

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211099

# 基于 ALBERT 和 RE2 融合模型的电网调度意图识别方法

余建明<sup>1,2</sup>, 刘赫<sup>3</sup>, 单连飞<sup>1,2</sup>, 张越<sup>1,2</sup>, 乔咏田<sup>1,2</sup>, 姜涛<sup>1,2</sup>

(1. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏 南京 211106;

2. 北京科东电力控制系统有限责任公司, 北京 100192; 3. 国家电网有限公司国家电力调度控制中心, 北京 100031)

**摘要:** 针对电网调度业务意图缺乏有效识别方法的问题, 提出一种基于 ALBERT(A Lite BERT)和残差向量-字词嵌入向量-编码向量(RE2)融合模型的电网调度意图识别方法。首先, 基于 ALBERT 预训练的动态词向量计算调度专业语言文本特征, 建立调度意图分类模型, 通过训练调度专业语言构建基于 RE2 的文本相似度计算模型。然后, 采用 RE2 相似度模型计算召回文本与分类文本的匹配结果对 ALBERT 意图分类权重进行计算重组, 建立融合 ALBERT 和 RE2 的意图识别模型。最后, 通过某调控中心调度专业语言验证, 并与其他方法对比, 所提电网调度意图识别方法具有更强的分类能力和泛化能力, 对于 20 种调度意图识别的平均精准率、召回率和  $F_1$  值分别达到了 98.11%、97.96%、98.03%。

**关键词:** 电网调度; ALBERT; RE2; 意图识别; 融合模型

## Method of power grid dispatch intention recognition based on ALBERT and RE2 fusion model

YU Jianming<sup>1,2</sup>, LIU He<sup>3</sup>, SHAN Lianfei<sup>1,2</sup>, ZHANG Yue<sup>1,2</sup>, QIAO Yongtian<sup>1,2</sup>, JIANG Tao<sup>1,2</sup>

(1. NARI Group Corporation Co., Ltd., (State Grid Electric Power Research Institute Co., Ltd.), Nanjing 211106, China;

2. Beijing KeDong Electric Power Control System Co., Ltd., Beijing 100192, China; 3. National Electric Power Dispatching and Control Center of State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China)

**Abstract:** There is a problem of the lack of effective identification methods for power grid dispatching business intentions. Thus a method for power grid dispatching intention recognition based on ALBERT (A Lite BERT) and a fully integrated residual vector-embedding vector-encoded vector (RE2) fusion model is proposed. First, the dispatching professional language text features are calculated based on the ALBERT pre-trained dynamic word vector, a dispatching intention classification model is built. A text similarity calculation model is built through training dispatching professional languages based on RE2. Then the similarity value is calculated using the dispatching language similarity model between the recalled and the classified text to reorganize the ALBERT intention classification weight. Finally, through the professional language verification of a dispatching and control center, the proposed power grid dispatching intention recognition method has stronger classification ability and generalization ability than other methods. The average accuracy rate, recall rate and  $F_1$  value of 20 kinds of dispatching intent recognition reached 98.11%, 97.96%, and 98.03% respectively.

This work is supported by the Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 5700-202028362A-0-0-00).

**Key words:** power grid dispatch; ALBERT; residual vector-embedding vector-encoded vector; intention recognition; fusion model

## 0 引言

随着我国交直流混联大电网的形成, 电网结构

日益复杂, 运行方式灵活多变, 导致调控业务日趋复杂, 调度员工作负荷达到前所未有的高度<sup>[1-4]</sup>。在如此的电网形式下, 一方面电网事故、异常等关键场景下要求调度控制系统具有更快的信息调阅、功能操作响应速度, 另一方面电网调控系统中信息量显著增加, 调控画面日益增多, 功能愈加丰富, 画

基金项目: 国家电网公司总部科技项目“智能调控机器人助手关键技术与示范应用”(5700-202028362A-0-0-00)

面调阅, 功能操作难度加大<sup>[5]</sup>。可见, 在电网调控领域建设人机对话系统, 通过语音交互操作调控业务自动执行具有重要革新意义<sup>[6]</sup>。研究调控领域意图识别方法是建设能够实用化的人机对话系统的关键。

