

在社群媒體中找尋可供口碑行銷之意見領袖

高莞茜 李蔡彥

國立政治大學資訊科學系

E-mail: 105753007@mail2.nccu.tw, li@nccu.edu.tw

摘要

在蓬勃發展的社群網路上，常出現了眾多意見領袖，經由這些意見領袖的發言，帶動他人回應、分享、按讚，進而影響更多的人，形成了所謂的口碑行銷。然而在廣大的社群平台中，如何找到可有效進行口碑行銷的潛在意見領袖，是一個具挑戰性的問題。我們希望透過文章內容、發文數量、按讚數、留言數、分享數等數值，依據長尾理論 (The Long Tail) [1]以及商品特徵找尋特定商品潛在的意見領袖，進行排名。本研究以 Facebook 粉絲團為主要研究目標，開發一個線上視覺化系統，以圖形化介面方式呈現系統推薦，幫助行銷人員挑選符合需求的粉絲團，並在找尋的過程中掌握與商品相關的詞彙。希望透過這些粉絲團的宣傳，對特定商品進行口碑行銷 (Word of Mouth) [2]，以達到精準行銷 (Precision marketing) [3]的目的。本系統透過使用者使用實驗，取得使用者回饋，並驗證系統的可用性。從實驗結果顯示，本研究所設計的視覺化分析系統具有幫助找尋潛在的意見領袖的功能，並證實了本系統的發展價值。

關鍵詞：意見領袖、口碑行銷、社群網絡

Abstract

On the prevailing social media systems, there also exist many opinion leaders whose words can encourage users to respond, share information and click the like button, forming the so-called word-of-mouth marketing. However, since the amount of data on most social networks is huge, how to find potential opinion leaders who can effectively promote word-of-mouth marketing is still a challenging issue. We hope to find the potential opinion leaders of specific products based on characteristics of social network platforms such as the content of articles, the number of posts, the number of likes, the number of comments, and the number of shares, etc. Based on "The Long Tail" theory and the characteristics of a given product, we hope to find and rank effective opinion leaders. In our research, focusing on the Facebook's fan groups, we have developed an online visualization system to recommend fan groups through graphical interface. We hope to help marketers choose fan groups easily, and collect keywords related to product in the process of finding fan groups. We hope that through these fan groups, Word-of-Mouth can be used to promote specific products for precision marketing. We have conducted user experiments to verify the usability of the system and obtain user feedbacks. The experimental results and user feedbacks reveal that our visualization system indeed can help users find out potential opinion leaders for a given

product, which confirms the value of developing such a system.

Keywords: opinion leaders, word-of-mouth marketing, social network

1. 導論

近年來，由於社群媒體 (Social Media) 的崛起，人們在生活中不再只經由電視來獲得新知或訊息，而是可透過電腦、手機等載具登入社群媒體，如 Facebook、Twitter、Instagram、Plurk 等平台，經由這些社群網路中的朋友或名人，了解即時資訊。由於社群媒體發達，「網路紅人」也應運而生。

網路紅人大多是指經由經營部落格、影音網站製作影片，吸引他人觀賞並提升其知名度，如：囧星人、這群人 TGOP 等；有些人則是因為特定事件而在網路上爆紅，如：泛舟哥、雞排妹等。在社群媒體中，知名的網紅、名人多是具影響力的關鍵意見領袖 (Key Opinion Leader)，但社群媒體上的關鍵意見領袖卻不止於這些人，更涵蓋了許多我們生活周遭中具潛在影響力的非名人，如何針對特定主題發掘具影響力的非名人，是一個具挑戰性及應用性的研究議題。

在如此普及的社群中，當一個行銷人員要尋找適合的代言人時，通常都會根據粉絲團的追蹤數找當時網路中最紅的名人，但這些人未必就是特定商品的最佳代言人。在眾多的粉絲團中，是否存在特定主題的潛在意見領袖卻不易被他人發掘？如能根據商品特徵找尋特定商品潛在的意見領袖，雖然可能粉絲數量並沒有網路名人那麼多，但鎖定特定的族群來做精準行銷，依據長尾理論，累積起來的總效益可能會超過網紅。

另外，以往行銷人員要找尋符合需求的網紅，大多需要較高的人力及時間成本，因為經由人工以主觀的方式挑選，較難將選列的原因量化，以致多只能尋找到一些早已知名或是曾合作過的網紅。另一方面，與商品相近的關鍵字也是在宣傳上非常重要的組成成份，不僅能讓消費者更了解產品，也能影響商品是否會出現在消費者的搜尋之中。

