

國立政治大學數位內容碩士學位學程

碩士學位論文

基於顧客體驗旅程的搜尋廣告生成

Advertisement generation based on customer experience

journey for search advertising



指導教授：黃瀚萱 博士、陳宜秀 博士

研究生：張硯筑 撰

中華民國 一零九 年 七 月

謝辭

起初覺得兩年的研究生涯很漫長，隨著與指導教授們的晤談次數漸增，日子卻飛快似的流逝，但每當以為走到盡頭，便又會發覺距離終點的道路阻且長，好在教授們總會循循善誘，給予了我諸多啟發與靈感，使我頓開茅塞，而在我感到萬念俱灰之際，亦指引我走向光明的道路，我從中發覺也許努力並不困難，難的是持續努力，研究就像是過往生活歷程的縮影，體現了我對於生活的探索與知識的渴求，隨手將好奇心過後的悸動轉化為標本，珍藏於論文集之中，保留了時空環境衝擊下的斑斑軌跡，以此記錄我一路走來的心路歷程，在過程中最感謝的是我的指導教授黃瀚萱教授，引領我步入 AI 的世界，從零到一練就「左手寫字、右手打 Code」的技能，在論文撰寫期間耐心地教導與激勵我，使論文得以如期完稿，同時也很感謝陳宜秀教授所給予的寶貴建議與指正，使本研究增添更多可能性，亦讓本論文更臻至完善，在此致上最深摯的謝意。

另有賴於諸多師長與朋友的協助，以及客戶的信任，讓我能夠著手進行商業實驗，特別感謝 Teddy 的鼎力支持，還有在過程中曾經予我協助的同事們，提供我一些實務上的建言。此外，感謝林鼎鈞為我的求學生涯增添了許多樂趣，也時常給予我鼓勵與支持。最後，感謝關心我的家人，使我在求學之餘無後顧之憂，得以順利完成學業。

張硯筑 謹致

國立政治大學 數位內容碩士學位學程

中華民國一〇九年七月

Abstract

Search advertising is a huge online market in which many types of products are recommended and tens of billions of transactions are conducted each day. It has been proven to be a successful business method of online marketing and, consequently, attracting high attention from academics and practitioners. However, in recent years, due to heightened levels of self-awareness and shortened attention span of customers, manually tailoring these advertisements has become a bottleneck in lieu of rapid growth and demand of efficiency.

We present a novel approach to automatically generate search advertising copies (texts) that relies on Natural Language Processing (NLP) technology. Unlike most of the previous works that focused on the pricing model, this approach aims to improve the performance of search-based advertising based on the consumer behavioral stages in the marketing funnel model. This work introduced an individual recommender system based on the LSTM auto-encoder model, and implemented it in an A/B testing experiment designed to follow the automated re-marketed strategy, replacing the manual parameters-setting tasks with multiple automated tasks and making search advertising more effective for brand-seeking to user behaviors. To support the experiment, we also conducted a survey and in-depth interviews to discover insight into consumer's clicking and keyword searching behaviors. Data analyses revealed that automated search advertising improved the conversion rate by 83% and decreased the average cost per conversion by 54%, indicating the promising application of this novel approach to adopt artificial intelligence (AI) in the future of search advertising.

Keywords : AI 、 NLP 、 Marketing Funnel 、 Search Advertising 、 Remarketing

摘要

在顧客自主意識抬頭及注意力稀缺的挑戰之下，該如何成功吸引顧客快速找到其所需要的資訊，將是品牌商所面臨的嚴峻考驗。本研究為行銷自動化提供了一套策略性精準行銷解決方案的演示，將行銷理論框架與廣告操作實務接軌，運用自然語言處理技術自動生成搜尋廣告文案，並以自動化流程篩選出最適合的關鍵字。透過本系統能夠大幅降低製作搜尋廣告的時間成本，在短時間內便能快速生成大量搜尋廣告，避免錯失顧客的最佳購買時機，並突破搜尋廣告不易進行再行銷的困境。本系統以行銷漏斗框架結合顧客旅程，進而優化各階段的關鍵接觸點體驗，為行銷人員在快速變動的廣告市場中，提供最佳化整合行銷綜效的解法，同時創造人工智能技術於搜尋廣告應用的新價值。

本研究從發掘關鍵字展開，接著以 NER 分辨不同類型的關鍵字，再以價值光譜模型與 TF-IDF 演算法去蕪存菁篩選出含金量高的關鍵字，並以 TensorFlow2.0 框架構建 LSTM 生成模型，以便自動生成搜尋廣告文案。本研究採用問卷調查法、深度訪談法及 A/B 測試探討如何自動生成匹配顧客意圖的動態搜尋廣告，並深入剖析顧客在不同購買階段的搜尋行為。研究結果發現採用自動生成的搜尋廣告能使轉換率提高 83%，同時平均每次轉換費用降低 54%，成功讓顧客將消費意圖轉化為具體行動，有助於降低行銷成本並提升生產效能，顛覆既有思維以重塑顧客旅程，進而為顧客打造更多個人化體驗和價值。

關鍵字：人工智能、自然語言處理、行銷漏斗、搜尋廣告、再行銷

目錄

謝辭	II
ABSTRACT.....	III
摘要	IV
目錄	V
表目錄	VII
圖目錄	VIII
第一章 緒論	1
第一節 研究背景.....	1
第二節 研究動機.....	3
第三節 研究目的.....	5
第四節 研究問題.....	7
第五節 研究架構.....	11
第二章 文獻回顧	13
第一節 搜尋廣告的生態.....	13
第二節 由顧客旅程思考需求落差.....	17
第三節 強權競爭下的關鍵字規劃策略.....	19
第四節 廣告場域中的自然語言生成應用.....	22
第三章 系統設計	25
第一節 資料蒐集與預處理.....	27
第一項 訓練資料來源.....	27
第二項 資料預處理.....	29
第二節 命名實體識別.....	30
第三節 價值光譜模型.....	31
第四節 TF-IDF 演算法.....	32
第五節 LSTM AUTO-ENCODER 模型生成.....	32

第六節 搜尋廣告之動態再行銷機制.....	35
第四章 研究方法	37
第一節 研究個案.....	37
第二節 實驗設計.....	38
第一項 AI 廣告生成技術可行性問卷調查.....	38
第二項 搜尋廣告之市場測試 (A/B testing)	39
第三項 深度訪談.....	44
第五章 研究結果	46
第一節 NLG 生成模型訓練及評比.....	46
第二節 BLEU 自動成效評估	48
第三節 問卷調查統計與分析.....	50
第四節 A/B 測試統計與分析.....	52
第五節 深度訪談內容分析.....	57
第六章 結論	61
第一節 研究發現.....	61
第二節 研究限制.....	64
第三節 研究貢獻.....	65
第四節 未來發展.....	65
參考文獻	67
附錄一 訪談題綱	73

表目錄

表 3.1：數據特徵列表.....	27
表 3.2：各關鍵字類型範例.....	30
表 4.1：自動生成之搜尋廣告文案範例.....	41
表 4.2：受訪者基本資料表.....	44
表 5.1：五種 NLG 模型的損失函數.....	46
表 5.2：各方法生成之文案範例.....	48
表 5.3：BLEU 評分結果.....	49
表 5.4：人工及模型生成文案的通順程度評估.....	50
表 5.5：人工測試通順程度評估的成對比較.....	51
表 5.6：A/B TESTING 之廣告成效表.....	53
表 5.7：各類型關鍵字的廣告成效差異.....	56

圖目錄

圖 2.1：全球搜尋引擎市場份額.....	15
圖 2.2：GOOGLE 搜尋廣告的演變史.....	16
圖 3.1：自動生成搜尋廣告之系統架構圖.....	26
圖 3.2：價值光譜模型.....	31
圖 4.1：搜尋廣告示意圖.....	40
圖 5.1：TRAINING PROCESS.....	47
圖 5.2：人工文案判讀之通順程度評估問卷結果.....	52
圖 5.3：自動與人工搜尋廣告的未轉化率差異.....	54
圖 5.4：自動與人工搜尋廣告的點擊率差異.....	55

第一章 緒論

第一節 研究背景

隨著人工智能 (Artificial Intelligence, AI)¹ 的演進與數據驅動，數位行銷產業正面臨前所未見的變革，諸多挑戰繼踵而至，同時亦衍生大量商機。根據 IDC² 統計，至 2018 年 75% 企業至少會有一項商業應用仰賴於 AI 或機器學習功能，企業以數據為驅動力，體現智能化營運已是必然趨勢，因為數字不只意味著金流，更代表著預測人類行為與探索未來世界樣貌的重要線索(陳愷新, 2018)。Business Insider³ 研究報告也指出，AI 應用能夠增強行銷人員數據分析的能力，協助行銷人員更有效率的策劃和執行活動，科技有助於縮短生產時間，但在自動創建廣告內容方面，仍處於初步階段 (Gallagher, 2018)。

現今顧客旅程已與過去有很大的差異，顧客追尋獨特且具個人化的購物體驗，其主因為個人化服務會提高顧客的注意力，因為那些服務是針對顧客的喜好而設計，所以顧客會優先注意到那些資訊和行動呼籲。心理學家 Cordova & Lepper (1996) 的實驗指出，個人化服務之所以能提升注意力的關鍵為「知覺勝任能力」(Perceived Competence)，意指個體對自己的能力，以及控制其環境

¹ 人工智能亦稱人工智慧，是電腦科學的一個分支，它企圖瞭解智能的本質，並生產出與人類智能相似的機器，該領域的研究包括機器人、語言識別、圖像識別、自然語言處理和專家系統等。

² 國際數據資訊是一間從事市場研究、分析和諮詢的公司，專注於資訊科技、電信和消費科技。IDC 是國際數據資訊集團的全資子公司。

³ 在 2009 年 2 月建立的美國商業新聞網站，曾榮獲時代雜誌的最佳 25 個金融網站之一。

和狀況能力的自我感知，個體通常會選擇較適合其能力水平的挑戰。個人化內容能夠增強顧客心中的動機，因為這些資訊跟自身相關，反之非個人化的內容，顧客可能就不容易注意到，因為顧客只會將稀缺的注意力，保留給跟自己最相關的內容。

事實上，人類平均注意力約為八秒，甚至比金魚還低（周雪君，2015），因此吸引顧客的注意力並非易事，顧客所尋求的不再只是大量資訊，而是最符合自身需求的個人化內容，因此首要任務便是洞察顧客心中的意圖（Intention），其意味著顧客心中想做與希望實現的事情，也是人們內心狀態所產生的複雜需求。掌握顧客意圖並創造需求情境，提供更為個人化的內容，如此便能成功吸引顧客的目光，而數位行銷的優勢就在於，透過顧客意向、興趣、網路行為足跡和購買歷史紀錄，瞭解不同顧客的行為輪廓，制定差異化產品、服務及市場策略，打造個人化的消費體驗，進一步促成交易的轉化。

然而萬物聯網（Internet of Everything, IoE）日漸普遍，顧客所產生的數據量急遽拉升，諸如亞馬遜（Amazon）所推出的快速按鍵補貨系統（Dash Replenishment Service, DRS），透過傳感器自動檢測耗材的使用情況，讓系統自動訂購新的耗材，這使得線下的顧客行為得以數據化，因而產生大量且多樣化的數據，但行銷人員通常難以有效的整合並應用數據導出可執行的策略，因而人工智能在數位行銷產業中，扮演著不可或缺的角色，AI 在行銷領域中應用最廣泛的便是「個人化行銷」，例如：Airbnb 藉由數據驅動優化搜尋結果，傳統搜尋結果會依照指定地點周邊的住宿排序，而 Airbnb 則根據顧客的偏好與搜尋紀錄來排列，以確保更準確的媒合旅客與房東，最後配對成功的次數顯著增加，且比預訂轉換率提高了將近 4%（Jacob, 2019）。

人工智能已成為推動行業轉型的催化劑，許多旅遊公司應用機器學習

(Machine Learning, ML) 和自然語言處理 (Natural Language Processing, NLP) 等 AI 技術來提升顧客體驗，像是全球知名旅行品牌 Amadeus 利用顧客的偏好、瀏覽行為、過往的旅行信息，以及忠誠度計劃，建立了一個複雜的機器學習模型，為顧客定制專屬的旅行優惠。Google Flights 串聯眾多第三方服務提供商，用來推薦適合的航班和票價，還提供「日期提示」的功能，可以根據旅客的目的地提供更便宜的旅行方案。如前所述，運用 AI 能將顧客行為數據轉化成洞察，使行銷人員更精確預測旅客偏好，制定個人化商品服務與優惠，以提供更佳的服務體驗。

當顧客對品牌的期望持續提升，其判斷廣告是否值得觀看的標準也隨之提高了，因此該如何確保潛在顧客會注意到品牌的廣告，是行銷人員急欲解決的問題之一，當廣告投遞給符合身分或背景條件的目標受眾，卻不能保證廣告會滿足顧客隱晦難解的需求與渴望，仍需考量廣告內容的相關性與出現的時機，須將廣告內容情境與顧客意圖進行匹配，方能引發顧客共鳴，但製作大量個人化廣告相當曠日費時，如若運用 AI 技術則能省去大量人工製作的時間，快速達成自動生成個人化廣告的目標，但目前應用仍處於剛起步的發展階段，尚無法廣泛應用於真實場景之中。

第二節 研究動機

根據 Google 內部資料顯示，超過 54% 台灣民眾在需要解決問題時，第一時間會透過 Google 搜尋查找相關資訊 (Chin, 2018)，以利提升自己對所需產品的瞭解，顧客不再被動接受產品資訊，轉而採取主動搜尋答案，並仰賴資訊進行消費決策，因此在一個完整的消費歷程中，隱含著顧客不斷探詢答案的過程。

舉例而言，在農曆新年假期相關搜尋中，從九月份起即有搜尋聲量開始尋求春節旅遊規劃相關字詞，可見顧客在需求產生時，便會開始著手搜尋資訊，因此搜尋即是顧客意圖的展現。顧客上網搜尋的意圖各有不同，其搜尋動機通常難以猜測，因為即使是懷著相同意圖的顧客，也可能會使用不同的關鍵字進行搜索，且顧客的點擊行為在各個關鍵字詞之間變化莫測。Zhou et al. (2019) 指出顧客的興趣是多樣的，這導致了興趣的漂移現象，顧客對不同搜尋結果的點擊行為，分別受到不同興趣的影響，且興趣會隨著時間的推移而產生動態變化，這使得捕捉顧客行為資料背後潛在的意圖非常困難，因此也有越來越多的學者投入相關的研究。

學者廣泛地運用行銷漏斗(Marketing Funnel)框架，來瞭解行銷如何運作，將顧客評估產品時所經歷的考慮過程，視作一個漏斗模型，當潛在顧客進入漏斗頂端，經過一連串分階段的過程，最後就會轉化成交易 (Kim et al., 2019; Court, Elzinga, Mulder & Vetvik, 2009; Howard & Sheth, 1969)。因此，行銷人員需透過最大化漏斗頂端的數量，並降低顧客的流失率，才能夠增加實際成交或轉換數。然而，現今顧客旅程早已偏離了傳統的路徑，顧客的行為並非以直線進行，顧客能夠任意跳轉至不同階段，因此企業需專注在關鍵接觸點 (Touch Point) 體驗，透過服務創新⁴以影響顧客的決策，同時融入顧客體驗思維，跳脫過往從「企業視角」出發的框架，深入分析顧客行為背後的潛在因素。

通常顧客的搜索行為會涉及與其購買有關的多個關鍵字詞，但現今搜尋廣告缺乏精準再行銷的機制，無法根據顧客的興趣進行即時動態調整，因此不易提供個人化的顧客體驗旅程，且難以預測顧客會用哪些關鍵字進行查詢，所以行銷人員亦無從得知該如何依據行銷目標，調配不同類型的關鍵字比例與組合。

⁴ 服務創新是指運用有別於以往的設計或技術手段改進原本的服務方式。

此外，經由人工撰寫廣告文案曠日費時，這使得撰寫廣告文案的成本居高不下。因此，本研究希望能解決上述問題，並進一步探討顧客在旅程中，如何使用多個關鍵字及其組合，進而從中辨別顧客所需的體驗內容 (Lemon & Verhoef, 2016)，以此作為改進搜尋廣告的基礎，並結合人工智能技術打造自動化的搜尋廣告，節省人工作業的時間，讓效率和品質同步提升，期望創造顧客旅程的感知價值，協助品牌更有效率地運用數據，打造更多個人化體驗和價值。

第三節 研究目的

顧客搜索經常涉及由需求和意圖驅動的關鍵字組合，故本研究探討顧客如何使用多個關鍵字詞搜索商品，以及品牌該如何在搜索廣告活動中有效地競價購買多組關鍵字詞，並根據市場趨勢動態調整關鍵字組，以及應用自然語言生成 (Natural Language Generation, NLG) 實現自動化產生廣告內容的目標，善用歷史資料將數據轉換成營收，讓看似無數的數據發揮最大效用，由內而外提高企業生產效能。

Lemon & Verhoef (2016) 整理過往學者研究，表明顧客旅程包含過去的顧客體驗 (Previous Experience)、現在的顧客體驗 (Current Customer Experience) 以及未來的顧客體驗 (Future Experience)。因此，顧客體驗代表著顧客在旅程中的主觀感受，也是品牌作為檢討服務缺失，並改善購買流程的參考依據。在整個顧客旅程中，存在著諸多不同的接觸點，而且顧客旅程是一個不斷變化的動態過程，也正因如此，所以顧客旅程中的購買階段，難以被歸納定義，導致專家學者們眾說紛紜，其中以行銷漏斗框架為顯學，亦被廣泛應用於業界，因此本研究欲探討顧客的點擊行為，是否如同行銷漏斗理論所述。

目前自然語言生成技術多應用於新聞領域，如 PR Newswire⁵報導指出在 2019 年英國大選時，BBC News⁶運用自然語言生成技術實現半自動化新聞報導，在唱票後幾分鐘內便發表英國 690 個選區的本地選舉新聞和大選結果，證明自然語言處理技術改變了人們的工作方式。Yahoo 運用自然語言生成技術自動生成熱門新聞關鍵字與標題，依據新聞量多寡、曝光度及點擊率等指標，將新聞事件依照權重排序，挑選熱門新聞的關鍵字組，每小時就能自動更新一次，更能即時提供當下發生的熱門事件，最終讓新聞熱搜榜的單月點擊率提升了 234 %（陳怡如，2019）。

