

基于知识图谱的电力安全知识智能问答系统设计与实现

罗艾珂¹ 纪伟² 喻召杰²

1 广东电网有限责任公司东莞供电局, 广东东莞, 523129;

2 南网数字运营软件科技(广东)有限公司, 广东深圳, 518000;

摘要: 电力安全生产知识呈现碎片化、多源异构的特点, 传统依赖人工检索与经验判断的知识获取方式存在效率低、易遗漏关键信息等问题, 难以满足电力行业对安全知识精准化、实时化的需求。为此, 本文设计并实现了一种基于知识图谱的电力安全知识智能问答系统, 旨在解决电力安全知识分散管理与低效检索的行业痛点。系统采用分层架构设计, 包括知识图谱构建层、自然语言理解层与应用服务层, 通过结构化知识存储为问答提供底层支撑, 结合优化算法实现用户问句意图识别与知识映射, 并基于语义关联生成精准答案。系统通过可视化界面提升交互体验, 为电力从业人员提供高效、智能的安全知识服务工具, 显著降低安全规程学习门槛, 为电力行业数智化安监转型提供技术支撑。

关键词: 电力安全生产; 知识图谱; 智能问答系统; 数智化安监

DOI: 10.69979/3060-8767.26.03.001

引言

电力安全生产作为保障电网稳定运行与从业人员生命安全的核心环节, 其相关知识呈现显著的碎片化、多源异构特性。传统知识获取方式依赖人工检索与经验判断, 存在检索效率低、关键信息易遗漏等问题, 难以满足电力行业对安全规程精准化、实时化的需求^[1]。例如, 从业人员需通过反复查阅分散的安规条款、事故案例及操作手册, 才能完成风险评估或故障处置, 这一过程不仅耗时耗力, 还可能因知识关联缺失导致决策失误。因此, 亟需一种能够高效整合碎片化知识、精准响应复杂查询需求的智能化知识服务工具。

近年来, 知识图谱与智能问答系统技术的结合为领域知识管理提供了新范式。知识图谱通过实体-关系的结构化表达, 可将非结构化文本转化为可计算的语义网络, 解决传统知识存储的离散性问题^[2]。而智能问答系统则通过语义解析与推理, 建立从自然语言问句到结构化知识的映射通道, 显著提升人机交互效率^[3]。在电力领域, 国内外学者已开展初步探索: 例如, 阎光伟等构建了基于设备故障模式的知识图谱, 支持变电站运维决策^[4]; MA 等构建了基于多源数据融合的 SCADA 系统知识图谱, 通过本体设计、知识提取与集成及可视化技术实现数据标准化与结构化, 支持电力系统实时监控与智能决策^[5]。而智能问答系统则通过语义解析与推理, 建立从自然语言问句到结构化知识的映射通道, 显著提升人机交互效率^[6]。例如, 在医疗领域, 基于知识图谱的问答系统已实现疾病诊断辅助^[7]; 在审计行业, 大模

型驱动的问答系统优化了专家经验调用流程^[8]; 在航空安全场景中, AGARWAL 等构建了基于事故报告的航空安全知识图谱, 结合深度学习模型打造智能问答系统, 支持航空事故原因分析与安全决策^[9]。然而, 在电力场景中, 现有图谱构建多局限于设备管理, 缺乏对安规条款与显性风险的深度关联; 问答系统则依赖通用语义模型, 难以解析“两票”操作与风险类型的复杂逻辑。针对电力安全知识的垂直化适配不足, 尤其在以下两方面存在瓶颈:

电力安全文本(如安规、两票)专业性强, 实体间因果关联复杂, 传统知识抽取方法难以精准捕捉显性风险与操作规范间的语义网络^[10]; 问答逻辑与业务场景脱节, 现有系统多采用通用语义解析框架, 缺乏对电力行业术语及用户意图的针对性优化^[11]。

针对上述问题, 本文设计和实现了一种基于知识图谱的电力安全知识智能问答系统, 系统核心创新点包括:

(1) 垂直领域知识图谱构建: 设计联合学习模型, 同步完成实体抽取与显性风险多标签预测, 挖掘关键字实体与风险间的因果关系, 构建涵盖安规条款、事故案例、设备操作规程的语义网络;

