



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 结合情感信息的个性化对话生成

徐晖, 王中卿, 李寿山, 张民

引用本文

徐晖, 王中卿, 李寿山, 张民. [结合情感信息的个性化对话生成](#) [J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211100019-6.

XU Hui, WANG Zhong-qing, LI Shou-shan, ZHANG Min. [Personalized Dialogue Generation Integrating Sentimental Information](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211100019-6.

---

## 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)**

### [基于机器学习的剩余使用寿命预测实证研究](#)

Empirical Research on Remaining Useful Life Prediction Based on Machine Learning  
计算机科学, 2022, 49(11A): 211100285-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100285>

### [基于深度神经网络与联邦学习的污染物浓度预测二次建模](#)

Secondary Modeling of Pollutant Concentration Prediction Based on Deep Neural Networks with Federal Learning  
计算机科学, 2022, 49(11A): 211200084-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200084>

### [软件需求工程技术综述](#)

Review on Technologies of Requirement Engineering of Software  
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900132-14. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900132>

### [一种改进的特征选择算法在邮件过滤中的应用](#)

Application of Improved Feature Selection Algorithm in Spam Filtering  
计算机科学, 2022, 49(11A): 211000028-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000028>

### [深度神经网络的对抗攻击及防御方法综述](#)

Survey of Adversarial Attacks and Defense Methods for Deep Neural Networks  
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900163-11. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900163>

# 结合情感信息的个性化对话生成

徐 晖 王中卿 李寿山 张 民

苏州大学计算机科学与技术学院 江苏 苏州 215006

(20204227063@stu.suda.edu.cn)

**摘 要** 如今,人机对话系统受到了越来越多的关注,但目前主流的人机对话系统很少考虑说话者的个性化特征。对话系统的一个重要且有待探索的方面是根据交互人员的个性来提升对话的响应质量。个性化是创建智能对话系统的关键,可以最大程度地适应到人类的生活中。然而,在自然语言处理中体现人物个性是很困难的,在个性化对话生成中,情感也是一个很重要的因素,因此文中提出了融合属性级情感的个性化对话生成模型。该模型使用 BERT-MRC 模型抽取人物个性和历史对话的情感词属性词信息,采用改进的 UNILM 神经网络模型对人物个性以及历史对话进行编码,同时在编码表征时结合情感词信息和属性词信息,最终生成符合人物个性的对话。实验证明,结合情感信息的个性化对话生成方法能够有效地提升个性化对话生成的质量,增加生成回复的多样性。

**关键词:** 自然语言处理;对话生成;个性化;神经网络;情感;属性

**中图法分类号** TP183

## Personalized Dialogue Generation Integrating Sentimental Information

XU Hui, WANG Zhong-qing, LI Shou-shan and ZHANG Min

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

**Abstract** Nowadays, more and more attention has been paid to the man-machine dialogue system. However, the current mainstream man-machine dialogue system rarely considers the personalized characteristics of the speaker. An important aspect of the dialogue system is to improve the response quality of dialogue according to the personality of interactive personnel. Personalization is the key to create intelligent dialogue system, which can be well adapted to human life. Emotion is a very important factor in the generation of personalized dialogue. Therefore, a personalized dialogue generation model integrating attribute level emotion is proposed in this paper. The BERT-MRC model is used to extract the emotional and attribute information of character personality and historical dialogue. The improved UNILM neural network model is used to encode character personality and historical dialogue. At the same time, the emotional word information and attribute word information are combined in the coding representation to finally generate a dialogue in line with character personality. Experiments show that the proposed method can effectively improve the quality of personalized dialogue generation and increase the diversity of generated responses.

