

## 生成式人工智慧於災害防救應用初探

劉致灝、蕭詩蓉、張子瑩

國家災害防救科技中心 災防資訊組

---

---

### 摘要

隨著資訊科技與人工智慧的發展，各單位越來越著重資訊創新的導入，推動數位轉型。國家災害防救科技中心(以下簡稱災防科技中心)一直以來致力於新科技的研發與應用導入，因應人工智慧領域中最熱門的生成式人工智慧(Generative AI)技術崛起，災防科技中心也嘗試評估與分析生成式 AI，於災害防救上可能的應用進行探討。

當前生成式 AI 技術最大的特性在於快速整理大量的資料，並且以自然語言作為溝通介面，打破傳統的系統制式化的操作行為，同時配合將資料轉化成為有效的知識，提供使用者快速且便利的知識搜尋與問答機制。災防科技中心以歷史颱風事件為案例，建立一套基於生成式 AI 技術的知識問答系統，建立防救災的創新應用。

## 一、 簡介

近期資訊科技發展下，最熱門的議題不外乎就是人工智慧，其中生成式人工智慧(Generative AI)更是重點的討論話題[1, 2, 3]，傳統人工智慧著重在輔助使用者進行分類、影像辨識等工作，更進一步也能開始具備學習的能力，有效的協助使用者於各領域中處理複雜的資料處理、分類、推薦與決策等。而生成式 AI 的運用，則讓電腦具備了強大的資料閱讀、整理以及自然語言的溝通能力[4]，在這樣的技術下，非常適合各專業領域下，將過去累積的大量知識與經驗，透過生成式 AI 的技術，建構成一個大型的知識庫[5]，並藉由自然語言為媒介，協助使用者完成更多元的任務。

災害防救是一項多元且複雜的任務，隨著科技的進步與發展，災防科技中心一直致力於運用最新的科技技術，並導入至災害管理各階段作業中，以達到政府近期推動的數位轉型。在生成式 AI 的技術發展下，災防科技中心運用該技術，將過去累積的颱風災害事件，建造一個知識問答的災害事件知識智能服務，可快速的了解過去各颱風災害事件，造成那些災害風險與災情，提供災防人員以貼近平時對話的方式，基於自然語言的模式，快速查詢歷史資料，並結合生成式 AI 配合檢索增強生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG) 技術[6, 7]，找到正確的知識後，產生平易近人的內容，提供使用者答案。

## 二、 災害防救智能知識平台架構

災害防救智能知識平台是基於生成式 AI 技術的知識問答機制，最主要的核心功能就是大語言模型(LLM)[8]，當前主流的大語言模型有 OPEN AI 推出的 GPT、GPT-3、GPT-4 模型[9]、Meta AI 推出的 LLaMA 2、LLaMA 3 模型[10]、谷歌(GOOGLE)推出的 Gemini 模型[11]、以及臺灣推動的 TAIDE 計畫的模型[12]等，各家推出的模型各有其不同的特色。然而不論哪一個大語言模型，因其訓練的資料是過去時間的資料，以及模型本身有發想的機制下，直接使用時會產生 AI 幻覺 (hallucination) 的問題，主要是因為生成式 AI 在處理生成任務時，會產生虛假、不切實際或是誤導性資訊的結果，造成聊天機器人在回答問題時，產生錯誤或是根本不存在的資訊。因此，當前於實際應用上，會結合檢索 (Retrieval) 和生成 (Generation) 兩種技術，檢索的技術可以讓使用者自行建立正確的資料，並從大量資料中檢索出相關資訊，並基於這些檢索到的資料，提供給大語言模型以生成回應，這樣的技術就是所謂的檢索增強生成(RAG)，其特點在於它使用外部的資料來源獲取事實，並能生成高準確及高相關性的回應，提高生成式 AI 模型的準確性和可靠性。整體架構如下圖 1 所示。