(2) 语义理解框架: 结合电力专业术语库与规则引擎, 采用意图分类与语义映射算法, 支持复杂问句的精准解析;

(3) 业务价值导向的应用服务: 通过结构化答案生成与关联知识推荐, 将问答结果与风险防控措施、操作规范直接绑定, 提升安全规程学习效率^[12]。

本文后续章节安排如下：第1节详解知识图谱层的构建方法；第2节介绍系统的设计思路；第3节阐述系统的实现方法；最后对全文进行了总结。

1 电力安全知识图谱构建

1.1 数据获取与处理

电力安全知识图谱的构建以多源异构数据为基础，涵盖电力行业内部业务系统数据与外部公开数据。内部数据主要包括企业安规条款文本、变电站电子化操作票与工作票记录（简称“两票”数据），其中“两票”数据以.xlsx格式存储，详细记录作业人员资质、设备操作步骤、风险预控措施等关键信息，可直接从电网内部安全管理系统导出。外部数据通过Scrapy爬虫框架定向采集国家能源局官网发布的电力安全事故通报PDF文件，此类文档包含事故描述、责任分析、整改建议等非结构化文本，需进一步解析处理。这些数据既包含结构化数据库表、JSON格式的半结构化文件，也包含大量非结构化的PDF文本与扫描文档，呈现出显著的异构性与碎片化特征。

针对上述数据的异构性特征，本文设计了分级预处理流程。对于结构化数据（如.xlsx格式的“两票”记录），采用空值过滤、重复项删除及字段格式标准化操作，例如将“作业时间”统一为“YYYY-MM-DD HH:MM”格式，确保数据完整性与一致性。非结构化PDF文档则通过OCR技术^[13]实现文本转换，转换后的文本需经多级清洗，包括去除页眉页脚、冗余符号及乱码字符。半结构化数据（如JSON格式的安规条款）通过键值映射与嵌套结构解析，将分散的条款内容转化为“条款编号-关键字-显性风险-适用场景”的层级化表述，为后续知识抽取提供规范化输入。

1.2 知识抽取

1.2.1 知识实体抽取

知识实体抽取是构建电力安全知识图谱的基础环节，其目标是从非结构化文本中精准识别关键实体，并建立符合行业规范的语义表达体系。本文结合电力安全生产的专业特性，围绕设备、显性风险、操作三大维度设计了实体标签体系^[14]，涵盖电压等级、设备名称、工作内容、人身风险、设备风险及电网风险等核心实体类型。其中，电压等级（如“220kV”、“500kV”）用于标识作业对象的电气参数，设备名称（如“断路器”、“主变压器”）则用于标识完成作业过程中设备可能受到的伤害；工作内容（如“B修”、“机构反措整改”）则直接关联安规条款中的操作规范，为后续语义推理提

供依据。显性风险实体进一步细分为人身风险（触电、坠落、外力致伤等）、设备风险（设备损坏、性能下降等）及电网风险（系统失稳、非正常解列等），严格参照《安全生产风险分类目录表》定义，确保风险分类的权威性与一致性。

为实现电力安全知识的深度语义解析，本文设计了一种联合学习模型，同步完成实体抽取与显性风险多标签预测任务。其中采用BERT预训练语言模型^[15]对文本进行语义编码，并通过共享的BiLSTM层挖掘序列特征^[16]，使两类任务共享上下文表示；随后，分支层分别处理实体识别与风险预测：前者通过CRF解码器约束标签转移逻辑^[17]，后者采用Sigmoid输出14类显性风险的置信度。这一设计充分利用电力安全领域“关键字实体与显性风险间存在因果关联”的专家经验，通过参数共享机制提升模型对文本深层含义的建模能力。模型在典型场景下的抽取示例如：文本“500kV青岩站#1B主变220kV侧2112刀闸”中识别设备名称“主变”、“刀闸”。

