

基于规则和词典的用电安全领域命名实体识别*

袁金斗¹, 潘明明¹, 张 腾², 姜 珏¹

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192; 2. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210000)

摘 要: 在用电安全领域, 存在着大量数据、知识未得到充分挖掘和利用, 构建领域知识图谱不仅可以实现用电安全知识的整合, 还能极大地提高电力行业的工作效率。命名实体识别是构建知识图谱的基础性工作, 研究了基于字典和规则的命名实体识别, 通过领域实体词典、构词特征字符规则匹配和词性组合特征规则匹配三种方法从非结构文本中准确地提取用电安全相关实体, 为用电安全领域知识图谱的构建提供高质量和高精度的实体。为优化识别流程、提高响应速度, 将通用词性标注任务交由边缘节点进行处理, 中心服务器仅需响应规则模板匹配等任务。在小规模测试实验中, 综合使用三种方法对用电安全文本进行领域实体识别, F_1 值能达到 85% 以上。

关键词: 用电安全领域; 命名实体识别; 领域字典; 特征字符规则; 词性组合规则; 边缘计算

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.223323

中文引用格式: 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.

英文引用格式: Yuan Jindou, Pan Mingming, Zhang Teng, et al. Electricity safety domain named entity recognition based on rules and dictionaries[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(12): 22-27.

Electricity safety domain named entity recognition based on rules and dictionaries

Yuan Jindou¹, Pan Mingming¹, Zhang Teng², Jiang Jue¹

(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: In the field of electricity safety, there are a lots of data and knowledge has not been excavated and utilized, constructing a knowledge graph in the electricity safety field can not only integrate power knowledge, but also greatly improve the efficiency of the power industry. Named entity recognition(NER) is the basis for constructing knowledge graph, this paper studies the named entity recognition based on dictionaries and rules, through three methods: the domain entity dictionary, the word-building feature character rule matching and the part-of-speech combination feature rule matching, to accurately extract electricity safety related entities from non-structured text, providing high-quality and high-precision entities for the construction of knowledge graph in the field of electricity safety. In order to optimize the recognition process and improve the response speed, the general part-of-speech tagging task is sent to the edge node for processing, and the central server processes the rule template matching task. Experimental results show that using the three methods comprehensively to recognition the domain entity of small-scale electricity safety text, the F_1 score can reach more than 85%.

Key words: electricity safety domain; NER; domain dictionary; featured character rules; part-of-speech combination rules; edge computing

0 引言

命名实体识别^[1-3](Named Entity Recognition, NER)在通用领域中主要是指识别文本中的人名、地名、机构名、时间、货币等具有特定意义的实体。目前, 命名实体识别的主要方法包括三类: 基于规则^[4]和词典^[5-6]的方法、基于统计机器学习的方法^[7]和基于深度神经网络的方法^[8]。

目前, 用电安全领域缺乏权威数据集^[9], 命名实体识别研究工作首先需要对语料集进行序列标注, 标记非结

构文本中的相关实体、无关字符、词性序列等, 在此研究背景下, 采用统计机器学习、深度神经网络的方法较难获取大规模的训练语料集。因此, 本文主要基于规则和词典的方法对实体命名识别进行第一阶段研究, 发掘用电安全领域实体构词规则及词性特征, 构建领域词典及规则模板, 进一步扩充语料库, 为后续用电安全领域命名实体识别的机器学习、神经网络方法的研究奠定基础。

从技术角度分析, 如果构建的领域词典能够覆盖待识别文本中绝大多数相关实体, 那么, 基于词典的命名实体识别方法将具有高准确度及高响应度。但是, 领域

* 基金项目: 国家电网总部科技项目(5400-202118164A-0-0-00)

实体的多样性、复杂性、衍生性导致构建覆盖全面的高质量词典较为困难。因此,基于词典的方法通常是基于规则方法的辅助补充手段^[10]。基于规则的实体命名识别多采用人工归纳并构造规则模板,选用特征包括标点符号、关键字、指示词和方向词、位置词(如前后缀)、中心词等,以规则模板的正则匹配为主要手段^[11]。当语料规模不大且提取的规则能比较精确地反映语言现象时,基于规则和词典的方法其性能要优于基于统计的方法^[12]。

