



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

博士学位论文

知识增强的对话关键技术研究

作者姓名: 刘舒曼

指导教师: 冯洋 研究员

中国科学院计算技术研究所

学位类别: 工学博士

学科专业: 计算机软件与理论

培养单位: 中国科学院计算技术研究所

2023 年 6 月

Key Technologies of
Knowledge Enhanced Dialogue

A dissertation submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Doctor of Philosophy
in Computer Software and Theory
by
Liu Shuman
Professor Feng Yang

Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences

June, 2023

中国科学院大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。承诺除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体享有著作权的研究成果，未在以往任何学位申请中全部或部分提交。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人或集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：

日 期：

中国科学院大学

学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院大学有关收集、保存和使用学位论文的规定，即中国科学院大学有权按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则，保留并向国家指定或中国科学院指定机构送交学位论文的电子版和印刷版文件，且电子版与印刷版内容应完全相同，允许该论文被检索、查阅和借阅，公布本学位论文的全部或部分内容，可以采用扫描、影印、缩印等复制手段以及其他法律许可的方式保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名：

导师签名：

日 期：

日 期：

摘要

对话系统是允许人类使用自然语言与计算机进行信息交流和指令交互的计算机系统，是人机交互的重要接口之一，在自然语言处理领域受到广泛关注。根据应用场景的不同，对话系统可分为开放域对话系统和任务型对话系统。开放域对话系统能够与用户进行开放场景下的闲聊式对话，任务型对话系统能够帮助用户完成某些特定领域中的事务性任务。主流的基于深度学习的对话系统通常采用端到端式的“编码器-解码器”框架或流水线式的“自然语言理解-对话管理-自然语言生成”框架进行建模，并通过数据驱动的人工神经网络实现框架中的各子模块。

由于对话场景的复杂性和领域的多样性，对话内容常涉及到多场景、多领域下的知识，如常识、实体关系、事务逻辑、情感、个性化信息等，理解对话文本中的知识，对于将对话内容和现实世界进行对齐，生成人类能够理解的回复内容来说十分重要。因此，知识在对话系统中不可或缺。但是，数据驱动的对话模型往往缺乏理解对话内容所必须的知识，从而导致模型对自然语言输入的理解能力不足，生成的回复内容平板、包含的信息量少，影响模型的整体性能。因此，如何利用外部知识增强对话模型，为模型引入知识，改善模型在多场景、多领域下的自然语言理解和对话回复生成能力，是对话研究中的重要课题之一。

本文主要研究基于知识增强的对话关键技术，针对知识多角度、多层次和多粒度的表达特性导致的多场景、多领域下的对话模型存在的知识缺乏、不同领域知识差异性大、语料知识稀疏问题进行了研究，提出相应的改进方法，以缓解当前问题，提升模型对自然语言的理解能力和对回复内容的生成能力。本文取得了如下创新成果：

1. 针对回复内容知识缺乏问题，本文基于外部知识库，提出了一种多角度知识增强的对话回复生成模型，缓解了知识缺乏问题，减少了通用回复。由于知识的表达形式的多样性，使用单一知识融合方法的对话模型无法有效利用知识内容，导致生成缺乏知识的通用回复。本文提出的多角度知识增强的对话回复生成模型设计了一种能够同时建模确定性事实和开放性知识的对话回复生成模型结构，模型首先通过计算对话上下文和知识库中的三元组之间的相关性引入确定性事实，然后通过计算对话上下文和知识库中的知识实体之间的语义相似性引入开放性知识，使回复内容能够考虑到不同角度的知识，实现了对对话内容中的知识进行“收敛式”和“发散式”扩展的回复生成。实验表明，该模型在现实场景的对话数据下能够生成包含有更准确、丰富的知识实体的回复内容，提升了回复内容的质量。

2. 针对不同领域知识的差异性问题，本文基于多领域知识的“元知识”，提出了一种多层次知识增强的对话状态追踪模型，缓解了不同领域知识差异性问题，提升了模型的泛化能力。由于不同领域的知识在内容和数量上都有所差别，

在多领域场景下，缺乏领域共同知识的对话模型无法应对不同领域的知识差异，导致模型的泛化能力较差。本文提出的多层次知识增强的对话状态追踪模型设计了一种能够学习多领域知识结构的对话状态追踪模型结构，模型通过预定义的领域先验建模对话中的知识实体在各领域内的结构化关系，并通过基于预训练模型的语义关联建模对话中的知识实体在各领域间的结构化关系，使知识实体的表示同时考虑到下层的领域内结构和上层的领域间结构，实现了对对话中的知识实体基于领域内和领域间信息的自然语言理解。实验表明，该模型在多领域数据集上的性能优于之前的对话状态追踪模型，且在未见领域上的泛化能力有显著提升。

3. 针对对话语料的知识稀疏问题，本文基于领域先验知识，提出了一种基于多粒度知识的数据增强方法，缓解了对话状态追踪任务中的知识稀疏问题，提高了对话语料对领域知识的覆盖率。由于知识在外部数据和对话语料中的密度不同，小数据量的对话语料与知识源不能一一对应，导致对话语料对知识的覆盖率不足。本文提出的基于多粒度知识的数据增强方法设计了一种能够基于对话内容和对话逻辑构建高质量语料的数据增强方法，方法首先通过局部噪声实现在对话内容中增强知识内容表示的多样性，然后通过任务逻辑增广，实现在多轮对话中增强知识逻辑序列的多样性，使对话样例同时在知识内容和知识逻辑上得到扩充，实现了对对话语料基于知识内容和知识逻辑的数据增强。实验表明，该方法相比之前的数据增强方法，能够改善对话语料对不同粒度知识的覆盖率，提升多种基础模型在多个子数据集上的性能表现。

综上，本文基于知识具有多角度、多层次和多粒度的表达特性，从知识缺乏、不同领域知识差异性、知识稀疏方面研究了知识增强的对话中面临的多个关键性问题，设计并验证了相应的改进方法，缓解了对应问题。构建具备正确且完善的知识的对话系统是一个复杂且艰巨的任务，面对实际应用场景，系统的落地仍面临诸多挑战，希望本文能够对这一领域的发展起到一定的推进作用。

关键词：对话系统，知识增强的对话，知识库，元知识，数据增强

Abstract

Dialogue system is a computer system that allows human beings to use natural language to communicate with computers and exchange instructions. It is one of the important interfaces of human-computer interaction and has received extensive attention in the research of natural language processing. According to different application scenarios, dialogue systems can be divided into open-domain dialogue systems and task-oriented dialogue systems. Open-domain dialogue systems can engage in chit-chat with users in open scenarios, and task-oriented dialogue systems can help users complete transactional tasks in certain domains. The mainstream deep learning-based dialogue systems usually use an end-to-end “encoder-decoder” framework or a pipeline “natural language understanding-dialogue management-natural language generation” framework, and implement each sub-module in the framework through data-driven neural networks.

Due to the complexity of dialogue scenarios and the diversity of domains, dialogue content often involves knowledge in multiple scenarios and domains, such as common sense, entity relationships, transactional logic, emotions, personalized information, etc. Understanding knowledge in dialogues is crucial for aligning the content of the dialogue with the real world, and generate responses that humans can understand. Therefore, knowledge is indispensable in dialogue systems. However, data-driven dialogue models often lack the necessary knowledge for understanding the dialogue content, resulting in insufficient natural language understanding performance, and response generated by the model is flat and contains little information, which affects the overall performance of the model. Therefore, how to use external knowledge to enhance the dialogue model, introduce knowledge into the model, and improve the model’s performance to understand natural language and generate dialogue responses in multiple scenarios and domains is one of the important topics in dialogue research.

This thesis mainly studies the key technologies of knowledge enhanced dialogue, and studies the problems of knowledge lacking, large differences in knowledge in different domains, and knowledge sparsity in corpus in the dialogue model under multi-scenario and multi-domain caused by the multi-angle, multi-level and multi-granularity expression of knowledge, and proposes corresponding improvement methods to alleviate the problems, improve the model’s performance in natural language understanding and response generation. This thesis has made the following innovations:

1. Aiming at the problem of knowledge lacking in response generation, this thesis proposes a multi-angle knowledge-enhanced dialogue response generation model based on an external knowledge base, which alleviates the problem of knowledge lacking and reduces general responses. Due to the diversity of knowledge forms, the dialogue model

using a single knowledge fusion method cannot effectively utilize the knowledge, resulting in the generation of general response that lacking knowledge. The multi-angle knowledge-enhanced dialogue response generation model in the thesis is capable of simultaneously modeling deterministic facts and open knowledge. The model first introduces deterministic facts by computing the correlation between the dialogue context and the triples in the knowledge base, open knowledge is then introduced by computing the semantic similarity between the dialogue context and the knowledge entities in the knowledge base, make the response take into account knowledge from different angles, so that response generation with “convergent” and “divergent” expansion of knowledge is realized. Experiments show that the model can generate responses containing more accurate and rich knowledge entities under the real scenes, which improves the quality of the responses.

2. Aiming at the problem of knowledge differences in different domains, this thesis proposes a multi-level knowledge-enhanced dialogue state tracking model based on the “meta-knowledge” of multi-domain knowledge, which alleviates the problem of knowledge differences in different domains and improves the generalization ability of the model. Because knowledge in different domains differs in content and quantity, in multi-domain scenarios, a dialogue model lacking domain common knowledge cannot cope with knowledge differences in different domains, resulting in poor generalization ability of the model. The multi-level knowledge-enhanced dialogue state tracking model in this thesis is capable of learning multi-domain knowledge structures. The model models the intra-domain structural relationship of knowledge entities in the dialogue through the predefined domain prior, and models the inter-domain structural relationship of knowledge entities in the dialogue through semantic association based on the pre-trained language models, make the representation of knowledge entities take into account both the explicit intra-domain structure and the implicit inter-domain structure, realize the natural language understanding of knowledge entities in the dialogue based on intra-domain and inter-domain information. Experiments show that the model outperforms previous dialogue state tracking models on multi-domain datasets and has significantly improved generalization capabilities on unseen domains.

3. Aiming at the problem of knowledge sparsity in dialogue corpus, this thesis proposes a data augmentation approach based on multi-granularity knowledge with domain prior knowledge, which alleviates the problem of knowledge sparsity in dialogue state tracking task and improves the coverage of dialogue corpus on domain knowledge. Due to the different density of knowledge in external data and dialogues, small dialogue corpus cannot correspond to knowledge sources one by one, resulting in insufficient coverage of knowledge in dialogue corpus. The data augmentation approach based on multi-granularity knowledge in this thesis can construct high-quality corpus based on dialogue content and dialogue logic, the approach first uses local noise to enhance the

diversity of knowledge representation in the dialogue content, then through task logic augmentation, the diversity of knowledge logic sequences can be enhanced in multiple turns of the dialogue, make the dialogue sample expand in knowledge content and knowledge logic at the same time, realized the augmentation of the dialogue data based on knowledge content and knowledge logic. Experiments show that, compared with previous data augmentation approaches, this approach can improve the coverage of dialogue corpus on knowledge of different granularities, and improve the performance of various basic models on multiple sub-datasets.

To sum up, this thesis studies a number of key problems faced in dialogue systems from the aspects of knowledge lacking, knowledge differences in different domains, and knowledge sparsity, and designs and verifies corresponding improvement methods to alleviate the corresponding problems. Building a dialogue system with correct and complete knowledge is a complex and arduous task. In practical application scenarios, the implementation of the system still faces many challenges. I hope this thesis can play a certain role in promoting the development of this field.

Key Words: Dialogue Systems, Knowledge-enhanced Dialogue, Knowledge Bases, Meta Knowledge, Data Augmentation

目 录

第1章 绪论	1
1.1 选题背景及意义	1
1.2 主流对话系统框架结构	3
1.3 关键问题	5
1.3.1 回复内容知识缺乏问题	5
1.3.2 不同领域的知识差异性问题	6
1.3.3 对话语料知识稀疏问题	7
1.4 主要研究内容	8
1.5 文章组织结构	10
第2章 研究现状与相关工作	13
2.1 开放域对话系统	13
2.1.1 回复多样性	13
2.1.2 基于人格和共情的对话回复生成	14
2.1.3 基于知识的对话回复生成	15
2.2 任务型对话系统	16
2.2.1 自然语言理解	17
2.2.2 对话状态追踪	19
2.2.3 对话策略学习	22
2.2.4 自然语言生成	23
2.2.5 端到端式方法	23
2.3 本章小结	24
第3章 多角度知识增强的对话回复生成模型	25
3.1 概述	25
3.2 相关工作	27
3.3 基于多角度知识增强的对话模型	28
3.3.1 表示抽取模块	28
3.3.2 知识检索模块	28
3.3.3 多轮对话上下文指导模块	31
3.3.4 回复生成模块	31
3.4 实验设计及分析	33
3.4.1 数据集	34

3.4.2 模型实现	34
3.4.3 基线模型	35
3.4.4 评价指标	35
3.4.5 主实验结果	36
3.4.6 分析实验结果	37
3.4.7 样例分析	37
3.5 本章小结	39
第 4 章 多层次知识增强的对话状态追踪模型	41
4.1 概述	41
4.2 相关工作	44
4.3 基于多层次知识增强的对话状态追踪模型	45
4.3.1 特征抽取模块	46
4.3.2 空间融合模块	47
4.3.3 时序融合模块	48
4.3.4 对话状态预测模块	48
4.3.5 优化目标	50
4.4 实验设计及分析	50
4.4.1 数据集和评价指标	51
4.4.2 基线模型	51
4.4.3 模型实现	52
4.4.4 主试验结果	52
4.4.5 消融实验结果	53
4.4.6 领域结果分析	55
4.5 本章小结	57
第 5 章 基于多粒度知识的数据增强方法	59
5.1 概述	59
5.2 相关工作	60
5.3 研究背景	61
5.3.1 问题定义	61
5.3.2 基础模型	61
5.4 基于多粒度知识的对话状态追踪语料数据增强方法	64
5.4.1 基于局部噪声的对话状态追踪语料数据增强	64
5.4.2 基于任务逻辑的对话状态追踪语料数据增强	65
5.5 实验设计及分析	67
5.5.1 数据集	67

5.5.2 模型实现	67
5.5.3 基线模型及评价指标	67
5.5.4 主试验结果	68
5.5.5 分析实验结果	69
5.6 本章小结	75
第 6 章 总结与展望	77
6.1 本文工作总结	77
6.2 未来工作展望	79
参考文献	83
致谢	101
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与其他相关学术成果 ·	105

图目录

图 1-1	2020-2027 中国人机交互产业规模	2
图 1-2	用于对话系统的编码器解码器结构示意图	3
图 1-3	用于对话系统的流水线式结构示意图	4
图 1-4	本文研究内容整体框架	9
图 2-1	DBpedia 知识库中包含的知识类型示例	16
图 2-2	自然语言理解任务示例	18
图 2-3	对话状态追踪任务示例	20
图 3-1	多角度知识增强的对话回复生成模型结构示意图	29
图 3-2	多角度知识增强的对话回复生成模型的知识检索模块结构示意 图	30
图 3-3	多角度知识增强的对话回复生成模型的回复生成模块结构示意 图	32
图 4-1	不同纲要结构建模方法示例	43
图 4-2	多层次知识增强的对话状态追踪模型结构示意图	46
图 4-3	不同模型下各领域的领域区分度和领域联合目标准确率之 间的关系	57
图 5-1	对话状态追踪任务的抽取式基础模型结构	62
图 5-2	对话状态追踪任务的生成式基础模型结构	63
图 5-3	不同增强数据量下的基础模型在各数据集上的性能	71
图 5-4	不同噪声概率下的基础模型在各数据集上的性能	71

表目录

表 1-1	不同模型在 10 万条对话中生成部分通用回复的次数	5
表 1-2	TRADE 模型在跨领域设置下在 MultiWOZ 数据集不同领域上的 槽位准确率	7
表 1-3	不同模型在 SGD 数据集所有领域和未见领域性能对比	7
表 1-4	部分基于外部知识的对话数据集统计信息	8
表 3-1	基于知识的对话样例	26
表 3-2	知识库和对话语料的统计信息	34
表 3-3	对话语料示例	35
表 3-4	多角度知识增强的对话回复生成模型在整体数据集上的机器评 估结果	36

表 3-5 多角度知识增强的对话回复生成模型在整体数据集上的人工评估结果	37
表 3-6 多角度知识增强的对话回复生成模型在问答子数据集上的机器评估结果	37
表 3-7 多角度知识增强的对话回复生成模型生成的回复内容示例	38
表 4-1 纲要描述示例	44
表 4-2 纲要结构图中的定义及解释	48
表 4-3 多层次知识增强的对话状态追踪模型在 SGD 数据集上的实验结果	52
表 4-4 多层次知识增强的对话状态追踪模型的消融实验结果	54
表 4-5 多层次知识增强的对话状态追踪模型的不同实现变体下的槽位状态和槽位值预测准确率	55
表 4-6 不同模型在每个领域上的联合目标准确率	56
表 5-1 多粒度知识增强的数据增强方法在不同模型及不同数据集上的实验结果	69
表 5-2 不同数据集的复杂度量化指标	70
表 5-3 多粒度知识增强的数据增强方法对不同槽位的影响	72
表 5-4 模型输入输出示例	73
表 5-5 基于 ChatGPT 的对话状态追踪任务预测结果	74

符号列表

缩写

ASR	Automatic Speech Recognition
ATIS	Air Travel Information System
CNN	Convolutional Neural Network
CRF	Conditional Random Field
DA	Data Augmentation
DM	Dialogue Management
DPL	Dialogue Policy Learning
DQN	Deep Q Network
DST	Dialogue State Tracking
FFN	FeedForward Network
GAT	Graph Attention Network
GNN	Graph Neural Network
HRED	Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder
I-Acc	Active Intent Accuracy
JGA	Joint Goal Accuracy
KB	Knowledge Base
LA	Label Accuracy
LSTM	Long Short Term Memory
MDP	Markov Decision Process
MHA	Multi Head Attention
MLP	Multi Layer Perceptron
NLG	Natural Language Generation
NLU	Natural Language Understanding
PLM	Pre-trained Language Model
POMDP	Partially Observable Markov Decision Process
RNN	Recurrent Neural Network
SA	Status Accuracy
TOD	Task-oriented Dialogue System
U-JGA	Unseen Joint Goal Accuracy
VAE	Variational Autoencoder

第1章 绪论

本节将对本文内容做一个整体性的梳理。首先将介绍知识增强的对话模型研究的相关背景，以及主流的对话系统框架结构，然后着重介绍当前知识增强的对话研究中存在的部分关键问题，和本文针对相关问题提出的具体改进方法和研究成果，最后介绍文章的整体组织结构。

1.1 选题背景及意义

对话系统是通过自然语言，与人类进行对话交互的计算机系统，它能够模仿人类，与人进行闲聊，或者是作为助手辅助人类进行计算机相关的事务操作。对话系统的发展历史自 1950 年图灵测试提出伊始，至今已七十多年。早期的对话系统，如 Eliza^[1]、Alice^[2] 等，还依赖于领域专家设计的规则模版，仅能面向小范围领域产生固定句式的回复。随着机器学习的发展，逐渐诞生了 Watson^[3] 等功能更加强大，具有形式化模块结构的数据驱动型对话系统。得益于深度学习研究的进步，Siri、微软小冰^[4] 等具有一定任务辅助和知识问答功能的对话系统随后逐渐投入了应用，在手机、音箱、汽车等终端上实现了部署。及至 2023 年，随着算力和数据资源的进一步积累，市场上已涌现出了更多诸如 ChatGPT、文心一言等存储了海量知识，能够随时生成流畅的长文本回复的对话系统接口。如图1-1¹所示，在我国，对话式 AI 产品的产业规模逐年上涨，对话系统已经从最初的科幻概念落地，走进了千家万户。对话系统的技术范式也逐渐完成了从专家规则、机器学习、深度学习、预训练模型到大规模语言模型的技术转变。

伴随着对话系统的技术发展及普及，现在的对话系统已经能够实现流畅的上下文相关的文本生成和精确的关联接口调用，承担情感陪护、休闲娱乐、智能客服、办公助手等多重任务。通过自然语言的形式，对话系统允许人们使用声音或文字实现对计算机系统的远程操控，为多种智能功能提供了统一的对外接口，提高了人们使用计算机的效率，方便了日常生活。同时，对于专业知识储备相对较少的非研究人员及老人和儿童等，对话系统使用自然语言的特性能够引导用户逐步完成与计算机系统的交互，提高用户对于计算机系统的利用率。因此，对话系统是人类与计算机实现人机交互的重要接口，在人类的日常生活中具有重要意义，对于对话系统的研究是自然语言处理领域中重要的研究任务之一。

根据应用场景的不同，对话系统可分为开放域对话系统和任务型对话系统。开放域对话系统能够与用户进行开放场景下的闲聊式对话，不在对话目标上有任何限制；而任务型对话系统能够帮助用户完成某些特定领域中的事务性任务，如购票、媒体播放、日程调度、商务推荐等^[5]。

主流的基于深度学习的对话系统通常采用端到端式的“编码器-解码器”框

¹ 数据来源：<https://report.iresearch.cn/>。为了简洁表示，小数点后略。

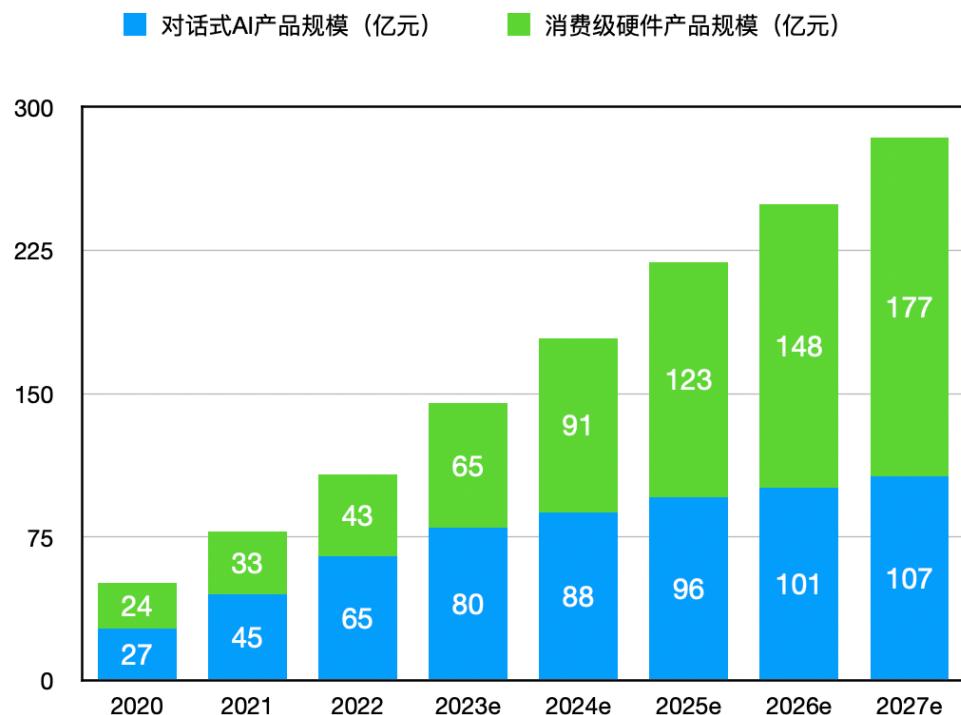


图 1-1 2020-2027 中国对话式AI产品规模

Figure 1-1 2020-2027 human-computer interaction industry scale in China

架或流水线式的“自然语言理解-对话管理-自然语言生成”框架进行建模，并通过数据驱动的人工神经网络实现框架中的各模块^[5-8]。端到端式的“编码器-解码器”框架是开放域对话系统常用的模型结构之一，模型接收对话历史和输入语句，直接输出自然语言形式的回复内容。流水线式的“自然语言理解-对话管理-自然语言生成”框架是任务型对话系统的常见建模方式，模型先对对话历史和输入语句进行解析，通过对话管理模块根据解析结果生成对应的对话策略，最后根据对话策略生成回复语句并输出。

由于对话系统的应用场景广泛、应用领域多样，对话内容常涉及到多场景、多领域下的现实世界知识，如常识、实体关系、事务逻辑，以及人类特性，如情感、个性化信息等^[5,7-9]。理解对话文本中的知识，对于将对话内容和现实世界进行对齐，生成人类能够理解的回复内容来说十分重要。因此，应用场景和应用领域相关的知识在对话系统中具有重要价值。但是，数据驱动的对话模型往往缺乏理解对话内容所必须的知识，这使得模型难以将对话内容与其真实含义对齐^[7]，从而导致模型对自然语言输入的理解能力不足，生成的回复内容平板、包含的信息量少，影响模型的整体性能。因此，如何利用外部知识，对对话模型进行增强，改善模型在多应用场景、多适用领域下的自然语言理解能力和对话回复生成能力，是对话研究中的重要课题之一。

通过引入不同形式、不同内容的知识对模型进行增强，不同的对话模型能够完成数学运算、常识推断、逻辑推理、业务交互、共情回复生成、个性化回复生成等不同任务，大大提高了模型的功能性。例如，通过结合领域知识库，模型能

够针对用户提出的相关问题，检索知识库并生成相应答案；通过结合知识图谱，模型能够根据图谱中的实体关联，生成符合常识的回复内容；通过结合业务数据库，模型能够完成饭店、航班预订等业务型任务；通过结合含有人物画像知识的表格，模型能够构建具有一致性人格的系统，还能够生成针对不同用户的个性化回复。

然而，知识的表达形式是多角度、多层次和多粒度的。由于知识的多样化表达特性，当前的知识增强的对话模型在知识的应用上仍面临多个关键问题，如回复内容知识缺乏、不同领域知识差异性大、对话语料知识稀疏等^[5,9]。这往往是因为单一的知识增强方式使得模型对知识的利用率不足、利用质量不高，进而影响模型性能。综上，应用多角度、多层次和多粒度的知识，是进一步增强对话模型的关键之一。

因此，本文针对知识增强的对话关键技术展开研究，围绕知识具有多角度、多层次、多粒度的表达形式的特性，对知识在对话中的应用技术进行改进，以改善对话模型在多场景、多领域下的自然语言理解能力和回复内容生成能力。希望本文的研究能够对构建更加完备和落地的对话系统具有一定的推动作用。

1.2 主流对话系统框架结构

本节将对主流的对话系统框架结构进行简述，以便后文理解。主流的基于深度学习的生成式对话系统通常采用端到端式的“编码器-解码器”框架或流水线式的“自然语言理解-对话管理-自然语言生成”框架进行建模，并通过数据驱动的人工神经网络实现框架中的各模块^[5-8]。

“编码器-解码器”框架（Encoder-Decoder Structure），也称序列到序列框架（Sequence-to-Sequence Structure），是适用于开放域对话系统的主要模型结构之一。模型接收自然语言形式的用户输入，并直接输出自然语言形式的回复内容，如图1-2所示。编码器将自然语言形式的用户输入编码为包含有对话含义的隐状态，解码器根据隐状态和当前已生成的输出序列预测回复内容中的下一个词，并最终生成完整的输出语句。

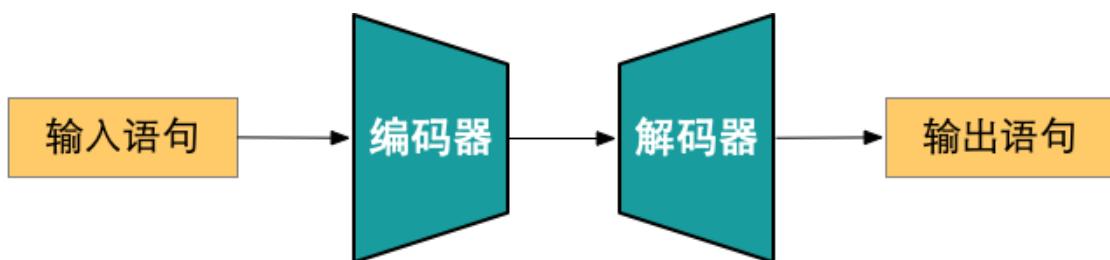


图 1-2 用于对话系统的编码器解码器结构示意图

Figure 1-2 Encoder decoder structure for dialogue systems

常见的可作为编码器和解码器的神经网络包括循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）^[10-12]、卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）^[13-15]、

Transformer^[16] 等^[5-8]。为了捕捉多轮对话中的层级信息和外部知识，层级式循环编码器-解码器结构（Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder, HRED）^[17,18]、记忆网络^[19,20]和复制网络^[21]也是常见的基于“编码器-解码器”框架改进的对话模型结构。

“流水线”式框架（Pipeline Structure）主要应用于任务型对话系统，如图1-3所示。模型接收自然语言形式的用户输入，并通过自然语言理解（Natural Language Understanding, NLU）模块将其解析为任务相关的形式化表示。对话管理模块（Dialogue Management, DM）根据形式化的用户表示和事务数据库的操作结果生成对应的对话策略，其中，对话状态追踪模块（Dialogue State Tracking, DST）负责根据形式化表达更新多轮对话中的对话状态，对话策略学习模块（Dialogue Policy Learning, DPL）负责根据对话状态和数据操作结果生成系统的具体策略。最后，自然语言生成模块（Natural Language Generation, NLG）根据对话策略生成自然语言形式的输出并返回给用户^[5,6]。

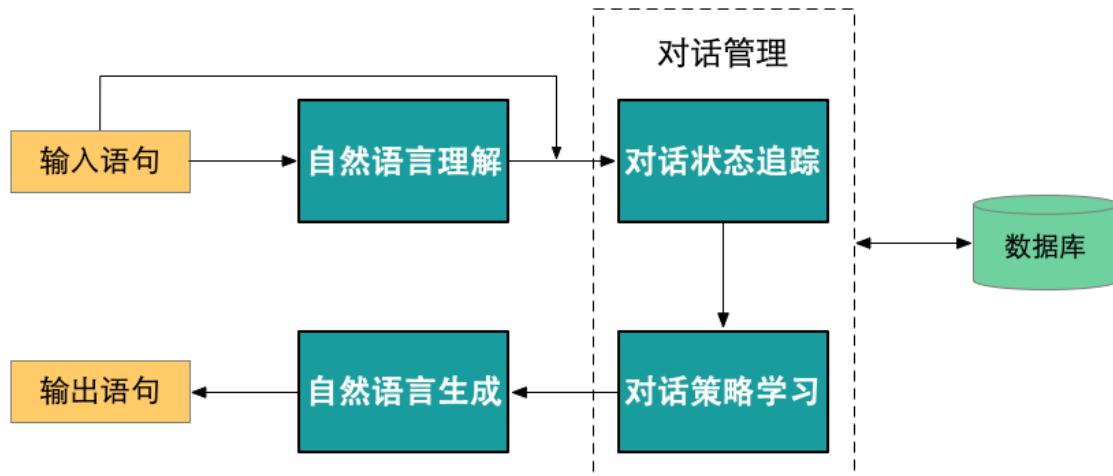


图 1-3 用于对话系统的流水线式结构示意图

Figure 1-3 Pipeline structure for dialogue systems

相比起“编码器-解码器”式框架，“流水线”式框架的网络选择更加灵活。大部分常见的编码器网络，如循环神经网络、卷积神经网络和 Transformer 等都适用于自然语言理解和对话状态追踪模块。主流的对话策略学习模块大多采用基于强化学习的模型结构，如深度 Q 网络（Deep Q Network, DQN）^[22]等^[23]。自然语言生成模块根据系统的对话策略和数据操作结果生成自然语言输出，大部分常见的解码器网络，如循环神经网络、Transformer 等，均能够用作自然语言生成模块。但是，由于“流水线”式框架的各个模块是互相独立的，各模块和任务的耦合度高，如何训练系统达到全局最优具有很大的难度，这是“流水线”式框架的主要缺点之一^[5,6]。

1.3 关键问题

随着深度学习的发展，基于知识增强的对话技术已经有了长足的进步。但是，由于不同知识在表达形式、层级和粒度上的多样性，系统仍面临回复内容知识缺乏、不同领域知识差异性、对话语料知识稀疏等关键问题。本文深入分析了现有系统在知识应用上存在的不足和面临的关键问题，并在本节中对具体问题进行了描述。

1.3.1 回复内容知识缺乏问题

生成流畅、含义丰富、上下文相关度高的回复内容是对话模型的目标之一。但是，由于缺乏必须的知识，如现实世界中的概念、常识等，对话模型常常不能将对话中的知识和实际含义对齐，因此无法准确理解上下文，也不能将相应的知识用于回复内容的生成^[24-27]。这导致对话模型常生成诸如“我不知道。”、“好的。”、“谢谢。”等平板且缺乏意义的通用回复内容^[5-8]。这些回复内容能够匹配多种输入语句，但并不包含任何有意义的信息，和对话上下文语境无关，往往会削弱用户的对话体验，对于回复质量起到负面影响。

表 1-1 不同模型在 10 万条对话中生成部分通用回复的次数

Table 1-1 Frequency of several general responses in 100K queries of different models

通用回复	模型			
	Seq2Seq	Seq2Seq-MMI ^[28]	Seq2Seq-DD ^[29]	Seq2Seq-RW _{EF} ^[30]
我也不知道。 I don't know, either.	3296	4404	941	847
我也想知道。 I want to know, too.	3211	13764	795	738
我也觉得。 I think so.	883	632	1505	59
我也想问。 I want to ask, too.	515	51	441	12
不喜欢。 I don't like it.	337	131	214	95
看什么。 What do you look at?	254	52	377	87
不会。 Will/can not.	109	92	54	24

开放域对话场景中的对话回复生成是知识缺乏问题的典型场景之一。表1-1²给出了部分常见通用回复的示例，以及不同模型在 10 万条对话轮数中生成通用回复的频率。在缺乏相关信息的情况下，部分基于“编码器-解码器”结构的

²数据引用自 Liu 等^[30]。

模型生成的通用回复数目甚至接近总回复数目的 20%。

大部分研究工作通过改进优化目标、增加模型随机性和引入外部知识等方法增强回复的多样性，但仍不能完全解决通用回复问题。因此，能否进一步利用外部知识，增强回复质量，生成有意义的含有合适信息的回复内容，减少通用回复，仍然是研究领域的关注重点。

1.3.2 不同领域的知识差异性问题

具有类似的格式及规范，能够在不改变对话系统大部分逻辑的情况下方便地实现新知识的加入和旧知识的替换是引入外部知识的优势之一。但是，不同领域的外部知识在知识内容和数量上的差异性也对对话模型的泛化能力提出了更高的要求。

泛化性通常指模型经过训练后，应用于新数据上进行预测的能力。对于基于外部知识的对话模型来说，模型的泛化性可以从两个角度考虑：模型对于新数据样本的泛化能力，以及模型对于新领域知识的泛化能力。前者衡量模型基于已学习的知识面对新对话样本的性能，后者衡量模型利用未见过的新知识的能力。

得益于大规模预训练模型的发展，大部分模型对于新对话样本的泛化能力得到了相当的提升，但是对于新领域知识的泛化能力则依旧较差。当模型结合新的外部知识，如新领域的知识图谱、数据库等，尽管不同领域的知识具有相同的格式及规范，但往往在内容和数量上仍有所差异，导致模型在新领域上的性能大幅下降，从而拉低模型在整体数据集上的性能指标。

任务型对话场景中的对话状态追踪任务是模型性能受领域知识差异性影响较大的任务之一^[5]。对话状态追踪 (Dialogue State Tracking, DST) 模型是大部分任务型对话系统中最重要的模块之一，负责在对话过程中持续追踪用户在一个或多个领域上的目标，并将用户目标通过形式化的方式进行表达，用于后续的数据交互。对话状态追踪的一种常用方法是为每个任务领域构建一个包含领域 (Domain) 名称、用户意图 (Intent)，以及任务相关的槽位 (Slot) 的纲要集合 (Schema Set)，模型根据每个领域的纲要进行对话状态的预测。受到系统需求的影响，对话状态追踪模型往往涉及多个不同领域，在不同领域上的泛化能力对模型的整体性能有重要影响。

