

以大型語言模型提升疫情預測的可能性：文獻回顧與臺灣應用建議

Enhancing Pandemic Forecasting with Large Language Models: A Literature Review and Implications for Taiwan



實習單位：衛生福利部疾病管制署疫情中心

實習學生：劉家齊 指導老師：施惟量 老師 單位指導：劉宇倫 醫師

一、文獻摘要

隨著 COVID-19 疫情的爆發，傳統模型在面對多模態資料的即時整合能力表現不佳，而近年研究提出以大型語言模型（LLMs）應用於疫情預測的新方向。本篇內容整理自 Hongru Du, et al. (2024) 發表之文獻 *Advancing real-time pandemic forecasting using large language models: A covid-19 case study*，該研究針對美國 COVID-19 疫情，設計一套全新的模型 PandemicLLM，其特色為結合空間資料、流行病學時間序列、公共衛生政策與基因監測資料，並以文字化提示指令（prompt）作為輸入，將疫情預測轉變成「文字推理」導向的任務。

研究結果顯示在美國 50 州、為期 16 週的實驗中，PandemicLLM 的整體效能顯著優於傳統模型，透過模型比較與指標評估，LLMs 展現出較傳統機器學習更高的準確性與即時性，並能快速整合新變異株資訊。

在回顧此篇研究後，本文最後亦提出對臺灣衛生福利部疾病管制署（CDC）未來可能的應用建議，以強化疫情監測與提供決策支援。

二、研究背景

1. 傳統模型局限

- 機械式模型（SIR 等）：依賴流行病學假設，雖然適合用於長期模擬，但對短期和政策敏感度不足。
- 統計模型（ARIMA、LSTM 等）：依賴歷史數據資料，雖然能進行短期趨勢預測，但無法整合跨領域訊息，難以應對疫情突發變化。

2. COVID-19 的挑戰

- 病毒演化快速，新變異株的產生。
- 人口與行為差異大，免疫力不斷變化。
- 疫情政策隨時調整，傳統模型難以即時應變。

3. LLMs 的潛力與優勢

- 擅長進行多模態數據的處理（數值、文字、序列資料等）。
- 可將複雜的疫情動態轉變成「文字推理」導向的任務。
- 提供即時、具解釋性的預測，提升防疫決策的透明度與價值。

