

煤矿工种知识图谱智能问答研究

刘 鹏^{1,2},程浩然³,王 莹³,魏 微³,丁恩杰^{1,2}

(1. 矿山物联网应用技术国家地方联合工程实验室,江苏 徐州 221008;

2. 中国矿业大学 物联网(感知矿山)研究中心,江苏 徐州 221008;

3. 中国矿业大学 信息与控制工程学院,江苏 徐州 221116)

摘 要:知识图谱是用于表征实体间结构关系的新一代知识库,其通过语义网络描述现实世界事物之间的逻辑关系,而基于知识图谱的智能问答技术也在不断发展,智能问答系统与知识图谱相结合,是对结构化知识的进一步剖析及利用。该文通过收集煤矿工种专业信息,构建煤矿工种知识图谱,并在此基础上对智能问答技术和系统进行了研究。在知识图谱构建方面,对工种专业进行定义,通过 Bert-BiLSTM-CRF 实体识别模型对煤矿工种关键信息进行抽取,再利用图数据库存储三元组工种知识数据得到工种图谱。在智能问答环节,通过设计问题模板,利用 Bert 模型实现端到端的问句意图识别和槽位提取,并采用 Sentence-Bert 对问句的提及词和知识图谱的候选实体进行链接,继而将问句转化形成图数据库查询语句,从图谱中返回答案。实验结果表明,构建的煤矿工种知识图谱及智能问答系统,在多个评价指标表现良好,可以满足煤矿工种知识问答需求,为煤矿智能化建设做出了有益探索。

关键词:煤矿工种;知识图谱;智能问答;意图识别;槽位提取

中图分类号:TP391.1

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)03-0185-08

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2024.03.027

Research on Intelligent Question Answering Based on Knowledge Graph of Coalmine Occupation

LIU Peng^{1,2},CHENG Hao-ran³,WANG Ying³,WEI Wei³,DING En-jie^{1,2}

(1. The National and Local Joint Engineering Laboratory of Internet Application Technology on Mine,
Xuzhou 221008, China;

2. Internet of Things (Perception Mine) Research Center, China University of Mining and Technology,
Xuzhou 221008, China;

3. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Knowledge graph (KG) is a new generation of knowledge base used to represent the structural relationship between entities, which describes the logical relationship between things in the real world through the semantic network, and the intelligent question answering technology based on knowledge graph is also constantly developing. Knowledge graph based question answering (KBQA) is the combination technology of intelligent question answering and knowledge graph, which is a further analysis and utilization of structured knowledge. In this study, we construct the knowledge graph of coalmine occupation and then study the related KBQA technology and system. In terms of knowledge graph construction, the work specialty is defined, the key entity information of coalmine occupation is extracted by Bert-BiLSTM-CRF model, and the work graph is obtained by storing triplet knowledge data of work in graph database. In the intelligent question-and-answer session, the question template is designed, Bert model is used to realize the end-to-end question intent recognition and slot extraction, and Sentence-BERT is used to link the reference words of the question and the candidate entities of the knowledge graph, and then the question is transformed into a graph database query statement, and the answer is returned from the graph. The experimental results show that the proposed KBQA methodology performs well in several evaluation indicators, which can meet the requirements of knowledge question answering for coal mines, and make a beneficial exploration for the intelligent construction of coal mines.

Key words: coalmine occupation; knowledge graph; intelligent question answering; intent recognition; slot extraction

收稿日期:2023-04-27

修回日期:2023-08-29

基金项目:江苏省安全应急装备技术创新中心(BM2022013);国家自然科学基金资助项目(71972176);智慧矿山开放基金项目(2021LH10)

作者简介:刘 鹏(1973-),男,博士,副教授,CCF 会员(47229M),通信作者,研究方向为自然语言处理和知识图谱等;程浩然(1997-),男,硕士研究生,研究方向为知识图谱和智能问答。

0 引言

中国是煤炭产销大国,煤矿安全生产一直是关乎全局的大事。分析煤矿安全生产暴露出的问题,其深层次原因往往包括作业人员专业知识缺乏、安全意识淡漠、工种违规作业以及安全管理流于形式等重要人为因素。煤矿是一个复杂的巨系统,煤矿工种繁多^[1],作业人员众多,切实提高煤矿作业人员的专业知识,增强煤矿工种人员的专业安全意识和能力,对减少煤矿事故发生,有效促进安全生产水平,具有基础而重大的意义。该文通过对知识图谱和智能问答理论及实践研究,通过多源搜集大量煤矿工种专业知识语料,构建了煤矿工种知识图谱,并基于此实现了智能问答系统,为煤矿工种人员准确快速获得安全生产专业知识提供一个有益路径。