本研究的目標為開發出一套視覺化的分析工具，輔助行銷人員從大量的社群媒體的資料中，找尋適合口碑行銷的代言人，透過系統讓行銷人員減少找尋的人力以及時間，並能從系統所提供的統計資料中得到佐證。另外，在搜索的過程中，也能掌握與商品相關的關鍵字，擴展搜尋範圍，最終鎖定與商品相關的意見領袖。

2. 相關研究

2.1 意見領袖在社群網路中的影響

Katz, E. (1957) [4]將傳統的影響力定義出兩級傳播 (Two-step flow of communication)，意指在群體中，特定的少數人物，他們的觀點非常引人注目，並能夠把想法有效的分享給他人，而這些少數人物被稱為是意見領袖。在一般的應用中，當訊息經由大眾媒體傳達到意見領袖，再經由意見領袖的分享，訊息便能更有效率的擴散。在過去的一些研究，已經確立意見領袖的一些特點，例如：人格特質或是價值觀念較新穎、擁有某些特定類別的專業知識、社交的範圍廣泛，擁有較大的交友圈。因此吸引他人的關注，使訊息能較有效率的傳遞 [4] [5]。

2.2 PageRank 在社群網路中的應用

Larry Page 在1999年提出 PageRank [6]，搜尋引擎為了從眾多的網頁中找尋出符合使用者需求的網頁，經由網頁之間的超連結做為其關係。大多數的網站都會連向受歡迎或是有權威性的網頁，如 cnn.com；而備受歡迎或是權威性的網頁連結的網頁，也因此被點選的機會也會提高。PageRank 是指網頁被訪問的機率，每網頁都有屬於自己的 PageRank，期初是被連接數(inlink)佔總網站數的機率，經由不斷的疊代，直到每網頁的 PageRank 都呈現穩定態才結束，最終網站的 PageRank 成績越高，該網頁越有可能被推薦。

因為社群網路的崛起，人與人之間關連的距離越來越相近。在2008年微軟利用 MSN 建立出人際網路 [7]，使用者只需要透過平均6.6人就可以和全資料庫裡的使用者建立出關連；而在2016年 facebook 發表了關於在其平台上的使用者和使用者之間平均間隔為3.57人 [8]。這些資訊顯示了，在現在社群網路發達的年代，人和人之間的距離越來愈靠近，因此這複雜的人際網路可利用 PageRank 概念，找出社群網路中能影響到他人的意見領袖。Zhu, M.等人 [9]提出了 Leader-PageRank 的方法，經由分析中國汽車論壇文章言論得到情緒權重，結合留言者與被留言者的網路結構來辨別出正向的意見領袖。

3. 系統架構與設計

我們所建立的系統在於透過關鍵字的查詢，進一步量化各粉絲團的指標，進而希望能幫助行銷人員找到更符合商品的粉絲團；我們也透過推薦關鍵字與文章篩選，幫助行銷人員拓展周邊關鍵字，篩選出適合核心商品的字詞。

3.1 系統設計與概觀

我們系統分為四大部分（如圖1所示），第一部份是資料的收集（Data Collection），我們經由使用 Facebook 所提供的 Graph API [10]，及以 Java 語

言所寫的網頁爬蟲程式來收集資料。第二部份是資料前處理，分成 Facebook 資料集的前處理以及 Wikipedia 資料集的前處理。第三部分則是經由演算法的應用來做資料分析（Data Analysis），以 Word2Vec [11]進行關鍵字的推薦及使用 PageRank [6]來進行粉絲團網絡的分析，找出意見領袖，並參考 [12]所提關於按讚、分享、評論的權重來做為影響力的成績。第四部分則是以視覺化方式顯示目前所蒐集及運算出的資料，使得使用者能更加了解粉絲團之間的關係與重要性。

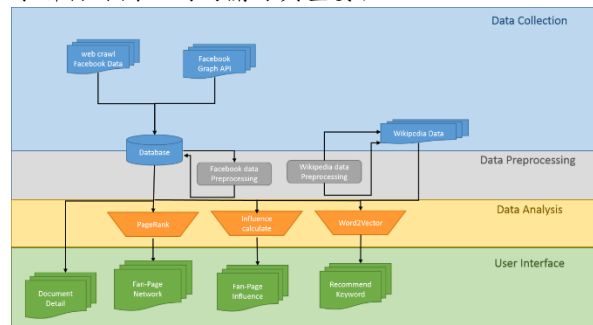


圖 1 系統概觀與流程

3.2 資料來源 (Data Collection)

3.2.1 Facebook

本研究選擇以 Facebook 平台做為資料來源，以2017年8月到2018年4月食物類別相關的粉絲團為例，期初為人工選定512個粉絲團做為種子粉絲團，再經由林瑞程在2015年所提出的系統 [13]，透過種子粉絲團，指定資料蒐集期間及設定相關蒐集參數，進一步的找出可能相關連的755個粉絲團的資料集。

