

电力安全知识图谱构建技术与应用

汤步洲, 胡晗

(哈尔滨工业大学(深圳)计算机科学与技术学院, 广东 深圳 518067)

摘要:知识图谱技术因其强大的数据管理和推理能力,在诸多领域得到了广泛应用,在电力安全生产和安全管理中也极具应用潜力。针对电力安全生产与管理效率较低的问题,国内外已开始逐步开展面向电力安全生产和管理的知识图谱研究,但仍处于起步阶段。为有效推动电力安全知识图谱构建与应用技术的发展,本文对电力安全知识图谱相关技术系统调研,介绍电力安全生产和管理中面临的问题、电力安全数据的形式与特点、电力安全知识图谱构建、电力安全知识图谱应用。电力安全知识图谱构建介绍本体库构建、实体识别和关系抽取关键技术。电力安全知识图谱应用包括安全隐患预测、岗位安全管理和安全知识学习的场景介绍。最后综合分析现有电力安全知识图谱研究中的不足和未来可能的研究方向。

关键词:电力安全;知识图谱;知识图谱构建;知识抽取

中图分类号:TP181;TM73 **文献标志码:**A

引用格式:汤步洲,胡晗. 电力安全知识图谱构建技术与应用[J]. 山东大学学报(理学版),2026,61(5):18-26,37.

Construction of technology and application of knowledge graph in power safety

TANG Buzhou, HU Han

(School of Computer Science, Harbin Institution of Technology, Shenzhen 518067, Guangdong, China)

Abstract: Due to its efficient data management and reasoning capabilities, knowledge graph technology has been widely used in many fields, and has great application potential in power safety production and safety management. Researchers all over the world have begun to study knowledge graph for power safety production and management, but the studies are still in the initial stage. In order to effectively promote the construction of power safety knowledge graph and the development of its application, a systematic investigation is conducted on the related technologies of power safety knowledge graph, and the problems faced in the production and management of power safety, the forms and characteristics of power safety data, the status quo and application of power safety knowledge graph construction technology in detail are introduced. In the case of the construction of power safety knowledge graph, the common methods and models are presented, and the application part of power safety knowledge graph mainly includes the safety risk prediction, post safety management and the scene introduction of safety knowledge learning. Finally, we point out the shortcomings of the existing research on the knowledge graph of power safety and the possible research directions in the future through comprehensive analysis.

Key words: power safety; knowledge graph; construction of knowledge graph; knowledge extraction

0 引言

随着社会不断发展,电力系统已经成为日常生活中不可或缺的部分,作为重要的基础设施,对我国人民民生、社会经济发展各方面都起到重要推动作用,因此近年来国家投入大量资金支持电力项目建设。而安全管理是电力项目中的永恒课题,安全生产是我国的一项基本国策,是保障劳动者人身安全的基本要求^[1]。

由于电力项目涉及到的设备和环境存在许多隐患,危险性较大,给相关人员带来严重的安全威胁。为避免类似事故再次发生,必须从多个方面入手,完善安全管理制度、加强施工人员的安全意识和专业技能、提升安全隐患预测水平并做好应急预案。

信息技术的发展推动电力企业开始向数字化转型,信息技术应用到电力建设的各个环节。信息化技术的应用开创了全新的电力安全管理模式,提升了安全管理的效率和水平,例如无人机技术可用于勘查和监测施工现场,及时发现施工现场存在的安全隐患;传感器技术可用于监测施工现场的环境参数;虚拟现实技术可用于员工培训,使他们亲身体验违章行为带来的风险^[2]。近几年知识图谱技术快速发展,它能够整合数据资源、挖掘数据间的关联关系,在智能决策系统、推荐系统和智能问答系统中起到重要作用,在电力行业也受到广泛关注^[3]。基于知识图谱技术,电力企业可实现智能化的安全管理系统、自动化预测安全隐患等等。

本文对现有的电力安全知识图谱研究进行充分调研和分析,旨在全面客观地介绍该领域的研究现状,为后续研究提供参考。

1 电力安全生产和管理中的问题

电力项目的施工步骤复杂、生产周期长、参与人员多且流动性强,同时,高空作业和带电作业场景多、危险性大^[4]。电力行业主要面临设备故障频发和安全风险高登安全生产问题。电力行业的设备大多是高压设备,长期使用容易出现老化,同时由于维护不到位,可能导致绝缘故障、线路短路等情况。部分电力运维人员技术能力不足,缺乏正确的应急处理知识,操作过程中容易出现失误,成为安全事故的潜在诱因。在暴雨、洪涝、台风等突发情况下,电力系统运行极易遭到破坏,甚至引发大范围停电,造成严重后果。

面对这些安全挑战,传统的安全管理方法仍存在明显不足。例如,工作中过度依赖人工,尤其是专家经验。在电力工程中,有效识别危险源是保障安全施工、降低事故风险的重要前提。目前识别危险源的方法主要有2种。一是人工分析,工程人员从项目流程图、系统分解图入手,将其中的危险源标注出来,或是利用鱼刺图法、故障树法分析可能出现的危险源;二是专家经验法,即召开专家会议,共同讨论分析项目中存在的危险源^[5]。在识别危险源的过程中,需要投入大量人力和时间成本,任务集中在少数的专家身上,易出现人工记录不准确、分析效率低、专家经验难以共享等问题。

