

# 科技部補助專題研究計畫成果報告 期末報告

以非干擾式網站流量分析法探究性別分歧之網路行為差異及其  
對策：理論模式發展、長期觀測與方法比較 [A02:性別影響評  
估研究](第3年)

計畫類別：個別型計畫  
計畫編號：MOST 103-2629-H-031-001-MY3  
執行期間：105年08月01日至107年07月31日  
執行單位：東吳大學巨量資料管理學院

計畫主持人：鄭江宇  
共同主持人：張佳榮  
計畫參與人員：學士級-專任助理：張嘉民  
大專生-兼任助理：曾瀚平  
大專生-兼任助理：陳亭嘉

報告附件：出席國際學術會議心得報告

中華民國 107 年 10 月 28 日

中文摘要：本計畫以非干擾式網站流量分析為研究方法，試圖探究不同業態網站上訪客所展現出的行為脈絡是否會因性別差異而呈現不同行為脈絡。研究結果顯示，不論是在電視媒體網站、職業仲介網站、保險公司網站或是電子商務網站，女性訪客與男性訪客皆展演出不同的網站行為脈絡，因此研究結果有別於過去傳統研究方法（如問卷調查、實驗設計），證實網路行為會因為性別差異而導至不同網站參訪行為，甚至是顛覆過去網站行為相關研究之成果，例如男性較女性偏好電子商務、男性較女性在網路上更為細心等。

中文關鍵詞：非干擾式網站流量分析、研究方法、行為脈絡、性別差異

英文摘要：This current study applies unobtrusive web analytics to explore online behavior diversity based on different genders. The findings indicate that regardless of the website type, female and male visitors definitely exert very different online behaviors while they visit the certain website (e.g., television website, labor agency website, insurance website and ecommerce website). Therefore, the findings our study outperform prior studies that merely use survey or experimental design as their research method. We believe that different research methods should lead to different research findings, such as male visitors are more pay attention to the website material than female visitors do and male visitors are more prone to ecommerce than female visitors.

英文關鍵詞：unobtrusive web analytics, research method, behavior flow, gender difference

# 以非干擾式網站流量分析法探究性別分歧之網路行為差異及其對策： 理論模式發展、長期觀測與方法比較

## 壹、前言

### 一、研究背景與動機

受惠於資訊科技與通訊技術蓬勃發展，企業各界如雨後春筍般地設立自身專屬之企業網站，期盼藉由諸多網站運行特性，如無時間、地域限制，資料易更新與維護等，將相關資訊給傳遞予特定訪客。由於建立網站之軟硬體成本不斷降低，建置網站不再只專屬於企業，只要有需求之業者（包含中小型企業、個人）皆可自行建置或是委外建置網站，這使得網站及其內容大量充斥在網際網路世界之中。根據 WorldWideWebSize.com (2014) 調查報告指出，截至 2014 年 1 月 22 日為止全世界約有二十餘億網站頁面。此龐大的網站與網頁數量於 2013 年共計約產生出 2.8 zettabytes 筆之數位資料，並預期到 2015 年為止整體網路世界的資料產出將激增至 5.6 zettabytes。在當今業者擁有網站已不再是新鮮事的情況下，面對巨量資料 (Big Data) 時代的來臨，網站所扮演的角色不再只是單向的傳遞資訊給訪客，而是要因應網站瀏覽者的資訊做出調整，給予適當的資訊，因此，如何妥善處理上述龐大數位資料顯得更為重要。有鑑於此，相關學者將研究焦點由過去的網站接受與採用 (Castañeda et al., 2007)、網站建置成本 (Lu, 2003) 以及網站效能 (Schmidt et al., 2008) 等議題轉向至巨量資料時代之網路行為探索 (Song et al., 2012; Cheung and Lee, 2012; Couture et al., 2013)。網路行為指的是任何訪客與網站的互動過程，而大多數網路行為可被視為實體行為之延伸（如閱讀報紙之習慣延伸為閱讀網路新聞）或重製（如重製使用信用卡刷卡付費之行為，改以輸入信用卡卡號進行電子商務交易），網站管理者若能充分掌握訪客所從事的各項網路行為特徵，將有助其檢視網站成效進而擬定改善之道。雖然瞭解網路行為之重要性不言可喻，但對於網路行為的「研究對象」、「研究方法」以及「研究情境」等議題仍有待專家學者給予關注，茲將此三大議題論述如下：

#### (1) 網路行為研究對象

網路行為研究對象不外乎指的是實際從事該行為之使用者、訪客或是消費者，但不論是哪一種角色，皆無法脫離以「人」為出發點之探討範疇。過去研究常探討「後天因素」對網路行為展現之影響，例如社經地位對於電子商務交易規模之衝擊 (Steinfeld et al., 1999)、教育程度對於新網路科技接受程度之差異 (Burton-Jones and Hubona, 2005)、人格特質對於線上購物意圖之影響 (Bosnjak et al., 2007)。然而這些後天因素容易受到家庭狀況、生長背景、生活環境以及時間等變項干擾而產生不同的研究結果，因此若干學者改為探究「先天因素」對網路行為展現之影響；相較於後天因素，先天因素較不容易受到外在影響而產生變異性，例如 Venkatesh and Morris (2000) 探討不同性別在工作場域中之網路科技接受程度、Kim (2011)

以種族差異探討社群網路之政治議題分享。在眾多先天因素中以性別變數最具統一性與恆常性，即性別為二元變數，除極端情況之外（如改變生理性別），不論外在影響如何作用皆無法對性別進行更改，使其在網路行為探討上受到廣泛地採用。即便如此，過去網路行為相關研究僅將性別視為易於使用之二元變數，恣意地將研究對象歸類為女性群組與男性群組，並且依照分析結果給予組間差異之結論。例如，Hoy and Milne (2010) 以性別分類為基礎探討社群網路情境中青少年對於隱私內容揭露之認知差異，研究結果顯示女性與男性青少年對於在 Facebook 上發表隱私訊息感到憂慮，其中女性憂慮程度顯著高於男性憂慮程度。乍看之下此研究結論並無不妥，但卻無意地限縮研究發現的概化能力 (generalizability)。換言之，此研究發現充其量闡述不同性別使用者對於在社群網路上揭露私密訊息的焦慮——屬於敘述性觀點 (what happened)，但卻無法以診斷性觀點 (why did it happen) 及預測性觀點 (what will happen) 說明導致此現象之前因後果，即什麼原因導致女生比男生還要擔心在社群網路上揭露隱私訊息？一旦此憂慮發生之後，女生所產生的反應是否與男生不同？Herder 與 van Dijk (2005) 指出網路行為是由一連串動作（如瀏覽網頁、點擊連結）所組合而成之行為程序 (behavioral process)，其所構成之所有動作可依據先後順序描繪出使用者導覽路徑 (user navigation path)，為了瞭解訪客需求，不論在學術 (McEneaney, 2001) 或是電子商務 (Rozanski, Bollman & Lipman, 2001) 使用者導覽路徑皆受到重視，因此任何透過性別變數探討網路行為之研究宜將完整的使用者瀏覽路徑納入討論，以便突顯性別差異之重要性。

## (2) 網路行為研究方法

過去網路行為相關研究大多以網路問卷或實驗設計方式進行 (e.g., Zhou et al., 2007; Degeratu et al., 2000)，然而不論是那一種方式皆有其優缺點，如表一。Sax et al. (2003) 指出網路問卷優點包含：快速取得所需樣本、研究成本低、受訪者可隨時填答，不受時間限制、便於整理問卷分析資料，但其缺點卻包含：無法在網路上確認受訪者特徵之真偽（如性別或年紀）以及難以辨識受試者是否專心填答問卷等。至於在實驗設計法方面，其優點包括：便於控制實驗情境、得以操弄實驗變項、可模擬真實世界環境以及容易重複執行實驗，而缺點則包含：研究外部效度不足、過度人為介入與干涉、難以模擬過去已發生之情境 (Reips, 2000)。除此之外，不論以上述哪一種方式進行研究，當受試者或受訪者得知自己是研究中的觀察對象時，容易改變行為傾向，此即為霍桑效應，屬眾多研究偏誤中的一種 (Adair, 1984)。近年所盛行的網站流量分析法 (web analytics) 具有彌補上述研究方法缺失之能力，此方式主要以網頁紀錄檔 (web page logs) 分析訪客的網站足跡並以視覺化報表呈現。由於網站訪客無法判斷其是否受到所拜訪網站的監測，從而避免霍桑效應發生之可能性。反之，研究者亦無法干預網站足跡的分析過程，故學者稱此分析方式為 unobtrusive 非干擾式行為分析法 (Jansen, 2009)。相較於網路問卷或實驗設計，網站流量分析專司於側錄網站上所發生的網路行為，並不需要網站訪客回答任何問題。再加上該工具是以實際運行網站為分析情境，因此無所謂研究環境真假問題，大大提升研究結果之外部效度。另一方面，自網頁中植入追蹤碼起，網站流量分析即扮演不間斷之網路行為觀察工具，研究者得以從最近觀察日期回溯至觀測起點，故該分析方式具有呈現完整網路行為之能力。更重要地，自 2013 年 10 月份起由 Google 所提供的 Google Analytics 網站流量分析工具開放研究者觀測訪客實體特徵之功能（如性別、年齡），而訪客性別與年齡資料係截取自任何參與 Google Display Network 計畫之夥伴網站或

是其它與 Google 合作之社群網站 (Google, 2014)，因此除非網站訪客刻意在夥伴網站或社群網站中隱瞞其性別 (如某甲實際上為男性，卻於 Google+ 中宣稱自己為女性)，否則在正常情況下網站流量分析所側錄之性別真實性極高。綜合上述說明得知，網站流量分析所呈現之網路行為資料較為客觀且能夠具體反應出訪客自進站到離站之完整行為表現。遺憾地是，若以 SSCI 期刊文章為依據，截至目前為止僅 Crutzen et al. (2013)、Pakkala et al. (2012)、Plaza (2011)、Plaza (2009) 等學者曾以網站流量分析觀察訪客網路行為，其中只有 Pakkala et al. (2012) 與 Plaza (2009) 屬資訊管理學域期刊，然而姑且不論著作發表領域，上述研究皆未將重要的性別差異納入探討。

表一、網路問卷、實驗設計、網路流量分析之優缺點比較

研究方法	優點	缺點
網路問卷	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 快速取得所需樣本</li> <li>➤ 研究成本低</li> <li>➤ 受訪者可隨時填答，不受時間限制</li> <li>➤ 便於整理問卷分析資料</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 無法在網路上確認受訪者特徵之真偽 (如性別或年紀)</li> <li>➤ 難以辨識受試者是否專心填答問卷</li> <li>➤ 霍桑效應</li> </ul>
實驗設計	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 便於控制實驗情境</li> <li>➤ 得以操弄實驗變項</li> <li>➤ 可模擬真實世界環境</li> <li>➤ 容易重複執行實驗</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>➤ 外部效度不足</li> <li>➤ 過度人為介入與干涉</li> <li>➤ 難以模擬過去已發生之情境</li> <li>➤ 霍桑效應</li> </ul>

