

網路聲量和選舉得票之關聯分析： 以 2020 年區域立法委員候選人為例

莊伯仲

文化大學新聞學系教授

金志聿^{*}

中原大學資訊管理學系副教授

摘要

在數位時代，網路聲量已成衡量選舉結果的重要指標之一，也是政治傳播研究的新趨勢，可惜本土的選戰實證付之闕如。有鑒於此，本文分析 183 萬筆跨平台數據，探討 2020 年臺灣區域立委選舉中，410 位候選人的網路聲量與其得票率及選舉結果的關聯性。結果顯示，候選人間的網路聲量落差甚大；且在性別、選區、年齡及選舉結果上有顯著差異。尤其是選戰後期的正面新聞聲量與得票率呈現高度正相關，而且在 73 位勝選者中有 70 人的後期正面新聞聲量在選區中名列前二。本研究凸顯網路聲量在選戰實務的重要性，並從選舉進程、聲量來源、與情緒等多維度提供實證支持，可作為後續得票率預測研究之基礎。

關鍵詞：大數據、立委選舉、網路社群、網路選戰、網路聲量

^{*} 通訊作者，E-mail：king@cycu.edu.tw

投稿日期：2024 年 06 月 17 日；接受日期：2024 年 11 月 11 日

壹、緒論

一、研究動機

政治傳播必然跟隨科技發展而向前邁進，而科技發展也會導致傳播策略與傳播對象有所差異。Blumler & Kavanagh (1999) 主張可將之概分為：第一階段從 19 世紀至 1960 年代，是印刷媒體擅場時代，主角是報章雜誌；第二階段從 1960 至 1990 年代，為類比頻道電視擔綱時代，主角是無線電視網；第三階段則從 1990 至 2008 年，為數位頻道電視居主流時代，主角則是有線電視網。在資通訊科技產生革命性進展的當代，隨著網路使用的流行與普及，Magin et al. (2016) 更主張在 2008 年美國總統歐巴馬 (Barack H. Obama II) 開創性地採用數位科技打贏選戰後，已經進入以網路社群為核心第四階段了。而臺灣選戰也是依循相同的軌跡在前進，自 1994 年臺北市長選戰中網路首次登場以來 (莊伯仲，2000)，已一路從 BBS、WWW、部落格、影音頻道，再發展到最時興的社群媒體。

時至當下，Facebook、Twitter、Instagram 這類網路社群平台已然成為候選人接觸選民的新場域，順勢成為必備的競選工具，Goodnow (2013) 直言一個嶄新的虛擬戰場已然形成。證諸針對歐盟 12 國 68 個政黨的文宣幹部訪談，Facebook 已成為火力第三強大的助選工具，僅小輸給電視和面對面人際傳播 (Štětka et al., 2014, September 3-6)，由此可見社群媒體在各國選戰實務中的角色日益重要。Brito & Adeodato (2022) 因此主張社群媒體已對民主政治實務造成強大影響，最好的證明就是各國總統大選的勝出者多能歸因於網路社群經營良好。Safiullah et al. (2022) 更主張各國當前的選戰均普遍運用社群網站，就是最佳見證。

隨著社群媒體在選戰和政治傳播中的廣泛應用，競選活動日益依賴數位平台來傳遞訊息，網路聲量 (social buzz) 已成為衡量資訊傳播效果的重要量化指標 (林照真，2022；Safiullah et al., 2017)，而所謂網路聲量，在學術領域通常被定義為網路上某個特定話題、人物、事件所引發的關注度和討論量，其數據來源通常包括新聞網站、社群媒體平台、討論區等網路可觸及的資訊，反映出公眾對於特定主題的即時反應和情緒表達，因此在政治領域中，出現不少以網路聲量作為衡量公眾意見之研究 (葉易修，2019；劉嘉薇，2017)。

網路聲量之所以被視作公眾意見，甚至成為預測選舉結果指標，部分原因在於當前數位媒體的高曝光性和使用頻率，使社群媒體成為選民獲取政治資訊的重要來源 (Dreston & Neubaum, 2023)。在傳統媒體時代，藉由報導頻率、新聞框架與文章情緒調性塑造公眾輿論，進而影響選民對候選人的印象、選舉議題的優先次序與投票意向 (Druckman, 2004; Hopmann et al., 2010)，此即議題設定理論 (agenda-setting theory) 所涵蓋探討的範疇。這些指標若延伸到當前的數位傳播環境，即為網路聲量，社群媒體平台藉由資訊流量及互動性來提升某些議題的可見度，使得選民更容易接觸到關鍵的選舉資訊，如候選人的政策主張、政黨宣言及選舉動態。過去研究指出 65.6% 的受訪者認為數位媒體顯著影響了他們的投票決策 (Dampney, 2022)。

除了資訊傳播效應外，當今社群媒體的核心正式互動行為，強調溝通、互動、內容分享及協作 (Boruah, 2023)，有別過往僅由「平台經營者」單方面傳遞訊息，更多的是由使用者們所產生，即所謂「使用者生成內容」 (user-generated content, UGC)，用戶透過平台與他人交流互動。Boruah (同上引) 的研究指出，在社群媒體上的政治內容對公眾意見影響更加深遠，透過同儕間的社交互動激發討論，增加對候選人與選舉議題的關注度，最終影響投票行為，這種影響對身處於網路世代的年輕人尤為顯著。

本研究旨在檢視網路聲量與實體選舉結果的關聯性，聚焦於 2020 年臺灣區域立委選舉的候選人，其網路聲量與得票率及選舉結果的關聯。該次選舉的特色在於，網紅代言與背書現象顯著增強，研究指出這對選民的投票意向和態度有正面影響 (李鳳綺, 2020)。尤其對於年輕世代而言，首投族更傾向透過網路社群媒體接觸候選人並進行討論 (施伯燁, 2023)。隨著社群媒體在選戰中的廣泛應用，以及數位原生世代的崛起，檢視網路聲量在選舉中的角色，不僅具有學術價值，更是解析現代選舉政治生態的關鍵，有助於進一步理解網路輿論對選舉行為的影響及其動態發展。

本研究相較於過往文獻的差異，體現在對聲量的「頻道來源」、「文本情緒」及「選舉期間」三個維度的劃分。首先，許多國內外關於網路聲量與選舉結果的研究大多集中於社群平台，如 Facebook、Twitter 和 Instagram，然而多數研究未將新聞網站納入考量，這是一個顯著的侷限，特別是在我國，新聞網站流量高居前列，不應忽視。此外，新聞網站與社群媒體的運作模式大有不同，前者主要由編輯篩選新聞內容，再帶動網友留言討論；後者則強調用戶主動生成內容，偏向互動討論和集體協作。因此這兩者的聲量產生的

本質不同，內容常有不同，而其影響也可能存在相當差異，是故本研究將此一維度納入探討，以填補過往研究的侷限。

其次，聲量不僅代表網路討論的數量，過去研究也強調了聲量蘊含的情緒因素，即聲量反映民眾對特定事件或候選人的情感評價。然而，關於將訊息語意分析應用於情緒判別，以推估選舉結果的文獻相當有限。本研究進一步探討不同情緒屬性聲量與選舉結果的關聯，彌補了此方面不足，可為未來研究奠定基礎。最後，本研究考量選舉的時間維度，透過比較不同時段的網路聲量變化與選舉結果波動，嘗試找出聲量的關鍵時期。這種時序分析不僅可以捕捉輿論發展趨勢，還能幫助吾人更好地理解哪些時間點的聲量波動對選舉結果有顯著影響，從而為選舉動態預測提供了一個新視角。因此，本研究旨在透過實證分析不同渠道的聲量來源、語意情緒及選舉不同時期的網路聲量變化，深入探討其與選舉結果的關聯性，以提供更全面的洞察。

貳、文獻探討

一、理論基礎

Huberty (2015) 指出，網路上存在吾人在不同時地、針對不同對象所說和所做的大量擬真數據。這是相當重要的，因為這不僅是數位趨勢下的一個最新發展，還提供了傳統方法無法獲得的資料量，更能洞察過往研究無法分析的傳播意涵。儘管「大數據」是一個單純名詞，卻不易界定，也缺乏統一定義 (Gandomi & Haider, 2015; Parks, 2014)，因為這不只牽涉到傳統研究無法處理的鉅量資料，且資料規模是恆常變化的，範圍可小至候選人個人帳號，大至全國性選舉討論區，並可能以不同形態出現在網頁瀏覽、社群貼文、網友私訊等場合。

進一步來說，人類對不可知的未來本有好奇之心，對於預測未來會發生的事物更有一定的興趣，而這便是大數據的一種實務運用。而在預測選舉結果之前，學者已先就社群媒體使用與商業消費行為的關係展開研究，發現可用來推估品牌形象、購買意向，產品銷量，甚至電影票房等 (Luo & Zhang, 2013; Naylor et al., 2012; Stephen & Galak, 2012; Zhang & Pennacchiotti, 2013)。

Schoen et al. (2013) 認為由社群媒體表現推估選舉結果的做法，皆是先

調查特定候選人或政黨的粉絲人數、互動行為、被提及次數或是語意偏好，並以之為指標來預測隨後的選舉勝敗或得票情形。例如 Vitak et al. (2011) 主張社群媒體可讓選民表達支持候選人、分享政治信仰、以及與其他網友討論政策議題，是預測實體政治參與行為的顯著指標。而 Bond et al. (2012) 更發現候選人 Facebook 貼文不只會影響粉絲、還會影響到粉絲的朋友，甚至粉絲朋友的朋友。其他研究也有類似發現 (Bimber et al., 2015; David et al., 2016)，均指出社群網站用戶容易受到其他用戶的影響，亦即綿密的網路人際關係可以扮演強化投票行為的關鍵角色。

因此，David et al. (2016) 認為社群媒體是一個可讓政黨與網友建立互動關係的自主環境，當網友願意加入粉絲，就意味已成潛在支持者，而這種支持行為是外顯可見的，因為其親友也可透過即時動態同步知悉。同理可證，當候選人有愈多粉絲，互動愈熱烈，就代表他的網路社群表現良好，而能進一步強化實體世界的選民觀感：這個候選人普受歡迎，理應當選。

誠然，候選人也不乏來自選區之外的粉絲，Bene (2017) 主張選民在實體社交網絡散布助選訊息的動作，可視為選民與候選人網路互動效果的後續延伸。此外，Colleoni et al. (2014) 也發現所謂的同溫層效應 (echo chamber)，候選人與粉絲間存在「趨同性」(homophily)，互動愈頻繁就愈明顯，更容易影響到「粉絲的粉絲」(即其親友)，而有物以類聚的現象。所以粉絲不論有無投票權，均對候選人有所助益。所以網路社群是能跨越地理疆界的數位平台，候選人聲量雖有部分來自選區之外，但仍是多多益善。

二、網路社群與選舉

隨著候選人大量採用社群媒體，有不少研究已對其選舉預測能力進行檢驗。Khan et al. (2021) 統計 2010 至 2021 這 11 年間，已有 787 篇相關的各國文獻出現，其中偏向量化取向的語意情緒分析研究，要比質化取向的社會網絡分析研究得多。而同一期間，隨著市內電話普及率逐年下降，傳統電話民調面臨樣本代表性問題，特別是無法全面覆蓋年輕族群與僅使用手機的住戶家庭，導致電話民調在代表性上出現挑戰 (莊文忠等，2022)。

代表性研究如下：Williams & Gulati (2013) 指出，早期的探討集中於美國選舉，例如 2006 年期中選舉時參眾議員候選人的 Facebook 喜好度即與選舉結果有所關聯；2008 年總統大選也發現候選人的粉絲人數與選舉得票間

有輕度相關。Barclay et al. (2014) 針對 2012 年美國大選，也發現民主黨歐巴馬和共和黨羅姆尼 (Willard M. Romney) 的 Facebook 按讚數與大選得票數存在相關。