Wu 等^[31]首次提出了对对话状态追踪模型进行跨领域的性能测试，他们将 MultiWOZ^[32] 数据集的五个主要领域中的四个作为已见领域进行模型训练，并在剩下的一个领域上测试模型性能，实验结果如表1-2³所示。可以看出，模型在已见领域上的槽位准确率远高于未见领域，在大部分已见领域上的联合目标准确率均高于未见领域。一些基于少样本和零样本进行研究的工作^[33-35]在 MultiWOZ 数据集上的实验结果也证实了，受到不同领域纲要内容和数量差异的影响，许多模型在未见领域上的泛化能力仍有待提升。

模型在新领域上的泛化能力较弱这一现象在另一个对话状态追踪任务常用

³数据引用自 Wu 等^[31]。

表 1-2 TRADE 模型在跨领域设置下在 MultiWOZ 数据集不同领域上的槽位准确率

Table 1-2 Slot accuracy of TRADE under cross-domain setting on MultiWOZ dataset

未见领域名称	已见领域	已见领域	未见领域	未见领域
	联合目标准确率	槽位准确率	联合目标准确率	槽位准确率
Hotel	59.0	96.8	19.5	77.3
Train	55.3	96.8	44.2	85.7
Attraction	55.0	97.0	35.9	68.6
Restaurant	54.7	96.6	32.7	82.4
Taxi	49.9	96.8	60.4	72.8

数据集 SGD^[36] 上也普遍存在, Rastogi 等^[36], Noroozi 等^[37], Feng 等^[38] 和 Feng 等^[39] 在 SGD 数据集上的实验结果均在全领域和未见领域上存在较大性能差异, 如表1-3⁴所示。

表 1-3 不同模型在 SGD 数据集所有领域和未见领域性能对比

Table 1-3 Performance of different models on SGD between entire domains and unseen domains

不同对话状态追踪模型	全领域	未见领域
	联合目标准确率	联合目标准确率
SGD-baseline ^[36]	25.4%	20.0%
FastSGT ^[37]	29.2%	20.8%
Seq2Seq-DU ^[38]	30.1%	23.5%
DSGFNet ^[39]	32.1 %	24.4%

加强模型泛化能力, 提高模型理解、应用新领域知识的能力, 对于提高模型的整体性能有着极大促进。如何利用不同领域知识的共性, 缓解不同领域知识的差异性, 是知识增强的对话研究的关键问题之一。

1.3.3 对话语料知识稀疏问题

基于知识增强的对话模型需要同时考虑到知识内容和对话内容, 因此, 相关的训练语料通常同时包含有外部知识和对话语料。例如, 在对话状态追踪任务的训练数据中, 通常同时包含有预定义的纲要集合(领域名称、意图、槽位等)和对话语料, 部分数据集还包含有数据库中的数据。在基于知识的开放域对话的训练数据中, 通常同时包含有知识库或知识图谱, 以及和知识对齐的对话语料。

但是, 许多训练数据往往存在着数据稀疏问题: 对话语料和外部知识难以做到一一对应, 对话语料只涉及到外部知识的一小部分子集, 单个对话样例只与几

⁴数据引用自 Feng 等^[39]。

个甚至零个知识实体相关^[40]。如表1-4所示，表中列出了部分基于外部知识的对话数据集的统计信息，在大部分数据集中，对话数量都远少于知识数量，语料对知识的覆盖率均不足三分之一，甚至只有个位数的百分比。

造成这一现象的原因之一是外部知识往往是规范、具体、大数据量的，数据可通过规则方法进行构建；而在实际对话场景中，知识的出现往往是多样、随机和稀疏的，数据的构建对人工有较强的依赖性。这导致基于知识的对话语料的构建成本极高，语料获取困难^[5,41]，体现在数据集中，就表现为对话语料对外部知识的数据稀疏问题。

这种对话语料对知识的数据稀疏性导致模型中结合对话和知识的模块往往表现较差，只有少量的结构化知识被用于训练，模型很容易在小规模的语料和部分知识上出现过拟合，模型性能受到数据集分布影响较大。因此，提高对话语料对知识的覆盖率，缓解数据稀疏问题，避免模型在局部知识上的过拟合，是研究领域的重要问题。

表 1-4 部分基于外部知识的对话数据集统计信息

Table 1-4 Statistics for some external knowledge based dialogue datasets

数据集	任务类型	知识类型	知识数量	对话数量	语句数量	语料对知识覆盖率
SGD ^[36]	对话状态追踪	数据库条目	97298	22825	463284	9%
Holl-E ^[42]	知识选择 回复生成	事实三元组	8666	9071	90810	33%
OpenDialKG ^[43]	知识选择 对话推理 回复生成	事实三元组	1190658	15673	91209	2%
Curiosity ^[44]	回复生成	事实三元组	93845	14048	181068	29%
KdConv ^[45]	知识选择 回复生成	事实三元组	157029	4500	85596	15%

1.4 主要研究内容

本文的研究路线如图1-4所示。本文围绕知识具有多角度、多层次、多粒度的表达特性，针对知识的多样化表达在多场景、多领域的对话中造成的回复内容知识缺乏、不同领域知识差异性、对话语料知识稀疏问题，分析了问题所带来的影响，提出了相应的改进方案，并通过实验验证了方案的有效性。本文的研究工作主要包含以下方面的内容。

1. 针对对话回复中的知识缺乏问题，本文提出了一种多角度知识增强的对话回复生成模型。

引入知识库对对话模型进行增强，减少通用回复是缓解知识缺乏问题的常用方法。在典型的知识库如 Freebase^[46] 和 DBpedia^[47] 中，知识以“主体-关系-客

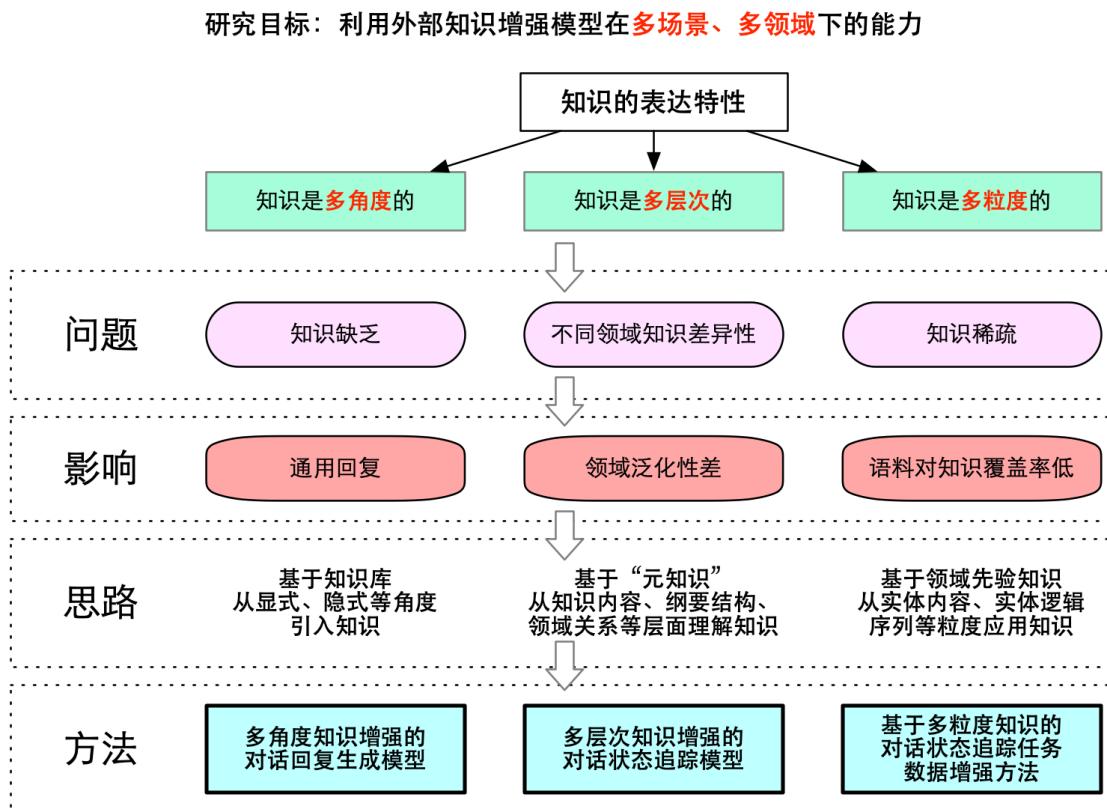


图 1-4 本文研究内容整体框架
Figure 1-4 Framework of the research content of this thesis

体”的三元组形式表示，如“姚明-妻子-叶莉”。主体和客体都是知识实体。基于三元组形式的显式关联引入知识的对话模型能够解析对话内容中所包含的知识实体，根据知识实体之间的显式关系，生成包含有知识的自然语言回复，从而增加回复的信息量。但是，当用户输入语句仅是对知识实体的事实陈述，或是针对实体的开放性提问时，模型缺乏对应的联想能力，因此，仍倾向于生成“好的。”等通用回复，而不能针对上下文生成相关联的内容。

不同于以往的模型，本文提出的模型在利用知识实体之间的显式关联的同时，还根据训练语料学习实体的语义表示，构建实体之间基于语义相似性的隐式关联。该模型首先计算对话上下文和知识库中的三元组的相关性，引入确定性事实辅助事实理解；然后计算对话上下文和知识库中的知识实体之间的语义相似性，引入开放性知识辅助知识联想，使回复内容能够考虑到显式和隐式两个角度的知识，实现了对对话内容中的知识进行“收敛式”和“发散式”扩展的回复生成。实验结果表明，该模型在现实场景的对话数据下能够生成包含有更准确、丰富的知识实体的回复内容，提升了回复内容的质量，缓解了知识缺乏问题，减少了通用回复。

2. 针对不同领域知识的差异性问题，本文提出了一种多层次知识增强的对话状态追踪模型。

知识增强的对话模型在多领域场景下，由于不同领域知识的差异性，导致模

型的泛化能力较差。在对话状态追踪任务中，模型泛化能力较弱的主要原因之一是不同领域的纲要不同，具体表现为领域内的槽位数量不同，不同槽位的槽位值的数量和表达形式也各不相同^[48]。对于训练语料中存在的领域，模型已知纲要内容，通常能很好的预测相应领域的对话状态。但是，对于未见领域和未知的纲要内容，模型无法主动利用纲要结构进行预测，导致较大的性能差距。

区别于之前的工作，本文提出的模型不仅基于纲要内容进行对话状态的预测，还应用预定义的纲要结构关系和纲要描述所构成的“元知识”辅助构建领域内和领域间的知识结构关系，使模型能够从知识内容、纲要结构、领域关系三个层面对输入进行理解，实现了模型对于多领域知识所共有的“元知识”的学习。实验结果表明，该模型在多领域数据集上的性能优于之前的对话状态追踪模型，且在未见领域上的性能有大幅提升，缓解了不同领域知识差异性的问题，提升了模型的泛化能力。

3 针对对话语料中的知识稀疏，本文提出了一种基于多粒度知识的数据增强方法。

在对话中，知识实体的表达往往是精确的，具有唯一表达形式的，但是对话语句的表达形式则是多样的。受到不同表达形式的影响，大部分常规的数据增强方法难以直接在知识增强的对话语料上进行应用。部分工作使用预训练模型，对知识实体以外的对话语句进行数据增强，提高了训练语料的表达多样性，但是无法提升语料对知识的覆盖率。

不同于之前的方法，本文提出的数据增强方法针对知识内容进行增强。该方法对每一句对话语句中的知识实体引入了噪声扰动，增加了实体表达的多样性；同时，该方法对每一个多轮对话样例中知识实体顺序构成的逻辑序列进行了增强，增加了知识实体逻辑序列的多样性，使语料在实体内容、实体逻辑序列两个粒度上得到了扩充，实现了基于领域先验的数据增强。此外，该方法相比之前的方法，采用的参数量少，方法实现简单，学习成本低。实验结果表明，在对话状态追踪任务中，该方法相比之前的数据增强方法，能够提升多种基础模型在多个数据集上的性能表现，缓解了知识稀疏的问题，提升了语料对领域知识的覆盖率。

1.5 文章组织结构

本文共六章，章节的具体内容如下：

第一章为绪论，对本文的选题背景及意义进行了阐述，论证了研究知识增强的对话关键技术的重要性；从回复内容知识缺乏、不同领域知识差异性、对话语料知识稀疏三个方面分别提出了当前的知识增强的对话研究中存在的关键问题和研究思路；并对文章的整体组织结构进行了纲要性的梳理。

第二章为研究现状与相关工作，介绍了对话系统的主流模型结构，并根据应用场景从开放域对话系统和任务型对话系统对本文相关的研究领域进行了简述，主要介绍了基于知识的对话模型、自然语言理解模型及对话状态追踪模型。

第三章为多角度知识增强的对话回复生成模型，按照问题定义、改进思路、模型设计、实验设计和实验结果的顺序介绍了基于显式和隐式知识增强的对话回复生成模型，证实了通过引入不同角度的知识内容，能够缓解知识缺乏问题，减少通用回复。

第四章为多层次知识增强的对话状态追踪模型，按照问题定义、改进思路、具体模型设计、实验设计和实验结果的顺序介绍了意图指导和领域独立的对话状态追踪模型，证实了通过引入不同层次的知识内容，能够缓解不同领域的知识差异性问题，提高模型的领域泛化能力。

第五章为基于多粒度知识的数据增强方法，按照问题定义、研究背景、具体改进方法、实验设计和实验分析的顺序介绍了应用于对话状态追踪任务的数据增强方法，证实了通过应用不同粒度的知识，能够缓解数据稀疏问题，提高对话语料对知识的覆盖率。

第六章为总结与展望，总结了本文的研究内容，并根据当今技术发展现状提出了未来的进一步研究点和可能的研究思路。

第2章 研究现状与相关工作

根据应用场景的不同，主流的对话系统大致可分为开放域对话系统（Open-Domain Dialogue System）和任务型对话系统（Task-Oriented Dialogue System, TOD）。开放域对话系统通常用于与用户之间进行闲聊式对话，不在场景和领域上有所限制；任务型对话系统能够帮助用户完成一些特定领域的特殊任务。

本节将从开放域对话系统和任务型对话系统两个方向概述对话系统的发展现状，并详细介绍其中与知识相关的一些研究方向。

2.1 开放域对话系统

开放域对话系统的目地是和用户进行闲聊，而在任务场景和应用领域上有所限制^[5]。因此，开放域对话系统的研究方向具有较强的多样性，本节将简述几个利用知识进行增强的开放域对话研究方向。

2.1.1 回复多样性

提高回复多样性，生成具有多样性内容的回复是研究领域的热门方向之一。许多开放域对话模型常倾向于生成无意义的通用短回复，如“我不知道”等^[5-8,18]，对回复内容的质量产生了较大的负面影响，削弱了模型回复的多样性。

造成模型生成通用回复的原因是多方面的。Li等^[28]与Yao等^[49]指出，在语料上的分布不均衡结合语言模型最大似然的优化目标使得模型更倾向于生成通用回复。在对话数据集中，通用回复相比起信息更丰富的回复的出现频率更高，在OpenSubtitles语料中，0.45%的对话语句中都包含有“我不知道”这一通用回复序列^[28]。为了解决语料分布中存在的“一对多”问题，Ko等^[50]通过分类任务为输入学习隐语义表示，从而根据隐空间的相似语义生成不同输出；Bao等^[51]通过离散隐变量建模对话逻辑，并使用可变注意力机制提升单向对话模型的性能；Chen等^[52]则使用了连续隐变量建模对话逻辑，并使用辅助词袋任务解决隐变量消失的问题，提升模型性能。

模型在回复生成的过程中采用的方法，如条件概率生成^[53-56]、束搜索解码^[29,57]等缺乏随机性，也是造成通用回复问题的原因之一。一些工作通过改变模型的优化目标和解码策略以缓解通用回复的问题。Li等^[28]将传统的最大似然优化目标替换为了最大互信息优化，以增强回复和上文的关联程度；Vijayakumar等^[58]与Shao等^[57]分别提出了多样化束搜索和随机束搜索改进解码阶段的回复生成。

此外，引入外部知识也是解决通用回复问题的方法之一。Wu等^[26]基于对话历史搜寻关联的知识事实实现了常识对话生成模型；Zhou等^[59]通过知识匹配在知识库中找到对应对话历史的知识，并将其通过提示方法结合进对话生成

过程中；Zou 等^[60]通过常识知识图谱规划对话逻辑，结合非自回归的方式生成含有概念词的回复；Majumder 等^[61]通过互信息为对话找到相关的知识内容，并通过基于梯度的可控生成方法调整输入概率，生成含有知识内容的回复。通过进一步引入多角度的外部知识，增强模型对于知识的利用能力，生成包含有多样的知识的回复内容，缓解通用回复问题，也是本文的研究内容之一。

2.1.2 基于人格和共情的对话回复生成

由于海量的训练语料通常来自多人，在语料中常常出现对于个人信息描述的冲突内容。因此，构建一个人格一致的开放域对话系统也是研究领域的热门主题之一。Bang 等^[62]将用户输入和人格知识库相结合，以帮助模型选择人格一致的候选回复内容。Li 等^[28]和 Zhang 等^[63]在解码过程中通过向量形式的人格表示控制回复内容。Ouchi 等^[64]提出了多方对话语料并设计了能够建模说话者的模型结构。为了缓解细粒度的基于人格的对话面临的语料标注压力，Wang 等^[65]提出了使用群体特征，如性别等，构成的人格表示帮助解码。Luan 等^[66]在模型中使用了两个编码器同时生成对话回复内容和针对输入语句的人格描述，并通过多任务学习对模型进行优化。Qian 等^[67]通过包含有姓名、年龄等的人格表格构建了显式的人格模型，以生成人格一致的回复内容。Madotto 等^[68]使用模型无关的元学习方法优化参数，从而使模型能够通过较少的样本就能够适应新的人格。Zhang 等^[63]先在大规模通用语料上训练了对话模型，然后再在基于人格的语料上对模型进行微调。Liu 等^[69]为谈话者也构建了对应的人格，并基于谈话者和系统本身的人格设置生成一致的回复内容。Boyd 等^[70]使用一个增强的 GPT-2 根据对话历史建模人格，从而使生成的回复具有人格一致性。Majumder 等^[71]使用外部知识扩展对于当前人格的描述，从而构建更合理的回复。为了对抗语料中的人格稀疏问题，Zhang 等^[72]改进了 Transformer 模型并设计了注意力路由机制向对话中动态融入人格信息。Li 等^[73]将对话中的单边对话历史直接视为说话者的人格信息，以避免模型面临的语料稀缺问题。

对开放域对话系统而言，能够对用户的输入语句感到共情并生成富有情感的回复内容对于系统的性能也很重要。Rashkin 等^[74]和 Oraby 等^[75]都为共情对话构建了新的数据集。Zhou 等^[76]提出了由情绪嵌入、内部情绪状态和情绪记忆模块构成的情绪聊天机器人，能够根据预定义的情绪生成共情回复内容。Zhou 等^[77]使用了一个条件变分自编码器来根据输入内容和预定义的表情生成更具有情感特征的回复语句。Ghosh 等^[78]提出了一个情感语言模型，在每一步解码过程中，模型都会根据已经生成的内容中的关键词和词典生成情感向量，辅助后续的生成步骤。Huber 等^[79]同时使用了文本和图片中的场景、情感等信息作为解码器的输入，从而使解码器生成包含有更多感情的回复。Song 等^[80]提出了一个使用基于词的注意力机制显式向对话中插入情绪词的统一框架。Zhong 等^[81]使用 CoBERT 网络结构进行基于人格的共情回复选择，并进一步探索了人格对于共情回复的影响。Li 等^[40]引入了外部知识强化模型对于对话中情绪的理解，提高了情绪转移的准确率。

利用人格信息和情感知识，针对不同用户生成个性化的回复内容，也是构建更加完善的对话系统的重要内容之一，本文在总结与展望中对个性化的对话生成进行了少量探讨。

2.1.3 基于知识的对话回复生成

在人类的对话中，融合常识是非常自然的事。但是，融合常识对于模型来说则非常困难，简单的序列到序列语言模型并不能保证生成含有合适且正确的外部信息的回复，模型必须依赖融合外部知识的模块处理常识。

很多研究者使用基于注意力机制的方式进行外部知识检索，并基于非结构化的外部知识生成回复内容。Ghazvininejad 等^[82] 将通过检索得到的输入相关的文本知识结合到回复生成中以对齐对话和现实世界中的知识。Dinan 等^[83] 构建了基于非结构化知识的对话数据集 Wizard of Wikipedia，数据集中包含有 22311 个对话样例和 201999 轮对话，并通过知识选择损失对模型进行多任务学习。Kim 等^[84] 与 Meng 等^[85] 在后续的对话模型设计中也同样使用了知识选择损失进行多任务学习。Qin 等^[86] 将长文本形式的外部知识作为论据辅助模型生成回复内容，并通过共同学习回复生成和请求式阅读理解提升回复质量。Tian 等^[25] 构建了记忆增强的对话模型，将训练样本中的知识抽象存储在模型的记忆模块中。Lin 等^[87] 提出了知识交互和复制模型，模型在解码阶段循环与知识交互并计算在知识上的注意力分布。

在基于注意力机制的知识选择模型之外，也有很多研究者从别的角度对知识选择进行了建模。Lian 等^[88] 提出了后验知识选择模型，将回复内容建模为知识的映射表示，并将后验的知识内容进行蒸馏并用于改进先验模型的性能。Kim 等^[84] 与 Meng 等^[85] 则分别使用序列化的隐变量和知识位移机制为多轮对话构建动态的相关知识。Zhao 等^[89] 基于 GPT-2 模型构建了基于知识的对话模型，同时学习知识选择和回复生成。

知识图谱和知识库等由于其结构化特质，也逐渐成为很多研究者用来引入外部知识的选择之一。常见的大规模开放域知识库如 Freebase^[46]、Wikidata^[90]、DBpedia^[47]、Yago^[91] 等均包含有数亿乃至数十亿数量的知识内容，包括人物、地点、机构等，如图2-1¹所示。此外，在电影、音乐、常识等领域也均有研究者提出了 IMDB 数据集、MusicBrainz、ConceptNet^[92] 等大规模知识库。Zhu 等^[93] 提出了两个对话者分别有自己的知识库的对话场景，并构建了为不同的对话者选取不同知识内容的对话模型；Zhou 等^[94] 将输入语句在 ConceptNet^[92] 上进行了常识检索，使用常识节点和其邻域对文本进行表示增强，解码器从词表和知识图谱上选取内容用于回复生成。Tuan 等^[95] 则通过一个序列到序列模型和一个逐步推理模型协作改进模型在零样本场景下对知识的泛化能力。Zhang 等^[96] 使用图注意力遍历常识知识图谱，从而生成含有更多常识概念的回复。Huang 等^[97] 为自动对话评估提出了图增强的表示方法。Jung 等^[98] 提出了条件对话图遍历模

¹ 数据来源：<https://www.dbpedia.org/>。为了简洁表示，小数点后略。

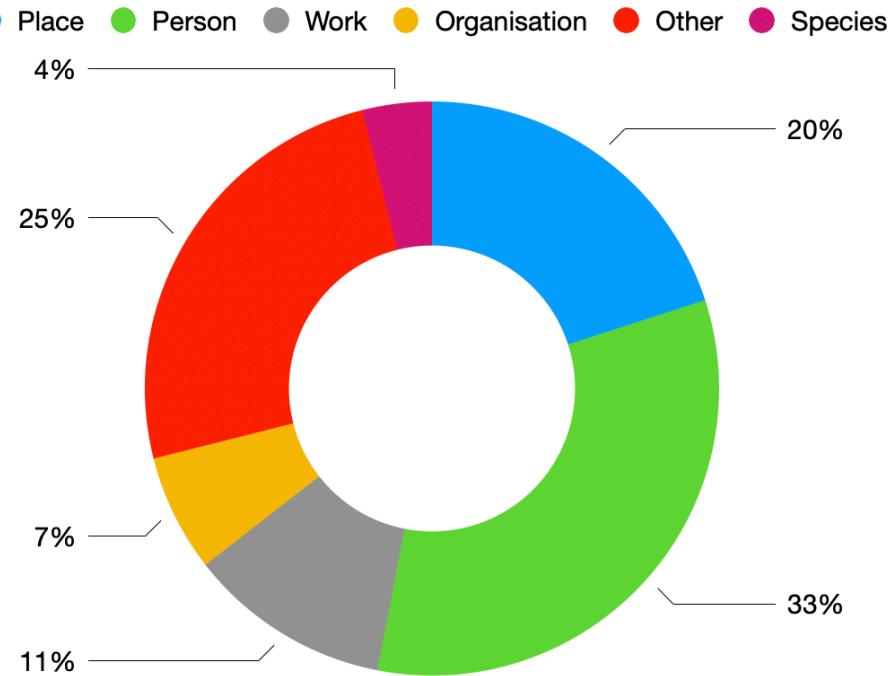


图 2-1 DBpedia 知识库中包含的知识类型示例

Figure 2-1 An example of ontologies in DBpedia

型，能够动态决定节点和边的扩展方向。Xu 等^[99] 使用常识知识图谱来控制粗粒度的对话逻辑，从而生成逻辑通顺的对话内容。Wu 等^[26] 改进了知识选择模块，使模型学习选择对对话内容有用的子图并改进生成的回复质量。本文通过构建知识实体在图谱中的显式关联及隐式关联实现了在对话生成任务中的知识引入。

2.2 任务型对话系统

任务型对话系统能够辅助用户完成多个领域的事务性操作，如购票、媒体播放、日程调度、商务推荐等。系统接收自然语言形式的用户输入，从中获取事务相关的用户信息；执行具体的事务操作；并将操作结果通过自然语言返回给用户。其中，每个领域通常包含多个用户信息属性和多种可执行操作，因此，上述的交互流程往往表现为多轮对话的形式。

由于任务型对话系统的事务性特性，任务的完成度是衡量系统性能的重要指标，模型的设计也受到通用事务操作流程的影响。Levin 等^[100] 首次使用马尔可夫决策过程（Markov Decision Process, MDP）建模任务型对话过程，将系统在交互过程中所获取的内外部知识（数据库、用户输入等）定义为马尔可夫过程的状态（State），将每一轮对话交互建模为状态转移的过程，构建了通过对话策略指导对话状态转移的基础模型。Roy 等^[101] 进一步构建了基于部分可观测的马尔可夫决策过程（Partially Observable Markov Decision Process, POMDP）的模型以应对包含有噪声和歧义的语音对话系统场景。Young 等^[102] 对基于 POMDP

的对话模型进行了综述，将基于有限状态的任务型对话系统划分为了口语理解、对话状态估计、对话策略预测和自然语言生成四个主要模块，其中，对话状态估计和对话策略预测共同构成对话管理模块。由于通用事务操作的确定性和离散性，基于有限状态的任务型对话模型至今仍被广泛采用。但是，这类模型结构由离散的子模块构成，子模块之间不可导，这导致下游模块的误差难以向上游模块反向传播，而单独优化每一个子模块很难达到系统的全局最优。因此，构建可导的端到端式任务型对话模型也成为了许多研究者的选择。

在此基础之上，Chen等^[6]将文本任务型对话模型划分为了流水线式方法和端到端式方法。其中，流水线式方法沿用了基于有限状态的任务型对话模型结构，如图1-3所示，分为自然语言理解（Natural Language Understanding, NLU）、对话状态追踪（Dialogue State Tracking, DST）、对话策略学习（Dialogue Policy Learning, DPL）和自然语言生成（Natural Language Generation, NLG）四个子模块。自然语言理解模块对用户输入进行意图识别，并按照槽位类别对输入进行槽填充；对话状态追踪模块在多轮对话过程中不断迭代地预测任务相关的用户目标，并将其表示为形式化的对话状态；对话策略学习模块以对话状态作为输入，与任务数据交互，并生成系统的下一步操作；自然语言生成模块则将系统操作和任务相关的数据信息转化为自然语言形式的表示，作为系统输出。端到端式的方法则直接接收用户输入，并输出包含有任务操作结果的自然语言回复，如图1-2所示。部分端到端模型同时输出对话状态和对话策略作为辅助任务。

本文只讨论基于文本的对话模型，语音相关的内容不在本文论述范围内。因此，本节沿Chen等^[6]的工作，从自然语言理解、对话状态追踪、对话策略学习、自然语言生成和端到端式方法五个部分简述任务型对话模型的主要发展现状和趋势。

2.2.1 自然语言理解

自然语言理解模块负责将原始的用户输入语句转化为任务相关的语义表示。这一模块通常在两个粒度层面对用户输入进行处理，即句子层面和词层面：在句子层面，模块判断用户输入所涉及的任务领域和用户意图；在词层面，模块抽取任务相关的具体信息。因此，NLU模块通常包含两个子任务：意图识别和槽填充。在部分包含有语音交互能力的对话系统中，NLU模块还需要和语音识别（Automatic Speech Recognition, ASR）模块衔接，考虑语音识别的结果进行融合建模。

意图识别（Intent Detection）任务接收用户输入的语句，根据语句和任务定义判断用户意图。大部分工作将意图识别建模为分类任务，模型以用户语句作为输入，并将其分类为预定义的意图种类。槽填充（Slot Filling）任务根据具体任务定义从用户输入语句中抽取任务相关的槽位信息。主流研究工作通常将槽填充任务建模为序列标注任务，模型接收对用户语句分词后得到的词序列作为输入，并对每个子词进行分类，标注相应子词所属的槽位类别。一个常见的NLU

任务的样例和结果如图2-2²所示。

语句	Recommend	a	movie	at	Golden	Village	tonight
槽位	○	○	○	○	B-desti	I-desti	B-time
意图	find_movie						
领域	movie						

图 2-2 自然语言理解任务示例

Figure 2-2 An example of the natural language understanding task

对自然语言理解的需求最早出现在购票、咨询等事务性应用中。1990 年, Hemphill 等^[103]提出了航空旅行信息系统 (Air Travel Information System, ATIS) 数据集, 数据集由约 4400 条训练集和 900 条测试集构成, 每条样本为标注了用户意图和槽位信息的单轮问句, ATIS 数据集至今仍是自然语言理解任务中应用最广泛的数据集之一。类似地, Coucke 等^[104]提出了由个人语音助手收集得来的多领域、多语言数据集 SNIPS, 数据集由约 13000 条训练数据和 700 条测试数据构成, 每条数据样本都由单轮话语构成。由于在实际场景中, 用户的一句话中往往包含多个意图, Qin 等^[105]构建了每句话语中包含有多个意图的数据集 MixATIS 和 MixSNIPS 并提出了共同建模意图和槽位的训练框架。为了增强自然语言理解模型的跨语言能力, Xu 等^[106]基于 ATIS 数据集构建了含有多种语言的对齐语料数据集 MultiATIS++。

得益于神经网络对句子内容的优越表现能力, Tür 等^[107]使用深度凸网络 (Deep Convex Network) 实现句子分类, 网络由多层简单神经网络构成, 且取得了优于传统分类器的效果。Ravuri 等^[108]使用了基于 RNN 和 LSTM 的模型进行句子分类, 并在 ATIS 数据集上全面超越了基于 n-gram 的语言模型。他们还通过泛化至 9 个子系统上的多分类任务数据进一步验证了基于 RNN 的方法的有效性^[109]。在 RNN 以外, Hashemi^[110]等还使用了基于 CNN 的模型对句子进行表示, 对用户在搜索引擎中输入的查询条目进行意图分类, 同样能够超越 uni-gram 和 bi-gram 的方法。Lee 等^[111]进一步采用了层级式模型结构, 使用基于 RNN/CNN 的方法建模多轮对话关系对句子进行表示, 能够较大提升分类准确率。

在句子以外, 神经网络对词也具有优秀的表示能力。Deoras 等^[112]使用基于深度凸网络的方法对 ATIS 数据集进行序列标注任务, 并超越了传统的基于条件随机场 (Conditional Random Field, CRF) 的方法。Yao 等^[113]与 Yao 等^[114]分别使用了基于 RNN 和 LSTM 的方法在 ATIS 数据集上进行序列标注并取得了更好的结果。Mesnil 等^[115]与 Mesnil 等^[116]则进一步探究了基于多种 RNN 方法实现槽填充的性能差异。Gangadharaiah 等^[117]则进一步使用树状结构捕获槽位之间的层级关系, 这种方法在 ATIS 数据集上取得了轻微提升, 在复杂数据集上

²引用自 Ni 等^[5]。

提升较大。

联合建模意图和槽位能够使得意图识别和槽填充这两个子任务互相指导，并通过多任务学习提升性能。Hakkani-Tür 等^[118] 使用 LSTM 对领域、意图和槽位进行多任务学习，这种多任务学习的方法能够在多领域上也有不错的效果。Liu 等^[119] 使用了带有注意力机制的 RNN 在 ATIS 上共同训练意图识别和槽填充。Chen 等^[120] 使用记忆网络存储之前轮的内容，共同用于本轮的意图和槽位预测。Zhang 等^[121] 使用了胶囊网络共同进行意图识别和槽填充，并在 ATIS 和 SNIPS 上进行了实验。Song 等^[122] 通过意图和槽位之间的共现关系提升了模型在 MixATIS 和 MixSNIPS 上的预测能力。Xing 等^[123] 和 Xing 等^[124] 则通过图分别建模意图和槽位之间的相互引导，以及槽位之间的前缀关系，并在 MixATIS 和 MixSNIPS 上取得了优秀的结果。Gunaratna 等^[125] 通过槽位类型辅助任务提高意图和槽位的预测准确率，并增加模型的可解释性，他们在 ATIS 和 SNIPS 上对方法进行了验证。

由于 NLU 任务的标注成本很高，增加新的领域和语言仍然需要很高的成本，增强模型在多领域和多语言上的泛化能力也是近年来的重点研究方向之一。Dauphin 等^[126] 利用大量的用户查询日志学习词嵌入表示，并设计了无监督的聚类算法实现了基于深度学习的句子分类。Bapna 等^[127] 通过为每个槽位构建一个简短的文本表示，隐式对齐槽位表示，提高模型的领域泛化能力。Lee 等^[128] 利用槽位描述实现了跨领域的可复用的概念迁移。Coope 等^[129] 利用大规模对话语料，通过抽取式的方式进行了槽填充。Qin 等^[130] 使用对比学习增强了模型在多语言上的语义对齐，提升了模型在 MultiATIS 数据集上的性能。Liang 等^[131] 在 MultiATIS 上进行了实验，模型性能针对跨语言小语种得到了提升。Stengel-Eskin 等^[132] 解决了现实场景中不断增加的用户需求导致的表示变化问题。Broscheit 等^[133] 探究了槽位标注中由时间或新用户等因素带来的分布迁移问题，提出了新的数据和改进方法，并在 ATIS 和 SNIP 等多个数据集上做了探讨。

2.2.2 对话状态追踪

对话状态追踪模块基于整个对话历史信息追踪用户当前的目标，并将用户目标表达为形式化表示的对话状态（Dialogue State），以供系统进行后续的决策。对话状态通常通过集合的形式表示，集合中包含每个领域的槽位和它们对应的槽位值，根据数据集和任务定义的不同，部分数据集的对话状态还包含有用户在每个领域上的意图和用户本轮需求系统提供的槽位值。

自然语言理解和对话状态追踪的主要区别在于：自然语言理解任务主要对单轮对话内容，或称本轮对话内容，进行词句级别的标注，将其解析为抽象语义表示；而对话状态追踪任务则持续追踪多轮对话中的对话状态，并在每一轮都给出截至当前的对话状态以表示用户目标。一些早期的工作使用自然语言理解模块的输出作为对话状态追踪模块的输入。然而，由于两个模块的任务具有一定重合度，大部分近期的任务型对话系统不再显式包含有自然语言理解模块，而是将

