

引用格式:徐涛,邹泽华,胡仁焱,等.基于BiGRU+CRF深度学习模型的水电站调度运行知识图谱构建方法[J].电力科学与技术学报,2025,40(1):180-189.

Citation: XU Tao, ZOU Zehua, HU Renyan, et al. A construction method of dispatching operation knowledge graph of hydro power stations based on BiGRU+CRF deep learning model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(1): 180-189.

基于BiGRU+CRF深度学习模型的水电站 调度运行知识图谱构建方法

徐涛¹, 邹泽华¹, 胡仁焱¹, 周良松², 姚占东³, 张伟仁¹

(1. 三峡水利枢纽梯级调度通信中心, 四川 成都 610095; 2. 华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074;

3. 武汉华飞智能电气科技有限公司, 湖北 武汉 430074)

摘要: 调度运行规程对水电站事故处置具有重要的指导意义。为此,以水电站调度运行规程为研究对象,通过对规程文本进行知识表示、知识抽取和结构化管理,提出一种自顶向下的水电站调度运行知识图谱构建方法。首先,通过术语、概念和关系抽取,构建知识图谱的模式层;随后,采用双向门控循环单元(bi-directional gated recurrent unit, BiGRU)神经网络和条件随机场(conditional random field, CRF)的深度学习模型对规程文本进行实体抽取,根据知识图谱的模式层构建其数据层;最后,基于对国内大型梯级水电站调度运行规程的学习,构建水电站调度运行知识图谱,通过仿真算例对其进行验证。结果表明:所构建的水电站调度运行知识图谱可以为电站值班人员开展事故处置提供辅助决策,有效提升水电站的应急管理调度智能化水平。

关键词: 水电站; 调度运行规程; 知识图谱; 深度学习; 实体抽取; 事故处置

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.01.019 中图分类号: TM73 文章编号: 1673-9140(2025)01-0180-10

A construction method of dispatching operation knowledge graph of hydro power stations based on BiGRU + CRF deep learning model

XU Tao¹, ZOU Zehua¹, HU Renyan¹, ZHOU Liangsong², YAO Zhandong³, ZHANG Weiren¹

(1. Three Gorges Cascade Dispatch & Communication Center, Chengdu 610095, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Wuhan Huafei Intelligent Electric Technology Co., Ltd., Wuhan 430074, China)

Abstract: The dispatching operation regulations have great significance in guiding the failure handling of hydro power stations. Therefore, the dispatching operation regulations of the hydro power station are used as the research object, and a top-down construction method of the dispatching operation knowledge graph of hydro power stations is proposed by means of knowledge representation, knowledge extraction, and structured management of regulations. First, through term, concept, and relationship extraction, the schema layer of the knowledge graph is constructed. Then, the data layer is built according to the schema layer with entity extraction of regulations by using a deep learning model with a bi-directional gated recurrent unit (BiGRU) network and conditional random field (CRF). Finally, by learning the dispatching operation regulations of a large-scale ladder hydro power station located in China, the dispatching operation knowledge graph of the hydro power station is constructed, and the effectiveness of the proposed method is verified with simulation results. The results show that the constructed dispatching operation knowledge graph of the hydro power station can help the staff of the hydro power station to carry out failure handling with assistant decision-making and effectively improve the level of emergency management and dispatching intelligence of the hydro power station.

Key words: hydro power station; dispatching operation regulation; knowledge graph; deep learning; entity extraction; failure handling

收稿日期: 2024-05-17; 修回日期: 2024-07-24

基金项目: 中国长江电力股份有限公司资助(Z432302005)

通信作者: 周良松(1967—), 男, 博士, 副教授, 主要从事电力系统运行与控制方面研究; E-mail: zhoulis@hust.edu.cn

近年来,随着“双碳”目标演进和新型电力系统构建,电力系统将逐渐形成大规模高比例可再生能源接入的能源供给格局,水电站作为承担灵活调节功能的可靠电源,在新型电力系统中将发挥更加重要的作用^[1-4]。在新型电力系统建设过程中,随着电力电子设备的大量接入,水风光一体化等新业态不断涌现,电力市场建设正在加速推进,水电站调度运行所需的知识呈爆炸式增长,且这种增长不仅体现在知识种类和数量上的膨胀,也体现知识的更迭速度不断加快^[5-8]。

面对新知识爆炸式增长的形势,传统的知识抽取和管理方式已经无法满足水电站调度运行的需要。例如,应用较为广泛的专家辅助调度决策系统,每次更新时都需要人工对新知识进行提取,而且在新的推理逻辑与已有逻辑发生矛盾时,需要专业技术人员花费大量时间制定兼容规则,难以适应当前知识迅速更迭的需要^[9-11]。水电站的调度运行人员亟需新型、灵活和智能的知识管理工具辅助开展调度决策和事故处置^[12]。

知识图谱由谷歌公司于2012年提出,是一种以图的形式表示客观实体及其相互关系的知识库,其本质上是一种语义网^[13]。知识图谱可以有效组织、管理和利用大量知识,以智能化的方式实现对知识的提取、推理和检索,因此,其被广泛应用于互联网搜索、金融和制药等行业^[14-15]。由于知识图谱的特性可以满足电力系统对智能知识管理工具的需要,因此,已有学者对知识图谱在电力领域的应用前景开展研究。

