ARIES：面向实时流行病学监测与疫情监测的可扩展多智能体编排框架

Aniket Wattamwar加利福尼亚州立大学计算机科学系，富勒顿，加利福尼亚州
orcid.org/0009-0001-1454-838X

Sampson Akwafuo加利福尼亚州立大学计算机科学系，富勒顿，加利福尼亚州
orcid.org/0000-0001-8255-4127

arXiv:2601.01831v1 [cs.MA] 5 Jan 2026

摘要—**全球卫生监测目前正面临知识空白这一挑战。尽管通用人工智能已广泛普及，但由于长期存在幻觉问题，且无法处理专业数据孤岛，因此从根本上不适用于高风险的流行病学领域。本文介绍了 ARIES（流行病学监测智能代理检索），这是一种专门的自主多智能体框架，旨在突破静态的特定疾病仪表板，构建动态智能生态系统。ARIES 基于分层指挥结构，利用 GPT 模型编排一个可扩展的子智能体群，使其能够自主查询世界卫生组织（WHO）、疾病控制与预防中心（CDC）以及同行评审研究论文。通过自动提取并逻辑综合监测数据，ARIES 提供专门的推理能力，能够近乎实时地识别新发威胁和信号偏离。这种模块化架构表明，面向特定任务的智能体群能够胜过通用模型，为下一代疫情应对和全球卫生情报提供稳健且可扩展的方案。**

索引词—**卫生监测、计算流行病学、多智能体系统、疾病管理、大语言模型。**

I. 引言

多年来，世界卫生组织（WHO）、美国疾病控制与预防中心（CDC） [26]，和美国国家生物技术信息中心（NCBI）发布了大量数据。这些数据以各种格式提供，例如 XML、JSON、文本和表格。基于这些数据，人们建立了许多用于疫情暴发监测、分析和趋势研判的仪表板，并采用时间序列预测、机器学习算法等算法来预测疾病传播的情况。世界卫生组织经常发布疾病暴发新闻（DONs） [27], [28]，提供评估信息和建议。这些数据集规模庞大，要针对特定任务进行整理是一项相当大的工程挑战。要收集、查询、分析数据并以便于决策和趋势分析的形式呈现出来，需要投入大量精力。在实时场景中，通过查询多个来源并汇集各种格式的文本来提供有价值的信息极具挑战性，这会导致延迟增加，并拖慢决策和行动。

近年来，随着 OpenAI [19], [20] 等机构开发的 GPT 等大语言模型（LLM）的发展，我们提取信息和数据的能力得到了极大提升。大语言模型也接受了多种研究与文献文本的训练，涵盖从最常见的信息到互联网上的所有信息。大语言模型分阶段开发，各种模型基于多个信息来源进行训练。大语言模型在计算流行病学和疾病暴发领域的应用也日益增多。从各种格式中提取信息并进行分析，也是另一项重大的工程挑战 [14], [16]。这些大语言模型属于通用模型，能够根据用户查询回答问题。但它们也容易产生幻觉、给出错误的事实信息，或提取过时信息。模型训练内容与特定领域最新进展之间存在知识空白。大语言模型在某个特定领域或范畴内表现更佳。然而，使用这些模型也会产生额外成本。对于其在监测和疫情暴发领域的应用，我们需要一个框架，让用户能够以对话方式 [15]进行交互，同时降低幻觉风险、专用于特定任务，并且仅检索相关且最新的信息。

为应对这一挑战，本文提出了 ARIES，这是一个用于自动化疾病监测的多智能体框架。它作为决策智能系统，由多个智能体分别执行分配给它们的任务。该方法具有可扩展性：在当前架构下，随着新数据源的出现，可以加入新的智能体和工具，而无需重新设计。

II. 相关工作

Samaei 等人 [1] 介绍了 EpidemIQ，这是一个多代理框架，可接收用户和特定智能体提供的输入，执行文献综述、数据可视化、网络建模和专家任务等工作，从而生成符合科学格式的完整稿件。尽管该工具功能强大，但其开发并未考虑近期的疫情暴发新闻和疾病传播趋势。不过，本文引入了