自然语言形式的对话上下文直接作为对话状态追踪模块的输入^[5]。图2-3³给出了对话状态追踪任务的一个示例。

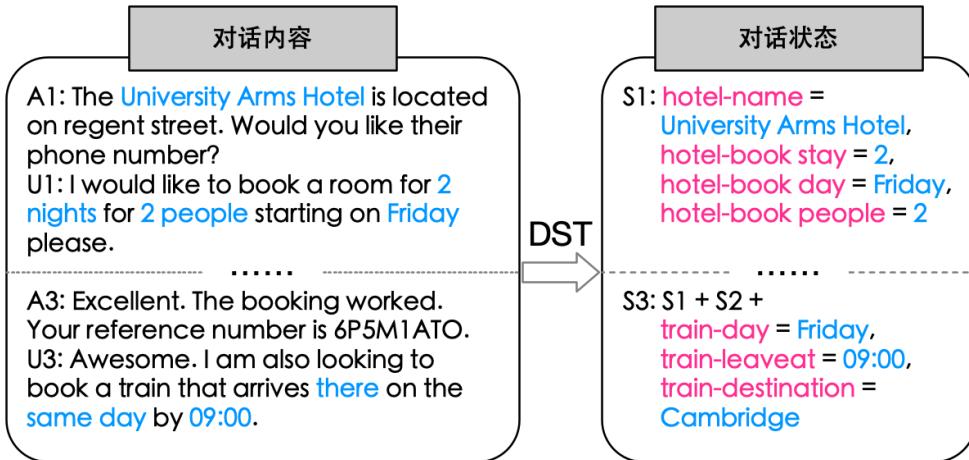


图 2-3 对话状态追踪任务示例

Figure 2-3 An example of the dialogue state tracking task

随着 2013 年对话系统技术挑战比赛 (Dialogue System Technology Challenges, DSTC) 的发起和推广，对话状态追踪任务的定义逐渐形式化，研究领域涌现了大批适用于对话状态追踪任务的数据集。Henderson 等^[135] 在第二届 DSTC 中提出了首个对话状态追踪数据集 DSTC2。这是一个通过人机对话收集到的针对餐厅领域的数据集，数据集包含有通过 ASR 得到的用户文本输入，和对应的对话状态。为了验证模型泛化至新领域的能力，Henderson 等^[136] 进一步提出了 DSTC3 数据集，DSTC3 包含有少量旅行领域的标注语料，参赛队伍需要根据 DSTC2 和少量的 DSTC3 标注语料完成在旅行领域上的测试集的标注。Budzianowski 等^[32] 采用了众包的方法构建了第一个大型的多领域任务型对话数据集 MultiWOZ2.0。数据集由 8438 个对话，共 113556 条语句构成，包含有餐厅、宾馆、景点等 7 个领域。由于 MultiWOZ2.0 的人工标注存在部分标注错误，Eric 等^[137] 发布了 MultiWOZ2.1，通过人工的方法修正了其中的部分错误，并整合了部分相关工作对数据集进一步标注得到的对话行为标签。Zang 等^[138] 随后发布了 MultiWOZ2.2，在 2.1 版本的基础上进一步修正了语料中的标注错误，并为其中的部分槽位标注了对应的槽位值在对话语句中的起止位置。Han 等^[139] 和 Ye 等^[140] 后续提出的 MultiWOZ2.3 和 MultiWOZ2.4 则进一步修正了数据集在对话行为中，以及在开发集和测试集中的标注错误。MultiWOZ2.0 及其改进版本至今仍是对话状态追踪任务最广泛使用的数据集之一。此后，为了结合预训练模型，提高各个领域之间的独立性，增强模型的领域泛化能力，Rastogi 等^[36] 在 DSTC8 中提出了 SGD 数据集。数据集为每一个领域、意图和槽位提供了简短的自然语言纲要描述 (Schema Description)，训练集中包含有 16 个领域的 16142 个对话和 329964 条语句，是目前最大的对话状态追踪数据集。

³引用自 Jacqmin 等^[134]。

较早期的对话状态追踪模型以管理对话状态作为目标，通常使用有限状态自动机^[141]或表单填充^[142]的方式进行建模，以便后续的业务数据操作。但是，这种方法需要领域专家对状态和表单进行预定义，随着领域的增多，状态空间几何倍增大，状态的构建变得困难。同时，这种方法需要用户对业务流程较为熟练，灵活度和自然程度都较差。Lin等^[143]将DST建模为求解两轮对话状态的最小编辑距离问题，通过生成式模型根据对话上下文和上一轮对话状态生成得到距离新状态的最小编辑距离，并求解得到当前的对话状态。Cheng等^[144]将对话状态定义为树状的层级表示，将对话状态追踪建模为在此种表示上进行语义解析的过程，并提出了相应的数据集。Williams等^[145]在DSTC中将对话状态定义为任务所涉及的每个槽位的值在本轮的概率分布。随后，Lee等^[146]，Williams^[147]和Williams^[148]分别使用了条件随机场，最大熵模型（Max Entropy Model）和网页排序等方法实现了基于统计方法的对话状态追踪模型。Henderson等^[149]首次在对话状态追踪任务上使用了神经网络计算每轮对话中每个槽位的不同候选值的概率。Mrkšić等^[150]和Mrkšić等^[151]分别通过跨领域数据参数初始化和引入嵌入表示实现了基于神经网络的对话状态追踪模型，提升了模型性能，避免了传统方法对人工特征的依赖。

在实际的任务型对话中，槽位的候选值并不总是可以预先获得的，因此，很多研究工作针对未见槽位值展开。Lei等^[152]使用一个两阶段的复制网络实现对话状态追踪，模型先基于之前的对话状态和上下文解码得到本轮对话状态，再基于对话上下文和本轮对话状态解码得到输出。Wu等^[31]提出了TRADE模型，使用带有指针的生成式方法预测每个槽位在本轮对话中的更新状态和对应的槽位值。Zhang等^[153]使用了两个BERT^[154]分别用于槽位值抽取和候选槽位值相似度对比，使得模型能够同时处理不同类型的槽位。Heck等^[155]利用抽取式方法，从对话历史、系统记录和其他槽位值中为每个槽位抽取对应的槽位值。Wang等^[156]通过注意力机制从对话上下文中截取槽位相关的片段内容，并通过值归一化将其对齐为候选槽位以解决槽位候选值不完整的问题。Lee等^[157]利用预训练模型，设计了不同的文本到文本的生成方式进行对话状态追踪，模型能够很好的对未见值进行识别。Li等^[158]结合采用了生成式和抽取式方法解决未见槽位值的问题。

处理多领域之间的结构关系也是许多研究工作的关注点。Chen等^[159]通过两个带有注意力机制的图神经网络更新包含有对话上下文内容和多领域结构信息的槽位表示，并根据最终的槽位表示进行槽位值的预测。Ye等^[160]通过注意力机制更新上下文相关的自注意力槽位表示，并通过槽位和槽位值的表示相似度预测槽位值。Lin等^[161]使用图神经网络对槽位和槽位值之间的匹配结构进行结构关系的表示学习，并将得到的表示结合生成式模型GPT-2^[162]用于对话状态的生成。Feng等^[39]根据对话上下文内容动态更新多领域结构下不同槽位之间的关系，并根据动态图计算槽位表示和槽位值，提升了模型性能。Guo等^[163]引入了多角度的协同对话选择模块，根据槽位名称、当前对话内容和槽位结构关

系等从对话历史中选择每个槽位相关的对话内容用于槽位值预测，模型在多个数据集上均有优异表现。

此外，利用预训练模型或是辅助语料等学习更好的对话表示也是很多研究工作的探索方向之一。Quan 等^[164] 在 TRADE 模型的结构上增加了双向语言模型辅助任务进行多任务学习，使模型学习更好的上下文表示，能够显著提高 TRADE 的性能。Wu 等^[165] 和 Hung 等^[166] 使用了任务型对话语料进行预训练，解决普通的基于文本的预训练模型和任务型对话的数据分布差异问题，并提升了预训练模型的性能。Yu 等^[167] 为文本到结构化表示的任务设计了新的预训练优化目标，能够显著提升预训练模型在对话状态追踪任务上的性能。Zhao 等^[168] 对基于预训练模型的对话状态追踪任务进行了多样化的探讨。Zhu 等^[169] 固定了预训练模型的参数，通过持续学习提示（Prompt）的方法取得了很好的领域迁移效果，避免了灾难性遗忘问题。

标注数据数量少，质量低是任务型对话领域面临的另一重要问题，针对这一问题，近年来，大量的研究工作针对少样本/零样本场景和语料噪声问题展开了研究。Gao 等^[33]、Lin 等^[170] 和 Shin 等^[171] 分别使用阅读理解、问答和对话摘要任务的数据对模型进行训练，强化了对话状态追踪模型在少样本和零样本场景下的预测能力。Mi 等^[172] 采用了自训练的方法，利用无标注数据提升少样本场景下的对话状态追踪效果。Hudeček 等^[173] 使用弱监督方法自动识别语料中的槽位和领域并实现了基于弱监督数据的模型训练。Huang 等^[174] 和 Dingliwal 等^[175] 通过元学习的方法，将多样本领域的知识迁移至少样本领域，提升了模型在新领域上的性能。Lin 等^[34] 构建了带有槽位类型信息的提示以强化跨领域的知识迁移。Rastogi 等^[36] 提出了纲要指导的对话状态追踪任务范式，为领域、意图和槽位构建了简短的自然语言描述，使得模型能够利用预训练模型实现基于语义的知识迁移，灵活支持新领域。Li 等^[176] 和 Zhao 等^[177] 使用自然语言形式的提示，通过生成式方法提升模型在零样本场景下的性能。Cao 等^[178] 针对不同的编码器结构、辅助训练和纲要描述类型探究了基于文本描述的对话状态追踪模型的性能表现。Gupta 等^[179] 指出使用对话样例相比文本描述能够在少样本场景下取得更好的模型性能表现。Hu 等^[180] 进一步使用了大模型结合上下文学习的方法，为大模型提供对话示例，在零样本场景下实现了模型的性能提升。为了应对标注中的数据噪声，Ye 等^[181] 利用辅助模型生成伪标签，大幅度提升了模型在带有噪声的 MultiWOZ 数据集上的性能表现，并实现了基于元学习的模型优化^[182]。Xie 等^[183] 通过为模型增加修正错误标注的能力大幅提升了模型在 MultiWOZ 数据集上的性能。

2.2.3 对话策略学习

对话策略学习模块根据当前的对话状态为系统选择可执行的后续行为。因此，对话策略模型的主要任务是学习从对话状态到系统行为的映射函数。

一些早期的工作使用基于规则或有监督学习的方法训练对话策略模型。但

是，有监督的对话策略学习方法对人工标注的需求量大，且模型质量受限于标注质量，模型泛化能力差，因此，近期的主流的对话策略学习模型通常使用强化学习方法。Henderson等^[184]和Su等^[185]使用了结合有监督学习和强化学习的方法对对话策略模型进行优化。Dhingra等^[186]设计了端到端的任务型对话系统，通过强化学习训练对话策略模型学习从知识库中选择知识的概率分布。Cuayáhuitl等^[187]通过强化学习学习多人对话中用户的交易策略。

Kwan等^[188]对基于强化学习的对话策略模型的研究进行了综述，并按照环境、策略、状态空间、行为空间和奖励函数等方向探讨了近期的研究工作。Ultes等^[189]和Asri等^[190]分别使用了基于日程和基于数据的仿真模型作为环境模拟用户给出反馈训练对话策略模型。Liu等^[191]通过同时优化仿真模型和对话策略模型来降低强化学习的训练难度。Peng等^[192]和Tang等^[193]采用了分层强化学习的策略，分别通过人工规则和无监督的方法将对话策略学习建模为了完成多个子目标的过程。Zhao等^[194]通过隐变量建模系统行为空间以避免人工从数据集中规定系统行为。Chen等^[195]和Wang等^[196]通过陪伴学习和相似状态-行为对选择的方法对奖励函数进行补充，提高模型的优化效率。

2.2.4 自然语言生成

自然语言生成模块将抽象表示的对话状态和系统行为转化为自然语言形式的回复。例如，当系统行为为 *inform*，对话状态为 (*restaurant_name=Bird Dog, city=Palo Alto*) 时，自然语言生成模块将根据这一行为生成形如“Bird Dog 是位于 Palo Alto 的一家不错的饭店，你希望在这里就餐吗？”的自然语言回复。

几乎所有近期的自然语言生成工作都使用自回归模型逐词生成回复内容。Zhou等^[197]使用了基于LSTM的编码器解码器结构，将对话历史信息、对话状态和系统行为作为输入，通过注意力机制生成对应的回复内容。Balakrishnan等^[198]和Li等^[199]分别结合了语义表示和强化学习以增强对生成的回复的内容规划，缓解槽位值缺失或冗余问题。Golovanov等^[200]和Baheti等^[201]利用了预训练模型提升生成的回复内容的流畅性和正确性。Oraby等^[75]和Elder等^[202]则通过数据增强方法增加训练语料的规模来提升模型生成回复的质量。

2.2.5 端到端式方法

随着任务复杂性的增加和任务领域的增多，传统的基于流水线的任务型对话系统逐渐暴露出了更多的缺陷。由于基于流水线的方法中，系统的各个模块都是基于部分训练数据独立训练得到，用户的真实反馈很难传播至前置模块并用以改进模块性能。同时训练所有模块以达到在不同分布的训练数据下的系统全局最优也具有很大的难度。此外，由于每一个模块都具有任务相关的复杂模型设计，系统在不同任务和领域上的泛化能力也受到一定的限制^[5,6,202]。因此，构建整体端到端式的任务型对话模型也是近年来很多研究工作的关注点之一。

Williams等^[203]与Zhang等^[204]分别将对话状态通过隐变量或离散隐变量表示，构建可导的对话模型。Eric等^[205]使用带有注意力的键值检索从数据库中

检索对话相关的内容，由语言模型同时进行对话管理和回复生成。Hosseini-Asl 等^[206]则使用了 GPT 模型，接受对话上下文作为输入，自回归式生成包括对话状态、系统行为、回复内容在内的所有内容。

2.3 本章小结

本章主要针对基于知识增强的对话研究进行了主要研究现状的介绍。首先，本章根据系统的应用场景，将对话系统分类为开放域对话系统及任务型对话系统。在开放域对话系统中，本章介绍了对话回复多样性、基于人格和共情的对话回复生成以及基于知识的对话回复生成三个和外部知识相关的研究方向。在任务型对话系统中，本章按照自然语言理解、对话状态追踪、对话策略学习、自然语言生成和端到端式方法介绍了构成任务型对话系统的主要模块。

第3章 多角度知识增强的对话回复生成模型

基于端到端的神经对话生成方法已经在研究和工业领域都展示出了极高的生成质量。通过检索结构化外部知识，如知识库等，对话模型能够回答事实性问题。但是，当前的神经对话模型仅应用了知识库中的显式关系，仍缺乏多角度利用知识，引导对话生成的能力。因此，模型仍容易生成无意义的通用短回复。

针对这一问题，本工作提出了多角度知识增强的对话回复生成模型。模型通过事实匹配和实体扩散模块在对话生成过程中引入外部知识，事实匹配模块能够根据对话上下文匹配相关的事知识，建模知识实体之间的显式关联；实体扩散模块能够根据对话上下文引入语义相似的知识实体，建模知识实体之间的隐式关联。通过事实匹配和实体扩散，模型能够分别以收敛和发散的方法实现对知识库的利用。

在现实数据集上的实验证明了本方法能够针对包含有知识实体的对话生成多样化的有意义的回复内容，显著超越了之前的基线模型。

3.1 概述

近年来，对话模型受到了研究领域越来越多的关注。给定之前的对话语句，对话模型根据对话上下文生成合适的回复内容。相比起传统的流水线式对话模型，基于序列到序列的对话模型^[207-209]由于简洁的模型结构和优越的模型性能受到了研究领域的青睐。序列到序列的模型通常使用端到端的学习方式：模型通过编码器对输入语句进行编码，然后通过解码器逐词输出回复内容。但是，由于对常识等背景知识的缺乏，数据驱动的端到端对话模型常倾向于生成“哈哈”或“我不知道”等无意义的短回复。

引入不同类型的知识库(Knowledge Base, KB)(如 Freebase^[46] 或 DBpedia^[47])能够帮助电脑系统获取人类常识。知识库最直接的应用领域之一是问答任务。问答模型对输入的问句进行解析，并在知识库中检索相关的事知识，给出相应的答案。事知识通常表现为“主体-关系-客体”的三元组形式。其中，主体和客体是知识实体，而关系表示主体到客体的关联关系，如“姚明-妻子-叶莉”。通过利用这些知识三元组，神经生成式问答模型^[93,210,211]能够使用自然语言回答事知识相关的问题，尤其是“是什么”类型的问题，如“姚明的妻子是谁？”。受益于问答模型的发展，类似地，对话模型也可以通过引入知识库使模型具有回答事知识相关的能力。

尽管回答事实性的问句对对话模型，尤其是任务型对话模型非常重要。但仅仅回答事实性问题的对话模型距离具有知识利用功能的对话模型仍有一定差距。一个能够利用知识的对话模型应不仅能够理解对话上下文中提及的事知识（即事实匹配），还能够将这些知识扩散至相似的知识，并主动将相似知识用

于回复内容的生成（即实体扩散）。

表 3-1 基于知识的对话样例
Table 3-1 Examples of knowledge grounded dialogues

ID	对话内容
1	A: 泰坦尼克号 的导演是谁? Who is the director of the <u>Titanic</u> ? B: 詹姆斯卡梅隆。 <u>James Cameron.</u>
2	A: 泰坦尼克号 是我最爱的电影！ <u>Titanic</u> is my favorite film! B: 里面的爱情太感人了。 The love inside it is so touching.
3	A: 有什么像泰坦尼克号 一样的电影吗？ Is there anything like the <u>Titanic</u> ? B: 我觉得魂断蓝桥 中的爱情故事也很美。 <u>I think the love story in film Waterloo Bridge is beautiful too.</u>
4	A: 有什么像泰坦尼克号 一样的电影吗？ Is there anything like the <u>Titanic</u> ? B: 海神号 也是一部经典的海难电影。 <u>Poseidon</u> is also a classic marine film.

因此，本工作定义了两种不同的知识利用方式，并在表3-1中给出了详细示例：

- 事实匹配：

在对话模型中，将输入语句和事实知识进行精确匹配比在显式的知识型问答中更困难。在事实型对话中，部分输入语句表现为事实相关的询问语句，相关的三元组的主体和关系能够较容易地被识别出来。但很多情况下，输入语句还包含了对事实的理解性表述，模型能够识别出相应的事实实体，但在知识库中并不显式存在相应的关系类型。

表3-1中的对话1和对话2给出了一个示例。这两个对话都是关于实体“泰坦尼克号”进行的讨论，其中，对话1是一个典型的问答式对话，而对话2是知识相关的闲聊式对话，在知识库中并没有和对话直接相关的三元组。

此外，这两个对话的对话内容都完全围绕用户提及的知识实体及其显式的知识关系，而并不包含任何其他的新知识。此时，对话双方对知识的应用是收敛的，可通过显式的知识关联获取得到。

- 实体扩散：

在基于知识的对话中，还有一种常见的现象是，对话内容从一个知识实体转向另一个具有一定语义相似性的实体。在表3-1中，对话3和对话4的输入语句都包含实体“泰坦尼克号”，回复内容中则包含与“泰坦尼克号”具有一定关联

程度的相似实体。然而，实体间的相似关系难以通过显式表达人为定义和构建，因此，实体间通过相似性带来的扩散关系也很难通过知识库中的知识三元组来获取。在对话3中，实体“泰坦尼克号”和实体“魂断蓝桥”由于其爱情电影的属性而相似；而在对话4中，实体“泰坦尼克号”和实体“海神号”由于其灾难片的特性而相似。

在这两个对话示例中，对话内容基于输入语句提及的知识在语义层面的某些含义扩散至具有相似含义的其他知识实体，并将其引入回复内容中。此时，对话中的知识是发散的，可通过隐式的语义关联获取得到。

为了解决上述知识在对话中的收敛性和发散性应用带来的挑战，本工作提出了基于多角度知识增强（**Neural Knowledge Diffusion, NKD**）的对话模型。模型能够基于知识库对知识实体进行收敛型和发散型的检索，以同时应对事实性的问答对话和基于知识的闲聊式对话。NKD模型学习将输入语句和相关事实进行匹配，并通过扩散的方法引入与相关事实相似的知识实体，最终根据所有相关和相似的实体生成回复。

综上，本工作提出了对话模型中存在的知识的多角度利用方式，将其建模为事实匹配和实体扩散两种形式，并使用神经网络实现了能够同时考虑到这两种知识应用方法的模型。实验结果显示，本工作提出的NKD模型结构能够有效地生成多样化和有意义的回复内容，回复内容中的知识实体准确率也较基线模型更好。

3.2 相关工作

近年来，序列到序列模型结构^[209,212]的成功促进了对话模型的发展。模型接收之前的输入语句，并通过最小化在训练集上的负对数似然学习生成合适的回复序列^[207,208,213]。

尽管对话模型得益于神经网络的发展，有了较大的性能提升，模型生成的回复内容仍存在多样性差的问题。模型倾向于针对不同的输出生成短的通用回复。Li等^[28]、Serban等^[54]和Cao等^[55]发现这些多样性较差的通用回复在训练语料中更常见，而短回复更容易获得更高的似然，这导致了模型生成通用回复的概率更高。为了解决通用回复的问题，Li等^[28]设计了基于最大互信息优化目标的对话模型；Serban等^[54]、Cao等^[55]和Chen等^[214]使用隐变量建模对话状态以增强模型的随机性；Vijayakumar等^[58]、Shao等^[57]和Li等^[29]发现基于贪心搜索的解码方式，尤其是具有较大的束大小的集束解码方式导致短回复的似然更高，他们在集束解码的过程中保留了更具有多样性的回复候选项。本工作提出了对背景知识的缺乏是回复缺乏多样性的另一个重要原因，并使用知识库增强了端到端对话模型的性能。

很多工作也对知识库的利用方式进行了深入的探究，其中一个典型的研究领域是问答任务。端到端的问答模型^[210,211]也采用了编码器-解码器模型结构。Yin等^[210]检索知识库获取相关事实，并通过事实知识回答输入的问句；He等^[211]

在此基础上引入了复制机制，模型能够从输入问句中复制子词，从而使生成的回答语句更完整；Eric 等^[205]注意到神经任务型对话模型在基于知识库的推理上仍缺乏研究，他们使用了基于键-值检索机制的网络结构，通过注意力机制检索以键值形式存储的知识库生成含有知识的回复内容；Ghazvininejad 等^[82]将非结构化文本转化为词袋表示并在表示上通过注意力机制检索相关知识；Zhu 等^[93]提出了能够生成包含有任意多个知识条目的回复的模型结构；Dhingra 等^[186]提出了能够进行多轮对话知识库检索的对话模型。相比于上述工作，本工作不仅能够在知识库中进行基于显式关联的知识检索，回答事实性问句，还能够根据相关知识的语义相似性进行基于隐式关联的知识扩散，并生成包含多样化的相似知识的回复内容。

3.3 基于多角度知识增强的对话模型

给定输入语句 $X = (x_1, x_2, \dots, x_{N_X})$ ，本工作提出的基于多角度知识增强的对话回复生成模型生成包含有来自知识库 K 的知识实体的输出语句 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{N_Y})$ 。 N_X 和 N_Y 分别是输入语句和输出语句中包含的子词数。知识库 K 是由以“主体-关系-客体”三元组形式的知识事实构成的集合，其中，主体和客体都是知识实体。

模型的整体结构如图3-1所示。模型由 4 个模块构成：

- 一个表示抽取模块将自然语言形式的输入语句 X 编码成向量表示。
- 一个知识检索模块负责每轮和知识库进行交互，实现知识的事实匹配和实体扩散。
- 一个多轮对话上下文指导模块使用 RNN 记录对话过程中的对话状态，以 X 的向量表示和相关知识作为输入，并输出指导解码器进行生成的输出向量。
- 一个回复生成模块生成最终的回复内容 Y 。

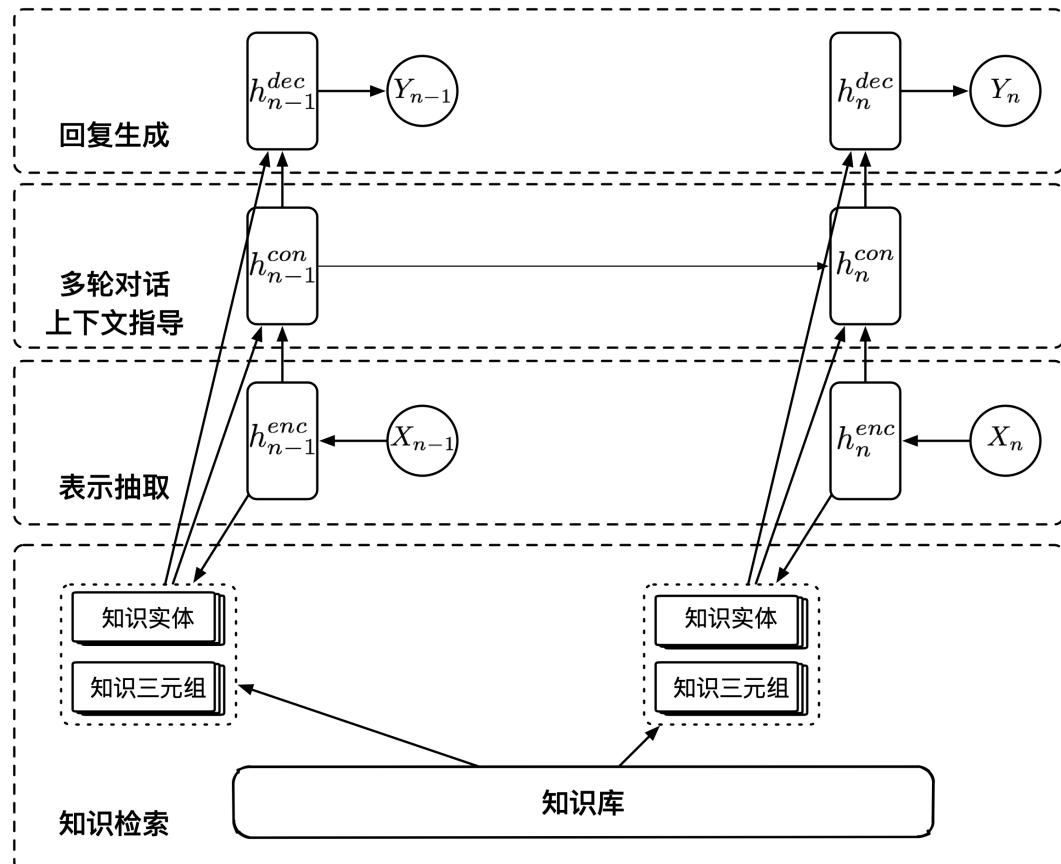
模型的整体结构为层级式编码器-解码器结构^[17]，知识检索模块通过神经网络将结构化知识库和对话表示相结合。

3.3.1 表示抽取模块

表示抽取模块使用 RNN 神经网络将离散的子词转化为向量表示。为了获取不同角度的信息，本工作使用了两个独立的 RNN 对输入语句 X 进行编码，并分别得到两个不同的隐状态序列： $H^C = (h_1^C, h_2^C, \dots, h_{N_X}^C)$ 和 $H^K = (h_1^K, h_2^K, \dots, h_{N_X}^K)$ 。其中，最终隐状态 $h_{N_X}^C$ 被用作上下文 RNN 的输入以追踪对话状态，而另一个最终隐状态 $h_{N_X}^K$ 则用于表示输入语句中所包含的知识实体和关系（如图3-1中的“泰坦尼克号”和“导演”等知识信息），并用于知识检索。

3.3.2 知识检索模块

知识检索模块从知识库中抽取部分和当前对话内容相关的子集，并计算子集中的每一个知识三元组和三元组所包含的知识实体和对话上下文的关联程度。



X1: 泰坦尼克号的导演是谁?
 Y1: 詹姆斯卡梅隆。
 X2: 有什么类似的电影吗?
 Y2: 海神号，一个经典的海难电影。

图 3-1 多角度知识增强的对话回复生成模型结构示意图

Figure 3-1 The multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

知识检索模块通过事实匹配和实体扩散两个子模块分别计算知识实体基于显式和隐式关联的结构关系，实现基于知识的神经对话模型对知识库的收敛和发散式应用。知识检索的具体过程如图3-2所示。

3.3.2.1 事实匹配

给定输入语句 X 和隐状态 $h_{N_X}^K$ ，事实匹配子模块根据对话上下文从知识库中抽取相关实体。首先，模型会通过字符串匹配、实体链接和命名实体识别等方式从结构化知识库和对话历史中抽取一组预定义个数的相关知识事实 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_{N_f}\}$ （由知识实体和知识三元组构成）。如图3-2所示，在第一句话中，“泰坦尼克号”被识别为一个实体，实体“泰坦尼克号”和所有以“泰坦尼克号”作为主体的知识三元组都会被抽取进 F 中。基于上述步骤可以得到知识事实集合 F 的表示 $h_f = \{h_{f_1}, h_{f_2}, \dots, h_{f_{N_f}}\}$ ，其中，知识实体的表示为实体对应的词嵌入表示，知识三元组的表示为实体和关系的嵌入表示的平均值。实体和

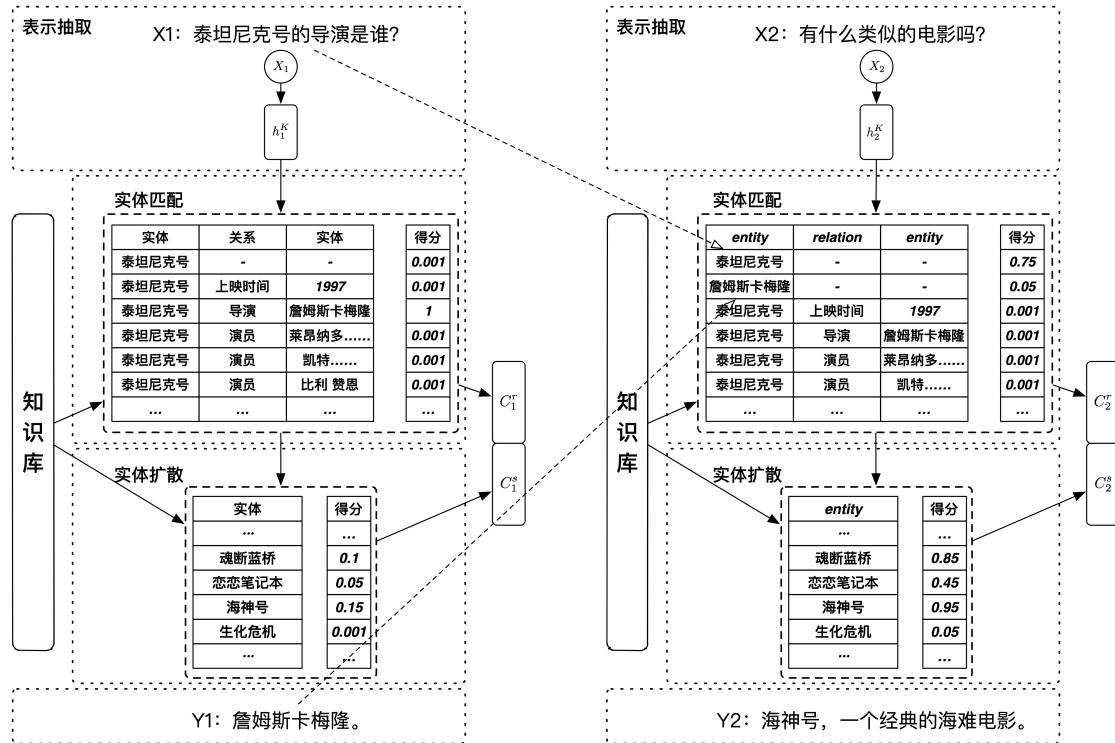


图 3-2 多角度知识增强的对话回复生成模型的知识检索模块结构示意图

Figure 3-2 Structure of the knowledge retriever module in multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

关系的词嵌入通过一个可学习的嵌入矩阵索引得到。

随后，实体和输入语句之间的相关性，表现为一个 0 至 1 之间的相关系数 r^f ，可通过非线性变换计算得到。在本工作中，使用了多层感知机（Multi Layer Perceptron, MLP）实现系数的计算：

$$r_k^f = \text{MLP}([h_{N_X}^K, h_{f_K}]). \quad (3-1)$$

为了保证多轮对话过程中知识的延续性，上一轮对话中的实体会被保留，并补充在本轮的知识事实集合 F 中。如图3-2中所示，在第二轮对话中（图中右半部分），模型没有从输入语句中抽取到新的事实。因此，对对话历史中的“泰坦尼克号”和“詹姆斯·卡梅隆”的继承应用（图中虚线部分）使得模型能够得到具有延续性的知识表示。保留的知识数量由预定义的相关事实数量超参数决定，超过超参数的知识将会被截取。

模型通过对本轮对话相关的事实知识 h_f 进行加权平均的方式计算本轮的相关事实表示 C^f ：

$$C^f = \frac{\sum_{k=1}^{N_f} r_k^f h_{f_k}}{\sum_{k=1}^{N_f} r_k^f}. \quad (3-2)$$

3.3.2.2 实体扩散

为了使得模型能够检索到在输入语句中并不显式提及但是具有语义关联性的实体，模型还会对相关事实进行扩散操作。模型根据知识表示计算事实匹配中获取的相关事实表示和知识库中的实体之间的相似性，表现为一个 0 至 1 之间的相似系数 r^e 。类似地，本工作也使用多层感知机进行 r^e 的计算：

$$r_k^e = \text{MLP}([h_{N_X}^K, C^f, e_k]), \quad (3-3)$$

其中， e_k 是每个实体的嵌入表示。

相似系数最高的前 N_e 个实体构成的集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{N_e}\}$ 被视为与当前输入语句中的知识相似的实体集合。这些实体所构成的相似知识的表示 C^s 同样通过加权平均得到：

$$C^s = \frac{\sum_{k=1}^{N_e} r_k^e e_k}{\sum_{k=1}^{N_e} r_k^e}. \quad (3-4)$$

回到图3-2中的例子，在第一轮中，输入语句的匹配事实“泰坦尼克号-导演-詹姆斯·卡梅隆”在事实匹配阶段获得了很高的相关系数。此时，由于对话内容关注显式的知识三元组，而知识三元组和知识实体的表示具有一定区别，因此第一轮中的实体扩散模块的得分显得相对低一些。这代表此时模型没有必要过分关注相似实体，而是优先考虑相关的事实在内容，导致了较低的相似系数。在第二轮对话中，输入语句没有显式关联的知识三元组，但是，实体“泰坦尼克号”获得了更高的相关系数。此时，通过实体扩散模块，相似的实体“魂断蓝桥”和“海神号”相比第一轮获得了更高的相似系数，使得模型能够扩散至更多的知识内容。

3.3.3 多轮对话上下文指导模块

多轮对话上下文指导模块采用 RNN 结构，使用输入语句的向量表示和知识检索模块的知识表示作为输入，记录了以轮为单位的对话状态。上下文 RNN 的隐状态更新方式为：

$$h_t^T = \text{RNN}(h_t^C, [C^f, C^s], h_{t-1}^T). \quad (3-5)$$

它的输出 h_t^T 被用作为回复生成模块的输入，用于指导生成最终的回复内容。

3.3.4 回复生成模块

回复生成模块为基于 RNN 结构的解码器，从词表和知识库中同时选择词汇生成输出，并通过系数追踪模块控制知识实体的相关系数。

回复生成模块的结构如图3-3所示。解码器根据 h_t^T ， C^f 和 C^s 逐词生成回复内容。不妨令 C 表示 h_t^T ， C^f 和 C^s 串联成的向量表示，令 R 表示相关系数 r^f 和相似系数 r^e 串联构成的知识关联系数。本工作设计了如下的两种解码方式：

