

# 面向电力系统潮流仿真的语音交互研究

黄 森<sup>1</sup>, 陈 仁<sup>1</sup>, 钟 浩<sup>2</sup>, 王强钢<sup>3</sup>, 文 旭<sup>4</sup>

(1. 重庆邮电大学自动化学院, 重庆 400065; 2. 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室(三峡大学), 湖北 宜昌 443002; 3. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆 400044; 4. 国家电网公司西南分部, 四川 成都 610041)

**摘要:**以深度学习为代表的人工智能技术不断发展,正逐步渗透并融入电力系统等传统领域。为增强潮流仿真中人机交互的智能化程度,减少仿真技术人员在输入数据、计算分析等过程中的重复劳动,本文从语音识别理论和工程应用相结合的角度开展研究,提出了一种在潮流仿真中嵌入语音识别技术的方法。首先,对现有潮流仿真软件融入语音识别技术的可行性进行了探讨;其次,利用基于开源的电力系统分析工具 Pandapower,设计了潮流仿真的语音识别流程,提出了相应的实现方法;最后,在建立的语音识别系统上,对1个仿真算例进行了测试。测试结果表明,本文提出在潮流仿真中嵌入语音识别技术的方法,能有效地实现潮流数据的语音编辑以及潮流计算的语音控制等功能。

**关键词:**电力系统; 语音识别; 人机交互; 潮流仿真; Pandapower

**DOI:** 10.12067/ATEEE2104057      **文章编号:** 1003-3076(2021)12-0040-08      **中图分类号:** TM711

## 1 引言

智能电网(Smart Grid, SG)是电网发展的必然趋势,其核心要义是“智能”,或者说是“人工智能”<sup>[1]</sup>。纵观我国智能电网建设,现有成果主要集中在各种智能、自动化电力设备,数据系统构建等硬件层面<sup>[2,3]</sup>,而对电力系统潮流仿真、故障诊断等软件层面的应用研究还较少。

潮流仿真作为智能电网建设中的重要环节,对保证电力系统安全稳定运行有着重要作用。随着电网规模不断扩张以及电力设备数量的急剧增加,这对电力系统仿真技术人员也提出更高的要求,致使开展潮流仿真工作日益繁重。然而在当前众多潮流仿真软件中,仿真数据的编辑、仿真计算等操作仍然是通过键盘、鼠标等传统方式来和计算机系统交互,这就使得仿真技术人员在开展工作时,需要花费较多的时间去掌握仿真数据的格式,并熟悉仿真软件的操作流程,费时耗力,极大影响工作效率和智能电网建设。作为人工智能技术的一个重要分支,

语音识别技术能有力改善这种状况,可以极大简化键盘、鼠标等传统输入方式,使人机交互变得更加智能、更加友好化。鉴于此,文中将语音识别技术引入电力系统仿真领域,实现语音识别功能和潮流仿真的融合,以便提升潮流仿真建模效率,降低仿真技术人员的工作强度,增强潮流仿真工具的智能化程度和易用性。

能否在潮流仿真中引入语音识别,主要取决于两点。一是语音识别技术,当前,该技术已较为成熟,识别率也很高,并且支持多个语种。从语音识别的技术层面而言,将其嵌入潮流仿真是可行的。二是实现形式,分析现有潮流仿真软件的特点,认为可采取以下两种方式予以实现:第一种,语音识别作为内置功能,由潮流仿真软件开发人员将其加入软件;第二种,由软件用户或第三方人员按照自身需求,在软件基础上进行二次开发。显然,任一款仿真软件均可采用第一种方式来实现,但仅限于软件开发人员。对于其他人员而言,要将语音识别应用于潮流仿真,则只能采用第二种方式,并且受限于仿真软件

是否开放源代码或者有无开放应用程序接口。现有潮流仿真软件中,Pandapower<sup>[4,5]</sup>、PSS/E<sup>[6]</sup>等提供了 Python 的应用程序编程接口。基于这些软件,技术人员可以按照自身需求,在软件基础上研究并定制语音识别功能。

当前,语音识别主要有云端在线与离线本地两类,前者凭借服务全面、鲁棒性好等优点,在近年来逐渐成为语音识别方案的优先选择,例如 Google 云语音、阿里云以及微软云语音等。然而云语音识别方案易受网络状态以及云服务器运算能力两个因素的影响,可能面临识别效率不高、延时较大和相关性不强等困难。而且云平台语音识别还高度依靠互联网实现,涉及数据安全问题<sup>[2]</sup>。因此,综合上述情况,本文选择离线本地语音识别方案。

