

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.112>



地质钻进故障特征知识图谱构建及智能诊断方法

杨豫龙^{1,2,3}, 曹卫华^{1,2,3*}, 黎育朋^{1,2,3}, 甘超^{1,2,3}

1. 中国地质大学(武汉)人工智能与自动化学院, 湖北武汉 430074
2. 复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室, 湖北武汉 430074
3. 地球探测智能化技术教育部工程研究中心, 湖北武汉 430074

摘要: 地质钻进工程难度大、风险高,设计可解释、可交互的钻进故障诊断系统,帮助司钻人员及时发现和排除井下故障,对保障钻进过程的安全和效率意义重大。围绕这一目标,提出一套针对地质钻进复杂知识和故障机理的结构化表征框架,收集整理钻进故障文献库,针对文献上下文关联强、专业名词形式复杂的特点设计长程依赖关系分析和复合结构实体识别算法,抽取文献中的知识,自动构建钻进故障特征知识图谱,实现知识驱动的钻进故障智能诊断。对 21 篇公开出版物进行知识抽取,构建了一个具备 3 121 个节点、1 301 则关系的钻进故障特征知识图谱,故障诊断系统在 5 项钻进故障知识查询任务上性能达到 ChatGPT-5.2 同等水平,在 2 项故障诊断任务上表现优于主流商业大语言模型。

关键词: 地质钻进;故障预警;知识图谱;大语言模型;智能体

中图分类号: P634

文章编号: 1000-2383(2026)08-3076-11

收稿日期: 2026-02-13

Fault Feature Knowledge Graph Construction for Geological Drilling and Its Application to Intelligent Diagnosis

Yang Yulong^{1,2,3}, Cao Weihua^{1,2,3*}, Li Yupeng^{1,2,3}, Gan Chao^{1,2,3}

1. School of Artificial Intelligence and Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China
2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan 430074, China
3. Engineering Research Center of Intelligent Technology for Geo-Exploration, Ministry of Education, Wuhan 430074, China

Abstract: Geological drilling involves high complexity and risk, making interpretable and interactive fault diagnosis systems essential for ensuring operational safety and efficiency. This paper proposes a structured representation framework for the complex knowledge and failure mechanisms of geological drilling to enable structured representation and storage of drilling knowledge. To construct a knowledge graph for the characteristics of geological drilling faults, long-range dependency analysis and composite-structure entity recognition are developed to automatically extract professional knowledge from drilling fault literature. Based on the constructed knowledge graph, a knowledge-driven drilling fault diagnosis system is further developed. Knowledge extraction from 21 publicly available publications results in a fault feature knowledge graph containing 3 121 nodes and 1 301 relations. Experimental results demonstrate that the proposed system achieves performance comparable to ChatGPT-5.2 on five drilling fault knowledge query tasks and outperforms mainstream commercial large language models on two fault diagnosis tasks.

Key words: Geological drilling; Fault early warning; Knowledge graph; Large language model; Agent.

基金项目: 国家自然科学基金项目(No. 62333019, 62503440). 湖北省自然科学基金项目(No. 2025AFB022). 湖北省中央引导地方科技发展专项(No. 2025CSA122).

作者简介: 杨豫龙(2000—),男,博士研究生,研究方向为地质勘探智能感知与决策系统. ORCID: 0009-0009-9025-8657. E-mail: yul@cug.edu.cn

* **通讯作者:** 曹卫华, ORCID: 0000-0002-9677-9586. E-mail: weihuacao@cug.edu.cn

引用格式: 杨豫龙, 曹卫华, 黎育朋, 甘超, 2026. 地质钻进故障特征知识图谱构建及智能诊断方法. 地球科学, 51(8): 3076—3086.

Citation: Yang Yulong, Cao Weihua, Li Yupeng, Gan Chao, 2026. Fault Feature Knowledge Graph Construction for Geological Drilling and Its Application to Intelligent Diagnosis. *Earth Science*, 51(8): 3076—3086.

0 引言

近年来,国际地缘政治冲突加剧,全球矿产资源供应链遭到冲击.自然资源部表示,“十五五”期间我国将继续开展新一轮找矿突破战略行动,完善战略性矿产资源勘查,保障我国矿产资源安全.地质钻进是开展矿产资源勘查的重要手段之一.然而,地质钻进过程面临复杂难测的地层岩性,以及高温、高压、高地应力的严苛环境(Lü *et al.*, 2020),易发钻具失效、井壁坍塌、井漏、井涌等故障(陆承达等, 2023).井下故障可能诱发安全事故,造成设备损坏、工程延误,导致经济损失.研究地质钻进故障诊断方法,及时识别故障并避免其进一步扩大,对于钻进过程的安全和效率至关重要.

数据驱动方法已被广泛应用于故障诊断领域,过程参数的变化与故障之间的因果关系往往能够揭示故障发生的机制(Hu *et al.*, 2022; 杨豫龙等, 2024).大多数钻进故障会导致过程参数异常变化,分析并提取钻进过程参数的时间序列趋势特征,将其与故障样本比对(Li *et al.*, 2020; Zhang *et al.*, 2023),或对比实时钻进数据与历史正常钻进工况下的数据分布情况(Li *et al.*, 2021, 2022, 2023, 2024),可以实现钻进故障的诊断.对于拥有大量样本的故障类型,数据驱动方法展现了较高的诊断准确率,但对于缺少样本数据的偶发故障的诊断准确率不高(Zhao *et al.*, 2025).此外,数据驱动的故障诊断模型缺乏可解释性,模型的诊断结果难以得到司钻人员信任.

基于专家经验的故障诊断方法可以弥补数据驱动方法在可解释性方面的不足.“IF-THEN”规则是表达专家知识的一种基本形式,例如:如果泥浆流量异常增大,则可能发生了井涌.为了使专家系统能够应对实际应用中的不确定性,证据理论、决策理论及基于信念的规则等方法被引入,这些方法结合多个因素来计算概率分布,并最终提供可能性最大的故障诊断结果(Xu *et al.*, 2017a; Lian *et al.*, 2025).专家经验还可以用于改进数据驱动的方法,使其适用于样本量较少的故障类型.例如,根据专家经验将钻进过程划分为不同工况和操作模式,再针对各个工况和操作模式切换过程设计故障诊断方法(Li *et al.*, 2023).然而,地质钻进过程中面临复杂难测的地质环境,不可控因素众多,上述方法基于相对固定的专家规则,灵活度不足,难以在

实际工程中大范围推广应用.

