

出國報告（出國類別：研究）

赴美國波士頓大學 BEACON 監測計畫 研習

服務機關：衛生福利部疾病管制署

姓名職稱：孫偉哲 專員

派赴國家/地區：美國麻薩諸塞州波士頓市

出國期間：114 年 9 月 14 日至 114 年 9 月 22 日

報告日期：114 年 12 月 15 日

摘要

本次前往美國波士頓大學參與生物威脅浮現、分析與通訊網落(Biothreats Emergence Analysis and Communications Network, BEACON) 監測計畫研習，BEACON 監測系統，結合 AI、大型語言模型 (LLM)、HealthMap 網路資料爬取及跨國專家審核機制，旨在突破現有疫情監測之語言、時效與資料取得限制，以協助及早偵測新興傳染病威脅並促進全球公共衛生協作。

研習期間觀摩其完整作業流程，包括事件訊號蒐集、資料解析、風險評估、AI 產出疫情摘要，以及專業人員審核發布。BEACON 每日自媒體、社群、官方來源取得數百則訊息，透過自行開發之 PandemIQ Llama 模型進行資訊抽取、來源可信度判定與自動嚴重度評分，並由專家逐筆確認後發布。此次分別前往波士頓兒童醫院 HealthMap 團隊、哈里里研究所及波士頓大學新興傳染病中心進行單位研習，了解自動化蒐集並監測全球傳染病流程及技術發展。

BEACON 以 One Health 為核心，整合人類、動物與環境健康，並與世界衛生組織、美國疾病管制與預防中心等機構合作，提升監測全面性並加速潛在威脅之識別，助於促成早期介入及跨部門協調應對，以降低生物威脅所造成之衝擊。本次研習收穫包括：認知 AI 驅動之疫情情報轉型趨勢；深化國際資料互通的重要性；理解 AI 輔助監測的風險治理需求；以及 One Health 跨領域合作對提升全球生物威脅偵測能力之價值。另臺灣具備掌握中文與東亞地區媒體訊息之優勢，有機會與 BEACON 互補合作，共建資訊與資料共享、人才培育及風險預測模型，未來可望成為亞洲疫情觀測節點，增進我國國際能見度與區域防疫領導力。

目次

壹、目的.....	1
貳、過程.....	2
參、心得與感想.....	22

壹、目的

生物威脅浮現、分析與通訊網絡(Biothreats Emergence, Analysis and Communications Network, BEACON)為開源性之非正式監測計畫，旨在革新全球生物威脅之監測與應對模式。該計畫運用人工智慧(AI)、大型語言模型(LLMs)以及全球專家網絡，以快速蒐集、分析並發布有關影響人類、動物及環境之新興傳染病等相關資訊。透過提供即時且具行動導向之分析結果，協助社區及決策者得以及早採取主動措施，以預防疫情爆發並減緩疾病傳播風險。此類資訊提供予各界使用者，包括公衛從業人員、臨床醫師、教育工作者、新聞媒體及一般大眾，並透過科學化方法驗證事件之真實性與重要性。

該計畫由波士頓大學新興傳染病中心(Center on Emerging Infectious Diseases, CEID)營運，並由該校哈里里運算與數據科學研究所(Hariri Institute for Computing and Data Sciences)及波士頓兒童醫院之 HealthMap 計畫共同合作運作。計畫運行另設有國際顧問團隊以及科學與倫理技術委員會，提供專業與政策層面的指導。

計畫旨在回應現有監測體系之侷限，包括語言障礙、資訊存取受限及技術落後等問題。BEACON 藉由 AI 分析工具，能即時處理多元資料來源，涵蓋新聞媒體報導及學術出版品，提升監測全面性並加速潛在威脅之識別。有助於促成早期介入及跨部門協調應對，以降低生物威脅所造成之衝擊。

疾病管制署(下稱疾管署)每日監測國際疫情，蒐集各國傳染病疫情資訊做為疫情風險評估及協助長官執行決策依據，近年導入自動化蒐集國際疫情及 AI 增加國際疫情監測工作效率，與該計畫人員進行交流並參考及借鏡該組織自動化蒐集處理全球疫情資訊，亦對於未來本署建立國際疫情平臺有所助益。

貳、過程

一、出國行程表

日期 (依臺灣時間)	工作日 誌	地點	行程內容
114/09/14	啟程	臺北→桃園(TPE)國際機場→舊金山(SFO)國際機場→波士頓(BOS)洛根國際機場	路程
114/9/15	抵達	波士頓	路程
114/9/16 114/9/20	研習	波士頓大學(美國-波士頓)	研習
114/9/21	返程	波士頓(BOS)洛根國際機場→西雅圖(SEA)塔科馬國際機場	路程
114/9/22	返程	西雅圖(SEA)塔科馬國際機場→桃園(TPE)國際機場→臺北	路程

二、BEACON (Biothreats Emergence, Analysis and Communications Network) 簡介

BEACON 由波士頓大學新興傳染病中心、哈里里運算與數據科學研究所及波士頓兒童醫院 Health map 共同合作運作，結合 AI、大型語言模型(LLM)及專家網絡快速蒐集能即時蒐集、分析並發布與人類、動物及環境相關的疫情資訊，以促進全球公共衛生的協調與應變。

BEACON 源於現有全球傳染病監測系統的不足，如語言隔閡、資料取得受限與技術落後。藉由 AI 自然語言分析與自動化知識整合，BEACON 可即時處理媒體報導、學術出版品及全球疫情報告，迅速辨識潛在威脅並提供其背景脈絡。平臺使用自主開發的 PandemIQ Llama 大型語言模型，該模型專為疫情分析與報告生成而設計，為全球首個運用生成式 AI 的生物性威脅監測系統。

建立與火災及颶風等天災早期預警相似之系統，BEACON 透過「哨兵病例」(sentinel cases)、「疫情群聚」(clusters)及「疫情爆發」(outbreaks)的即時報告，協助公共衛生單位進行早期應變，並提供臨床醫師、研究人員及社區即時的威脅資訊。其資訊以開放且透明的方式分享，促進各界的合作與信任。BEACON 秉持「防疫一體(One Health)」理念，強調人類、動物與環境健康的互相關聯，並

與世界衛生組織(WHO)、世界動物衛生組織(WOAH)、流行病防範創新聯盟(CEPI)、美國各州衛生部門及美國 CDC 預測與疫情分析中心建立合作。

BEACON 於 2025 年 4 月 24 日推出網站測試版，為開源資源並對全球開放，該計畫期望成為未來全球公共衛生資訊共享與疫情預警的核心樞紐，推動透明、合作與具韌性的全球健康安全網。

BEACON 的核心團隊由跨領域的專家組成，涵蓋公共衛生、流行病學、人工智慧、大型語言模型(LLM)、資料科學與國際疫情監測等領域。目前團隊成員分布於 12 個國家，涵蓋 19 種語言，使 BEACON 能在全球不同地區取得更廣泛、更在地化的疫情訊號來源，並協助快速驗證資訊。

團隊職能主要分為三大面向：**(1)資料蒐集與來源管理、(2)大型語言模型開發與訓練、(3)疫情訊號審核與報告編輯。**

第一部分由 HealthMap 團隊扮演重要角色。HealthMap 隸屬於波士頓兒童醫院，負責 24 小時不間斷的全球資訊爬取，涵蓋超過 20 萬個網站。這些訊號再交由 BEACON 的判讀系統進行初步分類，並送至 LLM 進行後續處理。

第二部分由大型語言模型團隊負責，包括哈佛與 NVIDIA 合作進行的「Pandemic LLM」訓練。團隊成員負責整合領域知識、策畫模型訓練資料、建置病原體與疾病本體、擴充動物、植物與毒素等跨領域資料來源。這個專業團隊確保模型不只懂語言，也具備足夠的公共衛生歷史知識與背景文獻，能支援後續的資訊抽取、嚴重度判讀與報告生成。

第三部分則是 BEACON 的「編輯與驗證」團隊，也就是每一份報告在發布前最後的品質守門人。成員多為公共衛生、感染症、獸醫或流行病專家，他們負責逐句核查模型輸出的內容，包含病例數是否正確、資料來源是否可信、背景知識是否符合最新科學證據，必要時補充外部資料或刪除模型錯誤推論。這也是確保 BEACON 報告具備高度可信度的最關鍵環節。



