

基于语义增强的电网故障处置预案匹配方法

蒙飞¹, 李江鹏¹, 李涛¹, 徐建忠¹, 高海洋¹, 乔咏田²

(1. 国网宁夏电力有限公司调度控制中心, 宁夏 银川 750001; 2. 国电南瑞南京控制系统有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要: 为提升电网故障处置预案匹配效率和准确率, 提出了基于语义增强的电网故障处置预案匹配方法。首先, 通过微调基于变换器双向编码器表征 (bidirectional encoder representations from transformers, BERT) 模型的超参数, 将故障处置预案中多调度对象实体表征为可计算词向量, 并接入条件随机场 (conditional random field, CRF) 模型识别调度对象实体类别; 然后, 基于残差向量-字词嵌入向量-编码向量 (residual vector-embedding vector-encoded vector, RE2) 计算电网故障信息和调度对象的语义距离, 建立基于 BERT-CRF-RE2 的电网故障处置预案匹配模型; 最后, 通过某地区电网数据进行验证。结果表明, 所提模型有效解决了预案匹配准确率低的问题。

关键词: 电网故障处置; 预案匹配; 语义增强; 多调度对象

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202408023

0 引言

新型电力系统建设对调控业务的自动化、智能化提出了更高要求。故障发生时, 调度员要根据现场情况快速采取相应处置措施, 以防止故障进一步恶化, 降低对人员和设备的危害。电网故障处置预案是调度员进行故障处置的重要参考, 往往依赖于人工查找和判断, 工作量大, 且传统方式已无法满足需求^[1-5]。人工智能技术的快速发展为电网故障处置预案匹配提供了一种新思路, 即结合深度学习模型和自然语言处理技术, 根据故障事件自动匹配并推送相应的故障处置预案, 提高工作效率。

近年来, 众多学者针对电网故障处置预案信息抽取及匹配进行了积极研究。文献 [6] 在卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 和长短时记忆网络 (long short term memory, LSTM) 的基础上, 利用改进的基于变换器双向编码器表征技术 (bidirectional encoder representations from transformers, BERT) 构建了文本匹配算法, 进行

相似故障案例匹配。文献 [7] 提出一种基于 BERT 模型的序列标注方法, 有效提升了电网故障处置预案信息抽取的准确率。文献 [8] 基于双向长短时记忆网络-条件随机场 (bidirectional long short term memory-conditional random field, BiLSTM-CRF) 模型识别预案实体特征和用于句子分类的 TextCNN 模型抽取预案实体关系。文献 [9] 提出一种结合视觉特征增强词嵌入的长短时记忆模型, 实现了电网调度系统故障事件与故障预案的快速准确匹配。文献 [10] 结合电力系统特点, 构建电网故障处置知识图谱。文献 [11] 使用字符向量表示预案文本, 准确识别了电网故障处置预案中的实体词。上述文献通过 CNN、LSTM 或一些改进模型实现电网故障处置预案的信息抽取及匹配, 在处理过程中, 耗费了大量计算时间进行全文建模, 且预案中的无效信息也会影响匹配效果。

为解决上述问题, 本文提出基于语义增强的电网故障处置预案匹配方法, 预案匹配模型通过增强多调度对象语义信息, 提取电网故障事件和处置预案的深层匹配特征。首先, 使用 BERT 预训练模型进行超参数微调, 并接入 CRF 模型, 构建多调度对象语义库; 然后, 基于残差向量-字词嵌入向量-编码向量 (residual vector-embedding vector-encoded vector, RE2) 计算电网故障信息和

收稿日期: 2024-08-07; 修回日期: 2025-02-18。

基金项目: 国网宁夏电力有限公司科技项目 (5229NX 220027)。

调度对象的语义距离，实现预案与故障事件的文本相似度匹配；最后，通过某地区电网数据构建算例进行验证。本文将基于语义增强的电网故障处置预案匹配模型简称为 BERT-CRF-RE2。

1 电网故障处置预案匹配基础算法

BERT 是一种基于 Transformer 架构的双向编码器表示模型^[12-15]。但 BERT 模型并未考虑实体标签之间的依赖关系，无法避免标签不一致问题，影响了实体识别的准确性。因此，在输出层添加 CRF 层构建 BERT-CRF 模型，其总体结构如图 1 所示。BERT 模型在信息嵌入前要执行预训练任务，主要有掩码语言模型和下一个句子预测等方式。通过多任务联合使模型学习到预案中调度对象的深层语义信息，有助于提升对较长实体的识别性能。

