

# 一個可彈性支援顧客關係管理與資料庫行銷之 模糊 RFM Model

邱宏彬 蘇建源  
南華大學資訊管理系所

## 摘要

在現今競爭激烈的環境下，瞭解與滿足顧客的需求是企業獲利的關鍵因素，過去以產品為導向的行銷策略逐漸轉變為以顧客為導向的行銷策略，顧客與企業的關係也比過去更加地密切，也因此顧客關係管理就成為當今企業非常重視的議題。透過 RFM 值的分析可以量化顧客消費行為並且衡量顧客的忠誠度和貢獻度。傳統的 RFM Model 有許多缺失與限制。本研究利用模糊分割(Fuzzy Partition)的觀念將 RFM 值量化並表示成 3 維的資料方塊(Data Cube)以建構一模糊 RFM Model。以該 Model 為基礎可進行顧客分群、顧客特性分析、以及挖掘 RFM 的模糊關聯法則，以便提供更具彈性且有效的資訊，作為企業在制定客製化行銷策略的正確決策上的一個有力的參考依據。

**關鍵字：**顧客關係管理、資料庫行銷、模糊分割、資料方塊、關聯法則

## A Flexible Fuzzy RFM Model for CRM and Database Marketing

Hung Pin Chiu Chien Yuan Su  
Institute of Information Management  
NAN HUA University

## Abstract

In the era of great competition, understanding and satisfying the users' requirements are the critical tasks for a company to make a profit. The customer-oriented marketing strategy makes the relationship between customers and business much closer incrementally such that customer relationship management becomes the important business issue at present. Through the RFM analysis, we can quantify the consuming behaviors of customers to measure their loyalties and contributions. The traditional RFM models have many disadvantages and limitations. This research proposes a fuzzy RFM model based on the fuzzy partition and 3-dimensional data cube representation. By using the fuzzy RFM model, we can segment the customers, analyze the customer preferences, and discover the fuzzy RFM association rules to provide the flexible and effective information by which the managers can make correct business decisions for marketing strategies.

**Keywords:** Customer Relationship Management(CRM), Database marketing, Fuzzy partition, Data cube, Association rules

## 1. 緒論

隨著網際網路興起、國際市場的開放、顧客至上的時代，產生了許多新的經營策略與企業的新挑戰。在如此競爭的環境下，如何創造其競爭優勢並提供優良的產品或最佳的服務來滿足顧客的需求，是現今目前許多企業所關注的議題。在許多研究報告中指出，若顧客保留率可提高 5%，平均每位顧客的價值就能增加 25%到 100%；80%的利潤來自 20%客戶(許中川, 2002;楊昇樺, 2002;張晉赫,2003;蘇建源, 2003)，由此可見，保住既有客戶及提高其價值的重要性。因此利用資訊科技來強化與客戶之間的互動，並與客戶建立緊密且長久的關係，讓既有的顧客持續地在此企業進行消費行為將是企業創造利潤的重要關鍵，也因此顧客關係管理就成為當今企業最熱門的議題。但如何有效地做好顧客關係管理，是目前現今的企業經營者最關心的議題，也因此在許多學術研究上或是業界上發展了許多顧客關係管理的工具，來幫助企業能夠有效地瞭解顧客並加強對顧客更深一層的互動。RFM Model 是其中相當著名的方法，RFM 為最近購買時間(Recency)、購買頻率(Frequency)、購買金額(Monetary)三個參數。我們可以在許多文獻中看到許多 RFM Model 改良以及應用(許中川, 2002;Ron, 1998; Miglautsch, 2000;Stone, 1989;Sung, 1998)。

分析顧客過去的購買行為以判斷那些顧客值得進一步的接觸是發展行銷策略上重要的議題(張晉赫, 2003;蘇建源, 2003;Shaw, 2001;Hu, 2003)。不同特性的顧客適合不同的行銷策略，因此，顧客分群是客製化行銷策略決策上首要的工作。透過 RFM 值的分析可以量化顧客消費行為並且衡量顧客忠誠度和貢獻度，以利顧客分群及目標客戶的鎖定。最近購買時間(R 值)為測量最後一次購買起算至現在之時間的時間距離。R 值愈小，則隱含著該顧客再次選購此產品的購買程度愈高；反之，R 值愈大，隨著時間之拉長該顧客之持續購買慾隨之降低，則表示著此顧客的購買行為可能改變或是變節至他處消費。購買頻率(F 值)主要是在測量一個時段內，顧客所購買的總次數，也就是在某一特定時間(一星期、一季、一個月等)內，測量顧客在此時間內與公司之互動程度。若 F 值愈高則代表此顧客與公司互動程度愈高；該顧客對此產品有愈高的熱衷程度，持續購買之動機亦較強。購買金額(M 值)主要是決定在某一時段內，顧客購買的總金額多寡。顧客購買某產品之總金額亦代表著對此產品之興趣指標，也是對企業之實質金錢貢獻。某顧客的 M 值愈多，代表該顧客大量購買此產品，對此商品具有大量之需求。

已有許多學者在 RFM Model 上提出許多不同的方法。(Sung, 1998)利用 SOM 將顧客的 RFM 先分群，然後比較各群的 RFM 平均值和全部 RFM 的平均值並觀察其變化是否上升或下降，來判斷各群的顧客是否為忠誠度高的黃金顧客還是潛

在顧客或是即將流失的顧客。其缺點是有些變化的組合很難去解釋、以及變化的幅度未考量。例如同樣是 R↑、F↑、M↑但上升的幅度不同，其實所代表的意義可能是不一樣的。

Stone 在 1989 年提出 Stone RFM Model(Stone, 1989)來計算 R、F、M 分數，在 R 值部份，時間分爲本季、距今六個月內、距今九個月內、以及今年四種，並分別給予 24、12、6、3 分等分數；在 F 值部分，就把購買次數乘以 4 當作 F 值的分數；在 M 值計算部份，以消費金額的百分之十當作分數，但若 M 值大於 9，則只取 9，主要是避免購買頻率低卻具有大量消費金額的情形。將顧客的 R、F、M 分數予以加總後，若其 RFM 總分大於使用者設定的門檻值，則爲潛在型顧客或爲黃金顧客。

顧客五等分法(Miglautsch, 2000)是將顧客消費記錄之最近購買時間、購買次數及購買金額等三個維度分別平均分成五等分，亦即(R,F,M)=(1,1,1)...(5,5,5)，至多將分出 125 個級別之顧客。

(5,5,5)即爲 15 分，(5,4,3)爲 12 分，分數愈高者代表後續購買某產品之潛在持續購買力愈大。

行爲五等分法(Miglautsch, 2000)是依顧客購買行爲將顧客排序。和顧客五等分法一樣，也將三個維度各分成五等分，但不同的是 R 值與 F 值部份。其 R 值分爲前三個月、前四至六個月間、前七至十二個月間、前十三至二十四個月以及前二十五個月五類，分別給予 5、4、3、2、1 分；F 值是先將只購買一次的顧客分爲一等分，然後計算其餘顧客的平均購買次數，高於此平均者分爲一等分，再計算其餘顧客的平均購買次數，高於此平均者再分爲一等分，重複此方法，將購買頻率由高至低分爲 5 群，分別給予 5 分至 1 分；M 值是依據購買金額由多至寡分別給予分數 5 分至 1 分。將顧客的 R、F、M 分數予以加總，若其 RFM 總分大於使用者設定的門檻值者，則爲潛在型顧客或爲黃金顧客。

雖然 RFM Model 在顧客關係管理上算是最讓人簡單易懂，但上述介紹的 RFM Model 仍存在一些缺失與限制。例如，Stone RFM 與行爲五等分法在 R 的部分採用固定式區間長度的切割方式來給分，但並非所有產品都適用這樣子的分法，因爲每樣產品都有它們自己的生命週期，像汽車可以用到五年至十年左右，但電腦只可以用到三年左右，由於生命週期並不相同，很難用這樣的標準去給分。另外，這三個方法在給分上也過於主觀認定，同時，也不易區分與解釋同分的情形，例如，(1,4,5)，(4,1,5)，(5,1,4)，這三者彼此所代表的意義並不相同。再者，顧客與行爲五等分法至多分成 125 群顧客，有時當顧客人數以及消費記錄未