期初我們所收集的方式僅使用 Facebook 所提供的 Graph API 來做搜集，但在2017年11月7日後，Graph API 更改為第2.11版，以致從此以後無法抓取到留言者的名稱以及留言 id。因此我們使用網頁爬蟲，將我們所缺的資料補齊。我們總共收集1267個粉絲團，總文章數大約300萬篇，貼文數約36萬，留言數大約269萬，有收集到留言者的名稱以及留言 id 與未收集到留言者的名稱以及留言 id 約各佔一半，詳細的資料集如表1。

表 1 資料集資訊

時間	2017/8/1-2018/4/30
粉絲團總數	1267
總文章數	3,056,625
總貼文數 (post)	360,080
總留言數 (comment)	2,696,545
留言有留言者資料	1,202,873
留言無留言者資料	1,493,672
第一層留言總數	2,407,065
第一層留言有留言者資料	918,768
第一層留言無留言者資料	1,488,297
第二層留言總數	289,480

第二層留言有留言者資料	284,105
第二層留言無留言者資料	5,375

3.2.2 維基百科

我們所使用的維基百科資料集為 2018年5月20 日的純文字資料集的備份檔，文章篇數為315797 篇，資料集大小為1.3G。我們使用維基百科資料集的原因有三，第一，社群網路中的文字資料集 不夠豐富，透過 Jieba 系統 [15]往往無法正確地斷 出詞彙。因此我們透過維基百科較龐大的中文資 料集來幫助 Jieba 斷詞，經由後續的資料前處理建 立出新的字典，以進一步套用在關鍵字的推薦 上；第二，維基百科資料集的文章敘述較客觀、 不偏頗。在社群網路上的文章內容往往會因事件 或是文章編輯者的想法而造成文章立場有偏頗， 進而影響推薦詞彙。第三，因為我們所使用的工 具 Word2Vec 是屬於非監督式學習，訓練集的大小 一定要越大越好，並且語料涵蓋的越全面，訓練 出的結果也會越好。

3.3 資料前處理 (Data preprocessing)

在 Facebook 粉絲團上，大部分的使用者的發 言內容較易有口語化的表達，文章內可能有引 用，或是內容結構較不嚴謹，因此需要將資料內 容做前置處理並移除干擾。而在維基百科中文資 料集中，內容包含了簡體中文以及繁體中文，我 們需要將文字轉換，並透過這較全面的資料集來 創建出一份新的字典，以幫助我們在斷詞時能更 加精準的篩選出正確的詞彙來。

3.3.1 建立斷詞字典

由於我們所分析的內容為繁體中文，因此我 們先透過套件 openCC [16]將文章內容都轉換成繁 體中文，接著透過 Jieba 將資料集斷詞。我們以兩 個方式將資料集斷詞，一種是透過 HMM (Hidden Markov Model) 模型 [17]來辨識詞彙並做斷詞，另 一種則是不使用 HMM 模型。如圖2所示，我們使 用 HMM 模型斷出的詞彙集合減去沒有使用 HMM 模型所斷出的詞彙集合(進行差集 (Complement))，並將此結果加入後 Jieba 續斷詞 所使用的字典，以使我們在斷 Facebook 資料集時 有較好的結果。

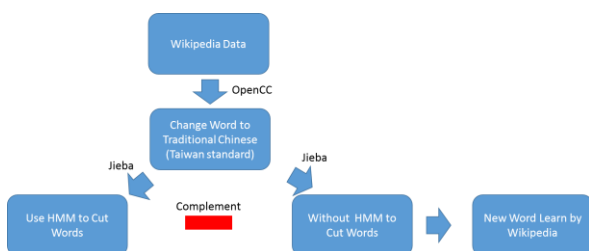


圖 2 透過維基百科建立詞彙字典之流程圖

3.3.2 Facebook 的資料內容的清理及斷詞

在 Facebook 的資料集中，有許多雜訊資料， 可透過前處理移除，以讓我們能斷得更好。這些 雜訊包含超連結、標點符號及數字，均會被替代 成空白符號。清理完資料後，我們將 Facebook 資 料集的文章做斷詞，並進一步存入資料庫中，以 供後續粉絲團搜尋系統使用。

3.4 資料分析 (Data Analysis)