另一方面,物联网设备和数据的爆发式增长,使得基于云计算模型的聚合性服务逐渐显露出其在实时性、网络制约、资源开销等方面的不足。为弥补集中式云计算的不足,本文采用边缘计算架构,其优势在于能够在数据产生侧快捷、高效地响应业务需求,减小服务对网络的依赖,在离线状态下也能够提供基础业务服务。

本文将综合运用领域词典、特征字符规则匹配和词性组合规则匹配三种方法来完成用电安全领域实体识别任务,从非结构性文本中识别出相关实体,并通过自定义标签对文本进行序列标注,为下一阶段更高效的实体识别研究工作提供标注数据集。

1 研究综述

1.1 问题描述

本文研究基于规则和词典的用电安全领域命名实体识别,通过领域专业词典、文本构词特征字符以及词性组合规则进行匹配,从非结构电力知识文本中准确识别并标注用电安全领域相关实体,实体类别主要包括电力场所名、电力设备名、电力单位、电力数值、用电安全故障、用电安全建议六类,最后在待识别文本序列中标注相关实体。在应用端,本文采用边缘计算架构,其核心

在于靠近数据源或物的一侧提供计算、存储和应用服务。

1.2 基于边缘计算的系统基本架构

本文提出在实际图谱部署过程中引入边缘计算概念,推动传统的集中式数据中心、服务器中心“下沉”到网络边缘,充分利用移动终端设备的计算、存储、网络 and 通信资源,满足移动网络发展所需的高带宽、低时延要求,并减轻网络负荷。如图 1 所示,边缘计算系统允许设备将计算任务卸载至边缘节点,如基站、移动终端等无线接入点,既满足终端设备计算能力的扩展需求,同时为降低云计算时延提供了解决方案。

