

大语言模型驱动的 GIS 分析:方法、应用与展望

吴华意^{1,2}, 沈张骁¹, 侯树洋¹, 梁健源¹, 赵安琪¹, 矫皓月³, 桂志鹏⁴, 关雪峰¹

1. 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室, 湖北 武汉 430079;

2. 地球空间信息技术协同创新中心, 湖北 武汉 430079;

3. 武汉大学资源与环境科学学院, 湖北 武汉 430079;

4. 武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079

收稿日期: 2024-10-08; 修回日期: 2025-03-25

中图分类号: P282

文献标识码: A

文章编号: 1001-1595(2025)04-0621-15

基金项目: 国家自然科学基金(41930107; 41971349)

第一作者简介: 吴华意(1966—), 男, 博士, 教授, 研究方向为地理信息服务、分析、挖掘和大语言模型。 E-mail: wuhuayi@whu.edu.cn

通信作者: 侯树洋 E-mail: whuhsy@whu.edu.cn

摘要:大语言模型的迅速发展为 GIS 分析提供了全新路径, 并催生了大语言模型驱动的 GIS 分析技术体系(LLM4GIS)。本文基于截至 2024 年 10 月的研究, 首先梳理了 GIS 分析的演进脉络, 从应用模式、数据基础和评价方法 3 个方面总结了 LLM4GIS 的技术体系, 然后归纳了 LLM 在知识问答、知识抽取、时空推理和分析建模等 GIS 分析任务中的研究进展, 最后针对多模态时空数据协同解析、泛化能力与垂直深度平衡、可解释性与可信度提升、具身智能与端侧智能转型以及 GIS 分析智能化与普适化 5 个方面, 展望了 GIS4LLM 的未来研究方向, 为实现 LLM4GIS 与 GIS4LLM 的双向赋能提供启发。

关键词:大语言模型; GIS 分析; 提示工程; 检索增强生成; 微调; 智能体; LLM4GIS; GIS4LLM

地理信息系统(geographic information system, GIS)是一门融合地理学、地图学、遥感科学和计算机科学等领域的前沿交叉学科, 主要研究地理空间数据的获取、存储、查询、分析和应用。在 GIS 学科体系中^[1-2], GIS 分析利用空间信息与数字处理技术对地理数据进行解释、评估和推断, 为理解和揭示地理科学现象、解决复杂地学问题及综合性决策制定提供技术基础^[3]。

GIS 分析从早期以经验科学、数学机理和计算模拟为主导的阶段, 逐步发展到以数据驱动为核心的阶段, 在时空数据的分析和处理等方面取得了显著进展^[3-8]。然而, 数据驱动的方法仍面临数据形态复杂演化、任务需求开放模糊、泛化迁移能力不足以及交叉应用推广门槛高等一系列挑战。

大语言模型(large language model, LLM)为应对上

述挑战提供了途径。在 LLM 的代表性产品 ChatGPT 发布后, 谷歌的 Gemini^[9]、Meta 的 LLaMA^[10]、阿里的通义千问^[11]、百度的文心一言^[12]等一系列国内外大语言模型产品相继问世。这些通用 LLM 凭借强大的指令执行、上下文理解和推理能力, 不仅在工业领域显现出辅助甚至重构工作流程的潜力, 还在科学研究领域催生了新的技术体系^[13-14], 并有望推动新一代“机器人科学家”的发展^[15]。

部分学者对 LLM 在地学垂直领域中的应用从不同角度做了一定的总结。文献^[16-18]分别从数据处理、任务应用和模型训练技术等角度, 对遥感领域大模型的研究进展和方向进行了总结。这些研究主要关注遥感影像语义分割、目标检测等视觉任务, 与 LLM 驱动的 GIS 分析(LLM4GIS)任务有显著不同。文献^[19]对时空信息测绘大模型的

引文格式: 吴华意, 沈张骁, 侯树洋, 等. 大语言模型驱动的 GIS 分析: 方法、应用与展望[J]. 测绘学报, 2025, 54(4): 621-635. DOI:10.11947/j. AGCS.2025.20240468.
WU Huayi, SHEN Zhangxiao, HOU Shuyang, et al. Large language model-driven GIS analysis: methods, applications, and prospects[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2025, 54(4): 621-635. DOI:10.11947/j. AGCS.2025.20240468.

研究现状进行了综述,其成果主要聚焦于 2023 年 10 月前的研究。为填补 LLM 驱动的 GIS 分析在方法和应用等方面综述研究的空白,本文通过 GIS 与 LLM 等关键词,检索并收集了截至 2024 年 10 月的研究文献,梳理了 GIS 分析研究的发展脉络,总结了 LLM4GIS 技术体系及典型任务场景,并结合当前研究的局限,展望了未来的研究方向。

1 GIS 分析方法的演进

GIS 分析方法的演进是技术工具与学科需求共同驱动的结果。GIS 分析从以观察与总结为主的经

验科学阶段,发展到以数学机理为核心的理论科学阶段,随后进入依托计算机技术进行模拟与分析的计算科学阶段,逐步形成了独立的学术体系。在地理大数据时代,GIS 分析从模型驱动逐步向数据驱动转型,利用机器学习和深度学习等技术,应对地理模式提取和预测等数据密集型任务^[3-8]。近年来,随着 AI4Science 概念^[20-21]的提出和 LLM 的发展,GIS 进一步朝着全自动化与智能化方向发展,并初步形成了 LLM4GIS 的技术体系。随着信息科学技术的进步和分析需求的演进,GIS 分析的分析特征、数据特征、需求特征和模型特征也有所变化(表 1)。

表 1 GIS 分析方法的演进
Tab.1 The evolution of GIS analysis

GIS 分析 发展阶段	经验科学	数学机理	计算模拟	数据驱动	AI 驱动
分析特征	纸质地图量测	计量地理学分析	基于工具的空间建模分析	时空大数据挖掘与预测分析	智能推理与自动化分析
数据特征	少量、单一观测数据	结构化数据	非结构化数据	异构数据	多模态数据
需求特征	定性	定量	定位、拓扑	复杂地理过程建模	动态决策与实时适配
模型特征	—	统计模型	空间分析模型	基于数据训练模型	生成式大模型
典型方法	实地观测与人工分析	空间插值、空间聚类	缓冲区分析、叠置分析	深度学习、机器学习	提示工程、检索增强生成、模型微调、智能体
典型案例	传染病疫情分布推断	人口密度趋势、生态区划	洪水淹没、设施选址	交通预测、城市功能区识别	知识问答、知识抽取、时空推理、分析建模

1.1 数据驱动 GIS 分析的关键问题

随着应用场景的拓展和问题复杂性的提升,当前数据驱动下的 GIS 分析面临着数据形态复杂演化、任务需求开放模糊、泛化迁移能力不足,以及交叉应用推广受限等多方面的问题。

(1) 数据形态复杂演化。GIS 分析依赖于对时空数据的处理与关联,而时空数据形态经历了从结构化到非结构化,再到异构与多模态的演变。多源异构数据在下游应用中的比例不断提升,加剧了 GIS 分析的复杂性。在公共服务设施选址场景中,需要从交通网络、人口分布、问卷调查等多源异构数据中提取需求偏好、地理实体(如地址、兴趣点)及其空间关系,以满足选址要求。此外,影像数据中附带的街道标识或商铺名称等语义信息需通过自然语言处理理解译,并与文本和空间数据完成语义对齐。多源多模异构数据的高效整合与信息关联推理,已成为数据驱动下 GIS 分析中的核心难题。

(2) 任务需求开放模糊。GIS 分析中的任务需求常具有开放性、不完整性和模糊性,这种特性在复杂场景中尤为显著。如,在城市规划的社会满意

度分析中,需结合市民的主观评价(如“交通太拥挤”或“居住环境较差”)与交通流量、空气质量等空间数据推断问题的分布与影响范围。这类主观评价往往语义模糊且隐含时空关联,对分析工具提出了语义理解和动态适配的要求。类似地,在气候变化区域评估中,任务需求可能以“优化区域生态连通性”的抽象表述呈现,这要求 GIS 分析模型能够从这些模糊或不完整的输入中动态解读其内涵,并转化为具体的分析流程。数据驱动的 GIS 分析方法难以从这些需求中提取并拓展出建模所需的关键时空信息,从而限制了 GIS 分析的展开。