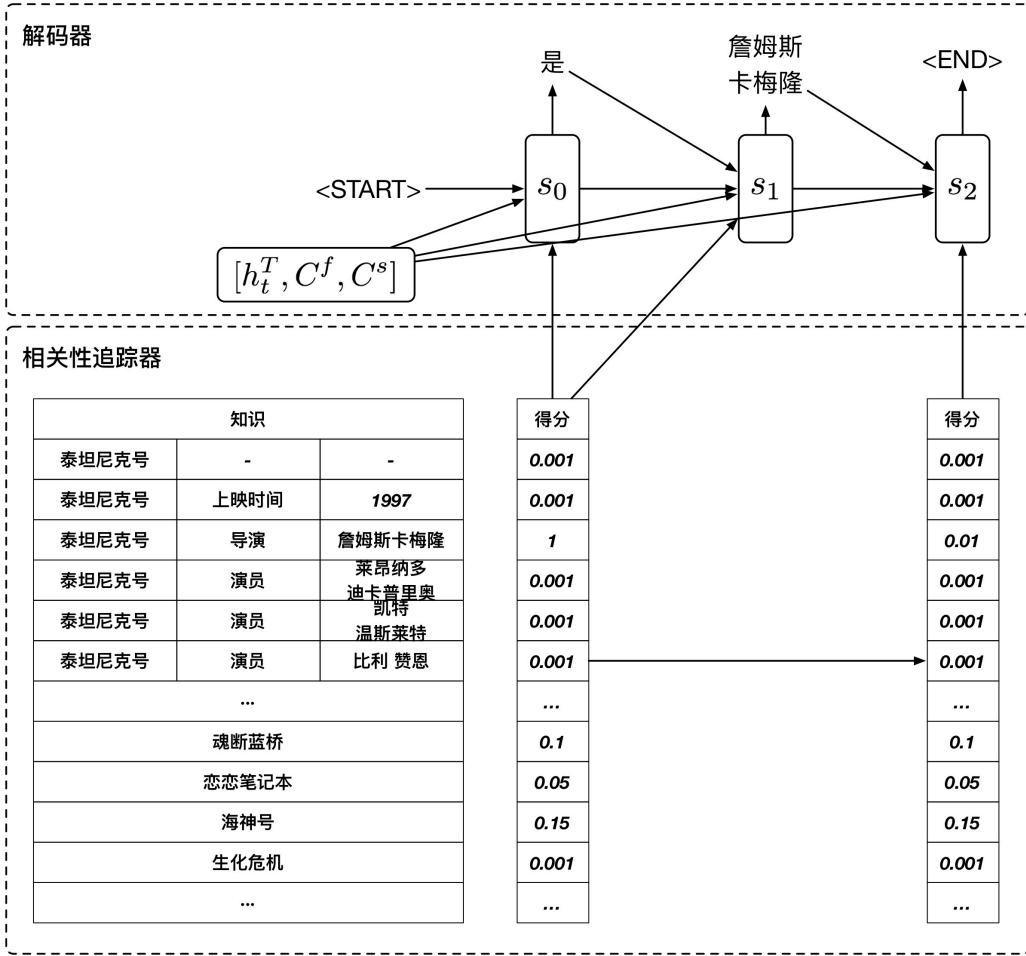


图 3-3 多角度知识增强的对话回复生成模型的回复生成模块结构示意图

Figure 3-3 Structure of the response generation module in multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

- **通用解码器:** 通用解码器以词典和知识库中的所有实体作为整体词表，根据 C 和 R 生成回复内容 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_{N_y})$ 。回复 Y 的生成概率定义为

$$p(y_1, \dots, y_{N_y} | C, R; \theta) = p(y_1 | C, R; \theta) \prod_{t=2}^{N_y} p(y_t | y_1, \dots, y_{t-1}, C, R; \theta), \quad (3-6)$$

其中， θ 表示模型参数。

第 t 个词的条件生成概率定义为

$$p(y_t | y_1, \dots, y_{t-1}, C, R; \theta) = p(y_t | y_{t-1}, s_t, C, R; \theta), \quad (3-7)$$

其中， y_t 为词典中的常用词或实体的词嵌入表示， s_t 是解码器 RNN 的隐状态。

- **门概率控制的解码器:** 门概率控制的解码器引入了一个概率变量 z_t ^[210]，用于判断在每一轮解码过程中，下一个词应该来自于自然语言还是知识实体。此

时，第 t 个词的生成概率由如下公式给出：

$$\begin{aligned} p(y_t|y_{t-1}, s_t, C, R; \theta) &= p(z_t = 0|s_t; \theta)p(y_t|y_{t-1}, s_t, C, R, z_t = 0; \theta) \\ &\quad + p(z_t = 1|s_t; \theta)p(y_t|R, z_t = 1; \theta), \end{aligned} \quad (3-8)$$

其中， $p(z_t|s_t; \theta)$ 由 logistic 回归计算得到， $p(y_t|R, z_t = 1; \theta)$ 为知识关系系数 R ， θ 为模型参数。

在回复生成的过程中，如果一个实体被多次重复使用，会导致回复内容中出现冗余实体，从而降低生成的回复的多样性。因此，当一个知识实体被用于生成后，其对应的知识系数应该被降低，以避免重复生成。为了在生成过程中持续追踪知识条目的覆盖情况，模型在生成过程中的每一个时间步都对知识条目系数 R 进行更新。本工作采取了两种不同的系数更新机制：

- (1) 基于掩码的系数追踪方法直接将出现过的知识实体的系数通过掩码遮盖掉，即降低为 0，使其再也不在生成内容中出现；
- (2) 基于衰减的系数追踪方法则通过一个神经网络，基于 s_t , R_0 , R_{t-1} 和 y_{t-1} 为每一个在生成中被采用的知识实体计算一个衰减系数 i_t ：

$$i_t = \text{DNN}(s_t, y_{t-1}, R_0, R_{t-1}), \quad (3-9)$$

并将系数值更新为

$$R_t = i_t R_{t-1}, \quad (3-10)$$

其中， i_t 的取值范围在 0 至 1 之间。

3.3.4.1 优化目标

模型参数包含词表、实体和关系的词嵌入和所有的网络参数。模型是全可导的，因此可以通过端到端的方式由反向传播进行优化。

给定训练数据

$$D = \{(X_1^{N_d}, Y_1^{N_d}, F_1^{N_d}, E_1^{N_d})\}, \quad (3-11)$$

其中， N_d 是对话的最大轮数， F 和 E 分别是回复中的相关知识和相似知识构成的集合。

目标函数为最小化负对数似然

$$l(D, \theta) = - \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} \log p(Y_i|X_i, F_i, E_i). \quad (3-12)$$

3.4 实验设计及分析

本节介绍了本工作所提出的模型所采用的实验数据集及数据集的收集过程、模型的训练细节和主要的实验结果。

3.4.1 数据集

大部分基于知识的对话数据集都是单轮的事实问答形式的对话数据^[210,215]。为了验证模型有效性，本工作收集并整合了一个基于电影知识库的多轮对话数据集，数据集不仅包含基于事实的问答的对话，还包含了知识相关的闲聊对话。数据集已经公开¹。数据集的统计信息如表3-2所示。

表 3-2 知识库和对话语料的统计信息

Table 3-2 Statistics of knowledge base and dialogues

知识库			问答式对话		多轮闲聊对话	
实体数量	关系数量	三元组数量	问答句对数量	对话数量	语句数量	
152568	4	766854	8121	24856	88325	

本工作首先从知名的中文电影社交网站豆瓣（<https://movie.douban.com/>）获取了每一部电影的基础信息，包括电影的名称、上映日期、导演、演员等属性。然后，本工作通过启发式方法抽取实体和关系，并将其组合成为三元组，构成知识库 K 。

本工作从问答社区百度知道（<https://zhidao.baidu.com/>）获取了基于事实知识的电影相关的问答内容，从闲聊论坛豆瓣小组（<https://www.douban.com/group/>）爬取了包含有用户关于不同电影的闲聊内容的多轮对话数据。随后，本工作使用了启发式方法，包括命名实体识别、字符串匹配、人工打分和规则过滤对对话数据进行了知识的关联。

可以从数据中注意到对话数据遵循长尾分布，即著名的电影和演员被反复提及，而非著名的实体则很少被谈论。数据集中的部分基于开放式知识的对话样例如表3-3所示，样例中的知识实体使用下划线表示。其中，样例 1, 2 讨论了实体本身相关的知识内容，样例 3 为开放式问答对话，说话者根据对话内容推荐了相关的知识实体。

3.4.2 模型实现

数据集中的所有 32977 段对话包含有 104567 条语句，并且被划分为了训练集（32177 条）和测试集（800 条）。本工作使用双向 LSTM^[216]作为编码器，编码器的隐层维度为 512。上下文 RNN 使用 LSTM 作为 RNN 单元，隐层维度为 1024。词嵌入的维度根据经验被选为 512，词典、实体和关系共享词嵌入参数。在训练过程中，模型使用 Adam 优化算法^[217]进行梯度更新，每一个小批量大小为 80 的情况下，模型大概需要 140-150 的训练轮数。

¹<https://github.com/liushuman/neural-knowledge-diffusion>

表 3-3 对话语料示例
Table 3-3 Examples of the dialogues

ID	对话内容
	A: 你人生中喜欢的第一部电影是什么 我喜欢的是 <u>铁达尼号</u>
1	B: <u>泰坦尼克号</u> 。小时候还不懂爱情，看大人在看，慢慢就喜欢上电影了
	A: 证明你懂事了
	A: 《 <u>名扬四海</u> 》，看过没？很喜欢那首 try
	B: 中规中矩的一部片
2	A: 具体情节我记不清了，但男主自弹自唱的那首 try 倒是让我印象深刻
	B: 嗯嗯，看完这部电影后，我还特意去网易云搜了这首歌
	A: 哈，我拿来做手机铃声了
	A: 求推荐经典的科幻片或灾难片 最近有好看的科幻片或以往经典的灾难片推荐吗？
3	B: <u>地心引力</u>
	A: 谢谢，刚看完
	B: 客气，大家都喜欢看电影！

3.4.3 基线模型

本工作使用了以下模型作为基线模型与本工作所提出的基于多角度知识的对话回复生成模型进行对比：

- **Seq2Seq**^[207,208]: 一个使用原始 RNN 编码-解码结构的纯序列化到序列化的模型。
- **HRED**^[18]: 使用层级式 RNN 作为编码-解码结构的模型。
- **GenDS**^[93]: 一个使用神经生成式方法的对话模型，能够根据输入和相关的知识库生成对话回复。

此外，本工作基于模型设计中采用的不同的解码器结构和系数追踪方法进行了不同的模型代码实现进行对比：

- **NKD-ori** 为使用原始解码器和基于掩码的系数更新方法的模型。
- **NKD-gated** 为使用带有门结构的解码器和基于掩码的系数更新方法的模型。
- **NKD-atte** 为使用原始解码器和基于衰减系数更新方法的模型。

3.4.4 评价指标

本工作同时采用了机器评价指标和人工评价指标对模型进行评估。为了验证事实匹配和实体扩散模块的有效性，本工作分别在基于事实的问答子数据集上和整体数据集上对实体准确率和实体召回率进行了计算。人工评价指标则从 3 个角度对模型输出的回复进行打分：流畅性、知识相关性和正确性，得分从 0 到

3 递增排序。0 表示回复完全错误，1 表示回复中的部分内容存在错误，2 表示回复内容基本正确，3 表示回复内容完全正确。

3.4.5 主实验结果

表3-4展示了模型在完整的数据集（包括问答形对话和开放式对话）上的实体准确率、召回率，以及回复中包含的实体数量。NKD-ori 和 NKD-gated 在整体数据集上的表现都优于 GenDS，模型相较于基线模型在整体数据集上的提升相较于问答数据集甚至更高。这证实了尽管 NKD 和 GenDS 在生成事实回答型回复内容上的能力相当，但是 NKD 更擅长向开放域对话中引入知识实体。

表3-4中的三种 NKD 变体相比 GenDS 都能生成包含有更多知识实体的回复内容。LSTM 和 HRED 也能够生成一定数量的实体，但是准确率和召回都相对更低。在三种 NKD 的不同实现中，NKD-gated 生成的实体的准确率和召回率最高，但生成的实体数量则更少，NKD-atte 生成的实体数量更多，但是准确率和召回率则相对低一些，说明了不同的编码器和系数追踪方式在不同方向上的特性。

表 3-4 多角度知识增强的对话回复生成模型在整体数据集上的机器评估结果

Table 3-4 Machine evaluation results on entire dataset of the multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

模型	实体准确率 (%)	实体召回率 (%)	实体数量
Seq2Seq ^[207,208]	2.6	2.5	1.65
HRED ^[18]	1.4	1.5	1.79
GenDS ^[93]	20.9	17.4	1.34
NKD-ori	22.9	19.7	2.55
NKD-gated	24.8	25.6	1.59
NKD-atte	18.4	16.0	3.41

表3-5中的人工评测的结果也证实了 NKD 模型的优势，尤其是在知识实体的选择上。LSTM 和 HRED 生成的回复有较高的流畅度，但仅仅是简单的重复性回复或者是如“我不知道”、“太好了”等无意义回复。NKD-gated 在生成合适和正确的知识实体时具有更大的优势，而 NKD-atte 倾向于生成更流畅的回复，NKD-ori 的性能则介于两者之间。在评测过程中，4 个标注者分别对回复进行打分，标注人员之间对于流畅性、知识相关性和整体正确性的 Kappa 系数分别为 0.67，0.54 和 0.60，代表标注人员之间具有较高的一致性。

此外，NKD 的另一种变体，使用带有门机制的解码器和衰减系数追踪方法的实现方式在整体的数据集上的表现并不像其他三种变体一样好。模型的准确率非常高，但是召回率则相对很低。本工作推测这是因为训练过程中使用了最小化负对数似然的方法，使得模型更倾向于生成完全正确的答案，并因此导致生成的实体数量过少。

表 3-5 多角度知识增强的对话回复生成模型在整体数据集上的人工评估结果
Table 3-5 Human evaluation results on entire dataset of the multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

模型	流畅性	知识相关性	正确性
Seq2Seq ^[207,208]	2.52	0.88	0.8
HRED ^[18]	2.48	0.36	0.32
GenDS ^[93]	2.76	1.36	1.34
NKD-ori	2.42	1.92	1.58
NKD-gated	2.08	1.72	1.44
NKD-atte	2.7	1.54	1.38

3.4.6 分析实验结果

表 3-6 多角度知识增强的对话回复生成模型在问答子数据集上的机器评估结果
Table 3-6 Machine evaluation results on factoid question answering dialogues of the multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

模型	实体准确率 (%)	实体召回率 (%)
Seq2Seq ^[207,208]	7.8	7.5
HRED ^[18]	3.7	3.9
GenDS ^[93]	70.3	63.1
NKD-ori	67.0	56.2
NKD-gated	77.6	77.3
NKD-atte	55.1	46.6

表3-6展示了模型在包含问答型对话的子数据集上生成的知识实体的准确率和召回率。NKD 的性能略高于 GenDS，而 LSTM 和 HRED 由于是用于开放域对话的模型，因此几乎不能完成这一任务。三种 NKD 的不同实现方式都能够达到 60% 到 70% 的实体知识准确率，其中，NKD-gated 达到了最优性能，对实体的引入准确率和召回率分别为 77.6% 和 77.3%。

3.4.7 样例分析

表3-7展示了模型生成的典型回复用例。其中，对话 1 和 2 都是基于相关事实的问答类型对话，本工作所采用的模型结构能够通过事实匹配模块给出正确的答案。在对话 3 中，用户寻求类似的电影推荐，本工作所采用的模型结构同样能够通过实体扩散给出了包含有相似实体的回复内容。在对话 4, 5, 6 中，输入语句中并没有出现显式的知识实体，但是本工作所采用的模型结构也能通过实体扩散模块输出合适的电影进行推荐。由于每一轮的实体都会被记录并作为下

一轮的候选实体，本工作所采用的模型结构能够根据对话历史信息处理多轮的知识实体的扩散。

表 3-7 多角度知识增强的对话回复生成模型生成的回复内容示例

Table 3-7 Examples of the responses generated by the multi-angle knowledge enhanced dialogue response generation model

ID	输入语句	回复语句
1	X_1 : 乘风破浪，演员表 <u>Duckweed</u> , casts	Y_1 : <u>关宏达</u> <u>史久峰</u> <u>汪漪</u> <u>程之</u> <u>Hongda Guan</u> <u>Jiufeng Shi</u> <u>Qi Wang</u> <u>Zhi Cheng</u> NKD: <u>关宏达</u> <u>史久峰</u> <u>汪漪</u> <u>程之</u> <u>Hongda Guan</u> <u>Jiufeng Shi</u> <u>Qi Wang</u> <u>Zhi Cheng</u>
2	X_1 : 刚看完 <u>熔炉</u> ……连夜看完的，略低落 Just spend the whole night watching the movie <u>Silenced</u> , a little depressed now	Y_1 : 昨晚看了，心里好难过 I saw it last night and had a hard time NKD: 气氛有，会反思一些事 The film has an atmosphere make us rethink something
3	X_1 : 你觉得最能代表青春的电影有哪些呢 我觉得有 <u>阳光灿烂的日子</u> ， <u>怦然心动</u> ， <u>初恋这件小事</u> （唱街） Which movie most representative of youth? I'd like <u>In the Heat of the Sun</u> , <u>Flipped</u> , <u>First Love</u> (<u>Sing Street</u>)	Y_1 : <u>坏孩子的天空</u> <u>Kids Return</u> NKD: <u>《情书》</u> <u>《曾经》</u> <u>《Love Letter》</u> <u>《Once》</u>
4	X_1 : 谁能给我推荐两部感人的电影，直接点的，看了可以流两缸眼泪那种 Can anyone recommend me some touching movie, tears streaming after watching	Y_1 : <u>7号房的礼物</u> <u>被嫌弃的松子的一生</u> <u>Gift From Room 7</u> <u>Memories of Matsuko</u> NKD: 婚纱，这些,,, <u>Wedding Dress</u> , these ones,,,
5	X_1 : 求推荐烧脑的推理悬疑电影求各位大神推荐烧脑的悬疑电影冷门的推理剧也爱!!! Burn brain or suspense movies please, recommend me some burn brain or suspense or horror films please! suspense film which are less popular are ok!!!	Y_1 : <u>《万能钥匙》</u> <u>《致命 id》</u> <u>《The Skeleton Key》</u> <u>《Identity》</u> NKD: 致命 id <u>Identity</u>
	X_2 : 看过哦不错呢 I've seen it, it's nice	Y_2 : <u>《孤儿怨》</u> ? <u>《Orphan》</u> ? NKD: 还有 <u>盗梦空间</u> <u>侧耳倾听</u> <u>侧耳倾听</u> (见下页)

(接上页)

ID	输入语句	回复语句
		Also <u>Whisper of the Heart</u> <u>Whisper of the Heart</u>
	X_1 : 最近有点无聊，各位豆友有什么好看的恐怖片推荐啊？看了好多了。 It's a bit boring recently. Any good horror movies, guys? I've watched a lot.	Y_1 : 死亡录像，山村老尸，死寂，1408。 <u>Rec</u> , <u>A Wicked Ghost</u> , <u>Dead Silence</u> , 1408 phantom horror. NKD: 推荐几部我看过的《山村老尸》、《捉迷藏》 Recommend a few I've seen, <u>《A Wicked Ghost》</u> , <u>《hide and seek》</u>
6	X_2 : 卤煮都看过了。还有推荐? I've seen it all, anything else?	Y_1 : 小岛惊魂，冷不丁还真想不起来 <u>The Others</u> , hardly call to mind NKD: 致命id、搏击俱乐部、星际穿越、雪国列车 <u>Identity</u> , <u>Fight Club</u> , <u>Interstellar</u> , <u>Snowpiercer</u>
	X_3 : 看过，真的很不错的说 Have seen it before, really great	Y_3 : 《亡灵》，非常好看 <u>《The Revenant》</u> , nice movie NKD: 那你喜欢什么类型的? So what type do you like?
7	X_1 : 求一些画风超赞的动画类似于 <u>海洋之歌</u> 这种的，谢谢 Any awesome animation like <u>Song of the Sea</u> , please	Y_1 : 无手的少女 <u>The Girl Without Hands</u> NKD: 强烈推荐 strongly recommended

但是，在对话7中，本工作所采用的模型结构没有能够成功生成包含有合适实体的回复内容，这是因为该对话样本中的实体没有出现在训练语料中，模型没有学习到相关知识，这也是本工作后续的改进方向之一。

3.5 本章小结

本工作针对对话回复内容中的知识缺乏问题，提出了模型基于知识库的多角度增强方式，并设计了一个基于端到端神经网络的知识扩散模型。模型通过事实匹配和实体扩散两种方式生成包含有知识库中的实体知识的回复内容，能够根据实体之间显式和隐式的关联关系，同时生成收敛型和发散型的对话回复。在现实世界数据集上的实验结果证实了模型相比基线模型能够生成更富有意义和表达多样化的回复内容。

第4章 多层次知识增强的对话状态追踪模型

对话状态追踪模型是多领域任务型对话系统中的核心模块，负责持续追踪多轮对话中每轮的用户目标。为了建模多领域对话中不同领域在领域内和领域间的槽位关系，大部分最近的工作都使用了基于图的方法，由领域的预定义知识获得包含有领域名称和槽位的纲要集合，将领域和槽位分别构建为图中的节点，并根据槽位关系构建节点之间的边，建模纲要结构。但是，这种方法并没有在纲要结构中考虑用户意图，忽略了意图和槽位之间的关联关系。此外，这种建模方法将所有的领域都显式地连接在了一起，使用同样的网络计算领域内和领域间的结构关系，忽略了领域内和领域间纲要结构的层次性，导致模型将训练数据中的领域间关系参数化，而难以向模型中增加新的领域。

为了解决这些问题，本工作提出了一种多层次知识增强的对话状态追踪模型，采用不同的建模方式学习纲要内容、领域内纲要结构和领域间纲要结构，根据预定义的领域内纲要结构和纲要描述所构成的“元知识”更新节点表示，提高对话状态追踪模型的性能和泛化能力。实验结果证明本工作提出的基于多层次知识增强的对话状态追踪模型能够显著优于基线模型，在未见领域上的联合目标准确率超过基线模型 9.3 点。

4.1 概述

任务型对话系统能够作为电子助手，使用自然语言帮助用户完成涉及多个领域（如餐厅、宾馆、电影等）的特定任务。对话状态追踪（Dialogue State Tracking, DST）模型是任务型对话系统中的核心模块，负责解释用户目标，并收集用户目标所需要的信息。通常，任务型对话系统所支持的每个领域会由领域专家预定义包含意图和槽位在内的领域知识^[38]，统称为纲要。用户目标可以据此被分解为用户在每个领域上的意图的形式化表示，包含用户意图，相关的槽位的值。这一形式化的表示称为对话状态（Dialogue State）。对话状态追踪模型在每轮对话中根据对话上下文和预定义的领域知识追踪用户目标，并输出形式化表示的对话状态^[134]。

图4-1 (a) 给出了多个领域的领域知识的示例，领域知识包含有每个领域的名称、用户意图、槽位名称和槽位类型等。在实际的多领域对话状态追踪模型中，多领域下的槽位可能存在领域内和领域间的多层次的关联关系。首先，一个对话样例可能会涉及多个领域。例如，在帮助用户预订旅行宾馆并同时预订去往目的地的机票的对话中，*Hotel*（宾馆）领域的槽位 *City*（宾馆所在城市）的值可能同时也是 *Flight*（航班）领域中槽位 *Destination*（航班目的地）的值，这两个槽位之间存在领域间的关系，模型需要考虑到不同领域的知识关联。此外，完成某个领域中的某一用户意图往往需要领域内的多个槽位共同提供信息，与

该意图的完成密切相关的槽位更倾向于在对话中的同一轮或后续轮中出现（它们的值可能需要多轮对话才能完全获取），因此，领域内的槽位往往受用户意图影响在空间和时间维度上具有领域内的关系，如图4-1（a）所示。在 *Restaurant*（餐厅）领域内，图中左侧的用户输入语句包含了 *FindRestaurant*（代表用户希望系统根据个人喜好推荐餐厅）这一用户意图，因此，对话中需要用户提供槽位 *City*（餐厅所在城市）和 *Cuisine*（餐厅口味）的值。而右侧的用户输入语句包含了 *ReserveRestaurant*（代表用户希望系统预定一个确定的餐厅的位置）这一用户意图，需要用户提供槽位 *Date*（预定日期）和 *Time*（预定时间）的值。用户意图不同的时候，不同的槽位在对话中的共现现象也不同，这导致它们之间的关联程度也存在不同。如何建模多领域下不同槽位在领域内和领域间的关系是对话状态追踪模型研究的关注点之一。

大部分近期的工作^[39,159,161,163]采用基于图的方法建模纲要关系：将领域和槽位都作为图中的节点，然后为槽位之间根据关系构建边，称为**纲要结构**。但是，这种方法并没有在图中结合用户意图，因此，这种纲要结构并不能够显式的建模用户意图对槽位的影响。同时，这些方法只考虑了对话上下文中的时序关系，方法中的纲要结构在对话过程中保持不变，忽略了同一个意图相关的槽位之间也可能包含有时序关系。

另外，在这些方法采用的纲要结构中，所有的领域之间都使用边显式相连。图4-1（b）展示了一个完整的多领域纲要结构图，在图中，为了获取跨领域的关系，多个领域节点（灰色虚线节点）之间通过边形成了全连接结构。这种领域间的全连接结构忽略了领域内和领域间的多层次关联关系，这导致相连的领域节点之间具有强相关性，模型通过参数学习领域之间的信息转移关系。但是，当引入新的领域时，纲要结构将会发生变化，模型参数无法适用于新的结构，降低了模型的泛化能力。

为了解决上述问题，本工作提出了意图指导的领域独立的对话状态追踪方法（Intent-Guided and Domain Independent DST，IGDI），这也是基于图的建模方法的一种。图4-1（c）展示了IGDI方法的纲要结构建模示例。本方法在纲要结构中引入了用户意图（图中深灰色方形节点），模型能够通过用户意图显式区分不同意图下的不同槽位关系。同时，本方法为每个领域构建了单独的异质子图，子图之间没有显式边，子图之间通过预训练模型构建的基于语义的软连接相连，多个领域的子图共同构成整个纲要结构。通过引入意图和领域独立的建模方法，模型能够基于纲要内容、领域内关系和领域间关系三个层级学习得到更加准确的节点表示。

总体上，IGDI方法的纲要结构中包含三种类型的节点，即领域、意图和槽位节点。在每轮对话中，模型通过空间融合模块建模当前轮的领域、意图和槽位之间的关系。另外，在整个多轮对话流程中，模型通过一个持续的时序融合模块建模不同轮的节点之间的关系，不同轮之间的相同空间节点通过时序融合模块中的循环神经单元相连。由于用户意图和槽位都是预定义的领域知识，意图和槽

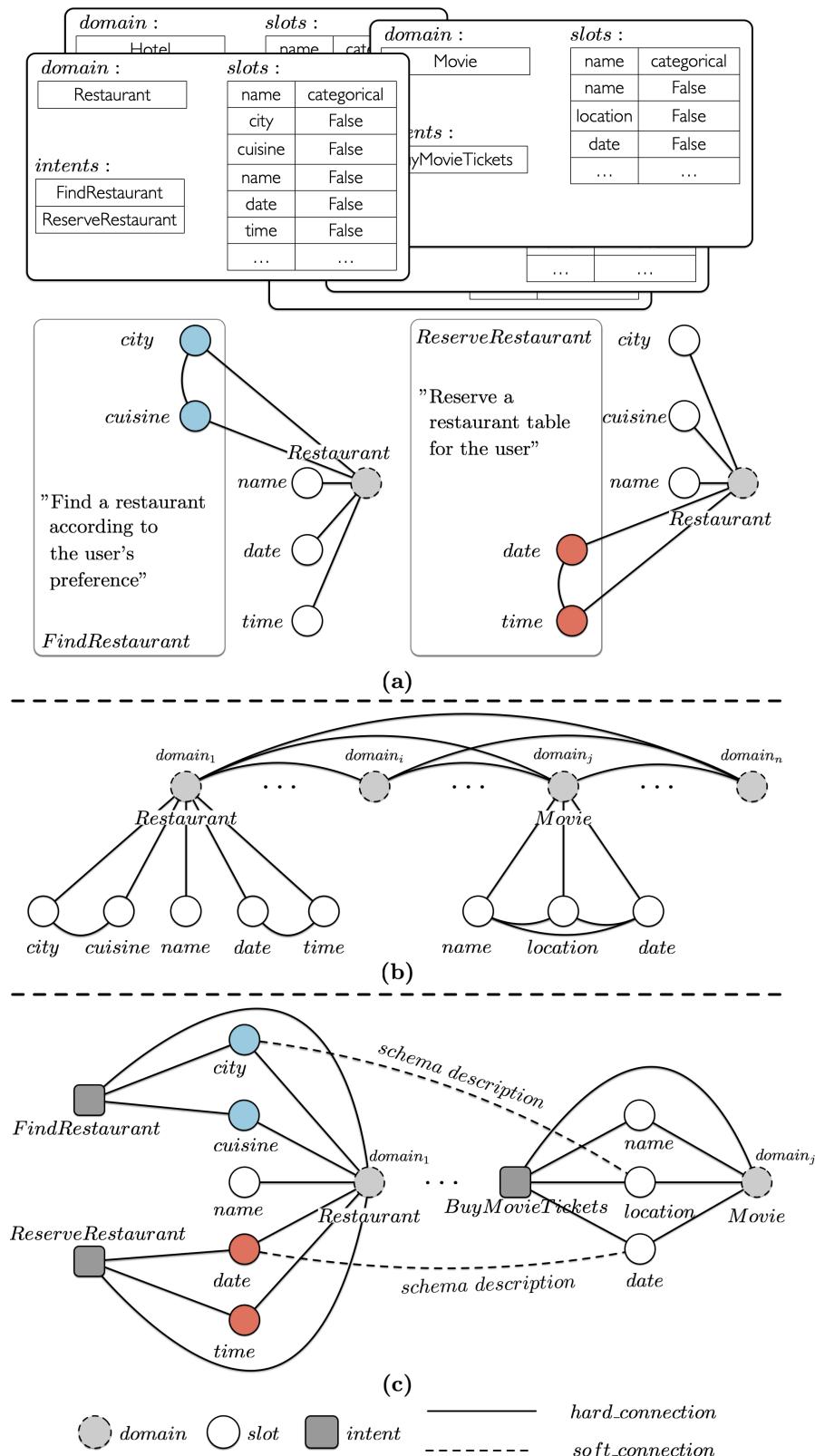


图 4-1 不同纲要结构建模方法示例

Figure 4-1 Examples of different approaches for modeling schema structures

位之间的关系由领域所能够支持的任务定义决定，是领域知识的一部分，无需从数据集中抽取获得。同时，由于领域之间没有显式的边相连，模型并不直接学习领域的关联关系，因此避免了模型参数记住固定的纲要结构，使模型能够更容易地向纲要结构中增加新的领域。在训练和推理过程中，不同槽位在领域内的关联关系直接由纲要结构中子图的边获得，而领域间的关联关系通过槽位之间的语义关联获得。特殊地，本工作采用了 Rastogi 等^[36] 提出的纲要指导的对话状态追踪范式，纲要中的每一种节点类型，即领域、意图和槽位，都包含有对应的短文本描述。因此，通过一个预训练语言模型，可以由对应的文本描述获取节点的语义表示。部分纲要描述示例如表4-1所示。

表 4-1 纲要描述示例

Table 4-1 An example of the schema structure

节点名称	节点类型	节点纲要描述
Restaurants	领域	A leading provider for restaurant search and reservations
FindRestaurants	意图	Find a restaurant of a particular cuisine in a city
ReserveRestaurant	意图	Reserve a table at a restaurant
City	槽位	City in which the restaurant is located
Cuisine	槽位	Cuisine of food served in the restaurant
Name	槽位	Name of the restaurant
Date	槽位	Date for the reservation or to find availability
Time	槽位	Time for the reservation or to find availability

由于领域和意图通常和整段对话上下文相关联，而槽位通常只出现在对话的几轮内容中，本工作使用了异质的网络结构计算不同粒度的节点的表示。此外，本工作使用了多任务学习进行训练，模型学习同时预测用户意图和槽位值，以获得更好的节点表示。

本工作在多领域数据集 SGD 上进行了实验，测试集中包含有训练集中从未出现过的新领域。IGDI 模型能够同时提升对用户意图和槽位值的预测能力，超过基线模型 5-6 点。此外，模型在未见领域上的性能提升尤为明显，超过基线模型 9.3 点。

4.2 相关工作

随着包含有多个复杂领域的数据集的增多，如何让对话状态追踪模型解析含有不同槽位的不同领域的对话内容成为了研究界关注的问题之一。

一些工作基于对话历史独立预测每个槽位值。Wu 等^[31] 通过一个结合了复制机制的对话状态生成模型为每个槽位预测槽位值。Chao 等^[218] 使用 BERT^[154] 作为编码器预测每一个槽位的更新状态，然后通过抽取式方法为需要更新的槽

位抽取预测值。Kim 等^[219] 将对话状态追踪任务建模为一个选择性改写的过程，模型采用判别方法预测每个槽位在本轮的更新操作，并使用生成方法生成对应的槽位值。Feng 等^[38] 将对话状态追踪形式化为一个序列到序列问题，模型使用不同的 BERT^[154] 预训练模型分别对输入语句和纲要描述进行编码，然后通过注意力机制融合两种编码，最后通过指针网络为每个槽位生成对应的槽位值指针。Lee 等^[157] 进一步将对话上下文和纲要描述串联构成提示，并引导模型分别为每个槽位根据提示生成对应的槽位值。

但是，多领域中的槽位并不是条件独立的，独立预测每个槽位的槽位值忽略了槽位之间的关系，也即纲要结构，带来的影响，导致局部最优性能^[134]。因此，很多研究工作开始探究如何应对不同领域和槽位之间的结构化信息，包括领域内信息和领域间信息。

大部分利用结构化信息的工作使用了基于图的方式，将纲要结构建模为图形式，并通过图神经网络（Graph Neural Network，GNN）对纲要表示进行更新。Lin 等^[161] 利用图注意力网络（Graph Attention Network，GAT）获取结构化信息增强的槽位表示，并将这些槽位表示分别送入 GPT-2^[162] 预训练模型以生成最终的对话状态。Chen 等^[159] 使用了一个图注意力匹配网络学习上下文相关的槽位表示，并通过一个带有注意力机制的循环图神经网络获取槽位之间的关联信息。Guo 等^[163] 使用了一个多视角的对话协同选择模块，为不同的槽位选取不同的对话历史信息用于槽位值预测，以避免引入历史信息中的噪声。Feng 等^[39] 使用了一个纲要图编码器获取领域和槽位之间的关系，并根据对话上下文学习了一个纲要图进化网络，对槽位关系进行动态更新。

本工作也使用了基于图的方法对纲要结构进行建模。但是，之前的工作并没有在纲要结构中加入用户意图，因此，他们人工指定了槽位之间的关系，或是从数据库中抽取槽位关系。与之不同的是，本工作使用用户意图，建模槽位之间在不同用户目标下的不同关系。意图和槽位之间的关系由领域知识决定。此外，之前的工作将所有领域通过边显式相连，使用同样的网络结构计算领域内和领域间的多层次知识关联，但是在本工作中，不同的领域属于不同的子图，子图之间彼此独立，子图之间的关联由语义级别的关联关系计算得到，从而使得模型能够通过不同的方式处理不同层级的知识结构关系。

4.3 基于多层次知识增强的对话状态追踪模型

本工作所提出的基于多层次知识增强的对话状态追踪模型使用一个空间融合模块和一个时序融合模块建模领域知识。其中，空间融合模块学习单轮对话过程中领域、意图和槽位之间的纲要结构，时序融合模块则学习它们在多轮对话之间的关系。为了构建这两个模块，一个特征抽取模块被用于学习对话上下文相关的节点表示，作为空间融合模块的输入。最后，一个对话状态预测模块基于结合了空间和时序结构关系的节点表示对对话状态进行预测。

