

探討 EWOM 對選秀節目得票數的影響-以《PRODUCE 101》系列節目為例

一、摘要

國內外有許多文獻探討評審與觀眾影響選秀節目得票數的因素，卻甚少提及完全由觀眾決定勝出人選的選秀節目得票數的影響因素，研究指出社交網絡對電視真人秀的投票有影響，本研究以此為方向，研究觀眾投票受電子口碑(Electronic Word-of-Mouth, EWOM)之影響。本研究以《PRODUCE 101》系列三季節目中未退賽的參賽者為樣本，將變數資料用縱橫資料(Panel Data)形式分析，以普通最小平方法(Ordinary Least Squares, OLS)、固定效果模型(Fixed Effect Model, FEM)，以及隨機效果模型(Random Effect Model, REM)進行迴歸分析，再以 Hausman test 選擇要採用哪種模型。實證結果發現電子口碑對得票數有正向且顯著的影響，其他效果中外貌及技巧對得票數的影響對為顯著。此研究結果可提供選秀節目製作和經紀公司徵選人才時的考量。

二、研究動機與研究問題

「韓流」襲捲全球，韓國電視台近年推出新興選秀節目，其火紅程度使中國與泰國也陸續購買版權推出相同節目，與台灣歌唱選秀節目不同之處在於，它不是素人參賽，而是由來自各個不同娛樂公司的練習生參賽，有別於過去以評審評分為主的選秀方式，完全以觀眾投票的方式親手打造一個新的偶像團體。觀眾可從許多參賽者中依階段的不同，給一至十一位的參賽者投票，而最後票數最高的前幾名則能組團出道，參賽者也透過夜以繼日的訓練及表演爭取出道的機會，對大眾展現出自身的實力與魅力。想要獲得大眾的青睞，除了擁有基本的歌唱及舞蹈實力外，個人魅力及特色也具有其重要性。

一般認為是實力出眾的人才有機會出道，但在參考《PRODUCE 101》系列節目的出道結果後卻發現，許多受觀眾喜愛的參賽者，其實力與他人皆有顯著的差距，Amegashie (2009) 研究發現增加觀眾的投票權重給予低能力參賽者合理的機會來平衡競爭環境，也因為此選秀節目完全由觀眾投票，不同於評審大多以實力評判的標準，所以參賽者的能力值高低不一定是排名的絕對因素，名次先後還可能因其他因素而受到影響。圖 1 為《PRODUCE 101 S1》刪除退賽人員後剩下 97 位參賽者在比賽四個階段中的得票數與技巧評級的散佈圖，本研究將各個參賽者的技巧評級代表其能力，在僅觀察能力與得票數的關係時，可以發現當參賽者的能力越高時，票數也越高，似乎與評審評判的標準相同，但若再觀察控制變數與得票數間的關係，就可發現可能不只是以參賽者的能力高低做為投票的唯一依據。圖 2 為《PRODUCE 101 S1》的得票數與搜尋熱度的散佈圖，可以發現當搜尋熱度越高時，票數就越高，Heizler and Kimhi (2012)指出社交網絡對電視真人秀的投票有影響，Chang, Yu, and Lu (2015)指出社交媒體營銷是一種有影響力的營銷方式，點擊喜歡或分享社交媒體消息可以增加流行的凝聚力和消息傳播的效果，因此合理推論網路上的評論及搜尋量的多寡會影響參賽者的人氣，使觀眾較容易投票給搜尋熱度高的參賽者。

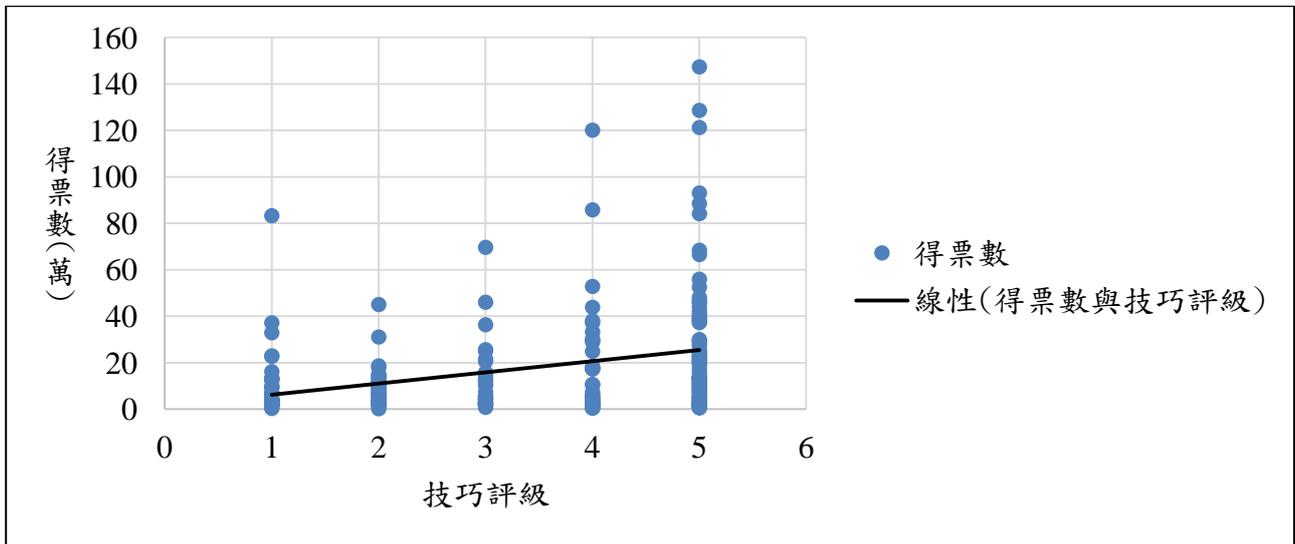


圖 1 《PRODUCE 101 S1》得票數與技巧評級的散佈圖(C.V.=0.2426)

資料來源：《PRODUCE 101 S1》網站

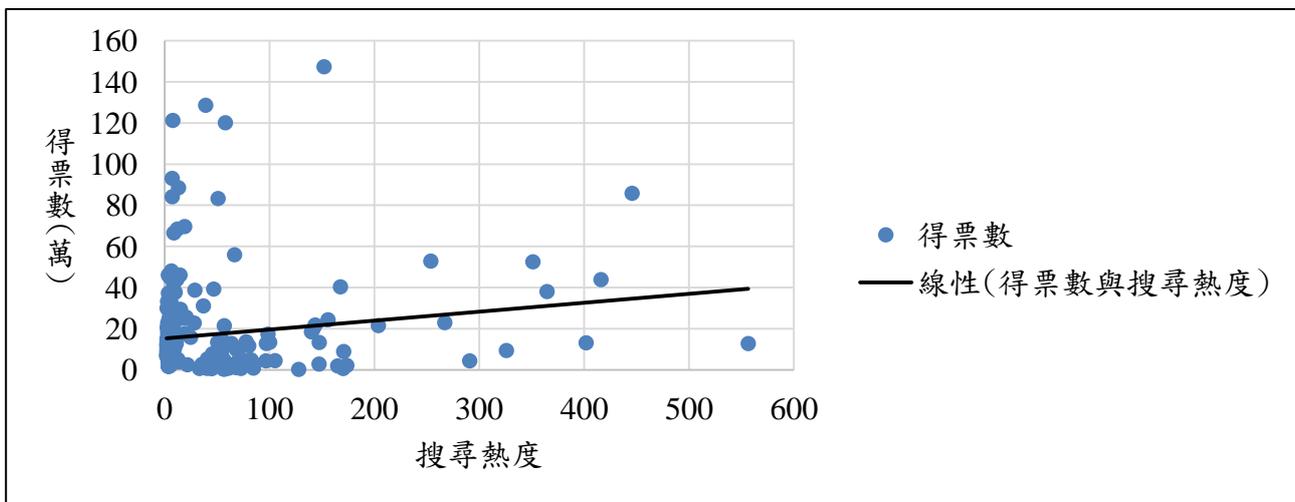


圖 2 《PRODUCE 101 S1》得票數與搜尋熱度的散佈圖(C.V.= 0.1552)

