引文格式：刘军,孙震笙,姜优美. 利用大语言模型的GIS空间数据智能分析系统设计与实现[J]. 地理空间信息, 2026, 24(1):57 -61. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.01.012

利用大语言模型的GIS空间数据智能分析系统设计与实现

刘　军[1]，孙震笙[1]，姜优美[2]
（1. 中国星网数字科技有限公司，河北 雄安 071800；2. 天津市跃峰建筑工程有限公司，天津 300000）

摘　要：地理信息系统（GIS）凭借其强大的空间数据查询与分析能力，在众多领域发挥着重要作用。传统GIS应用系统操作复杂，限制了其应用与推广。随着生成式大语言模型（LLM）的发展，其强大的逻辑推理能力，为解决GIS领域的复杂任务提供了新途径。基于LLM，构建了一套任务流程编排框架，在业务中自动生成并执行SQL语句，通过自然语言交互即可完成复杂的GIS操作。空间数据查询、统计和分析3类典型实例功能测试结果表明，该系统能高效完成空间数据相关的各类复杂任务，体现出较高的智能化水平。

关键词：GIS；LLM；智能体；任务流
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）01-0057-05

Design and Implementation of GIS Spatial Data Intelligent Analysis System Based on Large Language Model

LIU Jun[1], SUN Zhensheng[1], JIANG Youmei[2]
(1. China Satellite Network Digital Technology Co., Ltd., Xiong'an 071800, China;
2. Tianjin Yuefeng Construction Engineering Co., Ltd., Tianjin 300000, China)

Abstract: Geographical information systems (GIS) play important roles in many fields due to their powerful capabilities for spatial data querying and analysis. However, traditional GIS application systems are often encumbered by complex operations. With the development of generative large language model (LLM), their powerful logical reasoning capabilities have provided new approaches to solving complex tasks in the GIS field. Based on LLM, we constructed a task orchestration framework to automatically generate and execute SQL statements in database, thereby enabling the completion of complex GIS functions through natural language interaction. The functional test results of three typical examples of spatial data query, statistics and analysis show that this system can efficiently complete various complex tasks related to spatial data, which demonstrating a high level of intelligence.

Key words: GIS, LLM, intelligent agent, task flow

随着信息技术的飞速发展，地理信息系统（GIS）作为连接现实世界与数字世界的桥梁，在城市规划、环境保护、灾害预警等领域发挥着关键作用。然而，传统GIS系统往往需要复杂的操作流程和较高的编程技能，限制了其应用与发展。近年来生成式大语言模型（LLM）凭借其强大的自然语言理解和生成能力，在多个领域取得了显著成就[1-2]。随着模型参数和训练数据规模的增加，LLM不仅能理解人类自然语言中复杂的语义关系，而且具有较强的逻辑推理能力，特别是GPT-3[3]和GPT-4[4]等模型加速了智能体的发展。AutoGPT[5]、BabyAGI[6]和AgentGPT[7]等多个智能体框架已实现了复杂任务的决策和执行，为客户提供业务咨询和软件开发等服务。GIS领域不断利用人工智能（AI）进行地理空间研究与应用，形成了以智能分析、自动化处理和预测建模为核心的新领域——GeoAI。目前已有研究[8-11]尝试结合自然语言处理技术改善GIS用户体验，但大多数工作仍停留在初步探索阶段，缺乏成熟的工程化体系，无法支撑业务应用。因此，本文从软件工程化角度出发，基于React+FastAPI前后端分离架构，研发一个基于LLM的GIS空间数据智能分析系统，通过自然语言交互的方式完成空间数据查询与分析。

1　系统设计

1.1　系统架构

系统借助LLM构建多个智能体，并基于流程编排自动化执行复杂任务，实现GIS核心功能。系统整体架构包括数据层、引擎层和功能层，其中引擎层是系统的业务处理核心，基于阿里通义千问的Qwen-Plus大模型，通过提示词工程构建具有任务规划、工具执

第一作者简介：刘军（1987—），硕士，工程师，主要从事地理信息系统应用工作，E-mail：liujun198707@126.com。

行、记忆反馈的各类智能体，完成解析用户的自然语言指令，自动生成并执行SQL语句，最终输出分析结果。系统采用HTTP流式短连接请求和Web Socket长连接请求与前端进行交互，分别用于流式自然语言传输和空间数据结果推送。

