

中文引用格式:晋良海,张倩,徐童欣,等. 融合 LLM-RAG-KG 的电力生产安全事故问答大模型[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(3):66-73.

英文引用格式:JIN Lianghai, ZHANG Qian, XU Tongxin, et al. A large model for analyzing power production safety accidents integrating LLM, RAG and KG[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(3): 66-73.

融合 LLM-RAG-KG 的电力生产安全事故问答大模型*

晋良海^{1,2}教授, 张倩^{2,3}工程师, 徐童欣^{1,2}, 陈云^{1,2}, 彭仲文⁴

(1 三峡大学 水电工程施工与管理湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002;

2 三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002; 3 三峡大学 经济与管理

学院, 湖北 宜昌 443002; 4 中国铁建大桥工程局集团有限公司, 天津 300300)

中图分类号:X913.2

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.03.0874

基金项目:国家自然科学基金资助(52179136);教育部人文社科规划基金资助(21YJA630038);中国铁建大桥工程局集团有限公司科研项目(SDHZ2022012);湖北省自然科学基金资助(2024AFD153)。

【摘要】 为解决传统分析方法在面对电力系统多因素非线性交互的复杂特性时存在专业知识整合不足、因果推理可解释性弱等固有局限,提出一种融合大型语言模型(LLM)、检索增强生成(RAG)和知识图谱(KG)的电力生产安全事故分析大模型;构建包含知识检索、知识推理、答案生成与效果评估4个核心模块框架;基于RAG技术从专业文本中精准检索相关知识,利用KG结构化推理事故实体和关系,以弥补检索盲区;通过LLM生成专业、可解释的事故因果分析答案,通过主观专家评分与自动评估指标(ROUGE)、双语替换学习(BLEU)等客观指标全面评估系统。结果表明:在电力生产安全事故分析场景中,RAG与KG的知识增强技术对具备一定规模参数的基础模型有普适性性能提升,能帮助模型精准捕捉设备故障传导链等专业关联,提升事故致因挖掘与结果演化推理质量;DeepSeek-R1、Qwen2.5-72B等大模型在该模式下解析专业术语、梳理多因素关联的准确性显著提高,其中DeepSeek-R1综合评分达4.05分,更满足领域精度要求;增强效果存在模型能力阈值,Qwen2.5-72B增强后能高效解析跨区域电网故障联动等复杂逻辑,且平衡性能与部署成本,适配企业实际需求,而Qwen2.5-14B等小模型因基础推理能力有限,引入外部知识后难处理专业信息,性能下降,无法满足专业性要求。

【关键词】 大型语言模型(LLM); 检索增强生成(RAG); 知识图谱(KG); 电力生产安全事故; 事故分析; DeepSeek-R1

A large model for analyzing power production safety accidents integrating LLM, RAG and KG

JIN Lianghai^{1,2}, ZHANG Qian^{2,3}, XU Tongxin^{1,2}, CHEN Yun^{1,2}, PENG Zhongwen⁴

(1 Hubei Key Laboratory of Construction and Management in Hydropower Engineering, China Three Gorges University, Yichang Hubei 443002, China; 2 College of Hydraulic & Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang Hubei 443002, China; 3 School of Economics and Management,

China Three Gorges University, Yichang Hubei 443002, China; 4 China Railway Construction Bridge Engineering Group Co., Ltd., Tianjin 300300, China)

Abstract: In order to address the inherent limitations of traditional analysis methods—such as insufficient integration of professional knowledge and weak interpretability of causal reasoning—when dealing with the complex characteristics of multi-factor nonlinear interactions in power systems, a large model for power production safety accident analysis was proposed that integrates LLM, RAG, and KG. A framework with four core modules was built: knowledge retrieval, knowledge reasoning, answer generation, and performance evaluation. RAG technology was used to accurately retrieve relevant knowledge from professional texts, and KG was leveraged for structured reasoning on accident entities and relationships to make up for retrieval blind spots. Finally, LLM was employed to generate professional and interpretable answers for accident causal analysis. The study comprehensively evaluated the system through subjective expert scoring and objective metrics like ROUGE and BLEU, and results show that in the scenario of power production safety accident analysis, the knowledge enhancement technology of RAG and KG provides universal performance improvement for basic models with a certain parameter scale—it helps models accurately capture professional correlations such as equipment fault transmission chains and enhances the quality of accident cause mining and result evolution reasoning. Large models including DeepSeek-R1 and Qwen2.5-72B significantly improved in the accuracy of parsing professional terms and organizing multi-factor correlations under this mode, among which DeepSeek-R1 achieved a comprehensive score of 4.05, better meeting the precision requirements of the field; meanwhile, there is a model capability threshold for the enhancement effect: after enhancement, Qwen2.5-72B can efficiently parse complex logics like cross-regional power grid fault linkage, balances performance and deployment costs, and is suitable for enterprises' practical needs, while smaller models such as Qwen2.5-14B, due to limited basic reasoning capabilities, fail to process professional information effectively after introducing external knowledge, leading to performance degradation and inability to meet professional requirements.

