

融合知识图谱与 DeepSeek 的抽蓄电站 设备运维问答系统研究

胡昊^{1,2,3}, 张兴奎², 崔争艳^{1,3}, 张浩宇², 许昭一²

(1. 黄河水利职业技术大学, 河南 开封 475004; 2. 华北水利水电大学, 河南 郑州 450046;

3. 河南省跨流域区域引调水运行与生态安全工程研究中心, 河南 开封 475004)

摘要:【目的】构建一套融合大语言模型与领域知识图谱的智能问答系统,解决领域知识检索低效、决策支持薄弱以及大语言模型的专业准确性不足等难题,为运维人员提供实时、精准且科学规范的辅助决策支持。【方法】首先,构建适用于抽水蓄能电站设备运维的知识图谱,实现电站设备运维知识的系统化表达。其次,创新提出双阶段知识召回方法,将知识图谱与 DeepSeek 大语言模型深度融合,设计抽水蓄能电站设备运维问答系统(KG-DS QAS)。【结果】①在 BERTScore 评价指标中,KG-DS QAS 的精确率、召回率和 F1 值分别达到 0.85、0.87 和 0.86,具有优异的稳定性和准确性。②专家主观评价中平均得分为 4.65,综合表现显著优于同参数规模(7B)的基准模型(模型 Q、模型 D、模型 L)。③在时效性验证中,系统平均耗时 12 s,满足现场运维的实时性需求。【结论】KG-DS QAS 实现了抽水蓄能电站设备运维领域精准适配与应用,为知识图谱技术和大语言模型在抽水蓄能电站设备运维中的应用提供了思路和示范。未来可从设备运维扩展到电站规划-建设-运营全生命周期管理,构建多维度、多模态的综合智慧管理系统。

关键词:抽水蓄能电站;设备运维;知识图谱;DeepSeek 模型;问答系统

中图分类号:TV743;TV738

文献标识码:A

文章编号:2096-6792(2026)03-0112-11

近年来,我国积极推进新型电力系统建设,加速产业数字化转型,重点推动智慧能源领域的电站智能化升级^[1]。随着抽水蓄能电站电力系统规模的持续扩大与业务数字化转型的不断深入,电站运维数据呈现爆发式增长态势,传统运维模式面临严峻挑战^[2-3]。具体表现为:设备运行状态监测依赖人工经验,跨系统数据孤岛问题突出,故障诊断与决策效率低下,且运维流程中缺乏智能化的支持,导致设备运行压力增大、运维成本攀升,甚至威胁电站生产安全^[4]。这严重制约了电站的运维质量与系统的运行效率,亟须开发有效的人机交互应用,以推动电站运维工作的智能化升级^[5]。DeepSeek^[6]等大语言模型(Large Language Model, LLM)的出现,为解决上述问题提供了新途径。LLM 具备

强大的自然语言理解能力、数据处理能力和出色的任务推理能力^[7-8],能够有效地解决业务痛点,加速电力行业数智化升级^[9]。但通用 LLM 缺乏领域知识,且存在“幻觉”问题,在抽水蓄能电站领域难以达到较好的实用性。而知识图谱^[10](Knowledge Graph, KG)结构化的知识表示方式能够为 LLM 提供显式知识支持,提高其在垂直领域应用中的可解释性、可溯源性和可信性^[11]。将两者融合能够有效弥补 LLM 在领域应用中准确性不足、适配性差等缺陷,为电站运维智能化提供技术支撑。

抽水蓄能电站运维涉及电气工程、水利工程与自动化控制等多个领域,其业务复杂性对人员的知识储备和经验积累提出了更高要求。目前,以人工查阅方式为主的电站信息检索方式,难以应对海量

收稿日期/Received:2025-08-25

修回日期/Revised:2025-12-18

基金项目:国家自然科学基金项目(52079053);河南省重点研发专项(241111210300);中央引导地方科技发展资金项目(Z20241471035);河南省科技攻关项目(252102210061);河南省自然科学基金项目(252300420056);河南省高等教育研究项目(2025SXHLX084)。

第一作者:胡昊(1979—),男,教授,博导,博士,从事智慧水利、防灾减灾、清洁能源多能互补等方面的研究。E-mail:hh@ncwu.edu.cn。

通信作者:崔争艳(1980—),女,讲师,博士,从事自然语言处理、大语言模型等方面的研究。E-mail:cuizy1017@gmail.com。

数据和复杂任务的分析需求。为解决传统人工检索方式效率低下、数据管理困难等问题,周义棋等^[12]提出构建电网应急预案知识图谱的方法,采用图数据库存储数据信息,实现了知识图谱在信息检索场景中的应用。然而,基于知识图谱的信息检索与问答研究仍存在泛化性不足、交互效率低等问题^[13]。

LLM 具有很强的自然语言处理和交互能力。蒲天骄等^[14]和江秀臣等^[15]提出了将 LLM 应用于设备运维的可行性方案,展现了 LLM 在电力设备运维领域的广泛应用前景,但是在应用时仍面临“幻觉”等挑战^[16]。胡昊等^[17]采用检索增强生成的方法,提高了 LLM 在电站运维领域的准确性,但该方法存在检索噪声较大的问题,从而影响输出的准确性。张金营等^[18]采用知识图谱与 LLM 相结合的方式进行电力行业信息检索,解决了电力信息管理和检索困难等问题。然而,该方法聚焦于电力行业知识,未深入具体设备业务场景,例如电站设备管理、操作规范与故障处置的精准关联。因此,知识图谱与 LLM 的融合应用仍处于基础层面,难以满足实际运维的微观深层次需求。

针对知识图谱与大语言模型在电站运维中交互效率低、领域适配性差及微观场景支持不足等问题,本研究提出一种融合知识图谱与 DeepSeek 模型的设备运维问答系统(Knowledge Graph-DeepSeek Operation and Maintenance Question Answering System, KG-DS QAS)。首先,根据抽水蓄能电站设备运维业务的工作特点和实际需求,构建包含电站设备、业务和人员的多维知识图谱。其次,引入 DeepSeek 模型,设计双阶段召回方法,利用外部知识检索和提示工程技术实现领域知识图谱与 LLM 的融合。最后,开发抽水蓄能电站设备运维问答系统,支持通过自然语言指令进行实时交互,辅助运维人员完成设备状态监测、故障诊断、维护决策等任务,提升运维效率,推动电站运维从“经验驱动”向“人机协同智能”转变。