### (3) 網路行為研究情境

網站屬於網路行為展現之主要場域，不同類型網站有其特定的設立目標及訪客族群，因而存在著網路行為差異。例如，不動產交易人士若欲得知政府「實價登入」政策可至內政部不動產交易服務網查詢，雖然該網站肩負政策傳達任務，但當資料查詢者滿足資訊需求後有很大的可能性會不多做久留地離開網站，使得訪客表現出相對短暫且極具目的性之拜訪行為。相反地，若使用者打算在社群網站與朋友互動、打發時間，此時該網站則如同一間咖啡廳，自訪客進站起提供有趣的朋友動態、出遊照片讓訪客們聊天度過一整個下午。因此在訪客無事先選定所欲耗費時間的情況下，很有可能展現出相對冗長且漫無目的之拜訪行為。過去相關研究大多以單一網站類型探討不同目標導向之拜訪行為，例如 Childers et al. (2002) 研究發現功利導向之消費者較為注重線上購物網站所提供之有用性，而享樂導向消費者較為重視該購物網站所提供之愉悅性。Lin et al. (2005) 則是以期望確認模式 (expectation confirmation model) 為基礎探討使用者對於入口網站的持續使用意願，研究結果建議網站經營者宜同時關注認知有用性與認知趣味性其兩者對於使用者持續拜訪網站意願之影響。然而此類研究係以受訪者「認知資料」為依據而非以「網站訪客實際行為觀測」作為主要資料來源，導致研究結果無法說明：(1) 為何具功利導向的訪客，延長其網站拜訪時間且在尚未達成拜訪目的即離開網站？(2) 為何具享樂導向的訪客，縮短其網站拜訪時間但卻在尚未完成拜訪目的即離開網站？(3) 不同目的訪客在不同類型網站中是否仍會遵循以上研究結果展現出所宣稱之

網路行為? 而這些研究問題若加入性別變數一併討論, 則上述文獻缺口勢必擴大, 意即不同性別與不同拜訪導向的訪客, 於造訪不同類型網站時是否仍會依照功利/享樂認知分類而展現出相對應之網路行為?

有鑑於目前少有相關研究以非干擾式網站流量分析為工具, 本計畫針對性別分歧所衍生之網路行為差異進行探討, 嘗試突破過去網路行為衡量上常遭遇之困境。

## 貳、文獻探討

### 一、行為定義與衡量

所謂「行為」係指某人針對內在或外在刺激而呈現出一連串反應或是其欲從事某項行動所表現出可被觀察的舉止, 甚至是在特定情境或條件下所重複展現的行為樣態 (Dictionary.com, 2014)。上述行為定義同樣適用在網路環境, 例如農曆新年將至, 某人為感謝父母養育之恩 (外在刺激) 而坐在電腦前面逛網路商店購買過年禮物 (可被觀察的舉止), 由於該網站價格公道、送貨快速令消費者感到滿意, 再加上有全站滿 4000 送 400 的活動 (特定情境或條件), 因此決定再買一個送給太太 (重複展現的行為樣態)。然而坐在電腦前面進行購買禮物此項行為觀察屬於網路世界外的實體觀察, 至於網路世界內的行為觀察通常無法藉由實體觀察來達成。有鑒於此, 相關學者將網路行為觀察以替代衡量方式進行, 包含認知衡量 (cognitive measure)、情緒衡量 (affective measure) 以及行為衡量 (behavioral measure)。認知衡量通常以自陳式問卷方式來得知受試者對於某項行為之心理傾向或看法, 例如 Cho (2004) 透過認知調查方式來衡量消費者放棄網路交易之成因。情緒衡量是藉由生理反應 (如臉部表情、腦神經活動) 分析來得知受試者從事某項行為的特徵, 例如 Riedl et al. (2010) 藉由功能性磁共振造影 (Functional Magnetic Resonance Imaging, fMRI) 來觀察消費者對於網路交易的信任行為。行為衡量則是以紀錄實際動作之發生來推敲某特定行為發生時的脈絡, 例如 Chatterjee et al. (2003) 以點擊流分析方式 (clickstream analysis) 來了解消費者對於網路廣告接受程度, Plaza (2011) 使用網站流量分析觀察使用者進入旅遊網站來源及拜訪行為。以使用廣泛度而言, 認知衡量方式最為受到學者們青睞。以使用成本而言, 功能性磁共振造影方式所需研究費用最高, 主要原因在於使用該方式從事行為研究需購置昂貴的專業儀器。此外, 不論是認知衡量或是情緒衡量皆受限於霍桑效應影響, 故本計畫擬採網站流量分析方式觀察網路行為, 此方式優點包含: (1) 免費使用、(2) 無須額外採購研究設備、(3) 分析過程不會干擾網站運作、(4) 網站訪客無法得知其為受觀察對象、(5) 得以紀錄網站訪客的整體行為路徑、(6) 分析得隨時啟動與關閉極具研究彈性、(7) 以非片斷式時間演進功能充實呈現網路行為。

### 二、性別差異

性別除了先天生理上差異外, 更多學者將其視為社會化差異 (O'Neil et al., 1986)。Hurlock (1978) 認為社會化性別係指世人所共同認可的兩性行為模式。例如, 男性較適合粗重工作, 女性則較為適合從事家務。因此社會化性別不但可以用來識別男女生先天差異, 更可以用來

說明為何男性或女性會依照社會期許而展現出不同的行為表現 (Keith and Schafer, 1980)。雖然社會化性別是透過社會共識而形塑，久而久之眾人亦習慣社會化性別所闡述之男女生行為差異，但在網路世界裡是否得以沿用此共識仍有待商榷。許多網站經營者針對特定族群提供符合其性別偏好的進站畫面，期望透過此做法提高網站黏度。例如服飾業者 Zara ([www.zara.com/tw/](http://www.zara.com/tw/)) 始終在進站畫面中提示女性服飾相關宣傳與促銷 (如下圖一所示)。



圖一、網購服飾進站首頁 ([www.zara.com/tw/](http://www.zara.com/tw/))

此做法依據可能來自於顧問公司的網路調查報告或相關學術研究結果，例如女性比男性較常使用社群網路 (Pew Research Center, 2013)，因此在社群平台上提供廣告將有助於將女性訪客導入至購物網站。Garbarino and Strahilevitz (2004) 藉由實驗設計分析發現女性比男性還容易接受來自於購物網站所推薦商品，因此在進站首頁中提示女生服飾將有助於提升銷售量。雖然如此卻仍有許多例外狀況無法兼顧，例如某女性欲在網路購買服飾給其男友。除此之外，性別在網際網路中具有隱匿性，任何人都可以很容易地將自我真實性別隱藏 (Bruckman, 1996)，再加上若干人雖外在表徵為特定性別但其內心可能將自己視為對立性別 (Johnson and Shulman, 1998)，而這些性別刻板印象或是性別認知對立皆可能使行為觀察研究產生誤判 (Swim, 1994)。因此在無法藉由網路問卷確認真實性別或是透過實驗設計得知受試者真實行為看法的情況下，以非干擾式網站流量分析方式來探求性別分歧之的網路行為差異實有其必要。

### 三、網站流量分析

Kaushik (2011) 將網站流量分析定義為：網站經營者從自己的網站中取得訪客瀏覽資料，針對所收集到的資料進行量化分析，藉以提升現有訪客或潛在訪客之拜訪滿意度。而網站流量分析依照其運作方式可分為兩大類 (Clifton, 2012)，分別為站外分析 (off-site analytics) 與站內分析 (on-site analytics)。前者所指為被分析的網站並非經營者所擁有且主要分析內容聚焦在整合使用者意見、辨識潛在訪客以及網站能見度等，例如 Facebook 粉絲專頁經營者並不擁有該社群平台，但可藉由 Facebook Insight 來瞭解訪客在其粉絲專頁上按讚的次數。而後

者指的是分析者或經營者必須擁有所欲分析的目標網站且分析重點在於瞭解訪客的網站旅程及網站效能，例如訪客拜訪多少張購物網站頁面後進行結帳交易。由於本計畫旨在於了解網站訪客所展現之行為差異而非探討目標網站之能見度，故擬以站內式的網站流量分析為主要行為觀測方法。



圖二、網站流量分析架構示意

如上圖二所示，網站流量分析運作方式係藉由紀錄訪客蒞臨網站時所遺留下的拜訪資料，並將所記錄到的資料透過事先已遷入至網站中的非同步 JavaScript 與 XML 技術 (Asynchronous JavaScript and XML, AJAX) 追蹤碼傳遞至網站流量分析服務廠商的伺服器之中，經分析彙整後呈現行為報表，而所產生的行為報表將再次回傳至廠商伺服器與資料庫，以方便分析者日後提取之用。若將網站流量分析架構以分析者角度觀之，網站流量分析涉及三項步驟 (Fan and Gordon, 2014)，分別是擷取 (capture)、理解 (understand) 以及呈現 (present)，因此本計畫將以網站流量分析架構為基礎，遵照上述步驟於實際網站中分析訪客所展現之網路行為。值得注意的是，網站流量分析 (web analytics) 與點擊流量分析 (clickstream analysis) 有著本質上的差異 (Kaushik, 2011)，點擊流量分析主要在於收集、歸類、處理及分析以點擊層級為基礎的資料 (click-level data)，例如訪客數量 (the number of visitors)、網站停留時間 (time on site)、跳離率 (bounce rate)、頁面瀏覽 (page views)。而網站流量分析雖然也使用點擊資料但其涉及更為深度且複雜之網路行為分析。例如，點擊流量能得知訪客數量但卻無法說明哪些原因會影響此數量之變化，而網站流量分析可透過點擊資料回答訪客數量增加或減少之肇因 (why it happened)、甚至是以 A/B test 多版本實驗方式得知這些影響因素是否會影響網站收益、經營成本或訪客滿意度等 (what will happen)，因此點擊流量分析僅是網站流量分析中的一個環節。

### 叁、資料分析

#### 一、研究對象網站流量概述



考量研究信度與效度，本計畫以真實網站做為資料收集對象，資料收集期間設定在 2017/09/01~2018/9/30。網站類型包括電視媒體網站、職業仲介網站、保險公司網站以及電子商務網站等四大類，茲將各網站基礎流量分析資料敘述如下：

