**一、摘要**

隨著電子商務的迅速發展，人們在對於查詢商品的需求也日益增加，當前主要的商品查詢方式為關鍵字與圖片搜索，但在某些時候，用戶對於產品的認識僅能以文字描述其樣貌以及功能，這在目前的常見查詢方式上沒辦法有效地找到用戶所描述的商品。

本研究將使用者輸入的查詢需求透過自然語言處理（Natural Language Processing，簡稱為NLP）轉換至文字向量資料庫中查詢，找出在商品資料庫中有符合需求的商品與店家服務，並回饋相關商品或店家服務資訊，讓使用者能夠透過描述找到功能最相似的商品。

關鍵詞：電子商務、商品查詢、自然語言處理、文字向量資料庫

**二、研究動機與研究問題**

近年在電子商務以及科技的蓬勃發展下，商品種類的數量大幅增長，對於顧客來說要在大量相似功能的商品中找到心儀產品變得越來越困難，使得人們常常表示自己有選擇障礙的問題，哈佛研究證明人們有選擇障礙、不願意做出困難的決定，原來最大的恐懼在於，害怕自己會後悔[1]，與其自行決定要哪件商品，不如將選擇權交給別人，所以當系統推薦的商品能越接近顧客心目中想要的，就能加快整個交易過程，在3.3節中會提到實務上的數據提升程度。

現有的商品搜尋系統大多依賴具體的關鍵詞或條件篩選，但當顧客無法明確提供商品名稱或類型時，使用此類系統往往變得困難。在這種情況下，顧客可能需要在搜尋引擎（如 Google）上進行模糊查詢，或在社群軟體上發文求助。然而，即使成功找到相關商品，顧客仍然面臨從眾多選項中挑選最符合自身需求的難題。

若涉及由多個零件組成的商品，則搜尋與選擇過程將更加耗時。例如，以組裝電腦主機為例，顧客需要先明確了解自身對電腦的使用效能、功耗、體積等方面的需求，然後篩選出適合的零件。接著還需考慮電腦的後續保養、維修與軟硬體更新等問題，進而選擇適合的品牌與零件搭配，最終才能完成整體組裝。對於不熟悉硬體設備的顧客而言，這無疑是一個繁瑣且具有挑戰性的過程，通常不得不依賴他人的協助完成。同時希望最終組裝出的產品在效能與各項需求上能夠符合預期。對於店家來說，這類情境同樣是一項問題，因為店家需要花費大量時間與精力來深入了解顧客的具體需求，從而提供合適的建議與服務。

本研究以商品查詢與推薦功能為目的，具備語意理解與模糊匹配能力的AI商品搜尋系統可以根據顧客的自然語言描述轉換至文字向量庫中搜尋相關描述的商品，從而提高商品搜尋的效率與準確度。此外，這類系統不僅能改善顧客的購物體驗，也能與實體百貨公司或是商店街搭配使用，讓顧客同時享受逛街探索的樂趣以及幫助他們找到想要的商品在哪有販售。

**問題一：如何利用自然語言處理分析使用者需求**

透過結合大語言模型（LLM）與提示詞工程（Prompt Engineering），系統能從用戶輸入的自然語言中提取關鍵特徵，理解文字中的語意與意圖，並可以從歷史對話來進一步調整搜尋結果，以便進行後續的檢索與推薦。

**問題二：如何讓其成為商家的實用工具**

從大型商圈的角度來看，實用工具必須包含多個功能讓顧客可以更快了解相關商品的區域以及其服務，本研究是為幫助大型商圈的其中一項功能，允許用戶即時查詢商品或其他服務，將查詢結果以推薦列表的形式呈現。未來能以此功能為基礎提供商家專屬後台以更新服務與商品信息，並透過推播功能主動通知潛在客戶，分析熱門搜尋詞彙、商品需求趨勢、消費者偏好等資訊，進一步了解市場需求，且增強系統與商家的互動性。而使用者介面與查詢系統可能需具備多語言支持與高擴展性，滿足大型商圈的應用需求。

同樣地，這也適用於電商平台，由於商品標籤是由商家自行設定，所以可以根據商品名稱以及標籤的相似性提高用戶找到商品的效率，接著我們再進一步地探討實際案例的成效以及其應用技術。

**三、文獻回顧與探討**

**3.1 TF-IDF（Term Frequency–Inverse Document Frequency）**

TF-IDF 是一種用於資訊檢索與文字探勘的常用加權技術，為一種統計方法，用來評估單詞對於文件的集合或詞庫中一份文件的重要程度。[2]

TF代表詞頻，在圖1左的數學表達式中，分子代表某一詞***i***在***j***文本中的出現次數，分母代表***j***文本中的總單詞數，假設在一篇文章中的「紅色」一詞出現10次，「藍色」一詞出現20次，總單詞數為50，則「紅色」的tf值為，「藍色」的tf值為，而tf值越高代表單詞出現的頻率越高。