Keywords: large language models (LLM); retrieval-augmented generation (RAG); knowledge graph (KG); electric power production safety; accident analysis; DeepSeek-R1

0 引言

电力系统日益复杂,其各因素间关联紧密且逻辑严谨复杂,具有非线性复杂交互特性,致使对电力生产安全事故的致因推理与结果推演变得愈发困难^[1-4]。基于文本中隐含的大量信息,对电力生产安全领域专业知识的理解与推理成为理清因素间复杂关系的关键。为此,开发电力生产安全事故智能问答大模型,实现电力生产安全事故的智能化因果分析与预防,对确保电力生产安全运行具有重要意义^[4]。

当前,机器学习与深度学习技术被广泛应用于电力生产事故文本数据挖掘,以分析与预测事故因果^[5-6],但这类传统方法存在明显局限,即电力事故报告中包含的事故过程、致因及结果等关键信息多以隐性、链式的复杂形态存在,而传统技术多聚焦统

计分析与浅层语义解读,难以充分捕捉专业知识中潜藏的关联逻辑,导致事故核心信息挖掘始终停留在表面^[7]。相比之下,大语言模型(Large Language Model, LLM)凭借大规模文本处理能力及预训练、微调带来的跨领域深层语义理解优势^[8],不仅能识别文本中更细致、隐蔽的事故因果关系,还能弥补传统方法在深度信息挖掘上的短板^[9],相关研究中,已有基于 LLM 构建因果发现框架以限制先验知识范围规避推理偏差,也有研究分析 LLM 在电力系统应用中的潜在威胁并强调应对策略的重要性,另有研究展望了 LLM 在电力领域的应用方向与挑战^[10-11],但 LLM 在电力生产安全事故分析中仍存不足:一方面,因领域内大量技术术语与特有概念的存在,LLM 缺乏足够专业知识与上下文支撑时易生成不准确回答,专业性有待强化^[12];另一方面,上下文信息重叠与复杂因果网络导致其在因果推理中存

在可解释性弱、推理能力不足等问题^[13]。为破解这一局限,检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)技术通过知识检索为 LLM 补充背景知识以提升回答准确性与专业性^[14-15],已有研究针对电力领域设计适配的 RAG 框架,也有研究借助改进 RAG 框架优化 LLM 在开放域问答、多跳推理等场景的表现,还有研究将专利事实识别与 RAG 结合以强化 LLM 能力^[16-18];同时,知识图谱(Knowledge Graph, KG)作为结构化语义知识库,能帮助 LLM 高效组织、链接领域复杂信息^[19-20],相关研究中,有基于图数据驱动构建问答框架以提升查询精度、降低歧义成本,也有通过 KG 与向量检索融合的混合 RAG 框架优化其他领域 LLM 问答的检索相关性,还有针对电力数据特点搭建 KG 与大模型融合的技术架构^[10,21-22]。可见:RAG 与 KG 可互补,二者结合 LLM 的自然语言分析与整合能力,能显著提升 LLM 对电力领域专业知识的整合与逻辑推理能力,进而精准推断事故因果、提供可解释回答^[23-24],但这种先进融合思路尚未应用于电力生产安全事故研究,因此,尚且存在以下不足:一是传统机器学习方法难以解析事故报告中隐性、链式的复杂因果关系;二是 LLM 虽具备深层语义理解能力,但在电力专业术语解读、多跳因果推理上存在局限,且推理过程缺乏可解释性;三是 RAG 与 KG 的协同

增强机制在电力安全领域应用尚属空白,导致专业知识检索不精准、推理透明度不足,制约了智能问答系统的实际应用^[25-26]。

综上,笔者拟以 LLM 自然语言分析与信息整合能力为基础,加入 RAG 提升对专业知识的检索和整合,融合 KG 强化对信息的逻辑推理与可解释性,构建融合 RAG、KG 与 LLM 的电力生产安全事故分析大模型,以期实现基于大语言模型的电力生产安全事故致因挖掘与结果演化推理,提升电力生产安全事故风险防控水平。

