

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.02.040

结合知识库与自然语言处理的机器人交互式问答算法

魏磊

(南方电网数字平台科技(广东)有限公司,广东 深圳 518102)

摘 要: 机器人交互式问答算法在将符号化词语转化为语义向量时,源问题无法与上下文答案匹配,问答结果中的 A 值不稳定。为此,设计了结合知识库与自然语言处理的机器人交互式问答算法。将知识图谱中的头实体、关系、尾实体,映射到低维分布式空间中,建立机器人交互式问答知识库档案。通过自然语言处理,在知识档案中使离散符号化的词语形成具有语义信息的向量,并根据自然语言省略句法关系,补全机器人交互式问答信息。将补全信息后的源问题输入到知识库档案中,匹配机器人交互式问答上下文答案语义,从而实现机器人交互准确问答。实验结果表明:该方法在 All、Yes/No、Other、Number 等条件下,A 值均在 66% 以上,能够从知识库中检索出与用户问题最匹配的答案。

关键词: 知识库;自然语言处理;机器人;交互式;问答算法

中图分类号: TP391.1 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2026)02-0210-06

Robot Interactive Q&A Algorithm Combining Knowledge Base and Natural Language Processing

WEI Lei

(China Southern Power Grid Digital Platform Technology Company, Shenzhen 518102, China)

Abstract: To improve the unstable A value in question answering result caused by failure in matching the source question with the contextual answer when robot interactive question answering algorithm converting symbolic words into semantic vectors, a robot interactive question answering algorithm combining knowledge base and natural language processing is designed. The head entities, relationships, and tail entities in the knowledge graph are mapped to a low dimensional distributed space to build a robot interactive question and answer knowledge base archive. Through natural language processing, the discretized and symbolized words are formed into vectors with semantic information in the knowledge archive, and syntactic relationships are omitted based on natural language to complete the robot interactive question and answer information. The source question of completed information is input into the knowledge base archive to match the semantic answers of the robot interactive question and answer context, achieving accurate robot interactive question and answer. The experimental results show that under conditions such as All, Yes/No, Other, Number, etc., the A value of the designed method is above 66%, which can retrieve the answer best matching the user's question from the knowledge base.

Keywords: knowledge base; natural language processing; robot; interactive; Q&A algorithm

0 引言

机器人交互式问答是机器人通过语言处理,理解用户问题或指令,给出相应回答的过程。交互式问答包括语音形式、文本形式,它使用户更加自然、便捷地完成问答交互任务^[1]。如用户提问时,语句不通顺、表达含有歧义,则机器人无法获取关键词,可能难以理解用户的意图,无法给出准确的回答。针对此类问题,科技人员研发了多种问答算法。

周抒等^[2]提出了一种多粒度多注意力交互匹

配网络模型的机器人交互式问答算法,在多注意力交互匹配网络模型中的预处理层、表示层、注意力交互层等,对问答对话进行信息匹配,通过对深度语境建模,实现机器人交互式问答。然而,用户输入信息存在歧义或错误,导致问答结果不准确。蒋锐等^[3]提出了一种面向中文自动问答的机器人交互式问答算法,利用互注意力交互模块和自注意力交互模块,将问题与答案的每个字符设定为固定长度的向量并嵌入到矩阵中,得到与问题相关的语义特征,从而给出相应的答案。然而,该方法无法准确地识别表达方式、语法结构、词汇选择

基金项目: 2023 年南方电网数字平台科技(广东)有限公司供应链智能在线文本应答及智能知识管理建设项目(0053422024030102GY00021)

作者简介: 魏磊(1984—)男,湖南岳阳人,工程师,本科,研究方向为信息化规划与建设,wwhd1hd2@163.com。

方面的错误,导致问答结果错误率高。王娜等^[4]提出了基于 AHP-熵权法的机器人交互式问答算法。以图书馆问答机器人为例,根据用户满意度情况,建立问答体系。根据回答内容完整性、答案准确性、信息反馈存在性、服务界面友好度等方面,判断算法交互性能。然而,AHP 分配权重时存在主观性,场景识别度不高,导致问答失误。刘冰等^[5]提出了基于多点触摸的机器人交互式问答算法,利用人机交互建立交互动作序列传导函数。通过信息相似特征分量,匹配问题与答案的内容,确定用户的提问意图,实现机器人交互式问答。然而,该方法无法判断对话语境,导致问答结果失准。