由此可見自然語言生成技術確實能改善生產流程，為企業帶來優異的成效，但在行銷領域的應用較少，且集中於電子商務與社交廣告，因此本研究欲探討自然語言處理技術於搜尋廣告的應用，並進一步探析高點擊率的廣告具有何項特質，藉由過往的廣告數據、新聞與社交媒體網站上的用戶原生內容作為訓練資料，從中提煉出打動人心的廣告內容，並找出成功的廣告模式，提供行銷人員判別廣告好壞與留存的依據，期能達到更出色的行銷成效。

綜上所述，本研究之研究目的有三：

1. 掌握顧客在不同購買階段的搜尋軌跡，並預測顧客可能採取的消費行動，進而打造出符合顧客期望的搜尋廣告，以利優化顧客的體驗旅程。
2. 探討 AI 廣告生成技術的應用，以數據生成具商用價值的廣告內容，並

⁵ 美通社，中文全稱「美國企業新聞通訊公司」，是一個為公司新聞與公共關係提供服務的大型通訊社，在全世界超過十國以上設有辦公室，使用語言可達 40 種，影響範圍可擴及 170 個國家和地區。

⁶ 英國廣播公司新聞網，是英國廣播公司旗下負責新聞搜集和發布的部門，提供最新國際新聞的詳細內容，也是英國最受歡迎的新聞網之一。

透過市場機制驗證自動化搜尋廣告的可行性與市場接受度。

3. 了解大數據與人工智能技術，將如何帶動數位行銷產業轉型，以及「行銷自動化」的未來發展。

第四節 研究問題

廣告流量紅利逐漸消失，為了有效降低獲取新客的成本，了解顧客最看重哪些關鍵字組，以及不同類型的關鍵字所驅動的價值變得十分重要，但因顧客的興趣多樣且毫無規律，使得預測關鍵字成為一項艱鉅的任務。在這種情況下，通常廣告商會購買大量關鍵字，以免與顧客失之交臂，但卻也導致搜尋廣告成本的增加。然而，行銷人員對於該如何判別關鍵字是否具有效益，以及該如何相互搭配才能累積帶來可觀流量，仍尚未有定論，直至 Dodson (2019) 提出「搜尋量高、競爭程度⁷低」的關鍵字挑選準則，透過搜尋量確保有一定程度的受眾基數，再以競爭程度判斷廣告能否在競價機制中勝出，但此作法僅考量了廣告能否有機會露出，卻忽略了顧客是否會點擊廣告的機率。

現階段缺乏篩選合適關鍵字的機制，因為難以事先評估關鍵字的成效，所以通常是待廣告投放完畢後，再依據結果去判別關鍵字的優劣，然而影響廣告成效的因素眾多，無法直接歸咎於關鍵字，而且在不同時空環境背景下，也可能會招致不同的結果。舉例來說，在嚴重傳染病爆發期間，民眾對於國外旅遊的需求下降，連帶著旅行社的搜尋量跟著下降，當疫情結束後，旅遊的需求會

⁷ 考量廣告的出價金額、競價期間廣告品質、廣告評級門檻、競價中的競爭力、使用者進行搜尋當下的時空背景，還有額外資訊與其他廣告格式的預期成效，判定廣告是否能夠顯示的指標。

呈現報復性反彈，而旅行社的流量亦會回升，意味著即使都採用同一個關鍵字，但在不同時機的搜尋量仍有所差異，因此無法單以廣告成效去判別關鍵字的優劣，還需將其它可能的因素納入考量。

因此，本研究基於「搜尋量高、競爭程度低」的關鍵字準則結合 TF-IDF (Term Frequency - Inverse Document Frequency) 演算法，打造出自動化的關鍵字篩選系統，解決在關鍵字操作上的盲點。經過關鍵字探勘後，可以得出諸多適合的字詞，為了確保關鍵字可以涵蓋到所有相關的主題，通常行銷人員會將關鍵字依據屬性進行分類，像是與產業相關的通用關鍵字，作為產業字；包含競爭對手品牌名稱的關鍵字，作為競品字；和產品特性或使用情境相關的關鍵字，作為產品字等等。先前許多研究證實採用競品關鍵字，可以接觸到更多潛在顧客，但較少研究關注哪種類型的關鍵字最能有效帶來流量，以及各類型的關鍵字背後分別意味著什麼樣的消費意圖，又該如何搭配不同類型的關鍵字，才能夠有效網羅所有潛在顧客，並在廣告效益與成本之間取得平衡。

透過關鍵字佈局可以觸及理想的目標受眾，將品牌帶到顧客眼前，但吸引顧客點擊的關鍵，仍在於廣告文案，好文案並非指文字優美，而是要能夠符合顧客意圖，以顧客的需求為出發點，描繪出產品可以為其解決哪些問題、帶來什麼好處，不見得要揭示產品資訊，重點是能夠吸引顧客注意力，並展示品牌的獨特銷售主張⁸，因此需針對特定對象進行說服，明確塑造使用情境或產品優勢，讓顧客萌生購買動機，並在廣告中包含額外延伸資訊，諸如促銷期間、銷售通路、產品售價等相關訊息，促使顧客將動機轉化成具體行動。

然而，對於行銷人員而言，為了要寫出好文案需多方參考且不斷練習，但

⁸ 強調產品有哪些具體的特殊功效和能給顧客提供哪些實際利益，同時這是競爭對手無法提出或沒有提出的主張。

撰寫大量廣告文案相當費時，若透過 AI 技術則能大幅縮減作業時間，快速生成符合顧客需求的廣告文案，避免錯失顧客的最佳購買時機，為了驗證自然語言生成技術有助於搜尋廣告生成，並衡量其廣告效果，本研究提出了以下問題：

Q1：自動生成之搜尋廣告的點擊率和轉換率，是否會勝於人工之搜尋廣告呢？

Q2：採用自然語言生成的搜尋廣告文案，能否不經人工編修便直接使用於廣告投放呢？

Q3：競品關鍵字相較於其他類型的關鍵字而言，能否獲取更高的曝光量？不同類型的關鍵字詞分別具有哪些廣告效果？

以此探討系統化篩選與人工挑選的關鍵字廣告成效之差異，用以解決目前無法辨別哪些是最適關鍵字的問題，在此以廣告的點擊率和轉換率作為判別的標準，接著深入討論四大類別之關鍵字的曝光量、點擊率及轉換率，以利分析各類型的關鍵字在不同計量指標中的廣告成效。舉例而言，產業字能夠帶來較多的曝光量，但在點擊率的表現可能較差；相反的，產品字也許在曝光量較低，但在點擊率的表現可能較佳。以此可瞭解不同關鍵字在搜尋廣告中所代表的意義，讓未來行銷人員在操作搜尋廣告時，能夠依據行銷目標，進行各類別關鍵字比重的調配，進而成功達到行銷的目標。

藉此瞭解以自然語言生成的搜尋廣告文案，是否具有可行性與市場接受度，故將自動生成與人工撰寫的搜尋廣告文案進行比較，欲了解兩者於點擊率是否具有顯著差異，進而評估自動化搜尋廣告文案的可能性。基於 Abrams & Schwarz

(2007) 的研究指出顧客的點擊率愈高，代表著顧客體驗愈佳，因為點擊行為象徵著顧客對品牌的體驗感受，而轉換行為則意味著顧客的具體行動，故本研究以此指標作為顧客體驗的辨別標準。研究目的在於產出可實際大量投放的廣告文案，解決人工作業過於耗時的問題，運用 AI 技術自動生成廣告文案能配合行銷活動檔期，更即時更新與調整廣告文案內容，使行銷人員能事半功倍。

本研究根據行銷漏斗框架將關鍵字分類 (Court, Elzinga, Mulder & Vetvik, 2009)，在搜尋過程的前期階段，顧客不確定市場中存在哪些品牌或產品，因此傾向搜尋產業字，用以瞭解市場中存在哪些品牌，而後隨著顧客積累足夠的資訊後，搜尋詞彙將變得更加具體，傾向搜尋品牌字與競品字，以此查找出最能符合其需求的品牌，再依據品牌資訊延伸查詢品牌旗下的產品，因此在搜尋過程的後期階段，顧客會較傾向搜尋產品字。本研究將顧客使用的關鍵字分為三個層次，並研究顧客的搜索及點擊行為是否會以直線方式進行，即流量依序從產業字、品牌字/競品字至產品字遞減，進而了解顧客的數位足跡。

瞭解顧客旅程有助於品牌檢視既有的服務流程，並運用科技加以改善接觸點體驗，藉此提高顧客的滿意度，因此本研究以自然語言生成的動態搜尋廣告，提供顧客最符合其需求的廣告文案，縮減顧客在站內查找商品的過程，提升顧客回訪的機率，並增強購買的便利性，重新塑造顧客體驗旅程，並從中分析該如何透過「行銷自動化」降低廣告的試錯成本，因而提出了以下問題：

Q4：顧客的搜尋行為是否與行銷漏斗框架一致，使得曝光量由產業字至產品字呈現倒金字塔型逐步遞減？若與行銷漏斗框架不同，可能是由何種原因所造成的呢？

根據先前研究表明，行銷漏斗框架意指顧客會經歷由產業、品牌/競品至產品的搜索過程，該過程會以直線方式進行，所以流量會呈現倒金字塔型逐步遞減，故其曝光量應從產業字遞減至產品字，若是產品字的曝光量大於產業字，則意味著與行銷漏斗框架不一致。藉由此研究問題，期能釐清顧客行為的改變，了解各個顧客的需求，提供客製化的服務訊息，善用數據驅動其行銷策略，以加強個人化消費體驗，創造顧客旅程新價值。

Q5：依顧客興趣演化的動態搜尋廣告文案，相較於固定的搜尋廣告文案而言，是否更能符合顧客在再次行動階段⁹所期望看到的廣告文案呢？

上述研究問題欲探析動態再行銷的搜尋廣告，相較於固定的搜尋廣告而言，是否更能夠符合顧客的期望，因此本研究欲探討顧客在購買決策階段的搜尋行為，以及在每一個階段之間會採用何種方式，進行下一個階段的搜尋過濾，藉此評估依顧客興趣演化的動態再行銷搜尋廣告，能否更貼近顧客在再次行動階段的期望，進而提升顧客感受價值並創造良好的顧客體驗。

第五節 研究架構

本研究旨在評估自然語言生成技術應用於搜尋廣告的效果，並探討該如何透過科技調整廣告投放策略，以符合顧客搜尋行為的演變，進而達到優化顧客

⁹ 著名學者洛克(Derek Rucker)將顧客的購買決策階段分成認知(Aware)、態度(Attitude)、行動(Act)和再次行動(Act again)階段。

旅程的目標。本研究分為兩個階段進行：首先，分析顧客在不同旅程階段中的搜尋行為模式與廣告平台的競價機制，並運用系統化的方式找出最貼近潛在顧客的搜尋字詞，使廣告能夠推送至目標客群眼前；其次，了解顧客的消費意圖及偏好，打造能引起共鳴的廣告文案，協助顧客於眾多的訊息中，快速找到所需的資訊，並促使顧客作出行動。有鑑於此，本研究的重點是探索顧客旅程的脈絡，運用人工智能技術使服務創新，以廣告的曝光量、點擊率及轉換率作為衡量的指標，並結合系統分析方法深入探討符合顧客需求的廣告具備哪些功能及特徵，以利能持續優化顧客體驗旅程。

為了驗證此自動生成搜尋廣告系統的效能，本研究分為三個部份進行實驗測試，分別是 AI 廣告生成技術可行性問卷調查、搜尋廣告之市場 A/B 測試(A/B testing)¹⁰及深度訪談，問卷調查是為了確保人工無法輕易識別出機器生成與人工撰寫的差異，這使得兩者之間具有可比性。廣告投放之 A/B 測試則從真實市場反應檢視自動化搜尋廣告，能否滿足變化莫測的顧客意圖，但廣告測試會基於研究個案而有所侷限，因此本研究亦採用深度訪談，更全面且深入了解顧客內心對於搜尋廣告文案的期望及喜好，以利能成功達到本研究之目的，使企業提升運營效率，進而讓品牌再創成長曲線。

¹⁰ A/B 測試為一種隨機測試，將兩個不同的版本進行假設比較，該測試運用統計學上的假設檢定和雙母體假設檢定。

第二章 文獻回顧

第一節 搜尋廣告的生態

在產業數位化浪潮下，顧客利用不同的媒體來源獲取他們所尋求的資訊，從而影響他們何時、何地，以及如何選擇品牌 (Batra & Keller, 2016)。線上搜尋已經成為顧客旅程中的重要一環，特別是當他們在品牌考慮階段，欲積極尋找和認知品牌資訊，以滿足他們的需求和願望，以及選擇特定的購買渠道 (Batra & Keller, 2016; Lemon & Verhoef, 2016)。因此，出現了搜尋引擎行銷的形式，包括搜尋廣告、搜尋引擎最佳化和定位廣告¹¹等等 (Wedel & Kannan, 2016)。先前的研究表明，搜尋廣告可以幫助品牌提升知名度，無論人們是否有點擊廣告 (Yoo, 2014)，搜尋廣告徹底改變了網路的本質 (Laffey, 2007)，成為獲取客戶和品牌競爭的重要途徑 (Chan et al., 2011; Rutz & Bucklin, 2011)。

根據 DMA¹²公布的《2019 年台灣數位廣告量統計報告》顯示，在科技與數據應用的雙管齊下，台灣數位廣告一般媒體平台投放費用為 289.78 億，其中以搜尋廣告為最大宗，佔全體廣告市場量的 39%，且搜尋廣告持續保持正向的成長力道，在 2019 年成長率為 18.7%，是主導廣告市場發展的重要力量。搜尋廣告同時也是搜尋引擎的主要收入來源 (Jafarzadeh et al., 2015)，搜尋引擎以廣告形式向顧客提供有用的資訊，而廣告則增加了顧客對在搜尋引擎上找到有用

¹¹ 定位廣告是與特定商家位置有關聯的搜尋廣告。這類廣告會出現在地圖、搜尋引擎，以及廣告網路。

¹² 台灣數位媒體應用暨行銷協會 (簡稱 DMA)，為台灣地區具規模與影響力的數位行銷協會。

資訊的期望，因此顧客更有可能返回搜尋引擎，並善用廣告從中找到所需的資訊，其實顧客並不反對搜尋廣告，若搜尋廣告的內容足夠有價值，部分顧客實際上更喜歡觀看廣告 (Sahni, Navdeep, Zhang & Charles, 2020)。

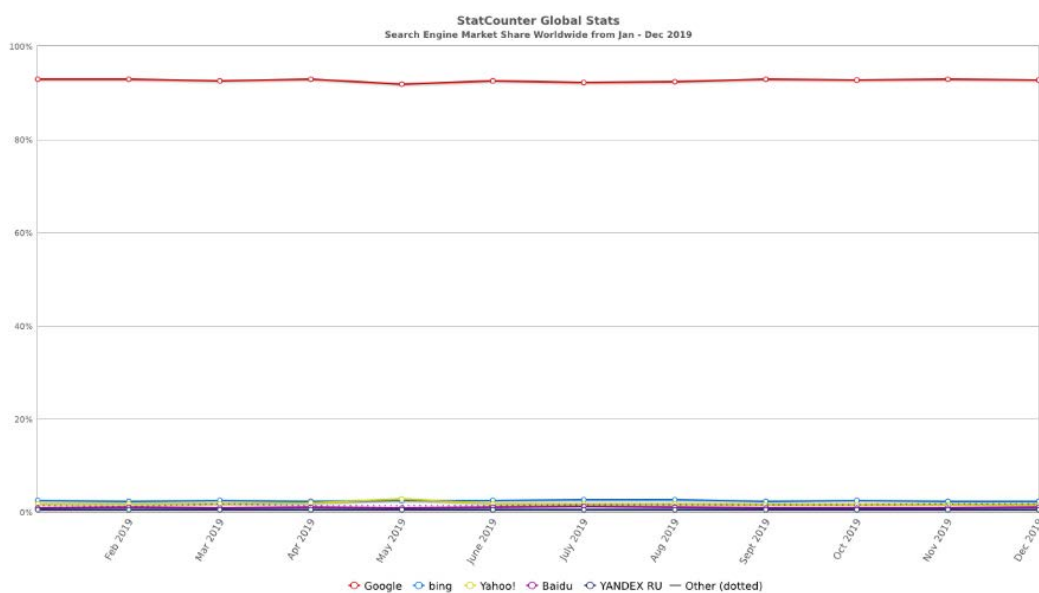
當顧客在搜尋引擎中輸入關鍵字後，搜尋引擎會顯示兩種類型的搜索結果，分別是自然搜尋結果與付費搜尋廣告。搜尋廣告是廣告商以競價關鍵字的方式，依據廣告出價和品質分數為廣告排名，並在搜尋引擎結果頁面上展示其廣告來回應顧客的查詢 (Jansen et al., 2009)。舉例而言，若廣告商的單次點擊出價偏低，但廣告的品質分數很高，廣告可能會取得較好的廣告評級，並贏過其他單次點擊出價較高的競爭對手，取得廣告露出的機會。由於廣告競價系統採用動態競價機制，因此廣告的定價不盡相同，需視廣告的品質分數和競標的激烈程度而定。

自然搜尋結果和付費搜尋廣告之間具有正相關性，在投放搜尋廣告的情況下，自然搜尋結果的點擊次數亦會顯著增加，其原因有二：第一，當網站在自然和付費列表中都名列前茅，會使顧客感到備受鼓舞，進而更願意點擊自然搜尋結果。其次，顧客點擊付費連結進入網站，會提高網站的顧客滿意度，使後續搜索結果中的自然排序向前挪移，網站自然也有較高的機率被顧客看見 (Yang, Sha & Ghose, 2010)。搜尋廣告相較於其他廣告而言，搜尋廣告與顧客的需求關聯性較高，因為搜尋廣告屬於被動性質，只有顧客輸入特定關鍵字才會曝光，所以對顧客的干擾與侵入性較小。

依據 StatCounter 統計結果顯示，2019 年全球搜尋引擎市場份額前三排名依序為 Google (92.51%)、Bing (2.45%) 及 Yahoo (1.64%)，由此可知 Google 是全球影響力最大的搜尋引擎，平均每日處理來自世界各地超過 30 億次的查詢 (如下圖 2.1)。對於廣告商而言，Google 搜尋廣告代表著一個極佳的投資機會，

因為搜尋引擎是顧客在搜索產品和服務時經常使用的起點，故在 Google 搜尋引擎上投放廣告就能觸及到大量的潛在受眾(Schultz, Carsten, Holsing & Christian, 2017)。