資料來源：《PRODUCE 101 S1》網站、NAVER Data Lab

Amegashie (2009)認為在完全由觀眾投票決定的比賽中，要成功取決於參賽者的受歡迎程度，而不僅僅是演唱的能力或表現，而受歡迎程度是由非歌唱的各種因素所導致，Budzinski and Pannicke (2017)以參賽者參賽前及參賽後的知名度代表受歡迎程度，Yu, Chen, Peng and Chau (2018)則是利用關鍵字的搜尋熱度代表受歡迎程度，因此本研究由此出發，針對韓國《PRODUCE 101》系列選秀節目，主要探討完全由觀眾投票決定的選秀節目中，電子口碑(Electronic Word-of-Mouth, EWOM)對參賽者在各階段得票數的影響，進行研究分析。

三、文獻回顧與探討

本研究決定探討 EWOM 對選秀節目得票數的影響，而國內外 EWOM 對選秀節目得票數影響的研究甚少，因此蒐集與 EWOM 相關之文獻。其中大致分為 EWOM 對消費者購買意向(Erkan and Evans 2018；Thrane, 2018)、消費者行為(Liu, Zhang, Zhang and Zhao, 2018；Pan, Hou, Liu and Niu, 2018；Peng and Li, 2018)，以及電影票房(Baek, Oh, Yang and Ahn, 2017；Hsu and Jane, 2016)的影響。

首先在對消費者購買意向影響方面，Erkan, and Evans (2018)以資訊採用模型(Information Adoption Model, IAM)為基礎，分析消費者的購買意願會受到朋友在社群媒體上的建議或購物網站上匿名評論的影響，分別調查資訊品質、資訊可信度、資訊有用信及資訊採用的影響。結果發現購物網站上的匿名評論更有影響力，因為資訊數量、資訊準備、詳細資訊和專用資訊在口碑影響方面優於朋友在社交媒體上的建議。Peng and Li (2018)研究網路口碑對消費者購買意向的影響，以資訊通訊理論(Information Communication Theory)、技術接受模型理論(Technology Acceptance Model Theory)及「刺激-機制-反應」模型(Stimulus-Organism-Response model, S-O-R)為基礎，透過問卷主要調查 18 至 28 歲的年輕人，發現口碑的評級及可信度與購買意向呈正相關，線上口碑的數量、傳播及分數與其可信度呈正相關。

在對消費者行為影響方面，Liu et al. (2018)研究了排名系統、電子口碑和推薦系統對線上閱讀行為的交互作用，結果發現在資訊瀑布(Information Cascade)的影響下，EWOM 的數量和評價對排名高的電子書點擊量無影響，但對排名低的電子書點擊量有正面影響，推薦系統對受歡迎的電子書點擊量有正面影響，但對不受欢迎的電子書點擊量無影響，EWOM 評價和推薦系統在影響排名高的電子書點擊量存在替代關係，在影響不太受欢迎的電子書點擊量有著互補的關係。Pan et al. (2018)研究朋友和群眾的評論如何影響消費者在購買後的發帖行為，以等級線性模型(Multilevel Mixed-Effect Probit Model)為基礎，對 Yelp 的大型數據集做分析，¹結果發現朋友和群眾的評論量都對消費者發帖的可能性產生了正面的影響，但朋友評論量的影響更為顯著，而群眾評論的評價和差異之影響比朋友的評論更強。另外還研究了情感類型在 WOM 中對消費者發帖行為的影響，群眾的負面評論量對消費者發帖行為可能性的影響是正面的，但朋友評論中有更多的評論有正面的口碑，影響更大。

在電影票房影響方面，Baek et al. (2017)研究如何通過不同類型的社交媒體對電影放映不同階段票房收入的影響進行電子口碑，以創新擴散模型(Innovation Diffusion Model)為基礎，²由 2012 年 2 月至 10 月，每天從 Twitter、Yahoo 電影、Youtube 及部落格蒐集電影的電子口碑，結果發現 Twitter 在電影上映初期對票房收入的影響較大，因為具有較高的即時性及擴散性，Yahoo 電影在電影上映後期的影響力更大，因為具有較高的說服力，Youtube 和部落格則是對電影票房收入無影響。Hsu and Jane (2016)以文字探勘技術測量口碑(Word-of-Mouth, WOM)在台灣對電影票房的影響，並使用追蹤資料格蘭傑因果關係檢驗(Panel Granger Causality, PGC)對口碑及電影票房進行迴歸分析，發現電影票房在短期時對評論數有單向因果關係，在控制負評時，正評對電影票房具有因果關係(7 週前)；在長期時口碑與票房有雙

¹ Yelp 為美國知名的大眾點評網站，除了可以給予商家評級及評論外，還能對其他人的評論做出回應。

² 創新擴散模型(Innovation Diffusion Model)由美國學者埃弗雷特·羅傑斯(E.M.Rogers)所提出，創新擴散模型是 E. M. Rogers 於 1962 年提出的創新傳播模型。創新的事物可以是概念、產品，或服務。傳播者是社會大眾，包括接受程度各異的使用者。此模型有效敘述特定創新在時間軸下，與異質大眾的傳播、採用，以及互動關係。(http://blog.udn.com/HsuChunYi/45851952)。

向因果關係，控制正評時，負評對電影票房有因果關係(10 週後)。口碑的提升能吸引更多常看電影的人，而這些人又能使口碑更加提升，此種具有正面反饋的效應會擴大口碑量及電影呈現的邊際效應。Thrane (2018)以問卷調查探討專家評論是否影響看電影的決定，將專家評論結果分成四種，其對七個電影類型是否觀看的決定進行研究，並採用彷彿無相關迴歸(Seemingly Unrelated Regression, SUR)分析，結果發現專家對電影的評論越好，人們觀看電影的可能性就越高，並且對女性的影響大於對男性的影響，專家評論和看電影的決策之間的關係似乎有一定的性別異質性。

選秀節目大多只有評審具有投票權，而在韓國火紅的新興選秀節目則是只有觀眾才具有投票權，《美國偶像》為美國的歌唱選秀節目，賽制為完全由評審投票，但在參賽者僅剩 24 強後，就完全由觀眾投票做決定，可以由此了解評審及觀眾的評判標準有何不同，Amegashie (2009)發現觀眾投票權重的增加導致低能力的參賽者有合理的機會來平衡競爭環境，此結果也會使低能力的選手願意付出更多努力，進而激勵高能力的選手努力，並認為將投票權交給觀眾是最佳的。由此可見觀眾相對於評審不只在意能力的高低，也在意其他因素，只要其具有其他吸引人的特質，就有可能不會單純因歌唱能力較低而遭到淘汰。