(3) 泛化迁移能力不足。GIS 分析模型通常面向特定任务或应用场景设计,这种设计模式在单一任务中表现良好,但在多源异构数据的背景下,定制化的方法难以泛化。如,在轨迹预测任务中,模型需动态适配不同区域的社区结构、交通网络和行为模式,固定于特定参数框架的模型难以灵活迁移。此外,要从政策文本中提取区域规划约束内容,传统分析方法难以应对不同语言表达习惯和语义内涵上的差异。泛化迁移能力的缺失直接限制

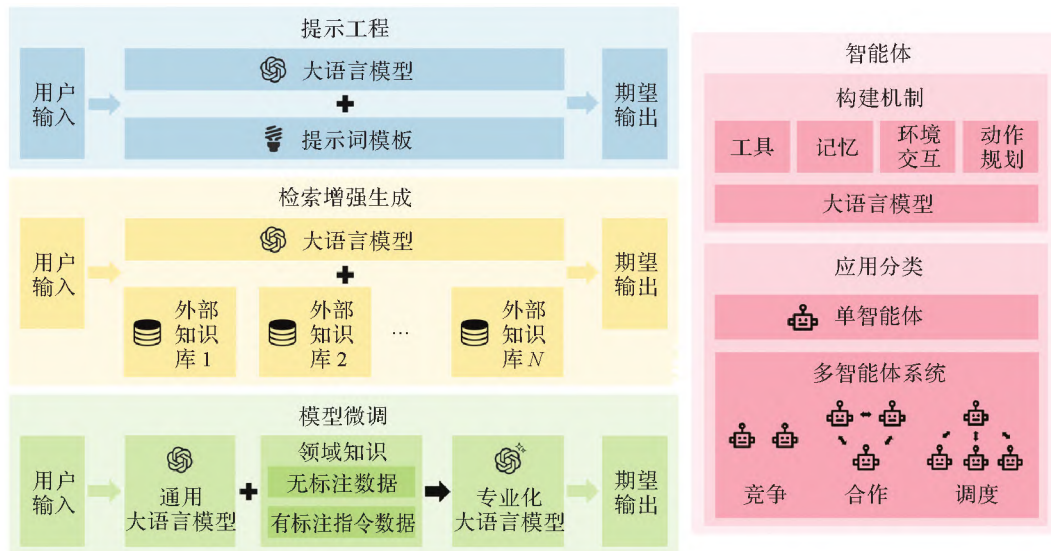


图 2 4 类典型的 LLM 应用模式

Fig.2 Four typical types of LLM application modes

2.1.3 模型微调

在检索增强生成中,模型表现主要依赖检索策略和外部知识库的质量,未从本质上提升模型的知识掌握水平。为解决此问题,模型微调(fine-tuning)通过注入 GIS 分析知识并优化模型内部参数,增强 LLM 对领域知识的理解。

LLM 的微调包括增量预训练和监督微调两种方式(图 3)。增量预训练是在现有预训练模型的基础

上,使用大量无标注数据继续进行无监督学习,使模型适应新的任务需求;监督微调则是利用有标注指令数据来调整模型的参数,优化模型在特定应用中的表现^[39]。在进行模型微调时,通常需要加入自然语言交互指令集,以避免灾难性遗忘^[40]。基于 LLaMA 系列^[10]、ChatGLM 系列^[41] 和 Galactica^[42] 等基础模型,出现了一系列面向 GIS 分析领域的 LLM,见表 2。

表 2 典型的 GIS 分析大语言模型

Tab.2 Typical large language models for GIS analysis

模型名称	预训练模型	类别	任务场景	描述
K2 ^[39]	LLaMA2-7B	1、2	知识问答	利用地球科学领域的专用语料库进行微调,提升了对地球科学知识的理解、推理和应用能力
GeoGalactica ^[43]	Galactica-30B	1、2	知识问答	利用 GeoSignal-v2 数据集构建的地球科学专用大语言模型,提升了在地质学、地球物理、气象学等领域的知识问答、理解与推理能力
BB-GeoGPT ^[40]	LLaMA2-7B	1、2	知识问答 知识抽取 时空推理	通过 GIS 领域专业语料库微调,优化了基础模型在地理空间知识理解、地理问题问答和空间关系抽取等任务中的性能
ClimateGPT ^[32]	LLaMA2-7B、 13B、70B	1、2	知识问答 时空推理	通过模型微调和检索增强生成,整合自然、经济与社会科学等领域知识,为气候变化研究和决策提供跨学科多语言问答服务
OceanGPT ^[44]	MiniCPM-2B、 LLaMA2-7B、 LLaMA3-8B	1、2	知识问答 知识抽取 时空推理	面向海洋科学任务,具备指令生成、知识推理和初步的具身智能能力,可支持海洋机器人在海洋工程任务中的规划与操作
GeoCode-GPT ^[45]	Code-LLaMA-7B	1、2	分析建模	通过地理空间代码语料库微调,实现多平台多编程语言地理空间代码生成任务,同时建立 GeoCode-Eval 地理空间代码生成能力评价标准
ChatGeoAI ^[46]	LLaMA2	2	分析建模	可通过自然语言查询自动生成并执行 PyQGIS 脚本,支持非专业用户使用 GIS 工具
Typhoon-T5 ^[33]	T5-large	2	知识问答 时空推理	整合台风气象知识、灾害案例和灾害管理数据的台风灾害知识问答和预测系统
LLaMA-CoPB ^[47]	LLaMA3-8B	2	时空推理	结合“计划行为理论”设计的时空推理模型,可用于移动行为生成
UrbanGPT ^[48]	ChatGLM3-6 B-Base	2	时空推理	城市动态预测设计专用大模型,能够在零样本场景下捕捉复杂的时空关系,服务于交通流量、人口迁移和犯罪率等预测任务

注:类别中,1 代表增量预训练,2 代表监督微调。

K2^[39]是较早出现的地球科学领域大语言模型之一。通过引入地球科学领域的首个监督式指令数据集 GeoSignal,以及地球科学的首个自然语言处理任务基准 GeoBench,K2 显著提升了地球科学考试、知识推理等主观和客观任务的适配性与推理能力。GeoCode-GPT^[45]是首个专注于地理空间代码生成任务的大语言模型。通过构建地理空间代码语料库并展开微调,GeoCode-GPT 在函数语法知识问答、代码生成、代码总结和代码补全等任务中

表现出色。通过建立 GeoCode-Eval 评估集,为大语言模型在地理空间代码生成任务的表现提供了重要的评估基准。UrbanGPT^[48]是一个结合时空依赖编码器与指令微调框架的城市动态预测而设计的专用大模型,提升了数据稀缺场景下,交通流量、人口迁移和犯罪率预测等任务的泛化能力和预测准确性。

尽管微调取得了比较好的效果,但是微调的数据集收集和制作困难,训练成本高,制约了模型微调的研究和推广。

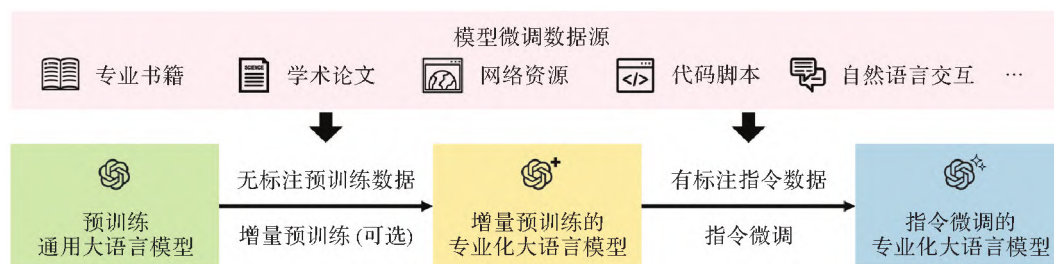


图3 大语言模型的增量预训练和指令微调流程

Fig.3 Further pretraining and instruction fine-tuning process of large language models

2.1.4 智能体

智能体(agent)是指具备环境感知、自主理解、决策制定及执行行动能力的实体^[49]。智能体能够在不改变 LLM 本身的基础上,通过引入外部工具和记忆机制,从环境中获得反馈,改善自身行动,从而提升 LLM 完成 GIS 分析任务的能力。

