



## 運用資料探勘技術預測分析持續互動性高之粉絲團：以臉書醫療健康粉絲團為例

李珮如<sup>a</sup> 胡雅涵<sup>b</sup> 李彥賢<sup>c,\*</sup> 吳俊霆<sup>a</sup>

<sup>a</sup> 國立中正大學資訊管理學系

<sup>b</sup> 國立中央大學資訊管理學系

<sup>c</sup> 國立嘉義大學資訊管理學系

### 摘要

Facebook 開放粉絲團功能後，公司機構的粉絲團數有漸增趨勢；研究指出在粉絲團上鼓勵用戶間互動或與粉絲團經營者互動，將有助提升用戶滿意度，進而增進品牌忠誠度。社群媒體亦常用於增加醫療機構或醫師曝光度、及患者與醫療人員或其他患者即時的線上溝通。過去研究未以維持醫療健康粉絲團人數與忠誠度為主軸，且社群網站特性如用戶互動情況等，在醫療健康粉絲團經營上也未被重視。本研究以用戶互動及貼文類型等變數，使用資料探勘方法找出擁有相對高活躍率粉絲團之共同因子，預測粉絲團是否能維持活躍度，以提供醫療機構維持用戶之參考。實驗結果顯示提高貼文頻率、以照片或影片貼文為主、注重貼文反應及訪客貼文內容，將有較高之醫療健康粉絲團活躍率。

關鍵詞：Facebook、粉絲團、診所、資料探勘

## Predicting Activeness of Medical and Healthcare Fan Page on Facebook Using Data Mining Techniques

Pei-Ju Lee<sup>a</sup> Ya-Han Hu<sup>b</sup> Yen-Hsien Lee<sup>c</sup> Chun-Ting Wu<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Department of Information Management, National Chung Cheng University

<sup>b</sup> Department of Information Management, National Central University

<sup>c</sup> Department of Management Information Systems, National Chiayi University

### Abstract

The launch of fan page on Facebook has encouraged businesses and organizations to create and operate their respective fan pages. Previous research indicated that users'

\* 通訊作者 電子郵件：yhlee@mail.ncyu.edu.tw

DOI: 10.6188/JEB.202106\_23(1).0004



satisfactions and loyalties can be enhanced by encouraging interactions among users (fans) or with curators of the fan page. Social media such as Facebook is often used to increase the exposure of medical institutions or physicians, and to provide a platform for users to communicate directly and immediately with medical staffs or other patients. However, the prior research did not focus on the retention of user and the enhancement of loyalty on medical or healthcare fan pages; in addition, the characteristics of social network sites such as user interactions and connections were not taken into consideration in the operation of medical and healthcare fan pages. Therefore, this study uses data mining techniques to identify important factors of highly active fan pages, and to predict fan pages that could remain active. Our observations provide suggestions for medical and healthcare institutions in retaining users. The experiment results indicate that medical and healthcare fan pages could remain active by increasing the post frequency, incorporating photos or videos in the post, responding to the posts and comments actively.

*Keywords: Facebook, fan page, clinic, data mining*

## 1. 緒論

Web 2.0 網站的發展特別強調用戶生成內容、大眾參與、可用性、豐富的用戶體驗、軟體即服務 (Software as a Service, SaaS)、及互相操作性 (指網站可與其他產品、系統、設備協同工作) 等，且允許用戶於社交媒體所形成的虛擬社區中以對話方式互動和協作 (O'Reilly, 2007)。近年來各種類型的 Web 2.0 應用不斷推出，包括社群網站 (Social network sites) (如 Facebook, Twitter, LinkedIn) (Boyd and Ellison, 2007) 與社群媒體 (Social media) (如 Facebook, Twitter, wikipeda, YouTube 等) (Obar and Wildman, 2015)。過去研究指出人們使用社群網站的意圖可歸類為：(1) 透過公開或半公開簡介塑造自我的形象、(2) 整合聯繫其他用戶、(3) 觀察他人的活動並擴展人際關係 (Boyd and Ellison, 2007)。由於能夠屏除時空的限制，社群網站已成為行銷人員促進客戶關係的良好工具，使行銷人員有更多機會，以更緊密的方式經營客戶關係。

Facebook 成立於 2004 年，是目前全球最大的社群網站 (Social Network Sites, SNSs)。Facebook 用戶可以創建個人資料並與其他用戶交流、發布更新狀態 / 內容 / 消息、或使用各種應用程式與遊戲等。自成立以來，Facebook 的月活躍用戶數持續



呈現增長的趨勢，並在 2020 年 12 月達到 18 億的每日活躍用戶與 28 億的每月活躍用戶 (Facebook, 2021)。Facebook 於 2007 年推出粉絲團 (Fan page) 功能，協助個人、組織、或企業用戶分享動態，而使用者可透過按讚來成為喜愛的粉絲團的粉絲，自動追蹤粉絲團的消息與近況。截至 2016 年 9 月為止，Facebook 已有超過 6,000 萬個商家粉絲團 (Yeung, 2016)。

由於粉絲團擁有向大量粉絲發送消息的特性，因此有越來越多組織與企業，藉由粉絲團做為與客戶建立持續溝通的媒介。許多公司更藉由品牌粉絲團的經營來獲得客戶品牌參與 (Customer Brand Engagement, CBE)，藉此提升顧客對於品牌的信任和忠誠度 (Hollebeek, 2011; Tsimonis and Dimitriadis, 2014)。過去研究發現經營 Facebook 粉絲團能增進品牌忠誠度，例如 Ruiz-Mafe et al. (2014) 的研究指出商家可透過粉絲團提供有用的資訊，鼓勵粉絲互動，進而提高忠誠度；Gamboa and Gonçalves (2014) 指出客戶滿意度是忠誠度的最強決定因素；Zheng et al. (2015) 的研究發現，用戶較關心粉絲團所帶來的好處而非成本，然而用戶直接或間接的參與均會影響其忠誠度；Kamboj and Rahman (2016) 的研究指出，粉絲團成員積極參與能有效增加忠誠度；Kudeshia et al. (2016) 的研究指出，人們喜愛品牌粉絲團與和喜愛品牌本身兩者間存在正向關係，且喜愛粉絲團的行為本質上會轉換成口碑 (Word-of-mouth)，進而轉換成購買意圖。總和來說，經營 Facebook 粉絲團，來增進用戶的互動、參與，可提升用戶滿意度，轉而提高品牌忠誠度；而用戶對品牌的喜好可轉變為口碑，促進其購買慾望。

醫療院所提供的產品與服務雖不同於一般企業，然而近年來醫療機構亦紛紛設立粉絲團，希望藉由與病患間的積極溝通、互動來提升醫病關係，進而增進病患的忠誠度。此外亦有學者對於醫療院所使用社群媒體之效果進行相關研究，例如 Mabvuure et al. (2014) 研究指出英國有越來越多的整形外科醫師會使用社群媒體如 Facebook 與病患溝通；Lee et al. (2016) 研究發現慢性疾病患者有強烈的興趣使用 Facebook 與醫師進行溝通；Yan and Tan (2017) 研究發現醫療健康社群網站上所產生的共識對病患理解治療效果有積極影響。線上社群網站帶來的便利性與多樣的互動模式，使醫療粉絲團與一般粉絲團之用戶人數皆隨著上網尋求資訊的使用者人數而增加，然而不同之處在於醫療粉絲團之用戶互動之對象為其他病患、並且討論的主題以疾病用藥或生活經驗為主、且相較於一般粉絲團用戶會揭露更多關於用戶本身的資訊 (如健康狀況、所患疾病與症狀、所接受的治療方法)、並且時常規律的在社群網站上 (如 PatientsLikeMe) 報告或分享本身的狀況 (Yan and Tan, 2017)。

由於 Facebook 粉絲團係社群媒體中的免費服務，成立粉絲團對於經營者而言既方便、快速、且低成本，因此如何經營粉絲團，長期維持粉絲團人氣，已而成為經營者關注的重要課題。過去研究雖說明經營粉絲團的好處，然而對於如何提升經營成效