此外,对施工人员的安全培训不到位,施工人员的安全意识薄弱。调查显示,在某电力项目相关的90人中,只有30%的人员严格遵守规章制度,50%的人员只注重危险性较大的隐患^[6]。可见部分施工单位在施工前未对施工人员做好安全教育和培训,使其未能正确认识到作业中面临的安全隐患,且缺乏安全意识,不能严格按照要求规范作业^[7]。因此,电力企业亟需强化安全培训工作,尤其应依托信息化技术开展更加有针对性和实效性的培训内容。

最后,监管效果有限,信息化水平仍有待提升。尽管随着信息技术的发展,电力安全监管逐步向数字化转型,部分问题如人力资源不足、工作效率低等有所缓解,但信息系统多局限于数据的存储与初步分析,尚未实现数据的深层关联与智能化应用。研究发现,部分企业信息化管理精细程度不够,现场发现的问题未能及时反馈至培训系统,难以实现闭环管理^[8]。同时,问卷调查也显示,约30%的受访者认为施工现场的智能化程度偏低,大数据、人工智能等信息化手段尚未真正发挥作用^[6]。因此,如何有效借助先进技术手段,提升电力安全监管的智能化、自动化水平,是当前电力企业亟需突破的关键难题。

2 电力安全数据的形式与特点

结构化数据。这类数据主要存储在关系型数据库或Excel表格中,具有明确的字段定义和规范的数据格式。典型数据包括人员基础信息、环境监测指标等可直接从业务系统或管理台账中导出的数据记录。其特点是数据结构规范,便于直接进行分析。

半结构化数据。此类数据包括设备台账JSON文件、电力安全工作规程文档以及事故调查报告等。虽然不具备严格的关系型结构,但包含特定的标签或层级信息。安全工作规程文档,通过章节划分可以明确区分不同作业场景的技术规范要求,但其具体内容仍以非结构化的自然语言文本为主。

非结构化数据。在电力安全领域占比最大,包括工作票记录、违章记录等自由文本数据。这类数据特征是人工录入导致规范性不足,且表达方式存在显著差异。以某供电局工作票为例:“将 10 kV #9、#10、#13、#14 电容器组由检修转热备,用“10 kV 的#5 电容器组、#6 电容器组及开关由热备用转检修”。在这 2 条记录中,前者仅采用组别编号的简单枚举形式,后者则采用“组别+设备名”的复合表述方式。

由于隐含大量专业知识,因此需要特定领域知识解析。例如“10 kV F22 * * 线线路由运行转检修”中的“F”代表馈线(Feeder)的缩写,由“F”标识的线路一般是 10 kV 电压等级的出线回路,即从变电站向用户或配电变压器输送电能的线路。若采用通用自然语言处理模型解析,模型将“F22”整体识别为线路的编号,而忽略“F”隐含的设备类型信息,导致关键语义特征丢失。

由于上述特点,电力安全领域的非结构化文本数据给知识图谱的构建带来了较大的挑战,须结合领域知识构建专门的语义解析与标准化方法。

3 电力安全知识图谱构建

知识图谱的逻辑架构通常由数据层和模式层组成^[9],在数据层,知识以事实为单位存储在图数据库中,在模式层,本体库定义了实体与关系的层次和约束,为数据层提供规范。构建电力安全知识图谱的流程如图 1 所示,其中 G_1, G_2, \dots, G_n 为知识源。如图 1 所示,包括明确具体电力业务需求、数据预处理、电力安全本体库构建、实体识别、关系抽取、知识存储、知识融合等。首先要明确具体业务需求,如安全监管、故障诊断等;其次采集调度日志、设备台账等相关数据,进行数据清洗,剔除无效信息与冗余数据。在此基础上,构建电力设备、安全隐患等本体概念体系;通过知识抽取技术从文本中抽取实体、属性和关系,并完成知识图谱融合,解决多源异构数据的冲突、冗余及关联问题,实现知识的标准化。最终利用关系数据库、图数据库等存储知识,以便后续检索和应用。