智能体可分为单智能体和多智能体两种工作模式。基于单智能体,文献[22,50]结合提示工程将用户需求解构为多个子需求,实现 GIS 工具的自主选择,服务于复杂时空分析流程建模和代码生成等任务。文献[37]引入洪涝知识图谱检索工具,完成指定地区的洪涝灾害分析。基于“坤元”大模型开发的科研助手智能体^[51],可以通过概念理解、数据获取、信息分析、制图综合等流程,自主生成专业地理图表。文献[52—53]则基于微调后的 LLM 构建智能体,完成路径规划、空间导航等任务。文献[54—55]引入多智能体工作模式,将时空推理、分析建模等任务分解为子任务,由不同智能体通过竞争、合作和调度等方式协作完成。

值得注意的是,智能体实际上是提示工程、检索增强生成、模型微调 3 种应用模式的综合运用。它通过提示工程优化指令与交互过程,结合检索增强生成提升上下文的准确性和丰富性。开发者可自由选择通用 LLM 或已注入领域知识的微调模型作为智能体的驱动模型,提高在特定任务上的性能。

总体而言,提示工程、检索增强生成通过特定

数据结构与检索策略为模型“附加”知识,而不改变模型结构;模型微调将专业知识直接“注入”模型;智能体则设计工具与记忆机制,优化模型的感知、规划和执行能力。研究者应根据自身需求,灵活选择合适的应用模式。

2.2 数据基础

各种应用模式都需要高质量数据作为知识的载体。在 GIS 分析领域,知识广泛分布在学术论文、新闻报道、百科内容、建模代码、街景图像和遥感影像等多种媒介中。如何挖掘、提取并结构化这些知识,有效构建领域数据集,是当前研究的热点。

2.2.1 制作方法

当前数据集的主流制作方法包括(图4):开源获取、专家经验标注、基于规则生成及大语言模型合成。

(1) 开源获取。开源获取通过网站、论坛和数据服务 API 获取相关数据。文献[39—40,43]从维基百科、学术文献和新闻网站中收集文本数据,支持知识问答、知识检索和推理任务。文献[30,56—58]通过在线地理信息服务网站获取数据,支持地名识别、地理实体分类和知识图谱构建等应用。文献[28,59—62]专注于收集开源交通数据,支持路径规划、交通预测和用户移动模式分析。文献[63—64]则通过 API 获取 Twitter 等社交媒体数

据,应用于事件检测和情感分析等任务。开源获取的数据集通常未经结构化整理和标注,主要用于知

识语料库制作和无监督预训练。



图4 GIS分析数据集制作方法

Fig.4 Construction method of GIS analysis datasets

(2) 专家经验标注。专家经验标注是专家利用掌握的知识对已有数据进行结构化整理和标注。文献[32, 65—70]对街景等影像数据进行语义注释,构建结构化数据对,以支持视觉语言模型的微调 and 评估。文献[71—72]对路径规划和城市规划数据中的关键地标、驻留时间等信息进行标注,应用于自主导航和交通领域任务。文献[22, 39, 73]则通过梳理核心地学问答及知识概念,形成分类知识问答指令数据集及评估题目。由于标注成本较高,专家经验标注的数据集通常规模较小,但准确性高,主要用于微调指令集和评估数据集的制作。

(3) 规则匹配。规则匹配通过规则驱动的数据遍历方法生成结构化指令或评估题目。常见方法包括基于规则的切片、掩膜和格式转换。切片方法通过提取文本中的关键信息构建结构化指令,文献[44, 74]收集海洋和气象领域的文本数据,构建问答对。掩膜方法通过遮盖文本的部分内容生成标准答案或指令输出,适用于预测和推理任务,文献[36, 45]通过遮盖代码的关键部分,构建地学代码生成、补全等能力的评估题库。格式转换将一种形式的数据转换为另一种形式,文献[75]将多种开源轨迹数据转化为特定格式便于后续处理。规则匹配可以高效提取文本的显性信息,有效弥补了专家标注数据在效率方面的不足。

(4) 大语言模型合成。大语言模型合成是利用已有的高质量真实数据作为“种子数据”生成同类型数据或合成更复杂的数据。文献[43—44, 76—

77]基于百科知识和学术论文,利用 LLM 生成了多样化、覆盖范围广的评估测试数据。文献[69, 78—80]基于影像数据生成文本描述,提升图像的语义理解深度。大语言模型合成方法可有效挖掘隐含知识,提升数据集的广度与深度,已成为扩充指令微调数据的常用手段,但仍需结合专家经验进行严格审查,以确保数据质量和可靠性。

2.2.2 数据集种类

不同类型的数据集通常与特定的应用模式相对应。提示工程和检索增强生成主要利用知识语料库为模型附加外部知识;模型微调主要使用无标签的预训练数据集和带标签的指令微调数据集为模型直接注入专业知识;智能体主要利用内部或外部工具集,增强模型在信息感知、规划和执行方面的能力。评估数据集常用于测试 LLM 在特定 GIS 分析任务中的性能表现。部分典型的数据集见表 3。

GeoLLM^[26]知识语料库涵盖 OpenStreetMap 数据和人口统计及经济指标数据,通过整合反向地理编码地址和附近地点信息为模型提供详细的地理空间上下文,用于增强 LLM 在地理推理和预测任务中的表现。无标签预训练集 GeoCorpus^[43]基于地球科学领域的研究论文构建,用于提升 GeoGalactica 模型在地学术语理解、专业知识生成和复杂地学任务推理中的能力。指令微调数据集 ClimateIQA^[74]涵盖验证、枚举、地理索引和图像描述等任务的问答指令,用于提升模型在极端天气事

件检测和热图解读方面的表现。评估集 GeoCode-Bench^[77] 基于真实地理空间代码、平台文档和功能说明构建,包括选择题、填空题、判断题和主观编程题,用于评估模型在 GIS 任务中的代码生成、补全和纠错能力。ShapefileGPT^[54] 工具集是一套 Shapefile 处理函数库,涵盖表格和向量数据操作工具,用于支持 LLM 更准确地完成 Shapefile 相关任务。

表 3 部分 GIS 分析大语言模型使用的典型数据集
Tab.3 Typical datasets used in large language models for GIS analysis