3.4.1 PageRank

PageRank 是指網頁被看到的可能性，其中網 頁間的連接關係是由目前瀏覽頁面的超連結而建 立。而在我們的系統則是指各個粉絲團被看到的 可能性，每個粉絲團的 PageRank 取決於粉絲團與 粉絲團之間的連接關係。在 Facebook 中，粉絲團 之間互相留言通常不多，而粉絲追蹤的原因不單 單是因為知名，也包含了自己的興趣，因此我們 所採用的連接關係是透過粉絲團間的共同留言者 來建立關聯性。然而，此作法無法像超連結的聯 接關係具方向性，因此我們將關聯設定為無方向 性。如公式 (1) 所示，在有向的 PageRank 中， $PR(p_i)$ 為頂點 p_i 的 PageRank 值， $M(p_i)$ 是連入頂點 p_i 的集合， $L(p_j)$ 從是頂點 p_j 連出的數量，而 N 是 所有頂點的數量， d 則是介於 0 到 1 之間的阻尼系數 (Damping Factor)，代表使用者隨機瀏覽這個網頁 的機率，用以避免有些網頁連結太少或是沒有連 結的問題；而我們所使用的無向圖的 PageRank， 則是將兩個頂點間的無向連結更改為雙向的 PageRank 再進行實作，在此 d 我們設定為典型的數 值 0.85。

$$PR(p_i) = \frac{1-d}{N} + d \sum_{p_j \in M(p_i)} \frac{PR(p_j)}{L(p_j)} \quad (1)$$

3.4.2 影響力計算 (Influence Calculate)

社群網路中的使用者透過社群平台上所提供 的功能來進行交流，如按讚 (Like)、評論 (Comment)、分享 (Share)，而此三種行為代表 了不同的意義。「按讚」可讓使用者輕易的表達自 己的想法，但不易與其他使用者有更多的意見交 流。相對的，「評論」需要使用者花時間與精力編 寫文字，以讓其他使用者了解他們的想法或意 見。而「分享」則是將使用者所感興趣的文章分 享給自己的朋友群，同時在分享時加上自己的額 外評論。在先前的研究[12]中曾建議這些行為所代 表的權重如下：評論的權重為按讚的 7 倍，而分 享的權重為評論權重的 2 倍。故我們依這比例將 按讚、評論、分享的數量依 1 倍、7 倍、14 倍的 權重加總來當作每則文章的成績。

3.4.3 Word2Vec

Word2Vec 是 Tomas Mikolov 於 2013 年提出

[11], 透過類神經網路來訓練出模型, 利用詞與詞之間一定的範圍內, 透過 one-hot vector, 創建出屬於個別詞的向量, 並將這些詞投射到向量空間中, 若詞彙之間有相同上下文, 其距離會較接近, 但若都不太相關則會距離較遠。Word2Vec 可以利用非監督式的兩種模型架構來建構出各詞彙在空間中分布的情形, 一種是 continuous bag-of-words (CBOW), 另一種則是 Skip-gram。由於我們所使用於推薦關鍵字詞的資料集主體是維基百科, 因此使用對於較大資料集較有效的 CBOW 模型架構。

3.5 使用者介面 (User Interface)

我們是透過關鍵字來搜尋系統中適合的粉絲團, 並進一步的觀看與關鍵字相關的原始文章, 操作的詳細流程如圖3。在第一部份我們從使用者所搜尋的關鍵字推薦出相關的關鍵字, 並進入到第二部分推薦粉絲團, 透過點選頁面中的粉絲團名稱來進入第四部分, 觀看粉絲團與關鍵字相關的文章細節; 另外, 也可透過第三部分所顯示的 PageRank 網路圖, 來找尋適合的粉絲團, 透過點選網路圖上的粉絲團節點進入第四部分。



圖 3 關鍵字搜尋之操作流程

3.5.1 關鍵字搜尋

我們將維基百科的資料結合 Facebook 粉絲團資料集, 並透過 Word2Vec 學習出模型。當使用者使用關鍵字搜尋粉絲團時, 透過此模型, 我們可推薦與此關鍵字在模型向量空間中相似度較高的字詞; 若是多個關鍵字的組合, 則是分別將各個關鍵字放入模型向量空間中, 並將各別抽出高相似度字詞的相似度成績加總, 最終推薦出相似度前6名的關鍵字。當使用者點選我們所選推薦的關鍵字時, 系統會將此關鍵字加入詞組中, 以進一步推演出相關的字詞, 範例如圖4所示。



圖 4 加入相關詞於關鍵字組合, 以延伸新的推薦

3.5.2 粉絲團影響力成績

對於包含關鍵字的粉絲團文章, 系統透過其按讚數、評論數及分享數以及相對的權重進行加總, 做為粉絲團的影響力成績, 以了解粉絲團對特定關鍵字的影響力。我們將平均影響力前10名的粉絲團顯示在如圖5的極座標圖界面上, 透過若點選粉絲團名稱將會進入下一步的操作。另外, 如圖6所示, 我們將各關鍵字的前10名的粉絲團出

