

基于知识增强的开放域多轮对话模型*

徐凡¹, 徐健明¹, 马勇¹, 王明文¹, 周国栋²

¹(江西师范大学 计算机信息工程学院, 江西南昌 330022)

²(苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏苏州 215008)

通信作者: 周国栋, E-mail: gdzhou@suda.edu.cn



摘要: 如何减轻安全回复和重复回复一直是开放域多轮对话模型的两大挑战性难题。然而, 现有开放域对话模型往往忽略了对话目标的引导性作用, 以及如何在对话历史和对话目标中引入和选择更精确的知识信息。鉴于此, 提出基于知识增强的多轮对话模型。所提模型首先将对话历史中实词进行义原及领域词替换, 达到消除歧义和丰富对话文本表示的效果。然后将经过知识增强后的对话历史、扩充的三元组世界知识、知识管理和知识拷贝加以集成, 以融合知识、词汇、对话历史和对话目标多种信息, 生成多样性回复。通过两个国际基准开放域汉语对话语料库上的实验结果及可视化验证所提模型同时在自动评测和人工评测上的有效性。

关键词: 语言知识; 世界知识; 知识管理; 知识拷贝; 多轮对话

中图法分类号: TP18

中文引用格式: 徐凡, 徐健明, 马勇, 王明文, 周国栋. 基于知识增强的开放域多轮对话模型. 软件学报, 2024, 35(2): 758-772. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6823.htm>

英文引用格式: Xu F, Xu JM, Ma Y, Wang MW, Zhou GD. Open-domain Multi-turn Dialogue Model Based on Knowledge Enhancement. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2024, 35(2): 758-772 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6823.htm>

Open-domain Multi-turn Dialogue Model Based on Knowledge Enhancement

XU Fan¹, XU Jian-Ming¹, MA Yong¹, WANG Ming-Wen¹, ZHOU Guo-Dong²

¹(School of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

²(School of Computer Science & Technology, Soochow University, Suzhou 215008, China)

Abstract: How to reduce secure and repeated replies is a challenging problem in the open-domain multi-turn dialogue model. However, the existing open-domain dialogue models often ignore the guiding role of dialogue objectives and how to introduce and select more accurate knowledge information in dialogue history and dialogue objectives. Based on these phenomena, this study proposes a multi-turn dialogue model based on knowledge enhancement. Firstly, the model replaces the notional words in the dialogue history with semaphores and domain words, so as to eliminate ambiguity and enrich the dialogue text representation. Then, the knowledge-enhanced dialogue history and expanded triplet world knowledge are effectively integrated into the knowledge management and knowledge copy modules, so as to integrate information of knowledge, vocabularies, dialogue history, and dialogue objectives and generate diverse responses. The experimental results and visualization on two international benchmark open-domain Chinese dialogue corpora verify the effectiveness of the proposed model in both automatic evaluation and human judgment.

Key words: language knowledge; world knowledge; knowledge management; knowledge copy; multi-turn dialogue

随着基于语言的人机交互技术不断发展, 对话系统作为其中重要分支在生产生活中得到广泛应用。自从早期的聊天机器人系统 Eliza^[1]和 Parry^[2]问世以来, 对话系统一直是自然语言处理领域的研究热点。根据应用, 对话系

* 基金项目: 国家自然科学基金 (62162031, 62076175, 61876074); 江西省自然科学基金 (20224ACB202010); 江西省创新创业高层次人才计划 (jxsq2018102035)

收稿时间: 2022-06-25; 修改时间: 2022-08-19, 2022-10-05; 采用时间: 2022-10-28; jos 在线出版时间: 2023-05-24

CNKI 网络首发时间: 2023-05-26

统大致分为两类:一类是面向垂直领域的任务型对话系统,另一类是开放域的非任务型对话系统.面向任务的对话系统旨在帮助用户通过自然语言交互实现特定的目标,如日程安排或天气查询等.Zhao等人^[3]首次提出一种强化学习与监督学习相结合的混合算法,并采用端到端模型为主框架,以便快速生成更符合用户要求的回复.Dai等人^[4]首次将元学习与基于检索的端到端目标导向对话系统相结合,其模型可以在低资源上得到较好的回复结果.与面向垂直领域(例如:机票预订等)的任务型对话^[5]不同,开放域对话^[6]的话题更加灵活,更具有挑战性.

现有的开放域对话模型倾向于生成“安全回复”,例如:“不知道”“好的”等.此外,生成的回复中词汇重复也非常常见,例如:“这个世界是世界的一员,是世界的一员,是世界的一员.”因此,很多研究人员开始探索如何在对话过程中引入外部知识^[7,8],以减轻“安全回复”和“重复回复”问题.近年来,有研究人员开始挖掘对话目标(类型和主题)在生成多样性回复中的作用^[9,10],达到引导对话主题的流畅切换,从而提高用户体验.此外,也有研究人员利用拷贝机制对知识、对话历史和对话目标进行多种信息融合^[11-13],达到从外部知识中精确拷贝词汇,以解决未登录词(out of vocabulary, OOV)问题,使得生成的回复具有更多的信息.

然而,现有的开放域对话模型仍然缺乏在对话历史中如何引入和选择更精确的知识信息的能力,主要利用三元组形式的世界知识,而语言知识却比较鲜见.实际上,对话历史中的实词对应的义原和领域词包含更加广泛的信息.例如,表1显示了利用HowNet的义原和CN-DBpedia中的领域词替换后的对话历史,其中包含蓝色的词语是采用了义原知识替换(例如:口碑、暗淡无关、惊悚、剧情),橙色的词语是采用了领域词替换(例如:胡桃夹子和四个王国、《黑暗》、2016年5月13日、与人为恶),并在替换后的义原词和领域词前后加上<HG>(hypernym generation)作为区分.该<HG>标识是在生成的单词表后自定义加入的.通过这个<HG>标识,模型可以知道在哪些部分进行了替换,从而在粗粒度上理解整句化的含义.实际上,我们也同时保留了原对话历史句子作为完整的数据.最终,模型既能够学习粗粒度信息,也能对细粒度信息进行整体把握.其具有消除歧义和丰富文本表示的能力,也对训练数据达到了一定程度的增强效果.在本文所采用的数据集DuConv中,包含电影、明星、导演、主演、国家、毕业院校、上映时间等7个领域词.在DuRecDial数据集中,包含电影、明星、导演、主演、音乐、新闻、天气、美食、POI(point of information)、国家地区等10个领域词.其中,POI可以看成是“信息点”,是地图上任何非地理意义的有意义的点,例如:商店、酒吧、加油站、医院、车站等.表2显示了DuConv和DuRecDial中训练集和测试集中领域词和义原所占比例,测试集与训练集具有类似的领域词和义原分布.其中义原在训练集中均占据40%以上,领域词在训练集也占据至少30%以上.这些充分说明了如果能将对话历史中词语进行知识增强(领域词和义原),有望提升模型的泛化能力.实际过程中,我们仅仅需要对训练集中的对话历史进行知识增强,对于测试集不需要进行增强.

表1 语言知识和世界知识增强对话历史实例

原对话历史	知识增强后对话历史
你最近看了什么电影吗?	你最近看了什么电影吗?
看过胡桃夹子和四个王国.	看过<HG>电影<HG>.
我最近看了一部口碑很差的电影叫《黑暗》,是2016年5月13日上映的,你看了吗?	我最近看了一部<HG>名声<HG>很差的电影叫<HG>电影<HG>,是<HG>上映时间<HG>上映的,你看了吗?
没看过啊,这片名听起来就很黯淡无关啊.	没看过啊,这片名听起来就很<HG>暗<HG>啊.
确实,这是一部惊悚类型的电影,不过这个电影口碑很差,如果你不想看,我可以给你再介绍一部.	确实,这是一部<HG>害怕<HG>类型的电影,不过这个电影<HG>名声<HG>很差,如果你不想看,我可以在给你介绍一部.
好啊,快告诉我还有什么电影?	好啊,快告诉我还有什么电影?
与人为恶,是一部剧情类电影.	<HG>电影<HG>,是一部<HG>事情<HG>类电影.
嗯嗯,我去看看.	嗯嗯,我去看看.