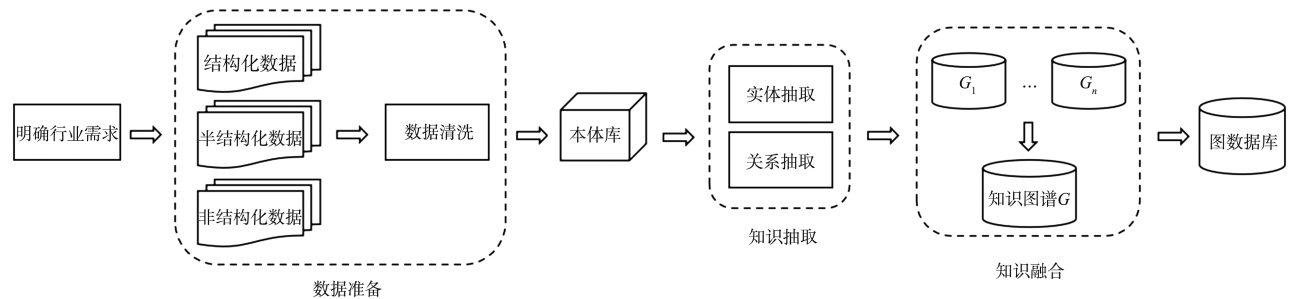


图 1 电力安全知识图谱构建流程图

Fig.1 The construction process of the power safety knowledge graph

3.1 本体库构建

本体库构建是指定义电力安全本体模型的概念,明确模型的层次关系、约束关系、属性值等内容。当前电力安全领域尚未形成统一、权威的本体库体系,现有研究多基于特定任务、通过专家经验和行业规范指导,自顶向下构建专用本体库。苏青青^[10]从电力企业岗位安全需求出发,分析电厂实际数据,建立了包含 8 类本体的层次结构。李泽科^[11]从现有设备、业务系统等台账数据中提取数据,总结作业处置手册、缺陷记录、工作票记录等数据,结合调度人员的经验,构建调度自动化作业本体模型。徐鸿飞^[12]采用自底向上构建法,基于语义相似度计算实现实体聚类,将实体按照语义关系分类并映射到不同的本体中,最终形成 10 类本体分类。徐冲^[13]将课件特征均抽象为实体,并定义课件和特征实体间的关系描述课件,构建包含 4 种实体本体、3 种关系本体的课件推荐模型。本体模型为电力安全领域的知识图谱提供了一套统一的术语和概念体系,减少了知识表示的歧义和模糊性,促进了知识的交换和共享。

3.2 实体识别

实体识别是指根据预定义的本体模型,从文本中识别特定的实体和属性^[14]。当前电力领域的实体识别方法主要包括基于规则和词典的方法、基于统计机器学习的方法、基于深度学习的方法和基于大语言模型的识别方法。在基于规则的方法中,文献[15-17]通过电力专家经验构造电力安全领域的规则和词典,将文本

与预设的规则匹配识别命名实体,但此方法构建过程复杂、可移植性较差、更新和维护规则费时费力。在基于统计机器学习的方法中,常用且有效的是序列标注模型如隐马尔可夫模型^[18](hidden Markov model, HMM)、决策树^[19](decision tree, DT),文献[20-22]不用预先定义规则,但仍依赖大量标注数据训练模型。深度学习模型能够从电力相关数据中学习特征自动表示,更准确地理解专有领域名词的含义。常用的模型有门控循环单元((gated recurrent unit, GUR))^[23]、长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[24]、双向 LSTM (bidirectional long short-term memory, BiLSTM)^[24]和基于 Transformer^[25]的各类变体模型^[21,26-28]。2020年,OpenAI 推出 1 750 亿参数 GPT-3 模型^[29],开启大语言模型 (large language model, LLM) 的新纪元,应用大模型的实体识别方法在处理长文本、复杂语义和未知实体^[30]。在电力领域, Liu 等^[31]结合规则模版和 GPT-3.5 微调方法,抽取电力新能源数据中的研究问题和研究方法两类实体, F1 值分别为 86.75%、86.42%,为未来构建电力新能源知识图谱奠定基础。

电力安全领域的实体识别采用的方法分为基于统计机器学习和基于深度学习。早期研究如郭素芹等^[32]利用 HMM 模型对安全隐患数据分词训练,结合维特比算法(viterbi algorithm, VA)求解隐藏的状态序列以完成隐患实体分词标注,并以电力行业专业词典作为辅助分词工具,若识别出的实体和属性与词典词汇相匹配,则认为其正确。潘道成等^[33]使用 NLPiR (natrual language processing information retrieval) 中文分词系统自动对电力安全隐患数据分词,人工修正某些系统无法准确识别的电力安全领域专有名词。

随着技术发展,基于深度学习的方法是当前电力安全领域最广泛采用的方法,本文从现有研究总结如图 2 所示常用算法框架,它包含三个层次:表示层采用预训练语言模型(如 BERT (bidirectional encoder representations from transformers)^[34]、ALBERT (a lite BERT for self-supervised learning of language representations)^[35])将文本编码为向量表示,预测(中间)层通常使用 BiLSTM、GRU 等深度学习学习文本深层特征,优化层则多采用条件随机场(conditional random fields, CRF)模型进行序列标注。文献[36-37]在此框架基础上融合注意力机制,该机制能够根据电力安全文本各部分的重要性动态调整注意力权重,模仿人类关注关键信息,忽略冗余内容,从而提升模型识别实体的性能。在加入注意力机制后,文献[36]性能提升 4% 左右,文献[37]性能提升 5%~21%。文献[38]在此框架基础上提出自助法,通过初始种子数据集训练模型识别实体,合并标注后重新训练模型,循环优化。加入自助法后,模型 F1 值提升 11%,此外,它还能减少人工标注工作量,持续提升模型准确率,适应电力安全管理中数据变化的特点,保持模型鲁棒性。图 2 中, h_1, h_2, \dots, h_n 为隐藏层向量, $n \in \mathbf{N}$ 。