圖 2.1：全球搜尋引擎市場份額



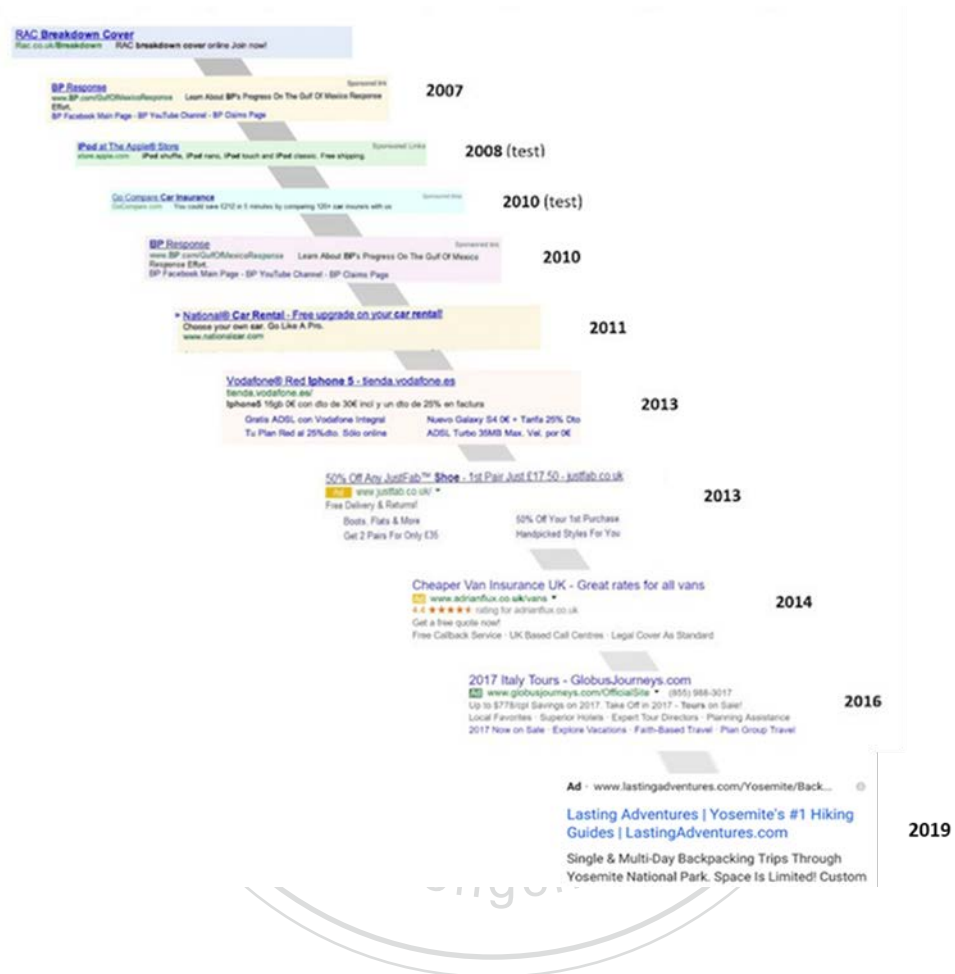
資料來源：Statcounter. Search Engine Market Share Worldwide. Retrieved from <https://reurl.cc/yyz29q> (Feb 14, 2020)

隨著 Google 搜尋引擎不斷演化，搜尋結果的呈現方式愈發近似於搜尋廣告，從最初的粗體加不同底色、不同顏色的網址，演變至今只剩下標題上方圖示的差異（如下圖 2.2），新設計雖然能讓整體色調更加統一，但卻也使廣告變得更不明顯。此外，新設計還取消了廣告區¹³的設計，讓廣告能自由插入更多不同的位置，容易造成顧客混淆，尤其是老年人和沒有受過高等教育的顧客（Daly,

¹³ 過去 Google 將廣告集中在搜尋結果上方，稱之為「廣告區」。

Angela, Scardamaglia & Amanda, 2017), 然而這也為品牌投資搜尋廣告帶來更多的誘因。

圖 2.2：Google 搜尋廣告的演變史



資料來源：整理自科技島讀，當每一個搜尋結果都像廣告 (Jan 23, 2020)。檢自 <https://reurl.cc/yy24rq> (Feb 14, 2020)

第二節 由顧客旅程思考需求落差

科技正在改變顧客的行為 (Ertemel, Veysel, Peyk & Peyvent, 2018)，由於技術與資訊量爆炸式成長，顧客不再遵循品牌規劃好的購物流程，轉而自主開創新旅程。因此，品牌商和服務提供者爭相研發數據分析工具，企圖瞭解真實的顧客旅程並奪回控制權，試圖預測他們的下一步行動，並提升每一個接觸點的顧客體驗，希冀能加強與顧客的互動，滿足顧客對於服務的需求與期待，以利維持競爭優勢。為了掌握顧客旅程的全貌，各業者及專家學者紛紛絞盡腦汁，希望歸納出顧客行為背後的脈絡¹⁴，也因此提出了各式各樣的分析方法，最常見的分析方法就是 SWOT¹⁵，SW 為內部分析，包含 5C¹⁶和波特五力分析¹⁷；OT 則為外部分析，其中又分為大環境分析 PESTEL¹⁸和微環境分析的競爭者分析、消費者分析等等。透過上述的分析方法，嘗試去瞭解問題的全貌，並從脈絡中找到洞見 (Insight)，藉此提出創新的解決方案。

¹⁴ 脈絡指的是人們在行動時所處的情境，包含社會背景環境和環境中人的行動。情境是由人在何處、在何時，做了什麼所組成的，而脈絡則是由各種情境所構成。

¹⁵ SWOT 分析是優勢 (Strength)、劣勢 (Weakness)、機會 (Opportunity) 與威脅 (Threat) 的英文首字母縮寫，主要用於分析企業自身的優勢與劣勢，以及企業身處競爭對手環伺之下所面臨的機會與威脅。

¹⁶ 5C 分析指在 4C 理論的基礎上添加社群 (Community)，4C 為消費者 (Consumer)、成本 (Cost)、便利 (Convenience)、溝通 (Communication)。

¹⁷ 麥可·波特在 1979 年提出的行銷架構，目的為定義市場吸引力高低的程度，五力指買方的議價能力、供應商的議價能力、潛在進入者的威脅、替代品的威脅及現有競爭者的威脅。

¹⁸ PESTEL 模型通常用以分析宏觀環境，可以分為政治、經濟、社會、技術、環境和法律等六大因素。

最早從顧客心理模式提出行銷理論的是廣告銷售先驅路易斯 (E. St. Elmo Lewis)，他將顧客購買路徑分成注意 (Attention)、興趣 (Interest)、慾望 (Desire) 和行動 (Action) 階段，稱之為 AIDA 模式。它意指從吸引潛在顧客注意，激起顧客的興趣與購買慾望，在歷經上述過程後，促使顧客採取購買行動。為了更符合真實的顧客購買流程，洛克 (Derek Rucker) 修正 AIDA 模型，改稱作「4A 架構」，他把顧客的購買決策階段分成認知 (Aware)、態度 (Attitude)、行動 (Act) 和再次行動 (Act again) 階段，其後演變成最被廣泛應用的行銷漏斗模型 (Kotler, Kartajaya & Setiawan, 2016)。

Jansen & Schuster (2011) 表明顧客在不同購買階段所搜尋的關鍵字，無法有效地對應至行銷漏斗模型，因為潛在消費者在考慮及購買時所從事的實際行動與預期中的消費者行為無關，但值得肯定的是通用關鍵字有助於為搜尋廣告帶來更多流量。David & Singer (2015) 發現顧客旅程與漏斗模型恰好相反，顧客在搜尋最初的考慮清單後，並沒有在評估階段縮小搜索範圍，反而是針對獲得的資訊進一步擴展搜索範圍。然而，Kim et al. (2019) 研究證明顧客在查詢市場領導品牌的運動用品時，其搜索模式與行銷漏斗一致。儘管如此，我們仍難以斷言行銷漏斗模型的有效性，也許這正是市場給予行銷人員的啟示：顧客旅程地圖並非千篇一律，而是要針對不同的應用場域，繪製不同維度的旅程，且需因時制宜並不斷優化，如此才能打造最佳的顧客體驗旅程。

Du (2017) 指出區分各種關鍵字類別和匹配類型的出價策略至關重要，相對於通用關鍵字而言，品牌關鍵字更能帶來高點擊率，且字數較長的品牌關鍵字效果更好，而競品關鍵字則在降低排名位置時，更能提高轉換率。Kim et al. (2019) 根據行銷漏斗框架探討消費者在不同階段的搜尋關鍵字相關性，發現搜尋通用關鍵字和類別關鍵字的消費者，傾向在後續搜尋特定模式的訊息，取

決於品牌地位而有所不同。該研究還驗證了關鍵字排名與出價、點擊數及品質分數有正相關。然而，先前的研究著重於關鍵字的競價策略，較少考量到關鍵字與文案的關聯性，以及忽略了搜尋趨勢對潛在顧客搜尋行為的影響。

為了要掌握顧客多變的心，首要任務就是要重新釐清顧客旅程，了解顧客在旅程中會歷經的接觸點，因為不同的接觸點會對顧客的購買決策產生重大影響 (Rekettye & Gábor, 2019)，以及關注顧客對於各環節中的需求與期望，進而找出顧客體驗的服務需求落差並加以改善。舉例而言，美國 Allstate 保險公司依照顧客價值劃分客群，並透過個人化資訊與各客群進行互動，像是擁有房屋保險並正在搜尋人壽保險的潛在顧客，將會收到客製化的廣告訊息，描述投保的好處，並引導顧客至登錄頁面，幫助顧客找到最適合的保險業務員，將顧客的數據與消費意圖結合，更有效地滿足客戶的需求，縮短顧客查找適合服務的時間，解決資訊爆炸導致顧客難以快速查找到所需資訊的痛點。

創新來自於「舊」脈絡，舊脈絡使創新有跡可循 (蕭瑞麟, 2016)，釐清問題的全貌，降低顧客在情境中的不愉快，或滿足其強烈的需求，只要找到改善流程的可能性 (Brown, 2009)，就能讓顧客有全新的體驗，因而設計顧客旅程時，不能全憑個人的喜好與偏見，或直接將過往的成功模式原封不動的複製到另一個場域之中，必須回歸至對於顧客痛點的洞察，分析這套機制是否能順應舊脈絡，避免雙方相抵觸的情況，才能夠正確有效的解決問題。

第三節 強權競爭下的關鍵字規劃策略

隨著搜尋廣告占比持續增長，搜尋廣告的關鍵字規劃策略越來越受到重視，了解顧客的搜尋意圖能夠協助制定關鍵字策略，因為顧客會根據其對品牌的先

備知識和偏好表現出不同的關鍵字搜索行為 (Jerath, Ma & Park, 2014)，因此在規劃關鍵字時需區分潛在顧客對品牌的認知，有助於規劃核心關鍵字與衍生相關字群，並提高顧客搜尋的精準度。先前的研究集中在搜尋廣告的各個方面，包括廣告位置的重要性 (Ursu, Raluca, Dzyabura & Daria, 2019)、關鍵字的自動出價 (Yang et al., 2019)、關鍵字的廣告效果 (Rutz, Oliver, Bucklin & Randolph, 2007)、關鍵字的優化戰略 (Yang et al., 2018)，以及競爭的影響 (Evans & David, 2008；Agarwal et al., 2016) 等等。

先前研究表明競爭品牌之間普遍存在偷獵關鍵字的現象 (Desai et al., 2014)，諸多品牌競相使用競爭對手的關鍵字，以竊取競爭品牌網站的流量，這種策略稱為「競爭偷獵」。雖然此策略有助於讓品牌接觸到更多潛在顧客，但顧客的購買行為仍受品牌忠誠度影響，Sharp (2010) 認為擁有較高市場份額的品牌，客戶的忠誠度也會比較高，意味著即使獲取其流量，但卻不一定能夠提升轉換率。

事實上，競品關鍵字的開罰風波也層出不窮，像是知名連鎖健身中心 World Gym 曾於 2015 年傳出不當購買競爭對手之關鍵字事件¹⁹，World Gym 購買統一健身、伊士邦、Being sport 等競品關鍵字，且文案呈現「不用再找統一健身俱樂部、World Gym 七天會員體驗，獨家健身器材、每週開課數十堂，立刻加入動起來」等文案內容，遭受公平會認定違反《公平交易法》第 25 條規定²⁰，因為廣告文案中隱含貶低或促使競爭對手蒙受潛在消費者流失的可能性。

但這並非意味著投放競品關鍵字是違法的舉動，只要符合法律與廣告平台

¹⁹ 資料來源為 Dcplus，競品關鍵字廣告惹爭議，公平會開罰 30 萬 (Aug 27, 2015)。檢自 https://blog.dcplus.com.tw/marketing-knowledge/digital_advertisement/47413 (Feb 22, 2020)

²⁰ 《公平交易法》第 25 條規定：除本法另有規定者外，事業亦不得為其他足以影響交易秩序之欺罔或顯失公平之行為。

的規範，仍可以競標另一家公司的商標用語，法律會保障品牌關鍵字不會被競爭對手不當操作，但是競爭公司仍能藉由競品關鍵字吸引和轉移焦點品牌的流量 (Sayedi et al., 2014)。在購買競品關鍵字時，廣告文案的內容是關鍵，內容不能包含任何比較或貶低之意 (吳天元, 2015)。換言之，法律規範的是文案內容，不得涉及競品商標的使用權，或是攀附他人的商譽，在購買關鍵字詞方面則不受任何限制。

然而，品牌大費周章購買競品關鍵字是否真的能帶來廣告成效呢？這引起了諸多學者的關注，並著手進行研究。Simonov & Hill (2019) 發現核心品牌所損失的流量，幾乎都流向了競爭對手的網站。Sayedi et al. (2014) 認為在競爭對手的關鍵字上投放廣告會產生雙重紅利，第一、競爭對手為了避免付費搜尋結果被競品佔據，必須進行相對昂貴的防禦；第二、被盜竊點擊與流量的機率會大幅降低。Animesh et al. (2011) 指出若自身品牌和競爭對手處於同一地點，則轉換成本較低，推翻了先前研究認為轉換率只與競品關鍵字的排名位置有關，事實上也與地理位置息息相關。

Agarwal et al. (2016) 表明競爭廣告的效果會隨著排名和關鍵字類型而異，高品質的廣告相較於競爭質量低的廣告而言，廣告所產生的負面影響較小。在競爭性偷獵的情況下，若自身品牌與競爭品牌的地位相當，則強調產品功能和服務說明的廣告文案可以獲得更佳的點擊率；對於品牌地位差異較大的劣質競爭者而言，強調服務差異化的廣告文案會使關鍵字效果更好，因為顧客只在意能否滿足自己的喜好，若兩者皆在顧客可以接受的範圍內，顧客通常就會尋求低價的服務。Dodson (2019) 提出基於「搜尋量高、競爭程度低」的標準篩選關鍵字，可以提升搜尋廣告的點擊率，而關鍵字的歷史搜尋趨勢也會影響廣告成效，因為透過搜尋趨勢可以了解特定字詞或類別的受歡迎程度。

總體而言，採用競爭對手的品牌關鍵字確實能獲取潛在的市場份額，但須搭配資訊型內容的廣告文案，協助顧客進一步認知品牌，從而吸引顧客嘗試購買，最終使品牌入駐顧客心中。但在預算有限的情況下，該如何在大量的競品關鍵字中，篩選出最合適的關鍵字，仍是未解之謎，因過往研究多側重於研究關鍵字的出價策略，卻未深入探討究竟該如何辨別關鍵字的優劣，故缺乏一個完善的判斷機制，這也正是廣告商所面臨的重大挑戰。

第四節 廣告場域中的自然語言生成應用

廣告文案的內容是能否吸引到顧客的關鍵，因為廣告文案傳達了品牌的獨特銷售主張，若其與顧客的期望相符，便能提高點擊率和轉化率，但生成廣告內容仰賴行銷人員過往的經驗與文案能力，若是初步入行銷領域者可能缺乏相關背景知識與經驗，故而難以即刻撰寫出好的文案，且行銷領域的人員流動率高，重新進行教育訓練仍需花上一段時間。因此，企業希望透過 AI 技術解決此困境，力求以數位轉型迎戰新時代，借助創新科技的力量，躍上數位浪潮的巔峰。

金融巨擘摩根大通（JPMorgan Chase）運用人工智能技術重新編寫廣告內容與頭條新聞訊息，藉由超過一百萬個詞彙的資料庫，將字詞依照其情感號召力進行分類，從中揀選出最具有吸引力的詞彙，據此生成廣告文案的內容，並在官網登陸畫面、電子郵件廣告（EDM, E-Direct Marketing）²¹、社群平台廣告上進行測試，最終使點擊率大幅提升，尤其在信用卡與貸款方面的廣告，點擊次數激增一倍有餘（Cheng，2019）。

²¹ 利用電子郵件為其傳遞商業或募款訊息到其受眾的直銷形式。

新創公司 AppFinca 藉由條件式生成對抗網路 (Conditional GAN) 與社群網路分析技術結合，只要輸入商品和目標情境 (Context)，像是廣告文案和圖片素材，就能快速產生圖文廣告，主要應用於原生廣告，以利提高廣告效果，但是自動生成技術尚未臻至成熟，因此目前僅能產生廣告文案初稿，協助行銷人員快速獲取創意靈感，並經由編修初稿的方式產生實際可用於投放的廣告。Chen, T. Liu & Y. Liu (2019) 研發出 AI 生成廣告歌曲技術，該研究共收集約六百小時的歌曲作為訓練資料，以 K-means 算法來處理置換問題，並基於遞歸神經網路 (Recurrent Neural Networks, RNN) 模型進行訓練，可以依據商品的歌詞與旋律，來產生相應的廣告歌曲，雖然目前還無法完全模擬真人唱歌時的細節，但仍有助於語音廣告的研究。

在電子商務領域的行銷應用，多集中在商品文案的自動生成，因為顧客可以輕易在線上賣場進行比較，而商品文案是突顯服務差異化的重要關鍵，因此撰寫出吸引顧客的文案相當重要，卻也使行銷人員煞費苦心。Verizon Media 將人工智能技術應用在商品選輯，過往需要人工挑選出符合當下潮流的商品，透過 AI 技術可以有效判別商品資訊、圖片及關鍵字，並自動生成圖文搭配的商品介紹文案，還會依據自然語言處理分析商品評價，優先推薦評價高的商品給顧客，使點擊率提升 150%，成果十分亮眼。阿里巴巴集團也推出阿里 AI 智能文案的工具，結合淘寶、天貓的商品資訊和廣告文案，形成內建的文案數據庫，根據深度神經網路的 Sequence2Sequence 模型，融合了注意力機制、位置編碼及複製機制等，實現對商品抽取特徵並自動生成廣告文案的目標。