在選秀節目中，評審主要是依據參賽者的歌舞能力高低決定晉級與否，但會影響觀眾投票的因素卻有很多，因此從國內外學者的研究中找出各種與選秀節目和投票相關的文獻，發現有許多與參賽者或候選人相關的因素會影響民眾投票的決定，包含參賽者的美貌(李承達、駱明慶，2008；Berggren, Jordahl and Poutvaara, 2010)、受歡迎程度(Amegashie, 2009；Budzinski and Pannicke, 2017)，和種族(Lee, 2009)。

若以美貌來看，李承達、駱明慶 (2008)將相貌分數分成五個層級，邀請 16 位評審對 2004 年立委選舉的 386 名候選人評定相貌，並排除評審是否認識候選人及評審特性對相貌分數的影響，評審特性包括性別、年齡、教育程度以及政黨傾向，再找出候選人特性與相貌分數間的關係，候選人特性包括性別、年齡、教育程度、政黨傾向及現任與否，並使用固定效果模型(Fixed Effect Model, FEM)來估計候選人不受評審個人特性和是否認識而影響的真實相貌分數，並稱為「相貌水準」，接著分析評審和候選人特性對相貌水準的影響，以及相貌水準對得票率的影響。Berggren et al. (2010)總共請 10,011 名的受訪者進行調查，對 1,929 位芬蘭政治候選人的特徵進行評估，候選人的特徵包括美貌、能力、可信度、可能性及智力，每個特徵分為五個層級，並可選擇棄權，為了排除掉因為認識候選人而影響到評估結果，因此也對芬蘭境外的民眾進行調查，並與芬蘭境內民眾的結果比較，選用美貌、能力及可信度對選舉成功進行迴歸，調查美貌與選舉成功的關係。李承達、駱明慶 (2008)發現男性候選人較女性候選人具有較低的相貌分數，且不因評審性別有所差異，但會因為評審認識候選人而提高，女性候選人相對於男性候選人的相貌優勢會隨著年齡增加而逐漸消失，而在相同的性別中，相貌水準也會隨年齡增加而遞減，候選人相貌水準會因為教育程度的增加而遞增，主要政黨候選人的平均相貌水準較無黨籍及其他政黨者高，相貌水準提高 1 個標準差，將使得票率增加 20.5%，但此影響在主要政黨候選人之間並不存在，而無黨籍及其他政黨候選人的相貌水準提高 1 個標準差將使得票率增加 50%，相貌水準在都市化程度高的選區中，對無黨籍和其他政黨候選人得票率的影響較大。Berggren et al. (2010)發現美貌比競爭對手好的候選人，其選舉結果更成功，議會選舉中，非現任候選人的美貌增加 1 個標準差，會使票數增加 20%，市政選舉中則會增加 17%，此處美貌使用對芬蘭境外民眾調查結果，以確保其不認識候選人。

文獻中有幾個對受歡迎程度的定義，Amegashie (2009)認為導致參賽者成功的原因是其受歡迎的程度，而受歡迎程度是由以歌唱以外的因素而導致的。Budzinski and Pannicke (2017)研究德國的全國音樂比賽(Bundesvision Song Contest, BSC)中參賽者的受歡迎程度如何影響最終投票結果，並將知名度分成參賽前及參賽後的知名度，參賽前的知名度由在比賽開始之前，計算 BSC 參賽者的前 40 名單曲和專輯排行榜。而參賽後的知名度則取決於媒體，由計算參賽者在德國報紙、雜誌以及網站上的來衡量他們的受歡迎程度，並分別計算長期(比賽前 5 年)和短期(比賽前 6 個月)的資料。運用普通最小平方法(Ordinary Least Squares, OLS)進行迴歸分析，將變數分成三個類別，分別為參賽者的知名度、音樂類型及德國各州間的關係，結果發現參賽前的知名度確實會影響結果，但媒體報導對比賽產生了更重大而正面的影響。

種族則是由 Lee (2009)研究《美國偶像》中的收視率及投票模式，探討觀眾是否存在種族歧視。發現有相同種族偏好存在，但不能證實有種族歧視，在投票行為中具有種族偏見，若有更多黑人參賽者，會顯著增加黑人觀眾的收視率，但減少非黑人的收視率。投票和收視率之間動態地相互影響，在高排名的參賽者中，這種雙向因果關係會產生乘數效應，當有更多的黑人參賽者時，黑人家庭更有可能觀看節目及參與投票。另外，雖然不是探討與觀眾投票相關的文獻，但 Yu et al. (2018)則是使用搜尋熱度代表受歡迎程度。

同樣也是對選秀節目進行研究，Heizler and Kimhi (2012)利用選秀節目《A Star Is Born》的參賽者數據，研究了兩種社交網絡，分別為基於參賽者的居住地和基於少數群體的社交網絡，發現社交網絡變量對贏得比賽的概率的影響不是線性的，少數群體規模對贏得比賽的概率具有倒 U 形的影響，而居住地大小具有 U 形影響。社交網絡的行為取決於參賽者團體成員數量的變化，對於參賽者若獲勝而每個成員獲得利益的影響率，以及參賽者團體的社會經濟狀況，參賽者組的社會經濟狀況顯著降低了贏得比賽的可能性，但僅限於來自大城市的參賽者。也確定了社交網絡的一些重要屬性，與選秀節目中的投票有關。

了解社交網路的重要後，找出是如何影響得票數，Chang et al. (2015)以詳盡可能性模型(Elaboration Likelihood Model, ELM)為基礎提出假設，對 392 名粉絲進行問卷調查，並以結構方程建模分析問卷資料，探索社交網路中的人氣凝聚力、資訊傳播和說服性資訊。社交媒體行銷是一種有影響力的行銷方法，點擊喜歡或分享社交媒體資訊可以增加人氣凝聚力和資訊傳播的效果，研究發現受歡迎程度在通過核心及外圍途徑說服使用者方面有重要的作用。

四、研究方法及步驟

蒐集及回顧與 EWOM、選秀節目及觀眾投票相關之文獻，並充分了解《PRODUCE 101》系列選秀節目之賽制規則，作為研究基礎，由 NAVER Data Lab、QSearch 以及《PRODUCE 101》系列選秀節目的網站中取得需要變數之相關資料，以 Stata 為計量分析軟體，並使用 OLS、FEM 及隨機效果模型(Random Effect Model, REM)進行迴歸分析，再以 Hausman test 選擇要採用哪種模型。此研究結果可提供選秀節目製作以及經紀公司徵選人才時的考量。

本研究以《PRODUCE 101》系列選秀節目各參賽者於每階段之得票數做應變數，以參賽者的 EWOM 及控制變數當自變數。在 EWOM 中，以搜尋熱度當受歡迎程度(Yu et al., 2018)，並依據 Chang et al. (2015)發現社交媒體行銷是一種有影響力的行銷方法，點擊喜歡或分享社交媒體資訊可以增加人氣凝聚力和資訊傳播的效果，因此採用 FB 在每階段投票截止前與參賽者相關之發文數、互動數、按讚數、回覆數以及分享數當作社群網站上群眾及朋