**Keywords** Natural language processing, Dialogue generation, Personality, Neural network, Emotion, Attribute

人机交互 (Human-Computer Interaction, HCI)<sup>[1]</sup> 是互联网信息时代人类与机器之间进行信息流通的基础技术。人机对话是人机交互技术的核心技术,其应用场景广泛,具有较高的研究价值和商业价值。由于人与机器的交流是有时间顺序的,我们可以把它视为序列。端对端学习框架下的序列到序列模型 (Seq2Seq)<sup>[2-3]</sup> 用在人机对话生成场景上是非常有效的。Bengio<sup>[4]</sup>, Mikolov<sup>[5]</sup> 等将神经网络语言模型应用于文本的生成任务中。之后 LSTM<sup>[6]</sup> 模型开始成为文本生成任务的主流,但是其仍然无法解决并行处理问题。最近提出的 Transformer 模型<sup>[7]</sup> 成功解决了以往普遍存在的问题,引发了新一轮的研究热潮。尽管在自然语言处理和对话研究方面取得了许多成功,但人与机器之间的交流仍然存在着很多问题。聊天模式的常见问题包括:1) 缺乏一致的个性,模型通常接受过多个对话的训练,每个对话都有不同的说话人;2) 缺乏明确的长期记忆,模型通常只接受过最新对话历史的训练;3) 倾向于产生非特定的回答,如“我不知道”<sup>[8]</sup>,这样的聊天模式会让

用户产生一种不好的体验。因此,赋予对话系统以特殊的人格特征<sup>[9]</sup> 对于进行更人性化的对话至关重要。

属性词和情感词<sup>[10]</sup> 是对话中话语的语义标签,用于简明地描述说话人话语中的关键信息。原则上,对情感词和属性词的识别有助于对话语内容的理解。以往的对话生成模型中往往忽视了情感词和属性词倾向的重要性,在没有进行情感词和属性词识别的情况下生成了回复。

表 1 列出了一组对话示例,在第一轮对话中,“外观”和“速度”是属性词;“好看”“给力”是带有积极色彩的情感词,用来描述手机的外观和速度。第二轮对话中,“耐用”“棒”是具有积极色彩的情感词,用来描述手机的电池质量由回复“外观好”“运行快”“电池耐用”可见,在一整轮对话中,其情感主基调没有改变,前 3 句话的情感词和属性词对第四句话回复产生的情感词和属性词有着很大的关联;并且在大多数日常对话中,情感主基调和属性相关性不会轻易改变,因此通过结合整轮对话的情感词和属性词,能够生成更好的回复。在本文

的研究中,同时考虑对话双方对话的情感词和属性词,结合对话双方人物个性信息以及对话上下文的语境信息,生成上下文联系紧密并且符合对话者个性化特征的对话内容。具体来说,本文使用 BERT-MRC 模型对人物个性以及对话内容进行情感词和属性词识别,将抽取出来的属性词和情感词标记出来,用 UNILM 模型对个性化信息和多轮对话文本信息作为输入进行编码,编码时对人物个性和对话用分隔符进行区分,在输入表征中添加用于区分每一句输入的轮次表征,并且将识别到的情感词和属性词作为输入表征的一部分结合到对话中进行训练,目的在于更好地学习对话者的个性以及对话上下文之间的影响。通过相关实验,验证了这种网络结构能够有效地提升对话生成的质量。本文的主要工作内容和贡献包括以下几个方面。

(1)用 BERT-MRC 构建情感词属性词抽取模型,对人物个性以及对话进行情感词和属性词识别。

(2)以 UNILM<sup>[11]</sup>模型为基础,通过对人物个性以及历史对话编码,结合历史对话以及人物个性中的情感词和属性词信息作为输入表征,能够有效考虑人物个性信息和上下文语境内容,实现结合情感的个性化多轮对话过程。

表 1 对话示例  
Table 1 Dialog example

说话人	对话
A	昨天刚买了一个新手机,外观特别好看,运行速度也很给力。
B	听起来很不错,手机的电池质量怎么样呢?
A	目前这个手机电池很耐用,非常棒!
B	哇,这也太棒了吧,我也想买一个外观好看,运行速度快而且电池还耐用的手机。

在测试阶段,我们将人物个性以及历史对话信息作为模型输入,利用 BERT-MRC 属性词情感词抽取模型以及 UNILM 模型,生成有特定的情感和属性倾向的个性化回复,赋予生成回复的多样性。在 PersonaChat<sup>[12]</sup>数据集上的实验显示,结合情感的个性化对话生成模型明显优于基线模型。

