

2012 TOPCO 崇越論文大賞

論文題目

約略集為基礎的關聯法則於網路消費者
推薦機制與改變行為之研究

報名編號： H0013

約略集為基礎的關聯法則於網路消費者推薦機制與改變行為之研究

摘要

網路購物市場越來越蓬勃發展，而許許多多的消費者所傾向的是價格上低廉、交易機制的便利與安全性，因此，各網路購物平台的消費者忠誠度並不高，為獲得更廣大的消費者上網購買商品，與幫助企業的網站瀏覽量大增，提高各網路平台的消費者忠誠度，本研究將設計一個個人化的推薦機制，提供消費者更精緻的購物環境與服務。本研究結合了約略集與資料採礦中的關聯法則，著重於具有處理不確定性資料能力的規則產生，以助於行銷決策者可以準確的區隔市場，並發展以約略集為基礎之關聯演算法，加上層級分析法(AHP)之相對比重概念，建立內外部推薦機制，將適當的產品與平台通路推薦給消費者，端看是否能改變其消費行為。

關鍵詞：推薦機制、改變行為、約略集理論、關聯法則、資料採礦

壹、緒論

一、研究背景與動機

現今 21 世紀的大環境中，因應電腦的普及化與社會經濟的復甦，對於網路購物已漸趨謂為風潮，在傳統的行銷系統中，幾乎每隔 10-20 年，就會有一套新的行銷系統出現，成為將產品銷售給終端消費者的新方法，所以在 1990 年代開始，網路與電子商務的盛行，至今因科技的進步、電腦的普及與消費者訴求購物的便利性，創造出所謂的「宅經濟」。國內網路購物市場而言，越來越蓬勃發展，而許許多多的消費者所傾向的是價格上低廉，交易機制的便利與安全性，因此，各網路購物平台的消費者忠誠度並不高，本研究將設計一個個人化的推薦機制，提供消費者更精緻的購物環境與服務。並且將推薦機制之結果探討消費者改變行為，並以消費者對於平台通路與產品之忠誠度高低，來為平台業者與商品業者設計一套完善的競合策略。

二、研究目的

透過以約略集為基礎之關聯演算法可得到較佳的分群或分類的結果，藉由降低傳統 Apriori 演算法的計算維度，加上關聯法則中的支持度(Support)及信賴度(Confidence)概念，得到不同的結果，後續推薦則將問卷納入層級分析法(Anclytical hierarchy process, AHP)的概念做設計，並運用簡單的統計機率概念，做類別加總，以探討消費者對於網路購物平台購買偏好、商品類別偏好及購買意願、排序來做

更精確的推薦，得到更正確性與有效性的資料，規劃出一套完整的推薦系統，再則將問卷依路徑做修改，以探討消費者是否可改變購買行為，以達到推薦的目的。

貳、文獻探討

本章主要將從約略集理論、關聯法則、推薦機制與改變行為四部份的文獻進行探討，藉由不同層面的文獻整合，幫助我們提出推薦機制的演算法概念(圖1)。

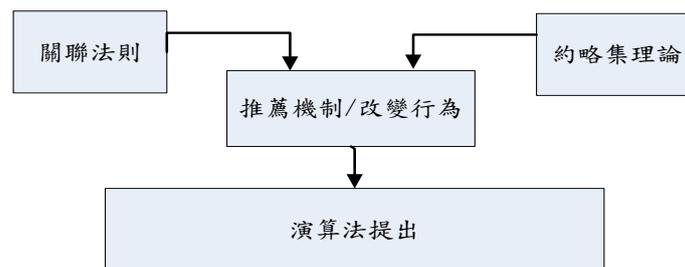


圖 1 文獻探討架構圖

一、約略集理論(Rough Sets)

約略集理論起源於 Pawlak 在 1982 年針對 1904 年謂詞邏輯創始者 Frege 的邊界線區構想提出了約略集的概念，而這種邊界線區域則被定義為上近似集(Upper approximations of a set)和下近似集(Lower approximation of a set)的差集(Difference set)，也就是說最主要的概念是一種近似值空間(Approximation space)。上近似集與下近似集，上近似集即代表確定屬於目標族群的描述值所產生的集合，而下近似集則代表可能屬於目標族群的描述值所產生的集合。約略集理論中的資訊系統可用一個四元組來表示： $S = \{U, P, V, f\}$ 。其中 U 是一個論域，也就是一個非空集合又稱為全集合，表示資料庫中的所有對象記錄(Record)； P 則表示資料庫中的所有屬性(Attributes)，為一個非空的有限集合； V 則表示屬性 p 的值域，也就是屬性值所組成的集合； f 則是對象記錄與屬性的資訊函數， $f(x, p)$ 的值確定記錄 p 關於屬性 x 的取值。通常 $S = \{U, P, V, f\}$ 可以簡記為 $S=(U, P)$ 。從 $S = \{U, P, V, f\}$ 中，可以根據任意屬性或屬性集合對論域進行劃分，尋找 P 上任意屬性或屬性集合皆可看成 U 上的一個等價關係，而屬性集合 P 的所有等價類集合稱為基本知識，相對應的等價類集合則稱為基本概念， f 指定 U 裡面的每一個對象之屬性。Greco et al. (1999)認為約略集理論可以處理順序性問題，並運用逼近關係獲取建議並運用在多準則決策分析上。

二、關聯法則(Association Rules)

關聯法則最早起源於 Agrawal et al. (1993)，提出是一種機率關係的應用，憑著過去的記錄在大量的資料庫中，尋找資料的屬性。例如：購物籃分析。假設在資

料庫中， $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ 是顧客的知識和需求之集合，其中 X 與 Y 均為決策變數，且是 L 的子集合(subset)並互相獨立。因此，關聯性法則的表示形式為： $X \rightarrow Y, X \subset L, Y \subset L \text{ 且 } X \cap Y = \emptyset$ 。而在關聯法則中，有支持度(support)、可靠度(confidence)和增益值(lift)三個參數。以下為三個參數的定義：

1.支持度(Support)的定義為：決策變數在資料庫中所出現的比例， $Sup(X)$ 表示之。支持度越高，越受重視。

$$Sup(X) = \frac{\text{項目集合 } X \text{ 在資料庫中出現的總次數}}{\text{資料庫中的總交易筆數}}$$

2.可靠度(Confidence)的定義為：關聯法則中的可信程度，也就是某決策變數 X 已成立時，另一決策變數 Y 成立的機率，和統計學裡的條件機率相同，以 $Conf(X \rightarrow Y)$ 。

$$Conf(X \rightarrow Y) = \frac{Sup(X \cap Y)}{Sup(X)}$$

3.增益值(Lift)的定義為：為減少支持度與可靠度兩指標造成的偏誤，要考慮相關性(correlation)，進行相關分析(correlation analysis)，即所為的增益值(Lift) (Wang et al.2004)。

$$Lift = \frac{Confidence(X \rightarrow Y)}{Support(Y)}$$

若：

增益值 >1 ，表示 X 與 Y 為正相關(較佳)有實用性。

增益值 $=1$ ，表示 X 與 Y 分別獨立。

增益值 <1 ，表示 X 與 Y 為負相關(較差)。

三、推薦機制(Recommendation mechanisms)