圖 1、BEACON 由波士頓大學新興傳染病中心(ceid)、哈里里運算與數據科學研究所及波士頓兒童醫院 Health map 共同合作運作。

三、研習內容

本次研習觀摩 BEACON 如何自蒐集資料到產製報告之過程，其過程內容彙整如下：

1. 資料蒐集: BEACON 為「事件導向」(event-based)的全球生物事件蒐集平臺，專注在分享人類、動物、植物及環境中新出現的生物事件資訊與其背景脈絡。其所接收的疫情或健康威脅資訊即「訊號」(signals)來自多個來源，例如新聞媒體、社群媒體、線上論壇、部落格、個人通報者(在地協作者)及公共衛生機構。
2. 資訊來源彙整: 該系統多數「訊號」多來自 Health map，Health map 每小時自網路上擷取 17 種語言的多元來源(包含新聞、部落格、新聞電子報、各國衛生單位網站)之傳染病訊號。
3. 資訊及資料處理: 將擷取之新聞會被解析為一致格式並去重複，再以關鍵字搜尋演算法辨識該訊號的地理位置與疾病類型。系統使用貝氏演算法(Bayes' theorem)將每則警報歸類為「爆發(breaking)」、「警示(warning)」、「舊聞(old news)」、「脈絡/背景知識(context)」或「非疾病相關資訊」，並運用相似度指標找出內容相近的警報。被歸類為突發、警示與脈絡的 HealthMap 警報，透過 API 匯入 BEACON 系統中。
4. AI 資料處理: BEACON 系統以生成式 AI 中的大型語言模型(LLM)進行處理，採用兩階段開發流程與多代理(multi-agent)架構。所有收進的訊號會經 LLM 進行處理，處理之後報告初稿交由專家進行審閱與背景知

識補述。

5. 發布：審閱後發布傳染病報告。

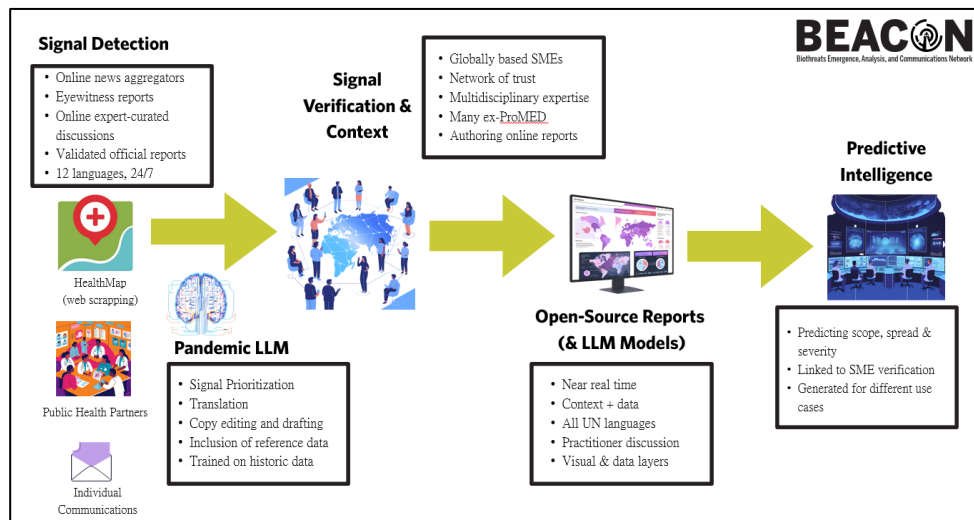


圖 2、BEACON 傳染病報告產出流程。

(一) 波士頓兒童醫院 – Health map 團隊

HealthMap 由波士頓兒童醫院的研究人員、流行病學家與資訊系統開發團隊於 2006 年創立，為運用網路非正式來源進行疾病暴發監測與新興公共衛生威脅即時偵測的全球領導者。其開源性網站「healthmap.org」與應用程式「**Outbreaks Near Me**」即時提供全球新興傳染病的情報，服務對象涵蓋公衛人員、學校、衛生機構及單位、政府機關及國際旅客等多個族群。HealthMap 整合多種不同資料來源，包含線上新聞彙整平臺、目擊者回報、專家討論串，以及經驗證核實的官方通報，以呈現全球傳染病現況及其對人類與動物健康影響的統一且全面的視角。透過自動化流程全年無休更新，系統能監測、整理、整合、篩選、視覺化並發布以九種語言呈現的新興疾病線上資訊，以利及早偵測全球公共衛生威脅。

Health map 為數位流行病學(Digital Epidemiology)領域的先驅，該系統為類似雷達，利用大數據爬蟲技術於傳統的正式官方機構發布正式報告及消息前，及早偵測到疾病爆發之徵兆。交流中展示其資料蒐集來源，包含 170 個以上的公開及個人來源及超過 20 萬個以上的網站來自全球 14 種語言，包含「正式」及「非正式」來源，從新聞媒體報導、政府或國際組織報告及社群貼文，使用自然語言(NLP)處理來源中提取關於傳染病相關資訊。



圖 3、Health map 提取傳染病疫情資訊

智慧擷取資料內容，當系統讀取一則新聞內容及報告時，系統自新聞及報告中將非結構化內容擷取為數據。自一段文字中識別並標記出「疾病名稱」(涵蓋資料庫 9,000 種病徵)、「地理位置」(對應全球 40,000 個地點)以及具體的「病例與死亡數據」。此外，系統能追蹤 255 種物種，以監測人畜共通傳染病的風險。最後將結構化處理的數據會自動生成事件摘要，並即時投射在互動式地圖上。**HealthMap** 於傳統官方通報流程尚未完成前，提早捕捉到微弱的早期預警信號。

Source	Date	Summary	Disease	Location	Species	Cases	Deaths	Significance
...	24 Nov 2025	Eerie 'biblical plague' keeps hitting quaint Vermont town on the same...	Plague	Vermont, United States				★★★★★
...	24 Nov 2025	Five dead in Ethiopia's Marburg outbreak as total cases increase to...	Marburg Fever	Ethiopia				★★★★★
...	24 Nov 2025	Fengguan Hospital's Houli Comprehensive Long-Term Care Facility...	Influenza	Jiande, Hangzhou, Zhejiang Province, China				★★★★★
...	24 Nov 2025	Bluetongue virus is not circulating in only 5 Spanish provinces...	Bluetongue	Spain				★★★★★
...	24 Nov 2025	28 suspected cases of leptospirosis found in Jamaica after Hurricane...	Leptospirosis	Jamaica				★★★★★
...	24 Nov 2025	Preventing Whitmore disease outbreaks - Dai Doan Ket Newspaper	Melioidosis	Hà Nội City, Vietnam				★★★★★
...	24 Nov 2025	H5N2 Flu Outbreak: Vaccine Still the Most Important Protection...	Influenza H5N1	Hà Nội City, Vietnam				★★★★★
...	24 Nov 2025	Infectious disease develops complicatedly, Hanoi is on alert for the...	Fever	Hà Nội City, Vietnam				★★★★★
...	24 Nov 2025	Chikungunya fever cases in Hong Kong have reached 70.	Chikungunya	China				★★★★★
...	24 Nov 2025	Chikungunya fever is spreading in Hong Kong - Irkutsk Today	Fever	Irkutsk, Irkutsk Oblast, Russia				★★★★★
...	24 Nov 2025	Chikungunya fever is spreading in Hong Kong - Irkutsk Today	Chikungunya	Irkutsk, Irkutsk Oblast, Russia				★★★★★
...	24 Nov 2025	Contagious horse virus spotted in Texas - RTBS 3	Equine Herpes Virus	Texas, United States	Horses			★★★★★
...	23 Nov 2025	Dengue: one case ruled out, four under investigation - El Guaidaro	Dengue	Paraguay				★★★★★