文献[16]以配电网多元文本数据为对象,提出了一种配电网故障处置知识图谱的构建方法;文献[17]针对配电网提出了基于知识图谱的配电网综合评价方法;文献[18]针对电力调度故障处理的具体业务场景,提出了基于知识图谱的调度故障处理总体框架和技术实现手段,分析了解决思路与关键技术;文献[19-20]以电力故障处置预案文本为对象,提出一种自顶向下(top-down)与自底向上(bottom-up)相结合的知识图谱构建方法,并针对预案文本的特点提出了一套基于深度学习的电力领域知识抽取方法;文献[21]提出了一种基于迁移学习的电力领域实体识别技术,构建了电力系统故障处置知识图谱,提升了调度故障处置效率;文献[22]提出基于一种电力系统多元信息知识图谱的故障处置方法,结合设备信息等结构化数据的属性,完成了多元信息知识库构建。此外,知识图谱

也被应用于电力故障诊断、处置策略生成、检修方案编制、操作票生成、电网规划以及电力知识管理等领域^[12,23-30]。综上所述,现有对知识图谱的研究主要集中在电网故障诊断、辅助决策及电网规划等方面,将其应用于水电站调度运行领域的研究较少。当前,水电站调度运行面临着事故处置决策所需知识的种类和数量不断增加、异构性不断增强以及更新频率不断加快等特征,亟需智能、灵活的知识管理方式,而这恰好与知识图谱的特点相适配。因此,研究提出水电站调度运行知识图谱构建方法,对于提升水电站智能化应急处置能力和调度决策水平具有极其重要的理论与实际意义。

本文以水电站调度运行规程为研究对象,提出一种基于深度学习的水电站调度运行知识图谱构建方法。与已有研究相比,本文所提方法具有以下特点:①根据水电站调度运行规程文本的特点,提出自顶向下的知识图谱构建方法,先构建模式层(schema layer),再以此指导数据层(data layer)构建;②将调度运行知识图谱的实体以较细的颗粒度划分为设备、事件、操作及状态等4种类型,进而定义不同的关系类型,可大大增加知识图谱在辅助事故处置中的实用性;③针对水电站调度运行规程条目较少导致训练数据缺乏的问题,在双向门控循环单元(bi-directional gated recurrent unit, BiGRU)神经网络+条件随机场(conditional random field, CRF)的基础上,采用预训练词向量优化模型,有效提升有限训练数据下的学习效果。

本文首先分析水电站调度运行规程文本特点;随后介绍水电站调度运行知识图谱的自顶向下构建方法框架,分别提出其模式层和数据层的构建方法。在算例测试中,以国内大型梯级水电站调度运行规程为例,构建水电站调度运行知识图谱并分析其应用场景,从而证实本文所提方法的有效性与实用性。

1 水电站调度运行规程文本的特点

水电站调度运行规程是水电站调度控制管理最重要的规章制度,是水电站运行值班人员组织、指挥、指导并协调水电站调度运行与事故处置的根本依据。相较于日常使用的文本,水电站调度运行规程文本具有以下特点:

1) 水电站调度运行规程文本包含大量电力领域的专有名词和专业术语,例如厂站设备、调度指

令及操作简称等,因此,一些适用于日常领域的自然语言处理技术(如文本分词)难以直接应用于水电站调度运行规程文本的处理;

2) 水电站调度运行规程文本属于非结构化数据,文本表达方式多样、构成复杂,没有固定词频、关键词等描述信息,且在表达中往往省略部分要素,因此,难以采用正则表达式等基于固定规则的方法直接进行信息抽取,需要结合多级上下文理解;

3) 水电站调度运行规程文本采用较为精炼和概括的表达方式,并未穷举水电站调度运行中的所有可能情况及其处置措施,因此文本条目较少;由于可供训练的数据量较小,故要求深度学习方法具有较好的小数据样本泛化能力。

2 水电站调度运行知识图谱的构建框架

2.1 知识图谱的构建方法

知识图谱的基本组成单位为“实体-关系-实体”三元组^[31]。若用图表示,其中用节点表示实体、用节点间的连接线表示关系,则所形成的网状图结构就是知识图谱对知识的符号化表达方式。

知识图谱包括模式层和数据层。模式层存储概念和规则,其中的实体一般为经过提炼的抽象名词,也称本体;数据层主要存储事实和实例,其中的实体一般为具体的事物,如设备、地点等。模式层是数据层的抽象化概念,数据层是模式层的实例化应用。专业领域的知识图谱一般同时存在模式层和数据层,而部分通用知识图谱如维基百科、互联网搜索引擎等,可能只存在数据层,不存在模式层。

知识图谱的构建方法主要有2种:自顶向下和自底向上^[32]。自顶向下方法是指先构建知识图谱的模式层,再构建数据层;自底向上方法则反之。

2.2 水电站调度运行知识图谱的构建方法框架

本文主要采用自顶向下方法构建水电站调度运行知识图谱,其框架如图1所示,具体内容如下。

1) 本体学习。

本体学习主要包括术语、概念和关系抽取等3个步骤,用于构建模式层。术语抽取用于获取知识图谱中本体和实体的表示和专业标记集合;概念抽取定义知识图谱中存在的抽象概念类型;关系抽取定义连接概念之间的关系类型。

2) 实体学习。

实体学习主要包括实体标注、抽取、对齐和规

则学习等4个步骤,用于构建数据层。实体标注是按照模式层所定义的概念类型,将其标注在训练所用的文本数据上;实体抽取采用基于预训练词向量的BiGRU+CRF深度学习模型,通过对训练数据的学习抽取测试数据中的实体;实体对齐是将同一实体的不同表达方式归一化,是知识图谱的知识融合过程;规则学习按照模式层中的关系类型得到数据层中实体间的关系,以此形成完整的知识图谱。