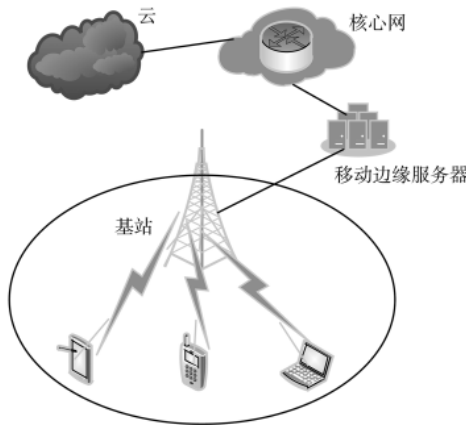


图 1 基于边缘计算的系统基本架构

1.3 用电安全领域命名实体识别架构图

本文涉及的用电安全领域命名实体识别架构图如图 2 所示。

基于规则与词典的电力实体识别,需要在观察特定的领域文本以及实体出现的语法构成和模式的情况下,

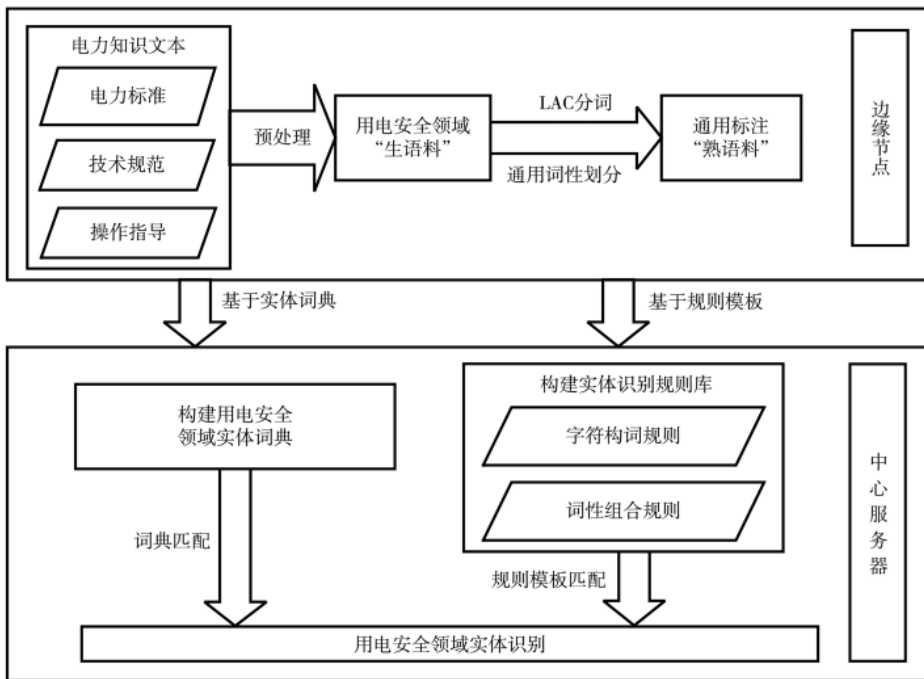


图 2 用电安全领域命名实体识别架构图

设计特定的实体提取规则以完成提取。主要分为两种方式：

(1)基于实体词典的匹配识别：构建专业领域的实体词表实现目标文本词表的有限匹配，实现简单，但存在歧义词汇、未登录词汇无法准确识别的问题。

(2)基于规则模板的匹配识别：分析实体词或者属性值的构词规则，制定规则模板，主要包括基于字符构词规则的识别和基于词性组合规则的识别两种方式。其中，基于字符构词规则的识别采用正则表达式进行提取；基于词性组合规则的识别需要对文本进行分词及词性标注后采用组合匹配方式进行提取。

2 本文方法

2.1 基于用电安全领域实体词典的实体识别

基于实体词表的匹配识别是使用最广泛的一种实体识别方法，在进行领域实体识别时，每个特定领域都有专属的实体词典，如医药行业的药名、科室名、手术名，金融行业中的公司词典、行业词典，招聘领域的职位词典等，这些词典都可以用来进行实体识别。虽然实体词表实现目标文本词表的有限匹配，且对词典的质量有较高要求，但在特定领域，面向数量有限的专业实体，实体词表的匹配快速且准确。基于实体字典的实体识别过程如图3所示。

