

Speech Recognition Model for Power System Dispatching Control Based on Deep Neural Network

HU Xiang*, YANG Yang, JIANG Changjiang, Pan Ziqiang, KUANG Zhongqin
(Southwest Branch of State Grid Corporation of China, Chengdu Sichuan 610000, China)

Abstract: In order to improve the efficiency and quality of dispatching control, it is necessary to build an intelligent dispatch assistant for power systems, and the key of the realization of intelligent dispatching assistant is the accurate recognition of dispatching control command. Therefore, it is necessary to carry out the study of speech recognition model applicable to southwest power dispatch system. Firstly, the speech recognition model suitable for power dispatch control system is studied by using the method of deep neural network. Secondly, a feature design method of power grid dispatching control language is proposed, which can effectively contain a variety of dialect features and improve the accuracy of speech recognition. Finally, an actual power grid is taken as an example, and the effectiveness of the proposed method is verified.

Key words: deep neural network; dispatching; control; speech recognition; power system

EEACC: 6130 doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2023.01.016

一种基于深度神经网络的电力系统 调度控制语音识别模型

胡 翔*, 杨 洋, 蒋长江, 潘自强, 匡仲琴
(国家电网有限公司西南分部, 四川 成都 610000)

摘 要: 为了提高电网调度生产效率, 需要研发电力系统智能调度助手, 而智能调度助手实现的关键是调度控制命令的精准识别, 因此, 有必要开展适用于电力调度系统的语音识别模型研究。首先, 利用深度神经网络的方法, 研究适用于电力调度控制系统的语音识别模型。其次, 提出了电网调度控制语言特征设计方法, 能够有效包容多种方言特征, 提高语音识别的准确性。最后, 以实际电网为例进行验证, 表明了所提方法的有效性。

关键词: 深度神经网络; 调度控制; 语音识别; 电力系统

中图分类号: TN912.34; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2023)01-0090-06

随着电网规模的不断的发展, 电网调度控制越来越复杂、难度越来越大, 传统调度模式面临应用多、通话多、记录多, 认知难、决策难、协同难“三多三难”问题, 严重影响调度生产效率, 因此发展调度控制智能体系是降低操作员工作难度、提高工作效率的重要保障, 而电力系统的调度控制语音智能识别是智能调度机器人、电网智能助手等人机交互实施智能化调度控制命令的前提和基础^[1-3]。

目前, 国内外专家学者利用机器学习、模式识别和人工智能相关算法实现自然语言识别、人工语音恢复等方面进行了深入的研究^[4-6], 但是将语音识别方面的研究应用至电力系统经济调度、安全分析、运行控制等方面的研究相对较少。例如, 文献[7]

提出了 Automatic Operator 的电网调度自动化概念, 提出智能调度机器人的设想; 文献[8]在此基础上, 结合中国电网调度运行特点, 通过主题定义、生成海量训练样本、特征选择和规则生成等步骤形成集群机器的软硬件系统。这些理论和方法实现了电网智能调度和控制, 但是没有涉及人机交互过程中的智能语音识别等方面。对此, 文献[9]基于隐马尔可夫模型建立了语音信号, 通过高斯混合模型拟合语音状态输出的概率分布, 使用 Baum-Welch 算法训练模型的参数, 在训练参数过程中仅仅考虑了声学模型中的语料方面; 文献[10]通过建立电力语言语体的语法规则模型, 基于微软语音 API 平台, 经过语音训练、语法编辑、语音识别、关键词提取、语音训

练和合成,然而该方法未涉及人工智能相关领域的算法;对此,文献[11]基于深度神经网络方法,采用Transformer的双向编码器构建电网调度语音识别模型,并对输入电网调度语言特点进行了语义特征、关键字特征和实体命名特征进行构建,然而没有考虑语音环境和特殊语言、字体等情况。文献[12-16]针对电力系统调度决策中停电计划的文本信息,分别采用卷积神经网络、双向长短时记忆网络等深度学习实现语义表达的调度文本语义解析算法,而没有涉及语音等方面处理。

