



運用ChatGPT提升圖書館服務

曾元顯¹、楊平²、楊德倫³

¹國立臺灣師範大學 圖書資訊學研究所 特聘教授

²國立臺灣師範大學 圖書資訊學研究所 博士生

³國立臺灣大學 資訊網路與多媒體研究所 博士生

摘要

近年來人工智慧技術如ChatGPT等大型語言模型 (LLM, Large Language Model) 的推出，讓人們瞭解到AI在自然語言的理解與生成方面的突破性進展。本文先簡要說明AI的重要原理，再就AI在圖書館中可能的創新應用，展示相關的案例，包含：語意比對、無需訓練資料的主題自動分類、參考書目的整理與擷取、檢索增強的回應生成、以及文件雷同比對。這些案例，有些已經導入於實際的服務中，有些則以少許範例進行概念性的展示。希望這些LLM技術都能很快的普及於各項圖書館的應用當中，以滿足大眾在AI時代對於資訊服務的需求與期待。

Abstract

In recent years, the advent of artificial intelligence technologies, such as ChatGPT and other Large Language Models (LLM), has illuminated the breakthroughs in natural language understanding and generating. This article first provides a brief overview of the important principles of AI,



then explores its potential innovative applications in libraries, showcasing related case studies. These include semantic matching, topic auto-classification without training data, organizing and extracting references, retrieval-augmented response generation, and document similarity comparison. Some of these cases have already been integrated into actual services, while others are conceptually presented with a few examples. We hope that these technologies will soon be widely adopted in various library applications to meet the public's expectations and needs for information services in the AI era.

壹、前言

近十多年來，由於雲端技術興起強化了電腦運算能力、大數據時代提供巨量的訓練資料、以及機器學習演算法的精進與突破，使得人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 在電腦視覺、語音辨識、自然語言的理解與生成、語意比對等方面，有突破性的進展。特別是2022年11月30日OpenAI公司發表ChatGPT人工智慧對話服務，以及其後Microsoft Bing、Google Bard等搜尋增值服務的投入，對於民眾在資訊的查找、比對、彙整、報告、解讀方面，有極大的幫助。

由於此一發展跟圖書館的服務關係緊密，值得探究。本文乃先從近年人工智慧的重要原理，進行簡要的說明，再就AI在圖書館中可能的創新應用，展示相關的案例。展示的案例，包含：語意比對、無需訓練資料的主題自動分類、可從雜亂的參考書目中整



理並擷取書目資料、檢索增強的回應生成 (Retrieval Augmented Generation)、以及文件雷同比對。

這些案例，有些已經導入於實際的服務中，有些則以少許範例進行概念性的呈現。不管是哪一種，希望都能很快地普及於各項圖書館的應用當中，以進一步提升圖書館服務的品質，滿足大眾在人工智慧時代對於資訊服務的需求與期待。

接下來的內容，我們將先介紹AI重要的相關技術，其後展示上述的案例，最後展望未來的發展。本文目的，除了提供AI科學的知識普及素材外，也期能對國內圖書館的發展，提供參考指引。

貳、人工智慧的相關技術

近年重要人工智慧新技術，包含：嵌入向量、Transformer (人工神經網路轉換器架構)、語言模型等，對圖書館的學術理論與實務經驗，將會帶來很大的變革，其原理簡述如下 (曾元顯, 2021)。

1. 嵌入向量

向量空間模型 (Vector Space Model, VSM) 是經典的傳統資訊檢索方法 (Salton, 1989)。其將語料 (或是文獻庫) 中每份文件的重要詞彙 (有主題意義的詞彙)，都視為向量中的一個維度，而將詞彙在文件中的出現次數 (Term Frequency, TF) 以及在整個語料中出現篇數的倒數 (Inverse Document Frequency, IDF) 兩者相乘 ($TF \times IDF$)，做為該維度的權重。如此n篇文件的語料庫若共有m個詞彙，就形成一個 $m \times n$ 的矩陣，其中每一行向量代表一篇文件，而每一列向量則對應到一個重要詞彙。依向量餘弦公式



(cosine)，可計算任意兩文件或是兩詞彙的相似度。

另一種VSM的表示法，則跟語料無關，單純以「獨熱編碼」(one-hot encoding)表示。亦即若有m個詞彙，每個詞彙都佔一個維度，該詞彙在該維度上的值為1，其餘為0。例如，假若語料中全部詞彙只有三個：政治、經濟、運動，則其獨熱表示法，分別為[1,0,0]、[0,1,0]、[0,0,1]。其優點是：(1)詞彙跟其向量的對應，只需簡單的查表即可；(2)很多機器學習演算法，只能做二分法，亦即偵測一個詞彙有出現(以1表示)或沒出現(以0表示)，因此需要用到獨熱編碼。

上述兩種VSM表示法的問題，在於使用個別詞彙做為向量的維度。當有不同詞彙其語意卻相近時，因屬不同維度，也無法增加其相似度，造成詞彙不匹配問題(vocabulary mismatch)。例如：「宇宙」跟「太空」，以VSM表示的話，其相似度為0。因此，在1990年左右，隱含語意索引法(Latent Semantic Indexing, LSI)被提出來(Deerwester, Dumais, Furnas, Landauer, & Harshman, 1990)。其運用線性代數的奇異值分解(Singular Value Decomposition, SVD)方法，將 $m \times n$ 的矩陣降維轉換出 $d \times d$ 的主題矩陣，其中 $d < m$ 且 $d < n$ 。亦即，語料C被降維，並以新的矩陣來近似整個語料，如下式：

$$C_{m \times n} = U_{m \times r} \Sigma_{r \times r} (V_{n \times r})^T \approx U_{m \times d} \Sigma_{d \times d} (V_{n \times d})^T \quad (1)$$