具規模時，實際的群數常小於 125。我們將這四個 RFM Model 的缺點整理成表 1。

表 1：RFM Model 的缺點

缺點 \ RFM Model	(16)	Stone RFM Model	顧客五等分	行為五等分法
過於主觀	×	●：1.門檻值設定 2.給分偏向行銷人員的主觀認定	●：門檻值設定	●：1.門檻值設定 2.給分偏向行銷人員的主觀認定
產品生命週期問題	×	●：R 的部分採用固定式區間長度的切割方式來給分，難適合所有產品	●：R 的部分採用固定式區間長度的切割方式來給分，難適合所有產品	●：R 的部分採用固定式區間長度的切割方式來給分，難適合所有產品
同分問題	×	●：(12,24,4)，(6,32,2)，(24,8,8)同樣為 40 分但代表意義不同	●：(1,4,5)，(4,1,5)，(5,1,4)同樣為 10 分，但代表意義不同	●：(1,4,5)，(4,1,5)，(5,1,4)同樣為 10 分，但代表意義不同
群數的問題	×	×	●：分成 125 群，但有時顧客人數及消費紀錄未具如此規模	●：分成 125 群，但有時顧客人數及消費紀錄未具如此規模
其他問題	1.有些組合難解釋 2.幅度的變化也未被考量到			

由這些研究可知在 R、F、M 值的量化上，分界點的決定是一件不容易的事。不同領域的問題需要不同的分割位置與群數。而傳統的區間分割方式會造成鮮明邊界(sharp boundary)的問題。另外，人們在描述知識及進行決策時常會使用易於瞭解的含糊的用詞(vague terms)以便處理不精確與不完全的資訊。模糊邏輯利用模糊集合的歸屬函數提供不同集合之間的模糊邊界(smooth boundary)(李允中, 2003;Ishibuchi, 1992;Ishibuchi, 1995;Zadeh, 1965;Ait Kbir, 2000;Yen, 1999;Hu, 2003)，而每一集合可用人們常用的自然語言用詞描述。因此本研究利用模糊分割(Fuzzy partition) (Ishibuchi, 1992;Ishibuchi, 1995;Ait Kbir, 2000;Hu, 2003)的觀念

來建構一模糊 RFM Model，以解決傳統的 RFM Model 在 R、F、M 這三個參數上其量化上的問題，以便更有彈性地取得顧客特性與分割等資訊。

再者，探討 R、F、M 的關聯性，在企業的顧客關係管理中也是相當重要的。舉個例子來說，若某企業發現”最近購買時間長”與”購買次數少”具有關聯性，則可進一步加以分析其原因，以決定因應的策略。例如，從產品在市場的特性來分析，若企業所賣的產品屬於高價或是耐久性的產品，例如，汽車、珠寶等，則在行銷策略上就必須強調售後服務；但若是從顧客的消費者行為來分析，則表示企業有許多的顧客都是屬於即將快流失的顧客；若從市場狀況來分析，可能是由於經濟景氣不佳的影響所導致的現象。因此，探討 R、F、M 的關聯性，除了能夠讓行銷決策者更清楚瞭解顧客的行為之外，也能更深入地從產品在市場的特性以及市場狀況進行較為全面的分析，以使企業能夠更有效的達成行銷決策。文獻上幾乎沒有關於此議題的研究與應用。因此，本研究將探討挖掘模糊 RFM 關聯法則的方法。

本文提出的 Fuzzy RFM Model 將 RFM 值量化後表示成 3 維的資料方塊(Data Cube)，除了可以彈性地讓企業管理者分析顧客特性與分群外，還可以找出 R、F、M 這三者之間的關聯性。這些挖掘出的知識可望能夠讓企業用最全面的角度且更深一層地瞭解企業所在的市場與顧客特性，以作為企業在行銷決策上重要的依據。

本文第二節將先介紹所提出的 Fuzzy RFM Model 的運作流程，包括 Fuzzy partition 的觀念和 RFM 值的 3 維資料方塊表示法。接下來將介紹顧客分群、RFM 評分與 RFM 關聯法則(Association Rules)等分析方法，這個部分將以一個範例來完整說明其概念與運作。再來是績效的比較與分析，最後是結論與未來工作。

## 2. Fuzzy RFM Model

本研究利用模糊切割(Fuzzy partition)的觀念將 RFM 值量化並表示成 3 維的資料方塊(Data Cube)以建構一個多用途的模糊 RFM Model，如圖 1 所示。利用該 Model 可獲得顧客特性分析、顧客分群以及 RFM 值變化的關聯法則等知識，使得相較於傳統的 RFM Model 能夠以客觀且彈性的方法提供企業最有效的資訊來制定決策以便因應如此變化快速的環境。

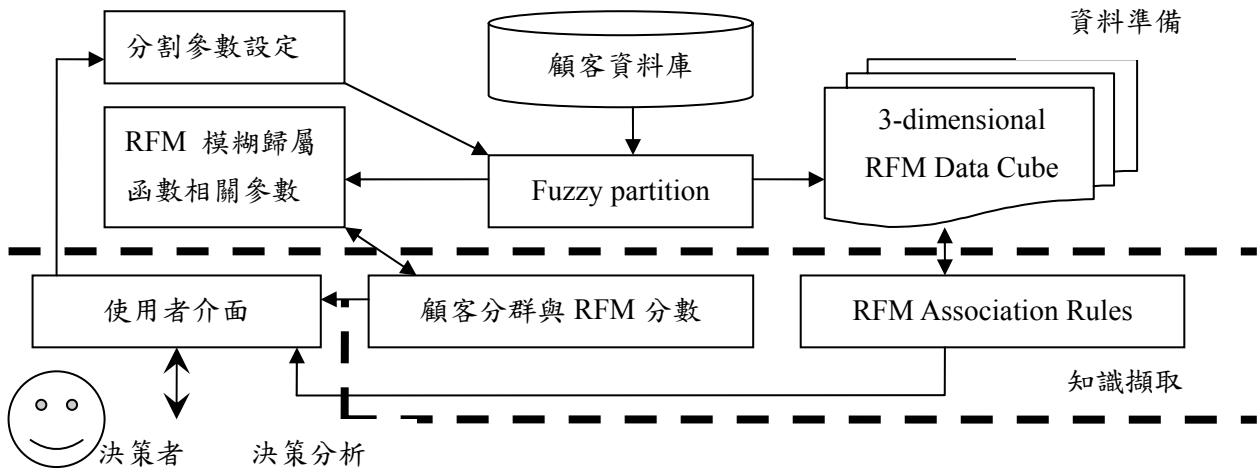


圖 1：模糊 RFM Model 流程架構圖

### 2.1. Fuzzy partition

在模糊理論中，歸屬度函數可以說是相當重要且基本的概念，透過歸屬度函數我們可以對模糊集合進行量化來描述模糊集合的性質(李允中, 2003;Ishibuchi, 1992;Ishibuchi, 1995;Zadeh, 1965;Ait Kbir, 2000;Yen, 1999;Hu, 2003)。根據文獻我們可以發現歸屬度函數有相當多種，最常被應用的有三角形、梯形、L-R、指數函數、S 函數等。(李允中, 2003;Ishibuchi, 1992;Ishibuchi, 1995;Zadeh, 1965;Ait Kbir, 2000;Yen, 1999;Hu, 2003)如何找出一個適當的歸屬度函數是目前模糊理論研究中相當實際且重要的問題，一般來說並沒有通用的定理或公式，通常是依據經驗或統計方法來加以確定，很難具客觀性。許多研究學者希望能夠透過系統化的方式來找出比較客觀的歸屬度函數，最常見的做法是先建立粗略的歸屬度函數，然後藉由學習與不斷地實驗，逐步進行修正和調整使得歸屬度函數更加客觀。簡單的三角形歸屬函數可使系統具有較佳的執行效率，且已成功地應用在很多問題上(Yen, 1999)，因此，在不失一般性的前提下，本研究先利用三角形歸屬度函數進行探討，其定義如下所示：

$$\mu_A(a,b,c;x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ (x-a)/(b-a), & a \leq x \leq b \\ (c-x)/(c-b), & b \leq x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \dots\dots\dots(公式 1)$$