### (1) 電視媒體網站

以下圖三為例，電視媒體網站於資料收集區間內共計獲得 858,905 位使用者（即網站訪客）、852,128 位新使用者、1,238,228 次工作階段（進站數次）、瀏覽量為 2,930,489 頁，其中每位使用者的平均進站數量為 1.44 次，平均每次進站所瀏覽的網頁數為 2.37 頁，至於每次進站後的平均網站停留時間為 1 分 44 秒，而網站的跳出率為 61.81%（訪客進站後未有任何互動及跳離網站）。在一般情況下，使用者人數會大於工作階段數，主要原因在於一位訪客可以進站兩次以上。若以質與量的觀點審視，「每位使用者的工作階段數量」以及「單次工作階段頁數」這兩項指標屬於「量」的概念，而「平均工作階段時間長度」與「跳出率」則是「質」的概念，因此若欲研判一個網站的流量良窳，則可從前述這些指標來觀察。



圖三、網站流量基礎分析（電視媒體網站）

### (2) 職業仲介網站

下圖四為職業仲介網站於資料收集區間所獲得的流量情況，其中該網站共計獲得 38,026,508 位使用者、36,347,278 位新使用者、118,282,332 次工作階段、瀏覽量為 693,950,703 頁，其中每位使用者的平均進站數量為 3.11 次，平均每次進站所瀏覽的網頁數為 5.87 頁，至於每次進站後的平均網站停留時間為 5 分 20 秒，而網站的跳出率為 48.99%。



圖四、網站流量基礎分析 (職業仲介網站)

### (3) 保險公司網站

下圖五為保險公司網站於資料收集區間所獲得的流量情況，其中該網站共計獲得 1,785,759 位使用者、1,737,515 位新使用者、5,779,992 次工作階段、瀏覽量為 11,139,741 頁，其中每位使用者的平均進站數量為 3.24 次，平均每次進站所瀏覽的網頁數為 1.93 頁，至於每次進站後的平均網站停留時間為 2 分 43 秒，而網站的跳出率為 61.96%。



圖五、網站流量基礎分析 (保險公司網站)

### (4) 電子商務網站

下圖六為電子商務網站於資料收集區間所獲得的流量情況，其中該網站共計獲得 839,227 位

使用者、830,709 位新使用者、1,181,001 次工作階段、瀏覽量為 4,914,875 頁，其中每位使用者的平均進站數量為 1.41 次，平均每次進站所瀏覽的網頁數為 4.16 頁，至於每次進站後的平均網站停留時間為 2 分 24 秒，而網站的跳出率為 46.63%。



圖六、網站流量基礎分析 (電子商務網站)

從上述流量基礎概述可以發現到，不論是哪一種型態網站，新訪客比例皆高於舊訪客比例，可能原因在於：(1) 上述網站皆為營利型態網站，因此在網站經營者訴求收益前提下會盡可能地延攬新訪客進站。(2) 訪客雖在有需求時會再次進入網站，但其再次進站日期可能非發生在資料收集期間，因而導致新訪客比例顯著高於舊訪客比例。除此之外，不論是哪一種型態之網站，其所獲得的跳出率記錄皆超過 40%，這表示網站經營者在設法延攬訪客進站時，宜考量到訪客進站後的到達頁 (landing page) 內容是否能與訪客內心所期待看見之內容相互契合，若無法契合時訪客便很有可能在沒有產生任何互動的情況下跳離網站。綜合以上描述，不論是哪一種型態之網站，其所獲得的流量資料皆超過統計學理上的樣本數門檻，再加上流量分析對於網站來說是一種個案概念，即流量分析所收集到的是特定網站的流量全貌，因此由訪客所展現出的網路行為兼具極高的信度與效度。

## 二、網路行為性別差異

為突顯網站流量分析在整體網路行為上的觀測能力，以下內容將藉由網站行為脈絡作為分析主軸，即訪客在延攬階段 (acquisition)、進站後行為揭露階段 (on-site behavior) 以及目標轉換階段 (goal conversion) 是否因為性別不同而表現出若干差異。所謂「延攬階段」指的是網站經營者在設法將站外訪客延攬進站，舉凡超連結點擊、社交按鈕引導或是 QR-Code 掃描等都是一種可行的延攬作法。而「進站後行為揭露階段」是指訪客受到延攬手段吸引而進入網站之後所展露出的任何站內參訪行為。至於「目標轉換階段」則是指訪客是否在進入網站之後於網站參訪過程依照網站經營者之期盼順利展演出轉換行為 (如註冊、下載、訂購)。

## (1) 延攬階段

在延攬階段能夠發揮訪客延攬能力之管道包含搜尋引擎檢索 (Organic Search)、直接網址輸入 (Direct)、社交媒體引導 (Social)、推薦連結 (Referral)、關鍵字廣告 (Paid Search)、Google 多媒體聯播網 (Display) 等，其中搜尋引擎檢索 (Organic Search) 是指當訪客在搜尋引擎中檢索特定關鍵字詞，並且點擊檢索結果列表上的連結而進入網站。直接網址輸入 (Direct) 指的是訪客在瀏覽器網址列中直接鍵入網址而進入特定網站，而社交媒體引導 (Social) 指的是訪客從社交媒體上點擊超連結進入特定網站。至於推薦連結 (Referral) 則是指訪客點擊社交媒體以外的超連結進入特定網站，而關鍵字廣告 (Paid Search) 是訪客在搜尋引擎上檢索特定關鍵字詞後，點擊檢索結果列表上的廣告連結進站，多媒體聯播網 (Display) 則是由 Google 所組織的聯盟網站，能夠在夥伴網站之間彼此相互分享訊息，藉以增加各自網站的延攬能力。

以下圖七而言，電視媒體網站在資料收集期間共測得 Organic Search、Direct、Social、Referral 等訪客延攬管道，除了 Organic Search 之外，其於管道的男性與女性訪客差異未達統計上的顯著水準。換言之，僅搜尋引擎檢索 (Organic Search) 此一攬客管道發生訪客性別差異，其中透過此管道進站的女性訪客人數為 191,542 位、男性訪客人數為 178,764 位，顯見女性訪客較偏好以搜尋引擎檢索之方式進入電視媒體網站。

Default Channel Grouping	性別	使用者	使用者
		521,009 % 總計: 60.66% (858,905)	521,009 % 總計: 60.66% (858,905)
1. Organic Search	female	191,542	36.41%
2. Organic Search	male	178,764	33.98%
3. Direct	female	61,221	11.64%
4. Direct	male	55,952	10.63%
5. Social	male	14,148	2.69%
6. Social	female	13,167	2.50%
7. Referral	male	6,233	1.18%
8. Referral	female	5,113	0.97%

圖七、訪客延攬管道分析 (電視媒體網站)

下圖八為職業仲介網站的攬客管道分析，其中除了直接網址輸入 (Direct) 達到統計之性別顯著差異之外，其餘的延攬管道皆未發現差異。女性使用者計有 3,232,845 位、男性使用者則有 2,228,318 位，顯見相較於男性訪客，女性訪客更為偏好以直接輸入網址方式進入職業仲介網站。

主要維度： Default Channel Grouping 來源/媒介 來源 媒介 其他

次要維度： 性別 排序類型： 預設

Default Channel Grouping	性別	使用者	使用者
		18,189,214 % 總計: 47.83% (38,026,508)	18,189,214 % 總計: 47.83% (38,026,508)
1. Organic Search	female	5,777,457	26.08%
2. Organic Search	male	5,542,734	25.02%
3. Direct	female	3,232,845	14.59%
4. Direct	male	2,228,318	10.06%
5. Referral	female	1,342,936	6.06%
6. Referral	male	1,155,777	5.22%
7. Social	male	675,868	3.05%
8. Social	female	647,330	2.92%
9. Paid Search	male	477,055	2.15%
10. Paid Search	female	470,872	2.13%

圖八、訪客延攬管道分析 (職業仲介網站)

下圖九為保險公司網站的攬客管道分析，其中除了直接網址輸入 (Direct) 與搜尋引擎檢索 (Organic Search) 兩種管道達到統計上的性別顯著差異外，其餘延攬管道皆未觀察到差異。直接網址輸入 (Direct) 方式進站的女性使用者計有 237,861 位、男性使用者則有 202,300 位，顯見相較於男性訪客，在保險公司網站上的女性訪客更為偏好以直接輸入網址方式進站。無獨有偶地，以搜尋引擎檢索 (Organic Search) 方式進站的女性使用者人數為 182,409 位、男性使用者則有 134,208 位，此結果顯示除了直接網址輸入 (Direct) 之外，搜尋引擎檢索 (Organic Search) 進站方式亦受到女性訪客青睞。

主要維度： Default Channel Grouping 來源/媒介 來源 媒介 其他

次要維度： 性別 排序類型： 預設

Default Channel Grouping	性別	使用者	使用者
		724,837 % 總計: 40.59% (1,785,759)	724,837 % 總計: 40.59% (1,785,759)
1. Direct	female	237,861	29.26%
2. Direct	male	202,300	24.89%
3. Organic Search	female	182,409	22.44%
4. Organic Search	male	134,208	16.51%
5. Referral	female	28,634	3.52%
6. Referral	male	22,817	2.81%
7. Social	female	1,989	0.24%
8. Social	male	1,365	0.17%
9. (Other)	female	763	0.09%
10. (Other)	male	509	0.06%

顯示列數： 10 前往： 1 1-10 頁 (共 10 頁)

圖九、訪客延攬管道分析 (保險公司網站)

下圖十為電子商務公司網站的攬客管道分析，其中除了社交媒體引導 (Social)、推薦連結 (Referral) 與搜尋引擎檢索 (Organic Search) 三種管道達到統計上的性別顯著差異之外，其餘延攬管道皆未觀察到差異。社交媒體引導 (Social) 方式進站的女性使用者計有 17,699 位、男性使用者則有 52,206 位，顯見相較於女性訪客，在電子商務網站上的男性訪客更容易受

到社交媒體之引導而進站。無獨有偶地，以搜尋引擎檢索 (Organic Search) 方式進站的女性使用者人數為 70,484 位、男性使用者則有 147,717 位，此結果顯示男性訪客較女性訪客偏好以搜尋引擎檢索方式進入電子商務網站。至於在推薦連結 (Referral) 方面，仍然是男性訪客的進站人數高於女性訪客 (51,350 vs. 23,520)，可見男性訪客較願意點擊推薦連結而進入電子商務網站。

主要維度: Default Channel Grouping 來源/媒介 來源 媒介 其他

次要維度: 性別 排序類型: 預設

Default Channel Grouping	性別	使用者	使用者
		454,062 % 總計: 54.10% (839,227)	454,062 % 總計: 54.10% (839,227)
1. Social	female	17,699	3.72%
2. Social	male	52,206	10.97%
3. Referral	female	23,520	4.94%
4. Referral	male	51,350	10.79%
5. Paid Search	female	4,596	0.97%
6. Paid Search	male	8,160	1.71%
7. Organic Search	female	70,484	14.81%
8. Organic Search	male	147,717	31.03%
9. Display	female	8,002	1.68%
10. Display	male	10,984	2.31%