本文第 1 节介绍了对话生成以及个性化对话生成领域的相关工作;第 2 节阐述了结合情感信息的个性化对话生成方法;第 3 节是实验相关参数设置的介绍和实验结果对比分析;最后总结全文并展望未来。

## 1 相关工作

### 1.1 对话生成

近年来,人机对话系统迎来了计算机工作者的关注热潮,

已经可以逐渐实现<sup>[13]</sup>。Sordoni<sup>[14]</sup>和 Vinyals<sup>[15-16]</sup>等构建了基于神经网络的端到端应答生成模型,但在实际应用中,面对较长的上下文,其效果仍然不是很好。文献<sup>[17]</sup>提出多层循环编解码模型(Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder, HRED),该算法是分层的 RNN 结构,多层编码结构相比单层结构能更加全面地捕获历史信息,实现多轮对话过程。Shang 等<sup>[18]</sup>引入了注意力机制,注意力机制模仿了人类的神经认知功能,使得网络能够学习到更加重要的信息,忽略其他不重要的信息,取得了很好的效果。谷歌在 2017 年提出了 Transformer 模型。Transformer 模型采用了多头自注意力模块,能够高效地进行并行计算,解决了 RNN 网络中的长期依赖关系。最近几年,热门的大型预训练模型如 GPT 模型<sup>[19]</sup>、BERT 模型<sup>[20]</sup>的基本结构均为 Transformer。在多个自然语言处理任务测评中,Transformer 模型都取得了极佳的成绩。

### 1.2 个性化对话生成

以往的对话生成模型通常不会考虑对话者的个性化信息<sup>[21]</sup>。Li 等<sup>[22]</sup>提出新的个性化对话生成模型,用词向量表征方法将人物个性编码到高维隐空间中,完成个性化对话生成任务。Wang 等<sup>[23]</sup>赋予用户显示的结构化角色信息(键值表),设计一个配置文件检测模块来选择角色信息并将其注入到解码过程中。Liu 等<sup>[24]</sup>通过用户的交互对话内容来隐式学习用户的个性化特征。Luo 等<sup>[25]</sup>提出了基于记忆网络的个性化目标驱动型对话系统。之后,由于缺乏大规模的人物标记数据集,Zheng 等<sup>[26]</sup>引入了一个数据集,其中角色信息描述为对话内容中的键值对,他们设计了两种技术来捕获和处理与特征相关的信息。Lin 等<sup>[27]</sup>提出了一个模型,不使用显式的角色信息,而是通过元学习算法学习不同角色作为不同的任务。Zheng 等<sup>[28]</sup>提出的基于人物稀疏数据的预训练个性化对话生成模型,能够在解码的过程中控制是否在回复中展现发话者的个性化信息。

不同于先前对个性化对话生成的研究,我们认为人物的个性以及对话中的情感词和属性词与生成的对话有着内在关系,因此设计了一个结合情感和属性的个性化对话生成模型,既考虑了对话历史和人物个性,还引入了情感词和属性词信息。

## 2 结合情感信息的个性化对话生成方法

### 2.1 任务定义

我们的任务旨在生成结合属性情感且符合人物个性的对话。表 2 列出了一些个性化对话实例。

表 2 Persona-Chat 数据集示例  
Table 2 Persona-Chat dataset example

Persona A	Persona B
i like canning and whittling. to stay in shape.i chase cheetahs at the zoo. in high school.i came in 6th in the 100 meter dash. i eat exclusively meat.	i like to remodel homes. i like to go hunting. i like to shoot a bow. my favorite holiday is halloween.
Dialogue:	
A <sub>1</sub> :hi,how are you doing? i am getting ready to do some cheetah chasing to stay in shape.	
B <sub>1</sub> :you must be very fast.hunting is one of my favorite hobbies.	
A <sub>2</sub> :i am ! for my hobby i like to do canning or some whittling.	
B <sub>2</sub> :i also remodel homes when i am not out bow hunting !	
B <sub>3</sub> :i do not.but i do have a favorite meat since that is all i eat exclusively.	

