

信用卡客戶流失探討與偵測

鄭麗珍

東吳大學 資訊管理學系

lijencheng@csim.scu.edu.tw

陳志毅

東吳大學 資訊管理學系

99756003@scu.edu.tw

摘要

台灣的銀行在信用卡市場面臨激烈的競爭，銀行為了確保經營的規模及利益，對於留住客戶變得越來越重視，因此不斷的投入資金，進行活動促銷來刺激客戶刷卡，透過關懷外撥來挽留客戶、預防流失。然而有限的預算，企業應如何配置才可發揮最大效益，即須有效的方法來分析客戶特性及行為，以提供企業決策參考，訂定合適的經營策略。本研究提出一個新的流失預測模型，使用銀行的信用卡客戶數據，結合時間摘要方法，讓具時間特性的資訊，透過關聯規則技術分析，結果顯示該方法效能良好。

關鍵詞：時間摘要、關聯規則、信用卡客戶流失

信用卡客戶流失探討與偵測

壹、緒論(Introduction)

台灣信用卡發卡銀行(含非銀行之發卡機構，以下統稱為發卡銀行)共計 36 家，市場競爭十分激烈，雖然發卡量已逐漸趨近飽和，各發卡銀行為維持公司獲利，無不推出種種優惠措施或異業結盟方式，吸引其他客戶申辦自家信用卡，以提高市場佔用率。例如永豐商業銀行與全國加油站推「Go!LIFE」聯名加油卡，提供天天汽油每公升下降 3.4 元優惠，使其發卡量劇增，100 年 8 月底之發卡量 208.6 萬卡，較上年同期增加約 71 萬張(成長 34.03%)；反觀聯邦商業銀行 100 年 8 月底之發卡量 163.5 萬卡，較上年同期減少約 9 萬張(下降 5.67%)，因與家樂福之聯名卡於 100.12.18 到期，卻若未及早提出因應對策，導致其發卡量持續下滑，失去原有發卡規模與獲利的機會。

永豐商業銀行透過聯名加油卡的方式，提供加油降價的優惠吸引了大量開車族辦卡，然而其所付出的成本也相當可觀，若未好好經營客戶，在優惠活動結束後，客戶也會叛逃到其他家發卡銀行。從過去研究發現開發新客戶的成本是維繫現有客戶的 5 倍，且挽留住 5% 顧客的成果，可以降低 18% 運營成本，因此與客戶維繫良好關係比獲取客戶更為重要(Karakostas, et al.,2005)。

依據金管會銀行局網站公告的信用卡重要業務及財務資訊，經彙整 2010 年 9 月至 2011 年 8 月止之銀行信用卡發卡及帳務統計，平均總流通卡數約 3,118 萬卡，平均每月停卡數約 31.1 萬卡，每月客戶流失約佔總流通卡數之 1%(每年客戶約流失 12%)，由此可知台灣信用卡業競爭激烈，若未正視此問題，將會嚴重影響業務的發展。唯有降低客戶的流失率，才有助企業的經營與銷售，因此反流失管理是已成為企業經營的一種策略(Chu, et al.,2007)。客戶流失是不爭的事實，許多客戶意識到銀行未提供較好的優惠、加值服務，將使客戶轉移使用其他銀行之信用卡，銀行若能提供對的策略進行客戶挽留，將可提高客戶的忠誠度與貢獻度(Lin, et al.,2011)。

過去學者研究客戶流失主要專注於使用何種分類器可提高準確率(Coussement, et al.,2010; Kim, et al.,2005)。學者進一步使用組合的多分類器，證明其準確率高於單一分類器(De Bock, et al.,2011)。對客戶流失之流失與偵測都未考量時間變化的因素，畢竟客戶之流失不是一夕造成的，隨著時間變化，其行為隱含著許多潛在的資訊及透露著諸多意涵，若能將相關訊息，轉化成可解讀之資訊，再進行資料探勘，相信對客戶流失之預測會更加精準。本研究以使用信用卡客戶之人口統計特徵及每月帳款資料，透過時間摘要方式，將符合時間摘要特性之屬性欄位轉換成時間基本型特徵、時間趨勢及組合後之複雜型時間摘要，再使用關聯規則技術，建立客戶流失的規則模式，協助信用卡發卡銀行儘早訂定行銷策略，以減少客戶流失。因此本論文即使用時間摘要的方法，藉以收集、轉化時間演進過程中之資料，再透過關聯規則，對客戶流失所建立之規則，可清楚解釋客戶隨時間變化之行為，這是過去研究客戶流失所未見過的。

