研究進度展示

探索 RAG 中關鍵字匹配與向量語 意搜尋結合的最佳權重配置

目次

03	背景 	
04	参考文獻	
06	研究方法	
10	資料說明	

11 結果展示

15 結論

17 下一步

18 問題

背景

最終目標:

為業界提供一個量化的 alpha 設定方法,無論是在資料上線前的領域分類,還是使用者問題進來時的動態預處理,都能透過本研究結果給出最佳的 hybrid search 配比。

許多現有方法直接使用固定的alpha比率(如6:4、5:5), 未能基於資料屬性和使用者問題進行調整。

參考文獻

IBM:

Blended RAG: Improving RAG (Retriever-Augmented Generation) Accuracy with Semantic Search and Hybrid Query-Based Retrievers



Blended RAG: Improving RAG (Retriever-Augmented Generation) Accuracy with...

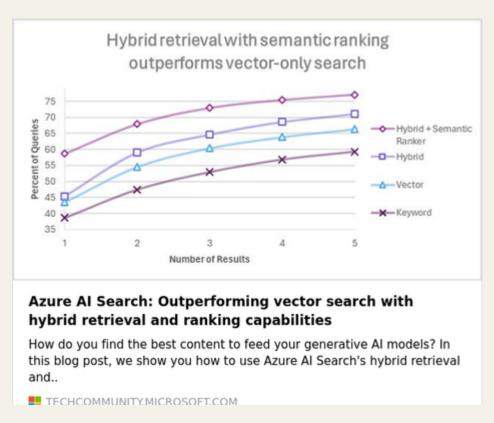
Retrieval-Augmented Generation (RAG) is a prevalent approach to infuse a private knowledge...



Microsoft:

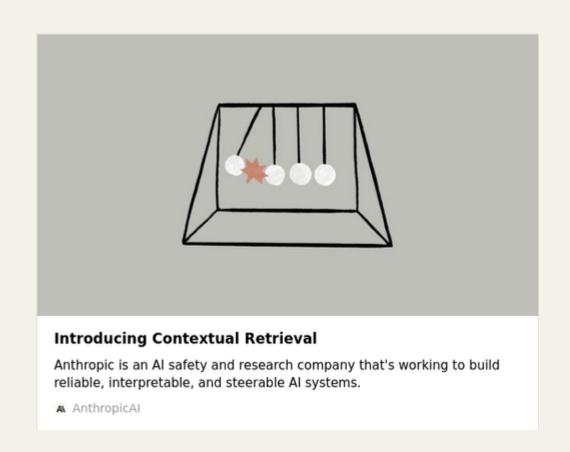
Azure AI Search: Outperforming vector search with hybrid retrieval and ranking

capabilities



參考文獻

Anthropic: Introducing Contextual Retrieval



Advancing the Evaluation of Traditional Chinese Language Models: Towards a Comprehensive Benchmark Suite

研究方法-技術使用

向量搜尋

• Embedding 模型選擇: text-embedding-3-large

關鍵字搜尋

- 繁體中文斷詞 (For BM25F): CKIP Transformers
 - Weaviate, LlamaIndex 等關鍵字搜索工具都未提供中文 tokenizer
 - 。也未查到繁體中文圈有相關的文章,所以需自己探索處理

https://www.53ai.com/news/RAG/2024080632561.html

研究方法

分為兩層:

- 1. 第一層:資料集的全面測試
 - ○全面的測試,測試範圍為 10:0 到 0:10,並統計各比例下的 top-1 準確率
 - 結果:已經完成了這部分的測試,並針對不同問題類型(多關鍵字、少關鍵字、長語句、短語句)統整了準確率和圖表

研究方法

分為兩層:

- 1. 第二層:兩個應用分支
 - 。(1) 問題種類預處理:當使用者的問題進來時,可以透過預處理來判斷問題的類型,並依據我們的實驗結果來給出最佳的 alpha 值。例如,長語句可能適合較高比例的向量搜尋,而多關鍵字問題則適合較高比例的關鍵字搜尋。