先前研究驗證了自動生成廣告文案的有效性，但過往的研究尚未探討自動生成技術應用於搜尋廣告的效果，搜尋廣告有別於其他廣告形式，因為搜尋廣告僅以文字呈現，在沒有圖片或音訊的輔助下，單以自動生成的廣告文案是否

仍能增進點擊率，將是本研究進一步探討的重點。

此外，相關研究對於訓練資料的著墨不多，都只是輕描淡寫的帶過，並未比較不同類型資料所生成的廣告文案成效，Luca (2015) 發現社群平台上的用戶原創內容 (User Generated Content, UGC) 對顧客行為具有很大的因果關係，像是促銷內容可能會引起同伴效應，Vincent, Johnson, Sheehan & Hecht (2019) 則點出搜尋引擎依賴於用戶創建的內容以滿足用戶訊息需求，UGC 還可以提高目標網頁的質量得分 (Yang, Sha & Ghose, 2010)，究竟 UGC 會如何影響搜尋引擎算法，以及藉由 UGC 生成廣告文案是否能提升顧客關注也是值得深入探究的問題。



第三章 系統設計

全球電子商務市場正在蓬勃發展，互聯網的興起使得品牌能夠突破時間和地域的限制，在網路上為有需求的顧客提供更快捷的購物服務，但由於電商的進入門檻低，大量業者如雨後春筍般迅速攻克市場，使得電商經營極為不易，故本研究將以電商品牌作為研究個案，本研究由分析型任務與生成型任務組成，包含關鍵字識別、文字探勘及語言生成等等。本研究從發掘關鍵字展開，接著以命名實體辨識 (Named Entity Recognition, NER) 分辨不同類別的關鍵字，將關鍵字分成產業字、品牌字、競品字及產品字等四種類型，並依據 Maex & Brown (2014) 提出的價值光譜模型加以分類出搜尋量高且競爭程度低的關鍵字。

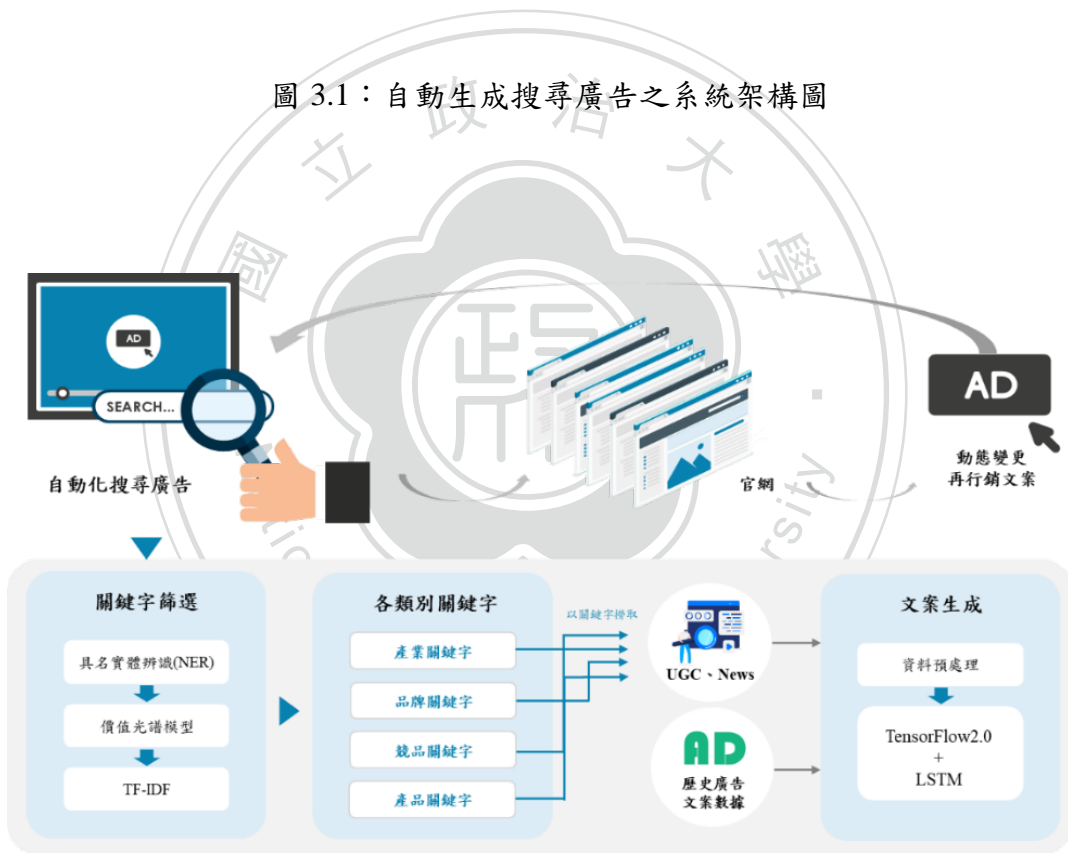
接著，再以 TF-IDF 演算法過濾掉常見的關鍵字詞，以利保留較為重要的關鍵字；而搜尋廣告文案生成則分為兩部份，分別為固定的廣告文案與動態再行銷的廣告文案，兩者皆採用 TensorFlow2.0 框架構建 LSTM 生成模型，並使用梯度下降法 (Gradient Descent) 不斷迭代求得損失函數最小值，兩者之間的差異在於訓練資料的來源不同，前者的訓練資料為廣告文案、用戶原創內容 (User Generated Content, UGC)²² 及新聞媒體報導，以多元的數據生成不同情境的廣告文案，期能運用 AI 技術強化使用者經驗；後者以官網上的產品資訊作為訓練資料，藉此喚起顧客先前於官網瀏覽產品的記憶，並提升品牌意識促使目標顧客完成轉換。

透過上述方式挑選出最適合的關鍵字後，本研究會將關鍵字與自動生成的

²² 指用戶將自己原創的內容，透過社群平台進行展示或提供給其他用戶，故本研究將社群平台上的內容視為用戶原創內容。

文案合成搜尋廣告。此時的搜尋廣告是以關鍵字搭配相關的標題及說明文字，當顧客在點擊搜尋廣告並進入品牌網站後，會依照顧客在站內的行為判定其消費意圖，與此同時原先的搜尋廣告亦會變更成符合顧客興趣的標題及說明文字，因此當顧客再次回到搜尋引擎中，其所查詢的搜尋結果頁面中所包含的廣告，皆會隨著顧客的興趣演化而自動變換廣告內容，藉此打造量身訂製的個人化搜尋廣告，用以回應顧客隱晦難解的需求，提升顧客旅程中的體驗感受。如前所述，自動生成搜尋廣告之系統架構圖如圖 3.1 所示。

圖 3.1：自動生成搜尋廣告之系統架構圖



資料來源：本研究自行整理。

第一節 資料蒐集與預處理

第一項 訓練資料來源

本研究採用不同類型和來源的資料，以大數據的「差異化」綜觀全局，數據來源於國內匿名化處理後的真實數據，中文字串皆以 UTF-8 編碼，數據共分為 8 列，特徵列描述如表 3.1 所示。

	特徵列	特徵描述	應用任務
1	Keyword	關鍵字	
2	Exposure	曝光量	關鍵字 篩選任務
3	CTR	點擊率	
4	Exposure (top) percentage	曝光(頂端)百分比	
5	UGC	使用者原生內容	廣告文案 生成任務
6	News	新聞報導	
7	Copywriting	廣告文案(標題/說明)	
8	Official website content	官網內容	

表 3.1：數據特徵列表

資料來源：本研究自行整理。

本研究將個案的歷史廣告數據、官方網站資訊、新聞媒體報導及使用者原生內容作為原始數據，資料蒐集方式分別為以下三種：

第一、歷史廣告數據

企業提供歷史廣告數據，包含廣告的關鍵字、廣告標題、廣告說明、曝光

量、點擊率及曝光（頂端）百分比，期間為 2017 年 12 月至 2020 年 3 月，共計 35776 筆數據。

第二、官方網站資訊

本研究採用網路爬蟲蒐集官方網站的資訊內容，篩選條件為最近一個月內，透過 Google 搜尋廣告到達網址點擊量最高的商品分類頁，由於搜尋廣告皆會導流至官網首頁，首頁亦為每個到達官網的顧客必瀏覽的途徑，因此較難從首頁推測出顧客感興趣的商品，故在此指排除首頁後的商品分類頁，接著在分類頁中爬取排序前 60 個商品²³，抓取期間為 2020 年 3 月。

第三、新聞媒體報導與使用者原生內容

透過 Quick Seek 快析情報數據庫和 Uber Suggest 撈取近一年品牌相關內容的網站連結，在此以系統篩選出來的關鍵字作為種子關鍵字，以該關鍵字撈取品牌相關內容網址，其後以網路爬蟲進行數據蒐集，數據類型為瀏覽數、回文數、按讚數、分享數及文本內容，資料來源如下：

1. UGC：Dcard、Instagram、Facebook、PTT、Mobile01 等等。
2. News：Yahoo 新聞、妞新聞、女人圈、蘋果日報、中國時報、聯合報、VOGUE、PopDaily、Line Today、PChome 新聞、ELLE、儂儂、GQ、Ettoday、美麗佳人、JUSKY 等等。

由於本研究以「文本中是否包含種子關鍵字」作為撈取資料的判別指標，容易撈到不相關或不適合作為訓練資料的內容。舉例而言，在某日報中有一則

²³ 若該分類的商品數量足夠，網站預設單一分類頁為 60 個商品。

女鞋搶劫案的報導文章，因其內文有女鞋相關描述，恰好符合種子關鍵字，因此該報導會被撈取至原始資料內，但搶劫報導內容顯然不適合作為訓練資料，為了避免上述情況，本研究在評估過後，排除部份資料來源，且在社群平台中只取相關的特定討論版，共撈取 12199 筆數據資料，撈取期間為 2020 年 3 月。以下為篩選過後的原始資料來源：

1. UGC：Facebook、Instagram。
2. News：niusnews 妞新聞、VOGUE、PopDaily、Line Today（玩時尚/潮流時尚）、ELLE、Bella.tw 儂儂、Marie Claire、JUSKY（潮女/潮鞋）、美人時髦話題網（流行時尚）、COSMOPOLITAN Taiwan。

第二項 資料預處理

由於原始數據量較為龐大，且數據類型和結構不統一，所以須對原始數據進行預處理，處理過程包含變量編碼、異常值排除及文本前處理。首先，將頂端曝光百分比作為競爭程度的判斷依據，高於 50% 的為競爭程度低，反之低於 50% 的為競爭程度高，接著排除重複或較不相關的關鍵字詞。在文本前處理部分則依序進行重複值排除、資料清洗與特徵提取，文本中參雜諸多數字、英文、標點符號與特殊符號，為了確保模型能順利生成通順的中文句子，並避免中英夾雜的狀況，因此在該階段僅保留中文與部份符號²⁴，重要的英文字彙和數字則以替換的方式保留，先替換成中文關鍵字詞，在生成之際再換回英文字彙與數字，比如先將「2020」替換成「今年」，之後再換回原本的數字，以此避免在資料清洗的過程中喪失重要字義。

²⁴ 保留的符號為「，」、「。」、「！」、「？」、「\$」、「/」、「X」、「、」、「|」、「《」、「》」。

第二節 命名實體識別

本研究採用基於字典和規則的命名實體識別 (Named Entity Recognition, NER) 方法，目的為辨識出廣告數據中的關鍵字類型，並建立對應值轉換表來將欄位資料轉換成數值，類型分別是產業字、品牌字、競品字及產品字，編碼依序為 1 至 4。本研究根據品牌背景進行調查，並創建品牌專屬字典，字典中包含品類、品牌和競爭品牌列表，藉由實體識別將辨別到的關鍵字與字典中的關鍵字進行匹配，分類規則為同產業中品牌通用的關鍵字詞為產業字、具有品牌名稱的搜尋字詞分類成品牌字，其後依此類推分成四類，如表 3.2 所示²⁵。

	產業字	品牌字	競品字	產品字
1	涼鞋品牌	abrand	anns	迪士尼包包
2	短筒靴	ABRAND	amai	許允樂
3	莫卡辛	+a +brand	PAZZO	白雪公主
4	女鞋推薦	a brand	bonbons	防水雪靴
5	長筒靴	Abrand	bonjour	奇奇蒂蒂包包
6	牛津鞋	A BRAND	天藍小舖	米奇鞋
7	懶人鞋推薦	+A +Brand	fin美鞋	小熊維尼包
8	軍靴	A Brand	fmshoes	美戰
9	襪靴	ABrand	達芙妮	米奇包
10	短靴品牌	+A +BRAND	daf	美少女戰士

表 3.2：各關鍵字類型範例

資料來源：本研究自行整理。

²⁵ 由於匿名原則，故品牌名稱以「ABrand」代稱。

第四節 TF-IDF 演算法

本研究以 TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency) 計算出詞頻高且獨特的關鍵字， d 是關鍵字的資料集， t 為單一關鍵字， $n(t, d)$ 則是 t 在 d 的出現次數，以此挑選出在資料集當中出現頻率較高的字彙，而 IDF 則對關鍵字 t 取 \log ，用於判斷 t 在其他文章中的出現頻率，計算關鍵字與全部文本的關聯性，使得關鍵字具有可比較性。算法如下：

$$score_{t,d} = tf_{t,d} \times idf_t$$

在本階段將從 148 個關鍵字中，篩選出 40 個種子關鍵字，用於後續的訓練資料撈取，先將不同類型的關鍵字分為四大類，各別取 TF-IDF 值最高的前十個關鍵字，用來撈取與品牌相關的新聞媒體報導與使用者原生內容，並應用於實際投放搜尋廣告的市場 A/B 測試實驗。此外，因為部份鞋款具有季節性的屬性，比如在天氣漸熱之際，顧客對於雪靴的需求量便會下降，轉而傾向搜尋涼鞋類型的鞋款，因此若有不符合該季節的商品關鍵字則會予以剔除，改以下一個順位的關鍵字進行廣告投放，這使得篩選機制能夠更加完善，將季節與時間的變化納入考量。

第五節 LSTM Auto-Encoder 模型生成

在此階段會生成兩種類型的搜尋廣告文案，分別為一般的搜尋廣告文案與再行銷階段的搜尋廣告文案，前者的訓練資料為歷史廣告文案、使用者原生內容及新聞報導，輸出較為通用的文案內容，用以激起顧客對品牌或產品的好奇，進而吸引顧客點擊廣告進入官網瀏覽，而後官網會鎖定具有特定消費意圖的顧

客，並依據其意圖產生個人化的動態搜尋廣告文案，此階段的廣告文案內容需與產品描述高度相關，用以讓顧客回想起先前喜愛的產品，因此再行銷階段的搜尋廣告文案會以官網內容作為訓練資料。

在廣告文案生成的階段中，本研究使用 GRU-Seq2Seq、LSTM 及 Transformer 進行生成任務，試圖運用不同生成模型訓練並改進架構，以利獲得更好的生成結果。基於 Seq2Seq 的模型以 Teacher-Forcing 方式進行訓練，可以避免誤差在生成序列中持續放大，但較容易產生矯枉過正的狀況，生成的文案會包含大量重複的廣告短語，導致在語法和可讀性較差。Transformer 模型能透過矩陣運算將注意力機制平行化，大幅縮短訓練時間，但缺點是易於過度擬合，使生成語句過於接近訓練資料，因此本研究採用 LSTM Auto-Encoder 模型來生成廣告文案，模型是以 TensorFlow 2.0 為框架，結構仍為 Encoder-Decoder，由雙層 LSTM 所堆疊訓練而成。

LSTM 長短期記憶網路已被廣泛應用於序列型任務，諸如股票市場預測、語言模型化和機器翻譯，尤其在面對大量資料處理的情況下，能夠針對每一個訓練步驟相應記憶的保存與捨棄，目前已被證實比其他序列型模型表現更好，且可避免梯度消失的問題。LSTM 是 RNN 的一種，而相異之處在於 LSTM 擁有更多的控制單元，如 Input gate、Output gate、Forget gate，標準 RNN 只有一個傳遞狀態 h^t ，LSTM 則具有兩個傳輸狀態，分別是 c^t (Cell state) 和 h^t (Hidden state)，因此可以保存比標準 RNN 更長的記憶，有助於提高生成結果的品質。此外，GRU (Gated Recurrent Unit) 為 LSTM 的簡化，把兩個狀態組合成單一隱藏狀態 h^t ，大幅減少單元內的參數數量。

首先，在載入訓練資料之後，需把數據集中的中文字符映射轉換為整數，

將文本以 10 個字分割為一組子序列，並截長補短確保每組子序列的長度相等，接著定義 LSTM 的參數 $\text{num_nodes}=256$ 、 $\text{batch_size}=128$ 、 $\text{num_unrollings}=10000$ 、 $\text{dropout}=0.2$ ，同時針對狀態和輸出定義變數，在輸出時將先前替換的英文或數字替換回原本的字符，且針對不同季節進行用詞的整組替換，比如在輸出文案中若有提及「冬季」和「雪靴」，則會自動替換成「夏季」和「涼鞋」，以此避免產出的文案與所需現況不符的問題。此外，在模型中加入 Model Checkpoint 可將每階段所生成的模型保留並進行多重測試，若生成的模型效果不佳，則可直接載入模型接著進行訓練，使損失值持續下降，節省重複訓練的時間。

在訓練過程中，會進行不同參數的測試與調整，比如更改隱藏狀態變數中的神經元數量，增加單元記憶的複雜度以此獲得較好的生成結果，但同時也會增加計算的時間，接著決定是否調整單一步驟所要處理的資料量，增加批量的大小可以提升表現，但亦會造成記憶體消耗，之後採用隨機拋棄 (Dropout) 來減少模型過度套入的情況，並在學習過程中創建更多的特徵，從而提升模型的表現。本研究以梯度裁剪的方法，避免梯度爆炸的問題，在此階段會使用深度學習演算法 Adam 進行優化，Adam 將 Momentum 跟 AdaGrad 的 Optimizer 相結合，每當 gstep 增加時，就會遞減學習的速率，並保留對過去梯度的方向做梯度速度調整，以及依照梯度去調整 learning rate η ，因 Adam 具備離校正的功用，會讓學習率落在確定的範圍內，使得參數的更替較為平穩。

$$\begin{aligned}
 m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \frac{\partial L_t}{\partial W_t} & W &\leftarrow W - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \\
 v_t &= \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \left(\frac{\partial L_t}{\partial W_t}\right)^2
 \end{aligned}$$