1 电力生产安全事故问答大模型设计

融合 LLM、RAG、KG 的电力生产安全事故智能问答大模型构建流程如图 1 所示,整体流程涵盖专业知识检索、专业知识推理、专业回答生成与效果评估 4 个核心模块,各模块相互协同,有效提升了模型在电力安全事故问答场景中的应用能力。其中检索侧采用面向电力生产安全领域的专用语义嵌入模型(BERT-based Electric Power Graph Embedding Model, BEG)嵌入模型提升语义匹配精度,推理侧结合机器阅读理解模型(Machine Reading Comprehension, MRC)进行关键实体抽取并用关系抽取模型(Potential Relation and Global Correspondence, PRGC)完成潜在关系抽取与三元组筛选。

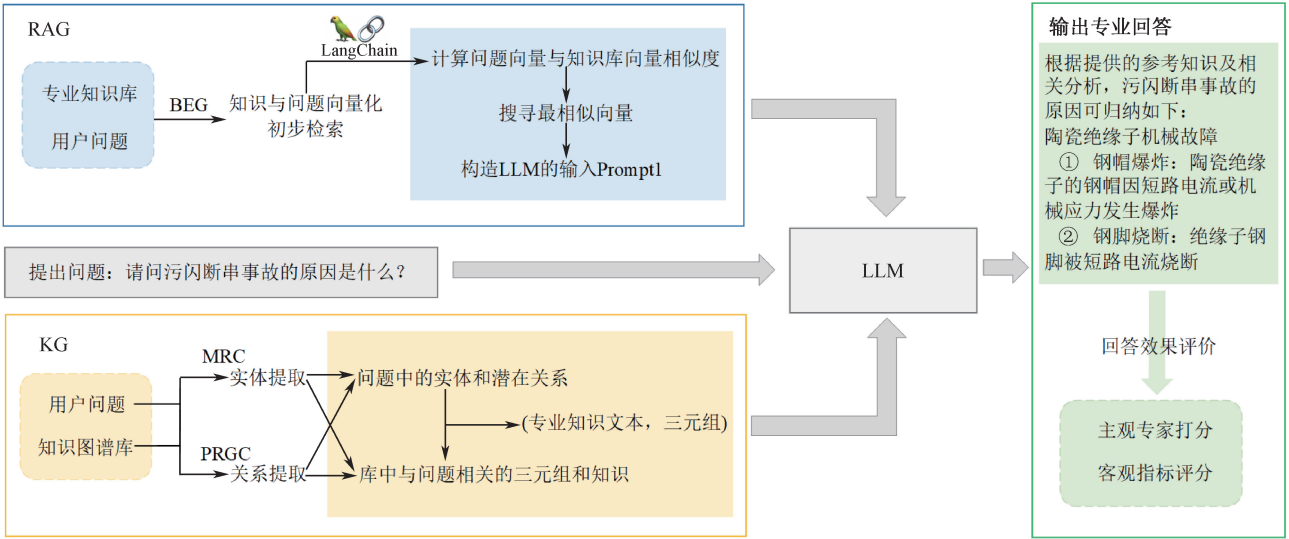


图 1 电力生产安全事故致因推理的专业大模型构建流程

Fig. 1 Construction process of the intelligent power production safety accident question-answering system

1.1 基于 RAG 的知识检索

利用 RAG 技术提升大模型对专业问题的语义理解和知识匹配的精准度,通过结合 LangChain 框

架和 BEG 嵌入模型实现知识检索与生成的协同优化。流程包括:①利用 BEG 模型将专业知识和问题向量化,通过 Transformer 编码和相似度计算完成初

步检索。②采用重排序算法的全局相关性评估检索结果,结合滑动窗口机制,提升排序精度。③基于 LangChain 框架将优化后的专业知识与问题构建 Prompt 输入 DeepSeek-R1 模型生成最终回答。

1.2 基于 KG 的知识推理

KG 从专业文献与典型案例中构建语义背景和知识网络以补充 RAG 的检索盲区,从而增强问题表示的知识覆盖度和模型对知识的推理能力,为答案生成提供结构化信息支撑。利用 KG 为 LLM 提供专业化知识提示,主要包含以下 2 个步骤:

1) 通过 MRC 抽取用户问题与知识库中的关键实体。MRC 模型通过问题-文本对的方式对问题进行语义解析,并抽取其中具有语义承载作用的核心名词或专业术语,如人物、机械、专业术语、设备设施等。基于已抽取出的实体作为检索入口,在已有 KG 数据库中进行实体匹配,从而获取所有相关联的知识三元组。