個別文件(或詞彙)的向量仍可從這個降維的矩陣算出近似值，然後依此亦可算出任意兩篇文件(或是任意兩個詞彙)的相似度。此種降維的作法，讓語意相近的文件(詞彙)，被轉換對應到同一維度，解決了前述詞彙不匹配的缺點，如圖1範例所示。

圖1中語料C矩陣有「星際大戰」等5篇文件，若只蒐錄7個詞彙，各詞彙出現的次數（或權重）表示在公式（1）等號左邊的矩陣。等號的右邊有三個矩陣，分別為詞彙到主題的U矩陣、主題矩陣Σ、以及主題到文件的V矩陣。從Σ對角線矩陣可知，此語料C其實只有兩個主題比較重要（姑且稱為「動作科幻」、「文藝愛情」兩個主題），且重要程度分別為12.4與9.5。

$$\begin{array}{c}
 \begin{bmatrix}
 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\
 3 & 3 & 3 & 0 & 0 \\
 4 & 4 & 4 & 0 & 0 \\
 5 & 5 & 5 & 0 & 0 \\
 0 & 2 & 0 & 4 & 4 \\
 0 & 0 & 0 & 5 & 5 \\
 0 & 1 & 0 & 2 & 2
 \end{bmatrix} \\
 \text{星地 星電海} \\
 \text{際心 際子角} \\
 \text{大引 效情七} \\
 \text{戰力 應書號}
 \end{array}
 \approx
 \begin{bmatrix}
 0.13 & 0.02 \\
 0.41 & 0.07 \\
 0.55 & 0.09 \\
 0.68 & 0.11 \\
 0.15 & -0.59 \\
 0.07 & -0.73 \\
 0.07 & -0.29
 \end{bmatrix}
 \times
 \begin{bmatrix}
 12.4 & 0 \\
 0 & 9.5
 \end{bmatrix}
 \times
 \begin{bmatrix}
 0.56 & 0.59 & 0.56 & 0.09 & 0.09 \\
 0.12 & -0.02 & 0.12 & -0.69 & -0.69
 \end{bmatrix}$$

圖1 降維矩陣範例

在圖1的例子中若再多收納兩個新詞彙T8（宇宙）、T9（太空），且其在這五篇文件出現的情況設若分別為：T8=[5,0,0,0,0]與T9=[0,4,5,0,0]，則此兩詞彙的向量餘弦公式cosine相似度為0；但若將其向量轉換到主題空間，亦即各自乘以縮減後的V矩陣，如下：

$$T8^* = [5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \times \begin{bmatrix} 0.56 & 0.59 & 0.56 & 0.09 & 0.09 \\ 0.12 & -0.02 & 0.12 & -0.69 & -0.69 \end{bmatrix}^T = [2.81 \ 0.63] \quad (2)$$

$$T9^* = [0 \ 4 \ 5 \ 0 \ 0] \times \begin{bmatrix} 0.56 & 0.59 & 0.56 & 0.09 & 0.09 \\ 0.12 & -0.02 & 0.12 & -0.69 & -0.69 \end{bmatrix}^T = [5.18 \ 0.52] \quad (3)$$



則轉換後的詞彙向量 $T8^*=[2.81, 0.63]$ 、 $T9^*=[5.18, 0.52]$ ，其cosine相似度高達0.99，表示詞彙T8與T9屬於同一主題的訊息相當明確。在此例中，因為乘上V矩陣而轉換後的向量，即為其嵌入向量。

一個詞彙（或是文句、概念）的嵌入向量，也可以運用神經網路學習而得。如圖2。將C矩陣的資料送入學習，可得出如上述將五維詞向量轉換成二維詞向量的功能，此五份文件的嵌入向量為圖2神經網路連結上的權重所示。亦即，五份文件的獨熱表示法，可以透過機器學習，轉換（transform）成其嵌入向量，而此嵌入向量來自於學習後的權重：