随着自然语言处理和人工智能技术的快速发展<sup>[7-9]</sup>, 众多学者对意图识别进行了积极研究, 并在一些领域取得了可喜的成果, 但在电网调控领域, 成熟的研究方法和应用成果较少。意图识别本质上是一个分类问题, 识别方法主要可以分为三类: 基于规则模板的意图识别方法、基于统计特征分类的意图识别方法以及基于深度学习的意图识别方法。文献[10]配置了大量的规则模板用于识别意图, 这种方法需要耗费大量人力, 并且意图识别准确率很难得到提升。文献[11]基于支持向量机(SVM)和朴素贝叶斯(NB)建立了消费意图识别模型, 评价指标  $F_1$  分数可以达到 70%。文献[12]基于 AdaBoost 集成 SVM 方法, 建立意图识别多分类器, 意图识别效果明显优越于单 SVM 模型。由于传统机器学习算法的局限, 不能深层次理解自然语言, 导致意图识别难以实际应用。随着深度学习在各领域取得较好的建模效果, 基于深度学习的意图识别方法取得了质的飞跃<sup>[13-16]</sup>, 文献[17]基于变换器双向编码器表征技术(BERT)词向量模型和双向门控单元-注意力机制(BiGRU-Attention)建立了在线健康社区用户意图识别模型, 识别效果明显优于传统的模板匹配方法。文献[18]基于文本循环卷积神经网络(Text-RCNN)建立供电营业厅文本意图识别模型, 可以较为准确地识别 35 种营业厅业务意图。文献[19]基于压缩时延神经网络(CTDNN)与卷积神经网络(CNN)提升电网服务中心意图识别精度, 促进了电力智能交互平台发展。

近年来, 电网调控领域积极开展了意图识别方法研究工作, 文献[20]提出了智能调控机器人的总体设计思路, 指出自然语言理解和意图识别是实现调控机器人的关键技术。文献[21]指出调度意图识别是调控人工智能平台亟需建设的基础能力, 对理解调度专业语言具有重要作用。文献[22]建设了智能语音调度助手, 通过规则配置了意图识别模型, 在实际应用中取得了一定效果。综上所述, 基于深度学习的意图识别方法已经在各行业取得了显著成果, 但在电网调控领域的应用研究尚未出现, 文中将充分结合调控业务的需求, 提出基于深度神经网络的调控业务意图识别方法, 用于提高意图识别准确率和应用效果。

BERT<sup>[23]</sup>预训练模型已经在自然语言处理多个任务取得理想效果, ALBERT(A Lite BERT)模型<sup>[24]</sup>

是一种轻量的 BERT, 减少了模型参数和训练占用资源, 提升了训练时间, 工程应用效果较强<sup>[25]</sup>。ALBERT 通过预训练的动态向量表征了字符到语句关系特征, 加强了语言特征在语境中的联系, 本文在此基础上加入调度专业语言向量提升 ALBERT 对调度语言的表征能力, 进而建立调度意图识别模型。通过基于残差向量-字词嵌入向量-编码向量(Residual vectors-embedding vectors-encoded vectors, RE2)的调度语言相似度匹配模型计算召回文本与分类文本的匹配结果, 利用匹配结果修正意图识别模型的分词权重, 提升调度意图识别的准确性和工程适用性。

## 1 ALBERT 模型

### 1.1 BERT 模型

BERT 预训练模型主要包括 MASK 文本预处理层、词嵌入层和双向 Transformer 特征编码层, Transformer 编码层可以更好地获取文本在语境中的特征信息, 生成动态词向量, 兼容一词多义的问题。其模型结构如图 1 所示。

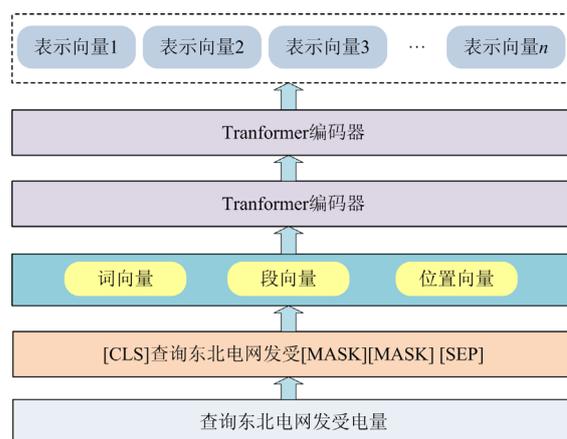


图 1 BERT 模型结构

Fig. 1 Structure of BERT model

MASK 文本预处理层随机将分割的自然语言字符进行 MASK, 在文本开头和句间加入[CLS]和[SEP]标记, 如调度专业语言文本“查询东北电网发受电量”中被 MASK 的字符为“电量”, 生成序列向量为“[CLS]查询东北电网发受[MASK][MASK][SEP]”, 这样处理的作用是使 Transformer 编码层充分考虑每个字符与上下文的关联关系, 提升文本特征表示能力。词嵌入层将 MASK 预处理层向量转化为词向量、段向量以及位置向量, 词向量将自然语言文本转化为词向量, 通过刻画全局语义信息训练而成的, 可以表征出自然语言中的单个字或者词语。