模型的整体结构如图4-2所示。图中从上至下展示了按照模块顺序的模型数

据流，从左至右展示了按照时间顺序的多轮对话中模型的工作流程。图中右半部分显示了一个具体的领域（Restaurant）的纲要结构的示例，包括结构中的异质节点和路径关系。

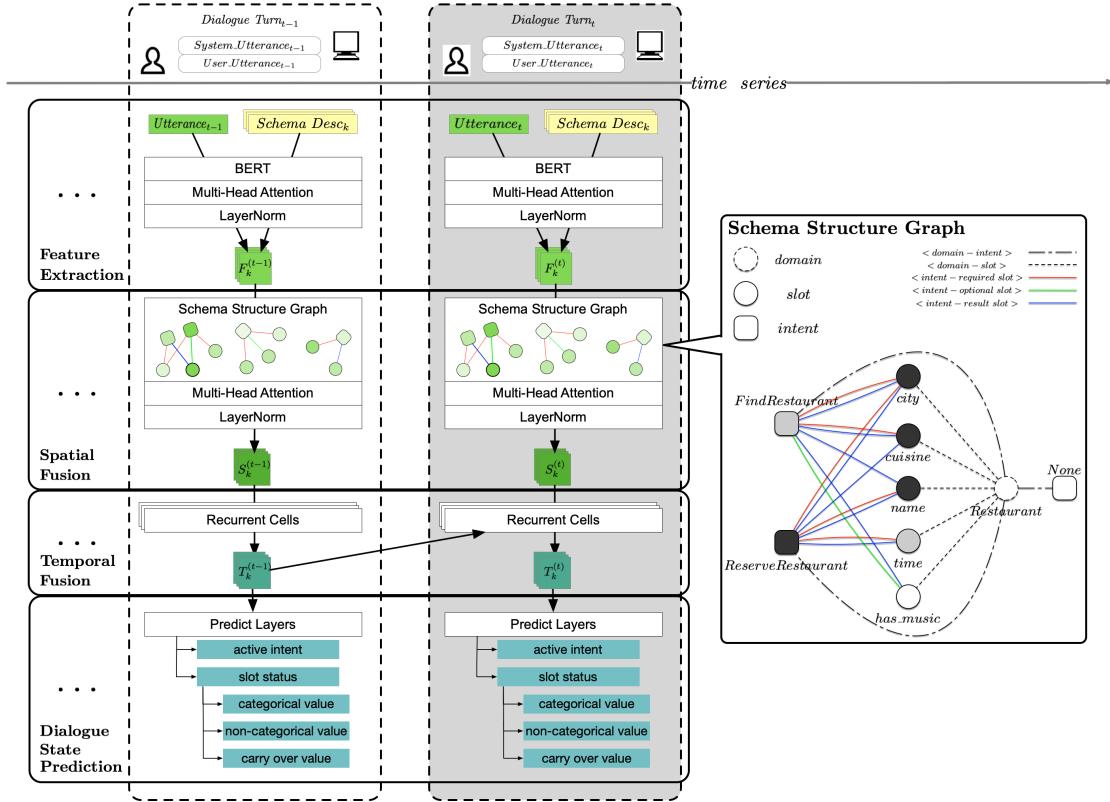


图 4-2 多层次知识增强的对话状态追踪模型结构示意图

Figure 4-2 The multi-level knowledge enhanced dialogue state tracking model

4.3.1 特征抽取模块

特征抽取模块为 3 种类型的节点，即领域、意图和槽位生成上下文相关的向量表示。

本工作使用 BERT^[154] 预训练模型将自然语言编码为向量表示。如图4-2所示，上一轮的系统输出语句和当前轮的用户输入语句串联构成第 t 轮的对话语句，中间由特殊字符[SEP]分隔。BERT 接收本轮对话语句作为输入，并生成词级别的表示序列 $U^{(t)} = [u_1^{(t)}, u_2^{(t)}, \dots, u_m^{(t)}]$ ，其中， m 是对话语句的长度。类似地，每一个纲要节点的文本描述也分别通过语言模型编码为向量表示，其中，第一个特殊子词[CLS]的表示被用作每个节点的语义表示。预训练模型求得的节点表示矩阵定义为： $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{K_d+K_i+K_s}\}$ ，其中 K_d ， K_i 和 K_s 分别是领域、意图和槽位的总数量。

一个类型敏感的带有层归一化的多头注意力（Multi Head Attention, MHA）层用来为每个节点更新包含有上下文相关内容的表示。类型为 k 的节点在第 t 轮

对话中的表示 F_k 的更新方式如下：

$$\tilde{F}_k^{(t)} = \text{MHA}_k(Q = D_k, K = U^{(t)}, V = U^{(t)}), \quad (4-1)$$

$$F_k^{(t)} = \text{LayerNorm}_k(\tilde{F}_k^{(t)}), \quad (4-2)$$

其中， D_k 是类型为 k 的节点的表示矩阵，是 D 的子集。

4.3.2 空间融合模块

空间融合模块根据纲要结构，使用一个 1 层异质图神经网络为领域、意图和槽位生成包含有空间结构信息的节点表示。纲要结构和异质图神经网络的细节将在本节的两个子节进行说明。

4.3.2.1 纲要结构图

纲要结构图包含三种类型的节点，分别对应领域、意图和槽位。每个子图中只包含 1 个领域节点，作为隐状态代表对话内容和该领域的关联程度。意图节点表示用户在该领域的候选意图。一个全局的意图节点 *None* 和每个子图相连，代表用户当前在该领域没有意图，即对话内容和该领域无关。槽位节点代表完成每个领域所定义的任务所需要的相关实体。

此外，根据领域知识，本工作定义了 5 种不同类型的节点关系。领域节点和同一个子图中的所有意图及槽位节点分别通过不同的关系相连，即 $\langle \text{domain-intent} \rangle$ 和 $\langle \text{domain-slot} \rangle$ 。此外，意图和槽位之间存在 3 种节点关系。 $\langle \text{intent-required-slot} \rangle$ 表示关联的槽位总在该意图的对话上下文中出现，为了完成该意图，用户必须提供关联的槽位值。 $\langle \text{intent-optional-slot} \rangle$ 表示关联的槽位有时出现在该意图的对话上下文中，用户可以选择提供该槽位值，也可以不提供。 $\langle \text{intent-result-slot} \rangle$ 表示该槽位的槽位值可以由系统作为数据操作的结果，如数据库查询或插入等，返回给用户。

一个纲要结构的子图示例见图4-2的右半部分，子图内定义的具体解释如表4-2所示。

4.3.2.2 异质图神经网络

基于纲要结构图，类型为 k 的节点的空间表示 S_k 可由如下方式更新得到：

$$\tilde{S}_k^{p(t)} = \text{MHA}_k^p(Q = F_k^{(t)}, K = \mathcal{N}_k^p, V = \mathcal{N}_k^p), \quad (4-3)$$

$$S_k^{p(t)} = \text{LayerNorm}_k^p(\tilde{S}_k^{p(t)}), \quad (4-4)$$

$$S_k^{(t)} = S_k^{1(t)} \oplus \dots \oplus S_k^{p(t)} \oplus \dots \oplus S_k^{P(t)}, \quad (4-5)$$

其中， S_k^p 是类型为 k 的节点基于关系 p 的表示， \mathcal{N}_k^p 是节点基于关系 p 的邻域（包括节点自身）， P 是每个节点所包含的关系数量。同样类型的节点共享图神经网络的网络参数。

表 4-2 纲要结构图中的定义及解释
Table 4-2 Definitions and explanations in the schema structure

定义	符号类型	解释
domain	节点	模型所支持的任务范围
intent	节点	每个领域内可支撑用户实现的具体任务
slot	节点	完成领域内任务所涉及的领域内知识属性
<domain-intent>	路径	关联每个领域和领域内意图的边
<domain-slot>	路径	关联每个领域和领域内槽位的边
<intent-required-slot>	路径	关联每个意图和完成该意图所必须的槽位
<intent-optional-slot>	路径	关联每个意图和完成该意图可能需要的槽位
<intent-result-slot>	路径	关联每个意图和完成该意图后可能作为返回结果的槽位

4.3.3 时序融合模块

本方法在每轮对话中都调用一次空间融合模块计算和本轮对话内容相关的带有结构信息的节点表示，时序融合模块则通过关联不同轮之间的相同空间节点建模节点的时序关系。特殊地，相邻轮的同样的空间节点通过 LSTM 单元相连。LSTM 单元以节点当前轮的空间表示和上一轮的 LSTM 隐状态作为输入，输出节点的空间-时序表示。同样类型的节点共享 LSTM 单元的参数，类型为 k 的节点的空间-时序表示定义如下

$$T_k^{(t)} = \text{LSTM}(S_k^{(t)}, T_k^{(t-1)}), \quad (4-6)$$

其中， $T_k^{(t-1)}$ 是 LSTM 单元上一轮的隐状态。

通过时序融合模块，模型能考虑到节点和其邻域在过去轮中的状态，从而捕捉到节点在轮和轮之间的依赖关系。

4.3.4 对话状态预测模块

将不同类型的节点，即领域、意图和槽位在本轮对话中的最终空间-时序表示分别定义为 T_d ， T_i ， T_s 。对话状态预测模块执行如下两个任务：

- (1) 激活意图预测：预测用户在每个领域上的意图；
- (2) 槽位值预测：预测截至当前轮用户提供的槽位和对应的槽位值。

4.3.4.1 激活意图

本工作使用一个前馈神经网络（FeedForward Network, FFN） FFN_i 用来为每个意图预测一个得分

$$l_i = \text{FFN}_i(T_i), \quad (4-7)$$

可得第 j 个领域的激活意图如下

$$\text{active_intent}_i = \arg \max(\text{softmax}(l_i^j)), \quad (4-8)$$

其中, I_i^j 是该领域内所包含的意图的得分集合。领域的激活意图为 *None* 表示截至本轮对话时, 该领域都未被激活, 截至目前的对话内容和该领域无关, 模型将不会进一步预测该领域的对话状态。

4.3.4.2 槽位值

为了完成任务, 用户通常与系统在多轮对话中交互多个槽位的槽位值, 槽位值随着对话轮数的增加而更新。在单轮对话中同时更新的槽位值数量有限^[220]。因此, 本工作预测每两轮对话之间的对话状态变化, 而不是从头预测。之前的相关工作也采用了类似的方法^[36,37,218,220]。

本工作使用一个前馈神经网络 FFN_s 预测每个槽位的状态

$$\text{slot_status}_s = \arg \max(\text{softmax}(\text{FFN}_s(T_s))). \quad (4-9)$$

基于 Noroozi 等^[37]的工作, 本工作规定激活领域内的每个槽位的候选状态包括以下五种:

- 非激活 (Inactive): 本轮对话内容不涉及该槽位, 槽位值从上一轮的对话状态中继承。如该槽位截至目前均未被激活, 槽位值默认为初始值 *null*。
- 不在意 (Dontcare): 本轮对话内容表示用户不在意该槽位的槽位值, 槽位值被设定为特殊词 [dontcare]。
- 显式 (Explicit): 该槽位在本轮对话中被显式提及, 其槽位值在本轮对话内容中由用户或系统给出 (用户直接提出槽位值, 或系统推荐了槽位值, 用户接受了该值)。该槽位的槽位值在本轮对话状态中需要更新。
- 隐式 (Implicit): 该槽位的槽位值在本轮对话内容中未被用户或系统提及, 但是根据语义和任务逻辑, 该槽位的槽位值应在本轮对话状态中更新, 其槽位值可能通过转移操作由其他槽位的槽位值或之前的系统推荐中复制得来。例如, 在涉及多个领域的对话样例中, 后继领域 *Flight* (航班) 中的槽位 *Destination* (航班目的地) 的值可能由前置领域 *Hotel* (宾馆) 中的 *City* (宾馆所在城市) 得来。此时, 用户通常不会显式提及该槽位值, 而是通过例如“再帮我预定一个去当地的航班”等方式实现跨领域的槽位值迁移。
- 推荐 (Recommend): 系统在本轮对话内容中给出了该槽位的推荐值, 但是用户仍未决定是否接受这一槽位值。此时, 该槽位的对应槽位值将被记录在推荐槽位列表中, 以备后续对话中用户接受该值的情况, 但并不在本轮的对话状态中进行更新。

本工作使用一个前馈神经网络 FFN_v 作为具有显式和推荐状态的可分类槽位 (代表该槽位的候选值由领域知识提供) 的槽位值预测层:

$$\tilde{F}_v = \text{MHA}_v(Q = D_v, K = U^t, V = U^t), \quad (4-10)$$

$$F_v = \text{LayerNorm}_v(\tilde{F}_v), \quad (4-11)$$

$$\text{value}_v = \arg \max(\text{softmax}(\text{FFN}_v(F_v))), \quad (4-12)$$

其中, D_v 是每一个槽位的候选槽位值的文本描述, 由槽位值的文本描述和候选值串联构成。

本工作使用另一个前馈神经网络 FFN_p 作为具有显式和推荐状态的不可分类槽位 (代表该槽位在领域知识中没有候选值, 其槽位值从对话上下文中抽取得) 的槽位值预测层, 预测该槽位的槽位值在本轮对话内容中的起止位置。特殊地, 本工作使用每一个槽位在特征抽取模块中的多头注意力权重作为网络特征, 从而共同建模槽位表示和起止位置。槽位的起止位置如下:

$$F_n = \text{FFN}_n(w_m[0 : m - 1] \oplus w_m[1 : m]), \quad (4-13)$$

$$[\text{span}_b, \text{span}_e] = \arg \max(\text{softmax}(F_n)), \quad (4-14)$$

其中, w_m 是对应槽位在特征抽取阶段的多头注意力权重。

为了获取状态为隐式的槽位的槽位值, 本工作启发式对历史对话状态和系统推荐记录进行检索。如果该槽位在历史对话状态和系统推荐记录中存在对应值, 槽位值将直接取对应值。否则, 该槽位的槽位值应由其他领域的其他槽位转移得来。

本工作使用一个转移预测层预测对应的槽位值应该从哪个槽位转移得到:

$$\tilde{F}_c = \text{MHA}_c(Q = T_k, K = C, V = C), \quad (4-15)$$

$$F_c = \text{LayerNorm}_c(\tilde{F}_c), \quad (4-16)$$

$$\text{value}_c = \arg \max(\text{softmax}(\text{FFN}_c(F_c))), \quad (4-17)$$

其中, C 是历史对话状态和系统推荐中其他领域的值构成的候选转移列表的空间-时序表示。

4.3.5 优化目标

激活意图预测的训练损失是预测意图和目标意图之间的交叉熵, 记为 \mathcal{L}_{intent} 。槽位状态的训练损失是预测槽位状态和目标槽位状态之间的交叉熵, 记为 \mathcal{L}_{status} , 而预测槽位值和目标槽位值的训练损失 \mathcal{L}_{values} 是可分类槽位、不可分类槽位和转移槽位的预测值和目标值的交叉熵之和。

模型的优化目标是最小化如下的训练损失:

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{intent} + \mathcal{L}_{status} + \mathcal{L}_{values}. \quad (4-18)$$

在训练过程中, \mathcal{L}_{values} 根据正确槽位状态进行计算, 而在推理过程中, 槽位值根据预测槽位状态进行计算。

4.4 实验设计及分析

本节介绍用于验证基于多层次知识增强的对话状态追踪模型的数据集、基线模型、实验设置和相关实验结果。

4.4.1 数据集和评价指标

为了验证方法的有效性，本工作在 SGD 数据集^[36] 上进行了实验。SGD 数据集是当前最大的对话状态追踪任务数据集，其中包含有多领域的多轮对话的对话内容和对话状态，以及预定义的领域知识。此外，数据集的测试集包含有部分未见领域，能够测试模型的泛化能力。因此，本工作选择了 SGD 测试模型的性能。数据集分别包含 16140/2482/4201 条训练/开发/测试对话，总对话语句为 463258 条。数据集中有 20 个领域，共包含有 86 个意图，其中的 4 个领域仅在开发集或测试集中出现。

为了和之前的工作保持一致，本工作使用了如下的评价指标：

- 激活意图准确率 (Active Intent Accuracy, I-Acc)：模型准确预测用户意图的轮数比例。
- 联合目标准确率 (Joint Goal Accuracy, JGA)：每轮对话中用户提供的所有槽位和槽位值（包括继承自前置对话状态的槽位和槽位值）都被预测正确的轮数比例。
- 未见联合目标准确率 (Unseen Joint Goal Accuracy, U-JGA)：未见领域（即只出现在测试集中的领域）的每轮对话中用户提供的所有槽位和槽位值都被预测正确的轮数比例。

本工作使用了之前的一些工作^[36-38] 采用的评价指标脚本进行评价指标的计算以和基线模型保持一致。

4.4.2 基线模型

本工作采用如下的基线模型：

- **ChatGPT** (zero-shot)：该工作是一个基于 Transformer 的解码器结构，在大规模文本语料上训练得到的对话模型，包含有 1750 亿参数。本文沿用了 Hu 等^[221] 等所采用的方法：模型接收由指令（为下列对话生成 SQL 语句）、表格属性和对话上下文构成的输入，输出相应的 SQL 语句，并通过一个后处理模块对模型生成的 SQL 语句进行解析，得到对话状态预测结果。该方法对数据集的预测是零射的。
- **SGD-baseline**^[36]：该工作是第一个提出了 SGD 数据集的工作，同时给出了一个原型模型。模型将对话语句和纲要描述映射为联合表示，并在联合表示上进行对话状态的预测。
- **FastSGT**^[37]：该工作沿袭了 SGD-baseline 的模型设计，并使用了多头注意力机制改进了映射层。同时，该工作采用了两种转移操作为隐式赋值的槽位预测槽位值。
- **Seq2Seq-DU**^[38]：该工作使用了端到端的方式进行对话状态追踪：模型采用两个编码器分别对对话语句和纲要描述进行编码，然后通过注意力机制融合编码，最终通过一个解码器基于融合后的表示生成对话状态。
- **DSGFNet**^[39]：该工作使用了基于 BERT 的编码器和图编码器分别编码对

话语句和纲要表示，并采用了一个图进化网络根据对话上下文动态更新纲要结构和纲要表示，最后通过一个解码器基于动态的纲要表示抽取槽位值。

除 ChatGPT 以外的基线模型都采用了 BERT-base 作为预训练模型，并微调了预训练模型的参数。

4.4.3 模型实现

为了和基线模型保持一致，本工作采用了 BERT-base^[154] 作为预训练模型。每个对话样例的最大轮数（由一句系统语句和一句用户语句组成）为 25，每轮的最大长度为 100。图神经网络的隐层维度为 256，多头注意力的头数为 8。所有的前馈神经网络层使用 2 层感知机实现，激活函数为 LeakyReLU。模型的总参数量为 116.97M。模型使用 Adam 优化算法进行训练，学习率设置为 2e-5。训练过程可在任何有 24G 内存大小的 GPU 上完成。在训练的前三轮中，为了加速网络稳定，模型只使用了槽位状态损失，即式4-18中的第二项进行训练。本节所汇报的所有结果均为 10 次随机试验后的平均值。

特殊地，由于使用了预训练模型获取纲要的语义表示，在模型实现中，本工作设计了固定预训练模型参数 (-fix) 和微调预训练模型参数 (-finetune) 两种实现方法，并进行了结果的对比和分析。

4.4.4 主试验结果

表 4-3 多层次知识增强的对话状态追踪模型在 SGD 数据集上的实验结果

Table 4-3 Result of the multi-level knowledge enhanced dialogue state tracking model on SGD dataset

模型	预训练模型	纲要结构	I-Acc	JGA	U-JGA
ChatGPT (zero-shot)	ChatGPT	-	-	15.4	15.2
SGD-baseline	BERT-base-cased	-	90.6	25.4	20.0
FastSGT	BERT-base-cased	-	90.3	29.2	20.8
Seq2Seq-DU	BERT-base-uncased	-	91.0	30.1	23.5
DSGFNet	BERT-base-uncased	✓	-	32.1	24.4
IGDI-fix	BERT-base-cased	✓	93.5(±0.43)	33.9(±0.87)	26.9(±1.06)
IGDI-finetune	BERT-base-cased	✓	94.2(±0.30)	38.2(±1.45)	33.7(±1.84)
IGDI-finetune	BERT-base-uncased	✓	94.3(±0.33)	37.4(±1.54)	33.0(±2.10)

主试验结果如表4-3所示。本工作提出的基于多层次知识增强的对话状态追踪模型在固定模型参数和微调预训练模型下的两种实现方式都能够超过所有基线模型，在三个评价指标上达到当前最优。其中，微调了预训练模型参数的模型的联合目标准确率能够超过基线模型 5 点以上，包括使用了纲要结构的基线

模型；而不微调预训练模型参数的 IGDI 模型也能够取得超过所有基线模型的结果，证明本工作提出的方法能够有效提升模型性能。此外，模型在未见领域联合目标准确率上也显著超过基线模型，采用微调预训练模型参数实现方式的 IGDI 模型的未见领域联合目标准确率指标超过基线模型 9 点以上，证实了本工作提出的方法在新的领域上具有更好的泛化能力，而固定预训练模型参数的 IGDI 模型在未见领域上也能超过基线模型 2.5 点联合目标准确率。此外，三种实现方式的 IGDI 模型的激活意图准确率也均超过基线模型约 3 点，这证明了本方法不仅能够令意图指导槽位值填充，还能够让槽位值反向影响意图，从而提高整体模型性能。

从三种模型的实现结果中可以看出，采用微调预训练模型参数实现的 IGDI 模型效果显著优于固定预训练模型参数实现的 IGDI 模型。而在联合目标准确率和未见领域联合目标准确率指标上，固定预训练模型参数的 IGDI 模型比微调预训练模型参数的版本稳定性更好。这是因为微调能够令预训练语言模型更好的学习到数据分布，从而在测试集上获得更好的评价表现，但微调模型对任务数据的拟合在同时造成了模型的稳定性下降。使用 cased 和 uncased 两种实现方式的 IGDI 模型在性能上差异不大，其中，大小写敏感的预训练模型的表现比大小写无关的预训练模型略好。

特殊地，为了分析基于大规模语言模型（基于 100 亿参数及以上的模型）的方法与传统小参数模型在任务上的差异性，本工作分析了通过 ChatGPT 生成 SQL 语句方式进行对话状态预测的模型性能。由于 ChatGPT 的实验设置为零射实验，模型的联合目标准确率和未见领域联合目标准确率相当。在整体性能上，基于零射的 ChatGPT 模型的性能低于所有微调后的小模型，其联合目标准确率约为最优模型的一半以下。这是因为尽管基于大参数量和大规模语料的大语言模型能够学到很好的文本表示，但是基于解码的模型在生成内容上具有一定的随机性；同时，模型的预训练语料和任务语料具有较大的分布差异。这导致模型生成的 SQL 语句并不总包含准确的需要预测的槽位内容；同时，模型在分类任务上的预测仍具有较高的不可控性，生成的槽位值往往不能和标准类别相一致，使得模型在零射设置下的预测准确率较低。此外，同样固定了预训练模型参数的 IGDI-fix 的预测结果显著高于 ChatGPT 的预测结果，这一性能对比也验证了对于较复杂且数据分布不一致的下游任务，添加少量参数以学习任务相关的分布信息能够有效提升模型性能。

4.4.5 消融实验结果

为了探究本方法中不同模块的有效性，本工作设计了方法的不同变体并实施了消融实验。

实验设置如下：

- **-spatial** 不再考虑意图和槽位之间的不同关系，而是仅仅使用边将槽位和关联的意图连接起来，即将表4-2中的后 3 种路径合并为一种。

表 4-4 多层次知识增强的对话状态追踪模型的消融实验结果

Table 4-4 Ablation study results of the multi-level knowledge enhanced dialogue state tracking model

变体类型	I-Acc	JGA	U-JGA
IGDI	94.2	38.2	33.7
-spatial	93.9	34.0	27.9
-temporal	91.6	37.5	32.9
-spa-tem	91.5	34.5	28.7
-heterogeneous	94.1	37.7	33.3
-multi-task	-	36.9	32.2

- **-temporal** 移除了时序融合模块，即去除了 LSTM 单元，仅根据每轮的对话输入预测对话状态。
- **-spa-tem** 同时去除了意图和槽位之间的不同关系和时序模块。
- **-hetero** 在特征抽取、空间和时序融合模块中均使用同质网络计算所有节点的表示。
- **-multi-task** 移除了式4-18中的第一项，即激活意图预测损失。

上述的所有变体均采用 BERT-base-cased 作为预训练模型。

消融实验的结果如表4-4所示。从表中可以总结得到：意图和槽位之间的不同关系对联合目标准确率和未见领域联合目标准确率指标的影响较大，IGDI-spatial 模型和 IGDI-spa-tem 模型在这两个指标上都有明显降低，而对意图预测的影响不大。而时序信息对意图预测的影响更大，去除了时序模块的 IGDI 模型变体在意图识别准确率上有明显降低，对槽位的联合目标准确率较小。IGDI-heterogeneous 模型和 IGDI-multi-task 模型在所有的三个指标上都有一定的降低，这证明了异质网络结构和多任务学习能够帮助模型更好的学习到意图和槽位的表示，提升所有的三个指标。

为了分析不同的消融实验设置对模型的性能影响具体体现在哪些方面，本工作还对槽位的预测准确率进行了槽位状态预测准确率和槽位值预测准确率的分解，实验结果如表4-5所示。从两种不同类型的槽位值上可以看出，IGDI-spatial 模型和 IGDI-spa-tem 模型在两种类型的槽位预测准确率上都降低明显，可达到 6-8 点，IGDI-temporal 模型的降低略小，而 IGDI-heterogeneous 模型和 IGDI-multi-task 模型在模型性能上，包括槽位准确率和槽位状态准确率的降低都是最少的。

槽位预测准确率同时受到槽位状态预测准确率和槽位值预测准确率的影响。其中，含有不同关系的空间融合模块对槽位状态的预测准确率有较大影响。IGDI-spatial 模型和 IGDI-spa-tem 模型在可分类和不可分类的槽位上的槽位状态预测准确率上都有明显下降。时序融合模块对槽位状态准确率也有一定的影响，约为 1-2 点。

表 4-5 多层次知识增强的对话状态追踪模型的不同实现变体下的槽位状态和槽位值预测准确率

Table 4-5 Accuracy of slot status and slot value predictions of different variants of the multi-level knowledge enhanced dialogue state tracking model

变体类型	可分类槽位 准确率	可分类槽位 状态准确率	可分类槽位 值准确率	不可分类 槽位 准确率	不可分类 槽位状态 准确率	不可分类 槽位值 准确率
IGDI	66.6	76.0	75.9	51.1	79.4	61.2
-spatial	62.5	70.1	79.6	47.4	71.7	63.9
-temporal	64.8	73.3	76.9	51.2	78.1	62.4
-spa-tem	62.9	69.5	81.8	47.0	68.6	66.7
-heterogeneous	65.9	76.1	74.3	51.1	80.4	60.2
-multi-task	65.0	75.4	73.4	49.9	79.3	59.8

而异质结构和多任务学习对槽位状态准确率的影响相对较小，去除了异质结构后的槽位状态准确率甚至有轻微提升，这是因为同样的网络结构学习到了槽位和意图的同样的文本分布，在去除了多任务学习后，模型就不在这一指标上有所提升了。

需要注意的是，由于不同实验变体的槽位状态预测准确率不同，不同变体设置下需要更新的槽位数量也不同，所以无法直接比对模型对槽位值的预测准确率的区别。

4.4.6 领域结果分析

为了研究方法在不同复杂度的领域上的有效性，本工作还分析了模型对比基线模型在测试集的不同领域上的性能，如表4-6所示。表中列出了不同领域的纲要量化指标和模型在领域上的对应性能。表中标记为‘*’的领域表示对应领域在测试集中提供的服务在训练集中未出现。标记为‘**’的领域，如 *Hotel*（宾馆）表示对应领域在测试集中提供的服务有一个出现在训练集中，另一个未出现。对其他领域，领域所提供的服务在训练集中也出现过^[36]。

从表中可以看出，IGDI 在大部分领域上的性能超出了所有的基线模型。同时，IGDI 在未见领域上的提升（表中第三部分）相比起基线模型更明显，尤其在初始联合目标准确率比较低的领域上提升较大。这证明了包含有意图的纲要结构能够通过结构化信息改进未见领域的模型性能。

表中的关系重叠率表示了同一领域中不同意图和同样的槽位包含有相同关系的概率，它表示了不同意图的可区分度。更高的关系重叠率表示不同的意图对同样的槽位的影响更相似，因此根据纲要结构带来的辅助预测提升更有限；而较低的关系重叠率表示不同的意图对同样的槽位有不同的影响，因此引入意图能

表 4-6 不同模型在每个领域上的联合目标准确率
Table 4-6 Joint Goal Accuracy of different models on each domain

领域	意图 个数	槽位 个数	关系 个数	关系 重叠率	ChatGPT	SGD- baseline	Seq2Seq -DU	DSGFNet	IGDI
Homes	2	11	19	42.1	27.7	18.9	22.8	22.5	27.6
RideSharing	1	5	8	0	13.4	17.0	67.0	56.4	30.3
Travel	1	6	10	0	9.9	41.5	44.9	48.3	44.7
Weather	1	6	8	0	26.9	62.0	57.9	68.5	75.5
Hotels**	4	19	33	54.5	11.4	28.9	34.0	33.1	42.6
Services**	4	15	25	32	20.2	40.9	47.7	45.4	51.2
Movies**	4	15	27	29.6	27.6	37.8	43.9	42.1	56.2
Payment*	2	4	8	75	13.3	11.5	7.2	7.3	17.4
Messaging*	1	2	4	0	7.0	10.2	4.9	5.5	17.4
RentalCars*	2	9	17	58.8	6.6	8.6	6.3	5.1	21.2
Flights*	2	13	20	80	9.4	23.9	15.9	16.6	23.5
Buses*	2	10	18	66.6	15.1	9.7	16.8	12.7	27.2
Music*	2	6	12	58.3	12.2	15.5	12.3	11.9	30.6
Restaurants*	2	12	21	47.6	12.0	22.8	13.0	17.0	35.2
Media*	2	4	8	50	27.8	18.0	23.1	20.8	36.4
Events*	2	9	15	53.3	10.0	23.5	31.9	32.0	37.1
Trains*	2	10	18	77.8	6.6	13.6	16.8	16.4	40.9
Alarm*	2	4	6	0	52.7	57.7	55.7	53.3	64.4

够对槽位的预测有较大的提升。

关系重叠率对模型性能的影响的可视化分析如图4-3所示。图中横轴表示每个领域内的关系重叠率，纵轴表示每个领域的联合目标准确率。图中的线段为散点图拟合得到的回归曲线。可以看出在所有微调的方法上（包括基线模型和IGDI），随着关系重叠率的增加，领域联合目标准确率呈现下降趋势。随着关系重叠率的增加，领域内不同意图和槽位之间的关系的区分度逐渐降低，因此意图对槽位带来的指导能力逐渐变小。这一趋势在两个未采用纲要结构的基线模型：Seq2Seq-DU 和 SGD-baseline 中也存在，这是因为对话上下文的表示中也隐式的包含了用户意图相关的信息，因此模型的领域联合目标准确率仍随着纲要结构的区分度的降低而降低。其中，DSGFNet 和 Seq2Seq-DU 随着关系重叠率的增加带来的模型性能降低相比IGDI更明显，说明IGDI能够对纲要结构进行更全面的建模。SGD-baseline 随着关系重叠率的提升的性能下降则更为缓慢，这是因为该模型仅使用每轮对话内容对对话状态进行预测，而不考虑对话上下文。此外，

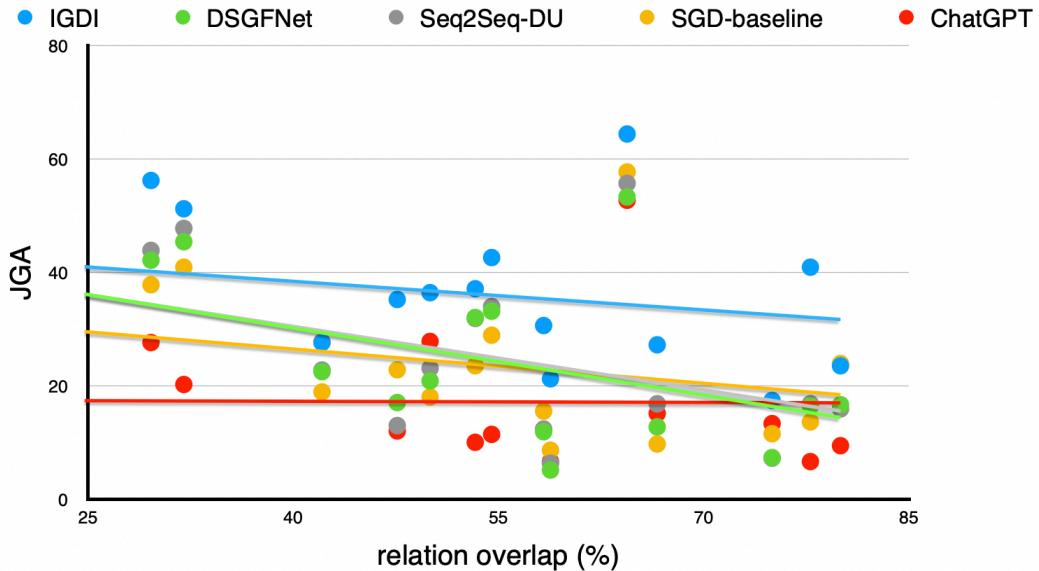


图 4-3 不同模型下各领域的领域区分度和领域联合目标准确率之间的关系
Figure 4-3 The relationship between domain discrimination and domain joint goal accuracy for each domain of different models

ChatGPT 的预测结果受到关系重叠率的影响不大，回归曲线基本呈一条直线，这一结果也符合 ChatGPT 零射实验的设置，模型仅根据任务无关的大规模预训练语料进行预测。

由图4-3可以看出，本方法需要使用详细的纲要结构为每个领域、意图和槽位生成空间-时序表示以改进模型性能，因此模型能够带来的性能提升取决于纲要结构能够带来的信息含量。对纲要结构较为简单的领域来说，模型能够获取的结构信息较少，因此带来的提升也有限。此外，对于意图高度相似的领域，即意图和槽位之间的关系高度重叠的领域，模型则相对较少从纲要结构中获取辅助信息来改善意图和槽位的预测。

4.5 本章小结

本工作提出了基于多层次知识增强的对话状态追踪模型。模型通过利用空间融合模块和时序融合模块捕获纲要结构中意图和槽位之间的不同关系，使得意图能够指导槽位的预测。同时，模型采用纲要指导的范式，将每个领域的纲要进行单独建模，通过预定义的领域知识学习领域内知识结构，通过预训练模型和语义相似度学习领域间知识结构，实现了对于知识内容、领域内知识、领域间知识的多层次知识的学习。

实验结果显示模型在 SGD 数据集上在意图预测和槽位预测指标上均超过了基线模型，在未见领域上大幅超过基线模型，证明本方法缓解了不同领域的知识差异性问题，提升了模型的泛化能力。

第5章 基于多粒度知识的数据增强方法

对话状态追踪模型能够支持任务型对话系统识别任务相关的槽位值。然而，由于标注难度大、领域多样化，对话状态追踪模型常面临训练语料中的知识稀疏带来的类别难度不均衡问题。

本工作提出了使用数据增强的方法缓解知识稀疏问题，提高语料对不同粒度的知识的覆盖率，提升对话状态追踪模型的性能。针对对话语句中的槽位内容稀疏问题，本工作使用局部噪声强化槽位值的多样性，加强模型学习槽位无关的对话结构的能力；针对多轮对话中的槽位序列稀疏问题，本工作根据语料中由槽位结构构成的任务逻辑序列，通过采样生成逻辑合法的槽位值序列，增强语料逻辑多样性，增加语料数量。

