

基於搜尋樣式探勘線上購物群組： 需求狀態與商品熟悉度之影響

Mining Types of Online Consumers by Search Patterns:
The Influence of Need States and Product Familiarity

喻欣凱

Hsin-Kai Yu

國立臺灣師範大學圖書資訊學研究所博士班研究生

Ph.D. Student

Graduate Institute of Library and Information Studies

National Taiwan Normal University

吳怡瑾

I-Chin Wu

國立臺灣師範大學圖書資訊學研究所教授

Professor

Graduate Institute of Library and Information Studies

National Taiwan Normal University

【摘要 Abstract】

因應線上新零售的快速成長，消費者面對各式的網路購物平台，如何找到滿足其需求的商品已成為企業營銷策略的重要議題。本研究基於消費者之購物需求狀態與商品熟悉度分析其線上頁面瀏覽與功能使用情形，進而應用分群演算法發現四種型態之消費群組。研究進一步以零階狀態移動矩陣及滯後序列分析方法

(LSA)分析各群組消費者頁面功能之移動路徑與顯著路徑樣式。研究結果發現，需求狀態不明確的瀏覽型與推薦型消費群組，其有較多元的搜尋樣式；其中較熟悉商品的推薦型群組重視商家與品牌資訊。反之，具有明確需求狀態的評論型與搜尋型的消費者，其有較固定的搜尋移動樣式且皆重視搜尋功能；其中評論型消費者具有對熟悉商品之知識建構的傾向。研究發現隨著需求明確與商品熟悉度增加，消費者會由高階層的目錄瀏覽轉向特定商家或商品的資訊搜尋與評論瀏覽。研究結果可作為未來網路購物平台功能介面精進或提升消費者滿意度之實務參考指南。

Due to rapid growth in new trends in retail, how consumers find products that meet their needs on online shopping platforms has become an important research topic in marketing. In our research, we examined how consumers' need states and familiarity with products influence their online shopping behaviors. After simulating online shopping tasks to observe consumers' shopping behaviors based on identified webpage features and functions, we applied the k-means clustering algorithm to differentiate four types of consumers. Next, we used zero-order state transition matrices (ZOSTs) and lag sequential analysis (LSA) to determine the sequence of search paths and identify significant repeated search patterns for each group. Among the results, consumers without clear need states, i.e., consult reviews, and conduct searches groups, demonstrated the most diverse search paths and patterns. Beyond that, consumers who followed recommendations and were familiar with the product tended to pay far more attention to information about specific stores and brands. By contrast, consumers with strong need states, i.e., consult reviews, and conduct searches groups, they have stored search patterns and preferred to use search functions, and ones who consulted reviews tended to accumulate knowledge about familiar types of products. Last, as consumers' need states and product familiarity rose, they increasingly dwelled on details in the product information instead of browsing the product category. The results of our evaluation and their implications can guide marketing practitioners in designing effective webpages and functions for target customers and in developing practical strategies to increase consumer satisfaction.

【關鍵字 Keywords】

集群分析；滯後序列分析；需求狀態；線上搜尋樣式；商品熟悉度
Clustering; Lag Sequential Analysis; Need-states; Online Search Patterns;
Product Familiarity

壹、緒論

因應新興電子商務和零售趨勢的到來，消費者更能透過網際網路即時取得豐富的商品資訊。根據市場研究機構 eMarketer 所發行的研究報告，電子商務的全球零售銷售額已在 2020 年達到 4.28 兆美元（eMarketer, 2021），在全球經濟活動中扮演的角色也日益重要。因此企業紛紛致力營造更便利和優惠的購物平台提升銷售量，進而帶來更多獲利。自 2009 年起，阿里巴巴將每年的 11 月 11 日設定為「狂歡購物節」，2020 年活動期間之成交金額為 4,982 億人民幣，較 2019 年同期增長 26%（阿里足跡團隊，2020）。依據 Zheng、Men、Yang 與 Gong（2019）曾分析狂歡購物節的消費者資料，實證結果發現享樂主義型消費者傾向衝動型購物，其購物決策容易受到網路便利性與介面視覺效果的影響，故可透過瞭解顧客之消費行為以刺激消費。

推薦技術在電子商務中具有潛在商業價值，影音平台 Netflix 即根據線上歷史紀錄和數種資料分析方法，為客戶提供獨一無二的個人影片推薦而廣為人知（Gomez-Uribe, & Hunt, 2016）；線上音樂串流服務平台 Spotify 亦透過精準的個人化推薦賺取廣告獲利，其市場價值於 2017 年達 130 億美元（Vonderau, 2019）。在網路購物平台中透過消費者過去購買紀錄或行為分析消費偏好，進而預測和推薦可能喜歡的產品或服務已成為重要的服務或功能之一。現有分析消費者網路購物群組之相關研究多採用問卷調查蒐集資料或輔以分群法，從購物動機、偏好或行為瞭解不同消費者型態（Ballestar, Grau-Carles, & Sainz, 2018；Japutra & Song, 2020; Kettunen, Kemppainen, Lievonon, Makkonen, Frank, & Kari, 2018；Ladhari, Gonthier & Lajante, 2019; Moe, 2003; Rohm & Swaminathan, 2004; Sebald & Jacob, 2020; Zhang, Wang, & Xu, 2015），然而在填寫問卷或接受訪談時可能受到當下主觀意見影響，消費者對於偏向無意識的舉動往往沒有印象或難以描述，進而使結果失真（Williams & Poehlman, 2017）。近年來網路購物平台面臨更嚴峻的挑戰，消費者的一筆訂單從搜尋、瀏覽、比較到訂購包含多個瀏覽期間

(session) 的紀錄，從問卷或平台交易日誌皆難以完全理解消費者當下的需求狀態，進而分析行為與需求之間的關聯。此外，相關研究指出消費者當下具有明確購買意圖或偏向較無意識之瀏覽行為會影響其選擇和比較之策略，所呈現的資訊尋求方式往往也有許多差異 (Laran, Janiszewski, & Salerno, 2016)。縱觀以上研究雖提供消費者網購相關的發現，但較缺乏直接觀察消費者當下之線上搜尋、瀏覽與購物決策行為之研究。

Moe (2003) 為少數由消費者搜尋行為與需求急迫性進行網站頁面行為與購物策略之相關性分析研究。該研究將行為區分為直接與探索行為，將需求急迫性區分為立即與未來，以歷史點擊流數據分析探索是否存在四個不同型態購物決策的群組，並透過分群法發現知識建構 (knowledge building)、享樂瀏覽 (hedonic browsing)、直接購買 (directed buying)、搜尋 (search / deliberation) 以及淺探 (shallow) 類型消費者。不同型態消費者有不同的行為，如：享樂瀏覽型之瀏覽層次較為廣泛，不限於特定商品；直接購買型則傾向瀏覽特定商品，並會重複瀏覽相同商品；搜尋型則主要透過輸入關鍵字來尋求商品。因此根據研究特性與過去相關研究，本研究定義消費者的需求狀態 (need-states) 是指當下或已有規劃的購物情境需求；商品熟悉程度則是指消費者對商品的特性、規格、價格及品牌等因素之了解程度 (Benn, Webb, Chang, & Reidy, 2015; Janiszewski, 1998; Moe, 2003; Rohm & Swaminathan, 2004; Zhang et al., 2015)。立基於前述觀察，本研究將由消費者需求狀態 (need-states) 與消費者對購買商品熟悉程度之雙視角，探索消費者於平台功能之互動行為並由其行為辨識不同的消費群組 (consumer segmentation) 以進行後續探索。基於研究場域的代表性，研究選擇「淘寶網」作為實驗平台，「淘寶網」和同屬阿里巴巴集團的「天貓商城」在全球市場的成交金額於 2020 年達到 1 兆 2,020 億美元，領先其它網路購物平台 (Digital Commerce 360, 2021)。本研究為瞭解消費者在不同需求狀態與商品熟悉度之下，購物網站之內容與功能如何影響其網路購物行為，將採用模擬購物任務記錄消費者網路購物行為為特徵。方法上，研究首先採用分群法之 K-means 演算法分析不同行為樣態的消費者群組，後續採用零階狀態移動矩陣 (zero-order state transition matrices, ZOSTs) 和滯後序列分析 (lag sequential analysis, LSA) 之序列樣式分析方法，以深入分析不同消費群組於平台的消費行為。茲歸納本研究目的如下：

(一) 基於消費者不同需求狀態之購物模擬任務，透過軟體側錄與分析

消費者網路購物網頁瀏覽與功能點擊行為，以分群法探勘不同型態之消費群組（consumers' segmentation），並分析需求狀態與商品熟悉度對購物行為之影響。

- （二）基於搜尋移動概念，檢視不同群組消費者是否因不同需求狀態與商品熟悉度而有不同購物網頁瀏覽與功能點擊行為，並歸納各群組之搜尋行為樣式（search behavior patterns）。

本文第二節進行研究相關與重要議題之文獻探討，第三節詳細說明研究問題、任務、編碼與評估方法。第四節主要透過分群法探索不同的消費群體之線上行為差異，並比較各群體之路徑移動樣式；第五節則根據研究發現與參考相關研究，針對本研究提出之立論進行實務意涵綜述，提供網路購物平台經營者參考方向；最後，基於本研究之發現提出未來展望。

貳、文獻探討

一、電子商務推薦與行銷技術於網路購物平台行為分析研究

推薦系統提供消費者個人化行銷服務，透過消費者過去購買紀錄分析消費偏好，進而預測和推薦他們可能喜歡的產品或服務。推薦系統主要可分為協同過濾（Collaborative filtering）、內容導向過濾（Content based filtering）及結合前者或其它工具之混合式方法（Hybrid-based approach），皆已被廣泛應用於電子商務和其它領域（Mansur, Patel, & Patel, 2017）。唐牧群與謝伊柔（2016）曾分析 30 位受試者於亞馬遜網路書店使用不同功能尋找感興趣書籍之資訊行為差異，結果發現推薦系統及使用者評論有助於讀者認識更多感興趣書籍，帶給讀者更為動態的認知變化。音樂串流推薦則是一種典型的個人化即時推薦系統，線上串流音樂服務公司 KKBOX 透過分析消費者個人與其它消費者聆聽線上歌曲列表之相似程度，以即時推薦歌曲（Chen, Yang, Hsia, Chen, & Tsai, 2016）。個人化即時推薦也廣泛應用在新型態電子商務行為中，Airbnb 日租套房即根據旅客點擊資料、預定客房之相似程度、旅遊目的與日期建立建立即時的個人化推薦系統，為租屋主和旅客提供感興趣之媒合清單（Grbovic & Cheng, 2018）。Molina 與 Bhulai（2018）運用 Netflix 17,770 部電影和 480,189 筆消費者評分資料，比較各種推薦方法之優劣，建議後續研究可結合消費者的個人化資訊和電影內容，廣泛運用相關資訊來建立推薦系統。從前述研究可以得知，推薦系統

已發展出許多種類和功能，然而這些系統如何與網路消費者互動，抑或是消費者如何透過這些功能滿足當下的資訊需求與購買決策，仍為值得探討的議題。

流行服飾向來是網路購物平台的熱銷商品，為了推薦女性購物者符合需要的商品，淘寶網女裝市場提供了商品分類、搭配、新品館、風格館、穿搭場景及尺碼助手…等 27 項購物功能。Yin、Zhang、Fan 與 Li（2014）曾針對前述功能請消費者分別給予滿意度，在 14,483 份有效問卷中運用狩野模式（KANO Model）分析前述功能之整體滿意度，並依滿意度區分為魅力（attractive quality）、一維（one-dimensional quality）及無差異品質（indifferent quality），實證結果發現只有搭配、新品館及風格館等少數功能具備魅力品質，足以吸引消費者再次使用。近期相關研究發現線上口碑或商品評論亦是相當受到重視的另一項功能，經統計有 90% 的消費者會瀏覽商品評論（Luan, Yao, Zhao, & Liu, 2016; Murphy, 2020）。為了解消費者對於商品評論之資訊需求，Luan、Yao、Zhao 與 Liu（2016）透過眼動追蹤技術探討消費者如何瀏覽商品評論內容，該研究定義手機、筆記型電腦等商品為搜尋型商品，衣服和鞋子則視為需要實際使用經驗的體驗型商品，觀察 40 位受試者挑選搜尋型商品和體驗型商品之購物過程有何差異。實證結果發現當消費者瀏覽搜尋型商品時，較容易受到與商品屬性有關的評論內容所吸引；反之當消費者瀏覽體驗型商品時，評論內容關於商品屬性或使用經驗所受到的關注程度差異不大。前述研究提供了本研究探索不同需求狀態對於推薦功能使用情形分析之理論基礎。

Richards 與 Li（2018）曾分析 99 萬筆淘寶網系統日誌，發現頁面所顯示廣告數量、廣告產品價格會和消費者是否使用關鍵字搜尋、所使用的關鍵字數量、點擊廣告的機率等項目有所關聯。當消費者使用關鍵字搜尋時，網頁左右欄所顯示的廣告數量會比較少，反之若消費者未使用關鍵字搜尋時，淘寶網會假設其需求較不明確，投放更多種類和數量的廣告，這也是現今網路購物平台較常見之作法。基於購物平台版面及功能將影響消費者之行為樣式，Bleier、Harmeling 與 Palmatier（2019）曾探討網頁的言語元素（verbal elements）及視覺元素（visual elements）如何影響網路購物體驗滿意程度。該研究設計了不同言語或視覺元素的 16 種實驗網頁，邀請 10,470 位受試者隨機嘗試其中一種網頁功能，分別驗證各項功能是否滿足資訊、娛樂、社交和感官吸引力等網路購物體驗需求，實證結果發現消費者評分對於以資訊體驗為主之需求最具影響力，娛樂體驗則最重視商品圖片尺寸。

