

## 多轮对话技术及其在电网数据查询中的应用

王凯, 李舟军, 盛文博, 陈舒玮, 王明轩, 刘剑青, 蓝海波, 张锐

### 引用本文

王凯, 李舟军, 盛文博, 陈舒玮, 王明轩, 刘剑青, 蓝海波, 张锐. [多轮对话技术及其在电网数据查询中的应用](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(10): 265-271.

WANG Kai, LI Zhou-jun, SHENG Wen-bo, CHEN Shu-wei, WANG Ming-xuan, LIU Jian-qing, LAN Hai-bo, ZHANG Rui. [Multi-turn Dialogue Technology and Its Application in Power Grid Data Query](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(10): 265-271.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [基于学术知识图谱的辅助创新技术研究](#)

Academic Knowledge Graph-based Research for Auxiliary Innovation Technology  
计算机科学, 2022, 49(5): 194-199. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400195>

### [融合检索与生成的复合对话模型](#)

Compound Conversation Model Combining Retrieval and Generation  
计算机科学, 2021, 48(8): 234-239. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700162>

### [面向任务的基于深度学习的多轮对话系统与技术](#)

Task-oriented Dialogue System and Technology Based on Deep Learning  
计算机科学, 2021, 48(5): 232-238. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600092>

### [基于 BERT 和 BiLSTM 的语义槽填充](#)

Semantic Slot Filling Based on BERT and BiLSTM  
计算机科学, 2021, 48(1): 247-252. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191200088>

### [口语对话系统中对话管理方法研究综述](#)

Review of Dialogue Management Methods in Spoken Dialogue System  
计算机科学, 2015, 42(6): 1-7. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2015.06.001>

# 多轮对话技术及其在电网数据查询中的应用

王凯<sup>1</sup> 李舟军<sup>2</sup> 盛文博<sup>2</sup> 陈舒玮<sup>2</sup> 王明轩<sup>1</sup> 刘剑青<sup>1</sup> 蓝海波<sup>1</sup> 张锐<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 国网冀北电力有限公司 北京 100053

<sup>2</sup> 北京航空航天大学计算机学院 北京 100191

(wang.kai.h@jibei.sgcc.com.cn)

**摘要** 随着信息技术与传统行业的相互融合,使用计算机控制的机器替代人类进行一系列重复、枯燥甚至危险的工作已成为一大趋势。为利用自然语言与计算机进行有效的交互,基于多轮对话技术的人机交互与对话系统应运而生,并已成为当前人工智能与自然语言处理领域的研究热点。电网调控系统中存在大量查询操作,需要调度员手动操作数据管理系统。利用多轮对话技术实现电网数据的智能化查询,可解决现有调度系统操作流程复杂低效的问题,大大提高了调度员对紧急情况的处理速度。文中首先阐述了任务导向型多轮对话系统的基本架构,以及自然语言理解、对话管理、自然语言生成3个模块的功能与相关算法。然后,为满足电网公司对数据智能查询等特定场景的需求,设计并实现了一个多模块级联式的任务导向型多轮对话系统。该系统主要由自然语言理解模块、对话管理模块、自然语言生成模块和知识库4个核心部分组成。电网调度员可使用自然语言的形式向该系统询问其所希望获得的信息,并得到相应的回复。该过程无需键盘和鼠标的操作,大大提高了电网信息查询的快捷性与便利性。

**关键词:** 对话系统;意图识别;槽填充;对话管理;自然语言生成

**中图分类号** TP391

## Multi-turn Dialogue Technology and Its Application in Power Grid Data Query

WANG Kai<sup>1</sup>, LI Zhou-jun<sup>2</sup>, SHENG Wen-bo<sup>2</sup>, CHEN Shu-wei<sup>2</sup>, WANG Ming-xuan<sup>1</sup>, LIU Jian-qing<sup>1</sup>, LAN Hai-bo<sup>1</sup> and ZHANG Rui<sup>1</sup>

<sup>1</sup> State Grid Jibei Electric Company Limited, Beijing 100053, China

<sup>2</sup> School of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China

**Abstract** With the integration of information technology and traditional industries, it has become a trend to use computer-controlled machines instead of humans to perform repetitive, boring and even dangerous tasks. In order to effectively interact with computers in natural language, human-computer interaction and dialogue systems based on multi-turn dialogue technology have become a research hotspot in the field of artificial intelligence and natural language processing. In the grid control system, the dispatcher needs to do a large number of query operations manually. To reduce the complexity of existing dispatching system and improve the speed of emergency handling of dispatchers, multi-turn dialogue technology can be applied to realize intelligent voice query of power grid data. This paper first describes the basic architecture of the task-oriented multi-turn dialogue system, including functions and related algorithms of its three modules: natural language understanding, dialogue management, and natural language generation. Next, in order to meet the demand of power grid companies for specific scenarios such as intelligent data queries, this paper designs and implements a multi-module task-oriented multi-turn dialogue system which consists of natural language understanding module, dialogue management module, natural language generation module and knowledge base as core modules. The grid dispatcher can ask the system questions and get answers in the form of natural language. This process does not require keyboard or mouse operations, which greatly improves the rapidity and convenience of the grid information query.