$$\text{星際大戰} = (1, 0, 0, 0, 0) \Leftrightarrow (-0.28, -0.26)$$

$$\text{駭客任務} = (0, 1, 0, 0, 0) \Leftrightarrow (-0.17, -0.12)$$

$$\text{美國隊長} = (0, 0, 1, 0, 0) \Leftrightarrow (-0.31, -0.29)$$

$$\text{電子情書} = (0, 0, 0, 1, 0) \Leftrightarrow (0.33, 0.34)$$

$$\text{海角七號} = (0, 0, 0, 0, 1) \Leftrightarrow (0.36, 0.28)$$

在圖內中間兩個神經元的輸出值，相當於公式（2）或（3）的二維向量；亦即相同主題的五維整數向量輸入，會有相似的二維實數值輸出。

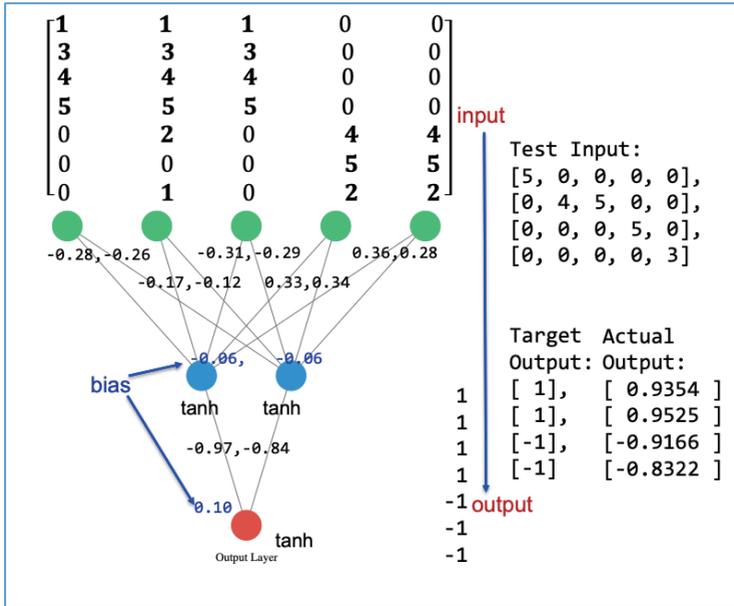


圖2 透過神經網路的學習，可將五維的整數詞向量，轉成二維的實數詞向量

2. Transformer (神經網路轉換器架構)

上述只有五個輸入、兩層的神經網路，只能處理比較簡單的兩個概念問題。為了處理更複雜的語意概念，可以使用更多的人工神經元，加深、加廣神經網路使用的層數以及輸入個數。

2017年Vaswani et al. (2017) 提出了Transformer編解碼器 (encoder-decoder) 或稱為轉換器的深度神經網路架構，如圖3。其運用可以平行運算且能夠處理長距離依賴 (long-distance dependency) 的自我注意力機制 (self-attention)，取代需要循序運算的遞歸神經網路 (recurrent neural network)，而在自然語言處理領域，開啟了突飛猛進的時代。



Transformer中的多重注意力 (multi-head attention) 對於最後的成效是極為重要的運算機制。其讓每個注意力專注於不同面向，例如有的注意力關注在動詞與其發起者或是作用對象的資訊交流而抓住了文句的重點，有的則讓代名詞注意到其所代表的主詞而緩和了指代消歧 (Coreference Resolution) 的問題等。

除了具備多重注意力機制，Transformer還運用Byte Pair Encoding (BPE) 解決詞彙數量不夠與未知詞問題、引入位置編碼以學習詞彙的順序與距離、採用layer normalization與residual connection以增進網路的學習效率和穩定性。透過這些創新技術的輔助，而在語言理解與生成上，得到很好的成效。

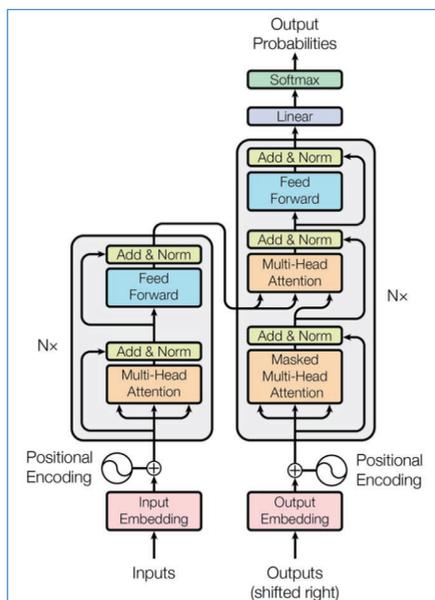


圖3 Transformer架構 (出處：Vaswani et al. (2017))

3. 語言模型

許多自然語言處理的任務中，都需要建構一個準確的語言模型 (language model) 。亦即在獲知前t個字詞後 (t可以是1、3、甚至是100、2000等長度) ，需要準確的估計下一個字詞的條件機率：

$$P(w(t+1) | w(t), w(t-1), \dots, w(1)) \quad (4)$$

例如，從語音訊號辨識出「mao zhuo lao shu」四個音以及前三個字「貓捉老」之後，下面的條件機率應該要符合：

$$P(鼠 | 老, 捉, 貓) > P(樹 | 老, 捉, 貓) \quad (5)$$

亦即依照常識，在自然語言的表達上，「貓捉老鼠」比起「貓捉老樹」應有較大的機率。此種條件機率沒有標準答案，只要相對合理即可。

建構此語言模型的過程，稱為語言建模 (language modeling) 。然而語言建模過去很難做得好，亦即「估計下一個字詞的條件機率」不易做得準確。以語料庫C=(貓跳, 狗躍, 貓奔, 狗跑, 跑車)為例，用此極小 (五個字句) 的語料庫擬訓練出P(跳|貓)等條件機率，應用傳統方法「最大似然估計」 (maximum likelihood estimation) 可得出：

$$P(跳|貓) = P(貓跳) / P(貓) = 1/2 = 0.5 \quad (6)$$

$$P(奔|貓) = P(貓奔) / P(貓) = 1/2 = 0.5 \quad (7)$$

等數據，因為在C中貓出現2次，而貓跳、貓奔各出現1次。但是條件機率：

$$P(跳|狗) = P(狗跳) / P(狗) = 0/2 = 0.0 \quad (8)$$

$$P(奔|狗) = P(狗奔) / P(狗) = 0/2 = 0.0 \quad (9)$$



亦即(狗跳, 狗奔)兩詞的機率都為0, 因為他們都沒有在語料庫C中出現過。換言之, 用傳統方法訓練出來的語言模型, 幾乎不會產生(狗跳, 狗奔)的詞句。但事實上, 不僅C中有類似的概念(狗躍, 狗跑), 於一般語言常識上也應該允許該詞彙的出現。

顯然傳統的方法不夠好, 其源由為離散空間的字詞表達方式 (discrete space word representation), 亦即將貓、狗、跳、躍、奔、跑、車各字視為完全不同的概念(如同前述VSM表示法), 導致類似的概念無法類推, 且訓練語料中沒有的字句, 便難以估計其條件機率。

有鑒於此, 神經機率語言模型於2000年左右被提出(Bengio, Ducharme, Vincent, & Jauvi, 2003), 其將各個字詞 w 以 n 維實數向量 $V(w)$ 表示, 亦即每個字都是 n 維連續空間上的一個點, 此種稱為連續空間的字詞表達方式 (continuous space word representation), 亦即與前述嵌入向量類似。當神經機率語言模型從語料庫學習完後, $V(\text{貓})$ 在連續空間上會近似於 $V(\text{狗})$ 、 $V(\text{跳})$ 會近似於 $V(\text{躍})$ 、而 $V(\text{奔})$ 會近似於 $V(\text{跑})$, 因而可用於推論出語料庫中不存在的詞彙。