国内外在智能问答领域的研究经历了很长一段发展时期。1950 年,英国数学家阿兰·图灵提出了“图灵测试”^[2-3]的概念,被认为是智能问答的前身。20 世纪 60 年代,QA (Question Answering)^[4]的概念被正式提出,21 世纪初开放域的检索式问答逐渐发展起来^[5]。2012 年,知识图谱 (Knowledge Graph)^[6]的概念由 Google 正式提出,此后,基于知识图谱的智能问答 (Knowledge Graph Question Answering, KGQA) 成为研究热点,其核心在于基于知识图谱理解用户问题给出对应答案,系统结合了机器学习、统计学习、自然语言处理等学科领域,主要通过信息检索^[7]、语义分析^[8]、深度学习^[9]等技术手段,从大量数据中提取关键信息。之后预训练模型 BERT^[10]的提出,使得 KGQA 的研究又进了一步。Lukovnikov 等人^[11]使用 BERT 帮助检测实体和预测实体关系,首次演示了通过 BERT 完成简单的 KGQA 任务,基于查询标签相似性的排名获得答案。Saxena 等人^[12]利用知识图谱嵌入的方法提出了 EmbedKGQA 模型,通过 RoBERTa^[13]将问题进行词嵌入。Nair 等人^[14]提出了一个结合知识图谱和预训练 Bert 的问答模型,并运用于远程教育领域。

在煤矿技术领域,曹现刚等人通过定义煤矿装备维护的关键概念进行本体建模,利用 Neo4j 构建煤矿装备维护知识图谱^[15]。尚雅琪以煤矿事故案例为对象,基于深度学习研究知识图谱的构建过程,并构建煤矿事故领域知识图谱^[16]。叶帅^[17]通过知识抽取算法构建煤矿领域知识图谱,并基于 Spark 的朴素贝叶斯分类器实现智能知识查询。张淑霞^[18]对煤矿领域知识进行细分并定义实体间关系,在此基础上构建知识图谱,并实现了煤矿领域的知识问答系统。

经文献调研发现,目前尚没有煤矿工种操作规范知识图谱及智能问答系统的相关报道。经笔者分析研

究,煤矿工种知识专业性极强,来源广泛且离散,现有图谱研究方法较难泛化至此领域。而且煤矿工种信息多为完整句式,如果只抽取关键词三元组,将很难完整准确反映原文涵义。因此,为满足图谱构建和问答技术要求,同时保持煤矿工种知识的专业性和完备性,该文聚焦此领域开展研究工作,主要贡献如下:

(1) 结合命名实体识别和正则化方法,对煤矿工种信息进行抽取及专业分类,将各专业操作人员的岗位职责、操作流程等信息进行结构化存储及利用,改善了煤矿工种结构化知识严重缺失的局面。

(2) 通过联合训练方式,对用户问句进行意图识别和槽位提取,提高了问句解析的正确性,同时将 Sentence-Bert 用于实体链接过程,将问句解析与实体链接相结合,进一步保证了问句解析准确性和答案检索的专业完备性。

(3) 在业界首次构建了煤矿工种专业知识图谱及其智能问答系统,为煤矿智能化实践做出了有益探索。

1 系统设计与实现

1.1 系统架构

系统研究内容分为两部分:第一部分为图谱构建,第二部分为智能问答,系统架构如图 1 所示。

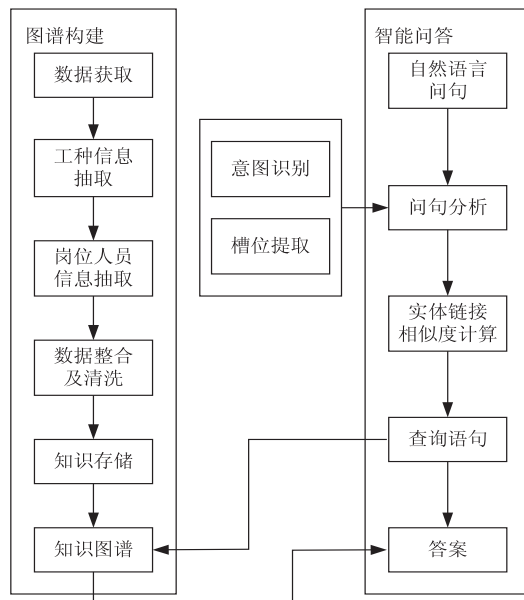


图 1 系统研究总体架构

知识图谱是一种多边形关系网络图,由节点(实体)和边(节点之间的连线关系)组成的<实体,属性,属性值><实体,关系,实体>三元组形式的数据构成,通过语义网络描述事物间的联系。