鉴于此,本文提出的基于知识增强和拷贝机制的开放域多轮对话模型能够有效融合语言知识、世界知识、对话历史、对话目标等多种信息,从而生成多样性的回复.在两个国际基准开放域汉语对话语料库上的实验结果表明了本文模型同时在自动评测和人工评测指标上均有效.本文主要贡献如下.

(1) 本文利用语言知识 (义原) 和世界知识 (领域词) 有效提取了对话历史中实词对应的更广泛概念的词汇, 同时加以替换. 模型既能够学习对话历史替换后的粗粒度信息, 也能对原始对话历史的细粒度信息进行整体把握, 达到消除歧义和丰富对话文本的表示效果, 并将语言知识和世界知识加以有效集成.

(2) 本文进一步有效融合了经过语言知识增强后的对话历史、扩充的三元组形式世界知识、知识管理和知识拷贝等多元信息, 从而使得生成的回复具有知识性和多样性. 通过两个基准多轮对话语料库上的实验结果和可视化效果表明了本文模型在自动评测和人工评测指标上同时有效.

表 2 两个语料库中领域词和义原所占比例 (%)

语料库	分类	训练集	测试集
DuConv	领域词	53	49
	义原	41	37
	同时包含领域词和义原	34	28
DuRecDial	领域词	31	29
	义原	45	44
	同时包含领域词和义原	26	22

本文第 2 节对代表性对话模型进行综述. 第 3 节详细阐述本文提出的模型. 第 4 节介绍实验设置及结果分析. 第 5 节对全文进行总结.

1 相关工作

开放域对话模型包含基于检索的模型、基于生成的模型和混合模型. 其中, 基于检索的对话模型从语料库中查询一个最贴合对话历史对应的语句作为回复, 包含数据集检索候选回复和选择最优回复两个过程^[14,15]. Wu 等人^[14]着重研究了对话历史间的关系和重要上下文信息的作用, 逐层计算对话历史和生成回复在单句级别和序列级别的相似度, 返回最相关的匹配作为回复. Cai 等人^[15]提出了一种可解释性的基于骨架导向的检索式回复生成模型, 该模型对任意查询—回复句对随机生成骨架信息, 并用该骨架信息选择最优的回复. Han 等人^[16]为了解决当用户不完全了解对话上下文时如何回复的问题, 提出了一种细粒度后训练 (post-training) 模型. 该模型通过在对话会话中训练每个简短的上下文响应对来学习话语层面的交互, 以便于理解对话说法之间的语义相关性和连贯性, 从而生成更好的回复. Chen 等人^[17]为了解决神经方法难以对大规模知识库 (knowledge base, KB) 进行编码问题, 提出了一种端对端的可训练的文本到 SQL (structured query language) 的模型框架, 通过 SQL 查询和 KB 相互作用的神经代理在特定任务中提高响应的准确性.

相比于检索式模型受限于数据集的规模和类型, 其返回的回复也比较固定. 基于编码器-解码器架构的生成式对话模型却可以生成更有信息的回复. 编码器主要是把对话历史作为上下文, 并采用多种神经网络模型进行编码, 解码器主要负责生成对应的回复^[18,19]. 例如, Shang 等人^[18]分别考虑了采用 GRU 的最后一个隐含状态以及所有时刻隐含状态加权编码对话历史, 从而生成多样性回复. Bao 等人^[19]提出了带有隐变量的预训练对话模型, 该模型采用灵活的注意力机制刻画双向语境和语言生成的单向特性, 并引入了离散的潜变量来解决回复生成中固有的一对多映射问题. 由于生成式模型产生的回复更具有灵活性, 加上编码器-解码器框架相对比较容易扩充, 很多研究人员考虑如何在编码器端引入多种知识^[7,8]和融入对话目标^[9,10], 增加用户体验. Zhou 等人^[20]首次提出静态和动态相结合的图形注意机制, 通过使用大规模的常识知识增加对话的语义信息, 从而增强对话的可理解性. Wu 等人^[21]利用多个异质知识来源 (它包括但不限于常识知识、事实、文本知识、Infobox 知识) 以扩大知识的覆盖范围, 通过多次参考选择解决上下文之间的主题冲突和不同的知识来源, 同时指代多生成参考来产生信息化的回复.

混合对话模型^[22-24]充分发挥了检索式和生成式两种模型的优点, 此类方法首先利用检索式模型从数据集中检索备选回复, 然后将生成式模型产生的回复, 一起排序, 并生成最终的回复. 例如, Zhu 等人^[23]首先将成对的对话数据分为信息库和候选库, 从信息库中选择前 10 个相似度最高的信息作为候选回复, 然后利用 LSTM 计算每个候

选回复和生成的回复进行匹配度,并对候选回复从单词和句子级别进行注意力操作,最后结合强化学习技术选择最优的回复。Yang 等人^[24]所提出的具有生成模块、检索模块和混合排序模块的混合神经对话模型,其采用“上下文-上下文匹配”方法从所生成给定对话中召回一组候选响应,通过建立的神经排序模型选择最佳响应候选,最后提出一种远程监督方法自动推断所生成响应候选的标签,从而达到生成更好回复的目的。Wang 等人^[25]提出一种模板引导的混合指针网络驱动的对话模型。该模型通过从预先构建的特定领域的知识库中检索部分潜在相关的答案作为指导响应,并在编码和解码过程中结合指导响应,从而充分利用检索到的答案和真实回复直接的语义相关性。

此外,考虑在生成有意义的回复时如何有效融入对话的结构信息也是众多学者的研究重点^[26]。姜晓彤等人^[26]针对对话历史中的文本相似度、话轮转换关系、说话人关系设计了3种关联结构信息,通过使用图神经网络将对话内部结构进行模型构建,从而提高生成回复的质量。由于知识和对话历史间存在一定的关联性,因此将知识三元组嵌入为词序列可以根据输入文本中的关键词简单地获得知识指导,以便更好地理解对话上下文。例如,Young 等人^[27]首先将大型常识知识库集成到对话系统中,根据输入查询中的实体从KG中提取三元组,形成文本序列,在知识编码器中采用LSTM编码,将知识向量与输入向量相加,以计算与备选回复的相关程度,从而提高回复选择的准确性。另外,如何有效利用拷贝机制能够保证知识的完整性。Lin 等人^[11]通过拷贝机制对知识、对话历史和对话目标进行多信息融合,使用递归知识交互在解码过程中对知识选择进行优化,且动态更新解码器的状态,从而在充分考虑知识时生成信息丰富且有意义的回复。

然而,现有对话模型主要利用三元组形式的知识,而像利用HowNet等类型的语言知识处理对话历史却比较鲜见,而且世界知识和语言知识的融合模型也很匮乏。加上现有的对话涵盖了多个功能场景:比如,闲聊对话、知识对话、推荐对话。其中,知识对话是在闲聊的基础上进一步引入知识,除了给定对话历史外还会给定对话的背景知识,以及对话目标。而推荐对话进一步引入了对话场景。鉴于此,本文的创新点主要体现在两点:其一是利用世界知识和层次化语言知识将对话历史进行增强。通过将对话历史进行领域词和义原替换后,模型可以先进行粗粒度的学习,从而使得模型对于对话中复杂的专有名词进行前期学习,理解整句话的含义。然后再根据原对话历史进行详细的细粒度学习。通过引入多种知识信息指导对话的生成过程。其二是有效的知识管理模块。该知识管理模块进一步有效融合了知识增强、先验知识、后验知识和知识拷贝等多元信息,从而选择最合适的知识信息指导回复的生成。本文模型能够有效融合语言知识、世界知识、对话历史、对话目标等多种信息,进一步提升用户体验。