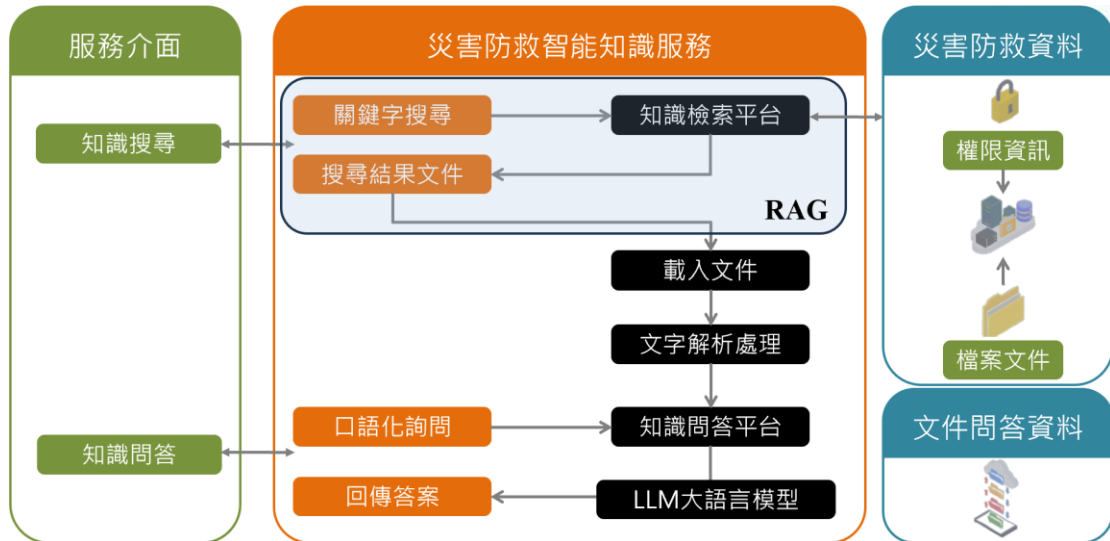


圖 1 災害防救生成式 AI 服務架構

圖 1 主要分為三個部分：服務介面、災害防救智能知識服務、災害防救資料。於服務介面的部分，主要需提供使用的一個自然語言的介面，讓使用者可以透過該介面使用後端的生成式 AI 服務，例如：臺灣當前最熱門的行動通訊軟體(LINE)就是一個很適合的服務介面平台，可快速結合問答式的機器人服務，達到前端服務串接的模式。

災害防救智能知識服務是最主要的核心功能，也是當前熱門生成式 AI 服務的主流框架，其包含：負責傳遞使用者的自然語言文字至知識問答平台，同時也會驅動知識搜尋介面，呼叫後端建置的知識庫，來擷取正確且相關性的資料，再傳遞至大語言模型產生回答的內容。後端的知識庫是基於檢索增強生成(RAG)技術建立，透過將使用者自行提供的資料，建立成資料索引以及向量化的資料後，當使用者輸入知識查詢後，就可以透過將使用者的問題切割成關鍵字後，再利用全

文檢索與向量比對後，找出相對應的文件資料，在將該文件載入解析處理，提供至知識問答平台，再同步將問題與知識傳遞至大語言模型，生成問題的答案。這種模式可以減少 AI 幻覺的產生，讓生成式 AI 回答問題時，可以依據使用者提供的知識範疇來回答問題。

在災害防救資料的部分，配合擷取增強生成技術，提供使用者自行建立相關領域的資料集，並於後端形成不同領域的知識庫，目前資料集的建立以文字形的資料為主，可匯入常見的文字檔案格式，如：word 檔案、PDF 檔案等。圖 2 顯示災防科技中心使用歷史颱風事件所自行建立的資料範例，將不同的颱風災害事件建立成獨立的檔案，並建立一個颱風災害事件的總列表檔案，其目的為可以提供使用者於各颱風災害事件下建立相關的連結。