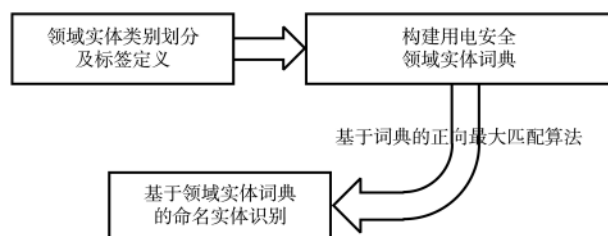


图3 基于实体字典的实体识别过程

2.1.1 实体类别标签定义及词典构建

研究需对文本中的电力实体进行提取并标注其类别，因此，本文定义了六类主要用电安全领域实体及其标签代码，如表1所示。

表1 用电安全专名类别标签

标签代码	名称	标签代码	名称
PLA	电力场所名	UN	电力单位
EQ	电力设备名	VAL	电力数值
TRB	用电安全故障	ADV	用电安全建议

因样本量较小，目前暂时采用人工标注构建词典的方式，词典包含电力场所名、电力设备名、电力单位、电力数值、用电安全故障、用电安全建议六类实体。

词典中的每一行表示一个用电安全领域实体及其类别标签，使用“/”进行分隔。在文本识别过程中，词典中存在的实体不再被拆分，而是直接进行识别并标注类别。

2.1.2 基于词典的正向最大匹配算法

用电安全领域实体词典构建完成后，采用正向最大匹配算法对文本中实体进行识别，算法流程如下：

输入：读取词典文件 dict.txt、待切分标注字串 input_str；

输出：分词结果字串 output_str；

(1)读取词典文件 dict.txt，进行分类别存储；

(2)统计 input_str 中最大字长 words_length 和词典词最大长度 max_length；

(3)取 words_length 和 max_length 中的较小值为最大截取长度 max_cut_length；

(4)创建待分序列 sub，进行一轮分词，在左侧切出一个词；

(5)若待切分的词在词典中，则按识别顺序存储该实体及其类别，并跳出循环；

(6)若剩下单个字，将其切分，并跳出循环；

(7)若都不符合，则从右侧去掉一个词，重新分词；

(8)将分词连接成字串，用“/”分隔。

2.2 基于构词特征字符规则的实体识别

本小节主要研究用电安全领域实体的位置词(前缀、后缀)的构词特征，定义相应的实体构词规则，来准确识别相应实体。基于字符构词特征的实体识别过程如图4所示。

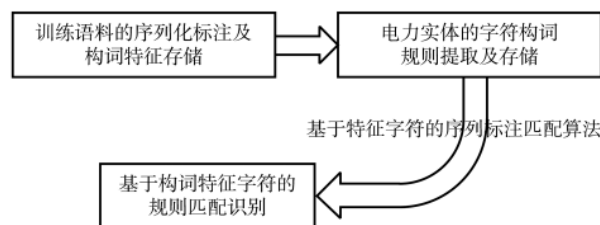


图4 基于字符构词特征的实体识别过程

根据 BIOES 模式标注规则^[13](B-X、I-X、E-X)，并结合上一小节定义的六类用电安全领域实体类别标签(PLA、EQ、UN、VAL、TRB、ADV)，构建字符标签集合如下：

LabelSet={B-PLA, B-EQ, B-UN, B-VAL, B-TRB, B-ADV, E-PLA, E-TRB, E-EQ, E-ADV, E-UN, E-VAL, S, O}

在电力知识文本训练语料库中，对常见的用电安全领域实体按照 BIOES 模式序列化标签进行标注，并把文本中不相关的字符标注为 O(Outside)，单字符实体标注为 S(Single)。

2.2.1 常见用电安全实体的特征字符规则

在用电安全领域中，存在大量专有字词库，这些字词在实体中具有特殊的位置特征，如前缀“电力”“国家”等，后缀“室”“院”“公司”“机构”“器”“员”“度”等，构成词汇如“电力科学研究院”“国家电网”“操作室”“发电厂”“变压器”“通风机”等大量实体。根据电力文本的实体命名规则，对其进行规则发掘，常见的词首词尾特

征及标注例子如表 2 所示。

表 2 常见的用电安全实体构词特征

实体类别	用电安全实体特征字符及其标注示例(前后缀)
电力场所名	电/B-PLA、室/E-PLA、厂/E-PLA、间/E-PLA
电力设备名	电/B-EQ、机/E-EQ、器/E-EQ、仪/E-EQ、线/E-EQ
电力单位	压/E-UN、间距/E-UN、度/E-UN、量/E-UN
电力数值	伏/E-VAL、度/E-VAL、V/E-VAL、米/E-VAL
用电安全故障	故障/E-TRB、损坏/E-TRB、破损/E-TRB
用电安全建议	采取/B-ADV、操作/E-ADV、措施/E-ADV

标注完成后,将实体构词特征分别存储在元素标签对应的集合中。例如,常见电力场所实体的前缀保存在 begin_pla[]数组中,常见电力设备后缀保存在 end_eq[]数组中,电力无关字符保存在 outside[]数组中,与之类似,其余各类前后缀字符特征均存储在相应的数组中,用以实现未登录实体的识别。

2.2.2 基于字符特征的序列标注匹配算法

将常见实体构词特征字符存储于前后缀数组中后,采用基于字符的序列标注匹配规则算法对文本中未登录实体进行识别,算法流程如下:

输入:前缀数组、后缀数组、待识别文本;

输出:各类实体集合;

(1)读取前后缀数组,对句子进行序列标注,前缀标记为‘B’,后缀标记为‘E’,无关字符标记为‘O’;

(2)生成规则匹配条件(BO*E):

pattern=re.compile('BO*E');

(3)对句子的标注序列进行规则正则匹配;

ne_label = re.finditer(pattern, label);

(4)输出符合匹配规则的实体:

for ne in ne_label:

list.append(sentence[int(ne.start()):int(ne.end())]);

return list;

2.3 基于词性组合特征规则的实体识别

本小节基于开源工具 LAC 词性标注方法^[14]和上文定义的特征字符数组研究词性组合特征,结合两种标注模式形成融合词性标注序列后,通过正则规则匹配,对电力实体进行识别。基于词性组合特征的实体识别过程如图 5 所示。