用途	名称	时间	应用场景	获取方式	描述
知识库	GeoLLM ^[26]	2024-02	时空推理	开源获取	基于 OpenStreetMap 数据,生成地理坐标与社会经济信息映射提示的地理空间知识,应用于人口密度和经济状况等 GIS 分析任务
	GeoQAMap ^[34]	2023-09	知识问答	开源获取	基于 Wikidata 知识库中的地理实体及其相关信息,增强地理问题的自动解答和地图可视化的能力
	Geo-FuB ^[36]	2024-10	分析建模	规则匹配	基于 154 075 条 Google Earth Engine 脚本,通过抽象语法树和 Apriori 算法提取函数算子组合,并进行语义映射,构建操作-函数知识库
	文献 ^[37]	2023-06	知识问答	开源获取	包含 219 个实体和 236 种关系类型的洪水知识图谱,以及定义操作关系和输入输出数据结构的 GIS 知识图谱
预训练集	BB-GeoPT ^[40]	2024-06	分析建模	开源获取	包含 2499 篇 GIS 论文和 24 408 条 Wikipedia 页面,涵盖 GIS 领域的理论和操作内容
	GeoCode-PT ^[45]	2024-10	分析建模	开源获取	包含 275 374 段代码、10 190 个操作符、853 个数据集知识条目,涉及多语言地理代码示例和操作说明,用于提升地理空间代码生成能力
	GeoCorpus ^[43]	2024-01	知识问答	开源获取	包含 5 980 293 篇地球科学相关论文,旨在提高模型在地球科学任务中的理解和生成能力
	TransGPT-PT ^[54]	2024-02	时空推理	开源获取	包含 9760 万词元和超过 3000 张图像的交通领域文献和报告,用于提升模型在交通分析与问答任务中的专业能力
指令微调数据集	GeoCode-SFT ^[45]	2024-10	分析建模	大语言模型合成	使用结构化遍历算法和 Self-instruct 框架,生成 502 047 条指令数据,涵盖运算符、数据集、平台语言理解和代码总结,用于增强模型的地理空间代码生成能力
	ClimateIQA ^[74]	2024-06	知识问答	规则匹配	包含 8760 张气象热图和 254 040 个问答对,旨在训练视觉-语言模型识别极端天气事件,并准确解释气象热图
	MMRS-1M ^[68]	2024-01	时空推理	专家经验标注	整合了 34 个现有遥感数据集及百万级图文数据对,旨在提升模型在遥感任务上的通用性与推理能力
	CityInstruction ^[81]	2024-06	时空推理	开源获取	包含 34 万条通用指令数据和 25 万条城市领域数据,涵盖实体认知、空间探索、空间推理,旨在提升大语言模型的城市空间认知与任务解决能力
评估集	OceanBench ^[44]	2024-10	知识问答	规则匹配	包含 15 个海洋相关任务,涵盖问答、分类、生成和推理等多种任务类型,旨在评估大语言模型在海洋科学任务上的执行能力
	PPNL ^[71]	2024-10	时空推理	规则匹配	包含 64 080 个单目标和 123 600 个多目标路径规划任务实例,旨在评估大语言模型的时空推理与规划能力
	GeoCode-Bench ^[77]	2024-10	分析建模	大语言模型合成	包含 5000 道选择题、1500 道填空题、1500 道判断题及 1000 道主观编程任务,旨在评估大语言模型生成地理空间代码的能力
	VRSBench ^[78]	2024-06	时空推理	专家经验标注	包含 29 614 张遥感影像、52 472 个目标描述句、123 221 个问答对和详细图像描述,旨在评估和提升视觉-语言模型在遥感影像理解任务上的性能
工具集	LLM-Find ^[30]	2024-08	知识抽取	专家经验标注	支持 6 种数据源,提供元数据及技术支持,旨在通过自然语言指令实现地理数据的自动检索、下载和分析
	ShapefileGPT ^[54]	2024-10	分析建模	专家经验标注	专门用于 Shapefile 处理的 27 个功能库,涵盖几何操作、空间查询和拓扑分析等任务
	POIGPT ^[82]	2024-06	知识抽取	开源获取	通过集成命名实体识别模块与 Google Map API 调用工具,识别并定位社交媒体文本中的兴趣点
	MapGPT ^[83]	2024-10	分析建模	开源获取	包含 68 种专业制图工具,支持通过自然语言交互生成和优化地图

2.3 模型评价

模型评价可分为基于规则评价、基于专家经验评价和基于大语言模型评价 3 类方法,既包括对现有 LLM 的 GIS 能力边界探索^[84-85],也包括对改进后的模型预期效果的评价^[46,68]。

2.3.1 基于规则评价

基于规则评价适用于具有客观真值的场景,通过预先设定的规则对指标进行定量计算。在知识问答场景中,文献^[86—87]以选择题或判断题的正确率为指标,评价 LLM 的 GIS 知识掌握程度;在知

识抽取场景中,文献[33,36,88]通过语义相似度、精确度、召回率等指标衡量抽取结果的准确性;在轨迹预测等时空推理场景中,文献[48,89—90]使用均方根误差、平均相对误差等指标评价模型预测结果与实际值的差异。基于规则评价的方法能以较低成本获得相对客观的定量结果,但难以适用于主观定性任务的评价。

2.3.2 基于专家经验评价

基于专家经验评价是指通过专家手动操作、主观感受、排序比较等方式,对主观定性任务进行赋分和文字描述。在分析建模任务中,文献[30,83]针对具体案例,通过专家手动操作后反馈建模结果可执行性的方式评价模型表现;文献[45]通过专家主观感受赋分、排序比较的方式评价模型生成的地理空间代码的可读性。在知识问答任务中,文献[32,39,91]等通过专家主观赋分的方式评价回答的全面性和准确性。基于专家经验评价的方法适用于主观任务的灵活评价,但不可避免地存在个人主观偏见、人力成本高和效率较低等问题。

2.3.3 基于大语言模型评价

基于大语言模型评价的方法让 LLM 扮演“考官”,通过赋分与文字描述等方式替代人类专家对结果进行定性或定量评价^[44,92],评价结果还可用于模型的自我反馈,指导结果优化。文献[75]通过 GPT-4 模型赋分的方式定量评价模型在实体关系提取中的准确性和置信度。文献[55]利用 GPT-3.5 模型生成的主观描述,对城市规划智能体提出的方案进行定性评价,该描述不仅用于方案优劣的评估,还可进一步指导方案的优化与改进。基于大语言模型的评价方法具有可扩展性,能节约人力成本并减少偏见,但其概率生成特性可能导致多次生成结果不一致,从而影响评估的稳定性和可靠性。

3 LLM4GIS 的任务场景

针对传统模型驱动或数据驱动的 GIS 分析方法的局限,LLM4GIS 这一新兴技术体系已在知识问答、知识抽取、时空推理和分析建模 4 类任务场景中取得显著成效。

3.1 知识问答

传统的 GIS 知识问答任务以规则驱动方法为主,依托知识库从预存内容中检索并生成答案,但是难以回答超出知识库覆盖范围的问题。在 LLM4GIS 技术体系下,LLM 具备在知识库未明确

涵盖内容情形下进行推演和生成的能力,能够进行多轮、连贯且与上下文高度相关的智能知识问答。如,“坤元”大模型^[51]具备“懂地理”“精配图”“知人心”“智生图”的特点,可实现地理专业问题解答;OceanGPT^[44]主要服务于海洋科学问答任务。此外,基于 LLM 的知识问答还广泛应用于气候^[32]、交通^[61,93]、自然灾害^[37,94]等领域。LLM 在知识问答领域的应用不仅能够提高信息获取的效率,也为下游应用提供了有效的知识获取接口。

3.2 知识抽取

知识抽取任务根据用户需求,从文本中高效提取时空信息^[95]。传统知识抽取方法通常需针对具体任务定制数据集并训练抽取模型,难以灵活应对多样化场景。相比之下,基于 LLM 的 GIS 分析知识抽取能够在零样本或少样本条件下实现泛化,适配不同任务场景。POI GPT^[82]能够直接从社交媒体文本中提取 POI 的位置、地址、类别及坐标等关键信息;文献[89]能够从海量非结构化文本中识别城市地面塌陷事件;文献[96]能够自动抽取异构地学代码中的时空信息。

3.3 时空推理

时空推理任务是通过感知和理解时空数据中的模式与关系,并据此做出预测和决策。相比传统深度学习,基于 LLM 的时空推理模型能够在零样本或少样本情境下高效完成任务,展现出更强的泛化性与灵活性。UrbanGPT^[48]能够在零样本场景下捕捉复杂的时空关系,并应用于交通流量、人口迁移和犯罪率预测等任务;CoPB^[47]通过学习用户少量的历史轨迹行为,可推理并预测未来的移动行为意图;LC-LLM^[97]通过少量样本的监督微调,实现了自动驾驶场景下车道变换意图和轨迹的精准预测。此外,现有研究还探讨了 LLM4GIS 技术体系下的出行活动规划^[98]、轨迹预测^[99]、自主导航^[100-101]和空间位置推测^[57]等时空推理任务。

3.4 分析建模

分析建模任务是指根据特定需求设计并构建 GIS 分析模型^[38]。传统 GIS 分析建模依赖专家经验进行需求理解,并通过手动或半自动方式完成模型的设计与构建,技术门槛较高。相比之下,基于 LLM 的分析建模可在需求分析、模型设计和构建等各阶段实现自动化,不仅降低了跨学科应用的技术门槛,还显著提升了建模效率。

GeoCode-GPT^[45]是首个专为地理空间代码生成设计的大语言模型,灵活适配 Google Earth

Engine、PIE Engine 和 ArcGIS 等多地学平台,支持多种编程语言,允许用户在零样本和零编程基础上,通过自然语言描述指令,满足地理空间代码生成、知识获取、代码补全等多种 GIS 分析建模需求,降低了 GIS 分析的技术门槛。GeoGPT^[23]能够自动规划并调用 ArcGIS 和 QGIS 等 GIS 工具完成数据处理和建模工作,支持地理空间决策和工作流程构建。ShapefileGPT^[54]通过多智能体架构自动化处理 Shapefile 矢量数据,降低了对 GIS 专业知识的依赖。