2 模型

本节介绍问题定义、模型框架和模型训练过程。

2.1 问题定义

设有对话语料库 $D = \{(U_i, K_i, G_i, Y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 $U_i = \{(u_{i,1}, \dots, u_{i,n})\}$ 代表对话历史, n 是对话历史的长度; $K_i = \{K_{(i,j)}\}_{j=1}^{N_k}$ 代表对话中涉及的知识集合, N_k 是知识长度; $Y_i = (y_{(i,1)}, \dots, y_{(i,m)})$ 代表生成的回复, m 是回复的长度; $G_i = (g_{(i,1)}, \dots, g_{(i,l)})$ 代表目标, l 是目标的长度。于是,对话生成模型可以看成是计算 $P(Y|U, K, G)$, 即给定对话历史 U 、知识集合 K 和对话目标 G , 生成合适的回复 Y 的过程。

2.2 模型框架

图1显示了本文提出的对话模型框架,该模型包含5个模块:(1)知识增强:利用语言知识和世界知识将对话历史和对话中涉及的知识集合进行数据增强;(2)编码层:将对话目标、对话历史、最终回答、知识事实、增强后的对话历史及知识事实这些信息转化为初始文本向量表示,再使用编码器对文本向量表示进行编码;(3)知识管理:对编码后的信息获取先验和后验概率分布;(4)解码器:得到生成的词汇分布;(5)拷贝融合:进一步融合对话目标、词汇分布、对话历史和知识分布等多元信息。下面分别阐述。

(1)知识增强。现有对话模型在中文人名、复杂的电影名称、歌曲名称等专有名词的生成能力表现上仍然比较欠缺。由于这些专用名词(例如:“羞羞的铁拳”“阿丽塔:战斗天使”)在词表和数据集中出现的频率不高,

从而干扰了模型的训练,使得模型生成与专有名词不相符的错误或混乱回复.为此,如何把知识更好地融合至对话历史中成为本文提出模型的关键一环.下面分别介绍知识增强包含的知识构建和知识融入两个步骤.

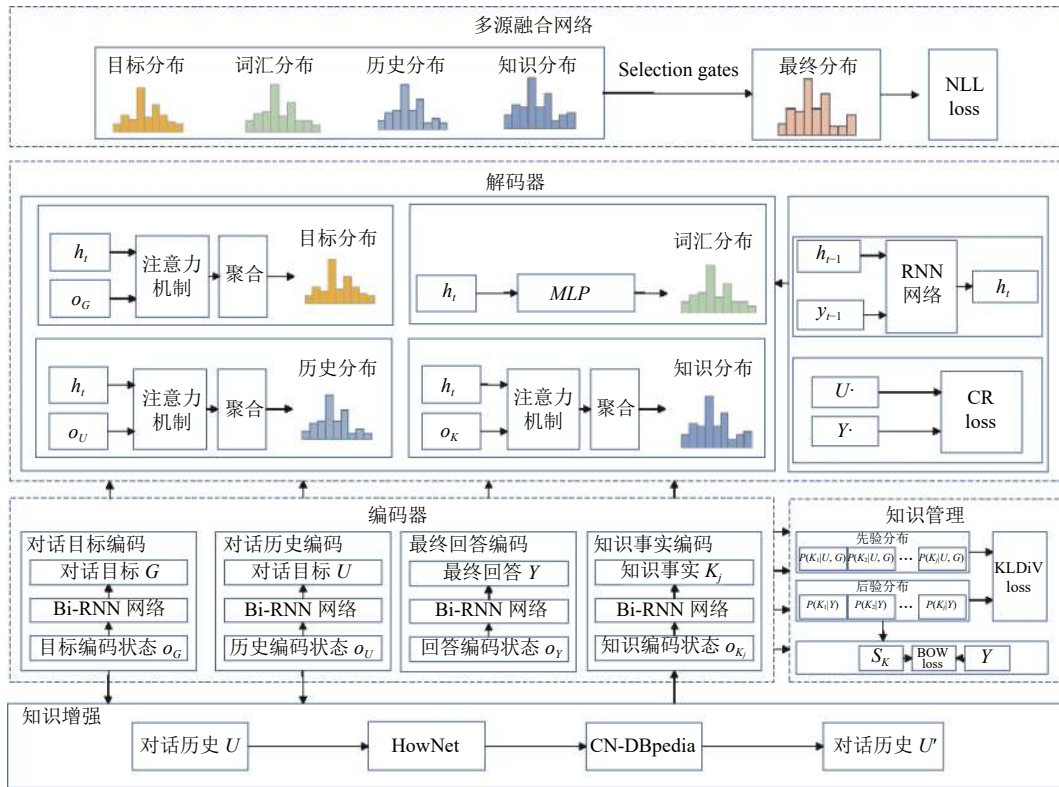


图 1 图 1 本文多轮对话模型框架

1) 知识构建. 本文首先将对话历史进行实体匹配^[28],通过 CN-DBpedia 提供的分词和实体识别工具将对话历史文本进行预处理,利用语言知识 HowNet 对实体词提取其义原和同义词信息.为了避免引入噪声,通过计算提取词的同义词得分,并设定得分预值 0.9 对同义词信息进行选择,并通过世界知识 CN-DBpedia 获取扩充后的三元组形式的知识 k' ,与原始数据的知识信息 k 进行融合,最后将知识增强后的数据加入原始数据中一起作为模型的输入(如引言部分表 1 所示).图 2 显示了表 1 中对话历史里出现的“口碑”和“惊悚”对应的层次化语言知识信息.比如对话历史“口碑”具有多种义原概念:“人气、名望、名誉”;“惊悚”也具有多种义原概念:“丧胆、恐惧、恐慌”.实际上,这些义原概念可以丰富对话历史的表示.

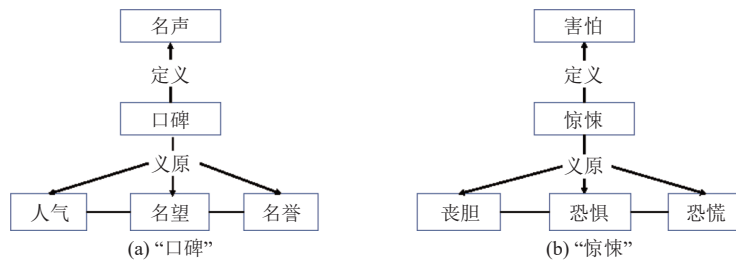


图 2 层次化语言知识实例

然后,本文对已获取的三元组信息中部分复杂且容易产生歧义的词进行提取.例如,模型在训练过程中很有可能将“阿丽塔: 战斗天使”通过词表划分为“阿丽”“塔”“战斗”“天使”进行分开理解,但是它作为一部电影的名称是

不能分开的, 从而使得模型泛化能力不强. 然后与对话上下文通过实体查询进行替换, 例如: 人名、食物名、歌曲名和电影名等所提前设定的领域词, 将其替换为更加广泛的内容. 并在替换过程中加入特殊的 token <HG>, 作为区分特殊的 token 可以任意设置, 从而达到消除歧义和丰富对话历史文本的表示作用.

2) 知识融入. 为了使得模型更加稳健, 本文通过上述知识增强的方法对数据集进行处理, 然后进行模型的训练. 其训练目标是为了指导模型理解未出现的单词, 并采用最小化交叉熵计算 (公式 (1) 所示).

$$L_{CR} = - \sum_{t=1}^N \log(y'_t | U', y'_{1:t-1}) \quad (1)$$

其中, y'_t 是通过替换后的对话历史 U' 所生成的回复.

(2) 编码器. 编码器同时将原对话历史 U 及 U' 、回复 Y 和知识 $K = k + k'$ 进行编码. 采用的是带有 GRU 的 Bi-RNN, 输入序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 双向 RNN 通过前一时刻的状态和当前时刻的输入 x_t 更新当前时刻的状态. 将前向状态 $h_t^{\text{forward}} = \overrightarrow{\text{GRU}}(x_t, h_{t-1}^{\text{forward}})$ 和反向状态 $h_t^{\text{backward}} = \overleftarrow{\text{GRU}}(x_t, h_{t-1}^{\text{backward}})$ 进行向量拼接, 得到 $h_t = [h_t^{\text{forward}}, h_t^{\text{backward}}]$.