卻甚少著墨。本研究認為藉由分析持續互動性高與持續互動性較低之粉絲團間的差異，或能為粉絲團經營者提供經營上的具體建議，協助發覺現有經營的缺失外，改善粉絲團的經營績效。此外病患和醫師間的互動方式應與顧客和企業間的互動方式有所差異，且如何運用科技改善醫病關係，亦為近年來的重要研究課題。對此，本研究欲以醫療機構的粉絲團為研究對象，藉由搜集 Facebook 中醫療粉絲團之各種互動行為資料，並透過數據分析以及情感分析方法，並以監督式學習技術來找出影響粉絲團經營良窳的預測因子，並建構持續互動性高之粉絲團預測模型。

## 2. 文獻回顧

社群網站已被衛生研究人員做為資料收集工具 (Alshaiikh et al., 2014)，近年來亦有學者探討醫療機構使用社群媒體的情況。本研究回顧相關研究並將其略分為三個面向，包括增加醫療機構或醫師曝光度、傳遞醫療健康相關話題、以及患者與醫療人員或患者間之即時線上溝通。首先，Dauwe et al. (2012) 指出線上社群網站對整形醫師至關重要，除增加醫師的曝光度外，亦可讓整型病患了解醫師過往的醫美實例。Mabvuure et al. (2014) 的研究發現，英國有越來越多的整形外科醫師會使用社群媒體，特別是醫美領域的醫師，而其使用的社群媒體以 Twitter 最多，Facebook 次之。在傳遞醫療健康相關話題方面，Pedrana et al. (2013) 針對 QAF (Queer as F\*\*k) Facebook 和 YouTube 發布的 32 個與男性健康有關的網路短片所產生的覆蓋面、互動性和參與度進行評估，結論認為其為使用社群網站促進客戶參與的成功案例。最後，Lee et al. (2016) 研究發現，美國 CVS 藥妝店客戶，其本身或是家庭成員中至少有一位慢性病患者，有強烈興趣使用 Facebook 與他們的醫師溝通。可能原因是對於認知治療的一致性越高，患者進行確認所需耗費的探索性或證實性成本越低，且患者可以彼此溝通並分享知識。Yan and Tan (2017) 的研究發現醫療健康社群網站所產生的共識，對病患理解治療效果有積極影響。

除醫療機構的應用外，過去已有許多研究指出經營粉絲團可以促進用戶參與、進而增加用戶忠誠度。Kotha (1998) 在針對 Amazon.com 的個案研究中發現，經營社群可以建立與提升顧客忠誠度，也能提高顧客的再訪率。粉絲團經營者可以為粉絲提供有用的資訊和產品，且能即時回覆並給與粉絲各式各樣的反饋 (Shin et al., 2014)；或提供有價值的資訊、娛樂；鼓勵粉絲互動，進而提高忠誠度 (Ruiz-Mafe et al., 2014)。個案公司能藉由粉絲團採取即時行動，促使活躍用戶積極參與，使用不確定性減少策略 (Uncertainty reduction strategies)，鼓勵粉絲更頻繁地訪問粉絲團。



Nisar and Whitehead (2016) 研究指出，品牌、客戶滿意度、和客戶忠誠度之間存在顯著和積極的關係，其研究如何通過社群網站實現和維護用戶忠誠度。該研究測試了品牌、用戶忠誠度和社群媒體之間的關係，發現品牌粉絲團和客戶滿意度可用於獲得和保持客戶忠誠度，且用戶表現出比態度忠誠 (Attitudinal loyalty) 更大的行為忠誠 (Behavioral loyalty)。Gamboa and Gonçalves (2014) 研究 Facebook 上 Zara 品牌的粉絲和非粉絲，發現 Zara 透過信任、客戶滿意度、感知價值、承諾增強了忠誠度，其中的客戶滿意度是忠誠度的最強決定因素。再者忠誠度的建立可能源於客戶滿意度或用戶產生內容 (User Generated Content, UGC)。Goh et al. (2013) 的研究分析 Facebook 品牌粉絲團的用戶、營銷人員間的互動內容、以及消費者的交易資料，並於結果指明用戶產生內容比起營銷人員產生內容 (Marketer Generated Content, MGC) 對於消費者購買行為具有更大的影響力。Kim and Johnson (2016) 的研究亦證實正向的品牌相關 UGC 對品牌產生重大影響，因為它激發消費者的網路口碑 (Electronic word-of-mouth) 行為、品牌參與、和潛在的品牌銷售。而品牌忠誠度受到品牌社群承諾、社群推廣行為、或社群媒體營銷的影響，例如性別、年齡、教育程度、訪問頻率、Like 頻率、留言頻率、以及對多種品牌的相關感受，如回購意向、忠誠態度等 (Munnukka et al., 2015; Vadivu and Neelamalar, 2015)。如何增加消費者品牌忠誠度的研究指出，使用有吸引力的廣告內容 (Zhao and Ngamkroekjoti, 2014)、品牌在粉絲團的更新 (Beukeboom et al., 2015)、用戶參與行為 (Zheng et al., 2015)、客戶品牌參與 (Bagnied et al., 2016)，皆會影響粉絲團追隨者的態度和他們的忠誠度。

資料探勘技術近年來也被運用於社群網站資料分析的相關研究中，主要在於分析用戶互動特性。Ortigosa et al. (2014) 搜集用戶的個性特徵變數，如朋友的數量、貼文牆上有多少貼文、最近一年有多少活躍朋友在貼文牆上留下足跡等，並利用分類演算法建立預測用戶個性模型；Khobzi and Teimourpour (2015) 研究如何使用 Like、留言、情緒極性等特徵，來區分用戶類別；Lin et al. (2015) 的研究擷取了五個特徵，包括話題相似度 (Topic similarity)、情感 (Sentiment)、留言指數 (Comment index)、喜愛的數量 (Like number)、及回覆的數量 (Reply number)，以找出 Facebook 粉絲團的意見領袖；Yassine and Hajj (2010) 從 Facebook 抓取 2087 條留言 (Comment) 進行情感分析，使用分析後的特徵來區分朋友和熟人，其採用的特徵屬性有情感詞數 (Number of affective words)、情感詞的平均主觀性測量 (Average subjectivity measure of affective words)、大寫字母數量 (Number of capitalized letters) 等；Bozkir et al. (2010) 觀察使用者行為模式之變數，如 Facebook 使用頻率等，作為發展其他社群網站應用之根據，其認為影響「Facebook 使用時間」和「Facebook 訪問頻率」的因素亦為影響使用者使用社群網站意圖。



整體來說，過去研究多半著重在醫療機構使用社群媒體的情況，未探討如何提升醫療相關粉絲團之經營成效；而資料探勘技術亦多運用於分析用戶互動特性上，如用戶互動情況、使用頻率、用戶類別等。基於此，本研究將著重於醫療健康粉絲團經營之研究，試圖利用資料探勘技術建構持續互動性高之粉絲團預測模型，並藉此分析出影響粉絲團經營良窳的可能因素。

### 3. 研究方法

本研究試圖建立持續互動性高之醫療粉絲團預測模式，並分析持續互動性高與持續互動性較低之醫療粉絲團之間的差異因素，藉以提供粉絲團經營者作為持續經營上的參考依據。本研究將以 Facebook 中之醫療粉絲團為主要分析對象，在第一節將先說明資料來源、蒐集過程、處理過程，以及最終採用之變項及其定義。第二節說明本研究所使用的資料探勘方法以及相關評估程序與準則。