本論文將分為五大章節，第一章緒論，說明研究動機、背景及目的；第二章文獻探討，說明過去學者的相關研究；第三章研究方法；第四章實驗結果；第五章結論。

貳、文獻探討

客戶是重要的無形資產，企業應該好好的重視和管理，若客戶曾為企業帶來龐大的利基，一旦流失其未來將不再會有任何貢獻。本研究針對客戶流失之議題，藉由客戶生命週期來說明客戶與企業之間的關係，有助於瞭解客戶的形成與流失的過程。本研究採用「時間摘要」方法進行資料前處理，隨時間變化的背景下，瞭解客戶行為之趨勢及演變，並使用關聯規則進行分類，藉以探勘流失客戶的規則。以下將針對客戶的生命週期、客戶流失、時間摘要及關聯規則分類 4 部份進行文獻探討，將有助對本研究之瞭解。

一、客戶流失

企業須投入行銷策略才可增加客戶規模，適時進行客戶維繫活動，才可留住客戶。過去學者在研究客戶之終身價值，即時考量客戶考慮過去的貢獻、潛在價值(未來可能獲得的利益)及客戶的流失率三個面向(Hwang, et al.,2004)。意謂著客戶未來的貢獻度等於「潛在價值」乘上「客戶的留存率」(1-客戶的流失率)，企業應減少客戶流失，才可保住客戶的潛在價值。

有學者採客戶終身價值來探討客戶流失，說明客戶流失嚴重影響企業獲利，應有更好之客戶挽留或維繫策略，才能提高客戶忠誠度，進而增加客戶未來的貢獻價值(Gupta, et al.,2003; Hwang, et al.,2004)。瞭解客戶的價值、誰是最有利可圖的客戶，挽留住客戶是一件重要的事。本研究藉由客戶的生命週期可清楚瞭解從「潛在顧客」如何演進到「往來客戶」，透「客戶維繫」方式，再變成「忠實客戶」，其定義及流程說明分述如下：

潛在顧客：具潛在機會可成為客戶之人，例如客戶之親朋好友。

行銷策略：企業透過行銷手法、優惠活動吸引顧客，增加成為客戶之可能性。

往來客戶：行銷手法及優惠活動奏效，使潛在顧客成為有往來之客戶。

客戶維繫：企業須持續提供服務、優惠，與客戶建立良好關係，提高客戶對企業之忠誠度，才可使客戶變戶忠實客戶。

忠實客戶：有機會進行向上行銷或交叉行銷，增加客戶之貢獻度，使企業獲利。若維繫不佳將使客戶流失，將失去客戶未來可提供企業之獲利，變回潛在顧客。

本研究對象為信用卡客戶，客戶雖持卡卻未必會進行刷卡消費，且卡片有效期一般長達 2~5 年，銀行為業務推展需要，大多已取消年收取，因此在無年費產生的疑慮下，客戶可能持有但不會去刷卡，而會成為潛在流失的客戶，有別於其他產業之特性，雖屬生存者但無往來。依據金管會銀行局 100 年 8 月份資料顯示，約 36.7% 的信用卡客戶，超過 6 個月未使用所持有之信用卡，故本研究將信用卡 6 個月未刷卡消費之客戶，視為自願流失客戶。客戶屬性定義為兩類：

- (一) **往來客戶**：仍持有之信用卡可正常刷卡消費且最近 6 個月內至少消費過一筆(即為 JCIC 所定義的有效卡之客戶)。
- (二) **流失客戶**：已將持有之該銀行信用卡全部註銷，無法再刷卡消費或客戶仍持有信用卡，可正常刷卡但已超過 6 個月未刷卡消費之潛在流失客戶(因無法預期客戶何時會提出註銷信用卡)。亦包含因信用不良，導致信用卡遭銀行強停(強迫停用信用卡)，無法再刷卡消費，須待還清所有債務後，經銀行重新審核後，才有機會正常使用信用卡。