其中， $a, b, c$  分別為定義三角模糊歸屬度函數的三個參數，其圖形如下圖 2 所示：

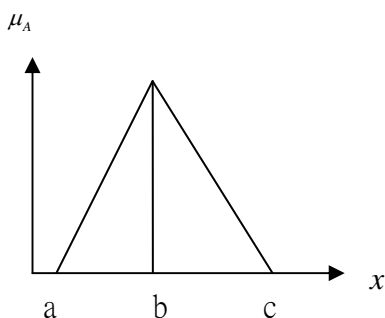


圖 2：三角形歸屬度函數

在許多模糊理論的應用中，Fuzzy if-then rules 可說是最成功且最廣的。而 Fuzzy partition 是在 Fuzzy if-then rules 中相當重要的概念。Ishibuchi 在 1992 年 (Ishibuchi, 1992) 與 1995 年 (Ishibuchi, 1995) 分別提出了 Simple fuzzy partition 與 Multiple fuzzy partition 的概念。本研究主要是利用 Simple fuzzy partition 的概念來建立 RFM 模式。假如在維度 D 上建立 K 個模糊集合，如圖 3 所示，則第 i 個集合的模糊歸屬函數定義如下，

$$\mu_i^D(x) = \begin{cases} 0, & x < a_i \\ (x - a_i) / (b_i - a_i), & a_i \leq x \leq b_i \\ (c_i - x) / (c_i - b_i), & b_i \leq x \leq c_i \\ 0, & x > c_i \end{cases}$$

其中  $1 \leq i \leq K$  .....(公式 2)

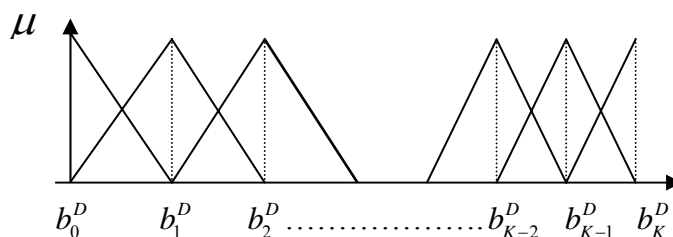


圖 3：以三角形歸屬度函數建立的 Simple fuzzy partition

一般而言，均分且對稱的三角形模糊隸屬函數即可有不錯的效果 (Yen, 1999)。因此我們可以求得 a, b, c 的間距

$$S = \frac{(x_{\max}^D - x_{\min}^D)}{(K-1)}$$

其中  $x_{\max}^D$  與  $x_{\min}^D$  分別為維度 D 資料的最大值與最小值，則

第 i 個模糊歸屬函數的參數分別為

$$\begin{aligned}
 b_i &= x_{\min}^D + S \cdot (i-1) \\
 a_i &= b_i - S \quad \dots\dots\dots(公式 3) \\
 c_i &= b_i + S
 \end{aligned}$$

例 1：資料中的年齡分別為(10，20，15，0，20，10，60，35，50，40)年紀最大者為 60 歲；最小則為 0 歲。我們把年齡這十筆資料分成三個集合分別為年輕人( $A_1^{Age}$ )、中年人( $A_2^{Age}$ )、老年人( $A_3^{Age}$ )則  $S = \frac{(60-0)}{(3-1)} = 30$ ，而

$$\begin{aligned}
 (a_1, b_1, c_1) &= (-30, 0, 30) \\
 (a_2, b_2, c_2) &= (0, 30, 60) \\
 (a_3, b_3, c_3) &= (30, 60, 90)
 \end{aligned}$$

因此我們可分別計算出 10 歲屬於年輕人、中年人、老年人的歸屬度為

$$\begin{aligned}
 \mu_1^{Age}(10) &= \frac{(30-10)}{30} = 0.667 \\
 \mu_2^{Age}(10) &= \frac{(10-0)}{30} = 0.333 \\
 \mu_3^{Age}(10) &= 0
 \end{aligned}$$

依此類推可計算出 10 筆年齡的歸屬度。

我們可由一維模糊分割(Fuzzy partition)進一步建立多維的模糊分割，以利模糊關聯法則的挖掘(Hu, 2003)。假設各維分割的模糊集合(Fuzzy sets)數目分別為  $K_1, K_2, \dots, K_n$  且  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  表示一筆 n 維的資料，則第 i 維資料值在其第  $t_i$  個模糊集合的歸屬度為  $\mu_{t_i}^{D_i}(x_i)$  其中  $1 \leq t_i \leq K_i$  如此，我們可以計算  $x$  在模糊集合  $t_1, t_2, \dots, t_n$  所組合之關係的歸屬度為

$$\mu_{t_1 \times t_2 \times \dots \times t_n}^{D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n}(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n) = \mu_{t_1}^{D_1}(x_1) \otimes \mu_{t_2}^{D_2}(x_2) \otimes \dots \otimes \mu_{t_i}^{D_i}(x_i) \otimes \dots \otimes \mu_{t_n}^{D_n}(x_n)$$

(公式 4)

⊗ 為 Fuzzy conjunction operator 若取 Product operation 作為 Fuzzy conjunction operator 則

$$\mu_{t_1 \times t_2 \times \dots \times t_n}^{D_1 \times D_2 \times \dots \times D_n}(x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n) = \mu_{t_1}^{D_1}(x_1) \times \mu_{t_2}^{D_2}(x_2) \times \dots \times \mu_{t_i}^{D_i}(x_i) \times \dots \times \mu_{t_n}^{D_n}(x_n)$$

(公式 5)



例二：資料有年齡和薪資這兩個維度，共 8 筆資料分別如下表 2：

表 2：範例資料表

	年齡	薪資
$r_1$	10	1000
$r_2$	20	15000
$r_3$	15	5000
$r_4$	0	0
$r_5$	20	10000
$r_6$	10	2000
$r_7$	60	40000
$r_8$	35	50000

我們在年齡與薪資上各定義三個集合與五個集合，分別為年輕人( $A_1^{Age}$ )、中年人( $A_2^{Age}$ )、老年人( $A_3^{Age}$ )、最低收入( $A_1^{Salary}$ )、低收入( $A_2^{Salary}$ )、中收入( $A_3^{Salary}$ )、高收入( $A_4^{Salary}$ )、最高收入( $A_5^{Salary}$ )，則

$$S^{age} = \frac{(60-0)}{(3-1)} = 30 \quad \text{和}$$

$$S^{salary} = \frac{(50000-0)}{(5-1)} = 12500$$

，年齡的三角模糊隸屬參數分別為

$$(a_1, b_1, c_1) = (-30, 0, 30), (a_2, b_2, c_2) = (0, 30, 60), \text{ 及 } (a_3, b_3, c_3) = (30, 60, 90)$$

，薪資的三角模糊隸屬參數分別為

隸屬參數分別為

$$(a_1, b_1, c_1) = (-12500, 0, 12500), (a_2, b_2, c_2) = (0, 12500, 25000),$$

$$(a_3, b_3, c_3) = (12500, 25000, 37500),$$

$$(a_4, b_4, c_4) = (25000, 37500, 50000), \text{ 及 } (a_5, b_5, c_5) = (37500, 50000, 62500)。$$

以第一筆為例，年齡的值為 10，其歸屬度計算為

$$\mu_1^{Age}(10) = 0.667, \mu_2^{Age}(10) = 0.333, \mu_3^{Age}(10) = 0$$

而薪資歸屬度計算為  $\mu_1^{salary}(1000) = 0.92, \mu_2^{salary}(1000) = 0.08, \mu_3^{salary}(1000) = 0, \mu_4^{salary}(1000) = 0,$

及  $\mu_5^{salary}(1000) = 0$ 。因此，可以算出第一筆紀錄在二維模糊分割的每一個子方塊

(subcube)的歸屬度分別為

$$\mu_{1 \times 1}^{Age \times Salary}(10, 1000) = \mu_1^{Age}(10) \times \mu_1^{Salary}(1000) = 0.667 \times 0.92 = 0.614,$$

$$\mu_{1 \times 2}^{Age \times Salary}(10, 1000) = \mu_1^{Age}(10) \times \mu_2^{Salary}(1000) = 0.053,$$

$$\mu_{2 \times 1}^{Age \times Salary}(10, 1000) = \mu_2^{Age}(10) \times \mu_1^{Salary}(1000) = 0.306,$$

$$\mu_{2 \times 2}^{Age \times Salary}(10, 1000) = \mu_2^{Age}(10) \times \mu_2^{Salary}(1000) = 0.027,$$

