北京邮电大学

硕士研究生学位论文开题报告

学 号: 2021111194

姓 名: 钟鹭岑

学 院: 人工智能学院

专业(领域): 智能科学与技术

研究方向: 自然语言处理

导师姓名: 王小捷

攻 读 学 位: 工学硕士

2022年11月18日

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | 论文题目 | 任务型对话预训练研究与应用 | | | | 选题来源 | 企、事业单位委托项目 | 论文类型 | 综合研究 | | 开题日期 | 2021-11-18 | 开题地点 | 科研楼809 |  立题依据（包括研究目的、意义、国内外研究现状和发展趋势，需结合科学研究发展趋势来论述科学意义；或结合国民经济和社会发展中迫切需要解决的关键科技问题来论述其应用前景。附主要参考文献目录）（不少于800字）研究背景 2017年Transformer[1]被提出后，基于该架构的预训练模型广泛应用于许多NLP任务中，例如：BERT[2]、GPT-2[3]和T5[4]。这些模型利用大规模的文本数据进行自监督的预训练，通过进一步微调在下游任务上取得了很好的性能。随着预训练模型的发展，对话领域的研究也逐渐开始关注基于预训练的端到端对话系统，例如：google在2020年1月发表的Meena[5]、Facebook在4月发表的Blender[6]和百度PLATO系列[7-9]等。这些模型的成功一定程度上表明海量数据和大模型能为对话系统带来很好的性能收益。  任务型对话系统以其成功的应用和良好的发展前景引起了学术界和工业界的广泛关注。Apple的Siri[10]和阿里的小蜜[11]等一些我们熟知的智能助手产品正在改变人们的生活方式。人们希望借助人机对话技术获得更加高效便利的生活，也同时推动着人机对话技术的不断发展。  任务型对话系统的构建有两种方式：基于管道（pipeline）的方法和端到端（end-to-end）方法。传统的pipeline对话系统如图1所示，主要包括四个模块：自然语言理解（NLU）、对话状态追踪（DST）、对话策略（DP）和自然语言生成（NLG）。基于pipeline方法的任务型对话系统可解释性强、且易于落地，但是各个模块的级联会产生错误的累积，系统性能受限。     1. 基于Pipeline方法的任务型对话系统的总体框架[12]   随着大规模预训练模型的发展，越来越多的工作将对话管理和回复生成建模在统一的预训练模型下，采用端到端的方式进行训练。这些工作直接在文本预训练模型上进行微调，通过设计辅助任务来提高预训练模型在任务型对话上的性能。但是，文本数据或闲聊数据预训练后的模型在任务型对话数据上直接微调可能存在两个问题：一是，由于数据的语言模式不同，文本、闲聊数据和任务型对话数据的分布差异较大，直接微调效果不佳；二是，任务型对话通常有一个特定的对话目标，且数据中包含很多任务相关的信息，这些信息在文本、闲聊预训练模型中没有被建模。因此，越来越多的工作开始关注针对任务型对话的预训练模型，在预训练阶段设计相关的预训练任务来挖掘任务型对话中的任务信息，使得模型可以在任务型对话上取得更好的表现。 研究目的及意义  1. 任务型对话系统具有明确的用户目标和系统行为，对其语言理解和策略学习比闲聊型对话更为重要。通过任务型对话预训练让模型提前学习一些通用的、可迁移的任务相关的信息，为下游任务提供一些先验知识，从而提升任务型对话系统的性能，具有较高的学术价值。 2. 任务型对话系统可以帮助用户便捷处理复杂任务，如：预定机票、售后咨询等，可以极大程度上减轻人工客服的负担，降低人力成本，具有较高的应用价值。  国内外研究现状任务型对话系统的研究现状 近年来，基于大规模文本预训练（Pre-trained Language Models, PLMs）的模型已经被广泛应用于任务型对话系统。Budzianowski等人[13]首先提出将GPT-2应用于对话系统中的回复生成任务。Ham等人[14]和Hosseini等人[15]进一步用GPT-2以序列的方式生成对话状态、对话策略和系统回复，实现了任务型对话系统端到端的建模。Yang等人[16]提出在更真实的场景下建模任务型对话，并对其进行会话级的评测；Lee等人[17]在会话级建模的基础上引入多任务学习机制来进一步提升系统的性能。Sun等人[18]提出了一种反向重构和去噪的方式来减少任务型对话系统中的错误传播。  尽管这些工作提高了任务型对话系统端到端回复生成的能力，但是任务型对话和一般文本之间内在的语言模式差异限制了这些方法取得更好的效果。 任务型对话系统预训练的研究现状 为了减少预训练和微调过程中数据分布的差异，一些工作将文本预训练模型在任务型对话数据上进一步预训练来构建预训练对话系统（Pre-trained Conversation Models, PCMs）。现有的任务型对话预训练相关工作可以分为两类：一类是针对单个模块进行预训练，如Peng等人[19]对回复生成模块进行预训练；Wu等人[20]和He等人[26]对对话理解模块进行预训练。另一类是通过端到端的方式进行预训练。Peng等人[23]预训练了一个基于任务的回复生成模型，该模型可以生成基于用户目标和显示世界知识的回复；Su等人[24]基于多任务学习的方式、利用部分标注的任务型对话数据进行预训练；He等人[24,25]通过半监督学习的方式直接向预训练语言模型中注入对话策略相关知识，并提出了统一对话生成和对话理解的预训练模型。  尽管这些工作在任务型对话上取得了很好的效果，但是依然有一些任务相关的信息尚未在预训练阶段进行建模。 参考文献  1. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30. 2. Kenton J D M W C, Toutanova L K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[C]//Proceedings of NAACL-HLT. 2019: 4171-4186. 3. Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. OpenAI blog, 2019, 1(8): 9. 4. Raffel C, Shazeer N, Roberts A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer[J]. J. Mach. Learn. Res., 2020, 21(140): 1-67. 5. Adiwardana D, Luong M T, So D R, et al. Towards a human-like open-domain chatbot[J]. arXiv preprint arXiv:2001.09977, 2020. 6. Roller S, Dinan E, Goyal N, et al. Recipes for Building an Open-Domain Chatbot[C]//Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Main Volume. 2021: 300-325. 7. 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. 2020: 85-96. 8. Bao S, He H, Wang F, et al. PLATO-2: Towards Building an Open-Domain Chatbot via Curriculum Learning[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021. 