先前的文獻研究客戶流失主要專注於使用何種分類法的統計方法增加精確度(Coussement, et al.,2010; Kim, et al.,2005)；後來又有學者進一步使用組合的多分類器，證明其準確率高於單一分類器(De Bock, et al.,2011)。男性與女性客戶在理解能力、思考、行為模式皆有所差異，因此有學者針對性別差異，觀察兩性間客戶流失是否存在著不同(許瀟方，2007)。Hsieh(2004)曾提出信用卡客戶應依客戶之貢獻度應成分期戶(支付利息最多)、全繳戶(未付利息)及短期資金需求戶(支付利息居中)等 3 類，再使用類神經網路及關聯規則建立行為評分模型，透過兩階段之行為評分模式，讓銀行可據此瞭解各群獲利及進行適當的商業策略。

綜合上述學者研究，可發現對客戶行為之探勘，大多只是從分類方法不同的比較、性別屬性不同之探討及分成多階段的行為評分模式，雖然都可建立不錯的分類模式，但卻未考慮到時間演變過程所帶來的潛在資訊，若能將時間狀態及趨勢因子加入在探勘的流失資料中，相信能建立更具意義之規則。

二、 時間摘要

時間摘要(Temporal Abstraction)是一種以知識為基礎，結合領域知識而推導出的結構化知識，將資料轉化成更高層次的質化資訊，使其更具識別性及分析價值。時間摘要包含時間標記、參數、事件及摘要目的，所建立的知識可支持採集、維護、再使用及分享等功能(Shahar,1997)。過去學者大多將「時間摘要」技術，運用於醫療的行為分析，有效的將臨床醫師專業的隱性知識，轉化成可分享的顯性知識，用以預防疾病或提升醫療品質(Bellazzi, et al.,2005; Yeh, et al.,2011; Shahar,1997)。

Stacey 等學者在 2007 提出智能分析架構圖，即說明時間摘要在智能分析資料(Intelligent Data Analysis)所扮演的角色與應用，智能分析架構的執行步驟說明如下：

- (一) **資料驗證**：資料經過資料驗證程序將錯誤資料偵測出來、雜訊降低及選取重要特徵屬性。
- (二) **時間摘要資料表現**：領域專家提供的相關經驗，來協助訂定時間摘要轉換的規則、門檻值及取用的時間格式，再透過時間摘要技術進行轉換，將資料具體質化。
- (三) **資料解釋**：經推論引擎建立規則模式、解釋規則意涵，進而應用於工作之中。

時間摘要主要是描述事件在時間的變化過程，其狀態之變化或趨勢，藉以瞭解事件在加入時間屬性值後，探索其隱含的規則。時間摘要可分為基本型狀態、基本型趨勢及複雜型，將分述如下：

基本型狀態：主要由原始資料轉換而取得，一般依特定領域專家建議轉換之門檻值，將資料轉換成較具解讀性之狀態，例如高 (H)、中偏高 (N/H)、中 (N)、中偏低 (N/L)、低 (L)... 等狀態，時間摘要狀態級距定義如圖 1，視實際需要狀態分為更多或更少之狀態。

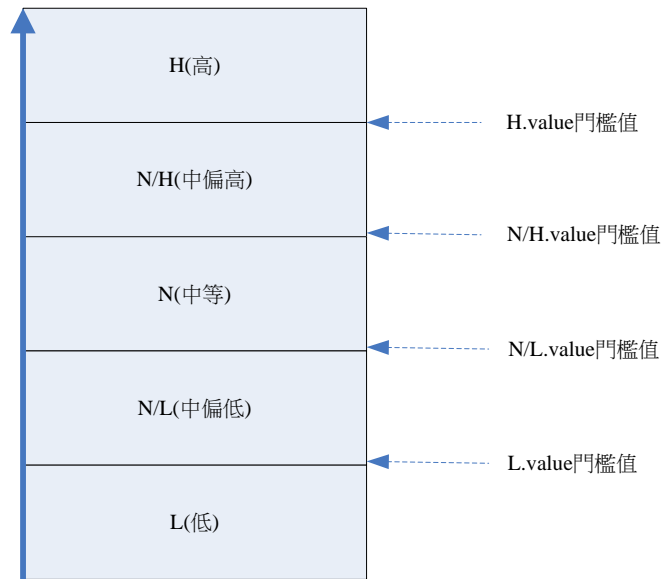


圖 1 時間摘要狀態級距定義

基本型趨勢：可分為 I(上升)、D(下降) 及 S(不變) 3 種，是透過基本型的時間摘要前、後期狀態值變化轉換而取得。若前期狀態值小於後期狀態值時，趨勢為 I(上升)，反之則為 D(下降)；若前、後期狀態值皆相同時則時間摘要趨勢為 S(不變)。