利用最先进技术和多代理架构进行实时疫情分析与推理这一要素。

大语言模型常用于多种用途，包括摘要、提取、生成和分析。Kwok 等人 [2] 、Patlolla、Padmavath 等人 [9]以及其他研究者采用类似方法，与 ChatGPT 等大语言模型对话，以估算两个重要的流行病学参数，即再生数和疫情规模。通过自然语言生成、明确目标并完善回复，便可利用易感者-暴露者-感染者-康复者（SEIR）框架这一经典疾病传播模型。尽管这种方法有效，但它使我们只能使用 ChatGPT 之类的工具，而这类工具仍采用通用语言模型，无法完整访问先前的数据。对于复杂的传播模型，自然语言生成会用尽整个上下文窗口。免费版本限制了用户在同一上下文中进行对话的时长。更换上下文后，用户会失去此前取得的所有进展。这会妨碍模型的生成，或导致生成不准确的模型。采用 ARIES 可确保数据保持最新，因为代理使用的是官方 API 或数据源中的工具。

R. Allard 等人 [3] 展示了使用自回归积分滑动平均模型（ARIMA）算法进行疾病监测的时间序列。该论文总结指出，使用预测方法使决策者能够考虑变异性（即使无法检测到疫情暴发）。然而，该研究并未纳入生成式人工智能方面的智能技术，而是更侧重于传统机器学习（ML）算法。这与 Wattamwar 等人 [7] 和 [8], 的研究相似，他们采用专门的方法监测全球病毒性疾病疫情暴发。而在 ARIES 中，用户提出查询时，系统可以根据从与智能体相关联的工具获取的数据，做出类似于预测的判断。

在大语言模型成为大多数领域的主流之前，机器学习和深度学习在发现和检测模式方面发挥着关键作用。这也意味着需要花费大量时间进行数据收集、数据清理和数据处理。Syed Ziaur Rahman 等人[4] 等人分析了多种算法，例如时空预测模型以及风险预测模型，以探究疾病发作与其特征之间的相关性。S. Chae[10] , Kim, J. [11], Abougarair, A. [12] 等人采用深度神经网络（DNN）、长短期记忆（LSTM）模型以及半监督学习（SSL）算法，应用于社交媒体数据和官方机构发布的网络文章等各类文本，并取得了良好成果。

Consoli, Sergio 等人 [5] 及其他研究者利用世界卫生组织和疾病暴发新闻提供的数据集进行了信息抽取（IE）。他们使用多个大语言模型进行抽取，包括 Llama-2-70b-chat、Mistral-7b-openorca、Mpt-30b-chat、Pythia-12b、Gpt-4-32k 等。论文展示了这些模型在 ProMed 和 WHO DONs 数据集上的测试准确率结果。这表明，当这些模型用于集成时能够提供准确结果。Sara De Luca [13] 使用大语言模型进行零样本分类，在两个案例研究中取得了 90.2% 的精确率：2020—2022年新冠肺炎疫情和欧洲猴痘疫情。所介绍的疫情监测方法 [13]旨在检测新闻疫情中的异常情况，并对 ICD-9-CM 疾病代码进行分类。

受此启发，该方法被应用于 ARIES 架构中，其中每个智能体大语言模型都可以更新以满足相应需求，从而降低成本和延迟。

III. 方法

ARIES 是一种用于通过多个代理检索数据的分层多智能体架构。该系统旨在应对多个全球数据源带来的复杂性，其运作方式仿照公共卫生应急行动中心（EOC）的运作层级。

与可能导致错误累积传播的顺序流程不同，ARIES 采用指挥控制结构，由中央“Manager”智能体协调一组自主子智能体。本文对下文所述的代理进行了配置，并针对一组问题进行了测试。

A. Manager Agent

其职责相当于首席医疗官，负责查询分解、任务委派以及最终答复的综合。Manager 会评估子代理的输出是否符合逻辑一致性，并识别不同来源之间的上下文。

B. 专用智能体

由一组子代理构成的层级结构，每个子代理都被赋予一个领域专属角色和工具集

- **高级医学科学家：** 通过 BioC-JSON互操作格式连接 NCBI PubMed数据库，根据查询提取最新文献和研究文本。
- **CDC数据分析师：** 自动向 CDCWONDER服务器发送复杂的 XML-POST请求，以检索数据。
- **WHO情报官：** 通过经OData筛选的API调用监测世界卫生组织疾病暴发新闻（DONs），以获取实时风险评估和国际卫生警报。