段向量用于表征字词所在的上下文。位置向量用于描述字词在自然语言片段中的位置。

Transformer 由 6 个编码层和相对应的解码层构成，所有的编码器在结构上都是相同的，彼此之间没有共享参数。自然语言首先进入编码层，先后经过自注意力层和前馈神经网络，自注意力层帮助编码器关注当前词汇的时还能兼顾其他词汇。每个位置的单词对应的前馈神经网络都完全一样。解码器由自注意力层、编码-解码层、前馈神经网络层组成。自注意力层是 Transformer 的核心，通过设定权重表征输入单词与句子其他词的关联关系，计算式为

$$\text{Attention}(\mathbf{O}, \mathbf{P}, \mathbf{Q}) = \text{softmax}(\mathbf{O}\mathbf{P}^T / \sqrt{D_k})\mathbf{Q} \quad (1)$$

式中： $\mathbf{O}, \mathbf{P}, \mathbf{Q}$  分别为字向量矩阵； $D_k$  表示词嵌入层维度。

### 1.2 ALBERT 模型

ALBERT 是一种轻量 BERT 模型，继承了其优点，并对其训练时间长、耗费训练资源多等问题进行了改进，提升了模型在现场的应用效果。ALBERT 模型通过分解词向量降低了 BERT 隐含层参数维度，可以根据需求再将分解后的词向量隐射到隐含层。BERT 模型自注意力层、前馈神经网络层参数量巨大，因此 ALBERT 采用了参数共享机制，将原有 12 层参数压缩为 1 层参数，降低了模型计算参数的复杂程度。为了提升深度神经网络特征学习能力，采取移除模型 dropout 层、扩宽扩深模型和句序预测(SOP)预训练策略代替下一句预测(NSP)等措施。

基于 ALBERT 预训练模型优点，通过微调其参数提升模型对调度专业语言表征能力，建立识别精度较高的调度意图识别模型。文中采用 ABERT\_Base\_Zh 预训练模型，加入调度专业语料进行微调，预训练参数作为微调初始参数，通过调整输入文本批次大小、学习率及迭代次数等参数，使 ALBERT 预训练模型能够定向学习理解调度意图专业语言，避免初始参数随机优化问题，从而提高调度意图识别准确率。

## 2 基于 RE2 的文本相似度匹配算法

RE2 文本相似度匹配模型在充分考虑推理速度和匹配效果的基础上，充分融合了残差向量、初始字词嵌入向量和编码向量，大幅度简化了参数量和计算量，更适合应用到文本匹配等场景中，其模型结构如图 2 所示，两个文本序列的输入模型结构相同，模型组成主要包括：增强残差连接层、对齐层、融合层和预测层<sup>[26]</sup>。图 2 中：蓝色矩形表示嵌入向

量；绿色矩形代表残差向量；粉色矩形代表编码特征向量。

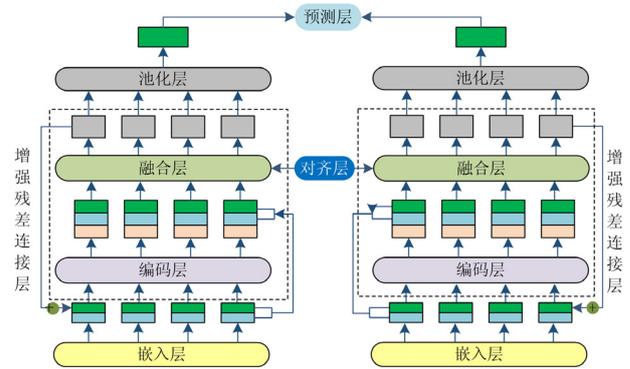


图 2 RE2 模型结构框架示意图

Fig. 2 General architecture of RE2

首先，输入文本经过嵌入层进行向量编码，然后通过多个相同的网络块进行依次处理，每个网络块包括：编码层、对齐层和融合层，每个网络块采用增强残差连接进行关联。

### 2.1 增强残差连接

第  $n$  个网络块的输入包括第 1 个网络块的输入和前两个块的输出，即

$$x_i^{(n)} = [x_i^{(1)}; o_i^{(n-1)} + o_i^{(n-2)}] \quad (2)$$

式中， $i=1,2,\dots,l$ ， $l$  为输入序列长度，第  $n$  个网络块的输入序列为  $(x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, \dots, x_l^{(n)})$ ，输出序列为  $(o_1^{(n)}, o_2^{(n)}, \dots, o_l^{(n)})$ 。

### 2.2 对齐层

对齐层采用两个序列作为输入，通过点乘方式计算序列相关度，表达式为

$$e_{ij} = \mathbf{F}(a_i)^T \mathbf{F}(b_j) \quad (3)$$

式中：输入序列  $a = (a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_{l_a})$ ， $l_a$  为序列  $a$  的长度；输入序列  $b = (b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_{l_b})$ ， $l_b$  为序列  $b$  的长度； $\mathbf{F}$  为恒等函数。

对齐层的输出可表示为

$$\begin{aligned} a'_i &= \sum_{j=1}^{l_b} \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^{l_b} \exp(e_{ik})} b_j \\ b'_i &= \sum_{i=1}^{l_a} \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^{l_a} \exp(e_{kj})} a_i \end{aligned} \quad (4)$$