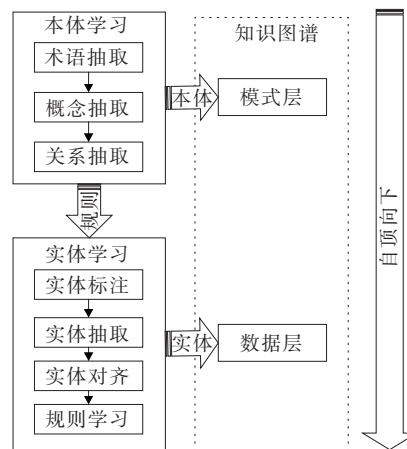


图1 水电站调度运行知识图谱构建框架

Figure 1 Construction framework of dispatching operation knowledge graph of hydro power station

3 水电站调度运行知识图谱的构建方法

3.1 本体学习

1) 术语抽取。

采用基于字典的方法进行术语抽取。对水电站调度运行规程中的字符进行抽取、消歧后构建术语字典,其可用于实体抽取时的深度学习过程。

2) 概念抽取。

根据水电站调度运行规程的特点,按设备、事件、操作及状态这4个类型抽取知识图谱模式层中的本体概念,即①设备如发电机、线路、变压器等,表示系统中的各种物理设备;②事件如线路跳闸、轴瓦过热、低频振荡等,表示水电站或电网中发生的各种故障;③操作如开合开关、调节机组出力等,表示水电站值班或运行人员所执行的调度操作;④状态如频率是否处于规定范围、现场是否具备操作条件等,表示系统所处的状态。

3) 关系抽取。

关系抽取建立概念之间的联系。对于首、末端不同类型的概念,将其连接起来的关系类型也不同,如表1所示。经过概念及关系抽取,概念及概念

之间的关系构成了知识图谱的模式层。

表 1 水电站调度运行知识图谱模式层的关系类型

Table 1 Relation categories of schema layer of dispatching operation knowledge graph of hydro power station

首端概念	末端概念	关系类型	示例
设备	事件	发生关系:表示事件发生在设备上	线路→事故跳闸
设备	操作	决策关系:表示是否执行操作需要根据对应的设备属性决策	(故障开关)国网调管设备→立即拉开该开关
设备	状态	连接关系:仅表示文本上相邻,无直接逻辑关系	
事件	事件	发生关系:表示末端事件在首端事件后发生	(机组)过速 115%Ne 以上→导叶没有关闭
事件	操作	决策关系:表示是否执行操作需要根据所发生的事件属性决策	(发电机)冒烟或着火时→紧急停机
事件	状态	因果关系:表示事件发生导致系统处于某种状态	(机组)异步振荡→系统频率升高
设备	事件	连接关系:仅表示文本上相邻,无直接逻辑关系	
操作	操作	决策关系:表示是否执行末端操作需要根据首端操作情况决策	(上级调管设备发生事故)及时汇报上级调度→按指示操作
操作	状态	因果关系:表示执行操作后导致系统处于某种状态	按要求排查故障→故障已消除
状态	操作	决策关系:表示是否执行操作需要根据当前系统状态决策	(操作后)三相电流不平衡仍超过规定值→停机检查
状态	状态		

3.2 实体学习

1) 实体标注。

针对从水电站调度运行规程中抽取的训练文本,采用 BIO 标注方式对其进行标注,其中 B 表示实体起始,I 表示实体内容,O 表示非实体。由于模式层中的概念分为 4 种类型,对文本的标注符号实际上分为 9 类:EQP-B、EQP-I、INS-B、INS-I、OPR-B、OPR-I、STA-B、STA-I、O,其中 EQP、

INS、OPR、STA 分别表示设备、事件、操作和状态 4 种本体类型。

2) 实体抽取。

在实体抽取中,将标注好的训练文本分为训练集和验证集,作为深度学习神经网络的输入。由于水电站调度运行规程的文本数据往往条目较少,本文采用基于中文预训练词向量的 BiGRU+CRF 作为深度学习模型,其结构如图 2 所示。通过大量预训练数据提高实体抽取的准确性。

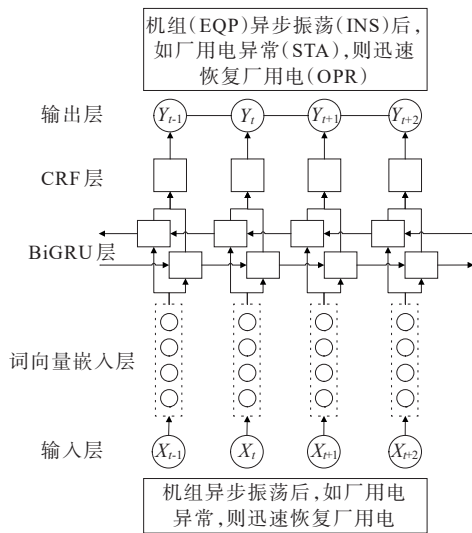


图 2 实体抽取深度学习模型框架

Figure 2 Framework of deep learning model of entity extraction

图 2 中原始文本经过预训练词向量嵌入层处理后,输入 BiGRU 层。BiGRU 是一种经典的循环神经网络(recurrent neural networks, RNN),由前向与后向两层相互独立的门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)神经网络组成。GRU 在 RNN 的基础上引入了更新门和重置门,其中更新门负责确定隐藏状态的更新时间,重置门则负责确定过去信息影响当前隐藏状态的时间;GRU 可以有效解决长期记忆和反向传播中的梯度问题,其与长短期记忆(long short term memory, LSTM)神经网络一样都能够识别长序列特征,且相比 LSTM 具有更高的训练效率。