而基于知识图谱的智能问答的核心在于理解用户问题,并基于知识图谱检索返回答案。

1.2 知识图谱构建

(1) 数据获取与信息抽取。

数据获取阶段,通过 scrapy 爬虫框架从煤矿安全生产网等获取相关煤矿数据。信息抽取阶段,首先通过 Re 正则化方法抽取工种信息中的岗位人员信息,将作业工种分成十大专业,构成工种类别信息;然后利用序列标注模型 Bert-BiLSTM-CRF^[19]抽取其中的工种属性信息,如岗位职责、设备描述、一般规定、岗位应急处理知识等。通过以上两步骤,抽取的煤矿工种信息分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 煤矿工种专业分类(部分)

煤矿工种专业分类	具体人员
采煤专业	采煤机司机、乳化液泵站司机、端头支护工……
掘进专业	综掘机司机、刮板输送机司机、锚杆支护工……
机电专业	刮板输送机司机、破碎机司机、机械维护工……
运输专业	驾驶员、车辆调度员、车辆安全检查员……
通风专业	瓦斯检查员、风门看护工、通风调度员……
地测专业	探放水工、测量工、地质测量部储量员……
安全专业	安全监察员、检身员、信息员……
爆破专业	火工品管库工、火工品运输工、雷管检测工……
综合专业	司磅员、监测监控工、综合办公室驾驶员……
洗煤厂专业	起重工、放射源设备管理员、集控室操作工……

(2)三元组知识存储及展示。

该文采用 Neo4j 作为煤矿工种知识存储平台。与传统的关系数据库相比,Neo4j是一种图数据库,可以

表 2 煤矿工种属性信息(部分)

煤矿工种信息	描述信息	抽取属性
采煤机司机	按作业规程要求割顶底煤,确保割煤质量不留顶底煤	岗位职责
支架工	1、班前会 2、乘车 3、入井 4、接班 5、作业前准备 6、操作液压支架	作业流程
叉车司机	将操纵杆放在空挡位置,拉紧手制动器	准备工作
测量工	安全生产法	法律法规
井下变电工	填写日志、清擦开关等	收尾工作
电气检修工	检修机头部	检修项目

有效地对“实体-关系(节点-边)”数据进行建模和存储,有利于对知识进行高效检索及后续的知识问答推理。对岗位抽取信息进行数据清洗,整理成<实体,关系,实体>三元组形式,其中实体类型定义有:专业、岗位、事故、危险源、故障、检查、注意事项、设备等,各实体概念下又包含相关属性,如岗位属性有岗位职责、作业流程等。知识图谱中的实体间需要建立连接诠释实体间的联系,提高图谱中的实体及其关系的表示效果和可搜索范围,因此归纳关系有:包含、操作设备、设备故障、检查处理、危险源、注意、遭遇、案例等,形成的煤矿工种知识图谱 Schema 如图 2 所示,图谱可视化展示如图 3 所示。