知识库作为问答算法的核心,涵盖各个领域与主体整理后的信息,能够为机器人提供丰富的信息支撑^[6]。自然语言处理能够深入分析用户意图,理解上下文信息,从而提供更加准确的回答。将知识库与自然语言处理相结合,能够在多种场景下,理解用户提出问题的意图,从知识库中检索出最佳答案,从而完成交互式问答任务。

1 基于知识库与自然语言处理的交互式问答算法设计

1.1 建立机器人交互式问答知识库档案

知识库是机器人问答知识储备的集合,通过计算将知识图谱转化为结构化知识,方便机器人检索答案。知识图谱中包括头实体 h 、关系 r 、尾实体 t ,将用户提出的问题看作 h ,知识库检索到的答案看作 t , h 、 t 之间的映射过程看作 r ^[7]。从互联网各个平台获取原始数据,通过 BiLSTM 算法,完成数据清洗、数据对齐等任务。根据专家规则与标注的语料,将数据映射成供机器人回答的语料。知识库构建流程如图 1 所示。

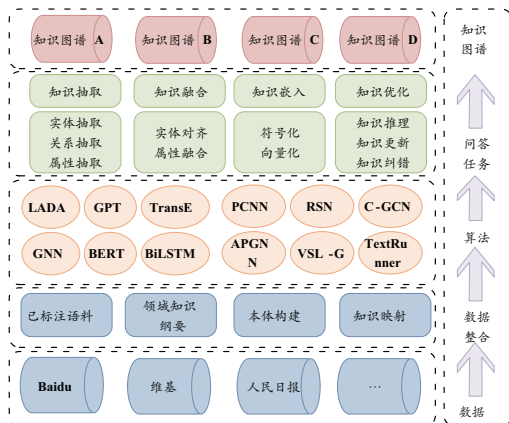


图 1 知识库构建流程图

图 1 中,知识图谱 A、知识图谱 B、知识图谱 C、知识图谱 D 为不同领域的知识信息。各类信息通过知识抽取、融合、嵌入、优化,得到 h 、 r 、 t 的三元组格式^[8]。将知识图谱中的 h 、 r 、 t 映射到低维分布式空间中,在实值逐点空间中,计算三元组的距离,公式如下:

$$f(h, t) = \|h + r - t\|_{L_1/L_2} \quad (1)$$

式中: $f(h, t)$ 为得分函数,表示 h 、 r 、 t 的投影距离; L_1/L_2 为范数。在单一空间中,机器人无法将问题与知识库中的答案串联起来,本文将 h 、 t 投影到 r 中,实现实体空间与关系空间的连接,使机器人理解知识库中的信息^[9]。投影过程如下:

$$f_r(h, t) = \|M_{r1}h - M_{r2}t\|_{L_1/L_2} \quad (2)$$

$$f_r(h, r, t) = hM_{r1}tM_{r2}r \quad (3)$$

式中: $f_r(h, t)$ 为向量空间头实体、尾实体的空间距离函数; M_{r1} 、 M_{r2} 为投影矩阵 M_r 在不同 L_1/L_2 下的投影分量; $f_r(h, r, t)$ 为复向量空间投影函数。 h 、 r 、 t 通过 $f_r(h, r, t)$ 联系,将用户曾经提出的问题作为依据^[10]。将用户提出的问题划分成多个词语,通过词频-逆文档频率,衡量相应词语在用户提问与回答答案中的频率,并使用知识库信息,为用户建立对应的知识库档案。公式如下:

$$I(t_i) = \lg \frac{|Q|}{|\{q: t_i \in (h, r, t)\}|} \quad (4)$$

式中: $I(t_i)$ 为交互式问答知识库档案; t_i 为第 i 个词语在用户提问与回答答案中的频率; Q 为所有问题的数量; $q: t_i \in (h, r, t)$ 为词语 t_i 中包含 h 、 r 、 t 的个数。 $I(t_i)$ 较大时, t_i 出现频率较高,将其作为知识库档案的关键词,通过 t_i 联系用户提问的上下文,更加准确地理解用户意图。

