



# 融合大语言模型和空间智能体的地灾知识问答 系统设计与实现

吴铭星<sup>1</sup> 罗年学<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉 430079

## Design and Implementation of a Geo-disaster Knowledge Q&A System Integrating Large Language Models and Spatial Agents

WU Mingxing<sup>1</sup> LUO Nianxue<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**摘要:**随着 ChatGPT 的推出,大语言模型(large language models,LLMs)展现出了出色的知识覆盖、文本生成和持续学习进化等能力,大语言模型已成为人工智能迈向通用智能的里程碑技术。同时,大语言模型也给智能体(agent)的发展提供了新的契机。本文研究针对地质灾害领域,设计了一个融合大语言模型和空间智能体的地灾问答系统,系统通过引入本地地灾知识以弥补大语言模型在地灾专业领域知识的不足;通过融合空间智能体,解决了大语言模型难以理解和处理空间问题的能力,可实现用户针对地灾专业领域问题的回答和展示。

**关键词:**地质灾害;大语言模型;空间智能体

**中图分类号:**P208

**文献标志码:**A

**Abstract:** With the launch of ChatGPT, Large language models (LLMs) have demonstrated remarkable abilities in knowledge coverage, text generation, and continuous learning evolution. LLMs have become a milestone technology in the journey of artificial intelligence towards general intelligence. At the same time, they also provide new opportunities for the development of intelligent agents. This paper focuses on the field of geological disasters and designs a geological disasters system with LLMs (GLMSA-QAS). This system integrates a LLMs with spatial intelligence agents to compensate for the deficiencies of LLMs in specialized knowledge of geological disasters. By incorporating spatial intelligence agents, the system overcomes the difficulty of LLMs in understanding and processing spatial issues, enabling responses and presentations for users' questions in the field of geological disasters.

**Key words:** geological disasters; large language models (LLMs); spatial agents

大语言模型如 ChatGPT 展现出了出色的知识覆盖、多语言能力、文本生成能力、持续学习和改进等能力<sup>[1]</sup>,显示了解决不同领域挑战的强大潜力。如张鹤译等<sup>[2]</sup>利用大语言模型回答中医方剂问题;Biswas<sup>[3]</sup>探讨了大语言模型在预测气候变暖任务上的作用。除此之外还有如 LAiW<sup>[4]</sup>、LawyerLLaMA<sup>[5]</sup>等基于法律知识的大语言模型,可以出色地完成法律咨询任务。智能体(agent)在计算机科学和人工智能领域是一个重要的概念。它通常指的是能够感知其环境并根据这些感知作出决策以实现特定目标的系统或实体,同时也可以被设计来执行一个特定的、明确定义的任务<sup>[6]</sup>,如 Crooks A T 构建了基于 GIS 的居住地隔离模型智能体<sup>[7]</sup>,Rodrigues A 等人更是定义了一系列 GIS 领域的智能体<sup>[8]</sup>。

地质灾害的防治是一个关乎人民生命财产安全的重要领域<sup>[9]</sup>,在地质灾害防治过程中,往往涉及到非常专业的地质灾害领域知识和空间信息查询与处理<sup>[10]</sup>,目前已预训练好的通用大语言模型针对这类问题的解决就显得无能为力。为了应对这个挑战,本文研究设计了一个融合大语言模型和空间智能体的地灾知识问答系统(geo-disaster question answering system integrating large language models and spatial agents, GLMSA-QAS),通过引入本地知识库和融合空间智能体,扩展了大语言模型理解地灾专业

**引用格式:** 吴铭星,罗年学. 融合大语言模型和空间智能体的地灾知识问答系统设计与实现[J]. 测绘地理信息,2025,50(4):138-142(WU Mingxing,LUO Nianxue. Design and Implementation of a Geo-disaster Knowledge Q&A System Integrating Large Language Models and Spatial Agents[J]. Journal of Geomatics,2025,50(4):138-142)