**Keywords** Dialogue system, Intention recognition, Slot filling, Dialogue management, Natural language generation

到稿日期:2020-06-15 返修日期:2021-12-24

基金项目:国家自然科学基金(U1636211,61672081);软件开发环境国家重点实验室课题(SKLSDE-2019ZX-17);国网人工智能技术在调控运行全过程安全管控中的应用研究(520101180044)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(U1636211,61672081), Fund of the State Key Laboratory of Software Development Environment(SKLSDE-2019ZX-17) and Research on the Application of Artificial Intelligence in the Safety Control of the Whole Process of Regulation and Operation in State Grid(520101180044).

通信作者:李舟军(lizj@buaa.edu.cn)

## 1 引言

随着信息技术与传统行业的相互融合,计算机技术深刻地影响着人类的日常生活和生产活动。对于个人而言,人们足不出户就能在网上完成购物、订票、信息查询等一系列事务,生活变得更加便捷和丰富。对于工业界而言,使用计算机控制的机器替代人类进行一系列重复、枯燥甚至危险的工作已成为一大趋势。这不仅能将人类从简单的体力劳动中解放出来,还可大大降低企业的人工成本。人与人之间通过自然语言交流,对于人类来说是非常简单的事情。如果人和计算机之间也能通过自然语言进行交互,这将极大地改善用户体验,提高工作效率,也能降低工人的培训成本与技术门槛。基于这种迫切的需求,对话系统(Dialogue System)应运而生,并已成为当前人工智能与自然语言处理领域的研究热点。

Turing 于 1950 年提出了著名的图灵测试(Turing Test)<sup>[1]</sup>。图灵测试可用来判断某个对话系统是否能够表现出与人等价或者无法区分的智能。受此启发,研究者们相继研发出了一系列最早期的对话系统,如 Weizenbaum<sup>[2]</sup>开发的 ELIZA 系统与 Wallace<sup>[3]</sup>开发的 ALICE 系统。对话系统一般可分为任务型导向对话系统、问答系统和闲聊型对话系统 3 种类型<sup>[4]</sup>。任务导向型对话系统包括 Gale 等<sup>[5]</sup>开发的用于航班信息查询的 DELPHI 系统,Zue 等<sup>[6]</sup>开发的地理和导航信息帮助系统 VOYAGER 等,其以协助用户完成某种特定的任务为目的。问答系统包括 IBM 公司开发的 Watson<sup>[7]</sup>等,这类系统可以根据用户提问从数据中生成答案。闲聊型对话系统包括情感陪护机器人和微软的“微软小冰”,它们可以模拟人的聊天行为,根据不同的上下文语境提供合理、相关、有趣、个性化的回复,使得用户可以与系统进行正常的对话。

电网系统中经常会有一些突发的告警或事故,此时调度员需要在电网管理系统中查询对应的信息,以确定问题的解决方案。电网管理系统的查询需要选择查询的类型,并且以表单的形式填写查询所需的参数。这样的查询过程通常需要大量的鼠标与键盘操作,耗时较长,便利性较差,严重制约了电网系统对突发情况的响应速度。

本文利用任务导向型多轮对话技术,结合电网调控系统的实际应用需求,构建了一个电网数据查询系统。第 2 节介绍了任务导向型多轮对话系统的基本结构,包括自然语言理解、对话管理、自然语言生成等模块,并介绍了各个模块的功能和常用技术;第 3 节分析了系统的需求,包括意图和槽的设计,确定了系统设计的原则和侧重点;第 4 节详细介绍了系统的模块构成和各个模块的设计、算法和实现。第 5 节介绍了系统的开发环境、部署和实际效果。

## 2 任务导向型多轮对话系统概述

本文主要关注任务导向型多轮对话系统。当前任务导向型多轮对话系统的实现主要有模块级联方法和端到端方法两种。

多模块级联方法也称流水线式方法,如图 1 所示,该方法一般将系统分成语音识别(Automatic Speech Recognition,

ASR)、自然语言理解(Natural Language Understanding, NLU)、对话管理(Dialogue Management, DM)、自然语言生成(Natural Language Generation, NLG)、语音合成(Text to Speech, TTS)5 个模块<sup>[8]</sup>。其中,自然语言理解、对话管理、自然语言生成 3 个模块是最主要的模块。