現次數進行統計, 以文字雲的形式顯示粉絲團的統計次數。點選文字則會進入下一步的操作, 顯示與組合關鍵字有關的文章細節, 並進一步了解關鍵字的組合是否符合所行銷的商品。



圖5 與關鍵字相關前10名粉絲團的極座標圖



圖6 各關鍵字前10名的粉絲團統計次數的文字雲圖

3.5.3 PageRank 網路圖

我們透過整個資料集內留言者的共同性做成類似 PageRank 的評分, 顯示粉絲團間的網路圖, 如圖7所示。透過點選節點可進一步觀看粉絲團的原始文章。當使用者將滑鼠移至網路圖的關聯, 將會顯示有多少個共同留言者(如圖8); 每個節點下方則顯示粉絲團名稱與 PageRank 值, 節點大小也會因 PageRank 值而有所差異。假設我們的關鍵字集合為 $V = \{w_1, w_2, \dots, w_N\}$, 使用者所搜尋的關鍵字為 $q = q_1, q_2, \dots, q_m$ 且 $q_i \in V$, 粉絲團的集合為 $P = p_1, p_2, \dots, p_k$, 各粉絲團的關鍵字 $p_i = p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im}$ 且 $p_{ij} \in V$, 我們所篩選出粉絲團的集合為 $R(P)$ 且 $R(P) \subseteq P$ 。所使用的方程式如下:

$$R(P) = \{p \in P \mid f(p, q) = 1\} \quad (2)$$

$$f(p, q) = \begin{cases} 1, & \text{當使用者所搜索的關鍵字都有出現} \\ & \text{在粉絲團的關鍵字中} \\ 0, & \text{使用者所搜索的關鍵字並非全部出現} \\ & \text{在粉絲團的關鍵字中} \end{cases}$$

當關鍵字愈多, 所篩選出的粉絲團將越少。所以透過使用者所搜索的關鍵字越多、越精準, 能篩選出的粉絲團越少, 但也越能篩選出符合使用者需求的粉絲團。

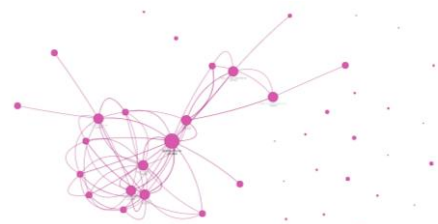


圖7 PageRank 網路圖的系統介面圖

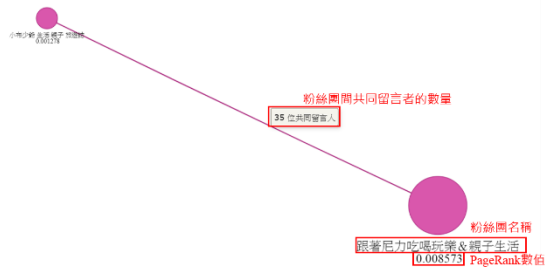


圖8 PageRank 網絡圖中邊上所顯示的共同使用著數量

3.5.4 粉絲團與關鍵字相關的文章細節

透過前一步驟點選特定粉絲團，我們可以進一步的探索與關鍵字相關連的文章內容。介面如圖9，透過時間軸顯示篩選過後的平均留言數、平均按讚數、平均分享數、文章數（編號1），透過點選時間軸上的時間，能進一步的限縮資料集至點選的時間內，如點選月份則資料統計將限縮至點選的月份，若再進一步點選則會篩選至當日的資訊，並且下方所顯示實際文章內容以及各文章基本屬性（編號8）也會跟著限縮至時間內。透過下面的 download timeline data（編號2）可下載時間軸上的統計資料；透過「Only Post」的按鈕能篩選出類別屬於貼文（post）的文章（編號3）；透過前一部分所選定的關鍵字可產出個別關鍵字的按鈕，來進行個別關鍵字的篩選（編號4）；在搜尋欄上（編號5）進行進一步的篩選，將產生出個別關鍵字的按鈕來進行個別關鍵字篩選（編號7），也可以透過「Reset」按鈕來清除進一步篩選的關鍵字；顯示出此粉絲團的資料量以及目前與關鍵字相關連的文章數量（編號6），讓使用者了解相關關鍵字佔此粉絲團文章的比例；顯示出實際文章內容以及各文章基本屬性（編號8）。透過各文章左上角 Facebook 的圖標，可導引使用者至原始 Facebook 的頁面，讓使用者能進一步的觀察貼文內容。透過這個介面，使用者可進一步了解粉絲團與關鍵字的關係，也能了解與商品相關的關鍵字有哪些。