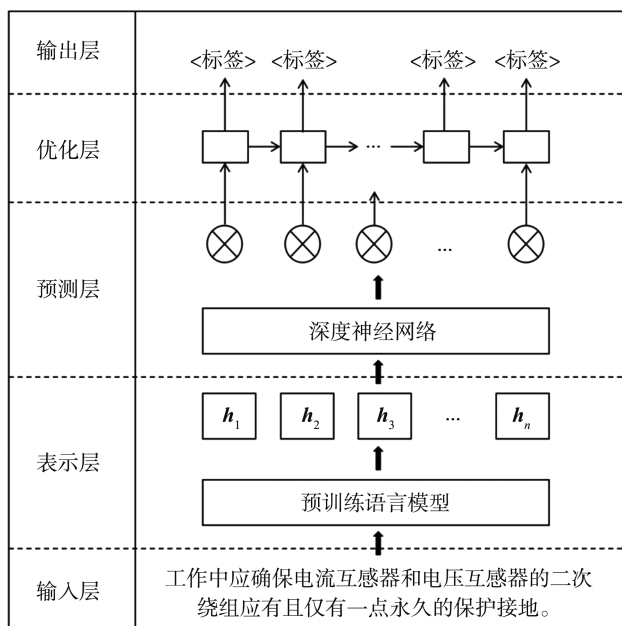


图 2 电力安全领域常用实体识别算法框架

Fig.2 Framework of entity recognition algorithm in power safety

3.3 关系抽取

关系抽取通过从文本中提取未知的关系事实并将关系事实添加到知识图谱中自动构建大规模知识图谱

的关键任务^[39]。按照抽取的流程,电力安全领域的关系抽取的方法可分为流水线法和联合抽取法。流水线法指先抽取实体、再抽取关系^[40-41],联合抽取则是同时抽取文本中的实体和关系^[42-43]。电力安全领域的流水线抽取方法也可分为基于规则的方法、基于统计机器学习的方法和基于深度学习的方法。潘道成等^[33]预先定义“主谓宾”、“定状补”等依存关系,根据规则识别隐患实体/属性间的关系类型。郭素芹等^[32]人工筛选电力安全隐患关系种类,依次划分相关术语,并通过语义相似度计算筛选冗余关系,提升隐患识别性能。苏青青^[10]采用 Bootstrapping 算法,利用种子集训练预料,对结果计算置信度并选取前 n 项生成新的种子库,迭代优化。郭宇^[36]改进基于卷积神经网络文本(text convolutional neural network, TextCNN)模型,在输入层之后加入注意力机制,在卷积池化层改用 1/2 池化和最大池化,提升模型在电力安全垂直领域上的性能。徐鸿飞^[12]使用如图 2 所示的框架进行关系抽取,并对比模型各种组合的效果,结果说明 BERT、BiLSTM 和 CRF 结合使用效果最好,也证明了这一框架在关系抽取上的有效性。李洪海^[44]通过图嵌入算法 TransE 和注意力机制的图神经网络,学习隐患实体和属性的向量表示,从而揭示隐患的因果逻辑与传播路径。流水线关系抽取方法易于实现、灵活度高,但可能导致误差积累和实体冗余。

联合抽取方法在电力安全领域应用较少。张燎原等^[45]提出单模块单步骤的基于三元组联合抽取模型,主要有 4 个步骤:嵌入层利用中文全词掩码扩展版 BERT(Chinese BERT with whole word masking-extended version, Chinese-BERTt-wwm-ext)模型编码文本,枚举层将字向量两两组合并重新编码,分类层对向量对进行标签预测、判断其是否为正向,解码层对预测结果进行解码。其结果较通用领域的 TPlinker 联合抽取模型^[46]提高了 1%。李泽科等^[11]提出融合类别信息的实体关系联合抽取模型,有 4 个主要模块:编码器、头实体识别、特定关系尾实体识别和三元组生成模块。较其基线模型 CasRel^[47],中国学术期刊电子出版规范(CAJ-EP)中的参考文献著录规则模型(China academic journals electronic publishing model, CAJERM)模型的 $F1$ 提高了 46.5%。且这两种联合抽取方法均能较好地解决传统模型难以处理实体对重叠问题和单实体重叠的问题。徐冲等^[13]提出基于知识图谱的用户特征-关系推荐模型,通过构建多任务迁移学习的神经网络,引入 F-R 单元实现用户特征与实体关系的深度聚合,强化用户特征对推荐算法的影响,该模型有效缓解了“长尾”用户交互数据稀疏的问题。

4 电力安全知识图谱应用

目前,电力安全知识图谱主要在安全隐患预测、安全管理、安全教育等方面有相关应用。在安全隐患分析与预测中,郭素芹^[32]构建包含 1 655 个隐患的知识图谱,基于 Neo4j 存储,实现变电站安全隐患原因的自动图谱生成。潘道成^[33]则利用包含 1 335 个隐患的图谱分析隐患主因并预测易发位置;李洪海^[37]构建的大规模图谱包含 50 万实体和 200 万条边,平均预警时间提前 7.3 h,尤其对变压器油中溶解气体异常识别效果显著。在安全管理方面,苏青青^[10]基于知识图谱搭建电力企业岗位安全管理系统;戴玉艳^[36]的系统实现了每日 849 条的知识更新频率和 857 条的知识库扩展速度,使安全问题解决时间降至 18.7 min,决策准确性提高至 91.46%,人力资源和设备利用率分别提高至 91.37%和 88.64%。在安全教育领域,徐冲等^[13]构建的图谱包含 19 851 个头实体和 58 个层实体,有效解决电力安全教育场景中的数据稀疏和冷启动问题;李媛^[48]则开发内容丰富的电力安全知识学习系统,支持多样化学习模式。这些研究表明,知识图谱技术能显著提升电力安全管理的智能化水平和应用效果。

