

國立臺灣大學管理學院資訊管理學系

碩士論文

Department of Information Management

College of Management

National Taiwan University

Master Thesis

基於 BERTSUM 的搜尋引擎最佳化商品標題生成模型

Search Engine Optimization For Product Title Generation

Model Based On BERTSUM

黃翔岳

Hsiang-Yueh Huang

指導教授：莊裕澤 博士

Advisor: Yuh-Jzer Joung, Ph.D.

中華民國 111 年 12 月

December, 2022



## 誌謝



首先，感謝我的指導教授莊裕澤老師在我就讀碩士期間的指導，在每週的實驗室會議上都以精闢、客觀的視角給予意見，以「做中學」的方式教導我做研究的方法與思考方式，我也往往從教授犀利的提問中學習。其中，教授最常提醒的就是要更深入思考各個知識、論文中的前因後果，也感謝教授在我撰寫論文期間提供許多珍貴的建議，並在我的研究陷入瓶頸時給予我新的觀點，指引我思考出可行的解決方案。

此外，也感謝在同實驗室的人傑、成恩、郁云、安浩，在與你們一起學習、做研究討論的過程中讓我受益良多，你們真的很優秀。

當初我放棄公職人員工作並重拾書本就讀研究所真的是一個不容易的決定。感謝我的家人與關心我的人給予我意見，讓我堅定且心無旁騖地在學校學習，沒有你們的支持，我不知要多久才能跨出突破的這一步，而我也將帶著這份祝福啟程邁向下一個人生階段，也祝大家都能擁有更好的未來。

黃翔岳謹誌

國立臺灣大學資訊管理學系

民國一百一十一年十二月



國立臺灣大學碩士學位論文  
口試委員會審定書  
MASTER'S THESIS ACCEPTANCE CERTIFICATE  
NATIONAL TAIWAN UNIVERSITY

中文題目：基於 BERTSUM 的搜尋引擎最佳化商品標題生成模型

英文題目：Search Engine Optimization For Product Title Generation  
Model Based On BERTSUM

本論文係黃翔岳君(學號 R09725013)在國立臺灣大學資訊管理系、所  
完成之碩士學位論文，於民國 111 年 12 月 19 日承下列考試委員審查  
通過及口試及格，特此證明。

口試委員：

黃翔岳  
(指導教授 Advisor)  
黃信之      黃信之      陳建川

系主任/所長 Director: 陳建川



## 中文摘要

隨著網際網路的發展，各類產品的銷售管道已不侷限於實體店面販賣，透過電子商務，商家能接觸到比實體店面更多的顧客。隨著 PCHOME、淘寶等電子商務平臺的出現，企業或一般民眾都能在平臺上販賣產品。由於同質性產品間競爭激烈，商家為了提升產品的曝光度進而增加電商轉換率，常會針對電子商務平臺設計搜尋引擎最佳化的標題，此類標題通常會以簡潔有力的方式表達產品的特色並吸引消費者目光，以及增加產品被搜索機會的字詞，其目的皆為使產品能在搜尋結果頁中占據較好的排名。但電子商務產品種類繁多，以人力撰寫搜尋引擎最佳化標題較為繁雜，且不同種類的產品標題有其偏重關注的特色。

為解決上述問題，本研究將標題生成任務類比為文字摘要生成任務，使用深度學習技術實作一個搜尋引擎最佳化標題生成系統，使用者輸入產品敘述文案後，系統即可生成適合該產品的搜尋引擎最佳化標題。

本研究使用 BERTSUM 預訓練模型，並以 TaoDescribe 商品敘述資料集訓練系統自產品敘述文案生成搜尋引擎最佳化標題的能力。而在最後的實驗結果中，本系統在自動評估上與其他應用於不同任務的模型有著相當的表現。在搜尋引擎最佳化方面，本系統的生成標題在搜尋結果頁的排名上與原始標題表現相當，且針對不同種類的產品皆可生成符合該產品類別特性的標題。

關鍵字：文本摘要生成、預訓練模型、深度學習、電子商務、搜尋引擎最佳化

# ABSTRACT

With the development of the Internet, the sales pipeline of various products is no longer limited to physical stores. Through e-commerce, merchants can reach more customers than physical stores. With the emergence of e-commerce platforms such as PCHOME and Taobao, enterprises or ordinary people can sell products on the platform. Due to the fierce competition among homogeneous products, e-commerce merchants often use search engine optimization (SEO) techniques to improve product titles to enhance product exposure and increase conversion rates. These titles are usually simple and powerful in expressing the product's features and attracting consumers' attention. They also tend to use words that can help product to be searched by search engines. However, there are many different types of e-commerce products, and writing SEO titles is quite a challenge to human. Besides, different types of product titles have different characteristics that favor search engine attention.

In order to solve this problem, our study analogizes title generation task to text summary generation task, and uses deep learning technology to implement a SEO title generation system.

We use BERTSUM pre-training model and TaoDescribe product description dataset training system to generate SEO titles from product description. The results show that our system performs comparably to other models applied to different tasks in terms of automatic evaluation. In terms of search engine optimization, our system generates headlines that are ranked by search engines similarly to the ranks of the original titles. The system also performs well for different types of products.

Keywords: Text Summarization, Pre-trained Model, Deep Learning, E-commerce, Search Engine Optimization

# 目錄



誌謝 .....	i
口試委員會審定書 .....	ii
中文摘要 .....	iii
ABSTRACT .....	iv
目錄 .....	v
圖目錄 .....	vii
表目錄 .....	viii
第一章、 緒論 .....	1
1.1 研究背景與動機 .....	1
1.2 研究目的 .....	4
1.3 論文架構 .....	4
第二章、 文獻探討 .....	5
2.1 搜尋引擎最佳化 .....	5
2.2 文本摘要生成 .....	7
2.3 自然語言處理與預訓練模型 .....	9
2.4 評估方法 .....	11
2.5 總結 .....	13
第三章、 研究方法 .....	14
3.1 研究流程 .....	14
3.2 資料集 .....	15
3.3 BERTSUM 與 transformer decoder 模型 .....	15
第四章、 研究成果 .....	16

4.1 實驗軟硬體設置 .....	16
4.2 自動文本摘要實驗結果 .....	16
4.3 生成標題實驗結果 .....	17
4.3.1 實驗結果一：「服飾鞋襪」產品—牛仔褲 .....	18
4.3.2 實驗結果二：「食品」產品—麵包 .....	20
4.3.3 實驗結果三：「家具&雜貨」產品—沙發 .....	23
4.3.4 實驗結果四：「電腦&周邊」產品—耳機 .....	25
4.3.5 實驗結果五：「彩妝保養」產品—口紅 .....	28
4.4 搜尋引擎最佳化實驗設計與實驗結果 .....	30
4.4.1 實驗設計 .....	30
4.4.2 Google Programmable Search Engine 程式化搜尋引擎 .....	31
4.4.3 實驗流程 .....	32
4.4.4 搜尋引擎最佳化實驗結果 .....	35
4.4.5 其他模型的實驗結果表現 .....	42
<b>第五章、    結論 .....</b>	<b>47</b>
5.1 研究成果 .....	47
5.2 研究貢獻 .....	48
5.3 研究限制 .....	48
5.4 未來研究方向 .....	49
<b>Reference .....</b>	<b>50</b>



## 圖目錄



圖 1	原標題 .....	2
圖 2	實際呈現標題 .....	2
圖 3	Abstractive summarization 任務流程圖 .....	8
圖 4	BERTSUM 模型架構(Liu, 2019) .....	11
圖 5	ROUGE-N 運算公式 .....	12
圖 6	ROUGE-L 運算公式 .....	12
圖 7	Fintune 流程 .....	14
圖 8	模型運作流程 .....	14
圖 9	Length penalty 公式 .....	15
圖 10	模板網頁範例 .....	32
圖 11	2020 台灣主要零售業別商品結構基因圖譜調查 .....	33
圖 12	每種產品類型的實驗流程圖 .....	34
圖 13	「服飾鞋襪」產品累積樣本之平均排名差距趨勢圖 .....	35
圖 14	「食品」累積樣本之平均排名差距趨勢圖 .....	36
圖 15	「家具&雜貨」累積樣本之平均排名差距趨勢圖 .....	36



## 表目錄



表 1	各模型自動文本摘要評分 .....	17
表 2	服飾產品—女牛仔褲產品敘述、原始標題及生成標題 .....	20
表 3	食品產品—麵包產品敘述、原始標題及生成標題 .....	22
表 4	家具產品—沙發產品敘述、原始標題及生成標題 .....	25
表 5	「電腦&周邊」產品—耳機產品敘述、原始標題及生成標題 .....	27
表 6	「彩妝保養」產品—口紅產品敘述、原始標題及生成標題 .....	29
表 7	本研究使用之關鍵字 .....	35
表 8	「服飾鞋襪」—女牛仔褲搜尋引擎排名實驗結果 .....	37
表 9	「食品」—麵包搜尋引擎排名實驗結果 .....	38
表 10	「家具&雜貨」—沙發搜尋引擎排名實驗結果 .....	39
表 11	「電腦&周邊」—耳機搜尋引擎排名實驗結果 .....	40
表 12	「彩妝保養」—口紅搜尋引擎排名實驗結果 .....	41
表 13	Chinese BERTSUMABS 與 Roberta BERTSUMABS 自動文本摘要評 分 .....	43
表 14	「麵包」產品—原始標題、Chinese BERTSUMABS 生成標題及 Roberta BERTSUMABS 生成標題 .....	45
表 15	「麵包」產品—原始標題、Chinese BERTSUMABS 生成標題及 Roberta BERTSUMABS 生成標題搜尋引擎排名實驗結果 .....	45



# 第一章、緒論

## 1.1 研究背景與動機

自 20 世紀末開始發展的網際網路技術，加速資訊時代的來臨，隨著個人電腦的普及與穩定的網路基礎建設，大大降低一般民眾使用網際網路的門檻。至此，各類以網際網路為基礎的服務不斷出現，其中，又以瀏覽器的搜尋引擎(Search engine)最為重要，一般民眾僅需輸入關鍵字(keyword)，即可使搜尋引擎自動找尋其他網站，使民眾更容易獲得資訊。而有人潮的地方就有錢潮，各搜尋引擎服務接連出現，從初期的網景(Netscape)、IE(Internet Explorer)，到現在主宰網際網路的 Chrome，都企圖成為最大的網際網路門戶。

民間企業也注意到網際網路的興起，並開始將企業服務的資訊呈現在網頁上，亦開始進行搜尋引擎最佳化(Search Engine Optimization)。Web2.0 浪潮開始後，許多內容創作者亦使用搜尋引擎最佳化拓展網站在搜尋引擎的能見度與增加流量。其中，網頁標題的搜尋引擎最佳化是其中一個常見的優化方向，網頁標題常作為網頁第一個呈現在使用者搜尋結果頁(Search Engine Result Page)上的文字內容，也是搜尋引擎最佳化中重要的衡量項目之一，一個好的網頁標題不僅應讓使用者了解網頁的大致內容，若網頁標題包含使用者搜尋的關鍵字(keyword)，更可提升網站排名，進而提高該網站成為搜尋結果頁中第一頁名單的機會，對網站行銷至關重要(Zhu & Wu, 2011)。

在國外的調查中，臺灣的電子商務使用率為 80%，高於全球平均，在亞洲國家中僅次於印尼(88%)、馬來西亞(82%)及泰國(82%)(Kemp, February 18, 2020)。而根據 2020 台灣網路報告資料顯示，國內有 59.6%的民眾從在網路上購買商品，平均每月花費達到新臺幣 3,217 元(財團法人台灣網路資訊中心, 無日期)。在疫情期間因消費者購物習慣開始從線下轉至線上，使 2020 年電商產業規模成長至新臺幣 2,412 億元，年增 16.1%(未來流通, 民國 100 年 8 月 17 日)。因為各種大型電

商平臺的興起，從小店家到大品牌廠商皆可輕易地進行線上電子商務銷售，可見在科技發展與國際情勢下，電子商務逐漸成為重要的銷售模式。



搜尋引擎最佳化對電子商務(E-commerce)領域而言，商品在網頁中的名稱如同網頁標題一般重要，僅使用原商品名稱呈現並不一定足以清楚表達商品的內容與特色。因此，企業常需為商品設計電子商務網頁專用的標題，以此提升使用者點擊率與提升搜尋引擎排名。然而，對於大型電子商務平臺(如：Amazon、PChome 等)，其平臺中有大量且多樣的產品，以人力為每個商品設計適合於電商平臺的標題名稱相當耗時費力。



圖 1 原標題



圖 2 實際呈現標題

以上圖 1 為例，此商品原始名稱為「水桶包」，消費者單從標題上難以獲得足夠的資訊來判斷該商品的特色與價值，然而標題經過妥善設計後，呈現在搜尋結果的名稱為圖 2「女包 2021 春新款時尚單肩水桶包 手提斜肩包(3 色)」很明顯地，此標題對於該商品的使用對象、定位、顏色等基礎規格皆有描述，也相對於

原標題(水桶包)在點擊率與搜尋引擎排名上更有優勢。



自然語言處理(Natural Language Processing)是一門使電腦能夠處理人類使用的自然語言的學問。自然語言有高度複雜性，即使是人類學習一個自然語言的聽、說、讀、寫需要很長一段時間培養與累積使用經驗，且自然語言資料的抽象性質也使電腦難以學習。但在摩爾定律下，電腦的計算能力不斷提升，自然語言處理也從早期讓電腦以人為訂定文法規則的方式學習自然語言，到現在以統計方式解析自然語言，並讓電腦以模型理解自然語言，在網路世代中產生各種實際應用，例如：電子信件詐騙偵測、機器翻譯、詞類/關鍵字標示、語音辨識、文本摘要，以及搜尋建議更正等。其中，文本摘要可將長篇文章經自然語言處理後縮短文章篇幅，讓使用者容易理解與掌握原文章的重點，進而快速排除不必要的資訊，在每日資訊大量產生的時代中節省更多時間。而產品標題名稱也有文本摘要提取重要資訊的特性，若使電腦學習從產品描述中提取重要資訊並顯示在產品標題上，即有助於消費者迅速理解該產品的功能與特色，進而增加該商品的點擊率。

近年來，隨著深度學習的發展突破，預訓練語言模型(Pre-trained Language Model)使電腦更能仿效人類大腦的學習效果，預訓練語言模型藉由大量的語料庫對某一語言進行預訓練(pre-training)，藉此得到對此一語言有初步理解的模型，之後可針對各種特殊情境使用較小的語料庫微調(fine-tuning)，由於模型在預訓練階段時已經對該語言有基礎理解，因此在微調階段時更能快速掌握該語言在情境上的應用方式，從而達到更好的模型表現，可使電腦處理語言文字中更高層次的語意、語法等抽象資訊。其中，BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)模型(Devlin et al., 2018)由 Google 提出後，憑藉其中 attention 機制，BERT 可理解句子之間上下文的關係，BERT 的強大即在於僅使用無標註的資料進行非監督式學習(unsupervised learning)後，即可作為優秀的通用模型，後續即可針對不同的下游任務進行微調，且表現十分優秀，刷新 11 項 NLP 任務的最佳紀錄。之後 BERT 亦衍生更多模型以處理各式自然語言處理任務，其中，

BERTSUM(BERT architecture for SUMmarization)即用來處理文字摘要生成任務(Liu, 2019)，並刷新 CNN/Dailymail 資料集的最佳紀錄。



## 1.2 研究目的

本研究為解決以人力處理商品名稱搜尋引擎最佳化效率低落的痛點，提出一個以 BERTSUM(BERT architecture for SUMmarization)模型為基礎的解決方案。首先，透過 BERTSUM 的深度學習架構，使用中文語料庫在預訓練階段理解中文的抽象資訊，之後再使用中文商品標題-商品敘述的語料庫進行微調，並注重商品敘述中標題長度因素，使本研究的模型以 Transformer 作為 Decoder 生成商品標題時，可同時達成商品標題的搜尋引擎最佳化。生成結果即可提供文案撰寫人員參考，僅需稍作潤飾即可完成商品標題，提升電子商務企業對商品進行搜尋引擎最佳化的效率，並節省使用者尋找商品所需的搜尋與篩選無用資訊時間，進一步提高整體搜尋引擎的使用體驗。