总之,截至目前,人工智能相关方法已经初步应用至电力系统语音识别领域,但尚未研究特殊字符和方言(含多种语言)的电力系统调度控制语音识别等问题。对此,本文提出一种基于深度神经网络的电力系统调度语音识别方法,并面向四川方言进行训练优化,解决传统语音识别模型在电力领域及方言识别场景识别率不高的问题。

1 改进隐马尔科夫模型

传统语音识别的第一步是提取语音特征,第二步是将语言特征与声学特征库进行匹配(建立方言、多语种语音库),第三步是构建语言模型(构建电力调度控制语法规则及其关键词),形成正确的语句。

语音识别的基础是语音信号分析,并对其特征进行提取。人体发出的语音信号是受外界环境、人体发音状态、噪声等随着时间变化而变化的,因此需要分析建模该时变信号的特征参数才能精确建模。

传统语音建模特征参数常采用线性预测编码系数、线性预测编码倒谱系数和梅尔频率倒谱系数三种,而梅尔频率倒谱系数具有广泛的人耳听觉普适性而得到较多应用,其计算方式为:

$$F_M(f) = 1125 \times \ln \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (1)$$

式中: F_M 表示梅尔频率单位; f 表示频率。

由式(1)可见,梅尔频率倒谱系数是基于声音频率的非线性梅尔刻度的对数能量频谱的线性变换,这样的非线性表示,可以在多个领域中使声音信号有更好的表示,例如在音讯压缩中。

20世纪Jelinek等人通过实验验证了隐马尔科夫模型能够良好地建立语音信号模型^[17],采用该模型,以梅尔频率倒谱系数作为特征参数,就能够建立语音信号的概率分布模型。

1.1 传统隐马尔科夫模型

传统隐马尔科夫模型由一个五元素向量构成:

$$\mathbf{H} = \{N, M, \pi, A, B\} \quad (2)$$

式(2)中 N 表示隐马尔科夫模型中的状态总数目,状态可以表示为:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\} \quad (3)$$

式(2)中 M 表示观测的状态值总数,观测状态数值可以表示为:

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_M\} \quad (4)$$

式(2)中的 A 表示状态转移概率矩阵,可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{A} = [a_{ij}]_{N \times N} \\ a_{ij} = P\{q_{t+1} = s_i | q_t = s_j\} \end{cases} \quad (5)$$

式中: s_i 和 s_j 分别两种不同的状态;函数 $P(\cdot)$ 表示条件概率计算; $P\{q_{t+1} = s_i | q_t = s_j\}$ 表示在 t 时刻状态为 $q_t = s_j$ 的情况下在 $t+1$ 时刻状态为 $q_{t+1} = s_i$ 的概率。

通常来说,式(5)中的元素 a_{ij} 属于概率,因而具有约束条件:

$$0 \leq a_{ij} \leq 1 \quad (6)$$

式(2)中的 B 表示观测状态数值概率,可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{B} = [b_{ij}]_{N \times M} \\ b_{ij} = P\{v_t = o_j | q_t = s_i\} \end{cases} \quad (7)$$

式中: b_{ij} 表示条件概率,该条件概率是在 t 时刻 $q_t = s_i$ 状态下获得观测状态数值 $v_t = o_j$ 的概率,也具有如式(6)所示的约束条件。

式(2)中的符号 π 是隐马尔科夫模型初始 $t=1$ 时刻的概率分布状态:

$$\begin{cases} \pi = [\pi_i]_{1 \times N} \\ \pi_i = P\{q_{t=1} = s_i\} \quad (1 \leq i \leq N) \end{cases} \quad (8)$$

通过上述分析,当确定式(2)中的五个参数后,即可确定隐马尔科夫模型。

隐马尔科夫模型确定后,通过式(2)~式(8)可见该模型存在两个时序相关、逻辑紧密的概率分布:式(5)的状态转移概率和式(7)的观测符号状态概率。这两个概率分布实际上由时序语音信号经过隐马尔科夫模型抽象为特征状态,并进一步抽象为观测值。

考虑到实际时序语音信号存在不同环境背景,受语种、方言、腔调等影响,导致该语音时序信号中特征参数具有时变性,且属于不同类别,因此需要改进传统隐马尔科夫模型。

1.2 改进观测权值的隐马尔科夫模型

设改进的隐马尔科夫模型(后文简称改进模型)状态集仍为式(3)的 S ,其中的 N 表示状态总数;观测集仍用 O 表示,其中的 M 表示观测状态总数;状态转移矩阵 A 和观测数值概率矩阵 B 仍然分别采用式(5)和式(7)。