研究方法

分為兩層:

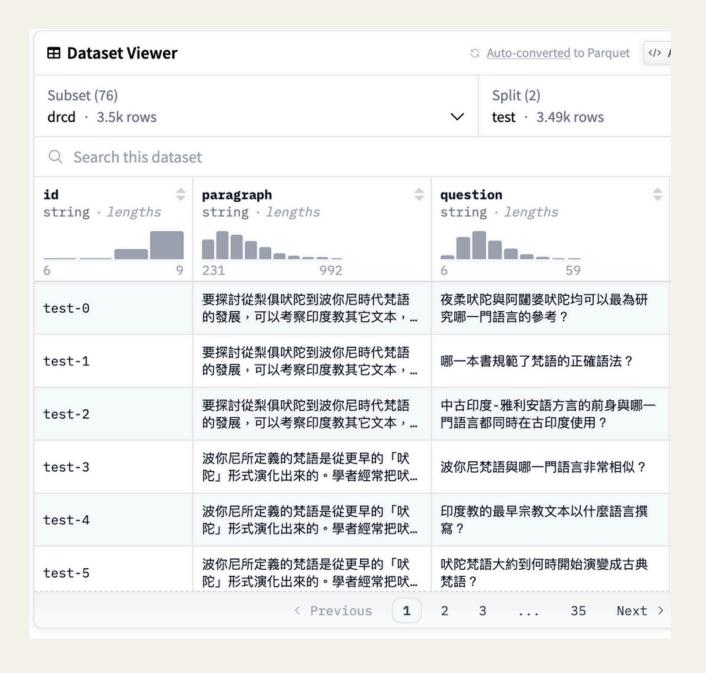
- 第二層:兩個應用分支(未完成)
 - 。(2) 資料集領域分類:針對資料集的不同領域(如音樂、程式碼、數學、歷史等),我們也可以在 RAG 上線前對其進行分類,並根據這些領域特徵來提供最適合的 alpha 設定。這樣的應用讓我們在不同知識屬性下,能夠根據我的實驗結果來量化 alpha 的權重