## 1.3 論文架構

本論文架構如下，第二章將探討搜尋引擎最佳化與使用預訓練模型進行標題生成的相關文獻，包括影響網頁搜尋引擎排序的重要因素、預訓練模型的運作機制、文本摘要生成與應用的相關研究，以及現行評估文本摘要表現的評估方法。第三章則描述實驗架構、資料集與使用模型，接著在第四章呈現本研究模型實驗結果與驗證表現，最後在第五章作出本研究的結論與未來研究方向。

## 第二章、文獻探討



本研究之目的在於透過深度學習的技術，有效率地將原始商品名稱轉化為有利於消費者理解商品特性的標題，並使標題符合搜尋引擎最佳化，提高網頁的搜尋引擎排名。在本章裡，我們將探討過去與文字處理及搜尋引擎最佳化等相關研究，從已有的技術與知識中找尋達到研究目的的途徑。我們將欲探討的內容分為以下 5 個面向：

1. 搜尋引擎最佳化
2. 文字摘要生成
3. 自然語言處理
4. 預訓練模型與 BERT
5. 評估方法

### 2.1 搜尋引擎最佳化

雖然網際網路連結世界上無數內容創作者的網頁，但搜尋引擎的使用者在搜尋引擎的演算法影響下僅能觸及一小部分的網站。因為使用者往往只會點擊第 1 個搜尋結果頁上出現的連結，排名越後面的網站其點擊率越低(BACKLINKO, October 14, 2022)。因此，如何提升網站在搜尋結果頁(Search Engine Result Page)中的排名即為搜尋引擎最佳化(Search Engine Optimization, SEO)的目標。相對地，搜尋引擎公司會頻繁更新與調整搜尋引擎排名演算法，以防止 SEO 專家破解與主導演算法。

根據 JB Killoran 的研究架構(Killoran, 2013)中，主要由搜尋引擎公司(如 Google)、實行 SEO 的人員，以及搜尋引擎的使用者等 3 個角色參與搜尋引擎的運作。搜尋引擎公司主導搜尋引擎排名的演算法，不同瀏覽器、地區、時間等皆會影響搜尋結果頁，每當宣布調整演算法時，都會對網站的 SEO 任務產生影響。而搜尋引擎公司主要服務的對象即為搜尋引擎使用者，因此，搜尋引擎公司會為

了提升使用者的搜尋體驗，隨著使用者的偏好調整演算法。

以 Google 的搜尋引擎為例，Google 所設計的演算法中，影響排名結果的因素就超過 200 個(BACKLINKO, October 10, 2021)，且每年調整演算法的次數超過 300 次(MOZ, May 14, 2019)。Google 最具特色的演算法為 PageRank，PageRank 的功能為衡量網站的重要程度，其運作方式為計算該網站的超連結數量，連結到該網站的其他網站的超連結數量也會影響 PageRank。Google 概括總結其演算法為信任(Trust)與相關性(Relevance)2 項原則，信任(Trust)表示大多使用 PageRank 作為衡量網站可靠性，相關性(Relevance)則表示網站與關鍵字搜尋契合的程度。

在 JB Killoran 給出提升網站 SEO 的建議中，其中一項為將關鍵字放進會顯示在搜尋結果頁上的網頁文字中，如網頁標題、摘要(snippet)及 URL。其中，將關鍵字放入標題文字為一重要影響 SEO 表現的因素。網頁標題不僅作為使用者在搜尋結果頁首先接觸到的網頁文字，在瀏覽器視窗上方以及網頁書籤也都作為代表該網頁的文字。一般而言，標題的關鍵字通常針對該網頁的內容調整，且應該使用具獨特性的文字，而不是使用如「首頁」、「商品」等泛用文字。關鍵字雖可插入標題以提升網頁在搜尋結果頁上的排名，但在使用上仍有限制。若堆疊大量相同的關鍵字反而會使網頁在搜尋引擎的演算法中受到懲罰，Google 也曾表示插入多個相似的關鍵字可能會被演算法視為不合適的用字(Google, 2012)。另一方面，在標題放入過多的關鍵字除了會因為瀏覽器及螢幕的限制無法完整顯示外，亦有很大機會被演算法懲罰(Ledford, 2015; Rognerud, 2008)。

在(Zhu & Wu, 2011)的研究中，透過逆向工程分析網站中影響 SEO 的因素，使用 Google 搜尋引擎及其 1 萬個關鍵字的前 20 名搜尋結果，共蒐集 20 萬個網站，並對其中 URL、HTML 及 PageRank 等進行分析。結果在高搜尋次數關鍵字的搜尋結果中，影響網站排名的前 5 大因素為 URL 長度、關鍵字是否出現在 URL domain 中、網站 H1 標籤中的關鍵字密度、標題中的關鍵字密度，以及 URL 的層數，且此排名在中、低搜尋次數關鍵字的分析中也有相似的結果。由此可

知，網站中的關鍵字有搜尋引擎最佳化的效果，且在搜尋結果頁中，搜尋引擎會特別標註在網站標題、URL 及網站摘要(snippet) 出現的關鍵字，讓使用者更加注意關鍵字出現的位置。



因此，本研究從商品在搜尋結果頁上的網頁標題著手，從商品敘述中提取關鍵字以設計網頁標題，達到提升商品網頁搜尋引擎最佳化的目的。

## 2.2 文本摘要生成

隨著網際網路出現與普及後，現代社會各種訊息與資訊以驚人的速度在網路上產生。其中又以各式主題文章為主的線上文字內容佔絕大多數，使用者在面對巨量的資訊中會感受到壓力，使用者也無法看完每一個搜尋結果導致錯過真正想了解的資訊。因此，不論是網路文章或社群媒體都經常附有文章內容懶人包或條列重點訊息的方式吸引網路使用者閱讀。而文本摘要生成的目標正是將較長文字的句子或文章經處理後生成較短篇幅且包含原文章重要資訊的文字內容，可節省使用者閱讀的時間。

本研究的研究範圍主要在文本摘要生成(Text summarization)領域，文本摘要生成任務依生成方式分為 2 種途徑：Extractive summarization 及 Abstractive summarization。Extractive summarization 是從原輸入文字萃取其中的片語、句子等作為輸出結果。而 Abstractive summarization 則是取得輸入文字中的資訊後，生成新的、較流暢且符合文法的結果。相較於 Extractive summarization，使用 Abstractive summarization 方式的系統能生成更精簡的字詞(Wang et al., 2017)。

根據 El-Kassas 的研究(El-Kassas et al., 2021)，Abstractive summarization 包含 3 個任務，如下圖 3 所示：

- 對輸入文字進行前處理(pre-processing)
- 對輸出文字進行後處理(post-processing)



- 核心處理任務。包含 2 個子任務：1. 轉換輸入文字的表示方式，如 N-gram、embeddings 等。2. 以自然語言生成技術產生接近人類撰寫的摘要(Chitrakala et al., 2016)。

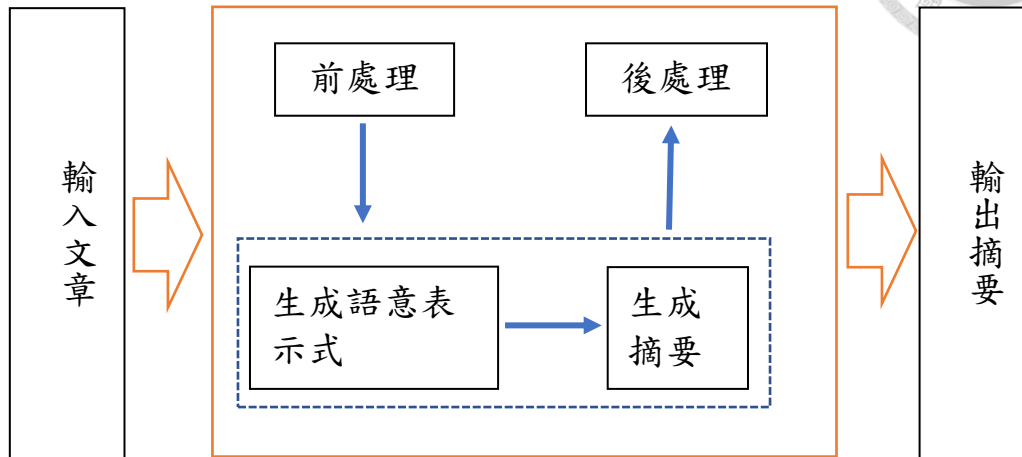


圖 3 Abstractive summarization 任務流程圖

在實作 Abstractive summarization 上有多種方式，如圖形方法(Graph-Based)、樹狀結構方法(Tree-Based)、規則型方法(Rule-Based)、模板型方法(Template-Based)、本體論方法(Ontology-Based)、語意型方法(Semantic-Based)及深度學習方法(Deep-Learning-Based)等。而深度學習方法為近期熱門的研究方向，深度學習所使用非監督式學習方式免去機器學習中標註大量資料的程序，僅需整理好文章資料與輸入模型的格式即可運作，而網路上有容易取得及巨量的文字資料，非常適合作為深度學習的訓練資料使用。R Nallapati(Nallapati et al., 2016)將 seq-to-seq 概念引入 Abstractive summarization 任務，使用 RNN 的 encoder-decoder 模型進行訓練，並提出 seq-to-seq 模型對文本摘要是有利的結論。而標題生成可視為極短的文本摘要，在大多數情況下，摘要通常為幾行句子到一個段落的篇幅，標題則為摘要長度縮短到 1 句敘述的情形。依此為發想，本研究將使用 Abstractive summarization 中深度學習的方式進行標題生成。

文字生成在電子商務領域已有不少研究，在中文字領域，Yu Gong(Gong et al., 2019)觀察到過長標題在行動裝置上的顯示問題，使用 Recurrent Neural Network (RNN)架構將原本較長的产品標題萃取為適合於行動裝置瀏覽的短標題。Li Haoran(Li et al., 2020)考慮電子商務產品的圖片、標題及產品敘述等要

素，並提出 Multimodal Pointer-Generator Network 架構生成該產品的摘要。J Wang(Wang et al., 2018)，及 Qibin Chen(Chen et al., 2019)除了產品本身的標題外，亦使用使用者的瀏覽紀錄作為生成產品短標題的資訊。




關於搜尋引擎最佳化相關的文本摘要生成研究不多，G Matošević(Matošević, 2018)以網站的搜尋引擎最佳化為目標，研究網站中影響搜尋引擎最佳化的屬性與標籤，最終以網站中的文章內容進行文字摘要生成，並將生成結果置於描述標籤(Meta Description)—網站搜尋引擎排名的一項評估因素，其結果確實提升原本沒有描述標籤的網站的搜尋引擎排名。然而，其生成結果雖有助於網站進行搜尋引擎最佳化，但僅有搜尋引擎可辨別，使用者無法感受到其對使用者本身搜尋體驗上的助益，與本研究欲生成有助於使用者理解商品特性的商品標題，並輔以搜尋引擎最佳化的目標有所差異。而 C Anastasiu(Anastasiu et al., 2021)則使用預訓練模型 BERTSUM，在考慮搜尋引擎最佳化的情形下生成新聞標題。

因此，本研究在標題生成上採用 Abstractive summarization 中深度學習的方式進行。

## 2.3 自然語言處理與預訓練模型

自然語言處理(Natural Language Processing)是一個使用計算機理解及處理自然語言文字或話語，並使其產生價值的一門學問(Chowdhury, 2003)，其中包含多個領域，如自然語言理解(Natural Language Understanding)、摘要(Abstracting)、資訊萃取(Information Retrieval)、機器翻譯(Machine Translation)等，其使用的方式可粗分為句法/語意規則與統計數學方法，句法/語意規則為使用硬性地規則處理資料，統計數學模型則使用機率、統計方法，而在深度學習領域有所突破後大量應用到自然語言處理領域，學習資料更高層次的抽象概念與特性，其中又以預訓練模型最廣為人知。



預訓練模型(pre-trained model)藉由大量的資料學習語言的大致特徵，再經微調(fine-tuning)後即可應用到各類 NLP 任務中，以上訓練模式也被稱為遷移學習(Transfer learning)，節省重新訓練新模型所需的時間(Qiu et al., 2020)。之後，更多的預訓練模型相繼出現，如 ELMo(Peters et al., 2018)、OpenAI GPT(Radford et al., 2018)與 BERT(Devlin et al., 2018)。BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)模型於 2019 年發表即刷新 11 項 NLP 任務的最佳成績，BERT 的模型架構是使用多層雙向 Transformer 的 encoder，以 BERT-BASE 為例，其包含 12 層的 Transformer blocks，總參數量達到 1.1 億個。在 pre-training 階段中，BERT 使用 Masked Language-Modeling(MLM)與 Next Sentence Prediction(NSP)進行訓練，Masked Language-Modeling 透過克漏字的方式及雙向 self-attention 機制，使得 BERT 能學習句中每個 token 之間的向量訊息，進而學習到句中的文意資訊。而 Next Sentence Prediction(NSP)使 BERT 學習預測前後 2 個句子的相關性。在訓練資料方面，由於 BERT 採用非監督式學習，因此其優勢在於現存的各式文字資料皆可作為訓練資料，而主要的文字資料來源為英文維基百科與 BooksCorpus 資料集，達到 33 億個文字量。

在 BERT 發表後，因其優秀的表現與極高的泛用性，不斷有研究將 BERT 應用到更多 NLP 領域的任務。其中，Yang Liu(Liu, 2019)將 BERT 運用在 text summarization 任務。在此任務中，因原始 BERT 的 MLM 訓練專注在取得 token 級別的資訊，同時，NSP 僅能觀察到前後 2 個句子的資訊，無法妥善處理超過 2 個句子以上的文章段落，Yang Liu 對此將 BERT 針對 text summarization 任務進行調整，以 BERT 的訓練方式為基礎，提出 BERT architecture for SUMmarization 模型(BERTSUM)，如下圖 4 所示，在每個句子開頭加入[CLS]標籤、結尾加入[SEP]標籤，並在句子層級的 embedding 使用 2 個不同標籤，讓 BERTSUM 能分辨每個句子的開頭、結尾及各個不同句子的資訊。並分別測試以簡單線性分類器、Transformer 及 Recurrent Neural Network 等作為 Summarization layer 下的表現，最終以 Transformer 表現最佳。

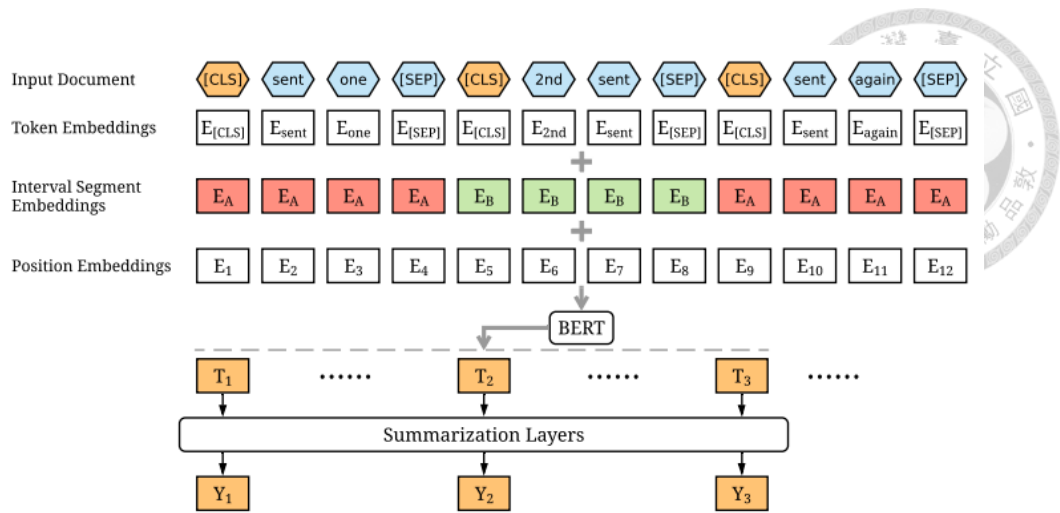


圖 4 BERTSUM 模型架構(Liu, 2019)

而 C Anastasiu(Anastasiu et al., 2021)在研究中使用 BERTSUM 對新聞內文進行文字摘要生成標題，並針對標題進行搜尋引擎最佳化。其研究引入集束搜索(Beam Search)生成標題，利用 length penalty 剔除過短或過長的標題，rank penalty 剔除關鍵字出現次數過少的標題，用以上二項機制生成符合搜尋引擎最佳化的新聞標題。啟發本研究以商品敘述生成商品標題，並同時符合搜尋引擎最佳化的可能性。