其他的歸屬度皆為 0，依此可類推算出其他 7 筆的歸屬度。

最後，我們將各維度所分割之模糊集合的相關參數記錄起來做為後續處理使用。

## 2.2. RFM 值的 3 維資料方塊表示法

當我們在 RFM 三個維度進行模糊分割而建立各維度的模糊集合之後，可以將各模糊集合視為一項目(Item)，如此可以利用 Apriori-like 演算法擷取 R、F、M 項目之間的模糊關聯法則(楊昇樺, 2002)。但當資料庫中的資料量很龐大時，Apriori 演算法(Agrawal, 1994; Agrawal, 1994)是相當費時的。因為 RFM 只有 3 維，因此我們可以事先計算這些項目組的模糊支持度(Fuzzy support)值並儲存在資料方塊(Data cube)之中，如此不必掃描資料庫即可快速求出關聯法則，達成線上挖掘(On-line mining)的功能(楊昇樺, 2002)，而當新增紀錄時，亦可即時加以處理並更新資料方塊(Data cube)中對應項目組的支持度，以達到漸進式挖掘(Incremental mining)的目的(楊昇樺, 2002)。在此，先說明三維 RFM Data cube 的建構方式，在第三節再描述其對應的模糊關聯法則挖掘法。資料方塊的圖示如下圖 4:

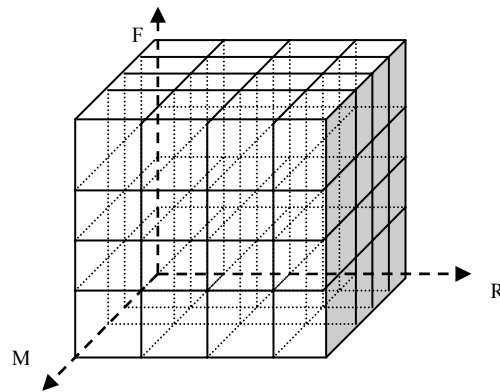


圖 4：RFM 3 維資料方塊

假設 R 值、F 值、M 值分割成  $K_R, K_F, K_M$  個模糊集合，則資料方塊的大小為  $(K_R + 1)(K_F + 1)(K_M + 1)$ 。換句話說其 Subcube 的座標可由  $(0, 0, 0)$  到  $(K_R, K_F, K_M)$ 。

令  $1 \leq r \leq K_R, 1 \leq f \leq K_F, 1 \leq m \leq K_M$  則座標  $(r, 0, 0), (0, f, 0), (0, 0, m)$  儲存的是

1-itemset 的模糊支持度值(fuzzy support):座標 $(r, f, 0), (r, 0, m), (0, f, m)$ 儲存的是 2-itemset 的模糊支持度值;而座標 $(r, f, m)$ 儲存的是 3-itemset 的模糊支持度值。

三維 RFM Data cube 的建構方式如下所示:

**步驟一** 從顧客交易資料庫擷取出顧客 RFM 資料表

**步驟二** 使用者設定參數  $K_R, K_F, K_M$  以便系統由 RFM 資料表求出所有歸屬函數的三個參數

**步驟三** 利用 2.1 節中的公式(5)計算每一筆紀錄在 K-itemsets 的歸屬度值,並累加至資料方塊所對應之 Subcube 的模糊支持度中。K-itemsets 的模糊支持度定義如下:

$$FS(A_1^{D_1} \times A_2^{D_2} \times \dots \times A_k^{D_k}) = \sum_{i=1}^n \mu_{t_1 \times t_2 \times \dots \times t_k}^{D_1 \times D_2 \times \dots \times D_k}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}) = \sum_{i=1}^n \mu_{t_1}^{D_1}(x_{i_1}) \times \mu_{t_2}^{D_2}(x_{i_2}) \times \dots \times \mu_{t_k}^{D_k}(x_{i_k})$$

(公式 6)

其中  $x_{i_k}$  為第  $i$  筆資料之維度  $D_k$  的值。

### 2.3. 範例說明

**步驟一** 假設某企業的顧客交易資料庫轉為顧客 RFM 資料表,如下表 3:

表 3: 顧客 RFM 資料表

	R(天數)	F(次數)	M(金額)
1	8	5	4500
2	10	10	3000
3	19	3	1500
4	25	7	6000
5	5	6	3500
6	1	5	10000
7	51	4	15000
8	14	2	8500
9	34	9	21500
10	40	8	5000

**步驟二** 假設此企業行銷主管設定 R 分成三部分(最近購買時間短(R.L)/中(R.M)/長(R.H)); F 也分成三部分(最近購買次數少(F.L)/普通(F.M)/高(F.H)); M 也分成三部分(購買金額小(M.L)/普通(M.M)/大(M.H)), 並分別建立 R、F、M 的三角形歸屬度函數,如下圖 5 所示:

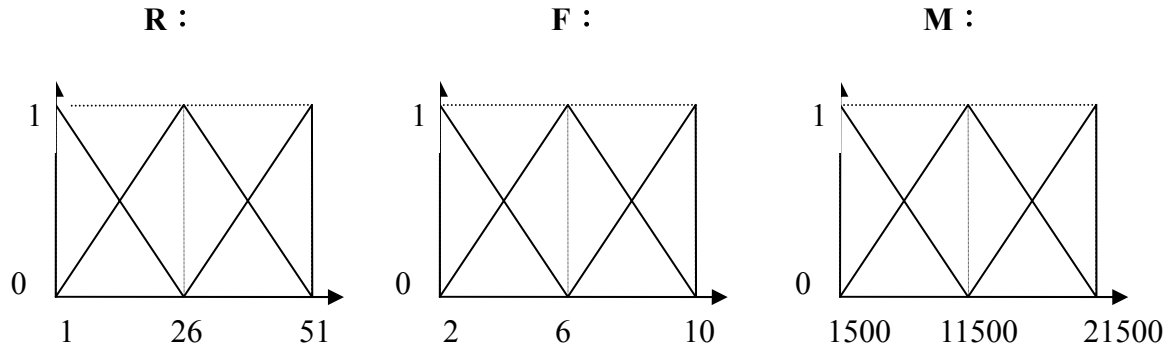


圖 5：RFM 三角形歸屬度函數

步驟三 計算資料方塊(Data Cube)中,各 itemsets 的模糊支持度值(fuzzy support):

就以 1-itemset 的 R.L 為例,分別計算出其十筆的歸屬度為 0.72、0.64、0.28、0.04、0.84、1.00、0.00、0.52、0.00、0.00,並將這些歸屬度加總再除以總筆數得到 0.404,即為 R.L 的模糊支持度值(fuzzy support),將該值存入座標為(1,0,0)之中。所有 1-itemsets 的模糊支持度值,如表 4 所示:

表 4：1-itemsets RFM 資料方塊

	1	2	3
R	<b>0.404</b>	0.412	0.188

	1	2	3
F	0.275	0.425	0.25

	1	2	3
M	0.5	0.365	0.135

而 2-itemsets 的計算就以 R.L×F.L 為例。就第一筆而言,  $\mu_{1 \times 1}^{R \times F}(8,5) = \mu_1^R(8) \times \mu_1^F(5) = 0.72 \times 0.25 = 0.18$ ,其餘 9 筆的歸屬度分別為 0、0.21、0、0.84、0.75、0、0.52、0、0,如此可求得 R.L×F.L 的模糊支持度值為 0.112,存入 Data cube(1,1,0)之中。所有的 2-itemsets 的模糊支持度值如下表 5 所示:

表 5：2-itemsets RFM 資料方塊

M = 0				F = 0				R = 0						
	F	1	2	3		M	1	2	3		M	1	2	3
R					R					R				
1		<b>0.112</b>	0.223	0.065	1		0.2316	0.1684	0.00	1		0.12625	0.13125	0.0175
2		0.113	0.116	0.133	2		0.232	0.112	0.068	2		0.2425	0.19	0.0425
3		0.05	0.086	0.052	3		0.0364	0.0846	0.067	3		0.13125	0.04375	0.075