在表 2 中,先给出对话双方的人物个性( $P_A, P_B$ ),个性语句用于描述对话双方的一些基本信息, ( $P_A, P_B$ ) 可以展开为  $C=(X_1 X_2 X_3 X_4 Y_1 Y_2 Y_3 Y_4)$ , 其中  $X$  和  $Y$  分别用来描述对话双方的个性。其次,给定对话双方的多轮历史对话,如表 2 所列,给定对话双方前 5 句对话( $A_1 B_1 A_2 B_2 A_3$ ),目标是生成第六句话  $B_3$ ,即  $B_3=(B_3|C, A_1 B_1 A_2 B_2 A_3)$ ,这 3 轮对话都是围绕人物个性展开的,例如 B 的回复“hunting is one of my favorite hobbies.”是与 B 的个性信息“i like to go hunting.”相关的。我们的任务是在生成对话时,既要考虑对话双方的人物个性,还要结合个性和历史对话的属性和情感信息,在对话生成前,识别出人格个性和历史对话的情感词和属性词,将其作为对话生成模型的输入表征放入模型,生成结合属性情感且符合人物个性的对话。

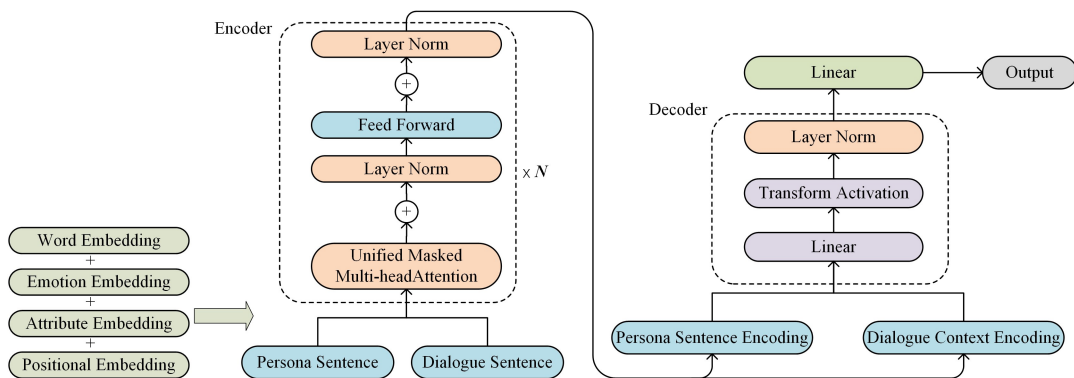


图 1 UNIPEA 模型整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram of UNIPEA model

### 2.2.1 对话生成模型

首先把个性信息  $C=(X_1 X_2 X_3 X_4 Y_1 Y_2 Y_3 Y_4)$ 、历史对话信息( $A_1 B_1 A_2 B_2 A_3$ )以及情感词和属性词抽取信息作为 UNILM 对话生成模型的输入,将个性信息和历史对话拼接到一起,每一句话用 [SEP] 标记隔开,在输入的起始处会添加一个 [CLS] 标记,在结尾处添加 [EOS] 标记。在模型的输入表征中,我们使用了原来 BERT 的 Token Embedding, Position Embedding。其次,本次实验还添加了 Emotion Embedding 以及 Attribute Embedding,其中 Emotion Embedding 和 Attribute Embedding 来源于 BERT-MRC 模型,我们将情感词和属性词标记为 1,非属性词和情感词的标记为 0,将  $B_3$  作为输出,进行训练。训练时,输入经过 Embedding 层之后,送入 UNILM 网络。其中,UNILM 模型编码模块如图 2 所示。

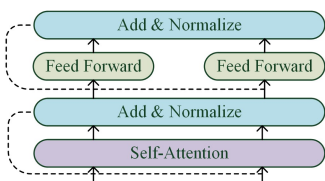


图 2 UNILM 编码模块

Fig. 2 UNILM encoding module

### 2.2.2 基于 BERT-MRC 情感词和属性词识别模型

使用 BERT-MRC 模型在 semeval 数据集上进行训练,然后在本文数据集上抽取出每句对话的情感词和属性词。本文使用 BERT-MRC 模型,当要抽取情感词时,该模型的输入是一个由原文和属性词组成的句子序列,原文和属性词之间用