令 $o = (h_1, h_2, \dots, h_n) \in R^{e \times n}$ 是所有的隐状态集合, $s = [h_n^{\text{forward}}; h_n^{\text{backward}}] \in R^{e \times 1}$ 作为最后的一个隐状态, e 表示隐藏单元的维度. 于是, s_U 、 s_G 、 $\{s_{K,j}\}_{j=1}^{N_k}$ 、 s_Y 分别代表对话历史 U 、对话目标 G 、对话知识 K 、回复 Y 的最终状态.

(3) 知识管理. 本模块主要负责提取与对话历史和对话目标相关的知识信息, 采用先验概率分布和后验概率分布形式生成知识分布. 使用先验分布和后验分布的目的是获取与上下文更加相关的知识信息. 先验分布是已对话上下文、对话目标作为条件所获取, 后验分布是已对话回复为条件所获取. 为了使得所生成回复具有信息性, 就需要选取更加适合的知识信息. 所以在训练的过程中拷贝融合时知识的权重时使用后验分布, 但是在测试的过程中对话回复未知, 所以使用的是先验分布作为知识信息的权重. 因为在测试阶段中对对话回复 Y 时具有不可知性, 所以训练阶段中对对话知识 K 的权重采用后验概率分布, 测试阶段中对对话知识 K 的权重采用先验概率分布. 将编码器的最后状态 s_U 和 s_G 按照公式 (2) 进行平衡.

$$\beta = \sigma(W_p [\tanh(W_u s_U); \tanh(W_G s_G)]) \quad (2)$$

其中, β 为门控融合单元, 用于平衡 s_U 和 s_G , σ 表示激活函数 Sigmoid, $W_p \in R^{1 \times 2e}$ 、 $W_u \in R^{e \times e}$ 、 $W_G \in R^{e \times e}$ 均表示参数矩阵.

- 先验分布. 采用公式 (3) 计算每一个事实知识 k_i 和先验信息 d_{prior} 相似度得到知识的先验分布.

$$P(k_i | U, G) = \frac{\exp(s_{K,i} \cdot z_{\text{prior}})}{\sum_{j=1}^{N_k} \exp(s_{K,j} \cdot z_{\text{prior}})} \quad (3)$$

其中, $z_{\text{prior}} = \tanh(\beta \cdot s_U + (1 - \beta) \cdot s_G)$ 代表先验信息. 当 $\beta = 0$ 时, 对话目标将作为先验信息计算先验知识分布, 这更适合于系统作为引导者进行对话交谈; 当 $\beta = 1$ 时, 对话历史作为先验信息计算先验知识分布, 在这种情况下, 识别知识事实时这要考虑的就是对话历史, 提取更加符合对话历史的知识事实. 所以, 通过上述过程进行平衡. 当训练拟合后, 保证提取的知识事实顺从了对话目标, 也与对话历史高度相关, 以便于生成符合对话目标且信息度高的响应.

- 后验分布. 采用公式 (4) 计算当给定回复后所采用的知识概率.

$$P(k_i | Y) = \frac{\exp(s_{K,i} \cdot z_{\text{post}})}{\sum_{j=1}^{N_k} \exp(s_{K,j} \cdot z_{\text{post}})} \quad (4)$$

其中, $z_{\text{post}} = \tanh(W_{\text{post}} s_Y)$ 代表后验信息, $W_{\text{post}} \in R^{e \times e}$ 是参数矩阵.

与 Bai 等人^[29]类似, 本文利用 KLD (Kullback-Leibler divergence) 损失最小化先验知识分布 $P(k_i | Y)$ 和后验知识分布 $P(k_i | U, G)$ 的损失, 如公式 (5) 所示.

$$L_{KL}(\theta) = \sum_{i=1}^N P(k_i | Y) \left(\frac{P(k_i | Y)}{P(k_i | U, G)} \right) \quad (5)$$

本文同样利用 BOW (bag-of-words) 损失来确保预测的知识分布和回复具有词汇层面的相关性, 如公式 (6) 所示.

$$L_{\text{BOW}}(\theta) = -\frac{\sum_{y_i \in B} \log \varphi(y_i | s_k)}{|B|} \quad (6)$$

其中, B 是回复 Y 中的词语, φ 采用 Softmax 作为激活函数的两层 MLP 结构.

(4) 解码器. 解码器采用的是带有 GRU 的前向 RNN. 通过前一时刻解码器的状态 h_{t-1} 和预测的词 y_{t-1} 进行下一时刻的更新, 获取当前时刻的隐状态 $h_t = \text{GRU}(y_{t-1}, h_{t-1})$. 然后利用 h_t 去得到生成的词汇分布 $P_{\text{vocab}}(w_t) = \text{MLP}(h_t)$. MLP 是两层带有 Softmax 作为激活函数的结构.

(5) 拷贝融合. 本模块的作用是通过融合获取的对话历史、对话目标、词汇、知识几个分布, 得到最后的概率分布.

与 Bai 等人^[29]类似, 本文采用公式 (7) 计算从对话历史和对话目标中拷贝的单词 w_t 概率.

$$P(w_t) = P_t^{\text{gen}} P_{\text{vocab}}(w_t) + (1 - P_t^{\text{gen}}) \cdot \sum_{\{\phi: \phi \in \{U, K, G\}\}} \alpha_t^{(\phi)} P_{\phi}(w_t) \quad (7)$$

其中, $P_t^{\text{gen}} = \sigma(W_{\text{gen}}[y_{t-1}; h_t; c_t])$ 中 P_t^{gen} 用于平衡输入和固定词表的权重. c_t 是所有输入 (U, G, K) 的表示, α_t 是 attention 的权重向量.

2.3 模型训练

本文按照公式 (8) 进行模型训练, θ 是所有可训练的参数.

$$L(\theta) = -\frac{\sum_{t=1}^{|Y|} \log(P(y_t | y_{1:t-1}, U, K, G))}{|Y|} \quad (8)$$

于是, 总的目标函数公式 (9) 所示. 通过线性插值进行融合了 NLL 损失 (用于获取词序信息; Xu 等人^[28])、BOW 损失、KLDiv 损失和知识替换 CR 损失.

$$L(\theta) = \alpha L_{\text{NLL}}(\theta) + \beta L_{\text{BOW}}(\theta) + \gamma L_{\text{KL}}(\theta) + \delta L_{\text{CR}}(\theta) \quad (9)$$

其中, 线性插值参数实验取值为 $\alpha=0.8$ 、 $\beta=0.7$ 、 $\gamma=0.6$ 和 $\delta=0.6$.

3 实验结果及分析

本节介绍实验所采用的数据集、实验设置、基准模型和实验结果.

3.1 数据集

本次实验采用了具有对话目标的 2 个中文多轮对话数据集 DuRecDial^[9]和 DuConv^[10]. 后文表 3 显示了 2 个语料库的统计数据. 其中 DuConv 语料库仅包含 1 个对话目标 (包含主题的知识路径), 而 DuRecDial 包含 4 个对话目标 (聊天、问答、推荐、任务). 两个数据集中均包含了三元组 (主题、属性、对象) 形式的知识. 其中, DuConv 数据集中的领域词包含: 电影、明星、导演、主演、国家、毕业院校、上映时间. 而 DuRecDial 数据集中的领域词包含: 电影、明星、导演、主演、音乐、新闻、天气、美食、POI (point of information)、国家地区.