**基金项目:**国家重点研发计划(2022YFC3105103)。

知识和处理空间信息的能力,实现了针对地灾专业知识的回答以及展示。

## 1 系统构建

本文提出的融合大语言模型和空间智能体地灾问答系统(GLMSA-QAS),在通用大语言模型的基础之上,通过引入本地地灾专业知识库和融合空间智能体,扩展了大语言模型处理地灾专业领域知识和空间信息的能力,并且实现了交互友好的界面。系统架构和交互流程如图 1 所示。系统主要包含交互层,知识层,模型层,空间智能体层和数据层等几个部分,各层之间的交互流程:(1)交互层获取用户输入的问题;(2)知识层收到了交互层传递来的提问,将提问与知识库的知识匹配,之后再将这些匹配到的知识通过提示词工程(Prompt Engineering)与问题结合起来得到输入模型的提问;(3)模型层得到知识层处理后的提问后由模型判断是否调用相关的空间智能体,若需要则进入智能体层否则直接在交互层给出回答;(4)在模型层选择调用空间智能体时,智能体层根据模型输入的参数进行调用,进行相应的空间操作返回结果;(5)根据智能体层返回的信息,交互层显示大模型在基于其做出相应的回答或者行为;(6)系统数据层在这一系列过程中储存用户的提问以及知识层经提示词工程加工过的输入模型的提问,模型的回答或行为,并且在模型层提供该用户的历史提问作为上下文问答信息,最后这些记录随着系统的使用会积累得越来越丰富,可以用来将来对大模型进行微调从而使得其进一步向专业领域进化,同时在积累用户不满意的回答时可以对系统进行改进。下面将对各层的构建进行具体介绍。

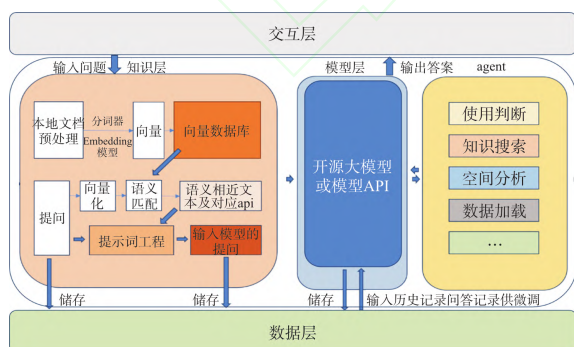


图 1 地灾问答系统架构

Fig. 1 Architecture of Geological Disaster Q&A System

### 1.1 知识层的构建

赋予大语言模型领域知识的思路之一为使用领域数据集对开源预训练大语言模型微调,但此方法需要消耗大量的算力,且会造成参数坍塌导致灾难

性遗忘的影响<sup>[11]</sup>。另外一种使大语言模型具备本地知识的方法是,通过引入本地知识库,从而无需对大语言模型进行重新训练微调而让其拥有专业领域知识,该方法不需要微调且具灵活性,故本文采用后者。知识层是一个将本地知识以提示词等方式对问题进行附加相应的本地知识的“场所”<sup>[12]</sup>。本质上知识层所使用的外接知识库方法是基于提示词工程来让模型具有本地知识,而目前的大语言模型能够接收的数据长度很难满足将所有知识通过提示词工程输入到模型中,通过向量库的搭建可以很好的解决该问题。基于向量库,可以用向量余弦距离等方式进行向量匹配,得到与提问者的提问最相接近的若干条知识,从而利用提示词工程输入到模型中。

知识层构建的核心内容是对专业领域知识相关文档资料的预处理而构建地灾专业知识库。地灾专业领域的知识具有文本文档,图片,表格多种形式。知识层的构建需要将这些多种形式的知识转变为长文本段。对于文本格式文档知识,依据标题划分为代表不同意群的文本段;对于图片格式文档知识,利用 OCR 技术处理为文本段;对于表格,采取以表头及表格内容合并的方式组合成一段能涵盖表格知识的文本段,并交由人工检核。将专业领域数据多种形式的知识转变为待处理文本之后,为去除语句语法,错字等错误,将其遍历输入到大模型,让模型在不改变语义情况下通顺语句,然后根据建立的停用词及特殊字符表,对通顺后的语句进行去除停用词及特殊字符,最后经过 Embedding 模型向量化后存入地灾知识库。知识层的 embedding 模型选用对中文支持较好的 text2vec-base-chinese 矢量编码模型,向量数据库选用使用广泛,且拥有极高的检索性能的向量数据库 Milvus 库。