如圖4的範例所示, 每個字詞可以是二維空間中任意連續座標上的一點, 當訓練完後貓的座標(-1.1, 0.8)接近於狗的座標(-0.9, 1.0), 跳(1.2, -1.1)近似於躍(1.1, -0.8), 依此類推。那麼語料庫原有的(貓跳, 貓奔)會有較高的機率值(例如0.45), 而語料庫中沒有的(狗跳, 狗奔)也可在連續空間中推論出其機率值(例如0.35), 而不再等於0了。而車則因為與貓、狗較不相似, 難以類推, 使(車跳、車奔)這些字詞的機率較低, 但也並非完全不可能出現。

這種以連續空間表示字詞的向量表示法，降低了語料無論大小，都無法窮舉所有語言現象的困擾；而且透過神經網路的學習，可以學出「類似概念有近似向量」的表達方式，亦即嵌入向量的概念。

將一群離散的物件進行嵌入轉換後，除了容易進行相似度計算、推論原先不存在的關係外，也可以從極大量資料中，訓練出品質較佳的嵌入向量（稱為預訓練模型，pre-trained model），而可以分享給其他類似的任務進行微調（fine-tuning）運用。

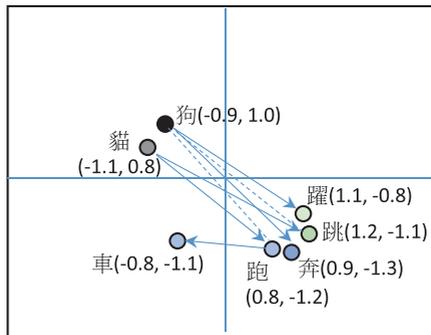


圖4 在二維連續空間中表示字詞向量關係之示意圖

Transformer是一個建構語言模型的優良架構，可以輕易的擴展其規模來學習更大的訓練資料、容納更長的輸入字串，而能將輸入轉成優良的嵌入向量，來代表輸入的語意。Transformer的編碼器被Google採用為善於理解語言的BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformer)，而其解碼器被OpenAI採用為善於生成文字的GPT (Generative Pretrained Transformer)。即便都只用了Transformer的一半架構，BERT跟GPT也都發展出



很好的嵌入向量轉換器，並且演變成大型預訓練語言模型（Large Language Model，LLM）。

除此之外，語音、影像、視覺也都可以根據上述嵌入向量的概念，跟語言資料融合在一起，而創造出跨模態的人工智慧服務。例如OpenAI在2023年9月底釋出的GPT-4V(ision)，可以看圖解說，或是以文字生成圖片，即是代表性的服務。

參、案例展示

本節介紹的案例，展示說明如下。

1. 語意比對

使用預訓練語言模型BERT，再經過微調訓練成SentenceBERT，可以透過開源軟體，有效的進行下游自然語言處理或是資訊檢索的任務，如：語意比對、分類等。以表1五個句子為例。

表1 五個語意相關的例子

S1 = "我的儿子！ 他猛然间喊道，我的儿子在哪儿？"
S2 = "我的小孩呢！他突然高聲說：我的孩子在哪裡？"
S3 = "若未於 2 週內完成中、高風險弱點修補或防禦因應，公司系統網站將依資安規範下架"
S4 = "因應中、高風險弱點修補的防禦，假設兩週內不能完成，將依資安規定關閉公司系統的網站"
S5 = "若未於 2 週內完成中、高風險工事修補或防禦因應，本司系統防務將依軍安規範不予下放"

以傳統字串比對方式（將文句切割成單字詞以及雙字詞），計算這五句彼此之間的相似度，結果如表2。

表2 以字串比對法計算5個句子彼此相似度結果

	S1	S2	S3	S4	S5
S1	1.0	0.3824	0.0192	0.0370	0.0187
S2	0.3824	1.0	0.0182	0.0351	0.0177
S3	0.0192	0.0182	1.0	0.6533	0.7248
S4	0.0370	0.0351	0.6533	1.0	0.4837
S5	0.0187	0.0177	0.7248	0.4837	1.0

而以嵌入向量，計算這五句彼此之間的相似度，程式碼如表3。

表3 運用SentenceBERT進行語意比對的程式

```
import numpy as np
from sklearn.metrics import pairwise
from sentence_transformers import SentenceTransformer

sentences = [S1, S2, S3, S4, S5]
model = SentenceTransformer('DMetaSoul/sbert-chinese-general-v2')
embeddings = model.encode(sentences) #使用 SentenceBERT 的 embedding 向量
distances = pairwise.pairwise_distances(embeddings, metric='cosine')
print( np.around((1.0 - distances), decimals=4) )
```

其結果如表4所示。

表4 以嵌入向量比對法計算5個句子彼此相似度結果

	S1	S2	S3	S4	S5
S1	1.0	0.9280	0.5534	0.5467	0.5612
S2	0.9280	1.0	0.5726	0.5728	0.5618
S3	0.5534	0.5726	1.0	0.8831	0.8487
S4	0.5467	0.5728	0.8831	1.0	0.8209
S5	0.5612	0.5618	0.8487	0.8209	1.0



可以看出，S1跟S2只是同義詞置換，但字串相似度僅約0.3824而很難被視為同樣意思的文句；但其嵌入向量相似度達0.9280，接近1.0，兩者有相當高的語意相似度。S3跟S4之間也做了類似同義詞的置換或是改寫，而S3與S5句型一樣，只是一個在講公司的資安，一個在講司或處單位等級的軍事安全，兩個句子所處的主題領域不同。但是以字串相似度而言，S5比S4更相似於S3，這是不正確的；而以嵌入向量的相似度而言，S4比S5更相似於S3，這是我們想要的結果。此例顯示AI技術運用於語意比對，有其優勢。