依此類推計算出 3-itemsets 的模糊支持度值，如下表 6 所示：

表 6：3-itemsets RFM 資料方塊

M = 1				M = 2				M = 3						
	F	1	2	3		F	1	2	3		F	1	2	3
R					R					R				
1		0.05175	0.1249	0.0549	1		0.0602	0.0981	0.01005	1		0.00	0.00	0.00
				5			5							
2		0.0745	0.0994	0.0589	2		0.0385	0.0496	0.0239	2		0.00	0.017	0.051
3		0.00	0.0182	0.0182	3		0.0325	0.0423	0.0098	3		0.0175	0.0225	0.024

### 3. Fuzzy RFM Model 之知識挖掘

第二節介紹 Fuzzy RFM Model 之後，管理者可以有彈性地使用本研究的 Fuzzy RFM Model 來挖掘顧客特性的相關知識，其中一個方法是顧客分群與 RFM 分數的計算；另外一個是透過關聯法則找出 RFM 三個參數彼此之間的關聯(RFM Association Rules)。這些挖掘的知識可望作為企業在客製化行銷決策上重要依據。

#### 3.1. 顧客分群

顧客分群是行銷策略成功的一個重要前置步驟，假設利用模糊切割將 R、F、M 分別定義 L、M、H 三個模糊集合，則我們可得到如表 7 的顧客分群表(李健興, 2000)。我們計算出每一筆 R、F、M 的歸屬程度後，根據所算出來的數值以及企業所制定的顧客分群表可找出每一個顧客所屬的群和類型，以作為企業行銷決策的依據。

表 7：顧客分群表

群	R	F	M	顧客類型
1	L	H	H	忠誠的老顧客(高消費非理性型)
2	L	H	M	忠誠的老顧客(中低消費非理性)
3	L	H	L	忠誠的老顧客(中低消費非理性)
4	L	M	H	忠誠的長期顧客(高消費半理性型)
5	L	M	M	潛在型顧客(中低消費半理性)
6	L	M	L	想到才來的顧客

7	L	L	H	充滿好奇的顧客
8	L	L	M	新顧客
9	L	L	L	過客
10	M	H	H	離開有一段時間高忠誠顧客(高消費非理性型)
11	M	H	M	離開有一段時間潛在型顧客或即將流失的顧客(中低消費非理性)
12	M	H	L	離開有一段時間低忠誠顧客即將流失的顧客(中低消費非理性)
13	M	M	H	離開有一段時間高忠誠顧客(高消費半理性型)
14	M	M	M	離開有一段時間潛在型顧客或即將流失的顧客(中低消費半理性)
15	M	M	L	離開有一段時間低忠誠顧客或即將流失的顧客
16	M	L	H	離開有一段時間低忠誠顧客或潛在型顧客(高消費理性型)
17	M	L	M	離開有一段時間低忠誠顧客或潛在型顧客(中低消費理性)
18	M	L	L	離開有一段時間低忠誠顧客
19	H	H	H	離開很久的高忠誠顧客(高消費非理性型)
20	H	H	M	離開很久的潛在型顧客或即將流失的顧客(中低消費非理性)
21	H	H	L	離開很久的低忠誠顧客即將流失的顧客(中低消費非理性)
22	H	M	H	離開很久的高忠誠顧客(高消費半理性型)
23	H	M	M	離開很久的潛在型顧客或即將流失的顧客
24	H	M	L	離開很久的低忠誠顧客或即將流失的顧客
25	H	L	H	離開很久的低忠誠顧客或潛在型顧客(高消費理性型)
26	H	L	M	離開很久的低忠誠顧客或潛在型顧客(中低消費理性)
27	H	L	L	離開很久的低忠誠顧客

以表 3 的第 9 位顧客為例，第九位顧客他的最近購買時間與計算日的時間距離是中(R.M)和長(R.H)的程度分別為 0.68 與 0.32；他的購買次數是普通(F.M)和高(F.H)的程度分別為 0.25 與 0.75；他的購買金額是大(M.H)的程度是 1.00。根據顧客分群表，我們可以把第 9 位顧客歸類為第 10(R.M、F.H、M.H)、13(R.M、F.M、M.H)、19(R.H、F.H、M.H)、22(R.H、F.M、M.H)群的顧客，並且以這四群顧客的特性來對此顧客進行行銷策略。

雖然把第 9 位顧客歸類為第 10、13、19、22 群的顧客，但實際上第 9 位顧客在這四群的程度還是有差異的，所以我們以(公式 5)算出所對應群的歸屬度，來為第 9 位顧客歸類的群作排序。

第 9 位顧客屬於第 10 群(R=M、F=H、M=H)歸屬度為  $0.68 \times 0.75 \times 1.00 = 0.51$

第 9 位顧客屬於第 13 群(R=M、F=M、M=H)歸屬度為 0.17

第 9 位顧客屬於第 19 群(R=H、F=H、M=H)歸屬度為 0.24

第 9 位顧客屬於第 22 群(R=H、F=M、M=H)歸屬度為 0.08

然後經過排序得知第 9 位顧客屬於第 10 顧客群的程度較大，其次分別屬於

第 19、第 13、第 22 顧客群。我們也可以設定一個  $\alpha$ -cut 的門檻值來選出每個顧客屬於程度較高的顧客群。例如當我們  $\alpha$ -cut 設為 0.3 時，則第 9 位顧客屬於第 10 顧客群。

### 3.2. 顧客 RFM 分數

顧客分群是企業瞭解顧客行為與制定行銷策略時相當重要的工作，但除了顧客分群外，還有一個最重要的工作是找出對企業最重要且最具價值的顧客，這對於目前競爭激烈且資源有限的環境下，企業的行銷決策能夠有效地達到較佳的成效，這項工作是相當重要的，而計算每位顧客 RFM 分數就是一個評估企業最重要且最具價值的顧客的方法之一。在 Fuzzy RFM model 中，顧客 RFM 分數的計算步驟如下：

**步驟一** 企業管理者分別針對 RFM 上定義的模糊集合對企業的重要性與價值給定權重值。原則上，對企業愈有利則權重值愈大，以便有效的反應出顧客價值。例如，R 值愈小，則權重值愈高，表 8 是一個具體的例子。

**步驟二** 計算 R 值在其各模糊集合的歸屬度及其對應之權重值的乘積，將這些乘積加總即得到 R 的分數，定義如下：

$$S_R(v_R) = \sum_{i=1}^{K_R} W_i^R \times \mu_i^R(v_R) \dots\dots\dots(\text{公式 7})$$

同理，F 與 M 的分數定義如下：

$$S_F(v_F) = \sum_{i=1}^{K_F} W_i^F \times \mu_i^F(v_F) \dots\dots\dots(\text{公式 8})$$

$$S_M(v_M) = \sum_{i=1}^{K_M} W_i^M \times \mu_i^M(v_M) \dots\dots\dots(\text{公式 9})$$

**步驟三** 將 R、F、M 的分數加總即得到顧客 RFM 分數，定義如下：

$$S_{RFM}(v_R, v_F, v_M) = S_R(v_R) + S_F(v_F) + S_M(v_M) \dots\dots\dots(\text{公式 10})$$

顧客 RFM 分數愈高者則這些顧客對企業重要性與價值性就愈高，因此企業可以利用門檻值的方式篩選出企業最重要且最具價值的顧客。

假定 R、F、M 這三個參數都分割成三部分(K=3)，其 R、F、M 權重值分別如下表 8 所示：

表 8. RFM 權重表

RFM 狀態	權重值	RFM 狀態	權重值	RFM 狀態	權重值
R.L	$W_1^R = 3$	F.L	$W_1^F = 1$	M.L	$W_1^M = 1$
R.M	$W_2^R = 2$	F.M	$W_2^F = 2$	M.M	$W_2^M = 2$
R.H	$W_3^R = 1$	F.H	$W_3^F = 3$	M.H	$W_3^M = 3$