通过上述设计，实体抽取模块不仅实现了对电力安全文本的精细化解析，更为知识图谱的语义关联与智能问答的精准检索奠定

1.2.2 知识关系抽取

知识关系抽取是构建电力安全知识图谱的核心环节，其目标是从非结构化文本中挖掘实体间的语义关联，并建立符合电力安全生产逻辑的结构化知识网络。本文中关系抽取以专家经验与业务逻辑为指导，重点挖掘关键字实体（如设备名称、工作内容）与显性风险（如触电、被迫停运）之间的因果关联^[18]。基于领域专家对电力作业场景的长期观察，研究发现作业计划中的操作对象与风险类型存在强相关性：例如“带电操作”这一工作内容直接关联“触电风险”，“主变检修”设备名称则可能引发“减供负荷”电网风险。这种因果关系不仅体现了电力安全知识的内在逻辑，也为问答系统的语义关联推理提供了关键支撑。

1.2.3 知识融合

知识融合是电力安全知识图谱构建的关键步骤，其核心在于通过实体标准化消除多源数据中的语义歧义^[19]，实现异构知识的统一表达。在电力安全生产场景中，同一实体常存在多种表述形式，例如设备名称“主变压器”与“主变”、电压等级“220kV”与“220千伏”等差异表达，若未进行标准化处理，将导致知识图谱中实体冗余与关联断裂。为此，本文定义了安全实体的标准词典（如表1所示），并基于规则匹配与语义相似度

计算，将原始文本中抽取的实体映射至标准化形式。实体标准化准确率通过公式计算：

$$\text{实体标准化准确率} = \frac{\text{标准化正确的实体数}}{\text{总实体数}} \times 100\% \quad (1)$$

其中，标准化正确的实体数由电力领域专家依据标准词典审核判定，总实体数为经初步清洗后的候选实体集合规模。通过构建覆盖设备、风险、操作的多维标准化词典（如表1示例），系统可有效解决术语表达多样性问题，提升知识图谱的语义一致性。

表1 实体标准化示例

| 原始实体 | 标准实体 | 类别 |
|-------|-------|------|
| 主变 | 主变压器 | 设备名称 |
| 220千伏 | 220kV | 电压等级 |
| B修 | 二级检修 | 工作内容 |
| 触电风险 | 触电 | 人身风险 |

1.3 知识图谱存储

本文通过达梦数据库^[20]构建电力安全知识图谱的存储体系，重点解决电力领域知识“多源分散、语义异构”的核心问题。标准化数据按设备、操作、事故、规程等知识类型进行分类存储，形成设备基础表、操作知识表、事故知识表及规程知识表等核心数据表。设备基础表包含设备ID、设备类型、出厂日期、资产状态编码等字段，操作知识表记录操作票ID、操作类型、风险等级及关联设备ID，事故知识表涵盖事故ID、事故类型、直接原因编码，规程知识表则存储条款ID、条款内容、适用场景与风险关键词。通过ETL工具^[21]将结构化数据转换为“主体-谓词-客体”三元组形式，例如“（事故ID，直接原因，绝缘老化）”，达梦数据库利用行列混合存储引擎优化三元组关联查询性能，支持SPARQL语义检索，为知识图谱的语义关联奠定技术基础。

知识图谱的构建过程包含实体抽取、关系抽取。如表2所示，实体涵盖安规条款、两票操作、事故事件等类别，其中关键字实体共有72123个，显性风险实体共有62376个。关系类型基于业务逻辑显式定义，如“关键因素”关系表示操作票与安规条款的绑定，规模达135366个。

达梦数据库的国产化特性与性能优势显著适配电力行业需求。其兼容麒麟操作系统与龙芯处理器，满足电力系统信息安全标准，并通过自适应压缩算法降低知识图谱存储空间。分布式集群部署支持百节点级图谱的毫秒级查询响应，结合行列混合存储引擎，有效提升复杂关联场景下的检索效率。这一体系不仅解决了电力安

全知识的结构化存储难题，更通过可视化与智能交互实现了知识价值的深度挖掘，为行业风险防控与决策优化提供技术支撑。

表2 电力安全知识图谱构建元素统计

| 元素 | 实体/关系类别 | 数据名称 | 数据规模 | 实体/关系总量 |
|----|---------|------|--------|---------|
| 实体 | 关键字 | 安规 | 1232 | 72123 |
| | | 事故事件 | 89 | |
| | | 两票 | 70802 | |
| | 显性风险 | 安规 | 850 | 62376 |
| | | 事故事件 | 81 | |
| | | 两票 | 61445 | |
| 关系 | 关键因素 | 安规 | 1369 | 135366 |
| | | 事故事件 | 133 | |
| | | 两票 | 133864 | |