在測試生成結果階段，需輸入十個字數以內的關鍵字句，系統會對照回該子句在訓練資料中的位置，並將該位置的代碼傳入生成模型，此模型可以自主調整所產出文案的字數。由於在實際投放搜尋廣告時，通常為十個關鍵字搭配一組廣告文案，所以廣告文案需具備通用性，符合這十個關鍵字的描述，並提及品牌獨特銷售主張，而再行銷階段的搜尋廣告則是輸入與該產品相關的十個字。本階段透過上述流程進行模型訓練與測試，並依據廣告標題與說明的長度限制，分別生成不同長度的廣告文案，企圖找出成效最佳的文案輸出，並比較不同方法的表現，進而生成品質更好的廣告文案。

第六節 搜尋廣告之動態再行銷機制

搜尋引擎之廣告後台的目標對象定義較為廣泛，比如目標對象為對鞋類感興趣的族群，但卻無法確切得知是對於何種鞋款感興趣的顧客，也無法追蹤去識別化的顧客 ID，因此難以僅透過廣告後台數據進行精準行銷，但廣告後台能夠鎖定到達某些特定頁面的顧客，若這些顧客搜尋到廣告設定中的關鍵字，則有機會能看到廣告主根據這些顧客所制訂的廣告，但撰寫大量客製化的廣告文案較耗時費日，因此本系統以 LSTM Auto-Encoder 模型自動化生成特定頁面的廣告文案，並在品牌官網埋入全域網站代碼和事件程式碼，也會在到達網址中埋入特殊符碼，用以區別是在哪些優惠時段到達該網頁的顧客，之後則能從廣告後台中撈取到達過這些具特殊符碼網址的顧客，並將顧客加以分群精準行銷，將到達頁面網址匯入廣告後台，進而掌握顧客移動的軌跡，以此追蹤顧客在官網中的消費行為。

為了有效追蹤顧客的數位足跡，並以「動態再行銷」打造出客製化的顧客體驗，本系統會根據顧客過往的轉換行為作為消費意圖的判別標準，比如顧客

通常於一週內且瀏覽 2 次以上的購買機率較高，則設定顧客在一週內，重複瀏覽該網頁超過 2 次視為具消費意圖。因此，當顧客經由搜尋廣告進入官網中設有特殊符碼的子網頁，將會被廣告後台鎖定，若其符合具消費意圖的目標受眾，其搜尋廣告將會自動更新成與子網頁相關的自動生成之廣告文案，當顧客重新回到搜尋引擎中查詢相關的產業字、品牌字及競品字時，將會看到基於其興趣的動態再行銷搜尋廣告，隨著顧客瀏覽不同的商品，文案亦會隨之自動調整，進而達到個人化搜尋廣告的目的。



第四章 研究方法

第一節 研究個案

本研究以知名網路女鞋品牌為例，該品牌自 2004 年於雅虎奇摩購物中心發跡，主打甜美風格的日系流行女鞋，品類延伸到服飾配件、各式包款及生活小物，透過網路及實體門市做為主要販售通路，目標受眾為 18 歲至 35 歲的女性族群，品牌以小羊皮等優質材料製鞋作為市場區隔，並聯手關鍵意見領袖 (Key Opinion Leader, KOL) 推出獨家聯名系列鞋款，也與迪士尼跨界合作推出限定販售的商品，因其價位親民廣受大眾的喜愛，但顧客對於價格的敏感度高，且女鞋市場競爭相當激烈，導致品牌之間容易產生削價競爭的現象。然而，隨著跨境電商的崛起，顧客擁有更多元的購物選擇，品牌面臨市場流失的危機，原先的線性思維已不再適用，品牌須明確瞭解顧客旅程，並即時做出策略調整，才能化危機成商機，提供給顧客更卓越的服務感受。

本研究選擇這間女鞋品牌作為研究個案的原因有三：第一、女鞋品牌具高知名度及市占率，為市場中的標誌性品牌 (Iconic Brand)²⁶；第二、品牌擁有廣大粉絲基數，具有一定程度的搜尋量；第三、女鞋品牌市場競爭激烈，亟需提升服務品質及流程精進。如上所述，本研究認為這間女鞋品牌具有代表性，符合顧客體驗旅程的分析對象。

²⁶ 指能夠代表本國同業產品的高度質量標準與商業信譽，並在全球目標消費群體中具有一定程度影響力的品牌。

第二節 實驗設計

本研究分為三個部份進行，分別是 AI 廣告生成技術可行性問卷調查、廣告市場 A/B 測試及深度訪談。經由問卷調查分析機器生成文案初稿的適用性，接著在廣告市場進行 A/B 測試檢驗研究問題，深度訪談則能從不同面向切入分析顧客的購買決策行為，藉由量化與質化的研究將更全面的評估系統設計是否會符合顧客的搜尋行為，並解決搜尋廣告缺乏再行銷機制的問題。下個章節將針對搜尋廣告投放後所產生的廣告數據和問卷回收資料進行描述性統計、信效度分析及多因子變異數分析，並結合質性的深度訪談結果，以回應前述提出之研究問題。

第一項 AI 廣告生成技術可行性問卷調查

1. 目標顧客樣本

本實驗於大學校園交流版中發放問卷，共取 50 位受試者作為研究樣本，年齡介於 18~35 歲，其中性別占比為 42 位女性和 8 位男性。本問卷發放時間為 2020 年 6 月 1 日至 2020 年 6 月 5 日止，5 天內共蒐集 59 份樣本，扣除極端值和無效樣本後，取得 50 份有效樣本。

2. 實驗設置

本問卷的題目共計 25 題，皆以 Likert Scale 五點量表方式進行人工評分，目的為測試人工是否能識別出機器生成與人工撰寫的廣告文案之間的差異，題目將機器生成與人工撰寫的文案交錯排列，每種生成方法皆列出五句廣告文案的題目，且不標明每句文案的生成方法，讓受試者直接依據文案的內容進行人

工盲測評分，其中包含 LSTM-Dense、GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy、GRU-Seq2Seq-Greedy、LSTM Auto-Encoder 及人工撰寫等五種生成方法，而 Transformer-Beam 模型所生成的廣告文案，因為過度擬合過於嚴重，不適用於廣告文案自動生成，所以不列入人工問卷調查的階段。

3. 評估指標

評分範圍為 1 至 5，分別是由「絕對是機器生成」至「絕對是人工撰寫」，愈接近人工撰寫的廣告文案分數愈高，分數愈高意味著受試者認為愈像是人所撰寫的文案。

第二項 搜尋廣告之市場測試 (A/B testing)

1. 目標顧客樣本

為了測試本系統的廣告效果並驗證研究問題，本研究實際投放 A/B 版本的搜尋廣告進行市場測試，廣告投放時間為 2020 年 7 月 10 日至 2020 年 7 月 17 日止，實驗時長為期七日，並排除大型購物節²⁷、國定假日等特殊節日。本研究樣本共計 11068 位目標顧客，性別以生理女性為主，實驗將受試者隨機分為實驗組與對照組，實驗組為 4677 位，而對照組為 6391 位。實驗組為自動生成的搜尋廣告，而對照組則為人工撰寫的搜尋廣告。

目標顧客必需符合以下三項條件：(1) 具上網搜尋資訊的能力；(2) 居住地為台灣地區；(3) 對網購女鞋類產品感興趣者。由於 Google 為目前用戶規模最大的搜尋引擎，故以 Google Ads 作為廣告投放平台，當顧客在廣告投放

²⁷ 大型購物節係指 1111 購物節、雙 12 購物節及美國黑色星期五等全球性的購物節慶。

期間內於 Google 搜尋引擎中搜尋關鍵字時，Google Ads 會向顧客曝光本實驗所設定的搜尋廣告，不論顧客是否有點擊廣告，每一位顧客皆計為單一樣本。

2. 實驗設置

本實驗以搜尋廣告文案作為實驗刺激，在一則搜尋廣告中，包含一組廣告文案和 10 個種子關鍵字，文案又分為廣告標題跟廣告說明，在一組廣告文案中包含 3 句廣告標題和 2 句廣告說明，廣告標題的字數長度上限為 30 個半形字元，而廣告說明則會出現在顯示網址的下方，字數長度上限為 90 個半形字元（如圖 4.1）。



資料來源：本研究自行繪製。

本實驗共設置了四個自動生成的搜尋廣告群組²⁸，分別為產業字、品牌字、競品字及產品字等四大類型的關鍵字廣告群組，每一種類型的關鍵字，各會篩

²⁸ 每個廣告活動都是由一或多個廣告群組所組成，而每個廣告群組包含一或多個目標相似的廣告。

選出 10 個種子關鍵字，並搭配一組自動生成的廣告文案，故共計為 40 個種子關鍵字。下表為不同關鍵字所搭配的自動生成文案範例：

群組	廣告說明
1 產業字	極致講究品質、控頭、版型、皮質，提供妳品味至上的美鞋選擇，春夏新品5折。進入最後倒數！
2 品牌字	選用頂級皮料高透氣全真皮內裡。舒適好穿平底鞋。嚴選自然光澤面料，點綴迷人氣息。舒適內裡設計
3 競品字	打造女性最愛的低調搶眼，展現名模般氣勢、美若天仙無極限。超值特惠、入手趁現在！
4 產品字	每位女孩鞋櫃裡必備的搭款。慵懶輕鬆穿搭！簡約知性增添好感，整體自然大方上班也實穿。

表 4.1：自動生成之搜尋廣告文案範例

資料來源：本研究自行繪製。

Google Ads 搜尋廣告的運作方式是以廣告評級決定廣告在搜尋引擎上的排名，評級越高的搜尋廣告會顯示在排名越前面的位置，廣告評級由出價、廣告品質分數、用戶查詢當下的情境及額外資訊的豐富程度而決定，因此搜尋廣告並非出價愈高就能使排名愈高，Google 採用「次高價得標競價」模式，意指出價金額只需比次高出價者多支付\$0.01 元，再加上廣告評級分數高才能獲得曝光，現今行銷人員普遍使用自動出價機制，交由系統演算法自動調整出價金額。品質分數會由廣告的點擊率、關聯性和網站跳出率而影響，同時也會考量顧客查詢時的裝置、地點和時段，所以當顧客在網站中停留時間愈長且互動性愈高，意味著顧客的到達網頁體驗愈佳，搜尋廣告的曝光度也會因而提升。

3. 實驗流程

本實驗的研究目的在於比較人工與自動生成之搜尋廣告的差異，人工意指從關鍵字挑選至文案撰寫皆由人工完成，而自動生成指由系統化挑選關鍵字與機器自動生成廣告文案，兩組各投放四組搜尋廣告，一組搜尋廣告包含 10 個

關鍵字、3 句廣告標題及 2 句廣告說明，故共計投放 8 組搜尋廣告。然而，人工的搜尋廣告為延續使用長期進行投放的廣告群組，因此在廣告的品質分數與最佳化分數²⁹較高，因而廣告在競價機制中勝出的機率較高，所以曝光量會比自動生成之搜尋廣告高。由於重新投放人工之搜尋廣告群組，會損害廣告主的利益，為了避免侵害其商業利益，並在影響最小的情況下進行研究，本研究難以避免此一侷限。

本實驗以廣泛比對³⁰模式進行搜尋廣告投放，每日預算上限為 1000 元，出價策略類型為目標單次出價轉換 400 元，當顧客上網搜尋到被本實驗投放的關鍵字，且該關鍵字所屬的搜尋廣告評級足夠高，則此搜尋廣告將會曝光於顧客的搜尋結果中，顧客可依照其意圖與興趣選擇是否要點擊廣告，過程中本實驗將透過廣告後台蒐集顧客的搜尋行為數據，並以統計方法進行分析，以此作為研究結果的檢定。

4. 評估指標

本實驗採取系統評估方法，以實驗組與對照組進行探討，比較兩者之間是否具有顯著差異，用計量指標作為評估廣告成效的方式，並依據四種不同類型的關鍵字分為 1 至 4 維度，依序為產業字、品牌字、競品字及產品字，而有效性則是指評估目標的達成程度，藉此解析自變數與依變數之因果關係，本實驗的自變數為搜尋廣告文案，而依變數為廣告的曝光量、點擊率及轉換率。

²⁹ 最佳化分數可以用來評估 Google Ads 廣告帳戶的預期成效，當廣告投放曝光量到達一定程度，廣告系統會提示優化建議使得該廣告群組的最佳化分數得以提升。

³⁰ 若是有人搜尋該詞組、類似詞組、單複數形式、錯別字、同義字、詞幹（例如「女鞋」和「女鞋材質」）、相關搜尋和其他相關衍生字，關鍵字就會觸發該搜尋廣告，則廣告就有機會顯示於搜尋結果之中。

顧客點擊廣告的傾向取決於過去的點擊經驗、著陸頁(Landing page)質量，以及搜尋引擎造成的外部影響，因此顧客的點擊行為意味著顧客體驗是否符合顧客的喜好及個人利益 (Abrams & Schwarz, 2007)，點擊率也稱為點閱率，意指受眾看到廣告並且點擊廣告的百分比，CTR 的計算方式：點擊數/曝光數 (廣告跳出的次數)。例如：廣告曝光了 1000 次，但看到廣告並點進去的人只有 10 個，那麼點擊率就是 $(10 \div 1000) \times 100\% = 1\%$ 。

$$\text{點擊率 (CTR)} = \frac{\text{廣告點擊次數}}{\text{廣告曝光次數}} \times 100\%$$

轉換則代表著顧客的具體行動，故本研究以點擊率和轉換率作為衡量指標。當顧客進入網站瀏覽並完成某個特定的目標，如：註冊會員、加入購物車、個人資料填寫、購買等等，則計為一次轉換，所以若追蹤的轉換動作不只一個，或是選擇計算「每次」轉換，則轉換率可能會超過 100%，因為單次點擊能計入多次轉換，在本研究所指的目標為完成訂單，以百分比表示。

$$\text{轉換率 (CR)} = \frac{\text{完成轉換次數}}{\text{網頁訪客數量}} \times 100\%$$

本實驗透過計量指標評估自動化廣告的傳播效益，剖析每項數據背後的顧客感受，深入探析四大類型的關鍵字所能引發的顧客行為轉變，透過統計分析各類型關鍵字的廣告成效，釐清不同關鍵字的交互作用，進而探討顧客採取購買行動的過程中所經歷的心理變化，以期提供未來搜尋廣告操作層面的實務建議和應用價值。

第三項 深度訪談

1. 目標顧客樣本

本研究在校園交流版和問卷互助社團招募符合條件的受訪者，受訪者必需符合以下三項條件：(1)具上網搜尋資訊的能力；(2)居住地為台灣地區；(3)具有網路購物的經驗。本研究的訪談進行時間為 2020 年 7 月 10 日至 2020 年 7 月 11 日止，共招募 7 位受訪者，其中性別占比為 3 位女性和 4 位男性，年齡介於 20~35 歲，以下為受訪者基本資料表（如表 4.2）。

受訪對象（性別/年齡）	職務類型	訪談日期	訪談時間	最近一次購買商品
受訪者 A（女，24歲）	行銷業務	2020/07/10	09：25 PM	女鞋
受訪者 B（女，24歲）	全職學生	2020/07/11	10：30 AM	女裝
受訪者 C（女，25歲）	全職學生	2020/07/11	09：30 AM	藍牙耳機
受訪者 D（男，26歲）	金融專業	2020/07/10	05：00 PM	後背包
受訪者 E（男，28歲）	軟體工程	2020/07/10	01：30 PM	喇叭
受訪者 F（男，28歲）	軟體工程	2020/07/10	08：10 PM	短皮夾
受訪者 G（男，34歲）	行銷業務	2020/07/10	07：30 PM	咖啡豆

表 4.2：受訪者基本資料表

資料來源：本研究自行繪製。

2. 實驗設置及流程

本研究採用半結構式訪談法，共進行七個場次的訪談，每場訪談時間大約為 30 分鐘，以訪談大綱為主軸，並依受訪者的回覆加以追問或更改問題，過程中皆以錄音器材設備紀錄訪談內容。本研究的訪談大綱是依據研究問題為核

心，進行訪談問題的設計及擬訂，故有助於從顧客的角度切入，探討顧客在網路購物的各購買決策階段傾向使用哪些類型的關鍵字進行搜尋，以及具有哪些特點的廣告文案會較吸引顧客的注意力，同時探悉顧客在轉換購買決策階段之際會採取什麼方式進行篩選或過濾，從而得知顧客在搜尋過程中存在哪些需求與痛點，更進一步探討顧客在再次行動階段對廣告文案的期待。



第五章 研究結果

第一節 NLG 生成模型訓練及評比

本研究採用了 GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy、GRU-Seq2Seq-Greedy、LSTM Auto-Encoder、LSTM-Dense 及 Transformer-Beam 等五種 NLG 模型進行訓練，並以 BLEU 評分作為模型測試。GRU-Seq2Seq-Greedy 的 learning_rate = 0.001、batch_size = 32、sequence_length = 64、epoch = 20000、num_layers = 2、size_layer = 256、accuracy=0.994，加了 Bahdanau 的 GRU-Seq2Seq-Greedy 調整參數為 learning_rate = 0.0001、batch_size = 32、sequence_length = 64、epoch = 30000、num_layers = 2、size_layer = 128、accuracy=0.979。Transformer-Beam 的 learning_rate = 0.001、epoch = 1000、num_layers = 4、size_layer = 128、accuracy=0.983。LSTM-Dense 的 maxlen = 100、step = 5、epoch = 2000、num_layers = 2、size_layer = 128、temperature=0.2。以下為各生成訓練模型的損失函數：