圖 4、Health map 擷取資料後，將文本中擷取疾病名稱、地理位置、物種、病例數及死亡數及根據來源評估資料可信度。

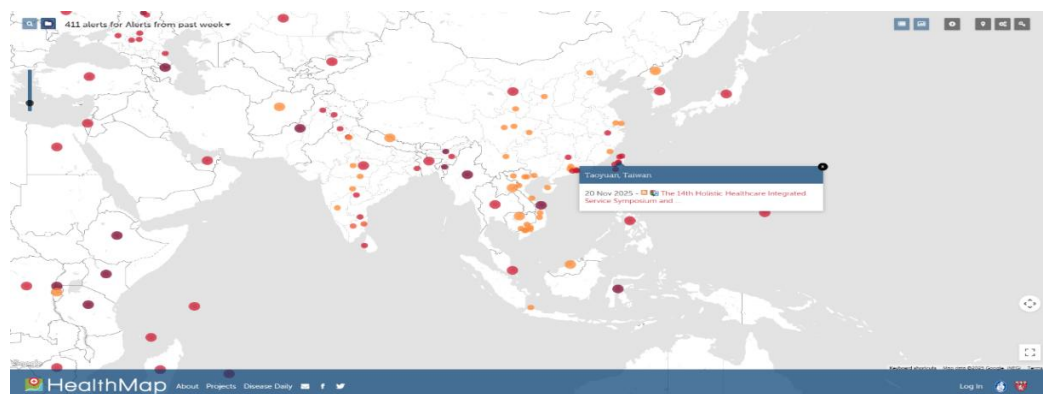


圖 5、結構化處理數據會自動生成事件摘要，投射在互動式地圖。

(二) 哈里里運算與數據科學研究所(Rafik B. Hariri Institute for Computing and Computational Science & Engineering) – AI 及 LLM 團隊

哈里里研究所(The Hariri Institute)於波士頓大學內由 10 個中心與計畫組成的聯盟，領域橫跨 AI、計算科學與工程、電腦系統與雲端運算、資訊與網路安全，以及數位健康。其目標是促進研究人員之間的跨領域合作，使其能夠解決重大問題、取得開創性進展並建立永續的研究計畫。

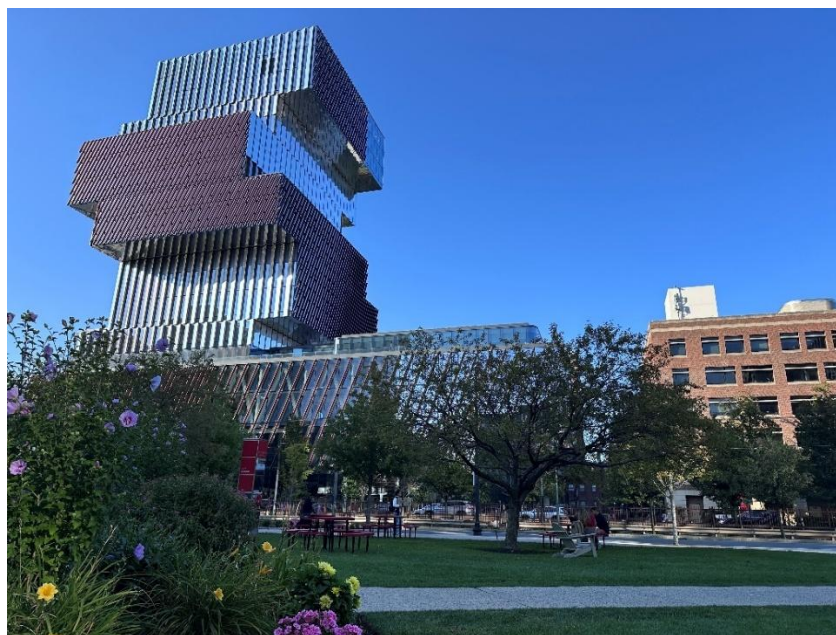


圖 6、哈里里研究所位於波士頓大學段氏(Duan Family)資料及數據中心

哈里里研究所軟體與應用創新實驗室 (Software & Application Innovation Lab, SAIL) 為專業軟體設計及開發實驗室，提供波士頓大學各系所及研究機構所需的運算及資料驅動研究工作，亦提供 BEACON 計畫所需之 AI 及大語言模型開發，該實驗室利用自然語言處理技術分析大型文獻資料庫。



圖 7、哈里里計算中心及軟體與應用創新實驗室(SAIL)提供 AI 及大型語言模型生成技術予 BEACON 產生摘要及風險評估報告。

1. BEACON 傳染病疫情大型語言模型(LLM)訓練與運作流程

(1) **概述**：透過兩階段方法(領域知識整合 + 任務特化訓練)建立疫情專用大型語言模型(Pandemic LLM)，並結合每日訊號蒐集、風險評估與報告產生，全流程支援疾病監測與跨國疫情通報。

(2) **訊號處理與風險分析作業流程**：

- **訊號蒐集(Signal Collection)**：每日蒐集約 200–500 則國內外疫情相關訊號，包含 Health map 自動爬梳公開來源(約 50-60%)及人工回報資料，來源涵蓋新聞、政府通報、社群平臺與國際組織發布資訊等。
- **訊號過濾(Filtering)**：針對蒐集之訊號進行初步篩選，移除非疾病相關或無疫情意義之資訊，以降低後續分析之負擔。
- **關鍵資訊抽取(Key Information Extraction)**：模型自訊息中擷取事件之關鍵要素，包括地點、時間、影響族群、疑似疾病、症狀敘述及初步風險指標，並轉換為結構化資料。
- **時效性評估(Recency Evaluation)**：確認訊息是否屬近期事件，避免因陳舊資料導致研判偏誤。
- **品質評估(Quality Evaluation)**：檢視資訊內容之完整性、佐證程度與可信度，作為後續風險分析之基礎。
- **緊急程度評估(Urgency Evaluation)**：評估事件是否需即時留意或啟動加強追蹤，並判斷是否具高度公共衛生風險。
- **來源可信度評估(Source Evaluation)**：依來源屬性（官方、主流媒體、研究機構、社群文章等）賦予不同可信度權重，提升分析精確度。
- **嚴重度評估(Severity Evaluation)**：整合傳播風險、病例規模、疾病特性與地方衛生脆弱度等因素，產出低、中、高等級之事件嚴重度評估結果。
- **報告產製(Report Generation)**：依據前述分析結果，自動生成疫情事件摘要，內容包含事件概述、風險層級與需關注重點，並採標準化格式呈現。
- **翻譯作業(Report Translation)**：針對國際使用需求，自動將報告轉換為多國語言，支援跨國疫情交流。
- **專家審查(Human-in-the-Loop)**：領域專家負責檢視 AI 產出之內容，包含情境補充、描述調整及風險評估修訂，並進行最終核

可，以確保結果具正確性與政策一致性。

(3) 疫情大型語言模型之訓練架構：兩階段

I. Phase 1：領域知識整合 (Domain Knowledge Integration)

本階段以流行病學及公共衛生相關領域為核心，使模型具備以下知識基礎：

- 流行病學基本概念與傳播模式
- 疾病監測資料特性與判讀
- 公共衛生緊急應變流程與標準作業程序

其目的在於建立模型對疫情相關訊息之正確理解能力。

II. Phase 2：任務特定指令調校 (Task-Specific Instruction Tuning)

本階段將前述基礎知識轉化為實際作業能力，包含：

- 疫情事件之精準判讀與一致化分析
- 自動執行訊號分類、品質評估與風險等級判定
- 依標準格式生成疫情摘要及多語言通報內容
- 支援大量訊號之同步分析，提升情資產出的即時性

此階段使模型能因應複雜疫情情境，產出可直接用於日常監測作業之結果。

2. BEACON Pandemic Llama 模型訓練資料

BEACON 團隊為克服一般商用大型語言模型(如:ChatGPT、Gemini)，在傳染病領域資料不足的限制，自行建立一套規模約 50GB 大小、跨語言、跨領域且高度專業化的傳染病知識語料庫，作為 Pandemic Llama 模型的核心訓練資料。此資料庫涵蓋臨床醫學、病毒學、流行病學、公共衛生政策、動物健康、植物病害、毒素等多重領域，使模型能在多種生物威脅情境下保持高辨識能力。訓練資料主要來自以下幾大來源：

- (1) 超過 6,000 本 醫學與公共衛生領域的經典教科書與專業書籍，內容涵蓋病原體特性、臨床症候、診斷流程、感染管制、臨床治療、跨國疫情歷史、衛生政策與疫情管理架構。書籍資料可提供長篇且具結構化知識的背景，使模型學會理解疾病發展模式以及疫情敘事的典型語境。
- (2) 資料庫納入約 50 萬篇同行評審 醫學論文與技術報告，來源包含美國國家醫學圖書館(NLM)與各大科學出版社。這些資料具高可信度，