以第 9 位顧客為例，其 RFM 分數計算如下：

$$S_R(34) = \mu_1^R(34) * 3 + \mu_2^R(34) * 2 + \mu_3^R(34) * 1 = 0 * 3 + 0.68 * 2 + 0.32 * 1 = 1.68,$$

$$S_F(9) = \mu_1^F(9) * 1 + \mu_2^F(9) * 2 + \mu_3^F(9) * 3 = 0 * 1 + 0.25 * 2 + 0.75 * 3 = 2.75,$$

$$S_M(21500) = \mu_1^M(21500) * 1 + \mu_2^M(21500) * 2 + \mu_3^M(21500) * 3 = 0 * 1 + 0 * 2 + 1 * 3 = 3,$$

$$S_{RFM}(34, 9, 21500) = 1.68 + 2.75 + 3 = 7.43。$$

依此類推計算出其他顧客的 RFM 分數，分數愈高者，表示此顧客對企業來說是愈重要的顧客。

### 3.3. RFM Association Rules 的挖掘

因為所有 itemsets 的模糊支持度值(fuzzy support)已經存在 Data cube 中，而且 Data cube 並不大，所以我們可以快速掃描 Data cube 並與門檻值(最小模糊支持度)比對來產生大項目組(K-itemsets)再由大項目組推導出關聯法則，並與門檻值(最小模糊信賴度)比對產生符合使用者的法則。假定在 RFM 上分割之模糊集合的個數分別為  $K_R$ ,  $K_F$ , 與  $K_M$ ；使用者制定的門檻值分別為：最小模糊支持度 minfs 與最小模糊信賴度 minfc，則挖掘 Fuzzy RFM Association Rule 的步驟與演算法如下所示：

**步驟一** 掃描 3 維 RFM 資料方塊中，對應 1-itemsets 的 Subcubes，若其儲存的模糊支持度大於 minfs，則加入 Large RFM 1-itemsets 的集合  $L_1$

**步驟二** 步驟二：產生高頻 RFM 2-itemsets，有兩種方式可用：

A. 合併  $L_1$  產生  $C_2$ ，再到 Data cube 中檢查  $C_2$  中每一個候選 2-itemsets 的模糊支持度，若大於 minfs，則加入集合  $L_2$  中。

B. 直接掃描 Data cube 中，對應 2-itemsets 的 Subcubes 之模糊支持度，



若大於 minfs，則加入 L<sub>2</sub> 中。

步驟三 同理可產生 L<sub>3</sub>。

步驟四 由 L<sub>1</sub>、L<sub>2</sub> 與 L<sub>3</sub> 產生模糊 RFM 關聯法則。令法則 R 的通式如下：

Rule R :  $A_1^{D_1} \times A_2^{D_2} \times \dots \times A_i^{D_i} \Rightarrow A_{i+1}^{D_{i+1}} \times \dots \times A_k^{D_k}$  其中  $1 \leq i \leq k \leq 3$  則

$$FC(R) = \frac{FS(A_1^{D_1} \times A_2^{D_2} \times \dots \times A_k^{D_k})}{FS(A_1^{D_1} \times A_2^{D_2} \times \dots \times A_i^{D_i})} \dots\dots\dots (公式 11)$$

若  $FC(R) \geq \text{minfc}$ ，則 R 為所要之有效的關聯法則。

現在我們以表 3 的顧客 RFM 資料表為例來說明如何找出 RFM 的關聯法則。首先，假設最初的最小模糊支持度為 0.32，由 RFM 資料方塊我們得到 1-itemsets 的模糊支持度，如表 9 所示：

表 9：RFM1-itemsets 的 FS

	R.L	R.M	R.H	F.L	F.M	F.H	M.L	M.M	M.H
FS	0.404	0.408	0.188	0.425	0.275	0.300	0.495	0.340	0.165

經過最小模糊支持度門檻值(0.32)的刪減後得到 L<sub>1</sub>，如下表 10：

表 10：RFM 高頻 1- itemsets(L1)

	R.L	R.M	F.L	M.L	M.M
FS	0.404	0.408	0.425	0.495	0.340

接下來，假設進行合併以產生 RFM 候選 2-itemsets 的集合 C<sub>2</sub>，其對應的模糊支持度列表如下：

表 11：C<sub>2</sub> 的 FS

	R.L×F.L	R.L×M.L	R.L×M.M	R.M×F.L	R.M×M.L	R.M×M.M	F.L×M.L	F.L×M.M
FS	0.25	0.2292	0.1748	0.125	0.2294	0.1106	0.2125	0.18

若按照之前設定的門檻值來刪，則將沒有任何法則產生，因此，為了方便說明，我們在此階段調整門檻值，假設為 0.2，則產生了 L<sub>2</sub>，如下表 12：

表 12：L<sub>2</sub> 的 FS

	R.L×F.L	R.L×M.L	R.M×M.L	F.L×M.L
FS	0.25	0.2292	0.2294	0.2125

然後，繼續進行合併， $C_3$ ，如下表 13：

表 13： $C_3$  的 FS

	R.L×F.L×M.L	R.M×F.L×M.L
FS	0.12705	0.08575

同樣地，假設此階段的門檻值為 0.07，則  $L_3$  與  $C_3$  相同。因此我們獲得了這兩個最大長度為三的項目組。接下來，從這些高頻項目組可產生 22 條規則，其中模糊信賴度的計算，以”R is 短 => F is 少”為例，計算如下：

$$\frac{FS(A_1^R \times A_1^F)}{FS(A_1^R)} = \frac{0.25}{0.404} = 0.62$$

依此計算出其他法則的結果，如下表 14 所示：

表 14：RFM 關聯法則表

法則	FC
R is 短 => F is 少	0.62
R is 短 => M is 小	0.57
F is 少=> M is 小	0.50
F is 少=> R is 短	0.59
M is 小=> R is 短	0.46
M is 小=> F is 少	0.43
R is 普通=> F is 少	0.31
F is 少=> R is 普通	0.29
R is 普通=>M is 少	0.56
M is 少=> R is 普通	0.46
R is 短 且 F is 少=> M is 小	0.51
M is 小=> R is 短 且 F is 少	0.26
F is 少 且 M is 小=> R is 短	0.60
R is 短=> F is 少 且 M is 小	0.31
R is 短 且 M is 小=> F is 少	0.55
F is 少=> R is 短 且 M is 小	0.30
R is 普通 且 F is 少=>M is 小	0.69
M is 小=> R is 普通 且 F is 少	0.17
R is 普通 且 M is 小=> F is 少	0.37
F is 少=> R is 普通 且 M is 小	0.20

M is 小 且 F is 少 => R is 普通	0.40
R is 普通 => M is 小 且 F is 少	0.21

接下來，計算這 22 條法則的信賴度是否符合所制定的最小模糊信賴度 (0.5)，如下：

表 15：RFM 關聯法則表(符合最小信賴度)

法則	FC
R is 短 => F is 少	0.62
R is 短 => M is 小	0.57
F is 少 => M is 小	0.50
F is 少 => R is 短	0.59
R is 普通 => M is 少	0.56
R is 短 且 F is 少 => M is 小	0.51
F is 少 且 M is 小 => R is 短	0.60
R is 短 且 M is 小 => F is 少	0.55
R is 普通 且 F is 少 => M is 小	0.69

總共產生了 9 條有效的法則，供行銷經理人去作分析並且提供制定決策的依據：

A. 以顧客行為的角度來分析可以發現最近購買時間都不會太長而且購買次數少且購買金額還不大，這表示此企業的顧客大部分都是新來的顧客居多，因此作為企業的行銷經理在做行銷決策時，重心應該擺在如何讓這些新顧客有很好的購物經驗以提升顧客的購買次數，進而讓顧客花更多金額來採購或採用企業的產品或服務。

B. 以產品的特性角度來分析，此企業有可能是賣較專業且單價不會太高的產品，像專業的書籍...等。若以專業書籍為例，行銷經理應該對顧客所閱讀的專業領域來分群，然後以 e-mail 或郵寄的方式來宣傳符合顧客所讀的專業領域的最新書籍資訊來刺激顧客購買次數與金額。

C. 以市場的角度來分析，此企業所屬的產業正面臨經濟的不景氣，或是整個所有國家甚至全球經濟的蕭條。若是如此，企業經營者可能要以促銷方式或其他方法來刺激買氣來度過經濟的寒冬。

另外，就 RFM 三者的關聯部分，假設有一條法則是”購買次數高=>購買金額高”，則表示此企業必須要想辦法讓顧客提高購買的次數，因為從法則來分析此企業的顧客每次購物都是花費相當大的金額來購買產品居多。

RFM 的關聯法則在行銷的策略與行銷分析上除了上述之外，其實還可以有相當多的方面可以進行探討，因此探討 RFM 三者的關聯是企業的行銷經理在做決策前相當重要的參考的依據。

