

# Geological Prospecting Knowledge Q&A and Recommendation System Based on Large Language Models

Meiqin Sun Wei Wang Yurong Hong Lina Xu Rui Wu

Wuhan Zhibo Chuangxiang Science and Technology Co., Ltd., Wuhan, Hubei, 430000, China

## Abstract

This paper employs cutting-edge artificial intelligence technology by constructing a geological and mineral domain knowledge base, which includes a knowledge graph database, a question template database, and a raw document database, to achieve semantic parsing and knowledge questioning for practical scenarios encountered in field geological surveys. The system utilizes large language models for template matching to identify entities and semantic relationship information in input questions and employs pre-trained large language models to generate answers that are professional, accurate, flexible, and diverse. Additionally, this paper aids in intelligent mineral prediction through steps such as intelligent data analysis, prioritization of working areas, and collection of mineral geological data, enhancing the scientific and accurate nature of geological prospecting. It provides practical assistance to geological and mineral survey personnel and promotes the development of the geological prospecting field towards intelligence and automation, aiming to improve the efficiency and accuracy of geological and mineral surveys.

## Keywords

Large models; geological prospecting; knowledge questioning

## 基于大语言模型的地质找矿知识问答和推荐系统

孙美琴 王卫 洪玉荣 许荔娜 吴瑞

武汉智博创享科技股份有限公司, 中国·湖北 武汉 430000

## 摘要

本文采用先进的人工智能技术,通过构建地质矿产领域知识库,包括知识图谱数据库、问题模板数据库和原始文档数据库,实现对野外地质调查中实际面对的应用场景的语义解析和知识问答。系统利用大语言模型进行模板匹配,识别输入问题的实体和语义关系信息,并采用预训练的大语言模型生成专业性、准确性、灵活性和多样性的答案。同时,本文通过智能数据分析、重点工作区圈定、矿产地质数据采集等步骤,辅助实现智能找矿预测,提高地质找矿的科学性和准确性,为地质矿产调查人员提供了实际服务帮助,推动了地质找矿领域向智能化、自动化的方向发展,旨在提高地质矿产调查的效率和准确性。

## 关键词

大模型; 地质找矿; 知识问答

## 1 引言

随着信息技术的飞速发展,第四范式的大数据时代,如何在各种海量的图片、视频、报告等多模态数据中精准、快速提取、组装成自己所需的知识,已成为亟需解决的关键技术挑战。目前,传统搜索引擎与数据库虽有所助益,却受限于关键词匹配的机械性,对于深度挖掘、复杂理解及语义解析的需求显得力不从心。既有的语义检索技术亦多停留于表面匹配,难以触及问题核心,实现真正意义上的智能问答与知识提炼,从而制约了知识获取与利用的效率。

如何从这海量以后的信息中解决检索的难题,自然语

言处理技术的不断发展为这一困境带来了全新的可能性。特别是大语言模型(LLM)<sup>[1-2]</sup>的飞速发展,以其卓越的语义理解能力,能够更加精准高效地解析人类复杂的语言询问,为智能问答与文本生成注入了强大的技术活力。然而,LLM在生成回答时,也偶现“幻觉”现象与细微误差,随着研究人员不断摸索,通过结合外部知识库,为增强模型答案输出的精准度与真实性,采用生成式大模型驱动的检索增强机制,确保回答的权威性与可靠性。

地质数据,不仅承载着大数据的共性特征——海量、多样、快速累积与高度价值,更蕴含了地质行业的特色<sup>[3]</sup>,如数据的多模态、多格式异构性,以及深刻的时空属性与复杂结构。本研究创新性地引入大语言模型,构建智能AI知识系统,该系统实现了两大核心功能:一是构建了一个广覆盖、深挖掘的地质知识库,全面汇聚地质矿产领域的专业知

**【作者简介】**孙美琴(1985-),女,中国山西沁源人,硕士,工程师,从事地理信息系统研究。

识，为地质工程师的决策提供坚实支撑；二是实现快速且精准的信息检索能力，即便面对复杂查询，也能迅速响应，确保地质工程师能够即时获取到准确的地质信息与行业标准。

## 2 关键技术简介、系统建设

### 2.1 关键技术简介

#### 2.1.1 大语言模型

大语言模型是一种基于深度学习的自然语言处理模型，能够理解和生成自然语言文本。通过对大量文本数据进行训练，理解语言的结构、语法和语义。这使得大语言模型能够进行多种语言任务，如文本生成、翻译、摘要、情感分析等，为用户进行智能问答、文本生成提供技术支撑。