1 系统设计

抽水蓄能电站设备运维具有显著的复杂性,源于其多变的运行场景、异构的运维数据和庞大的系统规模。机组频繁在发电、抽水、调相等多种工况之间切换,涉及水力、机械与电气系统的强耦合作用,易引发瞬态应力、振动加剧和绝缘老化等问题,且在不同工况下设备的状态特征与运维需求存在显著差异。同时,大量来自数据采集与监视控制、

在线监测、巡检机器人等系统的多源异构数据涵盖格式多样、语义分散的高维时序信号、图像、音频及非结构化文本日志等,制约了知识的统一表征与深度挖掘。此外,电站包含水泵水轮机、发电电动机、调速、励磁及水道系统等在内的数千台(套)主辅设备,各子系统之间耦合紧密,局部故障易通过物理或控制链路传播,对故障诊断与系统级决策提出了严峻挑战。传统的运维模式已难以满足高效、精准的管理需求,迫切需要智能化手段实现知识整合与辅助决策。

鉴于此,本研究构建了电站设备运维问答系统。该系统由数据层、图谱层、模型层和应用层 4 个核心层组成,其功能分别为:数据标准化处理、运维知识图谱构建、知识图谱与 DeepSeek 模型融合以及人机交互应用。系统框架如图 1 所示。

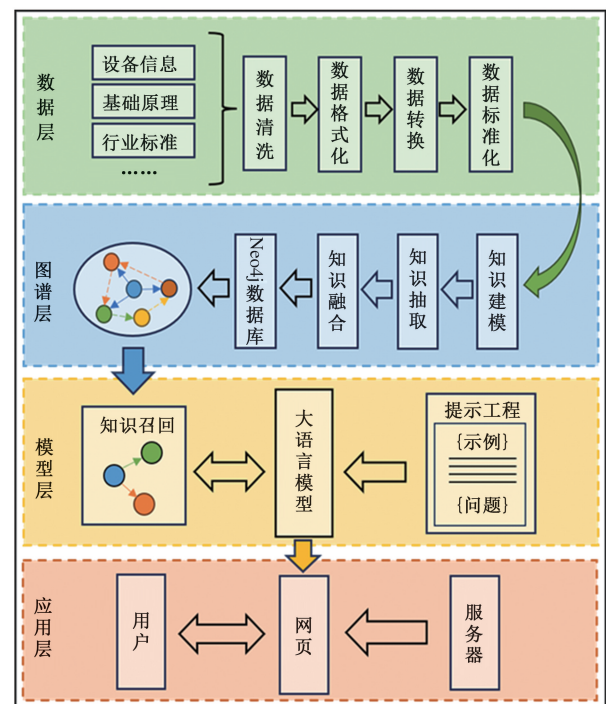


图 1 系统框架图

Fig. 1 System framework

1.1 数据层

数据层主要负责运维数据的采集与标准化处理。本研究共收集了约 200 万字的电站运维资料,包括设备台账、维修工单、技术文档等,具体信息见表 1。数据存在多源异构、字段缺失、格式混乱等问题,造成后续实体抽取困难。为此,本研究采用脚本自动补全、OCR 识别、LLM 解析与 ETL 流程整合等方法,对数据进行清洗、转换和归一化处理,剔除冗余错误信息,提升数据质量与可用性,为后续分析提供可靠的数据支撑。

表1 数据信息

Tab.1 Data information

数据名	数据内容	数据格式	存在问题
设备台账	包括设备编号、型号等	表格/Excel/数据库	字段缺失、格式不统一等
维修工单	维修记录、操作日志等	表单/JSON/CSV	多源异构、关键字段缺失等
技术文档	操作手册、维护规范、安全标准等	PDF/Word/扫描件/网页	文件格式多样、版本混乱等
历史案例	故障记录、诊断过程、解决方案等	PDF/Word/图片	描述不规范、关键信息缺失、格式混杂等

1.2 图谱层

为了更全面覆盖电站设备运维业务的数据信息并保存数据的结构关系,本研究采用自顶向下与自底向上混合的方式进行知识建模,构建电站设备、业务和人员的知识图谱。图谱采用 LLM 以自动与手动相结合的方式知识抽取,并通过知识融合消除歧义,同时为抽取的实体补充实体属性与关联关系,完善知识图谱的属性关联与拓扑结构。采用 Neo4j 图数据库进行存储,实现电站设备运维综合知识图谱的系统化构建。

1.3 模型层

模型层以 DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B 为核心。该模型是基于 Qwen2.5-7B 架构进行知识蒸馏训练得到的推理模型,实现了 DeepSeek-R1 推理能力与轻量模型的结合统一,下文简称为 DeepSeek-7B。本研究运用所提出的双阶段知识召回方法,深度融合知识图谱与 DeepSeek 模型,并结合提示词优化策略、思维链等技术,增强 DeepSeek 模型在电站运维领域应用的性能,进而构建运维问答系统。

1.4 应用层

为保护电站数据隐私安全,防止数据外泄,系统基于本地服务器进行模型部署,搭建可视化交互平台。该平台集成了知识检索、图谱可视化、疑难解答等功能,能够实现文档的快速查询检索、设备信息追踪、故障处理和运维意见反馈等操作,为运维人员提供全流程的决策支持。

2 系统关键技术

2.1 知识图谱构建技术

2.1.1 知识建模

知识建模方式通常可分为自顶向下、自底向上和混合方式 3 类。自顶向下方式是先预定义知识图谱架构,再填充实例;而自底向上方式则通过实体抽取进行逐步归纳总结以形成架构。混合方式结合了两者的优势,在预设模式层的基础上根据数据特征动态优化架构^[19]。

在构建电站设备运维知识图谱的过程中发现,

运维文档除包含设备名称、问题类别、发生地点等结构化知识外,还存在非结构化的图表信息、巡检文本等,这部分内容无法按预先架构进行知识建模^[20]。为此,本研究采用专家方式,提出一种基于混合知识建模方法的电站设备运维知识图谱构建策略,通过融合自顶向下的本体建模与自底向上的数据驱动方法,构建适用于电站设备运维的知识图谱。设备运维知识图谱如图 2 所示,具体构建策略如下:

1) 设备知识图谱。由于电站设备复杂多样,难以形成设备的一体化管理,因此需要围绕电站设备资产管理进行建模。本研究对电站设备进行架构预设,设计了涵盖电站地理空间、物理厂站、设备集群、部件模块及基础零件等 5 个关键层级。通过五级拓扑架构清晰描绘出“场地-站点-设备-部件-零件”的关系网络,对电站设备进行完备的统计建模,形成电站设备资产树,实现电站设备信息的一体化、可视化管理。

