

## 结合对话状态信息的个性化对话回复生成

桂海涛, 王中卿

引用本文

桂海涛, 王中卿. [结合对话状态信息的个性化对话回复生成](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 230800055-7.

GUI Haitao, WANG Zhongqing. [Personalized Dialogue Response Generation Combined with Conversation State Information](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 230800055-7.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

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

[基于领域知识微调的缺陷报告严重性预测](#)

Bug Report Severity Prediction Based on Fine-tuned Embedding Model with Domain Knowledge  
计算机科学, 2024, 51(6A): 230400068-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400068>

[结合预训练的多文档摘要研究](#)

Study on Pre-training Tasks for Multi-document Summarization  
计算机科学, 2024, 51(6A): 230300160-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300160>

[基于预训练语言模型的机器翻译最新进展](#)

Recent Progress on Machine Translation Based on Pre-trained Language Models  
计算机科学, 2024, 51(6A): 230700112-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700112>

[基于知识辅助的结构化医疗报告生成](#)

Generation of Structured Medical Reports Based on Knowledge Assistance  
计算机科学, 2024, 51(6): 317-324. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230900076>

[基于提示学习的轻量化代码生成方法](#)

Prompt Learning Based Parameter-efficient Code Generation  
计算机科学, 2024, 51(6): 61-67. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400137>

# 结合对话状态信息的个性化对话回复生成

桂海涛 王中卿

苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215006

(2927477500@qq.com)

**摘要** 尽管个性化回复生成模型取得了显著成功,但这些研究都未能很好地考虑到对话状态信息对于个性化对话回复的影响。针对此问题,基于预训练生成模型提出了结合对话状态的自监督对话回复生成模型,该模型可以有效地对结合对话状态生成个性化的回复。首先,将对话状态纳入情景喜剧数据集中,以增强模型对上下文信息的理解能力。其次,采用自监督的训练技术,赋予预训练语言生成模型独特的对话文本特征知识,并采用多种掩码策略合并对话文本和对话状态,进一步提升模型性能。最后,基于历史对话,使用自监督生成模型生成个性化回复。在自行收集的情景喜剧数据集上进行性实验,结果表明,结合对话状态的对话回复生成模型在多项指标上优于一些强基准,进而证明了对话状态和个性化回复生成模型的有效性。

**关键词:** 对话回复;对话状态;自监督;预训练;文本生成

**中图分类号** TP391

## Personalized Dialogue Response Generation Combined with Conversation State Information

GUI Haitao and WANG Zhongqing

School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China

**Abstract** Despite the significant achievements in personalized response generation models, existing studies have not adequately considered the impact of dialogue state information on personalized dialogue responses. To address this issue, this paper proposes a self-supervised dialogue response generation model that incorporates dialogue state to effectively generate personalized replies based on pre-trained generative models. Firstly, we integrate the dialogue state into a situational comedy dataset to enhance the model's contextual understanding. Secondly, we employ self-supervised training techniques to imbue the pre-trained language generation model with unique dialogue text features and employ various masking strategies to combine dialogue text and dialogue state, further enhancing model performance. Lastly, leveraging historical dialogues, we utilize the self-supervised generative model to produce personalized responses. Experimental results on a self-collected situational comedy dataset demonstrate that the dialogue response generation model incorporating dialogue state outperforms several strong baselines across multiple metrics, thus validating the effectiveness of incorporating dialogue state in personalized response generation models.

**Keywords** Dialogue response, Conversation state, Self-supervision, Pre-training, Text generation

### 1 引言

对话回复生成是自然语言处理领域中备受关注的研究方向之一。该项研究旨在利用背景对话上下文生成符合语境的自然语言回复,以更好地满足用户需求和提高用户体验。与任务导向型的对话机器人大大相径庭,闲聊机器人需要灵活地交互,并深入理解对话的语义含义,从而更好地为用户提供回复,进而提升用户体验。

使用数据驱动的方法构建闲聊系统已经取得了成功<sup>[1-3]</sup>,但是这些模型一般忽略了对话状态信息的重要性。在对话系统中,对话状态是十分关键的,因为它能够提供当前对话环境和对话意图的有用信息,从而使系统能够更准确、更自然地回复用户。如果在对话回复生成模型中不考虑对话状态信息,则模型可能会难以理解上下文,并造成生成的回复内容不自然或不连贯。正如图 1 所示,回复内容直接关系到前一个人

的对话情感和意图。当前一个人处于伤心情感的状态时,首要关注的是其为何伤心,然后给予安慰。

因此,本研究探索了如何将对话状态信息纳入到对话回复生成模型中,以提高模型的性能和用户体验。我们采用额外的分类器来识别每句对话的情感和意图,用对话情感和意图代表对话状态,作为对话文本的前缀。通过实验,我们证明了所提模型能够生成比其他基线模型更自然和连贯的回复。

```
Person A: I feel very unhappy today. My work is very annoying. (Sorry, notice)
Person B: Really? What happened to make you unhappy?
Person A: Colleagues in the company are not very cooperative, and some customers are difficult to get along with.
Person B: That sounds hard. But you did your best, didn't you? Don't beat yourself up too much.
```

图 1 对话回复样例

Fig. 1 Example of dialogue response

基金项目:国家自然科学基金(61806137,61702149)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61806137,61702149).