为了凸显出式(4)观测状态数值的特性,采用

集合 R 表示观测集 O 的权值:

$$R = \{r_{o_1}, r_{o_2}, \dots, r_{o_M}\} \quad (9)$$

式中: $r_{o_i} (i=1, 2, \dots, M)$ 表示状态被观测为状态数值 o_i 的权值。

对应地, 定义权值观测条件概率: 已知 t 时刻观测集合 R_t 和某状态 s_i 下, 获得观测状态数值 v_i 的概率:

$$p_{v_i s_i R_t} = P\{v_i | q_t = s_i \& R_t\} \quad (10)$$

式中: $R_t = \{r_{o_1}^t, r_{o_2}^t, \dots, r_{o_M}^t\}$; 符号 $\&$ 表示同时满足。

式(10)可以进一步变形为:

$$p_{v_i s_i R_t} \approx \frac{b_i \cdot R_t}{|b_i| |R_t|} \quad (11)$$

式中: R_t 表示为: $b_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iM})$ 。

由式(11)可见, 该式子是向量 R_i 和 R_t 相似度计算。向量 R_i 是由一系列的条件概率构成的, 表示在状态 s_i 条件下观测到一系列状态数值 $o_1, o_2, \dots, o_M$ 的概率, 而 R_t 表示观测数值权值。若二者相似度较大, 说明二者接近, 可以确定此时状态为 s_i 。反之, 若二者相似度很小, 则说明在状态 s_i 下观测到 v_k 的概率很低, 以实现较小切合度分类的目的。

由此可见, 通过引入式(10)能够实现语音信号分类识别的目的。

2 卷积神经网络的声学模型

2.1 声学模型

第 1 部分介绍了语音信号的特征提取和分类模型, 建立语音信号的特征之后, 需要进行声学模型建模。

设在 t 时刻, 通过第 1.2 部分获得的语音信号观测值:

$$R_t = \{r_{o_1}^t, r_{o_2}^t, \dots, r_{o_M}^t\} \quad (12)$$

那么声学模型即为:

$$W_R = \arg \max \{P\{W | R_t\}\} \quad (13)$$

式中: $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$ 表示语音中的字组成的向量; $P\{W | R_t\}$ 表示已知 R_t 情况下 W 的条件概率。

对式(13)按照条件概率运算方式进行变换得:

$$P\{W | R_t\} = \frac{P\{WR_t\}}{P\{R_t\}} = \frac{P\{R_t | W\} P\{W\}}{P\{R_t\} P\{W\}} = \quad (14)$$

那么, 式(13)的最优声学模型为:

$$W_R = \arg \max \{P\{W | R_t\}\} = \arg \max \{P\{R_t | W\} P\{W\}\} \quad (15)$$

为了获得式(15)中的最优解, 实际是计算 $p\{R_t | W\}$ 和 $p\{W\}$, 可以通过卷积神经网络予以求解。

2.2 卷积神经网络求解

卷积神经网络是深度学习算法中的一种, 广泛应用于音频和语音信号处理中, 其基本结构由卷积层、池化层和全连接层构成, 如图 1 所示。

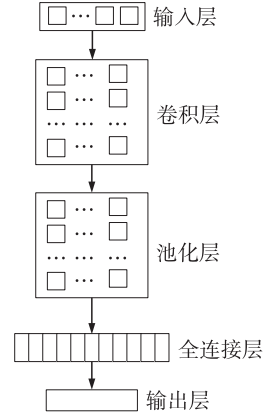


图 1 卷积神经网络结构图

由图 1 可见, 卷积层主要是最左侧信号的输入部分, 并采用奇数范围内的卷积核函数进行多层深度卷积运算, 然后在激活函数的作用下进行非线性放射变换。池化层是对卷积层获得的计算结果进行归纳, 并按照最大值池化法则进行优化; 全连接层中采用 BP 神经网络对池化层的优化结果进行特征总结。卷积层、池化层和全连接层的计算方式为:

其卷积层的运算过程为:

$$\begin{cases} X_i^{l+1} = f(X^l \otimes K_i^{l+1} + b_i^{l+1}) \\ X^{l+1} = X_1^{l+1} \oplus X_2^{l+1} \oplus \dots \oplus X_n^{l+1} \end{cases} \quad (16)$$

式中: X^l 表示输入数据; K_i^{l+1} 表示卷积核向量, K_i^{l+1} 表示其中卷积核向量中的第 i 个元素; b_i^{l+1} 表示偏置量; $\otimes$ 表示卷积运算符; X_i^{l+1} 表示第 i 个输出值; l 和 $l+1$ 表示卷积层编号; 符号 $\oplus$ 表示数据累加; n 表示卷积核总数。

式(16)卷积计算过程实际是各层的每个卷积核函数 K_i^{l+1} 对特征数据 X^l 按照时间顺序进行依次计算, 并按照叠加规则使用过滤函数 f 进行非线性特征映射提取, 采用全连接方式对获得的特征映射 X_i^{l+1} 进行汇总输出 X^{l+1} 。

将时序语音信号作为输入, 输出为隐马尔可夫改进模型的 $P\{R_t | W\}$ 和 $P\{W\}$, 即式(15)中的未知量。

3 包容方言的语音模型

为了实现电力系统调度和控制的语音识别精度, 除了第 1~第 2 部分完成的语音语料特征提取、声学模型建模之外, 还需要对电力系统中的特定语音(如

电力系统中的特定地名、变电站、系统设备、调度控制等专用名词,以及不同工作人员的发音、腔调、普通话程度、外文词等)进行建模,完整的语音识别系统至少应该如图2所示。

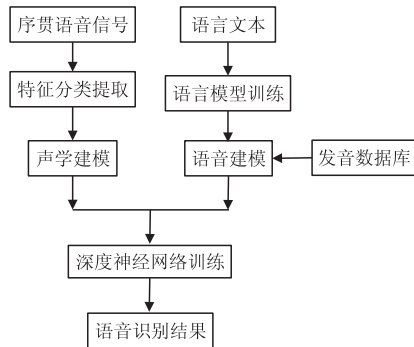


图2 语音识别系统

3.1 语义模型

符号是语言的载体。符号本身没有任何意义,只有被赋予含义的符号才能够被使用,这时候语言就转化为了信息,而语音的含义就是语义。

语义可以简单地看作是数据所对应现实世界中的事物所代表概念的含义,以及这些含义之间的关系,是数据在某个领域上的解释和逻辑表示。

通过对改进的隐马尔可夫改进模型进行求解可以获得以单个字为特征的语音语句,此时需要对该字、语句进行语音特征定义,形成正确的语句。

熵作为信息处理的重要工具也能够应用至语音语义的建模过程。语音信号中,可以将一段语音信号看作为信息熵的最优化过程。

设一段语音信号包含 a 个字,将其转化为 a 个 b 维度的数据矩阵,其中第 p 个字的语义特征为 $p = 1, 2, \dots, a$, 那么该 a 个字的相关信息定义为:

$$\xi_k = P_k \left\{ \ln \frac{P_k}{\prod_{i=1}^a P_i} - 1 \right\} \quad (17)$$

式中: P_k 表示 k 的共现概率; $i = 1, 2, \dots, a$ 。

寻找该最优语音的过程即为最大化式(17)的过程,基本过程为:

①设置语音信号长度中最大词长度阈值 $L_{\max}$ 、词频阈值 $L_{\min}$ 、最小互信息阈值 $I_{\min}$ 。

②对于输入的语音信号 a , 计算其中每一个单独字的出现概率 p_a , 计算其共现概率以及互相关信息 ξ_a 。

③词语划分方案:若 $\xi_a > I_{\min}$, 将其作为一个词, 否则去掉 a 中的最后一个字, 返回步骤①。

④经过上述步骤后, 将获得的每一个词计算其词频 f_i , 若 $f_i > L_{\min}$, 则将其标记为重点词汇。

3.2 语法模型

电力系统中存在众多的专属名词, 例如地区名称、变电站名称、电力电量名称、杆塔名称、输电线路名称、一次设备和二次设备名称等。在电力系统语音信号识别中需要建立该词汇的关键字词库, 如表1所示。