前述研究亦可作為網路購物平台頁面設計及行銷策略之參考基礎。Ngwe、Ferreira 與 Teixeira（2019）則從網路購物市場經營的觀點出發，探討搜尋摩擦（search frictions）與獲利之關聯，藉由刪除特價商品網頁超鏈結、移除折扣排序或標記功能，適度降低網路消費者尋找特價商品之便利性，實證結果發現確實可為網路購物平台經營者帶來更多獲利；有趣的是較不在乎商品售價之消費者，其購買原價商品之比例亦大幅提高，其結果可提供消費者搜尋行為分析之理論參考。Benn 等人（2015）曾運用眼動追蹤技術觀察 40 位消費者於網路超市購物之決策模式與採用功能，實證結果有 95% 消費者會採用商品分類尋找商品，曾使用搜尋或瀏覽特價頁面之消費者則分別有 80% 及 68%。研究進一步訪談 10 位消費者發現影響其資訊尋求過程主要因素為尋找商品的方式、商品的熟悉程度和網路購物體驗，而對於商品較為熟悉之消費者，所關注的資訊也與不熟悉商品特性者有所不同，其通常對特定品牌也有一定的瞭解，這類消費者在決策過程可以整合相關的商品資訊。前述研究提供了消費者搜尋行為與網路購物平台功能之關聯發現，本研究欲以過去研究所發現為基礎，進一步實證分析消費者資訊需求與商品熟悉程度差異於網站功能、頁面瀏覽與搜尋之使用情形，以協助網路購物平台經營者設計符合個人化情境的功能介面或廣告促銷。

二、基於消費者型態之網路購物動機與行為研究

網路改變了傳統的購物方式，消費者在使用網路購物的互動過程之中，創造了大量且豐富的資訊行為資料。資訊行為是一個較廣泛的概念，Wilson（1981，1997）認為資訊行為起源於當使用者意識到某種層面的需求，並將這樣的需求具體化為資訊的尋求和資訊的利用行為；資訊尋求行為模型當中也具體說明了使用者從資訊需求轉換為資訊尋求行為過程中，其需求狀態和資訊行為會不斷轉變。資訊探求相關研究中 Taylor（1968）從認知觀點指出使用者資訊需求演化的過程為由無意識之需求到知覺需求最後得到折衷解（compromised need）的過程。Bates（1989）則提出「bit-at-a-time」搜尋方法，即 berrypicking 模型，以類比使用者資訊探求的行為，該模型同樣闡釋了使用者的資訊需求會隨時間而演化的特性。重要的認知觀點之資訊探求模型，包括：Taylor（1968）的資訊需求階段理論、Kuhlthau（1993）之資訊搜尋程序（information search process, ISP）、Ingwersen（1992）與 Saracevic（1996）的概念模型（conceptual model）、Vakkari（2001）的任務階段之資訊尋求理論……等。以上研究啟發本研究由需求狀態

分析消費者的資訊尋求行為，進而了解其資訊需求狀態和購物行為之間的關聯性。當消費者選擇網路購物時，網路購物平台亦即時地記錄消費者在瀏覽或購物過程的各種活動資訊，例如：關鍵字選擇、購買的商品以及點擊的廣告，這些資訊通常稱為點擊流數據，可以幫助網路購物平台經營者更深入地了解消費者如何搜尋、挑選到完成購物。近期相關研究開始應用消費者的點擊流數據預測消費者行為或偏好（Ballestar et al., 2018; Liu, Li, Peng, Lv, & Zhang, 2015; Moe, 2003）。過去文獻也曾提及網路消費者具有不同的動機和目的，消費者如何瀏覽線上眾多商品並從中挑選所需，延伸至利用網路瀏覽行為預測消費者選擇與決策，都是值得探究的議題（Japutra & Song, 2020; Ladhari et al., 2019）。Moe（2003）採用 K-means 演算法分析線上營養品商店之點擊流數據，將消費者依據瀏覽頁次、平均頁面停留時間…等頁面移動紀錄，以分群法發現知識建構（knowledge building）、享樂瀏覽（hedonic browsing）、直接購買（directed buying）、搜尋（search / deliberation）以及淺探（shallow）類型消費者。知識建構型停留頁面時間最長，專注在少數商品頁面；享樂瀏覽型之瀏覽層次較為廣泛，不限於特定商品；直接購買型則傾向瀏覽特定商品，並會重複瀏覽相同商品；搜尋型則主要是輸入關鍵字來尋求商品；淺探型則瀏覽最少頁面，將商品加入購物車之比例亦最低。Zhang、Wang 與 Xu（2015）蒐集了 360 萬筆淘寶網系統日誌，並標記消費者瀏覽頁面類型佔比及頁面複雜度，使用 K-means 演算法將消費者區分為後台管理型（direct management）、持續搜索型（continuous searching）、商品瀏覽型（product browsing）及資訊搜尋型（information seeking）四種類型，並發現需求情境為商品瀏覽型之佔比達 44%，第二名則是佔比為 26% 的持續搜索型。Ballestar、Grau-Carles 與 Sainz（2018）則是蒐集現金回饋購物平台（cashback website）之 12,548 筆消費者及 687,682 筆購物紀錄，將消費者在社群網路平台的活躍程度、直接點擊次數、經由現金回饋購物平台瀏覽次數、購買次數等點擊流數據，藉由 SPSS 統計軟體之 two step 分群方法，由消費者在社會網路之推薦與被推薦角色以及演化觀點將其平台資訊行為區分為具潛力之便利型（convenience buyers with potential）、積極便利型（engaged convenience buyers）、未成熟之被推薦型（immature referees）、發展中之被推薦型（referees in development）、投入之被推薦型（engaged referees）、重度使用對價格敏感度低類型（heavy users of all kind of transactions with low sensitivity to payouts）、重度投入時間但低獲利型（heavy user referees who invest time

on the website) 及便利導向之高獲利型 (recommended profitability and convenience-oriented user)，共計八種類型顧客。積極便利顧客由潛力便利型演化而來，平均交易次數高於其它群組，該群組較重視現金回饋且通常直接購買商品；重度使用對價格敏感度低類型為有最高獲利群組；便利導向之高獲利型顧客的營收利潤次之，其亦由具潛力之便利型快速演化而來，具有較豐富的社群網路互動，多數交易皆透過現金回饋購物平台之廣告推薦完成，實證結果發現不同群組所潛藏的購物動機和行為存在明顯的差異。前述研究結果與方法皆提供未來消費者分群分析及點擊流數據分析之基礎。

近期亦有些文獻將點擊流數據結合其它理論或問卷調查資料，試圖更完整地探討線上消費者的行為類型。Huseynov 與 Yildirim (2019) 運用科技接受模型 (technology acceptance model)、計畫行為理論與行為意圖相關之研究基礎建立研究假設與問卷變項，使用分群法將 1,027 位受試者分為購物愛好者 (shopping lovers)、直接購物者 (direct purchasers)、猶豫瀏覽者 (suspicious browsers) 及不稱職的購物者 (incompetent consumers)，並在未來研究建議提醒研究者應注意受試者自我回報資料有時並不足以真實反映其實際行為，特別是分析消費者類型時應結合其實際行為軌跡。Ladhari 等人 (2019) 則聚焦在 Y 世代消費者的網路購物行為，透過問卷調查 538 位曾在網路購物的 Y 世代女性消費者對於流行趨勢、購物享受、經濟考量及品牌價值等面向之看法，使用 K-means 演算法將 Y 世代消費者依前述面向區分為經濟型 (price shoppers)、時尚型 (fashionistas)、情緒型 (emotional shoppers)、探索型 (discovery shoppers)、購物狂熱型 (shopping fans) 及策略型 (strategic shoppers) 等六種類型，並建議針對不同消費群組提供不同的行銷策略。

綜觀過去文獻，多數研究採取點擊流日誌與問卷調查蒐集資料，研究對於消費群組的分類方式及其種類，仍存有異同，表 1 整理基於網路購物行為之消費者型態研究文獻。有別於過去之問卷調查研究，本研究將分析消費者當下網路購物網頁瀏覽與功能點擊行為，並由資訊行為之使用者需求狀態觀點探勘消費者群組，除分析與過去相關研究發現之關聯性，並提供網路商家或平台業者，針對不同型態消費者之網站設計與行銷參考依據。

表 1
基於網路購物行為之消費者型態研究

研究變項	研究方法 (資料來源)	研究發現：消費者型態	作者 (年代)
瀏覽頁次、平均頁面停留時間、瀏覽頁面類型佔比、瀏覽不同商品類別次數、瀏覽不同商家次數、瀏覽不同商品次數、重複瀏覽相同商品次數、購買次數	K-means 分群分析 (線上營養品商店 2000 年 5-7 月之 7,143 筆交易日誌)	將消費者依使用行為區分為知識建構型、享樂瀏覽型、直接購買型、搜尋型以及淺探型。	Moe, 2003
訪問頁面類型占比及訪問頁面複雜度	K-means 分群分析 (360 萬筆淘寶網系統日誌)	將消費者依使用行為區分為後台管理型、持續搜索型、商品瀏覽型、資訊搜尋型。	Zhang et al., 2015
消費者價格接受程度、商家受訪次數、消費者評價筆數、消費者點選喜愛商品頻率及購物花費時間	K-means 分群分析 (300 萬筆淘寶網交易日誌)	將消費者依線上消費行為區分為活躍 (active-star purchasers)、直接購買 (direct purchasers)、忠實顧客 (high-loyalty purchasers)、避險 (risk-averse purchasers) 及重視商譽 (credibility-first purchasers) 之五種消費群組。	Liu et al., 2015
績效期望、努力期望、社群影響、便利條件、享樂動機、價值、習慣、自我效能及認知風險	UTAUT2 延伸型整合科技接受模型 (訪談 31 位受訪者)	依訪談內容整理網路購物行為特徵並區分為保守型 (conservative)、理性型 (rational)、娛樂型 (hedonistic)、自發型 (spontaneous) 及先驅型 (vanguard) 之五種消費群組。	Kettunen et al., 2018

研究變項	研究方法 (資料來源)	研究發現：消費者型態	作者 (年代)
社群網路活躍程度、直接點擊次數、經由現金回饋購物平台瀏覽次數、購買次數	SPSS Two-Step 分群方法（現金回饋購物平台之 68 萬筆購物日誌）	將消費者依點擊流數據區分為具潛力便利型、積極便利型、未成熟之被推薦型、發展中之被推薦型、投入之被推薦型、重度使用對價格敏感度低類型、重度投入時間但低獲利型及便利導向之高獲利型	Ballestar et al., 2018
隱私權和資訊安全顧慮、電子商務便利性、實體店鋪消費經驗、網路購物消費經驗	SPSS Two-Step 分群（1,027 份有效問卷）	將消費者區分為購物愛好者、直接購物者、猶豫瀏覽者及不稱職的購物者。	Huseynov & Yildirim, 2019
流行趨勢、購物享受程度、經濟考量、品牌價值	K-means 分群（538 份有效問卷）	將消費者區分為經濟型、時尚型、情緒型、探索型、購物狂熱型及策略型。	Ladhari et al., 2019

參、研究問題與評估架構

一、研究問題與流程

本研究著眼於消費者容易受到購物當下所處的情境、購物目的與對商品的熟悉程度影響其購物策略，網路購物平台可針對消費者個人需求狀態（need-states）與對商品的熟悉程度給予差異化的行銷設計，進而優化網路購物平台設計。本研究所稱消費者的需求狀態是指當下或已有規劃的購物情境需求；商品熟悉程度則是指消費者對商品的特性、規格、價格及品牌等因素之了解程度（Janiszewski, 1998; Moe, 2003; Rohm & Swaminathan, 2004; Zhang et al., 2015）。因此，研究基於消費需求狀態設計模擬購物任務（simulated tasks），線上招募有長期網路購物經驗之受試者參與購物任務，挖掘明確消費目標與不明確消費目標之消費者於網路購物平台之網頁瀏覽與功能點擊行為特徵，輔以其尋求商品之熟悉程度，探索需求狀態與商品熟悉程度如何影響其購物策略，本研究主要研究問題如下所述。

- 一、研究以消費者在網路購物平台之網頁瀏覽狀況，如：頁面類型、頁面次數、商家數量、商品種類…等，以分群法探勘基於不同需求狀態及商品熟悉程度之消費者網路購物行為，探索是否存在不同型態消費群組（consumers' segmentation）。
- 二、研究透過搜尋移動路徑分析不同群組消費者在網路購物平台所採用之頁面功能，如：推薦、評論、搜尋…等，是否存在異同？本研究採用 LSA（lag sequential analysis）方法找出各群組的顯著搜尋移動樣式（search patterns），探勘各消費群組具代表性之搜尋移動樣式。