1.2 数据库设计

系统选取PostgreSQL[12]作为关系型数据库存储矢量数据。通过Nginx将切片数据发布为静态地图资源，形成遵循OGC的瓦片地图服务，作为地图底图。为全面评估和验证系统的应用效果，本文构建了一套包含点、线、面的空间矢量数据集，旨在模拟真实世界中的GIS环境。点、线、面分别代表村庄、道路和公园，数据详细情况见表1。

表1 空间数据情况表

数据名称	数据类型	数据字段	要素数量	备注
village	点	name, population	12	村庄（名称、人口）
road_centerline	线	name, road_type	2 361	道路中心线（名称、道路等级）
park	面	name,type	25	公园（名称、类型）

1.3 功能设计

系统旨在通过自然语言交互的方式完成GIS领域中空间数据查询、统计和分析等核心功能，为用户提供一个高效、灵活、易于操作的通用功能平台。空间数据查询基于用户需求，抽取关键查询条件，过滤空间要素几何信息或属性信息。空间数据统计是将点、线、面数据按照空间位置或属性进行统计，帮助用户理解数据分布规律。空间数据分析将结合PostGIS空间分析函数执行相关操作，实现各类图层的叠加分析。

2 系统开发与实现

系统采用B/S开发模式和前后端分离架构，前端采用TypeScript开发语言，基于React框架进行页面构建和交互；后端采用Python开发语言，基于FastAPI框架完成引擎层核心功能接口的开发，实现仅通过自然语言交互即可完成复杂的GIS功能。系统主界面见图1。

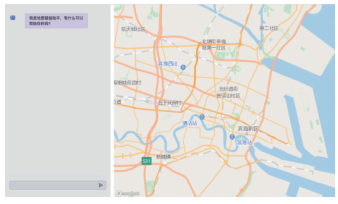


图1 系统主界面

审图号：GS(2023)1924

为有效完成复杂任务，系统自主研发一套任务流程编排框架，将智能体划分为角色和行动两类实体。角色是智能体的逻辑抽象，能记忆、思考并采取行动。行动是某一具体执行任务，如调用API获取数据、使用计算器进行数学计算、阅读本地文件等。根据特定业务需求，在智能体中预先内置多个相关行动，形成行动列表。角色可根据任务需求选取并执行相应的行动，从而实现灵活且有序的任务处理流程。prompt是指用户向LLM输入的自然语言文本，包括指令、问题或上下文信息。角色和行动通过prompt微调实现各自任务的精细化控制。

系统内部各智能体的行动执行流程相对固定，只需依次执行行动列表中的各项行动即可完成特定智能体的任务目标。每个智能体内部设有一个状态记录器，用于追踪当前需执行行动的序号，并根据该序号选取对应的行动进行执行。执行结果（临时记忆）将被保存并在下一次行动时使用，同时更新状态记录器中的行动序号。循环往复，直至行动列表中的行动全部执行完毕。最终结果（长期记忆）输出后供后续智能体使用。智能体通过主动思考，连接各行动节点，形成一个完整工作流，从而有效完成复杂任务，具有较高的灵活性和可扩展性。引擎层是系统的核心，包括用户问题判别、分析任务执行和结果总结输出3个部分，每个部分单独封装成智能体，形成串联结构依次执行（图2）。

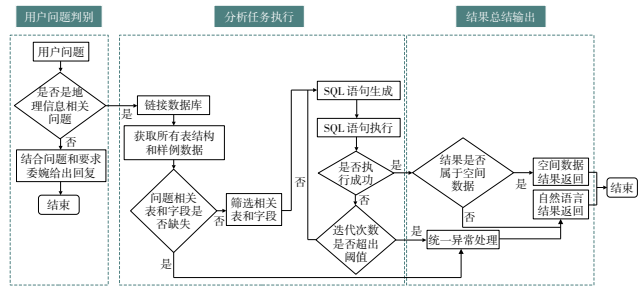


图2 业务流程图

2.1 用户问题判别

该智能体从输入的自然语言文本中抽取语义特征，捕捉用户的核心意图，判断用户提出的查询是否与地理信息查询分析相关。若用户的问题并不涉及地理信息查询分析或查询意图模糊不清，则放弃执行后面的业务逻辑，生成一段委婉且具有指导性的回复；若系统确定用户的问题指向地理信息查询分析，则将用户问题传递至后续的分析任务执行阶段，进行精准的地理信息查询分析。该智能体任务相对简单，仅包含一个语义判别行动模块，用于判别用户核心意图。

2.2　分析任务执行

该智能体任务复杂，需根据用户需求执行各类空间数据操作。系统将数据库链接、数据库表结构分析、SQL语句生成和SQL语句执行等封装为独立的行动，通过流程编排，将各行动自动串联起来，形成一个连贯的任务流程。