2 智能问答系统设计

本文设计的基于知识图谱的智能问答系统整体架构如图1所示，该系统由知识图谱层、自然语言理解层、应用服务层三层组成，各层分工明确，形成从知识存储、语义解析到用户交互的端到端服务链路。

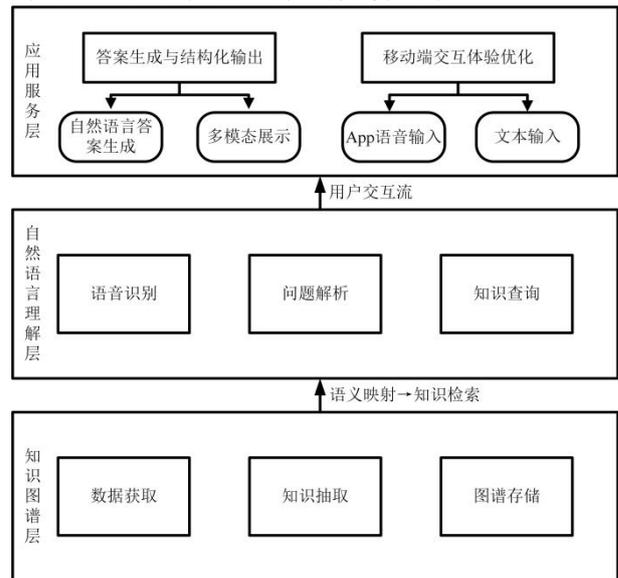


图1 智能问答系统整体架构

知识图谱层是系统的底层支撑模块，负责电力安全领域知识的结构化存储与语义关联管理^[22]，解决传统安全知识“碎片化存储、弱关联检索”的核心痛点。该层通过数据获取、知识抽取、图谱存储三大子模块，将安规、两票、事故案例等非结构化文本转化为可计算的语义网络。其中，数据获取子模块负责广泛收集各类电力安全相关数据，涵盖电力企业内部的业务系统数据（如安规条款、变电站电子化操作票与工作票记录等）以及外部公开数据（如国家能源局发布的电力安全事故通报

等)。知识抽取子模块则运用先进的自然语言处理技术和机器学习算法,深入挖掘文本中的关键信息^[23],包括实体(如设备名称、电压等级、工作内容等)、关系(如操作与设备的关联、事故与原因的因果关系等),从而构建起丰富的知识单元。最后,图谱存储子模块将这些抽取出来的知识以高效的方式存储在特定的数据库中,形成具有强大语义关联的知识图谱,为后续的查询和推理提供坚实的基础。

自然语言理解层是连接用户输入与知识图谱的核心处理模块,其主要职责是对用户输入的自然语言问题进行深入解析,并精准地映射至知识图谱中的相应实体与关系^[24],从而实现从用户问题到知识图谱查询的无缝对接。该层的核心功能涵盖语音识别、问题解析、知识查询三个重要模块。其中语音识别模块(基于科大讯飞 ASR 引擎),支持移动端语音与文本双通道输入,能够准确地将用户的语音输入转换为文本形式,为后续的处理提供基础。问题解析模块则对转换后的文本进行细致的分析,以理解问题的语法结构和语义信息。意图识别是该模块的关键步骤之一,通过对问题的语义理解和模式匹配,判断用户的查询意图,例如是查询设备操作流程、事故原因分析、安规条款等。最后,知识查询模块根据意图识别的结果,结合知识图谱的结构和语义,构建出能够在知识图谱中进行有效查询的语句^[25],确保准确获取与用户问题相关的知识信息。