友的評論，Heizler and Kimhi (2012)也發現社交網絡對選秀節目的投票有影響。控制變數方面，李承達、駱明慶(2008)以候選人美貌研究對得票率的影響，並再以候選人特性分析對美貌的影響，特性包含年齡，其中年齡對美貌有負面影響，而美貌對得票率有正面的影響。Budzinski and Pannicke (2017)發現參賽的知名度對比賽有正面影響，Lee (2009)發現相同種族對投票有正面影響。本研究最終依據相關文獻，決定變數及衡量標準，探討 EWOM 對參賽者每階段得票數之影響，再以實證結果進行分析，探討各解釋變數與參賽者得票數的關係。

第一節 樣本期間與資料來源

選秀節目多為評審擁有投票權，完全由觀眾票選的節目並不多，有關選秀節目中對觀眾投票行為的研究也較為稀少，而既有文獻中大多數探討的因素為參賽者的個人特質，為了做出區隔，因此本研究以 EWOM 來探討對投票數的影響。

本研究以韓國選秀節目《PRODUCE 101 S1》、《PRODUCE 101 S2》及《PRODUCE 48》，共三季節目未退賽的參賽者為樣本，共有 284 人，每季分成四個階段計算，每個變數有 622 筆資料。³資料來源方面，參賽者票數、年紀、美貌、技巧、知名度及國籍，皆可由《PRODUCE 101 S1》、《PRODUCE 101 S2》及《PRODUCE 48》的網站上蒐集，搜尋熱度由 NAVER Data Lab 取得，FB 上與參賽者相關之發文數、互動數、按讚數、回覆數及分享數由 Qsearch 取得，資料來源的整理請參見表 1。⁴

第二節 實證模型、變數定義與衡量方式

本研究首先以 OLS 來估計參數，不論其資料特性上的差異，將所有賽季的參賽者一同進行迴歸，由於使用 OLS 來分析縱橫資料(Panel Data)有所限制，會忽略掉其個別及時間序列上的差異，進而產生遺漏變數問題，因此選用縱橫資料模型(Panel Data Model)，控制資料中無法觀測的因素，以 FEM 及 REM 進行分析，並新增應變數的代理變數，運用其來確認及穩定模型以解決問題。研究 EWOM 對選秀節目中參賽者各階段得票數的影響，以搜尋熱度、FB 上的口碑資料及其他控制變數當作影響因素，最終依據迴歸分析之結果，再以 Hausman test 選擇要採用哪種模型，並解釋得票數有無受到 EWOM 之影響。迴歸方程式如下：

$$\begin{aligned} Vote_{i,t}(VP_{i,t}) = & \alpha + \beta_1 Search_{i,t} + \beta_2 Post_{i,t} + \beta_3 Reaction_{i,t} + \beta_4 Like_{i,t} + \beta_5 Comment_{i,t} \\ & + \beta_6 Share_{i,t} + \beta_7 Age_i + \beta_8 Beauty_i + \beta_9 Skill_i + \beta_{10} Rep_i + \beta_{11} Korean_i + \mu_i \\ & + \varepsilon_{i,t} \quad (1) \end{aligned}$$

下標 i 表示不同的參賽者， $i=1,2,3\dots N$ ，下標 t 表示不同的階段， $t=1,2,3,4$ 。Vote 為應變數，代表第 i 位參賽者在第 t 階段的得票數。VP 為應變數 VOTE 的代理變數。 α 為截距項，參數 β_1 到 β_{11} 為模型的待估參數，Search 為參賽者的搜尋熱度，Post 為發文數，Reaction 為互動數，Like 為按讚數，Comment 為回覆數，Share 為分享數，VP 為得票率，Age 為參賽者

³ 《PRODUCE 101》系列選秀節目每季分成四階段淘汰，節目最初有約 100 名參賽者，第一階段淘汰後約剩 60 人參加第二階段，第二階段淘汰後約剩 30 人參加第三階段，第三階段淘汰後約剩 20 人參加第四階段總決賽，每季每個變數約有 210 筆資料。

⁴ NAVER Data Lab：https://datalab.naver.com/keyword/trendSearch.naver，

QSearch：https://analytics.qsearch.cc/trend，

《PRODUCE 101 S1》、《PRODUCE 101 S2》網站：http://onair.mnet.com/produce101，

《PRODUCE 48》網站：http://produce48.mnet.com/pc/main。

的年齡，Beauty 為參賽者的美貌，Skill 為參賽者的技巧評級，Rep 為參賽者的知名度，Korean 為參賽者國籍，Stage 為比賽的階段。 μ_i 為不隨時間變動的個別效果， ε_{ist} 為誤差項。

將搜尋熱度和 FB 在每階段投票截止前與參賽者相關之發文數、互動數、按讚數、回覆數以及分享數代表各個參賽者的 EWOM，搜尋熱度以 NAVER Data Lab 在每階段投票截止前的搜尋熱度加總做計算，⁵本研究找出各投票階段熱門程度最高的參賽者，與其他參賽者一併進行搜尋趨勢查詢，將參賽者在每階段投票截止前的熱度加總，算出每位參賽者在各階段的相對搜尋熱度。由於每階段投票期間中皆有空檔，空檔為節目結算該階段票數後拍攝淘汰儀式並剪輯節目的時間，但該空檔間仍需持續計算口碑，因此要將上階段截止日至當階段截止日前的資料都納入口碑做計算。韓國節目每階段投票截止後，當天晚上剛好為節目播出時間，而資料蒐集皆以日計算，無法以每小時做搜尋，為了避免節目播出後影響到前一階段的 EWOM，因此將各階段截止日納入下一階段做加總，例如《PRODUCE 101 S1》第一階段的投票期間為 2016 年 1 月 22 日至 2016 年 2 月 13 日，第二階段的投票期間為 2016 年 2 月 20 日至 2016 年 3 月 5 日，則第二階段 EWOM 的搜尋期間則為 2016 年 2 月 13 日至 2016 年 3 月 4 日。各階段的投票期間及搜尋期間的整理請參見表 2，美貌為每季參賽者共同選出自認為美貌最好看的前 11 名參賽者，技巧是以節目中較公平判定的第二次技巧評級作為依據；⁶知名度則以參賽者在參加節目前有無出道及是否參加過其他選秀節目而定，由於《PRODUCE 48》為日韓合作節目，因此新增國籍變數，判斷參賽者是否為韓國人對得票數的影響。⁷

圖二為與搜尋關鍵字「박시연 PRODUCE101」後出現之相關貼文，每一篇就計入一次該參賽者的發文數中。點擊貼文左下角會出現該則貼文之總互動數，可由此找出按讚數，而在貼文右下角則會顯示其留言數及分享數。



圖 2 FB 相關變數衡量示意圖

資料來源：Facebook

⁵ NAVER 為韓國最大的搜尋引擎及入口網站，占 70% 以上的韓國搜尋查詢，因此選用 NAVER 進行韓國選秀節目參賽者的搜尋熱度計算。

⁶ 節目在分組表演前，由導師對所有參賽者進行歌舞技巧評級，排名由高至低為 ABCDF，共有兩次。第一次為參賽者自選歌舞讓導師評級，第二次為所有參賽者以同樣的時間練習相同歌舞後讓導師評級。