4 局限与展望

LLM4GIS 技术体系仍处于 AI4Science 研究在 GIS 分析领域的早期探索阶段。未来,LLM4GIS 需在多模态时空数据协同解析、泛化能力与垂直深度平衡、可解释性与可信度提升、具身智能与端侧智能转型以及 GIS 分析智能化与普适化等方面取得突破,进一步强化 GIS 对 LLM 在领域知识体系构建、任务能力拓展以及推理决策优化中的支撑作用(GIS4LLM),从而实现 LLM4GIS 与 GIS4LLM 的双向赋能。

(1) 多模态时空数据协同解析。LLM4GIS 的发展应以构建多模态数据深度融合的智能分析体系为核心,突破当前技术在数据协同与逻辑推理上的瓶颈。未来目标不仅在于实现文本模态与矢量、栅格、轨迹、街景影像和地图等多模态数据的无缝对齐^[102],还需构建统一的跨模态语义空间与动态推理机制,支持复杂地理现象的多尺度认知与全局逻辑推演。同时,LLM4GIS 需进一步构建适应动态时空环境的全局智能框架。如,在全球气候变化或极端灾害应对中,模型需整合全球多源异构数据,动态生成跨模态知识图谱,并进行深层次逻辑推演,以提供精准的预测与决策支持^[32]。这一目标的实现不仅依赖多模态表征与推理技术的突破,更需建立全新的理论体系,推动 GIS 分析从静态的描述性研究向动态的预测性与决策性分析转型,从而深度赋能科学探索与社会治理。

(2) 泛化能力与垂直深度平衡。LLM 的发展存在泛化能力与垂直深度之间的内在张力。泛化能力的过度扩展虽可提升模型通用性,但往往以牺牲特定领域任务的适配性为代价;而过度追求垂直深度则可能限制模型的跨领域迁移能力,削弱其在复杂应用场景中的广泛适用性。如何在两者之间实现动态平衡,成为 GIS4LLM 实现多领域适配与

任务专精双重目标的重要问题^[14,103]。未来研究应引入领域先验知识动态调整模型的适配机制,构建兼具广度与深度的设计框架,实现“广度覆盖”与“深度优化”的有机统一。为此,应探索基于多层次知识表示与任务自适应机制的模型架构,通过多模态协同和分层优化策略,使模型在复杂场景中灵活调整广度与深度的侧重点,从而在多领域泛化与垂直任务专精之间找到最优解。

(3) 可解释性与可信度提升。LLM 的“黑箱”特性带来的可解释性不足问题和幻觉现象(即生成与实际情况不符的信息)长期以来限制了其广泛应用。在 GIS 分析中,这些问题尤为突出。LLM 在缺乏 GIS 领域专业知识的情况下,其幻觉可能导致错误的空间认知,进而影响时空推理与预测等关键任务上的准确性与科学性^[58,104]。如,错误的地理实体识别或不合理的空间关联推理可能导致重大决策失误。此外,LLM 多次输出结果的不一致也进一步削弱了其可信度,降低了模型的实际应用价值^[77,105]。未来的研究应聚焦于构建更加透明、更加稳定、更加可靠的 GIS4LLM 体系,通过引入领域知识约束与决策路径可视化技术,提升模型推理过程的可解释性,为 GIS 分析中的关键任务提供可信且可验证的智能支持。

(4) 具身智能与端侧智能转型。未来 GIS 分析的重点发展方向之一是突破具身智能(embodied intelligence)与端侧智能(edge intelligence)的技术瓶颈^[44,97],通过将 LLM 嵌入数据采集设备,在终端实现数据处理与决策支持,从而提升实时响应能力。如,在基于无人机平台的灾害监测与应急响应任务中,传统模式难以同时满足实时自动化分析与综合决策支持需求,而搭载轻量化 LLM 的无人机可以实时评估灾害损毁程度,并生成动态救援决策建议^[94]。然而,当前的 LLM 体量庞大、计算需求高,仍难以满足端侧智能的实现需求^[32,43]。未来,GIS4LLM 应重点聚焦于开发轻量化但功能等效的模型架构,通过知识蒸馏、模型剪枝等技术优化模型性能与规模,构建低功耗、高效能的终端智能体系,推动 GIS 分析从集中式走向分布式与实时化的智能新时代。

(5) GIS 分析智能化与普适化。在跨领域研究日益深化的背景下,GIS 分析技术已不再局限于地理信息科学本身的应用,而是成为解决气候变化、社会治理、生态保护等复杂问题的核心工具。因此,GIS4LLM 的未来发展不仅在于技术突破,还应立足于降低技术门槛,构建跨学科协作的智能化分

析体系,形成一个开放、共享的智能分析平台^[45,51,53],从而赋能更多学科实现跨领域融合,最终构建出智能化、普适化的地理信息科学新体系。

5 结 论

本文沿着 GIS 分析的演进脉络与技术发展历程,从应用模式、数据基础、模型评价等方面总结了 LLM4GIS 技术体系,并梳理了 LLM 在知识问答、知识抽取、时空推理和分析建模等 GIS 分析任务场景中的研究进展。总体而言,LLM 的引入推动了

GIS 分析从数据驱动向 AI 驱动转变,向全自动化与智能化方向发展,LLM4GIS 的技术体系初步成型。展望未来,LLM4GIS 需在多模态时空数据协同解析、泛化能力与垂直深度平衡、可解释性与可信度提升、具身智能与端侧智能转型以及 GIS 分析智能化与普适化等方面继续开展研究,推动 GIS 分析从辅助性工具升级为赋能型平台,全面实现 LLM4GIS 与 GIS4LLM 的双向赋能。GIS4LLM 的全面构建将进一步打破学科壁垒,推动 GIS 技术从专业化向普适化全面转型,最终形成一个真正意义上的智能化、普适化地理信息科学生态。

参考文献

- [1] 吴信才. 地理信息系统的基本技术与发展动态[J]. 地球科学, 1998, 23(4): 329-333.
WU Xincan. Basic technology and development of geographic information system[J]. Earth Science, 1998, 23(4): 329-333.
- [2] 李德仁. 论 21 世纪遥感与 GIS 的发展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2003, 28(2): 127-131.
LI Deren. Towards the development of remote sensing and GIS in the 21st century[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2003, 28(2): 127-131.
- [3] 闰国年, 袁林旺, 陈旻, 等. 地理信息学科发展的思考[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(4): 767-778.
LÜ Guonian, YUAN Linwang, CHEN Min, et al. Reflections on the development of the geographic information discipline[J]. Journal of Geo-Information Science, 2024, 26(4): 767-778.
- [4] 苏世亮, 王卓伦, 何深静, 等. 社会地理计算的理论逻辑与研究范式及展望[J]. 地理学报, 2024, 79(1): 187-205.
SU Shiliang, WANG Zhuolun, HE Shenjing, et al. Rethinking the theoretical genesis, research paradigm and research agenda of Geo-computational Social Sciences[J]. Acta Geographica Sinica, 2024, 79(1): 187-205.
- [5] 杜清运, 王涛, 任福. 试论地理信息科学的基础学科范式[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(12): 2003-2006, 2037.
DU Qingyun, WANG Tao, REN Fu. On the basic discipline paradigm of geographic information science[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(12): 2003-2006, 2037.
- [6] 华一新, 赵鑫科, 张江水. 地理信息系统研究新范式[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(1): 15-24.
HUA Yixin, ZHAO Xinke, ZHANG Jiangshui. New paradigm of geographic information systems research[J]. Journal of Geo-Information Science, 2023, 25(1): 15-24.
- [7] 李新, 郑东海, 冯敏, 等. 信息地理学: 信息革命重塑地理学[J]. 中国科学: 地球科学, 2022, 52(2): 370-373.
LI Xin, ZHENG Donghai, FENG Min, et al. Information geography: the information revolution reshapes geography[J]. Science China Earth Sciences, 2022, 65(2): 379-382.
- [8] 傅伯杰. 地理学: 从知识、科学到决策[J]. 地理学报, 2017, 72(11): 1923-1932.
FU Bojie. Geography: from knowledge, science to decision making support[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(11): 1923-1932.
- [9] TEAM G, ANIL R, BORGEAUD S, et al. Gemini: a family of highly capable multimodal models[EB/OL]. [2023-11-01]. <https://arxiv.org/abs/2312.11805v4>.
- [10] TOUVRON H, LAVRIL T, IZACARD G, et al. LLaMA: open and efficient foundation language models[EB/OL]. [2023-03-01]. <https://arxiv.org/abs/2302.13971v1>.
- [11] BAI Jinze, BAI Shuai, CHU Yunfei, et al. Qwen technical report[EB/OL]. [2023-03-11]. <https://arxiv.org/abs/2309.16609v1>.
- [12] SUN Yu, WANG Shuohuan, LI Yukun, et al. ERNIE 2.0: a continual pre-training framework for language understanding[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(5): 8968-8975.
- [13] WANG Hanchen, FU Tianfan, DU Yuanqi, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence[J]. Nature, 2023, 620(7972): 47-60.
- [14] 李宇航, 徐志伟, 刘燕华, 等. 人工智能时代的地理科学前沿问题探析[J]. 地理学报, 2024, 79(10): 2409-2424.
LI Yuhang, XU Zhiwei, LIU Yanhua, et al. AI for geographical sciences: the frontiers[J]. Acta Geographica Sinica, 2024, 79(10): 2409-2424.
- [15] LI Xin, GUO Yanlong. Paradigm shifts from data-intensive science to robot scientists[J]. Science Bulletin, 2025, 70(1): 14-18.
- [16] 王密, 程响, 潘俊, 等. 大模型赋能智能摄影测量: 现状、挑战与前景[J]. 测绘学报, 2024, 53(10): 1955-1966. DOI: 10.11947/j.AGCS.2024.20240068.