IDF代表某個詞在整個語料庫中的稀有程度，在圖1右的數學表達式中，***D***代表所有文件的總數，是***i***單詞在所有文件總數中出現的文件數，假設在10篇文章中的「紅色」一詞出現在3個文章內，「藍色」一詞出現在5個文章內，這兩詞的idf值分別為idf(紅色) = 、idf(藍色) = ，較少出現的詞會有較高的IDF值。

找出某一特定檔案內的高詞語頻率以及該詞語在整個檔案集合中的低檔案頻率，就可以產生出高權重的tf-idf，數學表達式如圖2所示。因此tf-idf傾向於過濾掉常見的詞語，保留重要的詞語。

但在某些相似功能的詞是無法處理的，如「雨傘」「雨衣」是相似用途的商品，在此方法是根據詞語出現的頻率去計算相似度，導致兩詞語雖然意思相近，其相似性會是0。TF-IDF比較適用於長篇文章去使用，根據文章中重複出現的詞語數量多寡決定其相似程度，在商品標題這種短文本時會無法處理語意上的相似程度。

一張含有 文字, 字型, 白色, 筆跡 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。一張含有 文字, 字型, 數字, 行 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

圖1. tf與idf數學表達式(圖片取自維基百科)



圖2. tf-idf權重數學表達式(圖片取自維基百科)

**3.2 BERT模型(Devlin et al., 2018)[3]**

BERT是由Google提出的一種基於Transformer（Vaswani et al., 2017[4]）架構的編碼器（encoder），與傳統的單向語言模型不同，BERT 採用雙向 (bidirectional) 注意力機制，使模型能夠同時考慮單詞前後的語境，提高了對自然語言的理解能力。其預訓練過程包含兩種關鍵任務：遮罩語言模型 (Masked Language Model, MLM) 和下一句預測 (Next Sentence Prediction, NSP)。MLM 讓模型在預測被遮蔽單詞時學習上下文關係，而 NSP 則幫助模型理解句子間的邏輯關聯。

BERT的預訓練集包括BooksCorpus（800M個詞彙）和英文維基百科（2500M個詞彙），且廣泛運用多個NLP任務並衍生出多種變體，如 RoBERTa和ALBERT，在開源平台Hugging Face's Transformers下能夠使用調整並應用其不同種類BERT模型。

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 圖表, 字型 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

圖3. BERT的整體預訓練和微調

**3.3 eBay透過開發BERT提升推薦系統效能[5]**

eBay先前在推薦系統的排名模型上曾採用TF-IDF（Term Frequency–Inverse Document Frequency）來評估商品標題的相似度。但該方法主要依賴單詞的頻率與權重計算，無法捕捉具有相似語意但不同詞彙的商品名稱。例如，「無線耳機」與「藍牙耳機」這兩者雖然功能相同，但無法將其視為高相似度的商品，導致推薦結果不夠準確。於是eBay轉向採用基於深度學習的語言模型BERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）來改善推薦效果。

BERT的預訓練資料雖然可直接使用，但不適合含有大量產品專屬詞彙的文本。於是eBay開發了eBERT模型專門針對商品標題的BERT變體，其訓練數據來自維基百科的 2.5 億個句子和 30 億個英語、德語、法語、義大利語和西班牙語的商品標題，在模型評估中取得優秀的結果且優於最初的BERT模型。

BERT模型的架構擁有龐大的參數，導致在推理延遲過高，無法滿足即時性，於是eBay將其輕量化並稱之為MicroBERT，採取知識蒸餾（Knowledge Distillation）技術，把eBERT當作教師模型，透過學習eBERT的輸出來縮小模型體積，但仍保留95-98% 的語意理解能力，而推理時間減少300%。

為了滿足類似的商品推薦案例，eBay對MicroBERT進行微調（fine-tuning）並將此模型稱為Siamese MicroBERT，此模型能夠將商品標題轉換為向量嵌入（embedding vector），並使用 InfoNCE 對比損失函數訓練，這種訓練方式是增加「已知彼此相關的標題」嵌入的餘弦相似度，同時降低迷你模型中所有「其他項目標題」配對的餘弦相似度，使相似商品的向量距離更接近，而不相關商品的向量距離更遠，並且此訓練數據是透過用戶行為自動建構，當兩個商品標題在相同搜尋查詢下被同一名用戶點擊，則視為「正樣本」。這種方式減少了手動標註的需求，同時能夠準確地學習商品之間的關聯性。經過訓練後的Siamese MicroBERT可產生96維的商品標題嵌入向量，並顯著提升相似商品匹配的準確度。