#### 3.1 資料蒐集與前處理

本研究使用 Facebook Graph API (<https://developers.facebook.com/docs/graph-api>) 抓取各個醫療粉絲團的資料，包含醫院、牙科、醫美、耳鼻喉科、兒科等診所及物理治療所，資料內容包含粉絲團的基本資料、以及三大 Facebook 互動方式類型，如貼文（包括影片、狀態、相片、事件、音樂、網誌、連結、其他，本文中將以貼文簡稱之）、留言（各種貼文之留言）、以及貼文與留言的反應（包括按讚、愛心、笑、哇、傷心及生氣等六種心情符號，本文中將以反應簡稱之）。本研究抓取的資料時間從各粉絲團成立之初至 2017 年 1 月為止，排除成立不到三個月、較不具代表性之粉絲團資料，最終共搜集 1,706 筆醫療診所粉絲團資料，包含 47 萬筆貼文、1,964 萬筆針對貼文的各種反應、66 萬筆針對貼文的留言及 42 萬筆留言的按讚反應。經由參考文獻、討論整理、並利用台大意見詞詞典 (National Taiwan University Semantic Dictionary, NTUSD) (Ku and Chen, 2007) 中 2,800 多個正向詞語和 8,000 多個負向詞語，對貼文及留言進行情感分析後，本研究彙整出 19 類、共 252 個變項，其相關說明如表 1，詳細變項名稱詳附錄。

本研究主要探討粉絲團維持互動的能力（2017 年 1 月持續互動人數，相較於 2016 之互動人數，是否維持在一定比率之上），而非互動頻率多寡，因此互動人數的多寡並非決定被納入持續互動性高之粉絲團的主要因素，而相關變項的頻率高低也未必有直接關聯。本研究主要以持續互動人數比率與持續互動人數比率排名兩種不同指標，來區分粉絲團持續互動性高低，並形成兩組不同的實驗分析資料，而所得的持



▼ 表 1 本研究採用之變項及其說明

類型	說明	數量
成立月數 (mth_est)	粉絲團至 2016 年底為止之成立月數	1
粉絲人數 (fan_cnt)	粉絲團的粉絲人數	1
談論人數 (tlk_fan_cnt)	資料抓取前七天內觸及到粉絲團資料的人數	1
打卡人數 (were_here_fan_cnt)	粉絲團成立後所有在該醫療機構打卡總人數	1
貼文人數 (post_fan_cnt)	在粉絲團貼文的總人數 (全部、近一年)	2
各種貼文人數 (allpost_uniq_fan_cnt)	在粉絲團進行各種貼文的不重複粉絲人數，貼文包括影片、狀態、相片、事件、音樂、網誌、連結、其他等 8 種型態	8
留言人數 (cmt_fan_cnt)	全部貼文之留言的總人數	1
反應人數 (rsp_fan_cnt)	全部貼文之各種反應的總人數	1
留言反應人數 (rsp_cmt_fan_cnt)	全部貼文留言之反應的總人數	1
貼文數量 (post_cnt)	所有貼文之月均、人均量 (全部、近一年)	4
各種貼文數量 (allpost_cnt)	各種貼文之月均、人均量 (全部、近一年)	32
各種反應數量 (allrsp_cnt)	各種反應總數量，反應包括按讚、愛心、笑、哇、傷心及生氣等 6 種心情符號	6
各種貼文之反應數量 (rsp_allpost_cnt)	全部貼文的各種反應月均、人均量 (全部、近一年)	32
留言數量 (cmt_cnt)	經營者及粉絲針對貼文之留言總數量	1
留言按讚量 (rsp_like_cnt)	各種貼文中留言被按讚的月均、人均量 (全部、近一年)	32
各種貼文之留言數量 (cmt_allpost_cnt)	各種貼文中 (非版主) 留言的月均、人均量 (全部、近一年)	32
各種貼文留言按讚數量 (rep_like_cmt_allpost_cnt)	各種貼文中 (非版主) 留言的按讚反應月均、人均量 (全部、近一年)	32
各種貼文情感值 (snt_allpost)	各種貼文中之正向詞語月均、人均數與負向詞語月均、人均量之差 (全部、近一年)	32
各種貼文留言情感值 (snt_cmt_allpost)	各種貼文中之正向詞語月均、人均數與負向詞語月均、人均量之差 (全部、近一年)	32

續互動性高之粉絲團，基本上其互動頻率不一定高，反而是與維持互動人數比率相關。例如在搜集的資料中，有互動人數達萬人之粉絲團，卻因互動比率未達標準而被排除；亦有互動人數未達百人之粉絲團被納入做為研究對象。詳細來說，以持續互動人數比率為區分指標的方式主要以 2017 年之前粉絲團之互動人數為基準，若粉絲團於 2017 年 1 月之互動人數比率達其 10%，則將該粉絲團歸為持續互動性高粉絲團，其餘則為非持續互動性高粉絲團。依此分類方式，共得 336 個持續互動性高粉絲團，



以及 1,370 個非持續互動性高粉絲團。以持續互動人數比率排名為區分指標的方式則是依持續互動人數比率排名為基準，將排名前 10% 者視為持續互動性高粉絲團，其餘則是為非持續互動性高粉絲團。依此分類方式，可得 172 個持續互動性高粉絲團，以及 1,534 個非持續互動性高粉絲團。

此外在描述屬性（自變數）方面，本研究將變項分為完整資料與近一年資料，前者範圍包括粉絲團設立後第一篇貼文至 2016 年底之資料，後者範圍則涵蓋 2016 年 1 月 1 日至 2016 年 12 月 31 日之資料，再分別計算各資料項之「人均量」、「月均量」、「近一年人均量」、及「近一年月均量」。舉例來說，將「全部貼文數量」除以「互動人數」與「成立月數」，可得「互動人均貼文量」及「月平均貼文量」；而將「近一年貼文數量」除以「近一年互動人數」與「12 個月」，則獲得「近一年互動人均貼文量」及「近一年月平均貼文量」。依據上述方式，每筆粉絲團資料中皆有 252 個描述屬性。本研究使用 2016 年底前之資料建立預測模型，並以其互動人數為基數，來預測未來互動人數仍能維持一定比率之粉絲團。簡言之，本研究之依變數為以訓練資料後續時間之某個月份（本研究為 2017 年 1 月）的粉絲團互動人數，相較於訓練資料中的互動人數，是否仍維持在一定比率之上的醫療粉絲團。

### 3.2 評估程序與準則

本研究使用紐西蘭 Waikato 大學研究團隊所開發之 WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) 3.8.1 版進行預測模型建構，並利用 C4.5 決策樹、隨機森林 (Random forest)、支援向量機 (Support vector machine)、邏輯斯迴歸 (Logistic regression) 四種不同的分類學習方法來建構預測模型，並加以分析比較各分類學習方法之預測效能。C4.5 決策樹為由 Quinlan (1993) 所開發的建構決策樹演算法，其優點為產生的分類規則易於理解且準確率較高，但缺點為構造樹的過程中，需要對資料集進行多次的順序掃描和排序，導致演算法的低效率。隨機森林是以隨機方式產生一個森林，森林組成的每棵樹都是一棵沒有剪枝的分類回歸決策樹，其類別決策方式使用簡單多數投票法，回歸則使用簡單平均；隨機森林的預測效能優於單棵決策樹，然而其決策過程則較難解讀。支援向量機由 Corinna Cortes 和 Vladimir Vapnik 提出 (Cortes and Vapnik, 1995)，其廣泛應用於統計分類及迴歸分析。邏輯斯迴歸屬於非線性迴歸模型，主要著重在建立精簡且合適的資料模型，其不受常態分配假設的限制，可以同時接納連續型與類別型變項。

由於兩評估資料集合中之持續互動性高與非持續互動性高粉絲團數量相差懸殊，為避免不平衡資料集造成分類器訓練的偏差，本研究利用向下隨機抽樣 (Under sampling) 方式，讓非持續互動性高粉絲團之數量與持續互動性高粉絲團之數量一致，並將兩者結合形成一組實驗資料，並重複上述抽樣方式 10 次，以形成 10 組