4.1 安全隐患预测

电力生产过程中安全隐患无处不在,电力项目作业中存在很多危险场景和设备,如高空作业、高压线路等,涉及到人身、设备、电网风险等各个方面,需要作业人员和管理人员能够及时识别危险源并做好保护措施,降低事故发生的概率。以往的电力安全隐患记录由共人员以自然语言的形式手动录入,数据的规范性难以保证,且隐患分析依赖专家经验完成,对工作人员的水平要求较高。因此电力企业希望建立安全隐患知识图谱,挖掘数据间的关系,便于自动地分析和预警隐患。

本文根据现有的安全隐患应用,总结基于知识图谱的一般电力安全隐患预测流程,如图 3 所示。为使数据便于计算机分析,先将所有非结构化和半结构化数据通过 JSON(javascript object notation)生成器转换为 JSON 格式并存储。存储通常使用基于 ElasticSearch 的搜索引擎,它能够实现隐患记录的实时分布式搜索和

分析。在知识抽取阶段,研究者们大多选用基于统计机器学习和深度学习的方法识别实体再选用流水线方法抽取关系定义好的知识三元组被存储在图数据库中,Neo4j 图数据库具有高性能、轻量级的特点,成为最受欢迎的图数据库之一。构建好的知识图谱能为隐患预测和分析提供数据支撑。郭素芹^[32]基于知识图谱搭建针对某地区变电站的安全隐患动态分析引擎,利用可视化技术将隐患的原因、类别、危害和防控措施等直观地呈现给运维管理人员。潘道成^[33]利用吉林某地区电网安全隐患数据搭建电网安全隐患动态分析系统,该系统能够按专业展示知识图谱,利用图谱预测易发生隐患的位置,通过对结果的分析得到隐患的预防和防止方法。李洪海^[37]通过多源数据融合、机器学习模型训练及知识图谱关联分析,提升隐患识别的准确性和预警的及时性。为电力系统的安全稳定运行提供了有效的技术支持。

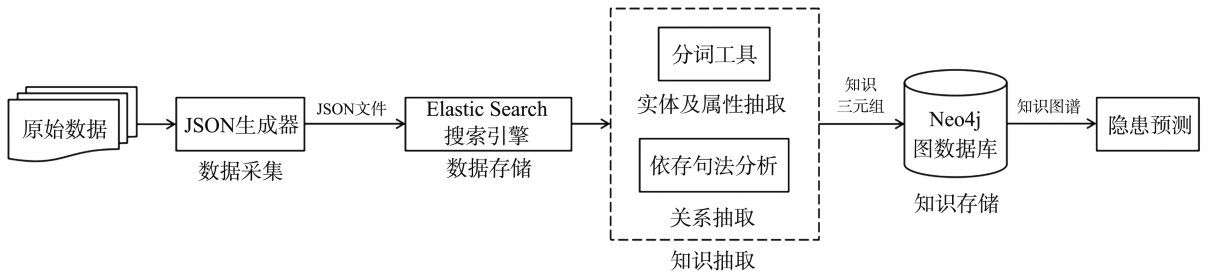


图 3 基于知识图谱的安全隐患预测流程

Fig.3 Hidden dangers prediction process based on knowledge graph

4.2 安全管理

电力企业岗位安全管理不到位也是造成事故发生的一大原因,监管不力使得部分作业人员缺乏安全意识、对岗位职责不了解。因此需加快构建岗位安全管理知识图谱并加以应用,发挥知识图谱在挖掘数据关联和深度推理的能力。

苏青青^[10]基于知识图谱实现了岗位人员画像、获取岗位的安全责任清单和推送岗位的风险控制措施等应用,在此基础上搭建电力企业岗位安全管理系统。该岗位安全管理系统具备较完整的应用流程,从作业人员的角度切入,根据其岗位有针对性地推送安全责任清单和风险控制措施。但推送的灵活性不足、角度较单一,例如同一个岗位的人员也可能需要完成不同的任务,是否能进一步从任务角度推送?若工作人员在某次作业中出现问题,是否能对他重点推送相关任务的信息?后续针对岗位安全管理的知识图谱设计可以从这些问题入手。戴玉艳等^[36]在知识抽取模型的基础上构建电力项目安全管理应用,实际结果表明引入知识图谱后,安全问题解决时间最低降至 18.7 min、决策准确性平均提高了 91.46%、人力资源和设备利用率分别提高了 91.37%和 88.64%,用户满意度高达 9.58。解决了传统方法在电力安全管理上处理效率和准确率不足的问题,对电力产业高质量可持续发展具有重要意义。

4.3 安全教育

传统的安全教育方式是面对面授课,浪费大量人力且受到时间、地点的约束,因此智能化的学习方式越来越受到电力企业的青睐。徐冲等^[13]基于知识图谱挖掘用户特征和实体关系的深层关系,构建的基于用户反馈的推荐结果优化(user feedback-based recommendation refinement, UFRR)模型能够有效解决电力安全教育场景中‘长尾’群体用户交互数据的稀疏问题,明显缓解冷启动效应。李媛等^[48]基于深度学习算法构建电力安全知识学习应用系统。从软件开发角度,系统采用 Docker 平台搭建,具有隔离性、可配额、移动性和安全性的特点。系统中具体包括桌面系统、安全知识学习管理系统、电力安全生产图形化资源管理系统、安全生产管理信息联动系统、工作票操作票模块化分解管理系统 5 个模块,每个模块都根据其应用特点选择合适的架构或模型。实际上,安全知识和岗位安全管理融合能有针对性地给作业人员推送与其岗位相关的安全知识,提高系统的精准性和个性化。