本工作提出的数据增强方法在数据集上经对比和分析实验，能够显著缓解对话状态追踪模型中存在的知识稀疏问题，提升模型在困难槽位上的预测能力。

5.1 概述

对话系统是一种通过自然语言与人类进行交互的计算机系统。任务型对话系统（Task-Oriented Dialogue System, TOD）因其能帮助用户完成某些特定领域的特殊任务，如：预定餐厅、安排行程等，而受到持续的关注。

为了辅助用户完成任务，任务型对话系统首先需要从自然语言形式的对话内容中识别任务相关的信息，即槽位（Slot），如“就餐人数”、“用餐地区”等，并抽取得对应的具体内容，即槽位值（Slot Value），如“就餐人数=4”、“用餐地区=纽约”等。任务信息由具体任务领域决定，而槽位值取决于不同用户的个性化信息。随后，系统将槽位值应用于后台数据库交互，执行具体的数据操作，如查询餐厅、预定餐厅等。最终，数据操作的结果将以自然语言形式的输出返回给用户。

对话状态追踪（Dialogue State Tracking, DST）模型是任务型对话系统的常见构成之一，负责解析对话中出现的槽位，并在整个对话流程中即时更新槽位值，支持系统后续的数据库交互和结果输出。对话状态追踪模型的性能直接影响到数据操作的准确率，因此，对话状态追踪模型的性能对任务型对话的整体完成具有重要影响。

在收集对话状态追踪模型的训练数据时，需要根据不同领域对槽位值进行详细标注。然而，在实际应用中，领域类别多、槽位数量大、候选槽位值多样化，导致对话状态追踪模型的语料标注困难，语料对多领域场景下的多样化的知识内容覆盖不足，模型常面临类别难度不均衡（Imbalance of Class Difficulty）的问题。例如，在预定餐厅任务中，“就餐人数”槽位往往表现为简单的数字，如“4人”、“3人”等，槽位值的表现形式简单，含义与其在语言模型中的含义相类

似，通过一定数量的训练语料，模型能够较好且较快地对其进行学习及预测；而对“餐厅名称”槽位，槽位值则表现为“深蓝”、“鸟巢”等词语，槽位值的表现形式多样化，且这些词语在语言模型中具有原本的含义，但在预定餐厅这一特殊的任务型对话场景下，又需要承担餐厅名称的语义，对模型的预测造成了干扰。同时，训练语料中往往无法穷举并覆盖所有可能的槽位值，导致模型对这些槽位的学习能力较差，学习效率低下。

为了缓解语料稀少和知识稀疏导致的类别难度不均衡的问题，可以使用数据增强（Data Augmentation, DA）方法对语料进行扩充，增大数据规模，提高训练数据对知识的覆盖率。当前的大部分应用于对话状态追踪模型的数据增强方法使用预训练模型（Pre-Trained Language Model, PLM）对对话上下文进行改写，但对其中的槽位值不做改变。此类方法能够增强对话语句的文本表达多样性，但并不能解决语料对多样化的槽位内容覆盖不足的问题。同时，在任务型对话中，往往同时存在多个槽位，在多轮对话中依序出现，共同完成一个任务。基于预训练模型的方法难以应对多轮对话中槽位序列和任务之间的逻辑关联，不能针对槽位序列构成的任务逻辑进行语料的增强，难以提高语料对不同槽位序列的覆盖率。此外，基于预训练语言模型的数据增强方法使用的参数量多、模型结构复杂、训练时间长，进行数据增强的成本相对较高。

因此，本工作提出了针对单槽位的槽位值和多槽位构成的任务逻辑的基于多粒度知识的数据增强方法。本工作通过引入局部噪声增加对话语句中单槽位的槽位值多样性，缓解对话语料对槽位值覆盖率低的问题；并通过槽位序列建模任务逻辑，以任务逻辑为依据构造基于多样化的任务逻辑的伪语料，扩充了语料规模，缓解了对话语料对任务逻辑覆盖率低的问题。本工作提出的方法引入的参数量少，方法实现简单，学习成本较低。经实验证明，本工作所采用的数据增强方法在多个基础模型和多个子数据集上相比对比方法取得了较大提升。

5.2 相关工作

许多研究者通过对传统的基于序列到序列模型的数据增强方法进行改进，使之能应用于包含槽位的任务型对话语料。Hou 等^[222] 将语料中的槽位值去词汇化为含有槽位名称的对话语料，通过生成方法改写原语料得到具有表达多样性的语料，并还原语料中的槽位名称为槽位值得到伪语料。Yoo 等^[223] 使用变分自编码器（Variational Autoencoder, VAE）建模对话上下文，并通过在解码器端同时预测对话输出和标注数据得到含有标注信息的伪语料。Hou 等^[224] 进一步使用集群编码器-解码器结构，同时编码具有相同语义的多个对话上文，并同时生成多个对话下文，从而避免生成重复内容，提高增强语料的多样性。Yin 等^[225] 提出了一个强化学习框架，使用一个生成器生成新的数据样本，共同训练对话状态追踪模型和生成器，使两个模型的性能相继提高，最终得到能够生成质量较好的伪语料的生成器和对话状态追踪模型。

在此基础之上，部分研究人员结合多轮对话上下文相关联的特性对数据增

强方法进行了改进。Yoo等^[226]提出了变分层级对话自编码器，使用多个隐变量从不同角度建模多轮对话关系。Peng等^[227]分别使用对话内容和对话状态作为正向和反向的训练语料训练预训练模型，以得到能够从对话状态生成对话内容的模型，并从槽位和语句表达多样性方面分别实现了数据增强。

除了语句多样性之外，槽位所包含的先验知识对对话状态追踪模型的性能也有很大影响。Song等^[228]发现，采用复制机制（Copy Mechanism）的对话状态追踪模型在训练过程中倾向于学习槽位值的内容本身，而不能够很好地学习任务对话中的模式。通过将槽位值替换为随机字符串，他们提高了模型对槽位值的泛化能力。类似地，Louvan等^[229]使用了基于槽位替换、句子截取和句法树旋转的轻量级方法解决数据稀疏问题。

相较于之前的工作，本工作使用引入噪声和采样的轻量级数据增强方法，针对每一轮对话中的槽位内容，和多轮对话中的槽位序列的多样性分别进行了数据增强，从而扩充了语料数量，改善了任务型对话中存在的语料对领域知识覆盖率不足的问题。

5.3 研究背景

本节将对对话状态追踪任务进行形式化的定义，并介绍用于验证本工作提出的数据增强方法的两种基础对话状态追踪模型的模型结构。

5.3.1 问题定义

对话状态追踪模型的任务是在每一轮对话过程中，给定上一轮对话状态 D_{t-1} ，模型根据自然语言形式的对话上下文语句 U_t ，预测得到本轮的对话状态 D_t 。其中，对话状态 $D_t = \{(s_1, v_1), (s_2, v_2), \dots, (s_k, v_k) | s_k \in S, v_k \in V\}$ 为由任务相关的槽位名和槽位值成对构成的集合， $U_t = [u_1, \dots, u_N]$ 为由子词序列表示的对话上下文语句。 K 和 N 分别是任务中槽位的数量和对话上下文语句的长度； S 和 V 分别为任务中所包含的槽位集合和槽位的候选值集合。

5.3.2 基础模型

为了处理多种类型的候选槽位值，主流的对话状态追踪模型可分为抽取式方法和生成式方法^[134]，抽取式方法通过截取对话历史中的片段得到对应槽位的槽位值，而生成式方法接收对话历史和槽位信息，通过生成式模型生成对应的槽位值。本工作分别选用其中具有代表性的模型结构作为基础的对话状态追踪模型评估数据增强方法的性能。

5.3.2.1 抽取式模型

本工作使用 Chao 等^[218]提出的模型结构作为基础的抽取式对话状态追踪模型。如图5-1所示，模型的主要模块包括：一个预训练模型，用来将自然语言形式的对话内容编码为向量表示；一个槽位状态预测层，为每个槽位预测本轮对话

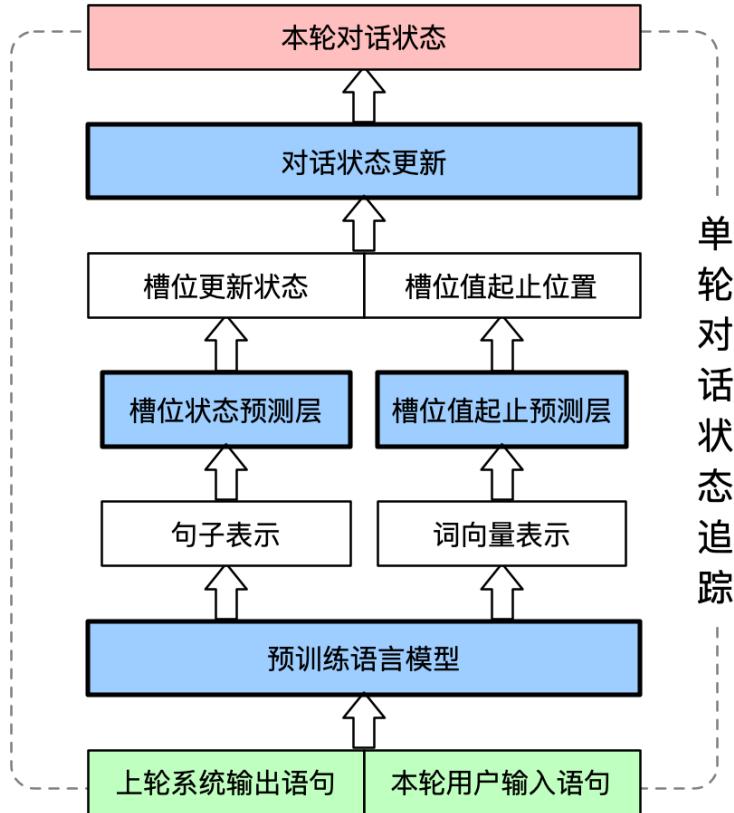


图 5-1 对话状态追踪任务的抽取式基础模型结构

Figure 5-1 Extractive basic model structure for dialogue state tracking

的更新状态；一个槽位值起止位置预测层，为每个槽位预测其槽位值在对话中的起始和终止位置；和一个对话状态更新模块，使用规则方法，根据预测结果更新得到本轮对话状态。

首先，模型使用预训练语言模型对对话上下文语句 U_t 进行编码，得到对话上下文的词向量序列表示 $H_t = [h_1, h_2, \dots, h_N]$ 。其中，第 1 个子词[CLS]的激活输出 H_c 被用作句子表示。特殊地，该模型采用上一轮系统输出 U_{t-1}^S 和本轮用户输入 U_t^U 串联构成 U_t 。

随后，模型通过槽位状态预测层对 H_c 作线性变换，以得到每一个槽位的更新状态。对第 i 个槽位，有：

$$s^i = W_s^i H_c + b_s^i \in \mathbb{R}^3, \quad (5-1)$$

$$p_s^i = \text{softmax}(s^i), \quad (5-2)$$

$$\text{slot_status}^i = \arg \max(p_s^i), \quad (5-3)$$

其中， W_s^i 和 b_s^i 都是可训练参数，槽位的更新状态分为none、dontcare和predict三种情况。

同时，槽位值起止位置预测层负责对 H_t 作线性变换，得到每一个槽位值概率最大的起止位置。对第 i 个槽位，有：

$$[l_b^i, l_e^i] = W_l^i H_t + b_l^i \in \mathbb{R}^2, \quad (5-4)$$

$$p_b^i = \text{softmax}(l_b^i), \quad (5-5)$$

$$p_e^i = \text{softmax}(l_e^i), \quad (5-6)$$

$$\text{label_begin}^i = \arg \max(p_b^i), \quad (5-7)$$

$$\text{label_end}^i = \arg \max(p_e^i), \quad (5-8)$$

其中, W_l^i 和 b_l^i 都是可训练参数。

最后, 模型根据预测得到的槽位更新状态和起止位置, 结合上一轮对话状态 D_{t-1} , 根据更新规则得到当前对话状态。当更新状态预测为None时, 该槽位本轮不进行更新, 槽位值直接从上一轮对话状态中继承; 当更新状态为dontcare时, 该槽位的槽位值更新为dontcare, 当更新状态为predict时, 该槽位值根据模型预测的起止位置从本轮对话中截取得到。

5.3.2.2 生成式模型

本工作使用 Lee 等^[157] 提出的模型结构作为基础的生成式对话状态追踪模型。模型的主要模块为一个具有编码器解码器结构的预训练模型, 如图5-2所示。

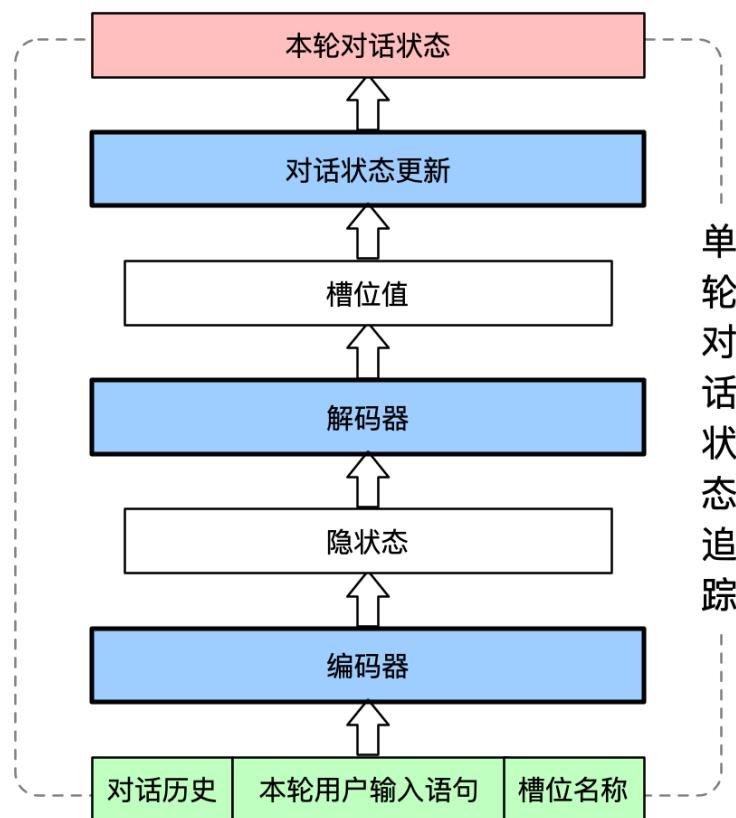


图 5-2 对话状态追踪任务的生成式基础模型结构

Figure 5-2 Generative basic model structure for dialogue state tracking

对第 i 个槽位, 模型将对话上下文 U_t 和槽位名 s_i 串联得到提示 (prompt) 序列 X_i 。编码器对提示序列 X_i 进行编码得到隐状态 H_i :

$$H_i = \text{Encoder}(X_i). \quad (5-9)$$

特殊地，该模型采用所有轮的历史系统输出 $U_1^S, U_2^S, \dots, U_{t-1}^S$ 和历史用户输入 $U_1^U, U_2^U, \dots, U_t^U$ 串联构成。

随后，解码器根据隐状态输出对应的槽位值：

$$v_i = \text{Decoder}(H_i). \quad (5-10)$$

最后，模型整合对所有槽位的解码结果，得到本轮对话状态 D_t 。

5.4 基于多粒度知识的对话状态追踪语料数据增强方法

针对对话状态追踪模型中存在的知识稀疏、训练语料稀少导致的类别难度不均衡等问题，本工作分别设计了基于局部噪声和基于任务逻辑的数据增强方法，以增加训练数据数量、提升训练数据质量，提高训练语料对多粒度的知识的覆盖率，进而改善基础模型性能。

5.4.1 基于局部噪声的对话状态追踪语料数据增强

由于槽位内容的多样性，对话状态追踪模型常常面临槽位类别难度不均衡的问题，主要表现在两个方面。一是槽位候选值数量上的不均衡。一些槽位如“性别”、“方向”等，所包含的槽位候选值数量较少，槽位值表现形式单一，语料对槽位值的覆盖率高，模型能够较快地学习相应的知识；而一些槽位如“街道名称”、“电影名称”等，涉及的槽位值较多，无法通过穷举全部得到，且表现形式变化大，语料对槽位值的覆盖率有限，模型对于学习此类信息存在困难。二是槽位值在语义上的难度不均衡。由于预训练模型的优越性能，大部分对话状态追踪系统依赖于预训练语言模型对于子词的向量表示进行初始化。这样初始化得到的子词向量表示包含了预训练模型中的知识，有助于提升模型性能。对一些语义含义单一的槽位，如“时间”、“人数”等，槽位在任务中的含义与预训练模型中相一致，模型能够更快地学习槽位特征并对槽位值进行预测。然而，对一些具有复杂含义的槽位，如“电影名称”、“餐厅名称”等，槽位值往往在承担任务信息的同时，还具有其内容所包含的本意，对编码得到的语句表示产生影响，进而干扰模型对槽位值的预测。

因此，本工作提出了使用噪声对对话中的局部信息，即槽位值内容，进行扰动的方法，以提高数据集中槽位值的多样性，增加训练语料对于多样化槽位值的覆盖率，增强对话状态追踪模型学习槽位无关的对话上下文语义的能力，以改善类别不均衡问题。

给定数据集 C 和概率 p ，在数据增强的过程中，对对话中所包含的任一槽位值 v_i 中的任一子词 u_j ，本工作设计了 3 种不同的噪声引入操作：

- 插入：以概率 p 向 u_j 的前置位插入特殊子词[UNK]；
- 删除噪声：以概率 p 从 v_i 中删除 u_j ；
- 掩码噪声：以概率 p 使用特殊子词[UNK]替换 u_j ；

在数据增强的过程中，本工作随机使用插入、删除和掩码操作引入噪声，得到增强后的数据。

5.4.2 基于任务逻辑的对话状态追踪语料数据增强

由于语料的标注难度大，对话状态追踪模型往往还面临语料稀少的问题。同时，由于每个领域往往包含有多个槽位，由槽位构成的领域任务逻辑序列的构成复杂，搜索空间大，数量较少的训练语料难以覆盖多样化的任务逻辑序列。常规的数据增强方法适用于纯文本语料，然而，在对话状态追踪任务中，还需要保证增强后的伪语料具有多样化且合法的任务逻辑序列。

首先，是对话语句内容的合法性，生成的新语句应在具有新的表达形式的同时仍包含槽位值的原表示。其次，新生成的对话样本应符合正确的任务逻辑。如，在寻找饭店这一场景下，在多轮对话中，一种可能的槽位出现顺序表现为：“地点”——“口味”——“饭店名称”，对应的任务逻辑为：系统先询问用户所在的地点和口味偏好，然后向用户推荐饭店名称。在通过调换“地点”和“口味”的出现顺序构成的新序列中，对应的任务逻辑更改为：系统先询问用户偏好的口味和用户所在地点，然后向用户推荐饭店名称。使用这种新的任务逻辑，系统仍然能够顺利完成任务，是符合实际情况的。但是，如更改槽位顺序为“地点——饭店名称——口味”，新生成的任务逻辑则是系统先向用户推荐饭店，再询问用户口味，不符合实际任务情况和对话上下文，这样的伪语料依循错误的任务逻辑，不具有合法性。

因此，本工作提出了基于任务逻辑对模型的训练语料进行数据增强，以得到逻辑多样性且合法的增强数据的方法。由于任务型对话的任务导向性，本工作假设，具有完全一致的槽位顺序的对话样本，即使对话轮数和语句表达上可能存在差异，但仍具有相同任务逻辑。如（“就餐人数”，“餐厅名称”，“就餐日期”，“就餐时间”）这一序列，表现了针对用户预定餐厅的需求，系统先询问用户的就餐人数，然后询问用户希望就餐的餐厅名称，随后询问用户的就餐日期和就餐时间。在对话的具体表达上，系统可以在一轮对话中就依序询问用户这四个槽位，也可以在四轮对话中按顺序一一询问对应的槽位，虽然表达形式不一，但是在完成任务这一目标上，这两种表达形式的逻辑是相同的。

基于这一假设，本工作设计了基于任务逻辑对训练语料进行数据增强的方法，方法流程如算法1所示，具体步骤如下：

(1) 任务逻辑收集

给定数据集 C ，从训练语料中可收集得到任务逻辑集合 F 和每条逻辑对应的对话模版集合 T 。其中， $F = \{f_i | f_i = (s_1, s_2, \dots, s_j)\}$ ，任意一条任务逻辑 f_i 为由槽位名称构成的有序序列。

一个对话样本的任务逻辑的构成方式如下：遍历每一轮对话的对话状态 D_t 中出现的每一个槽位值 v_i ，如果 v_i 是首次出现，则将对应的槽位名称 s_i 加入到序列中。序列中的槽位名称可重复，如序列（“就餐时间”，“餐厅名称”，“就餐

人数”, “就餐时间”) 代表的任务逻辑为: 用户在预订餐厅的过程中, 按照“就餐时间”——“餐厅名称”——“就餐人数”的顺序提出了自己的预订需求, 但随后, 用户更改了“就餐时间”这一槽位的槽位值, 并以新的槽位值作为最终的就餐时间完成了餐厅的预订。

在数据集中, 同一条任务逻辑可能对应多个具有不同表达形式的对话模版, 对话模版由将对话中的槽位值还原为槽位名获得。

算法 1 基于任务逻辑的数据增强方法

Data: 对话语料 C

Result: 增强后的语料 \tilde{C}

```

1 从  $C$  中抽取得到任务逻辑集合  $F$ , 对话模版集合  $T$  和候选槽位值集合  $V$ 
2 令  $\tilde{C} = C$ 
3 for  $m \leftarrow 1$  to  $|F|$  do
4   for  $n \leftarrow 1$  to  $|F|$  do
5     if  $(s_i, s_j)$  in  $f_m$  &  $(s_j, s_i)$  in  $f_n$  &  $f_m - (s_i, s_j) == f_n - (s_j, s_i)$  then
6        $P_{s_i} = P_{s_j}$ 
7     end
8   end
9 end
10 for  $m \leftarrow 1$  to  $|F|$  do
11   if  $(s_i, s_j)$  in  $f_m$  &  $P_{s_i} = P_{s_j}$  then
12     将  $f_m$  中的  $s_i, s_j$  交换位置得到  $f'_m$ , 并将  $f'_m$  加入  $F$  中
13   end
14 end
15 for  $m \leftarrow 1$  to  $|F|$  do
16   按照  $f_m$  从候选槽位值集合  $V$  中进行不重复采样得到  $g_i$ 
17   根据  $f_m$  从候选模版集合  $T$  中进行采样得到  $d_i$ 
18   将  $g_i$  中的槽位值填充进  $d_i$  中得到伪语料, 并将伪语料加入  $\tilde{C}$ 
19 end

```

(2) 槽位优先级计算

对任意两个不同槽位 s_i 和 s_j , 假如存在两条任务逻辑 f_m, f_n , 满足 (s_i, s_j) 是 f_m 的子序列, (s_j, s_i) 是 f_n 的子序列, 且 $f_m - (s_i, s_j) = f_n - (s_j, s_i)$ 。则认为 s_i 和 s_j 在任务逻辑中的优先级 P_{s_i} 和 P_{s_j} 相同, 可以进行位置替换。

(3) 任务逻辑增广

对 F 中的任务逻辑 f_m , 如其中存在优先级相同的两个槽位 s_i 和 s_j , 且对 s_i 和 s_j 交换顺序后得到的任务逻辑 f'_m 不属于 F , 则将 f'_m 加入 F 中。对对应的对话模版子集 d_1, \dots, d_i , 也分别交换每一个模版中对应的语句顺序, 并将新构成的模版子集并入 T 。

(4) 伪数据生成

对于增强后的任务逻辑集合 F 中的每一条任务逻辑，按照任务逻辑中的槽位类别，在候选槽位值集合 V 中进行随机均匀采样，得到对应的槽位值序列 g_i 。其中，对包含有多个同一槽位的任务逻辑，采取不重复采样策略，以保证 g_i 中没有重复值，不构成更改槽位值后仍与原值相同的情况。

同时，使用随机采样从 T 中采样得到契合任务逻辑的对话模版 d_i 。最后，使用 g_i 中的槽位值依次替换 d_i 中的槽位名称，即可得到生成的伪语料 \tilde{C} 。

5.5 实验设计及分析

本节将介绍用于验证本工作所提出的数据增强方法的数据集、采用的实验设置、具体的实验结果和对实验结果的分析。

5.5.1 数据集

本工作选取由 Shah 等^[230] 构建的 M2M 数据集作为原始数据集进行数据增强。M2M 数据集包含两个子数据集 sim-R 和 sim-M，分别包含餐厅和电影两个领域的多轮任务型对话数据。其中，sim-R 数据集包含训练集 1116 条、开发集 349 条、测试集 775 条对话；sim-M 数据集包含训练集 384 条、开发集 120 条、测试集 264 条对话。

数据集由机器到机器方法结合众包共同构建：先使用机器自学习方法生成对话纲要，然后采用众包方法，通过人工标注对纲要进行重写，并形成最终的对话数据集。这一数据集的测试集中含有较多未见的槽位值，数据规模较小，适用于数据增强任务，因此本工作选用这一数据集测试数据增强方法效果。

5.5.2 模型实现

本工作使用5.3.2中的两种基础模型作为对话状态追踪模型。其中，抽取式方法采用 BERT-base-uncased^[154] 为预训练模型，生成式方法采用 T5-small 为预训练模型。优化器模型为 Adam，其中 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\text{learning_rate} = 2e - 5$ 。在数据增强过程中，使用局部噪声的数据增强方法的噪声引入概率为 $p = 0.3$ 。在训练过程中，每一个小批量的数据大小为 192。

5.5.3 基线模型及评价指标

为了验证模型性能，本工作选取了如下模型作为基线模型：

- **LU+DST**^[231]：使用多个编码器，对对话上下文、对话状态、系统操作共同编码，通过多任务学习，同时预测用户意图、对话状态和对话操作。
- **BERT-DST**^[218]：使用预训练模型对对话内容进行编码，预测槽位更新状态和起止位置，结合了槽位值失活机制进行训练。
- **DST-as-prompting**^[157]：使用生成式预训练模型，输入对话历史信息，并根据不同的领域和槽位值采用不同的文本描述作为提示引导模型生成不同槽位

的槽位值。

- **DiCoS-DST**^[163]: 针对不同的槽位，动态选择对话历史中相关的语句，从槽位和对话的关联性、当前轮和历史轮对话的关联性、槽位值之间的关联性等多角度实现对话状态追踪模型。

同时，为了验证本工作提出的数据增强方法的有效性，本工作选取了同样针对槽位的数据增强方法作为对比方法：

- **RandStr**^[228]: 该方法针对对话中出现的每一个槽位值，以 0.5 的概率将槽位值替换为使用随机算法生成的随机字符串，并将新的槽位值填充进原位置得到增强数据。

- **SlotSub**^[229]: 将对话中出现的槽位值随机替换为候选槽位值集合中的任一槽位值，得到增强数据。

为了公平比较，本方法与对比的数据增强方法生成的增强数据数量与原数据集数量比均为 5 比 1。

本工作选用联合目标准确率 (Joint Goal Accuracy, JGA) 作为评价指标以与对比模型保持一致。联合目标准确率衡量每一轮对话中，对话状态都完全预测正确的概率，这是对话状态追踪模型研究中最严格的指标之一，要求模型每一轮的预测完全正确。

5.5.4 主试验结果

本工作的主要实验结果如表5-1所示，为了保证实验准确性，每一项实验结果都由 5 次随机初始种子的实验结果平均得到。

表中的前四行为未使用数据增强方法的基线模型在两个数据集上分别的联合目标准确率。其中，DiCoS-DST 模型在两个数据集上分别达到了 91.5 和 84.7 的准确率，为该数据集上目前最好的单模型准确率。

BaseExt 和 BaseGen 分别为使用抽取式方法和生成式方法的基础对话状态追踪模型在数据集上的实验结果。相比基线模型，基础模型的性能较差，其中，生成式方法在 sim-M 数据集上优于抽取式方法，但模型性能均显著低于 DiCoS-DST 模型。

BaseExt / BaseGen - RandStr / SlotSub 为两种基础模型分别使用对比数据增强方法后的实验结果。进行数据增强后，基础模型的性能能够超过部分基线模型，但在 sim-M 数据集上仍不能超过 DiCoS-DST。

BaseExt / BaseGen - mix / frame / joint 为两种基础模型分别使用混合噪声、任务逻辑和使用两种方法共同进行数据增强后的实验结果。可以看出，在使用本工作提出的数据增强方法后，模型的联合目标准确率能够超过所有的基线模型。相比对比的两种数据增强方法，本工作提出的数据增强方法在两个数据集上也取得了更好的增强效果。

此外，从表5-1中还可看出，数据增强方法在不同的基础模型和子数据集上表现不同。其中，基于局部噪声的方法对 sim-R 数据集有一定提升，而基于任

表 5-1 多粒度知识增强的数据增强方法在不同模型及不同数据集上的实验结果
Table 5-1 Result on different models and different datasets of the data augmentation approach based on multi-granularity knowledge

模型	sim-R 数据集	sim-M 数据集
LU+DST ^[231]	87.1	50.4
BERT-DST ^[218]	89.6	80.1
DST-as-prompting ^[157]	90.6	81.0
DiCoS-DST ^[163]	91.5	84.7
BaseExt	88.2 (± 0.05)	74.6 (± 0.25)
BaseExt-RandStr ^[228]	87.6 (± 0.21)	83.4 (± 0.20)
BaseExt-SlotSub ^[229]	93.2 (± 0.15)	75.5 (± 0.18)
BaseExt-mix	89.0 (± 0.11)	91.3 (± 0.18)
BaseExt-frame	94.8 (± 0.10)	77.0 (± 0.35)
BaseExt-joint	94.1 (± 0.09)	91.1 (± 0.27)
BaseGen	89.4 (± 0.07)	80.5 (± 0.55)
BaseGen-RandStr ^[228]	90.0 (± 0.13)	82.3 (± 0.53)
BaseGen-SlotSub ^[229]	95.1 (± 0.11)	82.6 (± 0.62)
BaseGen-mix	91.3 (± 0.13)	86.0 (± 0.57)
BaseGen-frame	95.5 (± 0.05)	83.2 (± 0.78)
BaseGen-joint	94.9 (± 0.10)	87.2 (± 0.48)

务逻辑的增强方法对数据集提升较为明显；相反，基于任务增强的方法在 sim-M 数据集上相对提升较小，而基于局部噪声的方法取得了较大提升，在抽取式方法上提升最为明显，达 16.7 点联合目标准确率。

5.5.5 分析实验结果

分析实验从不同子数据集的量化指标角度分析了不同粒度的增强方法对不同子数据集的影响，此外，分析实验还进行了超参实验，以及本工作提出的数据增强方法在不同难度的槽位值上的具体提升效果。

5.5.5.1 子数据集复杂度对增强方法的影响

为了解释主实验中不同数据增强方法在不同子数据集上的表现，本工作对两个数据集的训练集的复杂程度进行了量化统计，如表5-2所示。

sim-R 和 sim-M 数据集的平均对话轮数分别为 5.0 和 5.2，每个对话样例所包含的任务逻辑序列的平均长度分别为 4.9 和 5.2，即在对话整体长度上，两个数据集的差异不大。

表 5-2 不同数据集的复杂度量化指标
Table 5-2 Complexity quantization for different dataset

量化指标	sim-R 数据集	sim-M 数据集
对话数量	2240	768
平均轮数	5.0	5.2
槽位数量	9	5
槽位平均候选值数量	9.3	16
槽位平均候选值长度	2.1	3.0
任务逻辑数量	193	128
任务逻辑平均长度	4.9	5.2

但是, sim-R 数据集的槽位数量为 9 个, sim-M 数据集的槽位数量为 5 个, 前者是后者的近两倍, 前者所能够组合得到的槽位任务逻辑更加复杂。这一事实体现在两个数据集的任务逻辑数量上, sim-R 数据集所包含的任务逻辑数量为 193 条, 显著多于 sim-M 数据集的 128 条。即 sim-R 数据集的任务结构更多样化, 槽位序列的组合也更多。基于任务逻辑的数据增强方法增加了数据集中包含的任务逻辑的多样性, 提高了语料对不同任务逻辑的覆盖率, 因此, 该方法在 sim-R 数据集上带来的提升较大。

相反地, sim-M 数据集中, 每个槽位值的平均候选值数量达到 16 个, 远高于 sim-R 数据集的 9.3 个, sim-M 数据集中的槽位值的平均长度也多于 sim-R 数据集。前者槽位值的多样性强, 学习难度更大。因此, 使用基于局部噪声的数据增强方法提高了语料对不同槽位内容的覆盖率, 增强了模型对于具有多样性槽位值的对话语料的学习。

5.5.5.2 超参数对模型性能的影响

为了探究增强数据与原数据的数量比 m 以及噪声插入概率 p 对模型性能的影响, 本工作进行了超参数实验, 实验结果分别如图5-3及图5-4所示。

图5-3展示了不同增强数据量下的对话状态追踪模型性能表现, 图中横轴为模型的联合目标准确率, 纵轴为增强数据数量与原数据集数量的比值 m 。实验所采用的数据增强方法为-joint。从图中可以看出, 随着增强数据量的增加, 模型性能逐步提升, 大体上, 当增强数据量达到原数据量的 5 倍时, 模型性能趋于稳定。

图5-4展示了选用不同噪声插入概率时不同的对话状态追踪模型的性能表现, 图中的横轴为模型的联合目标准确率, 纵轴为每个槽位值引入噪声的概率 p 。实验所采用的数据增强方法为-mix。从图中可以看出, 当噪声插入概率 $p = 0.3$ 时, 模型的性能达到最优, 而当 p 持续增大至 0.6 时, 模型的性能出现下降。这是因为, 随着 p 的逐渐增大, 槽位值逐渐退化为以[UNK]为主的无意义序列, 影

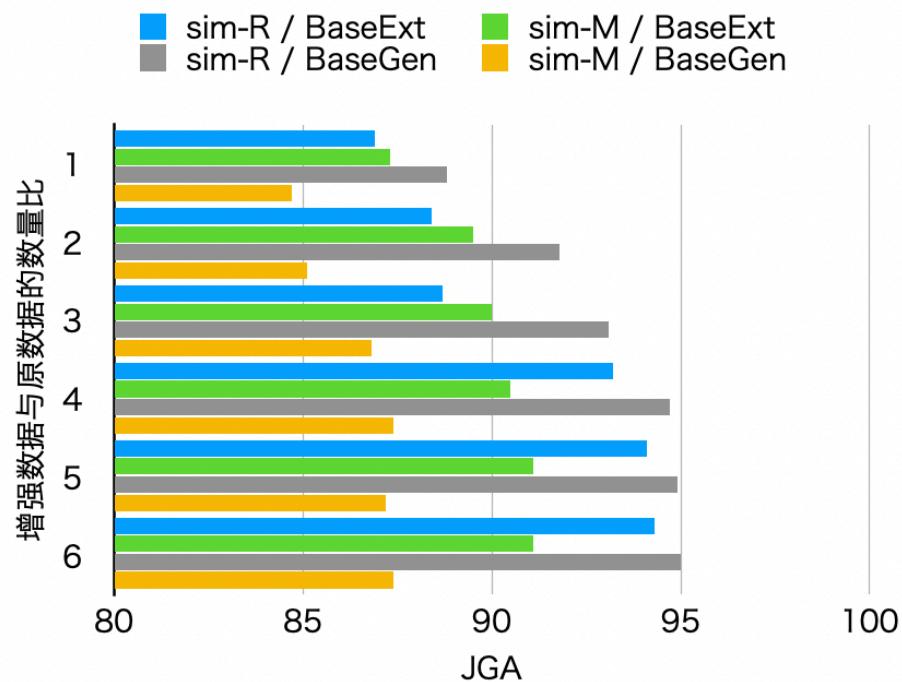


图 5-3 不同增强数据量下的基础模型在各数据集上的性能

Figure 5-3 Basic model performance on different datasets under different amounts of enhanced data