圖十、訪客延攬管道分析 (電子商務網站)

(2) 進站後行為揭露階段

在進入網站後所展演出的行為方面，若以電視媒體網站的「瀏覽頁數」來區分，瀏覽一頁網頁的女性訪客數量顯著高於男性訪客，其餘頁數則未觀察到顯著差異 (如圖十一紅色框線處)。這表示，多數電視媒體網站上的訪客僅瀏覽了一頁網站，而展現出此行為的女性訪客數量多於男性訪客。

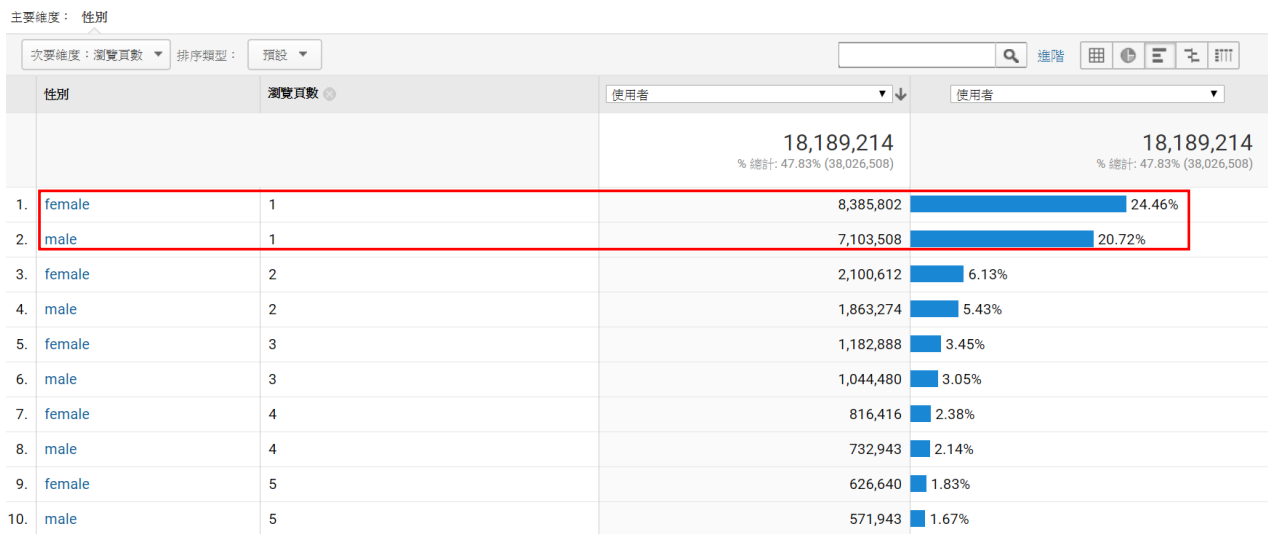
主要維度: 性別

次要維度: 瀏覽頁數 排序類型: 預設

性別	瀏覽頁數	使用者	使用者
		521,009 % 總計: 60.66% (858,905)	521,009 % 總計: 60.66% (858,905)
1. female	1	177,231	29.76%
2. male	1	154,372	25.93%
3. male	2	68,037	11.43%
4. female	2	66,575	11.18%
5. male	3	23,838	4.00%
6. female	3	23,530	3.95%
7. female	4	13,138	2.21%
8. male	4	13,096	2.20%
9. female	5	6,805	1.14%
10. male	5	6,726	1.13%

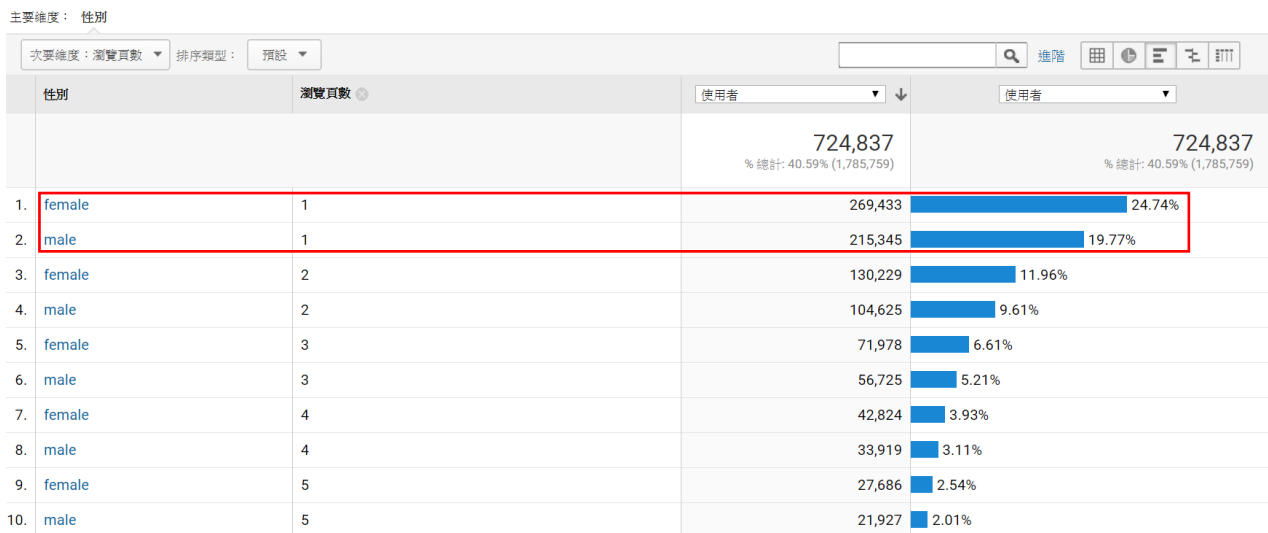
圖十一、訪客站內行為分析 (電視媒體網站)

至於在職業仲介網站方面，相同地，瀏覽一頁網頁的女性訪客數量顯著高於男性訪客，其餘頁數則未觀察到顯著差異 (如圖十二紅色框線處)。這表示，多數在職業仲介網站上的訪客僅瀏覽了一頁網站，而展現出此行為的女性訪客數量多於男性訪客。



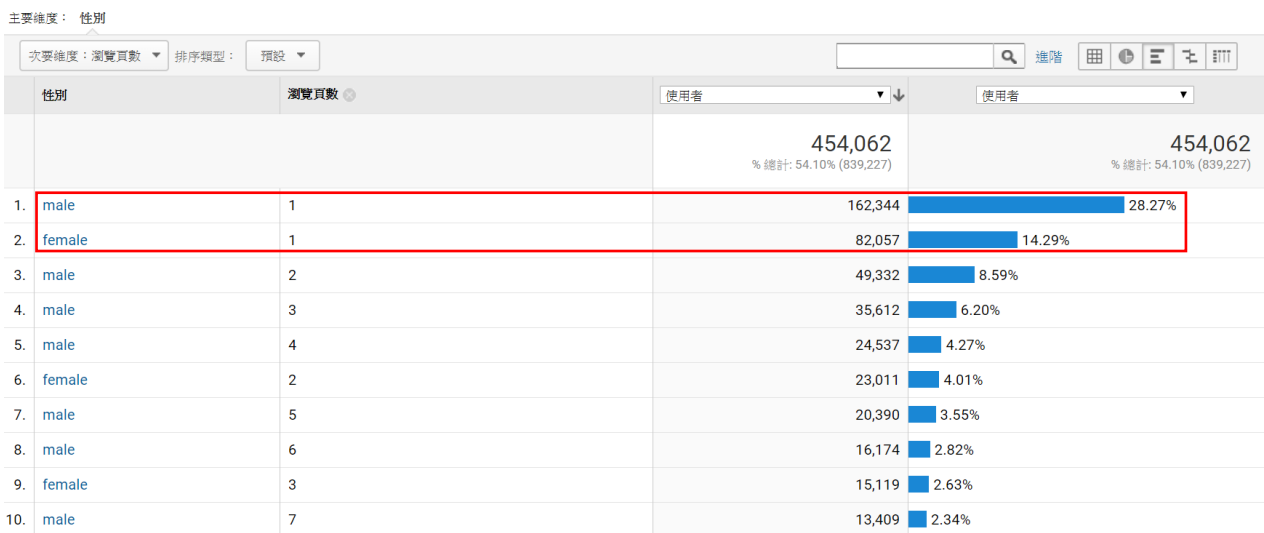
圖十二、訪客站內行為分析 (職業仲介網站)

在保險公司網站方面，相同地，瀏覽一頁網頁的女性訪客數量顯著高於男性訪客，其餘頁數則未觀察到顯著差異 (如圖十三紅色框線處)。這表示，多數在保險公司網站上的訪客僅瀏覽了一頁網站，而展現出此行為的女性訪客數量多於男性訪客。



圖十三、訪客站內行為分析 (保險公司網站)

至於電子商務網站方面，瀏覽一頁網頁的男性訪客數量顯著高於女性訪客，其餘頁數則未觀察到顯著差異 (如圖十四紅色框線處)。這表示，多數在職業仲介網站上的訪客僅瀏覽了一頁網站，而展現出此行為的男性訪客數量多於女性訪客。



圖十四、訪客站內行為分析 (電子商務網站)

綜合以上敘述，不論是哪一種網站型態，大部分訪客進站後僅會瀏覽一張網頁，此現象不約而同地發生在電視媒體網站、職業仲介網站、保險公司網站，電子商務網站上的多數訪客雖然也只瀏覽了一張網頁，但其性別差異恰好顛倒，男性訪客較女性訪客數量多。

### (3) 目標轉換階段

任何型態的網站經營必定會有所目標，而此目標往往可區分為次要目標與主要目標。例如，以電子商務網站來說，網站經營者勢必期盼訪客能夠完成結帳 (主要目標)，但是在結帳之前必須事先將所欲購買之商品放入購物車 (次要目標)。由於各實務網站可能會擁有一項以上的目標觀測，因此為了促進資料解讀上之便利，以下內容採取平均目標達成做為觀測對象。以下圖十五為例，在電視媒體網站上的 96,280 位訪客當中，有 61,306 位訪客層經完成目標達成動作，其中男性訪客達成目標比率顯著高於女性訪客。



圖十五、訪客目標轉換分析 (電視媒體網站)

下圖十六為職業仲介網站上的目標達成情況，在所有 18,137,614 位訪客當中，有 3,918,338 位訪客層經完成目標達成動作，其中男性訪客達成目標比率顯著高於女性訪客。



主要維度： 性別

次要維度： 排序類型： 預設

性別	使用者	目標達成
	18,137,614 % 總計: 47.70% (38,026,508)	3,918,338 % 總計: 47.05% (8,327,264)
1. female	10,149,330	48.29%
2. male	8,878,764	51.71%

圖十六、訪客目標轉換分析 (職業仲介網站)