图1展示了简单的工作架构，并返回用户查询的答案。所有代理均按任务划分，而且可以在不重新设计整个系统的情况下添加新代理。

C. 运行执行

ARIES 的运行执行遵循四阶段“调查循环”。

- **摄取：** 用户提供自然语言查询（例如：“评估当前北美乳业工人禽流感疫情的风险”）。
- **分解与委派：** 管理器将查询拆分为临床（PubMed）、统计（美国疾病控制与预防中心）和监管（世界卫生组织）任务，并行分派给子代理。

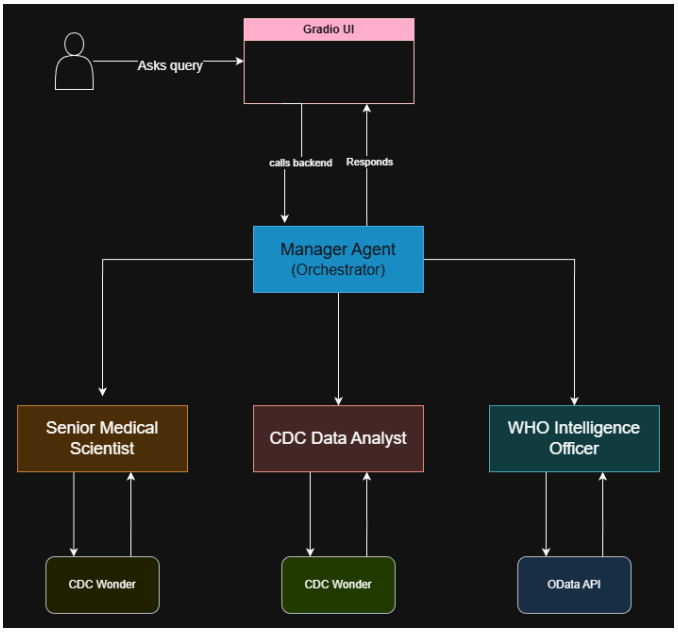

图1. 架构图

- **推理：**子代理将调查结果返回给管理器。管理器执行逻辑验证，检查是否存在矛盾，例如世界卫生组织发出“低风险”警报的同时，美国疾病控制与预防中心报告“死亡率飙升”。

- **最终简报：**所使用的大语言模型 [17] [18]会向用户展示底层智能体逻辑，以确保完全透明。

本文的架构采用 Python 和 CrewAI 构建。CrewAI 框架能够为开发的每个智能体分配角色、目标和背景故事。还可以将智能体配置为使用任意大语言模型。如果任务较为简单，可以配置成本更低、规模更小的大语言模型，以节省推理成本并降低延迟。本文对所有智能体均使用 gpt-4o 进行测试。任务还通过描述加以定义，以便在获取数据并发送给 Manager Agent 后，对三个来源进行交叉验证。

D. 工作流程

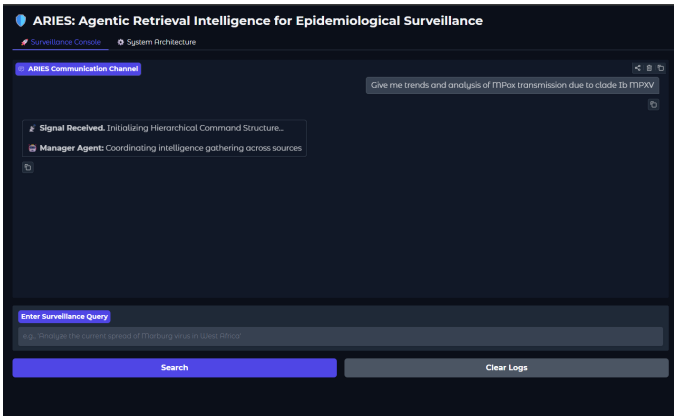

图2. ARIES 用户界面

图 2 展示了用户界面以及用户与系统的交互方式。系统会显示服务器端事件，用户可以查看模型的思考过程以及它所遵循的流程。查询会发送到后端，并触发 Manager 或编排智能体，由其分析查询及其意图。