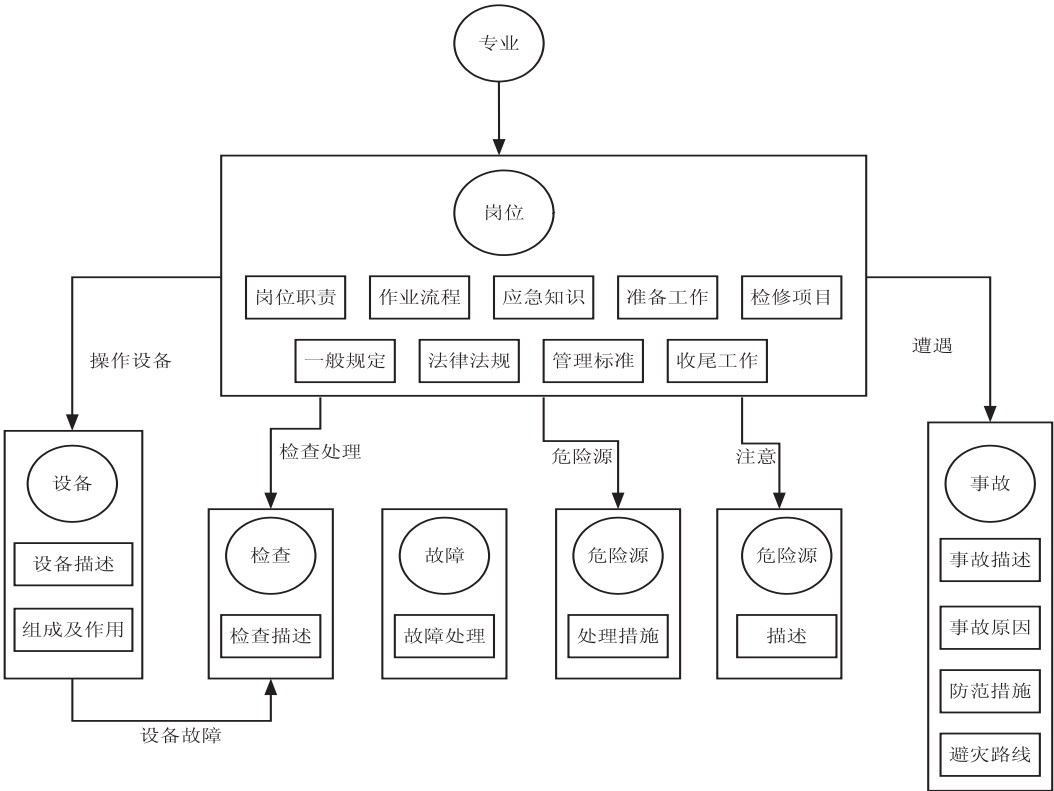


图 2 工种知识图谱 Schema

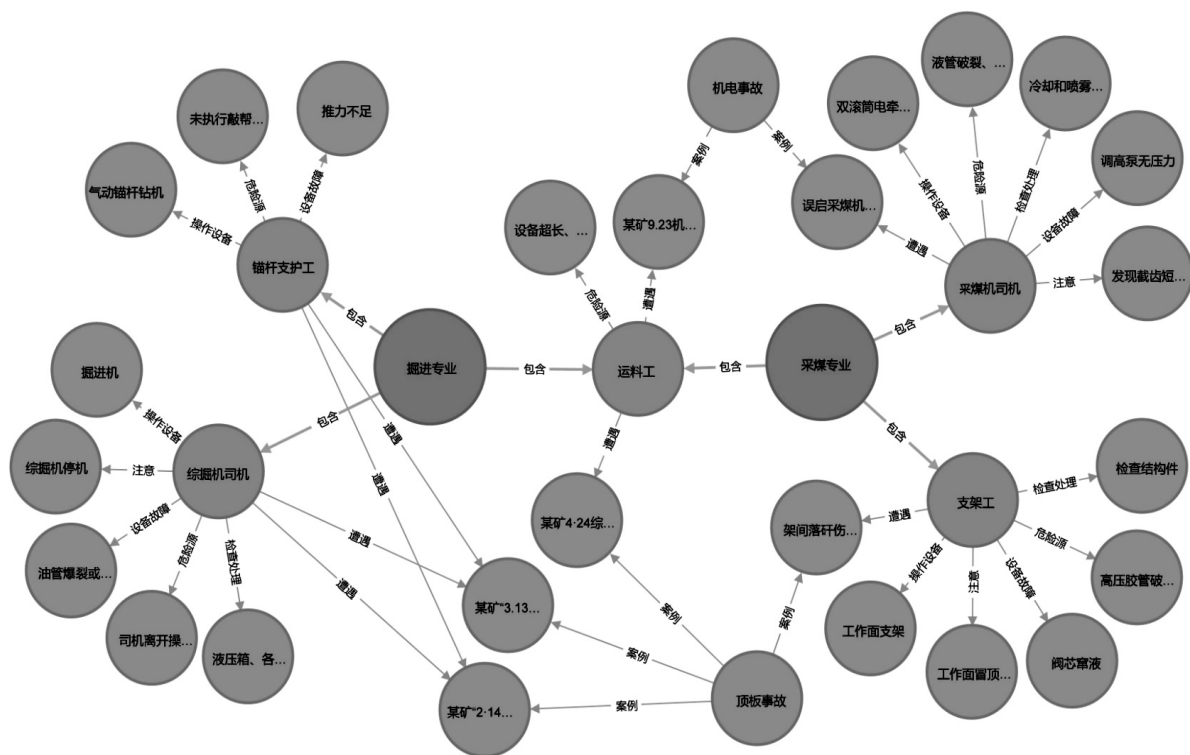


图3 煤矿工种知识图谱可视化展示(部分)