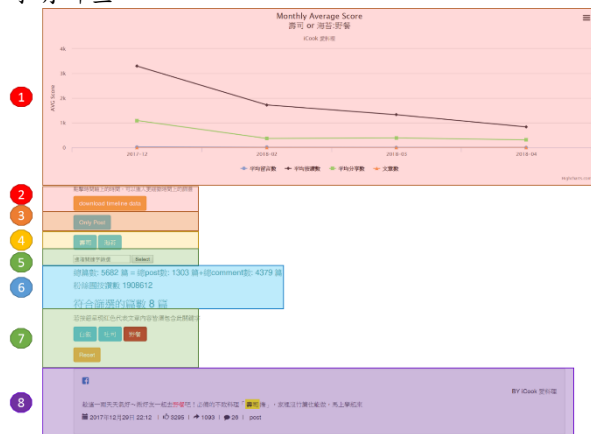


圖9 粉絲團與關鍵字相關文章細節的系統介面圖

4. 實驗設計與結果分析

我們邀請受試者進行系統使用實驗，看是否能透過本系統所提供的介面，快速地探索及分析 Facebook 上的粉絲團。我們挑選的實驗對象為傳播背景且對社群媒體資料分析有些許瞭解，但對於行銷以及分析社群媒體的經驗上會有些許的差異。實驗人數為7人（編號A-G），其中受試者G沒有社群媒體分析的經驗，並且行銷經歷是舉辦實體活動類的行銷，如：粉絲見面會；受試者A、B、C、D曾行銷或是經營粉絲團超過1年以上；受試者E、F則是未超過1年。

4.1 實驗流程

在實驗正式開始前，我們先透過播放7分鐘的系統操作流程影片，讓受測者能初步了解系統使用方式。之後，便進入第一階段的引導式任務，讓受測者稍微瞭解介面操作；第二階段則是透過指定任務來了解受測者能否出與商品相關的意見領袖以及相關的。最後，透過問卷填寫及訪談來了解受測者使用此系統的情況與回饋。

為了瞭解系統是否實現此研究的目標，我們參考先前研究 [18] 所提的有用性、滿意度、易用性量表 (Usefulness, Satisfaction, and Ease of Use, USE)，加入易學性 (Ease of Learning) 向度來設計系統功能評估問卷，共17題。另外，我們也使用可用性尺度量表 (System Usability Scale, SUS) [19]，此一綜合性的系統評估量表，來了解受試者對於整套系統的使用經驗及想法。

4.2 系統功能評估

系統評估問卷的題目與受試者填寫分數的統計如表2所示。

表 2 系統功能評估問卷分析結果

	向度	題目	平均	標準差
透過系統推薦的關鍵字來掌握與商品相關的關鍵字 (探索並推薦產品關鍵字)				
1	有用性	系統所推薦的關鍵字對於探索商品相關的關鍵字是有幫助的。	4.57	0.53
2	易用性	點選已搜尋的按鈕來做關鍵字的移除以及增加是直覺的。	4.71	0.49
3	滿意度	我對此系統能「推薦相關關鍵字」的功能感到滿意。	4.43	0.79
快速探索出與商品可能相關的粉絲團並了解關鍵字組合是否符合商品 (顯示粉絲團與關鍵字的成績)				
4	有用性	透過顯示個別關鍵字前10名粉絲團的影響力成績有助於探索粉絲團。	4.57	0.53
5	易用性	透過點選極座標圖上的粉絲團名稱來進入文章詳細內容的操作方式是直覺	4.71	0.49

		的。		
6	滿意度	我對此系統能「顯示各關鍵字前十名粉絲團」的功能感到滿意。	4.86	0.38
7	有用性	透過粉絲團出現次數的文字雲能快速幫助我了解關鍵字間是否有關連。	4.43	0.98
8	有用性	各關鍵字的前10名粉絲團出現次數的文字雲圖能幫助我探索粉絲團。	4.86	0.38
9	易用性	透過點選文字雲上的粉絲團名稱來進入文章詳細內容的操作方式是直覺的。	4.86	0.38
10	滿意度	我對此系統能「各關鍵字的前10名粉絲團出現次數文字雲圖」的功能感到滿意。	4.71	0.49
透過留言者的共通性來找尋適合粉絲團 (PageRank 網絡圖)				
11	有用性	我認為透過視覺化的網絡圖呈現粉絲團之間的關聯，能夠幫助我探索粉絲團。	4.57	0.53
12	有用性	能夠將曾經點選過粉絲團之每月報表資料匯出為 csv 檔，對我來說是有用的。	4.43	0.79
13	易用性	我認為調整網絡圖中因「共同留言者」所形成的邊 (edge) 進行次數篩選是清楚明瞭的。	4.41	0.69
14	滿意度	我對此系統能「顯示與關鍵字相關的粉絲團網絡圖以及能匯出粉絲團統計資料」的功能感到滿意。	4.57	0.79
快速了解粉絲團的成效並收集相關關鍵字 (探索關鍵字相關的文章統計和細內容)				
15	有用性	透過不同的篩選條件，統計圖所呈現不同的結果能讓我快速了解粉絲團與篩選條件的關係。	4.43	0.79
16	有用性	原始文章有標示出篩選的文字，對於關鍵字的探索是有幫助的。	4.57	0.53
17	滿意度	我對此系統能「粉絲團與關鍵字相關的文章細節以及進一步篩選」的功能感到滿意。	4.42	0.53