其他國家亦是如此，Giglietto (2012) 發現在義大利市長候選人中，獲得最多 Facebook 按讚者有 39% 終能勝出，另外 43% 則獲得第二高票。Vepsäläinen et al. (2017) 以芬蘭國會選舉為例，發現候選人按讚數的確與其得票數存在正向相關。Barclay et al. (2015) 對印度國會大選的分析也發現，各政黨粉絲專頁的按讚數可反映其綜合得票數，而且存在強烈正相關。無獨有偶，Khairuddin & Rao (2017) 同樣發現馬來西亞國會大選和澳大利亞聯邦選舉中，候選人的粉絲按讚與得票之間存在正相關。

網路社群與選舉結果之間的正向關係，不僅限於 Facebook，也同樣出現在另一在歐美日相當流行的平台 Twitter。Kruikemeier (2014) 指出，使用 Twitter 助選的荷蘭國會議員候選人相較未使用者可獲得更多選票，而且以互動方式經營者的助益又更高。而在德國 (Tumasjan et al., 2011)、英國 (Tweetminister, 2011)、葡萄牙 (Fonseca, 2011) 也有類似發現，這些研究多主張候選人的推持發文頻率或網友回文數量可與選舉勝選或得票數產生正面連結，亦即候選人愈主動，而網友也愈積極就能形成獨特的「Tweeter election」(Keating & Melis, 2017)。

Brito & Adeodato (2022) 對阿根廷、巴西、哥倫比亞、墨西哥的研究也有類似發現，通過對選前 300 天在 Facebook、Twitter、Instagram 蒐集而來的 6 萬 5 千多則貼文的分析，發現儘管相關係數有高有低，但四國粉絲的貼文互動確實與選舉得票存在正相關，尤其是在貼文參與率上 (post engagement)。Brito & Adeodato (2023) 後續也進一步比較這四國候選人的粉絲互動與電話民調對於選舉結果的預測，發現前者的整體預測力會更好。

在本土研究方面亦有初步成果。早在 Facebook 剛普及時，王泰俐 (2013) 即發現社群媒體使用率越高，越關注網路選舉訊息的選民，其參與討論、連署或捐款、投票等行為就越活躍。吳震台 (2019)、陳依依 (2021) 更指出公開資訊可提供額外的訊息，讓投票者做出較好的決定。而在完全資訊情境下，受試者投票率會增加。周應龍 (2021) 則證實社群媒體參與和傳統人際討論同樣具有投票行為的顯著影響力。這都意味著網路資訊的品質與數量對於選民的重要性。

至於更精細的實證探討，Lin (2017) 發現 2014 年縣市長候選人是否採

用 Facebook，以及其帳號型態，在選舉勝負上都存在差異，而粉絲人數、貼文篇數也與得票數有正向關聯。Xie et al. (2018) 針對 2016 年總統大選，發現 Facebook 所呈現的粉絲意向比傳統民調更貼近實情，而且按讚數更是預測選舉結果的最有力指標。莊伯仲、金志聿 (2019) 分析 2016 年立委選舉，發現候選人是否運用 Facebook 與選舉勝敗同樣有顯著關聯，實質經營者 36.8% 當選立委，無 Facebook 或未實質經營者則僅 1.2%。更重要的是，候選人貼文按讚總數與得票數呈現低度正相關，註冊粉絲數與得票數更達中度正相關，而且依據「淨粉絲對比率」，對立委當選席位的預估準確率在六都更達 87.9%。

總的來說，選舉結果與投票行為可嘗試由候選人與選民的社群媒體表現來預測，Burnap et al. (2016) 發現兩者多有正向系統性關係 (systematic relationship)。少數研究則針對貼文內容的用語與情緒，也有相近發現。Barclay et al. (2014) 認為即便網友的政治偏好同時影響候選人的粉絲數或按讚數，但仍能觀察到粉絲數、按讚數與得票數間存在某種統計關聯。這意味當一個候選人受到愈多選民的歡迎，則其帳號的粉絲與按讚就愈多，而選民也會更樂意投票支持。

不過前揭研究最大的侷限在於大多聚焦於候選人自己經營的網路社群，對於之外的其他平台，例如政治版討論區、後援會社團、名嘴部落格、新聞網站上的貼文和留言等種種互動鮮少觸及。換言之，社群互動與選舉結果雖有某種關聯，意味網友上線與離線行為的一致性，但相關研究僅針對候選人自有帳號，並未關照外界總體環境，恐怕會有「見樹不見林」的遺憾，因此，學者認為已出現更進階的分析方法以及資料蒐集的學術需求 (Kalampokis et al., 2013)。那麼經由面向更廣而且數量更多的網路聲量來推估選舉結果，就更值得期待了。

三、網路聲量與選舉

在過往的選舉預測研究中，傳統民意調查，無論是市話或是手機，雖然是長期以來用來揭示選民意向的主要方法，然而在反映選民偏好和預測選舉結果時仍存在侷限性 (Williams & Reade, 2016)。舉例而言，在資訊高速流通的時代，候選人和其團隊需要更即時的數據來應對突發事件的快速發酵。然而，由於進行民意調查需要較長時間且成本高昂，這使得候選人在快速變

動的資訊環境中，難以依賴調查結果作出有效決策。因此，學者陸續提出基於網路與社群媒體數據做為選舉預測之參考指標（Singh et al., 2020）。

網路聲量就是網友依據生活經驗而產生的「電子口碑」（eWOM, electronic word-of-mouth），這是他們對產品、服務、甚至政策、候選人的一種評估，且自發性地公開在網路上。Thomas（2004）即定義「消費者聲量」（consumer buzz）為「消費者間基於對產品、服務、或觀念的體驗而自發生的正面或負面互動，可強化或改變原有的行銷訊息」。Luo & Zhang（2013）認為這代表消費者的態度與傾向，會對企業價值產生影響。至於出現在網路社群的各式網友互動就是「社群媒體聲量」（social media buzz），可用來進一步操作病毒式行銷（viral marketing）。

選戰亦復如是，選民會跟候選人在網路上產生各種互動，這些喜怒哀樂經驗的累積就形成了網路聲量，當然也會影響候選人。探討網路聲量與選舉結果機制時，「議題設定理論」提供了一個重要的框架來解釋網路聲量與選民行為之間的關係，學者即曾透過該理論論述媒體和網路社群如何塑造公眾對重要議題的認知（Luo, 2014）。尤其如今社群媒體成為資訊傳遞與公共辯論的重要場域，社群上的特定議題關注度易受演算法影響，很可能因用戶短時間積極參與，而成為熱門話題，進而被媒體報導。Gilardi et al.（2021）表明無論是透過傳統媒體或社群媒體形塑的議程，彼此間是相當緊密的。是以，網路聲量反應的不僅僅是網路社群用戶的參與，亦反映出候選人的「曝光度」，並透過設定議題，潛移默化地影響選民的投票意向與得票率。那麼，Huberty（2015）指出，「所有的新聞都是好新聞」（all news is good news）以及「一貼文、一張票」（one tweet, one vote）也就不足為奇了。網路聲量自然愈高愈好，多多益善。

語意分析（semantic analysis）在網路聲量分析中扮演重要角色，透過自然語言處理（nature language processing）技術，對文本進行深度處理和理解，提取意義、情感和主題，替研究者從龐大數據中找出有價值資訊（Maulud et al. 2021）。近年來，研究者開始透過網路聲量分析或社群聆聽（social listening）等大數據方法，挖掘選情民意。Safiullah et al.（2017）分析近 900 萬則與印度選舉有關的 Twitter 貼文，發現網路社群聲量的確對選情有正向且顯著的衝擊。Jaidka et al.（2019）在針對印度、巴基斯坦、馬來西亞大選所做的跨國比較中也發現，他們透過機器學習模式來挖掘 Twitter 貼文中反映的網友情緒，確實能精準預測印度、巴基斯坦的選舉情境。不過語意分析牽涉

AI 人工智慧判讀，學界與業界仍處於起步階段，因此較缺乏候選人正負面聲量與選舉結果關聯的分析，值得後續探討。

至於本土政治學門中的網路聲量研究，劉嘉薇（2017）分析網路上的統獨輿論，發現偏獨立者高於偏統一者。在聲量來源方面，兩岸議題高達 48% 集中在社群網站，其中單一網站聲量最多者為電子佈告欄（BBS）型態的 PTT（批踢踢實業坊）。相形之下，維持現狀雖是傳統民調的主要結果，但其網路聲量卻很少，這可能與網路具有匿名特質有關，讓網友勇於表達自己的統獨立場。劉嘉薇（2022）亦以大數據分析 2018 年九合一選舉中的素人參政而引發網路討論旋風，發現網民厭倦藍綠，確實存在強調強力領導的溫和「反政黨情緒」。

此外，顧以謙與劉邦揚（2018）發現檢察機關的網路聲量與情緒分析可補足民意調查不足之處。網路聲量係由新聞媒體向討論區擴散，而且負面情緒易受到政治重大事件的影響而增加。羅治傑等（2018）也探討國軍形象事件的網路輿情，結果顯示社群活躍度高的議題，如慶富海軍獵雷艦詐貸案，負面評價高於正面；反之，社群活躍度低的議題，如空軍基地開放，正面評價高於負面。葉易修（2019）則發現在 2018 年高雄市長選舉中，網路聲量確能促使投票率提升，這意味年輕人透過社群媒體進行政治參與，而在選舉當日前往投票所。杜厚霖（2019）透過新聞媒體關鍵字與大數據工具檢視新竹市長林智堅的網路聲量，發現其整體網路討論在 2015 年甫上任時較差；在 2016 與 2017 年則增加不少，但在 2018 選舉年中，其評論卻是最低。

以上研究已為本土政治網路聲量探討建立初階，不過選舉結果與網路聲量間的實證仍付之闕如。除了候選人的社群互動數據，進一步透過訊息語意分析來推估選情的研究，更是有待開展。此外，上述國內外研究的分析對象絕大多數並未包含新聞網，這是一大侷限。就分類來說，新聞網在形式面雖然不屬於社群媒體，不過在相關報導下卻容許網友自由留言與回應，在內容面也就等同於實質的網路社群。更何況新聞網在我國網站流量通常名列前茅，不應忽略，因此本研究在探討網路聲量時將納入附有討論區的新聞網，以求周全。

值得一提的是，本研究將改以候選人「得票率」取代中外研究慣用的「得票數」，來探討與網路聲量的相關性。理由在於臺灣立委選區係依據行政區劃，選民人數落差甚大，以做為本次研究對象的 2020 年區域立委選舉為例，最高票當選者是臺中市第七選區民進黨何欣純的 149,538 票，最低票當選者

則是連江縣選區國民黨陳雪生的2,938票。同為當選，但兩人相差14多萬票，差距近51倍，如仍沿用過往研究採計的得票數，則與網路聲量的相關性較不能契合競選實況。而且本研究還會就各立委選區的網路聲量排名與選舉勝負結果做交叉分析，所以理應更精準計算，以得票率取代得票數有其必要。至於自變數的網路聲量多寡仍維持數量，而非比率，主要是候選人聲量並非只在選區內，還包含選區外。

此外，有鑑於立委候選人的性別、選區（直轄市、非直轄市）、學歷、黨籍、身份（現任者或挑戰者）等人口變項，曾被用來檢視其網路選戰行為的差異，例如有無競選網站或臉書粉絲團、還有支持者按讚、留言、分享的互動狀況（莊伯仲，2000；莊伯仲、金志聿，2019），本研究亦將採納，以分析網路聲量差異。

參、研究方法

Brito & Adeodato（2022）強調各國總統當選人多能歸因於網路社群的良好表現，不過也缺乏正規學術方法可測量其表現到底如何。有鑑於此，本研究對於立委候選人網路聲量的釐測必須達到質量均佳，才能藉此檢驗網路聲量與選舉結果的關聯。

網路大數據分析就是透過蒐集數位媒體對特定議題產生的巨量資料，從中分析並找出規律與脈絡的一種歸納式實證研究（江彥生、陳昇璋，2016）。在選舉情境中，每一筆聲量都代表選民對於候選人人格、立場、或政策的看法，但研究者必須透過可進行社群聆聽的觀測平台來做為工具，例如KEYPO、OpView、Meltwater、WisersOne所屬之雲端資料庫與分析引擎，才能實現網路聲量之解析。而這類平台主要透過基於自然語言處理技術的語意分析，來理解文本意義、情感與主題。