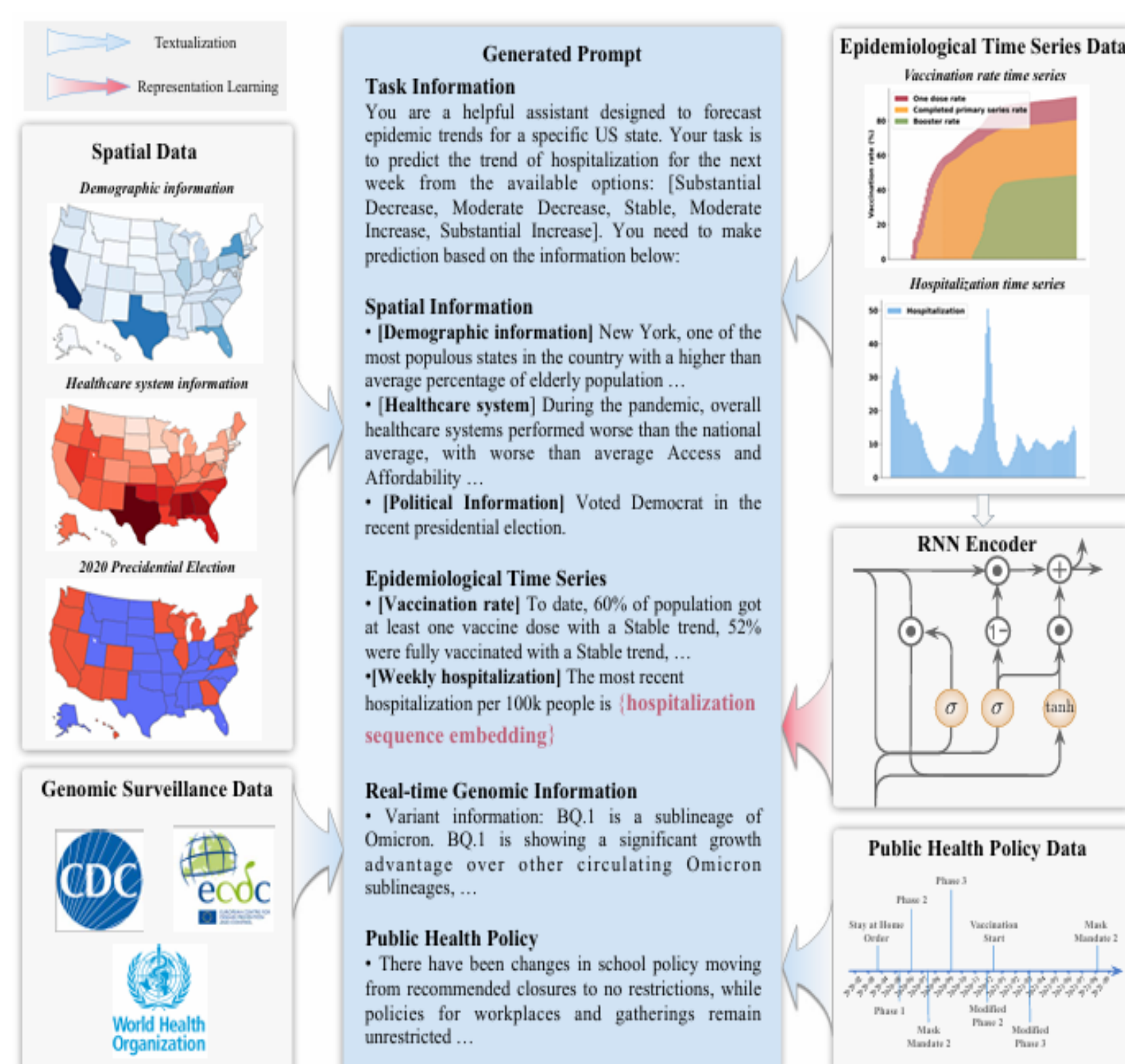
三、研究目標&方法

1. 研究目標變數

- 預測美國各州 COVID-19 的住院趨勢分類（HTC）。

2. 多模態資料來源

- 空間資料：人口、醫療系統評分、政治傾向等。
- 流行病學時間序列：病例數、住院率、疫苗接種率等。
- 公共衛生政策：口罩政策、聚會限制等。
- 基因監測資料：變異株特徵、流行比例等。



3. 技術方法：

- AI-Human Prompt Design，將數據轉換成約 300 字的提示詞輸入。
- 以 RNN 編碼器（GRU）處理時間序列特徵。
- 對 LLaMA2 進行微調（7B, 13B, 70B）。

四、研究結果

1. 模型效能與適應能力

- PandemicLLM 在各參數模型下之整體準確率，皆較傳統模型提升至少 20%，對疫情上升或下降趨勢的轉折處之預測特別敏感。
- 引入新變異株的即時資訊後，模型 WMSE 改善 28.2%、信心提升 20.1%，展現其快速適應能力。

2. 模型可信度與決策支持

- 目標變數採用機率式分類，預測結果同時提供信心指標。
- 透過分析亦顯示信心值愈高，預測準確率愈高，提供了決策者更具可靠性的證據。

3. 模型之推廣應用

- 展現 zero-shot 的能力，可直接應對新變異株，無需重新訓練模型。
- 具備推廣至流感、RSV 等傳染病的潛力，並能應用於突發公共衛生事件。
- 預測範圍可延伸至縣市或各醫院層級，協助在地防疫與資源配置。

五、結論與臺灣應用建議

1. 學術與方法上的突破

大型語言模型突破傳統疫情預測的局限，透過多模態資料整合與文字推理，提供即時、準確且具可解釋性的預測結果。PandemicLLM 在 COVID-19 的應用已顯示其優勢。對臺灣而言，若能導入類似框架，將可提升防疫決策的科學化與時效性，並強化公共衛生體系的韌性。

2. 對臺灣的前瞻啟示

- 建立跨領域疫情資料平台：

整合健保資料、疫苗接種紀錄、人口移動、地方政策、基因監測與社群媒體訊號，以更全面反映民眾行為模式。

- 國內在地化模型：

以開源模型（如 LLaMA）為基礎，結合中文文本與臺灣多模態疫情數據進行微調，並細化至縣市層級，發展更符合臺灣特徵的 LLMs 預測流程。

3. 登革熱之應用示範與未來發展

登革熱為臺灣具代表性的地方流行病，受氣候變遷、跨境移動、社區防治政策等多重因素影響，數據資料具高度複雜性。

- 傳統挑戰：現有的登革熱預測多仰賴氣象與病例數據，卻無法有效整合民眾行為、社區防治措施、環境因子等多模態資料。

- 未來方向：建立多模態登革熱資料庫，並運用 LLM 的整合優勢，建構登革熱預測模型。先於高風險縣市（如南臺灣地區）進行初步嘗試，再逐漸擴展至全臺。若進一步規劃，將為臺灣 CDC 提供一個可複製、可外推至其他疾病的 AI 公衛框架。