推薦機制的產生主要是幫助消費者於消費市場上，能夠在面對眾多商品之中，進行購買決策的判斷，提高消費者在進行選擇和獲得資訊時更加快速、便利及精準。本研究希望以消費者於網路購物的平台偏好和其購買的商品類別偏好度做深入了解，希望藉由偏好度的順序性資料處理後，由完整分析來進一步提升通路推薦與商品類別推薦的準確率，除了提高網路購物平台的忠誠度，也可吸引潛在顧客上網消費，加強消費者購買的判斷能力。推薦機制的概念起源於1992年Goldberg學者提出一個資料過濾系統—Tapestry，其利用協同過濾(Collaborative

filtering, CF)的方式來過濾龐大資訊。目前針對推薦機制的探討，最深入、且應用最廣泛的包含內兩種：內容式過濾(Content-based recommendation, CB)與協同式過濾(Collaborative filtering recommendation, CF)兩種技術。然而，如何於競爭激烈的網路購物環境中，有效的運用推薦機制，提升市場佔有率及增加競爭力是非常重要的。因此，學者 Schafer et al. (1999)，提出將推薦機制運用於電子商務上，帶來效用有三分別為：1.將瀏覽者變成購買者(Browsers into buyers)；2. 交叉銷售(Cross-sell)；3. 忠誠度(Loyalty)。本研究依據先前的以約略集為基礎之關聯演算法，已做資料的過濾與分群，因此，將推薦機制的部份，依照消費者實際購買偏好與順序，依照條件屬性也就是屬性式推薦與物品關聯式推薦，分為內部推薦(商品類別推薦)與外部推薦(通路推薦)。

四、改變行為(Change behavior)

改變行為的定義為原訂消費者的購買行為，經由廠商或其業者提供更優質的選購方案或意見，而在實際消費者購買行為時，給予適時的提供並推薦，而改變其消費者原訂的購買模式即稱之。也就是說改變消費者行為，因本研究在後續將探討如何達到推薦的效果，而產生的改變行為之程度，將會發放小樣本問卷以其探討設立的推薦機制是否有效且有助於消費者更完善的購物體驗。改變行為的運用於很多領域上，學者 Song et al. (2001)，提出在網路購物商城上，發展一種方法可以檢測顧客行為變化，從客戶資料與銷售數據在不同時間點的消費行為，先行定義三種類型變化，發展相似性與差異性，來評估變化的程度。學者 Chang et al. (2007)提出一種可預測潛在消費者的購買行為，透過過去具忠誠度的顧客的瀏覽頁面，來尋找潛在消費者，透過集群分析和關聯規則分析，用來探測潛在消費者近未來對於明星產品的興趣。而 Huang (2012)，提出探討模糊時間區隔序列模式來挖掘消費者行為的改變，序列挖掘模式是一個維修數據挖掘技術，可以透過這樣發現顧客類型隨著時間推移的行為模式，若無這方面研究無知識更新，以磚和砂漿為例，以台灣之零售連鎖店與 B2C 來進行實驗，以幫助管理者制定營銷策略與庫存戰略。

五、資料採礦(Data mining)

資料(data)是企業或組織最重要的資產之一，經過統計或是資料採礦的處理過程，還能成為可利用的資訊或知識，協助決策者做出正確的判斷。此外，資料庫系統中存放的是未經整理的原始資料；資料倉儲系統內則是整理大量現況與歷史資料後所得的資訊；而資料採礦系統所儲存的則是整理大量資訊後所得到的知識。而資料採礦運用的領域在學者 Manganaris et al.(2000)，提出探討 IBM 於互聯網中緊急回應服務於 RTID，藉由資料採礦於 RTID 數據分析庫中，找出具有價值

的管理方法，找到問題的解決方案，將此結果大量運用於 RTID 的行動。而 Aliev et al. (2008)提出針對電池充電控制器的設計與應用進行探討，將電池充電為一高度動態的過程與技術，可針對不同類型的電池進行大型資料庫挖掘，提取適合的規則，提升電池充電的效能增加。學者 Stevanovic et al.(2012)則對於網絡互聯網上進行數據挖掘，找尋網絡數據分類的效果，潛在的新功能，以提高數據挖掘分類的準確性在識別惡意和行為良好的網絡爬蟲會議上。

參、研究方法

綜合約略集理論、關聯法則與推薦機制三方研究，本研究從順序性資料加上比例，來探討關聯法則的運算與關聯規則的調整，也就是推薦機制的設立，分別針對通路平台與商品類別的順序尺度做推薦，最後給予消費者更完備的購物模式，並嘗試給予推薦機制後，試圖改變消費者購物行為(演算法的程序如圖 2)。