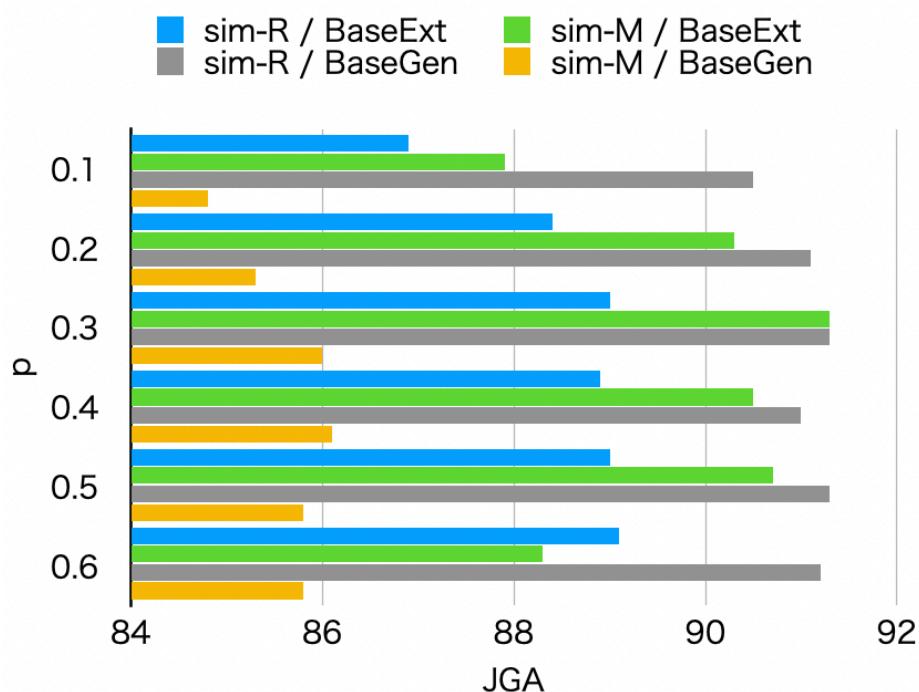


图 5-4 不同噪声概率下的基础模型在各数据集上的性能

Figure 5-4 Basic model performance on different datasets under different noise probabilities

响了模型对槽位值的学习。

为了衡量特殊字符[UNK]对模型性能的影响，本工作还使用了其他特殊字符，即[MASK]作为噪声引入模型进行了对比实验，在对比实验中，数据增强的效果与引入[UNK]的增强效果相当。

5.5.5.3 增强方法对不同难度槽位的影响

为了进一步分析增强方法对不同难度的槽位值的具体影响，本工作还统计了抽取式方法中的不同模块对每个槽位值的预测准确率在增强前后的区别，采用的指标包括槽位状态准确率 (Status Accuracy, SA)、槽位起止值准确率 (Label Accuracy, LA) 和槽位联合目标准确率 (Joint Goal Accuracy, JGA)。如表5-3所示。

表 5-3 多粒度知识增强的数据增强方法对不同槽位的影响

Table 5-3 Effect of the data augmentation method based on multi-granularity knowledge on different slots

槽位	槽位 平均长度	基础模型 (无数据增强)			基于混合噪声的 数据增强			基于任务逻辑的 数据增强		
		SA	LA	JGA	SA	LA	JGA	SA	LA	JGA
sim-R	Num of people	1	99.3	99.4	99.3	99.4	99.4	99.4	99.4	99.3
	Meal	1.5	98.7	99.3	98.6	98.6	99.3	98.5	98.4	99.4
	Location	1.9	99.4	99.3	99.3	99.3	99.3	99.2	99.4	99.3
	Price range	1.3	99.2	99.4	99.2	99.1	99.4	99.1	99.0	99.4
	Category	1	98.3	99.4	98.3	98.2	99.4	98.2	98.3	99.4
	Rating	2.3	98.6	99.3	98.5	98.5	99.3	98.4	98.4	98.4
	Restaurant name	2.4	92.4	91.0	90.8	96.2	92.4	92.0	98.8	98.8
	Date	2	99.4	99.3	99.3	99.4	99.3	99.3	99.4	99.3
sim-R	Time	3.2	99.0	99.1	98.7	99.1	99.1	98.8	99.1	98.8
	Num of ticket	1	97.9	97.8	97.7	97.8	97.7	97.6	99.1	99.0
	Time	3	96.9	97.2	96.1	96.9	97.3	96.1	98.0	98.4
	Movie	3	79.5	87.1	75.0	96.0	93.8	92.2	83.1	89.5
	Date	1.3	98.0	97.8	97.8	98.0	97.7	97.7	97.0	98.4
	Theatre name	4.4	97.9	98.0	97.9	97.7	97.8	97.5	98.9	99.1

从表中可以看出，对于平均长度较短的槽位，如“Num of people”、“Category”和“Num of ticket”等，槽位平均长度为 1，类别难度较小，训练语料对槽位值的覆盖程度高，模型在原有数据上已经能够很好地学习槽位特征，数据增强方法相比原模型带来的提升不大。同时，对于表现特征明显，语义含义相对简单的槽位，如“Date”、“Time”等，原模型也能够较好地学习槽位特征，这些槽位的单

槽位联合目标准确率在使用原数据训练时基本已达到98-99，数据增强方法带来的提升有限。

但是，对于具有较高多样性和语义难度的槽位，如“Restaurant name”和“Movie”等，这些槽位的槽位值表达形式多样化，训练语料对槽位值的覆盖率低，槽位值还包含有与任务内容不一致的语义信息，模型学习则相对困难。其中，对“Restaurant name”和“Movie”，模型在原数据上的联合目标准确率只有90.8和75.0（见表5-3中加粗和下划线部分数据），模型在这些槽位的槽位状态准确率和槽位起止值准确率上都与其他槽位存在较大差距。数据增强方法能够明显地提升模型对于这些槽位的预测性能。

其中，基于混合噪声的数据增强方法提高了对话语句对不同槽位值的覆盖程度，强化了模型学习槽位无关的语句结构的能力，对于提升槽位状态预测准确率效果较好，在“Movie”槽位上对槽位状态准确率的提升可达16.5点。而基于任务逻辑的数据增强主要通过提高数据集对任务逻辑的覆盖率增强了模型对于槽位起止值的预测准确率，在“Restaurant name”槽位上提升了模型起止值准确率达到7.8点。

5.5.5.4 本方法与基于大语言模型的方法的差别

本方法的主要目的是解决对话语料对知识覆盖率低导致的知识稀疏问题。为了验证方法的有效性，探究语料数量对任务的影响，本文还分析了基于大规模语料训练得到的大规模语言模型在对话状态追踪任务上的性能。

表5-4 模型输入输出示例

Table 5-4 An example of the input and the output of the model

名称	内容
提示	Please generate a SQL query for the following conversation. The speakers in the conversation are speakerA and speakerB. The utterance of speakerA is after [speakerA] and utterance of speakerB is after [speakerB]. The table name is restaurant. The attributes in restaurant are (location, price_range, category, restaurant_name, rating, meal, num_people, date, time). The value of an attribute can be missing if it was not appear in the conversation.
对话上下文	[speakerA] find a restaurant in orlando . [speakerB] what type of food and price range should i look for ? [speakerA] i ' d like moderately priced taiwanese .
输出	SELECT restaurant_name FROM restaurant WHERE location = 'orlando' AND category = 'taiwanese' AND price_range = 'moderate'

本文采用ChatGPT作为大规模语言模型。ChatGPT为基于Transformer解码器，在大规模文本语料上进行有监督训练和人工反馈的强化学习得到的对话模型，模型参数量达到1750亿，训练语料涵盖广泛。模型输入为由指令、表格属性组合得到的提示结合对话上下文共同构成，输出对话相应的SQL语句，并通

过一个后处理模块对生成的 SQL 语句进行解析，得到最终的对话状态预测结果。模型对任务的预测是零射的。一对输入输出的示例如表5-4所示。

表 5-5 基于 ChatGPT 的对话状态追踪任务预测结果
Table 5-5 Result of dialogue state tracking task by ChatGPT

	槽位	槽位平均长度	ChatGPT 预测结果		
			SA	LA	(零射预测) JGA
sim-R	Num of people	1	87.4	92.6	85.2
	Meal	1.5	91.3	93.7	91.0
	Location	1.9	86.0	98.3	85.6
	Price range	1.3	91.9	85.1	89.0
	Category	1	93.2	85.8	90.9
	Rating	2.3	94.0	81.4	93.2
	Restaurant name	2.4	84.0	87.1	79.3
	Date	2	84.9	88.5	81.5
	Time	3.2	76.6	78.5	71.4
	JGA	-	-	-	<u>37.2</u>
sim-R	Num of ticket	1	76.6	83.1	68.0
	Time	3	77.7	90.5	73.3
	Movie	3	75.7	<u>95.9</u>	73.0
	Date	1.3	85.2	83.6	76.1
	Theatre name	4.4	80.1	74.0	64.1
	JGA	-	-	-	<u>36.0</u>

模型预测结果如表5-5所示。从表中可以看出，模型在两个数据集上的联合目标准确率均远低于5-1中的所有模型。这是因为尽管 ChatGPT 模型的参数量较大，但是对话状态追踪任务复杂度较高，且任务数据与模型的预训练数据差异较大，未经过微调的模型在零射设置下不能很好地作用于下游任务。此外，尽管模型在每个槽位上的联合目标准确率均大于 60%，但是模型的联合目标准确率却仅有不到 40%。这是因为 ChatGPT 模型的生成结果具有一定的随机性，其生成的 SQL 语句存在过/欠预测的问题，语句不能准确包含需要预测的所有槽位，导致联合目标准确率和单槽位准确率之间有较大的性能差异。

基于大语言模型的预测方式在部分较困难的槽位上，如“Movie”上具有较好的预测结果，其槽位起止值准确率预测甚至超过了微调的模型。这是因为大规模语言模型的生成式方法对于多样化的槽位值的复制效果更好，同时，电影名称在大规模训练语料中相对更常见，模型有可能通过预训练习得相应知识。而模型

对另一些较为少见的困难槽位，如“Restaurant name”和“Theatre name”等的预测结果则相对较低。

此外，针对部分槽位，模型仍存在较严重的“幻觉”问题。如在进行“Rating”槽位的预测时，尽管在实际的数据集中并不包含任何数字形式的“Rating”槽位值，针对内容为“i would like greek food , located in kirkland , with a good rating”的对话上下文，模型却生成了“Rating ≥ 4 ”的预测结果。这可能是因为在模型的预训练语料中包含有数字评分的相关语料，导致模型没有根据对话内容，而是根据预训练语料分布进行了相应的预测。

综上，在基于大规模语料的大语言模型应用在下游任务上时，当任务相关知识在预训练语料中更为常见，如电影等时，模型能够利用大规模预训练语料给出较好结果。但是当任务相关的知识与预训练语料的分布不一致，甚至具有较大差异时，模型也可能受到来自预训练语料的干扰，而无法根据任务内容得到正确结果。由于模型无法完全覆盖所有下游任务相关的知识，因此，通过数据增强，微调，以及更加细粒度的提示工程等方法加强语料或模型输入对任务知识的覆盖率，提升模型在任务上的预测能力，仍具有研究意义。

5.6 本章小结

本工作提出了两种轻量级的针对对话状态追踪模型进行数据增强的方法。

其中，基于局部噪声的数据增强方法通过对槽位值插入噪声增加数据集多样性，提高训练语料对槽位值的覆盖率，增强模型学习任务型对话语句的能力。基于任务逻辑的数据增强方法将任务逻辑建模为槽位序列，并对任务逻辑进行扩充，提高数据集对任务逻辑的覆盖程度，提升模型性能。

通过对比实验和分析实验，本工作证明了针对对话状态追踪模型的数据增强方法的有效性。在下一步工作中，本工作将结合生成模型，进一步探究扩充槽位值和任务逻辑多样性的方法，提高模型性能。

第6章 总结与展望

本章首先总结了本文的研究内容和研究成果，然后针对基于知识增强的对话在未来的研究方向进行了探讨和展望。

6.1 本文工作总结

随着信息时代的到来，利用计算机系统处理大规模数据信息，提高生产效率，辅助日常生活逐渐变得寻常化，各色计算机应用层出不穷。对话系统作为人与计算机的重要交互接口之一，为人类调用计算机终端提供了更贴近人类习惯的自然语言的交互形式，其性能直接影响到系统对人类用户输入的理解，和对计算机系统执行结果的解释。因此，对话系统的质量至关重要。

在现实世界中，对话发生在人们日常生活中的每一处，涵盖了多个应用场景和多种任务领域。对话内容常涉及到人类常识、情感和事务数据等知识，理解对话文本中的知识对于将对话内容和现实世界进行对齐，生成包含有现实世界知识的人类能够看懂的回复内容来说不可或缺。因此，知识在对话系统中十分重要。

由于对话模型并不总包含理解对话上下文所需要的知识，引入外部知识是增强对话的一种常见方法。通过引入外部知识，对话模型的功能性得到了极大扩展。基于外部知识的对话模型能够进行数理逻辑运算、常识推理，事务性交互等，还能够生成具有个性化内容和情感倾向的对话回复。但是，当前的对话模型对于外部知识的应用仍存在知识缺乏、不同领域知识差异性、知识稀疏等关键问题。本文针对知识增强的对话模型，基于知识具有多角度、多层次、多粒度这一表示特性，从外部知识在对话中的多角度应用、多层次应用、多粒度应用等方面探究了当前的基于知识的对话模型的改进方法，并通过实验分析证明了方法的有效性。本文的主要贡献如下：

1. 对于对话模型中存在的知识缺乏问题，本文提出了一种多角度知识增强的对话回复生成模型。

生成具有多样性的回复内容是开放域对话回复的重要目标之一，回复的多样性能够显著提升用户的对话感受。但是，在实际的对话生成任务中，由于语料分布、模型设计等原因，对话模型常受到通用回复问题的困扰，生成短而无意义的回复内容。通过引入外部知识，许多工作能够通过进行事实性问答缓解通用回复问题，增强回复内容的多样性。然而，现有工作对于外部知识的应用仍停留在利用知识实体之间的显式关联，没有考虑到更多角度的知识关联方式，对知识的利用率不足。当用户输入不以三元组呈现时，模型将无法调用知识库，从而不能通过外部知识对回复进行增强。

针对这一问题，本文提出了基于对话上下文，同时建模知识实体之间的显

式和隐式的结构关系，通过“事实匹配”和“知识扩散”两个模块构建知识实体之间基于事实关联和语义相似度两个角度的关系。模型不仅能够基于知识库中的三元组生成回复事实问题的回复内容，还能够根据实体之间的语义关系生成回复开放性推荐问题的回复内容。为了验证方法的有效性，本工作收集并构建了基于电影的 76 万条中文知识库和 3 万 2 千条知识库相关的中文对话语料。本工作在基于现实场景的电影知识库和相关语料上进行了模型的训练和性能测试。实验结果表明，本文提出的多角度知识增强的对话回复生成模型相比基线模型能够大幅提升生成的回复内容中的实体数量和实体准确率，从而缓解知识缺乏问题，减少通用回复。

2. 对于对话模型中存在的不同领域知识差异性问题，本文提出了一种多层次知识增强的对话状态追踪模型。

模型的泛化能力对模型在实际场景中的落地性能有重要影响，具有泛化能力的模型能够学习到更贴近真实数据分布的映射关系，处理训练数据中未出现过的新样例。在基于外部知识的对话模型中，由于不同领域外部知识存在内容和数量上的差异性，构建具有更强泛化能力的模型是一个重要的挑战。当前的许多工作在使用外部知识对对话模型进行增强时，往往通过学习知识内容，以及训练数据中存在的领域知识的方式对模型进行训练。这导致部分领域的知识内容和领域结构被参数化，而在面对具有同样格式和不同内容的新领域的外部知识时，参数化的模型结构无法适应新的领域知识，因此，模型将面临较大的性能下降问题。

针对这一问题，本文提出基于对话上下文，同时建模知识内容、知识实体结构、领域结构之间的关系，通过预训练模型和图神经网络方法构建知识实体之间基于内容、领域内结构和领域间结构三个层次的关系。通过引入用户意图，本工作构建了更完善的领域内知识结构，通过采用纲要指导的范式，本工作构建了泛化能力更好的领域间知识结构，使模型学习到不同领域所共同的“元知识”，避免了将部分领域的知识参数化。此外，本工作使用了多任务学习和异质网络的建模方法，针对不同层次的知识采用不同的网络参数，使模型能够更好地学习不同知识的表示。本工作在包含有 20 个领域的对话状态追踪数据集上进行了模型的训练和性能测试，其中，测试集中包含有多个训练数据中不包含的未见领域。实验结果表明，本文提出的多层次知识增强的对话状态追踪模型相比基线模型在对话状态追踪任务上的预测性能取得了较大提升，尤其是在未见领域上提升显著，证实了本文提出的改进模型能够缓解不同领域的知识差异性问题，提高模型泛化能力。

3. 对于对话语料中的知识稀疏问题，本文提出了一种应用于对话状态追踪任务的基于多粒度知识的数据增强方法。

在现实场景中，知识在外部知识源和对话语料中的表现形式具有较大差异，外部知识源，如知识库、数据库中的知识，往往表现稠密、数据量大，而对话中的知识则往往表现稀疏、数据量小。同时，基于外部知识的对话语料的收集代价

较高，困难程度较大，导致基于知识的对话语料数量较少。因此，在大量包含有外部知识的对话任务，如对话状态追踪、基于知识的对话回复生成、基于人格的对话回复生成等任务的训练数据中，外部知识的数量往往远大于对话语料的数量，对话语料对外部知识的覆盖率较低。这导致模型只能在小规模的对话语料和部分外部知识上进行训练，往往会出现部分知识上的过拟合现象，进而影响模型性能。

针对这一问题，本文提出基于领域先验知识，同时对单个知识实体的内容，和多个知识实体的逻辑序列关系进行基于知识的对话语料增强，通过增加噪声的方法增强单个知识实体内容的多样性，通过相同优先级实体替换的方法增强多个知识实体的逻辑序列的多样性，在单轮对话语句和多轮对话逻辑两个粒度增加了语料数量。本工作在对话状态追踪领域进行了数据增强方法的性能验证。本工作采用了包含有电影和餐厅两个领域的规模对话状态追踪数据集进行了模型的训练和性能测试，测试集中包含有较多训练集中未出现的知识内容，能够较好地体现模型对未见知识的预测能力。此外，本工作选取了基于抽取式的对话状态追踪模型和基于生成式的对话状态追踪模型作为基础模型以验证方法在多种模型结构上的有效性。实验结果表明，本文提出的基于多粒度知识的数据增强方法，相比起基线模型和基线方法，在多个基础模型和多个数据集上均能显著提升模型对复杂知识内容和复杂知识逻辑的预测能力。

6.2 未来工作展望

近年来，计算机科学相关的应用技术不断更新发展，算力不断进步，对话系统的应用场景也不断复杂化，功能不断完善化。在这一趋势之下，利用知识使对话系统在多场景、多领域下变得更加落地，理解现实世界的人类知识，并生成包含有人类知识的回复内容仍具有重要的研究价值和应用前景。相对于不断进步的应用技术和不断发展变化的应用场景，当前的系统仍面临许多挑战。本节将对一些未来的研究方向进行展望。

1. 基于大型外部知识的对话模型计算消耗问题

随着网络数据的不断积累，外部知识源，如知识库、知识图谱、数据库等，所包含的实体数量不断变化增长，规模可达上亿。在海量的知识数据中进行知识的检索和生成所需的成本是巨大的，往往使得系统难以真正落地投入使用。一方面在海量数据上进行知识的检索需要极高的时间成本，一方面计算海量知识的关联关系，并将其用于回复内容的生成需要极高的空间成本。如何提高模型在大型外部知识上的计算消耗，有效并精确地找出相关的知识内容，将其用于回复生成，在可接受的时间消耗和空间消耗下达到最优的模型性能，是对话研究所面临的挑战之一。一种可行的方法是通过剪枝等操作降低模型所实际计算的知识数量，提高模型效率；另一种可行的方法是对外部知识源进行聚类学习，模型在不同类别的表示上进行计算并实现知识的选择。

2. 基于现实场景的知识增强的对话模型鲁棒性问题

基于知识的对话模型的语料构建困难，应用场景复杂，领域覆盖面广等因素造成了基于现实场景的训练语料往往包含大量的噪声数据，包括漏标、多标、标注错误、标签轮数错误等。这些噪声往往造成了训练语料中的标注内容存在不一致或是冲突，影响模型的优化方向，使得模型难以学习到真实的数据分布，进而极大地影响了模型的性能表现。因此，如何在现实数据下提高模型应对噪声语料的鲁棒性，缓解标注错误对模型性能带来的负面影响，是对话研究中需要解决的问题之一。一种可能的方法是通过基于规则的方法，在实际应用中进行符合任务逻辑的具有正确标注内容的半结构化形式的语料收集，再通过人工标注和预训练模型进行数据增强的方法对语料进行表达多样性的增强，以获得可靠的能够应用于模型训练的语料资源，缓解噪声问题。另一种可能的方法是通过数据增强，数据清洗等方法从语料中筛选出优质的训练语料，对模型进行训练，再使用训练好的模型对大规模的粗语料进行重标注，通过迭代的自学习过程扩大语料规模，缓解语料噪声问题，提升模型性能。

此外，在现实场景中，用户往往对模型所预设的可能的应用场景、领域知识和任务逻辑没有全面的了解，导致用户输入不符合训练语料的数据分布，脱离了应用场景或领域，也并不符合系统的任务逻辑。面对这种分布之外的输入语句，当前的模型往往不能对用户进行合理的引导，生成不知所云的回复内容，无法满足用户需求。因此，如何提升模型对分布外输入的鲁棒性，对用户进行符合系统应用场景、应用领域和应用逻辑的引导，是对话研究所面临的一大挑战。一种可能的方法是通过强化学习，对训练语料进行应用领域、场景任务以外的进一步扩充，构建针对领域外和不完整的任务逻辑的引导语料，提升模型对非应用场景的输入的容错性，进而提升模型在真实应用中的鲁棒性。

3. 基于多模态知识增强的对话系统研究

随着对话系统在人类生活中的应用场景不断增加，人类对系统多方面的功能也提出了更高的需求。在大量的网络数据中，不仅包含有文本形式的知识，还包含有数量众多的声音、图像和视频等知识源，基于这些多模态的知识进行检索、总结、和基于知识的回复生成也是人类对话中的常见场景。因此，如何将大量现实场景中存在的多模态知识，如声音、图像、视频等，和文本形式的用户输入进行结合，构建基于多模态知识增强的对话系统，也是对话研究未来的研究方向之一。一种可能的方法是利用大规模的带有字幕的音视频资源，构建多模态场景下统一的知识表示空间，使得模型能够根据文本形式的用户输入在多模态的知识中基于标签、或知识表示等进行知识的检索和选取，并最终用于回复内容的生成。

4. 基于个性化知识的对话系统研究

随着深度学习技术的飞速发展，应用大规模参数和训练语料的大规模语言模型的优越性能逐渐凸显。大规模语言模型能够根据上下文生成流畅的，具有丰富知识含量的回复内容，是对话研究的一大突破。但是，特殊地，与传统方法常面临的知识缺乏问题相反，基于海量语料训练得到的大规模语言模型在面对独

立用户时往往面临知识过载的问题。受到海量训练语料的影响，大规模语言模型在训练过程中往往包含了来自不同场景不同领域的不同人类喜好和特征，基于大规模语言模型的对话系统所生成的回复内容符合训练语料的数据分布，但并不一定与独立用户的数据分布相吻合。因此，如何将用户的个人信息应用于对话系统，使系统能够根据用户的个人喜好进行个性化的生成，也是未来的重要研究思路之一。一种可能的方法是利用自然语言理解模块收集用户相关的个性化信息和对话情感信息，并结合常识、情感等知识图谱进行对话回复内容生成，使得模型能够根据用户的情感表达和常识信息，生成更具有针对性的，符合用户个人喜好的回复内容。

此外，应用广泛语料进行训练的大规模语言模型所包含的人类倾向受到训练方法和语料标注人员的影响。然而，不同的独立用户对于人类倾向往往具有不同的评价指标。如何构建符合用户个性需求，生成安全合适的回复内容的对话系统，也是基于数据驱动的对话系统所面临的重要挑战之一。

参考文献

- [1] Weizenbaum J. ELIZA - A computer program for the study of natural language communication between man and machine [J]. Communications of the ACM, 1966, 9(1): 36–45.
- [2] Wallace R S. The anatomy of A.L.I.C.E. [M]//Parsing the Turing Test: Philosophical and Methodological Issues in the Quest for the Thinking Computer. Springer Netherlands, 2009: 181-210.
- [3] 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.
- [4] Shum H, He X, Li D. From ELIZA to XiaoIce: Challenges and opportunities with social chatbots [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2018, 19(1): 10-26.
- [5] Ni J, Young T, Pandelea V, et al. Recent advances in deep learning based dialogue systems: A systematic survey [J]. Artificial Intelligence Review, 2021, 56(4): 3055 - 3155.
- [6] Chen H, Liu X, Yin D, et al. A survey on dialogue systems: Recent advances and new frontiers [J]. Association for Computing Machinery Special Interest Group on Knowledge Discovery in Data Explorations Newsletter, 2017, 19(2): 25–35.
- [7] Huang M, Zhu X, Gao J. Challenges in building intelligent open-domain dialog systems [J]. Association for Computing Machinery Transactions on Information Systems, 2019, 38(3): 1 - 32.
- [8] Fu T, Gao S, Zhao X, et al. Learning towards conversational AI: A survey [J]. AI Open, 2022, 3: 14-28.
- [9] Shaier S, Hunter L, Kann K. Mind the knowledge gap: A survey of knowledge-enhanced dialogue systems [Z]. arXiv: [2212.09252](https://arxiv.org/abs/2212.09252) [cs.CL], 2022.
- [10] Hopfield J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [M]//Feynman and Computation: Exploring the Limits of Computers. Perseus Books, 1999: 7–19.
- [11] Jordan M I. Serial order: A parallel distributed processing approach [M]//Neural-Network Models of Cognition. North-Holland, 1997: 471-495.
- [12] Elman J L. Finding structure in time [J]. Cognitive Science, 1990, 14(2): 179-211.
- [13] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [14] Qiu L, Li J, Bi W, et al. Are training samples correlated? Learning to generate dialogue responses with multiple references [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 3826-3835.
- [15] Bi W, Gao J, Liu X, et al. Fine-grained sentence functions for short-text conversation [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 3984-3993.
- [16] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Incorporated, 2017: 6000–6010.

- [17] Sordoni A, Bengio Y, Vahabi H, et al. A hierarchical recurrent encoder-decoder for generative context-aware query suggestion [C]//Proceedings of the 24th Association for Computing Machinery International Conference on Information and Knowledge Management. Association for Computing Machinery, 2015: 553–562.
- [18] Serban I, Sordoni A, Bengio Y, et al. Building end-to-end dialogue systems using generative hierarchical neural network models [C]//Proceedings of the 30th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2015: 3776–3783.
- [19] Weston J, Chopra S, Bordes A. Memory networks [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations. 2015.
- [20] Sukhbaatar S, Szlam A, Weston J, et al. End-to-end memory networks [C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2015: 2440–2448.
- [21] Gu J, Lu Z, Li H, et al. Incorporating copying mechanism in sequence-to-sequence learning [C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2016: 1631-1640.
- [22] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning [Z]. arXiv: [1312.5602](https://arxiv.org/abs/1312.5602) [cs.LG], 2013.
- [23] Peng B, Li X, Gao J, et al. Deep Dyna-Q: Integrating planning for task-completion dialogue policy learning [C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2018: 2182-2192.
- [24] Mou L, Song Y, Yan R, et al. Sequence to backward and forward sequences: A content-introducing approach to generative short-text conversation [C]//Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics. The COLING 2016 Organizing Committee, 2016: 3349-3358.
- [25] Tian Z, Bi W, Li X, et al. Learning to abstract for memory-augmented conversational response generation [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 3816-3825.
- [26] Wu S, Li Y, Zhang D, et al. Diverse and informative dialogue generation with context-specific commonsense knowledge awareness [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 5811-5820.
- [27] Meng C, Ren P, Chen Z, et al. DukeNet: A dual knowledge interaction network for knowledge-grounded conversation [C]//Proceedings of the 43rd International Association for Computing Machinery Special Interest Group on Information Retrieval. Association for Computing Machinery, 2020: 1151–1160.
- [28] Li J, Galley M, Brockett C, et al. A diversity-promoting objective function for neural conversation models [C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2015: 110-119.
- [29] Li J, Monroe W, Jurafsky D. A simple, fast diverse decoding algorithm for neural generation [Z]. arXiv: [1611.08562](https://arxiv.org/abs/1611.08562) [cs.CL], 2016.
- [30] Liu Y, Bi W, Gao J, et al. Towards less generic responses in neural conversation models: A statistical re-weighting method [C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods

- ods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2018: 2769-2774.
- [31] Wu C S, Madotto A, Hosseini-Asl E, et al. Transferable multi-domain state generator for task-oriented dialogue systems [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 808-819.
- [32] Budzianowski P, Wen T H, Tseng B H, et al. MultiWOZ - a large-scale multi-domain Wizard-of-Oz dataset for task-oriented dialogue modelling [C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2018: 5016-5026.
- [33] Gao S, Agarwal S, Jin D, et al. From machine reading comprehension to dialogue state tracking: Bridging the gap [C]//Proceedings of the 2nd Workshop on Natural Language Processing for Conversational AI. Association for Computational Linguistics, 2020: 79-89.
- [34] Lin Z, Liu B, Moon S, et al. Leveraging slot descriptions for zero-shot cross-domain dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2021: 5640-5648.
- [35] Mi F, Li Y, Wang Y, et al. CINS: Comprehensive instruction for few-shot learning in task-oriented dialog systems [C]//Proceedings of the 36th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2022: 11076-11084.
- [36] Rastogi A, Zang X, Sunkara S, et al. Towards scalable multi-domain conversational agents: The schema-guided dialogue dataset [C]//Proceedings of the 34th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence: volume 34. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2020: 8689-8696.
- [37] Noroozi V, Zhang Y, Bakhturina E, et al. A fast and robust BERT-based dialogue state tracker for schema guided dialogue dataset [Z]. arXiv: [2008.12335](https://arxiv.org/abs/2008.12335) [cs.LG], 2020.
- [38] Feng Y, Wang Y, Li H. A sequence-to-sequence approach to dialogue state tracking [C]// Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 1714-1725.
- [39] Feng Y, Lipani A, Ye F, et al. Dynamic schema graph fusion network for multi-domain dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 115-126.
- [40] Li Q, Li P, Ren Z, et al. Knowledge bridging for empathetic dialogue generation [C]// Proceedings of the 36th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2022: 10993-11001.
- [41] Li L, Xu C, Wu W, et al. Zero-resource knowledge-grounded dialogue generation [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Incorporated, 2020: 8475-8485.
- [42] Moghe N, Arora S, Banerjee S, et al. Towards exploiting background knowledge for building conversation systems [C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2018: 2322-2332.
- [43] Moon S, Shah P, Kumar A, et al. OpenDialKG: Explainable conversational reasoning with attention-based walks over knowledge graphs [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting

- of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 845-854.
- [44] Rodriguez P, Crook P, Moon S, et al. Information seeking in the spirit of learning: A dataset for conversational curiosity [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 8153-8172.
- [45] Zhou H, Zheng C, Huang K, et al. KdConv: A Chinese multi-domain dialogue dataset towards multi-turn knowledge-driven conversation [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 7098-7108.
- [46] Bollacker K D, Evans C, Paritosh P K, et al. Freebase: A collaboratively created graph database for structuring human knowledge [C]//Proceedings of the 2008 International Association for Computing Machinery Special Interest Group on Management Of Data. Association for Computing Machinery, 2008: 1247-1250.
- [47] Lehmann J, Isele R, Jakob M, et al. DBpedia - A large-scale, multilingual knowledge base extracted from Wikipedia [J]. Semantic Web, 2015, 6(2): 167-195.
- [48] Ren L, Xie K, Chen L, et al. Towards universal dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2018: 2780-2786.
- [49] Yao K, Peng B, Zweig G, et al. An attentional neural conversation model with improved specificity [Z]. arXiv: [1606.01292](https://arxiv.org/abs/1606.01292) [cs.CL], 2016.
- [50] Ko W J, Ray A, Shen Y, et al. Generating dialogue responses from a semantic latent space [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 4339-4349.
- [51] Bao S, He H, Wang F, et al. PLATO: Pre-trained dialogue generation model with discrete latent variable [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 85-96.
- [52] Chen W, Gong Y, Wang S, et al. DialogVED: A pre-trained latent variable encoder-decoder model for dialog response generation [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 4852-4864.
- [53] Serban I, Klinger T, Tesauro G, et al. Multiresolution recurrent neural networks: An application to dialogue response generation [C]//Proceedings of the 31st Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2017: 3288-3294.
- [54] Serban I V, Sordoni A, Lowe R, et al. A hierarchical latent variable encoder-decoder model for generating dialogues [C]//Proceedings of the 31st Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2017: 3295-3301.
- [55] Cao K, Clark S. Latent variable dialogue models and their diversity [C]//Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 182-187.
- [56] Shen X, Su H, Li Y, et al. A conditional variational framework for dialog generation [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 504-509.

- [57] Shao L, Gouws S, Britz D, et al. Generating long and diverse responses with neural conversation models [Z]. arXiv: [1701.03185](https://arxiv.org/abs/1701.03185) [cs.CL], 2017.
- [58] Vijayakumar A K, Cogswell M, Selvaraju R R, et al. Diverse beam search: Decoding diverse solutions from neural sequence models [Z]. arXiv: [1610.02424](https://arxiv.org/abs/1610.02424) [cs.AI], 2018.
- [59] Zhou P, Gopalakrishnan K, Hedayatnia B, et al. Think before you speak: Explicitly generating implicit commonsense knowledge for response generation [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 1237-1252.
- [60] Zou Y, Liu Z, Hu X, et al. Thinking clearly, talking fast: Concept-guided non-autoregressive generation for open-domain dialogue systems [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 2215-2226.
- [61] Majumder B P, Jhamtani H, Berg-Kirkpatrick T, et al. Achieving conversational goals with unsupervised post-hoc knowledge injection [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 3140-3153.
- [62] Bang J, Noh H, Kim Y, et al. Example-based chat-oriented dialogue system with personalized long-term memory [C]//Proceedings of the 2015 International Conference on Big Data and Smart Computing. 2015: 238-243.
- [63] Zhang W, Liu T, Wang Y, et al. Neural personalized response generation as domain adaptation [J]. World Wide Web, 2019, 22(4): 1427-1446.
- [64] Ouchi H, Tsuboi Y. Addressee and response selection for multi-party conversation [C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2016: 2133-2143.
- [65] Wang J, Wang X, Li F, et al. Group linguistic bias aware neural response generation [C]// Proceedings of the 9th SIGHAN Workshop on Chinese Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2017: 1-10.
- [66] Luan Y, Brockett C, Dolan W B, et al. Multi-task learning for speaker-role adaptation in neural conversation models [C]//Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing. Asian Federation of Natural Language Processing, 2017: 605-614.
- [67] Qian Q, Huang M, Zhao H, et al. Assigning personality/profile to a chatting machine for coherent conversation generation [C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2018: 4279–4285.
- [68] Madotto A, Lin Z, Wu C S, et al. Personalizing dialogue agents via meta-learning [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 5454-5459.
- [69] Liu Q, Chen Y, Chen B, et al. You impress me: Dialogue generation via mutual persona perception [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 1417-1427.
- [70] Boyd A, Puri R, Shoeybi M, et al. Large scale multi-actor generative dialog modeling [C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 66-84.