2 语音识别技术原理

目前,基于深度神经网络的建模方法已成为创建语音系统的主流,一个典型的语音识别系统框架如图 1 所示<sup>[7-9]</sup>。

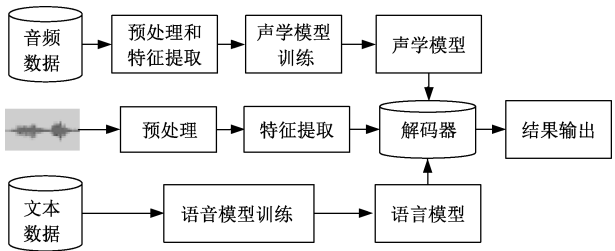


图 1 语音识别框架  
Fig.1 Speech recognition framework

从图 1 中可见,语音识别系统主要包含预处理及其特征提取、声学模型、语言模型和解码器四个子模块。其中:

(1)预处理是对信号进行预加重、分帧加窗等处理,可以消除语音采集设备所带来的混叠、高频等因素对信号质量的影响,从而保证后续特征参数的准确提取。相应公式如式(1)、式(2)所示:

$$H(z)=1-\mu z^{-1} \tag{1}$$
$$W(t)=\begin{cases} 0.54-0.46\cos[2\pi t/(T-1)] & 0\leq t\leq T-1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{2}$$

其中,式(1)为高通滤波器传递函数,通过给语音信号预加重可提高信号高频部分的能量, $\mu$ 、 $z$ 分别为预加重系数和 $Z$ 变换算子;式(2)为汉明窗函数,具有减少语音信号的频率泄露作用, $T$ 、 $t$ 分别为窗长和时间。

(2)声学模型及其语言模型,它们是对已经预处理和特征提取的音频信号进行语音识别,结果以文本方式输出。整个过程遵循概率论中的贝叶斯数学模型<sup>[10]</sup>,表达式如式(3)所示:

$$\operatorname{argmax} P(E|O)=\operatorname{argmax} P(O|E)P(E) \tag{3}$$

式中, $O$ 为输入的语音波形序列; $E$ 为输出的文字序列; $\operatorname{argmax}$ 为取得的最大概率输出序列。式(3)表示对于给定语音信号,可以通过贝叶斯决策的最大后验概率估计得到最优文字输出序列 $P(E|O)$ ,其中条件概率 $P(O|E)$ 为模型生成观察序列的概率,对应语音识别系统的声学模型;似然值 $P(E)$ 为文字序列出现的一个先验概率,对应语音识别系统的语言模型。

(3)解码器,通过已经训练好的声学模型与语言模型对输入音频数据进行打分,从而获得总体得分最高的词组序列并翻译成文本输出。

3 面向潮流仿真的语音交互实现方法

结合开源软件的优点,本文选择 Pandapower 作为具体实现平台。Pandapower 是一个近年来兴起的开源电力系统分析工具,采用 Python 语言实现,支持潮流计算、最优潮流、状态估计等功能<sup>[4]</sup>。它向用户提供了简洁、清晰的库函数,供用户编辑潮流数据并开展潮流计算。

Pandapower 的编程实现采用面向对象的程序设计方法。它用一个名为 PandapowerNet 类的对象来表示潮流网络。该对象又由多个 DataFrame 类的对象组成。其中,每个 DataFrame 类的对象表示电网中一类元件的集合,它采用表格形式来进行数据存储。以表示母线的 DataFrame 类对象为例,其数据表格样式见表 1。

表 1 Pandapower 中表示母线的 DataFrame 类对象数据表格样式

Tab.1 Data table style of DataFrame class object representing bus in Pandapower

index (编号)	name (名称)	vn_kv (基准电压)	in_service (是否运行)	zone (分区名)
0	B1	20	True	Z1
1	B2	0.4	True	Z2
2	B3	10	False	Z3

从表 1 可见,Pandapower 中,每条母线均包含编号、名称、基准电压等属性。在 Pandapower 中,创建潮流网络的步骤为:

(1)调用创建潮流网络的函数,生成 1 个不包

含任何元件数据的网络对象 ( PandapowerNet 类对象)。

(2)调用创建电气元件的函数,将该元件数据加入网络对象所辖的 DataFrame 对象中。

以上述表 1 中第 1 条母线为例,创建该母线通过调用形如“pp.create\_bus( net,vn\_kv = 20, name = "B1", in\_service = True, index = 0, zone = "Z1" )”的函数来完成,其中“pp”代表导入 Python 的 Pandapower 库缩写,“net”代表 1 个 PandapowerNet 类对象。

如上所述,通过调用创建潮流网络、电气元件的函数,就可以生成 Pandapower 所需的潮流网络对象,这个对象包含了潮流计算所需的所有数据。它可以通过对象序列化的方式进行存取,也可存储为 Excel、Json 等文件格式。

通常潮流仿真包含建立仿真数据、修改数据、执行计算等部分,利用语音识别技术与潮流仿真融合同样可以完成,其中基于 Pandapower 设计的语音识别交互系统工作流程如图 2 所示。

令,与交互系统的进一步语音互动来实现数据修正。一旦完成数据编辑,用户可通过发出“潮流计算”的语音指令,控制交互系统调用 Pandapower 提供的 API 函数完成潮流计算并输出结果。由图 2 可见,潮流仿真的语音交互系统主要包括语音识别和语音响应两个模块,后续将对它们的具体实现方式进行阐述。

另外,作为语音交互系统训练的关键,语音命令数据的采集也是需要重点关注的问题。由于电力系统专业用语与日常用语存在较大差异,为保证潮流仿真中语音识别功能的准确执行,在进行语音数据采集时,需要根据电力系统潮流仿真的专业特点来确定数据的内容。一方面,潮流仿真包含大量有关电力设备的专业参数术语和名词,例如“铁损”、“有功功率”、“无功功率”等。另一方面,潮流仿真还包含各种电力设备的参数值,例如母线电压为 220.0 kV、对地导纳为 0.04 pu、有功功率为90 MW等。为此,文中提出建立潮流命令识别引擎与数值识别引擎的双系统方法,以保证潮流仿真语音交互系统识别的准确性。潮流命令引擎主要用来识别如“添加母线”等命令类型语音;而数值引擎则用来专门识别电力设备参数值等数字类型语音。至于语音训练数据标签的制作,结合汉字发音特征考虑,最终采用音频、对应中文与拼音三要素方式来刻画数据,如示例 1 所示。示例 1 中,单个词被作为语音识别训练模型的基本单元,同时还以数字“1234”代表汉字四种音调方式进行补充,这有助于提高模型训练效率和增加语音识别引擎能力。

示例 1:  
音频:创建网络.wav  
拼音:chuang4 jian4 wang3 luo4  
中文:创建网络

3.1 语音识别模块

语音识别模块是整个潮流仿真语音交互系统能否正确工作的基础和重点,其核心在于语音识别系统声学模型与语言模型的正确构建。

首先,根据建立离线语音系统的需要,采用全序列卷积神经网络 ( Deep Fully Convolutional Neural Network,DFCNN) [11,12] 与连续时序分类 ( Connectionist Temporal Classification, CTC) 模型 [13] 相结合的方式来实现声学建模,以识别“添加母线”的语音命令为例,相应的声学模型结构如图 3 所示。

从图 3 可见,声学模型能够将输入的音频数据

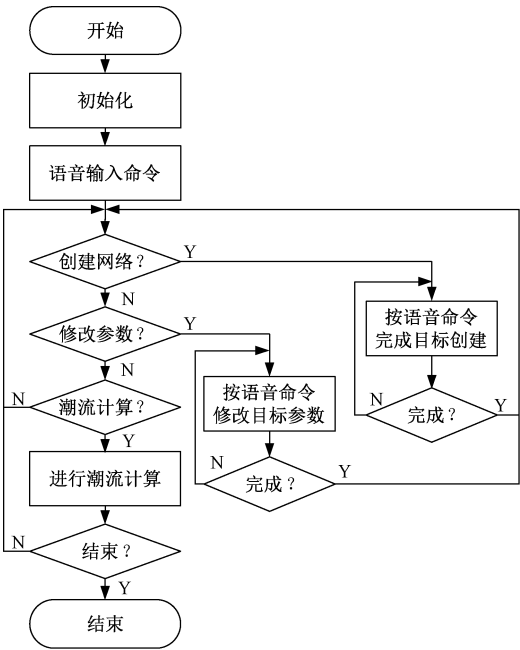


图 2 潮流仿真语音识别交互系统的工作流程  
Fig.2 Workflow of interactive voice recognition system for power flow simulation