2021: 2513-2525. 9. Bao S, He H, Wang F, et al. Plato-xl: Exploring the large-scale pre-training of dialogue generation[J]. arXiv preprint arXiv:2109.09519, 2021. 10. Aron J. How innovative is Apple's new voice assistant, Siri?[J]. 2011. 11. Li F L, Qiu M, Chen H, et al. Alime assist: An intelligent assistant for creating an innovative e-commerce experience [C]//Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management. 2017: 2495-2498. 12. Zhang Z, Takanobu R, Zhu Q, et al. Recent advances and challenges in task-oriented dialog systems[J]. Science China Technological Sciences, 2020, 63(10): 2011-2027. 13. Budzianowski P, Vulić I. Hello, It’s GPT-2-How Can I Help You? Towards the Use of Pretrained Language Models for Task-Oriented Dialogue Systems[C]//Proceedings of the 3rd Workshop on Neural Generation and Translation. 2019: 15-22. 14. Ham D, Lee J G, Jang Y, et al. End-to-end neural pipeline for goal-oriented dialogue systems using GPT-2[C]//Proceedings of the 58th annual meeting of the association for computational linguistics. 2020: 583-592. 15. Hosseini-Asl E, McCann B, Wu C S, et al. A simple language model for task-oriented dialogue[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 20179-20191. 16. Yang Y, Li Y, Quan X. Ubar: Towards fully end-to-end task-oriented dialog system with gpt-2[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021, 35(16): 14230-14238. 17. Lee Y. Improving End-to-End Task-Oriented Dialog System with A Simple Auxiliary Task[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2021. 2021: 1296-1303. 18. Sun H, Bao J, Wu Y, et al. BORT: Back and Denoising Reconstruction for End-to-End Task-Oriented Dialog[J]. arXiv preprint arXiv:2205.02471, 2022. 19. Peng B, Zhu C, Li C, et al. Few-shot Natural Language Generation for Task-Oriented Dialog[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020. 2020: 172-182. 20. Wu C S, Hoi S C H, 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 (EMNLP). 2020: 917-929. 21. Chen Z, Liu Y, Chen L, et al. OPAL: Ontology-Aware Pretrained Language Model for End-to-End Task-Oriented Dialogue[J]. arXiv preprint arXiv:2209.04595, 2022 22. Gu J, Wu Q, Wu C, et al. A tailored pre-training model for task-oriented dialog generation[J]. arXiv preprint arXiv:2004.13835, 2020. 23. Peng B, Li C, Li J, et al. SOLOIST: Few-shot Task-Oriented Dialog with A Single Pre-trained Auto-regressive Model[J]. 24. Su Y, Shu L, Mansimov E, et al. Multi-Task Pre-Training for Plug-and-Play Task-Oriented Dialogue System[C]//Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2022: 4661-4676. 25. He W, Dai Y, Zheng Y, et al. Galaxy: A generative pre-trained model for task-oriented dialog with semi-supervised learning and explicit policy injection[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2022, 36(10): 10749-10757. 26. He W, Dai Y, Hui B, et al. SPACE-2: Tree-Structured Semi-Supervised Contrastive Pre-training for Task-Oriented Dialog Understanding[C]//Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics. 2022: 553-569. 27. He W, Dai Y, Yang M, et al. Unified Dialog Model Pre-training for Task-Oriented Dialog Understanding and Generation[C]//Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2022: 187-200. |