5 未来研究方向

探索高效知识抽取算法。从第 3 节中的分析可知,电力安全领域的研究在知识抽取阶段大多选用基于

深度学习的方法,灵活性和可移植性较差。使用分词法实现实体抽取时,若分词模型对电力垂直领域的语义理解性较差,则人工纠错,自动化程度较低。使用依存句法分析进行关系抽取时,若文本不是标准的“主谓宾”“定状补”结构,为保证分析效果,需要人工预处理数据,耗费大量人力和时间,因此须要探索更高效的知识抽取算法,如在电力安全领域的效果利用生成式模型或大语言模型。

打造个性化安全教育培训平台。现有的安全教育培训、安全知识学习平台功能较单一。在电力安全培训中,以干什么学什么、缺什么补什么为目标,根据人员岗位、具体工作内容推送相关知识,分析人员历史考试记录或是违章记录,推送其薄弱知识点,基于知识图谱打造个性化学习平台。

加强施工现场风险预警。未来研究人员可以进一步探索如何利用历史数据和规则建立知识图谱、自动推理和分析现场监控数据,识别施工现场的危险源、人员不安全的行为等,建立反馈机制,及时发出预警信号。传统的安全监管方式受限于时间、空间和人力资源,无法做到实时监测和预警,而知识图谱技术有望弥补这一缺陷,为电力安全管理提供智能化实时监测系统。

参考文献:

- [1] 贾磊. 浅析电力工程安全管理[J]. 中国电力教育, 2010(10):249-250.
JIA Lei. Analysis of safety management in electric power engineering[J]. China Electric Power Education, 2010(10):249-250.
- [2] 陈晓波. VR技术在电力安全生产培训中的应用[J]. 光源与照明, 2022(7):234-236.
CHEN Xiaobo. Application of technology in power safety production training[J]. Lamps & Lighting, 222(7):234-236.
- [3] 张思慧,胡广林,魏国旺. 面向电力项目的知识图谱构建及应用研究[J]. 现代信息科技, 2024, 8(6):115-120.
ZHANG Sihui, HU Guanglin, WEI Guowang. Research on knowledge graph construction and application for electricity power projects[J]. Modern Information Technology, 2024, 8(6):115-120.
- [4] 陈中秋,张晓丽,胡继亮. 电力工程中的安全管理策略分析[J]. 电子技术, 2023, 52(9):92-93.
CHEN Zhongqiu, ZHANG Xiaoli, HU Jiliang. Analysis of safety management strategies in electric power engineering[J]. Electronic Technology, 2023, 52(9):92-93.
- [5] 王钢. 电力工程安全管理的方法及应用[J]. 时代农机, 2018, 45(1):54-55.
WANG Gang. Methods and applications of safety management in electric power engineering[J]. Time Agricultural Machinery, 2018, 45(1):54-55.
- [6] 刘畅. 某国有电力公司建设项目安全管理研究[D]. 长春:长春工业大学, 2024.
LIU Chang. Research on the safety management of the construction project of a state-owned electric power company[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2024.
- [7] 郑皓元. 电力工程施工中的进度控制与安全管理分析[J]. 工程建设与设计, 2022(2):202-204.
ZHENG Haoyuan. Analysis of progress control and safety management in electric power engineering construction[J]. Engineering Construction and Design, 2022(2):202-204.
- [8] 王军龙,李永祥,王守长,等. 信息化技术在电力工程施工安全管理中的应用探讨[J]. 中国管理信息化, 2020, 23(8):87-88.
WANG Longjun, LI Yongxiang, WANG Shouchang, et al. Discussion on the application of information technology in safety management of electric power engineering construction[J]. China Management Informationization, 2020, 23(8):87-88.
- [9] 刘峤,李杨,段宏,等. 知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(3):582-600.
LIU Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge graph construction techniques[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(3):582-600.
- [10] 苏青青. 基于知识图谱的电力企业岗位安全管理系统的研究与设计[D]. 北京:华北电力大学, 2023.
SU Qingqing. Research and design of power enterprise post safety management system based on knowledge graph[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [11] 李泽科,陈书里,陈斌,等. 基于知识图谱的电力调度自动化作业工作票生成方法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2025, 53(2):135-143.
LI Zeke, CHEN Shuli, CHEN Bin, et al. Job ticket generation method for power dispatching automation based on knowledge graph[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2025, 53(2):135-143.
- [12] 徐鸿飞. 基于语义表征技术的电力安全作业实体关系抽取研究[D]. 昆明:昆明理工大学, 2024.