複雜型：用來描述時間摘要基本型狀態前、後期之間的變化，使用時間運算子「>」來連結前、後期狀態，藉以呈現時間摘要複雜型之屬性類別。

三、 關聯規則

關聯規則通常稱之為購物籃分析 (Market-Basket Analysis)，是由 Agrawal 等學者 (1993) 所提出，其中以 Apriori 演算法最為有名，在資料探勘領域中常被使用，因為它可以從大量數據中挖掘出有價值的項目集之間的關係，作為未來的行銷參考。像是超市對顧客的購買記錄進行關聯規則挖掘，將客戶的購買行為加以分類，再找出可提高獲利的購物行為，正如發現購買啤酒買同時也購買嬰兒尿布的潛在規則，超市就可以調整貨架上商品的位置，將嬰兒尿布和啤酒買放在一起，藉以增進銷售機會。

關連規則定義如下， I 為資料庫中所有項目的集合， i 為項目，可表示 $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_n\}$ ； T 是一筆交易由部份項目所組成之集合，可表示 $T \subseteq I$ ； X 和 Y 都為項目集，若 T 交易中以 X 項目集條件所對應出 T 交易中的 Y 項目集之結果，則關聯規則可定義為 $X \rightarrow Y$ ，其中 X 、 Y 皆為 I 的子集合，可表示 $X, Y \subset I$ ；且 X 與 Y 之項目無任何交集部份，可表示 $X \cap Y = \phi$ ； X 稱為條件項目； Y 稱為結論項目。關連規則須滿足支持度 (Support) 與信心水準 (Confidence)，來判斷所找出的關連規則是否有意義，支持度 (Support)：支持 X 條件項目集與 Y 結論項目集的交易交集個數佔交易總數的比例。信心水準 (Confidence)：符合 X 條件項目集與 Y 結論項目集的交易交集個數佔全體符合 X 條件項目集的交易個數之比例。

參、研究方法

本研究將客戶過去的行為，依時間序列做有效的前置處理，摘要時間方法就是將訊息轉化成有意義的資訊。主要使用客戶之人口資料及銀行每月報送 JCIC 的信用卡帳款資料，來探勘流失客戶的行為特徵，希望在流失初期，即可進行客戶挽留或提供專屬優惠之行銷策略；另對於還款異常、信用不良之客戶，提早發現進行事前的防範，相信會比客戶流失後再花費更多的人力與金錢挽回，更有其效益。

本研究對象為國內某銀行的信用卡客戶，依據客戶之人口資料、客戶關係資料及具時間序列特性的每月帳款資料，進行資料探勘，觀察客戶流失之潛在規則。透過與專家討論，決定實驗所需的重要屬性欄位，將相關資料匯整至同一資料庫。資料屬性欄位區分為時間摘要屬性及非時間摘要屬性，透過與專家討論方式，定義時間摘要屬性欄位門檻值之級距參數，作為時間摘要基本型狀態轉換使用；對於非時間摘要屬性欄位，進行數值對應類別之轉換及次數統計轉換。本研究詳細步驟說明如下：

(一) 研究對象篩選

排除非本研究的對象，如企業戶及於研究期間已流失的客戶，排除原因說明如下：

1. 排除企業戶

企業戶持有的公司商務卡，其消費與否須視公司的策略與規定，非個人可以決定，為避免研究之數據有所偏離而影響研究結果，故決定排除。

2. 排除研究期間已流失之客戶

本研究對象為原為正常消費的客戶，分析其未來 6 個月的帳款消費資料不足 6 次之客戶予以排除。

(二) 時間摘要轉換：

為瞭解客戶每月信用卡帳款各欄位屬性值的變化是否與客戶流失有所關聯，因此本研究使用時間摘要方法針對客戶每月的信用卡帳款，將具時間摘要特性的屬性資料進行

轉換，依第 1 個月的資料分析並定義屬性之各級距，以利後續進行時間摘要的基本型狀態、趨勢及複雜型轉換。

1. 時間摘要狀態級距定義

本研究將時間摘要狀態定義分為 5 種狀態，H(高)、N/H(中偏高)、N(中等)、N/L(中偏低)及 L(低)。由第 1 個月資料的帳單屬性值(如：帳單消費金額)進行統計及尋求專家對該屬性值之建議，定出 4 個門檻值 H.value、N/H.value、N/L.value 及 L.value，即可轉換成定義的 5 種狀態。