当开展潮流仿真时,交互系统将首先进行初始化,以导入训练的语音识别系统。建立仿真数据时,用户可通过语音设备输入“创建网络”的语音命令以及交互系统给出的语音提示内容,完成母线、变压器、负荷等模型数据的输入。而对于已输入但需修改的仿真数据,用户可发出“修改参数”的语音指



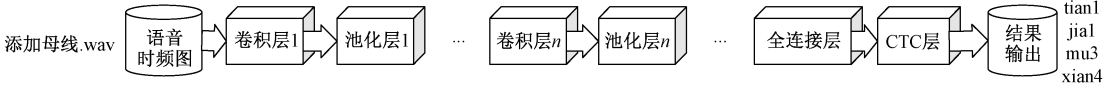


图3 基于 DFCNN-CTC 的声学模型结构

Fig.3 Structure diagram of acoustic model based on DFCNN-CTC

转化为有序的中文拼音输出。它主要由卷积层、池化层、全连接层以及 CTC 层构成。其中卷积层又被称为过滤器或者内核,旨在通过不断移动位置取得语音信号时频图的各种特征;池化层则是通过降低采样操作得到特征空间不变性特征,同时降低网络的参数和计算量<sup>[11]</sup>。相应计算如式(4)和式(5)所示:

$$A^l = \sigma(W^l A^{l-1} + b^l) \quad (4)$$

$$A^{l+1} = f_{\text{pool}}(A^l) \quad (5)$$

式中,  $l$  为层数;  $W^l$ 、 $b^l$  分别为神经网络第  $l$  层权重矩阵与偏置项;  $\sigma$  为卷积层激活函数;  $f_{\text{pool}}$  为池化层池化函数;  $A^l$  为第  $l$  层输出结果。卷积池化,也就是将前一层输出作为下一层输入进行式(4)、式(5)运算的过程。

CTC 是由 Graves 等提出的一种连续时序分类方法,具有解决神经网络输出真实值标签与预测值间不对齐问题,并简化系统建模过程的优点<sup>[13]</sup>。相应计算如式(6)~式(9)所示:

$$G(y_i | x) = \frac{\exp(y_i)}{\sum_{c=1}^C \exp(y_c)} \quad 1 \leq i \leq C \quad (6)$$

$$P(\partial | x) = \prod_{m=1}^M y_{\partial}^m \quad (7)$$

$$P(k | x) = \sum_{\partial \in \Phi(k)} P(\partial | x) \quad (8)$$

$$I(s) = -\ln \prod_{(x,k) \in s} P(k | x) \quad (9)$$

式中,  $x$  为输入 CTC 的语音序列;  $C$  为神经网络的输出总个数;  $y_i$ 、 $y_c$  分别为神经网络的第  $i$  个输出和第  $c$  个输出;  $M$  为输入序列  $x$  的长度;  $\partial$  为生成预测序列路径;  $y_{\partial}^m$  为与输入序列中第  $m$  个输入相对应的概率输出值;  $k$  为神经网络输出的目标值;  $\Phi(k)$  为目标值  $k$  全部路径集合的映射函数;  $s$  为训练数据集; 式(6)表示对给定输入  $x$  时输出为第  $i$  建模单元的后验概率,然后通过累积可得到式(7)预测值对应路径  $\partial$  的概率; 式(8)表示所有路径对应预测值的概率; 式(9)表示 CTC 模型损失函数,通过训练不断降低损失值,可以提高式(8)概率,使得预测值逐渐逼近目标值。

其次,根据 Google 公司提出的一种完全依赖于

自注意力机制建模方法 Transformer<sup>[14,15]</sup>,完成对语言模型的建模,以翻译图3所示的声学建模输出(中文拼音音素)为例,相应的语言模型结构如图4所示。