通过双向 Transformer 编码器结构进行序列特征编码，能全面准确表征调度对象语义信息。其关键部分为自注意力机制，通常表示为注意力权重矩阵的形式，即

$$A = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

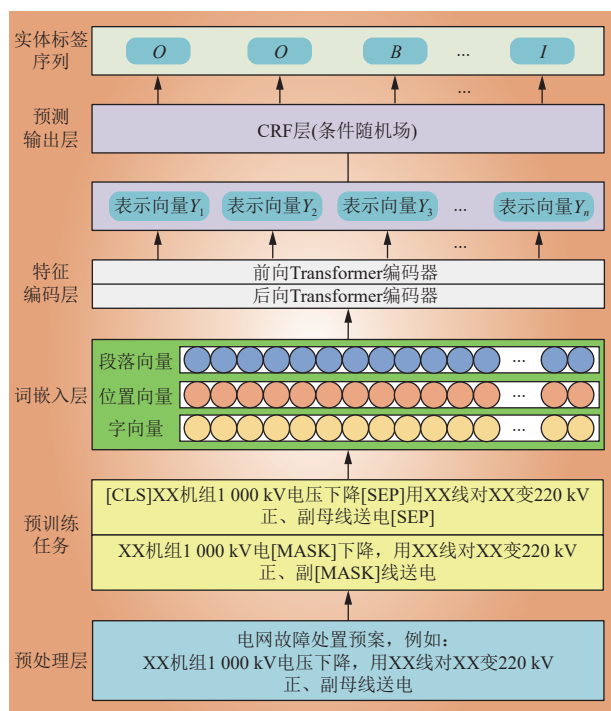


图 1 BERT-CRF 模型结构
Fig. 1 BERT-CRF model structure

式中： A 为注意力权重矩阵； Q 、 K 、 V 分别为预案文本嵌入向量的查询矩阵、键矩阵和值矩阵； d_k 为键矩阵的维度。

调度对象实体标签之间存在较强的依赖关系^[16-20]。CRF 模型能考虑调度对象实体标签间的依赖关系，通过最大化词向量序列的对数似然函数更新模型权重，由维特比算法筛选条件概率最大的实体标签序列作为预测输出，以增强多调度对象语义信息。

RE2 是一种实现通用文本相似度匹配的神经网络模型，考虑了序列间对齐可用的原始点对齐特征、先前对齐特征和上下文特征，能够全面捕捉文本序列间的语义相似度信息。本文方法通过 RE2 模型计算电网故障信息和调度对象的语义距离，实现预案文本相似度匹配。这种语义计算方法能显著降低参数量，简化推理和计算，提升预案匹配的效率^[18]。RE2 模型结构如图 2 所示。

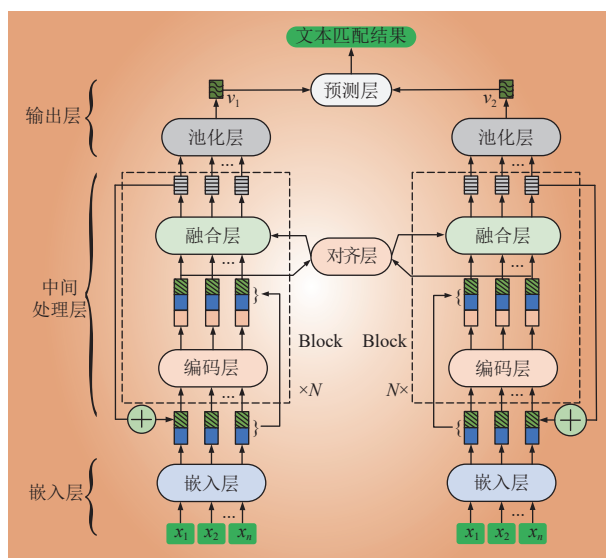


图 2 RE2 模型结构
Fig. 2 RE2 model structure

N 个网络块之间采用增强残差方式连接，每个网络块的输入由第 1 个网络块的输入、前 2 个网络块的输出之和拼接而成。

对齐层对输入的故障文本序列进行局部、全局等多层次对齐，并通过点积操作计算两序列间的相似度矩阵，输出对齐后的文本序列。

融合层整合对齐层的输入、输出序列，并对两序列进行信息聚合。

将最后一个网络块融合层的输出作为池化层

的输入，降维处理为向量 u_1, u_2 。经过预测分类，输出文本匹配结果 \hat{p} 为

$$\hat{p} = M([u_1 \oplus u_2 \oplus u_1 - u_2 \oplus u_1 \circ u_2]) \quad (2)$$