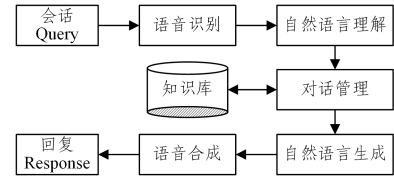


图 1 多模块级联式对话系统结构

Fig. 1 Structure of multi-module-cascade dialogue system

自然语言理解的主要任务是解析用户的自然语言语句,进行用户意图识别(User Intent Detection)以及语义槽填充(Semantic Slot Filling),将用户输入的自然语言信息解析为结构化数据。目前研究人员一般把意图识别看作文本分类问题,把槽填充看作序列标注问题。早期的自然语言理解<sup>[3,9-11]</sup>主要依靠人工制定的规则,优点是不需要训练数据,系统更加稳定可控,但是泛用性差,基本无法跨领域使用。近期,研究人员开始引入基于深度学习的方法,在意图识别<sup>[12-15]</sup>和槽填充<sup>[16-17]</sup>的问题上均有较大进展。此外,还有一些研究人员提出了同时进行意图识别和槽填充的联合学习模型<sup>[18-20]</sup>。基于深度学习的方法泛用性更强,降低了人工编辑和管理规则的成本,但是需要大量训练数据,在标注数据缺乏的场景下很难发挥有效的作用。

对话管理模块将自然语言理解模块提取到的用户意图和语义槽作为输入,参考历史的对话信息和领域知识,分析获得对话的语义表达,并据此选择本轮的回复策略。对话管理模块主要包括状态追踪与对话策略选择两个部分。状态追踪部分负责维护多轮对话的状态,保存历史对话的意图、语义槽以及其他相关信息;对话策略选择部分根据当前轮对话的输入、与知识库的交互结果、历史对话状态三者,综合得到新的对话状态,生成对话策略。对话策略作为对话管理模块的输出,控制回复生成模块产生对用户的回复语句。对话管理技术包括早期的有限自动机(Finite State Machine)技术<sup>[21]</sup>、基于表单(Form-based)的对话管理<sup>[22]</sup>、基于事务(Agenda-based)的对话管理<sup>[23]</sup>、基于计划(Plan-based)的对话管理<sup>[24]</sup>、基于框架(Framed-based)的对话管理<sup>[25]</sup>等方法。

自然语言生成模块接收对话管理模块输出的对话策略和当前对话状态,并据此生成自然语言形式的回复语句。在多模块级联式任务型多轮对话系统中,该模块一般采用数据到文本的生成方法,由内容规划、句子规划、表层生成 3 个部分组成<sup>[26]</sup>。内容规划的主要目的是确定自然语言要表达的内容,句子规划的目的是进一步确定回复句子的组织结构和词语,表层生成的目的是在前两个步骤的基础上生成最终的自然语言回复语句。当前自然语言生成的主要方法有基于规则<sup>[27]</sup>的方法、基于语料库(Corpus-based)<sup>[28]</sup>的方法、基于深度学习技术<sup>[29-30]</sup>的方法等。

随着深度学习的发展,部分研究人员采用基于深度神经

网络的端到端<sup>[9]</sup>方法,使用一个统一的模型来处理用户的输入并生成系统输出,理论上可以提高对话系统的鲁棒性,但是往往需要大量数据进行训练。

### 3 需求分析

针对电网调控操作员对电网、线路、变压器等各种设备的数据查询的需求,本文开发了一个基于多轮对话技术的电网数据查询系统。表1列出了该系统的意图和槽类型以及语句样例。

表1 系统的意图和槽设计及样例

Table 1 Design and samples of system's intentions and slots

Intention	Slots	Sample
查询电网负荷	地区、时间、口径、数据类型	查询上周二唐山最大地市口径全网机端电力负荷
查询变压器负荷	时间、变电站名、变压器编号、调度归属、数据类型	昨日华北沽源变电站2号变压器最大电量是多少
查询线路负荷	时间、线路名称、调度归属、数据类型	查询上周线路电力负荷
查询电网发电规模	地区、时间、数据类型、统计范围、口径	上周冀北一体化统调抽水水电发电电力有多少
查询变压器规格	变电站名、变压器编号、调度归属	查询华北沽源变电站1号变压器绕组个数

电网数据查询的应用场景具有以下几个特征:

**用词专业:**电网数据查询的语句包含了大量电网领域专业名词、地名设备名等专有名词、变压器编号等编号类名词,此类专业性较强的用词提高了槽识别对词典的依赖性,同时对槽识别的精度依然提出了更高的要求。

**表达精准:**由于操作员的专业性较强,工作时追求提高效率,因此语言相对精准、简洁,这就降低了槽识别和意图识别的难度,使得基于模板的方法更有优势,同时精准简洁的表达简化了多轮对话的逻辑,使对话管理模块不需要使用复杂的模型和控制逻辑。

**信息集中:**在多数情况下,操作员会直接给出全部的查询条件,因此会在一轮对话中涉及多个语义槽的识别,且各个槽有可能直接相连,没有明显的分界,这对槽识别来说是一个挑战。

针对以上电网数据查询场景的特点,本系统选择以基于模板的方法为主、深度神经网络方法为辅的槽识别和意图识别算法,构建包含了专业名词、场站信息、线路信息、设备信息及其关联关系的知识库,使用基于既定策略的对话管理模块和基于模板的自然语言生成模块来完成该数据查询系统的设计和实现。