应用服务层直接面向用户需求,为用户提供优质的答案生成、结果优化及可视化交互功能,以提升用户体验和系统的实用性。其核心功能主要包括答案生成与结构化输出以及移动端交互体验优化两个方面。在答案生成与结构化输出方面,系统根据知识图谱查询返回的结果,经过整理和组织,以自然语言的形式生成清晰、准确的答案。移动端交互体验优化功能则注重优化用户与系统之间的交互过程,通过提供友好的界面设计、便捷的操作方式以及丰富的可视化元素,增强用户与系统的互动性和亲和力。例如,系统支持多模态交互方式^[26],不仅包括文本输入,还包括语音输入,使用户能够更加自然、便捷地与系统进行沟通。此外,系统还会根据用户的历史查询记录和偏好,提供个性化的服务和推荐,帮助用户更快地找到所需的信息。

3 智能问答系统实现

3.1 系统开发技术

本系统采用移动端优先的设计理念,基于 J2EE 技术体系构建后端服务,利用其多层分布式架构与组件化

开发优势,结合 SpringBoot 框架简化企业级应用的配置与部署流程,为智能问答系统提供稳定、安全的高性能支持^[27]。后端服务通过 RESTful API 实现与移动端应用的数据交互,遵循无状态设计原则,采用 HTTP 标准方法(GET/POST/PUT/DELETE)对资源进行操作,并以 JSON 格式封装响应数据,确保跨平台兼容性与高效解析。数据库层复用第 1 节构建的电力安全知识图谱存储体系,选用国产达梦数据库存储结构化知识数据,通过行列混合存储引擎优化知识图谱的三元组查询性能,同时利用连接池技术提升并发处理能力。移动端应用基于 React Native 框架开发,实现跨平台(iOS/Android)的响应式界面设计,集成科大讯飞 ASR 引擎支持语音输入,并通过缓存机制与离线存储适配电力现场网络不稳定的作业环境。系统部署于 Linux 服务器集群,借助 Nginx 实现负载均衡与请求代理,结合 Redis 缓存高频查询结果,确保毫秒级响应速度。开发环境采用 IntelliJ IDEA 与 Visual Studio Code 作为主要工具链,后端依赖 Maven 进行项目管理,前端通过 npm 构建模块化组件,最终形成一套兼顾国产化适配、高效语义检索与多模态交互的移动端智能问答解决方案^[28]。

3.2 自然语言理解层实现

3.2.1 语音识别模块

语音识别模块^[29]作为用户交互的入口,本文采用科大讯飞 ASR 引擎^[30]实现高精度语音转文本功能,适配电力现场嘈杂环境下的语音输入需求。通过定制化声学模型优化,系统能够有效识别电力专业术语,并对地域性口音具备较强鲁棒性。语音输入支持实时流式处理,用户可通过移动端 App 直接语音提问,语音信号经降噪与端点检测后,转化为文本输入至自然语言理解层。同时,模块集成语音唤醒功能(如关键词“安全助手”),实现非接触式操作,满足电力作业人员现场佩戴手套时的交互需求。

3.2.2 问题解析模块

问题解析模块是自然语言理解层的核心,本文采用基于类别 Prompt 的判别式实体识别模型^[31]实现实体抽取与意图识别协同。预定义设备属性类别,例如供电局、设备类型、故障类型、违规操作等,将每个类别作为 Prompt 前缀依次注入输入文本,通过 n 次独立推理逐类抽取实体,其中 n 为类别数。模型通过双分支神经网络预测实体左边界概率分布与右边界概率分布,对超过阈值的位置进行跨分支匹配,生成“文本片段-类别”实体对,例如遵义供电局-供电局、绝缘老化-故障类型。抽取后的实体通过规则映射为系统内编码,解决“同物

异名”问题。同时，模块结合实体类型与问题关键词，通过意图分类器判定查询意图，为知识查询模块提供逻辑指引。意图提取示例如表3所示。

表3 意图提取示例

| 用户查询 | 意图类型 | 提取实体 | 标准化映射 |
|---|--------|---|---|
| 遵义供电局 2021 年因绝缘老化导致跳闸的 220kV 变压器涉及哪些安规条款？ | 安规关联分析 | -供电局：遵义供电局 -设备类型：220kV 变压器 -故障类型：绝缘老化 -事故后果：跳闸 | -供电局编码：520301 -设备类型编码：XX-220-001 -故障编码：X-003 -关联安规条款：XX 741-2019 5.3.2 |
| 南宁供电局近三年因接地线未挂引发触电事故的案例数量？ | 事故案例检索 | -供电局：南宁供电局 -风险类型：触电 -违规操作：接地线未挂 -时间范围：近三年 | -供电局编码：0401 -风险编码：R-005 -违规编码：V-012 -案例数量：6 例 |
| 500kV 青岩变电站因超期未检触发的电网风险等级？ | 风险等级评估 | -变电站：青岩变电站 -风险因素：超期未检 -风险类型：电网风险 | -变电站编码：XX-500-001 -风险因素编码：RF-008 -风险等级：IV 级 |