資料說明

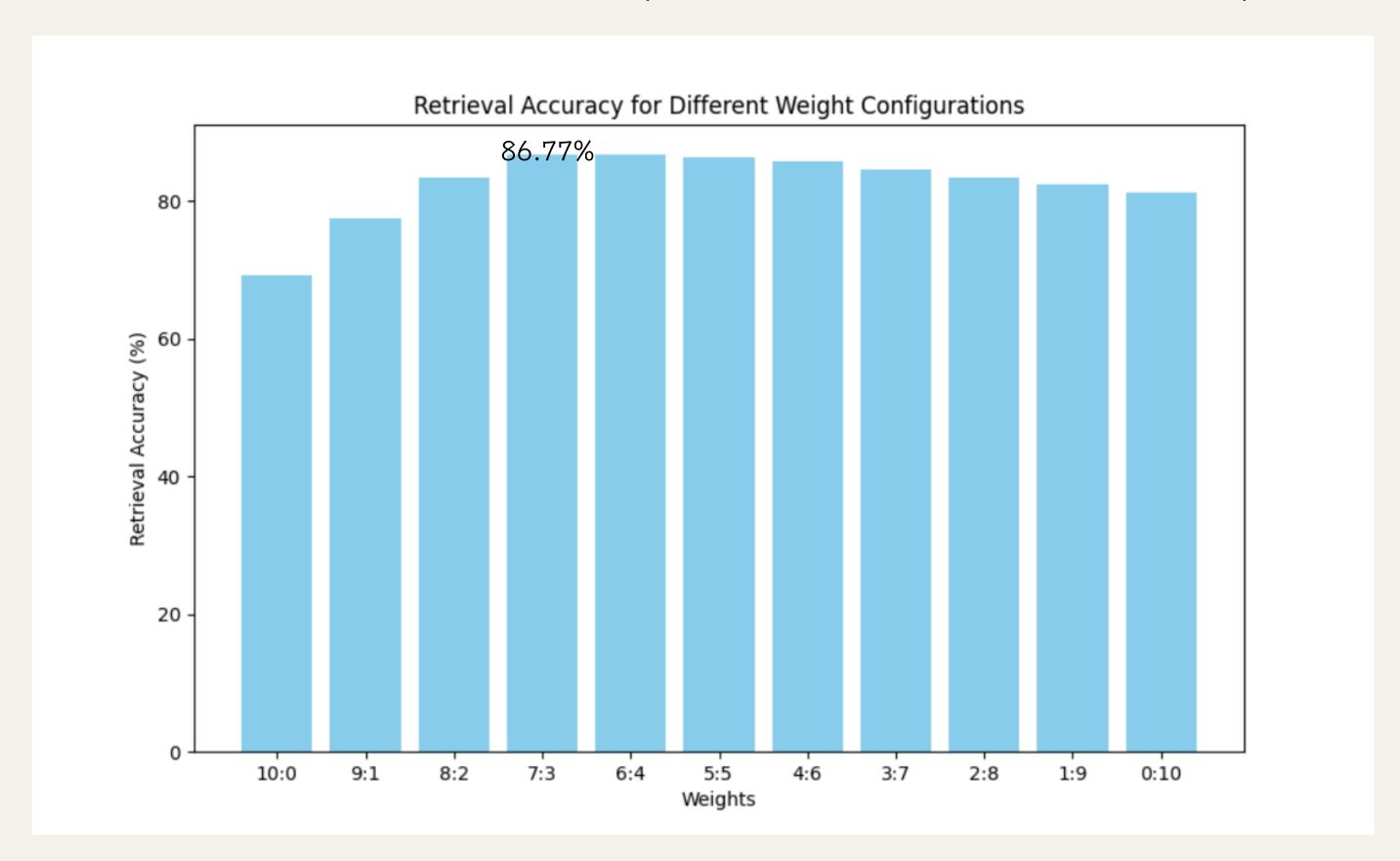
- MediaTek-Research/TCEval-v2
- Subset: drcd (台達閱讀理解資料集)