2. 主題分類

除了透過嵌入向量進行語意比對外，也可以直接用大型語言模型如ChatGPT來進行語意的分類。圖5是請GPT-4進行分類的提示文字（包含一個輸入與輸出範例）。



<p>底下是 15 個課群的列表：</p> <ol style="list-style-type: none">1. 機械群；2. 動力機械群3. 電機與電子群；4. 化工群5. 土木與建築群；6. 商業與管理群7. 外語群；8. 設計群9. 農業群；10. 食品群11. 家政群；12. 餐旅群13. 水產群；14. 海事群15. 藝術群 <p>我要你將每一本教科書的書名，對應到上面的課群中。對應時請根據書名的主題意義，以及上面課群的主題意義，進行相似主題的配對。一本書名至少配對到一個課群，至多不要超過五個為原則。</p> <p>除此之外，也請將書名對應到中文十進分類法 (DCC)。</p> <p>對應結果，請以 json 格式輸出，包含兩個串列項目，第一個串列中有欄位 <code>course</code> 是我給你的課名，<code>domain</code> 是上面 15 個課群之一，<code>score</code> 是該門課指定給該課群的信心程度。信心程度範圍為 1 到 10 分，10 分最高，1 分最低。而第二個串列也是類似的輸出結構，只是將 <code>domain</code> 改成“<code>DCC</code>”。</p>	<p>範例：</p> <p>輸入：title: 基本力學</p> <p>輸出：</p> <pre>{ { title: "基本力學", domain: "1. 機械群", }, { title: "基本力學", domain: "2. 動力機械群", score: 9 }, { title: "基本力學", domain: "5. 土木與建築群", score: 8 }], [{ title: "基本力學", DCC: "531 古典力學", score: 10 }]</pre> <p>記得，我給你輸入後，只要輸出 json 格式的輸出即可，其他說明不要輸出。</p>
---	--

圖5 請GPT-4進行分類任務的提示文字 (包含輸入與輸出範例)



以營養學、資訊檢索、幼兒教育三本書名測試GPT-4的結果如圖6。

<pre>[{ "title": "營養學", "domain": "9. 農業群", "score": 8 }, { "title": "營養學", "domain": "10. 食品群", "score": 10 }, { "title": "營養學", "domain": "11. 家政群", "score": 9 }], [{ "title": "營養學", "DCC": "613.2 營養", "score": 10 }]</pre>	<pre>[{ "title": "資訊檢索", "domain": "3. 電機與電子群", "score": 9 }, { "title": "資訊檢索", "domain": "6. 商業與管理群", "score": 8 }], [{ "title": "資訊檢索", "DCC": "025.4 資訊檢索", "score": 10 }]</pre>	<pre>[{ "title": "幼兒教育", "domain": "11. 家政群", "score": 10 }], [{ "title": "幼兒教育", "DCC": "372.21 幼兒教育", "score": 10 }]</pre>
--	--	--

圖6 GPT-4根據我們的提示語所完成的自動分類結果

此展示中，我們分別使用了自定義而且完整列出的15個課群主題，以及完全沒有提供類別（因為有多達1000類）而只提到分類架構名稱的杜威十進分類法（DDC），透過明確的指示以及具體的範例，讓GPT-4成功運作。經由人工檢視，GPT-4在自定義的多重（multi-class）分類任務中完美的達成任務，而透過DDC分類網站 <https://www.librarything.com/mds/>，也確認了GPT-4的十進分類法的分類完全正確。十進分類法的例子，完全在考驗GPT-4已有的知識能力。



完整的對話，參見：<https://chat.openai.com/share/87143dfa-bbd4-4650-9271-a6321f776c3d>。此對話中，即使DDC被誤植為DCC，GPT-4仍能夠從其他資訊，知道其應為DDC，而正確運用其學過的知識，顯示GPT-4容錯的能力非常強大。

3. 資訊擷取

參考書目的整理，向來都是考驗細心與耐心的工作。但是透過GPT-4，只要簡單的指示，就可以快速擷取參考書目中的資訊，方便後續的資料處理。範例如圖7所示。

<p>User: --- 楊德倫、曾元顯 (2020)。建置與評估文字自動生成的情感對話系統。教育資料與圖書館學，57(3)，355-378。doi: 10.6120/JoEMLS.202011_57(3).0048. RS.CM【Ya ng, Te-L un, & Ts eng, Yuen-Hsien. (2020). Development and evaluation of emotional conversation system based on automated text generation. Journal of Educational Media & Library Sciences, 57(3), 355-378. doi: 10.6120/JoEMLS.202011_57(3).0048. RS.CM (in Chinese)】 賴志遠 (2018)。國際人工智慧政策推動現況。檢自 https://portal.stpi.narl.org.tw/index/article/10418 【[Lai, ZhiYuan] (2018). [Guo ji ren gong zhi hui zheng ce tui dong xian kuang]. Retrieved from https://portal.stpi.narl.org.tw/index/article/10418 (in Chinese)】 Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017). Social media and fake news in the 2016 election. Journal of Economic Perspectives, 31(2), 211-236. doi: 10.1257/jep.31.2.211 Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. Retrieved from https://arxiv.org/abs/2005.14165 ByteDance. (2019). WSDM - Fake news classification. Retrieved from https://</p>	<p>User: 請將每一篇參考書目，擷取出：作者、篇名、發表出處、出版年、卷期、起始頁、結束頁，請以 json 格式輸出，不用其他說明文字。</p> <p>ChatGPT: 以下是按照您的要求整理的參考書目，以 json 格式輸出：</p> <pre>[{ "作者": "楊德倫、曾元顯", "篇名": "建置與評估文字自動生成的情感對話系統", "發表出處": "教育資料與圖書館學", "出版年": "2020", "卷期": "57(3)", "起始頁": "355", "結束頁": "378" }, { "作者": "賴志遠", "篇名": "國際人工智慧政策推動現況", "發表出處": "https://portal.stpi.narl.org.tw/index/article/10418", "出版年": "2018", "卷期": null, "起始頁": null, "結束頁": null }]</pre>
---	--