3.2.3 知识查询模块

知识查询模块基于结构化查询条件，从第1节构建的电力安全知识图谱与业务数据库中动态检索关联信息。知识图谱采用达梦数据库存储，支持 Cypher 查询语言实现多跳语义推理^[32]。例如，用户查询“某变电站近三年同类故障案例”时，系统首先定位变电站实体，沿“故障类型→处置措施→相关安规条款”路径遍历图谱，并关联事故案例库中的详细记录。对于复杂查询（如多条件组合“青岩变电站+500kV+电网风险”），模块通过分布式索引优化检索效率，同时结合缓存机制加速高频请求响应。检索结果不仅包含文本描述，还整合多模态数据，例如关联“触电事故案例”中的学习材料表格，形成多维知识反馈。

3.3 应用服务层实现

3.3.1 答案生成与结构化输出模块

答案生成与结构化输出模块基于知识图谱层的语义关联网络（如第1.2.2节所述的风险因果链），将检索结果转化为自然语言与结构化输出。对于设备统计类结果，系统自动生成含实体标准名称、数量及属性分布的 JSON 结构，例如{"供电局":"遵义供电局","设备类型":"220kV 变压器","数量":12,"故障类型":"绝缘老化"}；对于风险分析类结果，整合知识图谱中的因果关系，例如“220kV 变压器→绝缘老化风险→安规 5.5.3 条款”，生成带风险等级标注的文本答案。此外，模块支持多模态输出^[33]，辅助用户理解复杂语义关系，并提供历史查询记录管理与答案收藏功能，提升知识复用效率。

3.3.2 移动端交互体验优化模块

移动端交互体验优化模块作为用户交互的核心界面^[34]，围绕电力安全知识的高效获取与场景化服务，设计了多模态交互体系。系统支持 App 端设备访问，通过简洁的 Web 界面，用户输入自然语言查询，首先触发意图提取与标准化映射^[35]，以 JSON 格式展示实体解析结果，并提供“确认/修改”交互，确保查询意图的准确性。确认后，系统调用知识查询模块，从知识图谱中检索数据，返回结构化结果，并以自然语言文本呈现如图2所示。

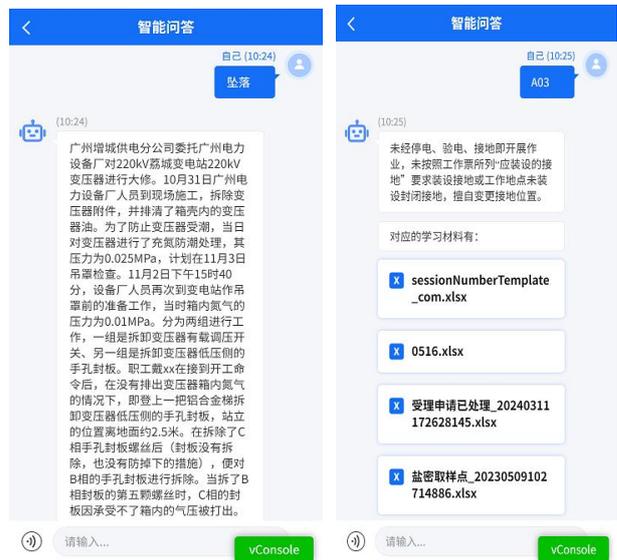


图2 事故案例的查询结果（左）

图3 关联学习材料的多模态反馈结果（右）

对于风险类查询，系统联动多源数据，输出风险描述，并关联学习材料，以卡片式列表展示如图3，支持用户点击查看详细内容，实现知识的深度复用。同时，

系统支持离线缓存,确保无网络环境下的基本查询,提升现场作业的实时性。

通过模板化查询^[36],用户只需填充参数,即可生成复杂查询,降低使用门槛。多设备适配与轻量化布局,使系统在变电站检修、运维管理等场景中无缝融入,实现从知识检索到决策辅助的全流程赋能,显著提升电力安全知识的可及性与实用性。