• 其中有不重複文章段落共 1000 段 以及對應的 3493 個問題

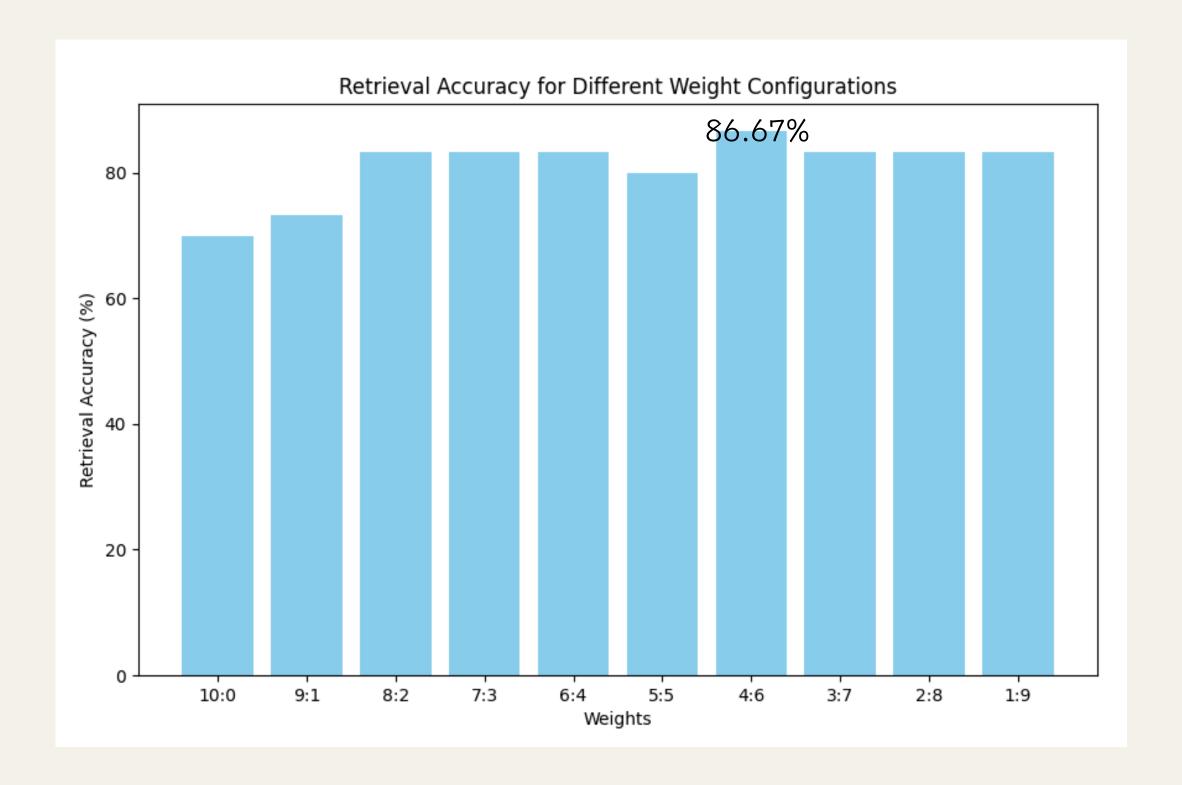


研究結果展示 (3493 題全面測試)



參考比較 (期末專題報告成果)