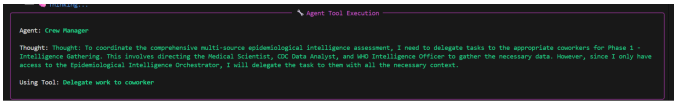

图3. 管理器识别的思考与意图

图3展示了智能体的思考过程，并表明它理解自己应从已开发的智能体收集信息。

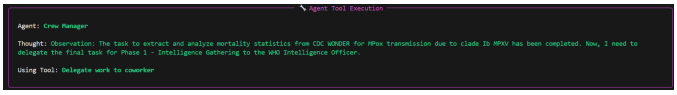

图4。识别代理

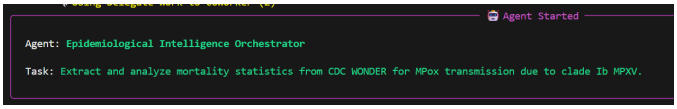

图5。将任务委派给子代理

图4和图5展示了编排器执行的任务：它将工作委派给CDC数据分析师和世界卫生组织官员，这些人工智能智能体将被触发，以收集所需的相关信息。



图6。所有子代理收集的信息

图6展示了从各个子代理收集的全部信息及其摘要，并将其发送回Manager Agent。

图7展示了根据到达Manager Agent的信息，以特定格式呈现给用户的最终输出。

图8展示了数据收集来源，便于用户核实事实，并确保人在回路中（HITL）。

E. CrewAI

CrewAI 是一个用于使用 Python 创建智能体的框架。它包含一组组件，例如流程、团队、代理、流程和任务。通过组合这些组件，可以构建多代理架构。每个组件

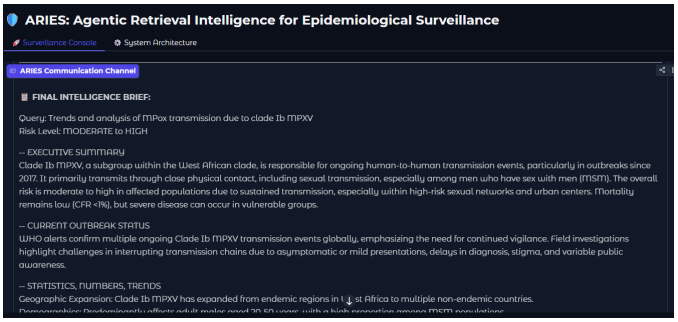

图 7. 在用户界面中返回给用户的最终输出



图 8. 数据源链接

都有其独特功能，可满足相应实施用例的需求。每个组件都可以配置记忆、大语言模型、知识、推理、训练和工具，因此具有很高的可定制性和可扩展性。本文中，ARIES 使用了 Crew 组件、多个代理、可配置的大语言模型、推理能力，以及 WHO DONs、PubMed 文献和 CDC WONDER 等工具作为数据源。

F. CDC WONDER

WONDER [26] 是广泛在线流行病学研究数据的简称，是一个公共卫生信息来源，旨在支持研究、决策、项目评估和资源分配。任何人都可以通过这一数据源获取统计研究数据、参考资料以及健康相关主题指南。它可用于查询有关死亡率、癌症发病率、结核病及许多其他有用主题的数据集。用户可以通过应用程序接口，经由 HTTP 请求 XML 格式的数据。

G. 用于 *PubMed* 文献的 *BioC JSON*

BioC 格式 [6] 已被广泛用于临床文献文本挖掘，是一种标准格式。BioC 的目标是实现简洁性、互操作性，并促进广泛使用和重复利用。这种格式用于共享文本数据，并表示大量注释和文本，以便进行样本处理。BioC J SON 是一种用于将 XML 文件转换为 BioC JSON 文件的工具。对于本文而言，在智能体之间或向用户传递信息时，这种格式使大语言模型更容易理解信息。大部分数据和文本交换都通过 JSON 进行，而这种格式使 ARIES 框架能够适应所使用的各种大语言模型，并实现可扩展性。