### 4 系统设计

电网数据查询系统的总体框架如图2所示。电网数据查询系统包括5个模块,即自然语言理解模块、对话管理模块、自然语言生成模块、知识库模块以及对外接口模块。当用户访问电网数据查询系统的用户界面时,系统前端将用户的输入发送给系统的对外接口模块,对外接口模块解析出数据中的输入语句之后,交付给自然语言理解模块处理。自然语言理解模块对用户的输入进行意图识别和槽填充,得到语句的意图和对应的槽值。对话管理模块根据当前语句包含的用户

意图和槽值以及上一轮的对话状态,使用有限状态机更新对话的状态,通过对外接口模块完成必要的数据库查询操作并据此选择回复策略。自然语言生成模块根据回复策略和当前对话状态选择回复模板生成对用户的回复,并传递给对外接口模块,将回复封装好后发送给系统前端,最终呈现给用户。知识库模块管理相关的领域知识,并在整个处理流程中提供领域知识支持。下面将对前4个核心模块进行详细介绍。

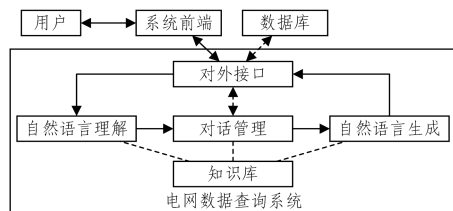


图2 系统的总体框架

Fig. 2 Overall framework of system

#### 4.1 自然语言理解模块

自然语言理解模块的主要任务是对用户的输入语句进行意图识别和槽填充,例如当用户输入“昨日华北沽源变电站2号变压器的最大电量是多少”时,用户的意图为“查询变压器负荷”,语句中包含的槽有:地区(华北)、时间(昨日)、变电站(沽源)、变压器编号(2号)、数据类型(最大电量),自然语言理解模块需要将语句的意图和槽识别出来。

本系统使用基于规则的方法和基于模型的方法来完成意图识别和槽填充任务,先使用基于规则的方法对语句进行意图识别和槽填充,如果基于规则的方法无法识别出意图和槽,则使用基于模型的方法对语句分别进行意图识别和槽填充操作,其中模型使用人工编写的对话语料训练。自然语言理解模块的处理流程如图3所示。

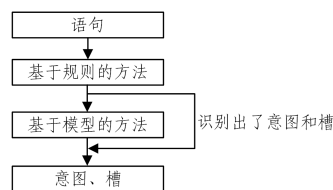


图3 自然语言理解模块处理流程

Fig. 3 Processing flow of NLU module

##### 4.1.1 基于规则的方法

基于规则的方法采用匹配正则模板的方式直接从语句中提取槽值并得出语句的意图,每个模板都被人工赋予了一个优先级。当语句与多个正则模板匹配时,将选取其中优先级最高的模板对语句进行处理。

**槽填充:**输入的语句首先根据知识库的属性别名进行槽值预标注,为每个词语标记可能的槽类型,再根据正则模板对预标注结果进行筛选、修正、总结,并在知识库中获取各个实体属性的标准名称,获得最终的槽填充结果。例如对于输入语句“昨日华北沽源变电站2号变压器的最大电量是多少”,预标注结果为“昨日<时间>华北<地区>沽源变电站<变电站名>2号变压器<变压器编号>的最大电量<数据类型>是多少”,槽填充结果为“时间:昨天”“地区:华北”“变电站名:沽源”“变压器编号:2号”“数据类型:最大电量”,使用的模板为

“<槽值> || <槽类型> : <槽值标准名>”。

意图识别:使用正则模板对预标注后的输入语句进行匹配,取优先级最高的结果作为意图识别结果。正则模板中包含槽类型通配符,可以通配同类型的所有槽值文本。例如对于输入语句“昨日华北沽源变电站2号变压器的最大电量是多少”,识别的意图为“查询变压器负荷”,使用的模板为“<变压器编号>\S\*<数据类型>是多少 || 查询变压器负荷 || 0.9”。