近年来,大语言模型(large language model, LLM)技术与知识图谱相结合,有效提高了故障诊断方法的灵活性和可交互性.首先,基于专家经验及领域内资料将故障机理、特征和诊断方法编入知识图谱,LLM在推理过程检索知识图谱中的相关知识,从而完成钻井顶部驱动装置故障诊断(陈冬等, 2025)、测井及钻进设备故障维护(和婷婷与张强, 2024)、航空装配故障诊断(Liu *et al.*, 2024a)、滑坡监测预警(吴润泽等, 2025)等任务.此外,LLM能在诊断故障时通过自然语言与外界交互,及时获取信息并调整诊断策略,提高在不同场景或个体差异下的诊断准确性(Wang *et al.*, 2024; Chen *et al.*, 2025).然而,此类方法依赖于准确、完善的知识图谱.现有方法知识建模对象相对集中,知识结构层级较为明确,对于涉及地质环境、过程参数、异常事件、故障机理等多维耦合知识,尚缺乏面向全过程、多类型故障特征的系统性知识图谱构建方法.

综上所述,将LLM技术应用于钻进故障诊断的技术路线具备可行性,且可解释性、可交互性和灵活性优于数据驱动和基于专家经验的故障诊断方法,具备较高的工程应用价值.但由于地质钻进相关知识结构的复杂性,构建知识库困难,LLM技术应用于钻进故障诊断仍面临挑战.

针对钻进故障知识库构建的难点,本文收集整理钻进故障诊断相关的学术论文,形成钻进故障文献库;设计钻进故障知识表征框架和知识抽取算法,自动化构建钻进故障特征知识图谱;最后,基于所构建的知识图谱设计钻进故障诊断专家系统,完成故障诊断任务.本文的主要贡献如下:

(1)设计面向地质钻进复杂知识结构和故障机理的钻进故障知识表征框架,通过多元化的节点、关系设计,实现钻进故障知识的高维结构化存储;

(2)提出一种长文本分析与知识抽取方法,自动从故障文献库中提取信息,构建钻进故障特征知识图谱,解决知识库构建成本高、耗时长的问题.

(3)构建知识驱动的钻进故障诊断系统,从故障特征知识图谱中准确、高效召回知识,完成,钻进故障知识查询、故障诊断任务,具备良好的可解释性、可交互性、灵活性.

1 相关研究

近年来,大量计算资源与高质量语料被用于训

练大规模通用 LLM, 例如 ChatGPT (Achiam *et al.*, 2023)、Deepseek (Liu *et al.*, 2024b)、Qwen (Yang *et al.*, 2025a), LLM 的自然语言理解与逻辑推理能力不断提升。然而, 基于通用语料训练的 LLM 难以直接胜任高度专业化的地质钻进故障诊断任务。为使通用 LLM 泛化和迁移到地质钻进领域, 必须使其掌握地质钻进领域的专业知识。

目前, 通用 LLM 获取领域知识主要有两种路径: 通过预训练将专业知识内化至模型参数中; 借助检索增强生成 (retrieval-augmented generation, RAG) 方法, 在推理过程中动态引入外部知识。

预训练方法通过收集大量专业文献、技术手册和标准文档构建领域语料库, 以此对 LLM 进行训练或微调 (师路易与左仁广, 2026)。该过程通常涉及对专业文本的精细筛选、清洗与结构化处理, 以确保模型能准确掌握相关术语、概念体系及背景知识。经过大规模地质钻进专业领域数据训练后, LLM 能够更深入地理解地质钻进工程知识与故障演化机制, 为后续的诊断任务提供语义与认知支持。

预训练方法能够将领域知识内化于模型参数中, 实现一定程度的语义理解与推理能力, 但在应用过程中无法追溯知识来源, 难以评估输出的可信度, 不适用于对可靠性要求高的场景。

RAG 方法通过在推理阶段动态调用外部知识库, 在故障诊断过程中为 LLM 提供即时、动态的专业知识支持, 生成更具可解释性的结果。与预训练方法不同, RAG 方法实现了模型与知识的解耦, 知识库可独立维护、扩展或迁移至新场景, 而无需高昂的模型重训练成本, 具备更高的灵活性、可解释性和持续演进能力, 特别适用于地质钻进这类专业性强、知识迭代频繁的复杂系统 (Yang *et al.*, 2025b)。

在 RAG 架构中, 知识库的质量直接决定了智能体推理的准确性与深度。知识库主要分为以下 3 类。

全文向量知识库: 利用词向量嵌入模型将文本转化为高维向量, 依据向量相似度实现语义检索。其适用范围广、构建成本低、接入灵活, 是当前应用最广泛的形式; 但其本质依赖于浅层语义匹配, 面对长篇幅、高噪声的专业文档时, 检索精度受限。

三元组知识库: 通过知识抽取技术将文本转化为“实体—关系—实体”的结构化三元组。该形式结构清晰、语义明确, 但知识结构维度低, 难以表达知

识之间的关联关系。

知识图谱: 在三元组基础上进一步挖掘实体间的复杂关联, 构建图结构知识网络。知识图谱弥补了三元组知识库无法表征知识之间关联关系的不足, 以节点—边结构显式记录知识间的因果、演化与逻辑关系, 有效融合过程参数、异常事件、诊断算法与故障机理等异构信息。然而, 其构建高度依赖严谨的图谱设计, 整体建设与维护成本高于前两类方法, 在图谱的构建方面仍面临技术挑战。

2 方法

针对地质钻进故障诊断中机理复杂、知识关联度高、可解释性要求高的特点, 本文选择以知识图谱作为核心知识载体, 结合 RAG 方法与大语言模型构建知识驱动的故障诊断系统。该方法不依赖对 LLM 进行大规模领域重训练, 而是通过构建高质量、结构化的领域知识图谱, 并在推理过程中按需召回相关知识, 实现通用大语言模型向钻进故障诊断领域的有效迁移。

本文提出的方法总体框架如图 1 所示, 整体流程可概括为 3 个部分: 专业领域文本处理、知识自动抽取、知识驱动的钻进故障诊断系统构建。首先, 针对钻进故障诊断的知识特征, 设计了一种面向复杂机理的钻进故障知识表征框架, 用以统一表达过程参数、异常事件、诊断算法与故障机理之间的多层关联关系; 其次, 提出了一种结合长程指代解析、复合专业实体识别与知识召回机制的知识自动抽取方法, 实现从非结构化专业文献到结构化知识图谱的持续构建与动态演化; 在此基础上, 进一步构建了一个融合大语言模型、知识图谱与外部算法工具的故障诊断系统, 使系统能够在自然语言交互下完成知识检索、推理规划与算法执行, 形成从知识理解到诊断决策的完整闭环。

通过上述设计, 本文方法在保持 RAG 架构灵活性与可扩展性的同时, 引入知识图谱的结构化与可推理优势, 有效弥合了通用大语言模型与地质钻进故障诊断领域之间的知识鸿沟。下文将依次介绍知识图谱结构设计、知识自动抽取方法以及知识驱动的故障诊断系统构建过程。