1.3 智能问答研究

基于煤矿工种知识图谱,进行智能问答系统研究,主要包括三部分内容:意图识别和槽位提取、实体链接、查询语句生成。

(1) 意图识别和槽位提取。

对于用户输入的自然语言问题,需对其进行意图识别,简单讲就是分析判断用户要做什么,可将其作为文本分类问题处理;槽位提取,是进一步提取问句中的

关键细节信息,对用户意图进行有效补充,以构成具体查询内容,可将其视为序列标注任务。如问句:“采煤机司机发生事故的原因有哪些?”,意图识别后可以得知其意图是询问“事故原因”,槽位即是句子中的关键信息,即 $\{name: “采煤机司机”, accident: “事故”\}$ 。

首先,需处理数据集,设计问题模板,按照 8 : 2 的比例将数据集分为训练集和测试集,用于模型训练与测试,如表 3 所示。

表3 意图识别和槽位提取数据集(部分)

"text": "注氮机司机存在哪些危险源?", "intent": "危险源", "slots": {"name": "注氮机司机", "source": "危险源"}}
"text": "采煤机司机操作采煤机时易发生什么危险?", "intent": "遭遇", "slots": {"name": "采煤机司机", "accident": "危险", "equipment": "采煤机"}}
"text": "保卫人员应该怎么防范事故发生?", "intent": "防范措施", "slots": {"name": "保卫人员", "accident": "事故"}}
"text": "采煤机司机如何处理设备故障?", "intent": "设备故障处理", "slots": {"name": "采煤机司机", "breakdown": "设备故障"}}

其中 intent 表示意图, slot 表示槽位,设计的意图 intent 种类包括:包含、遭遇、危险源、注意、操作设备、检查处理、设备故障、设备故障处理、法律法规、检修项目、管理标准、岗位职责、作业流程、应急知识、一般规定、准备工作、收尾工作、处理措施、事故原因、防范措施、避灾路线、案例。设计的槽位 slot 种类包括: equipment(设备)、breakdown(故障)、post(岗位)、major(专业)、accident(事故)、source(危险源)、name(岗位名)、注意事项(attention)、事故案例(case)。

随后,采用特定模型方法进行意图识别和槽位提

取。两个任务若分开训练需二次构建训练语料,而且会有误差传播,造成意图和槽位不匹配的情况。因此,为提高问句理解的准确性,减少人工标注及高效利用数据,该对意图识别和槽位提取采用联合训练和提取,让文本输入层和中间层共享特征信息,端到端闭环完整实现,采用 Bert-wwm-ext 作为基础模型,模型结构如图 4 所示。由图 4 可以看出,意图 intent 采用 [CLS] 的输出进行识别,通过“检修”一词可识别出意图为检修项目;“掘进机”经过 e-embedding 层和内部编码层输出结果,再对结果进行序列标注,最终得到槽