2.2.1　表结构分析器

与数据分析人员类似，该系统在生成SQL语句前需让LLM充分了解数据库中表结构信息。为确保LLM能准确理解数据结构，每个表和列均使用具有明确含义的英文进行命名，并将表名、表字段和表前 n 条样例数据一起通过prompt传输给LLM。借助强大的语义理解能力，LLM充分理解各表的内容，提取解决用户问题所需的相关表及其对应字段，为后续SQL语句准确生成奠定基础。提取的信息结构见表2。

表2　提取表结构信息示例

	表名	表字段
表1	Route	length、geom
表2	Village	population、geom
…	…	…
表 n	Region	geom

若系统检测到数据库中缺少必要的表或字段，则直接进入异常处理流程，并委婉地回复用户，这种机制不仅提升了该类查询的执行效率，还通过有效的错误处理和用户引导，增强了系统对数据缺失等异常情况的应对能力，体现了较强的鲁棒性。

2.2.2　SQL语句生成和执行

1）SQL语句生成。Text-to-SQL是一项将自然语言描述转换为SQL查询语句的技术[13]，近年来受到学术界和工业界的广泛关注，并催生了众多标注数据集。随着学者们的不断改进和适配，利用LLM直接将自然语言转化成SQL语句的技术已逐渐成熟。然而，由于当前模型针对空间数据处理和转换的相关SQL案例训练较少，缺乏足够的相关领域知识，导致生成的SQL查询或代码片段不准确甚至错误。因此，在prompt中需针对坐标转换、几何计算和数据格式转换等问题进行限制，用于增强LLM生成结果的准确性。

在实际测试中发现，直接利用经纬度坐标计算面积或长度等几何信息的SQL执行结果存在较大误差，通常需先将地理坐标转换为一个适合的投影坐标系，再进行几何数值计算。Few-Shot方法在prompt中加入少量案例供模型参考，可有效引导模型朝着特定任务的方向进行优化调整，从而生成期望的结果[14]。本系统在几何计算的条件限制中加入了相关的SQL查询语句案例，测试结果的准确性得到很大提升。此外，用户问题涉及的空间数据查询可能很复杂，通过LLM很难一步生成准确可执行的SQL语句。思维链作为一种改进的prompt技术，能将复杂问题分解为一系列的子问题并依次进行求解，以提升LLM在复杂推理任务上的表现[15]。系统在prompt中添加“step by step”指引，使LLM以思维链的方式拆解复杂问题并逐步求解，显著提高了生成SQL语句的准确性。prompt中各种占位符的表示含义见表3。

表3　prompt占位符信息

占位符标记	含义	用途
spatial_ref	地理坐标系	坐标转换
schema	表结构信息	参考生成行SQL语句
question	用户问题	根据问题生成SQL语句
sql_history	执行历史记录	当前SQL语句执行错误信息参考，重新生成SQL语句

2）SQL语句执行。即使对prompt进行精细化微调，LLM生成的SQL语句仍可能存在错误。系统设计了全面的异常处理和重试机制。SQL执行失败时，系统将记录详细的错误信息并形成记忆保存下来，存储在sql_history中，为后续SQL语句生成提供反馈优化。此外，系统创建了一个任务池管理执行任务，并设定最大执行次数，若在最大执行次数内仍未成功执行查询，系统将整合所有错误信息，生成详细的总结返回给用户，帮助用户了解问题并采取相应的解决措施。

2.3　结果总结输出

该智能体任务相对简单，只有一个空间数据判别行动模块，负责识别结果中是否包含符合GeoJSON标准的空间数据。若查询结果中包含空间数据，系统则通过Web Socket将空间数据推送给前端，同时通过HTTP流式传输告知用户数据已在地图上显示；若不包含空间数据，系统则将查询结果和用户提出的问题总结成一段详细的信息，通过HTTP流式传输告知用户。为全面评估系统的有效性，本文分别针对空间数据查询、统计和分析三大核心功能进行详细测试。

1）空间数据查询。

测试案例1：人口最多的村庄叫什么名字，人口是多少？生成SQL语句的流程为：①构建village（村庄表）；②人口降序排列；③构建ranked-villages（临时表）；④取第一条数据。该测试案例属于单图层的简单查询，由于不涉及空间数据，因此仅通过聊天窗口提供反馈。由SQL语句的生成流程可知，LLM将整个需求拆解为两个步骤：①根据人口将村庄表进行降