## 2.4 評估方法

本研究搜尋引擎最佳化衡量部分，使用 webnode 建立網頁，透過 Google 程式化搜尋引擎(Programmable Search Engine)設計實驗，藉以比較原始產品標題與本研究模型生成標題的排名差異，詳細實驗過程將於第四章說明。另外，本研究以自動文本摘要的概念進行標題生成，將以自動文本摘要任務經常使用的 ROUGE-N 及 ROUGE-L 作為本研究的評估指標，說明以下：

### 1. ROUGE-N：ROUGE(Recall-Oriented Understudy for Gisting

Evaluation)(Lin, 2004)是用於自動評估文本摘要的指標，它計算生成摘要與參考摘要之間 n-gram 的重疊比例，公式如下圖 5 所示。X 代表參考摘

要，n 代表以 n-gram 計算，如 n 為 1 代表以 1-gram 計算，n 為 2 代表以 2-gram 計算，依此類推。 $Count(gram_n)$  代表參考摘要以 n-gram 處理後的數量。 $Count_{match}(gram_n)$  代表生成摘要與參考摘要重疊的 n-gram 數量。

$$ROUGE - N = \frac{\sum_{gram_n \in X} Count_{match}(gram_n)}{\sum_{gram_n \in X} Count(gram_n)}$$

圖 5 ROUGE-N 運算公式

2. ROUGE-L 公式如下圖 6 所示，則是以最長相同子序列(LCS)的方式計算 ROUGE，最長相同子序列(LCS)代表生成摘要與參考摘要之間最長相同的文字片段。

$$R_{lcs} = \frac{LCS(X, Y)}{m}$$

$$P_{lcs} = \frac{LCS(X, Y)}{n}$$

$$F_{lcs} = \frac{(1 + \beta^2)R_{lcs}P_{lcs}}{R_{lcs} + \beta^2P_{lcs}}$$

圖 6 ROUGE-L 運算公式

其中，X 為參考摘要，Y 為生成摘要。m 為參考摘要長度，n 為生成摘要長度。LCS(X,Y) 為參考摘要與生成摘要最長相同子序列的長度， $\beta$  為一超參數，在(Lin, 2004)中常設為 1， $F_{lcs}$  即為 ROUGE-L。



## 2.5 總結

在計算機科學中，已經存在自然語言處理此一領域試圖從自然語言的句法/語意規則，或統計數學方法萃取價值。而在近年來深度學習相關研究的突破，預訓練模型的蓬勃發展也使得自然語言處理領域有從不同角度切入問題的機會。而本研究認為從電子商務平臺上可取得大量文字資料(商品標題、商品敘述)，十分適合 BERT 模型進行訓練。

BERT 模型雖擅長取得文句中高層次的資訊，但不適合用於多句子的長文本資料，因此有學者發現 BERT 的短處後，提出相對應的 BERTSUM 模型，使 BERT 的模型架構亦可用於處理長文本的資料，本研究因而想利用 BERTSUM 處理較長文本的特性處理商品敘述。

在搜尋引擎最佳化領域中，我們得知「標題中的關鍵字密度」為影響該網頁在搜尋引擎結果頁排名的因素之一，而使用者通常也最先從標題接收網頁中的基本資訊。本研究從此發想，將商品敘述視為對該項商品較完整且詳細的長文字資訊，商品標題則可視為重要且精簡的短文字資訊。藉此將商品標題生成視為文字摘要生成的任務處理，藉由 BERTSUM 模型學習長商品敘述中的關鍵字、並控制生成符合搜尋引擎最佳化的標題長度，即可達到含有商品資訊及符合搜尋引擎最佳化的短商品標題。

## 第三章、研究方法



### 3.1 研究流程

我們參考 C Anastasiu(Anastasiu et al., 2021)的作法，使用中文的 BERTSUM 預訓練模型，再使用商品標題-商品敘述資料集，並透過 Length penalty 控制文字生成方向，使用 transformer(Vaswani et al., 2017)作為 decoder 生成文字，即可得到兼顧 SEO 功能的標題生成模型。

我們預期模型可透過輸入產品敘述後，模型可依標題長度生成符合 SEO 要求的商品標題。上述 Finetune 與運作等 2 項流程如下圖 7 及圖 8 所示

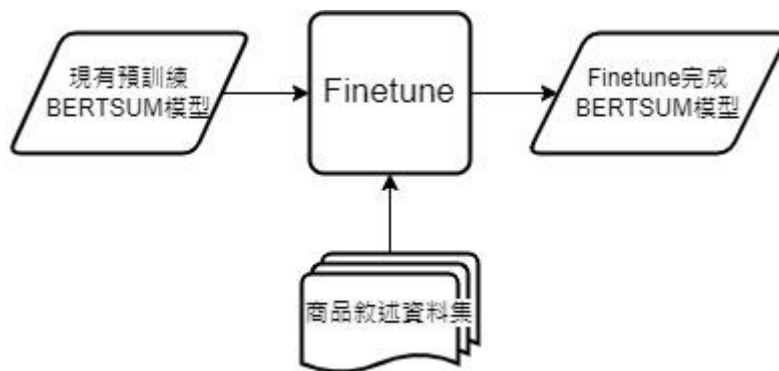


圖 7 Finetune 流程



圖 8 模型運作流程



## 3.2 資料集

由於目前並沒有搜尋引擎最佳化標題的電子商務資料集，本研究使用的資料集為阿里雲的 TaoDescribe 商品敘述資料集(Chen et al., 2019)，收集自 2013 年 11 月至 2018 年 12 月間在阿里巴巴電子商務平臺上商品標題與商品敘述的文案，這些資料皆由專家與各商店店主所設計，基於店主設計標題時應期望產品能在搜尋結果中有較佳的排名，本研究將此標題視為已進行搜尋引擎最佳化處理的前提進行實驗。其中在 item\_desc\_dataset.txt 中，總共有 2,129,187 筆商品標題-商品敘述資料，第 1 列為商品標題，第 2 列為商品描述文案。每筆資料皆為商品標題不超過 100 字，商品敘述不超過 150 字的文字內容。

## 3.3 BERTSUM 與 transformer decoder 模型

在本研究中，我們使用 abstractive summarization 的方式生成商品標題，encoder 部分使用中文 BERTSUM 的預訓練模型，fine-tune 部分則使用 Transformer 的 decoder 對 TaoDescribe 資料集進行訓練，生成對應的商品標題。在上述 fine-tune 的過程中，我們將運用 length penalty 方法(Wu et al., 2016)控制 decoder 生成商品標題的長度。

在搜尋結果頁中，商品標題過短，使用者可能無法清楚理解該商品的特性；另一方面，過長的商品標題則可能會有被瀏覽器截斷呈現的結果。因此，我們不希望模型生成時出現過短或過長的商品標題，我們使用 Length penalty(lp)懲罰模型生成過短或過長的文字，公式如下圖 9 所示。其中， $|Y|$  是模型句子生成時的長度， $\alpha$  為將句子長度標準化的超參數，其值通常設為 0.6 至 0.7 之間。

$$lp(Y) = \frac{(5 + |Y|)^\alpha}{(5 + 1)^\alpha}$$

圖 9 Length penalty 公式



## 第四章、研究成果



### 4.1 實驗軟硬體設置

本研究作業系統使用 Ubuntu 20.04.2 LTS，CPU 為 8 核心的 Intel(R) Core(TM) i7-9700KF，時脈 3.60GHz，RAM 32G。圖形顯示卡使用 NVIDIA GeForce RTX3090，驅動程式版本為 470.141.03，CUDA 環境為 11.4 版本。

本研究使用(Liu & Lapata, 2019)的 PreSumm 套件實作 BertSumAbs，預訓練模型為中文 Bert-wwm-ext(Cui et al., 2021)，其為使用 Whole Word Masking (全詞 mask) 技巧，且除了使用中文維基百科外，額外使用中文百科全書、新聞、網路問答等資料集進行訓練的中文 Bert 預訓練模型。超參數中 accum\_count 設為 20，train\_steps 設為 50000，其他超參數依照(Liu & Lapata, 2019)的設定，說明如下：Transformer 層數為 6，隱藏層維度為 768，attention head 數量為 8，Batch size 為 140，dropout 設為 0.2，優化器為 Adam。

### 4.2 自動文本摘要實驗結果

接續 2.6 評估方法，本研究使用 ROUGE 做為自動文本摘要的評量工具，使用 python 的 rouge 套件(Paul Tardy & Hane Liu, July 30, 2021)。由於本研究使用阿里巴巴電子商務資料集，自產品敘述生成有搜尋引擎最佳化特性的產品標題，而目前尚未有使用相同資料集進行相同任務的其他研究。本研究將與使用相同模型，但應用於不同語言及類似任務的研究(Anastasiu et al., 2021)、(Liu & Lapata, 2019)進行比較，結果如下表 1 所示。

Language & Model	Dataset	ROUGE 1-gram F-score	ROUGE 2-gram F-score	ROUGE L-gram F-score
<u>Chinese BERTSUMABS</u>	<u>TaoDescribe</u>	<u>44.43 %</u>	<u>24.71 %</u>	<u>33.05 %</u>
<u>Anastasiu et al., 2021</u>	German news	43.54 %	24.84 %	40.02 %
<u>Liu &amp; Lapata, 2019</u>	CNN/DailyMail	41.72 %	19.39 %	38.76 %

表 1 各模型自動文本摘要評分

本研究(Chinese BERTSUMABS)為在中文語系使用 BERTSUMABS 模型，並於電子商務資料集進行產品標題生成任務。而 Anastasiu et al., 2021 與 Liu & Lapata, 2019 分別為在德文與英文使用 BERTSUMABS 模型的研究，前者應用於新聞標題生成任務，後者應用於新聞摘要生成任務。實驗中自動文本摘要評分資料量皆為 1000 筆，單位為百分比。本研究評分結果為自 TaoDescribe 商品敘述資料集中切分出測試資料集後，取其中 1000 筆資料後進行評分。

由表格得知，雖然使用於不同語系及不同資料集，本研究在 ROUGE 1-gram F-score 及 ROUGE 2-gram F-score 上與其他 2 項研究的表現大致相同。而在 ROUGE L-gram F-score 上分數略低的原因可能為使用的資料集類型不同導致。

### 4.3 生成標題實驗結果

本節將討論模型以產品敘述生成標題的表現，以下表格針對「服飾鞋襪」、「食品」、「家具&雜貨」、「電腦&周邊」及「彩妝保養」等共 5 種產品類別羅列其產品敘述、原始標題及生成標題進行比較，並在表格後探討生成標題的結果，與其可能影響搜尋引擎排名的因素。

#### 4.3.1 實驗結果一：「服飾鞋襪」產品—牛仔褲

牛仔褲一	
產品敘述	水洗清新的淺藍色，時髦又百搭的牛仔褲。好版型才能更舒適，視覺增高 5 公分，顯高顯瘦。鬆緊腰設計，修身顯瘦，拉長下半身比例，貼合腿型，自帶視覺提臀小細腿效果。小雛菊刺繡設計，看起來乾淨清爽又雅緻。毛邊褲腳，寬鬆版型，睫毛毛邊褲腳設計。字母設計，膝蓋處字母刺繡設計，讓整體更具立體感，很顯個性。
原始標題 $a_1$	2022 春夏新款小雛菊牛仔褲女鬆緊腰彈力寬鬆直筒顯瘦學生蘿莉九分
生成標題 $a_1'$	韓都衣舍 2022 秋新款女裝韓版寬鬆顯瘦牛仔褲女休閒直筒長褲子潮
牛仔褲二	
產品敘述	舒適寬鬆，顯瘦百搭變時髦精。寬鬆修跨，拉伸腿部線條，穿出大長腿。不挑身材的時尚版型。高腰收腹，優化腿型。3D 立體剪裁設計，隱藏多餘贅肉，更顯瘦。垂感拖地，視覺顯高。
原始標題 $a_2$	高腰牛仔褲女夏季薄款拼接寬鬆顯瘦 2022 爆款垂感顯瘦法雅直筒褲女
生成標題 $a_2'$	2022 秋冬新款高腰牛仔褲女加絨加厚韓版百搭顯瘦修身直筒長褲子
牛仔褲三	
產品敘述	堪比真絲質感的牛仔體驗。萊賽爾纖維以可再生的竹、木等搗碎後形成的漿粕為原料。吸汗透氣，時刻保持乾爽透氣的穿著體驗。兼具天然棉花的舒適親膚性和莫代爾的垂墜感。手感上也具備真絲的柔軟和爽滑質地。高腰直筒的褲型，優化腰腿比例，顯高顯瘦，不限身型。整體設計簡約大方，細節處理和做工更經得起考驗。貫穿精簡和實用主義經典百搭。
原始標題 $a_3$	萊賽爾纖維夏季新款韓版垂順高腰直筒闊腿牛仔褲寬鬆顯瘦長褲女薄
生成標題 $a_3'$	2022 秋冬新款加絨加厚牛仔褲女寬鬆直筒高腰彈力休閒百搭長褲子女
牛仔褲四	
產品敘述	這是一條會呼吸的天絲牛仔，輕薄透氣適合夏天穿著。闊腿褲型，適合多種腿型，顯瘦顯高。鬆緊高腰設計，舒適不緊繃的同時，更顯腿長。火爆全網的小雛菊點綴，大大提成你的時髦度。垂順有型。
原始標題 $a_4$	天絲牛仔闊腿褲女 2022 夏季高腰薄款小雛菊牛仔褲寬鬆大碼休閒長褲

生成標題 $a_4'$	2022 秋冬新款高腰牛仔褲女韓版百搭寬鬆直筒休閒百搭顯瘦闊腿褲
牛仔褲五	
產品敘述	為使得褲子有懷舊復古的視覺效果和柔軟的手感，褲子運用環保石磨漂洗和環保染色的洗水工藝，可以幫助褲子的顏色看起來帶點懷舊和高級感。採用手工貓須，環保噴馬騮的和擦砂的工藝，讓褲子上身整體效果看起來豐富更有層次感。褲子前幅用的是經典弧形月牙貼袋設計，腳口內側開衩造型，後片撞色毛邊的貼袋設計大膽有趣。寬鬆的版型對各種身材包容性極強，很適合大部分的人穿著。整體做工細緻平整，輕鬆打造時髦休閒感。
原始標題 $a_5$	天絲牛仔褲女夏新款小個子穿搭高腰開叉顯瘦小眾直筒褲子設計感
生成標題 $a_5'$	2022 秋冬新款牛仔褲女寬鬆直筒休閒加絨加厚休閒高腰闊腿褲子女
牛仔褲六	
產品敘述	高腰喇叭褲，穿出小蠻腰大長腿。修身顯瘦版型，美出新高度，基礎款自我修練，哈倫褲也能魅力換發。視覺顯瘦，遮掩腰腿部贅肉。顯瘦顯高，時尚舒適，親膚柔順。
原始標題 $a_6$	加絨加厚彈力微喇牛仔褲女 2022 年新款秋冬高腰小個子喇叭褲女裝批
生成標題 $a_6'$	2022 秋冬新款高腰加絨加厚牛仔褲女修身顯瘦微喇叭褲韓版顯瘦長褲
牛仔褲七	
產品敘述	高彈牛仔褲，好面料自然好享瘦。超彈力、顯瘦高、享舒適。高矮胖瘦，人人都是潮流達人。胖瘦皆宜，適合多種身材，遮掩腿部贅肉。舒適高彈，包容性強。
原始標題 $a_7$	高腰牛仔褲女小腳春夏 2022 年新款顯瘦灰色顯高修身緊身女褲子潮
生成標題 $a_7'$	2022 秋冬新款加絨加厚牛仔褲男直筒修身男褲子彈力潮流休閒男褲
牛仔褲八	
產品敘述	彈力高腰塑形小腳褲，排扣高腰，收腹顯瘦。加寬腰頭，視覺顯瘦增高，中縫提臀，時刻貼合你的好身材。牢固鈕扣，多次拉拽，牢固，不易脫落。斜插前袋，方便實用。面料升級，舒適牛仔面料。
原始標題 $a_8$	淺色牛仔褲女春裝 2022 年新款高腰顯瘦緊身修身小腳褲子女
生成標題 $a_8'$	加絨加厚牛仔褲女外穿 2018 秋冬新款高腰彈力緊身小腳鉛筆褲子女
牛仔褲九	