2) 业务知识图谱。该图谱以设备的运维业务为核心,对电站运维业务流程中的工作进行细化和总结,形成“设备对象-运维业务-项目单元-作业节点-详细内容”的实体框架,并根据具体业务和关系进行调整,构建设备运维业务图谱,形成业务与设备的交叉管理网络。既可以定位具体设备的业务内容,也能够根据业务实体反向追溯关联设备实体,实现业务数据与设备信息的双向映射。

3) 人员知识图谱。该图谱遵循“架构-职能-责任”三级映射原则,通过电站组织架构层级建模和部门业务与设备责任关联,实现运维责任的精准定位与流程化管控。包括对电站组织架构进行层级化建模,明确各部门的组成与协作关系;建立部门业务流程与具体设备的映射关系,形成“部门-业务-设备”的三维关联网络;分解设备运维任务至岗位层级,落实“设备主人制”管理要求,从而实现设备运维任务与责任主体的结构化关联,形成设备全生命周期的管理闭环。

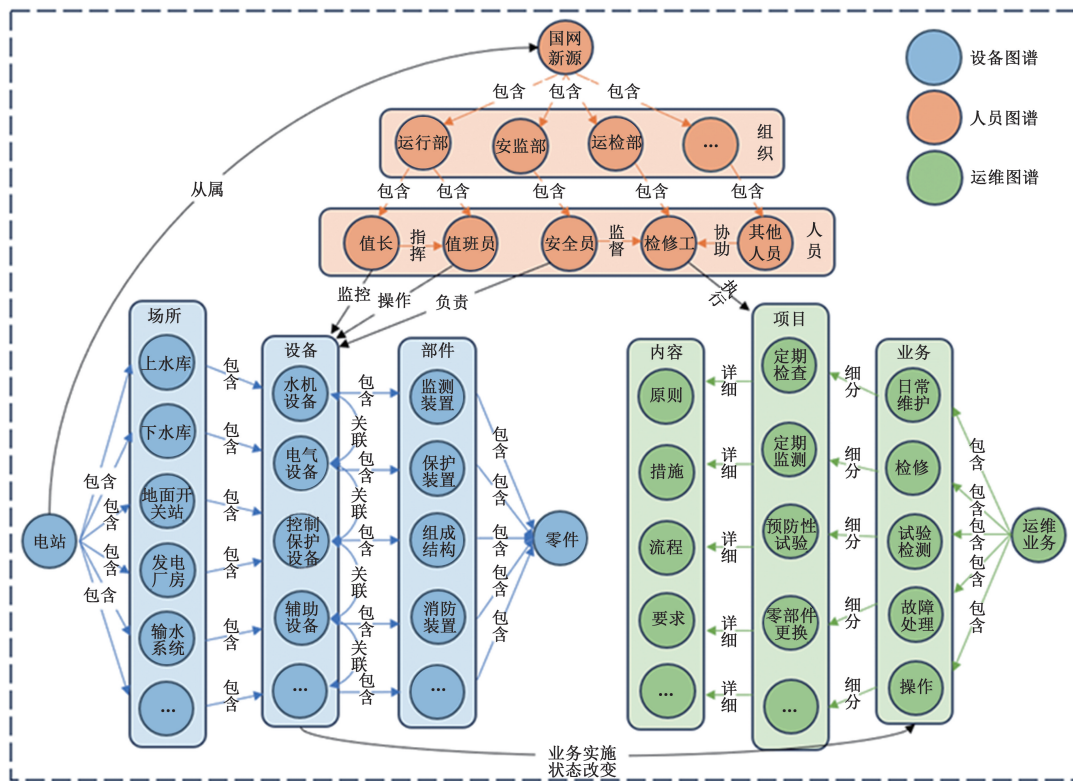


图 2 设备运维知识图谱

Fig. 2 Knowledge graph of equipment operation and maintenance

在设备运维图谱建模过程中,本研究共定义了 9 大类实体(设备、场所、人员等)、17 种关系(从属、责任、包含等)以及 42 项属性。部分实体属性和关系类型见表 2、表 3。本研究以结构化三元组表征设备知识图谱,具体表示如下:

$$KG = (E, R, S), \quad (1)$$

$$E = \{(e_1, e_2, \dots, e_n), (A_1, A_2, \dots, A_n)\}, \quad (2)$$

$$R = (R_1, R_2, \dots, R_n), \quad (3)$$

$$S = E \times R \times E. \quad (4)$$

式中:KG 为由实体、属性及三元组构成的整体知识图谱;E 为带有属性的实体集合;R 为关系类型集合;S 为多个实体及关系组成的增强三元组集合; e_n 为第 n 个实体; A_n 为第 n 个实体的属性集合。

表 2 实体属性(示例)

Tab. 2 Entity attributes (example)

实体类别	实例	属性
设备	主变压器、GIS 设备、水轮发电机组等	设备型号、技术规格与操作参数等
运维业务	日常维护、巡检、操作、反措等	项目、周期、措施、质量标准、责任归属等
场站	主变压器室、GIS 室、控制中心、值班室等	位置、功能、负责人等
人员	项目单位、运检部、安质部等部门人员	个人信息、所属单位、职责、联系方式等

表 3 关系类型(示例)

Tab. 3 Relationship types (example)

关系	类别	定义	实例
从属	设备	设备属于某个场所或系统	球阀属于输水系统
	人员	人员隶属于某部门或班组	运维人员属于运维班组
	故障	故障属于某个设备或系统	轴承磨损属于水泵水轮机故障
责任	责任归属	部门/人员对设备或业务负责	运维班组负责机组日常巡检
	操作责任	人员执行特定操作	值班员负责启动机组
包含	系统组成	场所或系统包含设备	输水系统包含压力钢管和调压井等
	流程步骤	流程包含具体操作	故障处理包含检查、诊断、修复等

2.1.2 知识抽取

知识抽取的核心目标是从非结构化文本中提取实体、关系及属性特征,从而构建结构化知识图谱。本研究采用 LLM 以自动与人工协同的方式进行知识抽取,共分为 3 个阶段。第 1 阶段,采用监督式的 LLM 全自动批量实体识别与关系映射,通过定义上下文抽取模板,并结合领域实体词库,完成对全部数据的初级三元组实体抽取。同时,对抽取结果运用词嵌入模型与领域实体词库进行余弦相似度对比计算,筛选出置信度低于 0.6 的文本块。此阶段可覆盖约 85% 的原始文本。第 2 阶段,针对低置信度的文本(约占总量 15%),基于知识建模规则进行人工干预抽取,通过修改提示词模板以及对抽取结果手动精调,确保抽取三元组的完整性和逻辑关系的精准映射。第 3 阶段,专家依据抽水蓄能电站基本名词术语、国家标准、公司章程、运维导则和专家经验进行审查,验证抽取的准确性,补充缺失信息、修正错误并去除冗余信息。在这 3 个阶段中,人力投入约占 18%,LLM 自动化抽取可达 82%,通过自动与人工协同的方式实现了领域知识的有效补充,确保了领域知识全覆盖。