### 2.3 融合层

融合层用以整合对齐层的输入和输出，其输出作为网络块的输出，最后一个网络块的输出作为池化层的输入。

$$\begin{cases} \bar{a}_i^1 = G_1([a_i; a_i']) \\ \bar{a}_i^2 = G_2([a_i; a_i - a_i']) \\ \bar{a}_i^3 = G_3([a_i; a_i \circ a_i']) \\ \bar{a}_i = G([\bar{a}_i^1; \bar{a}_i^2; \bar{a}_i^3]) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $G_1, G_2, G_3, G$  分别是拥有独立参数的前馈神经网络;  $\circ$  表示元素相乘。

## 2.4 预测层

池化层输出的两个序列向量作为预测层输入, 即

$$\hat{y} = H([v_1; v_2; v_1 - v_2; v_1 \circ v_2]) \quad (6)$$

式中:  $H$  为多层前馈神经网络;  $\hat{y} \in R^C$ ,  $C \in (0, 1)$  代表类别, 预测类别即为  $y = \arg \max_i \hat{y}_i$ 。

## 3 基于 ALBERT 和 RE2 的融合模型

### 3.1 ALBERT 调度意图识别模型训练

基于 ALBERT 预训练模型, 利用调度意图识别语料进行文本分类任务的参数微调, 使其能够适配调度专业术语。记 ALBERT 调度意图识别模型训练集为  $(Text_m, y_m)$ ,  $Text_m$  为第  $m$  个文本,  $m \in (1, M)$ ,  $M$  为调度意图语料训练集样本的数量, 使用上述样本集训练基于 ALBERT 的调度意图识别模型。

文中采用 ALBERT\_Base\_Zh 预训练模型, 其主要参数包括: 嵌入层 Embedding 尺寸为 128, 隐藏层尺寸为 768, 隐藏层层数为 12, 注意力头个数为 12, 学习率为  $5 \times 10^{-6}$ , 训练时采用 ReLU 激活函数, 参数优化器为 Adam。训练调度意图识别语料过程调节参数如下: 输入文本批次为 32, 迭代次数为 20, 优化器学习率为  $5 \times 10^{-5}$ , 考虑到调度意图语料一般较短, 将最长文本序列长度设置为 30, 通过交叉熵计算函数损失。在初始 ALBERT 预训练模型参数基础上微调, 继承了 ALBERT 模型对海量中文语料的深度理解, 同时加深了模型对调度意图语料的理解, 减少了训练时模型初始参数寻优过程耗费的时间, 提高了模型收敛速度和识别精度。

### 3.2 RE2 文本相似度匹配模型训练

根据训练集文本字符、文档向量相似度等信息, 构造区别度较高的 RE2 训练文本对  $(Text_{k,1}, Text_{k,2}, C_k)$ , 其中  $k$  代表第  $k$  个文本对,  $label_k$  为其对应的类别,  $C_k \in (0, 1)$ , 如两个文本同属一个类别, 则  $label$  设为 1, 否则置零,  $k \in (1, N)$ ,  $N$  表示文本匹配模型训练集的数量。

### 3.3 模型融合

为进一步提升调度意图识别的准确率和召回率, 本节对 ALBERT 和 RE2 模型进行深度融合, 其基本流程如图 3 所示。

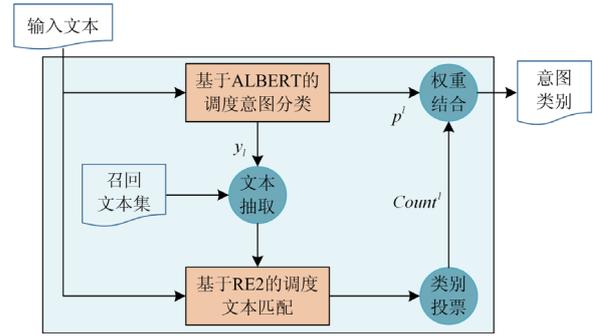


图 3 基于 ALBERT 和 RE2 的融合模型结构

Fig. 3 Fusion model structure based on ALBERT and RE2

首先, 基于 3.1 节中训练样本集建立基于 ALBERT 的调度意图识别模型, 基于 3.2 节中训练样本集建立基于 RE2 的调度文本相似度匹配模型。

其次, 构造调度意图召回文本集。设调度意图类别数为  $L$ , 从输入样本集  $Text_m$  中选取每种意图对应的 50 个典型样本作为该意图的召回文本, 构成调度意图召回文本集, 大小为  $50 \times L$ 。