產品敘述	高彈力牛仔小腳褲，展現身材，拉伸腰線。好褲子版型很重要，立體打版，上百次精修細改。拯救腿部缺陷，專為修飾腿型而設計，隱藏缺陷，拉長比例。高腰版型，收腹顯瘦，盾形後兜，提臀塑形。小腳版型，秀出長腿。
原始標題 $a_9$	高腰加絨牛仔褲女 2022 冬新款韓版修身顯瘦彈力緊身百搭提臀小腳褲
生成標題 $a_9'$	2022 秋冬新款加絨加厚牛仔褲女修身顯瘦小腳褲高腰彈力緊身鉛筆褲
牛仔褲十	
產品敘述	韓版高腰闊腿褲，收腰藏肉，顯瘦顯高。立體高腰&強力纖腰線，收腰藏肉，平坦小腹不勒腰。牛仔面料，親膚舒適耐磨耐刮。蹲坐不尷尬的牛仔褲，舒適不緊繃。好版型穿出好身材，立體裁剪，自帶視覺瘦腿效果。
原始標題 $a_{10}$	深藍色直筒牛仔褲女 2022 春夏新款兩扣寬鬆高腰顯瘦闊腿拖地褲女
生成標題 $a_{10}'$	2022 秋冬新款韓版高腰闊腿褲女加絨加厚寬鬆直筒牛仔褲休閒長褲子

表 2 服飾產品—女牛仔褲產品敘述、原始標題及生成標題

上表 2 為本研究於服飾產品—女牛仔褲原始標題與生成標題比較表，可看出「女牛仔褲」在不同產品之間的標題差異不大，產品敘述中也有相似的部分，導致生成標題之間無太大差異，但生成標題仍有產生原始標題中經常出現的「直筒」、「高腰」、「新款」等字詞，亦有從產品敘述中得到「顯瘦」、「百搭」等資訊。另外，從生成標題也可看出模型經常使用「秋」、「冬」2 字，其原因可能受到訓練資料中標題使用「秋」、「冬」的次數比「春」、「夏」多影響。

#### 4.3.2 實驗結果二：「食品」產品—麵包

麵包一	
產品敘述	肉鬆夾心吐司從新的早餐開始。用心挑選原料，早晨屬於陽光、微風、牛奶，還有您的肉鬆麵包。新鮮鬆軟，口感綿軟，肉鬆與沙拉醬的曼妙配合。新鮮鬆軟吐司和麥香混合著鹹甜的回味，讓人欲罷不能。
原始標題 $b_1$	乳酪肉鬆麵包整箱比比贊吐司蛋糕早餐零食小吃貨網紅營養休閒食品
生成標題 $b_1'$	港榮肉鬆夾心吐司麵包 1000g 早餐麵包蛋糕點心麵包整箱零

	食品
麵包二	
產品敘述	低熱量、微澱粉、十倍超高纖。微澱粉飲食的美味食譜。
原始標題 $b_2$	【南紡購物中心】i3 微澱粉-軟式法國原味長麵包 1 條 (145g/條)
生成標題 $b_2'$	台灣進口零食大蒜泥大蒜蓉夾心蛋糕點心麵包乳酪味早餐麵包整箱
麵包三	
產品敘述	香軟蓬鬆會"呼吸"，耐撕的營養餐包，手撕麵包，越撕越有味。美味營養，鬆軟細膩，老少咸宜。鬆軟香柔，樂享清晨"撕"著吃的美味。金黃外皮純香交織，撕出鬆軟可口誘惑。好味道源自好原料，匠心工藝，醞釀美味。
原始標題 $b_3$	麵包手撕麵包營養飽腹代餐食品網紅休閒零食早餐糕點麵包批發
生成標題 $b_3'$	稻香村手撕麵包營養早餐食品糕點心零食品小吃整箱批發包郵
麵包四	
產品敘述	三明治麵包，鬆軟可口，健康飽腹，超有料超滿足，無蔗糖更健康。口感豐富，三層吐司，雙重夾心。柔軟嚼勁，改良發酵工藝。美味飽腹，嚴選優質原材。多重選擇，盡享美味。
原始標題 $b_4$	歐莉悠黑麥肉鬆超料三明治麵包早餐即食營養夾心三文治小吃零食
生成標題 $b_4'$	三明治麵包吐司麵包 1000g 早餐食品糕點心麵包網紅零食品整箱
麵包五	
產品敘述	網紅麻糬麵包，口感勁道Q彈滿口生香。外層硬脆，內裏軟韌，網裂表皮邂逅空心內裏。緊實可口，柔軟彈韌，芝麻香脆，麵包柔軟，二者充分交融，帶來多種味蕾體驗。質地緊實，香甜筋道，清晨醒來，取出麻糬包，微波爐加熱 15 秒，麥香與芝麻香充分釋放，入口柔軟。
原始標題 $b_5$	代發麻薯麵包球山姆同款整箱原味軟糯手撕麵包獨立包裝早餐小麵包
生成標題 $b_5'$	台灣進口零食品三明治麻薯麵包麻薯多口味早餐糕點心麵包整箱
麵包六	
產品敘述	早點就吃好點，專為國人口味研發定制，甄選雞蛋，精選小麥，鮮乳奶源。法蘭西風情，重塑經典烘焙優秀工藝。微甜卡士達醬滑順加滿。
原始標題 $b_6$	KL141 卡爾頓迷你法棍夾心麵包早餐辦公室整箱營養大禮盒裝 500g

生成標題 $b_6'$	法國進口零食大禮包法式馬卡龍甜點法式糕點早餐整箱麵包糕點
麵包七	
產品敘述	牛角麵包濃濃的麥香迎面而來，層層酥軟，甜蜜夾心，細細咀嚼，香甜洋溢於口腔，口感豐富。飽滿，鬆軟，一口下去，無盡甜蜜。簡單小袋裝，簡簡單單，輕鬆吃早餐。使用法國傳統配方及工藝，外表酥脆，內芯柔軟濕潤，豐富濃郁的香氣。
原始標題 $b_7$	土耳其進口 ELVAN 巧克力榛子香草味夾心牛角包羊角包爆漿早餐麵包
生成標題 $b_7'$	樂奈手工牛角麵包法國進口零食品營養早餐麵包 100g 整箱
麵包八	
產品敘述	甘小鮮溫柔的吐司，更軟更香濃。暖心吐司芋香味，溫柔的吐司，吃出新口感。吐司麵包口感勁道綿密，淡淡的麥香，甜度剛好。精選優質原材料，具有碳水化合物、油脂、蛋白質等豐富全面的營養成分，能使營養均衡。
原始標題 $b_8$	甘小鮮厚切片無邊全麥吐司手撕麵包批發代餐早餐瑞士卷蛋糕點零食
生成標題 $b_8'$	橙子快跑無蔗糖吐司麵包吐司健身代餐早餐食品糕點心零食食品整箱
麵包九	
產品敘述	肉鬆麵包，營養充飢好伴侶，手撕香軟更好吃，美好的一天，從美味早餐開始。鹹蛋黃味夾心，濃郁爆滿口。精挑細選好食材，好味道來自好食材，新鮮健康衛生，新西蘭進口奶源，品牌麵粉，新鮮雞蛋。
原始標題 $b_9$	遊世佳族火焰山黃金海苔肉鬆麵包批發兒童營養早餐小點心學校超市
生成標題 $b_9'$	三隻松鼠肉鬆麵包 1000gx2 袋早餐食品糕點心零食小吃整箱
麵包十	
產品敘述	有顏有料全麥夾心歐包，無油無加蔗糖，飽腹感強。紫薯和全麥，魔幻組合，帶來新體驗，口感清甜軟糯，無加蔗糖。顏質與美味並存，有料的全麥歐包，紅絲絨紫薯味夾心歐包輕食代餐。一小口大滿足，全麥麥香和紫薯的清甜軟糯。無油無加蔗糖，幫你助攻好身材。
原始標題 $b_{10}$	全麥麵包燕麥粗糧圓麵包早餐包雜糧紫薯歐包紅絲絨紫薯麵包
生成標題 $b_{10}'$	橙子快跑無蔗糖全麥麵包吐司健身代餐飽腹早餐代餐歐包零食食品

表 3 食品產品—麵包產品敘述、原始標題及生成標題

如上表 3 所示，在麵包食品類別中，生成標題之間大多有明顯的不同，可能是此類別各個產品標題間差異較大導致。生成標題出現多次「點心」、「早餐」、「零食」等字詞，其原因為此類標題經常將與食品相關的字詞放入標題，應是商家期望增加產品被使用者檢索到的機會，而在訓練資料裡，此類字詞也確實經常出現在標題中。另外，模型也生成不少「糕點心」字詞，模型可能將「糕點」與「點心」2 個概念混在一起，結果生成此一如同接龍般的字詞。

生成標題 $b_8'$ 、 $b_{10}'$ 出現「橙子快跑」廠商品牌，但產品敘述中並未提及「橙子快跑」廠商的相關資訊。由於「橙子快跑」廠商主要販售代餐（麵包）食品給健身減肥人士，而在產品敘述中有「健身代餐」、「輕鬆減負」等資訊，推測模型將「橙子快跑」與健身健康的概念有一定程度的連結，導致生成標題 $b_8'$ 、 $b_{10}'$ 產生該廠商資訊的情形。在產品五中，生成標題 $b_6'$ 有從產品敘述中得到「法式」與「法蘭西」相關的資訊，而因產品敘述中關於麵包的種類無清楚描述，推測模型僅從「卡士達醬」中得出「馬卡龍」的資訊。其餘生成標題大多有從產品敘述中得到主要資訊，如「肉鬆」、「手撕麵包」、「三明治」、「麻薯」、「牛角麵包」等。

#### 4.3.3 實驗結果三：「家具&雜貨」產品—沙發

沙發一	
產品敘述	一款配得上海景別墅的沙發套，全包裹式，360 度防護，無死角防塵，平整服貼。彈力親膚，透氣，打理簡單。面料纖維柔軟細膩，耐磨不起球。全套可水洗機洗，髒了直接丟進洗衣機，洗後不易退色變形。
原始標題 $c_1$	2022 新款奶油雲泡泡紗全包沙發套彈力萬能防滑防貓抓四季通用沙發
生成標題 $c_1'$	莫耐河 malmonotes 北歐現代橙色全棉布藝沙發墊防滑透氣沙發巾套
沙發二	
產品敘述	超大坐深真皮沙發，優質進口頭層牛皮，多檔可調節扶手，面料顏色可訂製，優選柔軟羽絨填充，靠包軟坐墊軟。
原始標題 $c_2$	北歐超深坐寬沙發大戶型客廳極簡真皮直排大坐深羽絨落地意式沙發
生成標題 $c_2'$	現代簡約真皮沙發組合頭層牛皮大戶型客廳三人皮藝沙發整裝家具



沙發三	
產品敘述	北歐風情全實木沙發組合，舒適透氣，柔軟親膚，全實木框架。泰國進口橡膠木，紋理清晰，堅固耐用。抱枕坐墊均可拆洗，清洗方便，保持沙發整潔。高密度海綿，回彈性強，坐感舒適，久用不塌陷。適用於小戶型客廳、書房、閣樓等小空間，滿足午後休息、親友小住，提供品質睡眠及舒適坐感。10 釐米加寬加厚實木扶手，有效支撐手臂，穩固依靠。優選高彈性海綿，具有出色的按壓回彈力，讓每一次坐立，座包都能恢復挺闊。
原始標題 $C_3$	北歐冬夏兩用實木沙發組合現代簡約小戶型客廳家具辦公室民宿公寓
生成標題 $C_3'$	北歐實木沙發組合客廳轉角布藝沙發現代簡約大小戶型整裝家具
沙發四	
產品敘述	愛馬仕橙輕奢簡約沙發，意式極簡，讓生活回歸本質一面。超大坐深帶來的舒適體驗，寬大扶手設計，可枕可靠，打造您家中的第二張床，大戶型家庭量身訂製。
原始標題 $C_4$	意式簡約設計師款羽絨沙發 高腳貴妃位踏腳組合客廳真皮沙發轉角
生成標題 $C_4'$	意大利進口 nappa 皮沙發現代簡約皮布藝沙發組合客廳整裝家具
沙發五	
產品敘述	後現代輕奢真皮沙發，舒適感與調性並存。感受原始頭層牛皮的柔感，色澤豐富自然，親膚透氣，依靠更柔軟舒適。高密度回彈海綿，外柔內彈，柔軟舒適。真空鍍膜工藝，採用優質不銹鋼鍍金具有長時間不生鏽不掉色。
原始標題 $C_5$	佛山輕奢真皮沙發後現代簡約港式別墅樣板房高端大氣新款客廳沙發
生成標題 $C_5'$	後現代輕奢真皮沙發組合頭層牛皮客廳轉角簡約皮藝沙發整裝家具
沙發六	
產品敘述	胡桃木新中式沙發，雅致中盡顯大氣。寬大貴妃為款，可臥可躺，享受加倍。多規格自由選配，滿足不同戶型的需求，打造寧靜古典的家居情韻。可移動坐墊，冬夏兩用。隱藏式儲物設計，不佔面積增加收納。飽滿舒適座包，貼合人體曲線，呵護脊椎。
原始標題 $C_6$	新中式全實木布藝沙發組合儲物現代簡約貴妃小戶型客廳胡桃木家具
生成標題 $C_6'$	現代中式實木沙發組合客廳轉角貴妃布藝沙發現代簡約中式家具
沙發七	
產品敘述	意式極簡三人位沙發，柔軟舒適的坐感，羽絨、高回彈海綿座包加厚加密，透氣幸好，穩固承托不塌陷。可靠可枕飽滿扶手，滿足閱讀和交談的姿勢。沙發腳由碳素鋼打造，堅固穩重，高腳設計清潔無死角。
原始標題 $C_7$	三人位沙發真皮意式極簡直排小沙發家具組合小戶型灰色工廠直銷
生成標題 $C_7'$	布藝沙發現代簡約大小戶型可拆洗皮布組合客廳整裝三人位
沙發八	

產品敘述	意式輕奢藝術功能沙發，78cm大坐寬，提升小戶型的空間利用率。分段式高靠背，穩穩承托頭頸。嚴選頭層牛皮，詮釋精品生活。精選海綿，高回彈坐感不易塌陷。
原始標題 $c_8$	電動頭層皮沙發組合現代簡約意式多功能大小戶型客廳懶人轉角沙發
生成標題 $c_8'$	意大利現代簡約真皮沙發組合皮藝客廳整裝小戶型輕奢皮藝沙發
沙發九	
產品敘述	懶人花瓣沙發，盤腿而坐不顯擁擠，優質細絨棉，親膚細膩，透氣舒爽。飽滿有型，久坐不塌陷。選用品質棉麻布料，質地細膩柔軟，抗皺耐用。比市面豆袋沙發多出40%的填充量。客廳、陽台、臥室多種空間適用。
原始標題 $c_9$	2022新款懶人沙發豆袋客廳書房臥室陽台懶人椅花瓣懶人沙發
生成標題 $c_9'$	懶人沙發豆袋榻榻米椅小戶型臥室陽台迷你坐墊現代簡易單人椅子
沙發十	
產品敘述	現代鐵藝沙發，細膩柔軟的皮料，溫和潤澤的質地。加粗鐵藝支腳，承重強。高密度海綿，久坐不塌陷，有效緩解疲勞，放鬆身心。高溫納米烤漆，不易生鏽。
原始標題 $c_{10}$	清吧桌椅復古酒吧組合工業風鐵藝餐館小酒館燒烤店商用卡座沙發
生成標題 $c_{10}'$	現代簡約北歐鐵藝沙發組合客廳三人位loft創意個性工業風沙發

表4 家具產品—沙發產品敘述、原始標題及生成標題

如上表4所示，生成標題中經常使用「現代」、「布藝」、「簡約」、「客廳」等字詞，此類字詞在訓練資料的標題中也經常出現，可能受其影響導致。

在生成標題 $c_{10}'$ 中，模型有自產品敘述中得出「工業風」的概念，除了產品敘述中有使用的「鐵藝」以外，也將「loft」此一工業風格用於生成標題 $c_{10}'$ 中。生成標題 $c_5'$ 有顯示產品資訊中「真皮沙發」、「頭層牛皮」等資訊。而生成標題 $c_8'$ 呈現產品敘述中「意式」、「小戶型」、「輕奢」等資訊。