通信作者:王中卿(wangzq@suda.edu.cn)

同时,对话文本的独特结构和表达方式也是另一个需要考虑的关键因素。就文本的结构而言,对话文本的结构不同于通用文本,通常由多个人在同一情境下进行交流而产生,并且具有明显的交替结构。在表达层面上,对话文本通常使用非正式的表达方式,更加灵活自如,同时也更加感性,例如使用俚语和缩写等方式,可以更好地表达情感,与其他人建立更深的联系。然而,现有的对话回复生成方法却大多仅考虑通用语言的特点,并未考虑到对话文本的特殊性。

为解决上述矛盾,本研究提出了一种卓越的对话生成模型,其结合了用户状态信息和自监督学习,以探究对话文本的对话状态和语言特性。具体而言,此方案不仅基于 T5 预训练模型,而且致力于通过自监督的预训练任务,学习对话文本的表现形式,从而加强模型的对话状态理解能力。

本文的主要贡献有:

(1)提出了基于对话情感和意图信息的对话生成模型,将用户的实时状态信息融入对话中,从而增强了对话回复的个性化程度。

(2)通过在历史对话文本上自监督的预训练,有助于模型理解对话文本的特殊表达和结构特征。此外,本方法生成的回复更符合对话表达方式。

本文第 2 章主要介绍对话回复的相关工作;第 3 章介绍本文提出方法的具体内容;第 4 章是实验结果的对比与分析以及实验参数设置的介绍;最后总结全文并展望未来。

## 2 相关工作

传统的对话系统由多个构建块组成,如对话状态跟踪器和回复生成器。这些系统通常是目标驱动的,即涉及标记化内部对话状态和明确定义的用户意图理解与处理<sup>[4]</sup>。最成功的目标驱动的对话系统将对话建模为部分可观察的马尔可夫决策过程(Partially Observable Markov Decision Processes, POMDPs)<sup>[5]</sup>。然而,这些方法通常没有考虑聊天环境,更注重于实现功能性目标(例如预定航班),而非展示个性化。特别是,许多可用的任务和数据集被限制在狭窄的领域<sup>[6]</sup>。非目标驱动的对话回复模型主要分为基于排名和基于生成的对话回复模型。

基于排名的对话回复模型:基于排名的模型更专注于回复选择任务,即从候选回复中选择最佳的答案。早期的模型采用单轮的 CNN 和 LSTM 架构基于匹配对话上下文和回复的表示<sup>[7-8]</sup>,还尝试了将每个对话与回复匹配得更复杂的神经网络<sup>[9]</sup>。Whang 等<sup>[10]</sup>证明了预训练语言模型(如 BERT)在对话中回复的重新排序方面的有效性;而 Lan 等<sup>[11]</sup>则表明,基于 BERT 的密集检索模型优于 BM25 对对话的第一阶段回复检索。然而,他们的工作局限性在于没有采用在其他检索任务中已被证明有效的强稀疏检索基线,例如具有对话上下文扩展的 BM25<sup>[12]</sup>或回复扩展的 BM25<sup>[13]</sup>。

基于生成的对话回复模型:生成类模型则直接根据给定的输入生成回复。在个性化对话生成领域,构建个性化对话系统的传统方法侧重于心理特征,如“五大人格特征”<sup>[14]</sup>。对心理学特征进行建模并收集相应的对话上下文非常困难,这使个性化对话系统的发展受到了很大的限制。因此, Li 等<sup>[15]</sup>尝试以数据驱动方式构建个性化对话生成模型,首先将人物信息纳入模型,将人物信息转换为密集向量,用于后续的对

话生成任务,这可以有效地减少常规回复的数量并增加回复的多样性。随着预训练模型的发展, Wolf 等提出了一种名为 TransferTransfo 的新方法<sup>[16]</sup>,他们使用 Transformer 模型来提高回复的流畅性。为了有效地融合目标人物信息到解码过程中,并平衡其贡献, Zheng 等提出了一种注意力路由结构<sup>[17]</sup>,可以在模型训练过程中更有效地利用个性化的稀疏数据。为了更好地将一致的人物信息纳入到对话生成过程中,他们还预定义了几个概要键值对,包括姓名、性别、年龄、位置等,并在回复中明确地表达了概要值。上述方法虽然已经取得了显著的成果,但大多数模型过于注重模仿人类回复,生成的回复与人物信息过于相关。Liu 等提出了 P2BOT<sup>[18]</sup>,结合互相的个性认知来提高个性化对话生成的质量。然而,用户的个性设定是静态的,这些信息不会随着对话而动态变化。Chen 等结合了说话者的详细场景、属性和关系<sup>[19]</sup>,帮助模型更深入地了解对话背景信息。而 Wu 等则侧重记忆对话环境中相关的历史评论<sup>[20]</sup>。Chen 等<sup>[21]</sup>提出了 DialogVED 预训练框架,将连续潜在变量引入至增强的编码器-解码器架构中,以期提升生成回复的相关性与多样性。Thoppilan 等<sup>[22]</sup>通过大规模 Transform 模型的预训练,结合特定数据集优化和引入外部知识源的方法,提出的 Lamda 成功提升了对话系统在安全性和事实依据两大核心挑战上的表现。