#### 2.1.2 大模型微调

大模型微调 (Fine-tuning) 是基于已经预训练好的大型语言模型，采用特定的数据集开展进一步训练，使模型适应特定具体任务或领域。通用大模型涵盖了众多语言信息，且在通用领域能进行流畅对话。但是针对特定的行业，如地质专业领域的知识，如果大模型能够很好地回答用户地质行业问题的应用，就需要为这个通用大模型提供很多新的数据以供学习和理解。为了确定模型可以回答正确就需要对基础模型进行微调。



图1 大模型微调流程

#### 2.1.3 基于检索增强生成的问答推理

生成式语言模型需要依赖大量的参数及专业知识，对没有训练过的问题，大模型会给出虚构、编造的回答，为解决该问题，提升知识回答的可信度与准确度，提出了采用检索增强生成技术。通过采用文本嵌入模型和生成模型之间的协同，将 seq2seq 模型与带有外部知识库进行结合，将输入问题向量化，同时结合知识向量数据库及近似最近邻搜索算法进行检索，将检索结果与用户提问一同输入大模型，从而获得更准确的文本结果。

#### 2.1.4 提示工程

提示工程 (Prompt Engineering) 指的是通过结构化文本等方式来完善提示词，引导 LLM 输出我们期望的结果。通过提示词工程可以在不更新模型权重的情况下，让 LLM 完成不同类型的任务。其主要依赖于经验，而且提示词工程方法的效果在不同的模型中可能会有很大的差异，因此需要大量的实验和探索。

#### 2.1.5 指令微调

大语言模型拥有强大的语言处理能力，可以执行多种任务，但如果只是简单地输入指令，它们可能会给出混乱、无意义的回应，因此需要进行指令微调，通过训练让模型更

好地理解并执行用户的指令，提供连贯、有用的回应。

#### 2.1.6 语音交互与大语言模型的耦合

基于语音交互与大语言模型的耦合，用户与智能模型的交互将更加流畅。语音转文本 (STT)，也称为自动语音识别 (ASR)，是一种将口语转录为书面文本的人工智能技术。语音转文本是人工智能自然语言处理 (NLP) 分支的一部分。其目标是使机器能够理解人类语音并将其转录为书面格式。

### 2.2 系统建设过程

构建地质垂直领域的大语言模型需要经过几个关键步骤，从数据来源和构造到微调训练、提示词工程以及 RAG (Retrieval-Augmented Generation) 检索增强，这一流程相互关联，确保模型能够有效地处理和理解地质相关的信息。整体技术路线如下图。

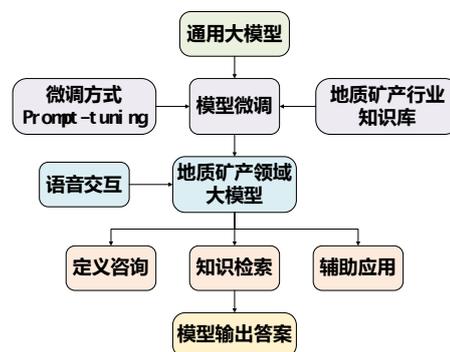


图2 基于大语言模型的地质找矿知识问答和推荐系统技术路线

#### 2.2.1 构建知识库

知识库数据是构建模型的基础。本次建立地质知识库，将地质知识数据利用大模型进行集成融合。

①官方数据集。通过收集一系列地质勘查及找矿预测领域的国家标准和行业规范以及地质书籍资料，包括但不限于地方地质志；地质档案、地质博物馆资料；地质勘查规范等，全面覆盖地质领域权威知识。

②问答数据集。深入地质专业论坛、问答平台等一线信息源，搜集并整理技术性问题、定义类问题的多样化问答数据，这些真实场景中的实践问题及其专业解答，为模型提供了丰富的实战训练素材，增强了其解决实际问题的能力。

#### 2.2.2 微调训练

在获得基本数据后，基于通用大语言模型，根据地质领域的数据进行微调。这一过程包括使用地质领域特定的术语和上下文对模型进行进一步训练，以提升其在找矿、地质分析、矿产资源等方面的理解能力。在微调阶段，使用有标签的数据进行监督学习，确立模型对特定问题的回答能力，同时强化它对领域内知识的掌握。