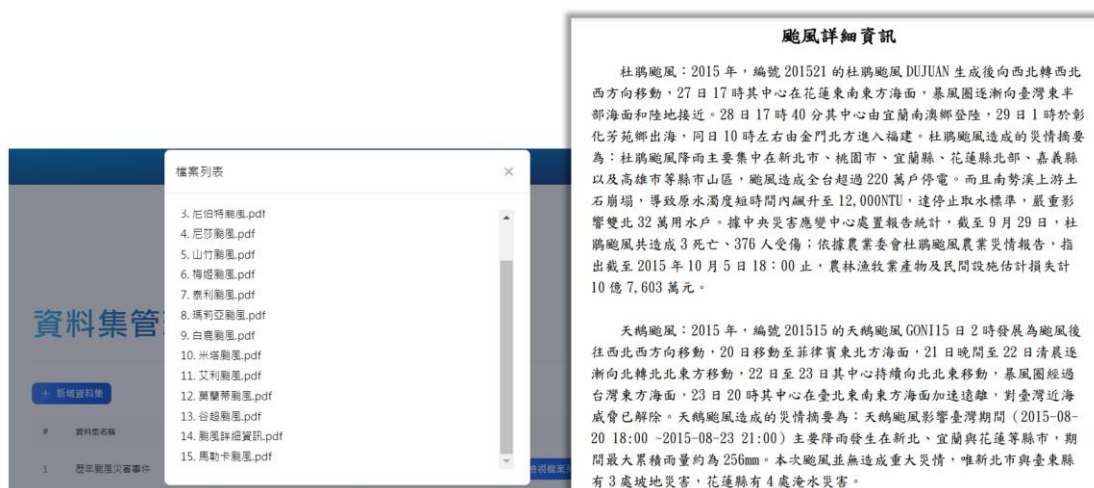


圖 2 歷史颱風事件自建資料範例

透過災害防救生成式 AI 服務架構的框架，災防科技中心開發一

個前導研究的應用系統，提供知識問答 AI 服務，可讓使用者輸入颱風相關的問題(圖 3)，後端建構颱風災害事件知識，並串接多元化的大語言模型(圖 4)，提供各語言模型的生成差異。



圖 3. 颱風災害事件知識問答服務



圖 4 多元化大語言模型串接

圖 3 顯示颱風災害事件知識問答服務，主要提供知識查詢介面，並透後端知識檢索後，透過使用者所選擇的大語言模型，生成相關的回答。圖 4 顯示災防科技中心已串接的大語言模型與版本，提供使用者彈性的運用各模型。

### 三、 歷史災害事件應用成果與分析

災防科技中心運用 2016~2019 年度 15 場颱風事件的歷史資料，作為知識庫的建立，並結合檢索增強生成以及全文檢索的技術，先尋找跟使用者有相關的資料後，再串接不同的大語言模型，進行實際的知識問答應用，並測試不同的大語言模型的實際生成效果，災防科技中心初步串接 GPT4.0 模型、以及基於 LLaMa 2 的兩個模型：ELAND\_GOAT\_v36\_Turbo，以及 ELAND\_GOAT\_v36\_Pro。同時運用全文檢索以及項量化的方式，建立檢索增強生成(RAG)技術，解決 AI 幻覺的議題。

針對單一歷史颱風事件的知識問答，能夠詳細的依據使用者想了解的事件，回覆相對應的細節資訊，以 2016 年度的梅姬颱風為例，當使用者詢問“梅姬颱風降雨最多的地區是?”，則系統會生成回覆最多降雨地區為宜蘭山區，以及其他地區等(圖 5)，同時災防科技中心實際測試不同的大語言模型，可以看到 GPT4.0 模型生成的結果較為精簡，其回覆的段落與方式也不相同，而 LLaMa 2 的模型生成的結果，偏向將所搜尋到的資訊段落，整段生成為內容，較為繁多，生成結果如下圖 5 所示。

梅姬颱風降雨最多的地區是？

GPT 4.0

回覆: - 梅姬颱風降雨最多的地區是宜蘭山區，預估降雨量為900-1300毫米（上修）。  
 • 其他主要降雨縣市包括花蓮縣、新北市、桃園市、新竹縣市、嘉義縣市、台南市、高雄市及屏東縣。  
 參考段落: <<97#23213>>。