4 结语

本文针对电力行业安全知识碎片化、多源异构的行业痛点,提出并实现了一种基于知识图谱的智能问答系统,通过结构化知识存储与语义推理技术,有效解决了引言中提出的传统知识管理效率低、关联性弱及垂直场景适配不足等核心问题。系统以知识图谱构建为核心,针对现有电力安全图谱局限于设备管理、缺乏安规与风险深度关联的缺陷,设计联合学习模型同步完成实体抽取与显性风险多标签预测,突破传统知识抽取方法对因果逻辑捕捉的局限性,构建覆盖安规条款、事故案例及设备操作的语义网络,涵盖 13.4 万实体与 13.5 万关系,实现了安全知识从离散存储到语义关联的转化。针对问答系统依赖通用语义模型、难以解析电力业务复杂逻辑的问题,系统结合动态 Prompt 机制与规则引擎,优化意图分类与语义映射算法,支持“两票”操作与风险类型的精准解析,显著提升复杂查询的准确率与响应效率。

系统的国产化与工程化实践成果显著,基于麒麟操作系统与达梦数据库构建全栈国产化解决方案,成为电力安监数字化转型的关键工具。未来研究将聚焦知识图谱动态更新、多模态推理增强及大模型协同优化,例如引入增量学习机制实时融合安规修订内容,集成图像识别技术分析设备缺陷图片,并探索领域大模型与知识图谱的联合推理框架,进一步提升复杂意图理解与答案生成的自然性。

本论文工作表明,知识图谱与智能问答技术的深度融合能够有效破解电力安全知识的“信息孤岛”困境,为行业风险防控与数智化升级提供了一条可复用的技术路径。系统的实现和部署验证了其在效率提升与成本优化中的双重价值,同时也为垂直领域智能化知识服务的设计提供了重要参考。

参考文献

- [1]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.
- [2]张泽滨,王飞,张安岭,等.知识图谱在电力故障诊

断领域的研究与应用综述[J].工业控制计算机,2023,36(10):150-152.

[3]刘沿娟,张栋栋,于海亮,等.基于知识图谱的电力标准智能问答系统研究[J].电工技术,2024,(16):143-146.

[4]阎光伟,张云馨,符哲源,等.基于改进集合预测网络的输变电设备故障知识图谱构建方法[J/OL].电工技术学报,1-13[2025-05-25].

[5]MA G, HUANG J, ZHOU N, et al. Construction and application of SCADA system knowledge graph based on multi-source data fusion[C]//2024 IEEE PES 16th Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC). IEEE, 2024: 1-5.

[6]闫悦,郭晓然,王铁君,等.问答系统研究综述[J].计算机系统应用,2023,32(08):1-18.

[7]陈明,刘蓉,熊回香.基于医疗知识图谱的智能问答系统研究[J].情报科学,2023,41(12):118-126.

[8]黄佳佳,周立云,徐超.基于大模型的审计知识智能问答系统构建研究[J].会计之友,2025,(09):24-30.

[9]AGARWAL A, GITE R, LADDHA S, et al. Knowledge graph-deep learning: A case study in question answering in aviation safety domain[J]. arxiv preprint arxiv:2205.15952, 2022.

[10]梁宏涛,郭超男,刘红菊,等.电力领域命名实体识别研究综述[J].计算机与数字工程,2024,52(07):2115-2122.

[11]WANG J, WANG X, MA C, et al. A survey on the development status and application prospects of knowledge graph in smart grids[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2021, 15(3): 383-407.

[12]SHARMA R K, JOSHI M. An analytical study and review of open source chatbot framework, rasa[J]. Int. J. Eng. Res, 2020, 9(06): 1011-1014.

[13]LI C, GUO R, ZHOU J, et al. Pp-structurev2: A stronger document analysis system[J]. arxiv preprint arxiv:2210.05391, 2022.