对于输入序列 $x = x_1, x_2, \dots, x_T$, BiGRU 的前向计算可以表示为

$$\vec{h}_t = \text{GRU}(\vec{h}_{t-1}, x_t) \quad (1)$$

$$\overleftarrow{h}_t = \text{GRU}(\overleftarrow{h}_{t+1}, x_t) \quad (2)$$

式中, $\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t$ 分别表示从左至右和从右至左的隐藏状

态; x_t 表示输入序列 x 的第 t 个元素,GRU表示单元网络模型。

将2个方向的隐藏状态拼接在一起,可以得到网络整体的隐藏状态:

$$h_t = (\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t) \quad (3)$$

将隐藏状态传递给全连接层,得到:

$$y = \text{soft max}(\mathbf{W}h + \mathbf{b}) \quad (4)$$

式中, y 为BiGRU网络的输出向量; \mathbf{W} 、 \mathbf{b} 分别为全连接层的权重矩阵、偏置向量;softmax为激活函数。

BiGRU层的输出为CRF层的输入。CRF本质上是一个无向概率图。对于输入值 x 和输出状态 y ,CRF模型输入、输出之间的关系为

$$P(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \exp \left[\sum_t \sum_k \lambda_k m_k(y_{t-1}, y_t, x, t) + \sum_t \sum_l \mu_l s_l(y_t, x, t) \right] \quad (5)$$

$$Z(x) = \sum_y \exp \left[\sum_t \sum_k \lambda_k m_k(y_{t-1}, y_t, x, t) + \sum_t \sum_l \mu_l s_l(y_t, x, t) \right] \quad (6)$$

式(5)、(6)中, m_k 为转移特征函数; s_l 为状态特征函数; λ_k 、 μ_l 为对应特征函数的权重; $Z(x)$ 为归一化因子。

CRF的状态特征表示输入序列与当前状态之间的关系,转移特征表示前一个输出状态与当前状态之间的关系。可见,CRF不仅考虑了输入与输出之间的对应关系,还考虑了相邻时刻输出之间的相关性。当CRF与神经网络结合使用时,状态特征可以通过神经网络学习得到,CRF主要关注转移特征。

具体到实体抽取,CRF可以高效学习各类别标注间的约束条件。例如,标注EQP-B随后的相邻标注大概率是EQP-I,小概率是O、INS-B、OPR-B、STA-B,不会出现EQP-I、INS-I、OPR-I和STA-I。因此,在学习过程收敛后,CRF中标注EQP-B之后的相邻标注是后四者的概率会很低。

在使用训练数据对深度学习模型进行训练后,可将要标注的调度规程文本输入训练好的深度学习模型中,得到文本所对应的标注符号,并将其按照标注组合为对应类型的实体。

在实体抽取中,针对水电站调度运行规程条目较少导致训练数据缺乏的问题,本文采用预训练词向量优化模型,即先使用大规模通用数据(例如百

度百科或其他通用数据库)对BiGRU+CRF深度学习模型进行预训练,而后再使用少量调度规程文本训练数据对预训练模型中顶端几层的参数进行微调,从而提高深度学习模型的实体抽取效果。采用预训练模型的方法属于小样本学习方法的一种,其在目标和预训练数据集分布较为类似的前提下,可以大大提升深度学习模型的实体抽取效果^[33]。

3) 实体对齐。

实体对齐是对相同实体的知识融合过程。在调度规程中,同一个实体可能出现多次,因此在实体抽取后要将同样的实体进行合并。此外,在调度规程中,同一实体可能存在不同的表示方式,例如“#1机组”、“#1发电机”、“1#机组”等。实体对齐将这些实体的不同表达方式统一归类、合并,并使用唯一标识表征,从而避免知识图谱中出现重复实体,对知识图谱的构建和检索效率产生影响。

4) 规则学习。

在完成实体抽取后,根据抽取到的实体类型,按照模式层中定义的规则(表1),确定实体间的关系类型,并以此构建水电站调度运行知识图谱,如图3所示。

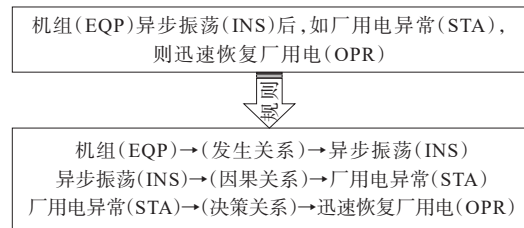


图3 规则学习示例

Figure 3 Example of rule learning

4 算例测试

4.1 测试环境与参数

算例测试环境参数如表2所示。算例测试中分别在使用和不使用预训练词向量的2种情况下,对BiGRU+CRF和BiLSTM+CRF进行训练,并将不同模型的实体抽取结果进行对比。深度学习模型的训练参数如表3所示。

表2 算例测试环境

Table 2 Testing environment of case

测试环境	配置	测试环境	配置
Python操作平台	BML Codelab	Python	3.9.16
CPU	2 Cores	PaddlePaddle	2.4.1
GPU	Tesla V100 16 GB	Neo4j	5.17.0
内存	16 GB		

表3 深度学习模型训练参数

Table 3 Training parameters of deep learning model

情况	最大序列长度	预训练词向量维度	神经元数 (GRU/LSTM)
使用预训练词向量	300	635 968	300
不使用预训练词向量	300	—	30
情况	学习率	训练轮次	优化器
使用预训练词向量	8×10^{-4}	3	Adam
不使用预训练词向量	2×10^{-2}	3	Adam