式中： M 为多层前馈网络； \oplus 为向量的拼接操作； \circ 为向量的逐元素积。

2 基于 BERT-CRF-RE2 的电网故障处置预案匹配方法

以电网故障处置预案为研究对象，提出基于 BERT-CRF-RE2 的电网故障处置预案匹配方法，其基本流程如图 3 所示。

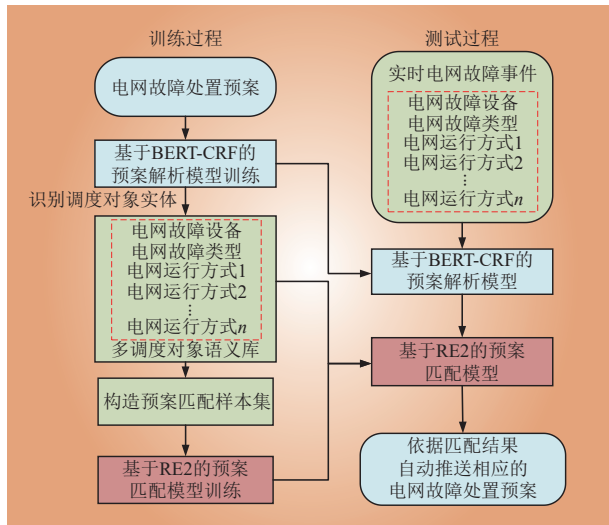


图 3 基于 BERT-CRF-RE2 的电网故障处置预案匹配方法基本流程

Fig. 3 Basic flow of BERT-CRF-RE2 based grid fault handling plan matching method

本文所提基于语义增强的电网故障处置预案匹配模型与基础模型的不同之处如下。

1) BERT 模型的词嵌入层替换为多信息表示层。采用 BERT 预训练模型完成文本分词、训练及测试数据生成，并结合词、段落及实体类型多方面信息进行词嵌入，逐元素相加形成综合嵌入

表示，从而捕获预案中的多调度对象语义信息。

2) 结合 CRF 层高效处理多调度对象语义信息。通过实体间依赖关系建模和标签序列优化识别实体类型，构建多调度对象语义库，去除预案中的无效信息，实现多调度对象语义信息的增强。

3) RE2 模型的嵌入层与中间处理层替换为语义计算层。基于残差向量、字词嵌入向量和编码向量计算电网故障信息和调度对象间的语义距离，快速得到预案与故障事件的相似度值，实现基于语义增强的电网故障处置预案匹配。

目前电网故障处置预案文本信息主要依赖人工输入并上传至调度系统，对现象或处理方法的描述没有统一标准，导致故障文本存在不同的形式，为后续向量表示、特征提取等任务带来诸多不确定因素，因此必须先进行电网故障处置预案预处理。主要步骤包括：文本清洗、文本归一化、文本分词、去除停用词和实体标记。

本文使用基于统计分词方式的 Viterbi 算法，结合国家电网企业标准构建了电力行业专用词典；通过构建停用词表来去除停用词，停用词表包括修饰性词汇、过渡性词汇和标点符号等。根据多调度对象的文本句式、实体构成及实体间关系确定调度对象实体标签，包括地区、机构、机组、线路、母线、变电站、电压等级、开关、刀闸、状态等，据此进行实体标记，由识别的实体构建多调度对象语义库，同时输出对应的词向量表示。电网故障处置预案实体标记示例如表 1 所示。

利用电网故障处置预案语料微调 BERT 模型超参数，使其适配电网专业术语；然后使用部分预案样本训练 BERT-CRF 模型，解析预案中的多调度对象信息。具体训练过程如下：将预处理后的电网故障处置预案文本记为 C_w ，代表第 w 个预案文本，其中 $w \in [1:N]$ ， N 为模型训练语料中预案文本的数量。首先，将 C_w 输入 BERT-CRF 模型，向文本添加掩码。其次，经过词嵌入将输入

表 1 电网故障处置预案实体标记示例

Table 1 Power grid fault handling plan entity labeling example

字符序列	X	X	机	组	1	0	0	0	k	v	电	压	下	降	用	X	X	线
标签序列	B-U	I-U	I-U	I-U	B-L	I-L	I-L	I-L	I-L	I-L	O	O	O	O	O	B-A	I-A	I-A
实体类型	机组	机组	机组	机组	电压等级	电压等级	电压等级	电压等级	电压等级	电压等级						线路	线路	线路