2) 基于 PRGC 抽取潜在关系,进一步删选优化知识三元组(实体-关系-实体)。某实体对可能存在单一关系、多类关系或与不同实体间存在多种关系,为解决类似关系重叠问题,PRGC 旨在抽取问题中某实体的潜在关系,以进一步缩小检索范围,筛选最有价值的专业知识。

1.3 专业问题生成与回答效果评估

引入主观专家评分与客观指标评分 2 种回答效果评估机制,确保生成内容的质量与实用性。专家根据答案的专业性、准确性和可读性进行主观打分;客观评分依据语言通顺度、知识点覆盖率等指标进行量化评估^[27]。

主观专家评分方面,基于现有 LLM 评估基线标准,融合电力生产安全专业特性,构建包含以下维度的评价体系:①语法正确:问题的回答是流畅的、通顺的。如果语法正确能够被保障,评价得 1 分。②事实正确:问题的回答与电力生产安全知识的问题相关,不能出现答非所问的幻觉情况,如果满足事实正确的标准,得 1 分。③符合专业知识:回答结果能够给出问题的专业回答,包括了问题的专业词汇。而且,回答结果的分析不能泛泛而谈,需要具备专业分析的知识深度。如果专业知识满足,得 2 分。④知识推理:当无法直接找不到问题的答案时,正确答案能被推理依据 KG 的实体关系。另外,回答能够给出一些延伸知识也算具备推理能力。如果知识推理满足,得 1 分。

客观指标评分方面,一种自动评估指标(Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation, ROUGE)侧重于衡量所提模型生成回答的信息完整性和涵盖程度,具体包括:①ROUGE-1:计算自动生成文本与参考答案中各个短语之间的重合度分数,其中短语包括单个的词语和句子。②ROUGE-2:计算自动生成文本与参考答案中相邻 2 个短语之间的重合度分数,其中短语为 2 个单词组成的二元组;③ROUGE-L:使用最长公共子序列来计算生成文本和参考答案的相似性分数。另一种自动评估指标(Bilingual Evaluation Understudy, BLEU)则侧重于衡量相对于参考答案所提模型生成回答的准确性和精确匹配程度。

2 事故问答大模型回答展示与分析

2.1 回答展示

电力生产安全事故问答模型的问答界面右侧具有 DeepSeek-R1、DeepSeek-R1-Distill-Qwen-14B、Qwen2.5-72B、Qwen2.5-14B 和 ChatGPT-4o 5 种基础大模型和 LLM、LLM-RAG、LLM-RAG-KG 3 种模式供选择。

针对问题“请问污闪断串事故的原因是什么”,融合了 RAG 和 KG 的大语言模型 DeepSeek-R1 将回答分为直接原因、间接原因、技术与管理综合因素 3 个部分。其中,直接原因是绝缘子机械故障和检修人员违规操作。间接原因则是安全管理漏洞和设备与电网结构缺陷。可以看出,模型对该问题的回答简洁专业且有逻辑。

对比知识库中该问题的正确答案:一是由于陶瓷绝缘子的钢帽爆炸而引起的;二是因绝缘子钢脚被短路电流烧断所致。可以看出,融合了 RAG 和 KG 的 DeepSeek-R1 准确回答出“陶瓷绝缘子的钢帽爆炸”和“钢脚烧断”2 个关键信息,将针对该事故应该预防和关注的重点直观展现了出来。

2.2 基于 KG 的知识推理

KG 将知识构建为三元组,使得实体间可以被推理,进而提升模型可解释性。电力生产安全事故智能问答大模型的回答因而变得透明,知识的演化推理过程更加清晰。以另一个问题“发电机大轴弯曲的原因是什么”为例,DeepSeek-R1-RAG-KG 模型对此回答见表 1。

将关于实体发电机和大轴的 KG 进行扩展,纳入“换氢气不彻底”和“因弯曲引起大轴剧烈振动”

表 1 DeepSeek-R1 强化模型回答展示
Table 1 Demonstration of responses generated by the enhanced DeepSeek-R1 model