所有題目的分數都在4分以上，平均約在4.5分左右。有幾題的結果值得進一步檢視。如第6題：「我對此系統能『顯示各關鍵字前十名粉絲團』的功能感到滿意。」的滿意度高達4.86分，受試者多數認為系統能快速的找出與商品相關的粉絲團。其中7題：「透過粉絲團出現次數的文字雲能快速幫助我了解關鍵字間是否有關連。」的標準差較大，D 和 G 受試者的回饋是「普通」，經進一步詢問，了解到我們所設計的粉絲團文字雲是根據各關鍵字前十名的方式統計，僅能提供了解

這些粉絲團與關鍵字的關聯，較無法直接提供關鍵字間是否有關連的判斷。

4.3 系統整體評估

我們透過使用系統可用性量表 (SUS)，將使用者的感受轉化成數值，藉由量表將受試者的位於系統主觀的滿意度做量化，透過正負問題交叉陳述的方式，來增加問卷的客觀性。根據 Bangor 等人[20]，在2009年從273個篇研究中近3500個調查，其中網頁介面佔研究中的41%且SUS平均成績為68.2分。如圖10所示，此研究定義了五個等級 (Grade Scale)，其中70分以上是可以接受的，在72分以上為好 (good)、85分以上為優秀 (excellent)、100分為最好 (best imaginable)。

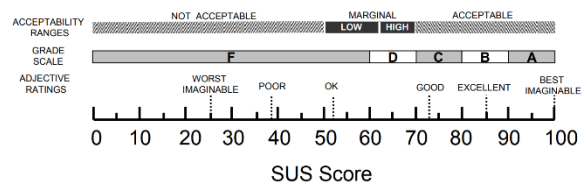


圖10 系統可用性量表等級解釋圖[20]

本實驗受試者所填系統可用性量表的平均分數為82.86分，正向題成績平均都落在4分上下，負向題都平均大多在1分上下，其中在正向題 Q9：「我很有自信能使用這個系統」所有的受試者都給了5分，認為我們的介面操作算是簡單易懂；而在正向題 Q5：「我覺得這系統的功能整合的很好」的部分標準差比較大，原因在於受試者D在填選選項時選擇了「不同意」，透過我們進一步的詢問了解到，因受試者D有較多的經驗，在過去行銷的經驗中，會與眾多的社群平台做結合，如：YouTube、Instagram，以及會想要了解各關鍵字的搜尋量以及競爭程度，認為系統應該整合其他社群網站的資訊來做對應才會使得行銷會更加地精確；在負向題 Q10：「我需要學會很多額外的資訊，才能使用這個系統」受試者 C 認為「非常同意」，原因在受試者 C 認為，一般使用者若對於不知道商品特性以及極座標上的數字所代表的意義時，會無法理解系統所提供的功能是要解決什麼樣的問題，因此要有一些基本的行銷知識在操作本系統會較流暢。

4.4 開放性問答與訪談

在粉絲團影響力的部分，大多數的受試者認為系統可增加影響力計算調整的功能，以透過調整按讚、分享、留言的權重，進一步的篩選出符合自己需求的粉絲團。受試者 B 希望將平台與人物的粉絲團分開計算，而各關鍵字前10名的粉絲團統計次數的文字雲圖則放置頁面的右手邊，方便與極座標做比對。

有關 PageRank 網絡圖，受試者多認為轉跳至 PageRank 網路圖的按鈕不明顯。受試者 A 認為，滑鼠不容易移至網路圖的關聯，導致無法觀察到

粉絲團間共同留言者的數值。受試者B認為，網絡圖的節點如以粉絲團的頭貼來顯示較易辨識。

粉絲團與關鍵字相關的文章細節的部分，受試者D表示希望能將一些抽獎文章透過過濾或以不同的顏色來標記，以幫助使用者更清楚了解粉絲團的操作模式；另外，希望使用者能自由選取時間區段，並透過季度來做比較。受試者F則希望能顯示重複留言者或是經常留言者，來了解忠實的留言者有哪些。