具体的识别过程如图4所示。

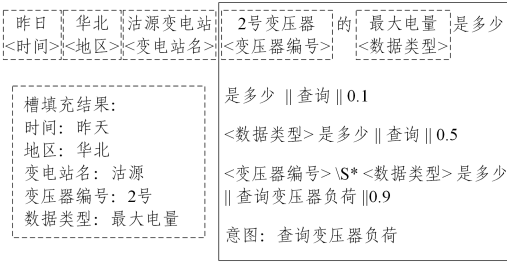


图4 基于模板的槽填充和意图识别

Fig. 4 Template-based slot filling and intention recognition

#### 4.1.2 基于模型的槽填充方法

本文使用Huang等提出的Bi-LSTM-CRF模型<sup>[17]</sup>完成槽填充任务,该模型由Bi-LSTM(Bidirectional Long Short-Term Memory)和CRF(Conditional Random Field)层组成,模型的结构如图5所示。

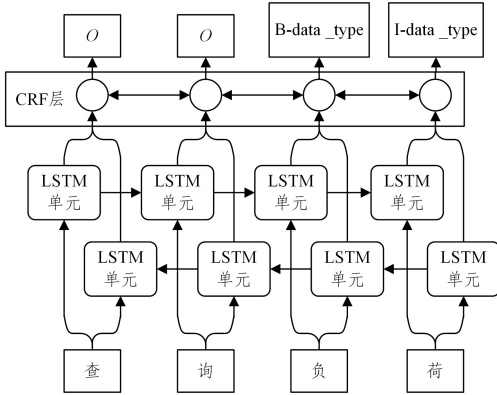


图5 用于槽填充的Bi-LSTM-CRF模型

Fig. 5 Bi-LSTM-CRF model for slot filling

Bi-LSTM使用两个方向相反的LSTM<sup>[31]</sup>层,LSTM模型的计算式如下:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (4)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (6)$$

设前向LSTM层的输出为 $h_{forward1}, h_{forward2}, \dots, h_{forward t}$ ,后向LSTM层的输出为 $h_{backward1}, h_{backward2}, \dots, h_{backward t}$ ,模型将序列号相同的前向层和后向层的输出进行拼接得到 $h_1, h_2, \dots, h_t$ 。将拼接后的输出输入CRF层,使用CRF层计算各个输出标签序列的分数,输出分数最高的标签序列。

#### 4.1.3 基于模型的意图识别方法

本文使用Liu等提出的基于注意力的编码-解码联合学习模型<sup>[15]</sup>来完成意图识别任务,模型的具体结构如图6所示。该模型是一种意图识别和槽填充联合模型,本文的训练过程是对这两个任务进行联合训练,而预测时只取其意图识别的结果。

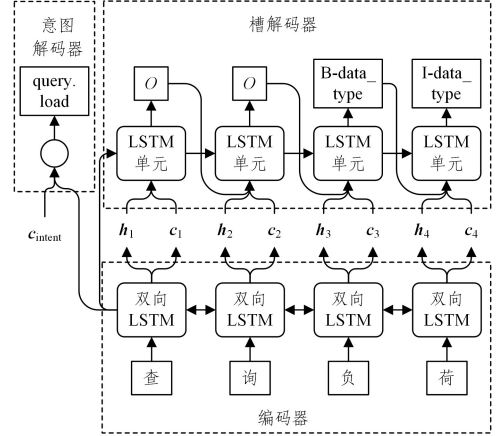


图6 基于注意力的编码-解码联合学习模型

Fig. 6 Attention-based encoder-decoder joint learning model

该模型的编码器使用双向LSTM模型,设序列长为 $t$ ,双向LSTM模型前向的输出序列为 $h_{forward1}, h_{forward2}, \dots, h_{forward t}$ ,后向的输出序列为 $h_{backward1}, h_{backward2}, \dots, h_{backward t}$ ,则使用 $h_i = [h_{forward i}, h_{backward i}]$ ,即前向最后输出与后向最后输出的拼接值,作为编码阶段的输出。解码阶段,意图识别任务使用 $h_i$ 经过全连接层、softmax归一化得到意图的概率分布,输出最大概率对应的意图标签,使用交叉熵计算损失。槽填充的部分使用LSTM模型作为解码器,该LSTM模型使用 $h_i$ 进行初始化,每个输入为3个向量的拼接值,即 $[slot, h_i, c_i]$ ,其中 $slot$ 表示前一个输入对应的槽标记的编码向量, $h_i$ 为编码阶段序列号为 $i$ 的输出, $c_i$ 是使用注意力机制得到的上下文向量, $c_i$ 的计算式<sup>[17]</sup>如下:

$$c_i = \sum_{j=1}^t \alpha_{i,j} h_j \quad (7)$$

$$\alpha_{i,j} = \frac{\exp(e_{i,j})}{\sum_{k=1}^t \exp(e_{i,k})} \quad (8)$$

$$e_{i,k} = g(s_{i-1}, h_k) = w^T \tanh(Ws_{i-1} + Vh_k + b) \quad (9)$$

其中, $s_{i-1}$ 为解码的LSTM模型的第 $i-1$ 个状态, $s_0$ 等于 $h_i$ , $g$ 为普通的前馈神经网络(Feedforward Neural Network), $w, W, V, b$ 均为其参数。槽填充部分也使用全连接层对输出进行维度变化,使用softmax归一化为概率分布,使用交叉熵计算损失,整体模型的损失为意图识别和槽填充两部分的损失之和。