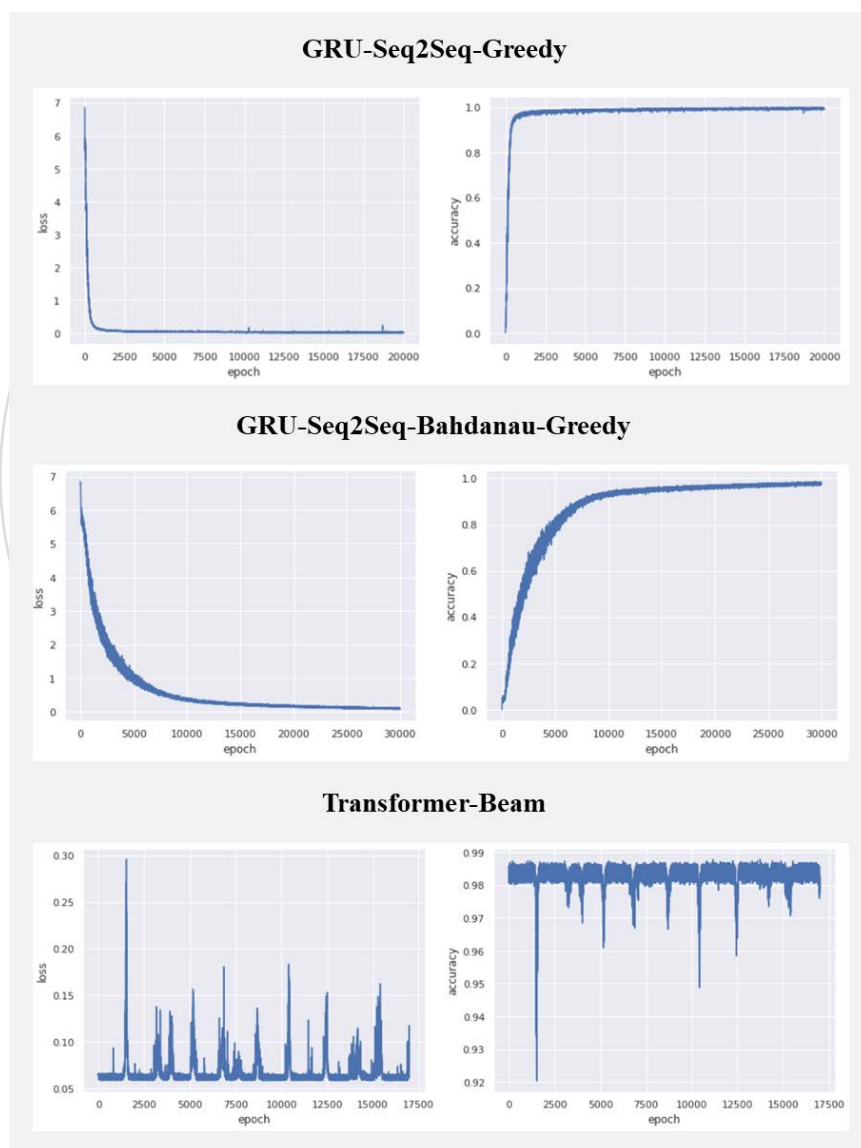
Model	Loss
GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy	0.0863
GRU-Seq2Seq-Greedy	0.0188
LSTM Auto-Encoder	0.0519
Transformer-Beam	0.069
LSTM-Dense	0.0011

表 5.1：五種 NLG 模型的損失函數

資料來源：本研究自行整理。

由上述可發現 GRU-Seq2Seq-Greedy 添加 Bahdanau 和調整參數後，Accuracy 下降了 0.015，Loss 也上升 0.0675，GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy 的 Loss 最高，而 LSTM-Dense 的 Loss 最低，LSTM Auto-Encoder 則介於中間。但在訓練效率而言，Transformer-Beam 的速度最快，其訓練過程相較於 Seq2Seq 而言更為快速（如圖 5.1），但 Transformer-Beam 過度擬合的狀況較為嚴重。

圖 5.1：Training Process



資料來源：本研究自行整理。

第二節 BLEU 自動成效評估

本研究將 GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy、GRU-Seq2Seq-Greedy、LSTM Auto-Encoder、LSTM-Dense 及 Transformer-Beam 等五種生成模型的結果與人工撰寫的廣告文案進行自動評分，欲瞭解機器生成文案與人工撰寫文案之間的差異，採用 BLEU (Bilingual Evaluation Understudy) 自動評價指標，用以計算人工撰寫的文案對比機器生成的文案之質量分數，判別兩組文案的共現詞頻率，計算兩者間的 N-gram Precision、Modified N-gram Precision 及 Sentence Brevity Penalty， n 取值 1 至 4，算法如下：

$$BLEU = BP \times \exp\left(\sum_{n=1}^N w_n \log P_n\right), \quad BP = \begin{cases} 1 & \text{if } l_c > l_s \\ e^{1 - \frac{l_s}{l_c}} & \text{if } l_c \leq l_s \end{cases}$$

在此階段中，本研究以人工撰寫的廣告文案作為實際文案，並以五種方法各自生成一句廣告文案作為參考文案，以下是各組文案範例：

Model	Example Sentences
GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy	當季必備人氣穿搭，超前實穿百搭，穿出自我時尚穿搭。ABrand網美口鞋墊X實搭。本季必備美鞋。
GRU-Seq2Seq-Greedy	簡約設計打造好感耐看的日常穿搭。展現都會女伶強勢的時代時尚。ABrand人氣部落客聯名系列。
LSTM Auto-Encoder	不滅的涼鞋熱潮！質感柔細、包覆性佳，貼心設計穿脫不卡腳。限時活動超值特惠中，快來選購！
Transformer-Beam	簡約剪裁設計，俐落時髦有型。ABrand俐落有型人氣襪靴。完美修飾腿型，整體穿搭更顯時尚。
LSTM-Dense	專櫃等級超划算。輕鬆擁抱時尚、限時84折扣快來選購。女孩們鞋櫃首選，通勤出遊好夥伴。
Written by hand	嚴選自然光澤面料，點綴迷人氣息。舒適內裡設計，柔軟不刮腳。四季都好搭，快來選購！

表 5.2：各方法生成之文案範例

資料來源：本研究自行整理。

透過 BLEU 自動評價指標可以快速獲得文案質量評估的結果，但 BLEU 是根據文案的共現詞頻率作為指標，未考慮到語意和語句結構，這使得若使用不同詞彙來表達相同語意的文案，在 BLEU 評分中卻會獲得較低的評分，而且也无法判別語法的正確性與通順度，因此僅採用 BLEU 評分有其侷限性，所以本研究亦進行人工問卷調查。BLEU 自動評價指標的評估結果如下表 5.3 所示，BLEU 分數介於 0 至 1 之間，當模型生成的廣告文案與人工撰寫的文案愈相似則分數愈高，因本測試是以人工撰寫的廣告文案作為基準，所以實際文案與 Written by hand 完全相同，故其得分為 1。

Model	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3	BLEU-4	BP	BLEU
GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy	0.2	0.0513	0	0	0.9753	0
GRU-Seq2Seq-Greedy	0.225	0.0513	0	0	1	0
LSTM Auto-Encoder	0.325	0.1795	0.1053	0.0811	0.9277	0.1386
Transformer-Beam	0.225	0.0769	0.0263	0	1	0
LSTM-Dense	0.225	0.0769	0.0526	0.027	0.9753	0.0687
Written by hand	1	1	1	1	1	1

表 5.3: BLEU 評分結果

資料來源：本研究自行整理。

LSTM 生成模型在 BLEU 中的得分高於 Seq2Seq，而 LSTM Auto-Encoder 比 LSTM-Dense 高出 0.0699，意味著 LSTM Auto-Encoder 相較於其他生成方法而言，更為接近人工撰寫的文案。不同 N-gram 的精準度可以用來衡量文案的流暢性，在 BLEU-1 至 BLEU-4 同樣是以 LSTM Auto-Encoder 的得分較高，而

GRU-Seq2Seq-Greedy、Transformer-Beam 和 LSTM-Dense 在 BLEU-1 的評分為次高，隨著 N 值增加，各生成模型的分數亦隨之下滑。綜上所述，LSTM Auto-Encoder 方法的成效較佳。

第三節 問卷調查統計與分析

本實驗為測試機器生成與人工撰寫之文案判讀，使用相依樣本單因子變異數分析來比較五種生成方式的文案趨近於人工撰寫的程度，其平均數與標準差請見表 5.4：

	生成模型	平均數	標準離差	個數
1	GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy	2.32	1.220	50
2	GRU-Seq2Seq-Greedy	1.84	.842	50
3	LSTM-Dense	3.28	1.341	50
4	LSTM Auto-Encoder	3.66	.939	50
5	Written by hand	3.62	.967	50

表 5.4：人工及模型生成文案的通順程度評估

資料來源：本研究自行整理。

從描述統計³¹結果可得知 LSTM Auto-Encoder 模型的平均分數最高，甚至

³¹ 本實驗的球面檢定達顯著差異，故違反球面假設，Mauchly's W 係數為.647($x^2=20.651$ ， $p=.014<.05$)，因此需對 F 做修正，故採用 Greenhouse-Geisser 和 Huynh-Feldt 欄位之矯正後數值，Greenhouse-Geisser 的 ϵ 檢定值為.848，Huynh-Feldt 的 ϵ 檢定值為.919，兩個檢定指標均超過.75 的標準，兩者的平均值為.8835 高於.75 達顯著水準，所以後續分析改為使用 Greenhouse-Geisser 矯正後的數據， $F(4,196)=29.983$ 、顯著性 $p=.000<.05$ ，檢定達到顯著水準，表示自變項皆有顯著的不同。

比 Written by hand 高出 0.04 分，這意味著 LSTM Auto-Encoder 生成模型所產出的廣告文案，被多數者認為是人工撰寫的廣告文案。LSTM-Dense 模型所產出的文案也高於均值，介於無法分辨至人工撰寫的程度，而 Seq2Seq 模型的成效較差，兩種生成方法都未過均值，代表人工可識別出是由機器撰寫的廣告文案，但特別的是 GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy 模型在 Loss、Accuracy 和 BLEU 評分中的成效都比 GRU-Seq2Seq-Greedy 模型差，但在人工測試的分數卻明顯優於 GRU-Seq2Seq-Greedy 模型，兩者的平均數相差 0.48 分。

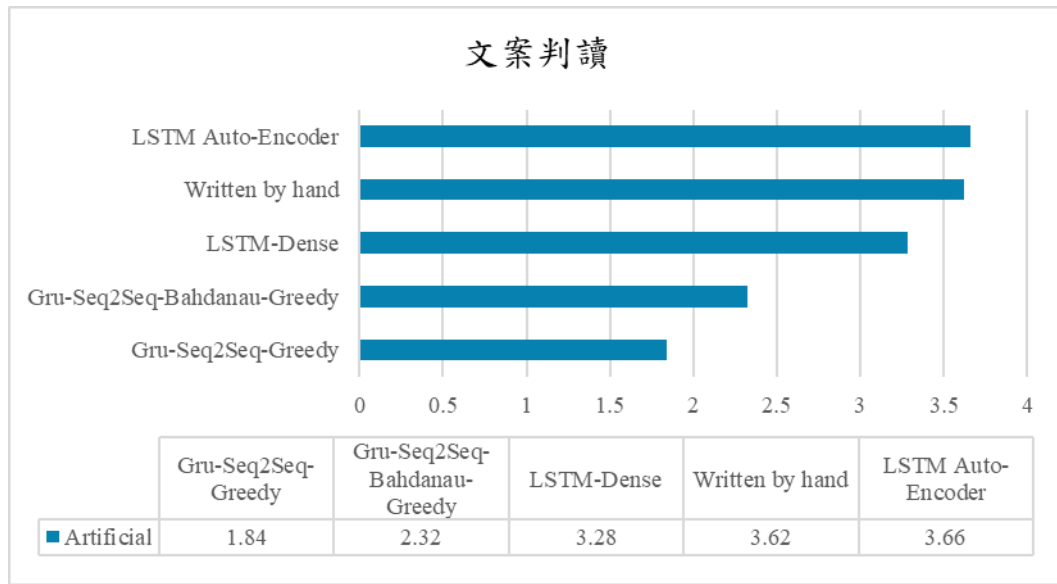
生成方法		平均差異	標準誤差	顯著性	差異的 95% 信賴區間	
					下界	上界
1 GRU-Seq2Seq- Bahdanau-Greedy	2	.480*	.203	.022	.073	.887
	3	-.960*	.219	.000	-1.401	-.519
	4	-1.340*	.219	.000	-1.780	-.900
	5	-1.300*	.225	.000	-1.753	-.847
2 GRU-Seq2Seq- Greedy	1	-.480*	.203	.022	-.887	-.073
	3	-1.440*	.220	.000	-1.882	-.998
	4	-1.820*	.205	.000	-2.233	-1.407
	5	-1.780*	.209	.000	-2.199	-1.361
3 LSTM-Dense	1	.960*	.219	.000	.519	1.401
	2	1.440*	.220	.000	.998	1.882
	4	-.380	.227	.100	-.835	.075
	5	-.340	.238	.160	-.819	.139
4 LSTM Auto- Encoder	1	1.340*	.219	.000	.900	1.780
	2	1.820*	.205	.000	1.407	2.233
	3	.380	.227	.100	-.075	.835
	5	.040	.137	.771	-.235	.315
5 Written by hand	1	1.300*	.225	.000	.847	1.753
	2	1.780*	.209	.000	1.361	2.199
	3	.340	.238	.160	-.139	.819
	4	-.040	.137	.771	-.315	.235

*表示P<.05，具有顯著性

表 5.5：人工測試通順程度評估的成對比較

資料來源：本研究自行整理。

圖 5.2：人工文案判讀之通順程度評估問卷結果



資料來源：本研究自行整理。

從表 5.5 可得知生成模型 $5 = 4 = 3 > 2 > 1$ ，意味著人工撰寫的廣告文案與 LSTM 模型生成的文案無顯著差異，平均數排名（如圖 5.2）依序為 LSTM Auto-Encoder、Written by hand、LSTM-Dense、GRU-Seq2Seq-Bahdanau-Greedy 及 GRU-Seq2Seq-Greedy。LSTM Auto-Encoder 在人工測試與 BLEU 的評分皆為最高，因此能得知 LSTM Auto-Encoder 模型的生成結果最佳。

第四節 A/B 測試統計與分析

本研究採取為期七日的 A/B testing 進行不同版本的搜尋廣告測試，將自動生成與人工撰寫之搜尋廣告成效進行比對³²，也希冀透過數據釐清不同類型的

³²由於在曝光量的部分，對照組是沿用過往的廣告群組進行投放，因此在廣告品質的分數高於實驗組，所以當顧客搜尋關鍵字時會優先曝光人工的搜尋廣告，因本實驗難以避免其所造

關鍵字，分別具有哪些廣告效果，以及在統計上是否具有顯著性，本研究以描述統計和卡方檢定進行驗證。研究樣本共計 11068 位，實驗組為 4677 位，對照組為 6391 位，總共花費 12045.89 元，其中實驗組花費 3824.12 元，整體佔比約為 32%；對照組花費 8221.77 元，整體佔比約為 68%，實驗結果³³如下表所示：

	關鍵字類型	轉換	單次轉換費用	點擊	曝光	點閱率	平均單次點擊出價	費用	轉換率
	自動 搜尋廣告	產業字	0	0	7	204	3.43%	5.56	38.9
品牌字		7.07	260.58	384	1,852	20.73%	4.8	1843.06	1.84%
競品字		0	0	4	213	1.88%	2.68	10.71	0.00%
產品字		13.84	139.54	526	2,408	21.84%	3.67	1931.45	2.63%
		20.91	182.7	921	4,677	19.69%	4.15	3824.12	2.27%
人工 搜尋廣告	產業字	0	0	44	923	4.77%	2.38	104.88	0.00%
	品牌字	20.54	394.00	1613	5306	30.40%	5.02	8092.83	1.27%
	競品字	0	0	2	127	1.57%	6.17	12.33	0.00%
	產品字	0	0	4	35	11.43%	2.93	11.73	0.00%
	總計	20.54	400.28	1663	6,391	26.02%	4.94	8221.77	1.24%

表 5.6：A/B testing 之廣告成效表

資料來源：本研究自行整理。

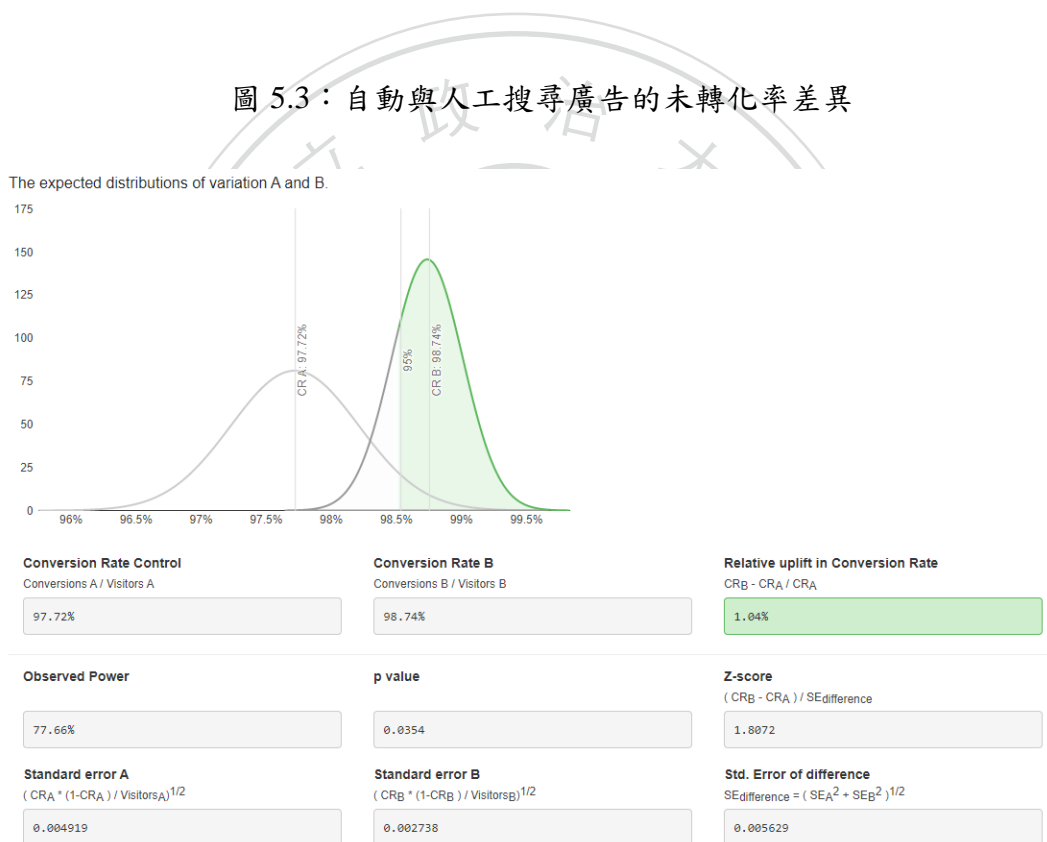
實驗組的廣告成效為點擊率 19.69%、轉換率 2.27%、平均單次點擊出價為 4.15 元、單次轉換費用為 182.7 元；對照組的廣告成效為點擊率 26.02%、轉換率 1.24%、平均單次點擊出價為 4.94 元、單次轉換費用為 400.28 元。綜上所述，