注：U表示机组 (unit)，L表示电压等级 (level)，A表示线路 (acline)。

的文本序列转化为字向量、实体词向量和段落向量，并添加位置向量；输入双向 Transformer 编码层，经特征编码获得可计算的词向量序列。最后，经过 CRF 层处理，依据实体间依赖关系调整词向量，预测输出对应的低维表示向量序列 $T_p = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ （其中 $p \in [1:M]$ ）和对应的调度对象实体类别。

模型主要训练参数包括：隐藏层维度为 768，隐藏层层数为 12，注意力头数为 12，模型激活函数为 ReLU，损失函数为交叉熵函数，优化器为 Adam（ β_1 设置为 0.9， β_2 设置为 0.998）。训练过程的超参数设置如下：训练轮数 200，初始学习率 3×10^{-6} ，学习率调度使用线性学习率衰减策略，以保证模型训练的稳定性和实体识别的有效性。

训练阶段，由实体识别结果提取预案中的电网故障设备、电网故障类型、电网运行方式等调度对象语义信息，将其存储为多调度对象语义库，实现预案高效解析并增强了多调度对象语义信息。结合人工局部修正，构造电网故障处置预案匹配样本集，训练 RE2 预案匹配模型。测试阶段，根据实时电网故障信息，对语义库中的预案进行相似度匹配。RE2 模型的训练过程如下：首先，将实时电网故障事件与预案样本同时输入 RE2 模型，分别记为 T_1 和 T_2 ，经过嵌入层进行向量编码，转化为嵌入向量和残差向量，两向量维度均为 300。然后，经过增强残差方式连接的 N 个网络块进行语义计算，使用点乘方式计算两序列的相似度，并将最后一个网络块的输出作为池化层的输入。最后，将降维后的序列向量输入预测层，经多层前馈网络计算，输出预案的相似性得分 C_k 。

3 算例分析

3.1 试验数据

以某地区电网的故障处置预案为研究对象，获取大量的故障处置预案和故障事件进行研究。首先构建预案解析样本集。通过 BIO 实体标记方法标记生成 336 570 个调度对象实体，共涵盖 10 种类型，分别为地区、机构、机组、线路、母线、变压器、开关、刀闸、状态、电压等级。按

照 8:1:1 的比例划分，形成训练、验证和测试样本集。然后构建预案匹配样本集。将故障处置预案与故障事件按照映射关系整理为预案匹配样本对，共计 14 630 个，并按照 8:1:1 的比例划分数据集，形成训练集、验证集和测试集，分别包含 11 704、1 463、1 463 个样本对。

3.2 评价指标

本文采用精准率 P 、召回率 R 和综合评价指标 F_1 值评估模型的调度对象实体识别性能^[19]。调度对象实体识别为多分类任务，采用宏平均方法计算各项指标值为

$$P = \frac{T_{CP}^{PE}}{T_{CP}^{PE} + T_{IP}^{PE}} \quad (3)$$

$$R = \frac{T_{CP}^{PE}}{T_{CP}^{PE} + T_{IP}^{NE}} \quad (4)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \quad (5)$$

式中： T_{CP}^{PE} 为被正确分类为正样本的样本数； T_{IP}^{PE} 为被错误分类为正样本的负样本数； T_{IP}^{NE} 为被错误分类为负样本的正样本数； P 为精准率，用于衡量模型预测的结果中正确结果所占的比例； R 为召回率，用于衡量模型对真正例的检测能力； F_1 为综合评价指标，是精准率与召回率的调和平均，常用于综合衡量模型分类准确性。

本文采用准确率和受试者工作特征曲线（receiver operating characteristic curve, ROC）下的面积（area under the curve, AUC）评估模型的预案匹配准确性，通过模型对单条预案匹配的平均耗时 t 来评估预案匹配效率，即

$$A_{cc} = \frac{T_{CP}^{PE} + T_{CP}^{NE}}{T_{CP}^{PE} + T_{CP}^{NE} + T_{IP}^{PE} + T_{IP}^{NE}} \quad (6)$$

$$T_{PR} = \frac{T_{CP}^{PE}}{T_{CP}^{PE} + T_{IP}^{NE}} \quad (7)$$

$$F_{PR} = \frac{T_{IP}^{PE}}{T_{IP}^{PE} + T_{CP}^{NE}} \quad (8)$$

式中： T_{CP}^{NE} 为被正确分类为负样本的样本数； A_{cc} 为准确率，指被正确分类的样本占所有样本的比率，用于衡量模型的总体分类性能^[21]； T_{PR} 为所有正样本中被正确分类的样本所占的比率； F_{PR} 为所有负样本中被错误分类为正类的样本所占的