#### 4.3.4 實驗結果四：「電腦&周邊」產品—耳機

耳機一	
產品敘述	藍芽5.2耳機，智能通話降噪，IPX5級防水，輕盈舒適。全頻動圈單元，高保真自然音質，三頻均衡的動圈單元，飽和渾厚的HIFI級音質。持久續航，連續聽歌13小時。遊戲無延遲，無障礙10m傳輸。藍芽5.2，鏈接更穩定。聽歌不入耳，運動更安全。身輕如燕，久戴無負擔。內置高清麥克風，支持語音通話體驗。
原始標題 $d_1$	一件代發不入耳無線耳機雙耳跨境掛耳式無線藍牙插卡骨傳導耳機
生成標題 $d_1'$	鉑典入耳式耳機k歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於

	vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機二	
產品敘述	智能藍芽運動無線耳機。快速連接，精準配對，拿起耳機快速響應，傳輸更快，更精準。一鍵通話，清晰麗音，還原手機端優秀通話體驗。超低功耗，拒絕延遲，16小時超長續航，連接低功耗。HiFi 雙耳高清立體聲，5.0版本的音頻傳輸質量大幅提升。
原始標題 $d_2$	私模爆款 XG12 藍牙耳機 TWS 無線耳機運動立體聲 5.0 迷你耳機現貨
生成標題 $d_2'$	鉑典入耳式耳機 k 歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於 vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機三	
產品敘述	迪士尼藍芽無線耳機。均衡三頻好音質，低功耗，升級音效，迷你便攜。低延遲音畫體驗，CD 級 HIFI 震撼音效，高清立體聲音，營造影院級聽覺享受。升級金屬震膜大動圈單元。不分主副耳機，單雙耳切換使用。鵝軟石般的握感，輕盈小巧方便。
原始標題 $d_3$	迪士尼藍牙耳機 tws 立體聲入耳式超長續航遊戲正版源頭廠家 KD17
生成標題 $d_3'$	迪士尼無線藍牙耳機頭戴式電腦手機耳麥重低音炮帶麥金屬魔音適用於 vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機四	
產品敘述	重低音智能藍芽耳機。插卡也能聽歌，可插 32G 內 TF 卡，兼容 MP3 格式。智能降噪，屏蔽不要的，聽到想聽的。10 米藍芽穩固傳輸。電池持久續航，400 毫安大容量鋰電池，連續播放 4-6 小時。便攜折疊設計，方便納入包中。
原始標題 $d_4$	P47 藍牙耳機跨境爆款手機無線藍牙耳機頭戴式重低音禮品耳機工廠
生成標題 $d_4'$	鉑典入耳式耳機 k 歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於 vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機五	
產品敘述	天生麗質，四色可選，多種款式，總有一種適合你。聲色俱全，好聽好用。遊戲無延遲，隨時掌握戰場局勢。單雙耳自由切換，兩隻耳機都是主耳機，可以隨時自由切換，暢享音樂美好時光。出色音質，耳聽為實，低音強勁，高音清脆，如臨現場的清晰逼真音質，給您不一樣的聽覺體驗。
原始標題 $d_5$	三麗鷗迷你藍牙耳機卡通無線 tws 可愛 hello Kitty 粉色聯名耳機
生成標題 $d_5'$	鉑典入耳式耳機 k 歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於 vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機六	
產品敘述	TWS 無線藍芽耳機，支持降噪隔離和立體聲環境監控，保障清晰有效的談話。輕巧便捷，細膩磨砂。開蓋立即連接，戴上就能聽。高清通話，雙重降噪技術，讓通話更清晰。防誤觸按鍵，一鍵多控操作。
原始標題 $d_6$	新款跨境 pro8s 藍牙耳機無線運動 tws J18 藍牙耳機二代三代四代

生成標題 $d_6'$	12期免息 boresoundlinkmini 藍牙揚聲器 iimiines 無線藍牙耳機
耳機七	
產品敘述	藍芽耳機，智能觸控高效體驗，多功能一鍵操控。雙耳分離式設計，耳機可以一起使用，也可以單獨獨立使用。無線無繁瑣，盡享天籟之音，高度還原立體聲，為音而生。超長續航，循環充電不間斷。
原始標題 $d_7$	跨境中性 i12 適用蘋果安卓無線藍牙耳機雙耳充電倉運動耳機 5.0 禮品
生成標題 $d_7'$	鉑典入耳式耳機 k 歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於 vivo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機八	
產品敘述	全新多功能耳機，一鍵 K 歌混響。同時共享一個手機、平板的聲音。應急充電寶，可以給手機充電。100 小時超長續航。大容量鋰電池，輕鬆使用一整天。插卡藍芽雙模式，手機沒電，耳機也能聽。充電寶 LED 數顯，電量一目了然。
原始標題 $d_8$	韓國現代新款 5.1 藍牙耳機運動掛脖雙耳耳機帶數顯長續航降噪 K 歌
生成標題 $d_8'$	鉑典入耳式耳機 k 歌手機電腦重低音炮有線控帶麥金屬魔音適用於 vivo 華為 opo 蘋果安卓 6s 男女生通用高音質耳塞
耳機九	
產品敘述	輕量化遊戲耳機，不僅支持手機遊戲語聊、呼麥，還可在各類 PC 遊戲中直接調節音量大小。入耳式設計擁有更好的隔音效果，佔用空間小，方便攜帶和收納。L 型插頭可減小由於拉扯和彎折引起的損害，更加耐用，玩手機遊戲也更順手。新硅膠耳套回彈快，隔音效果好。
原始標題 $d_9$	跨境浦記 G20 入耳式手機線控耳機遊戲監聽耳塞電腦主播吃雞耳麥
生成標題 $d_9'$	audiotechnica 鐵三角 athck30is 吃雞遊戲耳機頭戴式耳麥
耳機十	
產品敘述	T15P 充電艙無線藍芽耳機，390mAh 收納充電艙，收納充電一體，待機時間高達 300 小時。搭配藍芽 5.1 新片，HIFI 音質原聲解碼，穩定無線傳輸不斷音。支持單耳分離、雙耳組合使用，支持兩台手機霜使用。多工序嚴密設計，IPX5 防水級別，跑步健身無懼雨水汗水侵襲。
原始標題 $d_{10}$	外貿 tws 數顯藍牙耳機運動觸控入耳式無線耳機跨境 HiFi 音質耳機
生成標題 $d_{10}'$	audiotechnica 鐵三角 at15p 無線藍牙運動耳機跑步入耳式耳塞

表 5 「電腦&周邊」產品—耳機產品敘述、原始標題及生成標題

在上表 5 中，可看出模型對「電腦&周邊」產品的標題生成表現較不理想，不論產品敘述為何，生成標題開始重複出現「鉑典」、「入耳式」、「vivo」、「蘋果」、「安卓」等字詞，推測可能是此類原始標題並沒有充足呈現產品敘述



中的資訊，影響模型在訓練階段的效果導致。但在部分生成標題中，模型依然有呈現產品訊息。如生成標題 $d_3'$ 中有關「迪士尼」的資訊、生成標題 $d_9'$ 中「遊戲」資訊、生成標題 $d_{10}'$ 中「跑步」資訊等。

#### 4.3.5 實驗結果五：「彩妝保養」產品一口紅

口紅一	
產品敘述	虞琳娜雕花柔霧口紅，唇上添花，古典鳳凰雕花，重現東方之美。潤而不油的滋潤口紅，花染潤雙唇，絲滑不油膩。滋滑柔滑質地，水潤飽滿色，濃郁出色，令嬌唇透現柔潤鮮亮，水水動人，打造若水清新唇。
原始標題 $e_1$	抖音雕花口紅中國風半啞光唇膏持久滋潤素顏肉桂奶茶送女友
生成標題 $e_1'$	官方旗艦店官網正品嬌琳娜魅惑魅惑滋潤唇膏口紅持久保濕滋潤
口紅二	
產品敘述	七柚小屋醉吻唇膏，輕薄絲滑質地，舒適養膚滋潤雙唇豐盈、有型，延展性很好。濃郁光澤，立體光感顯色，高色彩純度充分覆蓋原有唇色。特色持久，出眾著色力，持久繽紛璀璨。
原始標題 $e_2$	七柚小屋變色口紅藍色妖姬不沾杯防水唇膏霧面啞光彩妝女學生批發
生成標題 $e_2'$	官方正品七柚小屋魅惑唇膏口紅粉漾魅惑滋潤保濕滋潤不脫色
口紅三	
產品敘述	紅酒柔潤不沾杯唇釉，顯色滋潤水亮，水潤光澤，持久待妝。鮮明色澤，引人矚目，色澤飽滿。如同自己嘴唇的顏色。緊密貼合。不沾染，不暈妝。
原始標題 $e_3$	紅酒瓶唇彩染唇液唇彩不脫妝不沾杯紅酒瓶口紅染唇液
生成標題 $e_3'$	官方正品 mac 魅可全色紅酒紅葡萄酒柔潤唇釉不易脫色橘色橘
口紅四	
產品敘述	浮雕變色唇膏，以浮雕工藝、內外兼修，盡顯東方美人雅致情懷。輕輕一抹，解鎖果凍雙唇。千人千色，溫感變色技術，唇色隨溫度、PH 值變化而變化。不易脫色，自然柔和的色澤可以輕鬆顯現，滋潤不沾杯。滋潤護唇，蘊含蜂蠟等滋潤成分，溫和滋潤唇部。
原始標題 $e_4$	QIC 琦妮彩琳瑯珠玉溫變唇膏持妝保濕滋潤顯色千人千色變色口紅女
生成標題 $e_4'$	官方正品 mac 魅可全色浮雕變色變色唇膏口紅橘色橘色滋潤唇膏
口紅五	
產品敘述	歐佩傾慕魅色口紅，傾慕紅唇，出色撩人。唇色即風格，氣質輕霧，性感迷人。色彩鮮艷，易抹顯色。質地絲柔，滋潤服貼。絲柔輕霧感，精選時尚色，抹出優雅氣質個性唇妝。輕柔易塗抹，服貼高顯色，一抹易上色，啞而不乾。
原始標題 $e_5$	歐佩傾慕魅色口紅滋潤服貼自然上色不易掉色彩妝口紅廠家直供
生成標題 $e_5'$	歐貝雅口紅唇膏口紅持久保濕滋潤不易脫色豆沙色橘色官方旗艦店

口紅六	
產品敘述	純魅潤色唇膏，蘊含豐富 VE 保濕精華，盈潤柔滑的膏體，能持久滋潤雙唇，淡化唇紋。由內而外滋潤修復雙唇，24 小時不脫妝，讓雙唇由內而外盈潤光彩。獨特的溫變技術，讓你一抹立即擁有專屬唇色，水漾動人。
原始標題 $e_6$	快手抖音直播網紅款韓奈兒黑玫瑰雙面三色口紅滋潤保濕唇膏彩妝
生成標題 $e_6'$	官方正品 mac 魅潤魅惑魅潤唇膏口紅持久保濕滋潤不脫色官方旗艦店
口紅七	
產品敘述	密將柔亮唇釉，水潤質感，甜漾唇蜜。這款鏡面唇蜜，水光感十足，美到心顫。秋日純欲氛圍感，日雜風滿滿，真的是嫩妹子必備。秒變水嫩純欲啾啾唇，清透的水光感，反覆塗抹都不結塊，塗上就是純欲的啾啾唇。
原始標題 $e_7$	Joco 蜜漿折光鏡面水光唇釉玻璃唇唇彩口紅學生女不易掉色不易沾杯
生成標題 $e_7'$	官方正品 mac 魅可全色唇釉口紅粉漾魅惑滋潤保濕滋潤不脫色
口紅八	
產品敘述	QIC 水潤變色唇膏，溫變唇色，色隨溫變，千人千色。修護乾裂，維生素 E 撫平乾裂起皮。淡化唇紋，巴西棕梠油潤唇淡化唇紋。不懼水汗不掉色，打造動人唇妝。
原始標題 $e_8$	QIC 變色口紅不沾杯千人千色溫變胡蘿蔔素保濕滋潤防水變色唇膏女
生成標題 $e_8'$	官方正品 qic 魅可水潤變色變色唇膏口紅粉漾魅惑滋潤唇膏
口紅九	
產品敘述	幻變立體魔法六色口紅，一支抹六色，不同色澤不同驚豔，彰顯唇妝之美。因你唇間那一抹性感的紅，從此深陷無法自拔。智慧顯色技術，溫感變色，不同色澤，不同驚艷。觸感輕柔，蘊含滋養成分，一抹解鎖心動唇色。
原始標題 $e_9$	AGAG 魔法 6 色一支六色口紅雙管霧面啞光不易脫妝彩妝化妝品
生成標題 $e_9'$	官方正品 mac 魅可全色變色口紅唇膏口紅粉漾魅惑滋潤不脫色
口紅十	
產品敘述	藍玫瑰溫變口紅，出色閃耀，千人千色。飽滿性感，個性唇妝，自然色澤輕鬆顯色潤澤不易沾杯。千人千色，唇色隨溫度、PH 質變化。滋潤雙唇，蘊含多種補水潤唇成分。飽滿顯色，流暢著色，顯色飽滿。溫柔呵護，水潤護膚。
原始標題 $e_{10}$	YANQINA 藍色妖姬口紅溫感漸變千人千色持妝顯色不沾杯藍玫瑰口紅
生成標題 $e_{10}'$	官方正品 mac 魅可全色唇膏口紅粉漾魅惑滋潤保濕滋潤不脫色

表 6 「彩妝保養」產品一口紅產品敘述、原始標題及生成標題

在上表 6 中，生成標題大多出現「正品」、「官方」字詞，推測可能是訓練資料中口紅產品標題偏少，模型在訓練階段偏向生成「正品」與「官方」2 字詞導致。另一經常出現的字詞「mac 魅可」則為一彩妝品牌，其他彩妝品牌的資訊若有出現在產品敘述中則亦有呈現，如生成標題 $e_2'$ 的「七袖小屋」及生成標題 $e_8'$ 的「QIC」皆為彩妝品牌。大部分生成標題皆有生成產品敘述中的資訊，如「保濕」、「滋潤」、「變色」、「持久」等字詞，表示口紅特性的「千人千色」、「六色」等較少出現的字詞則未呈現出來。

本實驗中，各原始標題之間有不小的差異性，除少數較常使用的「保濕」、「變色」、「唇膏」等字詞以外，大部分原始標題會另外設計文案描述產品特色，而該文案與產品敘述的連結並不直接，推測訓練資料也有可能這樣的情形，可能影響模型訓練效果。

## 4.4 搜尋引擎最佳化實驗設計與實驗結果

### 4.4.1 實驗設計

現行搜尋引擎最佳化實驗方式大致為兩種方法，一是透過從事搜尋引擎最佳化企業提供相關軟體追蹤網頁在搜尋引擎最佳化前後的排名變化。二是實際建置網頁後進行對照組(未搜尋引擎最佳化網頁)與實驗組(搜尋引擎最佳化網頁) 1 至 2 個月間在搜尋引擎上的排名變化。

本研究著重於網頁使用模型自動生成的標題與原始產品標題後，其在搜尋引擎上的排名變化。由於本研究所使用的資料集為阿里巴巴電商平臺的產品資料集，因此模型生成的標題主要類別為電商產品，而網際網路上的電商網站及平臺會對各個影響搜尋結果排名的因素進行搜尋引擎最佳化，如標題、URL、HTML 及 PageRank 等。若單純為生成標題建置網頁並使用企業的軟體追蹤排名，將因而受到上述因素影響而無法單獨對標題名稱差異進行比較。此外，企業追蹤網頁排名的軟體大部分不會紀錄超過 100 名以外的排名，大都僅以「排名外」顯示，

無法得知正確的網頁排名。而若實際建置網頁觀察排名，以使用 Google Chrome 搜尋引擎為例，除會遇到上述其他影響搜尋結果排名因素的問題外，對於一次關鍵字搜尋的搜尋結果，Google 大都不會顯示排名超過 150 或 160 名(即 15 或 16 個搜尋結果頁)以上的網頁，因而無法記錄這些網頁的實際排名。

有鑑於此，為排除標題名稱以外的搜尋引擎最佳化因素，並確切紀錄網頁搜尋引擎最佳化排名變化，本研究將使用 Google Programmable Search Engine(程式化搜尋引擎)套件模擬 Google 搜尋引擎並自行建置網頁後，觀察網頁在使用模型自動生成的標題與原始產品標題後，其在程式化搜尋引擎上的排名變化。