1.2 基于知识库档案与自然语言处理补全交互式问答信息

用户提出的问题以书面形式、口头形式为主,离散符号化的词语,可能无法包含语义信息,导致机器人可能无法理解^[11]。为使机器人理解提问的上下文内容,利用自然语言处理,加工用户提出口头形式的信息,补全交互式问答信息,在知识库档案中使离散符号化词语形成具有语义信息的向量,公式如下:

$$p(w_j(t_j) | w_i(t_i)) = \frac{\exp[u_j(I(t_i))]}{\sum_{j'=1}^V \exp[u_{j'}(I(t_i))]} \quad (5)$$

式中: $p(w_j(t_j) | w_i(t_i))$ 为经过自然语言处理得到包含语义信息的向量; $w_i(t_i)$ 为滑动窗口选取的上

下文关键词; $w_j(t_j)$ 为第 j 个知识库中的关键词权重向量; $u_j(I(t_i))$ 为知识库档案中检索到的答案关键词,与问题关键词的相似度分数; $u_j(I(t_i))$ 为权重矩阵第 j 个列向量的相似度分数^[12]。当 $u_j(I(t_i))$ 、 $u_j(I(t_i))$ 较高时, $p(w_j(t_j) | w_i(t_i))$ 处于有效状态。根据自然语言省略句法关系,补全 $p(w_j(t_j) | w_i(t_i))$ 的上下文问答信息。自然语言省略句法关系,如表1所示。

表1 自然语言省略句法关系表

关系	符号	关系	符号
定中关系	ATT	“的”字结构	DE
数量关系	QUN	“地”字结构	DI
并列关系	COO	“得”字结构	DEI
同位关系	APP	“把”字结构	BA
前附加关系	LAD	“被”字结构	BEI
后附加关系	RAD	状中结构	ADV
比拟关系	SIM	动宾关系	VOB
语态结构	MT	主谓关系	SBV
独立结构	IS	连动结构	VV
动补结构	CMP	关联结构	CNJ
介宾关系	POB	独立分句	IC
核心	HED	依存分句	DC

表1中,对于用户提问的句子“abcdef?”,a、b、c、d、e、f、?为句子的词向量,a、d、f为提问关键词。其中,b、c之间存在ATT关系,c、e之间存在SBV关系,e、f之间存在ADV关系,a、f之间存在HED关系^[13]。由此证明,a、f互为核心,c是b的一个属性。根据自然语言省略句法关系,在 $p(w_j(t_j) | w_i(t_i))$ 中,利用单词对齐分数,找出问题缺失的向量,公式如下:

$$e_{ij} = s(s_{i-1}, h_j) p(w_j(t_j) | w_i(t_i)) \quad (6)$$

式中: e_{ij} 为单词对齐分数; s_{i-1} 为单词语义的最后状态; h_j 为源问题中单词的语义向量; s 为对齐函数。 e_{ij} 的取值范围设定为 $[0, 1]$, e_{ij} 趋近于1时,单词对齐,能够直接在知识库中检索合适的答案; e_{ij} 趋近于0时,单词无法对齐,存在缺失向量。补全此时的源问题,公式如下:

$$H = V \cdot s \left(\frac{K^T Q}{\sqrt{D_k e_{ij}}} \right) \quad (7)$$

式中: H 为自然语言补全处理后的源问题; V 为知识库档案的检索向量; K^T 为 T 时刻的检索到的键向量; D_k 为不同语义空间下的序列信息^[14]。将补全后的 H 输入到知识库档案中,帮助机器人理

解用户提问的上下文,减少用户与机器人之间的交互轮次,从而提高问答过程的平衡性与流畅性。

1.3 匹配机器人交互式问答信息上下文答案语义

将补全后的 H 输入到知识库档案中,输出 $I(H)$,并将 $I(H)$ 与上下文答案语义进行匹配,确保答案与问题密切相关。对于交互式问答而言,问答语义匹配与答案语义关联无缝对接,给定 $I(H)$ 对应的候选答案序列 $I_A = \{I_{a1}, I_{a2}, \dots, I_{an}\}$,在机器人交互式问答两个并行通道中,匹配问答句子,通过softmax输出序列 I_A 的匹配结果^[15]。上下文答案语义匹配原理,如图2所示。