步驟 1：建立資料的資訊系統

步驟 2：利用約略集理論找出資料約簡、核心屬性，發現不可辨別關係

步驟 3：建立成對比較模式與成對比較模型

步驟 4：產生關聯法則有用的屬性集並建立購買藍圖

步驟 5：利用 Apriori 演算法找出最小支持度與信賴度，找出可用關聯法則

步驟 6：關聯規則調整，提供推薦方案

步驟 7：選擇合適的推薦方案，修改問卷，提供消費者預測改變行為程度

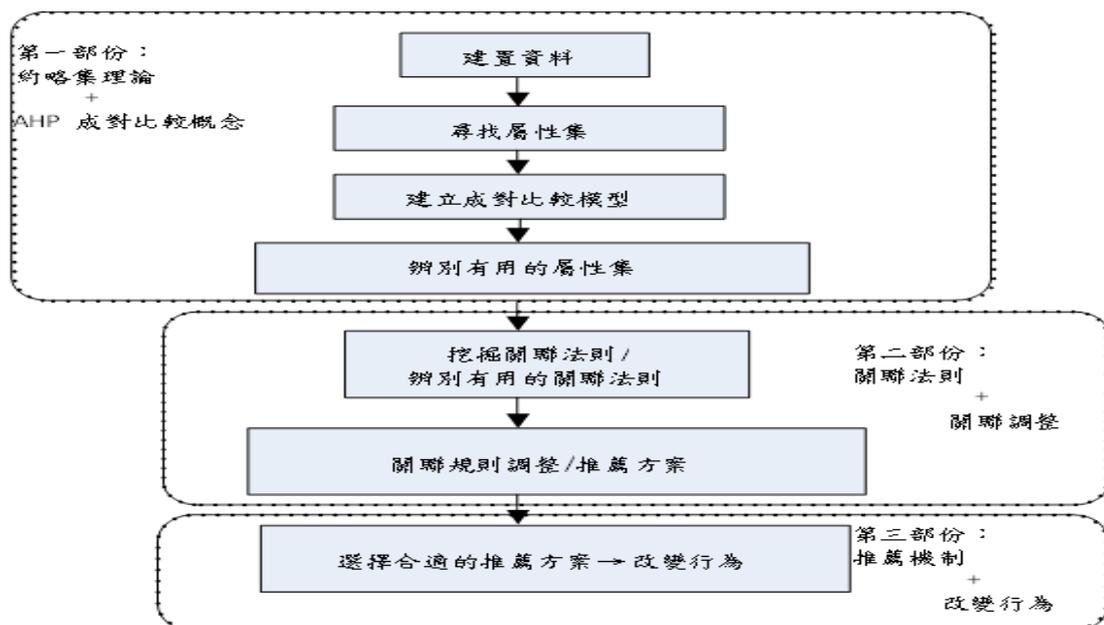


圖 2 演算法的概念

本研究依照此步驟，茲因約略集理論可分別在屬質與屬量做應用，又因結合資料採礦中的關聯法則，探尋消費者於通路和商品類別的順序性偏好，並加上成對比較的比例，以得到偏好程度，進而改變消費者行為，即透過以約略集為基礎之關聯演算法的規則產生，亦產生通路推薦演算法與商品類別推薦演算法流程如下所述。

一、推薦機制設立(Recommendation Mechanisms to Establish)

此推薦機制在本章將以平台通路推薦為例，則通路推薦演算法流程如下：

步驟一：建立通路順序尺度資訊系統

市場調查是行銷研究普遍會使用的方法，本研究先將問卷填答資料轉換成通路資訊系統的形態， $PIS = (U, P)$ ，其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}, k = 1, 2, \dots, n$ 為一個非空集合的有限目標集合又稱為全集合(a finite set of objects)， $P = \{p_1, p_2, \dots, p_i\}, i = 1, 2, \dots, m$ 為一個非空集合的通路屬性集合(path attributes set)。屬性完全集合為 $p: U \rightarrow V_p, p \in P$ ，則資訊函數 $f_p = U \times P \rightarrow V_p$ ，其中 V_p 為屬性 p 出現值的集合，亦稱為屬性 p 的值域，換而言之， f_p 是代表 U 中物件 x_k 在屬性 p 的對應值，且是一個具有順序性的資料集合 $f(x, p) \in V_p$ 。

步驟二：探尋通路順序尺度資料間不可辨識的關係

不可辨識(Indiscernibility relation)的關係在數學意義是物種由屬性集合表示 B 時，在論域 U 中的等價關係，旨在探討屬性跟屬性間的關係，也就是原本有三個屬性要考量，透過不可辨識關係將無影響的屬性刪除，所剩下來的屬性，即為所謂的不可辨識關係。在資訊系統表(PIS)中，為屬性集合 P 當中之子集，即 $B \subseteq P$ ，屬性 B 難以辨識關係定義如下：

$$U/IND(B) = \{p \in B : U/IND(\{p\})\}$$

從資訊系統中尋找排序資料間的不可辨識關係， $K = (U, B_1, B_2, \dots, B_w), w = 1, 2, \dots, m - 1$ ，也就是依特定論域分類當用 B 描述 U 對象間的不可辨識關係時，屬性關係可用 $B(p_i)$ 亦以簡化為 U/P 表示。

$$B(p_i) = \{(p_i, p_j) \in U^2 \mid \forall p \in B, p(p_i) = p(p_j)\}$$

步驟三：探尋通路順序尺度資料的核心屬性

因為資訊系統資料為一個有序的资料，故兩兩屬性間一定會有順序關係。B代表在U/P條件下， p_i 間的關係如下：

$$D_p^+ = \left\{ x_k \mid \frac{U}{p}, V_{p_i} > V_{p_j} \right\}$$

$$D_p^- = \left\{ x_k \mid \frac{U}{p}, V_{p_i} < V_{p_j} \right\}$$

當兩個任意對象都屬於相同的基本集合，則表示 p_i 與 p_j 為具順序性資料的核心屬性值。

$$IND(B) = \{ [x_k]_p \in U^2 \mid \forall p \in B, p(p_i) = p(p_j) \}$$

步驟四：建立通路成對比較模式

將兩兩平台的成對比較其定義如下：

$PCC_{ij} = \{ pcc_{12}, pcc_{13}, \dots, pcc_{78} \} \ i = 1, 2, \dots, 8, j = 1, 2, \dots, 8, i \neq j$ 且 $j > i$ 為一個非空集合的平台比較組合之集合(paths comparison combination set)。

因為平台的組合是兩兩相對的，故可以得到上三角與下三角的值，而上三角與下三角是相對的，所以僅取上三角的數值，下三角即為上三角的相反值。利用兩兩成對比較模式，來獲得消費者偏好比重，故我們將此相對比較重要性做一個尺度的劃分，劃分結果如下表 1 所示。

表 1 相對重要性尺度比重衡量表

| 相對重要水準 | 數值(0~9) | 比例(%) |
|--------|---------|-------|
| 同等重要 | 0 | 0% |
| 稍重要 | 2 | 20% |
| 頗重要 | 4 | 40% |
| 極重要 | 6 | 60% |
| 絕對重要 | 8 | 80% |

資料來源：本研究

因比照層級分析法 (Analytical Hierarchy Process, AHP) 概念來設計問卷，相對重要性尺度的數值採取 0、2、4、6、8，而同等重要為 0，意指表示消費者對於兩者平台間無特別偏好，則其數值採取 0。例如：考量網路購物平台下「PChome」與「樂天市場」的成對比較，我們可以透過 AHP 的問項設計，來得到問項中相對重要偏好的尺度數值。

範例：針對網路購物平台消費偏好而言，「PChome」與「樂天市場」的相對重要性為何，請勾選一個你認為符合的敘述：

| | | | | | | | | | |
|--------------------------|---|--------------------------|-------------------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| PChome | ----- ----- ----- ----- ----- ----- ----- ----- | | | | | | | | 樂天市場 |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| 絕 | 極 | 頗 | 稍 | 同 | 稍 | 頗 | 極 | 絕 | |
| 對 | 重 | 重 | 重 | 等 | 重 | 重 | 重 | 對 | |
| 重 | 要 | 要 | 要 | 重 | 要 | 要 | 要 | 重 | |
| 要 | | | | 要 | | | | 要 | |

依此題得到的數值為 2，「PChome」較「樂天市場」為重要，PChome 重要程度為 20%。相反的，我們可以得知，樂天市場對 PChome 的相對重要性的程度為 -20%。

步驟五：產生通路成對比較模型

上述為問卷中兩兩通路平台相對比較，再將此問卷得到的結果，因每位消費者其兩兩比較的比重值不同，則將各值代入迴歸模型，而 PCC_{ij} 為平台 P_i 對於平台的 P_j 相對重要程度，為得到各 β 估計值，我們從各兩兩通路平台比較得到的值，代入迴歸以估計出各 β 值，以其得到兩兩比較模式之中，對於消費者偏好而言，是否有明顯的了解其偏好的程度。