|  |
| --- |
| 研究内容和目标（说明课题的具体研究内容，研究目标和效果，以及拟解决的关键科学问题。此部分为重点阐述内容）（不少于2500字）研究内容 任务型对话预训练旨在通过利用任务型对话数据对模型进行预先训练，使得模型可以提前学习任务相关的知识，这类任务相关的知识可以迁移到下游任务上，以提升模型在下游任务上的综合表现。任务型对话系统的端到端对话建模任务的形式化定义为：对于每一个训练样本, 其中为输入的对话历史信息，具体而言是之前轮次所有对话语句的拼接；是目标的输出文本，具体而言是当前轮次对应的系统回复语句。在训练阶段，给定训练样本，计算生成损失为：    在推理阶段，给定对话历史，通过自回归的方式生成系统回复。  为了支撑本课题的研究，我们调研了大量任务型对话数据集，并从中选择两个端到端任务型对话基线用于下游任务的微调，分别是：MultiWOZ数据集和In-Car数据集。MultiWOZ 数据集是一个大规模多领域多轮任务型对话数据集，该数据集的质量得到了研究人员的广泛认可，并且也是目前任务型对话领域研究最多的数据集之一。目前，MultiWOZ数据集已经从MultiWOZ 2.0发展到了MultiWOZ 2.1 、MultiWOZ 2.2,、MultiWOZ2.3，数据集的内容正在被不断的校准和维护。它包含8438 个对话，115424 个对话轮次。其中，70%的对话轮次超过10轮，平均对话轮次13.68轮，平均每轮对话长度13.18，具有完整的对话状态、对话系统行为等标注信息，非常符合本课题的研究需要。In-Car数据集包含3031端对话，这些对话基于基础知识库，包括车载助手中的三个不同任务:日程规划、天气查询和导航服务。该数据集具有良好的对话状态标注，目前被广泛应用于任务型对话系统的端到端评估，非常符合本课题的研究需要。  通过对现有的任务型对话系统预训练相关研究工作进行分析，我们将目前任务型对话预训练研究所存在的问题总结如下：   1. 任务型对话数据的标注需要专家知识，获取高质量的标注信息费时费力。而现有的工作不断增加预训练的数据量，这使得预训练的成本非常高昂，且大部分工作对数据标注信息的利用不充分，有较大的改进空间。 2. 目前任务型对话预训练模型在对话策略预测的准确率上依然很低，完全正确的比例不足50%，而对话策略是任务型对话系统的核心模块，策略选择的准确率很大程度上决定了整个任务型对话系统的性能。现有的工作对话策略建模方式比较单一，且对话策略本身还有很多的特性没有被完全探索，对话策略建模还有很大的提升空间。 3. 现有的任务型对话预训练模型只在公共数据集上进行离线的评测，并没有在实际业务中进行线上评测，也没有考虑实际业务中系统回复可能存在的问题。真实业务场景下的用户意图更复杂且不确定性高，对模型进行线上的评测才能真正反映系统的优劣。   针对任务型对话预训练研究所存在的三点不足，本课题将进行以下三个部分的研究。 设计并提出一种可以充分学习标注信息的预训练方式 任务型对话系统的监督信号一般分为三个部分：对话状态、系统动作和系统回复，分别对应了传统pipeline方法中的对话状态追踪模块、对话策略模块和自然语言生成模块。现有的工作利用GPT-2和T5顺序生成这三种信息以对子任务的任务流进行建模。然而，让模型同时学习这三种不同的任务，会存在学习目标不明确以及各个任务学习不充分的问题。ERNIE2.0表明同时训练新任务和旧任务的顺序多任务学习方式对于具有语义顺序的任务学习是有效的。