不同之客群歸屬其消費金額應有所不同，因此未來將於實驗階段針對各類客群歸屬定出不同對應之門檻值；或細分至每位客戶，建立個人之門檻值，經實驗後才可知所建立的關聯規則，是否可探勘出潛在的管理意涵。

2. 基本型時間摘要轉換

依各屬性值的門檻值之定義，即可進行具時間摘要特性及意義之屬性項目進行基本型轉換。

時間摘要趨勢及複雜型時間摘要須透過基本型時間摘要前後期狀態變化轉換而得。由於以 1 個月份的帳單資料作為前期或後期，屬性值恐會有所偏離，並無法真正呈現客戶之行為，因此本研究將以 3 個月為一期，計算前期基本型時間摘要(第 1~3 個月)、後期基本型時間摘要(第 4~6 個月)及另計算全期基本型時間摘要(第 1~6 個月)以代表該屬性之狀態。計算方式為帳單期間之平均值，再依門檻值定義進行轉換，以帳單消費金額屬性為例，即可轉換成「帳單消費金額前期基本型狀態」、「帳單消費金額後期基本型狀態」及「帳單消費金額基本型狀態」。

3. 時間摘要趨勢轉換

時間摘要趨勢可分為 I(上升)、D(下降)及 S(不變)3 種，是透過基本型的時間摘要前、後期狀態值變化轉換而取得。若後期狀態值較前期高時則為 I(上升)；若前期狀態值較後期高時則為 D(下降)；若前、後期狀態值屬同一狀態則為 S(不變)。

4. 複雜型時間摘要狀態轉換

複雜型的時間摘要是透過符號「>」連結前後期基本型時間摘要關係的狀態呈現，例如「帳單消費金額前期基本型狀態」為「H」及「帳單消費金額後期基本型狀態」為「N/H」，則複雜型的時間摘要將轉換為「H>N/H」。

適用本方式轉換後的項目有「本期消費金額」及「循環信用餘額」。「本期消費金額」消費金額的高低狀態、時間的趨勢變化、複雜型之時間摘要，可探勘自願流失客戶的特徵，而「循環信用餘額」則可探勘因信用不良所產生的非自願流失客戶的特徵。

(三) 頻率統計

針對客戶「帳單有消費的次數」「帳單有分期償還代墊消費款次數」、「帳單有使用循環信用次數」及「帳單有未繳足最低應繳次數」對客戶流失有顯著的影響，因此透過統計加總方式進行轉換。

(四) 關聯規則

為了瞭解客戶人口資料屬性及客戶帳款資料與客戶流失的關聯性，本研究採關聯式資料探勘方式，為了篩選出重要的規則透過最小支持度 (minimum support)、最小信心水準 (minimum confidence) 及重要度 (Importance) 三個參數值來觀察所建立項目集及瞭解客戶流失的潛在關聯規則。本研究主要探勘流失客戶的相關規則。在篩選規則方面將以支持度、信心水準、重要度等門檻值篩選。將相關公式分述於下：

支持度(Support)：項目集 X 中客戶流失結果為 Y 的客戶數佔研究對象客戶數的比例，其定義如下：

$$Support = \frac{\text{項目集}X \cup \text{客戶流失}Y}{\text{研究對象客戶數}} \quad (1)$$

信心水準(C Confidence)：項目集 X 中客戶流失結果為 Y 的客戶數佔項目集 X 的客戶數的比例，其定義如下：

$$Confidence = \frac{\text{項目集}X \cup \text{客戶流失}Y}{\text{項目集}X \text{的客戶數}} = P(Y | X) \quad (2)$$