下圖十七為保險公司網站上的目標達成情況，在所有 693,527 位訪客當中，有 451,921 位訪客層經完成目標達成動作，其中女性訪客達成目標比率顯著高於男性訪客。

主要維度： 性別

次要維度： 排序類型： 預設

性別	使用者	目標達成
	693,527 % 總計: 38.84% (1,785,759)	451,921 % 總計: 41.83% (1,080,441)
1. female	404,598	56.17%
2. male	320,612	43.83%

圖十七、訪客目標轉換分析 (保險公司網站)

下圖十八為電子商務網站上的目標達成情況，在所有 451,083 位訪客當中，有 160,376 位訪客層經完成目標達成動作，其中男性訪客達成目標比率顯著高於女性訪客。

主要維度： 性別

次要維度： 排序類型： 預設

性別	使用者	目標達成
	451,083 % 總計: 53.75% (839,227)	160,376 % 總計: 61.00% (262,891)
1. male	309,430	72.31%
2. female	143,685	27.69%

圖十八、訪客目標轉換分析 (電子商務網站)

## 肆、研究結果

依據上述分析結果，各網站的訪客行為脈絡得以依照訪客性別差異予以歸納。以下表二為例，電視媒體網站的訪客較偏好以搜尋引擎檢索方式進入網站，其中女性偏好程度大於男性。此外，電視媒體網站的女性訪客僅瀏覽一頁網頁的情況亦比男性訪客來得明顯，探究可能原因在於女性訪客在參訪電視媒體網站時偏好採取需求契合式瀏覽，即她們透過搜尋引擎檢索之

後在檢索目的頁上涉獵網頁內容後即可滿足網站參訪目的，而男性訪客則是採取多元式網站參訪方式來完成自身所欲滿足的目標。確實在多數情況下，女性訪客較重視自身需求是否能夠被當下參訪過程所滿足，因此能偏好以搜尋引擎契合檢索需求方式來達成，而男性訪客則表現出相對開放的瀏覽行為，即不一定需要透過搜尋引擎來契合其網站參訪目的，反而能夠在瀏覽超過一頁以上網頁情況下達成網站經營者所設立之目標觀測。

表二、訪客行為脈絡性別差異 (電視媒體網站)

✓表超越、×表落後	女性	男性
延攬管道 (Organic Search)	✓	×
瀏覽頁數 (頁數=1)	✓	×
目標達成	×	✓

下表三為職業仲介網站的訪客行為脈絡表現，其中女性訪客偏好以直接輸入網址 (Direct) 方式進入其所欲參訪之網頁，但此行為傾向相對於男性訪客來說卻又無法達成較高之目標轉換次數。探究可能原因在於，女性訪客在職業仲介網站上可能扮演相對弱勢角色，即女性訪客發生求職需求時透過直接鍵入網址或掃描 QR-Code 方式瀏覽職務內容，但當職務內容無法與其自身契合時，便難以繼續從網站上的其他頁面探詢不同職缺。相反地，男性訪客較能夠在職業仲介網站上尋得理想職缺 (目標達成)，而此目標達成並非建立在一頁式網頁參訪，反而是透過多頁參訪方式來達成，甚至不透過直接輸入網站方式來找到自己理想的職務或職務內容。更具體而言，男性訪客在職業仲介網站上較具有性別優勢，而女性訪客則受到性別分歧之影響而展演出頗具差異之行為脈絡。

表三、訪客行為脈絡性別差異 (職業仲介網站)

✓表超越、×表落後	女性	男性
延攬管道 (Direct)	✓	×
瀏覽頁數 (頁數=1)	✓	×
目標達成	×	✓

下表四為保險公司網站的訪客行為脈絡表現，其中女性訪客偏好以直接輸入網址 (Direct) 或搜尋引擎檢索 (Organic Search) 方式進入其所欲參訪之網頁，此外女性訪客較男性訪客偏項瀏覽一頁網頁，並且能夠依照網站經營者之期盼完成目標達成動作。相反地，男性訪客在各項行為表現上都不若女性訪客般積極。探究可能原因在於女性訪客向來對於保險商品較於熱衷，因而表現出各項行為指標皆超越男性訪客的情況。

表四、訪客行為脈絡性別差異 (保險公司網站)

✓表超越、×表落後	女性	男性
延攬管道 (Direct)	✓	×
延攬管道 (Organic Search)	✓	×

瀏覽頁數 (頁數=1)	✓	✗
目標達成	✓	✗

下表五為電子商物網站的訪客行為脈絡表現，令人訝異地，男性訪客在各項行為指標表現上皆超越女性訪客，包括三種延攬管道 (Social、Referral、Organic Search)、瀏覽一頁網頁以及目標達成數。這表示電子商務上的男性訪客較能夠受到社交媒體吸引或是透過推薦連結方式進入電子商務網站，當然他們亦會透過搜尋引擎檢索之方式來進入網站，然而這些頻繁趨勢並不表示男性訪客的電商網站涉入程度較深，反而是以目標式導向來完成其網站參訪目的，即瀏覽特定一頁網站之後下單購買商品。

表五、訪客行為脈絡性別差異 (電子商務網站)

✓表超越、✗表落後	女性	男性
延攬管道 (Social)	✗	✓
延攬管道 (Referral)	✗	✓
延攬管道 (Organic Search)	✗	✓
瀏覽頁數 (頁數=1)	✗	✓
目標達成	✗	✓

## 伍、研究貢獻

從前述四大類行網站所歸納出的行為脈絡中可以發現，不論是男性或是女性訪客，其各自在不同網站上所展演出的參訪行為與過去文獻研究結果存有相當大之差異，例如男性其實較女性還要細心、男性其實比女性更為偏好電子商務等。由此可證，研究方法差異確實能夠探索出過去傳統研究方法所無法觀察到的行為傾向，因此在學術上本計畫突破過去傳統研究方法限制，藉由真實網站上的大量行為數據歸而納出男女有別之網路行為差異，畢竟過去研究方法所產出之研究成果多數僅適用在由研究者所框限的研究情境，此舉勢必造成研究成果與實務情況產生極大落差。至於在實務上，透過網站流量分析方式，網站經營者得以具體地得知精準的訪客行為脈絡，特別是能夠以性別差異為探索前提，找出對待不同性別訪客的最佳解決方案，故不論是在學術或是實務上，本研究計畫成果皆具有一定程度之貢獻與突破。

## 陸、研究限制

雖說本計畫已探索出多項與過去研究結果相異之處，即受限於過於傳統研究方法所導致的研究結果差異，然而本研究所採用之網站流量分析方法亦存有若干研究限制。例如，網站流量分析所能洞察指標非常多元，在無法以人工負擔大量資料處理情況下，僅能針對特定觀察項目 (如延攬、進站後瀏覽、目標達成)、不同性別之訪客行為進行觀測，其餘尚未觀察項目亦可能存在著訪客行為的性別差異，故後續研究得參照本研究方法，接續探究其他行為觀察指

標。除此之外，由於網站流量分析工具是以站內式行為觀測為基礎，換言之，若欲探尋不同網站內的行為資料必須取得網站授權，且僅能以個案方式 (case by case) 進行觀察，然而在正常情況下任何研究者都難以取得所有網站授權，故後續研究可仿效本研究做法，進可能將不同業態網站納入分析範疇，以便能夠再次確認過去傳統研究方法的性別差異正確性，同時也能夠發揮研究成果交叉驗證之功效。值得注意的是，雖然網站流量分析所取得的行為資料屬於該網站的全體母體資料，但若網站對象規模過小則容易導致研究結果偏頗，即研究結果難以概化至其他相同業態網站，本研究所採集資料的四大網站皆屬於該領域的大規模網站，因此後續研究宜以領導品牌網站為研究對象首選。

## 參考文獻

1. Adair, J. G. (1984). The Hawthorne effect: A reconsideration of the methodological artifact. *Journal of applied psychology*, 69(2), 334.
2. Bosnjak, M., Galesic, M., & Tuten, T. (2007). Personality determinants of online shopping: explaining online purchase intentions using a hierarchical approach. *Journal of Business Research*, 60(6), 597-605.
3. Bruckman, A. (1996). Gender swapping on the Internet. *High noon on the electronic frontier: Conceptual issues in cyberspace*, 317-326.
4. Burton-Jones, A., & Hubona, G. S. (2005). Individual differences and usage behavior: revisiting a technology acceptance model assumption. *ACM SIGMIS Database*, 36(2), 58-77.
5. Castañeda, J. A., Muñoz-Leiva, F., & Luque, T. (2007). Web Acceptance Model (WAM): moderating effects of user experience. *Information & Management*, 44(4), 384-396.
6. Chatterjee, P., Hoffman, D. L., & Novak, T. P. (2003). Modeling the clickstream: Implications for web-based advertising efforts. *Marketing Science*, 22(4), 520-541.
7. Cheung, C. M., & Lee, M. K. (2012). What drives consumers to spread electronic word of mouth in online consumer-opinion platforms. *Decision Support Systems*, 53(1), 218-225.
8. Childers, T. L., Carr, C. L., Peck, J., & Carson, S. (2002). Hedonic and utilitarian motivations for online retail shopping behavior. *Journal of retailing*, 77(4), 511-535.
9. Cho, J. (2004). Likelihood to abort an online transaction: influences from cognitive evaluations, attitudes, and behavioral variables. *Information & Management*, 41(7), 827-838.
10. Clifton, B. (2012). *Advanced web metrics with Google Analytics*. Wiley. com.
11. Couture, A., Arcand, M., Sénécal, S., & Ouellet, J. F. (2013). The influence of tourism innovativeness on online consumer behavior. *Journal of Travel Research*, doi://0047287513513159.
12. Crutzen, R., Roosjen, J. L., & Poelman, J. (2013). Using Google Analytics as a process evaluation method for Internet-delivered interventions: an example on sexual health. *Health promotion international*, 28(1), 36-42.
13. Degeratu, A. M., Rangaswamy, A., & Wu, J. (2000). Consumer choice behavior in online and traditional supermarkets: The effects of brand name, price, and other search attributes. *International Journal of Research in Marketing*, 17(1), 55-78.