最終在線上實驗的結果，與先前在原生應用程式（iOS 和 Android）和桌面網路平台上生產的模型相比，新的排名模型顯著提高了購買量、點擊量和廣告收入。

一張含有 圖表, 文字, 寫生, 行 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

圖4. eBay開發BERT模型的演變圖

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 字型, 數字 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

圖5. Siamese MicroBERT模型與先前手機跟電腦平台上的模型相比

**四、研究方法及步驟**

本研究旨在開發一個基於自然語言處理的商品搜索與推薦系統，透過將使用者輸入的自然語言查詢轉換為向量表示，並在商品資料庫中進行相似性匹配，從而幫助使用者快速找到功能最相似的商品。具體目標包括實現自然語言查詢的語意理解與向量化、建立高效的商品向量資料庫、設計相似性匹配算法以提升搜索結果的準確性，以及提供商家實用工具支持商品信息更新與市場需求分析。

**4.1 資料收集與預處理**

建立商品資料庫並從電子商務平台或商家提供的數據中收集商品種類、商品標題、描述、類別、價格、品牌等資訊。去除停用詞、標點符號、數字和無關字符。使用分詞工具（如 Jieba）對中文文本進行分詞，將商品標題和描述轉換為詞序列。

**4.2 文本向量化**

將商品標題和描述轉換為向量表示，包括TF-IDF向量化與BERT向量化。使用預訓練的BERT模型生成上下文感知的密集向量表示，並對模型進行微調（fine-tuning）以適應商品領域。將所有向量存儲在高效的向量資料庫中（如Faiss）。

**4.3 相似度演算法**

計算查詢向量與商品向量的餘弦相似度，並使用對比學習（如InfoNCE損失函數）訓練模型，使相似商品的向量距離更近。根據相似度對商品進行排序，並提供過濾選項（如價格範圍、品牌等）。

**4.4 前後台系統開發**

設計用戶前端界面，支持自然語言輸入與即時搜索建議。實現後端查詢處理、向量化與相似性計算的邏輯，並與商品資料庫和向量資料庫進行交互。提供商家專屬後台，支持商品信息更新及推播消息等。

**五、預期結果**

本系統將實現高效的商品搜索與商家管理功能，提升用戶體驗與商家經營效率。用戶可透過自然語言描述快速找到最符合需求的商品，系統利用BERT技術進行語意理解，辨識同義詞、短語及上下文語境，提供精準的搜尋結果，並進一步提升搜索速度。對商家而言，專屬後台將支援商品管理、批量上架、自動標籤生成及推播消息等功能，未來可再透過AI分析熱銷趨勢，提供經營決策參考。同時，整合智能客服與即時促銷推播，根據用戶行為數據推送個性化優惠，提升銷售轉化率，使商家能更有效地與目標客群互動。

**六、需要指導教授指導內容**

本系統需要透過文本描述建立搜尋系統以及商品排名系統，也需要在資料探勘、資料庫設計、機器學習及推薦系統有豐富研究經驗的教授指導，需要在各階段驗證其功能完整性以及可用性等等，需要指導教授指導的部分如下內容：

* **機器學習模型開發**  
  系統需選擇適合的機器學習模型來處理商品文本數據，規劃完整的模型訓練流程，包括數據預處理、特徵提取與模型評估，並解決模型訓練中的過擬合問題，確保模型具備良好的泛化能力，以提升搜尋與排名的準確性。
* **推薦系統設計**  
  基於用戶行為數據（如點擊記錄、購買歷史）建立個性化推薦演算法，在準確性與多樣性之間取得平衡，以提升用戶滿意度。需要制定有效的評估方法，透過用戶反饋進行持續優化，確保推薦結果符合使用者需求並提升轉換率。
* **資料庫設計與優化**  
  設計高效的資料庫結構，以存儲商品資訊與向量化數據，優化查詢性能，以支援即時搜索與推薦功能，並且確保資料庫具備良好的擴展性與可維護性，以應對未來數據量的增長，確保系統長期穩定運行。

**七、參考文獻**

[1] **Barasz, K., & Hagerty, S. F. (2021). Hoping for the worst? A paradoxical preference for bad news. Journal of Consumer Research, 48(2), 270-288.**

取自<https://doi.org/10.1093/jcr/ucab004>

[2] **文字探勘之前處理與TF-IDF介紹**

取自 <https://www.cc.ntu.edu.tw/chinese/epaper/0031/20141220_3103.html>

[3] **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.**

取自<https://arxiv.org/abs/1810.04805>

[4] **Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30.**

取自 <https://arxiv.org/abs/1706.03762>

[5] **How eBay Created a Language Model With Three Billion Item Titles**

取自 <https://innovation.ebayinc.com/tech/engineering/how-ebay-created-a-language-model-with-three-billion-item-titles/>