[14]韦莉,赵德春,秦璐,等.融合医疗实体标签语义的医疗文本分类模型[J].生物医学工程学杂志,2025,42(02):326-333.

[15]DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers

- for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [16]JI Z X, WANG X H, CAI C Y, et al. Research on power entity recognition technology based on bidirectional long short-term memory network and conditional random field[J]. Global Energy Interconnection (English Edition), 2020, 3(2): 186-192.
- [17]张大波, 郭怀新, 储著伟, 等. 基于多分类 BiLSTM-CRF 的电网启动方案结构化数据转换模型研究[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(1):54-61.
- [18]张国梁, 朱桐, 陈文亮. 面向无触发词文本的因果关系事件对联合抽取模型[J]. 中文信息学报, 2024, 38(05):76-87.
- [19]张佳豪, 黄勃, 王晨明, 等. 一种融合文本与知识图谱的问答系统模型[J]. 重庆大学学报, 2024, 47(08):55-64.
- [20]金岩磊, 郝发刚, 高少华, 等. 基于达梦数据库的水电厂智能数据存储策略[J]. 中国农村水利水电, 2023, (01):181-184.
- [21]彭璐祎, 易雄胜. 电力系统典型场景下大数据平台架构的设计与应用[J]. 水电站设计, 2024, 40(04):42-46.
- [22]LIU R, FU R, XU K, et al. A review of knowledge graph-based reasoning technology in the operation of power systems[J]. Applied Sciences, 2023, 13(7): 4357.
- [23]屠鹏, 车松阳, 朱姣, 等. 基于文本挖掘的电力安全事故致因网络研究[J]. 安全, 2025, 46(03):58-64.
- [24]陈鹏, 邵彬, 石英, 等. 基于知识图谱的电力设备缺陷问答系统研究[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(06):149-163.
- [25]冯国峰, 闫贺, 王百泉, 等. 基于 Flask 技术的隧道检测装备知识图谱智能问答系统设计与实现[J]. 科学技术创新, 2025, (12):92-95.
- [26]时振普, 吕潇, 董彦如, 等. 医学领域多模态知识图谱融合技术发展现状研究[J/OL]. 计算机科学与探索, 1-17[2025-05-24].
- [27]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.
- [28]任海玉, 刘建平, 王健, 等. 基于大语言模型的智能问答系统研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(07):1-24.
- [29]苟晓茹. 基于多模态的 AI 语音识别及人机交互系统研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2024, (12):159-162+167.
- [30]WANG C, WU Y, CHEN S, et al. Self-supervised learning for speech recognition with intermediate layer supervision[J]. arxiv preprint arxiv:2112.08778, 2021.
- [31]刘伟, 薛航, 张晗. 面向中文医学命名实体识别的判别式与生成式语言模型比较研究[J]. 图书情报工作, 2025, 69(05):107-116.
- [32]龙欣, 赵容梅, 孙界平, 等. 面向多跳问答的多视图语义推理网络[J]. 工程科学与技术, 2023, 55(02):285-297.
- [33]李俊燕, 韩昕熠, 赵敏. 基于多模态知识库的遥感智能问答系统研究[J]. 测绘技术装备, 2025, 27(01):39-44.
- [34]ZAINA L A M, FORTES R P M, CASADEI V, et al. Preventing accessibility barriers: Guidelines for using user interface design patterns in mobile applications[J]. Journal of Systems and Software, 2022, 186: 111213.
- [35]张逸涵, 洪赓, 杨哲懿. 基于多模态融合的移动应用细粒度用户意图理解[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(11):209-223.
- [36]冯国峰, 王百泉, 闫贺. 基于知识图谱的隧道病害治理知识库问答系统研究[J/OL]. 隧道建设(中英文), 1-11[2025-05-24].
- 作者简介: 罗艾珂(1995.02——), 女, 汉族, 工程师. 主要研究方向为安全管理。
- 纪伟(1999.04——), 男, 汉族, 主要研究方向为人工智能技术。
- 喻召杰(1985.12——), 男, 汉族, 高级工程师. 主要研究方向为安全生产信息化。
- 基金项目: 南方电网科技项目(031900KC23040017(GDKJXM20230401))