由于任务型对话系统中的三个模块有固定的pipeline顺序，上一个任务的学习会有助于下一个任务更好地开始，所以我们拟让模型对这三个任务进行渐进式的多阶段学习，每个阶段侧重于不同的任务，使得每个任务都可以被充分学习到。 设计并提出多个面向对话策略的预训练任务 对话策略的预测是基于当前轮次的对话状态以及数据库的返回结果，得到当前轮次的系统动作。系统动作的准确性决定了系统回复的质量，因此对话策略的建模对任务型对话系统至关重要。现有的模型在对话策略的建模上方式比较单一。他们只对轮次内的策略进行约束，而忽略了轮次间的动作转移关系。另外，他们只考虑同一batch中样本策略的相似性而忽略了整个数据集下具有相同策略的样本的表示的相似性。因此，我们拟设计两个损失来对对话策略进一步建模。一个是对话级的一致性损失来对轮次间的系统动作转移关系进行建模，从而使得模型在每个轮次可以做出全局最优的决策，以最优的动作序列来完成对话任务；另一个是基于系统动作的有监督对比学习任务，该任务除了以同一个batch中的样例为负样本外，还会从整个数据集中选取系统动作一致的样本作为正样本，通过对比学习拉近系统动作相同的样本的表示，拉远系统动作的样本的表示，使对话策略的学习更具有区分度，从而提高对话策略的预测准确率。 设计并实现基于现实业务场景的任务型对话系统 在任务型对话的实际应用场景下，现在模型都没有很好建模session-level的知识，表现为几个具体问题：一是，轮次间的重复问题，训练数据是单轮拆开拼接的，而实际应用于对话机器人时会使用模型自己预测的结果作为输入；二是，负样本如何引入的问题，对话状态及对话策略的负样本如何更好的设计；三是，存在一些session级别的附加标签，如session的类别，该如何利用这些标签。以上三个问题对应于三个粒度的session知识：对话本身更远轮次的长期回报、对话之外session级别（封闭）的分类标签、对话之外session级别（开放）的文本标签。本课题拟针对以上session-level的知识进行建模，实现线上的业务标签到模型训练的回流。 研究目标和效果  1. 基于现有的任务型对话数据的标注信息，设计新的预训练方式来提高标注数据的利用效率，充分建模标注数据之间的逻辑关系，从而提高任务型对话系统的任务成功率。 2. 分析对话策略本身的特点，设计相关的预训练任务来从各个维度建模对话策略，以提高预训练模型的策略预测准确率，进而提高任务型对话系统的回复生成的质量。 3. 基于所提出的模型，在现实场景下进行测试，分析在真实对话业务中存在的问题，并针对具体的业务对进行模型的改进，实现线上业务标签到模型训练的回流，提升现实场景下任务型对话系统的成功率。  拟解决的关键科学问题 本课题拟解决的关键问题主要集中在如何有效挖掘任务型对话数据本身的特点，可以表述为以下几个关键问题：   1. 研究如何通过多阶段的渐进式预训练，实现模型在不同阶段学习不同的对话任务，从而保证每个任务可以进行充分的学习，避免传统的多任务学习方式下多个任务同时训练而产生的任务训练不充分的问题。 2. 研究如何通过预训练任务来更好地建模对话数据中的对话策略信息，从不同的维度来对策略进行全方位的建模，如：时序维度、样本空间维度等，更好的预测对话策略可以获得更高质量的系统回复，并提升任务型对话系统的成功率。 3. 研究如何在实际业务模型上对session-level的知识进行建模，提升现实场景下任务型对话系统的用户满意度。 |