2.1 钻进故障知识表征框架

故障诊断涉及 4 个核心概念: 故障、过程参数、异常事件与算法。故障是基于工程实践经验对系统中异常或失效状态的描述; 过程参数指反映系统运

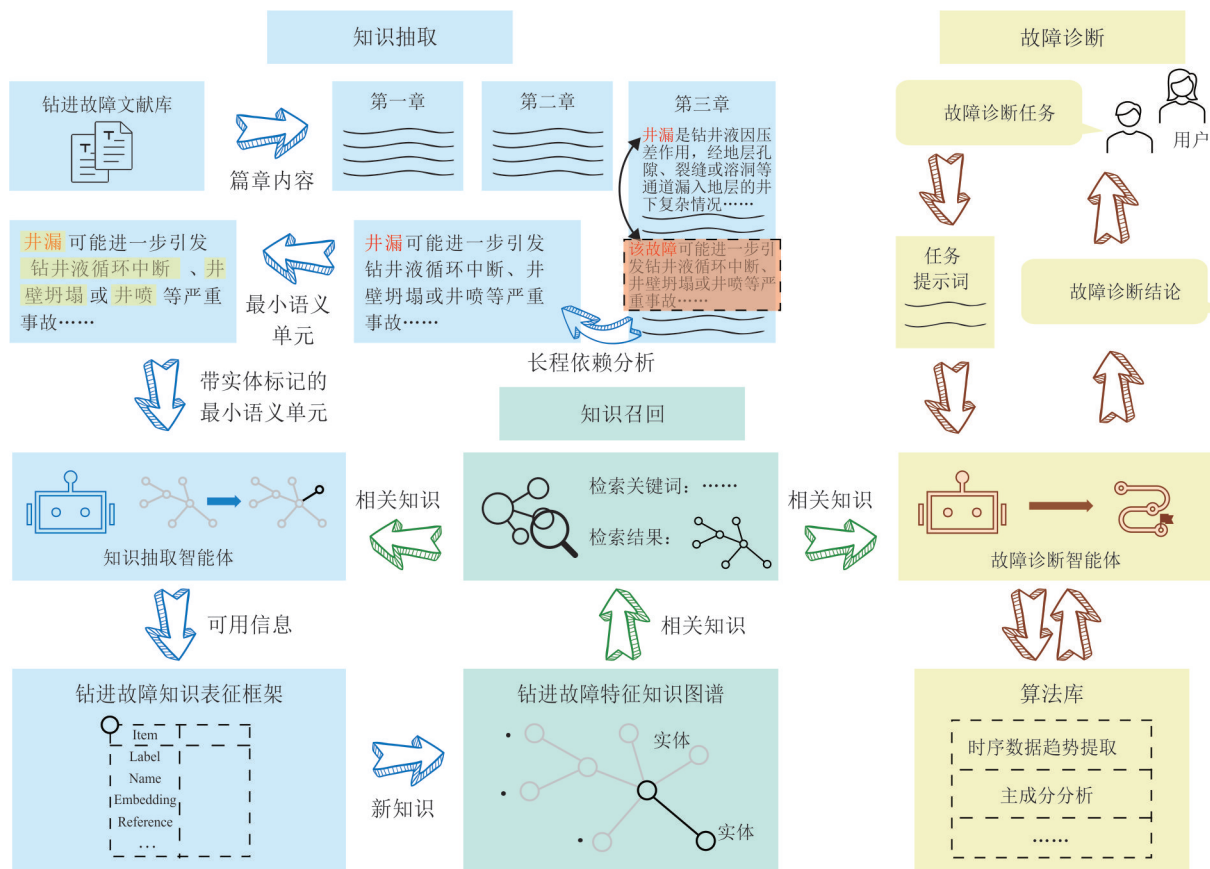


图1 方法总体框架

Fig. 1 The framework of proposed method

行状态的可测物理量或信号;异常事件是指钻进过程脱离正常情况的事件;算法是用于识别、定位与评估故障的技术手段。

钻进故障的发生通常伴随过程参数的异常变化,而地质钻进各环节和系统高度耦合,故障与过程参数之间呈现出复杂的非线性与因果关联。知识图谱作为一种由节点与有向边构成的图结构,能有效刻画此类复杂关系。本文构建了图2所示的钻进故障知识表征框架,由过程参数节点、异常事件节点、算法节点、故障节点以及加权关系五类基本元素组成。

每个节点都包括以下4项基本属性:Label属性是该节点在系统内唯一标识;Name属性是过程参数的完整名称;Embedding属性为过程参数名称的词向量,用于支持语义检索与相似性计算;Reference属性记录了节点中的信息出自哪一篇参考资料,便于知识溯源和可靠性评估。

2.1.1 过程参数节点 过程参数节点代表钻进过程中的可测物理量或可控变量。除4项基本属性外,过程参数节点还具有6项专有属性,包括计量单位、

参数类型、测量装置,以明确其物理意义与数据来源;采样间隔、正常运行范围属性为数据的处理和提供依据。上述属性较全面描述了每个过程参数的相关知识,能够在语义与物理层面表征和记录一项过程参数,为诊断推理提供依据。

2.1.2 异常事件节点 异常事件节点是连接过程参数节点与故障节点的关键桥梁。节点具有3项专有属性:报警优先级,用以反映事件的紧急程度;报警来源,指明信号来自控制系统、传感器还是人工干预;触发条件,生成该报警的逻辑规则或阈值设定。这种设计使得知识图谱能够有效支持多源报警的关联分析、异常模式识别与根因定位。

2.1.3 故障节点 故障节点用于表示地质钻进过程中发生的具体异常或失效状态。除基本属性外,故障节点还包括故障类型、影响后果、处置建议等专有属性,用于支持诊断推理与决策推荐。故障节点与异常事件节点及算法节点连接,形成完整的因果链条。