### 2.2 模型

本实验提出了一个结合情感和属性的个性化对话生成模型(UNIPEA),模型整体结构如图 1 所示。实验分两部分进行:1)利用 BERT-MRC(见图 3)模型抽取人物个性和历史对话的情感属性信息,将人物个性以及历史对话作为抽取模型的输入,通过 BERT 网络层以及 GRU 层对输入的每一个词进行情感词属性词识别,将识别到的情感词和属性词用于对话训练;2)采用 UNILM 模型对人物个性以及历史对话进行编码,在输入表征时,本文采用 Token Embedding 区分每一句输入,采用 Emotion Embedding 和 Attribute Embedding 融合人物个性以及对话的情感词和属性词信息,其中情感和属性信息来自于 BERT-MRC 抽取模型,最后通过 Decoder 生成目标对话语句。

[SEP] 分隔,在输入前添加 [CLS] 标记。在输入末尾添加 [SEP] 标记。输入经过 BERT 后分别经过两个 GRU 层以及全连接层,最后会获得两个输出,一个是情感词的首索引,另一个是情感词的尾索引,根据得到的索引来抽取情感词。抽取属性词时,与抽取情感词的步骤相同,唯一的不同就是与原文拼接的应该是情感词而不再是属性词。BERT-MRC 模型结构图如图 3 所示。

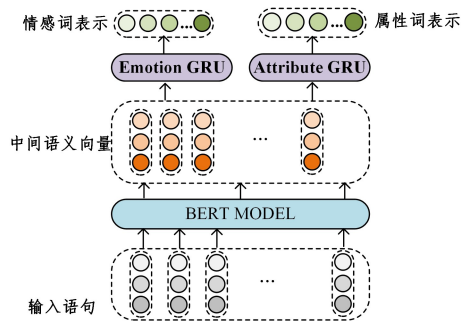


图 3 BERT-MRC 模型结构图

Fig. 3 BERT-MRC model structure diagram

### 2.2.3 训练目标

UNILM 是微软公司提出的改进 Transformer 模型,在自然语言生成任务上有着极佳的表现。针对序列到序列语言模型的训练目标,UNILM 会随机选择一些词替换为 [MASK], UNILM 参数优化的目标就是最小化被 [MASK] token 的预测值和真实值之间的交叉熵。

以图 4 举例说明,UNILM 按  $S_1$  和  $S_2$  将矩阵拆分为 4 部分:1) Bidirectional LM, 即  $S_1$  区域,白色左上角区域,每个 to-

ken 都与其他 token 有直接的 attention 联系,确保 UNILM 天生支持 NLU 任务;2) Left-to-right LM, 即  $S_2$  区域, 即右下角黑白交替的部分, 白色为下三角矩阵, 表示 token  $i$  只能与 token  $i$  自身以及之前 token(上文)建立联系, 确保 UNILM 支持 NLG 任务;3)  $S_2$  和  $S_1$  交叉左下角矩阵(白色), 表示  $S_2$  的 token 与  $S_1$  的所有 token 之间的 attention 联系, 表示  $S_1$  能影响到  $S_2$  token 的生成, 能起到校对和指向的作用;4) 而  $S_1$  和  $S_2$  交叉右上角矩阵(黑色), 表示  $S_1$  的 token 与  $S_2$  所有 token 之间的 attention 联系, 由于元素全黑, 表示  $S_2$  不应该参与  $S_1$  部分的 Attention Score 的计算。

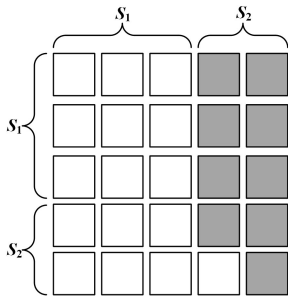


图4 UNILM 的 mask 表示图

Fig. 4 Mask representation of UNILM

在个性化对话任务中,  $S_1$  是人物个性以及历史对话,  $S_2$  是要生成的目标对话, UNILM 模型可以很好地学习到生成对话与人物个性以及历史对话之间的关系。