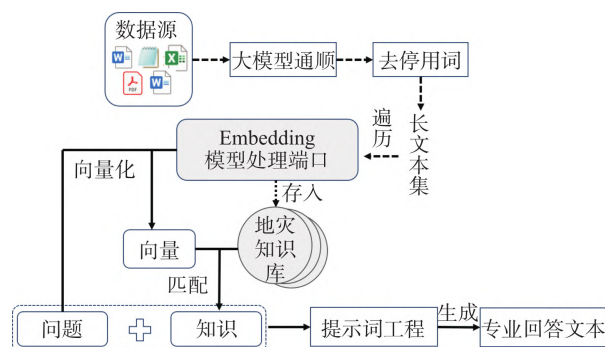


图 2 知识层构建及应用流程

Fig. 2 Knowledge Layer Construction and Application

知识层处理流程如图 2 所示,首先输入到知识层的问题经 Embedding 模型处理端口向量化后与地灾知识库中向量采用最短余弦的方式进行匹配,得

到与用户问题最为接近的向量对应的蕴含地灾知识的文本;将这些匹配得到的地灾知识文本与问题采用提示词工程(prompt engineering)的方式进行合并,生成专业回答文本。

## 1.2 模型层及智能体层的构建

模型层相对于其他层,类似于“大脑”对于“肢体”,是系统的核心。模型层的搭建即部署下载到本地的大模型或模型的API,如ChatGPT<sup>[13]</sup>,Qwen<sup>[14]</sup>,ChatGLM3<sup>[15]</sup>等。大语言模型选用开源、对中文支持较好且便于部署的chatGLM3模型。

模型层搭建之后,得到经由知识层输入的地灾专业问题文本,可以出色地完成专业知识问答任务,但如果问题涉及到空间位置信息,其能力仍然无法满足要求。空间智能体层的加入,很好地解决了大语言模型面对地灾空间问题的挑战。GIS领域已经

开发和设计了许多算法来应对地灾相关的空间处理任务,本文在此基础上设计了多个地灾领域空间智能体,它们分别用于执行一个地灾领域特定的、明确定义的任务。本研究中当大语言模型面对地灾有关空间信息方面问题时,其可以调用空间智能体,通过空间智能体的返回结果来回答用户的问题。

在GLMSA-QAS系统中加入空间智能体可以提高系统的智能性和响应能力。当问题涉及地灾空间信息时,模型层的大语言模型通过合适的空间智能体来处理空间信息。在具体实现上,本文分别设计了数据分析类智能体、数据查询智能体、决策支持类智能体和数据加载类智能体等,并可根据实际需要进行相应的拓展和可修改。

目前在系统中实现的智能体如表1所示,表中给出了每一个智能体的功能作用及大语言模型调用时所需要的参数等信息。

表1 智能体列表

Tab.1 Agent List

类别	智能体	参数	作用描述
地理数据分析类	地质灾害隐患点查询	地点名(string)或经度(double),纬度(double),半径(double)	查询某地一定范围内经由地理处理得到隐患点信息
	滑坡易发性分析	地点名(string)或经度(double)纬度(double)	根据地点名,通过本地数据里的岩土结构,降雨量、坡度、坡向等信息计算滑坡易发范围,得到所处地的滑坡易发性
	泥石流易发性分析	地点名(string)或经度(double)纬度(double)	通过沟岸山坡坡度,植被覆盖等信息计算泥石流易发范围,得到所处地的泥石流易发性
	崩塌易发性分析	地点名(string)或经度(double)纬度(double)	通过对岩层分布结构,坡度坡向等信息计算崩塌范围,得到所处地的崩塌易发性
数据查询类	避难场所查询	地点名(string)或避难场所类别(string)	根据地点名或避难场所类别对如医院,学校,避难场所等地灾相关兴趣点的查询
	地灾灾情事件名查询	灾害事件名(string)	根据灾害事件名对历史灾情数据库查询
	地质灾害政策查询	关键词(string),问题(string)	对地质灾害政策数据库以关键词正则匹配以及根据向量相似度查询有关地灾政策
决策支持类	避难场所选址	灾害点经度(double),纬度(double),影响半径(double)	根据水源点,医院点,路网由灾害发生范围分析合适避难场所
	应急物资运输路径分析	起点经度(double),起点纬度(double),终点经度(double),终点纬度(double),可选参数{阻碍点经度(double)阻碍点纬度(double)}	为应急物资往灾害地点运输路径选择进行决策支持
数据加载类	Dem加载	地点名(string)	加载数字高程模型
		.....	