4.2 实体抽取测试结果

基于国内大型梯级水电站的调度运行规程构建知识图谱。数据集共141条文本数据,按照8:1:1分配训练集、验证集和测试集,则3个集合分别有113、14、14条语句。以训练数据对深度学习模型进行训练,其结果如图4、5所示。

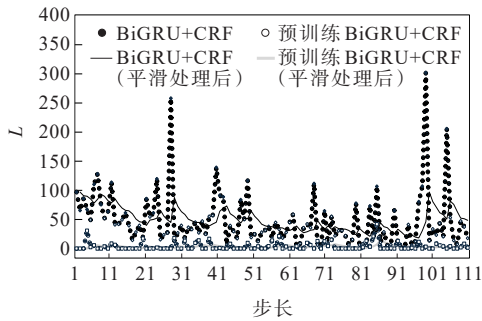


图4 损失函数曲线对比

Figure 4 Comparison of loss function curves

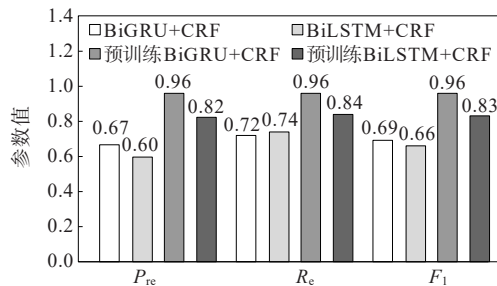


图5 评估指标对比

Figure 5 Comparison of evaluation indices

图4所示为BiGRU+CRF在使用和不使用预训练词向量时第一轮迭代中的损失函数对比。损失函数为

$$L = -\log P(\mathbf{y}^*|\mathbf{x}) \quad (7)$$

损失函数衡量给定输入向量 \mathbf{x} ,CRF输出真实标签序列 \mathbf{y}^* 的条件概率,损失函数越小,表示深度学习模型的输出与真实标签序列的匹配程度越高。由于训练过程中损失函数的波动较大,故图4对损失函数进行了指数平滑处理,由此可见,使用明显

小于不使用预训练词向量的深度学习模型在训练过程中的损失函数,证明其可以更好地拟合训练数据。

图5所示为4种深度学习模型的评估指标对比。评估指标包括精确率(Precision)、召回率(Recall)、综合评价指标(F1),其计算公式为

$$P_{re} = \frac{\text{正确识别的实体数量}}{\text{模型识别的实体总数}} \quad (8)$$

$$R_e = \frac{\text{正确识别的实体数量}}{\text{数据中的实体总数}} \quad (9)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_{re} R_e}{P_{re} + R_e} \quad (10)$$

精确率越高,意味着模型识别出的实体为正确实体的概率越大;召回率越高,表示模型可以从输入数据中识别出更多正确的实体;F1是精确率和召回率的调和平均值,用于衡量模型的综合性能。从图5中可见,在不使用预训练词向量时,BiGRU+CRF与BiLSTM+CRF的实体抽取效果基本相当;在使用预训练词向量模型后,深度学习模型的学习效果大幅提升,其中BiGRU+CRF的精确率、召回率和F1分别由0.67、0.72、0.69大幅提升至0.96、0.96、0.96,在所有模型中抽取效果最好。证明本文所提基于预训练词向量的BiGRU+CRF模型具有较强的泛化能力,能够在少量训练样本的条件下实现较为精确的实体抽取。

4.3 知识图谱构建实例

针对所研究的国内大型梯级水电站的调度运行规程数据,构建知识图谱如图6所示;知识图谱中的实体数量如表4所示。

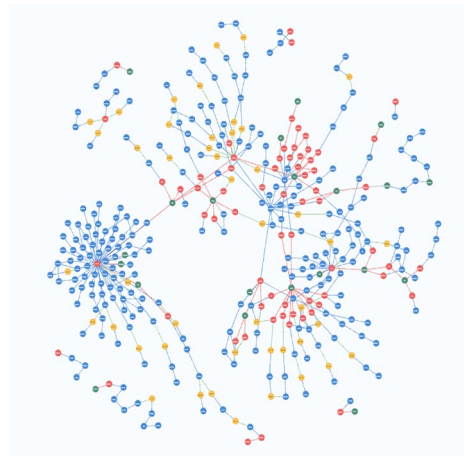


图6 水电站调度运行知识图谱

Figure 6 Dispatching operation knowledge graph of a hydro power station

表 4 水电站调度运行知识图谱中的实体数量

Table 4 Number of entities in dispatching operation knowledge graph of a hydro power station

实体类型	实体数量	实体类型	实体数量
设备	21	状态	45
操作	246	事件	68

由表 4 可知,所构建的知识图谱共有 380 个实体,其中,设备实体用于表征水电站中的具体设备,数量最少;状态和事件实体数量次之,因为水电站所处状态和所可能发生事故的数量较为有限;操作实体数量最多,说明电站值班人员在进行事故处置时,对于一个事故可能执行多项操作。

知识图谱中的关系数量如表 5 所示,所构建知识图谱的实体间共存在 398 个关系,其中数量最多的是决策关系,也即依据前序条件判断是否应执行后续操作,其与操作实体的数量呈正相关;发生和因果关系数量次之,分别表示事件在前序条件下发生和前序操作/事件导致系统状态改变,其数量与事件和状态两类实体的数量相关;连接关系数量最少,其仅用于表示文本上的连接关系。