2.1.3 知识融合

经过知识抽取产生的三元组,其内部结构关系可能仍存在缺失、重复或歧义等问题。例如,主变压器室与 GIS 设备室中都含有“互感器”“分接开关”“控制柜”等,这些可能被错误地识别为同一实体,造成检索冲突和错误。此部分约占全文的 5%,不可忽视。因此,有必要对提取的知识进行融合处理,并对融合后的知识图谱作进一步校验。首先,通过专家构建领域同义词表进行共指消解,合并重复实体。其次,依据知识建模规则对一词多义实体进行分类,并标注标签以实现实体消歧,进而完成实体的整合和区分。最后,利用 Neo4j 图数据库的 Cypher 查询语言,定义若干关键子图模式(Motif),如位置冲突模块、层级缺失模块以及标准模块等,进行图模式挖掘,对知识融合后的知识图谱实施冲突检测、模式验证和知识补充。经过知识融合后的图谱,可以完全填补数据源差异造成的空白,并消除图谱中的错乱信息和结构。

2.1.4 知识存储

研究中使用 Neo4j 图数据库对三元组信息进行存储。Neo4j 能够以结构化形式高效存储复杂的关系型知识,具备优化的索引与缓存机制,且拥有卓越的数据处理能力和存储容量优势,能够实现电站设备信息的大容量存储与可视化管理。Neo4j 图

数据库的样例如图 3 所示。

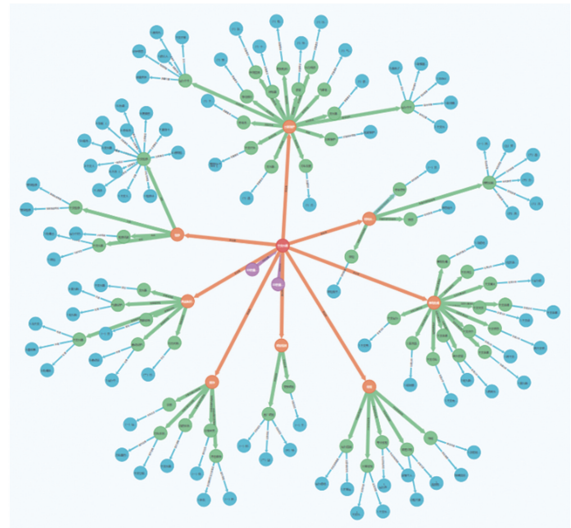


图 3 Neo4j 样例

Fig. 3 Neo4j example

2.2 双阶段知识召回方法

知识图谱与大语言模型融合的核心在于构建高效的知識召回机制。本研究提出一种双阶段知识召回方法,通过 LLM 与知识图谱的协同实现精准知识映射,具体召回流程如图 4 所示。

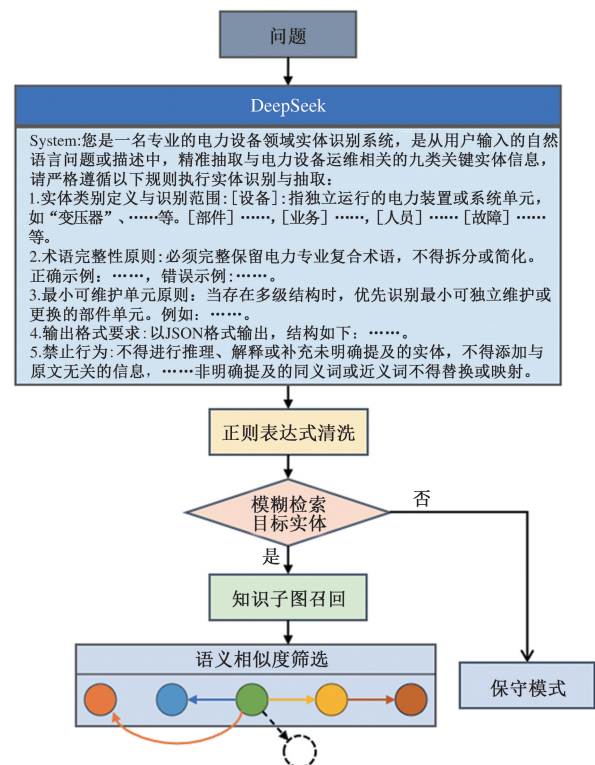


图 4 知识召回流程

Fig. 4 Knowledge recall process

第 1 阶段,基于 LLM 进行问题解析与实体提取。首先,设计结构化提示模板,引导模型输出标准化实体信息,如角色设定、提取原则、格式要求

等,并注入领域实体词典作为先验知识约束,以提升实体识别的准确性。随后,通过正则表达式去除 LLM 输出的冗余信息,过滤提取目标实体如“设备名称:水泵,部件:轴承,异常类型:振动”等,为第 2 阶段提供结构化输入。

第 2 阶段,通过模糊检索动态构建知识子图,实现多跳关系检索。通过改进的 Cypher 查询语言优化模糊匹配机制,具体如下:系统以目标实体 e_1 为起点,以其余实体 e_n 为经过,通过扩展路径匹配实现多跳关系检索,动态构建包含目标实体 E_1 、关联实体集 (E_1, E_2, \dots, E_n) 及关系 (R_1, R_2, \dots, R_n) 的完整知识子图 $KG = (E_1, R_1, E_2, R_2, \dots, E_n, R_n)$ 。同时,为精准界定子图边界,设定最大跳数限制为 5 跳以防止扩散,并通过计算检索到的知识子图与用户查询的语义相似度过滤低相关性节点,确保子图的完整性与精准性。最终,知识子图通过提示工程输入 LLM,辅助生成结构化答案,提升复杂场景下的知识检索效率。

当系统检测到无法召回实体的新问题时,知识召回模块向 DeepSeek 模型发送信号,触发保守回答模式:模型不再直接输出答案,而是提供标准解决原则指引、相关文档索引路径,并生成推荐解决方案或关联问题建议。该机制可以有效规避错误输出风险,同时为用户提供可追溯的知识定位路径与问题解决方向。