訓練樣本。此外在實際進行評估時，本研究採用十摺交叉驗證法（10-fold cross-validation）（Kretschmann et al., 2001）。該方法會將所有實驗資料以隨機方式等量分成 10 份，在每次測試時以其中一份作為測試資料（Testing data），其餘九份則合併作為訓練資料（Training data），依序形成 10 次測試，並以平均效能做為整體的效能評估依據。藉由資料交叉驗證方式，可以避免資料不均、訓練與測試樣本資料重複的問題，有效降低誤差與變異對預測準確度的影響（Kohavi, 1995）。

最後，本研究採用敏感度（Sensitivity）、特異性（Specification）、正確率（Accuracy）、以及 ROC 曲線下方面積（AUC）等四項評估指標，來衡量各分類器之預測效能。具體來說，本研究以 10 組訓練樣本所建立之分類器平均敏感度、平均特異性、平均正確率及平均 AUC 值做為其整體效能評估基準，並以成對樣本  $t$  檢定（Paired sample  $t$ -test）來檢定各分類器之平均 AUC 值是否有顯著差異。

## 4. 實證評估與結果分析

### 4.1 實證評估結果

本研究利用 WEKA 資料探勘軟體中的 J48（決策樹）、RandomForest（隨機森林）、SMO（支援向量機）、SimpleLogistic（邏輯斯迴歸）等四種類型分類器演算法來建構高互動性粉絲團預測模型。為避免決策樹產生過多分支及小資料量節點，故將 J48 的節點最少資料量（MinNumObj）設定為 20，其餘演算法參數則皆採用 WEKA 預設值。本研究分別以持續互動人數比率區分及以持續互動人數比率排名區分之兩組資料集合，來評估各分類器的預測效能。表 2 為以持續互動人數比率區分之評估結果，整體來說以隨機森林獲得最佳的預測效能。隨機森林在敏感度、正確率、AUC 等三項評估指標中皆獲得最佳效能，在特異性指標上則與決策樹不相上下。

▼ 表 2 持續互動人數比率區分之持續互動性高醫療粉絲團預測效能

	敏感度	特異性	正確率	AUC
決策樹	0.680	<b>0.648</b>	0.664	0.721
隨機森林	<b>0.738</b>	0.644	<b>0.691</b>	<b>0.767</b>
支援向量機	0.646	0.618	0.632	0.632
邏輯斯迴歸	0.645	0.634	0.639	0.686

以持續互動人數比率排名區分之評估結果如表 3 所示，儘管在敏感度上支援向量機明顯優於其他分類器，但是在其他指標上皆獲得最差的效能，而整體來看仍以隨機



森林的效果最好，決策樹次之，此結果與以持續互動人數比率區分之結果相同。因此總和來說，在持續互動性高之醫療粉絲團的排名預測問題上，隨機森林能獲得相對最佳效能。

▼ 表 3 持續互動人數比率排名區分之持續互動性高醫療粉絲團預測效能

	敏感度	特異性	正確率	AUC
決策樹	0.668	0.607	0.638	0.681
隨機森林	0.681	<b>0.626</b>	<b>0.653</b>	<b>0.722</b>
支援向量機	<b>0.730</b>	0.483	0.607	0.607
邏輯斯迴歸	0.617	0.625	0.621	0.652

表 2 之持續互動人數比率區分之持續互動性高醫療粉絲團預測效能中，決策樹之平均 AUC 為 0.721、隨機森林為 0.767、支援向量機為 0.632、邏輯斯迴歸為 0.686，以隨機森林為最高；表 3 之持續互動人數比率排名區分之持續互動性高醫療粉絲團預測效能中，決策樹之平均 AUC 為 0.681、隨機森林為 0.722、支援向量機為 0.607、邏輯斯迴歸為 0.652，以隨機森林為最高。本研究進一步針對各分類器在 10 組訓練樣本上所得之平均 AUC 值進行成對樣本  $t$  檢定，以了解各分類器在預測效能是否存在顯著差異。相關結果如表 4 所示，隨機森林分類器所得之 AUC 效能確實顯著優於其他分類器。

▼ 表 4 針對 AUC 指標進行成對  $t$  檢定之結果

	方法一	方法二	$t$ -statistic	$p$ -value
持續互動人數比率區分	隨機森林	決策樹	-8.139	<0.001
		支援向量機	-20.391	<0.001
		邏輯斯迴歸	-5.607	<0.001
持續互動人數比率排名區分	隨機森林	決策樹	-4.556	<0.001
		支援向量機	-9.576	<0.001
		邏輯斯迴歸	-5.283	<0.001

#### 4.2 醫療機構類型對預測效能影響分析

為進一步了解醫療機構類型對於分類器預測效能影響，本研究將持續互動人數比率區分資料集依據不同醫療類型分成多個子資料集；由於經營醫療粉絲團之機構多為牙科及醫療美容，為避免子資料集中資料數量過少影響分類學習效果，本研究僅將資



料區分為牙科、醫療美容、及其他類型等 3 個子資料集，分別有 622 筆（包含 73 筆高互動與 549 筆非高互動）、376 筆（包含 56 筆高互動與 320 筆非高互動）、及 703 筆資料（包含 211 筆高互動與 492 筆非高互動）。前項實證結果顯示，隨機森林所建立之預測模型具有較佳之效能，因此本分析中僅觀察三個子集合在該分類器中所得之預測效能並記錄於表 5。其中醫療美容類型具有最好之敏感性，但以其他類型整體之表現最佳，而醫療美容類型可能因為資料數量較少，因而在其他項獲得較差的預測表現。

▼ 表 5 各醫療機構類型中隨機森林預測效能（持續互動人數比率區分資料）

	敏感性	特異性	正確率	AUC
牙科	0.693	0.612	0.660	0.714
醫療美容	0.748	0.562	0.655	0.664
其他類型	0.744	0.633	0.688	0.756

若以牙科與醫美兩大醫療主題粉絲團來看，牙科之高互動粉絲團比率約為 11%，相較於醫美為 15% 之比率來得低。雖然醫美粉絲團之數量為 376 筆相對少於牙科粉絲團數量之 622 筆，但醫美之高互動粉絲團比率顯示增加粉絲團互動仍為可行之方向。此外，醫美粉絲團有最佳之敏感性，亦顯示在所有高互動粉絲團中，有較好的成功預測仍為高互動之概率。

### 4.3 重要影響變項分析

本研究運用 WEKA 中的增益比屬性選擇器（GainRatioAttributeEval），來進一步分析對預測模型增益最大的前 10 個變項。表 6 為以持續互動人數比率區分之資料集合的分析結果，結果顯示前 6 項重要變項皆屬於近一年月平均資料的變項，分別為近一年所有貼文月均量、近一年粉絲團貼文月均量、近一年粉絲團貼文反應月均量、近一年所有反應按讚月均量、近一年粉絲團照片貼文月均量、及近一年粉絲團照片貼文反應月均量。另外其中有 5 個變相與貼文相關，分別為近一年所有貼文月均量、近一年粉絲團貼文月均量、近一年粉絲團照片貼文月均量、所有貼文月均量、及粉絲團貼文月均量；有 5 個變項與反應量相關，分別為近一年粉絲團貼文反應月均量、近一年所有反應按讚月均量、近一年粉絲團照片貼文反應月均量、粉絲團貼文反應人均量、及粉絲團貼文反應月均量。整體來說，前十大重要變項大抵分為貼文量和反應量，然而較意外的是粉絲的留言對於預測持續互動性高之粉絲團並無重要影響，反而粉絲團內照片的上傳分享狀況能對互動性產生影響。最後，情感值方面的變項與留言



量一樣，對預測粉絲團互動性無關鍵影響力。

▼ 表 6 前 10 大重要影響變項（持續互動人數比率區分資料）

排序	權重	變項
1	0.0764	近一年所有貼文月均量
2	0.0722	近一年粉絲團貼文月均量
3	0.0664	近一年粉絲團貼文反應月均量
4	0.0645	近一年按讚反應月均量
5	0.0615	近一年粉絲團照片貼文月均量
6	0.0585	近一年粉絲團照片貼文反應月均量
7	0.0488	所有貼文月均量
8	0.0410	粉絲團貼文反應人均量
9	0.0403	粉絲團貼文月均量
10	0.0391	粉絲團貼文反應月均量