表 5 水电站调度运行知识图谱中的关系数量

Table 5 Number of relations in dispatching operation knowledge graph of a hydro power station

关系类型	关系数量	关系类型	关系数量
发生关系	66	决策关系	282
因果关系	47	连接关系	3

为了分析知识图谱的应用场景,将知识图谱的局部放大,分别如图 7、8 所示。图 7 中,当水电站“500 kV 母线”发生“失压”后,需要执行“报告上级调度机构”,之后“拉开事故母线上的全部开关”,随后执行的操作包括“向上级调度申请由线路对侧对母线试送一次”和“设法恢复受影响的厂用电”。由图 8 可见,从设备“机组”至操作“紧急停机”中存在多条路径,这些路径由不同的事件连接形成。例如,机组发生“各轴瓦温度迅速上升超过报警值”且“保护未动”、“调速系统大量跑油无法制止”、“振动摆度增大”且“超过整定值并继续恶化”、“超速 115%Ne 以上”且“导叶没有关回”“转速继续上升”等事件后,在调度运行规程中规定的操作均为“紧急停机”。

在实际应用时,知识图谱可以根据获取的多维信息实现调度辅助决策,其流程如图 9 所示。例如,若机组发生故障,根据对现场传回“机组转速快告警”

“导叶关闭异常告警”等故障信息的解析,可知故障设备为“机组”,其故障现象包括“超速 115%”、“导叶没有关回”、“转速继续上升”,则通过对调度运行知识图谱的检索,就可以根据图谱路径,自动提示此时应当做出的调度决策为“紧急停机”,并交由值班人员人工判断是否据此执行。

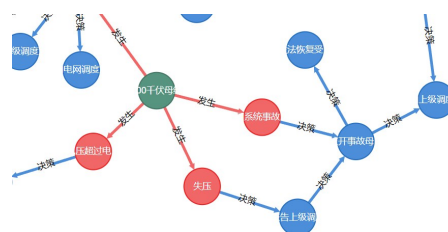


图 7 水电站调度运行知识图谱局部展示(I)

Figure 7 Part of dispatching operation knowledge graph of a hydro power station (I)



图 8 水电站调度运行知识图谱局部展示(II)

Figure 8 Part of dispatching operation knowledge graph of a hydro power station (II)

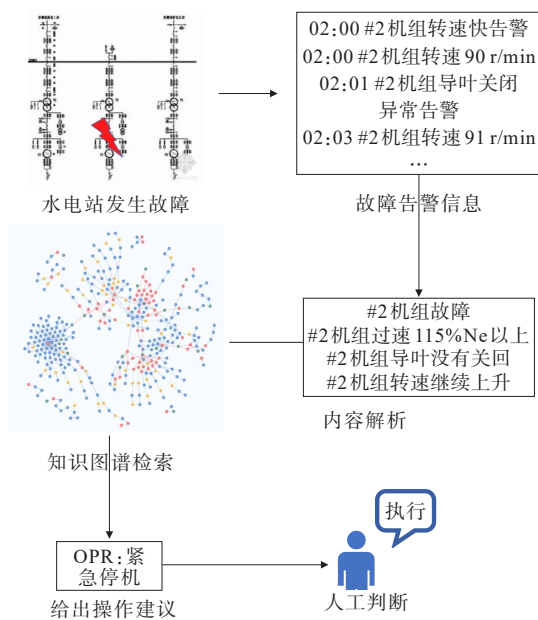


图 9 知识图谱辅助决策流程

Figure 9 Procedure of assistant decision-making of knowledge graph

由此可见,由于所构建的知识图谱中将实体类型划分为较小的颗粒度,因此,通过将设备、事件、状态实体与数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)、分散控制系统(distributed control system, DCS)、订单管理系统(order management system, OMS)等系统中获取到的多维数据相关联,就可以在系统运行过程中通过自动搜索和匹配,实现智能调度辅助决策,其所用时间仅为毫秒级,且检索精确度较高。

相比之下,人工检索调度规程文本不仅速度较慢(一般为分钟级或更长时间)、精确度较低(人工天然存在一定的错误概率),而且能否得出正确的操作建议还与运行值班人员经验的丰富程度密切相关。可见,利用本文所提方法构建的水电站调度运行知识图谱能够为电站值班人员开展事故处置提供辅助决策,有效提升水电站的应急管理调度智能化和自动化水平。

5 结语

知识图谱是一种有效组织、管理和利用知识的工具。本文以水电站调度运行规程为研究对象,提出了一种基于深度学习模型的自顶向下水电站调度运行知识图谱构建方法,所得结论如下:

1) 在模式层构建时,本文将调度规程的实体以较细的颗粒度划分为设备、事件、操作和状态等4种类型,并以此精细定义不同的关系类型,大大增加了知识图谱在辅助事故处置中的实用性;

2) 针对水电站调度运行规程条目较少导致训练数据缺乏的问题,本文采用基于预训练词向量优化模型的BiGRU+CRF进行实体抽取,有效提升了少量训练数据下的学习效果;

3) 算例测试表明,利用本文所提方法构建的水电站调度运行知识图谱能够为电站值班人员开展事故处置提供辅助决策,具体优势表现为①能够同时关联大量异步数据,实现对多维知识的抽取和推理;②可以抽取调度运行规程和调度员知识,实现知识的结构化管理、存储、推理和检索;③得到的调度辅助决策具备可解释性,因此更有助于实际应用;④知识更新速度快,可以支撑新型电力系统中知识迅速更迭的需要。