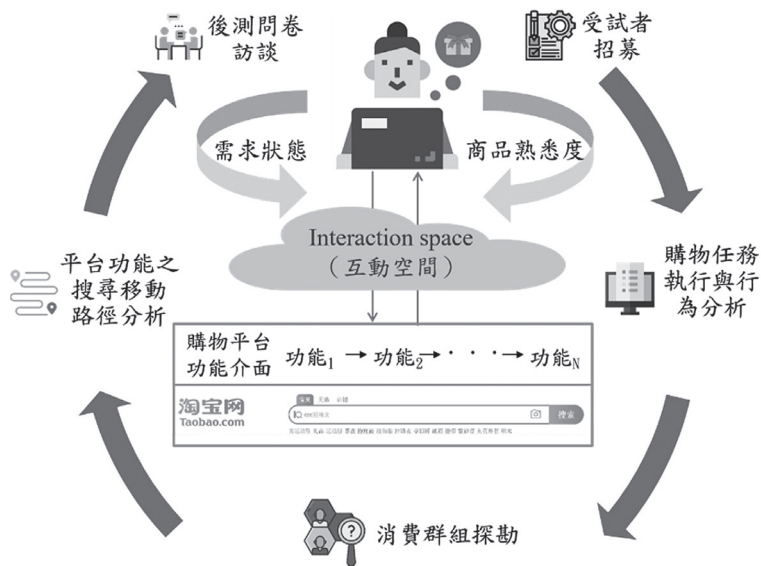


圖 1 研究方法流程

本研究透過任務設計模擬消費者當下之需求狀態，並蒐集其網頁瀏覽與點擊行為，以 K-means 分群法、ZOSTs（zero-order state transition matrices）與 LSA 之搜尋移動路徑分析方法探索各消費群組之線上行為，研究流程如圖 1 所示，說明如下。

- 受試者招募：研究對象為網路購物平台消費者，研究主要透過滾雪球非隨機式抽樣（snowball sampling）與網路隨機抽樣（random sampling）徵詢受試者，以公開徵求方式於個人網頁發放，亦透過親友分享介紹，尋找符合徵求條件且有參與意願之受試者。前測問

卷包含是否曾在淘寶網購物、網路購物年資、購物習慣…等問項，共回收 46 份有效問卷，並從中選擇有曾於目標平台購物經驗之消費者，共計邀請 25 位受試者參與評估。問卷顯示全數受試者在目標平台有超過兩年之線上購物經驗並且有 80% 的受試者每月瀏覽五次以上購物網站，年齡主要分布於 23 至 32 歲，男女比例為 2 比 3，故受試者對於目標平台有相當類似之使用經驗。

- 購物任務執行與行為分析：研究以「淘寶網」作為模擬實驗場域，依需求明確程度設計具有明確與不明確購物需求目的之模擬任務，如表 2 所示；研究採用使用者行為分析工具軟體 Morea 側錄與分析受試者購物歷程。本研究之購物行為分析包含網頁瀏覽與各主要功能使用情形，將前述網頁瀏覽及功能進行編碼，從中探索不同型態消費群組之差異，將於下一節介紹任務與編碼設計部分。
- 消費群組探勘：研究採用 K-means 演算法分析所記錄之購物行為特徵，將消費者所瀏覽不同類別次數、瀏覽不同商家次數、瀏覽不同商品次數、商品相關頁面佔比、搜尋比較頁面佔比、活動 / 推薦頁面佔比、管理頁面佔比、評論頁面佔比、重複瀏覽相同類別、商家及商品次數…等，作為輸入變項，並採用 5 回合交叉驗證（5-fold cross-validation），由純度（purity）及緊湊度（compactness）找出較具代表的消費群組，並根據各群購物行為特徵予以命名，將於第四節說明分群結果。
- 平台功能之搜尋移動路徑分析：採用 ZOSTs 方法記錄本研究中各群組之搜尋移動序列並計算 LSA，分析各消費群組具代表性之搜尋移動樣式，相關分析方法將於 3.3. 小節介紹。
- 後測問卷訪談：研究於受試者完成任務後，邀請受試者就其執行任務過程之感受、遭遇問題、尋求商品之熟悉程度與執行購物的搜尋策略逐一說明，並評估淘寶網各項功能在其購物過程之滿意程度；據此可對不同型態之消費群組有更進一步的瞭解，提供網路購物平台業者經營改善參考建議。

二、任務與編碼設計

研究參考 Borlund（2000, 2003）之模擬任務情境（simulated work task situation）評估方法，建立設計網站購物的模擬任務，任務設計如表 2 所示。模擬任務為一個簡短的封面故事，其描述任務情境讓使用者進行資訊檢索，該封面故事必須具有系統性而非只是開放性的描述任務的情境，故須包含：資訊需求來源、環境的情境、需被解決的問

題與讓受試者了解搜尋的目的。Sarkar、Mitsui、Liu 與 Shah（2020）亦指出，透過模擬任務調查任務與使用者資訊搜索行為之間的關係，有助於更深入理解人們在任務層級的資訊搜尋行為所面臨的障礙，以及他們希望獲得的幫助。研究欲探討消費者在網路購物平台之資訊尋求行為與經驗，進一步了解不同需求狀態下消費者與平台提供資訊及功能之互動關係，以及消費者所尋求商品熟悉與否對於購物行為樣式所產生之影響。實驗設計採用盡量貼近實際行為之模擬任務，給予受試者不明確與明確消費目標之購物任務。為避免受試者的反應可能受到實驗順序的影響，本研究運用對抗平衡（counterbalance）原理，安排一半的受試者先執行不明確消費目標之任務，其餘受試者則先執行明確消費目標之任務，透過實驗順序之不同消弭其痕跡效應（carryover effect）。

表 2
購物任務設計

任務類型	任務說明
不明確消費目標	最近你有規劃參加某位朋友的生日派對，你還沒打定主意要買什麼禮物，請到 taobao.com 網路購物平台挑選一份生日禮物。 任務要求： 1. 購買商品及風格無任何限制，請依照你的喜好購買。 2. 商品件數及金額皆不限制，請依照你每月的生活費及網購花費來決定要購買多少錢的商品。
明確消費目標	你最好的朋友在下星期生日，你將要去參加他 / 她的生日派對，請在 taobao.com 網路購物平台挑選一套衣服送他 / 她。 任務要求： 1. 請依朋友穿著風格，為他 / 她挑選「運動休閒風」的服飾。 2. 商品件數及金額不限制，請依照你每月的生活費及網購花費來決定要購買多少錢的商品。

本研究針對淘寶網的功能與頁面特性，綜合過去相關研究與本研究分析之特徵變項進行消費者搜尋行為觀察與分析，故於購物任務中記錄受試者之瀏覽頁面、瀏覽商品類型、商家數量、商品數量…等購物行為特徵，並透過前述特徵探索消費者於網路購物平台尋求資訊之行為特性及差異。綜觀過去基於點擊流數據之網路購物行為分析研

究所挖掘之消費群組雖仍存有歧異，但值得一提的是 Moe (2003) 和 Zhang 等人 (2015) 之研究結果皆曾同樣提及以搜尋為主之消費群組如：搜尋型 (search / deliberation) 和持續搜索型 (continuous searching)，以及瀏覽為主之消費群組如：享樂瀏覽型 (hedonic browsing) 和商品瀏覽型 (products browsing)。基於此本研究將進一步探討以搜尋或瀏覽為主之消費群組與需求狀態之關聯性。此外，研究依據 Moe (2003) 提出「重複瀏覽相同商品」之觀點，進一步提出「重複瀏覽相同類別」及「重複瀏覽相同商家」之分群變項，並評估將前述變項整併為「重複瀏覽相同類別、商家及商品次數」之可行性。在推薦與評論部分，Senecal、Kaczynski 與 Nantel (2005) 發現願意接受商品推薦之消費者之網路購物行為通常比較複雜，而不願意接受商品推薦之消費者則仰賴先備知識、個人經驗及商品相關資訊輔助其購物決策，此點與 Moe (2003) 的研究結果分析之知識建構型較為重視商品相關資訊及停留頁面時間較長等行為有相似之處，故本研究認為可能存在有推薦型與知識建構型 (knowledge building) 等消費群組，其搜尋策略或行為樣式亦受到自身對於尋求商品之熟悉程度差異而有所影響，研究納入「活動 / 推薦頁面佔比」指標。另一方面，在 Ballestar 等人 (2018) 之研究曾挖掘偏好接受推薦功能之消費群組具有較豐富的社群網路互動。綜觀過去相關研究較缺乏探討消費者在資訊檢索過程參考線上口碑或商品評論之資訊行為 (Moe, 2003; Zhang et al., 2015)，Luan 等人 (2016) 與 Bleier 等人 (2019) 之研究發現線上口碑或商品評論已受到消費者重視，本研究也亟欲瞭解不同群組之消費者參考評論資訊之行為是否存有差異，故本研究將「評論頁面佔比」納入分群變項。綜上所述本研究將購物行為特徵變項整理如表 3 所示，並依分群變項組合區分為 8 變項、9 變項、10 變項及 11 變項，研究後續將測試四種組合之分群效益。除以上參考相關研究所探索之消費者類型，本研究亦由受試者購物平台瀏覽行為與功能使用狀況探索是否存在不同消費型態的消費者。

表 3
購物行為特徵變項

特徵變項	說明	分群變項組合			
		8	9	10	11
瀏覽不同類別次數	受試者瀏覽不同商品類別的次數	✓	✓	✓	✓
瀏覽不同商家次數	受試者瀏覽不同商家的次數	✓	✓	✓	✓
瀏覽不同商品次數	受試者瀏覽不同商品的次數	✓	✓	✓	✓
商品相關頁面佔比	受試者瀏覽商品相關頁面佔總瀏覽頁面數量的百分比	✓	✓	✓	✓
搜尋比較頁面佔比	受試者瀏覽搜尋比較頁面佔總瀏覽頁面數量的百分比	✓	✓	✓	✓
活動 / 推薦頁面佔比	受試者瀏覽活動 / 推薦頁面佔總瀏覽頁面數量的百分比	✓	✓	✓	✓
管理頁面佔比	受試者瀏覽管理頁面佔總瀏覽頁面數量的百分比	✓	✓	✓	✓
評論頁面佔比	受試者瀏覽評論頁面佔總瀏覽頁面數量的百分比		✓		✓
重複瀏覽相同類別次數	受試者瀏覽相同商品類別的次數			✓	✓
重複瀏覽相同商家次數	受試者瀏覽相同商家的次數			✓	✓
重複瀏覽相同商品次數	受試者瀏覽相同商品的次數			✓	✓
重複瀏覽相同類別、商家及商品次數	受試者瀏覽相同商品類別、商家及商品的次數	✓	✓		

三、研究方法

(一) 基於瀏覽頁面之消費者分群探勘

本研究採用 MacQueen (1967) 所提出的 K-means 演算法，K-means 是一種將資料群聚 (clustering) 的數學方法，已廣泛應用在資料探勘領域。K-means 演算法將根據資料中的各個特徵，將具有相似特性的資料群聚為指定的 K 群，隨機挑選 K 筆資料代表群中心值，接著將每筆資料與各群中心值分別求算歐幾里得距離 (Euclidean distance)，用以代表該筆資料與各群集 (cluster) 之相似程度，距離越近表示越相似，

故將該筆資料歸屬至距離最近之群集。當所有資料都依前述方法計算距離並歸屬至某個群集後，以資料之平均數重新求算各群集之群中心值，並再次將每筆資料與各群中心值分別求算歐幾里得距離並歸屬至距離最近的群集，反覆執行前述步驟直到群中心值不再變化為止。表 3 中相關變數參考 Han、Kamber 與 Pei（2011）之各種資料型態處理方式，根據變項之資料型態進行數值正規化轉換，以進行後續相似度計算。例如：「瀏覽不同商品次數」變項屬於資料探勘中資料型態之順序變項，故採取順序變項相似性之數值轉換處理方式，將次數正規化並映射至 0 至 1 之數值範圍。

本研究首先使用緊湊度（compactness）評估分群結果，如公式（1），緊湊度是衡量分群結果好壞之重要評估因素，用於比較群內資料與群中心點之相似程度，值越小表示結果越好（Caruana, Elhawary, Nguyen, & Smith, 2006）。研究使用純度（purity）驗證各群需求狀態（need-states）及商品熟悉程度的分布狀況，如公式（2）所示。因購物任務潛藏之消費者類型或最佳群組數量難以得知，實務上亦需仰賴領域專家之經驗協助，故本研究透過基準真相（ground truth）觀察已知購物任務之消費目標及商品熟悉程度，使用 purity 比較不同分群變項組合及群集數量之結果，當 purity 越接近 1 則表示結果越佳，據以探討群集數量與其關聯程度（Solomonoff, Mielke, Schmidt, & Gish, 1998）。

$$\text{緊湊度(compactness)} = \left(\sum_{i=1}^c \left(\sum_{k=1}^v \left(\sum_{l=1}^{N_{ci}} \text{dist}(\text{centroid}_k, dp_{i,l,k}) \right) / N_{ci} \right) \right) / C \quad (1)$$

C: 群集數量

i: 群集編號

v: 分群變項數量

k: 分群變項編號

N_{ci} : C_i 群資料筆數

l: C_i 群資料編號

centroid_k : 中心點 k 變項值

$dp_{i,l,k}$ 第 i 群第 k 變項第 l 筆資料

$$\text{純度(purity)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \max_j |c_i \cap t_j| \quad (2)$$

C_i : 第 i 群集筆數

t_j : 第 i 群集基準真相最大類別筆數

（二）基於網頁推薦與行銷功能之各群消費者瀏覽序列分析

零階狀態移動矩陣（zero-order state transition matrices, ZOSTs）是基於搜尋移動（search moves）歸納分析方法，無須事先假設使用者