這種「不打擾網路社群的市場調查」，係以在網路上特定關鍵字被提及次數（the number of mentions）為基礎的量化取徑研究，主要是透過分析網路文章與其下留言的文本內容，檢視相關資料的分布、趨勢、議題類別，以及統整言論立場、傾向、強度，甚至後續擴散現象。值得注意的是，在當前上網人口全面普及、社群平台蓬勃發展的環境中，網路聲量所蘊含的候選人口碑就是一種品牌形象投射。因為每個網友都有同等發言權，不再只是被動接收資訊，也可主動發佈或間接分享。正因選民可身兼數種資訊傳播角色，

在每個社群平台均能創造多筆聲量，累積下來就會形成對候選人的影響力。透過此法正可梳理網友反映的輿情意見，而成為瞭解網路口碑新管道，而這也賦予研究者直接分析母體的能力，與基於隨機抽樣的問卷調查自是大相逕庭（劉嘉薇，2017）。

一、研究對象

第十屆立法委員選舉已於 2020 年 1 月 11 日併同總統、副總統選舉舉行，該屆立法院總席次共計 113 席，其中 73 席區域立法委員由單一選區選出，6 席原住民立法委員由複數選區選出，34 席全國不分區及僑居國外國民立法委員由比例代表制選出，全體當選委員已於 2020 年 2 月 1 日宣誓就任。

以本屆選舉為個案，除了呼應網路聲量研究新趨勢外，主要是候選人使用網路社群的比例較過往為高，也出現了新的 Instagram 平台。依據筆者檢視，2016 年立委選舉 354 位候選人中僅有 193 位實質經營臉書帳號（包含有粉絲、有貼文、有互動等三要件），佔比為 54.5%；而 2020 年立委選舉 410 位候選人中則有 259 位實質經營臉書帳號，佔比增為 63.2%。值得一提的是，本屆首見立委候選人實質使用 Instagram 助選，計有 82 人，佔比 20.0%，已達二成，開創了新氣象。除了比照國外相關研究的網路聲量收集方法之外，筆者亦嘗試精進中文文本分析方法，希望能為本土的選戰實證奠定基礎。

為建立一致的比較基準，本文謹以臺灣本島、澎湖、金門、連江等各縣市合計 410 位區域立委候選人為分析對象。理由如下：一、區域立委均有特定的單一選區，有實質競選行為，且文宣高度個人化。二、區域立委候選人是選戰主角，不似不分區或僑選立委以所屬政黨為核心。三、大多數區域立委候選人均使用社群媒體助選，例如 410 候選人中有 274 位成立 Facebook 粉絲專頁，比率將近七成；至於原住民立委候選人的成立比率則不到三分之一，且較缺乏網友互動。

二、資料收集

（一）關鍵字監測與資料蒐集

本研究使用大數據股份有限公司之「KEYPO 大數據關鍵引擎」（以下簡稱 KEYPO）作為分析工具，監測每位區域立委候選人相關關鍵字並計算網路聲量，主要考量其具備海量數據與多元頻道的全面性，KEYPO 不僅收集超過 15 億筆文章，涵蓋超過 120,000 個頻道，包含新聞網站（如中時電子報、ETtoday、三立新聞網…等）、社群網站（如 Facebook、YouTube、Instagram……等）、討論區（如 PTT、Dcard、Mobile01……等）等多類型平台，且具備多年在政治頻道數據蒐集成果，能提供更具有代表性和準確性的數據，特別在 2020 年選戰大數據預測中，KEYPO 更即時監測區域立委候選人聲量變化，成為網路輿情蒐集的重要工具，有效涵蓋區域立委選舉的相關數據。¹ 本研究進一步鎖定社群網站與新聞網兩大平台；其中社群網站爬梳 4 大網站，涵蓋 837,666 個頻道；新聞網則檢視 401 個網站，涵蓋 7,479 個頻道。

（二）關鍵字設定

首先，本研究透過三個步驟界定「立委候選人主題關鍵字」作為後續網路聲量萃取之基礎。第一步驟為「定義相關聲量」，根據立委候選人參選登記姓名即其經營之官方社群帳號名稱建立初始關鍵字，以立委候選人陳柏惟為例，初始關鍵字設定為「陳柏惟 |3chen」。第二步驟為「關鍵字擴充」，當代網路生態對於特定人物或議題之討論，常因特定事件或在相關脈絡下產生新詞彙以作為特定人物或議題之表徵；因此，本研究首先透過初始關鍵字進行探勘，瀏覽主題相關的前百則熱議文章，² 觀測並歸納網友對特定候選人之習慣用語，將新詞寫入斷詞字典，同時將新詞組納入分析範圍，重新界定立委候選人網路聲量，以陳柏惟為例，經調整後其聲量量測關鍵字為「陳柏惟 |3chen|3Q 陳柏惟 | 打韓戰神 | 陳勃痠 |0 席議員 |3Q 哥」。最後步驟為「排除雜訊」，在浩瀚的網路世界中，不乏出現同名同姓的非候選人相關聲量；因此，本研究透過步驟二的主題關鍵字進行分析，再次瀏覽主題相關的前百

1 見 2020 選戰溫度計報導 <https://dailyview.tw/popular/detail/7244>。

2 熱議文章係依據文章的留言數進行排序，意即本研究挑選前百則留言數最高的文章，進行瀏覽。

則熱議文章，透過「&」聚焦或「!」排除手法，提高主題聲量代表性與準確性。立委高嘉瑜關鍵字為「高嘉瑜 | (+ 魚 | 高甲魚 | +<>< | 港湖女神)」。

(三) 網路聲量計算

有別於民意調查以「人」(person)為研究單位，聲量測量單位為「則」(article)，亦即所謂的「篇」，通常一篇網路文章含有兩個要素，即主文（即文章貼文）與回文（即網友留言），一篇主文下方可能因網友的互動產生多個回文。當主文或回文中的文本符合設定的主題關鍵字時，聲量計數會增加一次。本研究將關鍵字比對搜尋範圍選定包含「標題、內文、來源頻道」。其聲量計算邏輯如下，首先，主文由「標題」與「內文」組成，若主文「標題」命中關鍵字，即代表該篇文章內容與主題關聯度極高。因此，主文下方所有回文，無論是否提及主題關鍵字內容，皆會被納入聲量計算，以陳柏惟關鍵字主題為例，若主文標題出現「陳柏惟」，該主文下方回文有 500 則，則該筆主文 + 回文所帶來的聲量即為 501；第二，任一主文或回文的「內文」命中涵蓋關鍵字，則計算一筆聲量；第三，若來源頻道名稱命中關鍵字，則該頻道發布的每條主文皆計算一筆聲量。有別於僅有主文與回文之內文命中才計算一筆聲量，本研究透過選定「標題命中」與「來源頻道命中」以捕捉更廣泛且更真實之網路聲量。

(四) 聲量指標

本研究依「文本情緒」與「資料來源屬性」兩個維度，將網路總聲量進一步拆分為正面聲量、中立聲量、負面聲量，以及新聞聲量與社群聲量，以下說明各指標之意涵與重要性。

1. 總聲量：

在特定時間內，某候選人在網路上被提及的主文與回文數量。總聲量反映候選人在本研究聚焦之新聞與社群平台的「整體討論度」，總聲量越高，代表該候選人被越多人討論。

2. 正面／中立／負面聲量：

本研究採用 KEYPO 大數據關鍵引擎之網路好感度功能，透過語意分析技術，依據主文或回文的文字內容語意特性，將網路聲量區分為正

面、中立和負面聲量，進一步反映候選人在網路上被討論之好感屬性。過去研究指出，候選人借用政治溝通手段，建立正面形象，或以負面評論打擊主要對手（Feindt & Kleinschmit, 2010），並且競選活動確實影響關注相關活動訊息的選民，根據競選中強調的政策議題與候選人形象來做出決策（Druckman, 2004; Shephard & Johns, 2008），而網路文章同樣會因其文本情緒調性的差異，而改變選民對候選人的印象。因此，本研究將網路聲量依據情緒屬性分為正面、中立與負面，以更精確的評估網路聲量對選民意圖的潛在影響，也能揭示網路討論氛圍對候選人形象的塑造作用。

3. 新聞／社群聲量：

本研究數據來源本就涵蓋「新聞頻道」與「社群頻道」。本研究依據頻道屬性進行拆分，主要基於新聞頻道和社群平台在網友互動行為上的差異性。新聞頻道上的互動性較弱，多數網民僅作為被動的內容接收者，較少有積極的互動；相較之下，社群媒體平台上則強調互動性，用戶傾向於透過留言、分享等方式表達個人看法，因此，網路聲量意涵並不完全相等，本研究將這兩類頻道的網路聲量進行區分，旨在檢視各自對候選人投票結果之關聯。

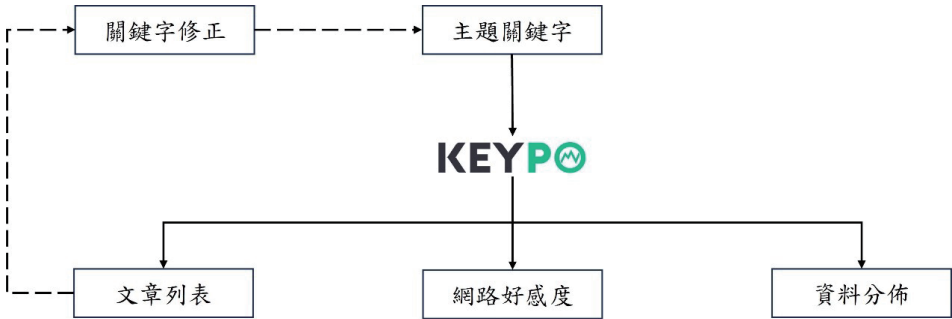
（五）分析流程

本研究主要運用 KEYPO 三項功能進行資料蒐集與聲量計算（見圖 1）。研究者首先輸入初始關鍵字探索相關聲量，使用「文章列表」功能，依文章「回文數」進行降冪排序，檢視前百大回文數最高的主文與回文內容，即熱議事件，進行「關鍵字擴充」與「排除雜訊」，並鎖定最終主題關鍵字，得出立委候選人總聲量。

其次，使用 KEYPO「網路好感度」功能，透過情緒分析將原始聲量依據文本情緒分為「正面聲量」、「中立聲量」與「負面聲量」。當一個文章被判定成正面，代表文章整體有較強烈的正面意見與情緒傾向，負面則反之；以立委候選人陳柏惟之網路聲量為例，「我喜歡陳柏惟」、「3Q 哥加油」、「唯一支持陳柏惟」等會被系統自動判讀為正面聲量；「我很討厭陳柏惟這個人」、「陳柏惟觀感很差」、「說那麼多謊應該要哭沒錯」等則被視為負面聲量；而當文章被判定成中立，則有兩種可能，一是文章無明顯的正負意見與情緒表態；或是文章同時出現正負兩方意見，強度傾向類似，附錄二描述

KEYPO 大數據引擎文字探勘資料處理與分析流程，與情緒識別相關技術補充。最後，透過 KEYPO 「資料分佈」功能，將原始聲量依據頻道來源，區分為「新聞聲量」與「社群聲量」。

圖 1：KEYPO 工具使用流程與說明



資料來源：作者自行整理

三、取樣期間

本研究設定網路聲量取樣範圍為中文社群媒體和新聞網兩大類平台，為建立一致比較基準，乃設定取樣期間為 2019 年 11 月 28 日至 2020 年 1 月 10 日，總計 44 日（1 月 11 日即投票日）。鑑於先前研究並未考量選情變化可能牽動聲量分佈，因此將研究期程概分為三期。前期為自立委候選人申請登記截止後六天³的 11 月 28 日至 12 月 17 日，意味候選人完成登記參選，正式投入選戰。中期為自 12 月 18 日立委候選人號次抽籤至 31 日，代表候選人開始在文宣上標註號次，增加投放頻率。後期為自 1 月 1 日立委候選人依選舉罷免法展開法定競選活動至投票前夕的 10 日期間。⁴這樣的分期尚無理論依據，但切合選戰實務，故予採行。此外，亦將透過人工智慧分析，依據組成網路聲量的每一筆訊息內容在語意上的肯定或否定方向性，進一步區分為正面、中性、負面等三種。