本文后续的研究工作将更加聚焦于水电站调度运行事故处置辅助决策,进一步扩展构建知识图

谱所用到的数据资料,将调度运行知识图谱构建与对水电站历史事故记录和事故预案的深度学习相结合,进而提出知识图谱的知识推理和更新方法,实现以理论规程指导图谱构建、以实际案例提升图谱效用,不断增加知识图谱指导事故处置的实用性和智能化。

参考文献:

- [1] 魏明奎,蔡绍荣,江粟.高水电比重系统中梯级水电群与风光电站协调调峰优化运行策略[J].电力科学与技术学报,2021,36(2):199-208.
WEI Mingkui, CAI Shaorong, JIANG Li. Peak-shaving co-optimization strategies of cascaded hydropower and wind-photovoltaic generation in systems with high penetration of hydropower[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(2): 199-208.
- [2] 张俊涛,程春田,于申,等.水电支撑新型电力系统灵活性研究进展、挑战与展望[J].中国电机工程学报,2024,44(10):3862-3884.
ZHANG Juntao, CHENG Chuntian, YU Shen, et al. Progress, challenges and prospects of research on hydropower supporting the flexibility of new power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(10): 3862-3884.
- [3] 王超,常海军,刘福锁,等.风光水汇集直流外送系统暂态频率电压紧急协调控制策略[J].电网与清洁能源,2023,39(12):50-60.
WANG Chao, CHANG Haijun, LIU Fusuo, et al. The coordinated emergency control strategy of transient frequency and voltage stability for the HVDC transmission system collecting wind power, photovoltaic and hydropower[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(12): 50-60.
- [4] 李咸善,丁胜彪,李飞,等.考虑水电调节费用补偿的风光水联盟优化调度策略[J].中国电力,2024,57(5):26-38.
LI Xianshan, DING Shengbiao, LI Fei, et al. Optimal scheduling strategy for wind-solar-hydro alliance considering compensation of regulation by hydropower[J]. Electric Power, 2024, 57(5): 26-38.
- [5] 李鹏,余涛,李立涅,等.电力人工智能的演变与展望——从专业智能走向通用智能[J].电力系统自动化,2024,48(16):1-17.
LI Peng, YU Tao, LI Licheng, et al. Retrospect and prospect of artificial intelligence for electric power system—from domain intelligence to general intelligence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(16): 1-17.
- [6] 余建明,单连飞,皮俊波,等.基于知识图谱的故障处置预案解析方法[J].电气自动化,2023,45(2):75-78.

- YU Jianming, SHAN Lianfei, PI Junbo, et al. Analysis method of fault handling plan based on knowledge graph [J]. *Power System & Automation*, 2023, 45(2): 75-78.
- [7] 张亮亮. 基于多智能体一致性理论的智能电网内分布式储能系统自治控制方法[J]. *高压电器*, 2024, 60(8): 230-237.
- ZHANG Liangliang. Autonomous control method for distributed energy storage system in smart grid based on multi-agent consistency theory[J]. *High Voltage Apparatus*, 2024, 60(8): 230-237.
- [8] 姚尚衡, 傅晨玲, 曾金灿, 等. 智能电网技术创新对电力行业绿色转型的非线性影响[J]. *智慧电力*, 2024, 52(2): 1-7+16.
- YAO Shangheng, FU Chenling, ZENG Jincan, et al. Nonlinear impact of smart grid technology innovation on green transformation of power industry[J]. *Smart Power*, 2024, 52(2): 1-7+16.
- [9] 李家东, 胡正华, 蒋卫平, 等. 基于时间序列分类任务的智能电表负荷监测技术研究[J]. *电测与仪表*, 2023, 60(6): 163-159.
- LI Jiadong, HU Zhenghua, JIANG Weiping, et al. Load monitoring technology of smart meters based on time series classification[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(6): 163-159.
- [10] 周二专, 张思远, 严剑峰, 等. 电网调控决策知识模型建模及实现方法[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(14): 5057-5067.
- ZHOU Erzhuang, ZHANG Siyuan, YAN Jianfeng, et al. Decision knowledge modeling and implementation for power grid dispatching and control[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(14): 5057-5067.
- [11] 姚建国, 余涛, 杨胜春, 等. 提升电网调度中人工智能可用性的混合增强智能知识演化技术[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(20): 1-12.
- YAO Jianguo, YU Tao, YANG Shengchun, et al. Knowledge evolution technology based on hybrid-augmented intelligence for improving practicability of artificial intelligence in power grid dispatch[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(20): 1-12.
- [12] 李鹏, 黄文琦, 王鑫, 等. 数据与知识联合驱动的人工智能方法在电力调度中的应用综述[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(1): 160-175.
- LI Peng, HUANG Wenqi, WANG Xin, et al. Review on application of combined data-knowledge-driven artificial intelligence methods in power dispatching[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(1): 160-175.
- [13] NICKEL M, MURPHY K, TRESP V, et al. A review of relational machine learning for knowledge graphs[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2016, 104(1): 11-33.
- [14] 武霁阳, 李强, 陈潜, 等. 知识图谱框架下基于深度学习的 HVDC 系统故障辨识[J]. *电力系统控制与保护*, 2023, 51(20): 160-169.
- WU Jiyang, LI Qiang, CHEN Qian, et al. Fault identification of an HVDC system based on deep learning in the framework of a knowledge graph[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(20): 160-169.
- [15] WU L, LIN H, GAO Z, et al. A teacher-free graph knowledge distillation framework with dual self-distillation[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(9): 4375-4385.
- [16] 叶欣智, 尚磊, 董旭柱, 等. 面向配电网故障处置的知识图谱研究与应用[J]. *电网技术*, 2022, 46(10): 3739-3749.
- YE Xinzhi, SHANG Lei, DONG Xuzhu, et al. Knowledge graph for distribution network fault handling[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(10): 3739-3749.
- [17] 朱晓荣, 彭柏, 司羽, 等. 基于知识图谱的配电网综合评价[J]. *现代电力*, 2022, 39(6): 677-684.
- ZHU Xiaorong, PENG Bai, SI Yu, et al. Comprehensive evaluation of distribution network based on knowledge graph[J]. *Modern Electric Power*, 2022, 39(6): 677-684.
- [18] 乔骥, 王新迎, 闵睿, 等. 面向电网调度故障处理的知识图谱框架与关键技术初探[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(18): 5837-5848.
- QIAO Ji, WANG Xinying, MIN Rui, et al. Framework and key technologies of knowledge-graph-based fault handling system in power grid[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(18): 5837-5848.
- [19] 郭榕, 杨群, 刘绍翰, 等. 电网故障处置知识图谱构建研究与应用[J]. *电网技术*, 2021, 45(6): 2092-2100.
- GUO Rong, YANG Qun, LIU Shaohan, et al. Construction and application of power grid fault handling knowledge graph[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(6): 2092-2100.
- [20] 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 Yiqi, LIU Chang, LONG Zeng, 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.
- [21] 张锐, 刘剑青, 张伯远, 等. 基于迁移学习的电网故障处置知识图谱构建及实时辅助决策研究[J]. *电力信息与通信技术*, 2022, 20(6): 24-34.
- ZHANG Rui, LIU Jianqing, ZHANG Boyuan, et al. Research on grid fault handling knowledge graph construction and real-time auxiliary decision based on transfer learning[J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2022, 20(6): 24-34.
- [22] 李金星, 李湘, 高天露, 等. 基于电网多元信息知识图谱的故障处置研究及应用[J]. *电力信息与通信技术*, 2021, 19(11): 30-38.
- LI Jinxing, LI Xiang, GAO Tianlu, et al. Research and