2.1.4 算法节点 算法节点用于表示各类故障检测与诊断所采用的分析方法或计算模型。对于同一

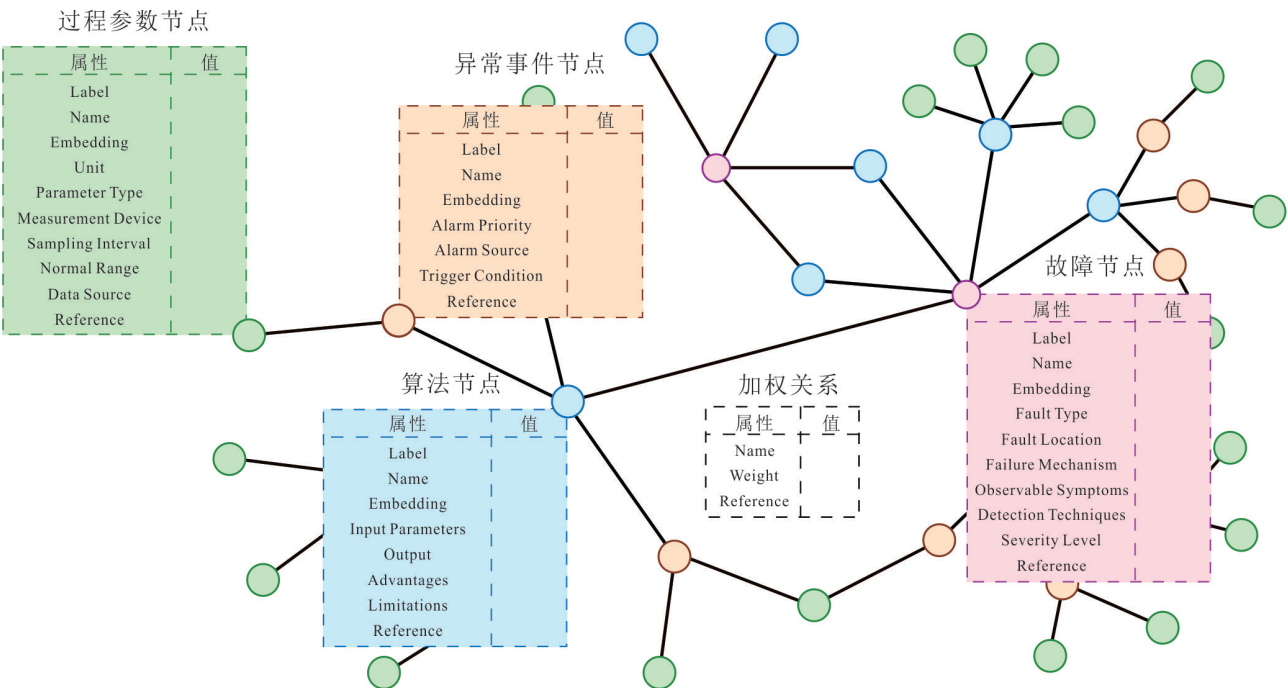


图2 面向地质钻进复杂知识结构和故障机理的钻进故障知识表征框架

Fig. 2 A knowledge framework for the complex knowledge and failure mechanisms of geological drilling

故障,可能存在多个方法都能够诊断这一故障.算法节点包含明确的输入参数、输出结果属性,记录算法与过程变量及故障知识之间的依赖关系.为辅助算法选择与性能评估,节点将该方法的优势、局限性作为属性记录,使系统能够在不同诊断场景下匹配最优策略.

2.1.5 加权关系 加权关系用于刻画不同节点之间的语义或因果联系,是知识图谱实现结构化推理的基础.每条关系描述了两个节点之间的关联关系,并通过权重量化该关联的强度或置信度,从而支持基于图结构的传播分析与置信度排序.本文采用知识出现频次与专家评分相结合的方式计算权重 W_r .

$$W_r = \alpha \frac{f}{N} + (1 - \alpha)w_E, \tag{1}$$

其中: f 表示该知识在多少篇文献中被提及, N 为文献库中文献的数量, $\alpha \in [0, 1]$ 为平衡系数, $w_E \in [0, 1]$ 为专家评分.

2.2 钻进故障文献库的长程语义依赖关系解析

地质钻进故障诊断领域的专业文本中普遍存在长距离指代.例如,文中常出现“该故障”、“此设备”等指代词,其指代对象常分布于数句甚至数段之外.如果未能正确解析这类指代关系,后续的知识抽取与语义理解将出现严重偏差.为了提高处理

效率,传统的自然语言处理方法通常会根据句子长度将原文分割为较短的片段,这会导致原文中的上下文关系被破坏,长距离指代关系难以被捕捉;但若盲目扩展上下文范围,又会引入大量噪声信息,降低关键信息的抽取精度.

针对这一问题,本文提出了一种基于弹性上下文窗口的长程指代关系解析方法.设输入的钻进故障诊断专业文档全文为 D ,为保证语义完整性,首先将长篇文档按章节结构切分:

$$D = C_1, C_2, \dots, C_i, \tag{2}$$

其中: C_i 表示文档中的第 i 个章节.进一步地,将每个章节 C_i 划分为若干长度不超过 L 的短句,

$$C_i = s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,j}, \tag{3}$$

其中: $s_{i,j}$ 表示文档第 i 章节的第 j 个短句.

为解析指代关系,本文引入弹性上下文窗口机制.定义以句子 $s_{i,j}$ 为中心、向前扩展 k 个句子所形成的上下文窗口为:

$$W(s_{i,j}, k) = s_{i,j-k}, \dots, s_{i,j-1}, s_{i,j}, \quad 2 \leq k \leq k_{\max}, \tag{4}$$

其中,初始窗口长度为2,最大窗口长度 $k_{\max}$ 为30.在给定上下文窗口 $W(s_{i,j}, k)$ 内,通过设计提示词(prompt)驱动LLM阅读并还原 $s_{i,j}$ 中所有出现的指代词.如果大模型能够在当前上下文窗口还原出所有指代关系词,窗口扩展过程终止;否则令 $k = k + 1$,继续向前扩展上下文窗口,直至模型能还原出所

有指代关系词或上下文窗口扩展至章节边界。

经过该步骤处理后,每一个短句 s 均被转化为在语义上自洽、可独立理解的最小语义单元 $\hat{s}$ 。

2.3 复合结构专业名词实体识别

地质钻进领域的文本资料专业性强,准确理解和定位资料中的专业实体名词,能够有效提升知识抽取和知识图谱构建精度。而地质钻进领域资料中广泛存在由多个专业术语组合而成的复合结构专业名词,例如故障名称、过程参数、设备部件及算法术语,这类实体词数多、结构嵌套、边界不规则,甚至包含非连续成分等特点。基于 BIO 标签的实体识别方法本质上假设实体由连续词序列构成,在面对非连续或嵌套实体时容易出现拆分错误或边界遗漏。

为此,本文采用基于词—词关系的命名实体识别方法(word-word relation-based named entity recognition, W^2NER)(Li *et al.*, 2022)将命名实体识别任务建模为词对关系预测问题,通过构建词对关系矩阵实现对连续、非连续及嵌套实体的统一表征与识别。

将经过长程指代解析后的最小语义单元 $\hat{s}$ 通过中文分词技术进一步拆分为词元(tokens):

$$\hat{s} = x_1, x_2, \dots, x_N, \quad (5)$$

其中: N 为句子中词的数量, x_n 表示句子中的第 n 个词元。 W^2NER 方法的核心思想是基于词元构建词对关系矩阵:

$$\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{N \times N}, \quad (6)$$

其中:矩阵元素 R_{ij} 表示词对 (x_i, x_j) 之间的词对关系类型。词对关系集合 $\mathbf{R}$ 定义为:

$$\mathbf{R} = \text{NONE}, \text{NNW}, \text{THW}, \quad (7)$$

其中:NONE表示词对之间不存在实体结构关系;NNW(next-neighboring-word)表示 x_i 与 x_j 在实体中构成相邻片段,用于刻画实体内部的局部连续结构;THW(tail-head-word)表示实体尾词与实体首词之间的连接关系,标明实体的整体边界。

利用BERT模型(Wang *et al.*, 2021)对 $\hat{s}$ 中的词元 x_i 编码得到融合上下文信息的词向量表示 h_i 。然后,构建由Biaffine函数层、卷积神经网络层、Softmax函数层组成的分类模型预测词对关系 R_{ij} :

$$R_{ij} = \arg \max_{r \in \mathbf{R}} \text{Softmax} \left(f_{\text{biaffine}}(h_i, h_j) + f_{\text{conv}}(h_i, h_j) \right). \quad (8)$$