www.kaggle.com/c/fake-news-pairclassification-challenge/

Conroy, N. K., Rubin, V. L., & Chen, Y. (2015). Automatic deception detection: Methods for finding fake news. In Proceedings of the Association for Information Science and Technology (pp. 1-4). St. Louis, MO: Association for Information Science & Technology. doi: 10.1002/pr2.2015.145052010082

以上是從期刊論文的 PDF 檔：拷貝參考書目的部分文字。

請問裡面有幾篇參考書目？

請將每一篇條列出來。

ChatGPT:

從您提供的文字，我可以看到以下的參考書目：

1. 楊德倫、曾元顯 (2020)。建置與評估文字自動生成的情感對話系統。教育資料與圖書館學 57(3) 355-378。doi: 10.6120/JoEMLS.202011_57(3).0048。RS.CM1
2. 賴志遠(2018)。國際人工智慧政策推動現況。檢自 https://portal.stpi.narl.org.tw/index/article/10418​`oaicite:{"number":2,"invalid_reason":"Malformed citation 【 [Lai, ZhiYuan] (2018). [Guo ji ren gong zhi hui zheng ce tui

dong xian kuang]. Retrieved from https://portal.stpi.narl.org.tw/index/article/10418 (in Chinese)]`

3. Allcott, H., & Gentzkow, M. (2017). Social media and fake news in the 2016 election. Journal of Economic Perspectives, 31(2), 211-236. doi: 10.1257/jep.31.2.211
4. Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. Retrieved from https://arxiv.org/abs/2005.14165
5. ByteDance. (2019). WSDM - Fake news classification. Retrieved from https://www.kaggle.com/c/fake-news-pairclassification-challenge/

```

    },
    {
      "作者": "Allcott, H., & Gentzkow, M.",
      "篇名": "Social media and fake news in the 2016 election",
      "發表出處": "Journal of Economic Perspectives",
      "出版年": "2017",
      "卷期": "31(2)",
      "起始頁": "211",
      "結束頁": "236"
    }
  ],
  {
    "作者": "Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... Amodei, D.",
    "篇名": "Language models are few-shot learners",
    "發表出處": "https://arxiv.org/abs/2005.14165",
    "出版年": "2020",
    "卷期": null,
    "起始頁": null,
    "結束頁": null
  }
],
{
  "作者": "ByteDance",
  "篇名": "WSDM - Fake news classification",
  "發表出處": "https://www.kaggle.com/c/fake-news-pairclassification-challenge/",
  "出版年": "2019",
  "卷期": null,
  "起始頁": null,
  "結束頁": null
},
{
  "作者": "Conroy, N. K., Rubin, V. L., & Chen, Y.",
  "篇名": "Automatic deception detection: Methods for finding fake news",
  "發表出處": "Proceedings of the Association for Information Science and Technology",
  "出版年": "2015",

```

<p>6. Conroy, N. K., Rubin, V. L., & Chen, Y. (2015). Automatic deception detection: Methods for finding fake news. In Proceedings of the Association for Information Science and Technology (pp. 1-4). St. Louis, MO: Association for Information Science & Technology. doi: 10.1002/pr2.2015.145052010082</p> <p>總共有 6 篇參考書目。</p>	<pre>"卷期": null, "起始頁": "1", "結束頁": "4" }]</pre> <p>請注意，一些資訊如「卷期」、「起始頁」和「結束頁」在某些參考書目中並未提供，因此我在這些欄位放置了 null。</p>
---	--

圖7 輸入GPT-4的提示文字，以進行參考書目的整理與資訊擷取

GPT-4就像一個具備足夠學識程度的助理，看完指示後，就能在幾秒內完成耗費人力、耐心與時間的繁雜工作。完整的對話，請見：<https://chat.openai.com/share/af9ca8b4-34da-4f75-abf8-524c05307642>。

4. 與自己的語料對話

ChatGPT的訓練資料，只更新到2021年9月，之後的世界知識，如各國的新任總統，ChatGPT、GPT-4等LLM就不知道了。於是微軟Bing、Google Bard就透過搜尋技術，讓這類LLM能夠具備新知能力。但若圖書館的特有館藏，沒有搜尋引擎蒐錄，那麼也就不能運用Bing、Bard的好處。

所幸，透過嵌入向量以及向量搜尋引擎等技術，可以讓圖書館建構類似Bing、Bard的服務。此種檢索增強式回應生成 (RAG, Retrieval Augmented Generation) 服務，其架構如圖8所示。