成的研究限制，故而在不討論兩者對於曝光量所造成的差異。

³³ 因 Google Ads 預設歸因模式會將轉換的功勞分配給多次點擊的搜尋廣告，所以分配結果可能會出現小數點。

實驗組的曝光量和點擊率雖低於對照組，但實驗組的整體花費約為對照組的 1/2 倍，且單次轉換費用亦約為對照組的 1/2 倍，而在轉換率則高出 83%，由此可知實驗組的轉換成效優於對照組。在自動與人工搜尋廣告的轉化率之統計檢定中，A 代表實驗組的未轉換率³⁴；B 則為對照組的未轉換率，根據統計結果顯示對照組的未轉換次數（1642）顯著高於實驗組（900）， p 值 = 0.0354 < 0.05，達到顯著水準，因此拒絕虛無假設，故自動搜尋廣告在轉換次數顯著高於人工搜尋廣告。

圖 5.3：自動與人工搜尋廣告的未轉化率差異

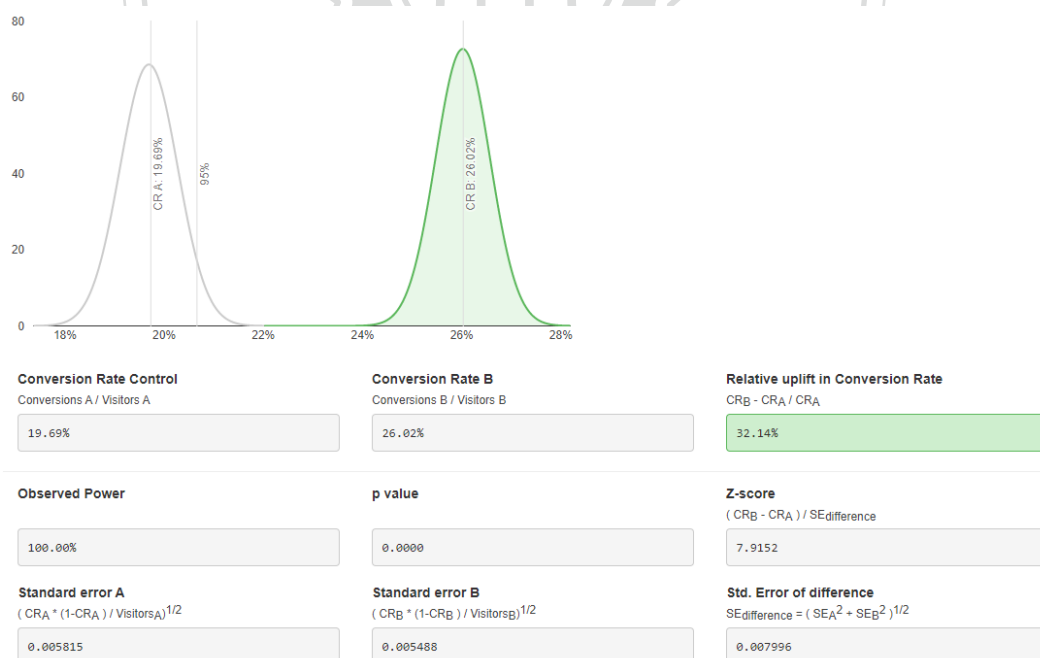


資料來源：本研究自行整理。

³⁴ 由於整體轉換次數不多，若以轉換次數作為 N，則會因 N 太小而導致不顯著，因此檢定採用未轉換次數作為變項，未轉換率的計算方式為未轉換次數除以點擊次數。

在點擊次數的部分，A 為實驗組的點擊率；B 則是對照組的點擊率，根據圖 5.5 表示對照組的點擊次數（1663）顯著高於實驗組（921）， p 值 = 0.0000 < 0.05，達到顯著水準，因此拒絕虛無假設，故自動搜尋廣告在點擊次數顯著低於人工搜尋廣告，而對照組的點擊次數多來自於品牌字，實驗組則在產品字的點擊次數較高。事實上，在實驗中兩組所使用的品牌字幾乎相同，所以導致兩者達到顯著差異的原因為文案風格的不同，人工所撰寫的搜尋廣告文案較能吸引顧客點擊廣告，但在轉換成效卻顯著低於自動生成的搜尋廣告，其原因可能為人工撰寫的文案內容與著陸頁的關聯性低，當顧客到達官網卻不易找到所需的產品資訊，因此在無法解決需求的情況下，導致顧客跳回搜尋引擎重新搜尋其他的電商網站，或是文案誘導顧客點擊廣告，但實際情況與顧客期望不符，故造成轉換率低落。

圖 5.4：自動與人工搜尋廣告的點擊率差異



資料來源：本研究自行整理。

接著，本研究將關鍵字依照產業字、品牌字、競品字及產品字分為四種類型，每種類型的關鍵字成效為實驗組與對照組相加所得，以此類推分別計算曝光量、點擊次數、轉換次數及費用。由卡方檢定結果可知統計量 $\chi^2 = 1693.092$ ， p 值 = 0.000，達到顯著水準，因此拒絕虛無假設，表示「關鍵字類型」的不同對「廣告成效」有顯著的影響。

			廣告成效				列總合
			曝光量	點擊次數	轉換次數	費用	
關鍵字類型	產業字	個數	1127	51	0	143.78	1321.78
		期望個數	568.4	132.7	2.1	618.6	1321.78
		殘差	558.6	-81.7	-2.1	-474.8	
		標準化殘差	23.4	-7.1	-1.5	-19.1	
		調整後殘差	31.9	-7.7	-1.5	-26.9	
	品牌字	個數	7158	1997	27.61	9935.89	19118.5
		期望個數	8221.0	1919.3	30.8	8947.4	19118.5
		殘差	-1063.0	77.7	-3.2	988.5	
		標準化殘差	-11.7	1.8	-0.6	10.5	
		調整後殘差	-30.6	3.7	-1.1	28.3	
	競品字	個數	340	6	0	23.04	369.04
		期望個數	158.7	37.0	0.6	172.7	369.04
		殘差	181.3	-31.0	-0.6	-149.7	
		標準化殘差	14.4	-5.1	-0.8	-11.4	
		調整後殘差	19.2	-5.4	-0.8	-15.7	
	產品字	個數	2443	530	13.84	1943.18	4930.02
		期望個數	2119.9	494.9	7.9	2307.2	4930.02
		殘差	323.1	35.1	5.9	-364.0	
		標準化殘差	7.0	1.6	2.1	-7.6	
		調整後殘差	10.3	1.8	2.3	-11.6	
行總合	個數	11068	2584	41.45	12045.89	25739.34	
	期望個數	11068	2584	41.45	12045.89	25739.34	

表 5.7：各類型關鍵字的廣告成效差異

資料來源：本研究自行整理。

在產業字中曝光量之調整後殘差為 31.9，表示觀察個數顯著高於期望個數；點擊次數之調整後殘差為-7.7，表示觀察個數顯著低於期望個數；費用之調整後殘差為-26.9，表示觀察個數顯著低於期望個數。在品牌字中曝光量之調整後殘差為-30.6，表示觀察個數顯著低於期望個數；點擊次數之調整後殘差為 3.7，表示觀察個數顯著高於期望個數；費用之調整後殘差為 28.3，表示觀察個數顯著高於期望個數。在競品字中曝光量之調整後殘差為 19.2，表示觀察個數顯著高於期望個數；點擊次數之調整後殘差為-5.4，表示觀察個數顯著低於期望個數；費用之調整後殘差為-15.7，表示觀察個數顯著低於期望個數。在產品字中曝光量之調整後殘差為 10.3，表示觀察個數顯著高於期望個數；轉換次數之調整後殘差為 2.3，表示觀察個數顯著高於期望個數；費用之調整後殘差為-11.6，表示觀察個數顯著低於期望個數。

綜合上述，不同類型的關鍵字在廣告成效上各有所長，產業字和競品字能夠帶來曝光量，但在轉換成效卻不顯著；品牌字在點擊次數較高，但費用亦隨之上漲；產品字不僅曝光量高，在轉換次數亦顯著較高，且費用也相對較低廉。雖然產品字具有諸多優勢，但如何正確挑選出適合的產品字，仍是廣告主難以避免的挑戰，而透過本系統機制的設計能夠有效的解決此問題，從數據顯示運用自動生成的搜尋廣告確實能有效提升轉換，並滿足不同顧客的需求。

第五節 深度訪談內容分析

本研究透過深度訪談蒐集受訪者過往的網路購物經驗和搜尋行為，並探究受訪者在購買決策的過程中歷經了哪些思考上的蛻變，以利從顧客角度提供不一樣的觀點，進而更深入問題核心了解暗藏其中的痛點。首先，研究發現所有受訪者在網路購物時，皆具有階段性的搜尋行為，但搜尋的歷程不盡相同，其

原因為對品牌或產品的認知程度不一，若是熟悉或曾經購買過的品牌就不會再去搜尋相關資訊，因為有過往的購買或搜尋經驗，所以會比較清楚產品的品質，受訪者 B 表示「如果是超級喜歡又是買過的品牌，看過十分鐘內就可以買了」，因此搜尋行為主要是針對不熟悉的品牌或產品，才需要進行相關資訊的蒐集。

近一半的受訪者表明若是經由朋友推薦的品牌，就會跳過搜尋產業字的階段，直接從品牌字開始著手進行搜尋，但也有其他受訪者提出不同的觀點，受訪者 A 表示她在不同搜尋階段，皆是採用產業字來進行搜尋，舉例而言：若要尋找牛津鞋款式的產品，「牛津鞋可能很多人是做圓頭，可是我想要的是尖頭，然後就算用了尖頭這個關鍵字，可能跑出來的結果也不是你想要的那個尖頭」，因為她認為「電商網站很容易會為了要搶關鍵字，導致它到最後很多搜尋出來的關鍵字都是不精準的，因為大家都氾濫用詞」，所以她傾向在不同階段皆搜尋相同的通用關鍵字，再逐一點擊連結查看產品的版型，是否符合心中理想的模樣，如果在搜尋廣告文案中有特別提及「主打特殊材質或設計，像是可以防水的涼鞋」就會比較容易引起她的注意，也會提升她點擊廣告的意願。

多數受訪者表明在剛開始不知道要購買哪一項品牌的產品時，就會先從產業字開始進行廣泛搜尋，會以「產業字+評比/比較」、「產業字+評比/比較+年代」、「產業字+推薦」或「產業字+品牌推薦」，以及會採用個人化標籤去進行更精準的搜尋，像是「小資女+平價品牌」、「上班族+穿搭」等類型的關鍵字，而後在鎖定特定幾個品牌或產品之後，便會去瀏覽 PTT、Dcard 及痞客邦等社交媒體平台，同時也會去綜合電商平台查看網友的評價及官方評論，不過受訪者 C 指出「我會優先看 PTT，偶爾會看痞客邦，但不太會信任它，因為覺得很多業配，就是當參考。」受訪者 B 也提及會觀看部落格的文章，像是「網友整理的十大推薦品牌」，但這類型的文章僅供參考，因為有很多都是內容行銷

的文章，但有助於快速了解市場中存在哪些品牌或產品。

在下一個行動階段，多數受訪者會傾向使用品牌字或產品字去進行同性質產品的評比，除了在搜索引擎中搜尋品牌字或產品字，也會在綜合電商平台中搜尋產品字，或是用「以圖搜圖」的方式快速找到類似產品，其目的主要是為了要比價，因此若是在廣告文案中強調優惠折扣跟產品優勢，會比較容易激起受訪者對產品的興趣，受訪者 F 曾說：「我只看我想看的東西，對我來說那才是重點，如果是太多不必要的敘述，就不是我想看的」，他強調簡短重點說明與特色功能介紹才是重要的，同時他也提出若是著陸頁（Landing page）中，包含以圖片為輔的產品說明，會使他對產品更加印象深刻，同樣的受訪者 A 至 D 也持有相同的觀點，受訪者 A 指出「如果是用圖文並茂的呈現方式，再加上比較文青風格的說明文案」會讓她對於產品產生更多的想像空間，也會因而增加對產品的好感度。

在初步確定欲購買的品牌或產品後，受訪者會開始搜尋「品牌字+PTT/Dcard」、「品牌字+評價+好穿嗎」，或者直接搜尋產品字，像是受訪者 F 欲購買短皮夾，他在初步瞭解市場現況後，便改以搜尋「翻轉錢包」、「折疊式短夾」、「鈔票夾」等類型的長尾關鍵字，希望可以找到更多類似的產品，方便比價跟挑選較為適合的產品。受訪者 D 也提出相似的觀點，他認為「一開始的搜尋比較漫無目的，但購買前的搜尋會更著重在找哪些產品，比較希望買的更好更划算。我通常會選擇有評價、使用者分享或在功效的強調上比較實際的產品為主」。

所有受訪者都表明價格是影響購買意願的主因，受訪者 C 分享她過往的網路購物經驗，「我會用產品名稱去查有哪些電商有賣，如果點進電商剛好有折扣就會購買，即使沒有帳號也會立即註冊」，但她不時會遇到「很多廣告都會主打

免運費，但到了加入購物車正要購買的時候，才會發現限定的品牌或商品才有免運費折扣，我有一種被騙進去的感覺，即使廣告有標明使用限制，也都是用小字標示在右下角，很多電商網站都會做這種偷吃步的行為」，當她遇到這類型廣告標示不明的商家，就會立刻換一家電商購買，為了擺脫上一家電商帶給她的負面情緒，她會加速改以其他電商購買產品，因而大幅縮短猶豫的時間。受訪者 F 表示猶豫期的長短會取決於他當下對產品的需求性，多數受訪者認為不同品類和價格會影響他們猶豫的時間，受訪者 C 認為「3C 類型的產品比較貴，才會去搜尋跟猶豫要不要購買，像是購買衣服類產品就不會猶豫」。

受訪者 E 在購買喇叭的時候，猶豫期大約為一週，在這段時間內他會重複看 3 至 4 次產品網頁，並與不同網站進行比價。受訪者 G 也指出他的猶豫期會依產品類型而定，他以購買咖啡豆為例，猶豫期約為 1 至 2 天，過程中他會重複看網友的評價跟推薦，若是朋友推薦且網友一致好評，他就不會有過多的猶豫，但若網友的負評很多，他可能就會考慮不購買該產品。同樣的情況也可見於受訪者 D 的回覆：「隨著品項的價格不同，猶豫期也不一樣，通常一個禮拜左右，猶豫階段會再嘗試看看不同的關鍵字，會不會產生不同的類似但較划算的產品」，主要會搜尋相關的產業字或產品字，希望能找到不同的新選擇。

本研究採用深度訪談進行研究問題的驗證，故對於了解真實的顧客體驗旅程有顯著性的突破，從初步研究結果可知行銷漏斗並不一定適用於所有的行銷場域之中，因為每位顧客對於品牌或產品的認知程度不一，且接觸的來源媒介各有所不同，因此難以放在同一準則下進行比較及評估。此外，不同類型的關鍵字在各購買決策階段中，皆扮演著不可或缺的重要角色，而本研究針對顧客如何相互組合與搭配使用搜尋關鍵字，提供了一個深入的完整解析。

第六章 結論

第一節 研究發現

本研究問題圍繞兩個主題展開，分別是探究搜尋廣告的關鍵字篩選和廣告文案的生成方法之差異，並進一步延伸討論顧客對不同搜尋廣告的感受，從實際投放搜尋廣告的數據蒐集顧客的真實反饋，同時結合質化訪談深入瞭解顧客在購買決策時的心理歷程，以利更完善的回應先前所提出的研究問題。首先，研究問題一可以藉由搜尋廣告之市場 A/B testing 進行驗證，本研究個案過往平均點擊率為 5.01%，運用自動生成的搜尋廣告使點擊率提升至 19.69%，而人工撰寫的搜尋廣告亦顯著成長至 26.01%，兩者皆比平均點擊率高出 3 倍以上。自動生成的搜尋廣告相對於人工撰寫的搜尋廣告而言，轉換率提高了 83%，同時平均每次轉換費用降低了 54%，但在點擊率方面，相較於人工撰寫的搜尋廣告下降了 32%。因此，研究發現自動生成搜尋廣告的點擊率低且轉換率高，這意味著透過自動生成的搜尋廣告，進入官網的受眾購買意願較高，所以其受眾更為精準，由此可驗證自動生成的搜尋廣告優於人工撰寫的搜尋廣告。

本研究在進行廣告投放之前，運用了 BLEU 自動評價指標、可行性評估問卷調查及專業人士評析等方法，測量機器生成的廣告文案品質優劣。在 BLEU 測試結果中，可以得知由 LSTM Auto-Encoder 模型生成的廣告文案明顯優於其他生成模型，而問卷調查則是讓受試者進行機器與人工生成的文案辨別，結果顯示人工無法識別出 LSTM Auto-Encoder 模型生成的文案，其實是由機器所生成的，且統計結果顯示自動生成的文案相較於人工撰寫的文案，更容易被視為人工撰寫的文案。此外，本研究還諮詢研究個案之品牌端的專業意見，評析機

器生成的廣告文案是否適用於該品牌的搜尋廣告投放，品牌端認為部分文案內容與當下頁面商品的描述不一，其原因為部分商品已售罄，在售完不補的情況下，該文案並不適用於此情境，其刪減比例約為 1/2，因此本研究剔除部份與真實情境不一的文案，故回歸至研究問題二的探討，自動生成的文案是否能夠不經人工編修，便直接使用於搜尋廣告投放，其答案為雖能不經由人工編修，但仍需經過人工審查，才能夠確保廣告文案符合當下的情境行銷。

研究問題三藉由廣告數據驗證各類型關鍵字的廣告效果，從研究結果可知競品字雖然能夠帶來流量，但相較於其他類型的關鍵字而言，競品字的曝光量並不高，在轉換成效亦不顯著，而產業字也與之相同。品牌字在點擊次數與費用較高，因為會搜尋品牌字的顧客已對品牌具有消費意圖，所以更容易點擊廣告。品牌的市場佔有率高，搜尋該品牌的顧客也會增加，同時會帶來曝光量，所以費用也會隨之提升。產品字的費用相對較低，但在轉換次數卻顯著較高，故產品字最具有投資價值，而從實驗數據可知本系統能夠有效自動篩選出含金量高的產品字，有利於協助行銷人員精準預測顧客會運用哪些關鍵字進行查詢，並針對行銷目標挑選最適合的關鍵字組合，進而在資訊爆炸的洪流中提供顧客所需的產品與服務。言而總之，本研究對於各類型關鍵字的預算比例提出了不同的見解，可作為未來行銷人員在廣告操作上的參考依歸。

本研究以真實的顧客搜尋行為數據與深度訪談的結果進行研究問題四的驗證，從廣告數據中能看出曝光量排名依序為品牌字、產品字、產業字及競品字，與行銷漏斗框架中預期的「由產業字至產品字會呈現倒金字塔型逐步遞減」不符。在深度訪談中多數受訪者提到在搜尋不熟悉的品牌或產品時，會先以產業字開始進行模糊搜尋，隨著逐漸認知品牌和產品後，才會改用品牌字或產品字進行較精準的搜尋行動，但若是朋友推薦的品牌或產品則會跳過該階段，直接