- XU Hongfei. Research on entity relation extracting in power safety operations based on semantic representation technology [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2024.
- [13] 徐冲,汪凝,倪相生. 基于知识图谱的用户特征-关系推荐模型在电力安全教育中的应用[J]. 电力信息与通信技术, 2024, 22(11):60-66.
- XU Chong, WANG Ni, NI Xiangsheng. The application of user feature-relationship recommendation model based on knowledge graph in electric power safety education[J]. Electric power Information and Communication Technology, 2024, 22(11):60-66.
- [14] LI Jing, SUN Anxin, HAN Jianglei, et al. A survey on deep learning for named entity recognition[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(1):50-70.
- [15] 李新鹏,徐建航,郭子明,等. 调度自动化系统知识图谱的构建与应用[J]. 中国电力,2019,52(2):70-77.
- LI Xinpeng, XU Jianhang, GUO Zihang, et al. Construction and application of knowledge graph in dispatching automation system [J]. China Power, 2019, 52(2):70-77.
- [16] 王慧芳,曹靖,罗麟. 电力文本数据挖掘现状及挑战[J]. 浙江电力,2019,38(3):1-7.
- WANG Huifang, CAO Jing, LUO Lin. The current situation and challenges of power text data mining[J]. Zhejiang Power, 2019, 38(3):1-7.
- [17] 袁金斗,潘明明,张腾,等. 基于规则和词典的用电安全领域命名实体识别[J]. 电子技术应用,2022,48(12):22-27.
- YUAN Jindou, PAN Mingming, ZHANG Teng, et al. Named entity recognition in the field of electrical safety based on rules and dictionaries[J]. Application of Electronic Technology, 2022, 48(12):22-27.
- [18] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2):257-286.
- [19] HUNT E B, MARIN J, STONE P J. Experiments in induction[J]. The American Journal of Psychology, 1966, 80(4). DOI:10.2307/1421207.
- [20] 刘梓权,王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(14):158-164.
- LIU Ziqvan, WANG Huifang. The retrieval method of power equipment defect records based on knowledge graph technology [J]. Power System Automation, 2018, 42(14):158-164.
- [21] 孙玉芹,肖静婷,王海超. 基于多模型融合的电力运检命名实体识别[J]. 科学技术与工程,2023,23(36):15545-15552.
- SUN Yuqin, XIAO Jingting, WANG Haichao. Named entity recognition for power operation and maintenance based on multi-model fusion[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(36):15545-15552.
- [22] 潘晖,赵岩,李麟,等. 电力客户需求高适配性关联抽取算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报,2023,21(10):1257-1262.
- PAN Hui, ZHAO Yan, LI Lin, et al. Highly adaptable association extraction algorithm for power customer demands [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information, 2023, 21(10):1257-1262.
- [23] CHO K, VAN Merriënboer B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2014). Doha, Qatar. 2014:1724-1734.
- [24] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [25] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach: IEEE, 2017:5999-6009.
- [26] 李嘉皓,熊威,龚康,等. 融合 BERT-WWM 与注意力机制的电力设备缺陷实体识别研究[J]. 电力学报,2024,39(2):126-135.
- LI Jiahao, XIONG Wei, GONG Kang, et al. Research on defect entity recognition of power equipment integrating BERT-WWM and attention mechanism[J]. Journal of Electric Power, 2024, 39(2):126-135.
- [27] 纪鑫,武同心,余婷,等. 基于多任务学习的电力文本信息抽取[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(8):2461-2469.
- Ji Xin, WU Tongxin, YU Ting, et al. Electric power text information extraction based on Multi-task learning[J]. Journal of Beihang University, 2024, 50(8):2461-2469.
- [28] 田雪涵,董坤,赵剑锋,等. 基于增强优化预训练语言模型的电力数据实体识别方法[J]. 智慧电力,2024,52(6):100-107.
- TIAN Xuehan, DONG Kun, ZHAO Jianfeng, et al. Entity recognition method for power data based on enhanced and optimized pre-trained language models[J]. Smart Power, 2024, 52(6):100-107.
- [29] BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners[J]. Advances in Neural Information

- Processing Systems, 2020, 33:1877-1901.
- [30] 王昕岩,陈建,邓曦. 基于大语言模型的命名实体识别方法研究[J]. 通信与信息技术,2024(6):109-112.
WANG Xinyan, CHEN Jian, DENG Xi. Research on named entity recognition method based on large language model[J]. Communication and Information Technology, 2024(6):109-112.
- [31] LIU Wenjing, ZHANG Suxiang, SUN Yang, et al. New energy power domain question-method extraction and soft clustering [C]//Proceedings of the 2023 9th International Conference on Communication and Information Processing (ICCIIP 2023). Berlin: ACM, 2023:484-491.
- [32] 郭素芹,郑建宁,陈坤,等. 基于知识图谱的变电站安全隐患动态分析方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2021,33(12):125-133.
GUO Suqin, ZHENG Jianning, CHEN Kun, et al. Dynamic analysis method of substation safety hazards based on knowledge graph[J]. Journal of Electric Power System and Its Automation, 2021, 33(12):125-133.
- [33] 潘道成,邓卫民,蒋祝巍,等. 基于电网安全隐患知识图谱的智能诊断技术研究及应用[J]. 河北电力技术,2022,41(4):20-24.
PAN Daocheng, CHENG Weimin, JIANG Zhuwei, et al. Research and application of intelligent diagnosis technology based on power grid safety hazard knowledge graph[J]. Hebei Electric Power Technology, 2022, 41(4):20-24.
- [34] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Minneapolis: ACM, 2019, 1:4171-4186.
- [35] CHI P H, CHUNG P H, WU T H. Audio ALBERT: a lite bert for self-supervised learning of audio representation[C]// Accepted by IEEE Spoken Language Technology Workshop, 2021:08575. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.08575>.
- [36] 郭宇. 面向电力安全作业实体关系抽取及图谱构建研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2023.
GUO Yu. Research on entity relationship extraction and graph construction for power safety operations [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2023.
- [37] 张滴辰,屈红军,牛雪莹,等. 融合注意力机制的电力集控安全隐患实体识别模型研究[J]. 自动化仪表,2023,44(10):55-59.
ZHANG Haochen, QU Hongjun, NIU Xueying, et al. Research on the entity recognition model of power centralized control safety hazards integrating attention mechanism [J]. Automatic Instrument, 2023, 44(10):55-59.
- [38] 戴玉艳,章瑶易,安佰龙,等. 结合自然语言处理与知识图谱的电力项目安全管理应用设计[J]. 自动化与仪器仪表,2024(8):198-201.
DAI Yuyan, ZHANG Yaoyi, AN Bailong, et al. Application design of power project safety management combining natural language processing and knowledge graph [J]. Automation and Instrumentation, 2024(8):198-201.
- [39] JI S X, PAN S, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: representation, acquisition, and applications[J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2022, 33(2):494-514.
- [40] ZHONG Zexuan, CHEN Danqi. A frustratingly easy approach for entity and relation extraction [C]// Proceedings of the Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT 2021), 2021:50-61. <https://aclanthology.org/2021.naacl-main.5/>
- [41] YE Deming, LIN Yankai, LI Peng, et al. Packed levitated marker for entity and relation extraction [C]// Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2022), Dublin: Association for Computational Linguistics (ACL), 2022, 1:4904-4917.
- [42] SHANG Yuming, HUANG Heyan, MAO Xianling. Onerel: joint entity and relation extraction with one module in one step [C]//Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2022), 2022, 36:11285-11293. <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/21379>.
- [43] ZHENG Hengyi, WEN Rui, CHEN Xi, et al. PRGC: potential relation and global correspondence based joint relational triple extraction [C]// Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing (ACL-IJCNLP 2021), 2021, 1: 6225-6235. <https://aclanthology.org/2021.acl-long.486/>.