- WANG Mi, CHENG Xu, PAN Jun, et al. Large models enabling intelligent photogrammetry: status, challenges and prospects[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2024, 53(10): 1955-1966. DOI: 10.11947/j. AGCS.2024.20240068.
- [17] 燕琴,顾海燕,杨懿,等. 智能遥感大模型研究进展与发展方向[J]. *测绘学报*, 2024, 53(10): 1967-1980. DOI: 10.11947/j. AGCS.2024.20240053.
- YAN Qin, GU Haiyan, YANG Yi, et al. Research progress and trend of intelligent remote sensing large model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2024, 53(10): 1967-1980. DOI: 10.11947/j. AGCS. 2024.20240053.
- [18] 张良培, 张乐飞, 袁强强. 遥感大模型: 进展与前瞻[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(10): 1574-1581.
- ZHANG Liangpei, ZHANG Lefei, YUAN Qiangqiang. Large remote sensing model: progress and prospects[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1574-1581.
- [19] 杨必胜, 陈一平, 邹勤. 从大模型看测绘时空信息智能处理的机遇和挑战[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2023, 48(11): 1756-1768.
- YANG Bisheng, CHEN Yiping, ZOU Qin. Opportunities and challenges of spatiotemporal information intelligent processing of surveying and mapping in the era of large models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(11): 1756-1768.
- [20] CHEN Min, QIAN Zhen, BOERS N, et al. Collaboration between artificial intelligence and Earth science communities for mutual benefit[J]. *Nature Geoscience*, 2024, 17(10): 949-952.
- [21] ZHAO Tianjie, WANG Sheng, OUYANG Chaojun, et al. Artificial intelligence for geoscience: progress, challenges, and perspectives[J]. *The Innovation*, 2024, 5(5): 100691.
- [22] ZHOU Chunting, LIU Pengfei, XU Puxin, et al. LIMA: less is more for alignment[EB/OL]. [2023-10-10]. <https://arxiv.org/abs/2305.11206v1>.
- [23] ZHANG Yifan, WEI Cheng, HE Zhengting, et al. GeoGPT: an assistant for understanding and processing geospatial tasks[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 131: 103976.
- [24] ROBERTS J, LÜDDECKE T, DAS S, et al. GPT4GEO: how a language model sees the world's geography[EB/OL]. [2023-12-10]. <https://arxiv.org/abs/2306.00020v1>.
- [25] MAI Gengchen, CUNDY C, CHOI K, et al. Towards a foundation model for geospatial artificial intelligence[C]// *Proceedings of the 30th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. Seattle: ACM Press, 2022: 1-4.
- [26] MANVI R, KHANNA S, MAI Gengchen, et al. GeoLLM: extracting geospatial knowledge from large language models[EB/OL]. [2023-06-12]. <https://arxiv.org/abs/2310.06213v2>.
- [27] ZHANG Zheng, AMIRI H, LIU Zhenke, et al. Large language models for spatial trajectory patterns mining[EB/OL]. [2023-06-10]. <https://arxiv.org/abs/2310.04942v1>.
- [28] BENEDUCE C, LEPRI B, LUCA M. Large language models are zero-shot next location predictors[EB/OL]. [2024-10-10]. <https://arxiv.org/abs/2405.20962v3>.
- [29] FENG Shanshan, LYU Haoming, LI Fan, et al. Where to move next: zero-shot generalization of LLMs for next POI recommendation[C]// *Proceedings of 2024 IEEE Conference on Artificial Intelligence*. Singapore: IEEE, 2024: 1530-1535.
- [30] NING Huan, LI Zhenlong, AKINBOYEWA T, et al. An autonomous GIS agent framework for geospatial data retrieval[EB/OL]. [2024-12-10]. <https://arxiv.org/abs/2407.21024v2>.
- [31] GAO Yunfan, XIONG Yun, GAO Xinyu, et al. Retrieval-augmented generation for large language models: a survey[EB/OL]. [2023-11-11]. <https://arxiv.org/abs/2312.10997v5>.
- [32] THULKE D, GAO Yingbo, PELSER P, et al. ClimateGPT: towards AI synthesizing interdisciplinary research on climate change[EB/OL]. [2024-02-10]. <https://arxiv.org/abs/2401.09646v1>.
- [33] XIA Yongqi, HUANG Yi, QIU Qianqian, et al. A question and answering service of typhoon disasters based on the T5 large language model[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2024, 13(5): 165.
- [34] FENG Yu, DING Linfang, XIAO Guohui. GeoQAMap-geographic question answering with maps leveraging llm and open knowledge base[C]// *Proceedings of the 12th International Conference on Geographic Information Science*. [S.l.]: IEEE, 2023: 1-7.
- [35] SHEKHAR S, PAPALEXAKIS V, GAO J, et al. Geospatial topological relation extraction from text with knowledge augmentation[C]// *Proceedings of 2024 SIAM International Conference on Data Mining*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2024.
- [36] HOU Shuyang, ZHAO Anqi, LIANG Jianyuan, et al. Geo-Fub: a method for constructing an operator-function knowledge base for geospatial code generation tasks using large language models[EB/OL]. [2024-10-30]. <https://www.ssrn.com/abstract=4951342>. DOI: 10.2139/ssrn.4951342.
- [37] ZHU Jun, DANG Pei, CAO Yungang, et al. A flood knowledge-constrained large language model interactable with GIS: enhancing public risk perception of floods[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2024, 38(4): 603-625.
- [38] 吴华意, 赵安琪, 梁健源, 等. 面向地学分析 AI 建模的地理信息服务层次网络模型[J]. *测绘学报*, 2024, 53(11): 2053-2063. DOI: 10.11947/j. AGCS.2024.20240109.
- WU Huayi, ZHAO Anqi, LIANG Jianyuan, et al. Five-layer hierarchical network (5-HiNet) of geospatial information service for AIGC of geographic analysis model[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2024, 53(11): 2053-2063. DOI: 10.11947/j. AGCS.2024.20240109.