#### 4.4.2 Google Programmable Search Engine 程式化搜尋引擎

Google Programmable Search Engine 程式化搜尋引擎為 Google 提供基於 Google 搜尋引擎技術的服務，可用於網站中搜尋或針對主題搜尋特定網頁集合。在學術領域中，已有研究將 Google 程式化搜尋引擎的排名結果應用於系統評分(Ahsan et al., 2012)。而 Google 程式化搜尋引擎與原生 Google 搜尋主要有以下兩點差異：

1. Google 程式化搜尋引擎亦可設定搜尋整個網路，但 Google 程式化搜尋引擎的搜尋範圍為原生 Google 搜尋範圍的子集合，即比原生 Google 搜尋範圍小，且 Google 程式化搜尋引擎的搜尋結果會著重於呈現事先設定的網頁。
2. Google 程式化搜尋引擎沒有包含即時結果(real-time results)、社群屬性(social features)或個人化結果(personalized results)等影響原生 Google 搜尋結果的因素。

本研究將使用 Google 程式化搜尋引擎在搜尋指定特定網頁集合時維持原生 Google 搜尋功能的特性，使其著重於建置的網頁集合，並使用無痕模式使瀏覽器



不存取瀏覽紀錄、Cookie、網站資料及表單輸入的資訊，最大化排除其他可能影響搜尋結果的因素下，進行網頁使用模型生成標題與原始標題排名變化的實驗。

#### 4.4.3 實驗流程

本研究在阿里巴巴、PCHOME 等電商平臺蒐集產品名稱與產品敘述，並使用網頁創建工具 Webnode 建立模板網頁，各模板網頁間除了網頁標題不同外，其他網頁設定均相同，且除了網頁標題外的其他網頁元素皆留空，把影響搜尋引擎最佳化的因素控制在標題上，如下圖 10 所示。本研究針對 5 種產品類型，分別在電商平臺蒐集實際上線的產品名稱套入模板後作為產品網頁集合，每種產品網頁集合 S 有 30 個網頁，5 種產品類型共計 150 個網頁。

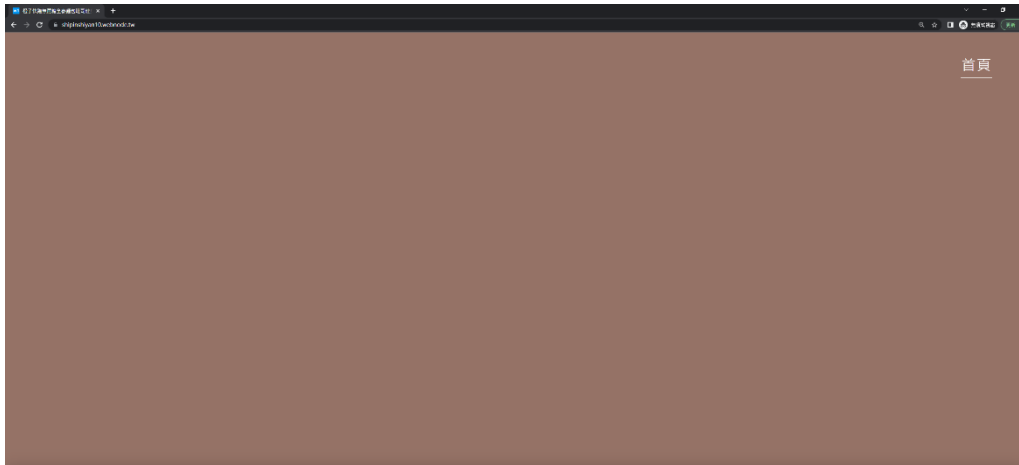


圖 10 模板網頁範例

本研究依據下圖 11 中 2020 台灣主要零售業別商品結構基因圖譜調查(未來流通, 民國 109 年 12 月 14 日)電子商務部分，針對「食品」、「服飾鞋襪」、「家具&雜貨」、「電腦&周邊」及「彩妝保養」等共 5 種不同產品類型，以上產品類型共佔 66.5%的電子商務產品，每個類型 10 個產品進行實驗。

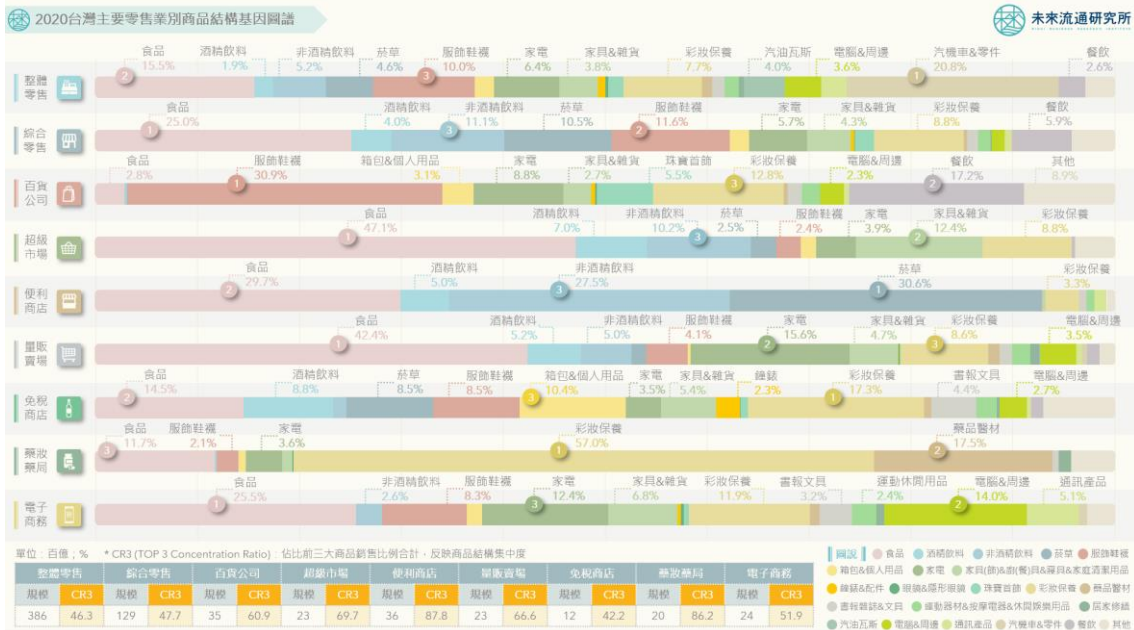


圖 11 2020 台灣主要零售業別商品結構基因圖譜調查

由於 Google 程式化搜尋引擎僅能呈現 10 個指定網頁的網頁排名，本研究以 1 個原始標題網頁為對照組，1 個模型依其產品敘述生成的標題網頁為實驗組，並隨機從產品網頁集合 S 中抽取 9 個網頁，分別紀錄其與此 9 個同類型產品網頁在 Google 程式化搜尋引擎上的網頁排名，此為 1 次實驗。之後自產品網頁集合 S 再次隨機抽取 9 個網頁進行下一次實驗，此實驗共進行 30 次，詳細流程如下圖 12 所示。由於每種產品類型有 10 組（原始標題—生成標題）資料對，因此每組資料對都會進行上述 30 次的實驗。

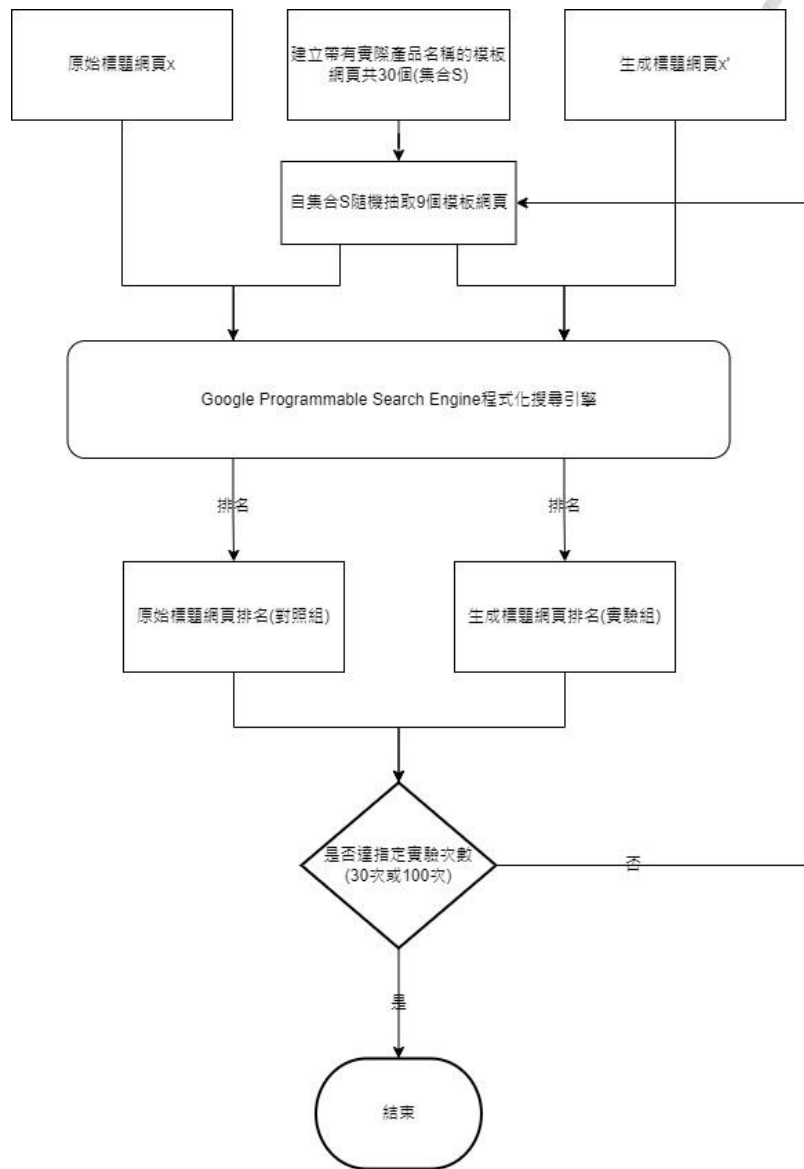


圖 12 每種產品類型的實驗流程圖

又因 Google 程式化搜尋引擎對網頁是否包含關鍵字較為嚴格，經測試，未包含關鍵字的網頁標題不會出現在搜尋結果頁中。因此，本研究為使每個模板網頁都能出現在搜尋結果頁中，本實驗使用各產品類型標題中共同出現的字詞作為關鍵字（基本上為蒐集各產品標題時所使用的關鍵字），如下表 7 所示。

產品類型	使用關鍵字
服飾鞋襪	牛仔褲
食品	麵包
家具&雜貨	沙發
電腦&周邊	耳機
彩妝保養	口紅

表 7 本研究使用之關鍵字

#### 4.4.4 搜尋引擎最佳化實驗結果

為了驗證 1 組 30 次的實驗具代表性，本研究在「服飾鞋襪」、「食品」及「家具&雜貨」等 3 種產品類別中各進行 1 組 100 次的實驗，紀錄在累積樣本數增加下，生成標題與原始標題的平均提升排名差距，如下圖 13、圖 14 及圖 15 所示，可看出不論是在服飾產品、食品產品、家具產品下，當累積樣本數達 30 次實驗以後，平均提升排名差距的變化趨於穩定。另從實驗結果中可得知 30 次實驗與 100 次實驗的平均提升排名差異不大（小於 1 名），由此可知 30 次的實驗即有一定的代表性。

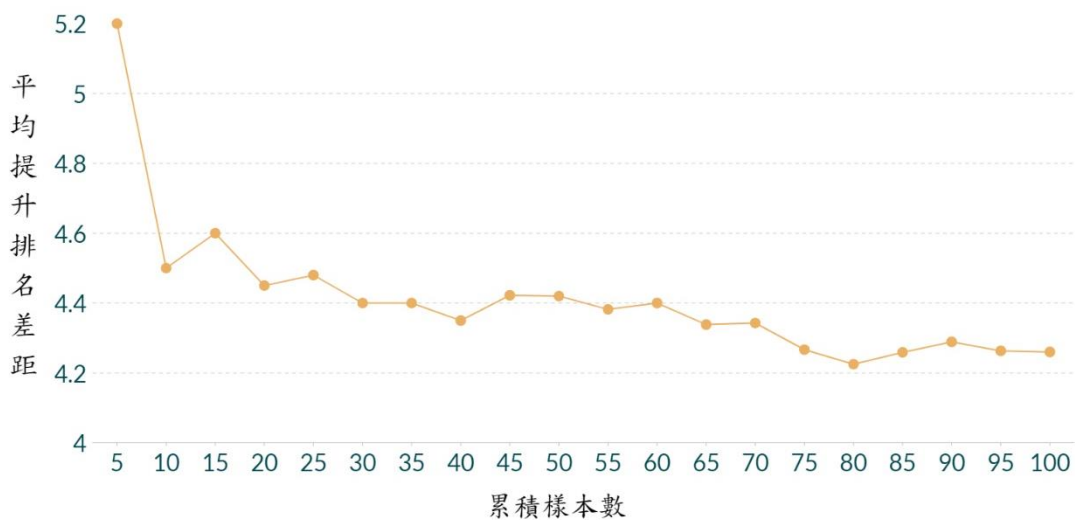


圖 13 「服飾鞋襪」產品累積樣本之平均排名差距趨勢圖

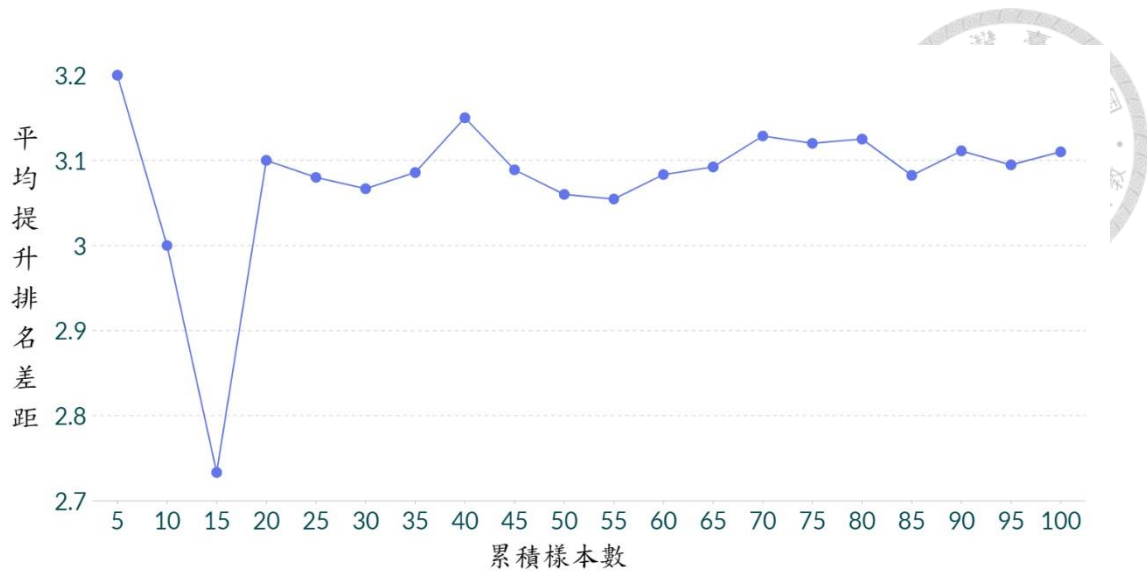


圖 14 「食品」累積樣本之平均排名差距趨勢圖

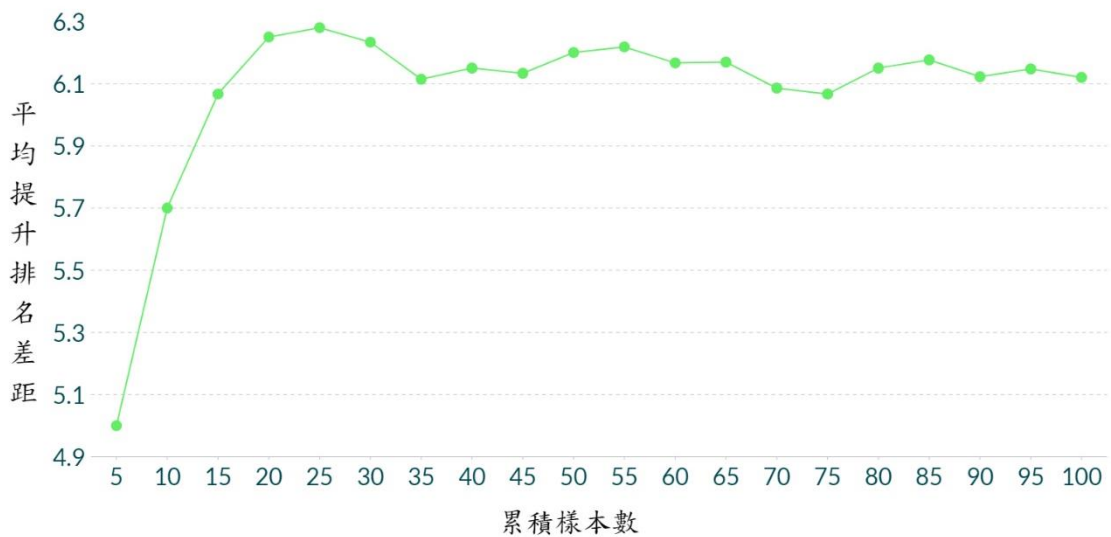


圖 15 「家具&雜貨」累積樣本之平均排名差距趨勢圖

以下針對每個產品類別的實驗結果分二部分說明，第一部分將以「平均提升排名」說明表格中生成標題與原始標題排名比較的情形。第二部分從「實驗組平均排名」中討論生成標題中可能影響排名的字詞。