然后, 计算重组调度意图识别权重。将调度意图识别模型输出排名前 3 (Top3) 的意图类别标签及权重概率定义为  $(y_l, p_l)$ , 其中  $l=1, 2, 3$ ,  $y_l$  为第  $l$  个类别,  $p_l$  为该类别意图对应的概率权重。通过 RE2 文本相似度匹配模型计算 Top3 意图对应的召回文本与输入文本是否为同一个类别, 对 ALBERT 模型输出调度意图类别进行投票, 投票结果记  $Count^l \in (1, 50)$ , 将投票结果与 Top3 意图识别权重  $p_l$  相乘, 并进行重新排序, 取排序后最大值对应的意图类别作为基于 ALBERT 和 RE2 融合模型的调度意图识别结果。调度意图识别权重重组计算表达式为

$$y = \arg \max_l p_l \cdot Count^l \quad (7)$$

## 4 算例分析

### 4.1 试验数据

以某调控中心特高压电网语料数据为研究对象, 通过和调度员进行业务需求沟通, 确定了 20 种常用的调度业务操作意图, 结合调度员业务语言表述方式习惯将每一种意图泛化为不同的业务意图表述, 构建成 18 000 条调度专业语言表述的电网调度意图语料集, 部分语料如表 1 所示。其中 10 800 条语料作为训练样本, 2 400 条语料作为验证样本, 4 800 条语料作为测试样本。基于 ALBERT 训练调度意图识别模型, 基于 RE2 训练调度专业文本相似度计算模型。选取每个调度意图对应的 50 条典型专

业术语表述构成召回文本集，共有 1 000 条调度专业术语。

表 1 调度意图语料

Table 1 Dispatching intention corpus

序号	业务意图	业务问题示例
1	打开场站图	打开三峡左岸电厂
2	打开潮流图	调阅东北电网潮流图
3	查询电网电量	查询冀北电网发受电量
4	查询电网负荷	查看昨日东北电网负荷
5	查询有功功率	查询长南 1 线有功
⋮	⋮	⋮
18	查询无功功率	查询南荆 1 线无功
19	查询设备电压	今日 15:00 复奉直流电压是多少
20	查询设备型号	查询灵州站 1#主变型号

#### 4.2 评价指标

意图识别本质上属于文本分类问题，采用文本分类问题中的精确率、召回率和  $F_1$  值作为评价调度意图识别方法的评价指标<sup>[27]</sup>。

##### 1) 调度意图识别精确率

$$A_{cc} = \frac{tp}{tp + fp} \quad (8)$$

##### 2) 调度意图识别召回率

$$R_{cc} = \frac{tp}{tp + fn} \quad (9)$$

##### 3) 调度意图识别 $F_1$ 分数值

$$F_1 = \frac{2 \times A_{cc} \times R_{cc}}{A_{cc} + R_{cc}} \quad (10)$$

式中： $tp$  为调度意图识别正确的样本量； $fp$  为其他类调度意图被错误分到所在意图的样本量； $fn$  为所在调度意图样本被错误分到其他类调度意图的样本量。

#### 4.3 基于 ALBERT 和 RE2 融合模型调度意图识别效果

经过训练，生成 ALBERT 调度意图识别模型和 RE2 调度专业文本相似度匹配模型，在模型测试阶段获取意图测试语句对应的 Top3 意图分类结果，自动获取这三类意图对应的 150 条召回文本，通过 RE2 模型计算 150 条召回文本与意图测试语句的投票结果，将投票结果与 Top3 意图分类对应的权重相乘，对 Top3 意图分类结果权重重新排序，将新权重最大的意图类别作为意图测试语句的识别结果。基于上述原理，使用 4 800 种调度专业语句测试 20 种调度意图的效果，如图 4 所示。

从图 4 可以看出，文中所提出的基于 ALBERT 和 RE2 融合的调度意图识别模型具有较高识别效果，20 种意图中有 3 种意图的  $F_1$  值为 100%，调度

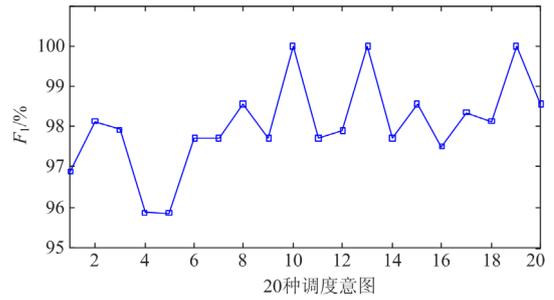


图 4 基于融合模型的意图识别效果

Fig. 4 Effect of intent recognition based on fusion model

意图识别  $F_1$  的值最小为 95.85%。其中识别效果相对较低的有“图 4 意图 1 打开场站图”、“图 4 意图 4 查询电网负荷”和“图 4 意图 5 查询有功功率”等，其原因是调度意图测试语句符合调度员日常工作表述习惯，为了表述方便调度意图中关键特征字常常存在缺失情况，如在表述“打开场站图”意图时，通常不会说“厂站图”3 个字，如果打开的厂站名称中也不含有“厂”、“站”等特征词，调度意图识别结果很有可能会出错；在表述“查询电网负荷”意图时，常表述为“查询电网负荷”或者“查询电网电力”，这与“查询有功功率”意图会混淆，因为在表述“查询有功功率”意图时，调度员常常会省略“有功”或者将“有功功率”表述为“出力”。综上所述，人工智能算法训练的意图识别模型是依据意图特征词进行分类的，如果在表述过程中完全缺失特征词，将会导致识别效果下降，基于 RE2 的调度文本相似度匹配模型可以利用召回文本重组计算分类权重，提高识别效果，但也不能够完全克服这种现象。因此，本文认为要进一步提升识别效果需要将规则描述与训练的调度意图识别模型相融合。