通过上述方法,双阶段知识召回机制实现了从

自然语言问题到结构化知识子图的精准映射,可以有效解决冗余信息干扰,为抽水蓄能电站运维场景提供高效、可靠的知识支持。

3 系统构建与应用

3.1 系统构建

知识召回后的知识子图与 DeepSeek 模型强大的推理能力进一步结合,借助检索增强生成、思维链、提示词工程等技术,为 LLM 提供与问题相关的上下文信息,以此构建融合知识图谱与 DeepSeek 模型的设备辅助运维系统,实现对设备运维领域的深度推理与应用。

以“GIS 设备轻微漏气检查措施是什么?”为例。前期在数据层及图谱层已完成运维文档的整理并形成知识图谱。首先,DeepSeek 模型基于知识召回机制提取问题中的实体名称“GIS 设备”“漏气”,召回与其相关的知识子图,包括设备信息、故障类型、具体措施等,并将其注入到提示工程中,为模型提供针对性的问题与参考答案。其次,引入思维链技术,知识子图中的实体关系路径为模型提供复杂任务思考推理示例,指导模型分解复杂任务,优化推理路径。最后,将模型角色定义为抽水蓄能电站运维专家,将场景限制在电站的设备运维领域,避免生成无关内容,同时使输出结果符合设备运维工作人员的要求和习惯,提高其在运维领域应用的适用性。应用流程示例如图 5 所示。

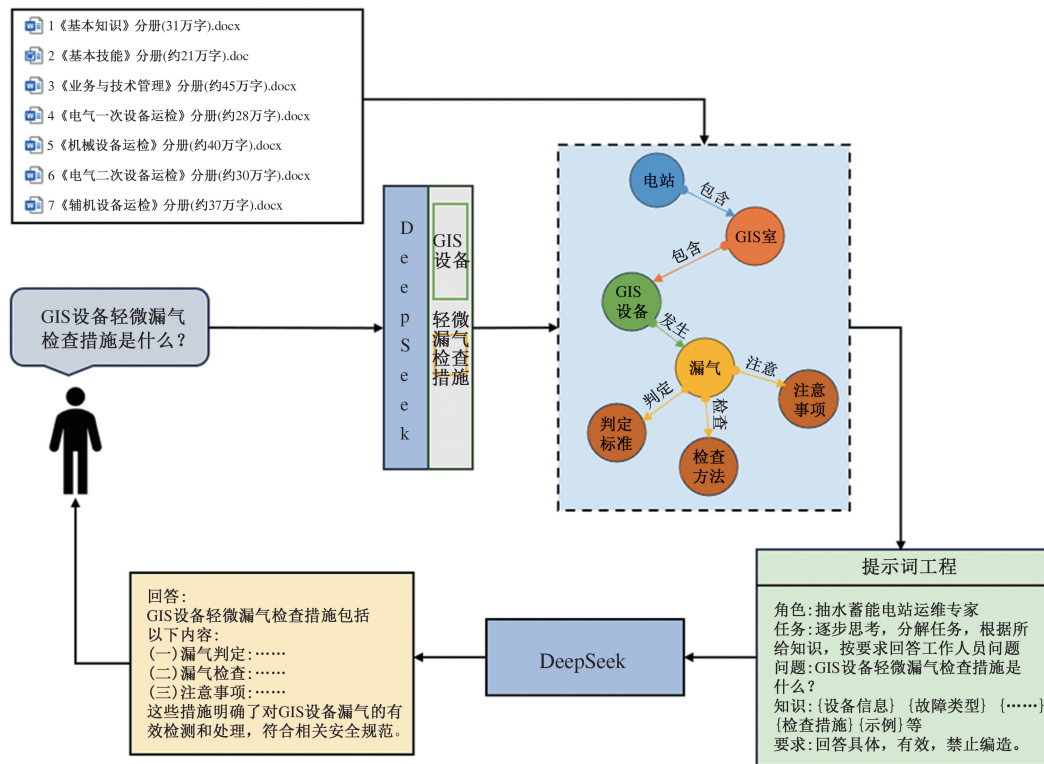


图 5 应用流程示例

Fig. 5 Example of application flow

3.2 实例应用

本研究开发的抽水蓄能电站设备智能运维平台如图6所示。通过深度融合大语言模型、知识图谱与可视化技术,构建了面向电站设备运维的智能问答系统。该系统支持用户通过交互问答的方式

解决运维任务相关问题,同时也可通过结构化知识库进行快速检索,进而根据具体需求精准获取信息,提供知识图谱的可视化展示,降低人工查阅纸质手册的时间成本。



图6 抽水蓄能电站设备智能运维平台界面

Fig. 6 Interface of intelligent operation and maintenance platform for equipment in pumped storage power stations

此外,系统可对关联文档如《检修手册》等的源文件进行链接,进一步提升信息获取效率。针对设备故障情况,系统可快速提供解决方案,具备故障设备的信息查询、借助故障代码库快速定位问题根源,以及维护记录检索等功能。同时,系统还可直接整合相关人员、业务和设备信息,为工作人员提供辅助决策依据。

通过实现这些功能的集成,平台有效简化了运维人员的日常工作流程,提升了操作效率与数据管理的系统性,为设备维护提供了兼具时效性与可追

溯性的支持。

4 验证与评价

为了验证 KG-DS QAS 的可行性和有效性,本研究采用模型 Q、模型 L 和模型 D 3 种通用模型与本研究提出的融合知识图谱与 DeepSeek-7B 模型的方法进行对比分析,并分别根据客观、主观和时效性 3 种指标进行验证分析。

4.1 环境配置

系统部署所采用的软硬件环境配置见表4。

表4 软硬件环境配置

Tab. 4 Hardware and software configuration

序号	配置名称	配置详情	序号	配置名称	配置详情
1	CPU	Intel(R) i9-19700	4	开发框架	Python 3.10.14, Transformer 4.42.4
2	GPU	NVIDIA GeForce RTX 4090D 28G	5	大语言模型	DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B
3	操作系统	Windows 11	6	知识图谱	Neo4j 5.21.2

4.2 数据集

本研究通过实地调研某抽水蓄能电站,进行专家访谈收集典型故障案例,并引入国家电网《电力安全工作规程》等15份行业标准文本,整理电站电

气设备相关文本,获得14类100组数据。数据集按照训练集60%、验证集20%、测试集20%的比例划分,具体类别和数量见表5。

表 5 数据集类别和数量

Tab. 5 Type and number of datasets

类别	数量	类别	数量	类别	数量
发电机组	10	母线及启动设备	5	静止变频器	5
主变压器	10	直流系统设备	5	安全工作规程	5
GIS 设备	5	监控系统	5	电站管理规定	10
高压电缆	5	继电保护	5	基础知识与技能	10
出线场设备	5	励磁系统	5		