3.2 实验设置

本文实验设置的参数如下: 词向量维度为 300 维, 采用随机初始化嵌入向量, 编码器和解码器都是双层结构, 解码器是 800 个隐含单元的双层单向 RNN, 选取 Adam^[30]作为优化器, 学习率为 0.000 1, 单词表使用 20k 个单词. 实际上, 在训练过程中, 我们在做粗粒度的知识增强的同时, 也保留了细粒度的原对话历史. 通过将对话历史进行领域词和义原替换后, 模型可以先进行粗粒度的学习, 从而使得模型对于对话中复杂的专有名词进行前期学习, 理解整句话的含义. 然后再进行详细的细粒度学习. 在训练过程的设置中我们对于每条训练数据是先进行领域词和义原替换后的训练, 然后进行完整数据 (原对话历史) 的训练过程. 也即, 每条数据的训练过程是先进行替换后数据训练, 以进行粗粒度的学习, 然后再进行原数据的训练, 学习更加细粒度的信息. 通过这种交互式替换训练的方式让模型既可以对替换后的文本进行粗粒度学习, 也可以对原文进行细粒度学习. 虽然通过知识替换后的信息会

损失一些信息,但是后期会通过粗粒度信息训练后的模型上通过原对话历史细粒度的数据上完善这些损失的信息.训练设置先进行5个 epochs,训练目标最小化 BOW 损失,然后训练最多30个 epochs 最小化总损失, batch-size 设置为15,使用设备 GeForce RTX 3090 进行实验.

表3 语料库统计数据

语料库	分类	统计数据
DuConv	对话数量	29 858
	话语数量	270 399
	每个对话的平均话语数量	9.10
	每个对话的平均知识数量	17.10
	每个话语的平均单词数量	10.60
DuRecDial	对话数量	10 190
	话语数量	155 477
	每个对话的平均话语数量	15.32
	每个对话的平均知识数量	21.93
	每个话语的平均单词数量	11.53

本文采用 OpenHowNet (<https://github.com/thunlp/OpenHowNet>)^[31]提取对话历史中实词对应的义原,利用 CN-DBpedia (<http://kw.fudan.edu.cn/cndbpedia/search/>) 提取对话历史中实词对应的领域词.6个自动评测指标包含 F1、BLEU-1/BLEU-2^[32]、DISTINCT-1/DISTINCT-2^[33]和 PPL.3个人工评测指标包含流利度 (fluency)、连贯性 (coherence) 和信息性 (informativeness).其中流利度衡量产生的反应本身是否流利;连贯性衡量的是回应是否能回应语境;信息性衡量模型是否在响应中充分利用了知识.人工评分过程为5个测试人员独立进行,每个人对模型生成的结果进行打分,最后记录5个评分结果的平均分.这些3个人工评测指标的分数范围均为0-3.其中,0分代表生成回复不流利或不连贯或没有用到知识,1分代表生成的回复部分流利或部分连贯或采用了部分知识,2分代表生成的内容流利且连贯且用到相关知识,3分代表生成的内容完全正确且用到完全相关的知识.

3.3 基准模型

基准模型1 (norm retrieval, norm Seq2Seq, generation w/o klg, generation w/ klg, norm generation): Wu 等人^[10]提出了多个对话模型,其中 norm retrieval 是归一化的检索式模型, norm Seq2Seq 是归一化的序列到序列生成模型, generation w/o klg 是不利用知识的生成模型, generation w/ klg 是利用知识的生成模型, norm generation 是代表归一化的生成模型.

基准模型2 (KIC): Lin 等人^[11]提出的对话模型中研究了如何在响应解码步骤之间使用循环知识交互,以整合适当的知识,并结合拷贝机制,利用知识感知指针网络根据知识注意分布从外部知识中复制单词,从而生成信息丰富的回复.

基准模型3 (Seq2Seq): Vinyals 等人^[34]提出了一种基于注意力的序列到序列生成模型,该模型无需获取外部知识,广泛被应用于开放领域对话领域.

基准模型4 (PostKS): Lian 等人^[35]提出了基于知识的回复生成模型,利用后验知识选择机制为回复生成选择合适的知识.

基准模型5 (MGCG_R, MGCG_G): Liu 等人^[9]提出的基于检索的模型和基于生成的模型.本文利用其发布的源代码 (<https://github.com/cstghitku/Research/tree/master/NLP/ACL2020-DuRecDial>) 进行实验.

基准模型6 (GOKC): Bai 等人^[29]提出了融合知识管理和知识拷贝的生成式对话模型,该模型着重考虑了先验信息分布、后验信息分布、对话历史、对话目标和词表等信息,从而生成了具有连贯性知识的回复.

基准模型7 (MCTA): 李少博等人^[36]提出了基于知识拷贝机制的生成式对话模型,该模型采用隐射机制处理

对话内容, 然后利用拷贝机制将知识图谱中的知识融入至回复中.

基准模型 8 (CDial-GPT): Wang 等人^[37]提出的基于预训练模型 GPT 的中文生成模型 (<https://github.com/thu-coai/CDial-GPT>). 本文所采用的是数据量最大的 CDial-GPT_{LCCC-large} 进行实验.

基准模型 9 (TKG): Li 等人^[38]提出了主题相关的生成式对话模型, 该模型将每个知识图谱划分为主题层次的主题图, 然后利用子图注意力机制融合对话历史, 从而使生成的回复满足对话主题的一致性.

3.4 实验结果

本节主要介绍本文模型与基准模型比较、消融实验、人工评测和实例分析.

3.4.1 与基准模型比较

表 4 显示了本文模型与基准模型在 DuConv 和 DuRecDial 上的实验结果. 由于所采用的两个语料库中训练集和测试集划分完全一致, norm retrieval、norm Seq2Seq、generation w/o klg、generation w/ klg、norm generation、KIC、MCTA、TKG 都是直接引用原论文的结果.

表 4 实验结果

语料库	模型	F1 (%)	BLEU-1	BLEU-2	DISTINCT-1	DISTINCT-2	PPL
DuConv	norm retrieval	34.73	0.291	0.156	0.118	0.373	—
	norm Seq2Seq	39.94	0.283	0.186	0.093	0.222	10.96
	generation w/o klg	28.52	0.290	0.154	0.032	0.075	20.30
	generation w/ klg	36.21	0.320	0.169	0.049	0.144	27.30
	norm generation	41.84	0.347	0.198	0.057	0.155	24.30
	CDial-GPT	13.59	0.117	0.028	0.028	0.183	24.46
	KIC	44.61	0.377	0.262	0.123	0.308	10.36
	GOKC	44.27	0.405	0.269	0.092	0.245	10.31
	MCTA	43.13	0.376	0.244	0.108	0.259	—
Ours	45.36	0.413	0.275	0.103	0.263	10.04	
DuRecDial	Seq2Seq	18.25	0.146	0.079	0.007	0.016	21.71
	PostKS	35.45	0.327	0.211	0.014	0.051	16.72
	MGCG_R	35.62	0.371	0.233	0.071	0.186	—
	MGCG-G	39.08	0.335	0.220	0.015	0.056	15.21
	CDial-GPT	15.31	0.111	0.043	0.016	0.121	22.87
	GOKC	47.21	0.410	0.314	0.020	0.078	12.02
	TKG	41.49	0.414	0.290	—	0.145	11.26
	Ours	49.78	0.416	0.320	0.022	0.082	11.18

在 DuConv 数据集上, 我们可以看出本文模型在 F1、BLEU-1、BLEU-2 和 PPL 指标上优于基准模型. 在 DuRecDial 数据集上, 我们可以看出本文模型在 F1、BLEU-1、BLEU-2 和 PPL 指标上优于基准模型. 由于通用预训练模型 CDial-GPT 过多依赖于所采用的数据集类型, 在本文两个数据集上生成的回复并不理想. 此外, 我们还可以得到如下结论.

(1) 检索式 norm retrieval 模型在单一对话目标的 DuConv 数据集中取得了较好的 DISTINCT 性能, 原因在于检索式模型在单一对话目标下, 更能检索对应的回复. norm retrieval 模型在多个对话目标的 DuRecDial 中性能急剧下降, 在于很难匹配合适的对话目标. 由于生成式模型可以利用外部知识, 其在两个数据集下的 F1 性能要优于检索式模型.