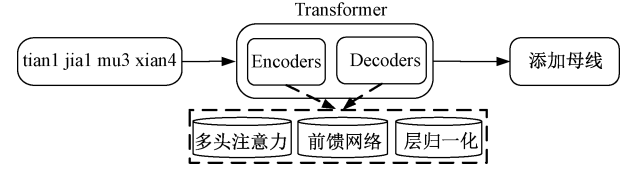


图4 基于 Transformer 的语言模型结构

Fig.4 Structure diagram of language model based on Transformer

从图4可见,语言模型目的是将中文拼音音素翻译成汉字文本输出。它主要包括 Encoders 与 Decoders 两部分,其中前者是对输入语音特征数据进行非线性变换以生成隐状态表示;后者则旨在通过嵌入输出标签方式将隐状态结果转变为文本并输出<sup>[16]</sup>。由于当前输入输出数据为等长情况,因此可认为是一个序列标注任务,所以语言建模仅需要使用 Encoders 模块,它主要由多头注意力机制(Multi-Head Attention, MHA)、前馈神经网络(Feed-forward Neural Network, FNN)以及层归一化(Layer Normalization, LN)三部分构成。相应计算如式(10)~式(14)所示:

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \mathbf{V} \quad (10)$$

$$\text{head}_i = \text{Attention}(\mathbf{Q}\mathbf{B}^{Q_i}, \mathbf{K}\mathbf{B}^{K_i}, \mathbf{V}\mathbf{B}^{V_i}) \quad (11)$$

$$\text{MultiHead}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_n) \mathbf{B} \quad (12)$$

式中,  $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$  为根据外部输入计算得到的权重矩阵;  $\mathbf{B}^{Q_i}$ 、 $\mathbf{B}^{K_i}$ 、 $\mathbf{B}^{V_i}$  分别为第  $i$  个注意力中与  $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{V}$  权重矩阵对应的线性矩阵变换;  $d_k$  为词嵌入维度;  $n$  为注意力个数;  $\text{Attention}$  表示注意力机制运算;  $\text{head}_i$  为第  $i$  个注意力的计算值;  $\text{MultiHead}$  为多个注意力的集合;  $\text{Concat}$  为聚合函数;  $\mathbf{B}$  为多头注意力的权重矩阵。多头注意力机制,也就是将输入信息转换为  $n$  个注意力,然后串联乘以权重矩阵输出的操作。

$$\text{FNN}(h) = \max(0, h\mathbf{W}_1 + \mathbf{b}_1) \mathbf{W}_2 + \mathbf{b}_2 \quad (13)$$

$$LN(h)=\alpha\cdot\frac{h-\delta}{\sqrt{\xi^2+\varepsilon}}+\beta\tag{14}$$

式中, $FNN(h)$ 为前馈神经网络的输出; $h$ 为神经网络的输入; $\boldsymbol{W}_1$ 、 $\boldsymbol{b}_1$ 分别为第1层神经网络的权重矩阵与偏置项, $\boldsymbol{W}_2$ 、 $\boldsymbol{b}_2$ 分别为第2层神经网络的权重矩阵与偏置项; $LN(h)$ 为神经网络归一化运算; $\xi$ 、 $\delta$ 分别为输入矩阵的方差和平均数; $\alpha$ 、 $\beta$ 为超参数; $\varepsilon$ 为无穷小数。

3.2 语音响应模块

语音响应模块主要实现网络创建、参数修改和潮流计算三个功能。

网络创建功能主要通过添加各类模型数据的方式来生成仿真电网。以添加母线数据为例,其语音响应流程如图 5 所示。

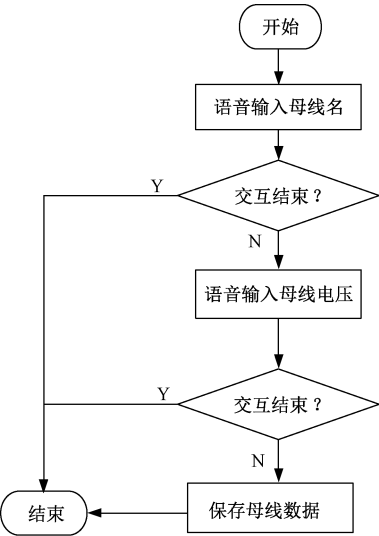


图 5 添加母线数据流程图  
Fig.5 Flow chart of adding bus data

参数修改功能主要用于对已经添加的各类模型数据进行再编辑。以修改负荷参数为例,其语音响应流程如图 6 所示。

潮流计算功能用于对生成的仿真电网进行潮流计算,其语音响应流程如图 7 所示。

由图 5~图 7 可见,各功能实现过程相似。现以修改负荷数据功能为例,结合图 6 对其实现方式进行具体说明。详细语音交互过程如下:

- (1)语音输入待修改的负荷名。
- (2)对输入语音进行识别,若语音识别结果为结束命令,则交互结束;否则,将语音识别结果作为负荷名。
- (3)提示语音输入待修改参数名,并对输入语音进行识别,若语音识别结果为结束命令,则交互结

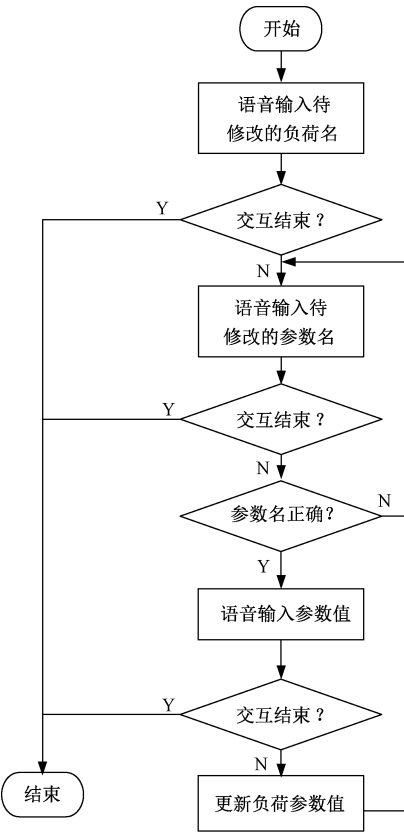


图 6 修改负荷数据流程图  
Fig.6 Flow chart of modifying load data

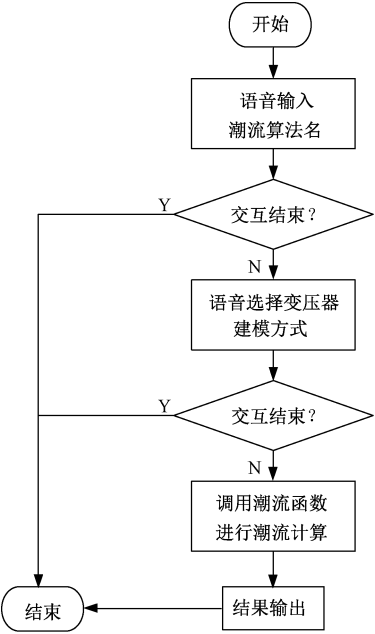


图 7 潮流计算流程图  
Fig.7 Flow chart of power flow calculation

- 束;否则,将语音识别结果作为待修改参数名。
- (4)若语音输入参数名不正确,提示输入参数名不正确,并返回步骤(3)。

(5)提示语音输入参数值,若语音识别结果为结束命令,则交互结束;否则,更新负荷参数值并返回步骤(3)。

4 测试与验证

测试与验证主要包括三点:一是测试潮流命令识别引擎与数值识别引擎在实际应用中的效果;二是测试数值位数对数值识别引擎识别率的影响;三是针对一个实际电力系统,验证上述建立的潮流仿真语音交互系统能否完成预定功能。

4.1 语音识别引擎识别率测试

综合考虑电力系统潮流仿真特点与潮流仿真语音的多样性,对多名人员进行语音数据采集,共采集到约1 450条语音数据,总词量约为 100 个,其中数值类型语音约为 650 条,潮流命令类型语音约为 800 条。所有语音数据都按照 8 : 2 划分为训练集和测试集两部分,使用训练数据对开发的语音交互系统进行训练,使用测试数据对两个语音识别引擎的识别率进行测试(每条语音仅测试 1 次)。结果见表 2 和表 3。

表 2 命令型语音识别结果

Tab.2 Recognition result of imperative voice

项目	甲组	乙组	丙组
词组正确率(%)	90.56	92.60	90.74
词组错误率(%)	9.44	7.40	9.26

表 3 数值型语音识别结果

Tab.3 Recognition result of numerical voice

项目	甲组	乙组	丙组
词组正确率(%)	95.00	95.34	97.67
词组错误率(%)	5.00	4.66	2.33

由表 2、表 3 可知,训练的两个语音识别引擎对词组的识别率都保持 90% 以上,其中数值识别引擎表现更好,识别率达到 95% 左右。由于实际应用中可通过语音多次输入词组,测试表明,潮流仿真中所涉及的各类术语命令、参数数值均能被准确识别。因此,该语音识别系统能够满足潮流仿真对语音识别准确度的要求。