涵蓋最新的病原體研究、防疫科技、實驗數據及全球監測方法，使模型能理解疾病的學術脈絡，提高其在專業判讀、因果推論與臨床語言判識上的能力。

- (3) 多國政府與國際組織的疫情資料與官方文件，例如:WHO、各國疾管單位的疫情通報、疾病監測週報、風險評估報告、跨境疫情事件紀錄。此部分為模型掌握「疫情訊息格式」的重要來源，使其能準確模仿國際通報中對病例數、重點風險、地區影響、公共衛生建議等資訊的組織方式。
- (4) 資料庫納入維基百科與開放知識庫，涵蓋稀有病原、特殊動物疾病、植物病害的大量背景資訊。此類綜合資訊能補足文獻資料較少、卻可能具高風險的新興生物威脅領域，讓模型能在跨物種疫情情境下(One Health)保持良好理解能力。
- (5) 涵蓋過往疫情爆發報告、疫情摘要、媒體監測資料，包含 HealthMap、ProMED、Outbreak News Today 等平臺的歷史文本。這些資料呈現疫情在媒體與早期監測階段的常見寫法，使模型能在訊號偵測與事件分類任務中保持高靈敏度。
- (6) 資料庫包含 BEACON 專家群多年累積的疫情事件資料與標注紀錄，做為後續調校(supervised fine-tuning)的關鍵素材，讓模型學習模仿專家的分類邏輯、嚴重度評分方式，以及撰寫疫情摘要的語氣與框架。

這套訓練資料具備高度專業性、跨領域與及全球化，使 Pandemic Llama 於傳染病偵測、訊息提取、嚴重度評估等任務上展現優於商業 LLM 的表現，也使其適合部署於 BEACON 的核心 AI。

3. BEACON 的自動嚴重度評估 (Automated Severity Scoring) 技術

自動嚴重度評估(Automated Severity Scoring)是 BEACON 疫情情報系統中最具核心價值的功能之一，其目的在於以可擴張、可複製、專業性高的方式，自動化判斷全球各地疾病事件的風險與影響程度。傳統傳染病監測倚賴人工判讀新聞、官方通報與技術報告才能進行風險評估，在面對龐大資訊量時常形成瓶頸。BEACON 透過專門訓練的 Pandemic Llama 模型，使每一則訊號在進入流水線(pipeline)時便能自動完成初步嚴重度分級，並附上評估理由，提升疫情情報的速度與品質。

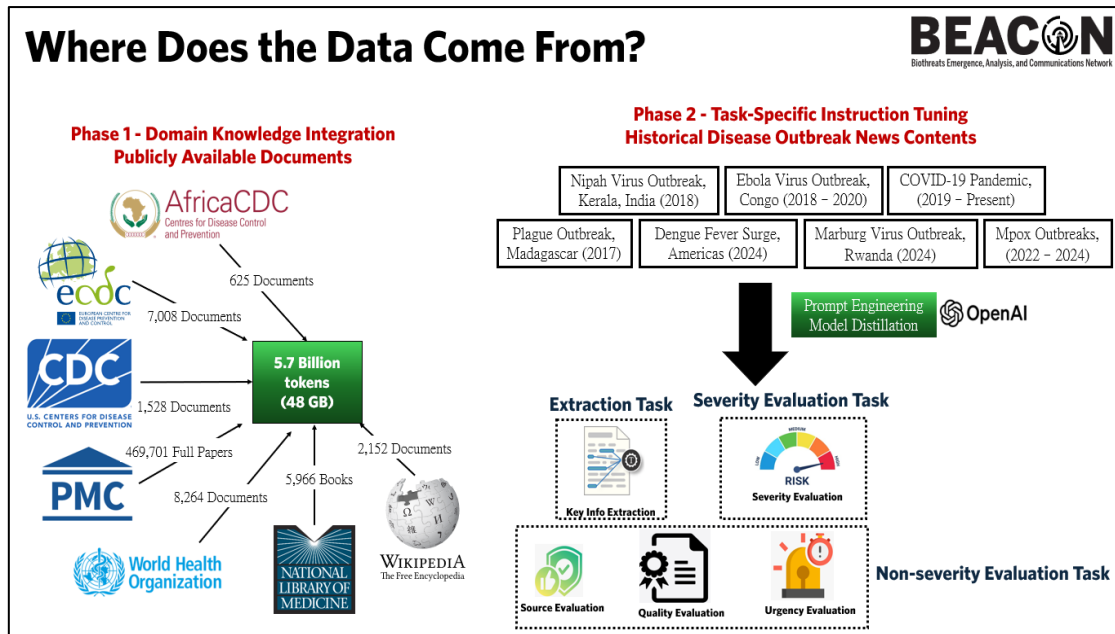


圖 8、BEACON Pandemic Llama 模型訓練資料

該評估是將原本由領域專家以經驗進行的判斷，自動化成一套標準化、可重現且具解釋性的 AI 評分流程，BEACON 團隊與專家共同建立了一套評估框架，並由 LLM 按照此框架對每則訊號逐項作答、評分。

BEACON 的自動評分為可被檢視、可解釋、可追溯的 AI 判斷。每個分數皆由模型提供理由(rationale)與引用原始訊息的依據，方便專家在後端審閱與補強。

(1) 評估內容，包含六大領域：

- **病原體特性(Pathogen Characteristics):** 是否為新興病原？是否屬於高致死率？是否為高傳播力的類型？是否具備已知耐藥性或跨物種感染能力？
- **臨床影響與疾病表現(Clinical Impact):** 病例是否呈現重症？是否影響幼童、老人或免疫低下族群？是否出現多器官損傷、肺炎、腦炎等高風險症狀？
- **傳播動態(Transmission Dynamics):** 傳播模式(空氣/飛沫/接觸/蟲媒等)、Ro 值、Rt 值、群聚事件或院內感染。
- **地理與人口因素(Geographic & Demographic Factors):** 疫情發生是否位於都市或人口密集處？是否為交通樞紐？
- **當地醫療系統能力(Healthcare Capacity):** 該國/地區的醫療量能、檢驗能力、醫事機構負擔狀況、是否為脆弱醫療體系？

- **政治、社會與外部因素(External Factors)**：當地是否因戰亂、政治不穩、災害而降低疫情控制能力？是否存在疫苗猶豫、社會不信任等因素？是否存在邊境管制鬆散、跨國移動頻繁等風險？

(2) 評比方式：大型語言模型(LLM)與專家團隊制定權重

綜合以上六大領域評估後，LLM 逐項回答：

- 此事件在該領域的風險層級為何？
- 此事件細節如何支持給出之分數？
- 引用哪些疫情描述及數據？

BEACON 會依據專家設定的權重，將六大領域的分數加權平均，輸出一個整體嚴重度分數，該分數將依分數高低呈現報告順序，風險分數越高之事件優先呈現，並在摘要中警示。所有的評分其 AI 必須包含：給予分數原因、支持其判斷的原始報告文字及事件中具體的流行病學依據。

4. BEACON 的 PandemIQ Llama 模型效能

BEACON 團隊展示的效能評估圖(圖 9)清楚呈現 PandemIQ Llama 在多項與傳染病情報高度相關的任務上，均全面領先其他模型，包括 GPT-4o、Llama-3.1-8B-Instruct 等商用或公開模型。這些測試不僅是一般語言任務，而是直接對應「疫情偵測」「疾病事件分類」「專業報告生成」等核心應用情境，因此更能反映模型在真實公衛監測中的價值。

PandemIQ Llama 在處理「具雜訊且資訊零碎的疫情新聞」時，能更準確解析病原體、病例數、事件背景與疫情嚴重度。此能力源自其以專業傳染病資料庫進行預訓練，使其對臨床與公衛語彙更熟悉，也較能從片段文字中重建事件脈絡。此外，於封閉式問題(Closed-ended)與開放式敘述(Open-ended)兩類任務中皆展現穩定優勢，代表模型不僅能回答精準問題，也能產生有結構、具公衛語境的敘述，適合應用於疫情摘要與報告之自動撰寫。