对于大语言模型如何识别并选用合适的空间智能体解决专业领域涉及空间位置任务的问题,我们采用了提示词工程来加以解决。提示词工程,是指在使用人工智能语言模型时,精心设计和优化输入的文本(即“提示词”或“提示语”),以获得更准确、更相关或更有创造性的输出。佐治亚大学的学者借鉴AutoGPT的链式思维模式<sup>[16]</sup>,设计了一种提示词思路来调用智能体。在该研究思路基础之上,本研究设计了提示词模板如表2所示的提示词嵌入方法,

其中“{xxx}”填入相应的名词或代词,用于功能性或者对象性匹配。这种模板能够提高模型选用智能体的准确率,其模板适用于主流的大语言模型。

以地质灾害隐患点查询为例,空间智能体调用流程如图3所示。首先空间智能体层将智能体列表的描述以及参数需求与专业问题通过提示词工程结合起来,输入给模型层。大语言模型作为系统的大脑,需要根据智能体的描述以及所需参数,通过问题判断是否需要调用合适的智能体,根据问题信息通



表 2 调用智能体提示词

Tab. 2 Invoke The Prompt Of The Agent

你(GLMSA-QAS)被设计为理解用户的地灾相关地理空间需求,并按步骤解决相应的地灾相关地理空间任务。在每一步中,你可以调用智能体列表中的一个智能体来解决相应的地理空间子任务。每个智能体都有其用途和使用方式的描述。请使用以下智能体解决地理空间任务: {agents}

思考:我应该做什么来解决这个任务?

行动:应该采取的行动,应该是 {agent\_names} 之一

行动输入:选择行动所需的输入参数

观察:行动的结果

(思考/观察的行动可以重复  $N$  次)

思考:现在,我得到了最终答案

最终答案:最初问题的最终答案

开始!

之前的对话历史: {chat\_history}

地灾专业知识: {knowledge}

新输入: {input}

思考和观察只对你可见,你应该记得在最终回应用户时重复重要信息。

思考:我应该做什么来解决这个任务? {agent\_scratchpad}

过自身的语义理解得到智能体需要输入的参数,输入给智能体,再将智能体得到的结果返回给模型层。

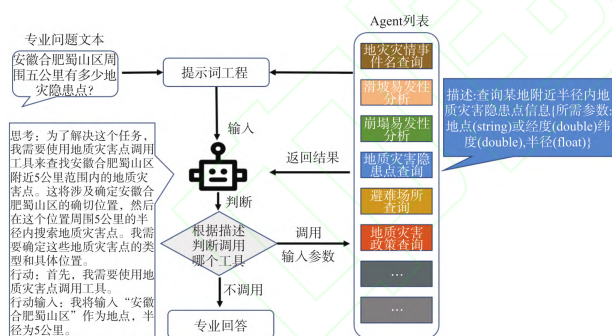


图 3 智能体调用流程

Fig. 3 Invocation Process of an Agent

### 1.3 数据层的构建

数据层由对象关系型数据库构成,主要用于存储空间数据和非空间型数据。

空间数据包括 DEM, DLG 等数据,通过 Geoserver 发布 Web 地图服务 (WMS), 服务地址储存在关系数据库中,供空间智能体使用。非空间型数据包括每一个问题的上下文问答信息,用以提高回答质量。同时,还有各用户的历史问答数据以及用户对模型回答质量的评分。关系型数据库选用 PostgreSQL 关系数据库。