得到了數學模式如下：

$$Y_l = \hat{\beta}_k PCC_{ij}$$

其中

$$l = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, 28;$$

$$i = 1, 2, \dots, 8; j = 1, 2, \dots, 8; i \neq j \text{ 且 } j > i$$

上述的 Y_l 為經過步驟三所找尋的核心屬性平台，即是針對消費者對於平台做分群，而在此針對分群後，找到重要核心屬性平台，並計算其平台組合的 β 值。而為了得到各 β 值，我們將其各消費者於各平台兩兩比較所得到的值做加總，得到的數學模式如下：

$$\hat{\beta}_k = \frac{1}{n} \sum_1^n PCC_{ij}$$

$$i = 1, 2, \dots, 8; j = 1, 2, \dots, 8; i \neq j \text{ 且 } j > i; k = 1, 2, \dots, 28$$

步驟六：建立通路決策資料表

$DT = (U, P = C \cup D)$ ，其中 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}, k = 1, 2, \dots, n$ ，為一個非空集合

的有限目標集合又稱為全集合(a finite set of objects)，而 P 通常分為兩個部分，且 $C, D \subset P$ ，而 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_s\}, s = 1, 2, \dots, t$ ，為一個非空集合的條件屬性集合(Condition attributes set)， $D = \{d_1, d_2, \dots, d_j\}, j = 1, 2, \dots, l$ ，為一個非空集合的決策屬性集合(Decision attributes set)，即根據步驟五所產生的核心屬性值。條件屬性完全集合 $c: U \rightarrow V_c, c \in C$ ，資訊函數 $f_c = U \times C \rightarrow V_c$ ，其中， V_c 為條件屬性 c 出現值的集合，亦稱為條件屬性 c 的值域，換而言之， f_c 是代表 U 中物件 x_k 在屬性 c 的對應值。

步驟七：探尋決策屬性與消費行為間不可辨識的關係

從決策資料表中尋找資料間的不可辨識關係，即 $K = (U, B_1, B_2, \dots, B_w), w = 1, 2, \dots, m - 1$ ，也就是依特定論域分類當用 B 描述 U 對象間的不可辨識關係時，即針對決策資料表中， B 為條件屬性集合 C 當中之子集，即 $B \subseteq C$ ，對於條件屬性之不可辨識關係可用 $B(c_s)$ 亦以簡化為 U/C 表示，則 C 之等價類不可辨識關係以 $[x_k]_c$ 表示。

$$U/IND(B) = \{c \in B : U/IND(\{c\})\}$$

$$IND(C) = \{[x_k]_c \in U^2 \mid \forall c \in B, c(c_s) = c(c_r)\}$$

步驟八：探尋決策屬性與消費行為間的約簡與核心

$POS_{(C-\{c\})}(D) = POS_C(D)$ 假設若 $c \in C$ ，且 c 屬於可省略於 DT ，若則其他的 c 即不可省略於 DT 。若某一屬性 c 可以從屬性群 C 中剔除不看，且不影響 C ，表示 c 為多餘屬性，我們可以將其省略。若 $R \subseteq C$ 滿足 $\forall c \in R$ ，則稱 R 為條件屬性 C 之約簡(Reduct)屬性。若 $DT' = (U, P, R, D)$ 且 $POS_R(D) = POS_C(D)$ ，則為最小條件屬性集合。

步驟九：上界與下界逼近的關係

- | | |
|-------------------------|---|
| 1. 下界逼近關係定義 | $\underline{C}X = \{x \in U \mid [x_k]_c \subseteq X\}$ |
| 2. 上界逼近關係定義 | $\overline{C}X = \{x \in U \mid [x_k]_c \cap X \neq \emptyset\}$ |
| 若 $C, D \subseteq P$ ，則 | $POS_c(D) = \bigcup_{x \in U/D} \underline{C}X$ |
| | $NEG_c(D) = U - \bigcup_{x \in U/D} \overline{C}X$ |
| 3. 逼近關係的界線 | $BND_c(D) = \bigcup_{x \in U/D} \overline{C}X - \bigcup_{x \in U/D} \underline{C}X$ |

步驟十：計算 Rough Support 與 Rough Confidence

最後，利用傳統關聯法則概念計算 Rough Support 與 Rough Confidence，取代約略集理論常用的正確率，相關公式如下。

1. 支持度 $Sup(IND(B)) = |\{IND(B) | \underline{C}X \subseteq \overline{C}X\}| = \left| \frac{IND(B) | \underline{C}X}{\overline{C}X} \right|$
2. 信賴度 $Conf(IND(B) \rightarrow d_{c_s}) = |\{IND(B) \cap d_{c_s} | Sup(IND(B))\}|$

$$= \left| \frac{Sup(IND(B) \cap d_{c_s})}{Sup(IND(B))} \right|$$

步驟十一：產生通路決策規則

$$\frac{\{x_1\}}{c_1 c_4} : c_1 \cap c_4 \Rightarrow d_{p_2}^1 = 2$$

$$\frac{\{x_1\}}{c_1 c_2 c_3 c_4} : c_1 \cap c_2 \cap c_3 \cap c_4 \Rightarrow d_{p_2}^1 = 2$$

步驟十二：通路規則調整(paths rule adjustment)

根據步驟五我們找到如何估計每一個 β 值，依據通路決策資料表，來做通路的推薦。外部推薦在推薦機制系統中，表示為針對潛在顧客群，依照現有顧客群找尋相似偏好的項目集合，根據消費者需求，進行屬性式推薦，此推薦可提高本研究之各平台的購買率。延續前面所得到的條件屬性與決策屬性，來建立外部推薦系統。本研究探討八個網路購物平台，因消費者的個人偏好行為皆不同，因此平台的先後順序的排序也不同，由於各平台之偏好順序因消費者實際購買過或未曾購買過而有所差異，因此，本研究依照排名的前四名和後四名，按照強勢品牌和弱勢品牌的概念，分別分為強勢通路(Strong channel)與弱勢通路(Weak channel)。

求解步驟的演算法(Algorithm)如下：

Algorithm: AHP Rough Set Association Rules in The First Stage

Input :

Paths of Information System (PIS), $PIS = (U, P)$; user's contents x_k , path's attribute contents p_i ;

Output :

The Paths Recommendation (PR); $\{Paths Recommendation\}$;

Method :