依上揭網路資料收集與文字探勘技術來量測，以陳柏惟為例，在選戰後

3 鑒於各候選人申請登記時間點不同，且此為選舉重要事件，新聞媒體在當日或隔日都會有不少報導篇幅，若直接選定開始或截止登記日來計算網路聲量之起點，對較晚或較早完成登記之參選者較為不利，有失公允。為建立一致的比較基準，本研究聲量分析起點統一設定於立委候選人申請登記截止後第六日，亦即 2019 年 11 月 22 日截止登記，11 月 28 日才開始統計聲量。

4 依《公職人員選舉罷免法》第 40 條規定，立委候選人正式競選活動期間為十日，以投票日前一日向前推算；其每日競選活動時間，自上午七時起至下午十時止。

期（即 2020 年 1 月 1 至 10 日期間）的聲量值為 15,072，就訊息情緒而言，其中包含正面聲量 1,566 則、中立聲量 9,185 則，以及負面聲量 4,321 則，這可反映其網路輿情好感度。另就訊息頻道而言，則包含新聞聲量 1,403 則與社群聲量 13,669 則，這也代表了其網路輿情來源。

四、母體規模

透過 KEYPO 在設定的取樣期程於各類社群媒體與新聞網站進行爬梳，總計在 7,320 萬 5,185 則網路資料中抓取到與第十屆立委選舉 410 位候選人有所相關的 183 萬 5,621 則新聞、貼文、留言，這就是所謂的網路總聲量，詳如表 1 所示。

表 1：立委候選人網路聲量取樣期間與總量

期別	取樣期間	候選人討論量	資料庫總量
前期	2019.11.28-12.17	799,272	31,506,846
中期	2019.12.18-12.31	601,743	23,786,002
後期	2020.1.1-1.10	434,606	17,912,337
總計	44 日	1,835,621	73,205,185

註：候選人討論量與資料庫總量的單位均為則
資料來源：作者自行整理

五、研究問題

由於全部區域立委候選人在社群網站和新聞網的所有聲量數據都收錄分析，係母體資料，並非抽樣調查，原不須進行推論統計的顯著性檢定。不過 Haining（2003）指出，為求嚴謹，可以假設這些網路聲量的背後有一個「超母體」（super-population）存在，仍可適用統計檢定。所以後續亦將以 SPSS 18.0 套裝軟體進行相關統計處理。

為了解析候選人網路聲量與選舉結果的關聯，謹透過以下三個研究問題來展開。首先是了解各立委候選人在競選期間的網路聲量呈現情形，以及有無人口統計變項上的差別；再來則是檢驗候選人網路聲量與其得票率的相關性，並區分成選戰前、中、後三期來檢視；最後則是分析立委候選人的網路

聲量與其選舉結果有無關聯。具體問題如下：

Q1：立委候選人在競選期間的網路聲量為何？

Q1-1：立委候選人呈現了什麼樣的網路聲量？

Q1-2：立委候選人網路聲量在人口變項上有無差異？

Q2：立委候選人的網路聲量與其得票率有無相關？

Q2-1：立委候選人各種網路聲量值與其得票率的相關性為何？

Q2-2：立委候選人在選戰不同期的網路聲量與其得票率的相關性為何？

Q3：立委候選人的網路聲量與其選舉結果有無關聯？

* 自變項為候選人網路聲量是否為該選區最高，應變項為是否當選。

統計檢定方面，立委候選人網路聲量在人口變項上是否差異，在性別、選區、年齡、身份、選舉結果等自變項組數僅兩組者係透過 t 檢定（t-test）來分析；而學歷、黨籍等三組以上者則採用單因子變異數分析（one-way ANOVA）。而立委候選人網路聲量與其得票率有無相關，則是以皮爾森積差相關分析（pearson correlation）來檢視。至於立委候選人網路聲量與其選舉結果有無關聯，採用的是卡方檢定（chi-square）。

要說明的是，本研究將網路聲量區分為總聲量，依呈現平台所區分的社群網站聲量（以下簡稱社群聲量）和新聞網聲量（以下簡稱新聞聲量），以及依內容語意區分的正面聲量、中立聲量、負面聲量等六種，惟後續行文若未特別指明聲量類別，即是指總聲量。

肆、資料分析與解釋

一、候選人聲量呈現狀況

如表 2 所示，立委候選人中總聲量最高者為國民黨陳玉珍，最低者是金門高粱黨洪志恒，兩者雖同屬金門縣選區，但陳玉珍拜「夾手事件」之賜，⁵ 媒體報導與網路評論大增，竟相差八千多倍（91969：11）；陳玉珍另在中立聲量方面也居第一。在正面聲量方面，由有「男神」之稱的民進黨吳怡農獨占鰲頭；新聞聲量以前時代力量立委，後來退黨成為無黨籍的洪慈庸居冠；

5 2019 年 12 月 7 日陳玉珍和其他國民黨籍民代赴外交部抗議「網軍頭子楊蕙如案」，意外遭門縫夾傷，指稱自己快被夾到斷氣而送往醫院急救，被外界質疑「演很大」及濫用醫療資源。

至於負面聲量和社群聲量，均以批評韓國瑜而遭開除黨籍，後加入親民黨的前國民黨青年團執行長李正皓排名第一。

表 2：2020 年區域立委候選人各類網路聲量呈現概況

	總聲量	正面聲量	中立聲量	負面聲量	社群聲量	新聞聲量
最高	陳玉珍 (91,969)	吳怡農 (17,671)	陳玉珍 (57,757)	李正皓 (26,938)	李正皓 (81,410)	洪慈庸 (21,272)
最低	洪志恒 (11)	廖再興 (1)	曾宛菁 (4)	洪志恒 (1)	黃秀龍 (0)	洪志恒 (6)
平均	4,477.12	980.24	2,375.38	1,121.51	3,557.55	919.58
總計	1,835,621	401,897	973,904	459,820	1,458,594	377,027

資料來源：作者自行整理

此外，由下頁表 3 可見，在六類網路聲量排名前二十的候選人之中，總聲量、正面聲量、中立聲量、社群聲量這四個方面均有十二位終能當選（60%）；負面聲量方面則略高，共有十三位當選（65%）；至於新聞聲量方面最高，合計十四位當選（70%）。至於網路聲量名列前二十而未當選者，最終得票大多能在該選區排名第二，甚至與當選者僅有微小差距，如臺中市第三選區洪慈庸與當選者楊瓊櫻的得票差距僅有 1%、臺北市第四選區李彥秀與當選者高嘉瑜的差距為 2%、臺中市第二選區顏寬恒與當選者陳柏惟的差距也是 2%。其中僅有新北市第八選區的李正皓得票位居第三，不及當選者江永昌與另一對手邱烽堯。

至於負面聲量前二十高者的當選機率略高於正面聲量前二十高者（13：12），似與吾人常識相違，然而正面與負面聲量排名前二十者高達 90% 重疊，且負面聲量前二十名之十三位當選者中，有九位候選人之個人的正面聲量其實高於其負面聲量，佔 69%。由此可見，候選人網路聲量與其選舉結果應存在某種關係，值得以統計方法來進一步檢定。

至於候選人網路聲量是否有人口變項上的落差，如表 4 所示，立委候選人的網路聲量與性別、年齡、學歷、黨籍、選區、身分、選舉結果等變項均有關聯，僅有在選區變項上不存在顯著差異。換言之，在網路聲量上，女性候選人比男性候選人高，50 歲以下年輕者比 51 歲以上年長者高，研究所學歷者比其他學歷者高（事後多重比較後，顯著差異出現在研究所與專科及以下者之間）、民進黨籍者比其他黨籍者高（事後多重比較後，顯著差異出現

表 3：2020 年區域立委候選人各類網路聲量排名前 20 名者

	總聲量	正面聲量	中立聲量	負面聲量	社群聲量	新聞聲量
1	陳玉珍○	吳怡農×	陳玉珍○	李正皓×	李正皓×	洪慈庸×
2	李正皓×	陳柏惟○	李正皓×	陳玉珍○	陳玉珍○	陳玉珍○
3	吳怡農×	蔣萬安○	吳怡農×	吳怡農×	吳怡農×	蔣萬安○
4	洪慈庸×	李正皓×	洪慈庸×	洪慈庸×	陳柏惟○	吳怡農×
5	蔣萬安○	洪慈庸×	余 天○	蔣萬安○	余 天○	余 天○
6	余 天○	余 天○	蔣萬安○	余 天○	洪慈庸×	王定宇○
7	陳柏惟○	高嘉瑜○	陳柏惟○	高嘉瑜○	蔣萬安○	林昶佐○
8	高嘉瑜○	林昶佐○	高嘉瑜○	陳柏惟○	高嘉瑜○	楊瓊瓊○
9	黃昭順×	陳玉珍○	黃昭順×	王定宇○	鄭宏輝×	高嘉瑜○
10	鄭宏輝×	許淑華○	鄭宏輝×	黃昭順×	黃昭順×	傅崐萁○
11	王定宇○	賴品妤○	王定宇○	鄭宏輝×	林昶佐○	洪秀柱×
12	林昶佐○	王定宇○	林昶佐○	林昶佐○	王定宇○	蘇治芬○
13	洪秀柱×	鄭宏輝×	洪秀柱×	洪秀柱×	賴品妤○	黃昭順×
14	賴品妤○	傅崐萁○	賴品妤○	賴品妤○	洪秀柱×	孫大千×
15	傅崐萁○	洪秀柱×	傅崐萁○	陳明文○	許淑華○	陳柏惟○
16	許淑華○	黃昭順×	楊瓊瓊○	傅崐萁○	傅崐萁○	陳明文○
17	蘇治芬○	蘇治芬○	蘇治芬○	楊瓊瓊○	蘇治芬○	李正皓×
18	楊瓊瓊○	蕭美琴×	許淑華○	蘇治芬○	蕭美琴×	賴品妤○
19	蕭美琴×	楊瓊瓊○	蕭美琴×	李彥秀×	顏寬恒丁	蔡易餘○
20	顏寬恒×	呂孫綾×	顏寬恒×	許淑華○	楊瓊瓊○	劉世芳○
結果	12 人當選	12 人當選	12 人當選	13 人當選	12 人當選	14 人當選

註：(1) ○代表當選，×代表落選；(2) 表中許淑華為南投縣第二選區國民黨籍候選人，非同名之臺北市第七選區民進黨籍候選人

資料來源：作者自行整理

在民進黨與民眾黨、臺灣基進、其他／無黨籍者之間)、現任者比挑戰者高、而當選者又比落選者高。唯獨在選區上，六都者雖比非六都者高，但差別不夠大，未達統計水準。換句話說，這正意味著女性、較年輕、高學歷、民進黨籍、現任、以及能當選的候選人較能宰制選舉網路聲量場域，而與人口特質上相對的競選對手有著明顯落差。