#### 4.2 对话管理模块

由于电网数据查询系统的主要任务是根据用户的需求查询各种电网数据,因此系统采用基于表单的对话管理方法。每个意图都有一张对应的表单,表单中的各项是该意图所对应的槽类型,每个意图对应的表单中所需的槽值记录在知识库中。在多轮对话中,对话系统将识别出的槽值填入对应表项直至填满表单。当表单不满时,将采用追问用户槽值的

对话策略;当表单已经填满时,系统将根据表单和用户意图调用对外接口模块,向外部数据库查询所需要的各种数据,并将回复策略和用户查询的数据交付给下一个模块即对话生成模块处理。

对话管理模块采用有限状态自动机的方法进行对话状态的更新和回复策略的生成,对话状态的设计和说明如表 2 所列,状态转移事件的设计和说明如表 3 所列。对话状态中,INIT 表示初始状态,此时系统没有识别到用户的意图;PROCEED 表示系统已经获取到用户的意图但是意图的对应表单没有填满,需要进一步对话以获取槽值;OVER 表示意图的对应表单已经填满,不需要再和用户对话,可以根据表单调用数据库模块,查询用户所需要的数据。

表 2 对话状态的设计  
Table 2 Dialogue states

State	Description
INIT	对话的初始状态,意图和对应表单为空
PROCEED	已知用户意图且意图对应表单未填满
OVER	已知用户意图且意图对应表单已填满

表 3 事件的设计  
Table 3 Events

Event	Description
E1	自然语言理解模块没有识别到意图
E2	自然语言理解模块识别到意图
E3	意图发生改变
E4	自然语言理解模块输出了部分剩余表项的值
E5	自然语言理解模块输出了所有剩余表项的值
E6	根据意图和对应表单查询数据

对话管理模块的对话状态转移图如图 7 所示,初始状态为 INIT。初始时刻,对话状态为 INIT,此时系统没有识别到用户的意图,意图对应的表单为空。当用户自然语言理解模块识别出输入语句的意图时,记录意图并选择意图对应的表单,状态变为 PROCEED,否则继续保持 INIT 状态。PROCEED 状态下,如果当前语句意图不变且语句中的槽值能够填满表格中的剩余表项,则状态变为 OVER,若不能填满则状态保持为 PROCEED;如果当前语句和上一轮对话相比,意图发生了改变,则改变意图及对应的表单,状态保持为 PROCEED。OVER 状态下,系统调用数据库模块根据表单及意图查询所需数据,完成后状态变回为 INIT。

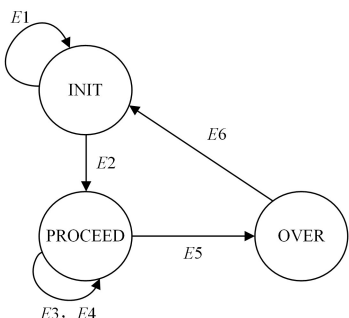


图 7 对话状态转移图

Fig. 7 Dialogue state transition diagram

对话管理模块将综合更新后的对话状态、用户意图及对应的表单生成对话策略,例如,当用户意图为空,即对话状态

为 INIT 时,采用的对话策略为询问用户的意图;当用户的意图已知但表单未填满,即对话状态为 PROCEED 时,此时需要与用户继续对话以填满表单,因此采用的对话策略为追问用户未填的槽值;当用户的意图已知且表单已经填满,即对话策略为 OVER 时,此时查询数据所需要的条件已经满足,因此采用的对话策略为查询并输出用户的查询数据。

### 4.3 自然语言生成模块

电网数据查询系统的自然语言生成模块采用基于规则的方法,使用人工设计的回复模板生成回复语句。自然语言生成模块在初始化时调用数据库模块,读取回复模板,当接收到对话管理模块的输出时,自然语言生成模块将根据对话策略选用模板生成回复语句,模板的样例如表 4 所列。

表 4 回复模板的样例

Table 4 Samples of NLU templates

Template Name	Template
询问意图	请问您想查询什么数据?
追问时间槽槽值	请问您要查询的时间是?
输出查询结果	\$ {attr. key} 是 \$ {attr. value_list}

回复模板有固定模板和可变模板两种,表 4 中的询问意图模板和追问时间槽槽值模板均属于固定模板。固定模板的输出只有固定的一句话,不能按照需求进行改变,而输出查询结果模板属于可变模板,可变模板可以根据输出的不同要求,使用替换的方式实现多种输出。输出查询结果模板在输出时,自然语言生成模块将使用具体的值替换 \$ {attr. key} 字段和 \$ {value} 字段,实现输出语句的变化。例如,当回复“线路最大负荷电力时”,模块将使用“最大负荷电力”替换 \$ {attr. key} 字段,使用查询到的最大负荷电力的值代替 \$ {attr. value\_list} 字段,实现回复的生成。