表1 电力系统调度控制语音关键字

序号	关键字词
1	刀闸
2	断路器
3	水位
4	母线
5	电抗器
6	安控装置
7	电厂
8	热电厂
9	发受电曲线

语音信号中的关键字词库可以根据实际需要动态增补和删减。在语音信号中存在普通话程度(方言特征)、发音强调、声音大小等问题, 在识别关键字词中定义识别度指标为:

$$\zeta = \zeta_1 \cdot (\zeta_2 + \zeta_3 + \zeta_4) \quad (18)$$

式中: ζ_1 表示普通话程度, 取值范围为 $[0, 1]$, 根据地域情况可以设置相应的阈值; ζ_2 表示发音的声母匹配情况, 取值范围为 $[0, 1]$; ζ_3 表示发音的韵母匹配情况, 取值范围为 $[0, 1]$; ζ_4 表示发音的声调匹配情况, 取值范围为 $[0, 1]$ 。

根据式(18)定义, 在3.1节方法的基础上, 对关键字词进行识别:

$$f(u) = \begin{cases} \zeta \cdot \sin\left(\frac{\frac{n}{N}}{10\,000^{\frac{u}{d}}}\right) & (u \in K) \\ \zeta \cdot \cos\left(\frac{\frac{n}{N}}{10\,000^{\frac{u-1}{d}}}\right) & (u \in D) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $f(u)$ 表示关键字词相似度 ξ 的 u 维度计算数值; n 为关键字序号, 如表1中所示; N 表示关键字总量, 如表1所示, 取值为9; d 表示维度。

该关键字词的计算方式也按照3.1节方式。

3.3 方言特征提取

3.1节~3.2节的内容能够处理和识别具有一定特征的电力系统调度控制语音信号, 然而, 有些调度工作人员具有明显的地方语言特征, 该特征体现在音素、语调、发音等方面。针对西南电网公司而言, 由于地处川渝一带, 主要方言为四川方言、重庆方

言,其中音素起到主要作用。

设一个语音信号 $S=(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 由若干个音素 $p_i (i=1, 2, \dots, n)$ 构成, 方言语音信号的提取就是在已知声学模型 Y 的基础上, 计算音素序列的概率最大值 $S_{\max}$:

$$S_{\max} = \arg \max \{P(S|Y)\} = \arg \max \frac{P(S)P(Y|S)}{P(Y)} = \arg \max \{P(S)P(Y|S)\} \quad (20)$$

式中: $P(S)=P(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 表示时序发音信号的概率计算结果; $P(Y|S)$ 表示条件概率, 是在已知时序发音信号概率条件下的。

要精确识别方言特征, 需要建立相应的字词语料数据库:

①建立四川、重庆方言发音的字词语料, 并按照字词的发音韵母、声母进行标记至数据库;

②对数据库进行语料数据的训练, 获得音素时序信号;

③建立数据库中普通话与方言的相似度关系, 通过该对应关系识别方言字词。

4 算例仿真

为了验证上述算法, 在 Windows 平台下基于 Python 软件和 Oracle 搭建了电力系统调度控制语音识别平台, Python 用于编写软件算法, MySQL 数据库保存含方言的调度控制命令数据。

采用西南地区某电网公司 2018 年 1 月至 2018 年 12 月共计 12 个月共 30 000 条调度控制操作命令(包含停电计划、操作指令等), 该调度控制操作命令由 50 名实际工作人员(包含多种方言风格)每人朗读约 20 min 的语音数据, 数据采集格式以 16 kHz、16 bit 的 PCM 格式保存至数据库中。为了便于本文算法测试, 该数据库中的语料数据覆盖了 100% 的声母、100% 的韵母。

数据中包含样本训练集、测试集共两个部分, 部分数据如表 2 所示。

表 2 调度控制命令

序号	命令
1	合上 500kV 塘芒 I 线开关对线路充电
2	洪沟站 1 号 SVC 检修已完成
3	二滩电厂出力增加 30 万千瓦
4	将澜沧江站#1 主变由运行转冷备用
5	停用 500kV 张马一线重合闸
6	退出普提站 1 号川电东送安控装置