表 4：2020 年區域立委候選人各人口變項之網路聲量比較

	人數 N=410 (%)	平均聲量	統計檢定
性別			
男	283 (69%)	3688.29	$t = -1.94^{\circ}$
女	127 (31%)	6234.82	$df = 408$
選區			
六都	277 (67.6%)	4905.72	$t = -1.09$
非六都	133 (32.4%)	3584.38	$df = 408$
年齡			
50 歲以下	199 (48.5%)	6047.61	$t = 2.66^{**}$
51 歲以上	211 (51.5%)	2995.90	$df = 408$
學歷			
研究所	197 (48.0%)	6426.38	$F = 7.21^{***}$
大學	110 (26.8%)	4010.54	$df = 2$
專科暨以下	103 (25.1%)	1247.12	
黨籍			
民主進步黨	72 (17.6%)	12063.36	$F = 16.45^{***}$
中國國民黨	74 (18.0%)	9901.86	$df = 6$
臺灣民眾黨	19 (4.6%)	2922.58	
時代力量	5 (1.2%)	5182.40	
臺灣基進	9 (2.2%)	296.56	
親民黨	10 (2.4%)	8913.50	
其他 / 無黨籍	221 (53.9%)	276.30	
身分			
現任者	62 (15.1%)	12710.74	$t = -4.18^{***}$
挑戰者	348 (84.9%)	3010.18	$df = 408$
選舉結果			
當選	73 (17.8%)	12378.40	$t = -4.61^{***}$
落選	337 (82.8%)	2765.53	$df = 408$

註：(1) $*p < .05$ ， $**p < .01$ ， $***p < .001$ 。(2) 括弧內數字為橫列百分比。(3) 若干候選人的黨籍視其競選活動的走向重新歸類（例如聯合造勢、總統站台、禮讓提名），如時代力量的洪慈庸、林昶佐、陳柏惟等三人獲民進黨禮讓參選，蔡英文總統也為其站

台，故歸為民進黨。原屬民進黨，但因故以無黨籍參選的蘇震清仍歸為民進黨。已退出國民黨，但又獲該黨禮讓參選的李翁月娥歸為國民黨。柯文哲競選團隊出身的李縉穎，雖因故以無黨籍參選，仍歸為臺灣民眾黨。

資料來源：作者自行整理

如下頁表 5 所示，立委候選人在選戰各期程中的網路聲量與其得票率均存在顯著正相關，大多為中度正相關（即皮爾森相關係數 r 值介於 0.4-0.69），少數為低度正相關（即 r 值介於 0.1-0.39）。在語意方面，以正面聲量的相關係數最高，其次為中性聲量，再來則是負面聲量。就平台而言，新聞網聲量與得票率的相關係數則又高過社群網站聲量與得票率的相關性。另就選戰進程而言，後期的相關係數大致高於中期，而中期又高過前期。可見愈接近投票日，網情愈加緊繃，網路聲量與得票率的相關性也就愈高。換言之，候選人的網路聲量與選票成正比，聲量愈高者，得票率也就愈多。在三個維度的二十四種聲量中（全期、前期、中期、後期×正面、中立、負面×社群、新聞），又以後期的正面新聞聲量與得票率最為相關，其 r 值達 0.64，已近高度正相關（介於 0.70-0.99）。

這一現象可能有幾個原因：後期選情已趨白熱化，各陣營加大文宣資源投入，進一步提升了媒體報導影響力；其次，隨著投票決策時刻接近，選民更易受候選人正面聲量的影響；此外，新聞媒體相較於社群平台，具有較高的威望，影響力更為顯著。再者，社群平台的演算法機制通常根據用戶的興趣與偏好推送內容，因此平時較少關注政治的用戶，接觸政治相關訊息的機會相對有限，相比之下，新聞媒體的單向資訊傳遞在影響範圍上更具廣泛性且更具威望（prestigious），特別是對於那些對候選人沒有既定偏好的選民，正面新聞聲量可能改變他們對候選人的印象，進而影響其最終的投票選擇。

此外，本研究也嘗試從「數位落差」（digital divide）角度切入，將立委候選人區分為六都與非六都選區，分別調查其後期正面新聞聲量與得票率的關係。不過結果有些讓人意外，六都者 r 值 0.62，非六都者 r 值 0.68，均接近高度正相關，後者甚至略高於前者。這或可解釋為臺灣因資訊基礎建設普及，國人的網路參與也成為日常，故網路選戰已無城鄉差距。

表 5：選戰進程中候選人各種網路聲量與得票率之相關分析

	總聲量	正面聲量	中立聲量	負面聲量	社群聲量	新聞聲量
全期	$r = 0.42^{**}$	$r = 0.50^{**}$	$r = 0.41^{**}$	$r = 0.39^{**}$	$r = 0.40^{**}$	$r = 0.46^{**}$
早期	$r = 0.35^{**}$	$r = 0.48^{**}$	$r = 0.31^{**}$	$r = 0.30^{**}$	$r = 0.33^{**}$	$r = 0.38^{**}$

中期	$r = 0.39^{***}$	$r = 0.43^{***}$	$r = 0.38^{***}$	$r = 0.36^{***}$	$r = 0.37^{***}$	$r = 0.41^{***}$
後期	$r = 0.43^{***}$	$r = 0.55^{***}$	$r = 0.42^{***}$	$r = 0.40^{***}$	$r = 0.40^{***}$	$r = 0.51^{***}$
後期 / 正面 / 新聞聲量	$r = 0.64^{***}$					

註：(1) $*p < .05$ ， $**p < .01$ ， $***p < .001$ 。
資料來源：作者自行整理

如上所述，24 種網路聲量中以選戰後期的正面新聞聲量與得票率的相關度最高，因此本研究也進一步以各選區候選人在該聲量的排名來檢視其選舉結果。如表 6 所示，73 個區域立委選區中，候選人在該聲量上如為第一，則有 44 人當選，比率高達 60.3%；位居第二者也有 26 人當選，佔 35.6%。換言之，有 70 位當選者的正面新聞聲量位居該選區前二名。例外者僅有 3 人（佔 410 位候選人中的 1.1%），即臺北市第 8 選區賴士葆、連江縣陳雪生、新北市第 8 選區江永昌，該聲量均排名第三。這都意味候選人的網路聲量與選舉輸贏有相當關聯，尤其是後期正面新聞聲量，最值得重視。

我們進一步發現在所屬選區後期正面新聞聲量排行第一的當選者中，有高達 93% 在總聲量或社群聲量上也是第一，這一現象揭示了競選傳播策略中，候選人積極爭取傳統新聞媒體和網路社群媒體的曝光是取得選民支持的關鍵。

例如立委候選人高嘉瑜在選前參與知名網紅館長的「惡名昭彰」直播，討論公共托育⁶（政治中心，2020 年 1 月 2 日）與汽車進口關稅⁷等公共議題，這不僅增加她的正面新聞聲量，也在社群媒體上引起了廣泛討論。另外，候選人也會邀請名人參與造勢，藉由同場互動來提高新聞能見度和網路聲量，例如總統蔡英文為立委候選人林昶佐站加持，⁸而林昶佐也與同為立委候選人的吳怡農⁹合體拉抬。詳情請參考文末附錄一的「各選區立委當選人選戰後期各類網路聲量呈現概況」。

表 6：立委候選人選戰後期正面新聞聲量與選舉結果之分析

結果	該選區第一 (%) N=73	該選區未第一 (%) N=337	統計檢定
當選	44 (60.3)	29 (8.6)	$\chi^2 = 109.46^{***}$

6 <https://www.setn.com/News.aspx?NewsID=664671>
7 <https://www.setn.com/News.aspx?NewsID=664710>
8 <https://www.ettoday.net/news/20200110/1621896.htm>
9 <https://newtalk.tw/news/view/2020-01-05/349865>

落選	29 (39.7)	308 (91.4)	$df = 1$
結果	該選區前二 (%) N = 146	該選區末前二 (%) N = 264	統計檢定
當選	70 (47.9)	3 (1.1)	$\chi^2 = 140.75^{***}$
落選	76 (52.1)	261 (98.9)	$df = 1$

註：(1) $*p < .05$ ， $**p < .01$ ， $***p < .001$ 。(2) 括弧內數字為直欄百分比。
資料來源：作者自行整理

伍、結論與建議

本研究檢視候選人聲量與得票的關聯性，發現兩者之間存在正相關，而且勝選者的聲量也大多高於落選者，應可為未來探索奠定基礎，也對選戰實務提供啟示。首先，網路聲量能幫助候選人即時了解選民情緒與關注點，從而調整策略、精準投放廣告，並回應選民需求。此外，鑑於網路聲量可能存在樣本偏差，將其與傳統民調、投票紀錄新聞報導等多元數據源結合，可以設計出更準確的選舉預測模型，為候選人提供更可靠的決策依據。未來研究應進一步優化這些數據整合方法，以提升預測精度和應用效果，可謂本研究之初步貢獻。

一、候選人網路聲量落差甚大

本文聚焦於 410 位立委候選人，首先發現候選人間的網路聲量相差懸殊，最高者與最低者竟相差八千多倍。也發現了候選人網路聲量在人口變項上多有顯著差異，存在性別、年齡、學歷、黨籍、身份、選舉勝敗、選舉時期上的不同。而全臺灣在六種網路聲量排名前 20 名的候選人中，最終分別有 12 至 14 人當選立委，可見網路聲量與選舉結果的可能關係值得進一步探討。

二、網路聲量與選舉結果確有關聯

再來本文證實了候選人各種網路聲量均與得票率呈現正相關，不論是總聲量，或是依語意而區分的正聲量、中立聲量、負聲量，抑或是依平台而區分的社群聲量、新聞聲量，都呈現了候選人的聲量數愈高，得票率也就愈高

的態勢，同時也發現候選人於所屬選區的網路聲量排名與其是否當選有所關聯，若候選人聲量排名未進入前二，則當選機會低到只有 1%（請參表 6）。由此可證，候選人網路聲量與選舉結果之間確實存有一定關聯。

本研究更進一步發現愈接近投票日，兩者的相關性就愈高，其中又以選戰後期的正面新聞聲量與得票率最有相關（請參表 5）。隨著選戰進入後期，新聞平台上的正面聲量與選民投票意圖有一定的關聯性。因此，在策略上應可考慮在選戰後期增加正面新聞報導，尤其是在可信度較高的新聞頻道發布相關訊息，這可能對未決定選民產生一定影響。此外，鑒於社群平台演算法限制，選舉團隊可考慮針對那些平時不太關注政治的選民，透過新聞或廣告等渠道提升曝光度，以彌補社群平台難以觸及的族群，從而可能擴大候選人的影響力。

此外，本研究另闢蹊徑，嘗試以更合乎臺灣選舉實務的「得票率」取代「得票數」來觀察其與網路聲量的關聯。雖說兩者在統計處理後產生的各種相關係數相當接近，但因得票率更能切合選舉實務，仍值未來研究採用。此外，後續可基於此引入更多變數進行迴歸分析，以提高結論的說服力，並理解變數間的互動關係。

三、研究限制與建議

本研究雖發現候選人的網路聲量與其得票率和選舉結果有所關聯，但未能一併納入候選人的拜票、服務、支持者特性等可能影響網路聲量乃至選舉結果的其他變數進行考量。另就研究設計而言，網路聲量與選舉結果之因果關係亦難以驗證，誠如 Barclay et al.（2015）所言，選民個人可能基於某種政治偏好，既與特定候選人在網路上互動，又會出門投票給他，則自變數應是政治偏好，網路聲量和得票數則同為應變數；甚至兩者間的正相關或許只是機率上的巧合，這也不無可能。

尤其臺灣立委選舉是單一選區制，競選過程多為藍綠兩黨候選人的角逐，他們本有先天的政黨光環，在後天的文宣與組織也有較強動能，自然更容易掌握聲量與選票。所以儘管無黨籍及與其他小黨候選人超過一半，但這些人基本上沒有太高聲量，也沒有太多得票。因此各個聲量指標與得票率的相關係數可能只是選舉制度與情境之下的產物，因此聲量與得票率之間的關係只是果，而非因。所以 Murthy（2015）主張候選人的網路表現雖與選舉