### 4.4 知识库

针对电网领域的专业知识,本文从电网数据库中场站、设备表和电网专业词典等数据源抽取、整理、归纳了电网领域知识库,用于自然语言理解的预标注和对话管理模块的对话策略选择。知识库包括线路、变电站、变压器、发电站、发电机和地区统计数据等设备/数据实体,每个设备/数据实体标注了标准名称和别名,以及关联的各个属性实体,属性实体包括所有与语义槽有关的属性及其取值和别名。知识库的部分结构如图 8 所示。

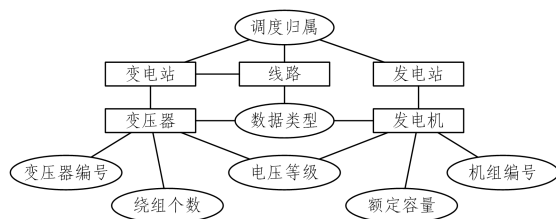


图 8 知识库结构

Fig. 8 Structure of knowledge base

## 5 系统实现

电网数据查询系统使用 IDEA 工具及 Java 语言编写,使用 Spring 框架搭建后端服务部分,使用 MongoDB 搭建数据库,使用 Python 语言和 TensorFlow 库训练模型,训练完毕后

将模型导出为 pb 格式的文件以供电网数据查询系统调用。

电网数据查询系统对外提供 HTTP 接口,系统被打包为 WAR 格式,可以部署在任意的 Java Servlet 容器中。

电网数据查询系统的效果如图 9—图 11 所示,其中图 9 给出了查询线路负荷的对话样例,图 10 给出了查询变压器规格的对话样例,图 11 给出了查询变压器负荷的对话样例。

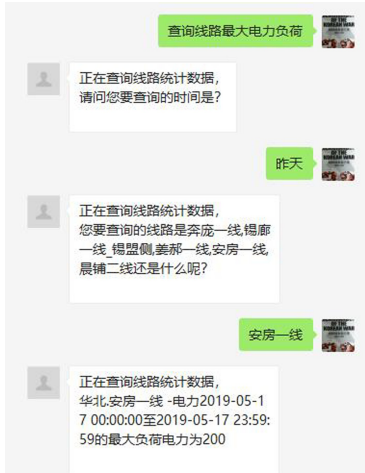


图 9 查询线路负荷样例

Fig. 9 Dialogue samples of query power line load intent

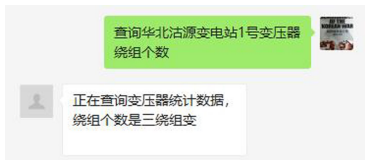


图 10 查询变压器规格样例

Fig. 10 Dialogue samples of query transformer parameters intent

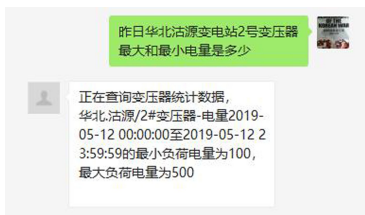


图 11 查询变压器负荷样例

Fig. 11 Dialogue samples of query transformer load intent

**结束语** 任务导向型对话系统针对某一特定的行业或领域,可以根据用户的明确目的,代替或辅助用户完成一定的任务。针对电网管理系统的查询需要大量的鼠标与键盘操作、耗时较长、便利性较差的问题,本文构建了一个基于多轮对话技术的电网数据查询系统。该系统是一个任务导向型对话系统,调度员可使用自然语言的形式向该系统询问其所希望获得的信息,并得到同样为自然语言形式的回答。这样的过程无需键盘和鼠标的操作,大大提高了电网信息查询的快捷性与便利性。

## 参考文献

[1] TURING A M. Computing machinery and intelligence[J]. Mind, 1950, 59(236): 433-460.

[2] WEIZENBAUM J. ELIZA—A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine[J]. Communications of the ACM, 1983, 9(1): 36-45.

[3] WALLACE R S. The Anatomy of A. L. I. C. E[EB/OL]. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4020-6710-5\\_13](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4020-6710-5_13).

[4] YAN Z. Research on the Key Technologies of Customizable Knowledge-Based Chatbots [D]. Beijing: Beihang University, 2018.

[5] GALE W A, CHURCH K W, YAROWSKY D. One sense per discourse[C]//Proceedings of the workshop on Speech and Natural Language. 1992; 233-237.