- [39] DENG Cheng, ZHANG Tianhang, HE Zhongmou, et al. K2: a foundation language model for geoscience knowledge understanding and utilization[C]//Proceedings of the 17th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Merida: ACM Press, 2024: 161-170.
- [40] ZHANG Yifan, WANG Zhiyun, HE Zhengting, et al. BB-GeoGPT: a framework for learning a large language model for geographic information science[J]. Information Processing & Management, 2024, 61(5): 103808.
- [41] GLM T, ZENG Aohan. ChatGLM: a family of large language models from GLM-130B to GLM-4 all tools[EB/OL]. [2023-10-15]. <https://arxiv.org/abs/2406.12793v2>.
- [42] TAYLOR R, KARDAS M, CUCURULL G, et al. Galactica: a large language model for science[EB/OL]. [2023-11-05]. <https://arxiv.org/abs/2211.09085v1>.
- [43] LIN Zhouhan, DENG Cheng, ZHOU Le, et al. GeoGalactica: a scientific large language model in geoscience[EB/OL]. [2023-12-10]. <https://arxiv.org/abs/2401.00434v2>.
- [44] BI Zhen, ZHANG Ningyu, XUE Yida, et al. OceanGPT: a large language model for ocean science tasks[EB/OL]. [2023-10-11]. <https://arxiv.org/abs/2310.02031v8>.
- [45] HOU Shuyang, SHEN Zhangxiao, ZHAO Anqi, et al. GeoCode-GPT: a large language model for geospatial code generation[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 138: 104456.
- [46] MANSOURIAN A, OUCHEIKH R. ChatGeoAI: enabling geospatial analysis for public through natural language, with large language models[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2024, 13(10): 348.
- [47] SHAO Chenyang, XU Fengli, FAN Bingbing, et al. Chain-of-planned-behaviour workflow elicits few-shot mobility generation in LLMs[EB/OL]. [2024-11-01]. <https://arxiv.org/abs/2402.09836v2>.
- [48] LI Zhonghang, XIA Lianghao, TANG Jiabin, et al. UrbanGPT: spatio-temporal large language models[C]//Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Barcelona: ACM Press, 2024: 5351-5362.
- [49] WANG Lei, MA Chen, FENG Xueyang, et al. A survey on large language model based autonomous agents[J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 18(6): 186345.
- [50] LI Zhenlong, NING Huan. Autonomous GIS: the next-generation AI-powered GIS[J]. International Journal of Digital Earth, 2023, 16(2): 4668-4686.
- [51] 冯丽妃. 十问“坤元”大模型[N]. 中国科学报, 2024-09-20: 001.
FENG Lifei. Ten questions about sigma geography[N]. China Science Daily, 2024-09-20: 001.
- [52] SCHUMANN R, ZHU Wanrong, FENG Weixi, et al. VELMA: verbalization embodiment of LLM agents for vision and language navigation in street view[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024, 38(17): 18924-18933.
- [53] XU Fengli, ZHANG Jun, GAO Chen, et al. Urban generative intelligence (UGI): a foundational platform for agents in embodied city environment[EB/OL]. [2024-11-01]. <https://arxiv.org/abs/2312.11813v1>.
- [54] LIN Qingming, HU Rui, LI Huaxia, et al. ShapefileGPT: a multi-agent large language model framework for automated shapefile processing[EB/OL]. [2024-10-23]. <https://arxiv.org/abs/2410.12376v2>.
- [55] ZHOU Zhilun, LIN Yuming, JIN Depeng, et al. Large language model for participatory urban planning[EB/OL]. [2024-10-01]. <http://arxiv.org/abs/2402.17161>.
- [56] HU Xuke, KERSTEN J, KLAN F, et al. Toponym resolution leveraging lightweight and open-source large language models and geo-knowledge[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2024, 4: 1-28.
- [57] LIU Zilong, JANOWICZ K, CURRIER K, et al. Measuring geographic diversity of foundation models with a natural language-based geo-guessing experiment on GPT-4[J]. AGILE: GIScience Series, 2024, 5: 1-7.
- [58] YAN Yibo, LEE J. GeoReasoner: reasoning on geospatially grounded context for natural language understanding[EB/OL]. [2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2408.11366v1>.
- [59] LIANG Yuebing, LIU Yichao, WANG Xiaohan, et al. Exploring large language models for human mobility prediction under public events[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2024, 112: 102153.
- [60] XUE Hao, VOUTHAROJA B P, SALIM F D. Leveraging language foundation models for human mobility forecasting[C]//Proceedings of the 30th International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Seattle: ACM Press, 2022: 1-9.
- [61] ZHANG Siyao, FU Daocheng, LIANG Wenzhe, et al. TrafficGPT: viewing, processing and interacting with traffic foundation models[J]. Transport Policy, 2024, 150: 95-105.
- [62] LIU Lei, YU Shuo, WANG Runze, et al. How can large language models understand spatial-temporal data? [EB/OL]. [2024-10-01]. <https://arxiv.org/abs/2401.14192v2>.
- [63] WANG Jiawei, JIANG Renhe, YANG Chuang, et al. Large language models as urban residents: an LLM agent framework for personal mobility generation[EB/OL]. [2024-03-11]. <https://arxiv.org/abs/2402.14744v3>.
- [64] HU Yingjie, MAI Gengchen, CUNDY C, et al. Geo-knowledge-guided GPT models improve the extraction of location descriptions from disaster-related social media messages[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2023, 37(11): 2289-2318.
- [65] KUCKREJA K, DANISH M S, NASEER M, et al. GeoChat: grounded large vision-language model for remote sensing[C]//Proceedings of

- 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle:IEEE, 2024: 27831-27840.
- [66] GUO Haonan, SU Xin, WU Chen, et al. Remote sensing ChatGPT: solving remote sensing tasks with ChatGPT and visual models[C]// Proceedings of 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Athens:IEEE, 2024: 11474-11478.
- [67] ZHAN Yang, XIONG Zhitong, YUAN Yuan. SkyEyeGPT: unifying remote sensing vision-language tasks via instruction tuning with large language model[EB/OL]. [2024-02-11]. <https://arxiv.org/abs/2401.09712v1>.
- [68] ZHANG Wei, CAI Miaoxin, ZHANG Tong, et al. EarthGPT: a universal multimodal large language model for multisensor image comprehension in remote sensing domain[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5917820.
- [69] MUHTAR D, LI Zhenshi, GU Feng, et al. LHRs-bot: empowering remote sensing with VGI-enhanced large multimodal language model[EB/OL]. [2024-05-10]. <https://arxiv.org/abs/2402.02544v4>.
- [70] AKINBOYEWA T, NING Huan, LESSANI M N, et al. Automated floodwater depth estimation using large multimodal model for rapid flood mapping[J]. Computational Urban Science, 2024, 4(1): 12.
- [71] AGHZAL M, PLAKU E, YAO Ziyu. Can large language models be good path planners? A benchmark and investigation on spatial-temporal reasoning[EB/OL]. [2023-08-19]. <https://arxiv.org/abs/2310.03249v3>.
- [72] ZHU He, ZHANG Wenjia, HUANG Nuoxian, et al. PlanGPT: enhancing urban planning with tailored language model and efficient retrieval[EB/OL]. [2024-02-18]. <https://arxiv.org/abs/2402.19273v1>.
- [73] HOJATI M, FEICK R. Large language models: testing their capabilities to understand and explain spatial concepts [C]// Proceedings of the 12th International Conference on Geographic Information Science. [S.l.]: IEEE, 2024: 1-9.
- [74] CHEN Jian, ZHOU Peilin, HUA Yining, et al. Vision-language models meet meteorology: developing models for extreme weather events detection with heatmaps[EB/OL]. [2024-07-01]. <https://arxiv.org/abs/2406.09838v1>.
- [75] NING Yansong, LIU Hao. UrbanKGent: a unified large language model agent framework for urban knowledge graph construction[EB/OL]. [2024-06-05]. <https://arxiv.org/abs/2402.06861v2>.
- [76] WANG Yizhong, KORDI Y, MISHRA S, et al. Self-instruct: aligning language models with self-generated instructions[EB/OL]. [2023-11-11]. <https://arxiv.org/abs/2212.10560v2>.
- [77] HOU Shuyang, SHEN Zhangxiao, LIANG Jianyuan, et al. Can large language models generate geospatial code? [EB/OL]. [2024-09-11]. <https://arxiv.org/abs/2410.09738v2>.
- [78] LI Xiang, DING Jian, ELHOSEINY M. VRSBench: a versatile vision-language benchmark dataset for remote sensing image understanding[EB/OL]. [2024-11-01]. <https://arxiv.org/abs/2406.12384v2>.
- [79] YUAN Zhenghang, XIONG Zhitong, MOU Lichao, et al. ChatEarthNet: a global-scale image-text dataset empowering vision-language geo-foundation models[J]. Earth System Science Data, 2025, 17(3): 1245-1263.
- [80] SINGH S, FORE M, STAMOULIS D. GeoLLM-engine: a realistic environment for building geospatial copilots[C]// Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle:IEEE, 2024: 585-594.
- [81] FENG Jie, DU Yuwei, LIU Tianhui, et al. CityGPT: empowering urban spatial cognition of large language models[EB/OL]. [2024-10-20]. <https://arxiv.org/abs/2406.13948v1>.
- [82] KIM H, LEE S. POI GPT: extracting POI information from social media text data[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2024, XLVIII-4/W10-2024: 113-118.
- [83] ZHANG Yifan, HE Zhengting, LI Jingxuan, et al. MapGPT: an autonomous framework for mapping by integrating large language model and cartographic tools[J]. Cartography and Geographic Information Science, 2024, 51(6): 717-743.
- [84] LI Wenbin, YAO Di, ZHAO Ruibo, et al. STBench: assessing the ability of large language models in spatio-temporal analysis[EB/OL]. [2024-10-12]. <https://arxiv.org/abs/2406.19065v1>.
- [85] ROBERTS J, LÜDDECKE T, SHEIKH R, et al. Charting new territories: exploring the geographic and geospatial capabilities of multimodal LLMs[C]// Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Seattle:IEEE, 2024: 554-563.
- [86] MOONEY P. Towards understanding the geospatial skills of ChatGPT[C]// Proceedings of the 6th ACM SIGSPATIAL International Workshop on AI for Geographic Knowledge Discovery. New York: ACM Press, 2023: 85-94.
- [87] XU Liuchang, ZHAO Shuo, LIN Qingming, et al. Evaluating large language models on spatial tasks: a multi-task benchmarking study [EB/OL]. [2024-11-15]. <https://arxiv.org/abs/2408.14438v4>.
- [88] HOCHMAIR H H, JUHÁSZ L, KEMP T. Correctness comparison of ChatGPT-4, gemini, Claude-3, and copilot for spatial tasks[J]. Transactions in GIS, 2024, 28(7): 2219-2231.
- [89] HAO Yanan, QI Jin, MA Xiaowen, et al. An LLM-based inventory construction framework of urban ground collapse events with spatiotemporal locations[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2024, 13(4): 133.
- [90] HE Junlin, NIE Tong, MA Wei. Geolocation representation from large language models are generic enhancers for spatio-temporal learning [EB/OL]. [2024-10-05]. <https://arxiv.org/abs/2408.12116v2>.
- [91] GUPTA D V, ALI ISHAQUI A S, KADIYALA D K. Geode: a zero-shot geospatial question-answering agent with explicit reasoning and precise spatio-temporal retrieval[EB/OL]. [2024-07-07]. <https://arxiv.org/abs/2407.11014v1>.