表 6 中顯示前 10 大重要影響變項（持續互動人數比率區分資料）排序第一為近一年所有貼文月均量，其次為粉絲團貼文月均量，再者為粉絲團貼文反應月均量。Facebook 粉絲團之貼文來源可以是經營者或粉絲成員，然而根據觀察顯示多數貼文仍以經營者為主，粉絲成員的意見主要出現在貼文的留言中。因此由近一年所有貼文月均量、以及粉絲團貼文月均量分別為排名第一、二之重要影響變項可以知道，粉絲團經營者的頻繁貼文為影響粉絲持續互動之重要變數，實務上粉絲團經營者的頻繁貼文可促使粉絲有更多回應機會，進而提高貼文反應量，使粉絲團互動人數得以維持在一定比率之上。此外對於貼文的種類，由排名第五、六之變項分別為近一年粉絲團照片貼文月均量、近一年粉絲團照片貼文反應月均量可知，照片類型的貼文相較其他形態的貼文具有更高的重要性，也較容易得到粉絲的反饋。因此在實務上透過粉絲團經營者的持續貼文，並且增加相片貼文的比例等方式，應有助提升粉絲團成員之回應，促進粉絲團之持續活躍人數，達到活躍粉絲團之目的。

本研究對持續互動人數比率排名區分資料進行相同分析，結果如表 7 所示，其中有 6 項變項和表 6 相同，分別為近一年所有貼文月均量、近一年粉絲團貼文月均量、近一年按讚反應月均量、近一年粉絲團貼文反應月均量、所有貼文月均量、及近一年粉絲團照片貼文月均量，此結果同樣說明貼文量對粉絲團互動經營的重要性，其中以照片貼文最為重要。而两者的前 2 名皆為近一年月平均貼文量及近一年月平均粉絲團貼文量，顯示這 2 個變項在預測粉絲團持續互動性上，具有相當程度的關鍵重要性。



另外值得注意的是談論人數月均量與談論人數人均量同時進入前 10 名中，這或許暗示若粉絲團要有較高的持續互動比率（此資料集中以持續互動比率排名前 10% 為高互動性粉絲團），可能需維持相對高的談論人數。

▼ 表 7 前 10 大重要影響變項（持續互動人數比率排名區分資料）

排序	權重	變項
1	0.0332	近一年所有貼文月均量
2	0.0318	近一年粉絲團貼文月均量
3	0.0306	近一年按讚反應月均量
4	0.0300	粉絲團其它貼文人均量
5	0.0272	談論人數人均量
6	0.0260	近一年粉絲團貼文反應月均量
7	0.0245	粉絲團照片貼文月均量
8	0.0245	談論人數月均量
9	0.0243	所有貼文月均量
10	0.0241	近一年粉絲團照片貼文月均量

## 5. 結論與建議

開發一個新顧客的投入成本基本上為鞏固固有客戶的五倍，因此如何留住固有顧客對經營者來說是個相當重要的議題。對於粉絲團經營者而言，如何維持或提高與粉絲互動性至為重要；粉絲互動性愈高表示有許多粉絲持續關注粉絲團消息，且越有機會吸引新粉絲加入。過去國內外學者對於粉絲團經營的研究多以個案探討或問卷調查為研究方法，較少使用資料探勘之研究，或大多只鎖定單一粉絲團。本研究匯集 1,706 個不同性質之醫療院所粉絲團的貼文、反應、留言等資料，利用機器學習方式，試圖找出預測持續互動性較高之粉絲團的關鍵因素。本研究發現照片類型的貼文，相較其他形態的貼文（例如網誌類）具有更高的重要性，而過去研究也指出此類貼文較容易得到粉絲的反饋（Sabate et al., 2014），其可能原因或為網路世代粉絲傾向觀看直覺且直接的相片資訊，網誌中的大量文字反而不受注目。此外，對於貼文後反應量的追蹤也相當重要，從分析結果可以看出，不論是反應之月均量或人均量，數量越高則表示屬於持續互動性高之粉絲團之可能性越高；再者，談論人數也關乎粉絲團是否擁有高互動性，談論人數越高，則互動性越高。最後，本研究發現近期的資料較能反應粉絲團的持續互動性，一年內的相關資料變項，相較於全部時間的資料變項



更具預測能力，此說明粉絲團在互動經營上可以隨時重啟，經營者可以藉由增加照片或影片類貼文來吸引粉絲注意，並關注粉絲的貼文反應。

由於資料取得程度，可能讓本研究存在以下研究上的限制：

取得的樣本粉絲團有牙科診所、中醫診所、耳鼻喉科診所、物理治療所、小兒科診所、醫美診所等等，並非專門研究單一科別診所，研究結果可能無法完全適合某一特定科別診所。本研究進一步針對牙科、醫療美容、與其他類型進行比較後發現，雖預測模型仍有良好之預測正確率，但囿於樣本數限制，預測正確率沒有較整體預測時來得高。

在資料蒐集方面，留言和反應的按讚事件無法取得其產生的時間，無法判斷是否在研究的時間區間內產生。抓取資料過程中，有發現數筆貼文被刪除，會造成此貼文的反應和留言無法被抓取，可能會造成資料誤差。再者，在資料取得與專業判斷的限制下，本研究僅採用可取得且較客觀之粉絲團特徵資料，對於相對主觀之特徵資料，例如醫療專業度、專業人員參與度等，雖為醫療粉絲團特有之特徵，但本研究未能將其納入考量。另外，使用 Facebook Graph API 亦無法得知粉絲團是否有購買 Facebook 廣告，無法區別粉絲團是否有購買廣告吸引粉絲，故本研究樣本可能包含有購買廣告及未購買廣告的粉絲團。

本研究期望未來朝著以下方向做進一步的探討：(1) 目前對貼文與留言僅使用台大意見詞詞典處理情感分析計算正向與負向詞語之差，未來研究可以針對情感分析部分的文字探勘作更深入的探討；(2) 專注於量化分析，未來研究可以再加上對貼文與留言做質化分析；(3) 捨棄抓取全部時間（從粉絲團設立開始）的資料，改為以最近一年的資料進行預測分析；(4) 本研究收集的粉絲團資料包含有數萬粉絲、亦有包含不到百位粉絲，兩者達到設定條件（即 10% 互動率）的粉絲數量不同，未來嘗試將不同粉絲量之粉絲團分開研究，來了解其粉絲互動方式是否不同；(5) 加入專業判斷，以進一步了解專業、主觀特徵對醫療粉絲團經營的影響，由於醫療粉絲團的經營者可能為醫療專業人員或委託非醫療專業人士的小編經營，然而經營者的專業程度有可能會影響經營者與粉絲的互動關係，例如是否可以提供專業意見、與粉絲對話是否有共鳴等，正向的吸引粉絲持續的互動與回應。對於主觀之特徵資料如粉絲團經營者的醫療專業度、專業人員參與度、相較於其他類型粉絲團的自身資訊的揭露度等，將在未來研究加入專業判斷，或能進一步了解主觀特徵對醫療粉絲團經營的影響；(6) 加入其他類型粉絲團之分析，試圖找出各類粉絲團能夠持續經營的共同因素。本研究之結果亦可實作成資訊系統，監控自身或競爭對手粉絲團的狀況，以利粉絲團管理人員參考。