## 2 实验结果及评估

实验以合肥地质灾害为例,构建系统。使用网络爬虫收集了合肥市历史地灾相关新闻,在政府信息公开网等信息门户收集地质灾害相关的法律法规,在知网上收集地灾相关论文,构成待处理数据集。经过数据预处理后,生成了 8030 条长文本信息,用于构建知识层。

本文采用了两种方式测试 GLMSA-QAS 的性能。(1)主客观题目测试;(2)智能体调用测试。主观开放测试采用类似开放作答题型,并未给出正确答案仅给出参考答案。本实验从地质灾害知识题库,相关论文,教材中通过人工筛选,构建了 50 个关于地质灾害的开放问题,由 GLMSA-QAS、ChatGLM3、ChatGPT3.5 这 3 个模型系统进行回答。本实验结果交由 4 位地灾领域专家评分,并根据评分进行评估排序,专家在同一问题下对 3 个模型的答案进行排序,并依据参考答案基础上,按照主观回答认可度分别给出 1、2、3 分的评价,得分越高,表明评价越高。最后将得分取平均值,从而对 3 个模型进行主观评价。并且实验问题集分为 25 个地灾概念型问题,25 个涉及合肥相关地灾事件或兴趣点的问题,具体答题评分如图 4 所示。

由于智能体调用与否同样影响着系统的能力优劣,本实验构建了 50 个问题并附带本应该调用的智能体名称及结果,将问题输入 GLMSA-QAS,并与答案相比较,其测试结果正确率为 94%。可见在大部分情况下,通过调用对应智能体对问题进行回答是非常可靠的。可见在地灾概念型问题的回答上,ChatGPT 的得分稍稍领先于 GLMSA-QAS,然而,尽管 GLMSA-QAS 采用的大语言模型同为 ChatGLM3,但由于引入了本地知识库,其对概念型问题的回答正确性远远高于直接使用 ChatGLM3 而得到的结果,这表明本文所设计的 GLMSA-QAS 系统可以在不需要对大语言模型进行重训练微调的情况下显著提升回答地灾问题的准确性。而在涉空间地点位置的问题上,GLMSA-QAS 由于设计了若干个空间智能体供模型调用,故回答问题的结果表现优异。

## 3 结束语

在大语言模型飞速发展的时代,越来越多的行业都在尝试利用大模型与自身领域结合。本文研究针对地质灾害领域,设计了一个融合大语言模型和空间智能体的地灾问答系统 (GLMSA-QAS),系统通过引入本地地灾知识以弥补大语言模型在地灾专