之搜尋移動樣式，由序列分析之觀點探求潛藏之搜尋樣式（search patterns）。ZOSTs 方法將使用者操作之功能或頁面定義為狀態，將功能或頁面前後步驟之狀態變化記錄至移動矩陣，探求搜尋移動狀態之變化情形。Wildemuth（2004）採用 ZOSTs 方法分析學生在修微生物學課程（microbiology）前、中與修習六個月後，在不同領域知識程度下搜尋微生物學事實資料庫的行為差異。研究依照觀察目標將其編碼、紀錄和計算 ZOSTs，實證結果發現學生在不同領域知識程度存在不同的搜尋路徑，反應了不同領域知識程度確實存在不同搜尋路徑與樣式。

研究採用 Sackett（1979）提出之滯後序列分析（lag sequential analysis, LSA），旨在分析某種狀態在另一種狀態之後發生之機率是否具有統計學上之意義。Bakeman 與 Gottman（1997）則基於事件發生頻率計算 z 值和 Yule's Q 值， z 值用於衡量事件發生頻率與期望值之差距是否具有統計學上之顯著意義， Q 值用於衡量前後事件之相關係數，當 z 值大於 1.96 且 Q 值大於 0.3 則可稱為顯著之行為移動樣式。研究運用 LSA 分析消費者瀏覽特定功能之後，會有較高機率接續選擇何項功能，透過公式（3）求得由狀態 i 移動到狀態 j 之 z 值：

$$z_{i \rightarrow j} = \frac{o_{ij} - e_{ij}}{\sqrt{e_{ij} (1 - x_{i+}/N) (1 - x_{+j}/N)}}$$

- o_{ij} ：狀態 i 移動到狀態 j 之總次數
- e_{ij} ：狀態 i 移動到狀態 j 之期望值 $(x_{i+} \cdot x_{+j}/N)$
- x_{i+} ：狀態 i 為行為順序前項之總次數
- x_{+j} ：狀態 j 為行為順序後項之總次數
- N ：各移動順序之次數總合

本研究參考以上相關方法，統計受試者之移動路徑，進而分析搜尋樣式。首先，將淘寶網各項功能及編碼整理如表 4，並以此記錄及觀察受試者在資訊尋求過程所使用功能順序及狀態轉換頻率，從而分析每個消費群組的搜尋移動。當受試者進入網路購物平台首頁後，可以任意地使用商品分類、商品搜尋、猜你喜歡等功能尋求商品，完整之搜尋移動路徑請參閱圖 2。此外，因為受試者所採用之搜尋策略和身處情境之不同，每次的搜尋路徑未必會經過圖 2 的全部路徑。

表 4
「淘寶網」功能定義及編碼

頁面類型	功能（代碼）	定義
商品相關	商品分類（CA）	將商品依用途及種類呈現。
	商家頁面（ST）	介紹商家特色和熱銷商品的商家首頁。
	商品頁面（PD）	描述商品特色、款式、尺寸、價格和庫存數量等資訊。
	累計評論（PR）	曾購買此商品之消費者評論。
搜尋比較	商品搜尋（PS）	輸入關鍵字查詢商品。
	以圖搜圖（SI）	上傳圖片尋找相似圖形之商品。
活動 / 推薦	找相似（FS）	推薦消費者相似內容之商品。
	全站活動（TP）	不定時推出的各項促銷優惠活動（如：買 200 元減 20 元）。
	猜你喜欢（RT）	根據消費者過去的瀏覽行為和購買紀錄推薦可能喜歡的商品。
	看了又看（SS）	根據消費者的瀏覽行為和購物歷史記錄推薦特定商店的商品。
	掌櫃熱賣（BS）	根據消費者輸入的關鍵字列出個別商店的暢銷商品。
	有好貨（RP）	由具有類似商品偏好消費者購買紀錄推薦可能感興趣的產品。
	每日好店（SR）	推薦消費者收藏商品和好評數量較多的商家。
管理	收藏寶貝（FI）	提供消費者將有興趣之商品放入此功能，便利日後瀏覽。
	物流追蹤（TO）	說明已購買商品的物流狀態。

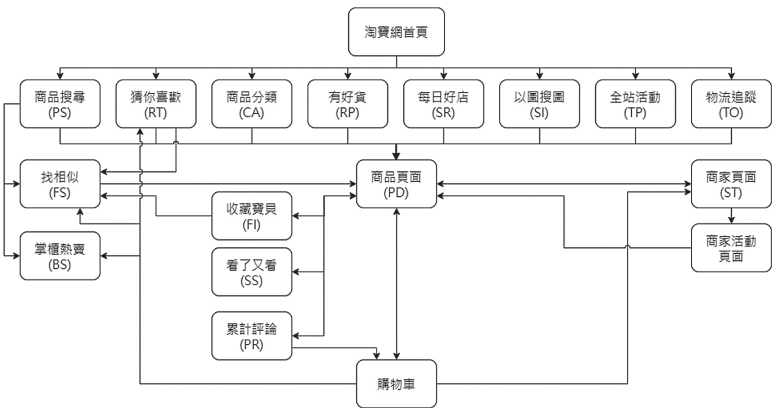


圖 2 「淘寶網」 ZOSTs 搜尋移動路徑

本研究採用 ZOSTs 和 LSA 等序列分析方法分析個別消費群組之搜尋樣式，舉例說明前述分析方法如下，假設某位消費者某次在淘寶網的搜尋移動使用了猜你喜歡 (RT)、商品分類 (CA)、商品頁面 (PD) 和累計評論 (PR)，其路徑為 RT→PD→RT→PD→RT→CA→PD→PR→CA→PD→PR→RT→PD→PR。圖 3 以 ZOSTs 方法呈現其搜尋移動路徑，其移動頻率註記於移動路徑線條旁（如：從 RT 功能移動到 PD 功能共有 3 次），可觀察分析搜尋移動過程較常使用之功能和反覆之瀏覽行為，亦可以推論其搜尋策略乃透過猜你喜歡 (RT) 及商品分類 (CA) 來瀏覽商品頁面 (PD) 和累計評論 (PR)，各項功能使用次數並無太大差異。透過 LSA 進一步分析則發現 PD→PR 為顯著路徑 ($z = 2.498$, $Q = 1$)，故在搜尋移動過程中，當消費者停留在商品頁面 (PD) 時，有較高機率接續選擇累計評論 (PR)；即對於已經選擇了 PD 功能的消費者來說，PR 功能比 RT 功能更有參考價值。

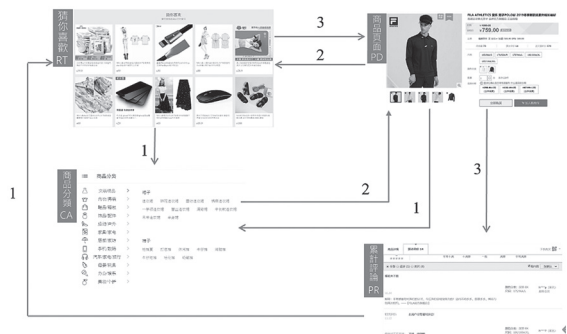


圖 3 「淘寶網」搜尋移動實例

肆、評估結果

一、購物特徵群集分析結果與討論

(一) 評估各變項組合之分群結果

研究首先計算各變項組合區分二至四群之緊湊度 (compactness)，結果如圖 4 所示，各變項組合皆是分為四群之緊湊度最佳。研究進一步評估需求狀態與商品熟悉程度兩個目標變數的分布狀況，分別計算其純度 (purity)，結果如圖 5 (a) 與圖 5 (b)，其中以分為四群之採用 11 變項結果最佳，其需求狀態與商品熟悉程度之純度分別為 1.000 和 0.979，可以得知區分為四群組之購物行為與其需求狀態及商品熟悉程度有高度之關聯性，最能代表不同需求狀態與商品熟悉程度之購物行為。

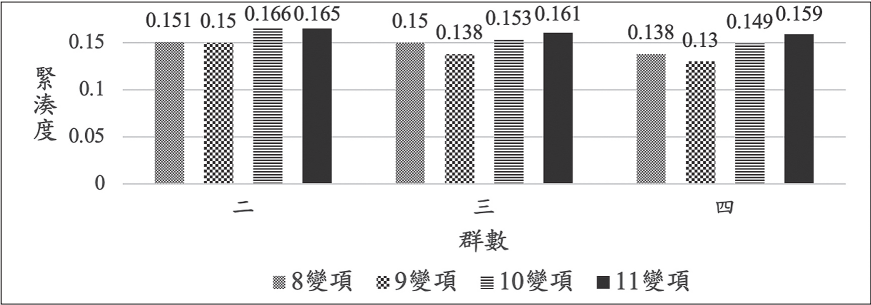


圖 4 各變項組合之緊湊度 (compactness)

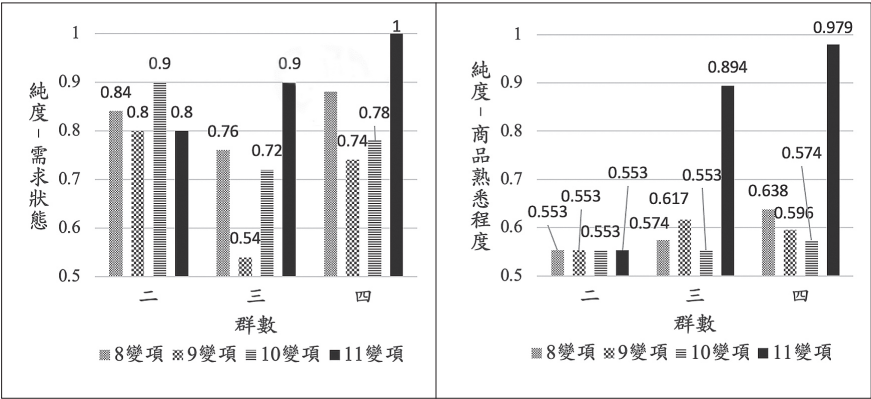


圖 5(a) 純度 (purity) – 需求狀態

圖 5(b) 純度 (purity) – 商品熟悉程度

(二) 評估最佳分群結果與變項之關聯性

基於前一小節之結果，十一變項分成四群之結果如表 5 所示，各群之資料數目較為平均，且可將不同消費目標及商品熟悉程度予以區分。因有 3 位受測者對於商品熟悉程度表示無意見，故評估商品熟悉程度之純度時，不作歸類。

- (1) 表 5 顯示，需求狀態為明確之消費者會集中在 C_3 與 C_4 群，需求狀態為不明確者會集中在 C_1 與 C_2 群，顯示本研究採用之購物行為特徵可以有效區分出消費者的需求狀態。另一方面，在明確與不明確狀態下之消費者又可再區分出對商品熟悉與不熟悉的群組。研究初步證實透過需求狀態與商品熟悉度可以區分出不同型態的消費者，後續我們將依照各群組之頁面瀏覽與功能使用情形進行命名與探討。
- (2) C_1 群組皆由不明確購物需求狀態且較不熟悉商品之購物行為所組成，其瀏覽不同類別次數達 0.450，是四群中最高比例集中於瀏覽不同商品類別的一群。此外， C_1 的商品相關頁面佔比為 0.691，是四群中最專注在瀏覽商品頁面之購物行為。從其它變項之中心值可以發現，其搜尋比較頁面則是四群中最低的一群，該群之購物行為最少使用搜尋功能，主要在商品頁面或推薦頁面之間尋求符合之商品，因此本研究將 C_1 定義為「瀏覽型消費群組」。
- (3) C_2 群組則是不明確購物需求狀態且較熟悉商品之購物行為，該群組的活動 / 推薦頁面佔比達 0.163，是四群中最頻繁使用活動 / 推薦頁面之購物行為，其使用搜尋比較頁面佔比為各群中第二低的一群，這也表示該群行為較少使用搜尋頁面尋找商品。這群消費者雖購物需求不明確，但因對於商品特性有一定的熟悉程度，對網路購物平台購物流程也較為滿意，多數皆同意在平台能找到需要的商品，可能也更願意採用推薦功能。此外，本群消費者瀏覽不同商家與重複商家次數分別為 0.127 與 0.067，均明顯高於其它群，常在不同商家與商品頁面間轉換。這類購物行為者通常會採納網路購物平台的推薦功能並從中尋求感興趣的商家之商品，因此將 C_2 定義為「推薦型消費群組」。

表 5
基於需求狀態與商品熟悉度之分群結果分析

	瀏覽型 (C_1)	推薦型 (C_2)	評論型 (C_3)	搜尋型 (C_4)
人數	10	15	12	13
需求狀態				
明確	0	0	12	13
不明確	10	15	0	0
商品熟悉程度				
熟悉	0	15	10	1
不熟悉	10	0	0	11
購物行為特徵中心值				
瀏覽不同類別次數	<u>0.450</u>	0.400	0.125	<u>0.042</u>
瀏覽不同商家次數	<u>0.027</u>	<u>0.127</u>	0.060	0.038
瀏覽不同商品次數	0.102	<u>0.149</u>	<u>0.073</u>	0.108
商品相關頁面佔比	<u>0.691</u>	0.628	0.614	<u>0.541</u>
搜尋比較頁面佔比	<u>0.072</u>	0.121	0.213	<u>0.290</u>
活動 / 推薦頁面佔比	0.122	<u>0.163</u>	0.058	<u>0.050</u>
管理頁面佔比	<u>0.115</u>	<u>0.092</u>	<u>0.115</u>	0.120
評論頁面佔比	0.107	<u>0.045</u>	<u>0.134</u>	0.096
重複瀏覽相同類別次數	<u>0.150</u>	<u>0.033</u>	0.083	0.125
重複瀏覽相同商家次數	<u>0.000</u>	<u>0.067</u>	<u>0.000</u>	<u>0.000</u>
重複瀏覽相同商品次數	0.200	<u>0.155</u>	0.222	<u>0.333</u>