以品牌字或產品字進行搜尋；若是先前搜尋過或購買過的商家，則有可能會直接跳過搜尋階段，以過往的經驗進行選擇和購買。由於本研究個案為市場中的標誌性品牌，其知名度高且粉絲數眾多，因此極有可能是目標受眾廣為熟知的品牌，所以易跳過產業字和競品字的搜尋過程。由此可知，在使用行銷漏斗框架之際，需先有一個假設前提：目標受眾沒有預設特定購買的品牌或商品。

此外，本研究發現顧客會習慣在不同搜尋引擎中進行交叉搜尋，如查看綜合電商平台、社交媒體平台及比價平台中的資訊，以此作為下一個階段的篩選或過濾方式，但並不是每種品類的產品都會以比價平台進行評估，尤其是流行穿搭服飾品類型屬於較低單價的產品，顧客通常只會透過綜合電商平台進行比價與評估，反觀 3C 品類的產品，顧客會比較願意花費時間瞭解產品，並採用比價平台進行篩選與過濾。然而，不論是何種品類的產品，顧客普遍會搜尋網友評價，以 PTT 和 Dcard 社群媒體平台為主，若是多數網友推薦則會把該推薦的產品字，用於搜尋引擎中進行相關資訊搜尋，因此本研究得知在顧客搜尋的過程中，每一種類型的平台皆扮演著至關重要的角色，因為各平台之間會產生交互作用，進而影響顧客的購買決策。過往研究多以單一搜尋引擎作為顧客行為數據的蒐集來源，因此難以掌握顧客行為改變的契機，透過本研究結果希冀能提供後續研究參考的依歸。

研究問題五探討顧客在再次行動階段所期望看到的廣告文案，應該要具有何項功能或特色，才能夠成功吸引顧客的注意力，根據研究結果可得出顧客喜愛的搜尋廣告文案具有以下三大特點：(1) 與產品內容高度相關；(2) 符合顧客的需求；(3) 優惠折扣多。若是廣告文案能夠符合上述條件，便會增加顧客的點擊意願，因此也更容易促成轉換，由此可見優惠折扣是影響顧客購買決策的關鍵因素之一，同時廣告文案若能具體說明產品優勢，且符合顧客的消費意

圖，則更有機會抓住顧客的目光。綜合上述，基於顧客體驗旅程的動態在行銷搜尋廣告，確實能夠優化顧客的體驗感受，並帶給顧客不一樣的消費體驗。

隨著資訊愈發容易取得，顧客自我意識高漲，顧客旅程已與過往不同，難以用單一的行銷漏斗框架預測顧客的下一步，但顧客行為仍是有脈絡可循，取決於其資訊量的多寡，最終殊途同歸會以產品關鍵字進行比價或評價查詢，所以透過不同平台的資訊可以預測出顧客可能會搜尋的關鍵字，進而善用資訊以自動化的方式逐步篩選出平台資訊中適合的關鍵字，並根據關鍵字自動生成廣告文案，使文案內容與顧客期望相符，進而優化顧客在不同搜尋階段的關鍵接觸點體驗，並最佳化搜尋廣告遞送的成效，以避免行銷成本的浪費，亦能刺激顧客加速做出購買決策。

第二節 研究限制

運用數據驅動式的行銷效果高於傳統式行銷，但其模型生成結果卻高度依賴於訓練資料量的多寡和品質，該如何蒐集到大量且高品質的訓練資料是生成模型訓練的基礎，但因過往廣告數據積累較少，使得各類型的數據量極度不平衡，這亦增加了本研究的難度。在自動生成廣告文案的過程中，模型不時會輸出重複的文案，因訓練資料量有限，導致生成的顆粒細度不夠精確，因此在輸出文案時需進行多方嘗試，像是不同字數長度的資料分割、移除標點符號量的多寡等等，而嘗試的次數則取決於對資料的熟悉程度，不同的資料預處理方式皆會影響生成模型的結果。搜尋引擎之廣告後台的演算法也會對於關鍵字的曝光量產生影響，而搜尋廣告實為競價機制，因此實驗結果亦會被其他參與競爭的商家出價而影響。此外，本研究個案是以女鞋電商為例，故部份研究結果不一定適用於其他產業，且品牌知名度亦會影響搜尋廣告的成效。

第三節 研究貢獻

回顧過往研究多集中於提升社群廣告的點擊率，較少研究關注被動式的搜尋廣告，也未有研究將自然語言生成技術應用在搜尋廣告方面，因此本研究以「行銷自動化」的角度切入探討搜尋廣告的效果，從關鍵字篩選至自動生成廣告文案，加速自動化行銷流程並優化廣告效益，同時突破搜尋廣告不易進行再行銷的困境，由於搜尋廣告為一種被動的廣告型式，唯有當顧客主動搜尋被投放的廣告關鍵字時，搜尋廣告才能夠有機會露出，因此廣告主無法在搜尋廣告中設定精準的受眾族群，故而難以依再行銷的方式投遞廣告，本研究針對此議題提出了跨渠道的整合方案，將搜尋廣告與官網後台數據串接，進而打造出截然不同的顧客體驗旅程，亦實際投放搜尋廣告驗證本系統的可行性，試圖弭平假設與實務之間的落差，期望藉由本研究能在學術上彌補先前研究不足之處。

第四節 未來發展

在碎片化時代之下，顧客的樣貌與消費習慣也隨之改變，這使得品牌的傳播策略需因時制宜，以利滿足顧客的閱聽習慣，然而顧客的行為瞬息萬變，且購買途徑逐漸多元化，這導致單一的顧客輪廓難以涵蓋全部的顧客群體，也難以符合每一位顧客的購物習慣，藉由人工智能技術能為精準行銷創造出更多的可能性，讓行銷人員能夠即時得知顧客興趣的變遷，並自動化傳遞顧客所需的產品資訊，同時也能夠將不同的顧客依據消費行為切分為更精確的分眾，進而達到精準行銷與優化顧客體驗旅程的目標。

將來研究能以本研究結果作為研究基礎，進一步探討如何運用 AI 技術自

動生成不同風格的廣告文案，建立能依據品牌特性、商品價格、特殊材質等獨特銷售主張的文案生成模型，並連結顧客過往長期互動軌跡，在廣告文案中添加個人化的促購誘因，以利產生更符合顧客喜好的廣告文案，然而為達其目的的先決條件為需取得大量專業領域的特定資料作為訓練資料，但取得此資料實屬不易，建議未來研究者能將此問題納入研究考量，以避免生成模型的侷限性。隨著時代快速演進，巨量資料的儲存技術也日新月異，且雲服務的興起使得運算速度大幅提升，善用跨節點高速平行運算能節省大量訓練時間，加速達到跨渠道的行銷自動化，這對行銷領域的未來發展增添了更多的可能性。

事實上，單一關鍵字往往與多個關鍵字高度相關，像是女鞋中包含高跟鞋、小白鞋、老爹鞋等等鞋款，而同一鞋款又能區分為不同鞋跟設計或不同材質，因此透過拓展主題並在主題模型的約束下，能產生不同興趣偏好的多元文案應用，或是自動產生更多能搭配該文案的廣告關鍵字。此外，亦可以搭配不同的行銷手法，將家外媒體納入考量，結合實體與行動裝置，靈活應用各種傳播媒介，以數據真實還原完整的顧客體驗旅程，進而為每一位顧客制訂高度個人化的服務體驗，全方位掌握複雜多變的顧客購買行為，讓顧客的需求得以在第一時間便獲得滿足，而未來研究能擴大樣本數並拉長實驗的時間，研究人工智能技術對於提升整體行銷成效的長期影響，並擴展相關領域的研究，提供實務與學術方面的貢獻。

參考文獻

一、英文文獻：

Abrams Z., Schwarz M. (2007) . Ad Auction Design and User Experience. In: Deng X., Graham F.C. (Eds) , *Internet and Network Economics*. WINE 2007. Lecture Notes in Computer Science, Vol 4858. Springer, Berlin, Heidelberg.

Animesh, Siva Viswanathan, and Ritu Agarwal. (2011) . Competing creatively in sponsored search markets: The effect of rank, differentiation strategy, and competition on performance. *Information Systems Research*, 22.1, pp.153–169.

Agarwal, Ashish and Tridas Mukhopadhyay. (2016) . The Impact of Competing ads on Click Performance in Sponsored Search. *Information Systems Research*, 27 : 3, pp.538–557.

Alex Jiyoung Kim, Sungha Jang, Hyun S. Shin. (2019) . How should retail advertisers manage multiple keywords in paid search advertising? *Journal of Business Research*, ISSN 0148–2963, <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.09.049>.

Brown, T. (2009) . *Change by design: How design thinking transforms organizations and inspires innovation*. New York: Harper Collins.

Batra, R. and Keller, K.L. (2016) . Integrating marketing communications : new findings, new lessons, and new ideas. *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, pp. 122–145.

B. Chen, T. Liu and Y. Liu. (2019). Stereo Source Separation in the Frequency Domain: Solving the Permutation Problem by a Sliding K-means Method. ICASSP 2019 – 2019 IEEE International Conference on Acoustics, *Speech and Signal Processing (ICASSP)* , Brighton, United Kingdom, pp.4250–4254.

Court, D., Elzinga, D., Mulder, S., & Vetvik, O. J. (2009) . The consumer decision journey. *McKinsey Quarterly*, June.

Chan, T.Y., Wu, C. and Xie, Y. (2011) . Measuring the lifetime value of customers acquired from Google search advertising. *Marketing Science*, Vol. 30 No. 5, pp.835–850.

Diana I. Cordova and Mark R. Lepper. (1996) . Intrinsic Motivation and the Process of Learning : Beneficial Effects of Contextualization, Personalization, and Choice. *Journal of Educational Psychology*, 88.4, pp.715.

Desai, P., Shin, W., & Staelin, R. (2014) . The company that you keep : When to buy a competitor’s keyword. *Marketing Science*, 33 (4) , pp.485–508.

David C. Edelman and Marc Singer.(2015). Competing on Customer Journeys. *Harvard Business Review*, November, pp.88–100.

Daly, Angela and Scardamaglia, Amanda. (2017) . Profiling the Australian Google Consumer : Implications of Search Engine Practices for Consumer Law and Policy. *Journal of Consumer Policy*. Available at SSRN : <https://ssrn.com/abstract=2958653>.

Evans, David S. (2008) . The Economics of the Online Advertising Industry. *Review of Network Economics*, Vol. 7, No. 3. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1086473>.

Ertemel, Adnan Veysel and Peyk, Peyvent.(2018). The Impact of Zero Moment of Truth on Consumer Buying Decision. *An Exploratory Research in Turkey 5th International Conference on Social Sciences and Education Research*. Available at SSRN : <https://ssrn.com/abstract=3350368>.

Howard, J. A., & Sheth, J. N. (1969) . *The theory of buyer behavior*, 14. New York: Wiley.

Jansen, B.J., Flaherty, T.B., Baeza–Yates, R., Hunter, L., Kitts, B. and Murphy, J. (2009). The components and impact of sponsored search. *Computer*, Vol. 42 No. 5, pp.98–101.

Jansen, B. J., & Schuster, S. (2011) . Bidding on the buying funnel for sponsored search and keyword advertising. *Journal of Electronic Commerce Research*, 12 (1) , pp.1–18.

Jerath, K., Ma, L., & Park, Y. (2014) . Consumer click behavior at a search

engine : The role of keyword popularity. *Journal of Marketing Research*, 51(4), pp.480–486.

Jafarzadeh, H., Aurum, A., D'Ambra, J. and Ghapanchi, A. (2015) . A systematic review on search engine advertising. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 7, No. 3.

Kevin Gallagher. (2018) . *AI in Marketing*. Washington DC : Business Insider.

Laffey, D. (2007) . Paid search: The innovation that changed the Web. *Business Horizons*, Vol 50, No. 3, pp.211–218.

Lemon, K.N. and Verhoef, P.C. (2016) . Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, pp.69–96.

Lemon, Katherine N. & Peter C. Verhoef. (2016) . Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing: AMA/MSI Special Issue*, Vol. 80, pp.69–96, DOI: 10.1509/jm.15.0420.

Michael Luca. (2015) . User–Generated Content and Social Media. *the Handbook of Media Economics*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2549198> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2549198>.

Michelle Cheng. (2019) . JPMorgan Chase has an AI copywriter that writes better ads than humans can. Retrieved from <https://qz.com/work/1682579/jpmorgan-chase-chooses-ai-copywriter-persado-to-write-ads/>. (Feb 22, 2020)

Philip Kotler, Hermawan Kartajaya & Iwan Setiawan. (2016) . *Marketing 4.0: Moving from Traditional to Digital*. America : John Wiley & Sons Inc.

Rutz, Oliver J. and Bucklin, Randolph E. (2007) . A Model of Individual Keyword Performance in Paid Search Advertising. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1024765>.

Rutz, O.J. and Bucklin, R.E. (2011) . From generic to branded : a model of spillover in paid search advertising. *Journal of Marketing Research*, Vol. 48, No. 1, pp.87–102.

- Reketye, Jr. and Gábor. (2019) . The Effects of Digitalization on Customer Experience 2019 ENTRENOVA Conference Proceedings. Available at SSRN : <https://ssrn.com/abstract=3491767>.
- Sharp, B. (2010) . *How Brand Grow what marketers don't know*. Australia & New Zealand : Oxford University Press. pp. vii. 17, 78, 82.
- Sayed, A., Jerath, K., and Srinivasan, K. (2014) . Competitive poaching in sponsored search advertising and its strategic impact on traditional advertising. *Marketing Science*, 33 (4) , pp.586–608.
- Schultz, Carsten & Holsing, Christian. (2017) . Differences across Device Usage in Search Engine Advertising. 10.4018/978-1-5225-3114-2.ch010.
- Sherice Jacob. (2019) . How Airbnb Uses Data Science to Improve Their Product and Marketing. Retrieved from <https://neilpatel.com/blog/how-airbnb-uses-data-science/>. (Feb 11, 2020)
- Simonov, A., & Hill, S. (2019) . Competitive Advertising on Brand Search: Traffic Stealing and Customer Selection.
- Sahni, Navdeep S. and Zhang, Charles. (2020) . Search Advertising and Information Discovery : Are Consumers Averse to Sponsored Messages? Stanford University Graduate School of Business Research Paper No. 3441786. Available at SSRN : <https://ssrn.com/abstract=3441786>.
- Ursu, Raluca and Dzyabura, Daria. (2019) . Retailers' Product Location Problem with Consumer Search. *Quantitative Marketing and Economics*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3284615>.
- Vincent, N., Johnson, I.L., Sheehan, P., & Hecht, B.J. (2019) . Measuring the Importance of User-Generated Content to Search Engines. ArXiv, [abs/1906.08576](https://arxiv.org/abs/1906.08576).
- Wedel, M. and Kannan, P.K. (2016) . Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, Vol. 80 No. 6, pp.97–121.
- Yang, Sha & Ghose, A. (2010) . Analyzing the Relationship Between Organic and Sponsored Search Advertising : Positive, Negative, or Zero Interdependence? *Marketing Science*. 29. 602–623. 10.2139/ssrn.1491315.

Yoo, Chan. (2014). Branding Potentials of Keyword Search Ads : The Effects of Ad Rankings on Brand Recognition and Evaluations. *Journal of Advertising*. 43. 85–99. 10.1080/00913367.2013.845541.

Yang, Yanwu and Jansen, Bernard and Yang, Yinghui and Guo, Xunhua and Zeng, Daniel Dajun. (2018). Keyword Optimization in Sponsored Search Advertising : A Multi-Level Computational Framework. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3393235>.

Yang, Xiao & Sun, Daren & Zhu, Ruiwei & Deng, Tao & Guo, Zhi & Ding, Zongyao & Qin, Shouke & Zhu, Yanfeng. (2019). AiAds: Automated and Intelligent Advertising System for Sponsored Search. 1881–1890. 10.1145/3292500.3330782.

Yahoo. Arria Natural Language Generation Technology Expands BBC's Coverage of UK Elections (Dec 17, 2019). Retrieved from <https://finance.yahoo.com/news/arria-natural-language-generation-technology-140000289.html> (Feb 14, 2020)

Zhou, Guorui & Mou, Na & Fan, Ying & Pi, Qi & Bian, Weijie & Zhou, Chang & Zhu, Xiaoqiang & Gai, Kun. (2019). Deep Interest Evolution Network for Click-Through Rate Prediction. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 33. 5941–5948. 10.1609/aaai.v33i01.33015941.

二、中文文獻：

林俊宏 (譯) (2014)。奧美廣告教父教你用數據找到潛在客戶：性感小數字 (原作者：Dimitri Maex, Paul B. Brown)。台灣：哈林文化出版社。

周雪君 (2015)。又是手機惹的禍？人類專注力比金魚還要弱。檢自 <https://www.thenewslens.com/article/16837> (Feb 12, 2020)

陳愷新 (2018)。大數據持續升勢，經驗法則正轉軌「智能法則」。證券服務，661，頁 34–38。

徐瑞珠 (譯) (2019)。數位行銷的 10 堂課 | SEO x 廣告 x 社群媒體 x facebook 洞察報告 x Google Analytics (原作者：Ian Dodson)。台灣：基峰。

蕭瑞麟 (2016)。思考的脈絡：創新，可能不擴散。臺北市：遠見天下文化出版。

Kimberly Chin (2018)。從搜尋看見台灣人的農曆新年。檢自 <https://www.thinkwithgoogle.com/intl/zh-tw/consumer-insights/search/cny-search-insights/> (Feb 12, 2020)



附錄一 訪談題綱

1. 請您描述印象最深刻的網路購物經驗，或者最近一次網路購物的經驗？
2. 您是從什麼管道得知此商品？此商品具有何項吸引您的特點？
3. 您在購買商品前，會在網路上搜尋相關資訊嗎？您會搜尋哪些資訊呢？
4. 您通常會採用哪些關鍵字來進行搜尋？您是否會嘗試使用不同的關鍵字來進行搜尋呢？為什麼？
5. 您在最後購買階段會搜尋哪些關鍵字？此時提及什麼特點的搜尋文案會較吸引您的注意力？
6. 您通常會猶豫多久才決定購買商品？什麼原因會影響您的猶豫時間的長度？您在猶豫階段會持續搜尋此商品的相關資訊嗎？您通常會以哪些關鍵字進行搜尋呢？為什麼？
7. 哪些因素會影響您進行購買決策呢？為什麼？
8. 在網路購物的過程中，您有遇到什麼困難嗎？或是您認為有哪些環節可以更好呢？