## 3 个性化对话回复生成

对话回复任务的输入为给定一段有  $k$  轮的历史对话,记作  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ ,其中,  $x_i$  代表第  $i$  轮对话,对话回复任务的目标是:根据已有的  $k$  轮对话,合理地预测出第  $k+1$  轮对话,即对话回复  $Y$ 。

如图 2 所示,我们以序列到序列模型为框架,并将其分为 3 个部分:对话情感和意图识别模型、自监督训练模型,以及对话回复生成模型。具体而言,本文模型首先使用对话情感和意图识别模型,对每一轮对话的情感  $e_i$  和意图  $a_i$  进行分类,其中  $e_i$  属于预先定义的情感集合{悲伤,生气,开心,惊讶,无感情},  $a_i$  属于预先定义的意图集合{通知,询问,指示,承诺}。然后,模型将对话情感和意图与  $k$  轮历史对话相结合。接着,通过自监督训练,使用噪声函数破坏文本,再训练模型尝试恢复文本,从而提高其学习对话文本特征的能力。最后,在微调阶段,将整个历史对话、对应的对话情感和意图一起作为输入,输出个性化回复。

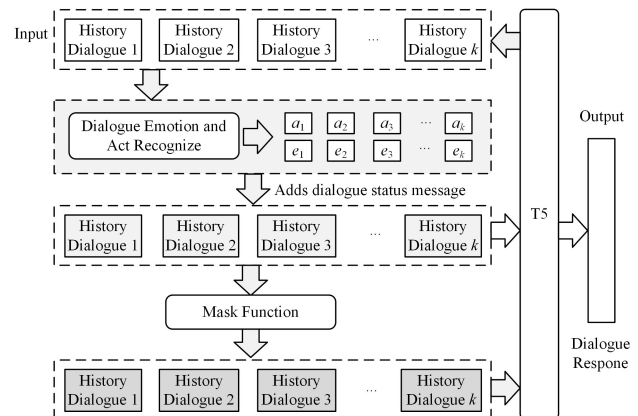


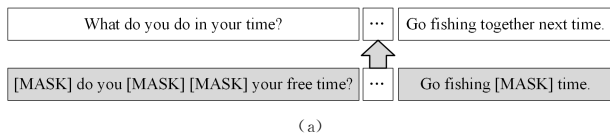
图 2 模型示意图

Fig. 2 Diagram of the proposed response generation model

### 3.1 基于 T5 的对话情感与意图识别

T5<sup>[23]</sup>是基于大规模无监督预训练的思想、经典的 Transformer 架构和多任务学习的方法而构建的。该模型将各种 NLP 任务都视为文本-文本的任务,以共享相同的目标函数和解码过程来进行训练(包括预训练和微调)和测试。使用 T5 模型,可以简化 NLP 任务的训练流程并提高模型的可迁移性。

本文采用生成模型 T5 作为分类器。不同于普通的分类模型,生成模型能够理解对话内容,并根据理解生成对话的情感和意图。我们以 DailyDialogue 数据集<sup>[24]</sup>中  $k$  轮历史对话  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  作为一个整体输入。其中,  $x_i = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  表示对话中第  $i$  轮对话,长为  $n$ ,而  $c_i$  是该轮对话中的字符。将对应的对话情感和意图作为输出,并训练出一个能够生成多轮对话情感和意图的模型。接着,利用该模型对



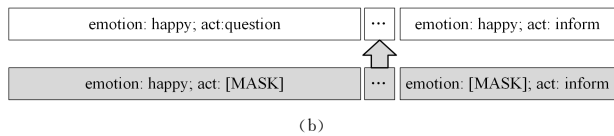
(a)

情景喜剧数据集集中的历史对话  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  的情感和意图进行分类,以得到历史对话的状态信息  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$  和  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ 。

### 3.2 预训练标

#### 3.2.1 自监督学习

针对对话文本不同于通用文本之处,例如多样语言风格、不规范的缩写和模糊信息等,传统模型通常难以学习对话文本特点并生成符合对话习惯的文本。因此,本文采用自监督学习的训练策略对 T5 模型在对话文本上进行预训练,以强化其对话文本特征的生成能力,避免了生成过于书面化的回复。同时,本文还探究了通过对话状态的去噪学习来进一步鼓励模型捕获对话状态信息。具体而言,我们采用噪声函数在每个输入中随机遮盖一部分节点,并训练模型恢复缺失的信息,如图 3 所示。



(b)

图 3 预训练策略

Fig. 3 Pre-training strategy

#### 3.2.2 结合文本和状态信息的预训练

上述的预训练策略如表 1 所列。然而,仅在对话文本或对话状态上预训练的策略可能存在问题,即模型在预训练阶段未能充分学习到对话文本与对话状态之间的交互影响。为了更好地解决这个问题,我们考虑使用一种联合训练方案:将对话文本和对话状态组合为去噪自编码器的输入。在这个过程中,可以动态遮盖对话文本和对话状态,并将两者传入自编码器。这样不仅可以指导模型生成个性化对话回复,还可以敦促其学习如何利用一种信息来源来辅助推断另一种信息来源,从而强制学习对话文本和对话状态之间的对应关系。