4.3 评价指标

4.3.1 客观评价指标

为了弥补传统指标(如 BLEU、ROUGE)依赖表面词汇匹配的不足,本研究采用 BERTScore^[21]作为客观评价指标对模型性能进行评估。通过分别计算生成文本和参考文本在预训练模型 BERT 隐藏层表征的余弦相似度,得出准确率 Precision(Pre)、召回率 Recall(Rec)和调和平均值(F1)。

$$Pre = \frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} \max_{y \in Y} S(x, y), \quad (5)$$

$$Rec = \frac{1}{|Y|} \sum_{y \in Y} \max_{x \in X} S(x, y), \quad (6)$$

$$S(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|}, \quad (7)$$

$$F1 = 2 \frac{Pre \cdot Rec}{Pre + Rec}. \quad (8)$$

式中: x 和 y 分别为生成文本和参考文本中 token 的 BERT 嵌入向量; X 和 Y 分别为生成文本和参考文本中 token 向量的集合。

4.3.2 主观评价指标

为了进一步检验系统在实际工作中的回答效果及实用价值,本研究联合多名电力行业专家拟定了评价标准(表 6),并按比例抽取 100 道测试题进行主观评价打分。针对回答,共设定有无结果、是否回答问题、是否正确、是否准确和是否完善 5 项标准,据此对模型进行打分,得出各模型的评价结果,进而分析其在工作中的实用性。

表 6 评价标准

Tab. 6 Evaluation criteria

评分标准	分值
无结果	0
有结果,但是文不对题,没有理解问题	1
有结果,理解了问题,但是回答结果错误	2
有结果,理解了问题,回答正确,但是回答缺乏关键信息	3
有结果,理解了问题,回答结果正确,包含关键信息但不完善	4
有结果,理解了问题,回答结果正确,关键信息正确且完善	5

4.3.3 时效性验证指标

基于本地部署的 KG-DS QAS 系统,在表 4 所示的软硬件配置下进行验证集测试,检验其响应速度能否满足电站运维的时效要求。为此,将输出问题进一步划分为短(< 500 tokens)、中(500 ~ 1 000 tokens)、长(> 1 000 tokens)3 种长度的问题进行时效性验证。

4.4 应用效果分析

4.4.1 客观评价结果

BERTScore 得分结果见表 7,KG-DS QAS 模型在精确度(0.85)、召回率(0.86)和 F1 值(0.86)等关键指标上均显著优于同参数规模的模型 Q、模型 L 和模型 D 等通用模型。相较于 3 种通用模型,KG-DS QAS 在 BERTScore 得分上平均提升约 20%。其生成的文本不仅提高了输出的准确度,同时覆盖了问题所需的核心信息,综合性能表现最佳。这表明,基于知识图谱的信息增强检索机制能够有效地召回相关的知识子图,为模型提供上下文参考,进而提高系统输出的准确率和关键信息的覆盖率。

表 7 BERTScore 得分结果

Tab. 7 BERTScore results

模型	Pre	Rec	F1
模型 Q	0.632 1	0.653 9	0.642 8
模型 L	0.657 1	0.669 9	0.663 4
模型 D	0.648 3	0.698 9	0.672 6
KG-DS QAS	0.853 2	0.869 1	0.861 1

4.4.2 主观评价结果

专家主观评价结果如图 7 所示,KG-DS QAS 模型在综合评估中的得分分布显著优于其他通用模型。KG-DS QAS 可将 DeepSeek 的推理能力与领域知识图谱进行深度融合,增强模型对领域语义的深度理解与思考能力。其在最高评分标准(5 分)的样本占比达到 76%,远超其他 3 种模型。同时,其低分样本(0~2 分)占比仅为 2%,显著低于模型 D 的 25%、模型 Q 的 27%和模型 L 的 23%。这一结果表明,KG-DS QAS 不仅实现了在复杂任务中的精准推理,更验证了其在抑制“幻觉”生成方面的技术优势。

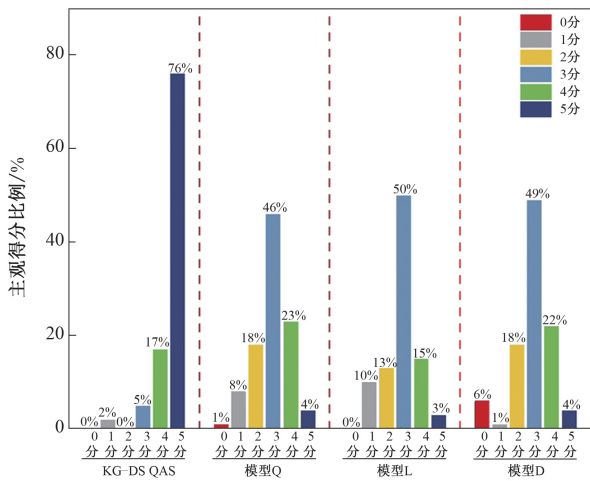


图7 专家主观评价结果
Fig. 7 Subjective expert evaluation results

4.4.3 综合对比分析

综合对比分析结果如图8所示,模型Q、模型L和模型D这3种通用模型均存在稳定性不足的问题。其中,客观得分均在0.6~0.7间波动,主观得分较低,平均分分别为2.78、2.88和2.99。主观得分与客观得分呈现同步波动,表明其性能和稳定性不足。相较之下,KG-DS QAS的客观得分稳定在0.85附近,主观评价持续位于4~5分区间,平均分为4.65,且波动较小。同时,其主客观得分趋势呈现正相关,波动呈现高度同步,这表明KG-DS QAS在抽蓄电站运维领域具备高性能与高稳定性。