#### 4.4 模型对比

为了进一步说明基于 ALBERT 和 RE2 融合模型调度意图识别效果，将该模型与基于文本卷积神经网络(TextCNN)、ALBERT 建立的意图识别模型对比，计算得出上述模型对 20 种意图识别的平均精确率、召回率和  $F_1$  值，如表 2 所示。

表 2 调度意图识别效果

Table 2 Effect of dispatching intention recognition

模型	精确率/%	召回率/%	$F_1$ 值/%
TextCNN模型	95.82	95.94	95.88
ALBERT模型	97.05	96.91	96.98
文中融合模型	98.11	97.96	98.03

从表 2 数据可知，基于 ALBERT 和 RE2 融合模型调度意图识别模型效果要明显优于 TextCNN 模型和 ALBERT 模型。与 TextCNN 模型相比，基

于 ALBERT 的意图识别模型能够更好地表征调度专业语言特征, 提高调度专业语言辨识能力。与 ALBERT 模型相比, 说明基于 RE2 的文本相似匹配模型能够利用召回文本对调度意图分类错误的权重有效地修正, 意图识别精准率和召回率分别提升了 1.06%、1.05%。

#### 4.5 意图识别在调度场景中的应用

##### 1) 多轮对话

电网结构日益复杂, 调控业务信息量日益增加, 亟需提高电网信息查询效率和业务操作效率, 因此智能人机对话场景应运而生。人机对话场景通过语音交互识别和合成调度员指令信息, 利用意图识别对调度员操作指令进行理解, 并采用对话管理管控多轮信息交互, 实现调阅系统画面、查询系统数据以及辅助系统操作等功能, 提高了调度员工作效率。意图识别是调度员与计算机之间的重要桥梁, 能够支撑倒闸操作、虚拟坐席、故障处置等应用场景中的人机对话业务。意图识别在人机对话场景中的应用方案如图 5 所示。

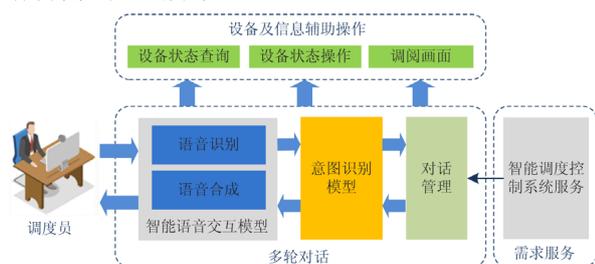


图 5 意图识别在人机对话场景中的应用方案

Fig. 5 Application solution of intention recognition in multi-round dialogue scenarios

##### 2) 故障处置预案语义解析

基于意图识别对调控文本进行语义建模和电子化是实现智能调控的重要手段。在众多调控文本中, 故障处置预案是非常重要的, 也是亟需语义解析的。目前交直流混联大电网的形成, 为了及时有效地防御和处置电网故障, 调度员编写了大量的故障处置预案, 将这些故障处置预案进行语义建模和电子化提高电网安全防御能力具有重要作用。基于意图识别可以判定故障处置预案事件类型, 生成通知类、开停机类、潮流控制、电压控制、调整机组出力类和频率控制类等预案事件, 为故障处置预案监视、校核以及智能匹配应用奠定了坚实基础。意图识别在故障处置预案语义解析场景中的应用方案如图 6 所示。

##### 3) 智能检索

电网结构日益复杂, 运行方式多变, 相应的调

度规程、细则、作业指导书等文本信息也日益增加。为了提高调度员对调控文本的利用率, 调控文本智能检索将是解决上述问题的有效手段。为了提高文本信息检索精度, 需要对复杂繁多的调控文本进行领域分类建模, 基于 ALBERT 和 RE2 融合建立的调度文本意图识别模型可以有效地对各领域调控文本进行分类, 从而提高调控文本检索准确率和利用率。意图识别在调控文本智能检索场景中的应用方案如图 7 所示。