1. Begin
2. $PIS = (U, P)$;
3. for $k \leftarrow 1$ to n do;
4. if $x_1, x_2, \dots, x_k \in U$ then
5. for $i \leftarrow 1$ to m do;
6. if $p : U \rightarrow V_p, p \in P$ then $f_p = U \times P \rightarrow V_p$;
7. compute $f(x, p)$, where the paths of information function in PIS as described in step 1;
8. end if

```

9.   end for
10.  end if
11.  end for
12.   $K = (U, B_1, B_2, \dots, B_w);$ 
13.  for  $w \leftarrow 1$  to  $m - 1$  do;
14.    if  $B \subseteq P$  then  $U/IND(B) = \{p \in B : U/IND(\{p\})\};$ 
15.     $B(p_i) = \{(u, p) \in U^2 \mid \forall p \in B, p(p_i) = p(p_j)\};$ 
16.    compute  $B(p_i)$ , where the indiscernibility relation in  $PIS$  as described in
    step 2;
17.  end if
18.  end for
19.  while  $IND(B) = U/p$  do;
20.    if  $D_p^+ \equiv D_p^<$  or  $D_p^- \equiv D_p^>$  then
21.       $B(p_i) = \{[x_k]_p \in U^2 \mid \forall p \in B, p(p_i) = p(p_j)\};$ 
22.      compute  $D_p$ , where the condition attributes in  $B(p_i)$  as described in step 3;
23.    end if
24.  Find the paths comparison combination set based on AHP
25.  for each  $p_i$  and  $p_j$  combination set, also  $C_2^8 = 28$  do;
26.    for  $i \leftarrow 1$  to 8 do;
27.      for  $j \leftarrow 1$  to 8 do;
28.        if  $PCC_{ij} = \{PCC_{12}, PCC_{13}, \dots, PCC_{78}\}, i \neq j \cap j > i$  then
29.          compute  $PCC_{ij}$ , where customer's paths comparison converted into
          percentage as described in step 4;
30.        end if
31.      end for
32.    end for
33.   $DR = (Y_l, \hat{\beta}_k PCC_{ij});$ 
34.  for  $l \leftarrow 1$  to  $n$  do;
35.    if  $Y_1, Y_2, \dots, Y_l \in Y$  then
36.      for  $k \leftarrow 1$  to 28 do;
37.        if  $\hat{\beta}_k = \frac{1}{n} \sum_1^n PCC_{ij}$  then
38.          compute  $\hat{\beta}_k$ , where the specific weights of paths comparison combination
          value set as described in step 5;
39.        end if
40.      end for
41.    end if
42.  end for
43.   $DT = (U, P = C \cup D);$ 
44.  for  $s \leftarrow 1$  to  $t$  do;
45.    if  $c : U \rightarrow V_c, c \in C$  then  $f_c = U \times C \rightarrow V_c;$ 
46.    compute  $f(x, c)$ , where the information function in  $DT$  as described in
    step 6;
47.  end if
48.  end for
49.   $K = (U, B_1, B_2, \dots, B_w);$ 
50.  for  $w \leftarrow 1$  to  $m - 1$  do;
51.    if  $B \subseteq C$  then  $U/IND(B) = \{c \in B : U/IND(\{c\})\};$ 
52.     $B(c_s) = \{[x_k]_c \in U^2 \mid \forall c \in B, c(c_s) = c(c_r)\};$ 
53.    compute  $B(C_s)$ , where the indiscernibility relation in  $DT$  as described in
    step 7;
54.    compute  $IND(C)$ , where the relative reduct of  $DT$  as described in step 8;
55.    compute  $IND(C - c_s)$ , where the relative reduct of the elements for element
     $s$  as described in step 8;
56.  end if
57.  end for
58.  for each  $[x_k]_c$  do;

```

59. *if* $x \subseteq U$ *then*
60. $\underline{CX} = \{x \in U \mid [x_k]_c \subseteq X\}$
61. $\overline{CX} = \{x \in U \mid [x_k]_c \cap X \neq \emptyset\}$
62. compute \underline{CX} , where the lower-approximation of DT as described in step 9;
63. compute \overline{CX} , where the upper-approximation of DT as described in step 9;
64. compute $BND_c(D)$, where the bound of DT as described in step 9;
65. compute $Sup(IND(B))$, where the support as described in step 10;
66. compute $Conf(IND(B) \rightarrow d_{c_c})$, where the confidence as described in step 10;
67. *end if*
68. *end for*
69. Output $\{Paths Recommendation\}$;
70. End

在此第二階段我們將探討商品類別的順序尺度問題，以其後續建立內部推薦機制。而商品類別推薦的演算過程與第一階段的通路推薦演算過程一致，先找尋通路推薦的核心平台，再於此平台下之商品類別做絕對比重的設計，依舊參考 AHP 的比例概念，將換算成商品類別的絕對比重，再找尋最終我們要給予消費者推薦的商品類別，並設計多樣化的商品組合，以達到我們要推薦的目的。

肆、實證分析

一、順序尺度於網路購物平台推薦機制之應用

本研究於第三章的 AHP 約略關聯演算法中，已先將模型建立，在本節之網路購物平台中，其研究對象為一般社會人士且有上網購物之經驗為主，針對消費者對於各平台偏好與網路購物之消費行為，以不記名的方式進行問卷發放，做相關資料蒐集，本研究先針對問卷中的消費者對於網路購物平台的偏好排序進行第一階段的數值實證分析。

{Yahoo, PChome}與{PChome, MoMo}偏好規則之集合

我們透過第三章的演算法流程將問卷回收資料放入 Input 而得到 Output 結果整理如下表 2：

表 2 {Yahoo, PChome}與{PChome, MoMo}偏好的約略關聯法則集合

| No. | $Sup(IND(B))$ | $Conf(IND(B) \rightarrow d_{c_c})$ | 偏好排序 | 相對比重值 | 決策規則 |
|-----|---------------|------------------------------------|-----------------------------|---------------------------|--|
| 1 | 22.22% | 21.10% | {Yahoo = 1} {PChome = 2} | $\hat{\beta}_1 = 31.48\%$ | (平均月收=40,001 元以上) & (資訊來源=網頁資訊) & (購買原因=商品價格優惠) & (購買頻率=1~3 次) |

| | | | | | |
|---|--------|--------|-----------------------------|------------------------------|--|
| 2 | 22.22% | 21.10% | {Yahoo = 1} {PChome = 2} | $\hat{\beta}_1 = 31.48\%$ | (平均月收=40,001 元以上) & (資訊來源=親友口碑) & (購買原因=商品價格優惠+剛好有需求) & (購買頻率=1~3 次) |
| 3 | 11.11% | 10.71% | {PChome = 2} {MoMo = 7} | $\hat{\beta}_{10} = 43.64\%$ | (平均月收=40,001 元以上) & (資訊來源=網頁資訊) & (購買頻率=4~10 次) |
| 4 | 11.11% | 10.71% | {PChome = 2} {MoMo = 7} | $\hat{\beta}_{10} = 43.64\%$ | (平均月收=40,001 元以上) & (購買原因=商品價格優惠) & (購買頻率=4~10 次) |
| 5 | 11.11% | 10.71% | {PChome = 2} {MoMo = 7} | $\hat{\beta}_{10} = 43.64\%$ | (資訊來源=網頁資訊) & (購買原因=商品價格優惠) & (購買頻率=4~10 次) |

資料來源：本研究

根據上表我們將其行銷策略以型態方式呈現如下：

型態一(Pattern 1)：Yahoo 對 PChome 網路購物平台消費行為的推薦機制

根據規則編號 1，我們發現對於 Yahoo 與 PChome 平台皆為強勢通路的情況下，Yahoo 位居第一名，因此，行銷決策者想要穩固消費者對於通路平台的忠誠度，可以透過 FaceBook 或是 Twitter，做社群媒體行銷(Social media marketing)，將平台的商品資訊放在網頁上，再另外做商品的促銷、折扣及搭售，可藉此吸引潛在的顧客群，亦可提供現金回饋(Cash back)、一站購足(One stop shopping)也就是發行全球購物車(Global shopping cart)、提升交易機制的便利等等。