(2) 带有拷贝机制的 KIC、GOKC 和 MCTA 显著优于传统检索式或生成式模型, 充分说明了如何从对话历史和对话目标中拷贝合适的单词和知识对于生成富信息量的回复起到关键作用, 而且能得到满足知识连贯性的回复; 由于本文模型利用了知识增强策略, 通过对部分复杂容易产生歧义的词进行替换训练, 以及领域词进行替换, 同时扩充了三元组形式的知识, 起到丰富对话历史和知识表示的效果, 显著提升了回复的多样性和知识性. 本文模型与 MCTA 区别体现在两方面. 其一是本文的知识增强更精细. 我们不仅对领域词进行了替换, 同时还进行了义

原替换. 其二是模型架构上更通用. MCTA 模型输入只包括了对话历史和对话的知识图谱, 但是并没有合理有效地利用对话目标等关键信息. 本文模型通过知识管理模块选择有效的知识, 使得学习到的信息更加符合对话上下文和对话目标, 从而生成的回复也更加信息化, 所生成的回复的质量也更高.

(3) 由于 DuRecDial 数据集包含 4 个对话目标 (聊天、问答、推荐、任务), 而 DuConv 数据集仅具有 1 个对话目标, 所以在 DuRecDial 上的性能提升更明显. 也充分说明了对话目标对多样性回复生成起到导向作用.

3.4.2 消融实验

表 5 显示了本文模型的消融实验结果, 可以得出结论: 本文采用的知识增强策略和知识管理以及拷贝可以无缝融合.

表 5 消融实验结果

语料库	分类	知识管理	拷贝融合	F1 (%)	BLEU-1	BLEU -2	DISTINCT-1	DISTINCT-2	PPL
DuConv	义原信息	√	×	36.93	0.352	0.220	0.078	0.193	16.32
	义原信息	×	√	40.61	0.379	0.234	0.081	0.201	14.17
	义原信息	√	√	44.48	0.408	0.271	0.098	0.256	10.27
	世界知识	√	×	35.27	0.326	0.192	0.076	0.191	17.10
	世界知识	×	√	39.38	0.358	0.219	0.088	0.220	14.23
	世界知识	√	√	44.40	0.400	0.263	0.101	0.259	10.44
	义原+世界	√	×	37.62	0.364	0.224	0.079	0.194	15.94
	义原+世界	×	√	40.93	0.382	0.239	0.078	0.194	14.03
	义原+世界	√	√	45.36	0.413	0.275	0.103	0.263	10.04
DuRecDial	义原信息	√	×	43.59	0.364	0.262	0.015	0.061	15.21
	义原信息	×	√	45.64	0.390	0.285	0.016	0.078	12.68
	义原信息	√	√	49.45	0.407	0.309	0.021	0.079	11.45
	世界知识	√	×	41.01	0.357	0.253	0.014	0.049	20.14
	世界知识	×	√	44.64	0.356	0.251	0.016	0.076	14.36
	世界知识	√	√	48.93	0.409	0.311	0.020	0.081	11.96
	义原+世界	√	×	42.18	0.354	0.256	0.016	0.076	16.17
	义原+世界	×	√	44.32	0.363	0.258	0.018	0.072	15.08
	义原+世界	√	√	49.78	0.416	0.320	0.022	0.082	11.18

此外, 我们还可以得到如下结论.

(1) 在 DuConv 数据集上, 义原信息在指导多样性回复方面具有重要作用, 在 F1、BLEU、DISTINCT 及 PPL 指标上取得了不错的性能. 由于义原在两个数据集上均占比 40% 以上, 通过将对话历史中进行义原增强后显著提升了模型的性能. 同时, 领域词在 DuConv 上比例高于 DuRecDial, 增强后的世界知识 (三元组) 发挥的作用也相对更大. 在 DuRecDial 数据集上, 义原信息和世界知识同样发挥重要作用.

(2) 本文通过引入义原信息对词汇涵义进行解释, 对有歧义单词的理解能力进行了增强. 同时, 通过将世界知识纳入模型生成中, 有助于更好理解上下文, 推理出内在的语义. 义原和世界知识有机结合后达到互补作用, 更能生成具有针对性的文本. 在现有模型的基础上显著提升了对话回复的相关性、多样性等. 同样, 由于 DuRecDial 中包含更多的领域和更多的对话目标, 通过领域词替换和知识增强起到更大的作用.

(3) 由于知识管理模块有效提取了与对话历史和对话目标相关的知识信息, 并生成了合理的知识分布信息, 同时拷贝融合机制也进一步集成了知识、词汇、对话历史和对话目标多种信息, 与知识增强进行了有效集成, 从而生成了更有效的回复.

3.4.3 人工评测

表 6 显示了我们的模型与基准模型在两个数据集上人工评测结果. 从两个数据分别随机选取了 100 句生成文本通过与标准答案进行比较进行人工打分. 从实验数据可以看出, 本文模型在人工评测性能上优于现有基准模型.

在 DuRecDial 和 DuConv 两个数据集上, 本文模型较现有基准模型在分数 0 和分数 1 两个级别上所占比例更低, 而在分数 2 和分数 3 两个级别上的比例更高, 平均分数显著高于其他模型, 这表明本文模型通过知识增强的语义替换所生成的回复具有多样性, 能够产生更多与目标相关的回答, 具有很强的信息性.

表 6 人工评测结果

语料库	模型	得分 (%)				平均分数
		0分	1分	2分	3分	
DuRecDial	Seq2Seq	11	76	13	0	1.02
	PostKS	8	64	26	2	1.22
	MGCG_R	3	66	23	8	1.36
	MGCG_G	8	61	28	3	1.26
	CDial-GPT	45	54	1	0	0.56
	GOKC	2	53	34	11	1.54
	Ours	1	46	40	13	1.65
DuConv	CDial-GPT	53	47	0	0	0.47
	GOKC	2	47	41	10	1.59
	Ours	1	40	46	13	1.71

3.4.4 实例分析

表 7 显示了 DuRecDial 和 DuConv 数据集上本文模型生成的回复与基准模型生成的回复实例. 从中可以看出本文生成的回复与参考回复具有很高的相似性, 而且本文生成的回复更贴合人类的对话. 比如: “好的, 那给你推荐一首《骑士精神》, 很经典, 而且不可能被超越的”. 这说明本文模型所使用的知识增强策略能够更好地刻画对话之间的复杂联系, 更具生动性和生活性, 从而在一定程度上增强对话回复的质量. 此外, 在 DuConv 语料库中, 本文模型生成的回复“这部电影是安-玛莉·米耶维勒的代表作, 我知道她的祖籍是瑞士的.” 能够根据上下文挖掘出更加贴合标准回复的答案, 即使 GOKC 模型却也只能生成相对较粗粒度的回复, 而对于预训练模型 CDial-GPT 生成的回复更偏向于平淡和安全的回复. 在生成回复中包含这些更加相关知识的原因在于所使用的数据集中会有对话目标信息, 数据集中的对话目标设定了对话的方向, 同时会有对应的知识三元组, 并且我们根据所设定的对话目标通过 CN-DBpedia 补充了额外的领域知识, 以及采用 HowNet 补充了义原知识. 模型只需要根据对话目标, 使用知识信息, 便会生成更加信息多样化的回复. 由于数据集中指定的这种对话目标就可以起到话题转换作用, 从而建立了生成回复的知识关联.

为了更好地理解本文模型, 我们将注意力进行可视化, 使用棕色表示单词的重要性. 其中, 颜色越深表示单词越重要. 单词的重要性是通过解码器的输出和对话历史编码的输出计算得到的. 如图 3 所示, 本文模型会更加关注“《迷魂曲》”“《我们的音乐》”“电影评分就有 8.6 分”和更加相近的对话历史, 从而使得生成的回复更加具体.