## 參考文獻

- Alshaikh, F., Ramzan, F., Rawaf, S., & Majeed, A. (2014). Social network sites as a mode to collect health data: A systematic review. *Journal of Medical Internet Research, 16*(7), e171. Retrieved January 4, 2016, from <https://www.jmir.org/2014/7/e171/PDF>
- Bagnied, M., Speece, M., & Pongpaew, W. (2016). Corporate Facebook and customer brand engagement in Kuwait. *Proceedings of the 2016 Global Marketing Conference, Hong Kong.*
- Beukeboom, C. J., Kerkhof, P., & de Vries, M. (2015). Does a virtual like cause actual liking? How following a brand's Facebook updates enhances brand evaluations and purchase intention. *Journal of Interactive Marketing, 32*, 26-36.
- Boyd, D. M., & Ellison, N. B. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication, 13*(1), 210-230.
- Bozkir, A. S., Mazman, S. G., & Sezer, E. A. (2010). Identification of user patterns in social networks by data mining techniques: Facebook case. *Proceedings of the International Symposium on Information Management in a Changing World, Ankara, Turkey.*
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning, 20*(3), 273-297.
- Dauwe, P., Heller, J. B., Unger, J. G., Graham, D., & Rohrich, R. J. (2012). Social networks uncovered: 10 tips every plastic surgeon should know. *Aesthetic Surgery Journal, 32*(8), 1010-1015.
- Facebook (2021). *Facebook reports fourth quarter and full year 2020 results.* Retrieved April 23, 2021, from <https://investor.fb.com/investor-news/press-release-details/2021/Facebook-Reports-Fourth-Quarter-and-Full-Year-2020-Results/default.aspx>
- Gamboa, A. M., & Gonçalves, H. M. (2014). Customer loyalty through social networks: Lessons from Zara on Facebook. *Business Horizons, 57*(6), 709-717.
- Goh, K.-Y., Heng, C.-S., & Lin, Z. (2013). Social media brand community and consumer behavior: Quantifying the relative impact of user-and marketer-generated content. *Information Systems Research, 24*(1), 88-107.
- Hollebeck, L. D. (2011). Demystifying customer brand engagement: Exploring the loyalty nexus. *Journal of Marketing Management, 27*(7/8), 785-807.
- Kamboj, S., & Rahman, Z. (2016). The influence of user participation in social media based brand communities on brand loyalty: Age and gender as moderators. *Journal of*



- Brand Management*, 23(6), 679-700.
- Khobzi, H., & Teimourpour, B. (2015). LCP segmentation: A framework for evaluation of user engagement in online social networks. *Computers in Human Behavior*, 50, 101-107.
- Kim, A. J., & Johnson, K. K. P. (2016). Power of consumers using social media: Examining the influences of brand-related user-generated content on Facebook. *Computers in Human Behavior*, 58, 98-108.
- Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'95)*, Montreal, Canada.
- Kotha, S. (1998). Competing on the Internet: The case of Amazon.com. *European Management Journal*, 16(2), 212-222.
- Kretschmann, E., Fleischmann, W., & Apweiler, R. (2001). Automatic rule generation for protein annotation with the C4.5 data mining algorithm applied on SWISS-PROT. *Bioinformatics*, 17(10), 920-926.
- Ku, L.-W., & Chen, H.-H. (2007). Mining opinions from the Web: Beyond relevance retrieval. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 58(12), 1838-1850.
- Kudeshia, C., Sikdar, P., & Mittal, A. (2016). Spreading love through fan page liking: A perspective on small scale entrepreneurs. *Computers in Human Behavior*, 54, 257-270.
- Lee, J. L., Choudhry, N. K., Wu, A. W., Matlin, O. S., Brennan, T. A., & Shrank, W. H. (2016). Patient use of email, Facebook, and physician websites to communicate with physicians: A national online survey of retail pharmacy users. *Journal of General Internal Medicine*, 31(1), 45-51.
- Lin, K.-C., Wu, S.-H., Chen, L.-P., & Yang, P.-C. (2015). Finding the key users in Facebook fan pages via a clustering approach. *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration (IRI 2015)*, San Francisco, USA.
- Mabvuure, N. T., Rodrigues, J., Klimach, S., & Nduka, C. (2014). A cross-sectional study of the presence of United Kingdom (UK) plastic surgeons on social media. *Journal of Plastic, Reconstructive & Aesthetic Surgery*, 67(3), 362-367.
- Munnukka, J., Karjaluo, H., & Tikkanen, A. (2015). Are Facebook brand community members truly loyal to the brand? *Computers in Human Behavior*, 51, 429-439.
- Nisar, T. M., & Whitehead, C. (2016). Brand interactions and social media: Enhancing user





- loyalty through social networking sites. *Computers in Human Behavior*, 62, 743-753.
- O'Reilly, T. (2007). What is Web 2.0: Design patterns and business models for the next generation of software. *International Journal of Digital Economics*, 65(1), 17-37.
- Obar, J. A., & Wildman, S. (2015). Social media definition and the governance challenge: An introduction to the special issue. *Telecommunications Policy*, 39(9), 745-750.
- Ortigosa, A., Carro, R. M., & Quiroga, J. I. (2014). Predicting user personality by mining social interactions in Facebook. *Journal of Computer and System Sciences*, 80(1), 57-71.
- Pedrana, A., Hellard, M., Gold, J., Ata, N., Chang, S., Howard, S., Asselin, J., Ilic, O., Battrouney, C., & Stooove, M. (2013). Queer as F\*\*k: Reaching and engaging gay men in sexual health promotion through social networking sites. *Journal of Medical Internet Research*, 15(2), e25. Retrieved January 4, 2016, from <https://www.jmir.org/2013/2/e25/PDF>
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for machine learning*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann.
- Ruiz-Mafe, C., Martí-Parreño, J., & Sanz-Blas, S. (2014). Key drivers of consumer loyalty to Facebook fan pages. *Online Information Review*, 38(3), 362-380.
- Sabate, F., Berbegal-Mirabent, J., Cañabate, A., & Lebherz, P. R. (2014). Factors influencing popularity of branded content in Facebook fan pages. *European Management Journal*, 32(6), 1001-1011.
- Shin, S. I., Lee, K. Y., & Hall, D. (2014). Exploring Facebook users' continuous visiting behaviors: Conceptual incorporation of Facebook user perceptions toward companies' Facebook fan page usage. *Proceedings of the Twentieth Americas Conference on Information Systems (AMCIS 2014)*, Savannah, USA.
- Tsimonis, G., & Dimitriadis, S. (2014). Brand strategies in social media. *Marketing Intelligence & Planning*, 32(3), 328-344.
- Vadivu, V. M., & Neelamalar, M. (2015). Digital brand management—A study on the factors affecting customers' engagement in Facebook pages. *Proceedings of the 2015 International Conference on Smart Technologies and Management for Computing, Communication, Controls, Energy and Materials (ICSTM 2015)*, Chennai, India.
- Yan, L. L., & Tan, Y. (2017). The consensus effect in online health-care communities. *Journal of Management Information Systems*, 34(1), 11-39.
- Yassine, M., & Hajj, H. (2010). A framework for emotion mining from text in online social networks. *Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Data Mining*



*Workshops (ICDM 2010)*, Sydney, Australia.

Yeung, K. (2016). *Facebook: 60 million businesses have pages, 4 million actively advertise*. Retrieved April 23, 2021, from <https://venturebeat.com/2016/09/27/facebook-60-million-businesses-have-pages-4-million-actively-advertise/>

Zhao, X. E., & Ngamkroekjoti, C. (2014). Determinant factors of e-loyalty: A case study of the advertising shown on facebook page of Durex, Thailand. *Issues in Business Management and Economics*, 2(8), 134-141.

Zheng, X., Cheung, C. M., Lee, M. K., & Liang, L. (2015). Building brand loyalty through user engagement in online brand communities in social networking sites. *Information Technology & People*, 28(1), 90-106.