型態二(Pattern 2)：PChome 對 MoMo 網路購物平台的消費行為的推薦機制

根據規則編號 3，我們發現對於 PChome 為強勢通路且 MoMo 平台為弱勢通路的情況下，PChome 位居第二名，因此，行銷決策者想要改變消費者對於 MoMo 平台的偏好程度，因為 MoMo 本身是從電視購物起家，故它要往網路購物平台發展，可以透過 FaceBook 或是 Twitter，做社群媒體行銷，將平台的商品資訊放在網頁上，再另外做商品的促銷、折扣及搭售，也可將曾是 MoMo 電視購物的忠誠消費者，比照在網路購物平台有更為優惠的價格，吸引電視購物消費者前往該平台購買，以提高 MoMo 在網路購物平台的偏好程度。

二、順序尺度於網路購物平台—商品類別推薦機制之應用

本研究於前面第一階段我們找到其決策規則的通路為 Yahoo，而在此節將以 Yahoo 網路購物平台之商品類別，進行數值範例分析，已先將比例設定，在本節之

商品類別運用，其研究對象為一般社會人士且有上網購物之經驗為主，針對消費者對於 Yahoo 平台之商品消費行為，進行資料探勘，本研究先針對問卷中的消費者對於各平台商品類別的偏好排序進行第二階段的數值實證分析。

Yahoo 強勢通路與 MoMo 弱勢通路之商品類別規則集合

我們透過第三章的演算法流程的第二階段將問卷回收資料放入 Input 而得到 Output，將結果整理如下表 3：

表 3 {消費電子,手錶}與{美妝保養,團購美食}偏好的約略關聯法則集合

| No. | $Sup(IND(B))$ | $Conf(IND(B) \rightarrow d_c)$ | 偏好排序 | 核心商品類別比重 | 決策規則 |
|-----|---------------|--------------------------------|--|---|--------------------------------------|
| 1 | 1.07% | 13.64% | {消費電子 = 1, 手錶 = 2} {消費電子 = 4, 手錶 = 5} | $(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = (25\%, 15.5\%)$ | (產品=多樣化)&(交易機制=便利) |
| 2 | 1.07% | 13.64% | {消費電子 = 1, 手錶 = 2} {消費電子 = 4, 手錶 = 5} | $(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = (25\%, 15.5\%)$ | (價格=可比價)&(交易機制=便利) &(品質=穩定) |
| 3 | 1.07% | 13.64% | {消費電子 = 1, 手錶 = 2} {消費電子 = 4, 手錶 = 5} | $(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = (25\%, 15.5\%)$ | (價格=可比價)&(產品=多樣化)&(品質=良好) |
| 4 | 1.60% | 5% | {美妝 = 1, 團購 = 2} {美妝 = 3, 團購 = 4} | $(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_4) = (29\%, 19\%)$ | (價格=可比價)&(產品=多樣化)&(交易機制=便利) &(品質=穩定) |

資料來源：本研究

行銷決策者使用的行銷策略，以型態方式呈現如下：

型態三(Pattern 3)：Yahoo 網路購物平台之商品類別消費行為的推薦機制

根據規則編號 1，我們發現對於 Yahoo 購物平台之消費電子類別與手錶類別之熱門商品，可做產品搭售以利消費者多元購買，行銷決策者想要穩固消費者對於通路平台的忠誠度，可另外做商品的促銷、折扣及搭售，因內部推薦即是提高平台機能的效能。

型態四(Pattern 4)：MoMo 網路購物平台之商品類別消費行為的推薦機制

根據規則編號 4，我們發現因為 MoMo 本身為電視購物起家，故對於 MoMo 購物平台之消費者，有著一定的忠誠度，也可針對它是弱勢通路上，我們可做產品搭售以利消費者多元購買，可另外做商品的促銷、折扣及搭售，更可強化本身網路購物平台的產品線延伸(Product line extension)，穩固消費者通路平台忠誠度。

伍、演算法驗證

一、改變行為之問卷設計

本節根據第四章之結果，進而針對 Yahoo 強勢通路與 MoMo 弱勢通路進行後續改變行為之探討，故於問卷修正後，將問卷內容分別為第一部份基本資料與上網習慣，第二部份為商品類別之推薦，第三部份為網路購物平台之推薦，我們將第四章找到的核心商品類別做搭售，並針對 Yahoo 的核心商品類別將其推薦予 MoMo 之消費者，而網路購物平台之推薦，則本以我們第四章找到的決策規則所設的型態行銷方案，將 MoMo 的購物平台之便利性、交易機制安全、現金回饋等等，提升其平台的購物便利與知名度，端看消費者是否能因我們的推薦而有所改變其消費者購買行為。針對第一次推薦機制的受試對象，本研究第二階段調查，是否接受推薦的網路平台與商品組合，來驗證是否具有改變行為。

二、改變行為驗證之結論

因本研究於未推薦前，發現 MoMo 網路購物平台為弱勢通路，為了幫助一些其他的弱勢通路提高消費者的忠誠度與改變消費者的購買行為，特別以 MoMo 購物平台為例，經過本研究問卷於第二部份商品類別之推薦的產品搭售，大多數的消費者會因推薦的效果而產生願意改變並且提高對於 MoMo 網路購物平台的偏好排序，程度也相對提升，即達成本研究對於弱勢通路的效能改善與提升，有助於弱勢通路變為強勢通路，在此階段我們成功驗證其推薦機制的效果是可行的，也知悉消費者因推薦機制的設立，而改變其購買行為。

三、推薦機制與改變行為之比較

本研究於此節將上述透過問卷回收後，所獲得的結果，將推薦機制與改變行為做一個比較，將網路購物平台與商品類別分成推薦前與推薦後，故於此將兩者比較圖製成雷達圖來呈現，如下圖 3 所示：