比率^[22]。

3.3 模型效果分析

本文模型最终的预案匹配效果很大程度上取决于预案解析精度，因此首先要分析其调度对象实体识别效果。在预案解析样本集上进行 BERT-CRF 模型训练和测试，得到测试样本上各类实体的识别结果如表 2 所示。由表 2 可知，BERT-CRF 模型对变压器实体识别的 F_1 值最高，达到 98.70%，母线和机组分别次之，达到 98.51% 和 98.22%，而且对各类实体识别的每项指标值均超过 90%， P 、 R 、 F_1 值的平均值分别为 96.5945%、96.6264% 和 96.6064%。由此说明，BERT-CRF 模型在调度对象实体识别任务上能取得很好的效果。

表 2 测试样本上的调度对象实体识别结果

Table 2 The dispatch object entity recognition results on test samples

单位：%

实体类型	P	R	F_1
地区	95.85	95.85	95.85
机构	95.83	100.00	97.87
机组	100.00	96.51	98.22
线路	97.78	97.78	97.78
母线	100.00	97.06	98.51
变压器	100.00	97.44	98.70
开关	92.31	95.71	94.14
刀闸	93.64	97.95	95.75
状态	96.49	95.27	95.88
电压等级	95.17	95.83	95.50

为了更好地分析 RE2 模型的预案匹配效果，首先基于 BERT-CRF 模型在相同预案样本上进行调度对象实体识别，在此基础上分别使用 RE2 模型、基于注意力的卷积神经网络模型（attention-based convolutional neural network, ABCNN）、深层结构语义模型（deep structured semantic model, DSSM）和双向多视角匹配模型（bilateral multi-perspective matching, BiMPM）进行预案匹配^[23]，对比分析 4 种模型的匹配结果及变化情况。训练过程中各模型的输出损失、准确率 A_{cc} 及特征曲线分类性能值 A_{UC} 随着训练轮数的变化趋势分别如图 4~6 所示。

由图 4 可知，训练过程中 RE2 模型的输出损失始终低于其他 3 个模型，收敛较快，说明该模

型训练精度高，推理速度快。结合图 5~6 可知，RE2 模型准确率增长最快，在训练 18 轮后准确率保持最高；而且 A_{UC} 值变化趋势最为平稳，各轮

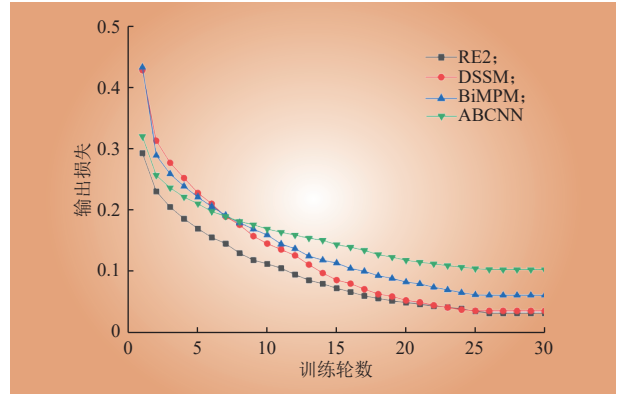


图 4 各模型的输出损失随着训练轮数的变化

Fig. 4 Variation of output loss for each model with the number of training rounds