位类型为“设备 equipment”。

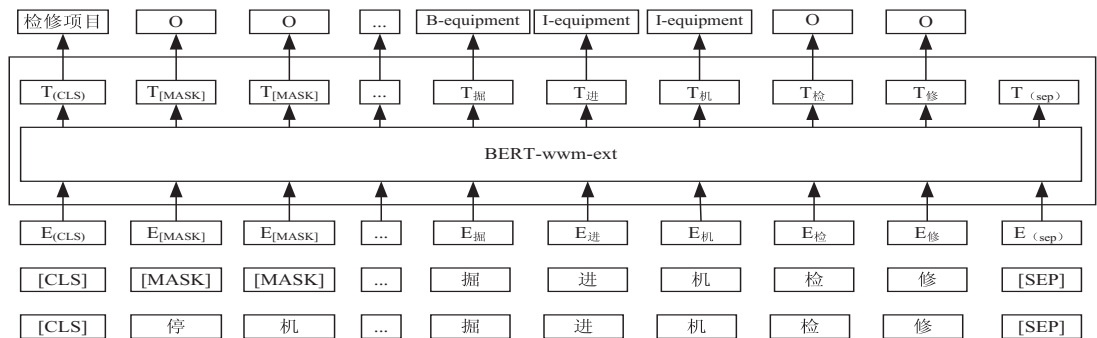


图4 Bert联合模型架构

(2) 实体链接。

通过意图识别和槽位提取将问句中的“实体提及词(entity mention)”识别出来后,需要将其与煤矿工种知识图谱中的“目标实体”联系起来,才能形成具体的查询语句。实体链接则是将“实体提及词”无歧义地指向知识图谱中“目标实体”的技术方法,一般包括候选实体生成和实体消歧两步骤^[20]。由于本研究中知识图谱的实体并不只是单个词的节点,还包括句子类型的节点,因此采用 Sentence-Bert (S-Bert) 把识别出的提及词和知识图谱中的候选实体转换成 embeddings,保持其语义完整行,再计算余弦相似度进行相似度匹配,将相似度最大的作为最终的实体链接结果。其架构如图5所示。

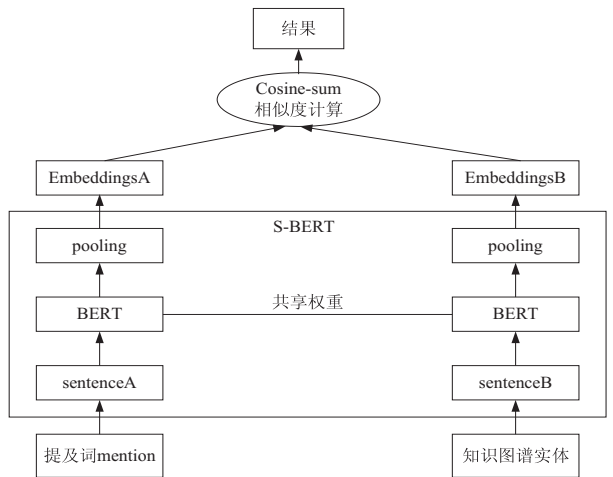


图5 S-Bert 架构

输入“设备电缆破碎”,首先会得到知识图谱中的

候选实体集合,再进行相似度比对,最后预测出知识图谱中的节点实体为“设备供电电缆破损,容易导致设备供电故障”,相似度结果示例如表4所示。

表4 相似度结果

相似度	候选列表
0.970	“设备供电电缆破损,容易导致设备供电故障”
0.925	“电焊机漏电、焊把及线缆不完好”
0.862	“设备漏电易造成人身伤害”
0.814	“高压胶管破损”
0.706	“提升钢丝绳断裂”
0.686	“电器失爆”

(3) 查询语句生成。

实现 KGQA,最后一步必须要形成对数据库的查询语句。Neo4j 图数据库有专门的 Cypher 查询语句,通过构造问题模板,填入意图和槽位信息,并把实体进行替换,即可形成真实具体的查询语句,从图数据库存储的知识图谱中查询到结果。如问题“掘进专业包含哪些具体岗位?”,其对应的 Neo4j 查询 Cypher 语句模板构建如下:cypher = ["MATCH (m:专业)-[r:包含]->(n:岗位) where m. name = '{0}' return m. name, r. name, n. name".format(i) for i in entities]。

由于问题包括岗位职责、检修项目、应急知识等22个意图,因此可构造22种Cypher语句模板,进一步可将其分为关系类问答、属性类问答。关系类问答主要是通过两实体间的关系构造查询语句,如遭遇、操作设备等,属性类问答则是询问实体节点下的具体属性值,如岗位作业流程,部分如表5所示。

表5 Cypher 问题模板(部分)

关系类问答	属性类问答
["MATCH (m:岗位)-[r:操作设备]->(n:设备) where m. name = '{0}' return m. name, r. name, n. name".format(i) for i in entities]	["MATCH (m:岗位) where m. name = '{0}' return m. name, m. 作业流程".format(i) for i in entities]
["MATCH (m:岗位)-[r:遭遇]->(n:事故) where m. name = '{0}' return m. name, r. name, n. name".format(i) for i in entities]	["MATCH (m:事故) where m. name = '{0}' return m. name, m. 防范措施".format(i) for i in entities]

2 实验结果

2.1 实验环境与参数配置

实验运行环境为 Windows10 和 Geforce RTX 3060,模型搭建采用 Python3.7,pytorch1.12。配置参数为:训练批量大小 batchsize 为 32,问题最长长度 max_len 为 70,学习率为 $1e-7$,隐藏单元数 hidden_size 为 768,隐层 hidden_dropout 为 0.1,迭代次数 epoch 为 50,采用 Adam 作为优化算法,采用交叉熵作为损失函数。