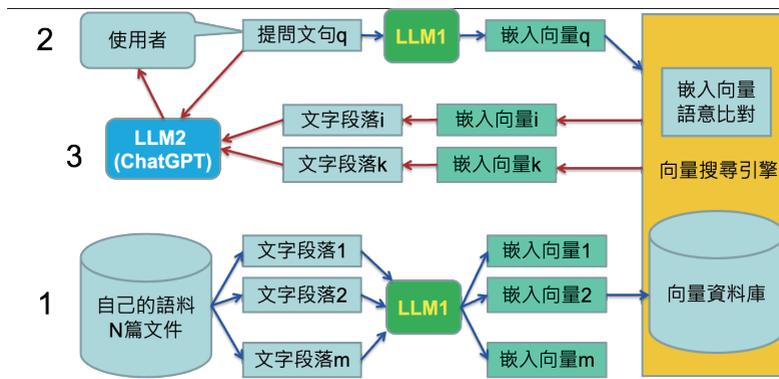


圖8 檢索增強式生成 (RAG) 服務架構

首先，圖書館可以將自己的N篇文件，擷取出文字後分成一個個段落文句，透過第一種LLM轉成嵌入向量（如利用開源的SentenceBERT），放進向量搜尋引擎，如Meta研發的開源FAISS。當使用者針對圖書館的文件提出問題後，也將此問題轉成嵌入向量，再利用向量搜尋引擎快速的向量比對進行語意搜尋。找出跟問題有最相似語意的前K段文句，再交由善於摘要、生成文字的LLM，如GPT-4或是開源的LLaMa 2根據前K段文句產生答案來回應使用者。

底下的展示，是我們以多種爬蟲程式，抓取了49本臺灣人文社會科學領域期刊網站上公開的12,554篇學術文章。將其PDF檔案解析成文字檔並加以分段後，建立向量索引檔，並與LLM結合，製作一個以臺灣人文社會科學領域期刊論文為資料來源的學術虛擬顧問(楊平, 楊德倫, 曾偉綱, 曾元顯, 2023)，提供使用者有關學術寫作以及研究方向的意見。



以問題為例：「我想要研究清史稿，請問我該從何開始？」我們的系統回應，如圖9。

我想要研究清史稿，請問我該從何開始？

根據提供的資料，您可以從以下幾個方面開始研究清史稿：

1. 理解《清史稿》的背景和編纂過程：《清史稿》是根據前清國史專案、各省奏摺、軍機處存檔、歷朝實錄以及中外名人的野史等資料編纂而成。了解這些背景可以幫助您更好地理解其內容和價值。
2. 瞭解《清史稿》的保存和封存情況：根據文中提到的資料，《清史稿》現存一千二百部，每部一百元，曾有部分售賣。該書籍被封存的原因以及是否有計劃重新修訂都是值得關注的問題。
3. 探索《清史稿》的內容和問題：根據文中提到的反革命文字、謬誤和不妥之處，您可以深入研究《清史稿》的具體內容，尤其是其中涉及的歷史事件、人物和觀點。同時，您也可以關注一些學者對於《清史稿》存在的問題和爭議的研究成果。
4. 尋找相關的研究文獻和資源：除了《清史稿》本身，還有許多學術論文、專書和研究資源可以幫助您更深入地研究這部書籍。您可以查找相關的學術期刊、圖書館資料庫或者尋求專家學者的指導和建議。

總之，研究《清史稿》需要您對中國歷史和文化有一定的基礎，並且有耐心和深入的學習態度。希望這些提示能對您的研究有所幫助！

顯示參考資料

圖9 本團隊發展的臺灣人文社會科學領域RAG系統

而GPT-4的回應如圖10。

✈️ GPT-4

我想要研究清史稿，請問我該從何開始？

研究清史稿是一個相對專業和深入的歷史研究領域，以下是一些建議，希望能夠幫助你入門：

學習基礎知識

1. 瞭解清朝的大致歷史脈絡：在深入研究清史稿之前，有一個大致的歷史背景知識是非常有用的。
2. 學習古文和文獻學：清史稿多為古文，所以古文基礎是非常必要的。此外，文獻學也是一個重要的工具，特別是對於史料的評價和解讀。

找到資源

1. 圖書館和數字資源：大學或研究機構的圖書館通常會有大量的歷史文獻和研究書籍。互聯網也有不少數字化的清史稿和相關研究。
2. 學術期刊和論文：這些資源通常包含了最新的研究成果和觀點，對於專業研究非常有價值。

圖10 GPT-4回應使用者的提問



與GPT-4比較，本團隊發展的RAG系統不只提出了研究方向，還對清史稿的內容與背景進行了簡介，讓使用者可以快速了解。而GPT-4則只給了比較空泛的概念以及研究方向，並沒有讓使用者加深對於清史稿的了解。

5. 文件比對服務建置

圖書館等服務機構，常有大量的特有文獻館藏。例如，國立臺灣科學教育館將其自1974年以來保存超過12,000份全臺灣中小學科學展覽獲獎作品，數位化後放置在其網站 (<https://twsf.ntsec.gov.tw/>)；高級中等學校圖書館輔導團則建立中學生網站 (<https://www.shs.edu.tw/>)，保存並分享自2008年以來大約110,000份臺灣國中、高中學生小論文比賽獲獎的作品。這些獨特資料的數位化分享，除了典藏的目的外，更重要的是其具有學校教育、學生學習的意義。

雖然立意良好，但這些典藏有被誤用的情形。由於科學競賽或是寫作競賽，每年都會舉行，這些典藏文章的部分或是全部的內容偶爾會出現在不同年份的競賽作品中。這類抄襲案件並不罕見，而且一旦發生，就會對這些教育競賽造成嚴重損害。

採用近年來發展的人工智慧技術，我們開發比對系統，應用於科教館以及中學生網站的館藏比對上 (楊平, 黃冠綸, 楊雪子, 鄭淑文, 周茜芸, 曾元顯, 2022)。

在2021年10月科教館收到的276篇全臺科展的作品中，本系統除了成功檢測出41篇科教館已知的延續性作品，也額外找出13篇先前未知的雷同作品。

而在2022年3月至5月間，29個縣市（區）舉辦的地區科展中，共有5,111篇作品納入比對。此次比對，相似對數總共有 449 對，疑似抄襲總共有 102 對。比例約 $102/5097=2\%$ ，其中更有抄襲40年前舊作之情形。