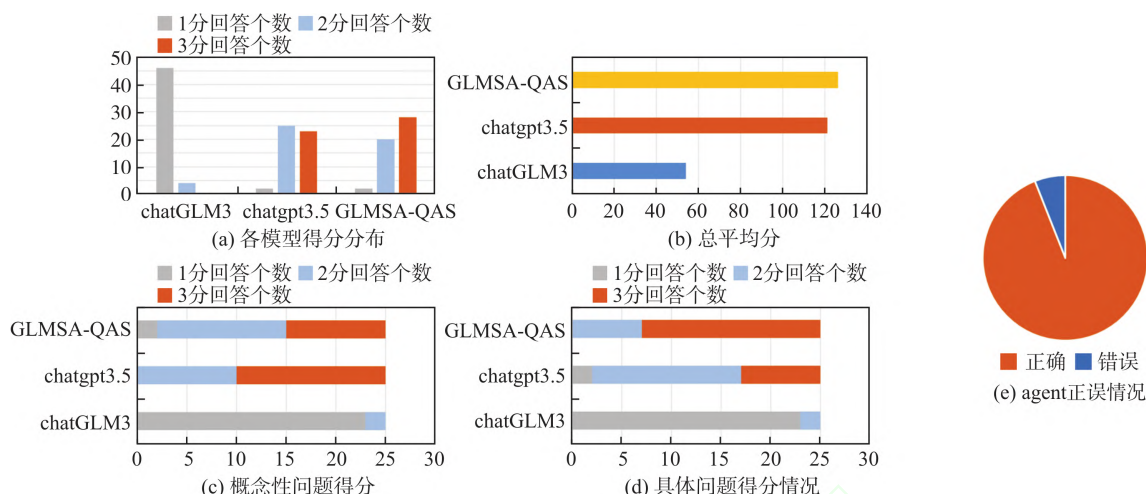


图4 实验答分评估

Fig. 4 Experimental Answer Score Evaluation

业领域知识的不足;通过融合空间智能体,解决了大语言模型难以理解和处理空间问题的能力。

GLMSA-QAS可以出色地完成地灾相关领域的问答任务,并同时拥有随着用户使用而储存改进数据的成长性。但是实验依然存在一些不足,目前大语言模型依然有着模型幻觉,容易虚构信息,虽然在知识层的提示词工程处理下,结果得到改善,仍需进一步探索缩小模型幻觉的提示词模板设计方式。并且GLMSA-QAS仅可以回答涉及单一地灾空间分析任务的问题,而对于需多智能体协同完成的复杂空间任务的问题,需要进一步探索解决方案。

#### 参考文献

- [1] Chang Y, Wang X, Wang J, et al. A Survey on Evaluation of Large Language Models [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2024, 15(3):39
- [2] 张鹤译,王鑫,韩立帆,等. 大语言模型融合知识图谱的问答系统研究[J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(10):2377-2388
- [3] Biswas S S. Potential Use of ChatGPT in Global Warming [J]. Annals of Biomedical Engineering, 2023, 51(6): 1126-1127
- [4] Dai Y, Feng D, Huang J, et al. LAiW: A Chinese Legal Large Language Models Benchmark (A Technical Report)[J]. arXiv preprint arXiv:2310.05620, 2023
- [5] Huang Q, Tao M, An Z, et al. Lawyer LLaMA Technical Report[J]. arXiv preprint arXiv:2305.15062, 2023
- [6] Xi Z, Chen W, Guo X, et al. The Rise and Potential of Large Language Model Based 智能体 s: A survey [J]. arXiv preprint arXiv:2309.07864, 2023
- [7] Crooks A T. Constructing and Implementing an 智能体 -Based Model of Residential Segregation Through Vector GIS[J]. International Journal of Geographical Infor-

mation Science, 2010, 24(5): 661-675

- [8] Camara A S, Raper J. Spatial Multimedia and Virtual Reality [M]. Leiden, Netherlands: CRC Press, 1999: 111-129
- [9] 殷跃平. 中国滑坡防治工程理论与实践[J]. 水文地质工程地质, 1998, (1):8-12
- [10] 冷小鹏. 基于G/S模式的三维地质灾害信息管理平台研究[D]. 成都:成都理工大学, 2012
- [11] Luo Y, Yang Z, Meng F, et al. An Empirical Study of Catastrophic Forgetting in Large Language Models During Continual Fine-Tuning [J]. arXiv preprint arXiv:2308.08747, 2023
- [12] Liu V, Chilton L B. Design Guidelines for Prompt Engineering Text-to-Image Generative Models [C]. Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, New Orleans, USA, 2022
- [13] Wu T, He S, Liu J, et al. A Brief Overview of ChatGPT: The History, Status Quo and Potential Future Development [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(5): 1122-1136
- [14] Bai J, Bai S, Yang S, et al. Qwen-vl: A Frontier Large Vision-Language Model With Versatile Abilities [J]. arXiv preprint arXiv:2308.12966, 2023
- [15] Zeng A, Liu X, Du Z, et al. Glm-130b: An Open Bilingual Pre-Trained Model [J]. arXiv preprint arXiv:2210.02414, 2022
- [16] Wu Mingxing, Luo Nianxue. Design and Implementation of a Geo-disaster Knowledge Q&A System Integrating Large Language Models and Spatial Agents [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2005, 16(4):547-553

修回日期:2024-11-15

第一作者:吴铭星,硕士生,主要研究方向为防灾减灾与应急管理。  
E-mail:1787902138@qq.com