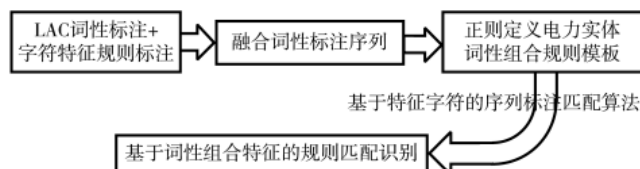


图 5 基于词性组合特征的实体识别过程

2.3.1 常见用电安全实体的词性组合规则

通常来讲,符号 w、动词 v、介词 p 等均可作为分词

的界限,一般不包含在电力实体内部。经研究观察发现:电力实体一般由特征字符、名词 n、动名词 vn、数词 m 组成,据此构建词性组合规则模板(利用正则匹配来对词性标注续联)。以下是常见的六类电力实体的词性组合特征:

(1)电力场所名:通常前缀为量词(m)、动词(v)、动名词(vn),后缀为 E-PLA。因此,规则模板为:(m*)(v*)(vn*)[E-PLA]。

(2)电力设备名:通常前缀为动词(v)、动名词(vn)或名词(n),后缀为 E-EQ。因此,规则模板为:(v*)(vn*)[E-EQ]、(n*)[E-EQ]。

(3)电力单位:通常前缀为名词(n),后缀为 E-UN。因此,规则模板为:(n*)[E-UN]。

(4)电力数值:通常前缀为量词(m)或(副词*+动词+数值),后缀为 E-VAL。因此,规则模板为:(m)[E-VAL]、(v)(m)[E-VAL]、(d)(v)(m)[E-VAL]。

(5)用电安全故障:通常前缀为动名词(vn)或名词(n),后缀为 E-TRB。因此,规则模板为:(vn+)[E-TRB]、(n+)[E-TRB]。

(6)用电安全建议:通常词性组合为动词(v)+名词(n)+后缀 E-ADV。因此,规则模板为:(v)(vn+)[E-ADV]、(v)(n+)[E-ADV]。

2.3.2 基于词性组合特征的规则匹配算法

根据上文定义的词性组合规则模板,采取正则匹配的方式识别文本中用电安全实体,算法流程如下:

输入:待识别文本、词性组合规则模板、字符前后缀数组;

输出:各类实体集合;

(1)使用 LAC 工具对句子进行分词及词性标注:

lac_result=lac.run(sentence);

(2)获取分词序列 segSet 及标注序列 lableSet:

segSet=lac_result[0],lableSet=lac_result[1];

(3)对 LAC 分词标注序列进行特征字符匹配,标注序列中增加特征标注:

if item in end_org:lableSet [index]='/E-X';

(4)融合标注完成后,通过特征字符尾词向前匹配,逐一匹配规则模板:

for j in rulelist do

pattern=re.compile(rulelist[j]);

ne_label=re.finditer(pattern, lableset);

(5)按实体类型输出符合匹配规则的实体:

for ne in ne_label:

list.append(sentence[int(ne.start()):int(ne.end())]);

print list;

3 命名实体识别实验

3.1 实验数据

由于目前还没有较为权威的用电安全领域语料库,因此本文主要收集电力标准、技术规范、操作指导等相

关用电安全文本作为“生语料”，共获取用电安全领域语料 14 378 字。对“生语料”进行用电安全相关实体标注，标注后的文本作为实验语料，取其中 80% 作为训练语料，剩余 20% 作为测试语料。首先，把训练语料中常见的领域实体加入到实体词典中，共计 348 词，之后对训练语料中常见实体的构词特征字符和词性组合特征进行规则提取，共提取 76 个特征字符(17 个前缀字符、59 个后缀字符)，以及 18 条词性组合特征规则。完成领域词典及相关规则数组的构建后，对测试语料进行实验。

3.2 实验设置

为验证文中所提出的用电安全领域命名实体识别方法的性能和准确度，共设置了 3 个实验对测试预料进行试验。

实验 1：采用领域实体词典的方法；

实验 2：采用特征字符规则匹配的方法；

实验 3：采用词性组合规则匹配的方法；

实验 4：采用领域实体词典+特征字符规则匹配+词性组合规则匹配的方法。

另外，在实验过程中，将通用词性标注及领域词典匹配任务分配给边缘节点进行处理，中心服务器仅需响应规则模板匹配等任务，加快响应速度。

3.3 实验结果分析

采用 SIGHAN 规定的标准评估指标：准确率 P ，召回率 R 及 F_1 值来对 4 种实验方法进行识别性能评估^[15]。准确率 P 、召回率 R 及 F_1 值的计算公式如下：

$$P = \frac{\text{正确识别出的实体个数}}{\text{识别出的实体个数}} \quad (1)$$

$$R = \frac{\text{正确识别出的实体个数}}{\text{标准结果中的实体个数}} \quad (2)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (3)$$