⁷ PRODUCE 48 為日韓合作之選秀節目，由韓國多家經紀公司旗下練習生及日本 AKB48 集團旗下藝人共同出演，因為人氣差異過大，所以只接受韓國民眾投票。

五、實證結果與分析

第一節 敘述統計量分析

本研究蒐集《PRODUCE 101》系列三季選秀節目未退賽之參賽者資料，以此作為分析 EWOM 對參賽者票數影響的數據。表 3 為敘述統計表，三季節目中總共有 284 位未退賽之參賽者，每季共分為四個階段，每個變數各有 622 個觀察值，得票數最高為 281.18 萬票，最低為 2300 票，得票率最高為 25.45%，最低為 0.15%，投票期間內的搜尋熱度加總最高為 556.25，最低為 1.27，發文數最高為 150 則，最低為 0 則，單一文章中按讚數最高為 43308 次，回覆數最高為 9986 次，分享數最高為 2181 次，最低則皆為 0 次，參賽者年齡由最小 13 歲至最大 29 歲，平均有 19% 的參賽者被評為外貌出色的選手，32% 的參賽者擁有知名度，83% 的參賽者為韓國人。

第二節 變數相關度分析

為了研究 EWOM 對參賽者票數的影響，將在各比賽階段中與參賽者有關的發文數、互動數、按讚數、回覆數及分享數加總計算，代表該參賽者之網路聲量，為了避免變數間產生多元共線性(Multi-Collinearity)的問題，觀察各變數間的相關係數，避免相互間具有高度相關，若相關係數大於 0.7，兩變數則有共線性之嫌疑，可由表 2 發現由 FB 搜集的口碑資料多具有高度相關，因此決定將 FB 的各項變數分開進行迴歸。

第三節 普通最小平方法實證結果分析

本研究首先使用 OLS 判斷各變數對於參賽者得票數及得票率是否有顯著影響，由表 5 的實證結果中可得知，EWOM 中搜尋熱度、發文數、互動數、按讚數、回覆數及分享數對得票數皆有正向且顯著的影響。而在參賽者特性中，外貌及技巧對得票數有正向且顯著的影響，年齡、知名度及國籍則無顯著影響。在代理變數方面(表 6)，EWOM 中搜尋熱度、發文數、互動數、按讚數、回覆數及分享數也對得票率有正向且顯著的影響。在參賽者特性中，年齡對得票率為負顯著，外貌、技巧及知名度對得票數有正向且顯著的影響，國籍則無顯著影響。EWOM 的各個變數對得票數及得票率皆有顯著影響，參賽者特性方面的影響也符合預期。

第四節 隨機效果及固定效果模型實證結果分析

由於使用 OLS 分析 Panel Data 會忽略個別及時間序列上的差異，因此採用 REM 及 FEM 進行分析，最終再以 Hausman test 選擇採用何種模型。首先使用 REM 對得票數進行分析(表 7)，可發現其 EWOM 及參賽者特性變數對得票數影響之實證結果與 OLS 相同，EWOM 中各個變數皆對得票數有正向且顯著的影響，當搜尋熱度每增加 1 時，該參賽者之得票數將增加 1200 至 1400 票，發文數每增加 1 篇時，該參賽者之得票數將增加 6800 票，互動數每增加 1 個時，該參賽者之得票數將增加 21 票，按讚數每增加 1 個時，該參賽者之得票數將增加 21 票，回覆數每增加 1 則時，該參賽者之得票數將增加 5.4 票，分享數每增加 1 次時，該參賽者之得票數將增加 460 票，可發現社群網站中發文數多寡對票數的影響最為明顯。在參賽者的特性方面，當參賽者外貌排名為前 11 名時，會為其增加 12.1 至 21.5 萬票，參賽者技巧每提升一階，會為其多增加 2.02 至 2.82 萬票，參賽前就已經擁有知名度之參賽者，將可能為其增加 5.54 至 6.97 萬票，年齡及國籍對參賽者則無顯著影響。在時間方面，比賽進行至第

二階段時會比第一階段增加 35.7 至 38.2 萬的得票數，而第三階段會比第一階段減少 13.5 至 16.5 萬的得票數，第四階段則無顯著影響。

接著以 FEM 進行分析，將參賽者及階段固定，使其不受時間序列之影響，也無法估計不受時間變動之變數的影響，如參賽者特性，觀察發現 EWOM 對得票數影響之實證結果與 OLS 及 REM 相同，EWOM 中各個變數皆對得票數有正向且顯著的影響，當搜尋熱度每增加 1 時，該參賽者之得票數將增加 1300 至 1400 票，發文數每增加 1 篇時，該參賽者之得票數將增加 2400 票，互動數每增加 1 個時，該參賽者之得票數將增加 12 票，按讚數每增加 1 個時，該參賽者之得票數將增加 13 票，回覆數每增加 1 則時，該參賽者之得票數將增加 64 票，分享數每增加 1 次時，該參賽者之得票數將增加 170 票，社群網站中依舊是發文數多寡對票數的影響最為明顯。在時間方面，比賽進行至第二階段時會比第一階段增加 32.4 至 34.5 萬的得票數，第三階段會比第一階段減少 27.5 至 29.8 萬的得票數，第四階段會比第一階段減少 18.7 至 21.7 萬的得票數。

在得票率方面，首先使用 REM 進行分析，可發現其 EWOM 及參賽者特性變數對得票率影響之實證結果與 OLS 相同，EWOM 中各個變數皆對得票數有正向且顯著的影響，當搜尋熱度每增加 1 時，該參賽者之得票率將增加 0.11% 至 0.13%，發文數每增加 1 篇時，該參賽者之得票率將增加 0.23%，互動數每增加 1 個時，該參賽者之得票數將增加 0.0011%，按讚數每增加 1 個時，該參賽者之得票率將增加 0.0012%，回覆數每增加 1 則時，該參賽者之得票率將增加 0.0026%，分享數每增加 1 次時，該參賽者之得票率將增加 0.02%，可發現社群網站中發文數多寡對得票率的影響最為明顯。在參賽者的特性方面，當參賽者年齡每增加 1 歲時，其將會減少 0.41% 至 0.53% 的得票率，當參賽者外貌排名為前 11 名時，會為其增加 88% 至 1.16% 的得票率，參賽者技巧每提升一階，會為其多增加 2.02% 至 2.82% 的得票率，參賽前就已經擁有知名度之參賽者，將可能為其增加 11% 至 14% 的得票率，參賽前就已經擁有知名度之參賽者，將可能為其增加 54% 至 68% 的得票率，國籍對參賽者則無顯著影響。在時間方面，比賽進行至第三階段會比第一階段增加 0.77% 至 0.90% 的得票率，第四階段會比第一階段增加 2.94% 至 3.26% 的得票率，第二階段則無顯著影響。

接著以 FEM 進行分析，EWOM 中僅有搜尋趨勢對得票率有正向且顯著的影響，當搜尋熱度每增加 1 時，該參賽者之得票率將增加 0.030% 至 0.039%，發文數、互動數、按讚數、回覆數及分享數對得票率皆無顯著影響。在時間方面，比賽進行至第三階段時會比第一階段增加 67% 至 71% 的得票率，第四階段會比第一階段增加 2.85% 至 2.95% 的得票率，第二階段則無顯著影響。