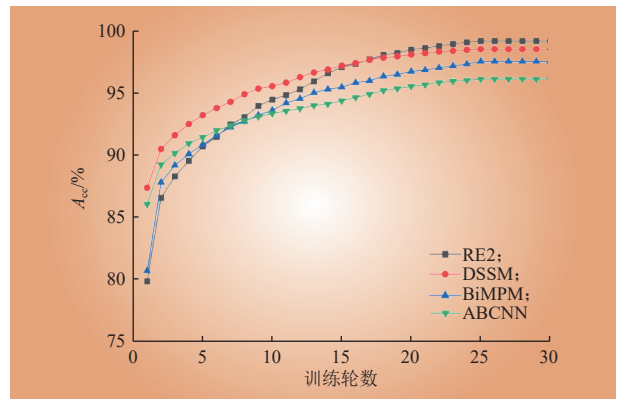


图 5 各模型的准确率 A_{cc} 随着训练轮数的变化

Fig. 5 Variation of accuracy for each model with the number of training rounds

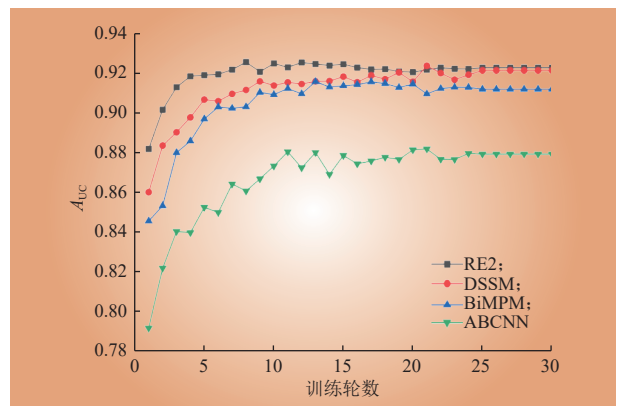


图 6 各模型的 A_{UC} 值随着训练轮数的变化

Fig. 6 Variation of A_{UC} values for each model with the number of training rounds

次取值基本最高。总体来说，RE2 模型预案匹配效果较好，通过语义增强能显著提升预案匹配方法的准确性。

3.4 模型性能对比

为了衡量本文模型的预案匹配性能，使用相同的测试样本，分别基于 RE2、ABCNN、DSSM、BiMPM 4 种算法建立故障处置预案匹配模型，对于测试样本得到的结果如表 3 所示。由表 3 可知，经测试，RE2 模型的预案匹配准确率 A_{cc} 达到 95.92%，分别比 DSSM、BiMPM、ABCNN 模型高出 2.15、5.08、9.89 个百分点， A_{UC} 值达到 0.9369，分别比 DSSM、BiMPM、ABCNN 模型高出 0.0308、0.0497、0.0800，对单条预案匹配的平均耗时 t 为 14.7 ms，分别加快了 11.3、9.5、5.1 ms。原因在于，RE2 模型能根据匹配结果修正分类权重，预案匹配准确性得以提升。同时，RE2 模型充分融合调度对象实体所蕴含的原始点对齐特征、先前对齐特征和上下文特征，自然去除了预案中的无效信息，从而提升模型的整体计算效率。此外，DSSM 模型并未捕捉词序特征且缺乏词的上下文信息，限制了预案匹配性能；BiMPM 模型存在推理复杂、参数较多、不能很好处理较长预案等问题，影响匹配效率；ABCNN 模型擅长捕捉局部语义特征，对于较长预案的处理存在局限性，极大影响其匹配准确性。

表 3 不同文本匹配模型性能对比
Table 3 Performance comparison of different text matching models

模型	$A_{cc}/\%$	A_{UC}	t/ms
ABCNN	86.03	0.8569	19.8
BiMPM	90.84	0.8872	24.2
DSSM	93.77	0.9061	26.0
RE2	95.92	0.9369	14.7

综上，基于语义增强的电网故障处置预案匹配模型具备较高的调度对象实体识别精度和预案匹配准确度，且总体收敛性和稳定性较优，预案匹配效果较好。在电网实际运行中，综合智能告警系统会推送电网故障处置事件信息，文中所提基于语义增强的故障处置预案匹配模型能够解析故障处置事件中的故障设备、故障类型等信息，通过预案的多调度对象语义计算，实现最佳故障

处置预案的匹配和推送，为调度人员提供可行的电网故障处置决策。

4 结论

本文提出了一种基于语义增强的电网故障处置预案匹配方法，通过分析和算例验证，得到结论如下。

1) 提出的电网故障处置预案匹配混合神经网络模型，可准确识别预案中多调度对象实体，通过识别故障事件特征，准确匹配故障处置预案，提升了预案匹配速度。

2) 预案匹配模型中增强了多调度对象语义信息，使预案匹配模型能够更深层次提取电网故障事件和预案的匹配特征，相比于预案全量计算，减少了预案匹配模型训练时间，提升了预案匹配准确率。

3) 基于某地区电网预案数据验证，所提预案匹配模型相比于 ABCNN、DSSM 和 BiMPM 模型，匹配准确率更高，单条预案匹配计算耗时更少，有效提升了电网故障处置的响应能力。