重要度(Importance)：支持項目集 X 客戶流失結果為 Y 的信心水準佔非項目集 X 客戶流失結果為 Y 的信心水準之比例。用來檢驗關聯規則分類結果之相對重要性，若值大於 0 表示該規則具意義，值越大表示越重要，若小於 0，則表示該規則不具意義，其定義如下：

$$Importance = \log\left(\frac{\text{項目集}X \cup \text{客戶流失}Y}{\text{項目集}X \text{的客戶數}} / \frac{\text{非項目集}X \cup \text{客戶流失}Y}{\text{非項目集}X \text{的客戶數}}\right) = \log\left(\frac{P(Y | X)}{P(Y | NotX)}\right) \quad (3)$$

肆、實驗方法與結果

一、實驗方法

本研究對象為國內某銀行具行銷價值的信用卡客群，依據客戶之人口資料、客戶關係資料及具時間序列特性的每月帳款資料，研究對象為民國 99 年 7 月至民國 99 年 12 月有消費之客戶。取樣 127,364 筆，經過濾資料不齊或研究期間已不再持有研究銀行信用卡之客戶，實際參與本研究實驗共 115,677 筆資料，所收集的帳款資料時間為民國 100 年 1 月至民國 100 年 6 月，共計 6 個月。使用時間摘要方法進行資料前處理，透過關聯規則進行資料探勘，觀察這樣客戶於 100 年 7 月至民國 100 年 12 月流失之潛在規則。

本研究結合銀行客戶基本資料、客戶關係資料、與該客戶消費及繳款狀況的相關資料，透過與專家討論，共同篩選出共 15 的欄位，資料屬性欄位區分為時間摘要屬性及非時間摘要屬性，透過與專家討論方式，定義時間摘要屬性欄位門檻值之級距參數，作為時間摘要基本型狀態轉換使用；對於非時間摘要屬性欄位，進行數值對應類別之轉換及次數統計轉換。

將時間摘要基本型狀態進一步轉換為時間摘要複雜型及時間摘要趨勢。將「時間摘要基本型狀態」、「時間摘要複雜型狀態」、「時間摘要趨勢」、「次數統計屬性值」及「基本屬性值」(如：客群歸屬)匯整如表 1，供關聯規則探勘使用。

表 1 轉換後資料型態

SERNO	LIVE_AREA	CUST_TYPE	AGE	GROUP_ID	STMT_AMT1	STMT_AMT2	STMT_AMT3	STMT_AMT	STMT_TREND
109	02	1	6	2	N/H	H	N/H>H	H	I
110	02	1	7	1	H	H	H>H	H	S
111	02	1	6	3	N	N/L	N>N/L	N/L	D
112	02	1	7	1	N/L	L	N/L>L	N/L	D
113	02	1	6	3	H	N/H	H>N/H	H	D
114	02	1	5	3	N/H	N	N/H>N	N/H	D
115	02	1	8	3	N/L	L	N/L>L	N/L	D
116	05	1	5	1	L	L	L>L	L	S

使用 Microsoft SQL Server Business Intelligence Development Studio 資料探勘工具，將建立之規則匯入資料庫，並計算各規則之支持度、信心水準及重要度。重要度主要目的是用來檢驗關聯規則之相對重要性，若大於 0 表示該規則具重要性。因此本研究認為有意義的規則樣式除了須滿足最小支持度、信心水準外，亦須滿足重要度條件。

二、 實驗結果

透過前一步驟的關聯規則探勘，會產生很多的規則，本研究目標僅對流失客戶做探勘，故將支持度設為 0.9%、信心水準設為 10%及重要度設為 1.2%，以利篩選出有用的規則。客戶流失之關聯規則整理如表 2，規則編號 1~10 為生存客戶的樣態，規則編號 11~15 流失客戶的行為樣態。