序排列，生成一个ranked_villages临时表；②人口最大的村庄是临时表的第一条数据，结果是刘家村，人口为5 699。尽管整体需求较简单，但LLM仍按照step by step的方式给出解决思路，将需求拆解出多个步骤，从而提高了整个任务的准确性。

测试案例2：查询两个最近的村庄距离是多少？生成SQL语句的流程为：①根据两个village（村庄表）的空间位置计算两两村庄之间的距离；②构建villages-pairs（临时表）；③距离升序排列；④构建villages-pairs（临时表）；⑤取第一条数据。该查询属于单一图层复杂查询，由于村庄之间的距离并不在村庄的属性表中，需根据村庄的空间位置，利用PostGIS提供的ST_Distance函数，计算两点之间的距离，得到各对村庄距离的临时表；再根据距离字段对临时表进行升序排列，第一条数据代表距离最近的村庄记录，结果为临港村和大曹庄村，距离为582.95 m（图3）。



图3 测试案例2执行结果

2）空间数据统计。

测试案例3：道路有几种类型，每种类型的道路长度是多少？生成SQL语句的流程为：①构建road-centerline（道路中线表）；②根据几何信息计算长度；③构建road-lengths（临时表）；④按照道路类型统计长度。该案例属于典型的空间统计任务，要求系统不仅能识别不同类型的道路，还能准确计算各类道路的总长度。首先系统在原表的基础上新建长度字段计算各要素长度，形成一张临时表；然后按照道路类型对要素长度进行分类统计，最终结果见图4。



	road_type character varying (20)	total_length double precision
1	主干道	2344454.32114122
2	次干道	1590282.12950725
3	支路	1321276.04211107
4	未知道路	456744.712177434
5	高速公路	353404.968397941

图4 测试案例3执行结果

3）空间数据分析。

测试案例4：公园覆盖的道路在哪里？生成SQL语句的流程为：①基于road-centerline（道路中线表）和park（公园表），根据相交拓扑关系过滤道路；②构建park-roads（临时表）；③GeoJSON转换。该任务涉及多表的联合空间查询，通过PostGIS的ST_Intersets函数将道路图层和公园图层进行关联并形成临时表park_roads，但该任务得到的结果是所有与公园相交的道路数据，并未将道路在公园外的空间数据截取掉。

测试案例5：公园覆盖的道路在哪里？相交的道路直接截断，只考虑内部的道路。生成SQL语句的流程为：①基于road-centerline（道路中线表）和park（公园表），根据相交拓扑关系过滤道路，并截断道路；②构建park-roads（临时表）；③GeoJSON转换。该案例对prompt进行了调整，强调将外部道路截取掉。对比图5a、5b可知，通过PostGIS的ST_Intersection函数，以公园为界限，将所有与公园相交的道路截断，只取公园内部的道路。



a 测试案例4 b 测试案例5

图5 测试案例4和案例5执行结果对比

审图号：GS(2023)1924

由上述测试结果可知，该系统在单表的复杂查询以及多表的联合查询分析方面均展现了较高的智能化水平，不仅能准确理解用户的自然语言指令，还能结合PostGIS中的各种空间数据处理函数，通过逐步推理生成正确的SQL语句并执行，充分证明了其在可控性和准确性方面的卓越表现。

3 结 论

本文阐述了基于LLM的GIS空间数据智能分析系统的实现过程。系统采用工程化的技术手段，通过自然语言交互的方式完成了对业务数据的各类空间操作，简化了传统GIS复杂的操作逻辑和系统界面，拓展了LLM在GIS领域的实际应用。本文基于点、线、面3类地理实体，通过空间数据查询、统计和分析等测试案例和异常处理案例，展示了系统的适用性和准确性，显示出较高的智能化水平，为未来的GIS技术发展提供了新的思路和方向。然而，该系统主要依赖于自然语言输入，地图信息识别和理解能力有限，未来可引入多模态LLM支持图形理解，实现丰富的地图交互功能。

参考文献

[1] Kaplan J,McCandlish S,Henighan T,et al. Scaling Laws for Neural Language Models[A]. arXiv,2020

[2] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need[A]. arXiv, 2017

[3] Brown T B, Mann B, Ryder N, et al. Language Models Are Few-shot Learners[A]. arXiv, 2020

[4] OpenAI, Achiam J, Adler S, et al. GPT-4 Technical Report[A]. arXiv, 2024

[5] Richards T B. Auto-GPT: An Autonomous GPT-experiment [EB/OL]. (2023-03-30) [2024-05-10]. https://github. com/DataBassGit/Auto-GPT