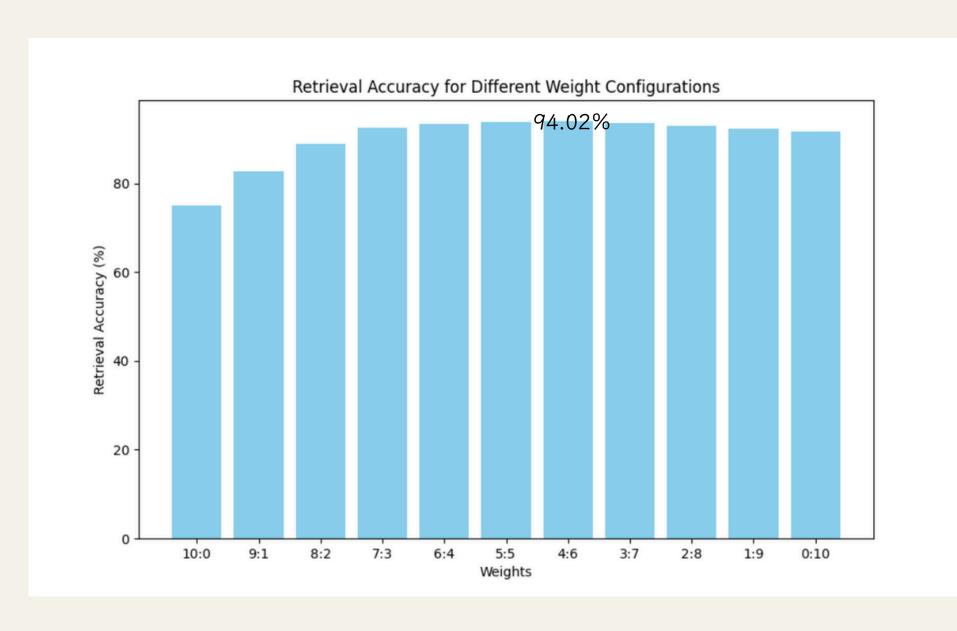
30 題教育領域「課程」測試資料

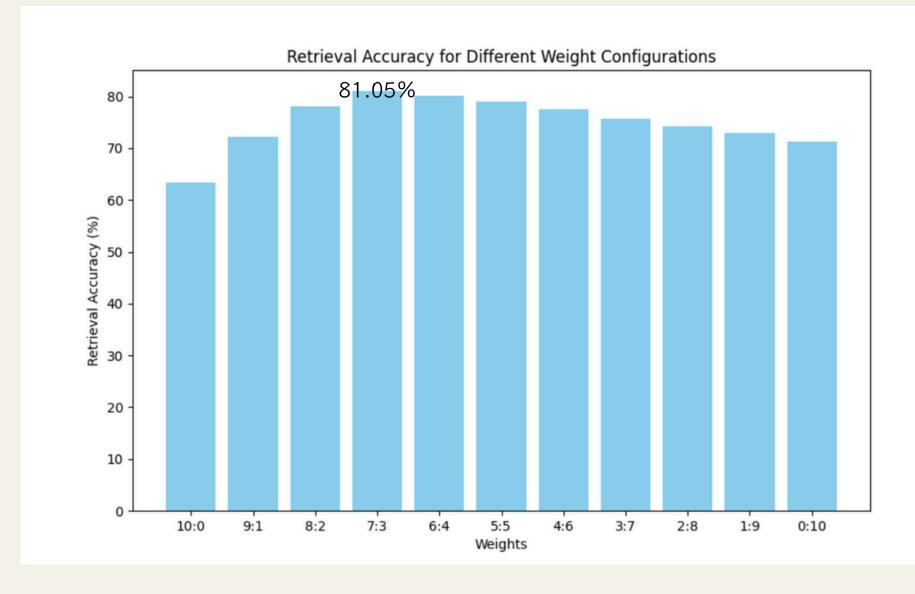


研究結果展示 (題目關鍵字數量)