IV. 结果

A. 智能体配置比较分析

查询： 分析猴痘 Ib 进化枝在非地方性流行地区出现的社区传播新信号。具体而言，对比进化枝 Ib 与 IIb 进化枝的生物传播效率，结合近期文献，识别美国/全球监测数据中是否出现近期死亡率激增。

对 ARIES 的实现进行了测试，其中每个智能体和编排器均可配置大语言模型。更换大语言模型后，相同的查询能够产生不同的输出。最初，所有智能体均使用同一个大语言模型，即 gpt-4o；图8和图9展示了相应的输出。

之后，根据各智能体的任务分别配置了大语言模型。管理器大语言模型配置为 5.1，所有专用智能体则配置为 o3 [21], [22]。

表 I 智能体配置比较分析

场景与配置	词数	来源	温度
#1：所有代理均使用 gpt-4o	323	3	0.1
#2：gpt-5.1 管理器 + o3 代理	2,962	20	0.1
#3：gpt-5.1-mini 管理器 + o4-mini 代理	2,125	7	1.0[a]
#4：gpt-4.1 管理器 + gpt-5.1 代理	734	6	0.3

[a]所选模型的固定温度值

参照表1，当所有智能体都能使用同一个大语言模型 gpt-4o 时，报告会短得多，且仅引用了少量来源。由此可以得出结论，系统中所有“思维核心”的智商相同，而且没有批判能力。管理器智能体很可能会接受从子代理收到的第一个答案。

当管理器智能体配置为 gpt-5.1-mini、子代理配置为 o4-mini 时，报告更长也更准确，但信息来源有限，只有 7 个。整份报告都是基于这 7 个来源生成的。值得注意的是，迷你模型的默认温度值为 1，这意味着回答具有较高的创造性。在实际场景中，必须平衡创造性与事实信息，以避免产生幻觉，并确保文本以事实为依据。

再考虑另一种场景：假设将更强的推理能力配置给子代理，而管理器智能体仅负责向子代理分配任务，可以观察到报告篇幅较短，获取的来源也较少。

最后，当管理器模型为 GPT-5、1 [23], [24], [25] 且所有子代理都使用推理模型 gpt-o4 时，得到的响应最佳，报告篇幅更长且更准确。提供的来源足够详细，也附有超链接。

B. 场景输出比较

场景***1***、***2***和***4***的摘要比较：

从图9、10和11可以明显看出，各场景生成的摘要大不相同，因此生成的文本也各有差异。图11所示内容准确且与用户查询密切相关，而图9所示摘要是其中最短的。

场景***1***、***2***和***4***的来源比较：

第二项比较展示了应如何解释来源，并将其返回和显示给用户。在这里



图9. 基准性能：gpt-4o

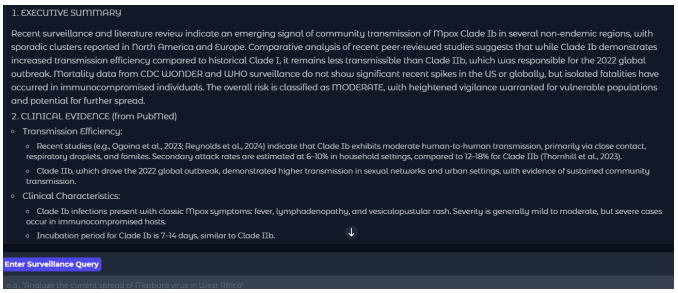

图10. 推理转变：管理器（gpt-4.1）与子代理（gpt-5.1）

同样，图14采用更先进的模型，能够获取更多来源，并向用户显示详细信息和超链接；而图12无法直接显示来源，尽管日志显示了智能体访问过的链接。

V. 结论

ARIES（流行病监测代理式检索智能）的开发与部署，展现了疫情暴发期间管理和利用全球卫生数据方式的根本性转变。本研究证实，分层多智能体架构不仅能够复现人类流行病学家的调查工作流程，还能以超越人工能力的速度和跨来源验证水平完成这些工作。