本文设计了如下 4 种预训练策略,分别为:

(1) 对话状态增强对话文本去噪 ( $\hat{X}S2X$ ):通过噪声函数部分破坏对话文本,在借助对话状态作为辅助信息的过程中,

促进文本恢复效果的提升。

(2) 对话文本增强对话状态去噪 ( $X\hat{S}2S$ ):通过噪声函数仅部分破坏对话状态,在借助对话文本作为辅助信息的过程中,提升状态恢复效果。

(3) 噪声对话状态增强对话文本去噪 ( $\hat{X}\hat{S}2X$ ):同时对对话文本和对话状态进行噪声函数破坏,利用对话状态提供的部分信息提升文本恢复效果进行。

(4) 噪声对话文本增强对话状态去噪 ( $X\hat{S}\hat{S}$ ):同时对对话文本和对话状态进行噪声函数破坏,利用对话文本提供的部分信息对状态恢复效果进行优化。

为了连接对话文本和对话状态信息,在本模型中,采用了“[SEP]”标识符。

表 1 预训练辅助任务

Table 1 Pre-training auxiliary tasks

阶段	任务	输入	输出
预训练	$\hat{X}2X$	$x_1, \dots, [mask], \dots, x_k$	$x_1, x_2, \dots, x_k$
	$\hat{S}2S$	$s_1, \dots, [mask], \dots, s_k$	$s_1, s_2, \dots, s_k$
	$\hat{X}\hat{S}2X$	$x_1, x_2, \dots, x_k [SEP] s_1, \dots, [mask] \dots, s_k$	$x_1, x_2, \dots, x_k$
	$X\hat{S}2S$	$x_1, \dots, [mask], \dots, x_k [SEP] s_1, s_2, \dots, s_k$	$s_1, s_2, \dots, s_k$
	$\hat{X}\hat{S}2\hat{X}$	$x_1, \dots, [mask], \dots, x_k [SEP] s_1, \dots, [mask], \dots, s_k$	$x_1, x_2, \dots, x_k$
	$X\hat{S}\hat{S}$	$x_1, \dots, [mask], \dots, x_k [SEP] s_1, \dots, [mask], \dots, s_k$	$s_1, s_2, \dots, s_k$
微调	$X\hat{S}2Y$	$x_1, x_2, \dots, x_k [SEP] s_1, s_2, \dots, s_k$	$y$

#### 3.2.3 噪声函数

本文通过噪声函数破坏对话文本,与使用静态掩码率的标准掩码不同, $\hat{X}S2S$  和  $\hat{X}\hat{S}2X$  采用动态掩码率  $p$ :

$$p = 0.15 + 0.6 * t / T \quad (1)$$

其中,0.15 是初始的掩码率, $T$  代表总训练步数。 $p$  随着当前步数  $t$  的增加而增长,随着  $t$  越来越接近  $T$ ,预训练任务越接近微调任务。

对于未被噪声函数破坏的文本,将其中的 50% 随机

替换成其他文本。

### 3.3 训练

给定历史对话  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ ,本文要处理的任务是,在历史对话的基础上预测回复  $Y$ 。本文模型应用 Adam 优化器来训练模型,训练目标是最小化交叉熵损失函数来训练模型参数  $\theta$ ,损失函数定义如下:

$$L = -\frac{1}{|\tau|} \sum_{(X,Y) \in \tau} \log p(Y|X;\theta) \quad (2)$$

其中,  $(X, Y)$  是训练集  $\tau$  中的(历史对话, 回复)对, 概率为:

$$\log p(Y|X_D; \theta) = \sum_{i=1}^n \log p(t_i | t_1, t_2, \dots, t_{i-1}, X; \theta) \quad (3)$$

其中,  $p(t_i | t_1, t_2, \dots, t_{i-1}, X; \theta)$  由解码器计算。

## 4 实验设置与实验分析

### 4.1 实验数据集和数据分析

本研究的实验数据基于公开数据集 DailyDialog 以及自行爬取的情景喜剧数据集。值得一提的是, DailyDialog 是源自英语学习网站的数据集, 其中包含了许多英语学习者书写的对话。因此, 对话情感和意图识别模型是基于此数据集构建的。而对于自监督学习和对话回复生成模型, 我们选择了情景喜剧数据集, 该数据集包含《生活大爆炸》《宋飞正传》《老友记》《成长的烦恼》《威尔和格蕾丝》以及《弗雷泽》这 6 部情景喜剧的对话。相较于源自社交网站的对话数据集, 这两个数据集具有逻辑清晰、语义丰富等特点。其中, 情景喜剧数据集更贴近于日常闲聊式对话, 与 DailyDialog 来源于书面对话的表达方式有所区别。因此, 在对话回复生成实验中, 本文选择了情景喜剧数据集作为实验数据。