2.2 意图识别和槽位提取结果

根据知识图谱中存储的煤矿工种信息和领域知识,构建意图识别和槽位提取数据集,再通过数据增强技术扩充此数据集,扩充后的数据集包含 8 158 条问句,将其按照 8:2 的比例分为训练集和测试集。部分数据集样式如表 6 所示。

表 6 意图识别和槽位提取数据集(部分)

序号	Text	intent	slot
1	水泵烧坏了应该怎么办?	处理措施	equipment; 水泵
2	打眼工应怎样防止透水事故的发生?	防范措施	name; 打眼工 accident; 透水事故
3	注氮机司机存在哪些危险源?	危险源	name; 注氮机司机 source; 危险源

实验采用精确率(precision)、召回率(recall)以及 F1 值去评估实验结果。如表 7 和表 8 所示,与 Bert 模型分开做意图识别和槽位提取任务进行比较,可以发现该文联合模型的效果更优,能够识别出大多数意图种类,如表 9 所示。

表 7 槽位提取结果

槽位	precision	recall	F1	support
accident	0.98	0.99	0.99	455
breakdown	0.77	0.90	0.83	225
post	0.00	0.00	0.00	40
name	0.97	0.99	0.98	1 627
equipment	0.94	0.63	0.75	146
case	0.00	0.00	0.00	11
source	0.90	0.90	0.90	166
major	0.97	0.99	0.98	186
attention	0.00	0.00	0.00	4
micro avg	0.95	0.94	0.94	2 860
macro avg	0.61	0.60	0.60	2 860
weighted avg	0.93	0.94	0.93	2 860
count	0.95	0.94	0.94	2 860

表 8 意图识别结果

意图	precision	recall	F1-score	support
包含	1.00	0.90	0.95	10
遭遇	0.99	1.00	1.00	157
危险源	0.91	1.00	0.95	81
注意	1.00	0.81	0.90	16
操作设备	0.85	1.00	0.92	98
检查处理	0.00	0.00	0.00	8
设备故障	1.00	1.00	1.00	116
设备故障处理	0.98	1.00	0.99	128
法律法规	0.98	1.00	0.99	122
检修项目	0.00	0.00	0.00	19
管理标准	1.00	1.00	1.00	149
岗位职责	0.99	1.00	0.99	89
作业流程	1.00	1.00	1.00	88
应急知识	1.00	1.00	1.00	102
一般规定	1.00	1.00	1.00	29
准备工作	1.00	1.00	1.00	27
收尾工作	1.00	1.00	1.00	29
处理措施	1.00	1.00	1.00	85
事故原因	0.95	1.00	0.98	99
防范措施	0.98	1.00	0.99	117
避灾路线	1.00	1.00	1.00	71
案例	1.00	0.18	0.31	11
macro avg	0.89	0.86	0.86	1 651
weighted avg	0.96	0.98	0.97	1 651
count	0.98	0.98	0.98	1 651

表 9 与 BERT 对比结果

model	intent recognition			slot extraction		
	pre	rec	F1	pre	rec	F1
BERT 模型	0.943	0.938	0.940	0.912	0.908	0.910
BERT 联合模型	0.977	0.975	0.976	0.946	0.943	0.944

为进一步验证联合模型的效果,将其与 Attention-RNN^[21]和 Slot-Gated^[22]模型进行对比,结果如表 10 所示。通过实验结果对比可以发现,该文构建的 Bert 联合模型的效果更为优越。分析原因可知,将两个任务进行联合建模,能够分别提高意图识别和槽位提取的效果,每个任务在训练过程中对另一任务的训练效果均能起到促进作用。而且训练语料均是根据煤矿工种知识图谱中的实体属性关系等进行构建,相当于在意图识别和槽位提取训练过程中,不断向这两个子任务注入真实知识以及时纠偏,保证它们的联合训练结果都能更接近最优解。

表 10 模型对比结果

model	intent (acc)	slot (F1)	sentence (acc)
Attention-RNN	0.894	0.875	0.776
Slot-Gated	0.905	0.884	0.805
Bert 联合模型	0.976	0.944	0.934