註：購物行為特徵中心最大值加註粗體及雙底線，最小值加註底線

- (4) C_3 群組全是明確購物需求狀態且較熟悉商品之消費者，其使用評論頁面佔比達 0.134，頻繁在商品頁面和評論頁面中往返，是各群裡瀏覽評論頁面最多的一群。這類購物行為者的商品尋找策略是以搜尋功能為主出發並有大量累計評論頁面瀏覽行為，以評估商品是否符合需要，其行為可反映對商品的熟悉程

度與需求的明確程度，有知識建構的表現，因此本研究定義 C_3 為「評論型消費群組」。

- (5) C_4 群組為明確購物需求狀態且較不熟悉商品之消費者，該群消費者的搜尋比較頁面佔比達 0.290、重複瀏覽相同商品次數達 0.333，是四群裡最頻繁使用搜尋功能且重複瀏覽同樣商品之購物行為。其商品評估策略是以搜尋頁面為主，此類購物行為因不熟悉商品特性，較頻繁使用搜尋關鍵字來比較商品差異，在購物過程會嘗試變換關鍵字尋求更詳細之搜尋結果，因此本研究定義該群為「搜尋型消費群組」。

(三) 評估各變項對於預測不同需求狀態與商品熟悉度之效益

為確認本研究採用的十一個變項在不同需求狀態及商品熟悉程度之差異情形，研究使用 t 檢定分別檢定不同需求狀態與商品熟悉程度之購物行為，各變項是否具有顯著差異，結果如表 6 所示。研究發現網路購物行為所潛藏之需求狀態，可從點擊流數據識別「瀏覽不同類別次數」、「商品相關頁面佔比」、「搜尋比較頁面佔比」、「活動 / 推薦頁面佔比」、「評論頁面佔比」及「重複瀏覽商品佔比」等頁面分群指標，其中又以「搜尋比較頁面佔比」及「瀏覽不同類別次數」最具鑑別力。顯見本研究採用之分群頁面指標有助於網路購物平台探勘消費者購物需求，也就是說當消費者有較明確之需求狀態時，搜尋比較功能會在其尋求過程佔有較高比重，平台應強化其搜尋功能，適度輔助消費者尋求所需商品。反之，當消費者短時間內瀏覽不同類別之商品時，顯見其暫無急迫需求，平台當下應提供消費者額外的商品推薦或行銷資訊，促使其提高購買意願。有趣的是，在不同商品熟悉程度中，「瀏覽不同商家次數」到達顯著水準，足見在商品熟悉程度不同的購物行為中，「瀏覽不同商家次數」有顯著之鑑別力。

表 6
11 變項檢定結果

分群變項	需求狀態	平均數 (變異數)	t 值	p 值	商品熟悉程度	平均數 (變異數)	t 值	p 值
瀏覽不同類別次數	明確	0.080 (0.019)	-5.640	<0.001***	熟悉	0.290 (0.082)	0.770	0.223
	不明確	0.420 (0.071)			不熟悉	0.226 (0.074)		

喻欣凱、吳怡瑾：基於搜尋樣式探勘線上購物群組：
需求狀態與商品熟悉度之影響

分群變項	需求狀態	平均數 (變異數)	t 值	p 值	商品熟悉程度	平均數 (變異數)	t 值	p 值
瀏覽不同商家次數	明確	0.047 (0.008)	-0.879	0.193	熟悉	0.101 (0.046)	1.768	0.042**
	不明確	0.087 (0.044)			不熟悉	0.017 (0.001)		
瀏覽不同商品次數	明確	0.089 (0.009)	-0.983	0.165	熟悉	0.134 (0.041)	1.084	0.142
	不明確	0.130 (0.036)			不熟悉	0.084 (0.003)		
商品相關頁面佔比	明確	0.589 (0.015)	-1.830	0.037**	熟悉	0.619 (0.008)	0.046	0.482
	不明確	0.653 (0.016)			不熟悉	0.617 (0.024)		
搜尋比較頁面佔比	明確	0.241 (0.018)	4.464	<0.001***	熟悉	0.170 (0.009)	-0.251	0.401
	不明確	0.101 (0.007)			不熟悉	0.180 (0.030)		
活動 / 推薦頁面佔比	明確	0.054 (0.008)	-3.301	0.001**	熟悉	0.109 (0.011)	0.883	0.191
	不明確	0.147 (0.011)			不熟悉	0.083 (0.010)		
管理頁面佔比	明確	0.115 (0.004)	0.742	0.231	熟悉	0.104 (0.003)	-0.813	0.210
	不明確	0.102 (0.004)			不熟悉	0.120 (0.006)		
評論頁面佔比	明確	0.111 (0.008)	1.545	0.064*	熟悉	0.074 (0.008)	-0.706	0.242
	不明確	0.069 (0.010)			不熟悉	0.093 (0.009)		
重複瀏覽類別佔比	明確	0.120 (0.068)	0.568	0.286	熟悉	0.060 (0.028)	-1.123	0.134
	不明確	0.080 (0.056)			不熟悉	0.143 (0.104)		
重複瀏覽商家佔比	明確	0.000 (0.040)	-1.000	0.161	熟悉	0.000 (0.000)	N/A	N/A
	不明確	0.000 (0.040)			不熟悉	0.000 (0.000)		
重複瀏覽商品佔比	明確	0.307 (0.120)	1.730	0.045**	熟悉	0.240 (0.088)	-0.169	0.433
	不明確	0.173 (0.029)			不熟悉	0.254 (0.066)		

註：「*」表示 p 值小於 0.1；「**」表示 p 值小於 0.05；「***」表示 p 值小於 0.01

二、消費群組移動路徑分析結果與討論

本小節根據四種消費類型分析個別群組功能頁面之移動行為，透過 ZOSTs 與 LSA 分析方法，深入觀察消費者移動路徑與樣式。

(一) ZOSTs 路徑移動分析結果

研究基於表 4 功能，採用 ZOSTs 方法分析四種消費者群組之移動路徑，以下將分別以路徑複雜度、功能種類、起始功能以及購物路徑…等面向進行分析；其中研究為聚焦於群組之行為樣式，圖中移除了起始路徑以外之 2 次以下的移動路徑。

討論 1：圖 6 (a) 與圖 6 (b) 顯示，瀏覽型 (C_1) 與推薦型 (C_2) 屬於不明確需求消費者群組，起始搜尋路徑和路徑種類較為多元。圖 6 (a) 所示，瀏覽型消費者 50% (5 位) 從商品分類開始，30% (3 位) 從猜你喜歡開始，20% (5 位) 從商品搜尋開始，其路徑在四群組中最為多元，總計有 61 種型態的 ZOST 路徑。瀏覽型消費者主要在商品分類與商品頁面功能間往返，鮮少使用搜尋功能，並不仰賴特定功能尋求資訊，呈現多元採用各項功能之探索行為。圖 6 (b) 所示，推薦型消費者 73% (11 位) 從商品分類開始，13% (2 位) 從猜你喜歡開始，各有 6% (1 位) 分別從商品搜尋及全站活動開始；該群組總計有 58 種型態的 ZOST 路徑。推薦型雖然也是不明確需求消費者群組，可能因對商品較為熟悉，較常使用看了又看、商品頁面和商家頁面功能，主要透過商品相關、活動 / 推薦…等類型功能尋找商品。

討論 2：圖 6 (c) 與圖 6 (d) 顯示，評論型 (C_3) 與搜尋型 (C_4) 之具有明確需求消費者群組，起始搜尋路徑較為集中。圖 6 (c) 所示，評論型消費者有 83% (10 位) 從商品搜尋開始，17% (2 位) 消費者從商品分類開始，其路徑在四群組中最為簡單，總計有 43 種型態的 ZOST 路徑。評論型消費者主要在累計評論和商品頁面間往返，鮮少使用推薦功能。圖 6 (d) 所示，搜尋型消費者 62% (8 位) 從商品搜尋開始，38% (5 位) 從商品分類開始，總計有 46 種型態的 ZOST 路徑。搜尋型消費者主要透過商品搜尋瀏覽商品，有趣的是，搜尋型消費者探索過程亦會參考掌櫃熱賣、全站活動推薦功能，其行為可能與其屬於對商品熟悉度較低的群組有關。

討論 3：整體而言，屬於有明確需求狀態之消費群組，其移動路徑種類少於不明確需求狀態之群組。在商品熟悉度部分，僅表現在兩個熟

悉群組（推薦型與評論型）有較高比例之商家頁面瀏覽，此部分同表 6 之檢定結果。此外，亦有較高比例消費者反覆比較購物車內之商品，特別是評論型消費群組，訪談資料分析亦與量化研究發現相符合，多數推薦型及評論型之消費者會將感興趣之商品放入購物車，再從中挑選結帳，這反應兩群組應有較高購買的意願。如：「我喜歡從熟悉商家挑選商品，習慣先將感興趣的商品放入購物車，再從購物車挑選商品結帳，方便比較商品和湊促銷活動。」（受試者 D）。

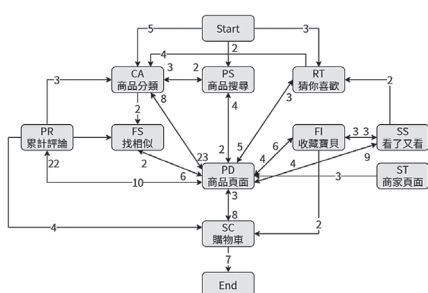


圖 6(a) 瀏覽型 (C_1)ZOSTs 結果

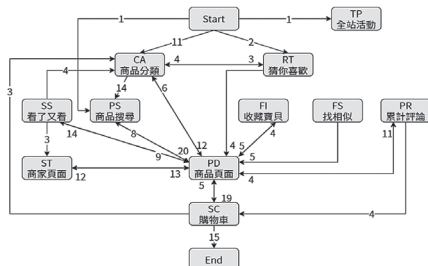


圖 6(b) 推薦型 (C_2)ZOSTs 結果

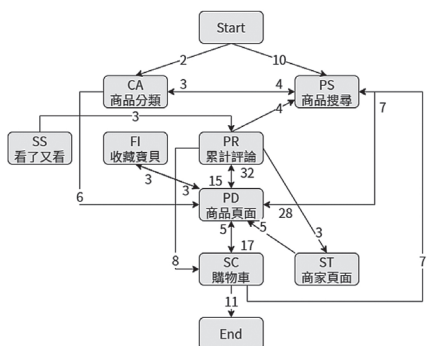


圖 6(c) 評論型 (C_3)ZOSTs 結果

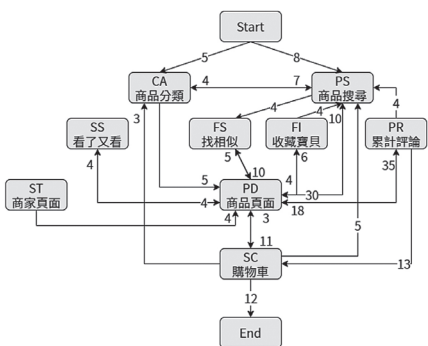


圖 6(d) 搜尋型 (C_4)ZOSTs 結果

(二) LSA 顯著搜尋移動樣式分析結果

本研究採用 LSA 方法分析各消費群組的移動路徑是否存有顯著之移動路徑，由 LSA 計算其 z 值和 Yule's Q 值，求得顯著搜尋移動樣式，參考過去研究，本研究設定 z 值須大於 1.96、 Q 值須大於 0.6，以下就各群組之分析結果予以說明。

討論 1：從表 7 可知，瀏覽型（ C_1 ）與推薦型（ C_2 ）兩消費群組分別有六組和八組顯著搜尋移動樣式，相較於另兩組需求狀態明確之消費群組，具有較豐富之顯著搜尋移動樣式，該結果與 ZOSTs 分析相同。瀏覽型消費者具有較多與商品分類（CA）與商品頁面（PD）相關的移動樣式，他們會藉由商品分類（CA）、商家頁面（ST）或找相似（FS）進入商品頁面（PD），除顯著性高，關聯度亦高；該群組確實存在顯著的階層目錄的瀏覽行為。推薦型消費者存在八條顯著移動樣式，其中只有三條移動樣式與瀏覽型消費者相同，顯見兩群組有異同之處。推薦型消費者存在著看了又看（SS）→ 看了又看（SS）以及看了又看（SS）→ 商家頁面（ST）路徑，顯見對於購物平台基於消費者過去消費過之特定商店之商品十分感興趣，這顯示該群消費者可能對商品熟悉而有固定的商家偏好，如：「淘寶網有些商家的衣服款似比較適合我的穿搭風格，買衣服習慣先逛這類商家。淘寶網有時也會推薦我喜歡的品牌」（受訪者 U）。受訪者 P 也表示「我時常關注某些商家的商品折扣活動，趁著活動一次入手喜歡的商品。」。該群消費者與瀏覽型消費者雷同之處為採用較多商品頁面（PD）功能，兩者不同之處為，推薦型消費者是藉由商品搜尋（PS）進入商品頁面，故該群組相較於瀏覽型（ C_1 ）有更偏愛使用搜尋功能而非瀏覽階層目錄，於 ZOST 圖中可明顯觀察到該現象。值得一提的是瀏覽型與推薦型分別是對商品較不熟悉與較熟悉之群組，彼此之顯著移動樣式亦存在許多差異，顯見對商品之熟悉程度亦會影響該消費者之資訊尋求方式。