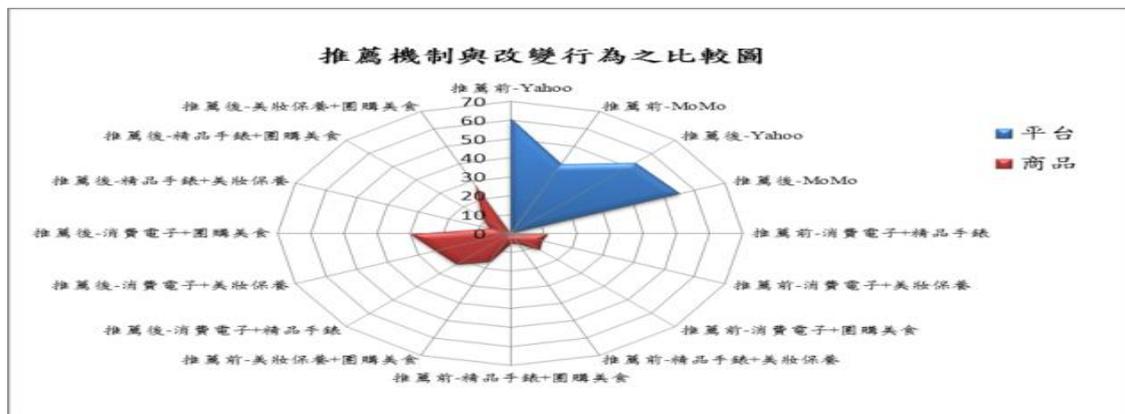


圖 3 推薦機制與改變行為之比較雷達圖

1.推薦網路平台： Yahoo 與 MoMo→由 Yahoo 改變至 MoMo

消費者願意改變他們的購買平台，願意前往原先較弱勢的 MoMo 購物平台購買想要的產品，所以在上圖看到於推薦後 MoMo 藍色標記增多了，也就是消費者因為我們的平台外部推薦後，產生了改變消費者的購買行為。

2.推薦商品類別：消費電子、精品手錶、美妝保養與團購美食→改變成套裝組合

消費者會因為推薦的組合而改變消費者的購買行為，增加了更多可選擇的產品，消費者也較願意前往 MoMo 購物平台購買他們想要的搭售產品類別而且也可更便宜，即可證明我們的推薦機制設立是有效果的，經過推薦而產生消費者改變行為，這即是本研究的貢獻。

將推薦機制與改變行為對於平台和商品類別製成如下表 4：

表 4 推薦機制與改變行為比較表

| 比較項目 | 推薦機制 | 改變行為 |
|------|------------------------------|--|
| 屬性 | | |
| 平台 | Yahoo(強勢) MoMo(弱勢) | MoMo(提高偏好程度) Yahoo(穩定消費者忠誠度) |
| 商品類別 | 消費電子 精品手錶 美妝保養 團購美食 | 消費電子+團購美食(最多) 美妝保養+團購美食(次多) 消費電子+精品手錶 消費電子+美妝保養 精品手錶+美妝保養 精品手錶+團購美食 |

資料來源：本研究

四、推薦平台與商品類別的合作機制

本研究針對網路平台業者與網路商品業者來探討如何進行合作機制達最大效益，因本研究的貢獻在於消費者會因設立之推薦機制而產生改變行為，而推薦的平台與商品類別可分別進行雙方合作機制(Cooperation mechanism)之探討(如圖 4)。



圖 4 合作機制架構圖

將本研究所發展出的推薦機制與改變行為的結果，融入平台業者與商品業者，進行合作機制的設立，此機制一旦設立完整，可以更加速創造平台業者與商品業者和消費者三方的效益，創造三贏局面。本研究的結果與機制的設立，可以滿足平台業者、商品業者和消費者三方面的需求，即是本研究的最大貢獻所在。

陸、結論與管理意涵

一、研究結論與建議

本研究所提供的順序尺度加上層級分析法(AHP)的比例尺度演算過程，改良了原本對於順序尺度的資料上處理，進而明白消費者的購買行為，在第一階段根據網路購物的社會人士進行調查，得到了通路的屬性集合，進而根據消費者行為發展通路的推薦機制，則第二階段根據第一階段找到的通路推薦平台，在其平台下消費者原本購買的商品類別，找到其商品類別的屬性集合，根據購買商品因素各種條件下，發展商品類別的推薦機制，於這兩種推薦則進行第二次的問卷發放，驗證消費者的購買行為之改變。

二、管理意涵

在行銷領域中，對於研究的結果是否能提供給實務界有更佳的價值與運用是非常重要的，然而本研究在透過以約略集為基礎的關聯法則探討網路消費者的購買行為，設立完善與完備的推薦機制系統，進一步改變消費者的消費行為，得到更優良的管理價值，符合企業的期待，以利於企業可將此結果在實務上發揮。故在本節將本研究之貢獻與結果運用在行銷管理上，將管理意涵分為六個部份如下：

1. 推薦機制設立之管理意涵

(1)外部推薦(通路推薦)：在演算法的過程中，於第一階段獲得的資訊價值為找到核心的通路平台，也就是說消費者對於 Yahoo 網路購物平台的偏好較高，大多數的消費者因 Yahoo 網路購物平台具較多元及入口網站的設立，可以將 Yahoo 設為固定首頁，於此即大幅提高瀏覽與曝光率。

(2)內部推薦(商品類別推薦)：為了加強弱勢通路與強勢通路的比較，而第二階段則是在強勢通路與弱勢通路下，獲得資訊價值高之核心商品類別，做產品的搭售，這兩個分別可以在推薦機制上做內外部的推薦，其效果分別為網路購物平台之通路推薦有利於幫助業者於行銷規劃上，吸引更多相同的潛在目標客群。

2. Yahoo 強勢通路之忠誠度

若 Yahoo 網路購物平台之業者，為了加強顧客忠誠度，理應將其原本的產品做更多元的產品線延伸，平台的交易安全性與便利性也相對提高，建立發生交易

糾紛的防範措施，也可將平台之效能提升，提供多元產品的套裝組合外，也可做現金回饋、一站購足與比價功能，幫助消費者更快更容易找到想要的產品。

3. MoMo 弱勢通路之忠誠度

透過將 Yahoo 網路購物平台之核心商品類別與 MoMo 網路購物平台之核心商品類別做產品組合(Product Mix)，有利於業者運用此一資訊，將提高消費者對於 MoMo 網路購物平台的消費率，也因為 MoMo 網路購物平台若提供與 Yahoo 強勢通路相同的交易機制便利與安全性，有助於改變消費者行為與偏好排序的程度，對於業者在行銷管理上有更佳的資訊價值可利用。

4. Yahoo 商品類別之忠誠度

發現 Yahoo 之核心商品類別為{消費電子,精品手錶}，即消費者對於消費電子和精品手錶特別會前往購買，但原先單一商品類別以消費電子居多，經過套裝組合之搭配，消費電子與精品手錶之組合顯變多，也就是消費者會因為價格敏感度高，對於商品類別可以一次購買所需之產品組合，會提高之忠誠度。

5. MoMo 商品類別之忠誠度

原本消費者在所有商品類別中，特別鍾愛美妝保養與團購美食，經過內部推薦(商品類別推薦)，與 Yahoo 購物平台之核心商品進行套裝的商品組合(Product Mix)，消費者從原先對於 MoMo 購物平台的偏好程度低，會因組合多元而產生改變消費者購買行為，進而偏好 MoMo 購物平台，亦也偏愛購買 MoMo 之商品類別，相對於其消費者忠誠度亦提高。

6. 改變行為的效益

(1)消費者角度

對於消費者來說，消費者的最終目的是想要找到合適的產品，達到價格最低廉、時間成本最低與獲取產品的時間最短為宗旨，所以消費者行為的改變有利於消費者更加快速找到想要購買且不會變動的購物平台。