­­

|  |
| --- |
| 研究方案设计及可行性分析（包括：研究方法，技术路线，理论分析、计算、实验方法和步骤及其可行性等）（不少于800字）研究方法及技术路线  1. 设计更合理的预训练方式   本课题将尝试采用渐进式的多阶段预训练方式来对任务型对话中的三个任务进行学习，如图2所示。模型的训练分为三个阶段：对话状态追踪、对话策略学习和回复生成。第一阶段模型只学习对话状态追踪任务；模型在第一阶段训练完全的基础上开始第二阶段的训练，此时模型已经具备较强的对话状态追踪的能力，因此更有利于第二阶段的对话策略的学习；第三阶段在前两个阶段训练完全的基础上进行，主要通过前两个阶段已经学到的对话状态和对话策略来进行回复生成任务的学习。这样的渐进式预训练方式可以让模型在每个阶段的学习目标更明确，三个任务都可以被充分地学习。  C:\Users\14069\Documents\WeChat Files\wxid_84b0tbcrxb0d22\FileStorage\Temp\1670221958697.png   1. 渐进式的多阶段预训练方法  设计更好的基于策略的预训练任务 本课题将从对话策略的时序维度和样本空间维度分别设计预训练任务来强化第二阶段的策略学习。具体而言，从时序维度对策略进行建模需要考虑两个方面：一是，当前轮次的策略是否正确；二是，前轮的策略序列是否是最优的决策序列。我们拟采用一个单向的Transformer来建模策略的序列。从样本空间维度对策略进行建模的工作有很多，但是这些工作都只考虑了in-batch的负样本，我们将引入out-batch的正样本来强化策略表示的学习。具体而言，对于当前batch中的每一个样本，从整个数据集下采样具有相同对话动作的正样本进行对比学习。   1. 研究现实场景下的任务型对话系统   本课题将针对美团平台的真实业务数据改进任务型对话系统。具体而言，线上的模型在和用户的交互过程中可以获得一些标签：比如：用户满意度、对话是否成功等。这些标签目前无法回流到模型的训练阶段，我们将收集这些线上标签的，用于在模型训练阶段引入session-level知识，从而提高线上系统的用户满意度。 可行性分析 针对本课题的研究内容和研究方案进行可行性分析：   1. 大量的研究表明在预训练阶段设计和对话任务相关的预训练任务可以有助于下游任务的微调，这也说明了本文从建模任务型对话数据中任务本身的信息是可行的。 2. 相较于大规模文本预训练而言，任务型对话预训练由于对话本身存在很多特定的任务信息，研究尚处于初级阶段。但近两年来发展快速，在ACL/EMNLP/NAACL等众多学术会议上涌现了大量的任务型对话预训练的相关工作，说明任务型对话预训练依然存在很大的发展空间。 3. 已经初步完成了baseline模型的代码，后续改进方向明确，可以在模型的不断完善中达到本课题的研究目标。 |