Systems & Applications, 2020, 29(8):185-191.

- [25] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Proceedings of the 2017 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Redhook; Curran Associates Incorporation, 2017:6000-6010.
- [26] 束嘉伟,杨挺,耿毅男,等. 面向电力知识图谱构建的重叠实体关系联合抽取方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(11):4912-4922.
- SHU Jiawei, YANG Ting, GENG Yinan, et al. Joint extraction method for overlapping entity relationships in the construction of electric power knowledge graph[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(11):4912-4922.
- [27] 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 Haixiang, MIAO Lu, LIU Jianing, et al. Review on knowledge graph and its application in power systems[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(9):66-76.
- [28] 徐鸿飞,李英娜. 利用 Bert 模型实现电力安全规程数据中实体关系抽取[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(1):44-51.
- XU Hongfei, LI Yingna. Realization of entity relationship extraction from electric power safety regulation data by Bert model[J]. Electric Power Science and Engineering, 2023, 39(1):44-51.
- [29] 秦浩,徐敏,张永梅,等. 基于人工智能技术的电力安全风险控制研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(7):84-88.
- QIN Hao, XU Min, ZHANG Yongmei, et al. Research on power safety risk control based on artificial intelligence technology[J]. Control Theory and Applications, 2024, 43(7):84-88.
- [30] 齐冬莲,闫玮丹,闫云凤,等. 面向电力调度的事件知识图谱研究现状及发展[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(9):3456-3466.
- QI Donglian, YAN Weidan, YAN Yunfeng, et al. A review of research methods on event knowledge graph for power dispatching[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(9):3456-3466.
- [31] CUI Yiming, CHE Wanxiang, LIU Ting, et al. Pre-training with whole word masking for chinese BERT[J]. IEEE-ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2021, 29:3504-3514.
- [32] LI Jing, SUN Aixin, HAN Jianglei, et al. A survey on deep learning for named entity recognition[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2022, 34(1):50-70.

(编辑:陈丽萍)

(上接第 26 页)

- [44] 李洪海. 基于大数据分析的电力行业安全生产隐患识别研究[J]. 现代职业安全, 2025(3):14-17.
- LI Honghai. Research on the identification of safety production hazards in the power industry based on big data analysis[J]. Modern Occupational Safety, 2025(3):14-17.
- [45] 张燎原,李英娜. 基于三元组分类器的电力安全领域知识抽取[J]. 电力科学与工程, 2024, 40(6):11-18.
- ZHANG Liaoyuan, LI Yingna. Knowledge extraction in the field of power safety based on triple classifier[J]. Electric Power Science and Engineering, 2024, 40(6):11-18.
- [46] WANG Yucheng, YU Bowen, ZHANG Yueyang, et al. TPLinker: single-stage joint extraction of entities and relations through token pair linking[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics (COLING 2020), 2020:1572-1582. <https://arxiv.org/abs/2010.13415>
- [47] WEI Zhepei, SU Jianlin, WANG Yue, et al. A novel cascade binary tagging framework for relational triple extraction[C]// Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2020), 2020:1476-1488. <https://aclanthology.org/2020.acl-main.136/>
- [48] 李媛,张志荣,杨晶,等. 基于深度学习算法构建电力安全知识学习系统[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(4):164-167.
- LI Yuan, ZHANG Zhirong, YANG Jing, et al. A power safety knowledge learning system is constructed based on deep learning algorithms[J]. Microcomputer Applications, 2023, 39(4):164-167.

(编辑:陈丽萍)