牛仔褲	對照組平均排名 a	實驗組平均排名 a'	平均提升排名
( $a_1, a_1'$ )	4.7	8.5	-3.8
( $a_2, a_2'$ )	2.5	2.2	+0.3
( $a_3, a_3'$ )	8.5	2.2	+6.3
( $a_4, a_4'$ )	7.3	4.7	+2.6
( $a_5, a_5'$ )	2.2	1.5	+0.7
( $a_6, a_6'$ )	1.3	1.3	+0
( $a_7, a_7'$ )	1.3	1.3	+0
( $a_8, a_8'$ )	1.3	1.3	+0
( $a_9, a_9'$ )	1.3	1.3	+0
( $a_{10}, a_{10}'$ )	1.3	7.3	-6
總平均	3.17	3.16	+0.01

表 8 「服飾鞋襪」—女牛仔褲搜尋引擎排名實驗結果

由上表 8 服飾產品類別中，生成標題的排名比原始標題的排名有提升的樣本有 4 個，提升幅度為 0.3 至 6.3 名；排名無變化的樣本有 4 個；排名下降的樣本有 2 個，分別下降 3.8 與 6 名。不同產品間生成標題的排名與原始標題的排名大部分相當或些微提升，部分排名差距結果相同推測可能是此種產品類別的標題內容差異不大導致。生成標題中， $a_1'$  排名較差的原因推測可能為  $a_1'$  中「韓都衣舍」與標題尾端「潮」有關，前者為一服飾品牌，但在原始標題中較少見，搜尋引擎有將其判定為不相關字詞的可能性；而後者出現在標題最尾端，位置較突兀，雖然此呈現方式確實出現在電商平臺上，但不能排除搜尋引擎將使用者閱讀標題的難易程度作為排名標準的可能性。而另一排名較差的生成標題  $a_{10}'$  則較無法觀察原因。

另外，生成標題  $a_2'$ 、 $a_3'$  及  $a_4'$  排名表現較佳，原本推測可能是其中「百搭」一詞有提升搜尋排名的功能，但在刪除「百搭」字詞後結果並不明朗 ( $a_2'$  原排名 2.2 名，調整字詞後排名 1.6 名。 $a_3'$  原排名 2.2 名，調整字詞後排名 3.3



名。 $a_4'$ 原排名 4.7 名，調整字詞後排名 3.8 名)。而生成標題中經常出現的「秋」、「冬」2 字，雖然在上述實驗結果中對排名影響不明顯，但在真實網頁中，網頁內是有產品圖片、產品敘述等網頁內容的。因此，若標題與內文在季節的語意上不相符，則會降低該網頁的搜尋引擎排名。

麵包	對照組平均排名 b	實驗組平均排名 b'	平均提升排名
$(b_1, b_1')$	9.3	6.1	+3.2
$(b_2, b_2')$	6	2.6	+3.4
$(b_3, b_3')$	1	8.3	-7.3
$(b_4, b_4')$	7.1	4.7	+2.4
$(b_5, b_5')$	2.4	2.4	+0
$(b_6, b_6')$	5	1	+4
$(b_7, b_7')$	10	8.3	+1.7
$(b_8, b_8')$	9.6	2.4	+7.2
$(b_9, b_9')$	4.7	4.7	+0
$(b_{10}, b_{10}')$	2	4.9	-2.9
總平均	5.71	4.54	+1.17

表 9 「食品」一麵包搜尋引擎排名實驗結果

在上表 9 食品類別中，生成標題的排名比原始標題的排名有提升的樣本有 6 個，提升幅度為 1.7 至 7.2 名；排名無變化的樣本有 2 個；排名下降的樣本有 2 個，分別下降 2.9 名與 7.3 名。生成標題中，模型有機會生成如「橙子快跑」有名的廠商名稱，以標題的搜尋引擎優化來說，生成此類廠商名稱有一定的優勢。但在實際使用上，如果是 A 廠商的產品卻使用 B 廠商的名稱，不論對廠商或搜尋引擎優化來說都有不好的影響。而以模型生成的「糕點心」字詞來說，在本實驗中影響排名的情形雖不明顯，但在實際使用上，此類會影響使用者閱讀流暢度的用字應少用，以免受到搜尋引擎演算法的懲罰。

生成標題 $b_3'$ 排名較差，推測 $b_3'$ 中「包郵」、「批發」等與麵包較無關的字詞降低其排名，將上述2字詞移除後排名略微提升。而生成標題 $b_7'$ 的排名雖較差，但相比原始標題提升了1.7名的平均排名，將可能原因的廠商名稱「樂奈」移除後，平均排名反而略差（原排名8.3名，調整字詞後排名8.6名）。其他生成標題有較佳排名的原因則較不明顯。

沙發	對照組平均排名 c	實驗組平均排名 c'	平均提升排名
( $c_1, c_1'$ )	6.2	5.4	+0.8
( $c_2, c_2'$ )	6.5	3.8	+2.7
( $c_3, c_3'$ )	10	3.5	+6.5
( $c_4, c_4'$ )	9.1	9.1	+0
( $c_5, c_5'$ )	6.9	8.8	-1.9
( $c_6, c_6'$ )	5.4	3.5	+1.9
( $c_7, c_7'$ )	8.8	8.8	+0
( $c_8, c_8'$ )	9.1	9.1	+0
( $c_9, c_9'$ )	1.3	4	-2.7
( $c_{10}, c_{10}'$ )	1.3	8.8	-7.5
總平均	6.46	6.48	-0.02

表 10 「家具&雜貨」—沙發搜尋引擎排名實驗結果

由上表 10「家具&雜貨」類別中，生成標題的排名比原始標題的排名有提升的樣本有 4 個，提升幅度 0.8 至 6.5 名；排名無變化的樣本有 3 個；排名下降的樣本有 3 個，下降幅度 1.9 至 7.5 名。此實驗中各生成標題內容較為穩定，沒有出現太多怪異的字詞，但整體排名分布較靠後，與原始標題排名相當。從中僅能觀察到「輕奢」、「後現代」及「loft」等字詞可能有降低搜尋排名的趨勢。在刪除上述字詞後，其排名確實有提升（ $c_8'$ 原排名 9.1 名，調整字詞後排名 4.4 名。 $c_5'$ 原排名 8.8 名，調整字詞後排名 3.8 名。 $c_{10}'$ 原排名 8.8 名，調整字詞後排名 1



名)。另外，模型生成標題時會生成「布藝」、「真皮」等表示沙發材質的字詞，這些材質在部分產品敘述中有提及，而有些則是模型無中生有產生。這在實際應用時可能導致標題與內文不符而影響排名，但可以輔助文案撰寫，提供寫手一個設計標題的產品面向。



耳機	對照組平均排名 d	實驗組平均排名 d'	平均提升排名
$(d_1, d_1')$	6	3.4	+2.6
$(d_2, d_2')$	1.7	3.4	-1.7
$(d_3, d_3')$	3	9.5	-6.5
$(d_4, d_4')$	2.4	3.4	-1
$(d_5, d_5')$	3.8	3.4	+0.4
$(d_6, d_6')$	6.7	2.7	+4
$(d_7, d_7')$	4.2	3.4	+0.8
$(d_8, d_8')$	9.5	9.5	+0
$(d_9, d_9')$	6.4	6.4	+0
$(d_{10}, d_{10}')$	2.4	7.1	-4.7
總平均	4.61	5.22	-0.61

表 11 「電腦&周邊」—耳機搜尋引擎排名實驗結果

口紅	對照組平均排名 e	實驗組平均排名 e'	平均提升排名
(e <sub>1</sub> , e <sub>1</sub> ')	3.7	8.4	-4.7
(e <sub>2</sub> , e <sub>2</sub> ')	6.5	4.4	+2.1
(e <sub>3</sub> , e <sub>3</sub> ')	6.2	無	無
(e <sub>4</sub> , e <sub>4</sub> ')	6.7	4.8	+1.9
(e <sub>5</sub> , e <sub>5</sub> ')	1	4.8	-3.8
(e <sub>6</sub> , e <sub>6</sub> ')	8.2	4	+4.2
(e <sub>7</sub> , e <sub>7</sub> ')	9.3	4.8	+4.5
(e <sub>8</sub> , e <sub>8</sub> ')	4.8	4.4	+0.4
(e <sub>9</sub> , e <sub>9</sub> ')	3.7	3.7	+0
(e <sub>10</sub> , e <sub>10</sub> ')	3.7	3.7	+0
總平均	5.38	4.84	+0.54

表 12 「彩妝保養」一口紅搜尋引擎排名實驗結果

在上表 11 「電腦&周邊」類別中，生成標題的排名比原始標題的排名有提升的樣本有 4 個，提升幅度 0.4 至 4 名；排名無變化的樣本有 2 個；排名下降的樣本有 4 個，下降幅度 1 至 6.5 名。本實驗中，生成標題出現大量相同字詞，使得生成標題間的差異不大，但在搜尋引擎排名上有不同的結果，無法從標題與排名間推論出關聯性。

由上表 12 「彩妝保養」類別中，生成標題的排名比原始標題的排名有提升的樣本有 5 個，提升幅度 0.4 至 4.5 名；排名無變化的樣本有 2 個；排名下降的樣本有 2 個，分別下降 3.8 名與 4.7 名；1 個樣本因生成標題 e<sub>3</sub>' 無生成關鍵字「口紅」而無法納入排名。其中生成標題 e<sub>1</sub>' 排名較差，推測可能是模型在生成時混入彩妝品牌「虞琳娜」的概念，但結果生成「嬌琳娜」一詞，此字詞在「彩妝保養」類別中屬於較少出現的字詞，導致生成標題排名較差，將「嬌琳娜」一詞移除後，平均排名表現較佳（原排名 8.4 名，調整字詞後排名 5.1 名）。其他排名較好的標題中，大多出現「官方正品」、「不脫色」等字詞，此類字詞可能有提升排名的功用，將上述字詞移除後，平均排名表現確實較差（e<sub>2</sub>' 原排名 4.4 名，

調整字詞後排名 5.1 名。 $e_4'$  原排名 4.8 名，調整字詞後排名 5.1 名)。

在本實驗中，生成標題大多使用類似的字詞，甚至有些字詞在同一標題中還重複使用，但在實際排名表現上，生成標題卻略優於原始標題，推測搜尋引擎可能較偏好與關鍵字的概念相近的標題，而原始標題中部分特別設計文案與關鍵字「口紅」的關聯出現差距，進而影響原始標題的排名。反之，生成標題中大部分字詞與「口紅」的關聯相近，使得生成標題在此方面有優勢。

從以上實驗結果可得知，在與原始標題比較下，模型自產品敘述生成的標題與原始標題排名相當，即有與原始標題相當的搜尋引擎最佳化效果。

#### 4.4.5 其他模型的實驗結果表現

BERTSUM 模型是以 BERT 為基礎，針對文本摘要任務設計的模型架構，為了呈現 BERTSUM 模型在中文電子商務領域標題生成的表現，本研究因此使用原始的 BERTSUM 模型。而在 BERT 之後亦有其他優秀的模型，甚至較舊的模型在部分場合亦有不錯的表現。因此，本研究嘗試使用其他模型，觀察其在標題生成與搜尋引擎最佳化實驗的表現。

起初，本研究嘗試使用 Transformer 模型，在其他參數設定與 BERTSUM 相同下進行訓練。然而在基本的測試中，Transformer 模型的生成標題結果較不理想，不論產品敘述為何，皆生成相同的字詞為標題，顯示在相同參數設定與訓練次數的情形下，Transformer 在此資料集上的訓練效果較差。

之後，我們使用 Roberta 模型，Roberta 與 BERT 相比性能較佳，本研究使用 RoBERTa-wwm-ext 模型進行 BERTSUM 訓練並生成標題後進行實驗(以下稱 Roberta BERTSUMABS)，觀察 Roberta BERTSUMABS 在上述實驗中的表現。

Roberta BERTSUMABS 與 Chinese BERTSUMABS 自動文本摘要評分及標題生成比較如下表 13 所示，可看出 Roberta BERTSUMABS 在 ROUGE-1、ROUGE-2 及 ROUGE-L 分數上比 Chinese BERTSUMABS 略微提升，應是得益於原本 RoBERTa 模型比原生 BERT 性能較佳導致。

Language & Model	Dataset	ROUGE 1-gram F-score	ROUGE 2-gram F-score	ROUGE L-gram F-score
Chinese BERTSUMABS	TaoDescribe	44.43 %	24.71 %	33.05 %
Roberta BERTSUMABS	TaoDescribe	46.23 %	26.10 %	34.32 %

表 13 Chinese BERTSUMABS 與 Roberta BERTSUMABS 自動文本摘要評分

麵包一	
原始標題 $b_1$	乳酪肉鬆麵包整箱比比贊吐司蛋糕早餐零食小吃貨網紅營養休閒食品
Chinese BERTSUMABS	港榮肉鬆夾心吐司麵包 1000g 早餐麵包蛋糕點心麵包整箱零食
Roberta BERTSUMABS	盼盼盼肉鬆夾心早餐食品整箱營養早餐麵包小麵包整箱零食
麵包二	
原始標題 $b_2$	【南紡購物中心】i3 微澱粉-軟式法國原味長麵包 1 條 (145g/條)
Chinese BERTSUMABS	台灣進口零食大蒜泥大蒜蓉夾心蛋糕點心麵包乳酪味早餐麵包整箱
Roberta BERTSUMABS	桂格燕麥餅乾穀物代餐食品營養飽腹代餐粉低脂代餐早餐代餐麥片
麵包三	
原始標題 $b_3$	麵包手撕麵包營養飽腹代餐食品網紅休閒零食早餐糕點麵包批發
Chinese BERTSUMABS	稻香村手撕麵包營養早餐食品糕點心零食品小吃整箱批發包郵
Roberta BERTSUMABS	良品鋪子手撕麵包 1000g 營養早餐食品小麵包整箱零食品
麵包四	
原始標題 $b_4$	歐莉悠黑麥肉鬆超料三明治麵包早餐即食營養夾心三文治小吃零食
Chinese BERTSUMABS	三明治麵包吐司麵包 1000g 早餐食品糕點心麵包網紅零食品整箱
Roberta BERTSUMABS	日本進口零食品三明治夾心麵包早餐食品整箱營養小麵包整箱