表 7
各消費群組之顯著搜尋移動樣式

消費群組	顯著搜尋移動樣式	z 值	Q 值
瀏覽型（ C_1 ）	商品頁面（PD）→ 累計評論（PR）	3.507	0.896
	商品分類（CA）→ 商品頁面（PD）	2.581	0.613
	看了又看（SS）→ 收藏寶貝（FI）	2.562	0.726
	猜你喜欢（RT）→ 商品分類（CA）	2.503	0.674
	找相似（FS）→ 商品頁面（PD）	2.309	1.000
	商家頁面（ST）→ 商品頁面（PD）	2.309	1.000

消費群組	顯著搜尋移動樣式	z 值	Q 值
推薦型 (C ₂)	商品分類 (CA) → 商品搜尋 (PS)	3.521	0.672
	看了又看 (SS) → 看了又看 (SS)	3.178	0.664
	商品頁面 (PD) → 累計評論 (PR)	2.870	0.769
	找相似 (FS) → 商品頁面 (PD)	2.837	1.000
	猜你喜歡 (RT) → 商品分類 (CA)	2.639	0.690
	收藏寶貝 (FI) → 商品頁面 (PD)	2.450	1.000
	看了又看 (SS) → 商家頁面 (ST)	2.187	0.640
	商品分類 (CA) → 猜你喜歡 (RT)	2.044	0.634
評論型 (C ₃)	商品頁面 (PD) → 累計評論 (PR)	4.116	0.835
搜尋型 (C ₄)	商品頁面 (PD) → 累計評論 (PR)	3.419	0.773
	找相似 (FS) → 商品頁面 (PD)	2.817	0.712

討論 2：從表 7 可知，評論型 (C₃) 與搜尋型 (C₄) 分別有一組與兩組顯著搜尋移動樣式，顯見需求穩定狀態明確的消費者具有固定的搜尋樣式，該結果與 ZOSTs 分析結論趨勢相同，值得參考。C₃ 與 C₄ 兩群組相較於瀏覽型 (C₁) 與推薦型 (C₂)，其存在較少種類之顯著搜尋移動樣式，其樣式亦未包含任何推薦功能，可驗證需求狀態穩定之消費者群組，其有固定的移動樣式 (stored patterns) 存在。評論型 (C₃) 消費者存在著商品頁面 (PD) → 累計評論 (PD) 路徑，顯示該群消費者重視商品的評論資訊，這也顯示該群消費者可能對商品熟悉，更重視商品的網路口碑或使用經驗，具有高顯著性及關聯性。從訪談資料也發現 83% (10 位) 評論型消費者皆提到他們重視商品評價，「*習慣在購買商品前看過評價才會放心購買*」(受訪者 H)。搜尋型 (C₄) 消費者則有兩條顯著移動樣式，其中一條關於頁面與評論之移動樣式與評論型消費者相同，主要是因為有較多網購經驗之搜尋型消費者有參考累計評論之行為，如：「*如果是沒看過的商品或品牌，我會參考評價來挑選。*」(受試者 Y)。兩群組差異處為，搜尋型消費者存在找相似 (FS) → 商品頁面 (PD) 路徑，該群消費者因對商品較不熟悉，在搜尋到感興趣商品時，會藉由 FS 功能再次搜尋類似商品，使用商品搜尋之比例亦較高，故該族群更頻繁使用搜尋比較功能。

三、線上消費風格分析結果與討論

研究為進一步瞭解各消費群組之網路購物行為及其日常消費習慣之關聯性，故採用與本研究關聯度較高之 Kau、Tang 與 Ghose (2003) 所提出之線上消費態度與行為之風格問卷量表進行分析。研究採用該量表「品牌比較」及「通路偏好」構面題目，計算量表之整體 Cronbach's alpha 值為 0.775，為可接受程度。受試者依其實際感受填答問卷，問卷填答結果按李克特量表 (Likert Scale) 計分，由「非常同意」、「同意」、「普通」、「不同意」、「非常不同意」五個程度，分別給予 5 分、3 分、0 分、-3 分和 -5 分進行計算，比較四消費群組對於消費風格之問卷結果。研究接續採用單因子變異數分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 檢定四消費群組各題組填答結果之平均數是否相同，F 值越大表示組間差異愈大，結果如表 8 所示。

基於表 8 之檢定結果可知，Q3「我喜歡在網路購物中看到更多種類的品牌」是四消費群組存在顯著差異的消費風格。推薦型與搜尋型皆最為認同「我喜歡在網路購物中看到更多種類的品牌」，經由 ZOSTs 及 LSA 分析可以得知，推薦型消費者最頻繁採用「商家頁面 (ST)」，也有著最高的「瀏覽不同商家次數」。其再次驗證消費習慣與實際網路購物行為有所一致，商家和品牌在其購物決策扮演重要因素，且因為推薦型消費群組對於商品熟悉程度較高，擅於比較不同品牌之差異，如同受試者 X 所言：「同樣是帽 T，不同品牌質感差異很大，我習慣比較不同品牌才決定。」。另一組對品牌較有偏好之搜尋型消費者主要透過搜尋功能尋求商品，也有部分消費者採用品牌部分名稱作為關鍵字搜尋，如同受試者 Y 所言：「一開始搜尋愛迪達 (運動服飾品牌) 找到很少商品，後來發現淘寶網許多商家稱該品牌為三葉草，才改用三葉草找到較多商品。」。另一問項 Q8「我是個容易衝動購物的消費者」亦是四消費群組存在顯著差異的消費習慣，但評論型消費者雖為四群組中平均分數最高群組，僅有 0.8 分，故無法說明該群族有衝動購物傾向。整體而言，四群組並未在其它問項顯著展現線上消費風格的差異。

表 8
四消費群組消費風格問卷結果與檢定

消費習慣問卷題目	瀏覽型	推薦型	評論型	搜尋型	F 值	p 值
1.當我在實體零售商店購物時，我會挑選更多不同種類的品牌	<u>0.9</u>	<u>1.4</u>	1.3	1.2	2.906	0.065
2.我會先綜合比較不同品牌，才決定我最喜歡的品牌	<u>1.9</u>	<u>2.3</u>	2.0	<u>2.3</u>	0.363	0.780
3.我喜歡在網路購物中看到更多種類的品牌	<u>2.1</u>	<u>2.9</u>	2.3	<u>2.9</u>	3.220	0.031**
4.我會先選擇一個產品功能，然後比較該項功能在各個品牌的差異	<u>2.1</u>	<u>2.8</u>	2.5	2.5	0.332	0.719
5.在決定品牌之前，我會先衡量品牌的優勢和劣勢	2.4	2.4	<u>1.8</u>	<u>2.9</u>	0.700	0.557
6.與實體零售商店相比，線上購物時我會做比較多的價格比較	2.3	2.6	<u>2.0</u>	<u>2.9</u>	2.444	0.076
7.我認為在網路購物更容易識別和剔除某些品牌	<u>3.4</u>	<u>2.3</u>	2.8	2.7	1.338	0.274
8.我是個容易衝動購物的消費者	0.5	<u>0.2</u>	<u>0.8</u>	0.4	4.642	0.003***
9.我喜歡在網路商店瀏覽汽車品牌，並在實體商店購買	-0.5	-0.4	<u>-0.8</u>	<u>-0.1</u>	0.252	0.907
10.我喜歡在網路商店瀏覽電腦品牌，並在實體商店購買	0.8	0.9	<u>1.2</u>	<u>0.6</u>	0.112	0.952

註：「*」表示 p 值小於 0.1；「**」表示 p 值小於 0.05；「***」表示 p 值小於 0.01；消費群組填答最大值加註粗體及雙底線，最小值加註底線。

伍、討論與實務意涵

實證結果發現，不同需求狀態及商品熟悉程度確實影響消費者的網路購物行為，各消費群組之行為特性也呼應過去消費者群組研究之

發現 (Benn et al., 2015; Huseynov & Yildirim, 2019; Liu et al., 2015; Moe, 2003; Zhang et al., 2015)。本研究更進一步由消費者線上路徑移動樣式與質性訪談，深入探索不同類型消費者之網頁瀏覽與平台功能使用行為。最後，綜述管理與實務意涵並說明本研究採用之資料探勘技術對辨識消費者群組之效益。

一、需求狀態、商品熟悉度與消費群組關聯討論與管理意涵

(一) 需求狀態反映不同消費群組樣態：本研究分析不同消費群組採用網路購物平台功能使用比例之情形，可以發現需求狀態與功能使用比例有所關聯。瀏覽型與推薦型皆為需求狀態較不明確之消費群組，從圖 7 可見其採用功能比例較為相近，皆較高比例使用商品分類與推薦功能，偏好經由網路購物平台推薦符合需要之商品，購物平台應針對瀏覽型與推薦型消費者提供更豐富的商品推薦資訊。另一方面，從圖 7 亦可見評論型和搜尋型等具有明確需求狀態之消費群組亦擁有較相似的購物行為樣式，兩者皆較高比例採用商品搜尋 (PS) 和累計評論 (PR)，偏好透過搜尋並參考網路購物平台所提供之商品評論以尋求商品，購物平台應針對評論型與搜尋型消費者提供更便利的搜尋介面，並在搜尋結果提供更豐富的商品評論資訊。相關結果可由研究之指標檢定中得到驗證，「搜尋比較頁面佔比」及「瀏覽不同類別次數」為最具鑑別力之指標。顯見本研究採用之分群頁面指標有助於網路購物平台探勘消費者購物需求狀態，也就是說當消費者有較明確之需求狀態時，搜尋比較功能會在其尋求過程佔有較高比重，平台應為搜尋型與評論型消費者強化其搜尋功能。如同受試者 G 所言：「當需求比較明確時，習慣直接用關鍵字搜尋，可以比較快就找到想要的商品；而購物需求較模糊時，較常透過推薦和商品分類來尋找商品。」；反之，當消費者短時間內瀏覽不同類別之商品時，顯見其暫無急迫需求，平台當下應提供消費者額外的商品推薦或行銷資訊，促使其提高購買意願。受試者 I 提到：「遇到挑選朋友禮物的時候，因為不是很肯定朋友的喜好，第一時間不太知道怎麼搜尋，偏好透過推薦功能來尋找商品。」。

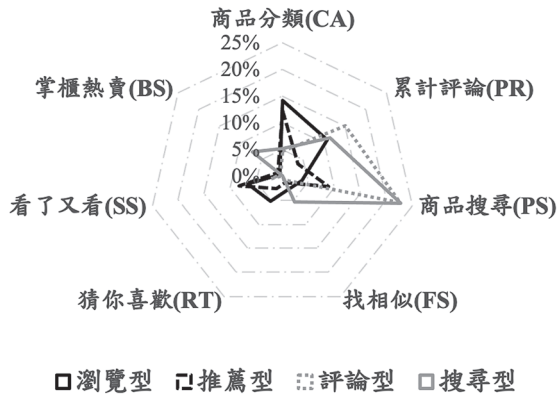


圖 7 各消費群組使用功能比例

(二) 不明確需求狀態群組之實務意涵：瀏覽型消費者擁有最多種類的頁面移動樣式，因該群消費者較缺乏商品資訊或知識，通常僅淺探各項功能，其購物行為較具多樣性。此消費群組與 Moe (2003) 研究所提及之淺探消費者及 Zhang 等人 (2015) 所發現之資訊搜尋型 (information seeking)，皆有最廣泛的瀏覽頁面種類行為；亦與 Huseynov 與 Yildirim (2019) 研究提及之猶豫瀏覽者 (suspicious browsers) 有所雷同，可能對於網路購物之交易安全或物流品質等仍有些疑慮，較難提升此類消費群組之轉換率 (conversion rate)。受試者 C、J 與 R 對淘寶網購流程以及所尋求商品之滿意度為普通，特別是不能選擇貨到付款和指定到貨時間會降低他們的購買意願，如：「我在網路購物通常會選擇貨到付款，擔心信用卡付款會有被盜刷的危險。」(受試者 C)；受試者 J 也直言：「在訂購商品前無法確認實際到貨時間，會很猶豫要不要購買。」。有趣的是，此群組有 90% (9 位) 消費者會注意或因為促銷活動而願意在淘寶網購物。鑒於瀏覽型消費者對於網路購物之疑慮，建議網路購物平台應強化其資訊安全和物流機制，提升其對平台之信心和消費意願；同時搭配發送折價券或線上抽獎等行銷活動，當有購物需求時可能更願意選擇在此平台購物。另一組不明確消費群組之推薦型消費者則因為較熟悉商品而傾向接受推薦功能所提供資訊予以比較，其行為樣式受商品熟悉程度所影響。在所有群組中瀏覽最多次商家頁面 (ST) 和商品頁面 (PD)，顯見此類群組較重視商品品牌及商家信譽，傾