結果有正向相關，但與其說能預測結果 (predictive)，還不如說只是反映實況 (reactive)，也有其道理。

此外，Huberty (2015) 亦直言網路社群參與儘管提供一種預先接觸未來選民的新方式，也有預估他們潛在投票行為的可能，但能否取代傳統民調仍言之過早，目前只能當成輔助工具而已。主要理由並不在於方法論或演算法，而是社群媒體在屬性上本來就無法提供一個穩定、無偏見、以及具代表性的資料來反映選民真實樣貌。而研究者多用非隨機的立意取樣來蒐集網路互動資料，也無法以事後校正方式來修正這些問題。本研究 and 國外研究的相關發現雖然相近 (如前揭 Jaidka et al., 2019; Safiullah et al., 2017)，但是尚未經過廣泛驗證，目前僅在 2020 年立委選舉情境下進行檢視。因此不宜將此視為取代電訪等傳統民調的方式，反而當成是輔助工具會是較合宜的定位。未來研究的焦點應致力於建立一個普遍模式 (general model)，亦即可運用於其他國家或下次選舉的模式。

就網路聲量分析工具而言，本研究雖採用擁有豐富的數據來源的 KEYPO，但仍需承認不同平台間的數據差異可能導致分析偏差，不同平台的使用者特徵、內容呈現方式，以及各平台的情緒辨識模型皆可能影響分析結果。此外，就文本情緒分析而言，各平台間若採用不同情緒辨識模型亦會影響分析結果。因此雖屬相同研究，但透過不同業者提供的數據，結果卻可能不一致。換言之，選舉預測用的網路資料產生過程尚無法嚴謹掌握，而這正是傳統民調的專長。因此現階段適合做為相輔相成的工具，而非革命性突破，但未來卻有極大的發展潛力 (Huberty, 2015)。為提升數據分析的全面性，建議未來研究可以結合多個業界領先的社群聆聽工具，如 Opview 及 KEYPO 等，透過不同工具的互補特性進行跨平台整合，採用數據加權或模型平均化等統計方法，來減少個別平台差異所帶來的潛在偏差，從而得出更具代表性的結論。

再者，網路聲量的情緒辨識目前多依賴一則文章或留言的文本內容作為判定正面、中立與負面的指標。但候選人提出某一議題雖引發負面情緒，但這些情緒未必針對候選人，而是針對議題本身或被時事所影響。因此，未來研究應探索更精細和周延的語意分析技術，區分針對候選人本身或針對議題、環境的情緒，從而更加準確地評估候選人的網路表現。

最後，網路聲量的測量很難排除網軍操作，導致被假聲量影響，這種組織性操控行為，就是俗稱的「帶風向」。Reisach (2021) 指出，選舉中本就

常有洗腦選民以影響決策的政治操弄手法，且在數位化時代又更嚴重，因此社群媒體不僅沒發揮預期的促進互動正面功能，反而候選人可透過演算法向選民投放迎合其偏好的錯假資訊，進一步產生更大影響力，而這情況卻難以規避。立委候選人可測量到的網路聲量其實包含了兩個部分，一為選民的自發創作的互動，二為小編（甚至網軍 1450）人工產生的互動，不僅難以分別，佔比也各有不同；此外，衡量臺灣網路聲量同樣需考慮來自境外並帶有政治動機的干擾，這些聲量未必能單純反映選民意見。然而，當前國內外研究都無法排除這些侷限來獲取純淨聲量，因此，如何更精確地區分自然聲量與操控聲量，是未來研究的挑戰之一，不過正因每位候選人都面對相同狀況，所以姑且可視為一種「平等」，而暫予忽略。

回到選戰實務，筆者必須承認變數仍多，而且過程瞬息萬變，現實通常會比預估來得複雜。雖然中外研究均宣稱是選舉預測，但絕大多數其實是選後檢驗（Huberty, 2015）。而學界也不乏候選人網路聲量和社群互動與其實際得票並無相關，或無法預測結果的研究發現。例如 Safiullah et al. (2022) 對於印度 2014 年大選的研究就發現雖然 Twitter 聲量與選舉得票有輕度相關，但未達統計上的顯著性；反而候選人的晚間新聞曝光量與得票數有強烈的顯著相關，較可能當成得票預測指標，有一些同類研究也存在這樣的反證（Jungherr, 2013, October 13; Sang & Bos, 2012; Suresh & Ramakrishnan, 2015）。未來需要更多的實證研究來探索網路聲量的各種指標與選舉結果間的關聯。此外，除了網路聲量指標，未來研究亦可納入正負評比（即 P/N 值）或社群參與度等不同的轉化指標，這將有助於更全面地反映社群平台上的互動與討論氛圍，進而提高選舉預測的精準度。

四、思考網路大數據的其他渠道

本文雖有初步成果，但帶來的問題恐怕會比答案多，未來仍需更多和更深的研究來發掘社群媒體探索未來的潛力。除候選人和粉絲的社群互動頻率、網路聲量數據這些量化資料之外，像最單純的網站流量，以及基於網友自我揭露而來的搜尋引擎檢索量，甚至有別於傳統文本分析的文字探勘，這些符合大數據性質的嶄新方法也該思考，以下就是足資參考的三個例證。

Luo & Zhang (2013) 發現企業網站流量（web traffic）會影響品牌知名度（brand awareness）和客戶獲取（customer acquisition），也是股票行情的

預測指標。更發現企業的網站流量與網路聲量會相互影響，因此網站界面設計、網路消費者關係等電子商務層面的管理必須重視。同理可證，候選人競選網站的流量也會是一個值得觀察的面向，可用來協助分析選舉網路聲量。

Mavragani & Tsagarakis (2016, 2019) 另闢蹊徑，改採 Google Trend 搜尋趨勢的技術，透過在指定區域、時間、資料來源範圍，來解析網友自發搜尋政治議題所下關鍵字的時間序列以及流行程度，因而精準地預測了 2014 至 2017 年之間蘇格蘭、希臘、英國、匈牙利、義大利、土耳其等歐洲六國的公民投票結果，也超越了傳統電話民調。這樣的研究方法其實可嘗試複製，例如通過網友對各立委候選人在競選期間的搜尋次數與使用關鍵字的分析，來預測選舉結果。

Colladon (2020) 則打破傳統文本分析的框架，改以「語意品牌評分」(semantic brand score) 這種基於社會網絡分析而來的文本探勘技術，來測量三萬五千則網路新聞報導中的政治性品牌重要性，而能成功預測全國大選、公民投票、市長選舉的結果，也值得未來的網路聲量研究參採。

五、聲量高則得票率高，但不能預測能否當選，此指標有無意義？

「是否當選」和「得票率」皆被視為重要的選舉預測指標 (Bhattacharyya & Dey, 2021; Kang & Oh, 2024; Rothschild, 2015)。得票率雖無法直接反映候選人當選與否，卻有助於瞭解其受歡迎程度，是反映民意基礎的重要市場信號。其次，網路聲量常用於民意探勘 (Kim & Jeong, 2015)，如進一步與得票率最有關聯的「選戰後期正面新聞聲量」變數用於檢視立委候選人是否當選 (請參見表 6)，可發現在選區排名第一者，有 60.3% 勝率。

此外，聲量在預測勝選的效度上，因為候選人的新聞報導、網友討論往往互相重疊，導致仍須其他變數輔助，才能達到鑑別度。但若僅聚焦於單一候選人支持度，則聲量所具備的高度正相關係數，仍可提供良好的預測意義。特別是對於傳統民調常低估的弱勢、小黨候選人，聲量對得票率的解釋力相對較高，顯示對選舉研究仍有其貢獻。

參考文獻

- 王泰俐 (2013)。〈「臉書選舉」？2012 年臺灣總統大選社群媒體對政治參與行為的影響〉，《東吳政治學報》，31(1)，1-52。https://www.airitilibrary.com/Article/Detail?DocID=10198636-201303-201304300012-201304300012-1-52
- 江彥生、陳昇瑋 (2016)。〈簡介「計算社會學」：一個結合電腦與數位科技的新興社會學研究〉，《台灣社會學》，32，171-201。https://doi.org/10.6676/TS.2016.32.171
- 吳震台 (2019)。〈公開訊息對投票行為影響之探討〉，《經濟論文叢刊》，47(3)，321-361。https://doi.org/10.6277/TER.201909_47(3).0001
- 李胤綺 (2020)。〈網紅為政治背書之效果研究〉，《南開學報》，17(2)，27-36。
- 杜厚霖 (2019)。《網路輿情與地方施政滿意度指標的觀測：以新竹市長林智堅為例》。臺灣大學國家發展研究所碩士論文。
- 周應龍 (2021)。〈不同社會系絡因素對臺灣選民投票抉擇的影響：以 2016 年總統選舉為例〉，《選舉研究》，28(1)，1-52。https://doi.org/10.6612/tjes.202105_28(1).0001
- 林照真 (2022)。〈社群媒體與政治廣告：分析 2020 年臺灣選舉的臉書政治廣告〉，《中華傳播學刊》，41，3-40。https://doi.org/10.53106/172635812022060041001
- 施伯燁 (2023)。〈時事型影音頻道與閱聽人研究：以 2020 年首投族群為例〉，《文化事業與管理研究》，23(2)，101-128。https://doi.org/10.30182/JCEM.202304_23(2).0006
- 莊文忠、林美榕、洪永泰 (2022)。〈不同抽樣底冊之選民母體與投票母體的輪廓分析：以 2016 年總統選舉民調為例〉，《選舉研究》，29(1)，69-118。https://doi.org/10.6612/tjes.202205_29(1).0003
- 莊伯仲 (2000)。〈網路選戰在臺灣－1998 年三合一大選個案研究〉，《廣告學研究》，14，31-52。
- 莊伯仲、金志聿 (2019)。〈候選人臉書經營和選舉結果之關聯分析：以 2016 年區域立法委員選舉為例〉，《選舉研究》，26(1)，89-121。https://doi.org/10.6612/tjes.201905_26(1).0004

- 陳依依 (2021)。〈資訊對投票行為的影響〉，《經濟論文叢刊》，49(2)，207-262。https://doi.org/10.6277/TER.202106_49(2).0002
- 葉易修 (2019)。《透過社群輿情分析探討網路聲量與實際選票之關聯：以 2018 年高雄市長當選人韓國瑜為例》。政治大學企業管理研究所碩士論文。
- 劉嘉薇 (2017)。〈網路統獨的聲量研究：大數據的分析〉，《政治科學論叢》，71，113-165。https://doi.org/10.6166/TJPS.71(113-166)
- 劉嘉薇 (2022)。〈2018 年九合一選舉網路反政黨情緒：大數據的面向與來源〉，《人文及社會科學集刊》，34(1)，75-116。https://www.airitilibrary.com/Article/Detail?DocID=1018189X-202203-202206150012-202206150012-75-116
- 羅治傑、王皜宇、陳昱璟、唐學明 (2018)。〈正面與負面網路訊息影響國軍形象的大數據分析〉，《復興崗學報》，113，143-179。https://www.airitilibrary.com/Article/Detail?DocID=04298063-201812-201812200003-201812200003-143-179
- 顧以謙、劉邦揚 (2018)。〈檢察機關網路聲量與情緒分析—大數據分析〉，《刑事政策與犯罪防治研究專刊》，19，22-36。https://doi.org/10.6460/CPCP.201812_(19).02
- Barclay, F. P., Pichandy, C., & Pichandy, P. (2014). Political opinion expressed in social media and election outcomes - US presidential elections 2012. *International Journal on Media & Communications*, 1(2), 19-26. http://doi.org/10.5176/2335-6618_1.2.15
- Barclay, F. P., Pichandy, C., Venkat, A., & Sudhakaran, S. (2015). India 2014: Facebook 'like' as a predictor of election outcomes. *Asian Journal of Political Science*, 23(2), 134-160. https://doi.org/10.1080/02185377.2015.1020319
- Bene, M. (2017). Go viral on the Facebook! Interactions between candidates and followers on Facebook during the Hungarian general election campaign of 2014. *Information, Communication & Society*, 20(4), 513-529. https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1198411
- Bhattacharyya, A., & Dey, P. (2021). Predicting winner and estimating margin of victory in elections using sampling. *Artificial Intelligence*, 296, 103476.