表 7 实例分析

语料库	分类	实例
DuRecDial	对话历史	点一首《淡水海边》。 好的, 为你放。 歌好听, 但是你更好。 我都害羞了。 还有一首《迷魂曲》, 是周杰伦首次尝试电子舞曲。 对这首歌不感兴趣。
	PostKS	还有《unk》, 可以听听。
	CDial-GPT	我也是这样认为呢。
	GOKC	《骑士精神》也很不错哦, 就是经典的。
	Ours	好的, 那给你推荐一首《骑士精神》, 很经典, 而且不可能被超越的。
	参考回复	好吧, 那你可以听听《骑士精神》, 很经典的一首歌呢。

表7 实例分析(续)

语料库	分类	实例	
DuConv	对话历史	嘉儿, 给你推荐部特别的电影, 是那种有篇章组合的。 电影什么名字啊? 不知道我看过没。 让-吕克·戈达尔导演的, 《我们的音乐》。 这部啊, 外教老师给我们推荐过, 导演说是74岁了。 对, 都74岁了还那么精神, 真是有梦想的人不会老啊。 是的, 我还特意上网搜了相关的介绍, 他导演的电影都是有质有量, 网上给这个电影评分就有8.6分。	
		CDial-GPT	嗯, 我也看过这个。
		GOKC	这部电影的主演是安-玛莉·米耶维勒, 她的代表作是此处与彼处, 你可以去看看。
		Ours	这部电影是安-玛莉·米耶维勒的代表作, 我知道她的祖籍是瑞士的。
		参考回复	你知道这部电影是谁的代表作么?给你点提示, 祖籍是瑞士洛桑的。



图3 注意力可视化实例

4 总结

本文提出了基于知识增强和拷贝融合的开放域多轮对话模型, 该模型从对话历史中的实词利用语言知识 HowNet 的义原进行替换增强, 同时利用 CN-DBpedia 世界知识进行领域词增强, 达到丰富对话文本的表示效果。同时, 利用世界知识增强对话知识集合。最后, 通过目标损失函数进一步融合知识增强、对话历史、知识管理和知识拷贝 4 大模块。在两个国际基准汉语多轮对话语料库上的实验结果和可视化效果验证了本文模型在自动评测和人工评测指标上均有效提升了回复的知识性和信息性, 极大增强了用户体验。作为将来工作, 我们将进一步挖掘对话历史的主题转换等结构信息, 从而生成主题连贯的回复。

References:

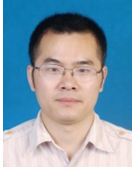
- [1] Weizenbaum J. Eliza—A computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, 1966, 9(1): 36–45. [doi: 10.1145/365153.365168]
- [2] Colby KM, Hilf FD, Weber S, Kraemer HC. Turing-like indistinguishability tests for the validation of a computer simulation of Paranoid processes. *Artificial Intelligence*, 1972, 3: 199–221. [doi: 10.1016/0004-3702(72)90049-5]
- [3] Zhao TC, Eskenazi M. Towards end-to-end learning for dialog state tracking and management using deep reinforcement learning. In: *Proc. of the 17th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue*. Los Angeles: Association for Computational Linguistics, 2016. 1–10. [doi: 10.18653/v1/W16-3601]
- [4] Dai YP, Li HY, Tang CG, Li YB, Sun J, Zhu XD. Learning low-resource end-to-end goal-oriented dialog for fast and reliable system deployment. In: *Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Seattle: Association for Computational Linguistics, 2020. 609–618. [doi: 10.18653/v1/2020.acl-main.57]
- [5] Zhao YY, Wang ZY, Wang P, Yang T, Zhang R, Yin K. A survey on task-oriented dialogue systems. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(10): 1862–1896 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11897/SP.J.1016.2020.01862]
- [6] Chen C, Zhu QQ, Yan R, Liu JF. Survey on deep learning based open domain dialogue system. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 42(7): 1439–1466 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11897/SP.J.1016.2019.01439]
- [7] Wang H, Guo B, Wu W, Liu SC, Yu ZW. Towards information-rich, logical dialogue systems with knowledge-enhanced neural models. *Neurocomputing*, 2021, 465: 248–264. [doi: 10.1016/j.neucom.2021.08.131]
- [8] Cui LY, Wu Y, Liu SJ, Zhang Y. Knowledge enhanced fine-tuning for better handling unseen entities in dialogue generation. In: *Proc. of*

- the 2021 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing. Punta Cana: Association for Computational Linguistics, 2021. 2328–2337. [doi: [10.18653/v1/2021.emnlp-main.179](https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.179)]
- [9] Liu ZM, Wang HF, Niu ZY, Wu H, Che WX, Liu T. Towards conversational recommendation over multi-type dialogs. In: Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Seattle: Association for Computational Linguistics, 2020. 1036–1049. [doi: [10.18653/v1/2020.acl-main.98](https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.98)]
- [10] Wu WQ, Guo Z, Zhou XY, Wu H, Zhang XY, Lian RZ, Wang HF. Proactive human-machine conversation with explicit conversation goal. In: Proc. of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence: ACL, 2019. 3794–3804. [doi: [10.18653/v1/P19-1369](https://doi.org/10.18653/v1/P19-1369)]
- [11] Lin XX, Jian WY, He JS, Wang TF, Chu W. Generating informative conversational response using recurrent knowledge-interaction and knowledge-copy. In: Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Seattle: Association for Computational Linguistics, 2020. 41–52. [doi: [10.18653/v1/2020.acl-main.6](https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.6)]
- [12] Yavuz S, Rastogi A, Chao GL, Hakkani-Tur D. DeepCopy: Grounded response generation with hierarchical pointer networks. In: Proc. of the 20th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue. Stockholm: Association for Computational Linguistics, 2019. 122–132. [doi: [10.18653/v1/W19-5917](https://doi.org/10.18653/v1/W19-5917)]
- [13] Wu SX, Li Y, Zhang DW, Zhou Y, Wu ZH. Diverse and informative dialogue generation with context-specific commonsense knowledge awareness. In: Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Seattle: Association for Computational Linguistics, 2020. 5811–5820. [doi: [10.18653/v1/2020.acl-main.515](https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.515)]
- [14] Wu Y, Wu W, Xing C, Zhou M, Li ZJ. Sequential matching network: A new architecture for multi-turn response selection in retrieval-based chatbots. In: Proc. of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Vancouver: Association for Computational Linguistics, 2017. 496–505. [doi: [10.18653/v1/P17-1046](https://doi.org/10.18653/v1/P17-1046)]
- [15] Cai D, Wang Y, Bi W, Tu ZP, Liu XJ, Shi SM. Retrieval-guided dialogue response generation via a matching-to-generation framework. In: Proc. of the 2019 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th Int'l Joint Conf. on Natural Language Processing. Hong Kong: Association for Computational Linguistics, 2019. 1866–1875. [doi: [10.18653/v1/D19-1195](https://doi.org/10.18653/v1/D19-1195)]
- [16] Han J, Hong T, Kim B, Ko Y, Seo J. Fine-grained post-training for improving retrieval-based dialogue systems. In: Proc. of the 2021 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Mexico: Association for Computational Linguistics, 2021. 1549–1558. [doi: [10.18653/v1/2021.naacl-main.122](https://doi.org/10.18653/v1/2021.naacl-main.122)]
- [17] Chen CY, Wang PH, Chang SC, Juan DC, Wei W, Pan JY. Airconciierge: Generating task-oriented dialogue via efficient large-scale knowledge retrieval. In: Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020. Punta Cana: Association for Computational Linguistics, 2020. 884–897. [doi: [10.18653/v1/2020.findings-emnlp.79](https://doi.org/10.18653/v1/2020.findings-emnlp.79)]
- [18] Shang LF, Lu ZD, Li H. Neural responding machine for short-text conversation. In: Proc. of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th Int'l Joint Conf. on Natural Language Processing. Beijing: Association for Computational Linguistics, 2015. 1577–1586. [doi: [10.3115/v1/P15-1152](https://doi.org/10.3115/v1/P15-1152)]
- [19] Bao SQ, He H, Wang F, Wu H, Wang HF. PLATO: Pre-trained dialogue generation model with discrete latent variable. In: Proc. of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Seattle: Association for Computational Linguistics, 2020. 85–96. [doi: [10.18653/v1/2020.acl-main.9](https://doi.org/10.18653/v1/2020.acl-main.9)]
- [20] Zhou H, Young T, Huang ML, Zhao HZ, Xu JF, Zhu XY. Commonsense knowledge aware conversation generation with graph attention. In: Proc. of the 27th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence. Stockholm: ACM, 2018. 4623–4629. [doi: [10.5555/3304222.3304413](https://doi.org/10.5555/3304222.3304413)]
- [21] Wu SX, Li Y, Wang MH, Zhang DW, Zhou Y, Wu ZH. More is better: Enhancing open-domain dialogue generation via multi-source heterogeneous knowledge. In: Proc. of the 2021 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing. Punta Cana: Association for Computational Linguistics, 2021. 2286–2300. [doi: [10.18653/v1/2021.emnlp-main.175](https://doi.org/10.18653/v1/2021.emnlp-main.175)]
- [22] Song YP, Li CT, Nie JY, Zhang M, Zhao DY, Yan R. An ensemble of retrieval-based and generation-based human-computer conversation systems. In: Proc. of the 27th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence. Stockholm: ACM, 2018. 4382–4388. [doi: [10.5555/3304222.3304379](https://doi.org/10.5555/3304222.3304379)]
- [23] Zhu QF, Cui L, Zhang WN, Wei FR, Liu T. Retrieval-enhanced adversarial training for neural response generation. In: Proc. of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence: Association for Computational Linguistics, 2019. 3763–3773. [doi: [10.18653/v1/P19-1366](https://doi.org/10.18653/v1/P19-1366)]
- [24] Yang L, Hu JJ, Qiu MH, Qu C, Gao JF, Croft WB, Liu XD, Shen YL, Liu JJ. A hybrid retrieval-generation neural conversation model. In: Proc. of the 28th ACM Int'l Conf. on Information and Knowledge Management. Beijing: ACM, 2019. 1341–1350. [doi: [10.1145/3357384.3357881](https://doi.org/10.1145/3357384.3357881)]
- [25] Wang DM, Chen ZY, He WW, Zhong L, Tao YZ, Yang M. A template-guided hybrid pointer network for knowledge-based task-oriented