将数据库中的训练集输入至系统中, 使用测试集进行测试, 得到如表 3 所示的测试结果。

表 3 调度控制语音识别结果

语言模型	正确率/%		
	字	词	语句
BERT	93.57	87.28	67.28
TriGram	91.56	81.94	57.21
OpenAI GPT	90.71	84.67	82.37
文[9]	95.58	90.32	87.29
本文	98.26	97.34	95.61

在表 3 的识别测试过程中, 通过与双向编码器方法(Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT)、基于统计语言模型 TriGram^[18]、OpenAI GPT^[19]模型以及文[9]方法进行比较, 本文方法在包含方言的识别过程中具有较高的识别精度。

5 结论

针对具有多种方言存在的电力系统调度控制语音识别问题, 本文通过改进传统隐马尔可夫模型, 提出了基于深度神经网络的声学模型, 并针对语音中的方言问题, 建立了最大信息熵的语音模型, 通过实例仿真验证, 表明了该方法在实际测试中具有较高的识别精度, 适用于电网调度语音交互。

在算例验证过程中, 本文也发现电力系统调度控制系统的专有词汇复杂多样, 如何随着电网发展和电力市场建设, 更新迭代更加准确的电网调度语音交互模型, 这也是后续工作的深入研究方向。

参考文献:

- [1] 袁文浩, 孙文珠, 夏斌, 等. 利用深度卷积神经网络提高未知噪声下的语音增强性能[J]. 自动化学报, 2018, 44(4): 751-759.
- [2] 孙宏斌, 谢开, 蒋维勇, 等. 智能机器调度员的原理和原型系统[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(16): 1-6.
- [3] 辛耀中, 石俊杰, 周京阳, 等. 智能电网调度控制系统现状与技术展望[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 2-8.
- [4] 刘文聚, 聂帅, 梁山, 等. 基于深度学习语音分离技术的研究现状与进展[J]. 自动化学报, 2016, 42(6): 819-833.
- [5] 唐海桃, 薛嘉宾, 韩纪庆. 一种多尺度前向注意力模型的语音识别方法[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1255-1260.
- [6] 张宇, 张鹏远, 颜永红. 基于注意力 LSTM 和多任务学习的远场语音识别[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(3): 249-253.
- [7] Dy-Liaco T E. Enhancing Power System Security Control[J]. IEEE Computer Applications in Power, 1997, 10(3): 38-41.
- [8] 孙宏斌, 谢开, 蒋维勇, 等. 智能机器调度员的原理和

- 原型系统[J]. 电力系统自动化,2007,31(16):1-6.
- [9] 鄢发齐,王春明,窦建中,等. 基于隐马尔可夫模型的电力调度语音识别研究[J]. 武汉大学学报(工学版),2018,51(10):920-923.
- [10] Yang L Q, Jiang B C, Wang C Y, et al. Application of Human-Computer Speech Interaction in Dispatching System [J]. Advanced Materials Research, 2012, 588-589: 1204-1207.
- [11] 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.
- [12] 佟佳弘,武志刚,管霖,等. 电力调度文本的自然语言理解与解析技术及应用[J]. 电网技术,2020,44(11):4148-4155.
- [13] Sun H, Wang Z, Wang J, et al. Data-Driven Power Outage Detection by Social Sensors [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5):2516-2524.
- [14] 刘梓权,王慧芳. 基于技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(14):158-164.
- [15] 蒋逸雯,李黎,李智威,等. 基于深度语义学习的电力变压器运维文本信息挖掘方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(14):4162-4172.
- [16] 汪崔洋,江全元,唐雅洁,等. 基于告警信号文本挖掘的电力调度故障诊断[J]. 电力自动化设备,2019,39(4):126-132.
- [17] Bahl L R, Jelinek F. Decoding for Channels with Insertions, Deletions, and Substitutions with Applications to Speech Recognition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(4):404-411.
- [18] 尹陈,吴敏. N-Gram 模型综述[J]. 计算机系统应用,2018,27(10):33-38.
- [19] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving Language Understanding by Generative Pre-Training[R]. San Francisco, CA, USA: OpenAI, 2018. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.



胡翔(1976—),男,四川成都人,硕士,高级工程师,主要研究方向:电网人工智能调度应用研究。