14. Dictionary.com (2014). Definitions of behavior. Available from <http://dictionary.reference.com/browse/behavior?s=t>
15. Fan, W. and Gordon, M. D. (2014) "Unveiling the power of social media analytics", Communications of the ACM, forthcoming, Preprint available at [https://www.researchgate.net/publication/259148570\\_Unveiling\\_the\\_Power\\_of\\_Social\\_Media\\_Analytics](https://www.researchgate.net/publication/259148570_Unveiling_the_Power_of_Social_Media_Analytics).
16. Garbarino, E., & Strahilevitz, M. (2004). Gender differences in the perceived risk of buying online and the effects of receiving a site recommendation. *Journal of Business Research*, 57(7), 768-775.
17. Google (2014). How Google determines demographic information in Google Analytics. Available from: <https://support.google.com/adwords/answer/2580383>.
18. Herder, E., & van Dijk, B. (2005). Site structure and user navigation: models, measures. *Adaptable and Adaptive Hypermedia Systems*, 19.
19. Hoy, M. G., & Milne, G. (2010). Gender differences in privacy-related measures for young adult Facebook users. *Journal of Interactive Advertising*, 10(2), 28-45.
20. Hurlock, E. B. (1978). *Child growth and development*. Tata McGraw-Hill Education.
21. Jansen, B. J. (2009). Understanding user-web interactions via web analytics. *Synthesis Lectures on Information Concepts, Retrieval, and Services*, 1(1), 1-102.
22. Johnson, J. T., & Shulman, G. A. (1988). More alike than meets the eye: perceived gender differences in subjective experience and its display. *Sex Roles*, 19(1-2), 67-79.
23. Kaushik, A. (2011). *Web Analytics 2.0*. Editions Eyrolles.
24. Keith, P. M., & Schafer, R. B. (1980). Role strain and depression in two-job families. *Family Relations*, 29(4), 483-488.
25. Kim, Y. (2011). The contribution of social network sites to exposure to political difference: the relationships among SNSs, online political messaging, and exposure to cross-cutting perspectives. *Computers in Human Behavior*, 27(2), 971-977.
26. Lin, C. S., Sheng W., & Tsai, R. J. (2005). Integrating perceived playfulness into expectation-confirmation model for web portal context. *Information & Management*, 42(5), 683-693.
27. Lu, J. (2003). A model for evaluating e-commerce based on cost/benefit and customer satisfaction. *Information Systems Frontiers*, 5(3), 265-277.
28. McEneaney, J. E. (2001). Graphic and numerical methods to assess navigation in hypertext. *International Journal of Human-Computer Studies*, 55(5), 761-786.
29. O'Neil, J. M., Helms, B. J., Gable, R. K., David, L., & Wrightsman, L. S. (1986). Gender-role conflict scale: College men's fear of femininity. *Sex Roles*, 14(5-6), 335-350.
30. Pakkala, H., Presser, K., & Christensen, T. (2012). Using Google Analytics to measure visitor statistics: the case of food composition websites. *International Journal of Information Management*, 32(6), 504-512.
31. Pew Research Center (2013). The demographics of social media users. available from [http://pewinternet.org/~media/Files/Reports/2013/PIP\\_SocialMediaUsers.pdf](http://pewinternet.org/~media/Files/Reports/2013/PIP_SocialMediaUsers.pdf).
32. Plaza, B. (2009, September). Monitoring web traffic source effectiveness with Google

- Analytics: An experiment with time series. In *Aslib Proceedings* (Vol. 61, No. 5, pp. 474-482). Emerald Group Publishing Limited.
33. Plaza, B. (2011). Google Analytics for measuring website performance. *Tourism Management*, 32(3), 477-481.
  34. Reips, U. D. (2000). The Web experiment method: advantages, disadvantages, and solutions. *Psychological experiments on the Internet*, 89-117.
  35. Riedl, R., Hubert, M., & Kenning, P. (2010). Are there neural gender differences in online trust? an fMRI study on the perceived trustworthiness of eBay offers. *MIS Quarterly*, 34(2), 397-428.
  36. Rozanski, H. D., Bollman G. & Lipman M. (2001) *Seize the Occasion: Usage-Based Segmentation for Internet Marketers*. eInsights – White Paper, Booz-Allen & Hamilton.
  37. Sax, L. J., Gilmartin, S. K., & Bryant, A. N. (2003). Assessing response rates and nonresponse bias in web and paper surveys. *Research in higher education*, 44(4), 409-432.
  38. Schmidt, S., Cantallops, A. S., & dos Santos, C. P. (2008). The characteristics of hotel websites and their implications for website effectiveness. *International Journal of Hospitality Management*, 27(4), 504-516.
  39. Song, J., Baker, J., Lee, S., & Wetherbe, J. C. (2012). Examining online consumers' behavior: a service-oriented view. *International Journal of Information Management*, 32(3), 221-231.
  40. Steinfield, C., & Whitten, P. (1999). Community level socio-economic impacts of electronic commerce. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 5(2), 0-0.
  41. Swim, J. K. (1994). Perceived versus meta-analytic effect sizes: an assessment of the accuracy of gender stereotypes. *Journal of Personality and Social Psychology*, 66(1), 21-36.
  42. Venkatesh, V., & Morris, M. G. (2000). Why don't men ever stop to ask for directions? gender, social influence, and their role in technology acceptance and usage behavior. *MIS quarterly*, 24(1), 115-139.
  43. WorldWideWebSize.com (2014). The size of the World Wide Web. Available from <http://www.worldwidewebsize.com/>.
  44. Zhou, L., Dai, L., & Zhang, D. (2007). Online shopping acceptance model-a critical survey of consumer factors in online shopping. *Journal of Electronic Commerce Research*, 8(1), 41-62.

# ***Applying Big Data Analytics to Reevaluate Previous Findings of Online Consumer Behavior Research***

A Case Study of the City Hotel in Taiwan

Chiang-Yu, Cheng  
School of Big Data Management  
Soochow University  
Taipei, Taiwan.  
taican.ccy@gmail.com

Han-Ping, Tzen  
School of Big Data Management  
Soochow University  
Taipei, Taiwan.  
hanping311111@gamil.com

Ting-Chia, Chen  
School of Big Data Management  
Soochow University  
Taipei, Taiwan.  
timmy895@gmail.com

Yung-Sheng, Yang (corresponding author)  
School of Management  
Chaoyang University of Technology  
Taichung, Taiwan.  
yang902@motc.gov.tw

**Abstract**—This electronic document is a “live” template. The various components of your paper [title, text, heads, etc.] are already defined on the style sheet, as illustrated by the portions given in this document. **DO NOT USE SPECIAL CHARACTERS, SYMBOLS, OR MATH IN YOUR TITLE OR ABSTRACT.** (*Abstract*)

*Keywords-component; formatting; style; styling; insert (key words)*

## I. INTRODUCTION

How and why visitors browsing a profitable website is a long-standing issue that attracts researchers continuously devoting themselves into the understandings of consumer behavior over the Internet. Some researchers apply online survey research method to ask respondents answering the questions about how and why they would like to browse a certain profitable website and others use online experiment research method to explore the conditions under which participants are willing to visit the experimental website. Although these two streams of studies have been accumulated sound knowledges regarding consumer online behavior, both online survey and online experiment research methods are debatable, because the former is frequently challenged by its sampling bias, while the latter is usually questioned by the problem of external validity. Recently, the technique of Big Data performs a role of savior that resolves the problems of sampling bias and the lack of external validity as (1) Big Data technique is very exhaustive in data collection which captures the entire research population and therefore sampling bias is less likely to occur (Mayer-Schonberger and Cukier, 2013) and (2) Big Data technique helps researchers preventing from the problem of external validity since it will be difficult to generalize research findings on the basis of relatively small sampling data compared to entire data (Xiang et al., 2015). According to

the survey reported by McKinsey (2015) that 90% of polled industries had made significant investments on Big Data Analytics, representing a prevalent phenomenon that companies with Big Data investments are trying to pursue the promised benefits of big data and its advanced analytics. Similarly, Taobao, the leading online retailer in China which owns massive amounts of data daily as tons of consumers visit and purchase on the website and thus Taobao can come into play the concept of Big Data, such as personalizing every interaction with customers, competing on value rather than price with competitors, reducing shopping cart abandonment, and more specifically visioning the trend of consumers' preferences. All these efforts are free of sampling bias and the issue of external validity due to acquisition and digestion of huge amount data contributed by online consumers.

Since the concept of Big Data is getting popular in nearly all industries and an opportunity provider that assists researchers to narrow the gap between academy and practice, it is essential for researchers to reevaluate the findings asserted by online consumer behavior research, especially for those with obsolete research methods. We therefore try reconfirming whether the previous findings of online consumer behavior research are consistent with the findings of the current study when we apply Big Data technique to evaluate the same online behaviors mentioned in prior studies. The following are our major propositions:

1. Different research methods may result in different online behavior findings even though the same behavior issue is measured. We suspect that the findings of previous online behavior research (either online survey method or online experiment method) are quite different from that of Big Data measurement due to the number of observations.

2. It would be extremely excellent if the findings of previous online behavior research are the same with the findings of Big Data online behavior measurement. With this consistency serving as a gatekeeper, researchers as well as practitioners can have more confidence about such consistent findings which in turn affirms the right direction for idea generation (e.g., tailoring shopping experience, customer acquisition, and customer retention).

Our study is organized as follows. The next section introduces what we so-called obsolete research method and relatively novel research method. The research method and the data analysis are then described in Section 3, followed by the summary of analysis outcomes in Section 4. Section 5 draws the discussion of research findings, theoretical contributions and managerial implications. Limitations of the study are discussed in Section 6.

## II. LITERATURE REVIEW

Researchers nowadays prefer using online questionnaire survey to collect behavioral responses more than paper-based questionnaire, because online survey has many advantages that complement to the drawbacks of paper-based questionnaire (Wright, 2005). However, researchers who use online questionnaire survey to collect behavioral responses are suffered from the issue of respondent anonymity, that is, researchers are difficult to confirm that whether the respondents are their right subjects (Wright, 2005). Generally speaking, researchers are unlikely to observe all the respondents in a particular population and thus using sampling method to infer researched population which in turn leads to sampling bias.

Online experiment research method, on the other hand, is another common technique for observing online behavior as it inherits advantages simultaneously from both online survey and traditional laboratory experiment (Reips, 2000). Most importantly, researchers who use online experiment to monitor online consumer behavior can use IP tracking to avoid multiple submissions. However, online experiment has its disadvantages as well. For example, the number of experiment participants is debatable because researchers frequently set Type I error to a conventional level which may result in low explanatory power of a study (Reips and Bächtiger, 1999). Suffering from this limited sample participants, research findings are always too narrow in certain researched populations and therefore leads to the problem of external validity or generalizability (Erdfelder et al., 1996).

Big Data Analytics is a novel idea or technique that researchers can use it to overcome the bottlenecks of online behavior observation mentioned above. Wamba (2015) defines Big Data Analytics as a process of examining huge data to unfold hidden patterns, unknown correlation, and even meaningful information that can be used to decision making. Unlike online survey and online experiment that merely apply limited amount of data to infer findings and

conclusions, Big Data Analytics itself uses huge amount of data to understand and act on that data and thus preventing the likelihood of sampling bias and the lack of external validity. In our study, online consumer behavior data is regarded as a kind of big data, because (1) There can be so many people to conduct browsing activities on websites a day or even a minute and thus producing a large collection of structural visit data. (2) To any website, visitors may be referred by many different traffic sources (e.g., social media, messenger software, online video) that leads to visit data to be very diverse. (3) A popular website can receive tons of logs from visitors, for instance, Taobao — the largest shopping website in China, took less than 7 minutes to reach RMB 10 billion sales in Double 11 Global Shopping Festival this year (BBC News 2016), which indicates that there must be so many frequent transactions happened in Taobao during Double 11.