得票數及得票率使用 REM 分析的實證結果較符合預期，在 EWOM 方面，搜尋趨勢及網路聲量皆有正面且顯著的影響，符合 Chang et al. (2015)、Erkan and Evans (2018)、Heizler and Kimhi (2012) 及 Peng and Li (2018) 之結果。在參賽者特性方面，年齡影響為負顯著，符合李承達、駱明慶 (2008) 之結果，外貌影響為正顯著，符合李承達、駱明慶 (2008) 及 Berggren et al. (2010) 之結果。Amegashie (2009) 發現增加觀眾的投票權重，會給予低能力參賽者合理的機會來平衡競爭環境，但實證結果並無顯現此情形。知名度影響為正顯著，符合 Budzinski and Pannicke (2017) 之結果。國籍並無顯著影響，無法證明 Lee (2009) 之結果。

REM 及 FEM 的實證結果並無明顯差距，僅有模型 5 及模型 6 透過 Hausman test，檢定結果為不顯著，拒絕虛無假設，必須採用 FEM，但其回覆數及分享數對得票率的影響皆為不顯著，不符合原始預期。

在各階段相較於第一階段對得票數及得票率的影響有明顯的差異，由於每季節目在每階段的投票期間長短不同，規定每個人在每階段能投的票數也不相同，因此與第一階段比起來，其票數會有所增減。第一季的四階段投票期間分別為 23 天、15 天、8 天、7 天；第二季的四階段投票期間分別為 23 天、15 天、8 天、7 天；第三季的四階段投票期間分別為 23 天、15 天、15 天、7 天，而第一季的四階段每人網路可投之票數分別為 11 票、11 票、1 票、1 票，加上第四階段 1 票簡訊投票視為 7 票；第二季的四階段每人網路能投的票數分別為 11 票、11 票、2 票、1 票，第四階段 1 票簡訊投票視為 7 票；第三季的四階段每人網路能投的票數分別為 11 票、11 票、2 票、1 票，第四階段 1 票簡訊投票視為 7 票。第二階段相較於第一階段雖然投票日數變少，但由於第二階段時節目已經擁有固定收看及投票之觀眾族群，而第一階段部分投票期間節目尚未撥出，且兩階段可投票數皆相同，因此造成第二階段可能較第一階段擁有更多的得票數。而在第三及第四階段時，可投票天數及票數明顯減少，因此會造成負向影響。若以得票率來觀察，可發現雖然第二階段相較於第一階段對得票率不一定有顯著影響，但在第三及第四階段相較於第一階段對得票率皆有正向且顯著之影響，與得票數之結果相反，由於每階段淘汰部分參賽者後，會使參賽者人數減少，所以比賽階段進行到越後段時，個別得票率也因而增加，造成得票數及得票率在時間上之影響有明顯差異。

六、結論

本研究主要探討 EWOM 對參賽者得票數的影響，結果顯示搜尋熱度及網路聲量皆對其具有正向且顯著之影響，Chang et al. (2015)指出社交媒體營銷是一種有影響力的營銷方式，點擊喜歡或分享社交媒體消息可以增加流行的凝聚力和消息傳播的效果，Peng and Li (2018)發現口碑的評級與購買意向呈正相關，線上口碑的數量、傳播及分數與其可信度呈正相關，口碑的可信度也與購買意向呈正相關，實證結果證實社交媒體確實有利於線上口碑的傳播，並且也與觀眾投票意向呈正相關。Heizler and Kimhi (2012)確定社交網絡與選秀節目中的投票有關，本研究也印證此結果。

在參賽者特質方面，外貌為正面影響最大的變數，Berggren et al. (2010)發現外表好看對選舉成功有正向的關係，李承達、駱明慶 (2008)發現相貌水準提高 1 個標準差，將使得票率增加 20.5%，與實證結果相符。而年齡越大則越不受觀眾青睞，李承達、駱明慶 (2008)研究發現同性別中候選人的相貌水準會隨著年齡增加而遞減，而美貌對得票率有正面影響，代表年齡間接減少了得票率。Amegashie (2009)發現增加觀眾的投票權重，會給予低能力參賽者合理的機會來平衡競爭環境，原本預期參賽者的能力對票數有正向影響，但可能會因完全由觀眾投票決定而不顯著，結果發現技巧有正向且顯著的影響，低能力參賽者因觀眾投票權增加而脫穎而出的仍為少數，無法由結果證實。Budzinski and Pannicke (2017)發現參賽前的知名度確實會影響結果，與實證結果一致。Lee (2009)發現投票和收視中具有同種族偏好的存在，但實證結果並無發現由於國籍而使票數增減的現象。

由此研究結果可提供選秀節目製作及經紀公司選人之建議，製作選秀節目可以找曾經曝光過的人來參加，在節目播出前中期不僅能藉此引起大眾在社群媒體上的討論度，也可藉由

傳播媒體大肆宣傳使大眾提升收看節目的興趣，進而提高收視率。在中後期則是依靠容易吸引觀眾之特質的參賽者來穩定及吸收新的收視族群，保持其口碑的傳遞，在網站上搜尋趨勢越高的參賽者代表其關注度越高，而年紀小的參賽者以及顏值高的人容易吸引觀眾目光，當節目能公平衡量參賽者間能力差異時，參賽者擁有較好的實力也更容易被觀眾注意。

經紀公司可在徵選時選擇較年輕及顏值較高的人，以公司資源來培養其實力，使其較易成為受到大眾喜愛的偶像，在偶像團體出道時，最常由於團員之外貌而受到關注，也能在出道前就提高其網路聲量。

七、參考文獻

1. 李承達, & 駱明慶. (2008). 美貌對候選人得票率的影響-以 2004 年立委選舉為例. *經濟論文叢刊*, 36(1), 67-113.
2. Amegashie, J. A. (2009). American Idol: should it be a singing contest or a popularity contest?. *Journal of Cultural Economics*, 33(4), 265-277.
3. Baek, H., Oh, S., Yang, H. D., & Ahn, J. (2017). Electronic word-of-mouth, box office revenue and social media. *Electronic Commerce Research and Applications*, 22, 13-23.
4. Berggren, N., Jordahl, H., & Poutvaara, P. (2010). The looks of a winner: Beauty and electoral success. *Journal of Public Economics*, 94(1-2), 8-15.
5. Budzinski, O., & Pannicke, J. (2017). Does popularity matter in a TV song competition? Evidence from a national music contest.
6. Chang, Y. T., Yu, H., & Lu, H. P. (2015). Persuasive messages, popularity cohesion, and message diffusion in social media marketing. *Journal of Business Research*, 68(4), 777-782.
7. Erkan, I., & Evans, C. (2018). Social media or shopping websites? The influence of eWOM on consumers' online purchase intentions. *Journal of Marketing Communications*, 24(6), 617-632.
8. Heizler, O., & Kimhi, A. (2012). Who will be idol? The importance of social networks for winning on reality shows. *The Journal of Socio-Economics*, 41(1), 18-25.
9. Hsu, Y. L., & Jane, W. J. (2016). Bidirectional causality for word of mouth and the movie box office: An empirical investigation of panel data. *Journal of Media Economics*, 29(3), 139-152.
10. Lee, J. (2009). American Idol: Evidence on same-race preferences. *The BE Journal of Economic Analysis & Policy*, 9(1).
11. Liu, Q., Zhang, X., Zhang, L., & Zhao, Y. (2018). The interaction effects of information cascades, word of mouth and recommendation systems on online reading behavior: An empirical investigation. *Electronic Commerce Research*, 1-27.
12. Mishra, A., Maheswarappa, S. S., Maity, M., & Samu, S. (2018). Adolescent's eWOM intentions: An investigation into the roles of peers, the Internet and gender. *Journal of Business Research*, 86, 394-405.
13. Pan, X., Hou, L., Liu, K., & Niu, H. (2018). Do reviews from friends and the crowd affect online consumer posting behaviour differently?. *Electronic Commerce Research and Applications*, 29, 102-112.
14. Peng, J., & Li, X. (2018, October). Empirical Analysis and Hypothesis Testing of EWOM on Online Consumer's Purchase Intention. In *8th International Conference on Management and Computer Science (ICMCS 2018)*. Atlantis Press.
15. Thrane, C. (2018). Do expert reviews affect the decision to see motion pictures in movie theatres? An experimental approach. *Applied Economics*, 50(28), 3066-3075.