PandemIQ Llama 在三項 F1 分數均取得測試中最高值。其中 Macro-F1 的領先尤其顯著，代表模型對「各類疫情事件」均衡表現良好，而非僅對高頻疾病較為熟悉。這對全球疫情情報系統至關重要，因為疾病分布具高度不均性：新型 A 型流感、麻疹、MERS、百日咳等事件皆可能出現，而模型需要對所有類型具高靈敏度。

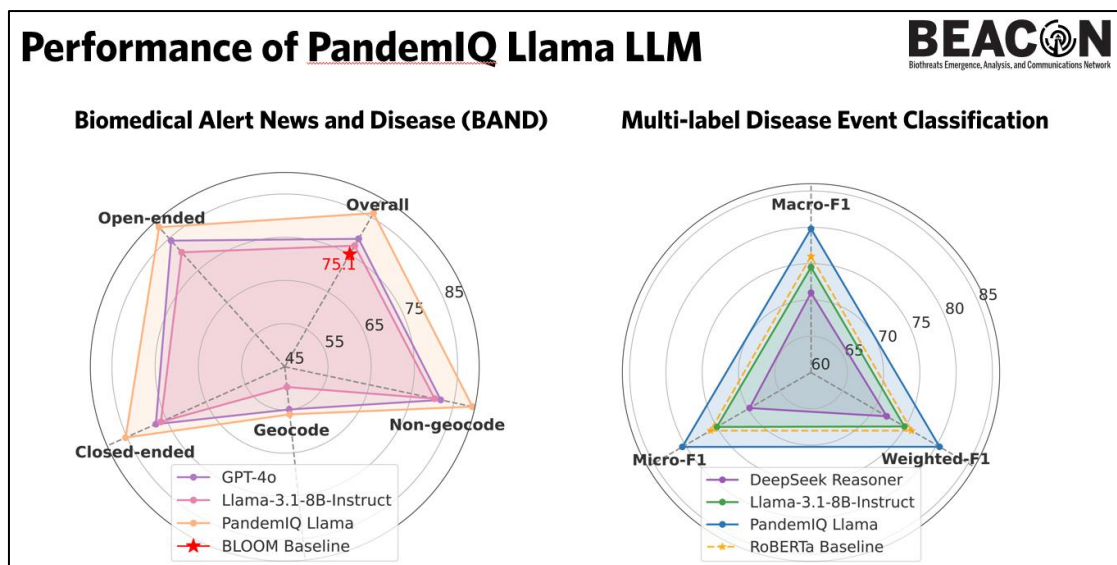


圖 9、PandemIQ Llama 與其他 LLM 在 Biomedical Alert News and Disease (BAND)及 Multi-label Disease Event Classification 表現

5. BEACON 系統技術構成與後台流程

BEACON 的技術架構以高度模組化、可擴充的設計為核心，整合前端呈現、後端 API、LLM 處理流程與資料庫管理，形成一套自動化、穩定且可跨國部署的疫情情報運作系統。其後台主要由 API 服務、LLM Pipeline、資料庫、佇列系統(queueing)、Retool 後台編輯介面五大模組構成，每日可處理數百至上千筆全球疫情訊號，並完成從擷取到摘要發布的全流程自動化。

(1) 系統 API 與資料處理架構

BEACON 使用 Node.js API 作為系統中樞，負責接收來源訊號、呼叫 LLM pipeline、寫入資料庫並提供前端查詢。所有訊號會先進入佇列系統(queue)，再由 Python Agent 執行模型推論，包括：訊號過濾(Filtering)、資訊萃取(Information Extraction)、嚴重度評估(Severity Scoring)、新舊訊息判定(Recency Check)、生成(rationale)與摘要。LLM 推論完成後，系統將結果回寫至 PostgreSQL 資料庫，並提供給各模組取用。為了確保穩定性，BEACON API 具備錯誤偵測與重試機制，若 LLM 執行失敗時，可重新排入佇列(queue)，提升訊號處理成功率。

(2) 後端作業平臺：Retool 編輯介面

Retool 是 BEACON 用於後台操作的主要平臺，提供專家一個視覺化介面進行查看 LLM 完成的訊號處理結果，並且編輯與修訂自動產生的疫情報告，另可管理即將發布、待審核或已完成的多語言報告以及監測訊號 pipeline 的上船狀態，專家不需閱讀全部原始資料，而是自 AI 已整理的摘要與評估

開始審查，大幅提升每日審閱效率。

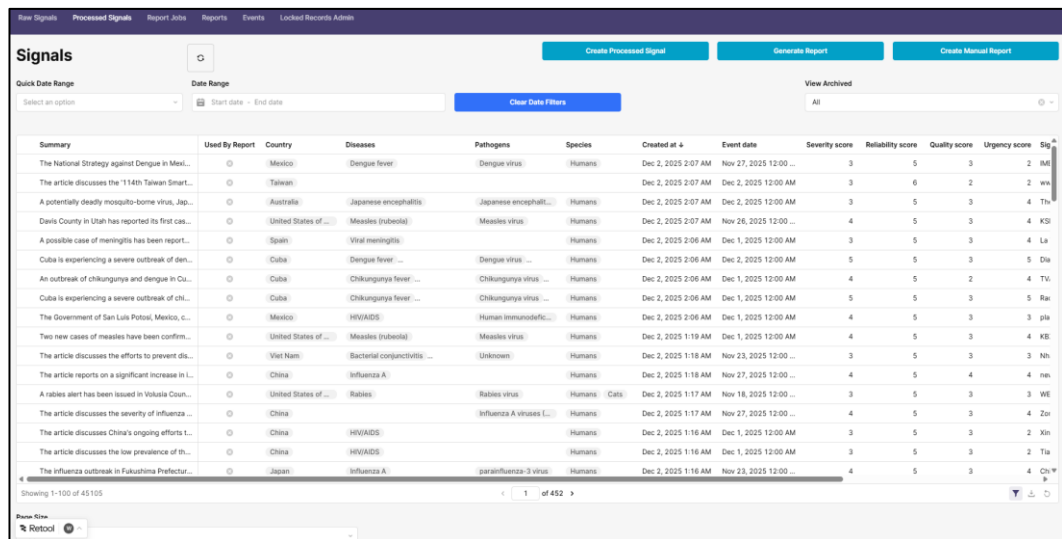
(3) 資料擷取(Scraping)與 API 權限控管

BEACON 在資料存取設計上採取「前端開放、後端管控」的策略，以兼顧資訊透明與系統安全性。首先，BEACON 外部網站允許一般使用者透過瀏覽器閱讀內容，也不特別阻擋 HTML 的網頁爬蟲，BEACON 採取較寬鬆的前端政策，使大眾與研究人員能從網站取得公開資訊。

然而，對於需要高效率、結構化資料擷取的使用情境，BEACON 提供 API 供正式合作單位使用。API 能直接提供乾淨、有標準格式的事件資料，適合自動化系統串接。但為避免未授權的大量爬蟲或機器流量造成伺服器負擔，BEACON 在 API 層級採取較嚴格的存取管控，包括：

- **來源驗證(來源網站確認)**：確保請求來自可信任服務，而非未知環境。
- **API Key 授權**：使用者必須以密鑰進行身分驗證，方能存取資料。
- **紀錄與流量管理**：追蹤 API key 的使用情況，必要時可調整頻率或限制。

對於公衛機構，團隊樂意提供正式 API，以取代目前較不穩定、可能因網站格式變動而受影響的爬蟲。透過正式 API 串接，相關合作夥伴能取得更穩定的資料來源，以及準確、即時且完整的事件格式，以符合自動化需求的資訊流程。