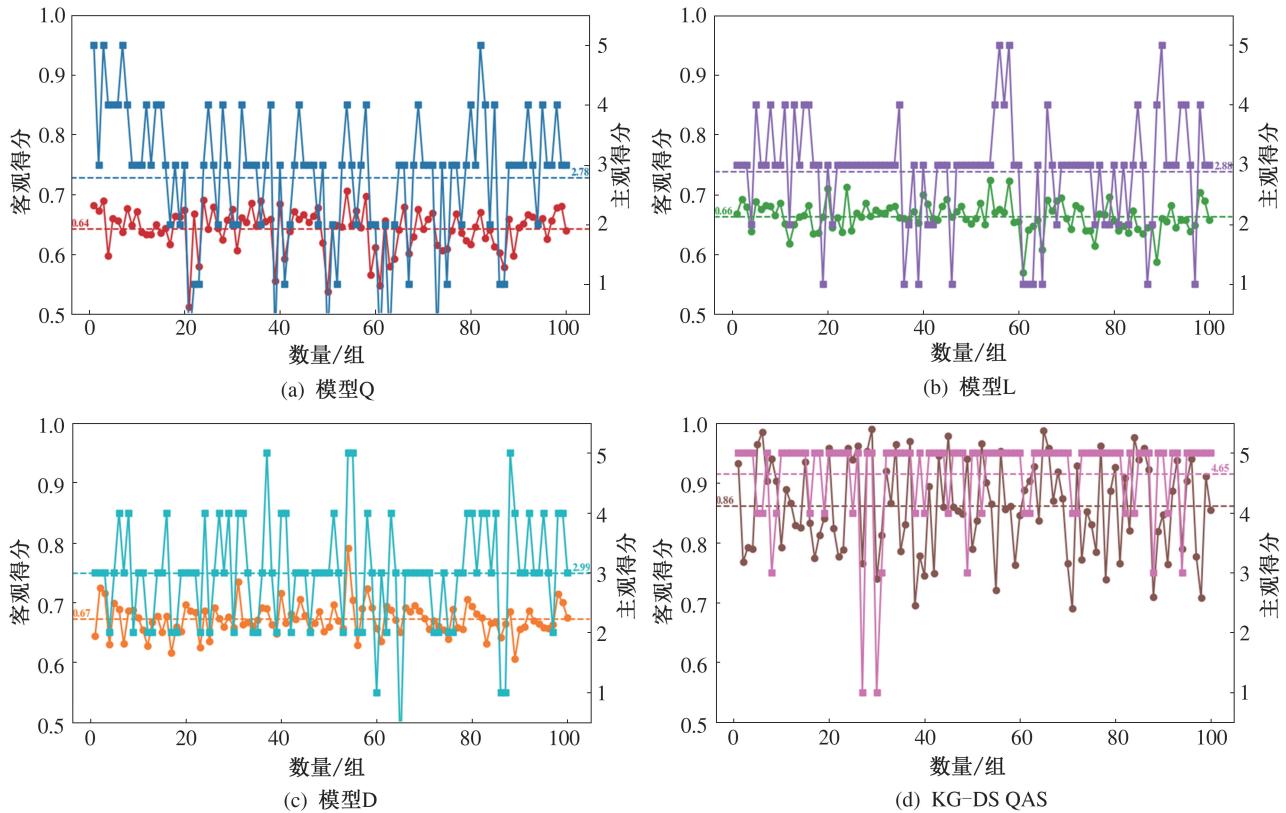


图8 综合对比分析结果
Fig. 8 Comprehensive comparative analysis results

上述分析表明,知识图谱与大语言模型能力存在互补性。DeepSeek 模型通过强化推理过程降低了“幻觉”风险,但同时也受限于领域知识。本系统通过知识图谱驱动推理框架,实现了领域知识图谱以结构化知识对 LLM 在领域任务上的补充和增强作用,显著提高了 LLM 在专业领域关键信息的覆盖率,有效弥补了其领域知识的局限。同时,基于图谱实体关系的约束机制,既保留了 LLM 的逻辑推理优势,又有效降低了模型的无效输出率。本

实验综合验证了知识图谱在提升 LLM 领域适应性方面的关键作用,以及融合知识图谱与 DeepSeek 模型方法的有效性。

4.4.4 时效性验证结果

KG-DS QAS 时效性验证结果见表8,系统平均耗时约 12 s,输出文本量达 597 tokens (约 49.75 tokens/s)。在处理短问题时,该系统平均响应时间为 6.65 s;而在处理长问题时,其响应时间延长至 34 s,但仍满足电站运维场景的实时性要

求。KG-DS QAS 系统的时效性指标充分满足运维场景的实际需求,可以显著降低运维人员的文档检索时间,提高人员知识检索与信息查询的响应速度,有效保障了运维工作人员进行辅助决策的时效性。

表 8 时效性验证结果

Tab. 8 Timeliness validation results

KG-DS-7B	短问题	中等问题	长问题
平均耗时/s	6.65	14.42	34.37
平均输出/tokens	367	695	1 586

5 结论

本研究构建了融合知识图谱与 DeepSeek 模型的抽蓄电站设备运维问答系统。通过混合知识建模策略,建立了抽水蓄能电站运维领域知识图谱,并设计双阶段知识召回方法与 DeepSeek 模型结合,实现了非结构化问题到结构化知识子图的精准映射,完成了从知识检索到智能问答的闭环。具体结论如下:

1) 基于本地化部署搭建的 KG-DS QAS 系统,实现了 7B 参数量级的 DeepSeek 大语言模型在领域知识上的精准增强与实时交互。系统集成知识检索、图谱可视化与智能问答功能,显著提升了运维人员信息查询与分析的效率。

2) 系统在 BERTScore 指标上的精确率与召回率均达到 0.85 以上,专家主观评分高达 4.65 分,显著优于同参数规模的通用模型,有效抑制了“幻觉”并提升了回答质量。同时,系统平均响应时间约为 12 s,能够为现场运维提供快速、可靠的辅助决策支持。

未来将沿纵向和横向两个方向深化研究。纵向上,将系统覆盖范围从设备运维扩展至电站规划、建设、运营的全生命周期管理。横向上,构建多维交互应用体系,深度融合电站自动化控制、信息采集及监控系统的多模态数据,打通信息壁垒,进一步提升电站的自动化和智能化水平。

参 考 文 献

[1] 国家发展改革委,国家能源局. “十四五”现代能源体系规划[EB/OL]. (2022-01-29) [2025-02-16]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/23/content_5680759.htm. [National Development and Reform Commission, National Energy Administration. The 14th five-year plan

for building a modern energy system[EB/OL]. (2022-01-29) [2025-02-16]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-03/23/content_5680759.htm.]