表 2 客戶流失之關聯規則

規則編號	規則樣式	支持度	信心水準	重要度
生存客戶				
1	消費趨勢= I, 循環信用餘額= L>L, 延遲繳款= L>L	20.034%	99.840%	1.358%
2	消費趨勢= I, 客服中心服務= L>L, 外撥關懷= L>L	11.805%	99.941%	1.279%
3	消費金額= H>H, 消費趨勢= S, 循環信用餘額= L>L	8.399%	99.948%	1.234%
4	消費趨勢= I, 性別= 1, INCOME CALL3= L>L	7.768%	99.955%	1.229%
5	消費趨勢= I, 客群= 3, 外撥關懷= L>L	9.462%	99.899%	1.225%
6	消費趨勢= I, 客群= 3, 循環信用餘額= L>L	10.751%	99.855%	1.222%
7	消費趨勢= I, 居住地區= 02	11.924%	99.819%	1.220%
8	消費金額= H>H, 循環信用餘額= L>L, 循環信用利息= L>L	7.765%	99.944%	1.224%
9	消費趨勢= I, 性別= 1, 循環信用餘額= L>L	9.871%	99.877%	1.220%
10	消費金額= N>N, 客服中心服務= L>L, 循環信用趨勢= S	5.197%	99.983%	1.208%
流失客戶				
11	消費金額= L>L, 分期餘額= L>L	2.157%	12.381%	134.778%
12	消費金額= L>L, 外撥關懷= L>L	1.847%	17.910%	131.937%
13	消費金額= L>L, 外撥關懷= L>L, 分期餘額= L>L	1.847%	17.910%	131.937%
14	消費金額= L>L, 客群= 3, 外撥關懷= L>L	1.033%	18.473%	104.200%
15	消費金額= L>L, 居住地區= 02, 外撥關懷= L>L	0.982%	17.974%	101.691%

關聯規則說明如下：

1. 規則編號 1 顯示，消費趨勢為增加、不使用循環信用且無延遲繳款之客戶，較易成為生存客戶。
2. 規則編號 2 顯示，消費趨勢為增加、不使用客服中心服務且銀行未提供關懷外撥，此類客戶應屬忠誠度較高之客戶，已熟悉信用卡相關權益，因此無須客服中心提供服務；且銀行考量人力成本，外撥關懷的對象，僅會針對有流失可能之客戶。
3. 規則編號 3 顯示，長期維持高消費金額且不使用循環信用，經過一段時間後，變成不再消費者，較易成為生存客戶。
4. 規則編號 5、6 顯示，消費趨勢為增加且客群屬性為一般客群，較易成為生存客戶。
5. 規則編號 11 顯示，長期不消費且未使用信用卡分期之客戶，較易成為流失客戶。
6. 規則編號 12 顯示，客戶長期不消費且對客戶未能適度的外撥關懷，較易成為流失客戶。
7. 規則編號 14 顯示，客戶長期不消費、客群屬性為一般客群對且未能適度的外撥關懷，較易成為流失客戶。
8. 規則編號 15 顯示，客戶長期不消費、居住在大台北地區且未能適度的外撥關懷，較易成為流失客戶。

三、 管理意涵

透過本研究所探勘出的消費者樣態，可以深入探討分析出以下管理意涵：

1. 客戶若消費趨勢在下滑或處於長時間不消費，且銀行未適時提出關懷或行銷活動時，客戶即可能會流失。
2. 發現客戶是否使用信用卡分期，是流失與否的重要關鍵因素，因此針對信用卡分期屬性，進行深入分析，發現有辦理信用卡分期客戶流失率約 0.3%，較未辦理信用卡分期客戶流失率約 2.9%；且分期餘額有增加趨勢的客戶，沒有任何客戶發生有流失的現象，顯示銀行應推行分期活動，可與客戶建立長期的往來關係，有效的留住客戶。
3. 與銀行客服中心有較高頻率接觸的客戶，其願流失率相對較低，顯示銀行應重視客服中心的服務，此為服務信用卡客戶的重要管道。
4. 發現非自願流失客戶循環信用餘額長期偏高，且不喜歡採用信用卡分期方式，來延長繳款期限，推測此類客戶缺乏理財觀念，不懂善用金融工具或方法來降低信用卡的高利率支出，最後導致無力償還卡債。
5. 發現理財型客群在銀行已購置一定金額之金融商品，未有任何客戶因信用不良而流失，若銀行將具開發價值客群，對其行銷適合的金融商品，使其成為理財型客戶，不但可增加收續費收入外，更可避免客戶呆帳風險。

伍、結論

客戶流失一直是企業相當在意的課題，關係著企業是否獲利，具規模之發卡銀行無不投入相當大的成本建置資料倉儲進行資料收集、建置客戶關係管理系統進行客戶行為分析，本研究使用客戶信用卡六個月期間的帳單資料、客戶的人口特徵及客戶關係三類資料，將客戶的行為資訊完整收集，透過時間摘要的方法，可瞭解客戶行為隨時間變化的演變過程，使用關聯規則分類探勘潛在的規則，再由信用卡領域專家檢視所建立之規則，解釋其潛在的管理意涵，提供研究銀行高階主管作為未來決策的參考。