- application of fault handling based on power grid multivariate information knowledge graph[J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2021,19(11):30-38.
- [23] 李燕垒. 基于知识图谱的电力检修方案智能编制方法[J]. *电工技术*, 2023(20):159-163.
LI Yanlei. Knowledge graph-based intelligent programming method of electric power maintenance scheme[J]. *Electric Engineering*, 2023(20):159-163.
- [24] 王骏东,杨军,裴洋舟,等. 基于知识图谱的配电网故障辅助决策研究[J]. *电网技术*, 2021,45(6):2101-2112.
WANG Jundong, YANG Jun, PEI Yangzhou, et al. Distribution network fault assistant decision-making based on knowledge graph[J]. *Power System Technology*, 2021,45(6):2101-2112.
- [25] 聂勇. 基于知识图谱的输电规程知识查询系统设计[D]. 南昌:南昌大学,2021.
NEI Yong. Design of knowledge query system for transmission regulations based on knowledge graph[D]. Nanchang:Nanchang University,2021.
- [26] ZHENG S, DONG P, DU J, et al. Construction and applications of knowledge graph of relay protection device defects based on neo4j and structured data[C]// *IEEE International Conference on Advanced Power System Automation and Protection*, Xuchang, China, 2023.
- [27] 陈宗源,余涛,丁茂生,等. 基于时空卷积动态知识图谱的新能源消纳评估方法[J]. *电力系统自动化*, 2023,47(8):46-54.
CHEN Zongyuan, YU Tao, DING Maosheng, et al. Renewable energy accommodation assessment method based on spatio-temporal convolution dynamic knowledge graph[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023,47(8):46-54
- [28] 胡杰,许刚,齐立忠,等. 基于知识图谱的输变电工程辅助评审系统架构及关键技术分析[J]. *电力建设*, 2023,44(11):104-112.
HU Jie, XU Gang, QI Lizhong, et al. Architecture and key technology analysis of power transmission and transformation engineering auxiliary recheck system based on knowledge graph[J]. *Electric Power Construction*, 2023,44(11):104-112.
- [29] 张虹,景欣,阮梦宇,等. 基于知识图谱的交直流大电网断面越限处置策略快速生成方法[J]. *现代电力*, 2021,38(4):455-464.
ZHANG Hong, JING Xin, RUAN Mengyu, et al. A method of fast eliminating transmission section overload based on knowledge graph in large-scale AC-DC power grids[J]. *Modern Electric Power*, 2021,38(4):455-464.
- [30] 吴琼,李鸣,高方玉,等. 配电变压器数字孪生体构建技术研究[J]. *供用电*, 2024, 41(1):42-49.
WU Qiong, LI Ming, GAO Fangyu, et al. Research on digital twin construction technology of distribution transformer[J]. *Distribution & Utilization*, 2024, 41(1):42-49.
- [31] YAN C, ZHAO F, ZHANG Y. From concept to instance: hierarchical reinforced knowledge graph reasoning[J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2024,8(5):3665-3677.
- [32] UGAI T, EGAMI S, FUKUDA K. Event prediction in event-centric knowledge graphs using BERT[C]// *IEEE 18th International Conference on Semantic Computing*, Laguna Hills, CA, USA, 2024.
- [33] 赵凯琳,靳小龙,王元卓. 小样本学习研究综述[J]. *软件学报*, 2021,32(2):349-369.
ZHAO Kailin, JIN Xiaolong, WANG Yuanzhuo. Survey on few-shot learning[J]. *Journal of Software*, 2021,32(2):349-369.