- <https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103476>
- Bimber, B., Cunill, M. C., Copeland, L., & Gibson, R. (2015). Digital media and political participation: The moderating role of political interest across acts and over time. *Social Science Computer Review*, 33(1), 21-42. <https://doi.org/10.1177/0894439314526559>
- Blumler, J. G., & Kavanagh, D. (1999). The third age of political communication: Influences and features. *Political Communication*, 16(3), 209-230. <https://doi.org/10.1080/105846099198596>
- Bond, R. M., Fariss, C. J., Jones, J. J., Kramer, A. D. I., Marlow, C., Settle, J. E., & Fowler, J. H. (2012). A 61-million-person experiment in social influence and political mobilization. *Nature*, 489, 295-298. <https://doi.org/10.1038/nature11421>
- Boruah, A. (2023). Impact of social media on political discourse and shaping public opinion: A comprehensive study on the students of Dibrugarh university. *International Journal for Multidisciplinary Research*, 5(5), 1-11. <https://doi.org/10.36948/ijfmr.2023.v05i05.6710>
- Brito, K., & Adeodato, P. J. L. (2022). Measuring the performances of politicians on social media and the correlation with major Latin American election results. *Government Information Quarterly*, 39(4), 101745. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101745>
- Brito, K., & Adeodato, P. J. L. (2023). Machine learning for predicting elections in Latin America based on social media engagement and polls. *Government Information Quarterly*, 40(1), 101782. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101782>
- Burnap, P., Gibson, R., Sloan, L., Southern, R., & Williams, M. (2016). 140 characters to victory?: Using Twitter to predict the UK 2015 General Election. *Electoral Studies*, 41, 230-233. <https://doi.org/10.1016/j.electstud.2015.11.017>
- Colladon, A. F. (2020). Forecasting election results by studying brand importance in online news. *International Journal of Forecasting*, 36(2), 414-427. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.05.013>
- Colleoni, E., Rozza, A., & Arvidsson, A. (2014). Echo chamber or public sphere?

- Predicting political orientation and measuring political homophily in Twitter using big data. *Journal of Communication*, 64(2), 317-332. <https://doi.org/10.1111/jcom.12084>
- Dampney, I., & Akparep, J. Y. (2022). The influence of media on voting behavior in Ghana: The case in Western north region. *TEXILA International Journal of Academic Research*, 9(3), 1-18. <https://doi.org/10.21522/TIJAR.2014.09.03.Art005>
- David, E., Zhitomirsky-Geffet, M., Koppel, M., & Uzan, H. (2016). Utilizing Facebook pages of the political parties to automatically predict the political orientation of Facebook users. *Online Information Review*, 40(5), 610-623. <https://doi.org/10.1108/OIR-09-2015-0308>
- Dreston, J. H., & Neubaum, G. (2023). How incidental and intentional news exposure in social media relate to political knowledge and voting intentions. *Frontiers in Psychology*, 14, 1250051. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1250051>
- Druckman, J. N. (2004). Priming the vote: Campaign effects in a US Senate election. *Political Psychology*, 25(4), 577-594. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9221.2004.00388.x>
- Feindt, P. H., & Kleinschmit, D. (2010). Communicative behaviour and images of political actors in the media the example of agriculture policy. *Politische Vierteljahresschrift. Sonderheft*, 44, 396.
- Fonseca, A. F. (2011). Modeling political opinion dynamics through social media and multi-agent simulation [Paper presentation]. *First doctoral workshop for complexity sciences*. Lisbon, Portugal.
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), 137-144. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
- Giglietto, F. (2012). If likes were votes: An empirical study on the 2011 Italian administrative elections. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 6(1), 471-474. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1982736>
- Gilardi, F., Gessler, T., Kubli, M., & Müller, S. (2021). Social media and political

- agenda setting. *Political Communication*, 39(1), 39–60. <https://doi.org/10.1080/10584609.2021.1910390>
- Goodnow, T. (2013). Facing off: A comparative analysis of Obama and Romney Facebook timeline photographs. *American Behavioral Scientist*, 57(11), 1584–1595. <https://doi.org/10.1177/0002764213489013>
- Haining, R. (2003). *Spatial data analysis: Theory and practice*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511754944>
- Hopmann, D. N., Vliegenthart, R., De Vreese, C., & Albæk, E. (2010). Effects of election news coverage: How visibility and tone influence party choice. *Political Communication*, 27(4), 389–405. <https://doi.org/10.1080/10584609.2010.516798>
- Huberty, M. (2015). Can we vote with our tweet? On the perennial difficulty of election forecasting with social media. *International Journal of Forecasting*, 31(3), 992–1007. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.08.005>
- Jaidka, K., Ahmed, S., Skoric, M., & Hilbert, M. (2019). Predicting elections from social media: A three-country, three-method comparative study. *Asian Journal of Communication*, 29(3), 252–273. <https://doi.org/10.1080/01292986.2018.1453849>
- Jungherr, A. (2013). Tweets and votes, a special relationship: The 2009 federal election in Germany. *Proceedings of the 2nd Workshop on Politics, Elections and Data*, 5–14. <https://doi.org/10.1145/2508436.2508437>
- Kalampokis, E., Tambouris, E., & Tarabanis, K. (2013). Understanding the predictive power of social media. *Internet Research*, 23(5), 544–559. <https://doi.org/10.1108/IntR-06-2012-0114>
- Kang, S., & Oh, H.-S. (2024). Forecasting South Korea's presidential election via multiparty dynamic Bayesian modeling. *International Journal of Forecasting*, 40(1), 124–141. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.01.004>
- Keating, A., & Melis, G. (2017). Social media and youth political engagement: Preaching to the converted or providing a new voice for youth? *The British Journal of Politics and International Relations*, 19(4), 877–894. <https://doi.org/10.1177/1369148117718461>
- Khairuddin, M. A., & Rao, A. (2017). Significance of likes: Analysing passive

- interactions on Facebook during campaigning. *PloS One*, 12(6), e0179435. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0179435>
- Khan, A., Zhang, H., Boudjellal, N., Ahmad, A., Shang, J., Dai, L., & Hayat, B. (2021). Election prediction on Twitter: A systematic mapping study. *Complexity*, 2021(1), 1-27. <https://doi.org/10.1155/2021/5565434>
- Kim, Y., & Jeong, S. R. (2015). Opinion-mining methodology for social media analytics. *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, 9(1), 391-406. <https://doi.org/10.3837/tiis.2015.01.024>
- Kruikemeier, S. (2014). How political candidates use Twitter and the impact on votes. *Computers in Human Behavior*, 34, 131-139. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2014.01.025>
- Lin, H.-C. (2017). How political candidates' use of Facebook relates to the election outcomes. *International Journal of Market Research*, 59(1), 77-96. <https://doi.org/10.2501/IJMR-2017-004>
- Luo, X., & Zhang, J. (2013). How do consumer buzz and traffic in social media marketing predict the value of the firm? *Journal of Management Information Systems*, 30(2), 213-238. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2341868>
- Luo, Y. (2014). The Internet and agenda setting in China: The influence of online public opinion on media coverage and government policy. *International Journal of Communication*, 8, 1289-1312.
- Magin, M., Podschuweit, N., Haßler, J., & Russmann, U. (2016). Campaigning in the fourth age of political communication. A multi-method study on the use of Facebook by German and Austrian parties in the 2013 national election campaigns. *Information, Communication & Society*, 20(11), 1698-1719. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2016.1254269>
- Maulud, D. H., Zeebaree, S. R. M., Jacksi, K., Sadeeq, M. A. M., & Sharif, K. H. (2021). State of art for semantic analysis of natural language processing. *Qubahan Academic Journal*, 1(2), 21-28. <https://doi.org/10.48161/qaj.v1n2a44>
- Mavragani, A., & Tsagarakis, K. P. (2016). YES or NO: Predicting the 2015 GReferendum results using Google Trends. *Technological Forecasting and*

- Social Change*, 109, 1-5. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.04.028>
- Mavragani, A., & Tsagarakis, K. P. (2019). Predicting referendum results in the Big Data Era. *Journal of Big Data*, 6(1), 1-20. <https://doi.org/10.1186/s40537-018-0166-z>
- Murthy, D. (2015). Twitter and elections: Are tweets, predictive, reactive, or a form of buzz? *Information, Communication & Society*, 18(7), 816-831. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2015.1006659>
- Naylor, R. W., Lamberton, C. P., & West, P. M. (2012). Beyond the “like” button: The impact of mere virtual presence on brand evaluations and purchase intentions in social media settings. *Journal of Marketing*, 76(6), 105-120. <https://doi.org/10.1509/jm.11.0105>
- Parks, M. R. (2014). Big data in communication research: Its contents and discontents. *Journal of Communication*, 64(2), 355-360. <https://doi.org/10.1111/jcom.12090>
- Reisach, U. (2021). The responsibility of social media in times of societal and political manipulation. *European Journal of Operational Research*, 291(3), 906-917. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.09.020>
- Rothschild, D. (2015). Combining forecasts for elections: Accurate, relevant, and timely. *International Journal of Forecasting*, 31(3), 952-964. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.08.006>
- Safiullah, M. D., Pathak, P., & Singh, S. (2022). The impact of social media and news media on political marketing: An empirical study of 2014 Indian general election. *International Journal of Business Excellence*, 26(4), 536-550. <https://doi.org/10.1504/IJBEX.2022.122765>
- Safiullah, M., Pathak, P., Singh, S., & Anshul, A. (2017). Social media as an upcoming tool for political marketing effectiveness. *Asia Pacific Management Review*, 22(1), 10-15. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2016.10.007>
- Sang, E. T. K., & Bos, J. (2012). Predicting the 2011 Dutch senate election results with Twitter. *Proceedings of SASN, the EACL workshop on Semantic Analysis in Social Networks*, 53-60.
- Schoen, H., Gayo-Avello, D., Takis Metaxas, P., Mustafaraj, E., Strohmaier, M.,

- & Gloor, P. (2013). The power of prediction with social media. *Internet Research*, 23(5), 528-543. <https://doi.org/10.1108/IntR-06-2013-0115>
- Shephard, M., & Johns, R. (2008). Candidate image and electoral preference in Britain. *British Politics*, 3, 324-349. <https://doi.org/10.1057/bp.2008.8>
- Singh, P., Dwivedi, Y. K., Kahlon, K. S., Pathania, A., & Sawhney, R. S. (2020). Can Twitter analytics predict election outcome? An insight from 2017 Punjab assembly elections. *Government Information Quarterly*, 37(2), 101444-101459. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2019.101444>
- Stephen, A. T., & Galak, J. (2012). The effects of traditional and social earned media on sales: A study of a microlending marketplace. *Journal of Marketing Research*, 49(5), 624-639. <https://doi.org/10.1509/jmr.09.0401>
- Štětka, V., Lilleker, D., Tenscher, J., & Jalali, C. (2014, September 3-6). *Professional campaigning online: The role of new media as campaign platforms* [Paper Presentation]. European Consortium for Political Research General Conference. Glasgow, United Kingdom.
- Suresh, K., & Ramakrishnan, C. (2015). Twittering public sentiments: A predictive analysis of pre-poll Twitter popularity of prime ministerial candidates for the Indian elections 2014. *Media Watch*, 6(2), 238-254. https://doi.org/10.15655/mw_2015_v6i2_65670
- Tumasjan, A., Sprenger, T. O., Sandner, P. G., & Welpe, I. M. (2011). Election forecasts with Twitter: How 140 characters reflect the political landscape. *Social Science Computer Review*, 29(4), 402-418. <https://doi.org/10.1177/0894439310386557>
- Vepsäläinen, T., Li, H., & Suomi, R. (2017). Facebook likes and public opinion: Predicting the 2015 Finnish parliamentary elections. *Government Information Quarterly*, 34(3), 524-532. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2017.05.004>
- Vitak, J., Zube, P., Smock, A., Carr, C. T., Ellison, N., & Lampe, C. (2011). It's complicated: Facebook users' political participation in the 2008 election. *CyberPsychology, Behavior, and Social Networking*, 14(3), 107-114. <https://doi.org/10.1089/cyber.2009.0226>
- Williams, C. B., & Gulati, G. J. 'Jeff'. (2013). Social networks in political