#### 4. 績效比較與分析

傳統 RFM Model，每一位顧客最多只能屬於某一群，但現實環境下，會有一些顧客是落在群界邊緣附近，而這些顧客其實對於其他群還是有其貢獻度。若按傳統 RFM Model 來分析，並不會去考慮到這些顧客在其他群的貢獻度而導致在分析顧客特性時，會有不完整的現象發生。模糊集合在元素的歸類上允許某個範圍的灰色區域，因此，本節中，我們將透過簡單的實驗來比較傳統 RFM Model 和 Fuzzy RFM Model 在顧客分群上的績效。

##### 4.1. 實驗資料庫

本實驗的資料來源為 Microsoft SQL Server 2000 中的範例資料庫—Food Mart 在 1997 年與 1998 年的交易資料庫，我們將此範例資料庫轉換成以”顧客 ID”為主鍵的 RFM 資料表，分別為 1997 年 RFM 資料表及 1998 年 RFM 資料表，以做為 RFM Model 的資料來源。每個 RFM 資料表各有 10282 筆顧客的 RFM 資料。

##### 4.2. $\alpha$ -cut 值與顧客所屬群數的變化

Fuzzy RFM Model 中，每一位顧客可能同時屬於不同的群，其群數會受  $\alpha$ -cut 值影響。我們先探討不同  $\alpha$ -cut 值對於 Fuzzy RFM Model 分群中之顧客所屬群數的影響。在本節的所有實驗中，Fuzzy RFM Model 的  $K_R, K_F, K_M$  都設為 5。我們利用(公式 5)算出每位顧客在各群的歸屬度，並且累計歸數度超過  $\alpha$ -cut 值之群的數目，即為該顧客所屬之群數。將所屬群數相同之顧客數目累計，可分別得到表 16 與表 17 之實驗結果。

表 16： $\alpha$ -cut 值對於顧客所屬群數之總人數影響(1997 年 RFM 資料表)

$\alpha$ -cut \ 群數	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0.0	0	4665	1	0	24	0	0	0	5592
0.25	0	4665	33	233	917	682	1044	894	1814
0.5	0	5078	2510	1172	931	0	0	0	0
0.6	266	7363	2597	50	6	0	0	0	0

0.7	1581	8291	410	0	0	0	0	0	0
0.8	3578	6704	0	0	0	0	0	0	0
0.9	5170	5112	0	0	0	0	0	0	0

表 17： $\alpha$ -cut 值對於顧客所屬群數之總人數影響(1998 年 RFM 資料表)

$\alpha$ -cut \ 群數	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0.0	0	0	2460	0	188	0	0	0	7634
0.25	0	2460	306	370	1465	878	1751	1101	1951
0.5	0	3425	4038	1900	919	0	0	0	0
0.6	290	6452	3458	650	17	0	0	0	0
0.7	1652	7851	779	0	0	0	0	0	0
0.8	4126	6156	0	0	0	0	0	0	0
0.9	6816	3466	0	0	0	0	0	0	0

由上表可知，當  $\alpha$ -cut 值太高時，會造成某些顧客不屬於任何群的情形，同時我們可以發現門檻值( $\alpha$ -cut 值)愈高，顧客所屬之群數有愈少的趨勢。當  $\alpha$ -cut 值低於(含)0.5 時，所有顧客至少屬於一群。當  $\alpha$ -cut 值設到 0.6 以上會有某些顧客都不屬於某一群的現象發生。當  $\alpha$ -cut 值大於(含)0.8 時，所有顧客至多只屬於某一群。綜合言之，Food Mart 有相當多的顧客其消費行為之特性是可分別隸屬於不同的群。透過 Fuzzy RFM Model 的分群方法，可以比傳統的 RFM Model 更能找出顧客隸屬於不同群的特性。這個特性對於企業經營者來說，可以更完整且全面地瞭解顧客，進而能夠制定較佳的行銷決策方案。

### 4.3. RFM Model 的績效比較

傳統 RFM Model 中，每一位顧客至多只能屬於某一群。因此，在群界邊緣的顧客其歸類上會有資訊遺失的情形發生，本節將驗證傳統的顧客五等分與行為五等分的分群方法較無法完整且全面地瞭解顧客。首先，我們先探討 Food Mart 經過傳統的顧客五等分與行為五等分的分群後，各群之顧客人數的分佈狀態。接下來，我們找出代表性的群(屬於此群的人數最多)中的所有顧客，再透過 Fuzzy RFM Model 的分群方法，來分析這些顧客其所屬之群數，以瞭解 Fuzzy RFM Model 在邊界狀況處理上的優勢。

1998 年的顧客經顧客五等分與行為五等分分割後，其各群之顧客人群分佈狀態如圖 6 與圖 7 所示。(1997 年的資料具有類似的結果，本文不再列出)

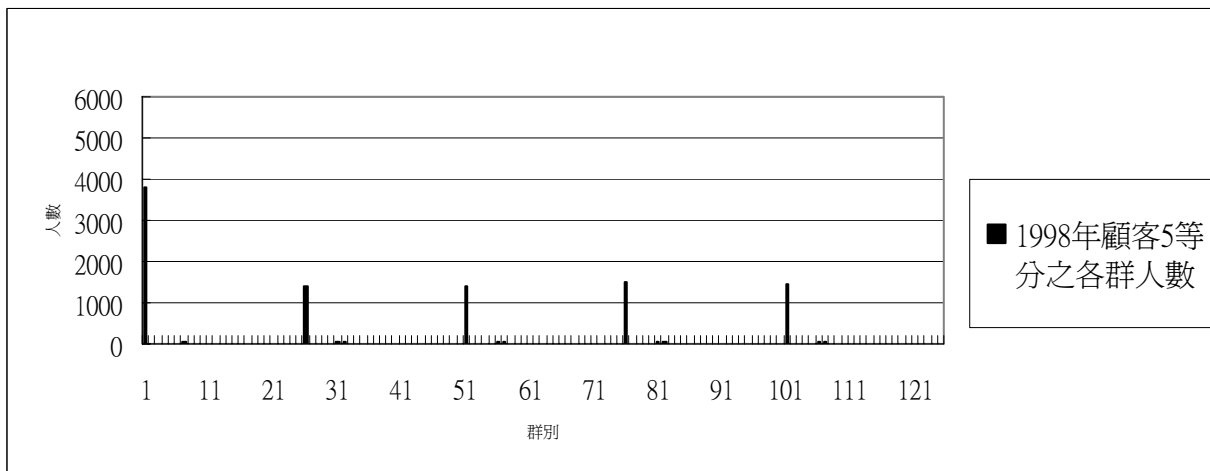


圖 6：1998 年顧客五等分之每一群顧客人數的分佈圖

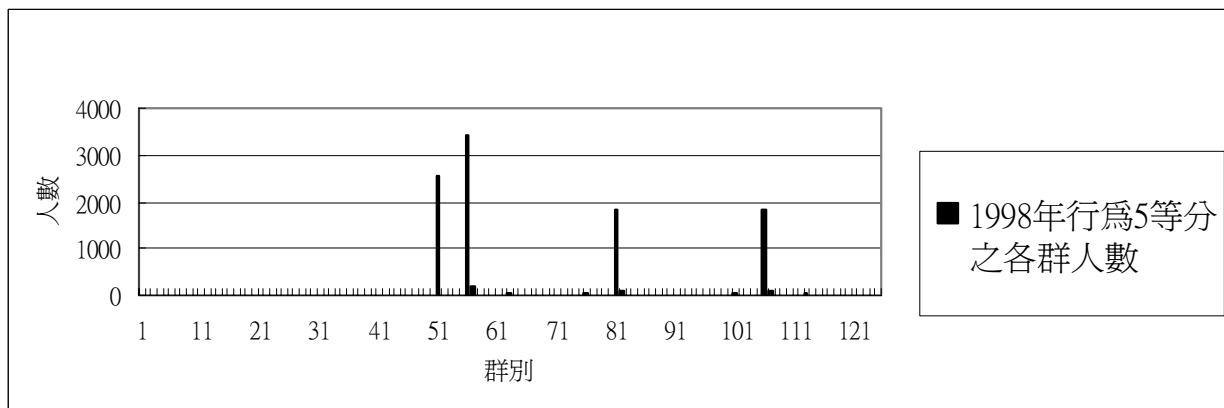


圖 7：1998 年行為五等分之每一群顧客人數的分佈圖

由圖中，我們可以發現 Food Mart 的顧客在分佈上只集中在少數幾群。在顧客五等分中，大部分的顧客都集中於第 1 群顧客群(有 3794 個顧客)；而在行為五等分，則分別集中在第 51 群與第 56 群(第 51 群有 2544 個顧客、第 56 群有 3420 個顧客)。