關鍵字數量大於平均

關鍵字數量少於平均

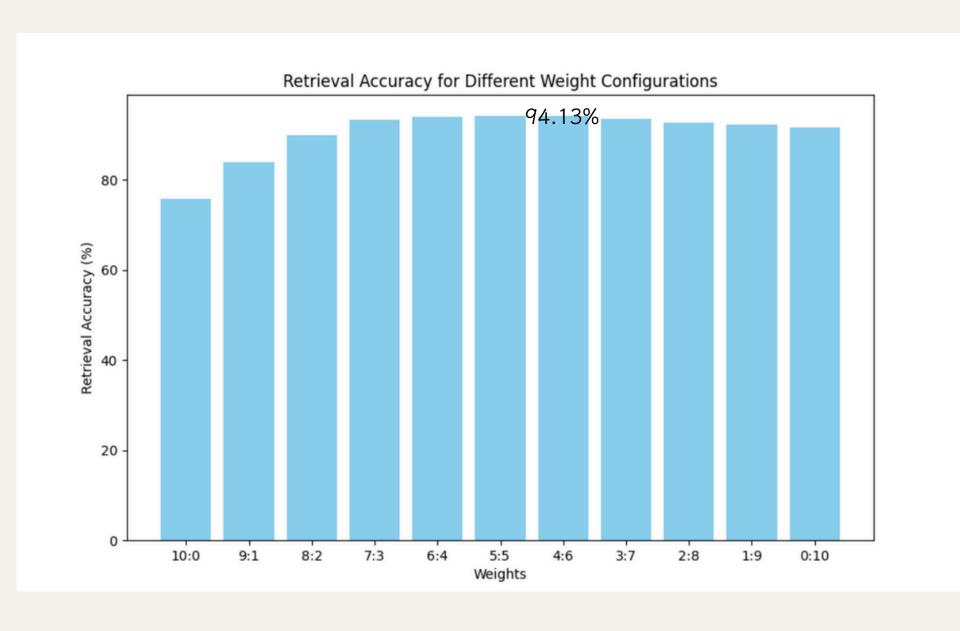


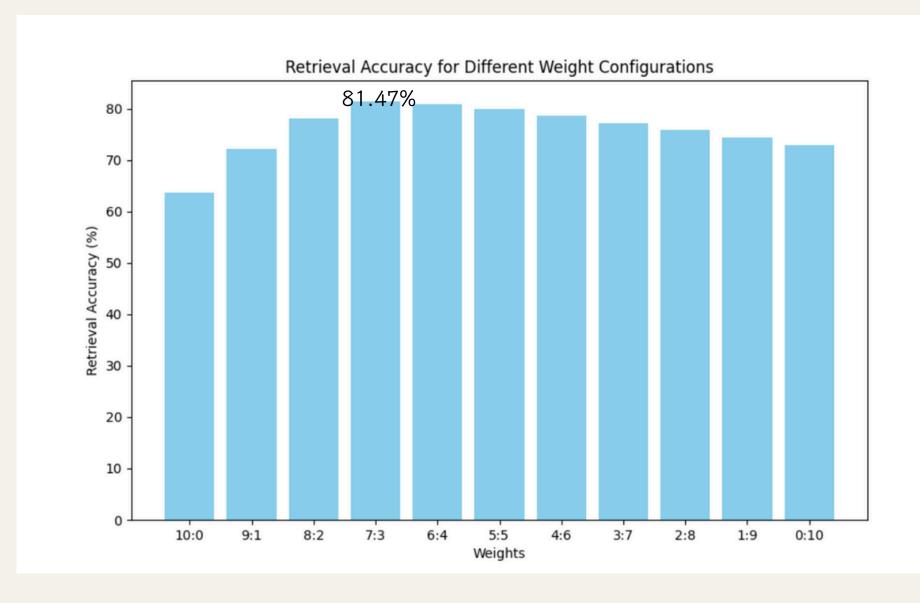


研究結果展示 (題目語句長短)

語句長度大於平均

語句長度少於平均





結論

3493 題全面測試

- 結果顯示過去期末專題成果分佈大致正確,關鍵字與向量 搜尋各佔半的左右多是準確率最高的分佈區
- BM25 關鍵字匹配度較高是由於資料集內無同義詞或錯字問題,且題目與文本有較多直接可對應的專有名詞
- 1000 篇文章似乎太過獨立,互相之間很少重疊,故專有 名詞較輕易匹配至正確文本

結論

使用者問題種類的差異

- 原先預想
 - 分出四類不同的問題種類:高關鍵字準確率 / 低關鍵字 準確率 / 高向量準確率 / 低向量準確率
- 關鍵字多寡與語句長短似乎成相同分佈,關鍵字少/語句短 只意味著攜帶較少訊息,又因測試資料相互之間獨立的特 性,故無論向量搜尋或關鍵字匹配都較不易比多關鍵字準
 - 。似乎對於此資料集,關鍵字起了過大的作用
 - 。 且此類資料集似乎不符合業界常見的資料儲存形式

下一步

- 為文章做分類 / 尋找其他測試資料集
- 重新考慮問題分類基準,想辦法分出四個成果
- 工具開發:開發開源工具,讓開發者可在上線前將資料集 丟進來,透過LLM自動生成各類型的問題(例如長語句、 短語句、多關鍵字、少關鍵字),並進行測試,以幫助他 們找到最適合該資料集的 alpha 值

問題

- 不知道怎麼為資料集用「領域」做分類,要取出什麼樣的「分類基準」才會有價值?
- 要重新尋找資料集嗎?"問題"要自己造嗎?還是 用專業的資料集成果會比較受認可?
- 研究大方向上是否可以
- 寫論文的注意事項

問題-分類方式

分類定義:

- 由於現有的 1000 篇文章過於獨立且還未想出好的方法分出明確的領域,我目前正在考慮要不要捨棄這些文章,改用其他的專業資料集;如果不捨棄,則需要為這些文章進行分類,但在尚未清楚文章內容前,無法隨意定義分類標準。
 - 重選資料集:分別提取包含法律、產品手冊、論文、程式碼等不同領域的知識。再自定義"問題"
 - 。 疑慮: 自定義問題產出的結果可能不被認可