词对关系预测在二维词对矩阵中进行,词对矩阵通过NNW关系表示实体内部结构、通过THW关系闭合实体边界,从而完成对一个实体的刻画。

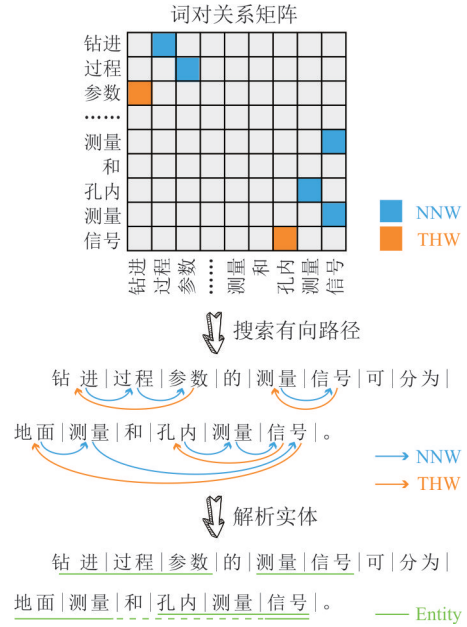


图3 词对关系矩阵及其解析过程

Fig. 3 Word-word relation matrix and its decoding process

最后按图3所示流程解析词对关系矩阵。在词对关系矩阵 $\mathbf{R}$ 中搜索由NNW关系构成的有向路径,并利用THW关系形成闭合结构,得到实体集合 E :

$$E = e_1, e_2, \dots, e_K, \quad (9)$$

其中: e_k 为最小语义单元 $\hat{s}$ 中的实体。

2.4 钻进故障特征知识抽取智能体设计

在前面的处理中,我们将长篇幅的文档处理成最小语义单元 $\hat{s}$,标记并构建 $\hat{s}$ 中的关键实体集合 E 。逐句处理 $\hat{s}_k$ 和 E_k ,知识抽取智能体逐一将其中与地质钻进故障诊断相关的知识按照预先设计的结构存入钻进故障知识图谱。知识抽取智能体执行过程包括三步:

第一步,阅读理解。分析文本中是否有关于钻进故障、过程参数、异常事件、故障诊断算法及它们之间关系的知识 K_k 。若知识集合 K_k 为空,则跳过 $\hat{s}_k$ 继续处理 $\hat{s}_{k+1}$;若 K_k 不为空,则进入第二步。

第二步,召回知识。根据 $\hat{s}_k$ 中的集合 K_k ,调用知识召回工具在知识图谱中召回相关节点 N_k 。

第三步,更新知识。若召回的节点集合 N_k 不为空,代表相关节点在知识图谱中已存在,则根据 K_k 增量式地调用知识图谱修改工具更新 N_k ;若 N_k 为空,则调用知识图谱新增节点、关系工具将 K_k 依据对应类型节点、关系的格式规范存入知识图谱。然后返回第一步,继续处理 $\hat{s}_{k+1}$,直至所有最小语义单

元处理完毕。

2.5 知识驱动故障诊断系统构建

钻进故障特征知识图谱能够弥补通用 LLM 在专业领域知识上的不足。通过 RAG 方法,从知识图谱中检索与任务相关的知识(Xi *et al.*, 2025),进而驱动 LLM 完成钻进故障诊断任务。

用户指令 T_u 首先传入由 LLM 构建的任务调度模块。任务调度模块根据 T_u 对任务划分为日常问答任务、故障知识查询任务、故障诊断任务,并匹配对应的提示词 T_p 。提示词由故障诊断领域专家根据任务特点预先编写。将用户指令根据提示词拼接:

$$T = f_{\text{concat}}(T_p, T_u), \quad (10)$$

其中:拼接函数 $f_{\text{concat}}(\cdot)$ 表示根据提示词内容将 T_u 拼接到 T_p 的指定位置。将拼接后的 T 输入故障诊断系统。针对日常问答任务,智能体基于 LLM 自身推理结果直接给出答案。针对故障知识查询任务、故障诊断任务,智能体将首先调用知识召回工具从知识图谱中获得相关知识。

智能体根据输入指令 T 归纳需要从知识库检索的关键词集合 W 。利用词向量嵌入模型将 W 映射到向量空间 V :

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\} = f_{\text{embedding}}(W), \quad (11)$$

其中: v_k 为关键词的词向量, $f_{\text{embedding}}(\cdot)$ 为词向量嵌入函数。然后计算 v_k 与知识图谱中各节点 Embedding 属性值 e_i 的余弦相似度:

$$\text{Sim}(v_k, e_i) = \frac{v_k \cdot e_i}{\|v_k\| \|e_i\|}, \quad (12)$$

取 $\text{Sim}(v_k, e_i)$ 最高的前 K 个节点作为候选节点。

为增强知识的上下文关联性,系统进一步召回候选节点的二跳邻域子图,记为 G_R ,即:

$$G_R = \bigcup_{i=1}^K \text{Subgraph}(e_i, 2), \quad (13)$$

其中 $\text{Subgraph}(e_i, 2)$ 表示以节点 e_i 为中心、包含两层邻接节点的子图, G_R 即为知识召回模块根据用户指令从知识图谱中召回的相关知识。基于向量相似度的知识召回机制能够在保持高召回率的同时避免无关信息的干扰,从而确保智能体的诊断推理建立在可靠、准确的知识基础之上。

若 G_R 中包含具体的算法节点,意味着任务的解决需要调用特定算法工具。此时,智能体根据用户指令与相关知识确定算法工具的输入参数,编写调用指令完成工具调用。例如,根据用户输入的 3 项钻进过程参数数据,调用时间序列趋势特征提取工具提取数据的变化趋势特征,最终基于 G_R 中故障节点