## 附錄

變項類型	類型說明與變項名稱
成立月數 (mth_est)	粉絲團至 2016 年底為止之成立月數 1. 粉絲團成立月數
粉絲人數 (fan_cnt)	粉絲團的粉絲人數 1. 粉絲團粉絲人數
談論人數 (tlk_fan_cnt)	資料抓取前七天內觸及到粉絲團資料的人數 1. 談論人數
打卡人數 (were_here_fan_cnt)	粉絲團成立後所有在該醫療機構打卡總人數 1. 打卡人數
貼文人數 (post_fan_cnt)	在粉絲團貼文的總人數 (全部、近一年) 1. 全部時間貼文人數 2. 近一年時間貼文人數
各種貼文人數 (allpost_uniq_fan_cnt)	在粉絲團進行各種貼文的不重複粉絲人數，貼文包括影片、狀態、相片、事件、音樂、網誌、連結、其他等 8 種型態 1. 影片貼文人數 2. 狀態貼文人數 3. 相片貼文人數 4. 事件貼文人數 5. 音樂貼文人數 6. 網誌貼文人數 7. 連結貼文人數 8. 其他貼文人數
留言人數 (cmt_fan_cnt)	全部貼文之留言的總人數 1. 全部貼文之留言總人數
反應人數 (rsp_fan_cnt)	全部貼文之各種反應的總人數 1. 全部貼文之各種反應總人數
留言反應人數 (rsp_cmt_fan_cnt)	全部貼文留言之反應的總人數 1. 全部貼文留言之反應總人數
貼文數量 (post_cnt)	所有貼文之月均、人均量 (全部、近一年) 1. 全部時間之所有貼文之月均量 2. 近一年時間之所有貼文之月均量 3. 全部時間之所有貼文之人均量 4. 近一年時間之所有貼文之人均量
各種貼文數 (allpost_cnt)	各種貼文之月均、人均量 (全部、近一年) 1. 全部時間之所有影片貼文之月均量 2. 近一年時間之所有影片貼文之月均量 3. 全部時間之所有影片貼文之人均量 4. 近一年時間之所有影片貼文之人均量 5. 全部時間之所有狀態貼文之月均量 6. 近一年時間之所有狀態貼文之月均量 7. 全部時間之所有狀態貼文之人均量



變項類型	類型說明與變項名稱
各種貼文數 (allpost_cnt)	8. 近一年時間之所有狀態貼文之人均量 9. 全部時間之所有相片貼文之月均量 10. 近一年時間之所有相片貼文之月均量 11. 全部時間之所有相片貼文之人均量 12. 近一年時間之所有相片貼文之人均量 13. 全部時間之所有事件貼文之月均量 14. 近一年時間之所有事件貼文之月均量 15. 全部時間之所有事件貼文之人均量 16. 近一年時間之所有事件貼文之人均量 17. 全部時間之所有音樂貼文之月均量 18. 近一年時間之所有音樂貼文之月均量 19. 全部時間之所有音樂貼文之人均量 20. 近一年時間之所有音樂貼文之人均量 21. 全部時間之所有網誌貼文之月均量 22. 近一年時間之所有網誌貼文之月均量 23. 全部時間之所有網誌貼文之人均量 24. 近一年時間之所有網誌貼文之人均量 25. 全部時間之所有連結貼文之月均量 26. 近一年時間之所有連結貼文之月均量 27. 全部時間之所有連結貼文之人均量 28. 近一年時間之所有連結貼文之人均量 29. 全部時間之所有其他貼文之月均量 30. 近一年時間之所有其他貼文之月均量 31. 全部時間之所有其他貼文之人均量 32. 近一年時間之所有其他貼文之人均量
各種反應數量 (allrsp_cnt)	各種反應總數量，反應包括按讚、愛心、笑、哇、傷心及生氣等 6 種心情符號 1. 按讚反應總數量 2. 愛心反應總數量 3. 笑反應總數量 4. 哇反應總數量 5. 傷心反應總數量 6. 生氣反應總數量
各種貼文之反應數量 (rsp_allpost_cnt)	全部貼文的各種反應月均、人均量（全部、近一年） 1. 全部時間之所有影片貼文各種反應之月均量 2. 近一年時間之所有影片貼文各種反應之月均量 3. 全部時間之所有影片貼文各種反應之人均量 4. 近一年時間之所有影片貼文各種反應之人均量 5. 全部時間之所有狀態貼文各種反應之月均量 6. 近一年時間之所有狀態貼文各種反應之月均量 7. 全部時間之所有狀態貼文各種反應之人均量 8. 近一年時間之所有狀態貼文各種反應之人均量 9. 全部時間之所有相片貼文各種反應之月均量 10. 近一年時間之所有相片貼文各種反應之月均量 11. 全部時間之所有相片貼文各種反應之人均量



變項類型	類型說明與變項名稱
各種貼文之反應數量 (rsp_allpost_cnt)	12. 近一年時間之所有相片貼文各種反應之人均量 13. 全部時間之所有事件貼文各種反應之月均量 14. 近一年時間之所有事件貼文各種反應之月均量 15. 全部時間之所有事件貼文各種反應之人均量 16. 近一年時間之所有事件貼文各種反應之人均量 17. 全部時間之所有音樂貼文各種反應之月均量 18. 近一年時間之所有音樂貼文各種反應之月均量 19. 全部時間之所有音樂貼文各種反應之人均量 20. 近一年時間之所有音樂貼文各種反應之人均量 21. 全部時間之所有網誌貼文各種反應之月均量 22. 近一年時間之所有網誌貼文各種反應之月均量 23. 全部時間之所有網誌貼文各種反應之人均量 24. 近一年時間之所有網誌貼文各種反應之人均量 25. 全部時間之所有連結貼文各種反應之月均量 26. 近一年時間之所有連結貼文各種反應之月均量 27. 全部時間之所有連結貼文各種反應之人均量 28. 近一年時間之所有連結貼文各種反應之人均量 29. 全部時間之所有其他貼文各種反應之月均量 30. 近一年時間之所有其他貼文各種反應之月均量 31. 全部時間之所有其他貼文各種反應之人均量 32. 近一年時間之所有其他貼文各種反應之人均量
留言數量 (cmt_cnt)	經營者及粉絲針對貼文之留言總數量 1. 經營者及粉絲針對貼文之留言總數量
留言按讚量 (rsp_like_cnt)	各種貼文中留言被按讚的月均、人均量 (全部、近一年) 1. 全部時間之所有影片貼文留言被按讚之月均量 2. 近一年時間之所有影片貼文留言被按讚之月均量 3. 全部時間之所有影片貼文留言被按讚之人均量 4. 近一年時間之所有影片貼文留言被按讚之人均量 5. 全部時間之所有狀態貼文留言被按讚之月均量 6. 近一年時間之所有狀態貼文留言被按讚之月均量 7. 全部時間之所有狀態貼文留言被按讚之人均量 8. 近一年時間之所有狀態貼文留言被按讚之人均量 9. 全部時間之所有相片貼文留言被按讚之月均量 10. 近一年時間之所有相片貼文留言被按讚之月均量 11. 全部時間之所有相片貼文留言被按讚之人均量 12. 近一年時間之所有相片貼文留言被按讚之人均量 13. 全部時間之所有事件貼文留言被按讚之月均量 14. 近一年時間之所有事件貼文留言被按讚之月均量 15. 全部時間之所有事件貼文留言被按讚之人均量 16. 近一年時間之所有事件貼文留言被按讚之人均量 17. 全部時間之所有音樂貼文留言被按讚之月均量 18. 近一年時間之所有音樂貼文留言被按讚之月均量 19. 全部時間之所有音樂貼文留言被按讚之人均量 20. 近一年時間之所有音樂貼文留言被按讚之人均量 21. 全部時間之所有網誌貼文留言被按讚之月均量