- [2] 蒲天骄,谈元鹏,彭国政,等. 电力领域知识图谱的构建与应用[J]. 电网技术,2021,45(6):2080-2091. [PU T J, TAN Y P, PENG G Z, et al. Construction and application of knowledge graph in the electric power field[J]. Power System Technology,2021,45(6):2080-2091.]
- [3] HU H, MA X, SHANG Y Z. A novel method for transformer fault diagnosis based on refined deep residual shrinkage network[J]. IET Electric Power Applications,2022,16(2):206-223.
- [4] 宋万礼,夏安宇,邓亚军,等. 水电站异常事件智能远程应急处置研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(3):17-26. [SONG W L, XIA A Y, DENG Y J, et al. Research on intelligent remote emergency handling to abnormal events at hydropower station[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2025,46(3):17-26.]
- [5] 叶宏,孙勇,阎峻,等. 数字孪生智能抽水蓄能电站研究及其检修应用[J]. 水电能源科学,2022,40(6):201-206. [YE H, SUN Y, YAN J, et al. Research of digital twin intelligent pumped storage station and application of maintenance[J]. Water Resources and Power,2022,40(6):201-206.]
- [6] 张慧敏. DeepSeek-R1 是怎样炼成的?[J/OL]. 深圳大学学报(理工版),2025;1-7. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1401.N.20250210.1628.002>. [ZHANG H M. How DeepSeek-R1 was created?[J/OL]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering),2025;1-7. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1401.N.20250210.1628.002>.]
- [7] CARLINI N, TRAMER F, WALLACE E, et al. Extracting training data from large language models[C]//30th USENIX security symposium (USENIX Security 21). Berkeley: USENIX Association,2021:2633-2650.
- [8] MAKRIDAKIS S, PETROPOULOS F, KANG Y F. Large language models: their success and impact[J]. Forecasting,2023,5(3):536-549.
- [9] 孙秋野,张瑞霞,陈东岳. 大模型技术赋能电力系统的应用及技术路线展望[J/OL]. 电力系统自动化,2025;1-22. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250317.1811.006>. [SUN Q Y, ZHANG R X, CHEN D Y. Application and route prospect of empowering power systems with large language models[J/OL]. Automation of Electric Power Systems,2025;1-22. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20250317.1811.006>.]
- [10] JI S X, PAN S R, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems,2021,33(2):494-514.
- [11] PAN S, LUO L, WANG Y, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap[J]. IEEE Transactions

- on Knowledge and Data Engineering,2024,36(7):3580-3599.
- [12] 周义棋,刘畅,龙增,等. 电网应急预案知识图谱构建方法与应用[J]. 中国安全生产科学技术,2023,19(1):5-13. [ZHOU Y Q,LIU C, LONG Z, et al. Construction method and application of knowledge graph in emergency plans for power grid[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023,19(1):5-13.]
- [13] 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):1747-1762. [YAN W D,QI D L,YAN Y F, et al. Key technologies and typical applications of knowledge graph and large language model fusion in the power sector[J]. High Voltage Engineering,2025,51(4):1747-1762.]
- [14] 蒲天骄,乔骥,韩笑,等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术,2020,46(2):369-383. [PU T J,QIAO J,HAN X, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020,46(2):369-383.]
- [15] 江秀臣,臧奕茗,刘亚东,等. 电力设备 ChatGPT 类模式与关键技术[J]. 高电压技术,2023,49(10):4033-4045. [JIANG X C,ZANG Y M,LIU Y D, et al. Power equipment ChatGPT-type model and key technologies[J]. High Voltage Engineering,2023,49(10):4033-4045.]
- [16] KALAI A T, VEMPALA S S. Calibrated language models must hallucinate[C]//Proceedings of the 56th Annual ACM Symposium on Theory of Computing. New York: Association for Computing Machinery,2024:160-171.
- [17] 胡昊,许昭一,崔争艳,等. 基于大语言模型的抽水蓄能电站智能运维辅助系统构建研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2025,46(5):34-42. [HU H,XU Z Y,CUI Z Y, et al. Research on the construction of intelligent operation and maintenance assistance system for pumped storage power stations based on large language model[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2025,46(5):34-42.]
- [18] 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 J Y,WANG Z F,XIE H, et al. Development and application of a knowledge retrieval and analysis system for the power industry based on knowledge graph and large language models[J]. Electric Power,2024,57(12):198-205.]
- [19] 高海翔,苗璐,刘嘉宁,等. 知识图谱及其在电力系统中的应用研究综述[J]. 广东电力,2020,33(9):66-76. [GAO H X,MIAO L,LIU J N, et al. Review on knowledge graph and its application in power systems[J]. Guangdong Electric Power,2020,33(9):66-76.]
- [20] 刘雪梅,程彭圣男,李海瑞,等. 基于字词向量的 BiLSTM-CRF 水利工程巡检文本实体识别模型[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版),2024,45(3):9-17. [LIU X M,CHENG P S N,LI H R, et al. Text entity recognition model of BiLSTM-CRF hydraulic engineering inspection based on word vector[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition),2024,45(3):9-17.]
- [21] ZHANG T Y, KISHORE V, WU F, et al. BERTScore: evaluating text generation with BERT [C]//Proceedings of the Eighth International Conference on Learning Representations. Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI),2020:1-43.

Research on a Question-Answering System for Equipment Operation and Maintenance in Pumped Storage Power Stations Based on Integration of Knowledge Graph and DeepSeek

HU Hao^{1,2,3}, ZHANG Xingkui², CUI Zhengyan^{1,3}, ZHANG Haoyu², XU Zhaoyi²

(1. Yellow River Conservancy Technical University, Kaifeng 475004, China;

2. North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China;

3. Henan Engineering Research Center of Project Operation and Ecological Security for Inter-Basin Regional Water Diversion Project, Kaifeng 475004, China)

Abstract: [Objective] This study develops an intelligent question-answering system that integrates a large language model with a domain-specific knowledge graph to address challenges such as inefficient domain knowledge retrieval, weak decision support, and insufficient professional accuracy of large language models. This system provides operation and maintenance personnel with real-time, precise, and scientifically standardized auxiliary decision support. **[Methods]** First, a knowledge

graph applicable to the operation and maintenance of pumped storage power station equipment was constructed, enabling a systematic representation of equipment operation and maintenance knowledge for the power station. Second, a two-stage knowledge retrieval method was innovatively proposed, deeply integrating the knowledge graph with the DeepSeek large language model to design and implement the KG-DS QAS, a question-answering system for pumped storage power station equipment operation and maintenance. **【Results】** (1) KG-DS QAS achieved precision, recall, and F1 scores of 0.85, 0.87, and 0.86, respectively, on the BERTScore evaluation indicator, demonstrating outstanding stability and accuracy. (2) The average score in the expert subjective evaluation was 4.65, and the overall performance significantly outperformed benchmark models (Model Q, Model D, Model L) of the same parameter scale (7B). (3) In timeliness verification, the system's average processing time was 12 seconds, meeting the real-time requirements for on-site operation and maintenance. **【Conclusion】** KG-DS QAS achieves precise adaptation and application in the field of equipment operation and maintenance for pumped storage power stations, providing insights and demonstration for the application of knowledge graph technology and large language models in this domain. Future development can extend from equipment operation and maintenance to full-lifecycle management of power stations, covering planning, construction, and operation, to build a multidimensional and multimodal integrated intelligent management system.

Keywords: pumped storage power station; equipment operation and maintenance; knowledge graph; DeepSeek model; question-answering system