参考文献：

- [1] 皮俊波, 齐世雄, 孙文多, 等. 基于 UIE 框架的电网故障处置预案实体和事件识别方法 [J]. 中国电力, 2023, 56(12): 138-146.
PI Junbo, QI Shixiong, SUN Wenduo, *et al.* Entity and event recognition method for power grid fault handling plan based on UIE framework[J]. Electric Power, 2023, 56(12): 138-146.
- [2] 胡怀伟, 富英, 张越, 等. 基于自然语言理解的故障处置预案语义建模研究及应用 [J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(5): 68-73.
HU Huaiwei, FU Ying, ZHANG Yue, *et al.* Research and application of semantic modeling of fault handling plan based on natural language understanding[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(5): 68-73.
- [3] 马覃峰, 安甦, 刘明顺, 等. 光储系统电网侧故障下 VSC 逆变器的跟网-构网型控制方法 [J]. 广东电力, 2023, 36(12): 47-56.
QA Qinfeng, AN Su, LIU Mingshun, *et al.* Control method of VSC converter for grid-following/forming operation under grid-side faults in PV energy storage systems[J]. Guangdong Electric Power, 2023, 36(12): 47-56.
- [4] 江叶峰, 孙少华, 仇晨光, 等. 电网故障处置预案文本中的命名实体

- 识别研究[J]. 电力工程技术, 2021(5): 177-183.
- JIANG Yefeng, SUN Shaohua, QIU Chenguang, *et al.* Named entity recognition in power fault disposal preplan text[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2021(5): 177-183.
- [5] 汤耀景, 林雅, 张彩友, 等. 考虑台风动态过程的电网故障路径分析方法[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(2): 119-126.
- TANG Yaojing, LIN Ya, ZHANG Caiyou, *et al.* Analysis method of power grid fault paths considering the dynamic process of typhoons[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(2): 119-126.
- [6] 赵贵中, 黄森华. 基于 BERT-BiLSTM-CRF 的电力事故信息抽取方法[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(11): 19-28.
- ZHAO Guizhong, HUANG Miaohua. An information extraction method for electric power accidents based on BERT-BiLSTM-CRF model[J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2024, 46(11): 19-28.
- [7] 肖大军, 张逸茹, 徐退龄, 等. 基于 Bert 的电网故障处置预案信息抽取研究与实现[J]. 电力信息与通信技术, 2023, 21(3): 26-32.
- XIAO Dajun, ZHANG Yiru, XU Xialing, *et al.* Research and implementation of power grid fault handling plan information extraction based on bert[J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2023, 21(3): 26-32.
- [8] 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]. *Electrical Automation*, 2023, 45(2): 75-78.
- [9] 籍雯娟, 崔建业, 冯斌, 等. 基于视觉字符增强的电力调度故障预案匹配[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5439-5447.
- JI Wenxuan, CUI Jianye, FENG Bin, *et al.* Power dispatching fault plan matching based on visual character enhancement[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(15): 5439-5447.
- [10] WANG B, NING J, MEI D Z, *et al.* Auxiliary decision technology and application of power grid fault disposal based on knowledge understanding of fault preplan[C]//2020 5th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE). Shanghai, China. IEEE, 2020: 246-251.
- [11] HE Y P, ZHANG S H, ZHANG J P, *et al.* Entity recognition of power fault disposal based on attention model[C]//2022 International Conference on Machine Learning, Cloud Computing and Intelligent Mining (MLCCIM). Xiamen, China. IEEE, 2022: 26-31.
- [12] 陈岳林, 高铸成, 蔡晓东. 基于 BERT 与密集复合网络的长文本语义匹配模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2024, 54(1): 232-239.
- CHEN Yuelin, GAO Zhucheng, CAI Xiaodong. Long text semantic matching model based on BERT and dense composite network[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2024, 54(1): 232-239.
- [13] 田波, 张越, 蒙飞, 等. 电网故障处置信息自适应理解框架及关键技术[J]. 中国电力, 2024, 57(7): 188-195.
- TIAN Bo, ZHANG Yue, MENG Fei, *et al.* Adaptive understanding framework and key technology of power grid fault disposal information[J]. *Electric Power*, 2024, 57(7): 188-195.
- [14] 杨祎, 崔其会, 秦佳峰, 等. 改进 BERT 的故障案例智能匹配方法[J]. 山东电力技术, 2022, 49(2): 47-53.
- YANG Yi, CUI Qihui, QIN Jiafeng, *et al.* Intelligent matching method for fault cases based on improve BERT[J]. *Shandong Electric Power*, 2022, 49(2): 47-53.
- [15] 陈蕾, 郑伟彦, 余慧华, 等. 基于 BERT 的电网调度语音识别语言模型研究[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 2955-2961.
- CHEN Lei, ZHENG Weiyan, YU Huihua, *et al.* Language model for speech recognition of power grid dispatching based on BERT[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(8): 2955-2961.
- [16] 贾骏, 杨强, 付慧, 等. 基于电力设备大数据的预训练语言模型构建和文本语义分析[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 1027-1036.
- JIA Jun, YANG Qiang, FU Hui, *et al.* Research on pre-training language model construction and text semantic analysis based on power equipment big data[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(3): 1027-1036.
- [17] 朱丹丹, 贾勇勇, 周前. 考虑负荷聚合商资源灵活度的荷源协调优化调度方法[J]. 浙江电力, 2024, 43(4): 12-20.
- ZHU Dandan, JIA Yongyong, ZHOU Qian. A load-source coordinated scheduling method based on resource flexibility of load aggregators[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(4): 12-20.
- [18] 伏绍鑫, 张路, 唐翰峰, 等. 考虑柔性电热负荷的区域综合能源系统低碳经济调度[J]. 电力科技与环保, 2023, 39(5): 417-428.
- FU Shaoxin, ZHANG Lu, TANG Hanfeng, *et al.* Low-carbon economic dispatch of community integrated energy system considering flexible electric heating load[J]. *Electric Power Technology and Environmental Protection*, 2023, 39(5): 417-428.
- [19] 杨旭, 王瑞, 余畅文, 等. 基于改进灰狼优化算法的分布式能源系统优化调度[J]. 内蒙古电力技术, 2023, 41(1): 26-33.
- YANG Xu, WANG Rui, YU Changwen, *et al.* Optimal scheduling of distributed energy system based on improved grey wolf optimization algorithm[J]. *Inner Mongolia Electric Power*, 2023, 41(1): 26-33.