Summary	Used By Report	Country	Diseases	Pathogens	Species	Created at	Event date	Severity score	Reliability score	Quality score	Urgency score	Sig
The National Strategy against Dengue in Mexi...		Mexico	Dengue fever	Dengue virus	Humans	Dec 2, 2025 2:07 AM	Nov 27, 2025 12:00 ...	3	5	3	2	IM
The article discusses the '114th Taiwan Smart...		Taiwan				Dec 2, 2025 2:07 AM	Dec 2, 2025 12:00 AM	3	6	2	2	wa
A potentially deadly mosquito-borne virus, Jap...		Australia	Japanese encephalitis	Japanese encephali...	Humans	Dec 2, 2025 2:07 AM	Dec 2, 2025 12:00 AM	3	5	3	4	Th
Davis County in Utah has reported its first cas...		United States of ...	Measles (rubeola)	Measles virus	Humans	Dec 2, 2025 2:07 AM	Nov 26, 2025 12:00 ...	4	5	3	4	KSI
A possible case of meningitis has been report...		Spain	Viral meningitis		Humans	Dec 2, 2025 2:06 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	3	5	3	4	La
Cuba is experiencing a severe outbreak of den...		Cuba	Dengue fever	Dengue virus	Humans	Dec 2, 2025 2:06 AM	Dec 2, 2025 12:00 AM	5	5	3	5	Dia
An outbreak of chikungunya and dengue in Cu...		Cuba	Chikungunya fever	Chikungunya virus	Humans	Dec 2, 2025 2:06 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	4	5	2	4	Tiv
Cuba is experiencing a severe outbreak of chi...		Cuba	Chikungunya fever	Chikungunya virus	Humans	Dec 2, 2025 2:06 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	5	5	3	5	Rae
The Government of San Luis Potosi, Mexico, c...		Mexico	HIV/AIDS	Human immunodef...	Humans	Dec 2, 2025 2:06 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	4	5	3	3	pla
Two new cases of measles have been confirm...		United States of ...	Measles (rubeola)	Measles virus	Humans	Dec 2, 2025 1:19 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	4	5	3	4	KB
The article discusses the efforts to prevent di...		Viet Nam	Bacterial conjunctivitis	Unknown	Humans	Dec 2, 2025 1:18 AM	Nov 23, 2025 12:00 ...	3	5	3	3	Nh
The article reports on a significant increase in L...		China	Influenza A		Humans	Dec 2, 2025 1:18 AM	Nov 27, 2025 12:00 ...	4	5	4	4	nen
A rabies alert has been issued in Volusia Coun...		United States of ...	Rabies	Rabies virus	Humans, Cats	Dec 2, 2025 1:17 AM	Nov 18, 2025 12:00 ...	3	5	3	3	WE
The article discusses the severity of influenza ...		China		Influenza A viruses	Humans	Dec 2, 2025 1:17 AM	Nov 27, 2025 12:00 ...	4	5	3	4	Zor
The article discusses China's ongoing efforts t...		China	HIV/AIDS		Humans	Dec 2, 2025 1:16 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	3	5	3	2	Xin
The article discusses the low prevalence of th...		China	HIV/AIDS		Humans	Dec 2, 2025 1:16 AM	Dec 1, 2025 12:00 AM	3	5	3	2	Tia
The influenza outbreak in Fukushima Prefectur...		Japan	Influenza A	parainfluenza-3 virus	Humans	Dec 2, 2025 1:16 AM	Nov 23, 2025 12:00 ...	4	5	3	4	Chy

圖 10、BEACON Retool 後台介面

(三)波士頓大學新興傳染病研究中心(Center on Emerging Infectious Diseases, CEID) - 疫情分析與編輯團隊

波士頓大學新興傳染病研究中心(CEID)為跨校級研究中心，為本次主要

研習所在機構，亦為 **BEACON** 計畫主要負責單位。該中心核心任務是強化全球健康安全，並將技術與科學知識有效轉化為面對新興與流行性病原威脅的公共政策建議。該中心以提升全球對新興傳染病的韌性為目標，透過跨領域研究、政策分析、能力建構、訓練、社區參與與科學證據產生，協助國家與國際社會建立更充分的疫情準備與應變能力。

CEID 的工作聚焦兩大核心問題：

- 公共資源、衛生與醫療體系及政策應如何在疫情前、中後期被設計，以降低整體社會的脆弱性；
- 決策所需的科學證據應如何產生與應用：中心成員來自波士頓大學校內八個學院，以及多國與國際機構，涵蓋臨床傳染病、感染管制、法律、生物倫理、全球衛生政策、流行病學與資料科學等領域。

CEID 目前進行美國國家衛生院(NIH)、美國國家科學基金會(NSF)及多個基金會支持的多學科研究；與國際及國家級機構合作的技術協助與訓練；以及為地方與國家政府提供政策建議。該中心積極參與公共傳播，透過媒體與公開活動推動防疫科學教育。此外，CEID 為 WHO 全球疫情警示及反應網絡(Global Outbreak Alert And Response Network, GOARN)及美國衛生部支持之國家特殊病原體訓練與教育中心(National Emerging Special Pathogens Training and Education, NETEC)的正式成員。



圖 11、波士頓大學新興傳染病研究中心(CEID)為 **BEACON** 計畫主要負責單位

1. CEID 中「驗證編輯團隊」工作日流程

全球傳染病疫情蒐集以每日固定的監測作業為核心，系統自 **Health map** 來源自動收集各地新聞、官方網站與社群平臺中與健康事件相關的訊號，每日累積上百筆資料。人員於上午登入 **Retool** 平臺後，會先依國家排

序訊號，以便快速掌握各地整體情勢，依不同傳染病，如：麻疹、登革熱、禽流感等事件，平臺會顯示每則訊號的嚴重程度(輕微~需立即關注)、來源可信度、語言、來源網站及時間戳記，若訊息語言不熟悉或無自動翻譯，會以 Google 智慧鏡頭(Google Lens)協助判讀。

於瀏覽訊號時，工作重點在於辨識「需立即關注」的事件，例如：病例數明顯上升、死亡增加、地區疫苗覆蓋率低或涉及高風險病原等情形。若訊號屬單一來源但具高度重要性，會初步記錄並交由系統進一步搜尋第二來源；若已有兩筆以上訊號，可直接選取多則訊號，啟動報告生成流程。

平臺的報告生成工具可根據所選訊號，利用大型語言模型自動撰寫初稿，內容包含：事件摘要、主要發現、流行病學分析、過往年度比較、公衛影響以及短期風險展望。模型也會呈現其評分邏輯，如：病原特性、傳播力、地理分布、社會政治因素與診斷可近性等，以協助疫情分析師理解系統判斷基礎。

雖然語言模型已能產出可供參考的草稿，但人工驗證仍是整體流程的核心，疫情分析師會逐項核對所有資訊：病例數是否正確、來源是否為最新、引用的流行病學知識是否可靠、模型提出的未來展望有無推論錯誤。必要時會刪除不正確內容或補充外部查證資訊。

完成核查後，報告會被納入該事件的「包絡」(envelope)，與前期報告共同呈現，便於追蹤疫情發展脈絡，此流程確保每日大量訊號能在大型語言模型的輔助下有效整理，同時維持專家專業判斷所帶來的精確性與可信度。

2. BEACON 跨物種、跨領域的「驗證編輯團隊」

BEACON 的設計核心為「跨物種、跨領域整合疫情監測」，過去在傳統疫情通報多以人類疾病為主的框架之外，傳染病領域近年來專注於「人類—動物—環境」高度連動，因此系統在建立之初便將資料庫與大型語言模型擴展到多層面的疾病領域。

在跨物種面向上，BEACON 不僅整合人類傳染病資訊，亦納入動物疾病、植物病害與毒素事件的資料，並與 WOAHA、FAO 及 PubMed 等來源長期建立連結。使系統能夠在傳染病、動物疫病、植物害病或毒素暴露事件出現早期訊號時，就能同步納入分析範圍。這種跨物種的資訊整合，使平臺具備完整的 One Health 架構，符合全球新興傳染病與人畜共通病的監測需求。跨領域方面，BEACON 的疫情大型語言模型整合了公共衛生、醫學、獸醫、環境科學、AI 模型訓練與資料工程等知識。大型語言模型的訓練包含大量的疾病文獻、動植物病原資料、官方技術文件與毒素資訊，使系統能在自動摘

要、嚴重度判讀、來源可靠度分析等任務中呈現跨領域視角。跨領域整合確保在面對複雜的疫情事件時，能同時呈現人類病例、動物感染、環境因素、季節性與病媒生態等重要背景，有助於更完整的風險判讀。**BEACON** 由多國、多語言的專業人員共同運作，成員包含來自 12 個國家及 19 種語言團隊。透過跨國與跨領域合作，**BEACON** 得以彌補資訊盲點，**BEACON** 的跨物種、跨領域與跨國團隊，是其能夠提供快速、精準、具全球視角疫情通報的核心基礎。