[6] ZUE V, GLASS J, GOODINE D, et al. Preliminary Evaluation of the VOYAGER Spoken Language System[C]//Workshop on Speech & Natural Language. Association for Computational Linguistics, 1989; 160-167.

[7] FERRUCCI D, BROWN E, CHU-CARROLL J, et al. Building Watson: An overview of the DeepQA project[J]. AI Magazine, 2010, 31(3): 59-79.

[8] LI R. Research of natural dialogue system for smart internet [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2017.

[9] LUONG M T, LE Q V, SUTSKEVER I, et al. Multi-task Sequence to Sequence Learning[J]. arXiv: 1511.06114, 2015.

[10] AUST H, OERDER M, SEIDE F, et al. A spoken language inquiry system for automatic train timetable information[J]. Philips Journal of Research, 1995, 49(4): 399-418.

[11] WARD W, ISSAR S. Recent Improvements in the CMU Spoken Language Understanding System [C]//Proceedings of the Workshop on Human Language Technology. New Jersey, USA, 1994; 213-216.

[12] KIM Y. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification[J]. arXiv: 1408.5882, 2014.

[13] HASHEMI H B, ASIAEE A, KRAFT R. Query intent detection using convolutional neural networks[C]//International Conference on Web Search and Data Mining, Workshop on Query Understanding. 2016.

[14] TUR G, DENG L, HAKKANITÜR D, et al. Towards deeper understanding: Deep convex networks for semantic utterance classification[C]//IEEE International Conference on Acoustics, IEEE, 2012; 5045-5048.

[15] LIU P, QIU X, HUANG X. Recurrent Neural Network for Text Classification with Multi-Task Learning[J]. arXiv: 1605.05101, 2016.

[16] GRAVES A, MOHAMED A R, HINTON G. Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks[J/OL]. ICASSP, 2013; 6645-6649. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6638947/>.

[17] HUANG Z, XU W, YU K. Bidirectional LSTM-CRF Models for Sequence Tagging[J]. arXiv: 1508.01991, 2015.

[18] LIU B, LANE I. Attention-Based Recurrent Neural Network Models for Joint Intent Detection and Slot Filling[J]. arXiv: 1609.01454, 2016.

- [19] XU P, SARIKAYA R. Convolutional neural network based triangular CRF for joint intent detection and slot filling[C]// 2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding. IEEE, 2014; 78-83.
- [20] GUO D Z, TUR G, YIH W T, et al. Joint semantic utterance classification and slot filling with recursive neural networks [C]// 2014 IEEE Spoken Language Technology Workshop (SLT). IEEE, 2015; 554-559.
- [21] BELLIK Y, TEIL D. A multimodal dialogue controller for multimodal user interface management system application: a multimodal window manager[C]// Interact 93 & Chi 93 Conference Companion on Human Factors in Computing Systems. ACM, 1993; 93-94.
- [22] GODDEAU D, MENG H M, POLIFRONI J, et al. A form-based dialogue manager for spoken language applications[C]// International Conference on Spoken Language. IEEE, 1996; 701-704.
- [23] TURUNEN M, HAKULINEN J. Agent-based adaptive interaction and dialogue management architecture for speech applications[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2001, 2166: 357-364.
- [24] ARDISSONO L, BOELLA G, LESMO L. A plan-based agent architecture for interpreting natural language dialogue[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2000, 52(4): 583-635.
- [25] YAN Y, TIAN H F, BO D, et al. Research and Implementation of the Frame-based Dialogue Management Model[J]. Computer Engineering, 2005, 31(13): 212-214.
- [26] ZHANG J H, CHEN J J. Summarization of natural language generation[J/OL]. Application Research of Computers. [http://en.cnki.com.cn/Article\\_en/CJFDTOTAL-JSYJ200608000.htm](http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTOTAL-JSYJ200608000.htm).
- [27] MIRKOVIĆ D, CAVEDON L. Dialogue Management Using Scripts; US, EP1891625B1 [P]. 2011-02-16 [2022-07-22]. <https://www.freepatentsonline.com/8041570.html>.
- [28] ALICE H, RUDNICKY, ALEXANDER I. Stochastic natural language generation for spoken dialog systems [J]. Comput Speech Lang, 2002, 16(3): 387-407.
- [29] WEN T H, GASIC M, MRKŠIĆ N, et al. Semantically Conditioned LSTM-based Natural Language Generation for Spoken Dialogue Systems[C]// Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2015: 1711-1721.
- [30] TANG J, YANG Y, CARTON S, et al. Context-aware Natural Language Generation with Recurrent Neural Networks[J]. arXiv:1611.0900, 2016.
- [31] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.



**WANG Kai**, born in 1990, postgraduate. His main research interests include power system operational optimization and control and application of artificial intelligence in power system operation.



**LI Zhou-jun**, born in 1963, Ph.D. professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include data mining, natural language processing, network and information security.

(责任编辑:何杨)