- dialogue systems. In: Proc. of the 1st Workshop on Document-grounded Dialogue and Conversational Question Answering. ACL, 2021. 18–28. [doi: [10.18653/v1/2021.dialdoc-1.3](https://doi.org/10.18653/v1/2021.dialdoc-1.3)]
- [26] Jiang XT, Wang ZQ, Li SS, Zhou GD. Multi-turn dialogue generation model with dialogue structure. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2022, 33(11): 4239–4250 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6340.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006340](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006340)]
- [27] Young T, Cambria E, Chaturvedi I, Zhou H, Biswas S, Huang ML. Augmenting end-to-end dialogue systems with commonsense knowledge. In: Proc. of the 2018 AAAI Conf. on Artificial Intelligence. New Orleans: Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 2018. 609. [doi: [10.1609/aaai.v32i1.11923](https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11923)]
- [28] Xu B, Xu Y, Liang JQ, Xie CH, Liang B, Cui WY, Xiao YH. CN-DBpedia: A never-ending Chinese knowledge extraction system. In: Proc. of the 30th Int'l Conf. on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Arras: Springer, 2017. 428–438. [doi: [10.1007/978-3-319-60045-1_44](https://doi.org/10.1007/978-3-319-60045-1_44)]
- [29] Bai JQ, Yang Z, Liang XN, Wang W, Li ZJ. Learning to copy coherent knowledge for response generation. In: Proc. of the 2021 AAAI Conf. on Artificial Intelligence. Palo Alto: Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 2021. 12535–12543. [doi: [10.1609/aaai.v35i14.17486](https://doi.org/10.1609/aaai.v35i14.17486)]
- [30] Kingma DP, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. In: Proc. of the 3rd Int'l Conf. on Learning Representations. San Diego: ICLR, 2015. 1–15.
- [31] Qi FC, Yang CH, Liu ZY, Dong Q, Sun MS, Dong ZD. OpenHowNet: An open sememe-based lexical knowledge base. arXiv: 1901.09957, 2019.
- [32] Papineni K, Roukos S, Ward T, Zhu WJ. BLEU: A method for automatic evaluation of machine translation. In: Proc. of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Philadelphia: Association for Computational Linguistics, 2002. 311–318. [doi: [10.3115/1073083.1073135](https://doi.org/10.3115/1073083.1073135)]
- [33] Li JW, Galley M, Brockett C, Gao JF, Dolan B. A diversity-promoting objective function for neural conversation models. In: Proc. of the 2016 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. San Diego: Association for Computational Linguistics, 2016. 110–119. [doi: [10.18653/v1/N16-1014](https://doi.org/10.18653/v1/N16-1014)]
- [34] Vinyals O, Le Q. A neural conversational model. arXiv:1506.05869v3, 2015.
- [35] Lian RZ, Xie M, Wang F, Peng JH, Wu H. Learning to select knowledge for response generation in dialog systems. In: Proc. of the 28th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence. Macao: IJCAI, 2019. 5081–5087. [doi: [10.24963/ijcai.2019/706](https://doi.org/10.24963/ijcai.2019/706)]
- [36] Li SB, Sun CJ, Xu Z, Liu BQ, Ji ZZ, Wang MJ. Knowledge copying mechanism for dialog generation. Journal of Chinese Information Processing, 2021, 35(2): 107–115 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.3969/j.issn.1003-0077.2021.02.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0077.2021.02.011)]
- [37] Wang YD, Ke P, Zheng YH, Huang KL, Jiang Y, Zhu XY, Huang ML. A large-scale Chinese short-text conversation dataset. In: Proc. of the 9th CCF Int'l Conf. on Natural Language Processing and Chinese Computing. Zhengzhou: Springer, 2020. 91–103. [doi: [10.1007/978-3-030-60450-9_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-60450-9_8)]
- [38] Li J, Huang QB, Cai Y, Liu YK, Fu MY, Li Q. Topic-level knowledge sub-graphs for multi-turn dialogue generation. Knowledge-based Systems, 2021, 234: 107499. [doi: [10.1016/j.knsys.2021.107499](https://doi.org/10.1016/j.knsys.2021.107499)]

附中文参考文献:

- [5] 赵阳洋, 王振宇, 王佩, 杨添, 张睿, 尹凯. 任务型对话系统研究综述. 计算机学报, 2020, 43(10): 1862–1896. [doi: [10.11897/SP.J.1016.2020.01862](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2020.01862)]
- [6] 陈晨, 朱晴晴, 严睿, 柳军飞. 基于深度学习的开放领域对话系统研究综述. 计算机学报, 2019, 42(7): 1439–1466. [doi: [10.11897/SP.J.1016.2019.01439](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2019.01439)]
- [26] 姜晓彤, 王中卿, 李寿山, 周国栋. 基于对话结构的多轮对话生成模型. 软件学报, 2022, 33(11): 4239–4250. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6340.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006340](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006340)]
- [36] 李少博, 孙承杰, 徐振, 刘秉权, 季振洲, 王明江. 基于知识拷贝机制的生成式对话模型. 中文信息学报, 2021, 35(2): 107–115. [doi: [10.3969/j.issn.1003-0077.2021.02.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-0077.2021.02.011)]



徐凡(1979—), 男, 博士, 副教授, CCF 高级会员, 主要研究领域为自然语言处理, 人机交互.



王明文(1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究领域为自然语言处理, 信息检索.



徐健明(1998—), 男, 硕士生, 主要研究领域为自然语言处理.



周国栋(1967—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为自然语言处理, 信息抽取, 统计机器翻译, 机器学习.



马勇(1977—), 男, 博士, 教授, CCF 专业会员, 主要研究领域为边缘计算, 信息安全.