圖 12、BEACON 編輯團隊成員組成

3. 疫情訊息驗證、來源篩選與報導決策

資訊高度流動的環境下，疫情監測機制面臨來源多元、速度快速、品質不一等挑戰。為確保平臺發布的疫情資訊具備可信度與時效性，團隊建立一套結合人工審查與大型語言模型的驗證流程，從來源選擇、訊號核實到誤報修正與疾病報導準則，均有明確標準與品質控管機制。

(1) 疫情資訊的正確性與可靠度驗證: 在所有程序中，人工審查是不可替代的核心。平臺採取「雙重驗證」原則，優先尋找至少兩個獨立且可靠的資訊來源，以確認事件是否真實存在。可靠來源包括：

- I. 具有編輯人員、事實查核與更正制度的主流媒體；
- II. 衛生部或政府的正式公告；
- III. 由疫情分析人員或在地合作專家所提交的訊號。

因某些國家，由於官方資料更新延遲或發布有限，媒體來源可能比政府訊息更即時，因此團隊會同時參考官方資料與媒體報導，並分析兩

者的差異。若僅單一來源，且缺乏佐證，平臺不會直接發布，而是進一步尋求補充資料，或改以「資訊徵求」的形式公開，避免錯誤資訊擴散。

(2) 訊號來源的篩選與驗證：在所有訊號來源中，如何判讀品質差異、語言落差與平臺可信度。團隊在篩選來源時遵循以下原則：

- 優先搜尋當地語言的主要報紙或新聞網站：在地語言通常資訊最完整，能包含病例背景、專家訪談與地方衛生官的描述。
- 避開低可信度來源：避免小報、小道消息、政治目的強烈的媒體，或僅複製其他網站內容的內容農場。
- 慎用社群媒體：社群媒體(Facebook、X、Telegram 等)在部分亞洲、中東、非洲國家是官方發布疫情資訊的主要管道，因此平臺仍會納入參考，但必須搭配其他來源佐證。
- 語言翻譯的交叉比對：由於訊號來自全球，團隊使用 Google 翻譯或其他翻譯工具比對原文，必要時以多語系交叉驗證，避免翻譯誤差造成錯誤解讀。
- 優先查找初級資料(primary source)：包含當地衛生部公告、地區疾控中心記者會、官方簡報、WHO 及地方專家聲明。

來源篩選機制雖需花費時間成本，但能有效降低假新聞、錯誤訊息或 AI 生成內容造成的偏誤。

4. 決定疾病資訊是否發布報告

疾病是否需要發布報告，取決於多項因素，並非依疾病種類而定。平臺的決策準則包括：

- **是否為優先關注病原體**：若屬於高風險新興病原，如：立百病毒、高病原性禽流感、伊波拉……等，只要出現可信度高之訊號，必定報導。
- **病例數是否偏離歷史趨勢**：若某地疾病在非典型季節突然飆升，或病例數顯著高於多年平均，即使疾病本身非高度危險性，仍需報導。
- **地理分布是否改變**：疾病首次出現在新地區(如：登革熱移入溫帶地區)，具有公共衛生價值。
- **病毒或病原特性是否改變**：包含臨床嚴重度增加、傳播型態轉變、受影響族群改變等。
- **是否出現未知病原或不尋常臨床群聚**：若病例症狀、死亡率或年齡分布異常，即便資訊很少，也會優先發布以提高警覺。

透過多次驗證、來源比對與人機協作，平臺得以在資訊快速變

動的環境中維持高品質疫情資訊擷取。無論訊號來自媒體、官方或社群平臺，都需經過同樣嚴謹的查核程序。疾病是否發布報告取決於其公共衛生影響、異常程度與可靠度，而非疾病本身的名氣。這套流程讓疫情監測能兼具速度、準確性與可信度。

(四) BEACON 的待強化之處與未來規劃

BEACON 作為全球新興疫情監測平臺，結合自動化網路爬蟲、人工審查與大型語言模型，已逐步形成跨物種、跨國界的監測能力。然而在實際運作中，仍面臨若干挑戰亟需改善，同時也規劃多項未來發展方向，以提升全球疫情預警與資訊透明度。

1. 待強化之處

資料來源覆蓋不足仍是主要問題之一，部分地區如：中亞、北非、中東及斯拉夫語系國家(如：俄羅斯)，因媒體環境受限、官方資訊不透明或語言門檻高，導致平臺難以取得「第一手資料」。在缺乏當地可靠訊息的情況下，疫情事件往往需依賴二手媒體，增加錯誤風險，也造成區域資訊盲點。未來需要更積極擴大當地專家網絡，強化多語言與在地脈絡的補強機制。

其次，社群媒體訊號品質不一亦是挑戰，許多資訊能力較為薄弱的國家官方多以 Facebook、X(前身為推特)、Telegram 等社群平臺發布疫情資訊，但社群訊號容易與謠言混雜，也常出現舊新聞再循環、斷章取義或 AI 生成內容，如何在擴大社群平臺監測的同時，維持高品質的驗證流程，是平臺需持續精進的面向。

儘管 BEACON 已導入大型語言模型輔助訊號分析與報告草稿生成，但人工審查仍不可或缺。LLM 在解析病例數、臨床資訊或地理描述時仍可能誤判，尤其在多語言情境下更容易出現翻譯錯誤，因此每一份報告仍需人工逐句檢查，造成工作量大、速度受限。如何在「品質」與「效率」間取得最佳平衡，是未來 AI 模組需要持續訓練與調校的部分。

此外，多語言資料解析能力仍需加強。目前 AI 翻譯工具能協助初步理解，但在蒐集印尼語、阿拉伯語、俄語等複雜語言時，仍可能產生內容錯誤。提升原文理解能力與多語言交叉比對機制，是平臺未來需強化的技術基礎。最後，平臺尚未全面導入預測模型(predictive modeling)。雖已具備大量結構化資料，但仍需更長期的資料累積與特徵選擇，才能建立可靠的疫情趨勢預測與風險分析工具。

2. 未來規劃

- **資料來源強化及監測覆蓋率提高：**目前 BEACON 主要來源為 HealthMap 每日提供 150–500 筆訊號，但仍存在全球顯著資訊缺口，尤其在北非、中亞、俄羅斯及部分東南亞地區，未來持續增加爬梳語言並加入社群媒體訊號，並持續招募資訊缺口地區的在地專家及疫情分析人員，擴大合作對象增補資料缺口，除 AI 輔助外，再地協作者與合作專家仍為重要的疫情監測組合。
- **強化 AI 模型及風險預測能力：**BEACON 多模型組合疫情大型語言模型現能過濾非疫情訊號、擷取疫情關鍵資訊、評估訊號來源可靠度及內容品質，並產製疫情報告初稿，未來在現有基礎上持續開發疫情擴散預測及風險評估模型，將嚴重度指標標準化，另已開發 7 種語言，未來將與前臺介面串接，未來目標是將現行的「資訊呈現」轉變為「早期預警與決策支持」。
- **「One Health」整合包含全生態系監測系統：**持續增加動物疾病知識庫資料，持續導入世界動物衛生組織(WOAH)與聯合國糧農組織(FAO)資料，強化家畜、禽類及水產等動物疫病之全面掌握，尤其是高風險人畜共通病原體及疾病，建立跨層級警示能力；增加植物疫病與重要毒素事件之資料萃取與知識庫，補強糧安威脅與毒性事件之預警需求，避免由植物或食物鏈衍生之間接公衛風險被忽略；新增野生動物疫情資料加入既有監測架構，對於可能引入新興病原之物種（如：蝙蝠、嚙齒類）設置監測節點，並逐步納入生物安全、生物威脅相關資訊，有助於提前辨識可能跨界溢出的風險。
- **資料共通與應用場景擴展：**強化全球疫情資料互通：深化與 WHO EIOS(Epidemic Intelligence from Open Sources)的 API 串接，使 BEACON 所蒐集之疫情情報可直接納入國際決策資訊流，並同步支援跨平台資料相容性開發，提升疫情訊息在全球衛生體系中的可用性；平臺資料庫結構朝向研究取用與跨國共享設計，未來將納入更多原始訊號與報告版本存證，以利回溯性分析與政策研究，強化資料科學在疫情應對中的應用價值；並建立議題分類標籤，如：氣候變遷與傳染病，使風險研判與查詢模式更聚焦與決策導向。增加多元應用場景，如：臨床照護、旅遊醫療、製藥與疫苗產業、學術研究與教學，藉由國際互通與應用多元化布局，BEACON 目標由「疫情通報平台」轉型為「全球疫