问题	发电机大轴弯曲的原因是什么？
回答	根据提供的资料分析,发电机大轴弯曲的主要原因可归纳为以下技术和管理层面的关键因素: 1) 直接技术原因:①高压转子胀差超限未及时处
	理:高压转子在运行中因热膨胀产生胀差(+5.02 mm),远超规程允许值(报警值+3.0 mm,停机值+4.0 mm)。未按规定在胀差达到+4.0 mm时立即停机,导致高压前/后汽封及隔板汽封发生轴向与径向碰磨。②设备监测失效:功率表因接线错误导致并网后无指示(有功/无功功率均无法显示),使汽轮机数字电液控制系统失去功率反馈控制;油动机被迫全开(推测负荷达33~45 MW),蒸汽流量异常升高至约220 t/h;高蒸汽流量加剧了高压转子的热膨胀速率。③机组参数匹配失控:启动至并网阶段主蒸汽温度持续偏高;锅炉多支油枪投入造成主蒸汽温度调节困难,为高压胀差的快速增加提供热力学条件
	2) 管理及操作失误:①违反运行规程:运行人员在高压胀差已达+4.46 mm时才解列停机(超出规程停机阈值11.5%);惰走时间长达24 min,延长了摩擦作用时间。②系统性风险管控缺失:仪表接线错误未被及时发现并纠正;高温工况下缺乏有效的参数协调控制措施
	3) 关联安全隐患:参考其他事故案例可得,氢气置换不彻底或压缩空气未排空虽未直接导致本次大轴弯曲事件,但反映出电厂在关键工艺过程控制中的系统性缺陷(如安全隔离措施执行不到位),此类管理漏洞可能间接影响设备可靠性 结论:发电机大轴弯曲的根本原因是热膨胀失控与保护机制失效的耦合作用;设备监测缺陷导致工况异常未被识别→高温与高流量加速胀差增长→规程执行滞后加剧机械损伤→最终引发大轴塑性变形。此事件暴露出从仪表维护到应急处置的全流程管理漏洞

等潜在问题,并以此进行多次延展,从而搜寻更多相关专业知识,生成更加专业且有逻辑的回答。这个过程便是 KG 到回答的转化。间接体现了 LLM 回答的可解释性。因此,KG 不仅能增强 LLM 的推理能力,更能提高 LLM 的可解释性。

3 事故问答系统回答效果评价

为评价电力生产安全事故问答系统回答效果,选取 100 个电力生产安全事故相关问题作为测试集,通过客观指标评分与专家主观评价相结合的方式,对比分析 DeepSeek-R1、DeepSeek-R1-Distill-Qwen-14B、Qwen2. 5-72B、Qwen2. 5-14B 及 ChatGPT-

4o 5 种基础大模型分别在 LLM、LLM-RAG 以及 LLM-RAG-KG 3 种模式下的回答效果。

3.1 主观专家打分

基于 4 项评价标准,5 位领域专家对模型回答评分。专家主观评分对比如图 2 所示,

DeepSeek-R1 结合 RAG 与 KG 的融合方案取得了最优的综合均分 4.05。该结果充分证明:RAG 与 KG 模块通过引入外部结构化知识与实时信息检索,对模型性能产生了显著的增强效应。值得注意的是,除 Qwen2. 5-14B 模型外,其他模型(包括 DeepSeek-R1、DeepSeek-R1-Distill-Qwen-14B、Qwen2. 5-72B 以及 ChatGPT-4o)均在“LLM + RAG + KG”的增强模式达到性能最优。Qwen2. 5-14B 的异常表现构成了一个关键案例,其性能提升不显著甚至受到抑制,可归因于其相对有限的模型参数规模与固有推理能力较弱的叠加效应。可知:RAG 与 KG 的技术效益存在明显的模型能力阈值。它们能够有效赋能那些本身具备强大推理能力与大规模参数的基础模型,而对于参数不足、推理能力欠佳的模型,外部知识的引入反而可能构成信息干扰,导致性能下降。

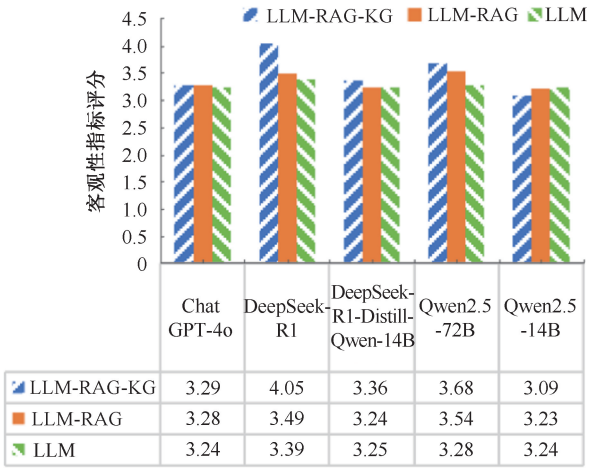


图 2 专家主观评分对比
Fig. 2 Comparison of expert subjective evaluations

由图 2 可知:基础版 Qwen2. 5-72BDeepSeek-R1-Distill-Qwen-14B 的评分分别为 3.28 与 3.25,均低于 DeepSeek-R1 的基线分数 3.39。然而,在引入 RAG 与 KG 增强后,二者性能均实现显著提升,评分分别为 3.68 与 3.36。尤为重要的是,增强后的 Qwen2. 5-72B 模型,其性能表现甚至超越了仅采用 RAG 增强的 DeepSeek-R1 模型,凸显了 Qwen2. 5-72B 卓越的知识融合与协同推理潜力。