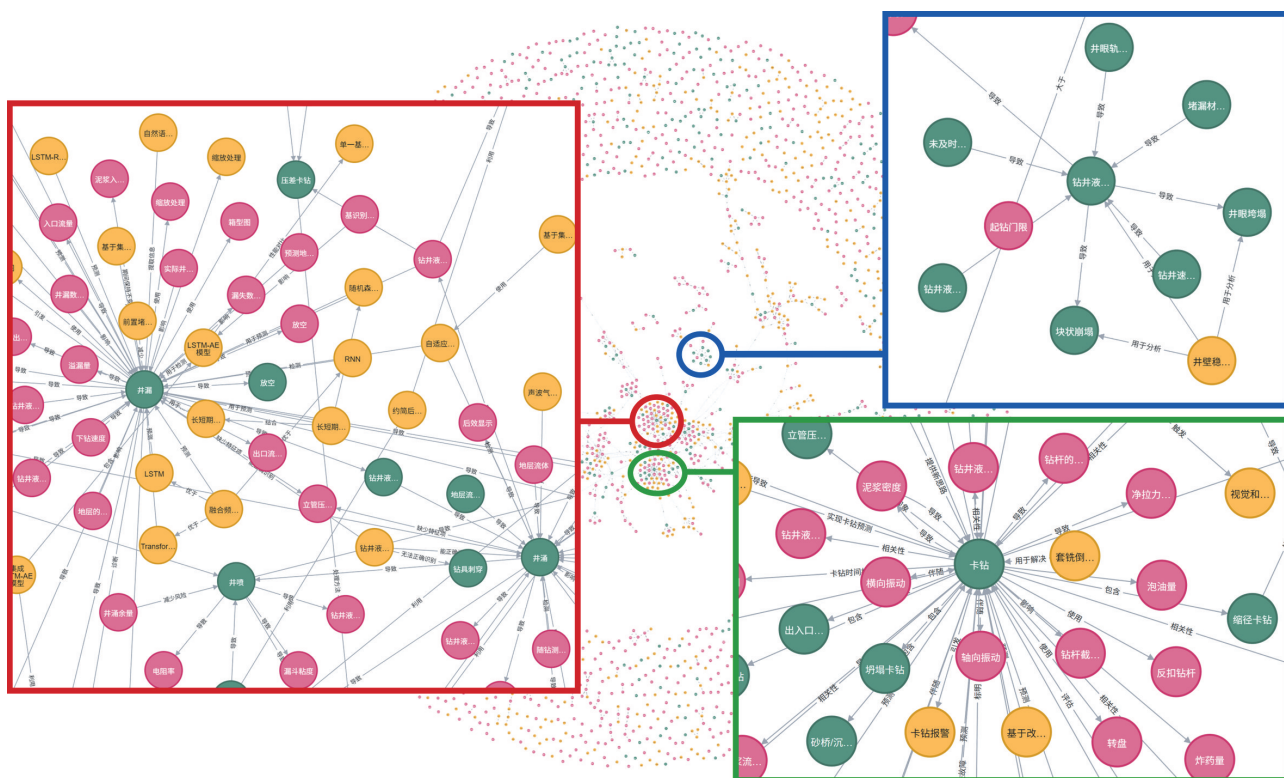


图 4 地质钻进故障特征知识图谱

Fig. 4 Knowledge graph for the characteristics of geological drilling faults

与过程参数节点的连接关系判断是否存在故障。

3 实验验证

为训练针对地质钻进故障诊断领域的实体识别模型,本文遵循W²NER方法定义的词对关系(见公式6)构建人工标注数据集,数据集包含100个句子和311个带标签的实体,涵盖与钻进故障诊断领域相关的实体类型。为提高实体识别模型的基础自然语言理解能力,本文还引入了中文文学文本的篇章级命名实体识别数据集(Xu *et al.*, 2017b),包含29 096个带实体标签的句子。合并后的数据集被随机打乱,按6:2:2的划分为训练集、验证集和测试集。这确保模型在训练过程中能够全面地接触到不同实体类型,具备较好的泛化能力。

本文收集整理了21篇地质钻进故障诊断领域文献库,包括18篇学术期刊论文、3篇博士学位论文。文献筛选标准为经过同行评审的公开出版物,且文献中明确涉及了地质钻进故障机理或诊断方法,包含可结构化抽取的过程参数、故障或算法信息。文献库覆盖井漏、井涌、卡钻、井壁坍塌、钻具失效等主要高频故障类型,具有代表性。

在知识抽取阶段,采用Qwen2.5-72B-Instruct作为基础大语言模型基座,构建知识抽取智能体、故障诊断系统。在知识抽取阶段,根据所提出的方法,算法抽取的知识经专家审核后,所构建的钻进故障特征知识图谱如图4所示,共有3 121个节点,其中1 623个过程参数节点、907个算法节点、494个故障节点、97个异常事件节点、1 301则加权关系。

在钻进故障特征知识图谱中,节点自身内部的属性记录了特定故障、过程参数、异常事件、算法的

相关知识。为定量评估知识图谱结构设计的合理性与知识填充充分性,定义节点属性完整度C:

$$C=\frac{N_{\text{filled}}}{N_{\text{total}}}\times 100\%,$$

(14)

其中: N_{total} 表示该类型节点预定义属性总数, N_{filled} 表示实际已填写且有效的属性数量。属性完整度越高,代表知识图谱中记录的知识越丰富、全面。节点间的关系连接代表着知识之间的联系,节点的关系数量越多,代表该节点在知识图谱中的重要性越高。

表1列举了地质钻进故障特征知识图谱中关系连接数量最多的5个节点,以及它们的属性完整度。这5个节点包括地质钻进故障诊断领域出现频率较高的3种故障、1项过程参数,大量相关节点围绕这5个节点展开,使它们处于整个知识图谱知识密度最高的中心区域。知识图谱的节点的知识完整度均大于80%,表明本文所构建的钻进故障特征知识图谱结构合理,无多余的节点类型和节点属性,能够较全面、高效地表征和存储领域高频知识。

基于该知识图谱,进一步开展故障诊断系统实验。选取一段实际地质钻进过程发生卡钻时的深度、钻压、转速数据,编写任务指令,由故障诊断系统根据数据分析发生了何种故障。智能体的工作流程如图5所示:首先根据用户指令判断该任务属于故障诊断任务,并激活对应的提示词,然后基于提示词引导,调用工具解决问题,最终基于工具调用

表 1 知识图谱中关系连接数量最多的 5 个节点

Table 1 The 5 nodes with most relationships in knowledge graph

节点名称	井漏	卡钻	井涌	钻速	神经网络
关系数量	55	51	31	26	19
属性完整度	100%	90%	100%	90%	80%

表 2 本文所提方法与其他方法的问答准确率对比实验

Table 2 Comparison of question-answering accuracy in the fault diagnosis domain between the proposed method and other approaches

任务类型	序号	输入指令	所提方法	无 RAG	向量库 RAG	ChatGPT-5.2	Deepseek-V3.2	Qwen3-Max
故障知识查询任务	1	井漏会引发什么后果?	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	2	井漏和井涌的成因和现象有何区别?	✓	✓	✓	✓	✓	✓
	3	钻进过程中钻压和转速骤降,扭矩增加,可能发生了什么故障?	✓	×	×	✓	×	×
	4	发生井涌时,泵量和泥浆流量会如何变化?	✓	×	✓	✓	×	✓
	5	哪些井壁稳定性建模算法能够预警井壁坍塌事故?	✓	×	×	✓	×	×
故障诊断任务	6	深度:……。钻压:……。转速:……。根据数据判断,现在井下可能发生了什么故障?	✓	×	×	×	×	×
	7	泵量:……。出口流量:……。泥浆的泵量和出口流量出现了不平衡,可能发生了什么故障?	✓	×	×	✓	×	×