为了全面分析情景喜剧数据集的特点, 本研究从对话轮数、对话情感分布以及对话长度等方面进行了统计。我们共收集了 245961 句对话, 涵盖了 1542 个场景。为了更加方便训练, 我们按照场景对原始语料进行了筛选, 并适当分割。在选取对话时, 以确保对话上下文的连贯性为原则, 选择 8 轮左右的对话作为一组。最终, 得到 14808 条训练数据和 1500 条测试数据。下文对本研究实际使用的 DailyDialog 和情景喜剧数据集进行了统计分析, 具体数据分析结果如表 2 所列。

表 2 数据集词汇数据统计  
Table 2 Basic statistics of dataset

数据集	数据集划分	数目	对话轮次	每个对话的平均词数	每轮对话的平均词数
DailyDialogue	训练集	11118	7.9	114.8	14.6
	测试集	2000	7.9	113.7	14.5
情景喜剧	训练集	14808	8	107.2	13.4
	测试集	1500	8	106.5	13.3

样本数量方面, 该数据集包含 5 种对话情感和 4 种对话意图, 对话情感和意图分布如表 3 和表 4 所列。数据集集中的对话情感和意图的分布符合日常对话的分布, 无特别情感的对话占据比例最多, 而悲伤情感的占比最少。

表 3 对话情感分布  
Table 3 Distribution of dialogue emotion

情感	悲伤	开心	惊讶	生气	无感情
比例	0.7	1.3	4.2	4.0	89.8

表 4 对话意图分布  
Table 4 Distribution of dialogue intention

意图	通知	询问	指示	承诺
比例	57.8	26.2	10.1	5.9

### 4.2 评估策略

本文采用多个广泛应用的指标来评估基线和本文模型在生成个性化回复方面的性能, 其中包括混淆度 (Perplexity, PPL)<sup>[25]</sup>、BLEU (Bilingual Evaluation Understudy)<sup>[26]</sup> 和一致性 C 分数<sup>[20]</sup>。此外, 还采用了人工评估。

PPL: 混淆度被用来衡量模型输出与测试数据的匹配

程度。一般来说, 混淆分数较低的模型在语法和流畅性方面会生成更好的文本。

BLUE: 一种用于衡量机器翻译或文本生成模型生成的文本在语义和流畅性方面的质量的指标。BLEU 指标得分越高, 说明生成的文本的质量越好。

一致性 C 分数: 一致性 C 分数用于评估说话者历史对话和生成的回应之间的人物角色一致性。对于给定的历史对话  $x_i$  和生成的回复  $R$ , 一致性分数如下:

$$NLI(Y, x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } Y \text{ entails } x_i \\ 0, & \text{if } Y \text{ is independent to } x_i \\ -1 & \text{if } Y \text{ contradicts } x_i \end{cases} \quad (4)$$

$$C(Y) = \sum_i^k NLI(Y, x_i) \quad (5)$$

具有较高一致性 C 分数的模型倾向于生成与用户历史对话更一致的个性化回复。在本文的设置中,  $k$  被设置为 7, 表示给定历史对话的最大数量。

人工评估: 本文采用了几个常用的人工评估指标, 包括正确性、流畅性和人性化<sup>[27]</sup>, 用于评估基线模型和本文提出的模型。本文从测试样本中随机选取了 300 个对话样本, 并要求人类标注员在 1~5 之间进行评分, 以衡量对话回复从低到高的程度。

### 4.3 基准模型介绍

为了评估模型效果, 本文选取了 5 种基准模型, 包括 Attention-Seq2Seq, Transformer, DialogGPT, PLATO 和 BART。此外, 还选取了 3 种包含用户信息的基准模型, 分别是 Speaker, PerVAE 和 GMN。对这些基准模型的简要介绍如下:

Attention-Seq2Seq<sup>[28]</sup>: 使用标准的带有注意力机制的序列到序列模型, 但不包含任何用户信息。

Transformer<sup>[29]</sup>: 基于多头注意力机制的一种模型。

DialogGPT<sup>[30]</sup>: 采用互信息最大化的技术手段, 以提高生成的回复的内容相关性和多样性, 提出基于大规模数据预训练的对话生成模型。

PLATO<sup>[31]</sup>: 一种基于预训练的对话生成模型, 通过采用离散潜变量的方法来解决响应生成中的一对多映射问题。

BART<sup>[32]</sup>: 由 Lewis 提出的一种使用序列到序列模型进行文本生成和理解的降噪自编码器。

Speaker<sup>[31]</sup>: 通过学习每个人的特定属性, 将这些属性转化为分散的嵌入向量, 并在生成回复过程中使用这些向量。

PerVAE<sup>[33]</sup>: 将人物信息嵌入到对话上下文中, 利用记忆增强架构从上下文中获取字符信息, 构建了一个条件变分自编码模型。

GMN<sup>[20]</sup>: Wu 等提出的一个生成式分离记忆网络, 采用新颖的分离记忆机制将不同用户的信息结合起来。一个记忆表示用户的元属性(如个人数据), 另一个记忆则表示用户的活动信息(如评论历史)。

GPT-3.5: OpenAI 公司提出的一种自回归模型, 训练大量的文本数据, 使用了 1750 亿个参数来预测下一个单词, 展现出了前所未有的语言理解和生成能力, 其训练采用无监督学习, 适应多种语言任务, 无需任务特定的架构调整。