在上述实验设置下的 4 个实验结果如表 3 所示。其中，表中所给出的准确率 P 、召回率 R 及 F_1 值都是模型对各类命名实体识别效果的平均值。

表 3 不同方法对用电安全领域命名实体识别性能对比

实验	P	R	F_1
1	0.97	0.73	0.83
2	0.74	0.46	0.57
3	0.69	0.54	0.61
4	0.94	0.87	0.90

实验 1 中，领域实体字典可以快速准确地识别出测试语料中的标记实体，但无法识别未注册实体。在用电安全领域，存在大量低频专有名词，若增加测试预料，基于词典方法的 R 值将进一步下降。

实验 2 中，通过前后缀字符特征规则匹配识别，即

使文本中出现未注册电力实体，只要该实体的前后缀在字典序列中，也可以进行准确识别。然而，由于语料库训练集较少以及标签不完善，实验结果并不理想，构词规则特征字符还需要进一步补充完善。

实验 3 中，融合 LAC 词性标注和特征字符标注，利用词性组合规则模板提取用电安全领域实体，未注册词的识别比基于构词字符规则的方法更通用，覆盖更多领域实体，但精度有待提高。

实验 4 中，融合了前三种实验的方法，先使用领域词典对测试文本进行第一轮实体识别，之后用特征字符前后缀数组进行第二轮规则匹配识别，最后用词性组合特征进行第三轮实体识别，该实验的 P 值、 R 值及 F_1 值都有了较大的提升，印证了领域词典是规则模板匹配的辅助和补充，是提升准确度不可或缺的手段。

4 结论

本文主要研究基于词典和规则的用电安全领域命名实体识别，在测试样本较少的情况下，综合运用词典匹配、构词特征字符规则匹配、词性组合特征规则匹配三种匹配识别方式，能识别出测试集中大多数相关实体。但是，面对海量的用电安全领域多格式、多种类的文本，基于词典和规则的实体识别方式会出现词典更新不及、规则模板冗余繁杂、识别准确率下降等问题。

针对现有研究的不足，未来研究方向有以下几个方面：(1)完善电力标签的定义，加入如“用电安全操作”等标签，进一步发掘相关用电安全实体构词规则；(2)在现有词典、规则的基础上，引入基于统计机器学习以及深度神经网络的命名实体识别方法，更高效地定义字符特征规则、词性组合特征规则；(3)命名实体识别只是构建用电安全知识图谱的基础性工作，在获得高质量的实体后，可着手处理实体间关系的抽取及知识三元组的定义，并最终形成图形化用电安全领域知识图谱。

参考文献

- [1] BEHRANG M. Named entity recognition[C]//Natural Language Processing of Semitic Languages. Springer, Berlin, Heidelberg, 2014: 221–245.
- [2] 陈曙东, 欧阳小叶. 命名实体识别技术综述[J]. 无线电通信技术, 2020, 46(3): 251–260.
- [3] 刘浏, 王东波. 命名实体识别研究综述[J]. 情报学报, 2018, 37(3): 329–340.
- [4] 冯元勇, 孙乐, 张大鲲, 等. 基于小规模尾字特征的中文命名实体识别研究[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1833.
- [5] QUIMBAYA A P, MUNERA A S, RIVERA R A G, et al. Named entity recognition over electronic health records through a combined dictionary-based approach[J]. Procedia Computer Science, 2016, 100: 55–61.
- [6] HELEN V C, JENSEN L J. A guide to dictionary-based text mining[M]. New York: Humana Press, 2019.
- [7] 冯蕴天, 张宏军, 郝文宁. 面向军事文本的命名实体识别[J].

计算机科学, 2015, 42(7): 15-18.