## III. RESEARCH METHOD

### A. *Selecting anchoring papers*

Since our goal is to reevaluate previous findings of online consumer behavior research from literature, it is necessary for us to determine papers that serves as an anchor to conduct such reevaluation. The selection criteria are as follows:

- (1) The anchoring papers should be published in either SSCI or SCI journal.
- (2) The anchoring papers should be cited by other studies for more than 100 times, because the more citation a study receives, the more consensus it generates.
- (3) The topic of the selected anchoring papers should involve in online consumer behavior observation.

With these criteria, we obtain two eligible papers: (1) Online stickiness: its antecedents and effect on purchasing intention (Lin, 2007), and (2) Factors affecting the online travel buying decision: a review (Wen, 2009). The first study confirmed that the degree of website stickiness increases consumers' intention to shop on that website. The second study conducted a review research and found that the quality of website design is the composition of information quality, system quality, and service quality. Among these quality factors, webpage load time in system quality is one of the most important items that affects consumers' subsequent website visit. As a result, it is unlikely to say that a website is popular but it has poor system quality to present necessary webpages to visitors.

### B. *The big data analytics tool*

In order to confirm that different research methods will lead to different research findings, we apply Google Analytics (GA) as our Big Data Analytics tool. The reasons that we use GA are quite intuitive, because it is a free web analytics tool and it has been adopted by 51% of Fortune 500 companies



(E-nor, 2014). GA works traffic monitoring by embedding a tag of JavaScript code on webpages, called Google Analytics Tracking Code, GATC (see Figure 1). When the visitors get into the monitoring website and visit the embedded pages, the JavaScript code triggers a JavaScript file which in turn operates the tracking process for Analytics. It should be noted that since GATC is embedded in HTML and is executed by the manner of back-end analytics, visitors are unlikely to aware that they are being tracked by GA and therefore reducing the likelihood of Hawthorne Effect (Adair, 1984).



Figure 1. Schematic diagram of how Google Analytics works.

### C. The selected website

A real hotel website was selected as our research subject. The research hotel promotes online-offline seamless strategy (i.e., O2O strategy) since 2010 so that their tourists can book the rooms on the official website and then check-in at the hotel's counter. In addition, the researched hotel sometimes offers e-coupon for the purpose of online-offline big sales promotion. The reasons that we chose this hotel as our research subject are as follows:

- The research hotel is one of leading hotels in Taiwan and is a metropolitan hotel located in Taipei. With the convenience of its geographic location and the leading position within competitors, we believe that the findings of web analytics are generalizable.
- The research hotel gets used to apply web analytics as its online behavior monitoring tool and this adoption is consistent with our research goal. Nearly every hotel nowadays provides online booking for their customers, we therefore believe that the findings of web analytics are generalizable to hotel industry.

### D. Metrics definition and mapping

Since Lin (2007) confirmed that the higher stickiness a website possesses, the higher purchase intention that website obtains, we therefore map stickiness and purchase intention to the metrics of session duration and conversion rate. In GA, session duration is defined as the length of time a visitor

spends on the page of the website and such stop over can be seen as a kind of website stickiness. Conversion, on the other hand, is defined as a valuable action that occurs when the visitor clicks something on the website, and this click can be analog to purchase intention when she/he clicks something related to transaction. Although session duration/conversion rate are relevant to websites' profitability, page-load time/pageview are important as well, because it is unlikely to say that a website can receive so much profitability without stable webpage loadings. Thus, we map response (i.e., one of the items in system quality) and website visit to page-load time and pageview. Page-load time is calculated how quickly the website server parses the document and makes it available for visitor interaction, while pageview is counted as the total number of pages viewed by the visitors. With the mappings mentioned above, we can measure whether or not the findings of previous studies are consistent with the findings of the current study (see Figure 2).

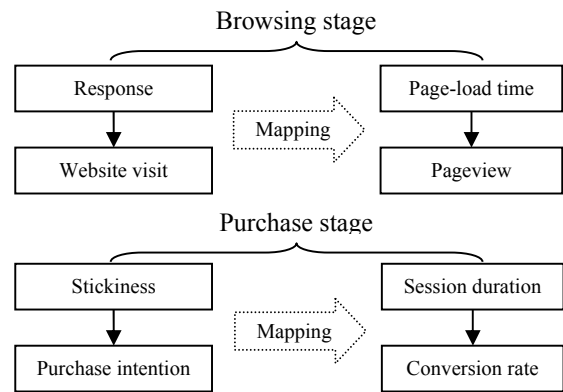


Figure 2. Mapping metrics from previous studies.

## IV. DATA COLLECTION AND ANALYSIS

The tracking code of Google analytics has been implemented into the each page of research website since 2012. For the four year data collection period (ranging from 01/06/2012~11/28/2016), the research website receives 888,098 users (visitors), and these visitors have been to the research website for 1,237,796 times (sessions) and have viewed 4,440,877 web pages. The average session duration of the visitors is 2 minutes and 56 seconds (see Figure 3).

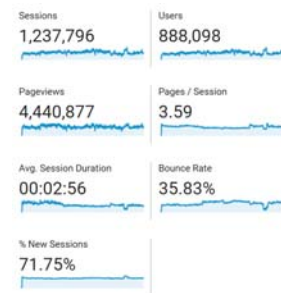


Figure 3. Traffic summary of the research website.

### A. Browsing stage

To confirm that different research methods may lead to different online consumer behavior findings, we portray the measuring metrics in contrast to the ones mentioned in previous studies. Previous studies stated that the speed of website response positively affects website visit and this assertion plots the left hand side of Figure 4 that variable x (website response) and variable y (website visit) are positively correlated with each other. However, in the current study, we suspect that page-load time may negatively affects pageview when we use web analytics to evaluate the same causality. If this is true, the negative correlation between variable x and variable y on the right hand side of the figure can be affirmed.

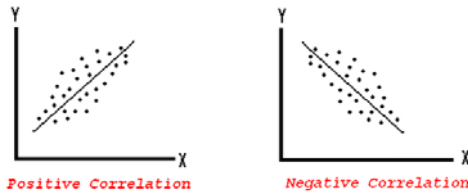


Figure 4. Patterns of the measuring metrics.

Similarly, previous studies stated that the relationship between stickiness and purchase intention are positively correlated. However, we postulate that this positive correlation may be inverted when we apply web analytics to measure the same causality, that is, the relationship between session duration and conversion rate may be negative.

Figure 5 shows the results of web analytics. The squares in red illustrates some conflicts between the findings of the previous studies and the findings of the current study. For example, Ave. Page Load Time (deep blue line) and Pageviews (light blue line) presented on circle 1 and circle 2 run in the same direction, indicating that the relationship between page-load time and pageviews is positively correlated and this surprising finding is inconsistent with the one found by previous studies that the more quick response a website provides, the more visits that website receives.



Figure 5. The results of web analytics (page-load time/pageview).

Although some conflicts are affirmed, we still find some findings that are consistent with previous studies (lines without squares in Figure 5). Figure 6 shows further evaluation using scatter plot and we can see positive and

negative correlations simultaneously from the figure where x-axis is avg. page load time and y-axis is pageview.

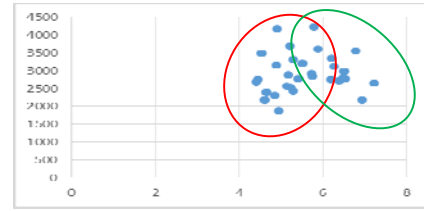


Figure 6. The scatter plot using data colloted from GA.

### B. Purchase stage

The same analysis was conducted to confirm whether or not the relationship between stickiness and purchase intention is consistent with the relationship between session duration and conversion rate. Figure 7 addresses the analysis results. The color squares in the figure show different findings: blue square (pageviews: 687,352 / conversion rate: 0.37%), green square (pageviews: 20,463 / conversion rate: 3.53%), and red square (pageviews: 7,592 / conversion rate: 110.02%). Obviously, the square in red has the highest conversion rate followed by the squares in green and blue, whereas the square in red has the lowest pageview followed by the squares in green and blue. This finding not only indicates that the higher session durations the visitors spend, the lower conversion rates they perform, but also implies a conflict of the findings found from previous studies that stickiness significantly affects purchase intention. Although the findings of previous studies cannot be entirely overwhelmed, we found contrast findings that are opposite to the ones asserted in the previous studies.

Leading Page	Visitors	% New	New Users	Bounce Rate	Pages / Session	Avg. Session Duration	Transactions	Revenue	Conversion Rate
1. Home	1,153,131	71.83%	828,320	36.32%	3.55	00:02:52	16,314	NT\$204,226,742.60	1.41%
2. Sign	687,352	70.26%	482,564	52.06%	3.76	00:01:59	2,558	NT\$323,399.16	0.37%
3. Cart	47,511	72.57%	34,472	28.98%	4.19	00:03:19	1,673	NT\$2,762,162.18	0.72%
4. Sign	46,360	67.84%	31,354	54.16%	3.77	00:03:49	114	NT\$1,369,634.76	0.17%
5. Sign	20,463	69.80%	14,284	21.27%	4.76	00:03:04	723	NT\$8,794,024.52	3.53%
6. Account	13,288	41.00%	5,456	56.41%	2.59	00:02:05	6	NT\$3,598.00	0.05%
7. Account/Registration/	9,772	80.37%	7,854	64.73%	1.94	00:01:38	0	NT\$0.00	0.00%
8. Account/Confirmation	7,592	90.47%	6,854	0.00%	1.13	00:01:00	6,183	NT\$19,748,921.85	110.02%
9. Account/7	7,306	78.64%	5,667	28.30%	3.85	00:02:27	13	NT\$4,294.01	0.18%
10. Sign/confirmation	5,220	66.30%	3,478	64.73%	3.36	00:01:47	0	NT\$0.00	0.00%
11. Account	5,192	56.20%	2,918	50.77%	2.76	00:02:25	0	NT\$0.00	0.00%

Figure 7. The results of web analytics (session duration/conversion rate).

## V. CONCLUSIONS

The current study uses web analytics tool to reevaluate the findings of online consumer behavior found by previous studies. The results indicated that different research methods do actually lead to different research findings even though the same issue was evaluated. In section 4A, we confirmed that the relationship between page-load time and pageviews was positively correlated and in section 4B we affirmed that the relationship between session duration and conversion rate was negative. All the web analytics findings are somewhat

different to that of previous studies. Although there can be other findings that are consistent with the findings asserted by the previous studies, we found mixed results when we use web analytics as our tool to monitor online consumer behavior. The reasons that lead to such an inconsistency may be that using sampling to monitor online consumer behavior can only extract a portion of research subjects from the population and it is very likely to exist opposite behaviors hidden in the subjects that are not being sampled. This is also the reason why we would like to rely on the big data processing ability of web analytics to monitor online consumer behavior. We therefore conclude that the generalizability of the findings coming from previous studies are debatable due to the application of using single research method to monitor incomplete online consumer behavior.