结果总结归纳出正确答案返回用户。

表 2 对比了本文所提方法与其他方法的问答准确率。测试问题包括 5 个故障知识查询任务、2 个故障诊断任务。其中,无 RAG 增强、使用全文向量知识库 RAG 增强的实验均采用 Qwen2.5-72B-Instruct 作为基座模型,与所提方法的基座模型保持一致。为保证对比实验的公平性,本文在所有测试任务中采用统一的原始用户输入指令。对于 ChatGPT-5.2、Deepseek-V3.2 与 Qwen3-Max 等商业大语言模型,均直接输入问题文本,未进行额外提示工程优化或多轮引导;所有模型均在独立会话环境下运行,以避免上下文记忆对结果产生影响。所提方法中的提示词为系统预设模板,仅用于任务类型识别与结构化推理流程控制,不针对具体测试问题进行调整。

实验结果表明,本文所构建的地质钻进故障特征知识图谱能够有效提升大语言模型在钻进故障诊断问答任务中的性能,且提升效果优于传统的全文向量知识库 RAG 系统,更加适用于机理复杂、知识关联性强的故障诊断任务。所提出的方法在地质钻进故障诊断专业领域知识查询任务的性能达到 ChatGPT-5.2 同等水平,在需要结合时间序列数据和专业知识进行分析的故障诊断任务上,所提方法的性能优于主流的大尺寸商业大语言模型。

由于钻进故障特征知识图谱在智能体推理环节提供了高质量的专业领域知识,本文所设计的智能体仅需使用规模较小的大语言模型基座,计算和存储资源消耗约为 ChatGPT-5.2 的 5%,能够在常规尺寸工控计算机上运行,部署在电力、散热和网络条件受限的地质钻进工程现场。

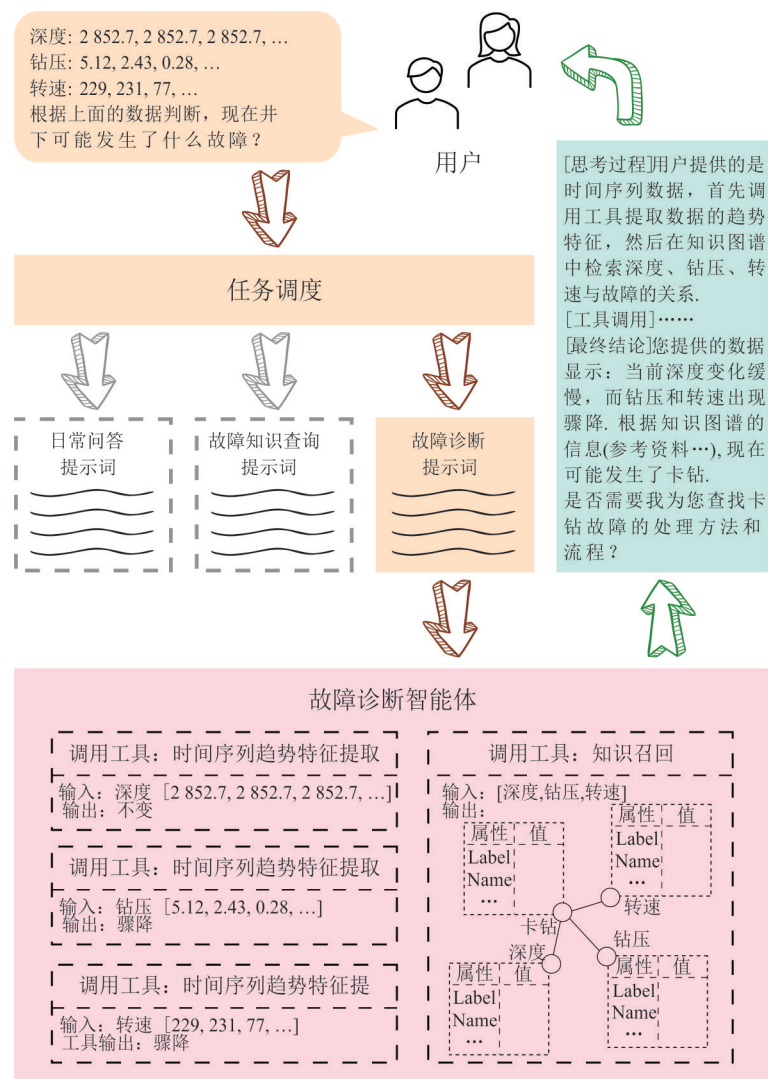


图 5 钻进故障诊断系统的工作流程图

Fig. 5 The agent workflow for drilling fault diagnosis task

4 结论

为构建具备良好可解释性、可交互性的地质钻进故障诊断系统,本文提出了一种面向地质钻进复杂知识结构和故障机理的钻进故障知识表征框架,并通过所提出的知识抽取算法,基于故障文献库自动化生成地质钻进故障特征知识图谱,构建知识驱动的钻进故障诊断系统。

针对地质钻进知识结构、故障机理复杂的问题,设计钻进故障知识表征框架,实现了钻进故障知识的高效、结构化存储;针对钻进故障诊断领域文本资料篇幅长、结构复杂的特点,提出了面向长程依赖关系分析与复合结构实体识别的知识抽取方法,有效降低了知识图谱构建的人工成本;在此基础上,设计任务提示词与工具库,构建知识驱动的钻进故障诊断系统。

实验结果表明,所构建的钻进故障诊断系统在多项钻进故障知识查询与诊断任务中表现出与主流大语言模型相当甚至更优的性能,验证了所提方法在地质钻进故障诊断中的有效性。同时,所提方法对计算和存储资源要求低,具备在地质钻进工程现场部署和应用的潜力。

未来工作将围绕地质钻进故障特征知识图谱规模与质量的进一步提升展开,持续引入现场实时监测数据与更多工程案例,增强知识的时效性与完整性;开发更加完善的故障诊断工具库,拓展故障诊断系统解决实际问题的能力;探索多模态信息融合和智能体自主学习机制,以提高系统在复杂工况和未知故障场景下的适应能力与诊断可靠性,为智能化、安全化地质钻进提供更加坚实的技术支撑。