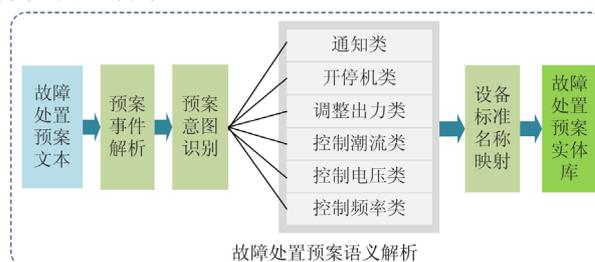


图 6 意图识别在预案语义解析场景中的应用方案

Fig. 6 Application scheme of intention recognition in the semantic analysis scenario of the plan

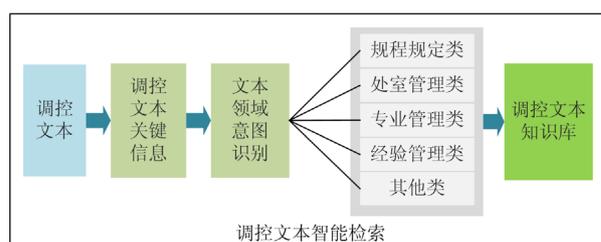


图 7 意图识别在调控文本智能检索场景中的应用方案

Fig. 7 Application scheme of intention recognition in regulating and controlling text intelligent retrieval scenarios

## 5 结论

为了提升电网调度意图识别的准确性, 提出基于 ALBERT 和 RE2 融合模型的电网调度意图识别方法, 主要结论如下:

1) 基于 ALBERT 预训练模型动态识别调度专业语言字词特征向量, 建立调度意图识别模型, 提升调度意图专业语言的表征能力和分类能力。

2) 通过 RE2 算法训练调度专业语言文本建立了文本相似度匹配模型, 实现了调度专业语言间的相似度识别。

3) 构建 Top3 调度意图识别召回文本集, 通过 RE2 文本相似度模型计算召回文本与输入文本的投票结果, 对 ALBERT 意图识别模型分类权重重组计算, 建立了基于 ALBERT 和 RE2 融合的调度意图识别模型。

4) 通过电网调度语料验证, 所提融合模型意图识别方法具有更高准确率和召回率, 能够通过 RE2 模型提升意图分类模型效果, 在一定程度上克服了调度意图特征词缺失问题。最后提出了调度意图识别方法在多轮对话、故障处置预案语义解析、智能检索场景中的应用方案。

### 参考文献

- [1] 李明节, 陶洪铸, 许洪强, 等. 电网调控领域人工智能技术框架与应用展望[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 393-400.  
LI Mingjie, TAO Hongzhu, XU Hongqiang, et al. The technical framework and application prospect of artificial intelligence application in the field of power grid dispatching and control[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 393-400.
- [2] 余建明, 王小海, 张越, 等. 面向智能调控领域的知识图谱构建与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 29-35.  
YU Jianming, WANG Xiaohai, ZHANG Yue, et al. Construction and application of knowledge graph for intelligent dispatching and control[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 29-35.
- [3] 徐会芳, 张中浩, 谈元鹏, 等. 面向电网调度领域的实体识别技术[J]. 电力建设, 2021, 42(10): 71-77.  
XU Huifang, ZHANG Zhonghao, TAN Yuanpeng, et al. Research on entity recognition technology in power grid dispatching field[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(10): 71-77.
- [4] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 1-8.  
LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 1-8.
- [5] 庞传军, 牟佳男, 余建明, 等. 基于运行关键指标和 Seq2Seq 的大电网运行异常识别[J]. 电力建设, 2020, 41(7): 17-24.  
PANG Chuanjun, MOU Jianan, YU Jianming, et al. Identification of abnormal operation of large power grids according to key operating indicators and Seq2Seq[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(7): 17-24.
- [6] 杜文佳, 朱琼媛, 许云飞. 电网调控系统人机交互架构的多进程轻量化设计[J]. 供用电, 2020, 37(9): 64-69.  
DU Wenjia, ZHU Qiongyuan, XU Yunfei. Multi-process lightweight design of human-computer interaction architecture of power grid control system[J]. Distribution & Utilization, 2020, 37(9): 64-69.
- [7] 吕梦平, 段斌, 蒋海辉, 等. 基于知识图谱技术的风电数据管理与应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 167-173.  
LÜ Mengping, DUAN Bin, JIANG Haihui, et al. Research on management and application of wind power data based on knowledge graph technology[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 167-173.
- [8] WANG Puyu, SONG Jinyuan, LIANG Fangyu, et al. Equivalent model of multi-type distributed generators under faults with fast-iterative calculation method based on improved PSO algorithm[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2021, 6(3): 371-382.
- [9] 郑伟彦, 杨勇, 卢家驹, 等. 面向配电网知识图谱的配电调度文本实体链接方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(4): 111-117.  
ZHENG Weiyan, YANG Yong, LU Jiaju, et al. Entity linking method of distribution dispatching texts for a distribution network knowledge graph[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(4): 111-117.
- [10] LI X, DAN R. Learning question classifiers: the role of semantic information[J]. Natural Language Engineering, 2015, 12(3): 229-249.
- [11] 陈浩辰. 基于微博的消费意图挖掘[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.  
CHEN Haochen. Consumption intent mining based on micro-blogging[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.
- [12] 贾俊华. 一种基于 AdaBoost 和 SVM 的短文本分类模型[D]. 天津: 河北工业大学, 2016.  
JIA Junhua. A short-text classification model based on AdaBoost and SVM[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2016.
- [13] 刘娇, 李艳玲, 林民. 胶囊网络用于短文本多意图识别的研究[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(10): 1735-1743.  
LIU Jiao, LI Yanling, LIN Min. Research of short text multi-intent detection with capsule network[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2020, 14(10): 1735-1743.
- [14] 王莹, 林民, 李艳玲. 端到端对话系统意图语义槽联合识别研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(14): 14-25.  
WANG Kun, LIN Min, LI Yanling. Review of research on joint intent detection and semantic slot filling in end to end dialogue system[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(14): 14-25.
- [15] 王丽花, 杨文忠, 姚苗, 等. 意图识别与语义槽填充的