- [71] Majumder B P, Jhamtani H, Berg-Kirkpatrick T, et al. Like hiking? You probably enjoy nature: Persona-grounded dialog with commonsense expansions [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 9194-9206.
- [72] Zhang Y, Sun S, Galley M, et al. DIALOGPT : Large-scale generative pre-training for conversational response generation [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 270-278.
- [73] Li J, Liu C, Tao C, et al. Dialogue history matters! Personalized response selection in multi-turn retrieval-based chatbots [J]. Association for Computing Machinery Transactions on Information Systems, 2021, 39(4): 1 - 25.
- [74] Rashkin H, Smith E M, Li M, et al. Towards empathetic open-domain conversation models: A new benchmark and dataset [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 5370-5381.
- [75] Oraby S, Harrison V, Ebrahimi A, et al. Curate and generate: A corpus and method for joint control of semantics and style in neural NLG [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 5938-5951.
- [76] Zhou H, Huang M, Zhang T, et al. Emotional chatting machine: Emotional conversation generation with internal and external memory [C]//Proceedings of the 32nd Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2018.
- [77] Zhou X, Wang W Y. MojiTalk: Generating emotional responses at scale [C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2018: 1128-1137.
- [78] Ghosh S, Chollet M, Laksana E, et al. Affect-LM: A neural language model for customizable affective text generation [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 634-642.
- [79] Huber B, McDuff D J, Brockett C, et al. Emotional dialogue generation using image-grounded language models [J]. Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2018: 1-12.
- [80] Song Z, Zheng X, Liu L, et al. Generating responses with a specific emotion in dialog [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 3685-3695.
- [81] Zhong P, Zhang C, Wang H, et al. Towards persona-based empathetic conversational models [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 6556-6566.
- [82] Ghazvininejad M, Brockett C, Chang M W, et al. A knowledge-grounded neural conversation model [C]//Proceedings of the 32th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2018: 5110-5117.
- [83] Dinan E, Roller S, Shuster K, et al. Wizard of Wikipedia: Knowledge-powered conversational agents [Z]. arXiv: [1811.01241](https://arxiv.org/abs/1811.01241) [cs.CL], 2019.
- [84] Kim B, Ahn J, Kim G. Sequential latent knowledge selection for knowledge-grounded dialogue [Z]. arXiv: [2002.07510](https://arxiv.org/abs/2002.07510) [cs.CL], 2020.

- [85] Meng C, Ren P, Chen Z, et al. Initiative-aware self-supervised learning for knowledge-grounded conversations [J]. Proceedings of the 44th International Association for Computing Machinery Special Interest Group on Information Retrieval, 2021: 522–532.
- [86] Qin L, Galley M, Brockett C, et al. Conversing by reading: Contentful neural conversation with on-demand machine reading [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 5427-5436.
- [87] Lin X, Jian W, He J, et al. Generating informative conversational response using recurrent knowledge-interaction and knowledge-copy [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 41-52.
- [88] Lian R, Xie M, Wang F, et al. Learning to select knowledge for response generation in dialog systems [C]//Proceedings of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2019: 5081-5087.
- [89] Zhao X, Wu W, Xu C, et al. Knowledge-grounded dialogue generation with pre-trained language models [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 3377-3390.
- [90] Vrandečić D, Krötzsch M. Wikidata: A free collaborative knowledgebase [J]. Communications of the ACM, 2014, 57(10): 78-85.
- [91] Suchanek F M, Kasneci G, Weikum G. Yago: A core of semantic knowledge [C]//Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web. Association for Computing Machinery, 2007: 697–706.
- [92] Speer R, Chin J, Havasi C. ConceptNet 5.5: An open multilingual graph of general knowledge [C]//Proceedings of the 31st Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2017: 4444–4451.
- [93] Zhu W, Mo K, Zhang Y, et al. Flexible end-to-end dialogue system for knowledge grounded conversation [Z]. arXiv: [1709.04264](https://arxiv.org/abs/1709.04264) [cs.CL], 2017.
- [94] Zhou H, Young T, Huang M, et al. Commonsense knowledge aware conversation generation with graph attention [C]//International Joint Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2018: 4623–4629.
- [95] Tuan Y L, Chen Y N, Lee H y. DyKgChat: Benchmarking dialogue generation grounding on dynamic knowledge graphs [C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2019: 1855-1865.
- [96] Zhang H, Liu Z, Xiong C, et al. Grounded conversation generation as guided traverses in commonsense knowledge graphs [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 2031-2043.
- [97] Huang L, Ye Z, Qin J, et al. GRADE: Automatic graph-enhanced coherence metric for evaluating open-domain dialogue systems [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 9230-9240.
- [98] Jung J, Son B, Lyu S. AttnIO: Knowledge graph exploration with in-and-out attention flow for knowledge-grounded dialogue [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Meth-

- ods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 3484-3497.
- [99] Xu J, Wang H, Niu Z Y, et al. Conversational graph grounded policy learning for open-domain conversation generation [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 1835-1845.
- [100] Levin E, Pieraccini R, Eckert W. Using Markov decision process for learning dialogue strategies: volume 1 [C]. Proceedings of the 1998 Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference, 1998: 201 - 204.
- [101] Roy N, Pineau J, Thrun S. Spoken dialogue management using probabilistic reasoning [C]// Proceedings of the 38th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2000: 93-100.
- [102] Young S, Gašić M, Thomson B, et al. POMDP-based statistical spoken dialog systems: A review [J]. Proceedings of the Instituteof Electrical and Electronics Engineers, 2013, 101(5): 1160-1179.
- [103] Hemphill C T, Godfrey J J, Doddington G R. The ATIS spoken language systems pilot corpus [C]//Speech and Natural Language: Proceedings of a Workshop. Association for Computational Linguistics, 1990: 96-101.
- [104] Coucke A, Saade A, Ball A, et al. Snips voice platform: An embedded spoken language understanding system for private-by-design voice interfaces [Z]. arXiv: [1805.10190](https://arxiv.org/abs/1805.10190) [cs.CL], 2018.
- [105] Qin L, Xu X, Che W, et al. AGIF: An adaptive graph-interactive framework for joint multiple intent detection and slot filling [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 1807-1816.
- [106] Xu W, Haider B, Mansour S. End-to-end slot alignment and recognition for cross-lingual NLU [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 5052-5063.
- [107] Tür G, Deng L, Hakkani-Tür D Z, et al. Towards deeper understanding: Deep convex networks for semantic utterance classification [J]. 2012 Instituteof Electrical and Electronics Engineers International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2012: 5045-5048.
- [108] Ravuri S V, Stolcke A. Recurrent neural network and lstm models for lexical utterance classification [C]//Proceedings of the 16th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2015: 135-139.
- [109] Ravuri S V, Stolcke A. A comparative study of recurrent neural network models for lexical domain classification [J]. 2016 Instituteof Electrical and Electronics Engineers International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2016: 6075-6079.
- [110] Hashemi H B. Query intent detection using convolutional neural networks [C]//Proceedings of the 2016 International Conference on Web Search and Data Mining. Association for Computing Machinery, 2016.
- [111] Lee J Y, Dernoncourt F. Sequential short-text classification with recurrent and convolutional neural networks [C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Association for Computational Linguistics, 2016: 515-520.

- [112] Deoras A, Sarikaya R. Deep belief network based semantic taggers for spoken language understanding [C]//Proceedings of the 14th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2013: 2713-2717.
- [113] Yao K, Zweig G, Hwang M Y, et al. Recurrent neural networks for language understanding [C]//Proceedings of the 14th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2013.
- [114] Yao K, Peng B, Zhang Y, et al. Spoken language understanding using long short-term memory neural networks [J]. 2014 Instituteof Electrical and Electronics Engineers Spoken Language Technology Workshop, 2014: 189-194.
- [115] Mesnil G, He X, Deng L, et al. Investigation of recurrent-neural-network architectures and learning methods for spoken language understanding [C]//Proceedings of the 14th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2013.
- [116] Mesnil G, Dauphin Y, Yao K, et al. Using recurrent neural networks for slot filling in spoken language understanding [J]. Instituteof Electrical and Electronics Engineers Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2015, 23: 530-539.
- [117] Gangadharaiyah R, Narayanaswamy B. Recursive template-based frame generation for task oriented dialog [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 2059-2064.
- [118] Hakkani-Tür D Z, Tür G, Celikyilmaz A, et al. Multi-domain joint semantic frame parsing using bi-directional rnn-lstm [C]//Proceedings of the 17th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2016.
- [119] Liu B, Lane I. Attention-Based Recurrent Neural Network Models for Joint Intent Detection and Slot Filling [C]//Proceedings of the 17th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2016: 685-689.
- [120] Chen Y N V, Hakkani-Tür D Z, Tür G, et al. End-to-end memory networks with knowledge carryover for multi-turn spoken language understanding [C]//Proceedings of the 17th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2016.
- [121] Zhang C, Li Y, Du N, et al. Joint slot filling and intent detection via capsule neural networks [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 5259-5267.
- [122] Song M, Yu B, Quangang L, et al. Enhancing joint multiple intent detection and slot filling with global intent-slot co-occurrence [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 7967-7977.
- [123] Xing B, Tsang I. Co-guiding net: Achieving mutual guidances between multiple intent detection and slot filling via heterogeneous semantics-label graphs [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 159-169.
- [124] Xing B, Tsang I W H. Group is better than individual: Exploiting label topologies and la-

- bel relations for joint multiple intent detection and slot filling [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2022.
- [125] Gunaratna K, Srinivasan V, Yerukola A, et al. Explainable slot type attentions to improve joint intent detection and slot filling [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 3367-3378.
- [126] Dauphin Y N, Tur G, Hakkani-Tur D, et al. Zero-shot learning and clustering for semantic utterance classification [Z]. arXiv: [1401.0509](https://arxiv.org/abs/1401.0509) [cs.CL], 2014.
- [127] Bapna A, Tür G, Hakkani-Tür D Z, et al. Towards zero-shot frame semantic parsing for domain scaling [C]//Proceedings of the 18th Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2017.
- [128] Lee S, Jha R. Zero-shot adaptive transfer for conversational language understanding [C]// Proceedings of the 33rd Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2019.
- [129] Coope S, Farghly T, Gerz D, et al. Span-ConveRT: Few-shot span extraction for dialog with pretrained conversational representations [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 107-121.
- [130] Qin L, Chen Q, Xie T, et al. GL-CLeF: A global-local contrastive learning framework for cross-lingual spoken language understanding [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 2677-2686.
- [131] Liang S, Shou L, Pei J, et al. Label-aware multi-level contrastive learning for cross-lingual spoken language understanding [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 9903-9918.
- [132] Stengel-Eskin E, Platanios E A, Pauls A, et al. When more data hurts: A troubling quirk in developing broad-coverage natural language understanding systems [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 11473-11487.
- [133] Broscheit S, Do Q, Gaspers J. Distributionally robust finetuning BERT for covariate drift in spoken language understanding [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 1970-1985.
- [134] Jacqmin L, Rojas Barahona L M, Favre B. “Do you follow me?”: A survey of recent approaches in dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 23rd Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2022: 336-350.
- [135] Henderson M, Thomson B, Williams J D. The second dialog state tracking challenge [C]// Proceedings of the 15th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2014: 263-272.
- [136] Henderson M, Thomson B, Williams J D. The third dialog state tracking challenge [C]//2014 Institute of Electrical and Electronics Engineers Spoken Language Technology Workshop. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2014: 324-329.

- [137] Eric M, Goel R, Paul S, et al. MultiWOZ 2.1: A consolidated multi-domain dialogue dataset with state corrections and state tracking baselines [C]//Proceedings of the 12th Language Resources and Evaluation Conference. European Language Resources Association, 2019: 422-428.
- [138] Zang X, Rastogi A, Sunkara S, et al. MultiWOZ 2.2 : A dialogue dataset with additional annotation corrections and state tracking baselines [C]//Proceedings of the 2nd Workshop on Natural Language Processing for Conversational AI. Association for Computational Linguistics, 2020: 109-117.
- [139] Han T, Liu X, Takanobu R, et al. MultiWOZ 2.3: A multi-domain task-oriented dialogue dataset enhanced with annotation corrections and co-reference annotation [C]//Natural Language Processing and Chinese Computing: 10th CCF International Conference. Springer-Verlag, 2021: 206–218.
- [140] Ye F, Manotumruksa J, Yilmaz E. MultiWOZ 2.4: A multi-domain task-oriented dialogue dataset with essential annotation corrections to improve state tracking evaluation [C]// Proceedings of the 23rd Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2022: 351-360.
- [141] Zeigler B L, Bazor B. Dialog design for a speech-interactive automation system [J]. Proceedings of 2nd Instituteof Electrical and Electronics Engineers Workshop on Interactive Voice Technology for Telecommunications Applications, 1994: 113-116.
- [142] Goddeau D, Meng H M, Polifroni J, et al. A form-based dialogue manager for spoken language applications [J]. Proceeding of 4th International Conference on Spoken Language Processing, 1996, 2: 701-704.
- [143] Lin Z, Madotto A, Winata G I, et al. MinTL: Minimalist transfer learning for task-oriented dialogue systems [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 3391-3405.
- [144] Cheng J, Agrawal D, Martínez Alonso H, et al. Conversational semantic parsing for dialog state tracking [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 8107-8117.
- [145] Williams J, Raux A, Ramachandran D, et al. The dialog state tracking challenge [C]// Proceedings of the 2013 Conference on Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2013: 404-413.
- [146] Lee S, Eskénazi M. Recipe for building robust spoken dialog state trackers: Dialog state tracking challenge system description [C]//Proceedings of the 2013 Conference on Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2013: 414-422.
- [147] Williams J. Multi-domain learning and generalization in dialog state tracking [C]// Proceedings of the 2013 Conference on Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2013: 433-441.
- [148] Williams J. Web-style ranking and slu combination for dialog state tracking [C]//Proceedings of the 2014 Conference on Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2014: 282-291.
- [149] Henderson M, Thomson B, Young S J. Deep neural network approach for the dialog state tracking challenge [C]//Proceedings of the 2013 Conference on Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2013: 467-471.

- [150] Mrkšić N, Ó Séaghdha D, Thomson B, et al. Multi-domain dialog state tracking using recurrent neural networks [C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2015: 794-799.
- [151] Mrkšić N, Ó Séaghdha D, Wen T H, et al. Neural belief tracker: Data-driven dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 1777-1788.
- [152] Lei W, Jin X, Kan M Y, et al. Sequicity: Simplifying task-oriented dialogue systems with single sequence-to-sequence architectures [C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2018: 1437-1447.
- [153] Zhang J, Hashimoto K, Wu C S, et al. Find or classify? dual strategy for slot-value predictions on multi-domain dialog state tracking [C]//Proceedings of the 9th Joint Conference on Lexical and Computational Semantics. Association for Computational Linguistics, 2020: 154-167.
- [154] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Association for Computational Linguistics, 2019: 4171-4186.
- [155] Heck M, van Niekerk C, Lubis N, et al. TripPy: A triple copy strategy for value independent neural dialog state tracking [C]//Proceedings of the 21th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2020: 35-44.
- [156] Wang Y, Guo Y, Zhu S. Slot attention with value normalization for multi-domain dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 3019-3028.
- [157] Lee C H, Cheng H, Ostendorf M. Dialogue state tracking with a language model using schema-driven prompting [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 4937-4949.
- [158] Li X, Li Q, Wu W, et al. Generation and extraction combined dialogue state tracking with hierarchical ontology integration [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 2241-2249.
- [159] Chen L, Lv B, Wang C, et al. Schema-guided multi-domain dialogue state tracking with graph attention neural networks [C]//Proceedings of the 34th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2020: 7521-7528.
- [160] Ye F, Manotumruksa J, Zhang Q, et al. Slot self-attentive dialogue state tracking [C]//Proceedings of the Web Conference 2021. Association for Computing Machinery, 2021: 1598-1608.
- [161] Lin W, Tseng B H, Byrne B. Knowledge-aware graph-enhanced GPT-2 for dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 7871-7881.
- [162] Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learn-

- ers [EB/OL]. 2019. https://cdn.openai.com/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multitask_learners.pdf.
- [163] Guo J, Shuang K, Li J, et al. Beyond the granularity: Multi-perspective dialogue collaborative selection for dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 2320-2332.
- [164] Quan J, Xiong D. Modeling long context for task-oriented dialogue state generation [C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 7119-7124.
- [165] Wu C S, Hoi S C, Socher R, et al. TOD-BERT: Pre-trained natural language understanding for task-oriented dialogue [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 917-929.
- [166] Hung C C, Lauscher A, Ponzetto S, et al. DS-TOD: Efficient domain specialization for task-oriented dialog [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 891-904.
- [167] Yu T, Zhang R, Polozov O, et al. SCoRe: Pre-training for context representation in conversational semantic parsing [J]. Proceedings of the 9th International Conference on Learning Representations, 2021.
- [168] Zhao J, Mahdieh M, Zhang Y, et al. Effective sequence-to-sequence dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 7486-7493.
- [169] Zhu Q, Li B, Mi F, et al. Continual prompt tuning for dialog state tracking [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 1124-1137.
- [170] Lin Z, Liu B, Madotto A, et al. Zero-shot dialogue state tracking via cross-task transfer [C]// Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 7890-7900.
- [171] Shin J, Yu H, Moon H, et al. Dialogue summaries as dialogue states (DS2), template-guided summarization for few-shot dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 3824-3846.
- [172] Mi F, Zhou W, Kong L, et al. Self-training improves pre-training for few-shot learning in task-oriented dialog systems [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 1887-1898.
- [173] Hudeček V, Dušek O, Yu Z. Discovering dialogue slots with weak supervision [C]// Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 2430-2442.
- [174] Huang Y, Feng J, Hu M, et al. Meta-reinforced multi-domain state generator for dialogue systems [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 7109-7118.
- [175] Dingliwal S, Gao S, Agarwal S, et al. Few shot dialogue state tracking using meta-learning [C]//Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2021: 1730-1739.

- [176] Li S, Cao J, Sridhar M, et al. Zero-shot generalization in dialog state tracking through generative question answering [C]//Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2021: 1063-1074.
- [177] Zhao J, Gupta R, Cao Y, et al. Description-driven task-oriented dialog modeling [Z]. arXiv: [2201.08904](https://arxiv.org/abs/2201.08904) [cs.CL], 2022.
- [178] Cao J, Zhang Y. A comparative study on schema-guided dialogue state tracking [C]// Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2021: 782-796.
- [179] Gupta R, Lee H, Zhao J, et al. Show, don't tell: Demonstrations outperform descriptions for schema-guided task-oriented dialogue [C]//Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 4541-4549.
- [180] Hu Y, Lee C H, Xie T, et al. In-context learning for few-shot dialogue state tracking [C]// Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 2627-2643.
- [181] Ye F, Feng Y, Yilmaz E. ASSIST: Towards label noise-robust dialogue state tracking [C]// Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2022: 2719-2731.
- [182] Ye F, Wang X, Huang J, et al. MetaASSIST: Robust dialogue state tracking with meta learning [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 1157-1169.
- [183] Xie H, Su H, Song S, et al. Correctable-DST: Mitigating historical context mismatch between training and inference for improved dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 876-889.
- [184] Henderson J, Lemon O, Georgila K. Hybrid reinforcement/supervised learning of dialogue policies from fixed data sets [J]. Computational Linguistics, 2008, 34(4): 487-511.
- [185] Su P, Gaić M, Mrksic N, et al. Continuously learning neural dialogue management [Z]. arXiv: [1606.02689](https://arxiv.org/abs/1606.02689) [cs.CL], 2016.
- [186] Dhingra B, Li L, Li X, et al. Towards end-to-end reinforcement learning of dialogue agents for information access [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 484-495.
- [187] Cuayáhuitl H, Keizer S, Lemon O. Strategic dialogue management via deep reinforcement learning [Z]. arXiv: [1511.08099](https://arxiv.org/abs/1511.08099) [cs.AI], 2015.
- [188] Kwan W C, Wang H, Wang H, et al. A survey on recent advances and challenges in reinforcement learning methods for task-oriented dialogue policy learning [Z]. arXiv: [2202.13675](https://arxiv.org/abs/2202.13675) [cs.CL], 2022.
- [189] Ultes S, Rojas-Barahona L M, Su P H, et al. PyDial: A multi-domain statistical dialogue system toolkit [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 73-78.
- [190] Asri L E, He J, Suleman K. A sequence-to-sequence model for user simulation in spoken dialogue systems [Z]. arXiv: [1607.00070](https://arxiv.org/abs/1607.00070) [cs.CL], 2016.
- [191] Liu B, Lane I R. Iterative policy learning in end-to-end trainable task-oriented neural dialog

- models [J]. 2017 Institute of Electrical and Electronics Engineers Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop, 2017: 482-489.
- [192] Peng B, Li X, Li L, et al. Composite task-completion dialogue policy learning via hierarchical deep reinforcement learning [C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2017: 2231-2240.
- [193] Tang D, Li X, Gao J, et al. Subgoal discovery for hierarchical dialogue policy learning [C]// Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2018: 2298-2309.
- [194] Zhao T, Xie K, Eskenazi M. Rethinking action spaces for reinforcement learning in end-to-end dialog agents with latent variable models [C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 1208-1218.
- [195] Chen L, Zhou X, Chang C, et al. Agent-aware dropout DQN for safe and efficient on-line dialogue policy learning [C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2017: 2454-2464.
- [196] Wang H, Peng B, Wong K F. Learning efficient dialogue policy from demonstrations through shaping [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 6355-6365.
- [197] Zhou H, Huang M, Zhu X. Context-aware natural language generation for spoken dialogue systems [C]//International Conference on Computational Linguistics. 2016: 2032-2041.
- [198] Balakrishnan A, Rao J, Upasani K, et al. Constrained decoding for neural NLG from compositional representations in task-oriented dialogue [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 831-844.
- [199] Li Y, Yao K, Qin L, et al. Slot-consistent NLG for task-oriented dialogue systems with iterative rectification network [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 97-106.
- [200] Golovanov S, Kurbanov R, Nikolenko S, et al. Large-scale transfer learning for natural language generation [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2019: 6053-6058.
- [201] Baheti A, Ritter A, Small K. Fluent response generation for conversational question answering [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 191-207.
- [202] Elder H, O'Connor A, Foster J. How to make neural natural language generation as reliable as templates in task-oriented dialogue [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 2877-2888.
- [203] Williams J D, Asadi K, Zweig G. Hybrid code networks: Practical and efficient end-to-end dialog control with supervised and reinforcement learning [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 665-677.
- [204] Zhang Y, Ou Z, Hu M, et al. A probabilistic end-to-end task-oriented dialog model with latent belief states towards semi-supervised learning [C]//Proceedings of the 2020 Confer-

- ence on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 9207-9219.
- [205] Eric M, Krishnan L, Charette F, et al. Key-value retrieval networks for task-oriented dialogue [C]//Proceedings of the 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2017: 37-49.
- [206] Hosseini-Asl E, McCann B, Wu C S, et al. A simple language model for task-oriented dialogue [C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Curran Associates Incorporated, 2020: 20179-20191.
- [207] Shang L, Lu Z, Li H. Neural responding machine for short-text conversation [C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2015: 1577-1586.
- [208] Vinyals O, Quoc L. A neural conversational model [C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning. 2015.
- [209] Cho K, van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder–decoder for statistical machine translation [C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2014: 1724-1734.
- [210] Yin J, Jiang X, Lu Z, et al. Neural generative question answering [C]//Proceedings of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2016: 2972–2978.
- [211] He S, Liu C, Liu K, et al. Generating natural answers by incorporating copying and retrieving mechanisms in sequence-to-sequence learning [C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2017: 199-208.
- [212] Sutskever I, Vinyals O, Le Q V. Sequence to sequence learning with neural networks [C]// Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2014: 3104–3112.
- [213] Sordoni A, Galley M, Auli M, et al. A neural network approach to context-sensitive generation of conversational responses [C]//Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2015: 196-205.
- [214] Chen H, Ren Z, Tang J, et al. Hierarchical variational memory network for dialogue generation [J]. Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference, 2018: 1653–1662.
- [215] He W, Liu K, Liu J, et al. DuReader: A Chinese machine reading comprehension dataset from real-world applications [C]//Proceedings of the Workshop on Machine Reading for Question Answering. Association for Computational Linguistics, 2018: 37-46.
- [216] Schuster M, Paliwal K K. Bidirectional recurrent neural networks [J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers Transactions on Signal Processing, 1997, 45: 2673-2681.
- [217] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [Z]. arXiv: [1412.6980](https://arxiv.org/abs/1412.6980) [cs.LG], 2017.
- [218] Chao G L, Lane I. BERT-DST: Scalable end-to-end dialogue state tracking with bidirectional encoder representations from transformer [Z]. arXiv: [1907.03040](https://arxiv.org/abs/1907.03040) [cs.CL], 2019.
- [219] Kim S, Yang S, Kim G, et al. Efficient dialogue state tracking by selectively overwriting

- memory [C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2020: 567-582.
- [220] Guo J, Shuang K, Li J, et al. Dual slot selector via local reliability verification for dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 139-151.
- [221] Hu Y, Lee C H, Xie T, et al. In-context learning for few-shot dialogue state tracking [C]// Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2022: 2627-2643.
- [222] Hou Y, Liu Y, Che W, et al. Sequence-to-sequence data augmentation for dialogue language understanding [C]//Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2018: 1234-1245.
- [223] Yoo K M, Shin Y, Lee S g. Data augmentation for spoken language understanding via joint variational generation [C]//Proceedings of the 33rd Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2019: 7402-7409.
- [224] Hou Y, Chen S, Che W, et al. C2C-GenDA: Cluster-to-cluster generation for data augmentation of slot filling [C]//Proceedings of the 35th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2021: 13027-13035.
- [225] Yin Y, Shang L, Jiang X, et al. Dialog state tracking with reinforced data augmentation [C]// Proceedings of the 34th Association for the Advancement of Artificial Intelligence Conference on Artificial Intelligence. Association for the Advancement of Artificial Intelligence Press, 2020: 9474-9481.
- [226] Yoo K M, Lee H, Dernoncourt F, et al. Variational hierarchical dialog autoencoder for dialog state tracking data augmentation [C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2020: 3406-3425.
- [227] Peng B, Zhu C, Zeng M, et al. Data augmentation for spoken language understanding via pretrained language models [C]//Proceedings of the 22nd Annual Conference of the International Speech Communication Association. International Speech Communication Association, 2021.
- [228] Song X, Zang L, Su Y, et al. Data augmentation for copy-mechanism in dialogue state tracking [Z]. arXiv: [2002.09634](https://arxiv.org/abs/2002.09634) [cs.CL], 2020.
- [229] Louvan S, Magnini B. Simple is better! Lightweight data augmentation for low resource slot filling and intent classification [C]//Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation. Association for Computational Linguistics, 2020: 167-177.
- [230] Shah P, Hakkani-Tür D Z, Tür G, et al. Building a conversational agent overnight with dialogue self-play [Z]. arXiv: [1801.04871](https://arxiv.org/abs/1801.04871) [cs.AI], 2018.
- [231] Rastogi A, Gupta R, Hakkani-Tür D Z. Multi-task learning for joint language understanding and dialogue state tracking [C]//Proceedings of the 19th Annual Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Association for Computational Linguistics, 2018: 376-384.

致 谢

写到此处，感慨万千，在计算所的博士生涯是我印象最深刻也最难忘的一段校园时光，记录了我的懵懂和成长，承载了我的得意和失意。

在此，我首先要感谢我的导师冯洋老师！冯老师是一位有活力、有包容心、有耐心的导师，在我的博士经历中，冯老师在学术研究、思维方式、日常生活等方面都对我悉心指导，使我受益匪浅。对于我的研究方向和思路，冯老师都能以包容，探讨的心态陪我进行探索，鼓励我在任务上进行深入的调研和思考，在方法上进行尝试与创新，给了我非常大的支持和鼓励。在我的研究方式和写作方法等方面，冯老师能够从全局角度敏锐地指出我的问题，并提出改进思路。对于我的知识体系中的欠缺之处，冯老师能够融合多领域的视角有针对性的给出指导；在写作上，冯老师能够对研究工作进行提纲挈领的总结，帮助我发现盲区，找到当前文章的不足，并给出建议。在跟随冯老师学习研究的过程中，我能明显的看到自己在研究方式和写作上的进步，是冯老师一步一步教会了我如何严谨、有序地进行研究工作。在生活上，冯老师能够关心我的生活日常和情绪变化，在我遇到挫折时给以安慰和鼓励，帮助我走出低谷，让我有能够重新开始工作的勇气。同时，我还要真诚地感谢冯老师为我提供了一个良好的实验室环境，让我在博士期间能够专注学习和研究，能够有机会和同门进行良好的沟通与交流，得以与大家共同进步。

感谢我的导师刘群老师！刘老师是一位温和、包容的导师，他支持我在研究方向上进行深入的调研和探索，对我的邮件都能迅速回复并给以详细的指导。我非常感谢刘老师能够给我来到实验室，成为一名 NLPer 进行相关研究的机会。

此外，我还要感谢实验室的师兄和老师们。

感谢李秀星师兄，师兄能够帮助我修改论文，指出我的不足，解答我的困惑，在与师兄交流学习的时间里，我了解到了很多自己未曾接触过的研究方向与相关知识，看到了师兄在研究方法、论文写作、小组讨论等方面做出的优秀表率。

感谢实验室的姜文斌老师，是姜老师带领我来到自然语言处理组这个大家庭，引导我在研究上入门，在技术上成长，让我能够融入研究组，并支持我在自己的研究方向上进行深入的进一步探讨。

感谢实验室的刘琳老师，感谢刘琳老师在研究工作与日常生活中给我的鼓励与帮助，每一次与刘老师的沟通交流都能让我感受到老师对我的鼓励与期许，让我能够从中获得勇气，继续前行。

感谢实验室的程一老师，程老师在我的研究和生活中提供了无私的帮助与鼓励，对于我的问题，担忧，程老师都能及时、详细且耐心的给以答复和安慰，缓和我的紧张，让我能够不断坚持和努力。

感谢实验室的赵红梅老师，赵老师是一位温柔、耐心、细致的老师，她能够

深入考慮到我的处境和感受，并在实际行动上鼓励和安慰我，是一位和蔼且令人敬佩的长辈。

感谢研究生部的周世佳老师、李丹老师、李慧老师和冯钢老师以及其他老师在我的博士生涯中对我的诸多帮助和指导。

我还要感谢我在实验室的各位同门们。

感谢我的师兄们，感谢郑达奇师兄在研究上给我的指导与启发，在生活上给我的关怀与帮助；感谢陈宏申师兄在研究方向上能够一次又一次耐心地陪我讨论与分析，给我充分的支持和细致的指导，在研究思路上为我把关，在论文写作上帮助我进步和成长；感谢张金超师兄给我的鼓励与信任，感谢李响师兄对我的包容与支持，感谢王明轩、张文、刘毅师兄在研究和生活中给我的多方支持与鼓励。

感谢欧蛟，她是我对对话领域的同行者，对我提供了无私的帮助和鼓励，与我分享她的研究资料与心得，在我困惑时与我讨论，在我失落时给我安慰，在我惶恐时给我勇气，感谢有她与我一起走过这段有苦有乐的博士生涯。

感谢我的师弟师妹们，感谢他们在研究方向上与我的讨论和交流，在实验室发展上做出的无私奉献。感谢有他们与我一路走到现在。

在生活中，我要感谢我的家人们。

感谢我的母亲桂培女士和我的父亲刘馨先生，是他们对我无私的爱、支持和包容陪伴我一次次走过逆境，勇敢前行。他们能够聆听我在学习和生活中遇到的一切，在我快乐时为我高兴，在我难过时为我提供宽阔的臂膀，为我提供了良好的学习生活环境，是我永远的灯塔和港湾。

感谢我的舅舅桂朝晖先生、我的舅妈袁丽华女士和我的表弟桂上水，在读博期间，是他们及时为我提供了无私的帮助与抚慰，照顾我的身体和日常，为我提供了温暖的避风港，让我得以在家庭的温暖中修养，并重新拾起行囊，再次前行。

我还要感谢青年公寓 G 座的宿管阿姨李福静女士和李桂珍女士，在一年多的疫情封校期间，阿姨们关怀我的日常生活与成长，几乎无人的宿舍楼因为她们而变得格外温暖与可靠。在我受到挫折的时候，是阿姨们陪我说话，给我拥抱，帮助我克服困境，沉静下来，找回自己。

感谢我的男朋友刘宁，感谢他在我的博士生涯中对我的支持、关怀与等待，我总能对他倾吐我的开心与烦恼，分享我的研究与生活的日常，感谢他陪我一路走到现在。

我还要感谢我的朋友陈超洁，我和她相识于研究生一年级的课堂，她是一位热情、开朗、坚韧、有活力、热爱生活的美丽的女生，是一位有趣、包容、耐心的好朋友。她能够包容我的缺点，给我鼓励，带我见识更多的生活方式，是她一次次把我拉出自己的小天地，接触鲜活的世界。

感谢我的室友郭梦影，在和她做室友的 8 年里，大家互相支持，彼此鼓励，

我们有开心也有争吵，有沟通也有包容，我们一起笑一起闹，也曾一起难过流泪。感谢有她陪伴我走过人生的三分之一，祝愿我们的未来都能够一帆风顺。

最后，感谢对我的毕业论文和答辩进行指导的老师们，感谢他们给出的宝贵意见，帮助我不断修正自己的研究思路。感谢在我完成这篇论文的过程中给我关心和鼓励的所有人。

博士生涯是我一生中难以忘怀的宝贵经历，在8年的时光中，我收获的不仅是知识、研究经历，还有性格上的成长与磨砺。即将面临新的阶段的我，正如8年前一样，怀抱着憧憬、期待、不安与迷茫。也许每一个人在自己的求学和人生道路上都身处没有前人的草野，不知路向何方。但是也许不要紧，一直走着的人，已经有自己的路了，过去的康庄大道抑或崎岖小径于当下都是曾经的坦途。

祝大家学业和生活都能顺遂！

2023年6月

作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与其他相关学术成果

作者简历：

2011 年 09 月——2015 年 06 月，在北京邮电大学软件学院获得学士学位。

2015 年 09 月——2023 年 06 月，在中国科学院计算技术研究所攻读博士学位。

已发表（或正式接受）的学术论文：

- (1) **Shuman Liu**, Hongshen Chen, Zhaochun Ren, Yang Feng, Qun Liu, Dawei Yin. Knowledge Diffusion for Neural Dialogue Generation [C]//In Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2018: 1489–1498.
- (2) 刘舒曼，冯洋 [J]. 对话状态追踪模型的数据增强方法研究。中文信息学报。2022。

申请或已获得的专利：

陈宏申，刘舒曼，任昭春，殷大伟，赵一鸿。语句处理方法、系统和电子设备，CN201810851273.5。

译作：

《Python 自然语言处理》，机械工业出版社出版，雅兰·萨纳卡著，张金超、刘舒曼译。

参加的研究项目及获奖情况：

- (1) 2016 年 5 月-2018 年 1 月：企业合作项目：基于词典优先级的辅助机器翻译系统。
- (2) 2016 年 10 月-2017 年 12 月：企业合作项目：基于统计方法的机器分词、命名实体识别、句法分析、翻译系统。
- (3) 2016 年 11 月-2017 年 6 月：企业合作项目：基于层级式短语模型的机器翻译系统。
- (4) 2017 年 1 月-2017 年 7 月：企业合作项目：藏文分词、藏文翻译系统。
- (5) 2017 年 1 月-2018 年 12 月：国家自然科学基金项目：基于词向量表示的大规模知识图谱构建方法研究，项目批准号：61472428，项目成员。
- (6) 2019 年 10 月-2021 年 3 月：科技创新 2030-新一代人工智能重大项目：人机

协同智能系统软硬件技术研究，人机行为与情景常识的大规模知识处理与推理，课题编号:2018AAA0102502，项目成员。