向選購熟悉商家或品牌販售商品，這與前述線上消費風格之調查結果一致。該群組之受試者 X 與 V 皆提及其在網路購物時較重視商家本身的評價，也時常在網路購物平台購物和瀏覽商品。受試者 V 也表示：「常因為推薦功能讓我無意間發現喜好品牌或相關商品，不知不覺就越逛越久」。這點可以呼應 Moe (2003) 及 Kettunen 等人 (2018) 研究提及之享樂瀏覽行為，重視商家頁面並以此作為商品選擇的比較基礎，亦類似 Huseynov 與 Yıldırım (2019) 研究提及之購物愛好者 (shopping lovers)，這類消費者願意花許多時間和精力在網路瀏覽商品，即便他們當下沒有明確的購物需求，亦可能在瀏覽過程產生購物意願，是最有機會為網路購物平台業者帶來更多利潤的潛在客群。建議應針對推薦型消費者額外提供熟客優惠或限時折價券刺激其購買意願。

- (三) 明確需求狀態群組之實務意涵：評論型消費者的頁面移動樣式種類最少，在所有群組中最高比例使用累計評論，在搜尋初期即輸入精準關鍵字，並頻繁檢視過去消費者之評論意見來比較商品。此群消費者相當重視商品品質和使用經驗，如：「我會擔心在網路上買到仿冒品，傾向看累計評論來過濾商品。」(受試者 S)；受試者 X 也表示：「習慣參考累計評論來了解商品的評價好壞和使用方式，比較不會買到圖文不符或不如預期的商品。」。該消費群組與 Moe (2003) 及 Kettunen 等人 (2018) 提及之知識建構型或理性型消費者較為相似，亦類似 Ladhari 等人 (2019) 發現之購物狂熱型 (shopping fans)，這類消費者相當重視過往的商品使用經驗，並在瀏覽過程累積對商品的了解程度。此群組亦類似 Huseynov 與 Yıldırım (2019) 研究提及之直接購買者 (direct purchasers)，他們的共通點都是有明確的需求，並對於要尋找的商品已有一定程度的了解。網路購物平台應提供該群消費者更豐富的網路口碑、商品使用經驗及滿意程度相關資訊，協助評論型消費者尋求資訊。最後，搜尋型消費者則會在搜尋過程調整關鍵字，反覆嘗試來讓搜尋範圍漸臻精確。受試者 A、B、R 與 Y 皆有在搜尋過程調整關鍵字之行為，受試者 R 表示「有時候在搜尋的過程，透過瀏覽商品來加入一些關鍵字，讓搜尋結果更精確，會更快找到符合需要的商品。」；受試者 Y 直言：「淘寶網的商品名稱和描述與所熟悉的網路購物平台有些用詞上的差異（如：衛衣是指有帽子的 T 恤），需要嘗試修改關鍵字才能搜尋到比較

想要的商品。」。此消費群組與 Moe (2003) 研究提及之搜尋型消費者相當類似，亦類似 Zhang 等人 (2015) 研究發現之持續搜索型 (continuous searching) 消費者，其行為主要是反覆搜尋及瀏覽商品頁面。建議網路購物平台應強化搜尋比較功能，讓不熟悉商品之消費者可以更快地找到符合需要之商品。

(四) 商品熟悉度反映不同消費群組樣態：研究發現不同消費群組存有其獨特之共通行為樣式，實證結果可呼應 Benn 等人 (2015) 之研究論點，熟悉商品之消費者能整合更多商品關聯資訊，商品熟悉程度會影響其網路購物行為及決策過程。研究驗證了同樣是需求不明確之消費群組，亦可進一步依商品熟悉程度區分其購物群組為瀏覽型和推薦型；並將需求明確之消費群組區分為評論型和搜尋型。有趣的是研究發現「瀏覽不同商家次數」之單一分群頁面指標，可協助網路購物平台探勘消費者對於商品的熟悉程度。熟悉商品之消費者傾向從商家頁面層次瀏覽商品，通常是曾來訪或購買過商品之顧客，對於商品品牌和商家有所了解。這與 Ladhari 等人 (2019) 發現之時尚型消費者有所雷同，此類消費者重視品牌和流行趨勢，對於特定品牌和商家具有一定之忠誠度；也類似 Liu 等人 (2015) 研究提及之活躍消費者 (active-star purchasers)，偏好購買一些使用經驗良好且豐富的商品，也有再次購買的意願。相反地，不熟悉商品之新顧客所採用的搜尋策略則以瀏覽商品頁面為主，這也表示新舊顧客存在不同之頁面移動樣式 (Kim & Lee, 2020)。當消費者逐漸熟悉商品之後，亦會調整或改變其資訊尋求策略，如同推薦型消費者傾向接受更多推薦商品資訊，評論型消費者亦比搜尋型消費者更頻繁瀏覽商品累計評論等，即便有明確的需求亦受商品熟悉程度影響其網路購物行為。

(五) 資料探勘與搜尋移動樣式分析技術對辨識消費者群組之效益：本研究基於消費者不同需求狀態及商品熟悉程度之雙視角，提出新的消費者群組分析觀點並採用不同於過去研究的分析方式，觀察與記錄消費者於任務執行過程之點擊流數據，再透過分群法探索各消費群組偏好功能及行為樣式；因此，可客觀清楚地描繪各群組當下之線上互動行為。雖然研究方法採用既存之演算法，但過去未有相關研究於分群後分析與探索消費者網頁之序列樣式，本研究則從客觀的網頁之頁面瀏覽與各項功能採用情形探索不同群

族的型態，可以將發現與結論直接反饋於平台功能與頁面改善上。實證結果發現不少分群指標對於辨識消費者需求狀態具有鑑別力，惟在商品熟悉度只依靠「瀏覽不同商家次數」就具有鑑別力，在質性訪談結果也發現，消費者商品熟悉度與品牌應有密切的關聯，未來值得探索。整體而言，該項結果有助於未來研究透過消費者網站瀏覽與功能使用情形進行消費者群族預測。網路購物平台可蒐集消費者的點擊流數據，亦可透過消費者當下之頁面移動樣式推論其可歸屬之消費群組，據以辨識消費者當下的需求狀態和商品熟悉程度，提供其合適的購物平台介面、推薦商品或促銷活動，提升或刺激消費者的購買意願。本研究結論可以與過去基於消費動機或偏好觀點相輔相成，對不同型態消費者從動機、偏好到系統使用行為角度進行分析，提供商家針對不同群組之消費者實施行銷策略較客觀之參考依據。

二、研究限制與未來展望

基於研究流程、方法與結論提出本研究限制與未來展望。首先為消費者線上行為資料蒐集方式與樣本數部分，過去 Luan 等人（2016）曾透過眼動追蹤技術探討消費者在購物過程對於購物網站累計評論之注意力，實證結果發現消費者在問卷填答之過往經驗與其實際凝視注意該功能之時間存有差異。後續研究可考量採用眼動追蹤技術方式蒐集更全面的購物行為特徵，進一步探討不同行為特徵和購物行為樣式之關聯性，並且將擴充樣本數與受試者之多元性，期望對消費者購物行為得到更完整的觀察與見解。再者，相關研究亦發現消費者跨裝置網路購物行為近年有持續增長之趨勢，Wu、Dong 與 Liu（2019）之實證結果也發現跨裝置搜尋行為通常與尋求特定問題之資訊有關，其資訊需求較為明確，因此較少透過行動裝置執行探索式任務。Lee 與 Kim（2019）則提及消費者需求與使用行動裝置購物與否之關聯性，其中又以娛樂型需求者最為可能反覆使用行動裝置購物。本研究由消費者需求狀態與商品熟悉度角度透過量化與質性研究方法探索消費者群組型態與購物平台中之頁面移動樣式，結論係基於淘寶網模擬任務所蒐集之網路購物行為，尚無法得知研究結果可否推論至行動裝置之有效性，但所提出之研究視角、方法與結論可提供相關消費者購物行為研究參考。希冀本探索性之實證研究可作為未來平台功能介面精進或針對不同群組之消費者實施行銷策略之參考依據。

誌謝

本研究感謝協助評估進行之相關參與人員與行政院科技部專題研究計畫補助，計畫編號：MOST 108-2410-H-003-132-MY2。

參考文獻

- 阿里足跡團隊（2020 年 11 月 12 日）。阿里巴巴 2020 天貓雙 11 全球狂歡季完滿落幕 成交額達 4,982 億元人民幣。取自 <https://www.alibabaneews.com/> 阿里巴巴 2020 天貓雙 11 全球狂歡季完滿落幕
- 【A lizu jituan dui (2012). A li ba ba 2020 tian mao shuang 11 quan qiu kuang huan ji wan man lu mu cheng jiao e da 4,982 yi yuan ren min bi. Retrieve from <https://www.alibabaneews.com/> 阿里巴巴 2020 天貓雙 11 全球狂歡季完滿落幕 (in Chinese)】
- 唐牧群、謝依柔（2016）。社會導覽工具評估之研究：以亞馬遜網路書店為例。圖書資訊學研究，10(2)，181-228。【Tang, M. C., & Hsieh, Y. J. (2016). Evaluation of social navigation-based book finding tools: A case study of Amazon.com. *Journal of Library and Information Science Research*, 10(2), 181-228. (in Chinese)】
- Bakeman, R., & Gottman, J. M. (1997). Preface to the second edition. In *Observing Interaction: An Introduction to Sequential Analysis* (pp. ix-x). Cambridge: Cambridge University Press. doi:10.1017/CBO9780511527685.001
- Ballestar, M. T., Grau-Carles, P., & Sainz, J. (2018). Customer segmentation in e-commerce: Applications to the cashback business model. *Journal of Business Research*, 88, 407-414.
- Bates, M. J. (1989). The design of browsing and berrypicking techniques for the online search interface. *Online Review*, 13(5), 407-424.
- Benn, Y., Webb, T. L., Chang, B. P., & Reidy, J. (2015). What information do consumers consider, and how do they look for it, when shopping for groceries online? *Appetite*, 89, 265-273.
- Bleier, A., Harmeling, C. M., & Palmatier, R. W. (2019). Creating effective online customer experiences. *Journal of Marketing*, 83(2), 98-119.
- Borlund, P. (2000). Experimental components for the evaluation of interactive information retrieval systems. *Journal of Documentation*, 56(1), 71-90.

- Borlund, P. (2003). The IIR evaluation model: A framework for evaluation of interactive information retrieval systems. *Information Research*, 8(3). Retrieved June 6, 2021 from <http://informationr.net/ir/8-3/paper152.html>
- Caruana, R., Elhawary, M., Nguyen, N., & Smith, C. (2006). Meta clustering. In *Proceedings of the Sixth International Conference on Data Mining (ICDM'06)* (pp. 107-118). Washington, DC, USA.
- Chen, C. M., Yang, C. Y., Hsia, C. C., Chen, Y., & Tsai, M. F. (2016). Music playlist recommendation via preference embedding. In *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems* (pp. 318-321).
- Digital Commerce 360 (2021). *What Are the Top Online Marketplaces*, Retrieved June 6, 2021 from <https://www.digitalcommerce360.com/article/infographic-top-online-marketplaces/>
- eMarketer (2021). *Global Ecommerce Update 2021*, Retrieved June 6, 2021 from <https://www.emarketer.com/content/global-ecommerce-update-2021>
- Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2016). The Netflix recommender system: Algorithms, business value, and innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), 1-19.
- Grbovic, M., & Cheng, H. (2018). Real-time personalization using embeddings for search ranking at airbnb. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining* (pp. 311-320).
- Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.), Burlington, MA, USA: Morgan Kaufmann.
- Huseynov, F., & Yildirim, S. O. (2019). Online consumer typologies and their shopping behaviors in B2C e-commerce platforms. *SAGE Open*, 9(2), 1-19.
- Ingwersen, P. (1992). *Information Retrieval Interaction*, London, UK: Taylor Graham.
- Janiszewski, C. (1998). The influence of display characteristics on visual exploratory search behaviour. *Journal of Consumer Research*, 25(3), 290-301.
- Japutra, A., & Song, Z. (2020). Mindsets, shopping motivations and compulsive buying: Insights from China. *Journal of Consumer*

- Behaviour*, 19(5), 423-437.
- Kau, A.K., Tang, Y. E., & Ghose, S. (2003). Typology of online shoppers. *Journal of Consumer Marketing*, 20(2), 139-156.
- Kettunen, E., Kemppainen, T., Lievonon, M., Makkonen, M., Frank, L., & Kari, T. (2018). Ideal types of online shoppers: A qualitative analysis of online shopping behavior. In *Proceedings of the 12th Mediterranean Conference on Information Systems* (pp. 1-16).
- Kim, S., & Lee, J. G. (2020). A systematic framework of predicting customer revisit with in-store sensors. *Knowledge and Information Systems*, 62(3), 1005-1035.
- Kuhlthau, C.C. (1993). *Seeking meaning: A process approach to library and information services*. New York, USA: Ablex Publishing Corp.
- Ladhari, R., Gonthier, J., & Lajante, M. (2019). Generation Y and online fashion shopping: Orientations and profiles. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 48, 113-121.
- Laran, J., Janiszewski, C., & Salerno, A. (2016). Exploring the differences between conscious and unconscious goal pursuit. *Journal of Marketing Research*, 53(3), 442-458.
- Lee, Y. & Kim, H.Y. (2019). Consumer need for mobile app atmospherics and its relationships to shopper responses. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 51, 437-442.
- Liu, Y., Li, H., Peng, G., Lv, B., & Zhang, C. (2015). Online purchaser segmentation and promotion strategy selection: Evidence from Chinese e-commerce market. *Annals of Operations Research*, 233(1), 263-279.
- Luan, J., Yao, Z., Zhao, F., & Liu, H. (2016). Search product and experience product online reviews: An eye-tracking study on consumers' review search behavior. *Computers in Human Behavior*, 65, 420-430.
- MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1* (pp. 281-297). USA: California University Press.
- Mansur, F., Patel, V., & Patel, M. (2017). A review on recommender systems. In *Proceedings of 2017 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems* (pp. 1-6). Coimbatore: India.