16. Yu, Y., Chen, H., Peng, C. H., & Chau, P. Y. (2018). The Causal Effect of Video Streaming on DVD Sales: Evidence from a Natural Experiment.

表 1 變數定義與資料來源

	縮寫	變數定義	資料來源
應變數			
得票數	Vote	參賽者每階段得票數(萬)	《PRODUCE 101 S1》網站、
得票率	VP	參賽者每階段得票率	《PRODUCE 101 S2》網站、 《PRODUCE 48》網站
自變數			
搜尋熱度	Search	參賽者的相對搜尋熱度	NAVER Data Lab
發文數	Post	在 FB 上有關參賽者的發文數	QSearch
互動數	Reaction	文章的互動數	
按讚數	Like	文章的按讚數	
回覆數	Comment	文章的回覆數	
分享數	Share	文章的分享數	
年齡	Age	參賽者年齡	《PRODUCE 101 S1》網站、
美貌	Beauty	虛擬變數，參賽者為美貌最佳的前 11 名為 1，否則為 0	《PRODUCE 101 S2》網站、 《PRODUCE 48》網站
技巧評級	Skill	技巧評級分為 A,B,C,D,F，分別計為 5,4,3,2,1 分	
知名度	Rep	虛擬變數，參賽者曾出道過或參與其他選秀節目為 1，否則為 0	
國籍	Korean	虛擬變數，參賽者國籍為韓國人為 1，否則為 0	

表 2 各階段投票期間及搜尋期間

	第一階段	第二階段	第三階段	第四階段
投票期間				
PRODUCE 101 S1	2016/01/22-02/13	2016/02/20-03/05	2016/03/12-03/19	2016/03/26-04/01
PRODUCE 101 S2	2017/04/07-04/29	2017/05/06-05/20	2017/05/27-06/03	2017/06/10-06/16
PRODUCE 48	2018/06/15-07/07	2018/07/14-07/28	2018/08/04-08/18	2018/08/25-08/31
搜尋期間				
PRODUCE 101 S1	2016/01/22-02/12	2016/02/13-03/04	2016/03/05-03/18	2016/03/19-04/01
PRODUCE 101 S2	2017/04/07-04/28	2017/04/29-05/19	2017/05/20-06/02	2017/06/03-06/16
PRODUCE 48	2018/06/15-07/06	2018/07/07-07/27	2018/07/28-08/17	2018/08/18-08/31

表 3 敘述統計表 (n=622)

Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max	Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
Code	128.19	81.78	1	284	Comment	283.46	713.50	0	9986
Stage	1.90	1.00	1	4	Share	137.04	223.99	0	2181
Vote	31.32	37.99	0.23	281.18	Age	19.23	3.10	13	29
VP	2.05	2.37	0.15	25.45	Beauty	0.19	0.39	0	1
Search	31.36	62.32	1.27	556.25	Skill	3.14	1.47	1	5
Post	14.22	19.53	0	150	Rep	0.32	0.47	0	1
Reaction	2673.66	4475.70	0	43716	Korean	0.83	0.37	0	1
Like	2437.52	4187.23	0	43308					

表 4 相關係數表

	Vote	VP	Search	Post	Reaction	Like	Comment	Share	Age	Beauty	Skill	Rep	Korean
Vote	1												
VP	0.4428	1											
Search	0.28	0.5912	1										
Post	0.449	0.4697	0.2742	1									
Reaction	0.395	0.5082	0.33	0.6412	1								
Like	0.3886	0.4985	0.3343	0.6087	0.9969	1							
Comment	0.1933	0.2443	0.2167	0.2613	0.7539	0.7833	1						
Share	0.3582	0.4438	0.186	0.6731	0.8116	0.7726	0.4753	1					
Age	-0.0614	-0.1501	-0.0838	-0.0559	-0.1538	-0.1522	-0.0979	-0.1597	1				
Beauty	0.2665	0.3793	0.213	0.3598	0.3166	0.3033	0.1526	0.3386	-0.1488	1			
Skill	0.1601	0.26	0.2094	0.0701	0.1645	0.1681	0.1591	0.1636	-0.118	0.0427	1		
Rep	0.114	0.217	0.1239	0.1947	0.1129	0.0944	0.0396	0.1676	0.1095	0.0502	0.0726	1	
Korean	-0.0032	-0.0173	0.0435	0.0221	-0.0078	0.0076	0.0514	-0.0959	0.0465	0.0407	0.0336	-0.4989	1

表 5 得票數普通最小平方法實證結果

Variables	Vote				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Search	0.084*** (0.023)	0.080*** (0.024)	0.080*** (0.024)	0.11*** (0.024)	0.11*** (0.023)
Post	0.72*** (0.076)				
Reaction		0.0025*** (0.00034)			
Like			0.0026*** (0.00036)		
Comment				0.0055*** (0.0021)	
Share					0.045*** (0.0068)
Age	-0.015 (0.45)	0.22 (0.46)	0.20 (0.46)	-0.045 (0.47)	0.22 (0.46)
Beauty	9.77*** (3.69)	13.8*** (3.72)	14.3*** (3.71)	19.5*** (3.74)	12.9*** (3.79)
Skill	2.63*** (0.93)	1.97** (0.96)	1.96** (0.96)	2.32** (1.00)	1.82* (0.97)
Rep	0.065 (3.47)	4.58 (3.50)	4.98 (3.51)	6.14* (3.62)	3.90 (3.54)
Korean	-2.49 (4.24)	1.25 (4.33)	1.04 (4.33)	1.02 (4.49)	3.03 (4.36)
Constant	10.7 (9.71)	6.70 (10.0)	7.28 (10.0)	13.2 (10.3)	5.51 (10.1)
Observations	622	622	622	622	622
R-squared	0.247	0.207	0.205	0.149	0.197
Notes _Titles Standard errors in parentheses *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1					

表 6 得票率普通最小平方法實證結果

Variables	VP				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Search	0.017*** (0.0012)	0.016*** (0.0012)	0.016*** (0.0012)	0.018*** (0.0012)	0.018*** (0.0011)
Post	0.031*** (0.0038)				
Reaction		0.00014*** (0.000017)			
Like			0.00015*** (0.000018)		
Comment				0.00024** (0.00010)	
Share					0.0027*** (0.00033)
Age	-0.053** (0.022)	-0.038* (0.022)	-0.039* (0.022)	-0.054** (0.023)	-0.037* (0.022)
Beauty	1.04*** (0.19)	1.11*** (0.18)	1.15*** (0.18)	1.46*** (0.19)	1.05*** (0.18)
Skill	0.20*** (0.047)	0.17*** (0.047)	0.17*** (0.047)	0.19*** (0.049)	0.16*** (0.047)
Rep	0.53*** (0.17)	0.69*** (0.17)	0.71*** (0.17)	0.79*** (0.18)	0.64*** (0.17)
Korean	0.011 (0.21)	0.16 (0.21)	0.15 (0.21)	0.16 (0.22)	0.27 (0.21)
Constant	1.09** (0.49)	0.80 (0.49)	0.84* (0.49)	1.20** (0.51)	0.71 (0.49)
Observations	622	622	622	622	622
R-squared	0.511	0.519	0.515	0.464	0.514
Notes_ Titles Standard errors in parentheses *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1					