4.2 数值识别引擎识别率与数值位数关系测试

另一方面,数值识别引擎的识别精度也至关重要,直接影响到潮流计算结果,因此有必要进行数值位数与识别引擎识别率关系测试。根据潮流数据特点,提出对 2~6 位五类数值进行测试,其中每类包含 10 个样本,测试结果见表 4。可以看到,随着数值位数增加,系统识别率会不断降低,在 2~5 位时

识别效果表现最好。而结合实际潮流数值数据特点,可发现大多数数值位数不超过 5 位,因此该语音识别引擎能够满足实际精度需要。

表 4 数据位数与识别率关系

Tab.4 Relation between data bits and recognition rate

项目	2 位数	3 位数	4 位数	5 位数	6 位数
识别个数	10	10	9	9	7
错误个数	0	0	1	1	3

4.3 算例验证

如图 8 所示,针对 9 节点电力系统,利用已训练完毕的语音识别交互系统,对潮流数据的语音编辑、语音修改以及潮流计算的语音执行等功能进行测试。结果表明:利用语音识别交互系统,可以不借助键盘和鼠标输入,完全通过语音识别技术来实现仿真算例的搭建及计算。

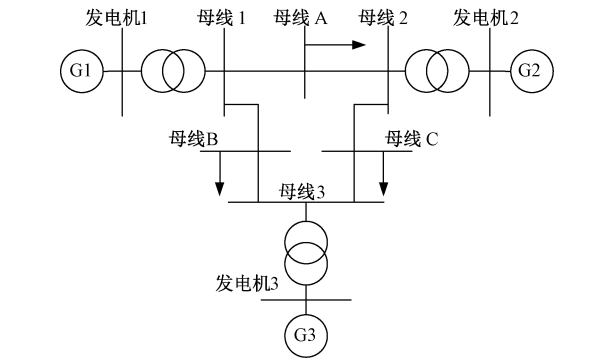


图 8 9 节点系统示意图  
Fig.8 9-node system diagram

5 结论

语音识别技术在电力系统有着广阔的应用场景。本文着重对语音识别融入潮流仿真的方法进行了探讨,设计了潮流仿真语音识别交互系统的架构,尝试运用深度神经网络实现了对语音声学以及语言模型的准确建模,并提出了运用潮流命令识别引擎和数值识别引擎辨识仿真术语的方法,最后对开发的语音识别交互系统进行了测试验证。测试结果表明,采用文中提出的语音识别方法,能够实现潮流数据的正确编辑、潮流仿真的有效控制等功能。这有助于解放潮流仿真人员的手脚,提高仿真工作效率。本文主要研究的是基于语音识别技术的离线潮流仿真。若要将语音识别引入在线潮流仿真,不仅需要考虑能量管理系统中相应应用程序编程接口是否开放的问题,而且需要考虑信息安全等问题,情况复杂。在将来工作中,将针对这个问题进行研究。