(2)廠商業者角度

對於廠商業者來說，增加產品搜尋資訊的廣度與提高消費者的顧客忠誠度是為主要策略，提高平台的效能與服務品質，廠商業者的最終目的為要替產品找到合適的顧客，吸引更多的潛在顧客，提高消費者的顧客忠誠度。

三、平台業者與商品業者之競合策略

根據本研究之結果，將以忠誠度高低來衡量推薦機制與改變行為的成效，並

將針對平台業者與商品業者設計一套競合策略，以利雙方可以改善並合作的地方。並將競合策略分成四個象限，如下圖 5。

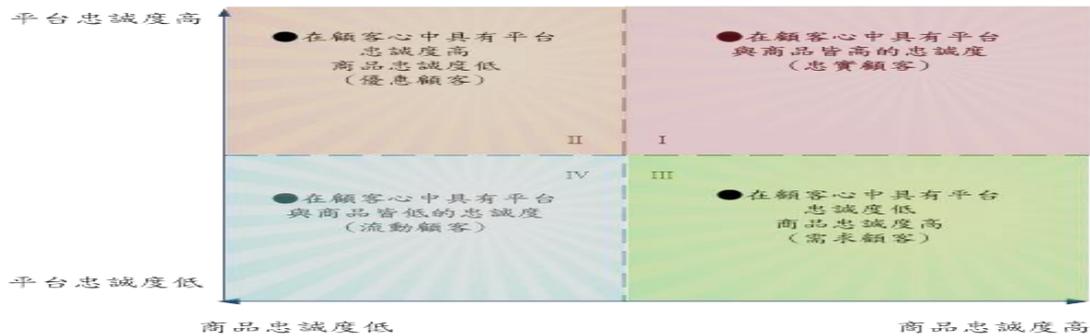


圖 5 平台業者與商品業者之競合策略圖

由圖 5 所示，越往上層偏左，代表消費者對於平台忠誠度最高相對商品忠誠度亦高，即消費者對於我們所提供之推薦機制並不太顯著，即忠誠度高於消費者轉換成本。越往下層偏右，代表消費者對於平台忠誠度最低相對商品忠誠度亦低，即消費者對於我們提供之推薦機制易於轉換平台與購買商品，也就是產生了消費者改變行為。本研究將推薦機制的效用與改變行為之結果，提出下列策略之建議：

1. **象限 I**：將此區消費者定義為忠實顧客，位於此區域的消費者，對於平台的忠誠度非常高，而商品的忠誠度亦高，即表示消費者不因推薦機制而改變原先的購買行為，對於通路忠誠度高且價格敏感度低，平台業者與商品業者應採取更優勢的策略，提供更多方案與交易便利性，穩定其形象與品質，雙方應該擁有更多的合作關係，以求提高消費者忠誠度。
2. **象限 II**：將此區消費者定義為優惠顧客，位於此區域之平台與商品在消費者心中是屬於平台忠誠度高，但商品忠誠度低，平台業者應維持其交易機制品質，以穩定對於平台高忠誠之顧客，再則應更多多與各方商品業者進行合作洽談，運用價格優惠套裝組合，提供更多元的商品，增加商品套裝組合、增加產品線，提高消費者對於商品類別之忠誠度。
3. **象限 III**：將此區消費者定義為需求顧客，位於此區域之平台與商品，在消費者心中對於平台的忠誠度低，商品忠誠度高，建議商品業者應與平台業者進行廣告、促銷、提供購買商品即可賺現金回饋、亦或是一站通路平台即可購足所有需求合作，以提高平台之忠誠度，或是於競爭關係之平台，弱化他人通路平台的功能、交易安全性，以期消費者提高對於平台之忠誠度。
4. **象限 IV**：將此區消費者定義為流動顧客，位於此區域是最不穩定也是最不利於雙方的象限，在消費者心中對於平台忠誠度低、商品忠誠度亦低，對於價

格敏感度很高，平台交易機制便利也很要求。平台業者應該改善其購物平台通路上的操作功能、購買流程之簡易等，而商品業者則應該擴增產品線、套裝組合產品搭售、促銷組合等，平台業者應與商品業者進行相輔相成，搭配推薦機制之效用，創造更穩定的忠誠度及消費者偏好程度。

四、給平台與商品業者雙方的建議

雙方必須要能夠互助合作，建立一套完善的合作機制，即可達成雙方皆可得到較大的獲益模式，即是兩方皆可透過本研究之結果，將推薦機制與改變行為納入雙方合作機制的首要條件，可快速找到雙方所需改善之處，即可讓雙方吸引更多消費者購買，提供更完善的購物體驗。本研究的成果，給予實務界研究發現，有利於行銷決策者更快速找到需要的資訊，以建立規劃更優質更好的購物體驗。

參考文獻

一、中文參考資料

- 管怡婷(2004)，「以學習風格為基礎之學習資源推薦機制研究」，中原大學資訊管理研究所碩士論文
- 林熾良(2006)，「互動式 RFID 行動導覽系統與個人化服務模式之設計」，大同大學資訊工程研究所碩士論文
- 陳贊仁(2009)，「以倒傳遞網路設計籃球運動彩券推薦模式」，大同大學資訊工程研究所碩士論文
- 李麗華、邱永祥(2002)，「智慧型線上教學課程推薦機制」，第七屆人工智慧與應用研討會，台灣台中縣，第 15 卷，612~617。
- 劉雅茹(2007)，「利用本體論建構群組偏好樹於產品推薦之研究」，朝陽科技大學資訊管理研究所碩士論文

二、英文參考文獻

- Aliev, R.A., Aliev, R.R., Guirimov, B., & Uyar, K. (2008). Dynamic data mining technique for rules extraction in a process of battery charging. *Applied Soft Computing Journal*, 8(3), 1252-1258.
- Chang, H.J., Hung, L.P., & Ho, C.L. (2007). An anticipation model of potential customers' purchasing behavior based on clustering analysis and association rules analysis. *Expert Systems with Applications*, 32(3), 753-764.
- Greco, S., Matarazzo, B., & Slowinski, R. (1999). Rough approximation of a preference relation by dominance relations. *European Journal of Operational Research*, 117(1), 63-83.
- Huang, T.C.K. (2012). Mining the change of customer behavior in fuzzy time-interval sequential patterns. *Applied Soft Computing Journal*, 12(3), 1068-1086.
- Manganaris, S., Christensen, M., Zerkle, D., & Hermiz, K. (2000). A data mining analysis of RTID alarms. *Computer Networks*, 34(4), 571-577.
- Pawlak, Z. (1997). Rough set approach to knowledge-based decision support. *European Journal of Operational Research*, 99(1), 48-57.
- Song, H.S., Kim, J.K., & Kim, S.H. (2001). Mining the change of customer behavior in an internet shopping mall. *Expert Systems with Applications*, 21(3), 157-168.
- Stevanovic, D., An, A., & Vlajic, N. (2012). Feature evaluation for web crawler detection with data mining techniques. *Expert Systems with Applications*, 39(10), 8707-8717.
- Walczak, B., & Massart, D.L. (1999). Rough sets theory. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 47(1), 1-16.