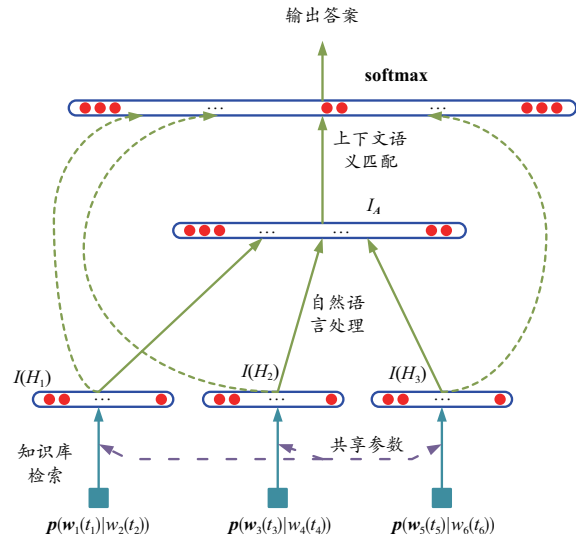


图2 上下文答案语义匹配原理图

图2中,利用自然语言处理,将上下文得到的 $p(w_j(t_j) | w_i(t_i))$ 向量作为关键词输入到输入层中,经过知识库的投影,达到机器人交互式问答输出层,完成语义匹配任务,公式如下:

$$L = \prod p(w_j(t_j) | w_i(t_i)) \quad (8)$$

$$H' = \sum \lg L[I(H) | \text{softmax}]_s \quad (9)$$

式中: L 为上下文关键词选择目标; H' 为语义匹配后输出的交互式问答答案; k_s 为相似度阈值。当 $u_j(I(t_i)) > k_s$ 时,输出的答案 H' 与问题的语义关键词相匹配,答案准确,直接输出问答结果;当 $u_j(I(t_i)) < k_s$ 时,答案不准确,重新匹配交互式问答的上下文,直至 $u_j(I(t_i)) > k_s$,输出 H' ,满足机器人交互式问答的准确性需求。

2 实验

本次实验在智能在线文本应答及智能知识管理项目建设中,将多组用户问题与答案输入到知识库中,供机器人选择。将机器人交互式问答输

人与输出维度设定为 512, 经过自然语言处理后, 得到更加全面的关键词, 帮助机器人理解问题内容。

2.1 获取实验数据集

本文选取 VQA 数据集作为实验数据集, 包含多种真实场景的交互式问答数据, 以组别大小为 6 来抽取数据。一个问题对应 10 个答案, 其中有且仅有一个正确答案。一共选择 10 个问题, 共 100 个答案。将 100 个答案打乱顺序, 输入到数据库中, 形成验证集与测试集。验证集经过自然语言处理后, 数据特征如表 2 所示。

表 2 自然语言处理后的数据特征表

标签	验证集	测试集
# of related ques.	244	327
# of cmt.	2 440	3 270
# of good ans.	818	1 329
Avg. len. of ques.	41.94	43.40
Avg. len. of ans.	31.77	42.97
# of ques. w/o ans.	33	12

表 2 中, 将用户提出的问题进行标签、部分标点符号、特殊表情符号的过滤, 根据交互式问答对话数据的特点、滑动固定窗口大小抽取数据。

2.2 设置实验环境

机器人交互式问答知识库档案构建使用的 BiLSTM 算法设置如下: 学习率: 2×10^{-5} (AdamW 优化器, 线性衰减); Batch Size: 32 (梯度累积步长=4); Dropout: 0.2 (全连接层)。利用 BiLSTM 算法完成数据清洗、数据对齐等任务, 对齐后问答信息的最大序列长度: 256 tokens。

交互式问答信息上下文答案语义匹配参数如下: 知识图谱嵌入: TransE 算法, 负采样率=5, L2 正则化系数=0.01; ElasticSearch: BM25 相似度, Top-K=50 候选答案。训练采用早停机制: 验证集连续 3 轮 F1 不提升则终止。