- Moe, W.W. (2003). Buying, searching, or browsing: Differentiating between online shoppers using in-store navigational clickstream. *Journal of Consumer Psychology*, 13(1-2), 29-39.
- Molina, L.E., & Bhulai, S., (2018). *Recommendation system for Netflix*. Retrieved June 6, 2021 from <https://pdfs.semanticscholar.org/1e29/65134fbbb00bb5c8bc0784ad3182f1e31899.pdf>
- Murphy, R. (2020). *Local consumer review survey 2020*. Retrieved June 6, 2021 from <https://www.brightlocal.com/research/local-consumer-review-survey/>
- Ngwe, D., Ferreira, K. J., & Teixeira, T. (2019). The impact of increasing search frictions on online shopping behavior: Evidence from a field experiment. *Journal of Marketing Research*, 56(6), 944-959.
- Richards, J., & Li, M. (2018). The Chinese e-commerce search advertising business: A case study of Taobao. *Contemporary Management Research*, 14(2), 122-142.
- Rohm, A. J., Swaminathan. V. (2004). A typology of online shoppers based on shopping motivations. *Journal of Business Research*, 57(7), 748-757.
- Sackett, G. P. (1979). The lag sequential analysis of contingency and cyclicity in behavioral interaction research. *Handbook of Infant Development*, 1, 623-649.
- Saracevic, T. (1996). Relevance Reconsidered. In *Proceedings of the Second International Conference on Conceptions of Library and Information Science* (pp. 201-218). Copenhagen, Denmark.
- Sarkar, S., Mitsui, M., Liu, J., & Shah, C. (2020). Implicit information need as explicit problems, help, and behavioral signals. *Information Processing & Management*, 57(2), 102069.
- Sebald, A. K., & Jacob, F. (2020). What help do you need for your fashion shopping? A typology of curated fashion shoppers based on shopping motivations. *European Management Journal*, 38(2), 319-334.
- Senecal, S., Kalczynski, P. J., & Nantel, J. (2005). Consumers' decision-making process and their online shopping behavior: A clickstream analysis. *Journal of Business Research*, 58(11), 1599-1608.
- Solomonoff, A., Mielke, A., Schmidt, M., & Gish, H. (1998). Clustering speakers by their voices. In *Proceedings of the 1998 IEEE International*

- Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Volume 2* (pp. 757-760). Seattle, USA.
- Taylor, R.S. (1968). Question-negotiation and information seeking in libraries. *College & Research Libraries*, 29(3), 178-194.
- Vakkari, P. (2001). A theory of the task-based information retrieval process: A summary and generalization of a longitudinal study. *Journal of Documentation*, 57(1), 44-60.
- Vonderau, P. (2019). The Spotify effect: Digital distribution and financial growth. *Television & New Media*, 20(1), 3-19.
- Wildemuth, B. M. (2004). The effects of domain knowledge on search tactic formulation. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 55(3), 246-258.
- Williams, L. E., & Poehlman, T. A. (2017). Conceptualizing consciousness in consumer research. *Journal of Consumer Research*, 44(2), 231-251.
- Wilson, T. D. (1981). On user studies and information needs. *Journal of Documentation*. 37(1), 3-15.
- Wilson, T. D. (1997). Information behaviour: An interdisciplinary perspective. *Information Processing & Management*, 33(4), 551-572.
- Wu, D., Dong, J., & Liu, C. (2019). Exploratory study of cross-device search tasks. *Information Processing & Management*, 56(6), 102073.
- Yin, Z., Zhang, L., Fan, X., & Li, W. (2014). What Chinese female online shoppers need. In *Proceedings of International Conference on Cross-Cultural Design* (pp. 498-508). Springer.
- Zhang, W., Wang, J., & Xu, S. (2015). The probing of e-commerce user need states by page cluster analysis: An empirical study on women's clothes from Taobao.com. *New Technology of Library and Information Service*, 31(3), 67-74.
- Zheng, X., Men, J., Yang, F., & Gong, X. (2019). Understanding impulse buying in mobile commerce: An investigation into hedonic and utilitarian browsing. *International Journal of Information Management*, 48, 151-160.

Mining Types of Online Consumers by Search Patterns: The Influence of Need States and Product Familiarity

Hsin-Kai Yu

Ph.D. Student

Graduate Institute of Library and Information Studies
National Taiwan Normal University

I-Chin Wu

Professor

Graduate Institute of Library and Information Studies
National Taiwan Normal University

Introduction

Responding to the rapid growth of new retailing, an important issue of enterprise marketing strategies is helping consumers locate needed products in various online shopping platforms. Based on previous literature, it reveals that many studies adopted the approaches of click-stream data analysis and conducting survey methodologies, and analyzed the shopping motivations, preferences and behaviors for investigating different types of customers. There were some differences in categorizations of consumers' segmentation in these studies. Relevant studies revealed that consumers' strategies of choosing and comparing products were influenced by their behaviors, such as having specific shopping intentions or just doing random browsing, and there were also differences in their information seeking behaviors (Laran, Janiszewski, & Salerno, 2016). Based on the observations mentioned above, in this study the concepts of need-states and product familiarity (familiarity with products) in information search behavior theories were adopted to analyze consumers' web browsing and clicking behaviors when doing online shopping, and to identify different types of consumers.

Two research goals were set in this study described below.

1. Simulated work tasks were designed based on different need-states, and web browsing and clicking behaviors were recorded

and analyzed, for investigating different types of consumers' segmentation by the clustering method. The impacts of need-states and product familiarity on shopping behaviors were also analyzed.

2. Based on the concept of search moves, in this study it was to see whether consumers with different need states and product familiarity would present different web browsing and clicking behaviors when doing online shopping, and to identify search behavior patterns of different types of consumers.

Evaluation Method

The evaluation approach of simulated work task (Borlund, 2000) was adopted to simulate consumers' need-states, and their web browsing and clicking behaviors were collected for analysis. The research procedure is presented in Figure 1 and briefly described below.

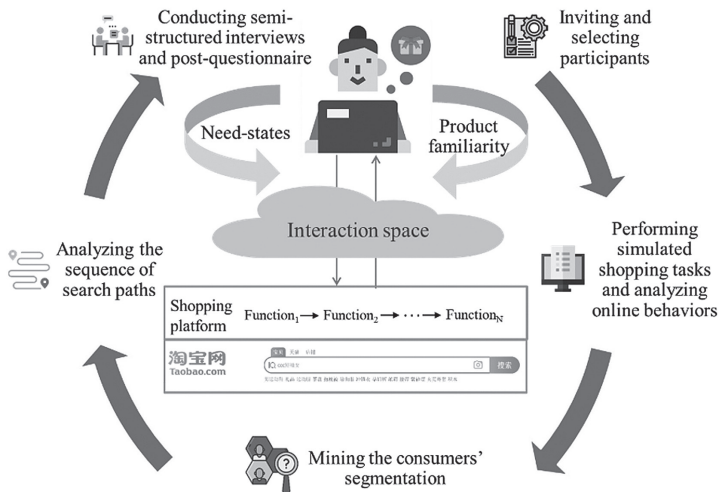


Figure 1. Research process.

Recruitment of Participants

The approaches of snowball sampling and random sampling were adopted to recruit experienced consumers, and 25 participants were recruited in this study.

Shopping Task Executions and Behavior Analysis

Taobao.com was selected as the target platform for our simulation experiment. Simulation tasks were designed according to need-states. Frequently browsed web pages and used functions were coded for subsequent analysis and calculation of usage frequency.

Clustering and Search Pattern Analysis Regarding Consumers' Exploring and Interacting with Functions on the Platform

The K-means clustering algorithm approach was adopted to analyze the platform usage and shopping behaviors, for identifying the representative consumer segmentation. The approach of zero-order state transition matrices (ZOSTs) was further adopted for recording the search move sequences. The lag sequential analysis(LSA) was adopted to identify the representative search path patterns of each consumer cluster.

Post-test Surveys and Interviews

Participants were interviewed for revealing their feelings, encountered problems, or search strategies for shopping during the task execution process. Their satisfaction with each function and their online shopping styles were also surveyed and evaluated.

Evaluation Results

The evaluation results were presented and discussed below.

1. Results of clustering analysis of shopping behavioral characteristics

Compactness and purity were adopted for the clustering analysis with 11 variables which revealed that the optimal number was four clusters. It showed in Table 1 that the shopping behavioral characteristics adopted in this study could be effectively categorized into four clusters according to consumers' need-states and product familiarity.

2. Results and discussions of consumers' search moves and patterns analysis

Through the ZOST analysis of consumers' search moves, it revealed that consumers with specific and goal-oriented need-states had less various search paths than those who were with exploratory-based need-states.

Consumers with product familiarity (recommendation-adopting type and review-consulting type) had a higher frequency of browsing and repeatedly comparing the contents of shopping carts. A further LSA analysis revealed that consumers with exploratory-based need-states had more significant search patterns. Consumers of information-browsing type had significant behaviors of browsing product category hierarchy, while consumers of recommendation-adopting type tended to accept recommendations and preferred searching for products' information. Consumers with goal-oriented need-states had less significant patterns, and valued other users' reviews and the search function.

Table 1

Clustering results based on need-states and product familiarity

Discussions and Practical Implications

	Information browsing (C_1)	Recommendation adopting (C_2)	Review consulting (C_3)	Searching conducting (C_4)
Number of Participants	10	15	12	13
Need-states				
goal-oriented	0	0	12	13
exploratory-based	10	15	0	0
Product familiarity				
familiar	0	15	10	1
unfamiliar	10	0	0	11
Variables				
Frequency of browsing category- level product pages	<u>0.450</u>	0.400	0.125	<u>0.042</u>
Frequency of browsing store- level pages	<u>0.027</u>	<u>0.127</u>	0.060	0.038
Frequency of browsing product pages	0.102	<u>0.149</u>	<u>0.073</u>	0.108
Proportion of browsing product pages	<u>0.691</u>	0.628	0.614	<u>0.541</u>
Proportion of using search function pages	<u>0.072</u>	0.121	0.213	<u>0.290</u>
Proportion of using recommendation function pages	0.122	<u>0.163</u>	0.058	<u>0.050</u>

	Information browsing (C ₁)	Recommendation adopting (C ₂)	Review consulting (C ₃)	Searching conducting (C ₄)
Proportion of viewing management pages	<u>0.115</u>	<u>0.092</u>	<u>0.115</u>	0.120
Proportion of viewing review comments pages	0.107	<u>0.045</u>	<u>0.134</u>	0.096
Frequency of repeatedly browsing same categories	<u>0.150</u>	<u>0.033</u>	0.083	0.125
Frequency of repeatedly browsing same stores	<u>0.000</u>	<u>0.067</u>	<u>0.000</u>	<u>0.000</u>
Frequency of repeatedly browsing same products	0.200	<u>0.155</u>	0.222	<u>0.333</u>

Notes: Bolded, double underlined numbers denote the maximum value among the four clusters.
Underlined numbers denote the minimum value among the four clusters.

Based on results and contributions of this study, the discussions and practical implications are briefly described below.

1. Need-states reflected different types of consumer segmentation

The consumers’ need-states were associated with frequencies of specific function of usages. Consumers of information-browsing type and recommendation-adopting type preferred locating needed products through recommendations on online shopping platforms. Consumers of review-consulting type and searching-conducting types preferred locating products through searching and referring to others’ reviews on products.

2. Practical implications of types of consumers with exploratory-based need-states

Consumers of information-browsing type had the most various stored patterns, and had less product information and knowledge; they only loosely explored each function on web pages. Consumers of recommendation adopting type tended to accept and compare the information provided through the recommendation function, because they were more familiar with products.

3. Practical implications of types of consumers with goal-oriented need-

states

Consumers of review-consulting type had the least various stored patterns. They entered the proper keywords at the preliminary stage of searching, and frequently examined reviews for comparing products. Consumers of searching-conducting type tended to repeatedly modify keywords for precisely searching.

4. Product familiarity reflected different types of consumers

Consumers with a higher product familiarity tended to browse products on specific vendor websites, while consumers not familiar with products tended to widely browse web pages regarding products. After getting more familiar with products, consumers would adjust or change their information seeking strategies. For example, review-consulting consumers tended to browse accumulated reviews on products more frequently than searching-conducting consumers, suggesting their orientation of knowledge-building.

5. The effectiveness of data mining and pattern analysis of search moves in terms of identifying consumer segmentation

In this study, we proposed a new method for analyzing and identifying consumer segmentation, which is different from those in previous studies. Through observing and recording the data of consumers' clicking during the task execution process, and through objectively analyzing webpage browsing and various function usages for investigating patterns of different clusters, it revealed that the results and conclusions in this study could be directly applied for improving the functions and web pages of the platform.

In our future studies, the eye-tracking technology can be used for analyzing shopping behavioral characteristics, and further exploring the associations between different shopping behaviors and behavioral patterns. The sample size should be expanded and the diversity of participants should be enhanced. The conclusions of this study were in accordance with the research perspectives of consumer motivations or preferences in previous studies, with new findings of analyzing the consumers' behaviors of system usage, for providing an important reference for product vendors or platform providers when they are designing marketing strategies aiming at different types of consumers.