麵包五	
原始標題 $b_5$	代發麻薯麵包球山姆同款整箱原味軟糯手撕麵包獨立包裝早餐小麵包
Chinese BERTSUMABS	台灣進口零食品三明治麻薯麵包麻薯多口味早餐糕點心麵包整箱
Roberta BERTSUMABS	良品鋪子網紅零食大禮包整箱批發網紅小吃早餐食品糕點心零食品
麵包六	
原始標題 $b_6$	KL141 卡爾頓迷你法棍夾心麵包早餐辦公室整箱營養大禮盒裝 500g
Chinese BERTSUMABS	法國進口零食大禮包法式馬卡龍甜點法式糕點早餐整箱麵包糕點
Roberta BERTSUMABS	卡士達蛋糕麵包早餐小麵包整箱營養早餐食品糕點心麵包零食品
麵包七	
原始標題 $b_7$	土耳其進口 ELVAN 巧克力榛子香草味夾心牛角包羊角包爆漿早餐麵包
Chinese BERTSUMABS	樂奈手工牛角麵包法國進口零食品營養早餐麵包 100g 整箱
Roberta BERTSUMABS	馬來西亞進口零食牛角巧克力夾心餅乾 100g 早餐食品整箱
麵包八	
原始標題 $b_8$	甘小鮮厚切片無邊全麥吐司手撕麵包批發代餐早餐瑞士卷蛋糕點零食
Chinese BERTSUMABS	橙子快跑無蔗糖吐司麵包吐司健身代餐早餐食品糕點心零食品整箱
Roberta BERTSUMABS	甘小鮮奶蔓越莓味 100g 整箱營養早餐食品小麵包整箱零食品
麵包九	
原始標題 $b_9$	遊世佳族火焰山黃金海苔肉鬆麵包批發兒童營養早餐小點心學校超市
Chinese BERTSUMABS	三隻松鼠肉鬆麵包 1000gx2 袋早餐食品糕點心零食小吃整箱
Roberta BERTSUMABS	良品鋪子肉鬆蛋黃味夾心手撕麵包早餐食品整箱營養小麵包零食品
麵包十	
原始標題 $b_{10}$	全麥麵包燕麥粗糧圓麵包早餐包雜糧紫薯歐包紅絲絨紫薯麵包
Chinese BERTSUMABS	橙子快跑無蔗糖全麥麵包吐司健身代餐飽腹早餐代餐歐包零食品
Roberta BERTSUMABS	桂格燕麥片全麥餅乾低脂代餐飽腹代餐健身代餐早餐代餐食品



	品
--	---

表 14 「麵包」產品—原始標題、Chinese BERTSUMABS 生成標題及 Roberta BERTSUMABS 生成標題

原始標題、Chinese BERTSUMABS 及 Roberta BERTSUMABS 生成標題比較如上表 14 所示，Roberta BERTSUMABS 與 Chinese BERTSUMABS 生成標題的結果在大部分情形下差異不大，Roberta BERTSUMABS 亦有使用產品敘述中未出現的廠商名稱作為標題，以及生成接龍字詞等情形，在上表麵包二、麵包十的結果中，Roberta BERTSUMABS 對健康代餐產品的生成結果較差，開始生成類似的重複字詞。由上可知，Roberta BERTSUMABS 雖然在 ROUGE 評分上較 Chinese BERTSUMABS 優秀，但在生成標題的實際表現上與 Chinese BERTSUMABS 大致相同。

麵包	原始標題 平均排名	Chinese BERTSUMABS 平均排名	Roberta BERTSUMABS 平均排名
麵包一	9.3	6.1	2.4
麵包二	6	2.6	無
麵包三	1	8.3	4.7
麵包四	7.1	4.7	2.4
麵包五	2.4	2.4	無
麵包六	5	1	1
麵包七	10	8.3	無
麵包八	9.6	2.4	9.6
麵包九	4.7	4.7	2.4
麵包十	2	4.9	無

表 15 「麵包」產品—原始標題、Chinese BERTSUMABS 生成標題及 Roberta BERTSUMABS 生成標題搜尋引擎排名實驗結果

在上表 15 搜尋引擎最佳化實驗中，有 4 筆生成標題無生成關鍵字「麵包」而無法進行排名。在剩下可進行排名的資料中，可看出大部分 Roberta

BERTSUMABS 生成標題排名較 Chinese BERTSUMABS 生成標題略佳，但在標題差異不大的情形下，目前只能推測為 Google 演算法機制所影響，而 Roberta BERTSUMABS 在跟原始標題比較排名優劣的情形上與 Chinese BERTSUMABS 相同。由上可知，在「麵包」產品上，Roberta BERTSUMABS 的生成標題在搜尋引擎最佳化上可能較 Chinese BERTSUMABS 好一些，但此差異在與原始標題相比下並不明顯。

## 第五章、結論



### 5.1 研究成果

本研究嘗試以機器學習的方式，自產品敘述中生成適用於電子商務平臺上的搜尋引擎最佳化產品標題，在快速、自動生成標題的同時，能使產品標題有搜尋引擎最佳化的效果，提供給電子商務產品標題文案撰寫人員參考，減輕文案撰寫人員的負擔。在過往的研究中，電子商務領域的自然語言生成任務大多專注於縮減標題文字以適用於行動裝置閱讀的短標題、自電子商務產品的圖片、標題及產品敘述等要素生成產品摘要，以及自產品標題生成詳細產品敘述等。本研究以文本摘要生成技術為啟發，將標題生成任務類比於自產品敘述中提取摘要的摘要生成任務，並使用 BERTSUM 模型，藉由 BERT 預訓練模型對文字及語意的豐富資訊，以電子商務資料集進行訓練，學習從產品敘述與生成具有搜尋引擎最佳化功能的產品標題。

根據自動評估指標的結果顯示，本研究使用 BERTSUM 模型於電子商務資料集訓練與其他使用相同模型但應用於不同語言、不同資料集的評分相當，顯示模型有達到其應有的表現。在生成標題的結果中，可看出模型確實有從產品敘述中得到重要或主要的資訊，對相同的概念能替換類似字詞使用，並反映在生成標題中。模型亦可在不同的產品類別中運作，生成符合該產品類別特色的標題。在搜尋引擎最佳化的實驗結果中，為了排除其他非標題文字的搜尋引擎最佳化因素，本研究自行建置網頁，觀察原始標題與生成標題在 Google 程式化搜尋引擎的搜尋結果排名。根據實驗結果顯示，本研究的生成標題與原始標題排名相當，顯示本研究的模型有能力在生成大量產品標題的同時，一定程度上能維持標題在搜尋引擎最佳化的效果。





## 5.2 研究貢獻

本研究主要的研究貢獻如下：

1. 電子商務領域的標題生成：本研究將文本摘要生成的概念帶入電子商務領域的標題生成任務中，希望能解決電子商務中以人力設計大量產品標題的問題。而根據研究結果顯示，在自動評估指標上，本研究的模型與其他模型表現相當。在搜尋引擎最佳化表現上，生成標題有與原始標題相當或更佳的搜尋結果排名，表示模型能從電子商務的產品敘述中獲得有效的語意資訊，並生成有利於維持搜尋引擎排名的標題。
2. 搜尋引擎最佳化的驗證方式：本研究嘗試排除其他搜尋引擎最佳化因素，使用 Google 程式化搜尋引擎驗證標題在搜尋引擎最佳化的效果，在短時間內得知生成標題與原始標題的排名表現。從研究結果可得知，使用 Google 程式化搜尋引擎的搜尋結果有一定的代表性，提供給往後搜尋引擎最佳化議題的相關研究參考。

## 5.3 研究限制

1. 缺乏搜尋引擎最佳化中文標題資料集：由於搜尋引擎最佳化大都為針對網站對各因素進行處理，且網頁標題與網頁內文等因素也會影響網站的搜尋引擎最佳化效果，並無單純收集搜尋引擎最佳化標題的資料集。而在電子商務平臺上，平臺商家大都會針對產品特色、銷售對象等角度設計產品標題。本研究依此將電子商務資料集的標題視為搜尋引擎最佳化後的標題，可能導致模型學習到搜尋排名較差的產品標題，進而影響最終生成標題搜尋排名的表現。
2. 搜尋引擎排名的衡量方式：網頁標題為搜尋引擎最佳化重要但並非唯一的因素，而目前市面上的商用軟體大都針對網站的各因素進行衡量與排名，若僅建置網頁觀察其在一段時間內的搜尋結果排名亦會受到上述因素影響。因此使用 Google 程式化搜尋引擎作為模擬一般使用者的代理搜尋引擎，而 Google 程式化搜尋引擎與原生 Google 搜尋有搜尋範圍等因素

的不同，導致其與實際的搜尋結果有一定的誤差存在。

3. 使用場景的限制：本研究使用阿里巴巴電商產品敘述資料集訓練模型，並使用 Google 程式化搜尋引擎進行搜尋引擎最佳化實驗。本研究的生成標題可以與阿里巴巴平臺上的其他標題類比，但在搜尋引擎最佳化上，由於目前對阿里巴巴搜尋引擎最佳化的影響因素較不清楚，但 Google 已有針對影響因素（如標題）提出說明，因此研究結果較適用於使用者在 Google 搜尋引擎上檢索到阿里巴巴電商平臺產品的情境。
4. 無法衡量查詢式變化的影響：在使用搜尋引擎中，查詢式（query）是會影響搜尋結果頁的重要因素，不同的查詢式會影響各網頁在原生 Google 搜尋中搜尋結果頁的排名。本研究使用的 Google 程式化搜尋引擎雖與原生 Google 搜尋使用相同的搜尋引擎技術，但在實驗過程中發現 Google 程式化搜尋引擎對於網頁標題與查詢式的匹配程度相對嚴格，若網頁標題沒有包含查詢式的文字，即使網頁標題有與查詢式相關的文字內容，該網頁依然不會出現在搜尋結果頁中。因此，本研究是以「網頁標題包含查詢式的文字」的情形下進行實驗設計，不論是原始標題、生成標題及網頁集合皆包含查詢式的文字，對於網頁在類似查詢式的排名變化則無法進行衡量。

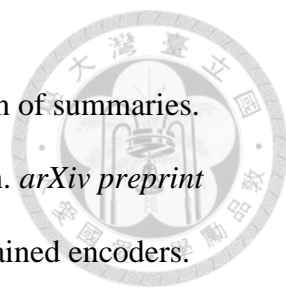
## 5.4 未來研究方向

本研究在電子商務平臺上利用預訓練模型生成搜尋引擎最佳化的產品標題，未來仍有其他可能方式提升模型表現。在模型架構方面，若可使用知識圖譜提升模型對產品敘述中各字詞的理解能力，可能可以避免生成標題中將廠商名稱誤用在替代詞上等問題。在資料收集方面，後續研究也可與國內電子商務平臺合作，使用電子商務平臺上產品圖片、消費者瀏覽紀錄、賣家評論資料等額外資訊，作出更多的應用。在搜尋引擎最佳化上，也能與搜尋引擎最佳化相關企業合作，由該領域專家審核資料集中標題的搜尋引擎最佳化程度，創建更適用於搜尋引擎最佳化標題生成的資料集，而在與該領域專家討論後亦有機會得到更好的搜尋引擎最佳化驗證方式。

## Reference



- [1] Ahsan, M., Seldon, H. L., & Sayeed, S. (2012). Personal health records: retrieving contextual information with google custom search. *Studies in health technology and informatics*, 182, 10-18.
- [2] Anastasiu, C., Behnke, H., Lück, S., Malesevic, V., Najmi, A., & Poveda-Panter, J. (2021). DeepTitle--Leveraging BERT to generate Search Engine Optimized Headlines. *arXiv preprint arXiv:2107.10935*.
- [3] BACKLINKO. ( October 10, 2021). *Google's 200 Ranking Factors: The Complete List (2022)*. <https://backlinko.com/google-ranking-factors>
- [4] BACKLINKO. (October 14, 2022). *Here's what we learned about organic click through rate*. <https://backlinko.com/google-ctr-stats>
- [5] Chen, Q., Lin, J., Zhang, Y., Yang, H., Zhou, J., & Tang, J. (2019). Towards knowledge-based personalized product description generation in e-commerce. Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining,
- [6] Chitrakala, S., Moratanch, N., Ramya, B., Revanth Raaj, C., & Divya, B. (2016). Concept-based extractive text summarization using graph modelling and weighted iterative ranking. International Conference on Emerging Research in Computing, Information, Communication and Applications,
- [7] Chowdhury, G. G. (2003). Natural language processing. *Annual Review of Information Science and Technology*, 37(1), 51-89. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/aris.1440370103>
- [8] Cui, Y., Che, W., Liu, T., Qin, B., & Yang, Z. (2021). Pre-training with whole word masking for chinese bert. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 29, 3504-3514.
- [9] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- [10] El-Kassas, W. S., Salama, C. R., Rafea, A. A., & Mohamed, H. K. (2021). Automatic text summarization: A comprehensive survey. *Expert Systems with Applications*, 165, 113679.
- [11] Gong, Y., Luo, X., Zhu, K. Q., Ou, W., Li, Z., & Duan, L. (2019). Automatic generation of chinese short product titles for mobile display. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,
- [12] Kemp, S. (February 18, 2020). *DIGITAL 2020: TAIWAN*. <https://datareportal.com/reports/digital-2020-taiwan>
- [13] Killoran, J. B. (2013). How to use search engine optimization techniques to increase website visibility. *IEEE Transactions on professional communication*, 56(1), 50-66.
- [14] Ledford, J. L. (2015). *Search engine optimization bible* (Vol. 584). John Wiley & Sons.
- [15] Li, H., Yuan, P., Xu, S., Wu, Y., He, X., & Zhou, B. (2020). Aspect-aware multimodal summarization for chinese e-commerce products. Proceedings of the

- 
- AAAI Conference on Artificial Intelligence,
- [16] Lin, C.-Y. (2004). Rouge: A package for automatic evaluation of summaries. Text summarization branches out,
- [17] Liu, Y. (2019). Fine-tune BERT for extractive summarization. *arXiv preprint arXiv:1903.10318*.
- [18] Liu, Y., & Lapata, M. (2019). Text summarization with pretrained encoders. *arXiv preprint arXiv:1908.08345*.
- [19] Matošević, G. (2018). Text summarization techniques for meta description generation in process of search engine optimization. Computer Science On-line Conference,
- [20] MOZ. (May 14, 2019). *How Often Does Google Update Its Algorithm?* <https://moz.com/blog/how-often-does-google-update-its-algorithm>
- [21] Nallapati, R., Zhou, B., Gulcehre, C., & Xiang, B. (2016). Abstractive text summarization using sequence-to-sequence rnns and beyond. *arXiv preprint arXiv:1602.06023*.
- [22] Paul Tardy, I. P., Jordi Mas, Sai, Shahbaz Syed, Guillaume Klein, Borgar Lie, Vesko Cholakov, , & Hane Liu, K. J. (July 30, 2021). *Rouge*. In <https://github.com/pltrdy/rouge>
- [23] Peters, M. E., Neumann, M., Iyyer, M., Gardner, M., Clark, C., Lee, K., & Zettlemoyer, L. (2018, June). Deep Contextualized Word Representations. *Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long Papers)* New Orleans, Louisiana.
- [24] Qiu, X., Sun, T., Xu, Y., Shao, Y., Dai, N., & Huang, X. (2020). Pre-trained models for natural language processing: A survey. *Science China Technological Sciences*, 63(10), 1872-1897.
- [25] Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving language understanding by generative pre-training.
- [26] Rognerud, J. (2008). *Ultimate guide to search engine optimization: drive traffic, boost conversion rates and make lots of money*. Jon Rognerud SEO.
- [27] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- [28] Wang, J., Tian, J., Qiu, L., Li, S., Lang, J., Si, L., & Lan, M. (2018). A multi-task learning approach for improving product title compression with user search log data. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,
- [29] Wang, S., Zhao, X., Li, B., Ge, B., & Tang, D. (2017). Integrating extractive and abstractive models for long text summarization. 2017 IEEE International Congress on Big Data (BigData Congress),
- [30] Wu, Y., Schuster, M., Chen, Z., Le, Q. V., Norouzi, M., Macherey, W., Krikun, M., Cao, Y., Gao, Q., & Macherey, K. (2016). Google's neural machine translation system: Bridging the gap between human and machine translation. *arXiv preprint arXiv:1609.08144*.
- [31] Zhu, C., & Wu, G. (2011). Research and analysis of search engine optimization factors based on reverse engineering. 2011 Third International Conference on Multimedia Information Networking and Security,
- [32] 未來流通. (民國 100 年 8 月 17 日). **【商業數據圖解】2020 台灣「零售&電**

- 商」產業市佔率英雄榜. <https://www.mirai.com.tw/2020-taiwan-retail-ec-market-share-analysis/>
- [33] 未來流通. (民國 109 年 12 月 14 日). **【商業數據圖解】2020 台灣主要零售業別商品結構基因圖譜**. <https://www.mirai.com.tw/2021-taiwan-retail-industry-commodity-composition-analysis/>
- [34] 財團法人台灣網路資訊中心. (無日期). **2020 台灣網路報告**. <https://report.twNIC.tw/2020/>