尽管 DeepSeek-R1 在纯推理能力上展现出优

势,但其部署与推理过程对计算硬件有着严苛要求,导致其总体拥有成本较高。相比之下,Qwen2.5-72B 在保持强大基础性能的同时,具备更优的消费级硬件适配性,从而大幅降低部署门槛与运营成本。因此,从技术可行性与经济性角度进行综合权衡,Qwen2.5-72B 结合 RAG 与 KG 的增强方案,在实际应用中实现了性能优势与实施便利性的最佳平衡。

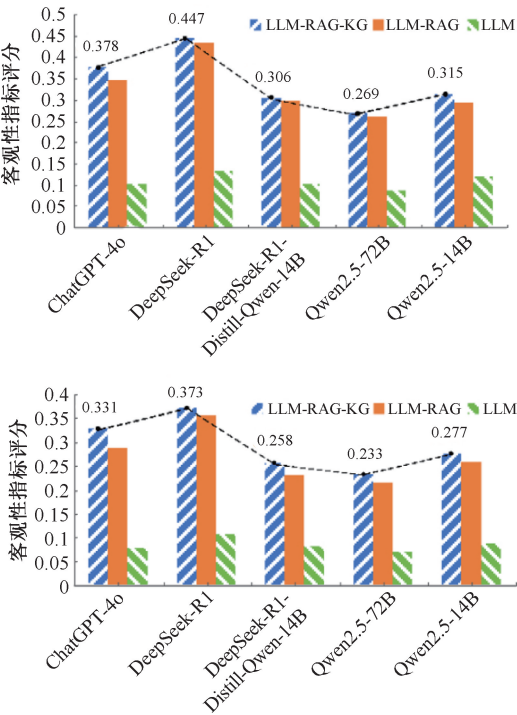


图 3 文本匹配指标对比

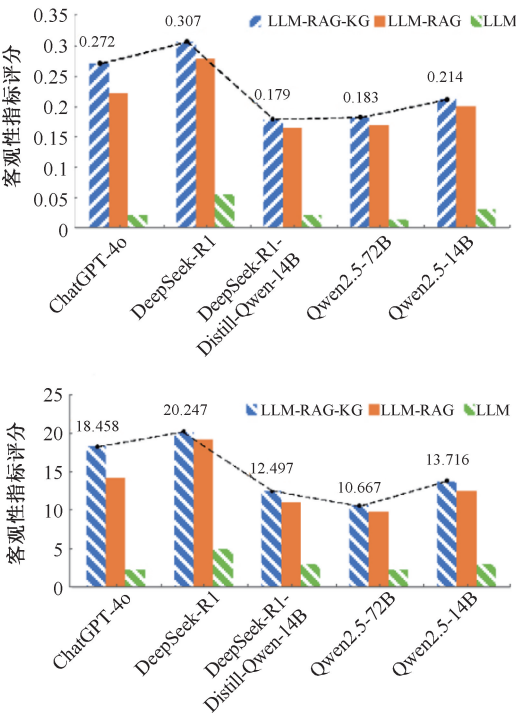
Fig. 3 Comparison of objective metric scores

4 结 论

1) 在电力生产安全事故分析场景中,RAG 与 KG 的知识增强技术对具备一定规模的基础模型仍具有普适性的性能提升效果,其核心价值在于能帮助模型精准捕捉电力事故特有的专业关联,如设备故障传导链、操作违规与事故后果的因果关系,有效填补模型在电力专业知识覆盖与事故逻辑推理上的短板。结果显示,在 DeepSeek-R1、Qwen2.5-72B 等大规模参数模型上,融合 RAG 与 KG 的增强模式,使其对电力事故致因挖掘、结果演化推理的回答质量显著提升,尤其 DeepSeek-R1 综合评分达最优的 4.05 分,可充分满足电力安全领域对事故分析精度(如故障溯源准确性、风险预判时效性)的严苛