如圖11所示，有2022年的參賽作品檔案「生物/A15 國小組-生物科-葉子比一比--常見植物葉片的分類與觀察.pdf」與1982年的作品檔案「7641_092.pdf，作品名稱：排排葉子」，共計有7段文句雷同（比例：23.33%）。其中後者「排排葉子」文章屬於早年作品，只有刊登於紙本得獎專輯中，時至科展第40屆（2000年）後才開始將早期的作品掃描，並彙整、公告於科教館網站中，提供民眾進行查閱。然而這類型的掃描文獻檔，若非先行通過OCR技術將其轉換成文字檔進行相似度比對，以人工審查實難發現雷同之文件。由於生物、物理、化學等基礎科學知識並不會隨時間大幅改變，若未能察覺2022年作品雷同1982年作品，後續可能會不斷有跟40年前舊作雷同之現象，實非科學展覽活動所樂見。

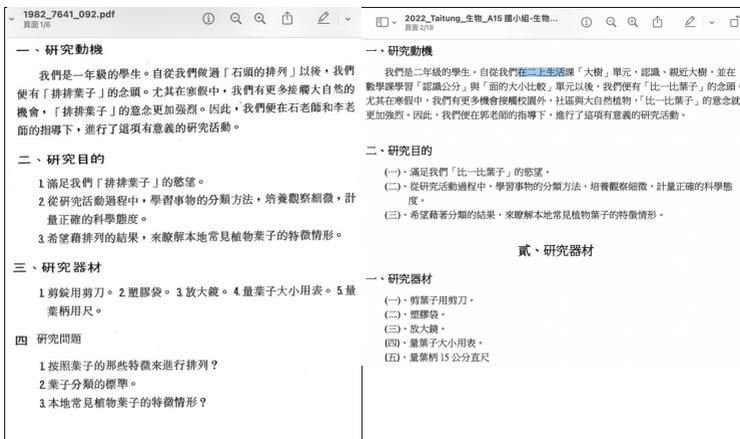


圖11 2022年與1982年科展作品雷同情形



而針對11萬篇中學生網站小論文得獎作品的重複性比對 (黃宜程, 曾元顯, 楊平, 2023) · 以人工檢視最相似的前500對 · 結果如表5所示。在疑似抄襲他人作品的 109對中 · 其抄襲的樣態統計如下：

1. 疑似抄襲之年級分布為：高三(59%)、高二(26%)、高一(15%)。
2. 疑似被抄襲年級分布為：高三(45%)、高二(38%)、高一(17%)。
3. 疑似抄襲相隔期數比例：1期(46%)、2期(15%)、抄襲同期(12%)。
4. 疑似抄襲同校作品的比例為 47%。

顯示高年級生可能有爭取得獎的壓力 · 而囫圇吞棗 · 甚至鋌而走險地使用別人的文字 · 做為自己的內容。

表5 中學生小論文11萬篇最相似前500對統計結果

類型	最相似前 500 筆 (百分比/對數)	
	1. 疑似抄襲他人作品	22%
2. 一稿多投/修改後再次投稿	38%	188
3. 團隊多人分次交稿	31%	157
4. 網站連結誤植	2%	10
5. 其他 (比對到參考資料、剖析錯誤)	7%	36
總和	100%	500



伍、結論

拜開源軟體普遍流行之賜，現今從理論推展、技術研發到實際應用的時程，越來越短。這一波人工智慧的進展，又快又廣，圖書館在此環境下，也當隨時因應，導入相關服務。

本文從重要的AI技術概念，到五個應用範例的展示，僅能即時初步反映AI的廣泛應用。其中的意涵與重點為：

- (一) 透過LLM的強大語意理解功能，無需自身準備訓練資料，即可完成多種自動分類、資訊擷取與語意比對等自然語言處理任務；
- (二) 無需寫程式，即可利用LLM的提示語，解決自然語言處理的多種問題；而若配合程式的撰寫，則可利用LLM大量批次地解決實際應用問題；
- (三) 即便訓練LLM的資料過時或是不夠在地化，仍可透過RAG服務架構，將自身的館藏，融入LLM的回應中，從而擴增既有LLM的知識範圍；

除了本文提到的文字處理外，以嵌入向量為基礎的技術，也可以擴展到圖片、聲音、影像等多模態的媒體上，這將是未來幾年另一個發展的重點。

人工智慧LLM的輸出結果，仍有幻覺 (hallucination)、不穩定的情況，少數範例的成功，不能保證系統可以大量輸出品質一致的結果。LLM的應用，仍需大量的評估，謹慎的推出。

最後，現今人工智慧技術，雖然便於發展出成效良好的服務，但其誤用，也令人擔憂。相關的AI技術與規範，宜及早規劃，以因應人工智慧時代的來臨。



參考文獻

- 曾元顯 (2021) 。人工智慧與資訊檢索。在吳美美主編，圖書資訊學研究回顧與前瞻2.0 (第19章，頁 392~419) 。臺北市：元華文創股份有限公司。
- 黃宜程、曾元顯、楊平 (2023) 。中學生小論文重複性比對與引文行為分析。第三屆圖書資訊學術與實務研討會會議論文集。頁 332-338。
- 楊平、黃冠綸、楊雪子、鄭淑文、周茜芸、曾元顯 (2022) 。科展作品比對系統建置與初步成果。科教館學刊，3，254-261。
- 楊平、楊德倫、曾偉綱、曾元顯 (2023) 。AI 學術論文輔助虛擬顧問，「中技社AI創意競賽」申請書。
- Deerwester, S., Dumais, S. T., Furnas, G. W., Landauer, T. K., & Harshman, R. (1990). Indexing by Latent Semantic Analysis. *Journal of the American Society for Information Science*, 41(6), 391-407.
- Salton, G. (1989). *Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., . . . Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. Paper presented at the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>