运行机器人交互式问答算法软硬件环境配置如下:

硬件配置: GPU: NVIDIA Tesla V100 32GB; CPU: Intel Xeon Gold 6248R; 内存: 256GB DDR4 ECC; 存储: 2TB NVMe SSD; 软件环境: 操作系统: Ubuntu 20.04 LTS; 深度学习框架: PyTorch 1.8.0 + CUDA 11.1 + cuDNN 8.0.5; 自然语言处理: Hugging Face Transformers 4.6.0; 工具链: Python 3.8.10。

基于 CN-DBpedia 2022 自建机器人交互式问答知识库, 使用 Apache Jena 4.5.0 构建 TDB 存储。在知识库档案中, 对问答数据进行文本清洗, 去除非中英文字符, 使用 BERT-CRF 模型识别未登录词。并将实验数据划分为训练集: 测试集=7:3 (分层采样保证类别平衡)。

选择的主要实验指标是每个组别回答的 Accuracy 精度。计算公式如下:

$$A = \min\left\{\frac{\#h}{k}, 1\right\} \quad (10)$$

式中: A 为机器人交互式问答结果的准确率; $\#h$ 为从知识库中找到正确问题答案的数量; k 为问题答案总量。 A 的取值范围对应了 0%~100%, A 越大, 机器人回答的答案越趋近于正确。

2.3 实验结果测试与分析

1) 交互式问答信息补全效果测试

为使机器人理解提问的上下文内容, 利用自然语言处理, 加工用户提出口头形式的信息, 找到缺失向量, 补全交互式问答信息。将补全后的信息输入到知识库档案中。从每组问答对话中, 拼接具有补充关系的问题, 组合后组别不满 6 条语句时, 扩大窗口向下添加下文。由于信息补全测试有减少用户与机器人之间的交互轮次的目的, 因此实验测试利用本文研究的知识库档案与自然语言处理技术补全交互式问答信息前后的用户与机器人之间的交互轮次, 从而测试补全信息后问答过程的流畅性。测试结果如图 3 所示。

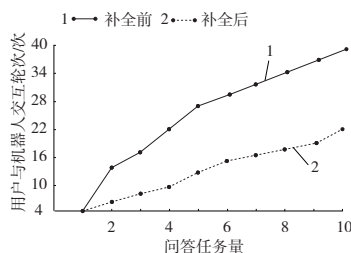


图 3 信息补全问答交互轮次

由图 3 可知, 与补全前相比, 本文方法构建知识库档案, 结合自然语言处理技术计算缺失信息向量, 然后补全交互式问答信息后的用户与机器人之间的交互轮次明显降低, 说明本文方法补全信息, 能够提升问答过程的流畅性。

2) 交互式问答结果可视化测试

基于补全的机器人交互信息, 利用视觉模式可视化的方式, 分析机器人问答语句内交互作用的激活权值。将提出的问题划分成多个词语符

号,颜色越深,证明该词语越重要,从而判断关键词,完成交互式问答任务。机器人交互式问答可视化结果如图4所示。

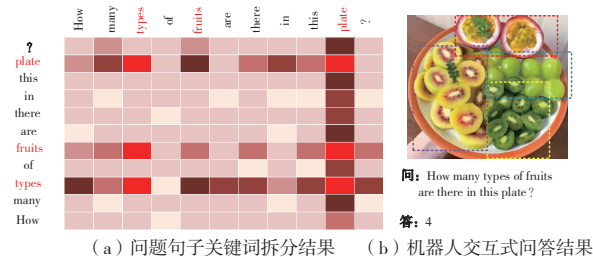


图4 机器人交互式问答可视化分析图

由图4可知,本文方法通过对机器人交互式问答图像进行注意力图可视化分析,将问题句子拆分成11个单词符号。自动判定“types”、“fruits”、“plate”为问答的关键词。针对提出“‘How many types of fruits are there in this plate?’”的问题,完成正确回答为“4”。在关键词拆分中,关键词的值均匀分布,对应了问答的关键区域,说明本文方法能够根据关键词的特征,准确完成交互式问答,交互式问答效果良好。