GPT-4: OpenAI 发布的最新 GPT 系列模型。它是一个大规模的多模态模型, 可以接受图像和文本输入, 产生文本输出。输出任务依旧是一个自回归的单词预测任务。

#### 4.4 实验结果与分析

首先,本文将结合情感与意图信息的对话回复模型进行对比分析,并与基准模型进行比较。接着,对该模型与添加不同影响因素的模型进行比较分析,以便深入探讨其效果与性能。

##### 4.4.1 与基准模型比较

表 5 列出了本文提出的模型与其他对照模型之间的自动评测指标结果。通过比较不同模型的表现,我们可以更好地了解本文提出的模型相对于基准模型的优劣势。

表 5 情景喜剧数据集上的自动评测指标结果

Table 5 Results of automatic evaluation metrics on sitcom dataset

	BLEU-1	BLEU-2	PPL	C-Score
Attention-Seq2Seq	16.7	3.6	108.6	0.0112
Transformer	17.1	4.4	38.3	0.0106
DialogGPT	18.7	5.3	32.3	0.0200
PLATO	18.7	5.3	32.3	0.0200
BART	17.9	4.5	34.7	0.0162
T5	19.0	5.1	38.1	0.0227
Speaker	17.3	3.8	91.8	0.0216
PerCVAE	18.6	5.1	59.1	0.0204
GMN	17.8	4.3	86.5	0.0233
GPT-3.5	17.3	4.6	37.7	0.0186
GPT-4	19.5	5.2	39.3	0.0231
OURS	20.9	5.8	31.7	0.0240

表 6 列出了本文提出的模型与前述基准模型在人工评测指标上的表现,并记录了不同模型在正确性、流利性和人性化得分方面的分数情况。

表 6 情景喜剧数据集上的人工评测指标结果

Table 6 Results of human evaluation on sitcom dataset

Model	Correct	Fluent	Humanlike
PLATO	3.23	4.14	3.81
BART	3.23	4.13	3.76
T5	3.27	4.32	3.83
GMN	2.89	3.92	3.58
GPT-3.5	2.81	4.21	3.75
GPT-4	3.19	4.51	3.83
OURS	3.31	4.42	3.86
Human	4.45	4.65	4.34

结果显示,本文提出的结合情感与意图信息的个性化对话回复生成模型,在自动评测和人工评测指标上表现出了明显的优势。使用 PPL, BLUE 和 C-Score 指标进行自动评测,本模型在情景喜剧数据上的表现优于其他所有模型,这表明本模型在生成对话时具有高质量和多样性。此外,在人工评测中,本模型在鉴别正确性和人性化指标上明显优于所有基准模型,在流畅性上优于除 GPT-4 外的所有基准模型,加强了我们对本模型的信心。

由表 5 和表 6 的结果可以得知,本模型具备比 Speaker, Persona-CVAE 和 GMN 等其他基准模型更佳的测试效果,这证明了本模型的卓越性能,同时再次论证了将预训练和对话状态信息结合运用于对话生成任务的有效性。结合对话状态信息、情感和意图信息,可以更好地理解和响应用户需求和意图,因此,本模型能够生成更加人性化的对话回复。本研究提出的模型在流畅度上略低于 GPT-4,这种性能差距可能与训练数据的规模和多样性有关。GPT-4 使用了比我们的数据集规模大得多的数据,这自然增强了模型处理各种语言现象的能力以及语言生成能力;此外,GPT-4 的模型架构和计算

资源远超本研究使用的模型,这可能解释了其在生成回复的流畅度方面的优势。

总体来说,本文提出的结合情感和意图信息的个性化对话回复生成模型表现出了优秀的性能和效果。

##### 4.4.2 消融实验

为了探讨模型中不同因素对模型的影响,设置了以下实验:

(1)预训练策略:该实验旨在探讨针对模型训练性能的多种预训练策略,并进行了效果评估。在实验中,我们对比了 6 种预训练方法,本文方法表现最为出色,具体结果如表 7 所列。

表 7 不同预训练辅助任务对模型效果的影响

Table 7 Influence of different pre-training auxiliary tasks on

model effect		
Strategy	BLEU-1	BLEU-2
T5	19.0	5.1
T5+ $\hat{X}2X$	20.4	5.6
T5+ $\hat{S}2S$	19.8	5.4
T5+ $\hat{X}\hat{S}2X$	20.3	5.5
T5+ $\hat{X}\hat{S}2S$	19.9	5.4
T5+ $\hat{X}\hat{S}2X$	20.5	5.6
T5+ $\hat{X}\hat{S}2S$	20.3	5.5
Ours	20.9	5.8