- campaigns: Facebook and the congressional elections of 2006 and 2008. *New Media & Society*, 15(1), 52-71. <https://doi.org/10.1177/1461444812457332>
- Williams, L. V., & Reade, J. J. (2016). Forecasting elections. *Journal of Forecasting*, 35(4), 308-328. <https://doi.org/10.1002/for.2377>
- Xie, Z., Liu, G., Wu, J., & Tan, Y. (2018). Big data would not lie: Prediction of the 2016 Taiwan election via online heterogeneous information. *The European Physical Journal Data Science*, 7(1), 1-16. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-018-0163-7>
- Zhang, Y., & Pennacchiotti, M. (2013). Predicting purchase behaviors from social media. *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, 1521-1532. <https://doi.org/10.1145/2488388.2488521>

本文引用格式

- 莊伯仲、金志聿 (2025)。〈網路聲量和選舉得票之關聯分析：以 2020 年區域立法委員候選人為例〉，《傳播研究與實踐》，15 (1)，39-80。 <https://dx.doi.org/10.53106/222114112025011501002>
- Chuang, P. C., & Chin, C. Y. (2025). An analysis of the correlation between online buzz and vote count of Taiwan's 2020 legislator election. *Journal of Communication Research and Practice*, 15(1), 39-80. <https://dx.doi.org/10.53106/222114112025011501002> [Text in Chinese]

附錄一：立委當選人選戰後期各類網路聲量呈現概況

選區	當選人	總聲量	正面聲量	新聞聲量	正面新聞聲量
臺北市第 1 選區	吳思瑤	×	×	×	○
臺北市第 2 選區	何志偉	×	×	×	×
臺北市第 3 選區	蔣萬安	×	×	×	×
臺北市第 4 選區	高嘉瑜	○	○	○	○
臺北市第 5 選區	林昶佐	○	○	○	○
臺北市第 6 選區	林奕華	×	×	×	×
臺北市第 7 選區	費鴻泰	○	○	○	○
臺北市第 8 選區	賴士葆	×	×	×	×
新北市第 1 選區	洪孟楷	×	×	×	×
新北市第 2 選區	林淑芬	○	○	○	○
新北市第 3 選區	余天	○	○	○	○
新北市第 4 選區	吳秉叡	○	○	○	○
新北市第 5 選區	蘇巧慧	○	○	○	○
新北市第 6 選區	張宏陸	×	×	×	×
新北市第 7 選區	羅致政	×	×	×	×
新北市第 8 選區	江永昌	×	×	×	×
新北市第 9 選區	林德福	×	×	×	×
新北市第 10 選區	吳琪銘	○	×	○	×
新北市第 11 選區	羅明才	×	×	×	×
新北市第 12 選區	賴品妤	○	○	○	○
桃園市第 1 選區	鄭運鵬	○	○	○	○
桃園市第 2 選區	黃世杰	○	○	×	×
桃園市第 3 選區	魯明哲	×	×	○	×
桃園市第 4 選區	萬美玲	○	×	×	×
桃園市第 5 選區	呂玉玲	×	×	○	×
桃園市第 6 選區	趙正宇	×	×	×	×
臺中市第 1 選區	蔡其昌	○	○	○	○
臺中市第 2 選區	陳柏惟	○	○	○	○
臺中市第 3 選區	楊瓊瓔	×	×	×	×
臺中市第 4 選區	張廖萬堅	○	○	○	○
臺中市第 5 選區	莊競程	×	○	○	○
臺中市第 6 選區	黃國書	×	○	○	○
臺中市第 7 選區	何欣純	×	○	○	○
臺中市第 8 選區	江啟臣	○	○	○	○
臺南市第 1 選區	賴惠員	○	○	×	○
臺南市第 2 選區	郭國文	○	○	○	○
臺南市第 3 選區	陳亭妃	×	○	○	○
臺南市第 4 選區	林宜瑾	○	○	○	○

臺南市第 5 選區	林俊憲	×	×	×	○
臺南市第 6 選區	王定宇	×	×	×	×
高雄市第 1 選區	邱議瑩	○	○	○	○
高雄市第 2 選區	邱志偉	○	×	○	×
高雄市第 3 選區	劉世芳	×	×	×	×
高雄市第 4 選區	林岱樺	○	○	○	○
高雄市第 5 選區	李昆澤	○	○	○	○
高雄市第 6 選區	趙天麟	×	×	○	×
高雄市第 7 選區	許智傑	×	○	○	○
高雄市第 8 選區	賴瑞隆	×	○	×	○
宜蘭縣第 1 選區	陳歐珀	×	×	○	×
新竹縣第 1 選區	林為洲	○	×	×	×
新竹縣第 2 選區	林思銘	×	×	×	×
苗栗縣第 1 選區	陳超明	○	×	×	×
苗栗縣第 2 選區	徐志榮	×	×	×	×
彰化縣第 1 選區	陳秀寶	×	×	○	○
彰化縣第 2 選區	黃秀芳	○	○	○	○
彰化縣第 3 選區	謝衣鳳	×	×	×	×
彰化縣第 4 選區	陳素月	×	○	○	○
南投縣第 1 選區	馬文君	○	○	○	○
南投縣第 2 選區	許淑華	○	○	○	○
雲林縣第 1 選區	蘇治芬	○	○	○	○
雲林縣第 2 選區	劉建國	○	○	○	○
嘉義縣第 1 選區	蔡易餘	○	○	○	○
嘉義縣第 2 選區	陳明文	○	○	○	○
屏東縣第 1 選區	鍾佳濱	×	×	○	○
屏東縣第 2 選區	蘇震清	○	○	○	○
臺東縣第 1 選區	劉櫋豪	○	○	○	○
花蓮縣第 1 選區	傅崐萁	×	×	○	○
澎湖縣第 1 選區	楊曜	○	○	○	○
基隆市第 1 選區	蔡適應	×	○	○	○
新竹市第 1 選區	鄭正鈐	×	×	×	×
嘉義市第 1 選區	王美惠	○	○	○	○
金門縣第 1 選區	陳玉珍	○	○	○	○
連江縣第 1 選區	陳雪生	×	×	×	×
合計	73	37	40	42	43

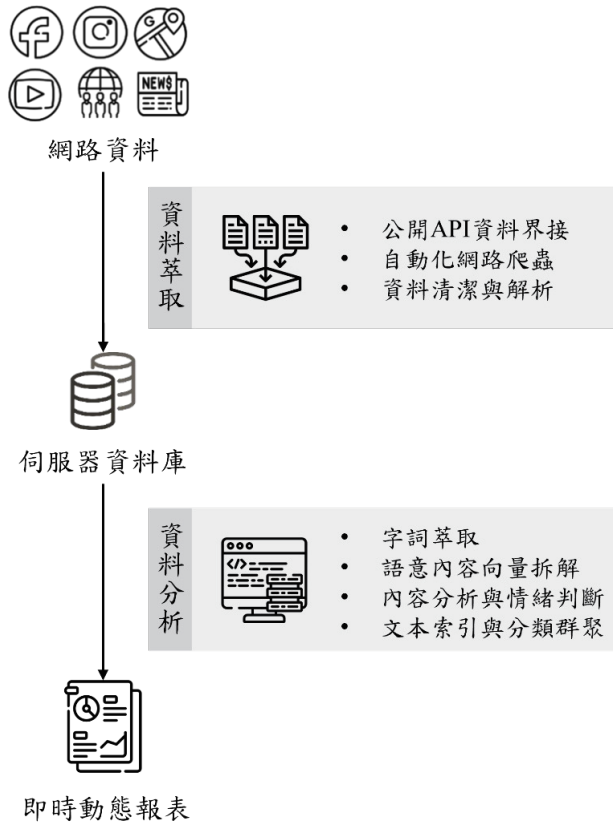
* ○代表該候選人此類聲量於其選區排名第一，×代表未第一。

資料來源：作者自行整理

附錄二：KEYPO大數據關鍵引擎工具與技術簡介

本研究使用 KEYPO 大數據關鍵引擎（簡稱，KEYPO）工具進行大數據分析，蒐集網路聲量數據，並進一步根據內容情緒與來源頻道，將聲量拆分為正面、中立與負面聲量；以及新聞與社群聲量。KEYPO 工具整體運作可分為資料萃取與資料分析兩階段（如圖 1），包含公開資料串接、網頁爬取、資料清潔與解析、語意內容向量拆解、內容分析與情緒判斷、文章索引、加值分析處理、即時動態報表呈現等。

圖 1：KEYPO 大數據引擎文字探勘資料處理與分析簡要流程



資料來源：作者自行整理

於本研究使用 KEYPO 工具期間，文本的情緒辨識係透過「類神經深度學習模型」，根據文章內容用詞與前後文脈絡，全文正面傾向、全文負面傾向、局部短句正面傾向、局部短句負面傾向等四個類神經模型進行情緒判讀分類。

整體分析流程包含斷字切詞、語意分析、與情緒分析等技術，計算網路聲量、正面聲量、中立聲量與負面聲量，如 Fasttext、n-gram、雙向長短期記憶模型 (bi-directional long short-term memory)。此外，KEYPO 針對中文與社群網路文章特性進行改良與優化；並採用專家標記與網友評分等方式收集大量的情緒標籤，經過長期的研究與測試，最終可達到將近 9 成的模型準確率。

【相關參考書目】

中文知名斷詞字典：

見 jieba-tw: <https://github.com/APCCLab/jieba-tw>

見 ckiptagger: <https://github.com/ckiplab/ckiptagger>

FastText (字詞淺層向量模型)：

Alessa, A., Faezipour, M., & Alhassan, Z. (2018) *Text classification of flu-related Tweets using fastText with sentiment and keyword features*[Paper presentation]. 2018 IEEE International Conference on Healthcare Informatics (ICHI). New York, NY..

BiLSTM (雙向長短期記憶模型)：

Xu, G., Meng, Y., Qiu, X., Yu, Z., & Wu, X. (2019) Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE Access*, 7, 51522-51532. <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909919>

Huang, Y., Jiang, Y., Hasan, T., Jiang, Q., & Li, C. (2018). A topic BiLSTM model for sentiment classification. *Proceedings of the 2nd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence (ICIAI '18)*, 143-147. <https://doi.org/10.1145/3194206.3194240>

Nguyen, H. T., & Nguyen, M. L. (2018). Multilingual opinion mining

on YouTube – A convolutional N-gram BiLSTM word embedding. *Information Processing & Management*, 54(3), 451-462. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2018.02.001>

FastText x BiLSTM:

Hammou, B. A., Lahcen, A. A. & Mouline, S. (2020). Towards a real-time processing framework based on improved distributed recurrent neural network variants with fastText for social big data analytics, *Information Processing & Management*, 57(1), 102122. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2019.102122>

An Analysis of the Correlation between Online Buzz and Vote Count of Taiwan's 2020 Legislator Election

CHUANG, Po-Chung

Professor, Chinese Culture University Department of Journalism

CHIN, Chih-Yu *

Associate Professor, Chung Yuan Christian University Department of Information Management

Abstract

In the digital age, online buzz has become a crucial indicator for predicting election outcomes. However, empirical studies on local election campaigns remain scarce. This study addresses this gap by analyzing 1.83 million cross-platform data points to investigate the relationship between online buzz, vote shares, and election outcomes for 410 candidates in Taiwan's 2020 legislative elections. The results reveal significant disparities in online buzz among candidates, with notable differences observed in gender, electoral district, age, and election outcomes. Particularly, a strong positive correlation was found between positive news websites buzz in the later stages of the campaign and vote share. Among the 73 winning candidates, 70 ranked within the top two in terms of positive news web site buzz in their respective districts during the final phase of the election. This study underscores the practical importance of online buzz in election campaigns and provides empirical evidence from multiple dimensions, including election progression, online buzz sources, and sentiment. These findings offer a foundation for future research on vote share prediction.

Keywords: big data, legislator election, social media, online campaign, online buzz

* Corresponding author: E-mail : king@cycu.edu.tw

Received: 2024.06.17: Accepted: 2024.11.11