3.2 文本匹配指标分析

采用 ROUGE-1、ROUGE-2、ROUGE-L 和 BLEU 等 4 项文本匹配指标评估本大模型的性能。文本匹配指标(客观性指标评分:Score)对比如图 3 所示,DeepSeek-R1 在各项指标上相较其他基础模型均表现最优,且其 LLM-RAG-KG 增强模型显著优于基础模型。这一提升趋势同样体现在其他 4 类模型中,进一步验证了知识增强模块的普适性优势。



要求。

2) 知识增强的效果在电力事故分析场景中存在明显的模型能力阈值,且不同模型增强后展现的电力场景适配潜力差异显著。Qwen2.5-14B 等较小模型增强后性能不升反降,核心原因是其基础推理能力不足以处理电力事故中密集的专业信息(如设备运维记录与事故诱因的匹配、电力系统非线性交互逻辑解析),无法支撑电力安全分析需求;而增强后的 Qwen2.5-72B 模型,得益于其卓越的结构化知识处理能力,不仅能高效解析此类因果链复杂的事件,显著提升分析性能,更能在致因挖掘的准确性与逻辑清晰度上表现出色,从而为电力企业提供高精度、强逻辑的事故复盘报告,精准满足其对事故根源分析的核心需求。

参考文献

- [1] 丁俐夫,陈颖,肖谭南,等. 基于大语言模型的新型电力系统生成式智能应用模式初探[J]. 电力系统自动化,2024,48(19):1-13.
DING Lifu, CHEN Ying, XIAO Tannan, et al. Exploration of generative intelligent application mode for new power systems based on large language models[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(19): 1-13.
- [2] SHAO Zhen, ZHANG Yuhan, YANG Shanlin, et al. Reveling internal-external causality for short-term wind power prediction: a temporal causal attention network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(11): 13 077-13 089.
- [3] 庞敏,李琼,张益畅. 电力生产人身伤亡事故风险因素耦合研究[J]. 中国安全科学学报, 2024,34(11):26-34.
PANG Min, LI Qiong, ZHANG Yichang. Coupling analysis of risk factors for personal injury and fatality accidents in electric power production[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(11): 26-34.
- [4] 陈碧云,丁晋,陈绍南. 基于关联规则挖掘的电力生产安全事故事件关键诱因筛选[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(4):68-74.
CHEN Biyun, DING Jin, CHEN Shaonan. Key cause identification of safety accidents in electric power production based on association rule mining[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(4): 68-74.
- [5] JON R, GUO Weisi, JONATHAN P, et al. Integrating an incident dataset with a question and answering language model to assist hazard identification: comparison of an extractive and generative model[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability, 2024,239(4):1-18.
- [6] ZHENG Wenfeng, LU Siyu, CAI Zhuohang, et al. Pal-bert: an improved question answering model[J]. Computer Modeling in Engineering & Sciences, 2024,139(3):2 729-2 745.
- [7] 赵俊华,文福拴,黄建伟,等. 基于大语言模型的电力系统通用人工智能展望:理论与应用[J]. 电力系统自动化, 2024,48(6):13-28.
ZHAO Junhua, WEN Fushuan, HUANG Jianwei, et al. Prospect of artificial general intelligence for power systems based on large language model: theory and applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(6): 13-28.
- [8] 杨虹,孟晓凯,俞华,等. 基于 BERT 模型的主设备缺陷诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025,53(7): 155-164.
YANG Hong, MENG Xiaokai, YU Hua, et al. Research on primary equipment defect diagnosis method based on BERT model[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(7): 155-164.
- [9] 唐海洋,刘振翼,陈东平,等. ChatSOS:基于大语言模型的安全工程知识问答系统[J]. 中国安全科学学报, 2024,34(8):178-185.
TANG Haiyang, LIU Zhenyi, CHEN Dongping, et al. ChatSOS: LLM-based knowledge Q&A system for safety engineering [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(8): 178-185.
- [10] 刘雪颖,云静,李博,等. 基于大型语言模型的检索增强生成综述[J]. 计算机工程与应用,2025,61(13):1-25.
LIU Xueying, YUN Jing, LI Bo, et al. Survey of retrieval-augmented generation based on large language models[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(13): 1-25.
- [11] BAN Taiyu, CHEN Lyuzhou, LYU Derui, et al. LLM-driven causal discovery via harmonized prior[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2025,37(4):1 943-1 960.
- [12] RUAN Jiaqi, LIANG Gaoqi, ZHAO Huan, et al. Applying large language models to power systems: potential security threats[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024,15(3):3 333-3 336.
- [13] 李晓理,刘春芳,耿劭坤. 知识图谱与大语言模型协同共生模式及其教育应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(15):1-13.
LI Xiaoli, LIU Chunfang, GENG Shaokun. Survey of collaborative symbiosis mode between knowledge graph and large language model and its education application[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(15): 1-13.
- [14] 董磊,吴福居,史健勇,等. 基于大语言模型的施工安全多模态知识图谱的构建与应用[J]. 计算机工程与应用, 2025,61(9):325-333.
DONG Lei, WU Fuju, SHI Jianyong, et al. Construction and application of multimodal knowledge graph in construction safety field based on large language model[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(9): 325-333.