根据表 7 结果可知,不同的预训练策略对模型的贡献是不同的,加入  $\hat{X}2X$  预训练任务后,模型在 BLEU-1 和 BLEU-2 指标上的表现优于 T5 模型;加入  $\hat{S}2S$  预训练任务后,模型的效果也都得到了提升。可以看出,对话文本的自监督训练策略对 BLEU 指标的影响相比于对话情感和意图的影响来说更加显著。而加入  $\hat{X}\hat{S}2X$ ,  $\hat{X}\hat{S}2S$ ,  $\hat{X}\hat{X}2X$  和  $\hat{X}\hat{X}2S$  预训练任务后,模型的性能得到了进一步提升,表明对话情感和意图信息可以协助对话文本的自监督策略,反之亦然。这证实了自监督策略在对话回复任务中具有重要意义,且采用联合对话文本与对话状态的自监督策略更佳。这又进一步验证了本文介绍的自监督学习方法对于提取对话文本特征是有意义的,且增加自监督学习可以更好地描述对话文本特征。

(2)对话状态:除此之外,还研究了加入对话状态信息对模型效果的影响。如表 8 所列,其中,-act 表示不将对话意图信息加入到模型中,-emotion 表示不加入对话情感信息。

表 8 对话状态信息对模型效果的影响

Table 8 Influences of dialogue state information on model effect

Algorithm	BLEU-1	BLEU-2
OURS	20.9	5.8
-act	20.4	5.5
-emotion	20.6	5.6

根据表 8 的结果可知,只加入对话意图信息或者只加入对话情感信息时,模型的 BLEU-1 和 BLEU-2 都得到了显著提升,而当同时加入对话情感和意图信息后,模型性能得到了进一步提升。说明对话状态信息有助于模型理解对话内容。

##### 4.4.3 实例分析

为了更好地实现本文的研究目的,本文选择了基线模型中表现较好的 T5 模型作为对照模型,并对图 4 中的实例进行了深入分析。

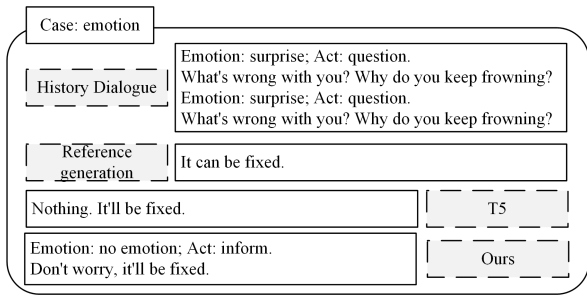


图4 实例分析

Fig. 4 Case study

在这个实例中,相较于本文提出的结合对话状态信息的个性化对话回复生成方法,T5模型忽视了说话人的情感状态。这种情况在实际对话中也比较普遍,许多机器生成的对话回复过于机械化,无法充分理解说话人的情感状态,导致回复缺乏人情味。然而,本文提出的方法则利用对话情感和意图图分类器对对话中的情感状态进行了深刻分析,顺利地把握了前面说话人的情感,从而生成了更加人性化、具有情感共鸣的回复。

除此之外,本文提出的对话回复生成方法还能够充分考虑对话的意图因素,从而把对话回复带入更深入的话题,避免出现机械回答,使得回复内容更加富有深度。通过示例展示,本文所提出的对话回复生成方法在不同的对话情境下,都表现出更好的性能。相较于传统的对话生成方法,本文方法能够更好地满足人类表达方式的需求。

这证明了本文使用的对话状态信息能够很好地帮助回复,更好地建立情感联系,并且改善对话氛围。在人机交互领域,它能提供更加自然、智能化的对话体验,具有广泛的应用前景。未来,这种方法可以应用于智能客服、智能助理等领域。

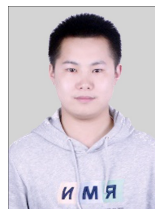
**结束语** 本文介绍了一种新的个性化对话回复生成模型,通过自监督任务学习对话文本特征和对话状态信息,辅助完成对话回复的生成任务。实验结果表明,该模型在情景喜剧数据集上的表现显著优于目前最先进的基准模型,这证明了该模型的有效性和优越性。未来,将进一步研究可以结合用户画像信息,进行更为个性化的对话回复生成,推动对话生成技术在个性化领域的应用和发展。

## 参考文献

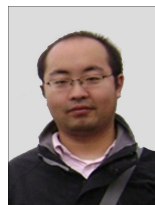
- [1] RITTER A, CHERRY C, DOLAN W B. Data-Driven Response Generation in Social Media[C]// Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Edinburgh, Scotland, UK. : Association for Computational Linguistics, 2011: 583-593.
- [2] LI J, MONROE W, RITTER A, et al. Deep Reinforcement Learning for Dialogue Generation[C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Austin, Texas: Association for Computational Linguistics, 2016: 1192-1202.
- [3] PARTHASARATHI P, PINEAU J. Extending Neural Generative Conversational Model using External Knowledge Sources [C]// Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Brussels, Belgium: Association for Computational Linguistics, 2018: 690-695.