通过将多格式数据摄取（XML、JSON 和非结构化文本）这一工程难题交由专门的智能体群处理，ARIES 成功弥合了“知识空白”。我们的结果凸显了一个关键的“推理深度权衡”：标准模型只能提供浅层摘要，而集成高阶推理管理器则如

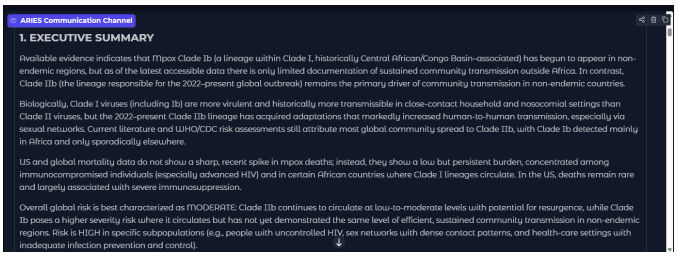

图11. 高阶综合：管理器（gpt-5.1）与子代理（o3）

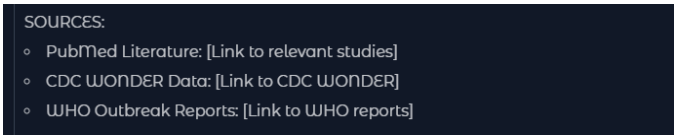

图12. 输出快照：gpt-4o

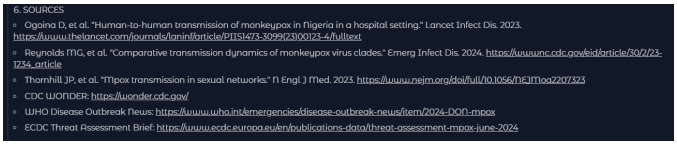

图13. 输出快照：管理器（gpt-4.1）和子代理（gpt-5.1）

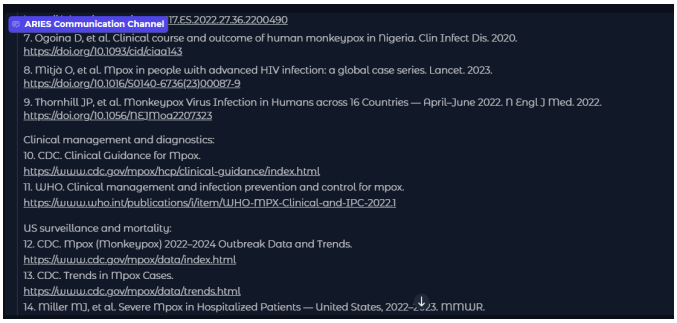

图14. 输出快照：管理器（gpt-5.1）和子代理（o3）

场景#2 所示，提升了语义深度和引用完整性。

最终，ARIES 证明，专业化的特定领域智能体生态系统能够解决公共卫生领域规模庞大且缺乏结构的数据问题。ARIES 并非取代专家，而是充当倍增器，让决策者摆脱数据收集、处理和分析中的技术障碍，专注于基于充分信息迅速采取响应。该框架的后续迭代将聚焦于线性可扩展性，并纳入实时基因组数据和地理空间数据。

VI. 未来工作与路线图

A. 模型上下文协议（*MCP*）

模型上下文协议（MCP）是 Anthropic 最近开发的一种协议，可通过通信将人工智能智能体连接到资源和工具。MCP 是连接人工智能智能体与外部系统的标准化方式。MCP 架构由主机、客户端和服务器组成。MCP 主机管理多个客户端实例、身份验证、策略和上下文聚合。MCP 客户端由主机创建，负责维护与服务器的连接、路由消息、分配并维护状态。MCP 服务器独立运行，并在安全约束下承担指定的职责和任务。它们与 MCP 客户端实例通信，并开放外部系统以供数据访问。MCP 的基本组件包括资源、工具和提示

该协议可与 ARIES 集成，以加快检索速度、预定义数据转换、简化数据访问、减少创建多个工具所带来的冗余，并通过工具连接多个数据源，构建集中式存储库。

B. 智能体自我纠正

我们计划实施一种人在回路中（HITL）自我纠正机制，让专家能够对

人工智能智能体回复中的“思考”部分进行评分。我们将利用这些反馈进一步微调所使用的大语言模型，缩小人工智能生成报告与专业标准之间的差距。强化学习就是一种在这一场景中可能发挥重要作用的技术。