曾拜訪研究銀行信用卡部門行銷主管，向其請教銀行經營信用卡的經營策略，其表示銀行不期望於信用卡可賺到多少利潤，所在意的是透過信用卡商品與客戶建立關係，取得與客戶合法接觸的機會，爾後再對客戶提供理財服務、搭配行銷策略，深耕成為銀行的理財型客戶，這樣銀行的收益也就會顯現出來。

銀行為擴大經營規模，信用卡的客戶流失是極為重要的課題，過去發卡銀行在挽留客戶時，大部份採取的策略為下述兩種，一為依據客戶多久未刷卡，分別訂定不同專屬的行銷活動加以觸動；二為客戶主動要求剪卡時，提供挽留優惠活動來降低流失率。本研究發現信用卡客戶的流失一定有脈絡可循，客戶不會一夕之間，從忠誠的刷卡大戶，變成不再往來的陌生客戶，本研究加入時間因素，來偵測客戶的行為趨勢，不在像過去以一個點來分析客戶，而是從時間的行為趨勢構成的線，加上人口特徵及客戶關係結合成面的方式來分析客戶，讓銀行有較完整的參考資訊，規劃相關策略、主動關懷客戶、重建客戶關係。

陸、致謝

本研究受國科會計畫補助(計畫編號：NSC 100-2410-H-031 -010 -MY2)，特此致謝。

參考文獻

1. 許瀟方，民 96，現金卡客戶流失預警模型之建立，世新大學財務金融學研究所碩士論文。
2. Bellazzi, R., Larizza, C., Magni, P., and Bellazzi, R. "The state of CRM adoption by the financial services in the UK: an empirical investigation," *Information & Management*, vol. 42, pp. 853-863, 2005.
3. B.-H. Chu, et al., "Toward a hybrid data mining model for customer retention," *Know.-Based Syst.*, vol. 20, pp. 703-718, 2007.
4. C.-S. Lin, et al., "Combined rough set theory and flow network graph to predict customer churn in credit card accounts," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 8-15, 2011.

5. H. Hwang, et al., "An LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry," *Expert Systems with Applications*, vol. 26, pp. 181-188, 2004.
6. H. Nan-Chen, "An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers," *Expert Systems with Applications*, vol. 27, pp. 623-633, 2004.
7. J.-Y. Yeh, et al., "Using data mining techniques to predict hospitalization of hemodialysis patients," *Decision Support Systems*, vol. 50, pp. 439-448, 2011.
8. K. Coussement, et al., "Improved marketing decision making in a customer churn prediction context using generalized additive models," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, pp. 2132-2143, 2010.
9. K. W. De Bock and D. V. d. Poel, "An empirical evaluation of rotation-based ensemble classifiers for customer churn prediction," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, pp. 12293-12301, 2011.
10. M. Stacey and C. McGregor, "Temporal abstraction in intelligent clinical data analysis: A survey," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 39, pp. 1-24, 2007.
11. R. Bellazzi, et al., "Temporal data mining for the quality assessment of hemodialysis services," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 34, pp. 25-39, 2005.
12. S. Gupta and D. R. Lehmann, "Customers as assets," *Journal of Interactive Marketing*, vol. 17, pp. 9-24, 2003.
13. S. Kim, et al., "An application of support vector machines for customer churn analysis: Credit card case," *Changsha*, 2005, pp. 636-647.
14. S. Yuval, "A framework for knowledge-based temporal abstraction," *Artificial Intelligence*, vol. 90, pp. 79-133, 1997.

Predicting customer churn through analysis of credit card data

LI-CHEN, CHENG

Department of Information Management, Soochow University

lijencheng@csim.scu.edu.tw

CHIH-I, CHEN

Department of Information Management, Soochow University

99756003@scu.edu.tw

Abstract

Since the banks in Taiwan face fierce competition in credit card market, keeping customers has become more important for those companies. The banks always invest a lot of money in identifying those customers who have a high risk of churn and then utilize the limited resources to retain those customers. This study proposed a new churn prediction model which combines temporal abstraction with association rule technology for analyzing credit card customers' data. Through an analysis result from a bank at Taiwan, the results indicated that the proposed approach performs well.

Keyword: Temporal abstraction, Association rule, Customer churns