- [4] YOUNG S J. Probabilistic methods in spoken-dialogue systems [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2000, 358(1769): 1389-1402.
- [5] YOUNG S, GAŠIĆ M, THOMSON B, et al. POMDP-Based Statistical Spoken Dialog Systems: A Review[J]. Proceedings of the IEEE, 2013, 101(5): 1160-1179.
- [6] SERBAN I V, LOWE R, HENDERSON P, et al. A Survey of Available Corpora for Building Data-Driven Dialogue Systems [J]. arXiv:1512.05742, 2017.
- [7] LOWE R, POW N, SERBAN I, et al. The Ubuntu Dialogue Corpus: A Large Dataset for Research in Unstructured Multi-Turn Dialogue Systems[C]// Proceedings of the 16th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue. Prague, Czech Republic: Association for Computational Linguistics, 2015: 285-294.
- [8] KADLEC R, SCHMID M, KLEINDIENST J. Improved Deep Learning Baselines for Ubuntu Corpus Dialogs[J]. arXiv:1510.03753, 2015.
- [9] GU J C, LING Z H, LIU Q. Interactive matching network for multi-turn response selection in retrieval-based chatbots [C]// Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. 2019: 2321-2324.
- [10] WHANG T, LEE D, LEE C, et al. An Effective Domain Adaptive Post-Training Method for BERT in Response Selection [C]// Interspeech 2020. ISCA, 2020: 1585-1589.
- [11] LAN T, CAI D, WANG Y, et al. Exploring Dense Retrieval for Dialogue Response Selection[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2023, 42(3): 1-29.
- [12] NOGUEIRA R, LIN J. From doc2query to docTTTTquery [J/OL]. [https://cs.uwaterloo.ca/~jimmylin/publications/Nogueira\\_Lin\\_2019\\_docTTTTquery-v2.pdf](https://cs.uwaterloo.ca/~jimmylin/publications/Nogueira_Lin_2019_docTTTTquery-v2.pdf).
- [13] YANG W, LU K, YANG P, et al. Critically Examining the "Neural Hype": Weak Baselines and the Additivity of Effectiveness Gains from Neural Ranking Models [C]// Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019: 1129-1132.
- [14] MAIRESSE F, WALKER M. PERSONAGE: Personality Generation for Dialogue [C]// Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics. Prague, Czech Republic: Association for Computational Linguistics, 2007: 496-503.
- [15] 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; Human Language Technologies. San Diego, California: Association for Computational Linguistics, 2016: 110-119.
- [16] WOLF T, SANH V, CHAUMOND J, et al. TransferTransfo: A Transfer Learning Approach for Neural Network Based Conversational Agents [J]. arXiv:1901.08149, 2019.
- [17] ZHENG Y, ZHANG R, HUANG M, et al. A Pre-Training Based Personalized Dialogue Generation Model with Persona-Sparse Data [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(5): 9693-9700.

- [18] 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. Online; Association for Computational Linguistics, 2020;1417-1427.
- [19] CHEN N, WANG Y, JIANG H, et al. What would Harry say? Building Dialogue Agents for Characters in a Story[J]. arXiv: 2211.06869, 2022.
- [20] WU Y, MA X, YANG D. Personalized Response Generation via Generative Split Memory Network[C]// Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. Online; Association for Computational Linguistics, 2021; 1956-1970.
- [21] 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 (Volume 1 Long Papers). 2022; 4852-4864.
- [22] THOPPILAN R, DE FREITAS D, HALL J, et al. LaMDA: Language Models for Dialog Applications [J]. arXiv: 2201.08239, 2022.
- [23] RAFFEL C, SHAZEER N, ROBERTS A, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2020, 21 (1): 140; 5485-140; 5551.
- [24] LI Y, SU H, SHEN X, et al. DailyDialog: A Manually Labelled Multi-turn Dialogue Dataset[C]// Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). Asian Federation of Natural Language Processing, 2017; 986-995.
- [25] SERBAN I, SORDONI A, BENGIO Y, et al. Building End-To-End Dialogue Systems Using Generative Hierarchical Neural Network Models[J]. arXiv: 1507.04808, 2015.
- [26] PAPINENI K, ROUKOS S, WARD T, et al. Bleu: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation[C]// Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Philadelphia, Pennsylvania, USA; Association for Computational Linguistics, 2002; 311-318.
- [27] ZHANG W, DENG Y, LI X, et al. Aspect Sentiment Quad Prediction as Paraphrase Generation[C]// Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Online and Punta Cana, Dominican Republic; Association for Computational Linguistics, 2021; 9209-9219.
- [28] LUONG T, PHAM H, MANNING C D. Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation[C] // Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Lisbon, Portugal; Association for Computational Linguistics, 2015; 1412-1421.
- [29] 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. 2017; 6000-6010.
- [30] 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: System Demonstrations. Online; Association for Computational Linguistics, 2020; 270-278.
- [31] LI J, GALLEY M, BROCKETT C, et al. A Persona-Based Neural Conversation Model[C]// Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Berlin, Germany; Association for Computational Linguistics, 2016; 994-1003.
- [32] LEWIS M, LIU Y, GOYAL N, et al. BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Online; Association for Computational Linguistics, 2020; 7871-7880.
- [33] SONG H, ZHANG W N, CUI Y, et al. Exploiting Persona Information for Diverse Generation of Conversational Responses [C]// Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Macao, China; International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2019; 5190-5196.



**GUI Haitao**, born in 1999, postgraduate, is a member of CCF (No. J1578G). His main research interests include dialogue response generation and so on.



**WANG Zhongqing**, born in 1987, Ph.D, associate professor. His main research interests include Natural Language processing, sentiment analysis and information extraction.