## 参考文献 (References):

- [1] 鞠平, 周孝信, 陈维江, 等 (Ju Ping, Zhou Xiaoxin, Chen Weijiang, et al.). “智能电网+”研究综述 (“Smart grid plus” research overview) [J]. 电力自动化设备 (Electric Power Automation Equipment), 2018, 38 (5): 2-11.
- [2] 徐昱, 裴愉涛, 侯伟宏, 等 (Xu Yu, Qiu Yutao, Hou Weihong, et al.). 变电站二次测试中智能语音控制关键技术研究 (Key technologies of intelligent speech control in substation secondary test) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2020, 48 (5): 103-111.
- [3] 闪鑫, 陆晓, 翟明玉, 等 (Shan Xin, Lu Xiao, Zhai Mingyu, et al.). 人工智能应用于电网调控的关键技术分析 (Analysis of key technologies for artificial intelligence applied to power grid dispatch and control) [J]. 电力系统自动化 (Electric Power Automation Equipment), 2019, 43 (1): 49-57.
- [4] Turner L, Scheidler A, Schafer F, et al. Pandapower—An open source Python tool for convenient modeling, analysis and optimization of electric power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33 (6): 6510-6521.
- [5] Schafer F, Braun M. An efficient open-source implementation to compute the Jacobian matrix for the Newton-Raphson power flow algorithm [A]. IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe [C]. Sarajevo, Europe, 2018. 3447-3455.
- [6] 国建宝, 李兴源, 李宽, 等 (Guo Jianbao, Li Xingyuan, Li Kuan, et al.). 电力系统BPA与PSS/E潮流数据转换研究 (Data conversion analysis of power flow data between BPA and PSS/E in power system) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2015, 34 (5): 63-69.
- [7] 戴礼荣, 张仕良, 黄智颖 (Dai Lirong, Zhang Shiliang, Huang Zhiying). 基于深度学习的语音识别技术现状与展望 (Deep learning for speech recognition: Review of state-of-the-arts technologies and prospects) [J]. 数据采集与处理 (Journal of Data Acquisition and Processing), 2017, 32 (2): 221-231.
- [8] 王海坤, 潘嘉, 刘聪 (Wang Haikun, Pan Jia, Liu Cong). 语音识别技术的研究进展与展望 (Research development and forecast of automatic speech recognition technologies) [J]. 电信科学 (Telecommunications Science), 2018, 34 (2): 1-11.
- [9] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. Neural Computation, 2006, 18 (7): 1527-1554.
- [10] Yalda M, Hamid S. Variational relevant sample feature machine: A fully Bayesian approach for embedded feature selection [J]. Neurocomputing, 2017, 241: 181-190.
- [11] Scheidler A, Turner L, Braun M, et al. Heuristic optimization for automated distribution system planning in network integration studies [J]. IET Renewable Power Generation, 2018, 12 (5): 530-538.
- [12] 刘娟宏, 胡彧, 黄鹤宇 (Liu Juanhong, Hu Yu, Huang Heyu). 端到端的深度卷积神经网络语音识别 (End-to-end speech recognition based on deep convolution neural network) [J]. 计算机应用与软件 (Computer Applications and Software), 2020, 37 (4): 192-196.
- [13] 张威, 翟明浩, 黄子龙, 等 (Zhang Wei, Zhai Minghao, Huang Zilong, et al.). SE-MCNN-CTC的中文语音识别声学模型 (Towards end-to-end speech recognition for Chinese mandarin using SE-MCNN-CTC) [J]. 应用声学 (Journal of Applied Acoustics), 2020, 39 (2): 223-230.
- [14] 王明申, 牛斌, 马利 (Wang Mingshen, Niu Bin, Ma Li). 一种基于词级权重的Transformer模型改进方法 (Transformer model improvement method by word-level weights) [J]. 小型微型计算机系统 (Journal of Chinese Computer Systems), 2019, 40 (4): 744-748.
- [15] Vaswani A, Noam S, Niki P, et al. Attention is all you need [A]. Neural Information Processing Systems [C]. Long Beach, USA, 2017. 5998-6008.
- [16] 王侃, 曹开臣, 徐畅, 等 (Wang Kan, Cao Kaichen, Xu Chang, et al.). 基于改进Transformer模型的文本摘要生成方法 (Text abstract generation based on improved Transformer model) [J]. 电讯技术 (Telecommunication Engineering), 2019, 59 (10): 1175-1181.

## Research on voice interaction for power flow simulation of power system

HUANG Miao<sup>1</sup>, CHEN Ren<sup>1</sup>, ZHONG Hao<sup>2</sup>, WANG Qiang-gang<sup>3</sup>, WEN Xu<sup>4</sup>

(1.College of Automation, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2.Hubei Provincial Key Laboratory for Operation and Control of Cascaded Hydropower Station

(Three Gorges University), Yichang 443002, China;3. State Key Laboratory of Power Transmission

Equipment & System Security and New Technology (Chongqing University), Chongqing 400044, China;

4. Southwest Subsection of State Grid, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** At present, with the continuous development of artificial intelligence technology represented by deep learning, the AI technology is gradually penetrating and integrating into some traditional fields such as power system. In order to make human-computer interaction more intelligent in power flow simulation and reduce the repetitive labor in the process of inputting data, calculation and analysis, a method to embed speech recognition technology into power flow simulation is proposed on the basis of speech recognition theory and engineering applications. Firstly, the feasibility of embedding speech recognition technology into existing simulation software is discussed. Secondly, the speech recognition process of power flow simulation and a corresponding implementation method are constructed with Pandapower which is an open-source power system analysis tool. Finally, the simulation results on a test case show that the function of voice editing of power flow data and voice control of power flow calculation can be effectively achieved by the proposed method.

**Key words:** power systems; speech recognition; human-computer interaction; power flow simulation; Pandapower