C. 非常规数据流的整合 *ms*

当前版本侧重于使用来自世界卫生组织、美国疾病控制与预防中心和美国国家生物技术信息中心的高完整性官方数据集。然而，未来版本必须具备通过网页抓取引擎搜索海量网站的能力，以寻找疫情暴发信号、官方医院数据等信息。

D. 每周流行病学记录

世界卫生组织每周都会发布内容丰富的流行病学报告，其中包含多个国家和地区的重要数据。这些报告包含最新动态，例如许多地区报告的疾病病例和确诊病例。ARIES 当前的功能尚未利用这一重要信息。未来版本可以将检索增强生成（RAG）技术作为另一种工具，供人工智能智能体调用，从而向用户提供最新信息。RAG 可与现有的 GPT 模型配合使用。RAG 是一种将文档中的所有文本向量化的技术。向量化后的文本存储在向量数据库中，并用于对用户提出的查询执行相似性搜索。系统会从向量数据库中提取最相似的记录，GPT 则利用这些记录为用户生成答案。在 ARIES 中纳入这一方法，将使其更加稳健并达到业界先进水平。

参考文献

[1] Samaei, Mohammad Hossein, Faryad Darabi Sahneh, Lee W. Cohn- staedt, and Caterina Scoglio. ”EpidemIQs：用于流行病建模与分析的提示词到论文大语言模型智能体。” arXiv预印本 arXiv:2510.00024（2025年）[2] Kwok, Kin On, Tom Huynh, Wan In Wei, Samuel YS Wong, Steven Riley, and Arthur Tang. ”在公共卫生应急准备中利用大语言模型进行传染病传播建模。”《计算与结构生物技术杂志》23（2024年）：3254-3257。 [3] Allard, Rbc. ”时间序列分析在传染病监测中的应用。”《世界卫生组织公报》76，第4期（1998年）：327。 [4] Rahman, Syed Ziaur, R. Senthil, Venkadeshan Ramalingam, and R. Gopal. ”利用机器学习和流行病学数据预测传染病暴发。”《高级动物学杂志》44，第S4期（2023年）：110-121。 [5] Consoli, Sergio, Peter Markov, Nikolaos I. Stilianakis, Lorenzo Bertolini, Antonio Puertas Gallardo, and Mario Ceresa. ”利用大语言模型提取用于基于事件的监测的疫情信息。”载于《国际信息与通信技术大会》，第241-252页。新加坡：Springer Nature Singapore，2024年。 [6] Comeau DC, Wei CH, Islamaj Do˘gan R, and Lu Z. BioC中的PMC文本挖掘子集：约300万篇全文文章，且仍在增加，《生物信息学》，btz070，2019年。 [7] Wattamwar, Aniket, Sa mpson Akwafuo, and Vritik Mistry. ”用于追踪疾病暴发的数据驱动实时监测系统：拉沙热暴发案例研究。”载于2024年IEEE第12届医疗信息学国际会议（ICHI），第344-349页。IEEE，2024年。 [8] Onoja-Alexander, M. O., Awoyale, O. D., Koyejo, M. O., & Sowade, A. (2025). 数学建模以预测尼日利亚拉沙热即时诊断检测优化方案。西非国家经济共同体拉沙热国际会议摘要，阿比让。 https://doi.org/10.37432/jieph-confpro5-00203