References

- Achiam, J., Adler, S., Agarwal, S., et al., 2023. GPT-4 Technical Report. arXiv preprint arXiv:2303.08774. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.08774>
- Chen, B. Y., Shao, H. D., Qin, Y., et al., 2025. A Domain Knowledge-Guided Industrial Large Model Framework: a Case Study in Battery Health Estimation and Recycling. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 21(10): 8080—8090. <https://doi.org/10.1109/TII.2025.3584498>
- Chen, D., Xiao, Y. S., Yin, Z. Y., et al., 2025. Intelligent Fault Diagnosis Method of Drilling Top Drive Based on Knowledge Graph. *Natural Gas Industry*, 45(2): 125—135 (in Chinese with English abstract).
- Chen, D., Xiao, Y. S., Yin, Z. Y., et al., 2025. Intelligent Fault Diagnosis Method of Drilling Top Drive Based on Knowledge Graph. *Natural Gas Industry*, 45(2): 125—135 (in Chinese with English abstract).
- He, T. T., Zhang, Q., 2024. Application Status and Development Trend of Knowledge Graph in Petroleum Exploration and Development. *Natural Gas Industry*, 44(9): 55—67(in Chinese with English abstract).
- Hu, W. K., Wang, J. D., Yang, F., et al., 2022. Analysis of Time-Varying Cause-Effect Relations Based on Qualitative Trends and Change Amplitudes. *Computers & Chemical Engineering*, 162: 107813. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2022.107813>
- Li, J. Y., Fei, H., Liu, J., et al., 2022. Unified Named Entity Recognition as Word-Word Relation Classification. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 36(10): 10965—10973. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i10.21344>
- Li, Y. P., Cao, W. H., Gopaluni, R. B., et al., 2023. False Alarm Reduction in Drilling Process Monitoring Using Virtual Sample Generation and Qualitative Trend Analysis. *Control Engineering Practice*, 133: 105457. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2023.105457>
- Li, Y. P., Cao, W. H., Gopaluni, R. B., et al., 2024. Drilling Process Monitoring Based on Operation Mode Recognition and Dynamic Feature Extraction. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 71(7): 7876—7885. <https://doi.org/10.1109/TIE.2023.3310010>
- Li, Y. P., Cao, W. H., Hu, W. K., et al., 2020. Diagnosis of Downhole Incidents for Geological Drilling Processes Using Multi-Time Scale Feature Extraction and Probabilistic Neural Networks. *Process Safety and Environmental Protection*, 137: 106—115. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.02.014>
- Li, Y. P., Cao, W. H., Hu, W. K., et al., 2021. Incipient Fault Detection for Geological Drilling Processes Using Multivariate Generalized Gaussian Distributions and Kullback-Leibler Divergence. *Control Engineering Practice*, 117: 104937. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2021.104937>
- Lian, Z., Zhou, Z. J., Hu, C. H., et al., 2025. Transparent Fault Diagnosis for Complex Equipment Considering Expert Reliability Based on Belief Rule Base and Linguistic Z-Number. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 22: 3887—3900. <https://doi.org/10.1109/TASE.2024.3402099>
- Liu, P. F., Qian, L., Zhao, X. W., et al., 2024a. Joint Knowledge Graph and Large Language Model for Fault Diagnosis and Its Application in Aviation Assembly. *IEEE*

- Transactions on Industrial Informatics*, 20(6): 8160–8169. <https://doi.org/10.1109/TII.2024.3366977>
- Liu, A., Feng, B., Xue, B., et al., 2024b. Deepseek-v3 Technical Report. arXiv preprint arXiv:2412.19437. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.19437>
- Lu, C. D., Gan, C., Chen, L.F., et al., 2023. Development and Prospect of Intelligent Control of Geological Drilling Process. *Coal Geology & Exploration*, 51(9): 31–43(in Chinese with English abstract).
- Lü, Q. T., Yan, J. Y., Chen, X. H., et al., 2020. Progress of Deep Geological Survey Project under the China Geological Survey. *China Geology*, 3(1): 153–172. <https://doi.org/10.31035/cg2020001>
- Shi, L. Y., Zuo, R. G., 2026. Foundation Model for Mineral Prospectivity Mapping. *Earth Science*, 51(3): 832–848(in Chinese with English abstract).
- Wang, H., Li, C. X., Li, Y. F., 2024. Large-Scale Visual Language Model Boosted by Contrast Domain Adaptation for Intelligent Industrial Visual Monitoring. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 20(12): 14114–14123. <https://doi.org/10.1109/TII.2024.3441638>
- Wang, Y. C., Yu, B. W., Zhu, H. S., et al., 2021. Discontinuous Named Entity Recognition as Maximal Clique Discovery. Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). Online Association for Computational Linguistics: 764–774.10.18653/v1/2021.acl-long.63
- Wu, R. Z., Li, H., Mei, H. B., et al., 2025. A Landslide Monitoring and Early Warning System with Retrieval-Augmented Generation Enhanced by Knowledge Graph. *Earth Science*, 50(10): 4125–4136(in Chinese with English abstract).
- Xi, Z. H., Chen, W. X., Guo, X., et al., 2025. The Rise and Potential of Large Language Model Based Agents: a Survey. *Science China Information Sciences*, 68(2): 121101. <https://doi.org/10.1007/s11432-024-4222-0>
- Xu, J., Wen, J., Sun, X., et al., 2017a. A Discourse-Level Named Entity Recognition and Relation Extraction Dataset for Chinese Literature Text. arXiv preprint arXiv:1711.07010. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.07010>
- Xu, X. J., Yan, X. P., Sheng, C. X., et al., 2017b. A Belief Rule-Based Expert System for Fault Diagnosis of Marine Diesel Engines. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 50(2): 656–672. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2017.2759026>
- Yang, A., Li, A. F., Yang, B. S., et al., 2025a. Qwen3 Technical Report. arXiv preprint arXiv:2505.09388. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.09388>
- Yang, Y. L., Cao, W. H., Gan, C., et al., 2024. Advances in Research on Stratigraphic Characteristic Parameter Modeling and Safety Early Warning for Deep Geological Drilling Processes. *Coal Geology & Exploration*, 52(10): 195–206(in Chinese with English abstract).
- Yang, Y. L., Cao, W. H., Li, Y. P., et al., 2025b. OD-Mind: an Ocean Drilling Expert Knowledge Query System Driven by Knowledge Graph. *Ocean Engineering*, 339: 122135. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2025.122135>
- Zhang, Z., Lai, X. Z., Du, S., et al., 2023. Early Warning of Loss and Kick for Drilling Process Based on Sparse Autoencoder with Multivariate Time Series. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 19(11): 11019–11029. <https://doi.org/10.1109/TII.2023.3242772>
- Zhao, J. C., Yue, J. Q., Zhao, C. H., et al., 2025. Adjust to Reality: LLM-Driven Test-Time Semantic Adjustment for Zero-Shot Fault Diagnosis. *Control Engineering Practice*, 164: 106406. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2025.106406>

中文参考文献

- 陈冬, 肖远山, 尹志勇, 等, 2025. 基于知识图谱的钻井顶部驱动装置故障智能诊断方法. 天然气工业, 45(2): 125–135.
- 和婷婷, 张强, 2024. 知识图谱在油气勘探开发中的应用现状与发展趋势. 天然气工业, 44(9): 55–67.
- 陆承达, 甘超, 陈略峰, 等, 2023. 地质钻进过程智能控制研究进展与发展前景. 煤田地质与勘探, 51(9): 31–43.
- 师路易, 左仁广, 2026. 矿产预测大模型. 地球科学, 51(3): 832–848.
- 吴润泽, 李浩, 梅红波, 等, 2025. 基于知识图谱检索增强生成的滑坡监测预警系统. 地球科学, 50(10): 4125–4136
- 杨豫龙, 曹卫华, 甘超, 等, 2024. 深部地质钻进过程地层特征参数建模与安全预警研究进展. 煤田地质与勘探, 52(10): 195–206.