- 双向关联模型[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(3): 196-202.
- WANG Lihua, YANG Wenzhong, YAO Miao, et al. Bidirectional association model for intent detection and slot filling[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(3): 196-202.
- [16] 丁禹, 尚学伟, 米为民. 基于深度学习的电网调控文本知识抽取方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(24): 161-168.
- DING Yu, SHANG Xuwei, MI Weimin. Deep learning based knowledge extraction method for text of power grid dispatch and control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(24):161-168.
- [17] 迟海洋, 严馨, 周枫, 等. 基于 BERT-BiGRU-Attention 的在线健康社区用户意图识别方法[J]. 河北科技大学学报, 2020, 41(3): 225-232.
- CHI Haiyang, YAN Xin, ZHOU Feng, et al. An online health community user intention identification method based on BERT-BiGRU-Attention[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2020, 41(3): 225-232.
- [18] 廖胜兰, 殷实, 陈小平, 等. 面向电力业务对话系统的意图识别数据集[J]. 计算机应用, 2020, 40(9): 2549-2554.
- LIAO Shenglan, YIN Shi, CHEN Xiaoping, et al. Intent recognition dataset for dialogue systems in power business[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(9): 2549-2554.
- [19] 李强, 张千福, 黄晓光, 等. 面向电力智能交互式场景的意图识别算法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(1): 104-108.
- LI Qiang, ZHANG Qianfu, HUANG Xiaoguang, et al. Intention recognition algorithm for intelligent power interaction platform[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(1): 104-108.
- [20] 张晓华, 冯长有, 王永明, 等. 电网调控机器人设计思路[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 1-8.
- ZHANG Xiaohua, FENG Changyou, WANG Yongming, et al. Design ideas of robotic dispatcher for power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(13): 1-8.
- [21] 陶洪铸, 翟明玉, 许洪强, 等. 适应调控领域应用场景的人工智能平台体系架构及关键技术[J]. 电网技术, 2020, 44(2): 412-419.
- TAO Hongzhu, ZHAI Mingyu, XU Hongqiang, et al. Architecture and key technologies of artificial intelligence platform oriented for power grid dispatching and control application scenarios[J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 412-419.
- [22] 陈郑平, 米为民, 林静怀, 等. 电网调控操作智能助手方案探讨[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 173-178.
- CHEN Zhengping, MI Weimin, LIN Jinghui, et al. Discussion on intelligence assistant scheme of dispatching and control operation in power grid[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 173-178.
- [23] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [24] LAN Z, CHEN M, GOODMAN S, et al. Albert: a lite bert for self-supervised learning of language representations[J]. arXiv preprint arXiv:1909.11942, 2019.
- [25] JIANG S, ZHAO S, HOU K, et al. A BERT-BiLSTM-CRF model for Chinese electronic medical records named entity recognition[C] // 2019 12th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA), October 26-27, 2019, Xiangtan, China: 166-169.
- [26] 刘娇, 李艳玲, 林民, 等. 人机对话系统中意图识别方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 1-7.
- LIU Jiao, LI Yanling, LIN Min, et al. Review of intent detection methods in human-machine dialogue system[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 1-7.
- [27] YANG Runqi, ZHANG Jianhai, GAO Xing, et al. Simple and effective text matching with richer alignment features[J]. Association for Computational Linguistics, 2019: 4699-4709.

收稿日期: 2021-08-15; 修回日期: 2021-12-23

作者简介:

余建明(1979—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电网调度自动化应用技术; E-mail: yujianming@sgepri.sgcc.com.cn

刘赫(1990—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统调度控制; E-mail: liu-he@sgcc.com.cn

张越(1989—), 男, 通信作者, 硕士, 工程师, 研究方向为电网调度自动化系统电网分析与控制。E-mail: zhangyue3655@163.com

(编辑 姜新丽)