- [20] 钟永洁, 王紫东, 左建勋, 等. 计及多时段尺度与地域分层的多能互补系统经济调度 [J]. *综合智慧能源*, 2024, 46(4): 52–59.
ZHONG Yongjie, WANG Zidong, ZUO Jianxun, *et al.* Economic dispatch of multi-energy complementary system considering multi-time-scale and regional stratification[J]. *Integrated Intelligent Energy*, 2024, 46(4): 52–59.
- [21] 胡怡然, 夏芳. 基于自注意力机制与 BiLSTM 的短文本匹配模型 [J]. *武汉科技大学学报*, 2023, 46(1): 75–80.
HU Yiran, XIA Fang. A short text matching model using self-attention mechanism and BiLSTM[J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology*, 2023, 46(1): 75–80.
- [22] 邵冠宇, 王慧芳, 吴向宏, 等. 基于依存句法分析的电力设备缺陷文本信息精确辨识方法 [J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(12): 178–185.
SHAO Guanyu, WANG Hui Fang, WU Xianghong, *et al.* Precise information identification method of power equipment defect text based on \nDependency parsing[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(12): 178–185.

- [23] 陈鑫, 李伟康, 洪宇, 等. 面向问句复述识别的多卷积自交互匹配方法研究 [J]. *中文信息学报*, 2019, 33(10): 99–108, 118.
CHEN Xin, LI Weikang, HONG Yu, *et al.* A multi-convolution self-interaction method for question paraphrase identification[J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2019, 33(10): 99–108, 118.



蒙 飞

作者简介:

蒙飞 (1987), 男, 通信作者, 高级工程师, 从事电网调控运行研究, E-mail: mengfei202408@163.com;

李江鹏 (1990), 男, 高级工程师, 从事电力系统运行与控制研究, E-mail: jplmail@163.com;

李涛 (1984), 男, 高级工程师, 从事电力系统运行与控制研究, E-mail: 76643423@qq.com。

(责任编辑 杨彪)

Matching Method for Power Grid Fault Handling Plan Based on Semantic Enhancement

MENG Fei¹, LI Jiangpeng¹, LI Tao¹, XU Jianzhong¹, GAO Haiyang¹, QIAO Yongtian²

(1. State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Power Dispatch and Control Center, Yinchuan 750001, China;
2. Guodian Nari Nanjing Control System Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: In order to improve the matching efficiency and accuracy of grid fault handling plan, a semantic enhancement-based grid fault handling plan matching method is proposed. Firstly, the multi-dispatch objects entities in the fault handling plan are characterized as computable word vectors by fine-tuning the hyperparameters of the bidirectional encoder representations from transformers (BERT) model, and integrated into the conditional random field (CRF) model to identify the dispatch objects entity categories. And then, the semantic distance between the grid fault information and dispatch objects are computed based on the residual vector-embedding vector-encoded vector (RE2), and a grid fault handling plan matching model is established based on BERT-CRF-RE2. Finally, through validation of the data of a regional power grid, the proposed model effectively solves the problem of low plan matching accuracy rate.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Ningxia Electric Power Co. Ltd. (No.5229NX220027).

Keywords: power grid fault handling; plan matching; semantic enhancement; multi-scheduling object