[9] Patlolla, Padmavathi, Vandana Gunupudi, Armin R. Mikler, and Roy T. Jacob. “计算流行病学中的基于智能体的仿真工具。”载于《创新互联网社区系统》，由 Thomas B¨ohme、Victor M. Larios Rosillo、Helena Unger 和 Herwig Unger 编。施普林格柏林海德堡，2006年。 [10] S. Chae, S. Kwon, D. Lee，利用深度学习和大数据预测传染病，《国际环境研究与公共卫生杂志》15（2018年）1596，https://doi.org/10.3390/ IJERPH15081596。 [11] Kim, J., Ahn, I. 利用媒体文章和机器学习模型预测传染病暴发。《科学报告》11，4413（2021年）。https://doi.org/ 10 1038 41598 021 83926 2 。/s - - - Abougarair, A., & Elwefati, S. ( ). 基于神经网络和优化技术的流行病识别与控制。《国际机器人与控制系统杂志》，3(4)，780-803。 doi:https://doi.org/10.31763/ijrcs.v3i4.1151[13] Sara De Luca, Juan Jos´e M´ arquez Villac´ıs, Carla Maria Medoro, Giulia Zanaga, Piercesare Gri maldi, Mauro Dragoni, Alessia Visconti, Paola Berchialla, Giuseppe Rizzo, 《疫情监测：通过零样本新闻分类中的异常检测进行流行病监测》，《专家系统与应用》，2025年，130852，ISSN 0957-4174, https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.130852。 [14] Tripathi, Abhishek, and Rachna Rathore. ”人工智能在疾病监测中的应用——人工智能如何用于现实场景中的疾病监测与疫情暴发检测概述。”《疾病检测中的人工智能：进展与应用》（2025年）：337-359。[15] Branda, Francesco, Massimo Stella, Cecilia Ceccarelli, Federico Cabitza, Giancarlo Ceccarelli, Antonello Maruotti, Massimo Ciccozzi, and Fabio Scarpa. ”基于人工智能的聊天机器人在公共卫生突发事件中的作用：叙述性综述。”《未来互联网》17，第4期（2025年）：145。 [16] Gawande, Mayur Suresh, Nikita Zade, Praveen Kumar, Swapnil Gun- dewar, Induni Nayodhara Weerarathna, and Prateek Verma. ”人工智能在大流行病应对中的作用：从流行病学建模到疫苗开发。”《分子生物医学》6，第1期（2025年）：1。 [17] ChatGPT。OpenAI。网址：https://openai.com/chatgpt [访问日期：2024-02-14][18] Achiam, Josh, Steven Adler, Sandhini Agarwal, Lama Ahmad, Ilge Akkaya, Florencia Leoni Aleman, Diogo Almeida 等。“GPT-4技术报告。”arXiv预印本 arXiv:2303.08774（2023年）。[19] OpenAI，“ChatGPT：优化用于对话的语言模型”，OpenAI博客，2022年11月30日。 [在线]。可访问：https://openai.com/blog/chatgpt/ [20] OpenAI，“推出GPT-5”，OpenAI索引，2025年8月7日。 [在线]。可访问：https://openai.com/index/introducing-gpt-5/ [21] OpenAI，“GPT- 5 13, 系统卡”，2025 [ ] 5 OpenAI技术报告，8月。。在线。可访问：https://cdn.openai.com/gpt- - system-card.pdf [22] OpenAI等，“GPT-4o系统卡”，arXiv预印本 arXiv:2410.21276，2024年10月25日。[在线]。可访问：https://doi.org/ 10 48550 2410 21276 。/arXiv.。OpenAI，“ChatGPT中[23] 5 的GPT-”，OpenAI帮助中心，2025年9月16日。[在线]。可访问：https://help.openai.com/en/articles/11909943-gpt-5- in-chatgpt [24] OpenAI，“加强ChatGPT在敏感对话中的回应”，OpenAI安全，2025年10月27日。 [在线]。可访问：https://openai.com/safety/strengthening-responses [25] OpenAI，“GPT-5.1：更智能、更善于对话的ChatGPT”，OpenAI产品公告，2025年11月12日。 [在线]。可访问：https://openai.com/index/gpt-5-1-announcement/[26] 美国疾病控制与预防中心（CDC），“CDC WONDER在线数据库”，美国国家卫生统计中心，2025年。 [在线]。可访问：https://wonder.cdc.gov/[27]世界卫生组织，“疾病暴发新闻（DONs）”，突发事件防范与应对，2025年。 [在线]。可访问：https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news [28]C. J. Carlson 等，“世界卫生组织的疾病暴发新闻：一个回顾性数据库”，《PLOS全球公共卫生》，第3卷，第1期，页码 e0001083，2023年1月。 [在线]。可访问：https://doi.org/10.1371/journal.pgph.0001083