3) 不同场景语义匹配下交互式问答平衡性测试

为了测试本文研究算法应用后问答过程的平衡性,在实验中,设置4种问答场景:a) All 为交互式问答算法能够处理所有类型或范围的自然语言或回答问题的正确性;b) Yes/No 为机器人交互式问答中回答“是”或“否”的正确性;c) Other 为不属于“Yes/No”问答范围或其他特定问答类型的问题;d) Number 为算法是否能够正确识别用户问题中的数字信息。在这4种问答场景下,以交互式问答的问题数量为条件,测试不同权重下,机器人交互式问答算法的平衡性,如图5所示。

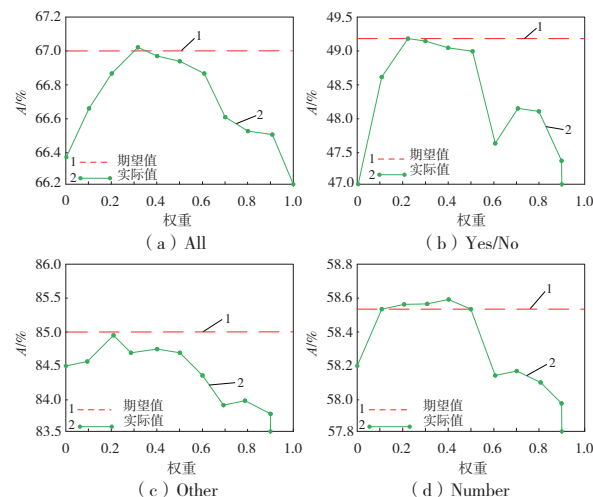


图5 机器人交互式问答算法平衡性分析

如图5所示,在All场景问答中,权重为0.3时, A 最大;在Yes/No场景问答中,权重为0.2时, A 最大;在Other场景问答中,权重为0.2时, A 最大;在Number场景问答中,权重为0.4时, A 最大。实验结果证明:本文方法在All、Yes/No、Other、Number等不同问答场景中均存在一个最佳权重,能够达到 A 的期望值,实现机器人交互式问答的正确问答,机器人交互式问答算法的平衡性良好。

4) 交互问答算法消融对比测试

对本文设计的机器人交互式问答算法进行消融对比实验分析, A 越大,交互式问答结果准确性越高,消融分析结果如图6所示。

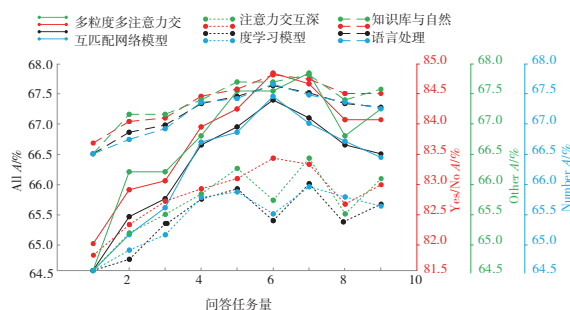


图6中,本文使用知识库与自然语言为机器人提供了丰富的信息资源,机械人依赖知识库中的逻辑依据,能更加深入全面地分析问题内容,从而给出更具针对性的回答。实验结果表明:本文方法在All、Yes/No、Other、Number等问答场景下回答结果的 A 值均在66%以上,且 A 值较为稳定。回答结果均符合问题需求,说明使用本文设计的方法,能够理解用户问题的语义内容与意图,从知识库中检索出与用户问题最匹配的答案,对于提升用户满意度与信任度具有重要作用。

3 结语

本文设计的结合知识库与自然语言处理的机器人交互式问答算法,根据特定的问题需求,手动将问题与答案添加到知识库中。利用自然语言处理技术,从理解用户问题、知识库检索、生成自然语言回答等步骤中,补全交互式问答信息,了解了用户问题需求。将检索到的信息进行整合、筛选理解上下文自然语言,并与知识库中的问题进行语义匹配,润色问题的答案,从而得到更加符合用户需求的答案,为用户提供更加安全可行的问答方案。