表 7 得票數固定效果及隨機效果模型檢定結果

Variables	Vote					
	(1)		(2)		(3)	
	RE	FE	RE	FE	RE	FE
Search	0.12*** (0.020)	0.10*** (0.025)	0.12*** (0.021)	0.13*** (0.025)	0.12*** (0.021)	0.13*** (0.025)
Post	0.68*** (0.065)	0.24*** (0.079)				
Reaction			0.0021*** (0.00029)	0.0012*** (0.00029)		
Like					0.0021*** (0.00031)	0.0013*** (0.00031)
Comment						
Share						
Age	0.030 (0.37)		0.21 (0.39)		0.19 (0.39)	
Beauty	12.1*** (3.08)		16.4*** (3.15)		17.0*** (3.16)	
Skill	2.82*** (0.78)		2.24*** (0.82)		2.24*** (0.82)	
Rep	1.07 (2.89)		5.54* (2.97)		5.89** (2.98)	
Korean	-1.96 (3.52)		1.66 (3.65)		1.50 (3.67)	
_Istage_2	36.2*** (2.68)	34.5*** (2.38)	35.7*** (2.81)	33.0*** (2.39)	35.8*** (2.83)	32.9*** (2.39)
_Istage_3	-13.5*** (3.39)	-27.5*** (3.09)	-14.5*** (3.54)	-29.5*** (3.04)	-14.0*** (3.56)	-29.4*** (3.03)
_Istage_4	-6.19 (4.34)	-18.7*** (3.89)	-3.55 (4.53)	-21.6*** (3.96)	-2.87 (4.54)	-21.7*** (3.96)
Constant	0.13 (8.09)	21.2*** (1.88)	-2.70 (8.48)	21.7*** (1.66)	-2.05 (8.51)	21.7*** (1.65)
Observations	622	622	622	622	622	622
R-Squared	0.485	0.619	0.439	0.626	0.434	0.627
Number Of Code	284	284	284	284	284	284
Hausman test		61.60***		-181.76		-163.68

表 7 得票數固定效果及隨機效果模型檢定結果 (續)

Variables	Vote			
	(5)		(6)	
	RE	FE	RE	FE
Search	0.14*** (0.022)	0.14*** (0.026)	0.14*** (0.021)	0.12*** (0.025)
Post				
Reaction				
Like				
Comment	0.00054*** (0.0018)	0.0064*** (0.0018)		
Share			0.046*** (0.0057)	0.017*** (0.0059)
Age	-0.064 (0.40)		0.28 (0.38)	
Beauty	21.5*** (3.20)		14.5*** (3.15)	
Skill	2.64*** (0.85)		2.02** (0.81)	
Rep	6.97*** (3.08)		4.61 (2.94)	
Korean	2.04 (3.80)		3.44 (3.61)	
_Istage_2	38.2*** (2.95)	32.4*** (2.45)	36.6*** (2.76)	34.3*** (2.39)
_Istage_3	-13.7*** (3.68)	-29.8*** (3.06)	-16.5*** (3.51)	-29.4*** (3.07)
_Istage_4	2.60 (4.62)	-19.6*** (3.90)	-4.69 (4.49)	-19.4*** (3.93)
Constant	2.72 (8.78)	22.8*** (1.58)	-5.58 (8.41)	22.3*** (1.71)
Observations	622	622	622	622
R-Squared	0.393	0.622	0.452	0.618
Number Of Code	284	284	284	284
Hausman test		-142.85		1768.39***

表 8 得票率固定效果及隨機效果模型檢定結果

Variables	VP					
	(1)		(2)		(3)	
	RE	FE	RE	FE	RE	FE
Search	0.012*** (0.0011)	0.0035** (0.0016)	0.012*** (0.0011)	0.0038** (0.0016)	0.011*** (0.0011)	0.0038** (0.0016)
Post	0.023*** (0.0035)	0.0055 (0.0051)				
Reaction			0.00011*** (0.000015)	0.000012 (0.000019)		
Like					0.00012*** (0.000016)	0.000012 (0.000021)
Comment						
Share						
Age	-0.053*** (0.020)		-0.041** (0.020)		-0.042** (0.020)	
Beauty	0.88*** (0.16)		0.92*** (0.16)		0.94*** (0.16)	
Skill	0.14*** (0.042)		0.12*** (0.042)		0.11*** (0.042)	
Rep	0.49*** (0.15)		0.61*** (0.15)		0.63*** (0.15)	
Korean	0.079 (0.19)		0.19 (0.19)		0.18 (0.19)	
_Istage_2	0.18 (0.14)	0.13 (0.15)	0.11 (0.14)	0.12 (0.16)	0.11 (0.14)	0.12 (0.16)
_Istage_3	0.90*** (0.18)	0.71*** (0.20)	0.85*** (0.18)	0.68*** (0.20)	0.87*** (0.18)	0.68*** (0.20)
_Istage_4	2.98*** (0.23)	2.89*** (0.25)	2.94*** (0.23)	2.87*** (0.26)	2.97*** (0.23)	2.87*** (0.26)
Constant	1.02** (0.43)	1.42*** (0.12)	0.82* (0.43)	1.47*** (0.11)	0.84* (0.43)	1.47*** (0.11)
Observations	622	622	622	622	622	622
R-Squared	0.620	0.379	0.627	0.378	0.626	0.378
Number Of Code	284	284	284	284	284	284
Hausman test		-5.48		118.11***		126.57***

表 8 得票率固定效果及隨機效果模型檢定結果 (續)

Variables	VP			
	(5)		(6)	
	RE	FE	RE	FE
Search	0.013*** (0.0011)	0.0030* (0.0017)	0.013*** (0.0011)	0.0039** (0.0016)
Post				
Reaction				
Like				
Comment	0.00026*** (0.000090)	-0.000096 (0.00012)		
Share			0.0020*** (0.00030)	0.00055 (0.00038)
Age	-0.053*** (0.020)		-0.042** (0.020)	
Beauty	1.16*** (0.16)		0.90*** (0.16)	
Skill	0.13*** (0.043)		0.11*** (0.042)	
Rep	0.68*** (0.16)		0.59*** (0.15)	
Korean	0.18 (0.19)		0.27 (0.19)	
_Istage_2	0.18 (0.15)	0.17 (0.16)	0.18 (0.14)	0.12 (0.15)
_Istage_3	0.88*** (0.19)	0.70*** (0.20)	0.77*** (0.18)	0.67*** (0.20)
_Istage_4	3.26*** (0.23)	2.95*** (0.25)	2.97*** (0.23)	2.85*** (0.25)
Constant	1.09** (0.45)	1.53*** (0.10)	0.76* (0.44)	1.42*** (0.11)
Observations	622	622	622	622
R-Squared	0.598	0.379	0.620	0.381
Number Of Code	284	284	284	284
Hausman test		439.10***		10.21*