3 系统实现

采用 Django 框架搭建煤矿工种知识图谱问答系统,系统最核心的功能就是对煤矿工种的操作规范等

信息实现智能问答,并给出知识图谱中相应的查询实体及关系子图分支,显示该系统具有良好的可解释性,如图 6 所示。



图 6 系统运行效果图

4 结束语

以煤矿工种操作规范为语料基础,利用图数据库构建煤矿工种知识图谱,并在此基础上采用意图识别和槽位提取的方式进行领域问答研究,设计了煤矿工种知识图谱智能问答系统。实验证明,该系统可以基本满足煤矿工种人员的专业知识问答需求,对于煤矿人员安全上岗具有一定实践指导意义。未来工作计划在图谱内容的细节完备性和复杂问句理解回答能力方面进一步开展工作。

参考文献:

- [1] 王国法,杜毅博,任怀伟,等. 智能化煤矿顶层设计研究与实践[J]. 煤炭学报,2020,45(6):1909-1924.
- [2] TURING M A. Computing machinery and intelligence[J]. Mind,1950,59(236):433-460.
- [3] KORUKONDA A R. Taking stock of turing test;a review, analysis, and appraisal of issues surrounding thinking machines[J]. International Journal of Human - Computer Studies, 2003,58(2):240-257.
- [4] TOMLIJANOVIĆ J, PAVLIĆ M, KATIĆ M A. Intelligent question — answering systems; review of research [C]//2014 37th international convention on information and communication technology, electronics and microelectronics (MIPRO). Opatija:IEEE,2014:1228-1233.
- [5] ANDRENUCCI A, SNEIDERS E. Automated question answering;review of the main approaches[C]//Third international conference on information technology and applications (ICITA'05). Sydney:IEEE,2005:514-519.
- [6] SINGHAL A. Introducing the knowledge graph;things, not strings[J]. Official Google Blog,2012,5(16):3.
- [7] KOLOMIYETS O, MOENS M F. A survey on question answering technology from an information retrieval perspective [J]. Information Sciences,2011,181(24):5412-5434.
- [8] BERANT J, CHOU A, FROSTIG R, et al. Semantic parsing on freebase from question-answer pairs[C]//Conference on empirical methods in natural language processing (EMN-

- LP). Seattle: Association for Computational Linguistics, 2013:1533–1544.
- [9] DONG L, WEI F, ZHOU M, et al. Question answering over freebase with multi-column convolutional neural networks [C]//Annual meeting of the association for computational linguistics (ACL). Beijing: Association for Computational Linguistics, 2015:260–269.
- [10] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. arXiv:1810.04805, 2018.
- [11] LUKOVNIKOV D, FISCHER A, LEHMANN J. Pretrained transformers for simple question answering over knowledge graphs[C]//The semantic web – ISWC 2019:18th international semantic web conference. Auckland: Springer International Publishing, 2019:470–486.
- [12] SAXENA A, TRIPATHI A, TALUKDAR P. Improving multi-hop question answering over knowledge graphs using knowledge base embeddings[C]//Proceedings of the 58th annual meeting of the association for computational linguistics. [s. l.]: Association for Computational Linguistics, 2020:4498–4507.
- [13] LIU Y, OTT M, GOYAL N, et al. Roberta: a robustly optimized bert pretraining approach [J]. arXiv: 1907.11692, 2019.
- [14] NAIR L S, SHIVANI M K. Knowledge graph based question answering system for remote school education[C]//2022 international conference on connected systems & intelligence (CSI). Trivandrum: IEEE, 2022:1–5.
- [15] 曹现刚, 张梦园, 雷卓, 等. 煤矿装备维护知识图谱构建及应用[J]. 工矿自动化, 2021, 47(3):41–45.
- [16] 尚雅琪. 煤矿事故领域知识图谱构建及应用[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2021.
- [17] 叶帅. 基于Neo4j的煤矿领域知识图谱构建及查询方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
- [18] 张淑霞. 煤矿行业智能问答系统设计与实现[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2020.
- [19] XIE T, YANG J, LIU H. Chinese entity recognition based on BERT-BiLSTM-CRF model[J]. Computer Systems & Applications, 2020, 29(7):48–55.
- [20] SHEN W, WANG J, HAN J. Entity linking with a knowledge base: issues, techniques, and solutions[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 27(2):443–460.
- [21] LIU B, LANE I. Attention-based recurrent neural network models for joint intent detection and slot filling [J]. arXiv: 1609.01454, 2016.
- [22] GOO C W, GAO G, HSU Y K, et al. Slot-gated modeling for joint slot filling and intent prediction[C]//Proceedings of the 2018 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies, volume 2 (short papers). New Orleans: ACL, 2018:753–757.