情情報匯流樞紐」，不僅強化其在國際公共衛生體系的戰略定位，也形塑長期永續發展之動能。

- **建立治理制度及永續發展：**為確保平臺長期穩健運作並維護資料倫理與安全性，BEACON 正逐步建構完整治理架構，從技術研發走向體制化與全球合作層級之提升，並達計畫財務永續。目前已設置治理委員會，提供策略方向與透明監督機制，並有研究倫理委員會，負責審查資料使用，未來納入跨國分享與人工智慧參與疫情研判所涉及之倫理風險，確保符合全球公共衛生之信任基礎與標準。另採取「開放取用與資料保護併行」策略，平台以全球公共財為定位，維持開放授權原則，並搭配使用者權限管理、資料去識別化及版本溯源管理，降低誤用、資訊偏誤與資料治理爭議風險。

財務永續方面，目前運作經費由波士頓大學、國際大型基金會(如: Gates Foundation、CEPI)、私人捐助等多元資金共同支持。為保障長期續行，BEACON 拓展產業應用模式，例如:與製藥或研究機構合作，建立「公衛任務及商業應用」混合型永續架構。

- **建立全球據點及專業人才培育：**未來於不同洲別設置區域執行中心，以強化在地資料連結、技術部署與能力建構，有效縮短資料盲區並提升地方疫情洞察力，並以實際案例為基礎，建立跨國訓練計畫，培育兼具資料科學、流行病學及人工智慧治理視野之新世代公共衛生人力，並支援全球監測能力發展。

參、心得與感想

本次赴美前往波士頓大學 BEACON 團隊研習，體會到事件疫情監測在全球公共衛生領域中所具有的重要性，實際了解平臺架構、AI 應用模式與國際協作策略，不僅看見該組織在疫情情報自動化上的投入與成果，反思疾管署於未來在自動化蒐集全球疫情資料、疫情風險評估與導入人工智慧整合上的可能性及未來性，其收穫與啟發以下說明：

（一）數據驅動下之疫情情報轉型

BEACON 將 HealthMap 自動擷取的全球開放訊號與大型語言模型之文本解析能力結合，使監測速度、資訊可視性與事件理解能力均明顯優化。在人工審查的把關下，資訊不僅快速上線，也維持應有的正確性。「機器處理與專家專業評估」協作模式，正好反映出未來強化自動化監測的方向：透過現有的 AI 工具建立與 BEACON 平臺相似的跨語言、多資料來源處理能力，讓疫情監測由被動接收轉向疫情發展判讀，使疫情警示與全球同步程度大幅提升。

（二）國際互通助益資訊完整性與決策品質

BEACON 已將 WHO EIOS 做為優先串接對象，並積極跨平臺整合風險訊號，其目標不僅是「呈現資訊」，而是成為國際疫情情報交換節點。

若能促使該平臺與疾管署合作進行 API 串接，讓國內所蒐集之高品質訊息能納入全球決策鏈之中，亦能提升世界對我國的疫情洞察，也讓臺灣在國際疫情監測網絡中扮演更具策略性的角色。尤其於亞洲地區，我國對中國、東亞及東南亞訊息掌握多於該機構，且對於中文及華語資料掌握優於多數國家及監測機構，能補足國際監測機構對於中文資料缺失不足之部分，能與該平臺形成互補，強化全球資訊完整性。

（三）AI 參與疫情風險報告之機會與挑戰

BEACON 團隊展示了大型語言模型在疫情事件分析與風險報告自動化的應用，充分理解 AI 技術已逐漸成為全球公共衛生領域之不可或缺工具。然而，AI 的導入亦伴隨資料偏誤、可信度揭露等治理挑戰，若未搭配適當監管與專家審核，反而可能導致誤判風險。因此，AI 的優勢與限制需並行審

視，AI 應用上需有幾點事項須克服，資訊來源的品質差異可能造成偏誤，例如：社群平臺與地方媒體之不實報導，若未妥善過濾可能放大誤導。其次，AI 難以自主完成來源可信度確認，因此仍需專業人員進行交叉比對，以避免過度信任模型推論。另於在呈現疫情不確定性時，AI 報告容易產生敘述不一致或信心指標缺失等問題。

基於上述觀察，日後建立疾管署國際疫情輿情監測平臺若導入類似 BEACON 的 AI 使用機制，需同步建構健全的配套措施，AI 為「輔助決策工具」而非主體。其 AI 使用可考量以下事項，並納入設計：

1. 建立嚴謹的人工審查機制與分級發布流程，針對不同可信度與成熟度的 AI 輸出訂定清楚標示方式。
2. 強化資料透明度，包含來源揭露、演算法邏輯與偏誤風險提示，減少錯誤放大造成的效應。
3. 導入疫情不確定性呈現標準，如：風險等級或信心指標，以協助決策者與疫情監測人員正確認知 AI 輸出的限制。
4. 疫情分析人員教育訓練，建立 AI 監測與資料治理的專業能力訓練，使 AI 成果能被正確解讀與應用。

(四) One Health 與跨領域應用之共同願景

BEACON 致力於動物疾病、植物病原、毒素與生物安全監測，反映其理解疫情源頭與人畜界面之關聯。我國於 115 年起推動「國家防疫一體聯合行動方案」之國家政策，此方向與 BEACON 推動「One Health」監測方向一致，於過程中雙方交換經驗關於跨物種資料及其資料標準，疾管署主要業務專注於人類傳染病，惟部分具人畜共通風險潛力之疾病，如：高病原性禽流感、狂犬病、動物結核病等亦與農業部交換其蒐集其獸醫及野生動物監測數據，另亦蒐集高病原性禽流感家禽疫情資料做為決策輔助工具，因 BEACON 蒐集包含人類、動物等相關疫情資料，建立統一「人畜資料」儲存格式，做為未來執行與「防疫一體」跨部會資料交換時格式之參考，在建置跨域資料交換平臺時有一個安全且隱私受控的資料庫，使跨部會能在同一基準線上進行數據對話，識別潛在的人畜共通傳染病外溢風險。

(五) 跨領域跨組織合作共同合作提升全球公衛監測能力

波士頓地區世界頂尖學術研究機構林立，其全球頂尖人才聚集於當地，各學術單位彼此間交流機會多，且 BEACON 計畫亦有 WHO、美國 CDC

及前 ProMed 編輯等相關人員加入或為諮詢委員，並將流行病學專家、資訊人員、AI 工程師等人員串聯，跨領域交流因地利之便可快速連結並交換彼此意見。

(六)與 BEACON 可互相合作之項目

1. **API 雙向串接與情資互補**：我國具備掌握中國、港澳及東亞地區媒體訊號之獨特優勢，可透過 API 介接或後臺手動上傳資訊方式，將該區域之疫情資訊納入 BEACON 系統，以擴大其監測涵蓋範圍。同時，BEACON 可回饋來自其他國際監測薄弱地區之資料，使雙方形成互補性全球監測網絡，共同提升新興疾病之早期偵測能力，並做為擔任亞洲疫情觀測節點角色，負責串接區域疫情資訊交流與合作，強化我國於 One Health 及全球防疫治理中的區域領導地位，並提升國際合作資源導入。
2. **教育合作及共同建構風險預測模型**：BEACON 未來設置區域執行中心時於亞洲地區建置監測節點時，雙方可共同展課程模組，推動跨領域人才培育，並將臺灣當地經驗及網絡納入教材，形成具有亞洲視角之訓練教材。另外對於高風險性病原或人畜共通傳染病，雙方可合作建立資料及媒體訊號為基礎的預測模型，達成前瞻性監測佈局，可支援我國及周邊區域疫情指揮決策。



圖 13、與 BEACON 專案經理 Emily Goldsmith 於波士頓大學 CEID 辦公室



圖 14、與哈里里研究所所長 Yannis Paschalidis 博士及哈里里計算中心及軟體與應用創新實驗室(SAIL)成員於段氏資料及數據中心