Eland\_Turbo

回覆: 根據提供的文章資料，梅姬颱風降雨最多的地區是宜蘭縣、花蓮縣、新北市、桃園市、高雄市、嘉義縣。根據文章D<<97#23158>>和D<<97#23213>>的內容，這些地區是梅姬颱風的主要降雨區域，並且最大的累積雨量預估為900-1300毫米。此外，文章D<<97#23251>>也提到了一些具體的累積雨量數據，包括宜蘭太平山1106mm、嘉義馬頭山615mm、花蓮天祥745mm和高雄新發789mm等。這些數據顯示了這些地區在梅姬颱風期間受到了降雨的影響，並且降雨量相對較高。  
 因此，根據提供的文章資料，梅姬颱風降雨最多的地區是宜蘭縣、花蓮縣、新北市、桃園市、高雄市、嘉義縣。

Eland\_PRO

回覆: - 根據文章D<<97#23213>>提供的資訊，梅姬颱風降雨最多的地區包括宜蘭縣、新北市、桃園市、新竹縣市、苗栗縣、台中市。這些地區在梅姬颱風影響下，降雨量相當可觀，其中宜蘭山區的累積雨量最高，預估為900-1300毫米。此外，新北市、桃園市、新竹縣市、苗栗縣、台中市等地也受到了相當程度的降雨影響。  
 因此，根據文章D<<97#23213>>提供的資訊，梅姬颱風降雨最多的地區包括宜蘭縣、新北市、桃園市、新竹縣市、苗栗縣、台中市。

圖 5 不同大語言模型生成結果比較

對於使用者想了解整個知識庫的歷史颱風事件內容，使用者也可以直接詢問過去颱風最容易影響的縣市為何？系統會透過知識庫內部建立的多個颱風事件，搜尋後提供給大語言模型，並經過模型綜整後回覆使用者相關的縣市資料，其結果如下圖 6 所示。

Q: 颱風最容易影響的縣市為何？

GPT 4.0

回覆: - 宜蘭縣

- 花蓮縣
- 台東縣
- 屏東縣
- 高雄市
- 基隆市
- 台北市
- 新北市
- 桃園市
- 新竹縣市
- 苗栗縣
- 台中市
- 南投縣
- 嘉義縣
- 台南市

參考段落: <<88#22561>>、<<90#22570>>

Eland\_Turbo

回覆: - 根據文章D<<88#22561>>提到的資訊，尼伯特颱風對宜蘭、花蓮、台東等低窪地區的影響較為嚴重，並建議地方政府針對低窪易淹水區進行抽水機預佈等準備。

- 文章D<<90#22570>>也提到白鹿颱風對宜蘭縣、花蓮縣、台東縣、屏東縣、高雄市等低窪與易淹水區的影響較為顯著，並建議這些地區須留意雨勢變化並提早進行防災準備。
- 文章D<<93#22870>>則提到利奇馬颱風對宜蘭縣、基隆市、台北市、新北市等低窪與易淹水區的影響較為嚴重，並建議這些地區須留意強降雨發生並提早進行防災準備。
- 文章D<<95#22913>>提到的莫蘭蒂颱風對台東縣、屏東縣、高雄市、台南市等縣市的影響較為嚴重，並建議這些地區須嚴防強風所導致的災害。
- 文章D<<98#23038>>提到的莫蘭蒂颱風對台東縣、屏東縣、高雄市、台南市、澎湖縣等縣市的影響較為嚴重，並建議這些地區須嚴防強風所導致的災害。
- 文章D<<99#23191>>

圖 6 多颱風事件的知識查詢案例



此外，在 RAG 技術的測試，透過詢問之前高雄美濃地震事件的災害時，因目前系統內部知識庫內只有建立颱風的災害事件。因此，再利用全文檢索與向量比對下，找不到相對應的地震事件資訊，以往直接呼叫大語言模型時，會產生不相關與錯誤的答案。但是經過 RAG 技術的比對，當找不到相關資訊時，會提供大語言模型一個回覆的範圍限縮，此時會回覆使用者“本次提問無法進行完整回答”，並告知使用者可詢問其他問題或參考知識庫內的其他內容，如下圖 7 所示。

Q: 請問高雄美濃地震造成的災害如何?