我們將探討這些代表群中之所有顧客在 Fuzzy RFM Model 分群上是否有歸屬於不同群的現象及其程度，以驗證顧客五等分與行為五等分的分群方法較無法完整且全面地瞭解顧客。實驗結果如下表 18 至表 19 所示。

表 18：1998 年顧客五等分之第一群顧客群在 Fuzzy RFM Model 分群上之狀態

群數 \ $\alpha$ -cut	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0.0	0	0	2459	0	37	0	0	0	1298
0.25	0	2458	56	46	165	112	364	191	402
0.5	0	2538	777	318	161	0	0	0	0

表 19：1998 年行為五等分之第 56 群顧客群在 Fuzzy RFM Model 分群上之狀態

$\alpha$ -cut \ 群數	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0.0	0	0	0	0	0	0	0	0	3420
0.25	0	0	79	141	623	373	839	491	876
0.5	0	422	1786	829	383	0	0	0	0

由上表，我們可以很明顯地發現用 Fuzzy RFM Model 的分群效果優於顧客五等分法或是行為五等分法的效果。因為，這些代表群的顧客中，有很多顧客在 Fuzzy RFM Model 上還可以分別歸屬於一個以上之不同群。可見，Fuzzy RFM Model 比顧客五等分法或是行為五等分法更能反映出落在群界邊緣附近的顧客之特性。

因為採用模糊分割，Fuzzy RFM Model 相較於其他 RFM Model，其在顧客 RFM 分數的計算上可望和顧客分群一樣能夠考慮到更完整的貢獻度而有較佳的績效。另外，Fuzzy RFM Model 的績效會受到歸屬函數的種類與形狀、各維切割的數量等因素的影響，這些因素的影響情形需要更多的方法與實驗來加以深入的探討。再者，模糊 RFM 分數與模糊 RFM 關聯法則在實際行銷策略的有效性也需要實際的應用資料來驗證，篇幅有限，未來，我們將更進一步探討這些課題。

## 5. 結論與未來工作

在如此競爭的環境下，瞭解與滿足顧客的需求是企業獲利的關鍵因素，也因此顧客關係管理就成為現今企業相當重要的課題，而 RFM Model 是目前顧客關係管理相當重要且簡易的工具。但過去傳統 RFM Model 仍有一些缺失，例如無法量化去做客觀的判斷、有些變化的組合很難去解釋、以及變化的幅度未考量。本研究利用了模糊理論的觀念來解決傳統 RFM Model 的一些缺失及限制，而提出了 Fuzzy RFM Model。本研究利用 Fuzzy partition 的觀念來建立 Fuzzy RFM Model 的第一階段，當第一階段完成後，就可以在第二階段做很多應用，像顧客分群以及計算每一個顧客的 RFM 分數。其中特別的應用是，這個 Fuzzy RFM Model 也可以結合關聯法則來進行 R、F、M 這三個參數彼此之間的關聯性，這是目前在許多 RFM 研究上非常少見的，但實際上探討 R、F、M 這三個參數彼此之間的關聯性是有其必要性。從這三個變數彼此之間的關聯性的探討，企業經營主管可以從中獲得更多隱藏的資訊來更深一層地瞭解顧客的需求與行為以及市場上的特性與變化，以提供企業經營主管更容易且更精確地制定最佳的決策。另外，3 維 Data cube 的表示法可以快速地找出 RFM 的模糊關聯法則，透過這樣

的儲存方式並可支援 on-line mining 與 incremental mining 的功能(楊昇樺, 2002)。

本研究所提出 Fuzzy RFM Model 的方法，還有許多地方是值得未來去深入探討的。例如，(1)在模糊理論中有相當多種模糊歸屬度函數，不同的模糊隸屬函數可能會對 Fuzzy RFM Model 產生不同影響；(2)R、F、M 中所切割的數量 K 要各設多少會有比較好的鑑別度；(3)本 Model 對於提升客製化行銷策略之有效性的驗證等；未來我們將實際深入探討這些層面的影響。另外，本研究所提的 Fuzzy RFM Model 可實際應用在很多電子商務系統的經營與行銷上。未來，我們將結合其他技術(張晉赫, 2003;蘇建源, 2003;Sung, 1998;Shaw, 2001)以便廣泛地應用到電子商務系統的个人化行銷、線上推薦與增進顧客價值等功能上。

## 參考文獻

- [1] 李允中、王小璠、蘇木春(2003)，《模糊理論及其應用》，台北：全華科技圖書。
- [2] 李健興、賴鼎宇、崔殷豪、黃啓瑞、陳偉昇、郭耀煌(2000)，“基於 XML 之智慧型個人化服務實驗性網站”，成功大學/華新麗華數位生活科技研究中心研究報告。
- [3] 許中川、林勇助、林旻宏(2002)，“探勘持續性購買行為—以銷售資料為例”，刊於《第三屆產業資訊管理學術暨新興科技實務研討會論文集(下集)》，558-569。
- [4] 楊昇樺、毛立人、邱宏彬 (2002)，“關聯法則之多層更新挖掘法及其應用”，刊於《第三屆產業資訊管理學術暨新興科技實務研討會論文集(下集)》，549-557。
- [5] 張晉赫、謝文天、蔡佳偉、邱宏彬 (2003)，“運用資料探勘技術進行一對一行銷之電子商務推薦系統”，《2003 企業管理學術研討會暨 2003 電子商務經營管理研討會》，387-392。
- [6] 蘇建源、邱美倫、邱宏彬、吳光閔 (2003)，“應用資料探勘技術支援顧客導向式影片檢索及推薦之智慧型人機介面”，《2003 企業管理學術研討會暨 2003 電子商務經營管理研討會》，427-432。
- [7] H. Ishibuchi, K. Nozaki, and H. Tanaka(1992), “Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification”, *Journal of Fuzzy Sets and Systems*, 52(1), 21-32.
- [8] H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka(1995), “Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms”, *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 3(3), 260-270.
- [9] Kahan Ron(1998), “Using Database Marketing Techniques to Enhance Your One-to-One Marketing Initiatives”, *Journal of Consumer Marketing*, 15(5), 491-493.



- [10] L. A. Zadeh(1965), "Fuzzy sets" ,*Information Control*, 8(3), 338-353.
- [11] M. Ait Kbir, H.Benkirane, K. Maalmi, and R. Benslimane(2000), "Hierarchical fuzzy partition for pattern classification with fuzzy if-then rules", *Pattern Recognition Letters*, 21, 503-509.
- [12] Miglautsch John(2000), "Thoughts on RFM Scoring", *Journal of Database Marketing*, 8(1).
- [13] R. Agrawal and R. Srikant (1994), "Fast algorithm for mining association rules", *International Conference on Very Large Database*, 487-499.
- [14] R. Agrawal ,T. Imielinski, and A. Swami(1993), "Mining Association Rules between Sets of Items in Large Databases", *Proceeding of the 1993 ACM SIGMOD Conference*, 207-216.
- [15] Stone Bob(1989), *Successful Direct Marketing Methods,4th ed.*, NTC Business Books.
- [16] Sung Ho Ha and Sang Chan Park(1998), "Application of data mining tools to hotel data mart on the Intranet for database marketing", *Expert Systems with Applications*, 15, 1-31.
- [17] Shaw Michael J , Chandrasekar Subramaniam ,Gek Woo Tan, and Michael E. Welge(2001), "Knowledge Management and Data Mining for Marketing", *Decision Support Systems*, 31, 127-137.
- [18] Yen John and Reza Langari(1999), *Fuzzy Logic Intelligence, Control,and Information*, Prentice-Hall,Inc.
- [19] Yi-ChungHu , Ruey-ShunChen, and Gwo-HshiongTzeng(2003), "Discovering fuzzy association rules using fuzzy partition methods", *Journal of Knowledge-Based Systems*, 16, 137-147.