- [8] 向晓雯, 史晓东, 曾华琳. 一个统计与规则相结合的中文命名实体识别系统[J]. 计算机应用, 2005, 25(10): 2404-2406.
- [9] Ji Zhixiang, Wang Xiaohui, Cai Changyu, et al. Power entity recognition based on bidirectional long short-term memory and conditional random fields[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(2): 186-192.
- [10] 吴超, 王汉军. 基于 GRU 的电力调度领域命名实体识别方法[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 185-191.
- [11] 杨锦锋, 于秋滨, 关毅, 等. 电子病历命名实体识别和实体关系抽取研究综述[J]. 自动化学报, 2014, 40(8): 1537-1562.
- [12] KASHIF R. Rule-based named entity recognition in Urdu[C]// Proceedings of the 2010 Named Entities Workshop. 2010.
- [13] CONSTANTINE L, KAMYAB M. If you build your own NER scorer, non-replicable results will come[C]// Proceedings of

the First Workshop on Insights from Negative Results in NLP, 2020.

- [14] Jiao Zhenyu, Sun Shuqi, Sun Ke. Chinese lexical analysis with deep Bi-GRU-CRF network[J]. arXiv preprint arXiv: 1807.01882, 2018.
- [15] 车金立, 唐力伟, 邓士杰, 等. 融合词位字向量的军事领域命名实体识别[J]. 火炮发射与控制学报, 2019, 40(3): 50-55.

(收稿日期: 2022-09-02)

作者简介:

袁金斗(1994-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 用电安全。

潘明明(1985-), 女, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 用电安全。

姜珏(1998-), 通信作者, 男, 硕士, 初级工程师, 主要研究方向: 知识图谱、用电安全, E-mail: jiangjue@bupt.edu.cn。



扫码下载电子文档

(上接第 21 页)

- [13] 王胡成, 徐晖, 孙韶辉. 融合卫星通信的 5G 网络技术研究[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(5): 535-542.
- [14] DI B, ZHANG H, SONG L, et al. Ultra-dense LEO: integrating terrestrial-satellite networks into 5G and beyond for data offloading[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 47-62.
- [15] ABDERRAHIM W, AMIN O, ALOUINI M. S, et al. Latency-aware offloading in integrated satellite terrestrial networks[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2020, 1(1): 490-500.
- [16] LIAO H, ZHOU Z, ZHAO X, et al. Learning-based context-aware resource allocation for edge computing-empowered industrial IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(5): 4260-4277.
- [17] 李毅超, 纪春华, 尚立, 等. 面向地下电力管廊监测的无线自组网中继覆盖增强技术[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(6): 82-88.
- [18] SOLOMON A A, KAMMEN D M, CALLAWAY D. The role of large-scale energy storage design and dispatch in the power grid: a study of very high grid penetration of variable renewable resources[J]. Applied Energy, 2014, 134(1): 75-89.
- [19] TU Y, CHEN H, YAN L, et al. Task offloading based on LSTM prediction and deep reinforcement learning for efficient edge computing in IIoT[J]. Future Internet, 2022, 14(2): 25-32.

- [20] 潘明明, 田世明, 刘宗杰, 等. 能源互联网中需求侧资源参与电网控制的边云协同技术研究[J]. 电子技术应用, 2021, 47(4): 24-29.
- [21] YANG W, LIU W, WEI X, et al. EdgeKeeper: a trusted edge computing framework for ubiquitous power internet of things[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2021, 22(3): 374-399.
- [22] 周振宇, 贾泽晗, 廖海君, 等. 基于上下文学习的电力物联网接入控制方法[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 150-159.
- [23] WU H, CHEN J, XU W, et al. Delay-minimized edge caching in heterogeneous vehicular networks: a matching-based approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 19(10): 6409-6424.
- [24] ZHANG W, WEN Y, WU D. Collaborative task execution in mobile cloud computing under a stochastic wireless channel[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(1): 81-93.

(收稿日期: 2022-08-23)

作者简介:

段钧宝(1982-), 通信作者, 男, 本科, 工程师, 主要研究方向: 电力信息通信研究, E-mail: xintong-duanjunbao@epri.sgcc.com.cn。

朱思成(1996-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 电力信息通信研究。

李秉毅(1982-), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向: 电力信息通信研究。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所