回覆: 本次提問無法進行完整回答，請重新提問或參考下列檔案資訊。

檔案來源與內容:

- <<90#22570>> 白鹿颱風.pdf
- <<93#22870>> 利奇馬颱風.pdf
 

影響台灣最劇烈時間為 8月8日至10日 8/10 05:00 8/9 05:00 8/8 17:00 利奇馬 資料來源：中央氣象局、資料時間：8月8日05時災害風險趨勢研判 颱風接近台灣階段 雨量致災：宜蘭縣、基隆市、台北市、新北市 10級風影響 範圍 風力致災：宜蘭縣、新北市 颱風影響台灣階段：雨量致災：宜蘭縣、基隆市、台北市、新北市、桃園市、新竹縣市、苗栗縣、台中市、南投縣、南部山區 風力致災：基隆市、台北市、新北市、桃園市 颱風遠離台灣 階段：強降雨區：嘉義縣、台南市、高雄市、屏東市、台東縣 預估：接近階
- <<95#22913>> 泰利颱風.pdf
- <<97#23009>> 梅姬颱風.pdf

圖 7 檢索增強生成示範案例

#### 四、 結論

由於資訊科技與人工智慧的技術進步，生成式 AI 的應用已經逐漸成為各領域導入的主要項目，當前雖然還在發展階段，但是生成式 AI 對於大量資料的處理，以及提供強大的自然語言模式與使用者互

動，已經能夠於災害防救科技的應用上有嶄新的模式。災防科技中心透過全新的資訊建立方式，資訊轉換成知識也逐步成為人工智慧發展下的必要項目，透過災防科技中心的前期導入與實際測試，可以了解當前生成式 AI 配合 RAG 技術的應用，對於擁有大量資料的應用領域而言，可以有效的提供知識問答的機制，並提供快速的資訊搜尋與回覆，未來期望可以將不同的災害類型與過去累積的龐大資料逐步導入，期望可以建立災害防救的教育科普助理，提供民眾防災的知識學習的全新模式。

## 參考文獻

1. Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., & Zschech, P. (2024). Generative ai. *Business & Information Systems Engineering*, 66(1), 111-126.
2. Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). *Generative AI at work* (No. w31161). National Bureau of Economic Research.
3. Epstein, Z., Hertzmann, A., Investigators of Human Creativity, Akten, M., Farid, H., Fjeld, J., & Smith, A. (2023). Art and the science of generative AI. *Science*, 380(6650), 1110-1111.
4. Balasubramaniam, S., Kadry, S., Prasanth, A., & Dhanaraj, R. K. (Eds.). (2024). *Generative AI and LLMs: Natural Language Processing and Generative Adversarial Networks*. Walter de Gruyter GmbH & Co KG.
5. Dhar, R., Vaidhyathan, K., & Varma, V. (2024, June). Leveraging Generative AI for Architecture Knowledge Management. In *2024 IEEE 21st International Conference on Software Architecture Companion (ICSA-C)* (pp. 163-166). IEEE.
6. Jeong, C. (2023). Generative AI service implementation using LLM application architecture: based on RAG model and LangChain framework. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 29(4), 129-164.
7. Bruzzone, A., Giovannetti, A., Genta, G., & Cefaliello, D. (2023). Generative AI and Retrieval-Augmented Generation (RAG) in an Agent-Based Simulation Framework for Urban Planning.
8. 大型語言模型 . Available at: <https://zh.wikipedia.org/zh->

tw/%E5%A4%A7%E5%9E%8B%E8%AF%AD%E8%A8%80%E6%A8%A1%E5%9E%8B

9. GPT-4 is OpenAI's most advanced system, producing safer and more useful responses. Available at: <https://openai.com/index/gpt-4/>
- 10.LLaMA. available at: <https://zh.wikipedia.org/zh-tw/LLaMA>
- 11.Gemini. available at: <https://gemini.google.com/app>
- 12.TAIDE - 推動臺灣可信任生成式 AI 發展計畫. available at: <https://taide.tw/index>