變項類型	類型說明與變項名稱
<p>留言按讚量 (rsp_like_cnt)</p>	<p>22. 近一年時間之所有網誌貼文留言被按讚之月均量            23. 全部時間之所有網誌貼文留言被按讚之人均量            24. 近一年時間之所有網誌貼文留言被按讚之人均量            25. 全部時間之所有連結貼文留言被按讚之月均量            26. 近一年時間之所有連結貼文留言被按讚之月均量            27. 全部時間之所有連結貼文留言被按讚之人均量            28. 近一年時間之所有連結貼文留言被按讚之人均量            29. 全部時間之所有其他貼文留言被按讚之月均量            30. 近一年時間之所有其他貼文留言被按讚之月均量            31. 全部時間之所有其他貼文留言被按讚之人均量            32. 近一年時間之所有其他貼文留言被按讚之人均量</p>
<p>各種貼文之留言數量 (cmt_allpost_cnt)</p>	<p>各種貼文中（非版主）留言的月均、人均量（全部、近一年）            1. 全部時間之所有影片貼文之（非版主）留言月均量            2. 近一年時間之所有影片貼文之（非版主）留言月均量            3. 全部時間之所有影片貼文之（非版主）留言人均量            4. 近一年時間之所有影片貼文之（非版主）留言人均量            5. 全部時間之所有狀態貼文之（非版主）留言月均量            6. 近一年時間之所有狀態貼文之（非版主）留言月均量            7. 全部時間之所有狀態貼文之（非版主）留言人均量            8. 近一年時間之所有狀態貼文之（非版主）留言人均量            9. 全部時間之所有相片貼文之（非版主）留言月均量            10. 近一年時間之所有相片貼文之（非版主）留言月均量            11. 全部時間之所有相片貼文之（非版主）留言人均量            12. 近一年時間之所有相片貼文之（非版主）留言人均量            13. 全部時間之所有事件貼文之（非版主）留言月均量            14. 近一年時間之所有事件貼文之（非版主）留言月均量            15. 全部時間之所有事件貼文之（非版主）留言人均量            16. 近一年時間之所有事件貼文之（非版主）留言人均量            17. 全部時間之所有音樂貼文之（非版主）留言月均量            18. 近一年時間之所有音樂貼文之（非版主）留言月均量            19. 全部時間之所有音樂貼文之（非版主）留言人均量            20. 近一年時間之所有音樂貼文之（非版主）留言人均量            21. 全部時間之所有網誌貼文之（非版主）留言月均量            22. 近一年時間之所有網誌貼文之（非版主）留言月均量            23. 全部時間之所有網誌貼文之（非版主）留言人均量            24. 近一年時間之所有網誌貼文之（非版主）留言人均量            25. 全部時間之所有連結貼文之（非版主）留言月均量            26. 近一年時間之所有連結貼文之（非版主）留言月均量            27. 全部時間之所有連結貼文之（非版主）留言人均量            28. 近一年時間之所有連結貼文之（非版主）留言人均量            29. 全部時間之所有其他貼文之（非版主）留言月均量            30. 近一年時間之所有其他貼文之（非版主）留言月均量            31. 全部時間之所有其他貼文之（非版主）留言人均量            32. 近一年時間之所有其他貼文之（非版主）留言人均量</p>



變項類型	類型說明與變項名稱
<p>各種貼文留言按讚數量 (rep_like_cmt_allpost_cnt)</p>	<p>各種貼文中（非版主）留言的按讚反應月均、人均量（全部、近一年）</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 全部時間之所有影片貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>2. 近一年時間之所有影片貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>3. 全部時間之所有影片貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>4. 近一年時間之所有影片貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>5. 全部時間之所有狀態貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>6. 近一年時間之所有狀態貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>7. 全部時間之所有狀態貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>8. 近一年時間之所有狀態貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>9. 全部時間之所有相片貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>10. 近一年時間之所有相片貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>11. 全部時間之所有相片貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>12. 近一年時間之所有相片貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>13. 全部時間之所有事件貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>14. 近一年時間之所有事件貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>15. 全部時間之所有事件貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>16. 近一年時間之所有事件貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>17. 全部時間之所有音樂貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>18. 近一年時間之所有音樂貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>19. 全部時間之所有音樂貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>20. 近一年時間之所有音樂貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>21. 全部時間之所有網誌貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>22. 近一年時間之所有網誌貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>23. 全部時間之所有網誌貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>24. 近一年時間之所有網誌貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>25. 全部時間之所有連結貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>26. 近一年時間之所有連結貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>27. 全部時間之所有連結貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>28. 近一年時間之所有連結貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>29. 全部時間之所有其他貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>30. 近一年時間之所有其他貼文之（非版主）留言的按讚反應月均量</li> <li>31. 全部時間之所有其他貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> <li>32. 近一年時間之所有其他貼文之（非版主）留言的按讚反應人均量</li> </ol>
<p>各種貼文情感值 (snt_allpost)</p>	<p>各種貼文中之正向詞語月均、人均數與負向詞語月均、人均量之差（全部、近一年）</p> <ol style="list-style-type: none"> <li>1. 全部時間之所有影片貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>2. 近一年時間之所有影片貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>3. 全部時間之所有影片貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差</li> <li>4. 近一年時間之所有影片貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差</li> <li>5. 全部時間之所有狀態貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>6. 近一年時間之所有狀態貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>7. 全部時間之所有狀態貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差</li> <li>8. 近一年時間之所有狀態貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差</li> <li>9. 全部時間之所有相片貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>10. 近一年時間之所有相片貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差</li> <li>11. 全部時間之所有相片貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差</li> </ol>



變項類型	類型說明與變項名稱
各種貼文情感值 (snt_allpost)	12. 近一年時間之所有相片貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 13. 全部時間之所有事件貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 14. 近一年時間之所有事件貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 15. 全部時間之所有事件貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 16. 近一年時間之所有事件貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 17. 全部時間之所有音樂貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 18. 近一年時間之所有音樂貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 19. 全部時間之所有音樂貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 20. 近一年時間之所有音樂貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 21. 全部時間之所有網誌貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 22. 近一年時間之所有網誌貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 23. 全部時間之所有網誌貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 24. 近一年時間之所有網誌貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 25. 全部時間之所有連結貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 26. 近一年時間之所有連結貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 27. 全部時間之所有連結貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 28. 近一年時間之所有連結貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 29. 全部時間之所有其他貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 30. 近一年時間之所有其他貼文之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 31. 全部時間之所有其他貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 32. 近一年時間之所有其他貼文之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
各種貼文留言情感值 (snt_cmt_allpost)	各種貼文中之正向詞語月均、人均數與負向詞語月均、人均量之差（全部、近一年） 1. 全部時間之所有影片貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 2. 近一年時間之所有影片貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 3. 全部時間之所有影片貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 4. 近一年時間之所有影片貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 5. 全部時間之所有狀態貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 6. 近一年時間之所有狀態貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 7. 全部時間之所有狀態貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語人均量之差 8. 近一年時間之所有狀態貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差 9. 全部時間之所有相片貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 10. 近一年時間之所有相片貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差 11. 全部時間之所有相片貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差





變項類型	類型說明與變項名稱
各種貼文留言情感值 (snt_cmt_allpost)	12. 近一年時間之所有相片貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	13. 全部時間之所有事件貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	14. 近一年時間之所有事件貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	15. 全部時間之所有事件貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	16. 近一年時間之所有事件貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	17. 全部時間之所有音樂貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	18. 近一年時間之所有音樂貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	19. 全部時間之所有音樂貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	20. 近一年時間之所有音樂貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	21. 全部時間之所有網誌貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	22. 近一年時間之所有網誌貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	23. 全部時間之所有網誌貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	24. 近一年時間之所有網誌貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	25. 全部時間之所有連結貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	26. 近一年時間之所有連結貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	27. 全部時間之所有連結貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	28. 近一年時間之所有連結貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	29. 全部時間之所有其他貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	30. 近一年時間之所有其他貼文留言之正向詞語月均量與負向詞語月均量之差
	31. 全部時間之所有其他貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差
	32. 近一年時間之所有其他貼文留言之正向詞語人均量與負向詞語人均量之差



運用資料探勘技術預測分析持續互動性高之粉絲團：以臉書醫療健康粉絲團為例