#### 2.2.3 提示词工程

通过设计有效的提示词，可以引导模型产生更符合地质领域需求的输出。本次使用描述性的问题、背景信息以及

明确的查询语句来引导模型聚焦于特定主题。通过反复实验与调整确定提示词的构造,以找到最佳组合,使得模型能准确理解用户意图并提供相关信息。

### 2.2.4 RAG 检索增强

RAG 结合了检索与生成的优点,允许模型在生成答案时参考外部知识库。当用户提出问题时,系统首先会通过信息检索算法在已构建的知识库中找到相关文档,获取信息的上下文,然后将这些文档通过文本生成模型进行处理,形成最终的答案。这不仅提升了答案的准确性和时效性,还增强了模型的记忆能力,使其能够处理用户提出的新问题。

### 2.2.5 模型评估

为确保地质找矿问答系统的性能,我们实施了多维度评估策略,包括生成质量评估、使用性能评估和安全合规评估。

①生成质量评估。生成质量评估的指标主要包括语义理解、输出表达和适应泛化,主要评估模型的在理解上下文和多次对话中对输入信息理解的准确性,评估模型对特殊中文情景的语义理解能力,评估模型对检测和过滤虚假或误导性信息的能力,评估模型进行推理时的逻辑性和准确性,评估模型对生成答案的相关性、可读性、多样性、创造性和时效性,模型的领域适应能力、多语言能力和多模态支持角色模拟。

②使用性能评估。使用性能包括使用便捷性、响应速度和鲁棒性等多方面的评估。使用便捷性主要评估模型使用是否简单直观,用户是否能够轻松地与其交互、并获取所需信息。响应速度评估模型主要是评估模型生成回应的速度,即从接收输入到生成输出所需的时间。鲁棒性评估模型主要是评估在面对异常或未知输入时的模型的稳定性和可靠性。

③安全合规评估。安全合规评估包括评估内容安全性、偏见和公平性、隐私保护及版权保护。内容安全性是指模型生成的回应应当遵循社会规范和法律法规,不能生成有害,或者具有攻击性、不恰当的内容。偏见和公平性是指模型在生成回应时应当避免出现不公平、偏见和歧视。隐私保护评估模型在指在处理用户数据时应当遵循隐私政策、保护用户隐私。版权保护评估是指模型应当尊重和遵守版权法,在一定范围内使用受版权保护的内容。

## 3 行业 / 典型工程应用效果情况

目前,该问答系统已成功应用于基于地质大数据的找矿项目,展现出其在海量地质文献、深度研究报告及专业知识库中的卓越信息萃取能力。它不仅能够迅速梳理并提炼出对用户找矿需求至关重要的知识点,还让用户得以轻松触及领域内最新的研究成果与技术突破,极大地缩短了信息获取的时间跨度。用户仅凭自然语言提问,系统便能智能解析问题的语境与核心诉求,迅速反馈出精确且相关的答案,这种无缝的交互体验对于地质学家、矿产勘探专家等群体而言是

提升工作效率、节约宝贵时间的强大助力。



图3 问答系统应用界面

## 4 总结与展望

本文创造性地提出了一种融合大模型与 RAG 技术的地质找矿知识问答与推荐系统,依托详尽的地质找矿知识库与先进的深度学习模型,实现对复杂地质问题的深度剖析与精准解答。未来,我们将不断优化系统性能,拓宽其应用范畴,致力于为地质找矿领域的信息检索与知识管理提供更高效、精准的解决方案。同时,运用最新的自然语言处理技术,使问答机器人能更精准地捕捉用户意图,处理复杂查询,并生成更加自然、流畅的回应。将大语言模型与数字孪生、机器学习及专家系统深度融合,构建功能全面的地质工作智能助手,基于实时数据与历史数据的综合分析,为地质工作者提供科学决策的依据与智能化支持,引领地质找矿行业迈向更加智能、高效的未来。

### 参考文献

[1] Brown T, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 1877-1901.  
 [2] 王耀祖,李擎,戴张杰等.大语言模型研究现状与趋势[J].工程科学学报,2024, 46(8): 1411-1425.  
 [3] 周琦,吴冲龙.基于大数据的智慧探矿模式实验研究与进展[J].地质学前沿,2024,31(6):350-367.