[15] 张金营,王天堃,么长英,等. 基于大语言模型的电力知识库智能问答系统构建与评价[J]. 计算机科学, 2024, 51(12):286-292.
ZHANG Jinying, WANG Tiankun, YAO Changying, et al. Construction and evaluation of an intelligent Q&A system for electric power knowledge base based on large language models[J]. Computer Science, 2024, 51(12): 286-292.

[16] WU Wenxu ,ZHOU Liang ,WANG Shaohua , et al. Identification of urban fringe areas and assessment of their landscape ecological risks in Xi'an, China[J]. Chinese Geographical Science,2025,35(5):1 013-1 029.

[17] LIAO Wu ,WU Qiuwei ,CUI Hesong , et al. Model predictive control based coordinated voltage control for offshore radial dc-connected wind farms[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy,2023,11(1):280-289.

[18] ZAN Changtong,DING Liang,SHEN Li,et al. Building accurate translation-tailored largelanguage models with language-aware instruction tuning[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering,2025,26(8):1 341-1 356.

[19] 牛泽原,李嘉媚,艾芊. 大语言模型在电力系统中的应用初探[J]. 电网技术,2025,49(4):1 327-1 336.
NIU Zeyuan, LI Jiamei, AI Qian. Preliminary exploration of the application of large language models in power systems[J]. Power System Technology,2025,49(4):1327-1336.

[20] 李圣飞,卢昱杰,陈晓莹,等. 基于检索增强生成的建筑工程管理知识问答模型实现[J]. 科学技术与工程,2025, 25(25):108 40-10 849.

[21] 张金营,王哲峰,谢华,等. 基于知识图谱与大语言模型的电力行业知识检索分析系统研发与应用[J]. 中国电力, 2024,57(12):198-205.
ZHANG Jinying, WANG Zhefeng, XIE Hua, et al. Development and application of a knowledge retrieval and analysis system for the electric power industry based on knowledge graph and large language models[J]. Electric Power, 2024, 57(12): 198-205.

[22] 刘云鹏,杨瑞,郑林,等. 特高压换流站阀厅状态监测与智能运维研究综述[J]. 高电压技术, 2025, 51(8): 4 285-4 299.

[23] HU Sen, ZOU Lei, JEFFREY X Y, et al. Answering natural language questions by subgraph matching over knowledge graphs[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2018,30(5):824-837.

[24] 闫玮丹,齐冬莲,闫云凤,等. 面向电力领域的知识图谱与大模型融合关键技术及其典型应用[J]. 高电压技术, 2025,51(4):1 747-1 762.
YAN Weidan, QI Donglian, YAN Yunfeng, et al. Key technologies and typical applications of knowledge graph and large model integration for the electric power domain[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1 747-1 762.

[25] 成志宇,陈星霖,王菁,等. 一种基于知识图谱的检索增强生成情报问答技术[J]. 计算机科学, 2025,52(1): 87-93.
CHENG Zhiyu, CHEN Xinglin, WANG Jing, et al. A knowledge graph-based retrieval-augmented generation technique for intelligence question answering[J]. Computer Science, 2025, 52(1): 87-93.

[26] 马杰,孙望淳,王平辉,等. 基于相关性提示的知识图谱问答[J]. 软件学报,2025,36(9):4 056-4 071.
MA Jie, SUN Wangchun, WANG Pinghui, et al. Knowledge graph question answering based on relevance prompting[J]. Journal of Software,2025,36(9):4 056-4 071.

[27] 周远翔,陈健宁,赵亮,等. 电力设备数智化发展历程与大语言模型智能体应用展望[J]. 高电压技术,2025,51(8): 4 089-4 109.
ZHOU Yuanxiang, CHEN Jianning, ZHAO Liang, et al. Evolution of digitization and intelligence of power equipment and prospects for application of large language model based agent [J]. High Voltage Engineering,2025,51(8):4 089-4 109.

作者简介： 晋良海 （1973—）,男,四川简阳人,教授,博士生导师,全国水利工程专业学位优秀指导教师,主要从事安全工效学研究。E-mail: jinlianghai@ ctgu. edu. cn。