- [92] LAWSON J R, TRUJILLO-FALCÓN J E, SCHULTZ D M, et al. Pixels and predictions: potential of GPT-4V in meteorological imagery analysis and forecast communication[EB/OL]. [2024-05-16]. <https://arxiv.org/abs/2404.15166v2>.
- [93] WANG Peng, WEI Xiang, HU Fangxu, et al. TransGPT: multi-modal generative pre-trained transformer for transportation[EB/OL]. [2024-07-01]. <https://arxiv.org/abs/2402.07233v1>.
- [94] GOECKS V G, WAYTOWICH N R. DisasterResponseGPT: large language models for accelerated plan of action development in disaster response scenarios[EB/OL]. [2023-11-11]. <https://arxiv.org/abs/2306.17271v1>.
- [95] NUNES R O, SPRITZER A S, BALREIRA D G. An evaluation of large language models for geological named entity recognition[EB/OL]. [2024-11-16]. https://www.researchgate.net/profile/Rafael-Nunes-35/publication/383822506_An_Evaluation_of_Large_Language_Models_for_Geological_Named_Entity_Recognition/links/66dcac42f84dd1716cd713c0/An-Evaluation-of-Large-Language-Models-for-Geological-Named-Entity-Recognition.pdf.
- [96] LIANG Jianyuan, ZHAO Anqi, HOU Shuyang, et al. A GPT-enhanced framework on knowledge extraction and reuse for geographic analysis models in Google Earth Engine[J]. International Journal of Digital Earth, 2024, 17(1):2398063.
- [97] PENG Mingxing, GUO Xusen, CHEN Xianda, et al. LC-LLM: explainable lane-change intention and trajectory predictions with large language models[EB/OL]. [2024-10-30]. <https://arxiv.org/abs/2403.18344v2>.
- [98] JIANG Yue, CHAO Qin, CHEN Yile, et al. UrbanLLM: autonomous urban activity planning and management with large language models[EB/OL]. [2024-10-30]. <https://arxiv.org/abs/2406.12360v1>.
- [99] WANG Xinglei, FANG Meng, ZENG Zichao, et al. Wherewould I go next? Large language models as human mobility predictors[EB/OL]. [2023-11-03]. <https://arxiv.org/abs/2308.15197v2>.
- [100] ZENG Qingbin, YANG Qinglong, DONG Shunan, et al. Perceive, reflect, and plan: designing LLM agent for goal-directed city navigation without instructions[EB/OL]. [2024-11-01]. <https://arxiv.org/abs/2408.04168v3>.
- [101] CHEN Jiaqi, LIN Bingqian, XU Ran, et al. MapGPT: map-guided prompting with adaptive path planning for vision-and-language navigation[C] // Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Bangkok: ACL, 2024: 9796-9810.
- [102] BALSEBRE P, HUANG Weiming, CONG Gao. LAMP: a language model on the map[EB/OL]. [2024-11-10]. <https://arxiv.org/abs/2403.09059v2>.
- [103] MAI Gengchen, HUANG Weiming, SUN Jin, et al. On the opportunities and challenges of foundation models for geospatial artificial intelligence[EB/OL]. [2023-11-16]. <https://arxiv.org/abs/2304.06798v1>.
- [104] YAMADA Y, BAO Yihan, LAMPINEN A K, et al. Evaluating spatial understanding of large language models[EB/OL]. [2023-11-11]. <https://arxiv.org/abs/2310.14540v3>.
- [105] GRAMACKI P, MARTINS B, SZYMAŃSKI P. Evaluation of code LLMs on geospatial code generation[EB/OL]. [2024-11-15]. <https://arxiv.org/abs/2410.04617v2>.

(责任编辑:陈品馨,张艳玲)

Large language model-driven GIS analysis: methods, applications, and prospects

WU Huayi^{1,2}, SHEN Zhangxiao¹, HOU Shuyang¹, LIANG Jianyuan¹, ZHAO Anqi¹, JIAO Haoyue³, GUI Zhipeng⁴, GUAN Xuefeng¹

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Survey, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China;

3. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

4. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: The rapid development of large language models (LLMs) provide a new approach for GIS analysis, leading to the large language model-driven GIS analysis technical architecture (LLM4GIS). Based on the latest research up to October 2024, this paper reviews the evolution of GIS analysis and summarizes the LLM4GIS technical architecture from 3 aspects: application modes, datasets and evaluation methods. It also summarizes the research progress of LLM in GIS analysis tasks such as knowledge question-answering, knowledge extraction, spatiotemporal reasoning, and analyzing and modeling. Finally, the paper prospects the future research directions of GIS4LLM in 5 aspects: collaborative understanding of multimodal spatio-temporal data, balancing generalization with depth, enhancing interpretability and credibility, transitioning to embodied intelligence and edge intelligence, and the development of intelligent and universal GIS analysis. This paper provides inspiration for achieving mutual empowerment between LLM4GIS and GIS4LLM.

Key words: large language model; GIS analysis; prompt engineering; retrieval-augmented generation; fine-tuning; agent; LLM4GIS; GIS4LLM

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China (Nos. 41930107; 41971349)

First author: WU Huayi (1966—), male, PhD, professor, majors in geographic information service, analysis, mining and large language models.

E-mail: wuhuayi@whu.edu.cn

Corresponding author: HOU Shuyang

E-mail: whuhsy@whu.edu.cn