在系統整體的部分，多數的受試者都認為在行銷不熟的領域時，透過此系統能快速的找出適合的粉絲團、關鍵字，也能配合目的來蒐集相關的資訊。其中受試者G是從未有社群媒體分析的經驗，在透過引導式任務以及指定任務了解這系統後，認為此系統相當容易上手，相較於過去需在社群網路中花一定的時間體驗才能選出適合的粉絲團，本系統能快速的從大量的粉絲團中找出到底哪些粉絲團適合自己的商品。

5. 結論與未來規劃

本研究是以 Facebook 粉絲團為主要研究目標，以圖像化介面結合文章內容、發文數量、按讚數、留言數、分享數等數值來進行粉絲團的篩選與排序，並在使用者的搜尋過程中進一步的推薦相關字詞來提供使用者做點選、搜尋，找出潛在符合使用者需求的粉絲團及合適的關鍵字，經由圖像化介面，讓行銷人員能以互動方式挑選符合需求的粉絲團，作為口碑行銷的參考依據。

本系統目前僅支援 Facebook 平台上的粉絲團，並以食物為主題進行資料收集。未來可視平台資料的可用性，將其它社群媒體的資料（如 Twitter、Instagram、YouTube）納入。另外，如能透過帳號以自動或人工方式進行連結，可將相同經營者的多種社群媒體進行整合，讓使用者能更了解粉絲團在各社群媒體的經營狀態，以更能達到精準行銷的目的。

6. 參考文獻

- [1] C. Anderson, "THE LONG TAIL," [Online]. Available: <https://www.wired.com/2004/10/tail/>. [Accessed 01 10 2004].
- [2] "The history of word of mouth marketing.," The Free Library, 2014. [Online]. Available: <https://www.thefreelibrary.com/The+history+of+word+of+mouth+marketing.-a0134908667>.
- [3] J. Zabin and G. Brebach, *Precision marketing: The new rules for attracting, retaining, and leveraging profitable customers.*, John Wiley & Sons, 2004.
- [4] E. Katz, "The Two-Step Flow of Communication: An Up-To-Date Report on an Hypothesis," *Public opinion quarterly*, vol. 21, no. 1, pp. 61-78., 1957.
- [5] M. C. Nisbet and J. E. Kotcher, "A Two-Step Flow of Influence? Opinion-Leader Campaigns on Climate Change.," *Science Communication*, vol. 30, no. 3, pp. 328-354, 2009.
- [6] L. Page, S. Brin, R. Motwani, and T. Winograd, *The PageRank citation ranking: Bringing order to the web.*, Stanford InfoLab, 1999.
- [7] J. Leskovec and E. Horvitz, "Planetary-scale views on a large instant-messaging network.," *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web. ACM*, pp. 915-924, 2008.
- [8] S. Edunov, C. Diuk, I. O. Filiz, S. Bhagat, and M. Burke, "Three and a half degrees of separation," *Facebook Research*, 4 2 2016. [Online]. Available: https://research.fb.com/three-and-a-half-degrees-of-separation/?hc_location=ufi.
- [9] M. Zhu, X. Lin, T. Lu, and H. Wang, "Identification of Opinion Leaders in Social Networks Based on Sentiment Analysis: Evidence from an Automotive Forum.," *Adv. Comput. Sci. Res*, no. 58, pp. 412-416, 2016.
- [10] "Graph API - Facebook for Developers," [Online]. Available: https://developers.facebook.com/docs/graph-api/?locale=zh_TW.
- [11] T. Mikolov, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.," *ArXiv Preprint ArXiv:1301.3781*, 2013.
- [12] C. Kim and S. U. Yang, "Like, comment, and share on Facebook: How each behavior differs from the other.," *Public Relations Review*, vol. 43, no. 2, pp. 441-449., 2017.
- [13] 林瑞程, *透過貼文分享以蒐集相關臉書粉絲頁之機制: 以太陽花運動為例*, 碩士論文, 資訊科學系, 國立政治大學, 2015.
- [14] "GitHub - fxsjy/jieba: 结巴中文分词," [Online]. Available: <https://github.com/fxsjy/jieba>.
- [15] "OpenCC made with Python," [Online]. Available: <https://github.com/yichen0831/opencc-python>.
- [16] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition.," *Proceedings of the IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257-286, 1989.
- [17] W. G. Mangold and D. J. Faulds, "Social Media: The New Hybrid Element of the Promotion Mix.," *Business Horizons*, vol. 52, no. 4, pp. 357-365, 2009.