[6] Nakajima Y. BabyAGI: Task Planning as a Method for Developing Autonomous Agents[EB/OL]. (2023-08-23)[2024-05-10]. https://github. com/yoheinakajima/babyagi

[7] Reworkd N. AgentGPT: Autonomous I in Your Browser[EB/OL]. (2023-08-09)[2024-05-10]. https://github. com/reworkd/AgentGPT

[8] Zhang Y, He Z, Li J, 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

[9] Li Z, Ning H. Autonomous GIS: The Next-generation AI-powered GIS[EB/OL]. (2023-05-10) [2024-01-12]. https://arxiv.org/abs/2305.06453v4

[10] VoPham T, Hart J E, Laden F, et al. Emerging Trends in Geospatial Artificial Intelligence (geoAI): Potential Applications for Environmental Epidemiology[J]. Environmental Health, 2018, 17:40

[11] Zhao B. Humanistic GIS: Toward a Research Agenda[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2022, 112(6):1 576-1 592

[12] 雷凯. 基于WebGIS的综合管网信息管理系统设计与实现[D]. 淮南:安徽理工大学, 2024

[13] Zhong V, Xiong C, Socher R. Seq2SQL: Generating Structured Queries from Natural Language Using Reinforcement Learning[A]. arXiv, 2017

[14] Srivastava A, Rastogi A, Rao A, et al. Beyond the Imitation Game: Quantifying and Extrapolating the Capabilities of Language Models[A]. arXiv, 2023

[15] Wei J, Wang X, Schuurmans D, et al. Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models [EB/OL]. (2022-01-28)[2024-01-01]. https://arxiv. org/abs/2201. 11903v6

（上接第56页）

Study: Java Island, Indonesia) [J]. ISPRS International Journal of Geo-information, 2021, 10(4):259

[6] 赵珂, 李洁莲, 夏清清. 土地生态适宜性评价的机器学习方法:以山地传统聚落选址适宜性评价为例 [J]. 城市发展研究, 2021, 28(5):84-92

[7] Xing W, Zhou C, Li J, et al. Suitability Evaluation of Tea Cultivation Using Machine Learning Technique at Town and Village Scales[J]. Agronomy, 2022, 12(9):2 010

[8] 谭翠, 黄钦, 杨波, 等. RF算法在区域生态旅游适宜性评价中的应用研究[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(2):318-331

[9] 杨波, 黄钦, 郑群明, 等. 基于RF算法的张家界生态旅游适宜性评价研究[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2021, 44(4):17-25

[10] 黄钦, 谭翠, 杨波. 基于XGBoost算法的亚热带地区生态旅游适宜性评价方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(2):303-317

[11] Jordan M I, Mitchell T M. Machine Learning: Trends, Perspectives, and Prospects[J]. Science, 2015, 349(6 245): 255-260

[12] Zhang C, Ma Y. Ensemble Machine Learning: Methods and Applications[M]. Springer, 2012

[13] 康洋, 任洁, 全凯, 等. 基于改进AdaBoost的梯田提取方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(10):212-221

[14] Chen T, Guestrin C. Xgboost: A Scalable Tree Boosting System[C]// Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016

[15] Ke G, Meng Q, Finley T, et al. Lightgbm: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30:36-48

[16] Joachims T. Making Large-scale SVM Learning Practical[R]. Technical Report, 1998

[17] 王洪桥, 袁家冬, 孟祥君. 东北地区A级旅游景区空间分布特征及影响因素[J]. 地理科学, 2017, 37(6):895-903

[18] 吕建树, 刘洋, 张祖陆, 等. 鲁北滨海湿地生态旅游资源开发潜力评价及开发策略[J]. 资源科学, 2011, 33(9):1 788-1 798

[19] 李龙梅. 山西省旅游经济发展时空差异与影响因素研究 [D]. 西安:陕西师范大学, 2013

[20] Li X, Wu K, Hao S, et al. Mapping Cropland Suitability in China Using Optimized MaxEnt Model[J]. Field Crops Research, 2023(302):109 064

[21] Yang S, Wang H, Tong J, et al. Impacts of Environment and Human Activity on Grid-scale Land Cropping Suitability and Optimization of Planting Structure, Measured Based on the MaxEnt Model[J]. Science of the Total Environment, 2022(836):155 356

[22] Yu X, Tao X, Liao J, et al. Predicting Potential Cultivation Region and Paddy Area for Ratoon Rice Production in China Using Maxent Model[J]. Field Crops Research, 2022 (275):108 372