#### A. Academic contributions

We apply web analytics to reevaluate the findings of online consumer behavior found by previous studies and have confirmed that different research methods actually lead to different research findings even though the same behavioral issue was measured. Sometimes researchers rely on sampling or experiment method to answer their research questions, because they are unable to access the whole research population or they are not able to implement tracking code into the research website. However, the results deriving from a portion of data does not necessarily equal to everything about the research population, and thus the generalizability of the research results is debatable. In summary, web analytics should be treated as a partner of other online behavior monitoring methods, if the results of web analytics are consistent with the results of survey or experiment method, then researchers should be confident to their research findings. If the results of web analytics are not totally consistent with the results of other online behavior monitoring methods, then researchers can have an opportunity to figure out why they receive mixed results, whereas if the results of web analytics are quite different from that of other research methods, it is suggested to trust the results coming from web analytics, because web analytics exhibits the characteristics of big data quite well (i.e., volume, variety and velocity).

#### B. Practical implications

Drawing on our findings, we provide some important recommendations for shopping website practitioners. First, anyone who intends to own a shopping website should understand that sampling research method does not completely address what was happened on the website, because sampling as its term is using a part of subjects from the research population and thus the findings of generalizability may not be sufficient. As shown in our analysis results, some contradictory findings were founded when we use web analytics to measure the same online

behavior issue asserted in previous studies. We therefore suggest website practitioners to use multiple online behavior monitoring methods to keep the findings to be rigorous. Second, since big data can talk about data itself, thus one thing that practitioners can do is to increase the traffic of the research website as higher as possible. As a result, the more traffic data the website has, the more accuracy of web analytics that website can derive.

#### REFERENCES

- [1] Adair, J. G. (1984). The Hawthorne effect: A reconsideration of the methodological artifact. *Journal of applied psychology*, 69(2), 334.
- [2] BBC News (2016), Singles Day: Alibaba breaks record sales total, available from <http://www.bbc.com/news/37946470>, last accessed: 11/19/2016.
- [3] E-nor (2014), Google Analytics Maintains Lead with Fortune 500 in 2014, available from <https://www.e-nor.com/blog/google-analytics/google-analytics-maintains-lead-with-fortune-500-in-2014>, last accessed: 11/24/2016.
- [4] Erdfelder, E., Faul, F., & Buchner, A. (1996). GPOWER: A general power analysis program. *Behavior research methods, instruments, & computers*, 28(1), 1-11.
- [5] Lin, J. C. C. (2007). Online stickiness: its antecedents and effect on purchasing intention. *Behaviour & information technology*, 26(6), 507-516.
- [6] Mayer-Schonberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big data: A revolution that will change how we live, work and think*. London: John Murray. ISBN, 978, 0544227750.
- [7] McKinsey (2015), Big data: Getting a better read on performance. Available from: <http://www.mckinsey.com/industries/high-tech/our-insights/big-data-getting-a-better-read-on-performance> [last accessed 2016/10/10].
- [8] Peterson, E. T. (2004). *Web analytics demystified: a marketer's guide to understanding how your web site affects your business*. Ingram.
- [9] Reips, U. D., & Bächtiger, M. T. (1999). Are all flies drosophilae? Participant selection bias in psychological research. Manuscript in preparation.
- [10] Reips, U. D. (2000). The Web experiment method: Advantages, disadvantages, and solutions. *Psychological experiments on the Internet*, 89-117.
- [11] Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234-246.
- [12] Wen, I. (2009). Factors affecting the online travel buying decision: a review. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 21(6), 752-765.
- [13] Wright, K. B. (2005). Researching Internet - based populations: Advantages and disadvantages of online survey research, online questionnaire authoring software packages, and web survey services. *Journal of Computer - Mediated Communication*, 10(3), 00-00.
- [14] Xiang, Z., Schwartz, Z., Gerdes, J. H., & Uysal, M. (2015). What can big data and text analytics tell us about hotel guest experience and satisfaction?. *International Journal of Hospitality Management*, 44, 120-130.

報告人姓名	鄭江宇	服務機構及職稱	東吳大學巨量資料管理學院助理教授
會議時間/地點	2017/04/28-2017/04/30 中國成都	本會核定補助文號	103-2629-H-031-001-MY3
會議名稱	The 4th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics (ICCCBDA)		
發表論文題目	Applying Big Data Analytics to Reevaluate Previous Findings of Online Consumer Behavior Research: A Case Study of the City Hotel in Taiwan		

ICCCBDA 2017為IEEE組織所舉辦之以巨量資料為主題的國際研討會，經審查後發表者可獲研究成果刊登於EI資料庫。在本次會議中本人發表Applying Big Data Analytics to Reevaluate Previous Findings of Online Consumer Behavior Research: A Case Study of the City Hotel in Taiwan 一文，此文係建基於前兩年計畫成果，包含流量分析學術適用性確認、流量分析行為模式塑模等，完成之後便能夠以真實網站探究所獲得之訪客行為表徵是否與過去傳統研究方法存有差異。

本人於簡報過程中提及研究成果內的網路行為性別差異，其中有位學者恰好以類似工具（百度統計）從事網路行為研究工作，會後亦與該位學者相互分享流量分析工具使用經驗，並一致認為在網路上的行為差異確實會受到性別不同而有所影響，彼此交換聯繫方式後約定日後可共同合作從事跨區性研究，即對岸與台灣兩者之間所獲得的研究成果是否存在著分歧。能夠建立此連結是此行最大收穫，畢竟能夠透過不同地區的大型流量資料比對來確認研究疑問是一件令人興奮的事。除此之外，會議過程中其餘專家學者亦提供許多意見，本人在研究上所獲甚多，歸國後將整理並吸收在場學者專家所給予之寶貴建議，繼續充實論文內容，使著作品質更趨完善。

一、攜回資料名稱及內容  
會議論文集（電子檔）



103年度專題研究計畫成果彙整表

計畫主持人：鄭江宇			計畫編號：103-2629-H-031-001-MY3				
計畫名稱：以非干擾式網站流量分析法探究性別分歧之網路行為差異及其對策：理論模式發展、長期觀測與方法比較 [A02:性別影響評估研究]							
成果項目			量化	單位	質化 (說明：各成果項目請附佐證資料或細項說明，如期刊名稱、年份、卷期、起訖頁數、證號...等)		
國內	學術性論文	期刊論文		0	篇		
		研討會論文		0			
		專書		1	本	指尖下的大數據：運用Google Analytics發掘行動裝置裡的無限商機 出版社：天下文化 ISBN: 9789864791316 <a href="https://www.books.com.tw/products/0010738908">https://www.books.com.tw/products/0010738908</a>	
		專書論文		0	章		
		技術報告		0	篇		
		其他		0	篇		
	智慧財產權及成果	專利權	發明專利	申請中	0	件	
				已獲得	0		
				新型/設計專利	0		
		商標權		0			
		營業秘密		0			
		積體電路電路布局權		0			
		著作權		0			
		品種權		0			
		其他		0			
技術移轉	件數		0	件			
	收入		0	千元			
國外	學術性論文	期刊論文		1	篇	Title: What clues can we get from a student recruitment website? An application of web analytics JOURNAL OF APPLIED SCIENCES RESEARCH, Vol. 10, No. 3, 2014.	
		研討會論文		3		1. What clues can we get from a student recruitment website? An application of web analytics 2. Information Format-Shopping Orientation Fit in Mobile Commerce App 3. Applying Big Data Analytics to Reevaluate Previous Findings of Online Consumer	

					Behavior Research: A Case Study of the City Hotel in Taiwan	
		專書		0	本	
		專書論文		0	章	
		技術報告		0	篇	
		其他		0	篇	
智慧財產權 及成果	專利權	發明專利	申請中	0	件	
			已獲得	0		
		新型/設計專利	0			
	商標權		0			
	營業秘密		0			
	積體電路電路布局權		0			
	著作權		0			
	品種權		0			
	其他		0			
	技術移轉	件數		0		件
收入			0	千元		
參與計畫人力	本國籍	大專生		2	人次	
		碩士生		0		
		博士生		0		
		博士後研究員		0		
		專任助理		1		
	非本國籍	大專生		0		曾瀚平、陳亭嘉
		碩士生		0		
		博士生		0		
		博士後研究員		0		
		專任助理		0		張嘉民
其他成果 (無法以量化表達之成果如辦理學術活動、獲得獎項、重要國際合作、研究成果國際影響力及其他協助產業技術發展之具體效益事項等，請以文字敘述填列。)						

## 科技部補助專題研究計畫成果自評表

請就研究內容與原計畫相符程度、達成預期目標情況、研究成果之學術或應用價值（簡要敘述成果所代表之意義、價值、影響或進一步發展之可能性）、是否適合在學術期刊發表或申請專利、主要發現（簡要敘述成果是否具有政策應用參考價值及具影響公共利益之重大發現）或其他有關價值等，作一綜合評估。

1. 請就研究內容與原計畫相符程度、達成預期目標情況作一綜合評估

達成目標

未達成目標（請說明，以100字為限）

實驗失敗

因故實驗中斷

其他原因

說明：

2. 研究成果在學術期刊發表或申請專利等情形（請於其他欄註明專利及技轉之證號、合約、申請及洽談等詳細資訊）

論文： 已發表  未發表之文稿  撰寫中  無

專利： 已獲得  申請中  無

技轉： 已技轉  洽談中  無

其他：（以200字為限）

3. 請依學術成就、技術創新、社會影響等方面，評估研究成果之學術或應用價值（簡要敘述成果所代表之意義、價值、影響或進一步發展之可能性，以500字為限）

本計畫以非干擾式網站流量分析為研究方法，試圖探究不同業態網站上訪客所展現出的行為脈絡是否會因位性別差異而呈現不同行為脈絡。研究結果顯示，不論是在電視媒體網站、職業仲介網站、保險公司網站或是電子商務網站，女性訪客與男性訪客皆展演出不同的網站行為脈絡，因此研究結果有別於過去傳統研究方法（如問卷調查、實驗設計），證實網路行為會因為性別差異而導至不同網站參訪行為，甚至是顛覆過去網站行為相關研究之成果，例如男性較女性偏好電子商務、男性較女性在網路上更為細心等。

4. 主要發現

本研究具有政策應用參考價值： 否  是，建議提供機關

（勾選「是」者，請列舉建議可提供施政參考之業務主管機關）

本研究具影響公共利益之重大發現： 否  是

說明：（以150字為限）