|  |
| --- |
| 本研究课题可能的创新之处（不少于500字） 本课题可能的创新点如下：   1. 提出一种渐进式的多阶段预训练框架，该框架能够有效缓解传统多任务设置下各个任务学习不充分的问题。对于任务型对话中的三个子任务，我们让模型在每个阶段学习特定的任务，上一阶段学习到的任务相关知识可以有助于下一个阶段任务的学习，从而使各个任务都可以进行充分地学习。更进一步，为了让模型各阶段的学习目标明确，不会互相干扰，我们设计一种损失衰减的机制来控制当前阶段模型对不同任务的关注程度。 2. 提出多个基于对话策略的预训练任务，从各个维度充分建模任务型对话数据中对话策略相关的信息，提高模型对话策略生成的准确率。一方面需要实现策略的时序信息的建模，使得模型可以以最优的策略序列完成对话任务；另一方面需要实现out-batch的策略正样本信息的建模，使得模型可以得到更好的策略表示。专注于强化预训练过程中策略相关知识的学习，进而提高回复生成的质量。 3. 设计并实现基于现实业务场景的任务型对话系统，并将线上获取的对话标签回流到模型训练阶段。现在线上的模型在和用户的交互过程中获得的标签无法回流到模型的训练阶段，这是的线上的用户满意度很难提高。我们将在训练阶段加入线上的标签，通过对session-level知识的建模，使模型可以不断提升现实业务场景下的对话能力。 |
| 研究基础与工作条件（1.与本项目相关的研究工作积累基础 2.包括已具备的实验条件，尚缺少的实验条件和拟解决途径）（不少于500字）与本项目相关的研究工作积累基础在选题过程中，本人已经阅读了大量的任务型对话系统、任务型对话预训练领域的相关文献，对于本课题的相关的研究背景和研究现状有了较为全面的认识。通过对现有研究工作进行理论、实验分析，对本课题的难点和重点有了充分的了解。  1. 已经完成了常用数据集的调研和分析工作。通过对现有的任务型对话数据的数据形式、标注类型、数据规模和数据质量进行分析，拟选用MultiWOZ、In-Car、Frames、CamRest、MSRE2E这五个具有高质量标注的任务型对话数据集作为预训练数据，在MultiWOZ、In-Car两个端到端benchmark上进行评测。 2. 有深度学习框架Pytorch以及transformers库的使用经验，可快速实现基线模型。通过对基线模型的实验结果进行分析，有清晰的改进方向。 3. 已经针对任务型对话中对话信息的建模进行了一定的前期实验和探索。  已具备的实验条件  1. 本人所在的智能科学与技术中心配备多台高性能CPU和GPU服务器，可以满足实验需求。 2. 实验室有大量的自然语言处理和深度学习相关书籍，同时在任务型对话系统领域有丰富的技术积累可以借鉴和参考。实验室的老师和同门在任务型对话领域有大量的实践开发经验，能够在本课题的开展过程中给予本人极大的帮助。 3. 本人研一期间阅读并复现了大量任务型对话领域相关的论文，积累了大量可复用的代码和编程经验，构建了一套自己的代码体系，在实验过程中可以快速实现相关需求。 |

**学位论文工作计划**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 时间 | 研究内容 | 预期效果 |
| 2022.07-2022.09 | 查阅相关论文和资料，总结目前相关方向的最新进展，寻找可能的创新点 | 掌握相关方向的基本知识以及最新进展，确定研究方向和研究点及其可行性 |
| 2022.10-2022.11 | 完成baseline模型代码 | 调研及复现当前任务型对话预训练技术方案，复现基于T5的任务型对话预训练baseline模型 |
| 2022.12-2023.03 | 研究如何在预训练过程中建模对话标注之间的逻辑关系 | 提出一种可以充分利用标注数据的任务型对话预训练框架 |
| 2023.02-2023.03 | 研究如何在预训练过程中建模对话策略信息 | 提出多个基于对话策略的预训练任务，从多个维度建模对话策略 |
| 2023.04-2023.07 | 分析真实任务型对话场景下模型存在的问题，并针对具体的业务对模型进行改进 | 在业务数据上完成模型的评估，将线上得到的业务标签回流到模型训练阶段 |
| 2023.08-2023.11 | 整理当前完成的工作，撰写中期报告，进一步优化模型 | 完成中期报告 |
| 2023.12-2024.05 | 总结前期的所有工作，完成毕业论文的撰写 | 完成论文撰写 |
|  |  |  |
|  |  |  |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 评  定  小  组  成  员 | 姓 名 | 职 称 | 单位名称 | 职务 |
| 王小捷 | 教授 | 人工智能学院 | 组长 |
| 袁彩霞 | 副教授 | 人工智能学院 | 成员 |
| 冯方向 | 助理教授 | 人工智能学院 | 成员 |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
| 导师意见： | | | | |
|  | | | | |
| 导师（签名）：  日期： 年 月 日 | | | | |
| 开题报告小组意见： | | | | |
| 组长（签名）：  日期： 年 月 日 | | | | |
| 学院意见（签章）： | | | | |
| 负责人：  日期： 年 月 日 | | | | |