### 3 实验设置与结果分析

#### 3.1 数据集

本实验使用 Persona-Chat 对话语料, 该语料由亚马逊提供, 其中共包含 1155 组人格, 每个人格至少包含 4 句个性化描述。随机匹配两个工人, 并且随机给予他们两个人格, 让他们分别扮演对应人格去聊天, 并且要求他们聊天时不仅仅谈论自己, 也会去提问。同时, 扮演人格时不能简单利用人格的描述性语言(使用字符串匹配来监督), 每个 dialogue 最少由 6~8 轮构成。整个 Persona-Chat 语料共包含 10981 组多轮对话以及人物个性化信息, 平均每组对话轮数为 14.9 轮。把数据集切分成训练集、验证集和测试集, 表 3 给出了 Persona-Chat 的划分结果。

表3 Persona-Chat 数据集划分

Table 3 Partition of Persona-Chat dataset

数据集	对话组数	平均对话轮数
训练集	7687	14.9
验证集	2196	15.0
测试集	1098	14.8

为了更好地设计实验, 本实验只取前 3 轮(6 句)对话和人物个性进行实验设计, 语料样例如表 2 所列。

本文使用 BLEU(Bilingual Evaluation Understudy)作为生成回复质量的评价指标, 主要使用 BLEU-1, BLEU-2 和 BLEU-3 来评测实验效果。

#### 3.2 实验参数设置

为了获取最优模型, 调整本实验设置的相关参数, 如表 4 所列。

表4 模型参数设置

Table 4 Model parameters setting

参数	取值
$maxlen$	256
$lr$	$1 \times 10^{-5}$
$batchsize$	8
$beamsize$	3
$epochs$	300
$dropout$	0.2

#### 3.3 与基准模型比较

在前人个性化对话生成研究的基础上, 选用了以下方法进行实验对比分析。

**LSTM 模型:** 将人物个性和历史对话作为输入, 为其构建一个 LSTM 模型, 此 LSTM 模型的输出作为中间语义向量, 将回复对话与人物个性和历史对话进行 Attention, 然后解码生成对话回复。此模型为一个单输入模型。

**BiLSTM 模型:** 将人物个性和历史对话作为输入, 为其构建一个双向 LSTM 模型。

**GPMN (Generative Profile Memory Network)<sup>[12]</sup>:** 在 Seq2Seq 模型的基础上, 每个个性信息都是记忆网络中的单独的记忆表示来进行编码, 将个性信息加到解码器上。

**DialogGPT<sup>[29]</sup> 模型:** 将人物个性和历史对话作为输入, 将生成对话作为输出, 训练一个 GPT 模型。

**UNILM:** 将人物个性和历史对话作为输入, 采用 UNILM 网络, 考虑人物个性。

**UNIPEA:** 将人物个性和历史对话作为输入, 首先对输入进行情感词和属性词识别, 在 UNILM 的基础上构建一个考虑人物个性、上下文信息以及情感属性信息的 UNIPEA 模型, 提升对话的生成质量。

对比实验结果如表 5 所列, 从表中可以看出:

(1) 与基准系统 LSTM 模型以及 BiLSTM 模型相比, GPMN 模型考虑了人物个性信息, 结果稍有提升;

(2) DialogGPT<sup>[29]</sup> 模型是基于 Transformer 架构, 生成对话的 BLUE 值相较于 GPMN 模型有较大提升;

(3) UNILM 和 UNIPEA 在 DialogGPT 的基础上进一步提升, 其中 UNIPEA 相较于 UNILM 也有明显提升。

在以上 6 个模型中, UNIPEA 在个性化对话生成上获得了最佳的性能, 因此本文提出的结合情感属性的个性化对话生成模型的确能够充分利用对话的个性信息和情感属性信息提升生成对话的质量。

表5 与基准模型比较

Table 5 Comparison with benchmark model

模型名称	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3
LSTM	0.128	0.022	0.002
BiLSTM	0.131	0.021	0.003
GPMN	0.133	0.024	0.006
DialogGPT	0.145	0.030	0.017
UNILM	0.159	0.041	0.027
UNIPEA	0.177	0.048	0.037

#### 3.4 不同影响因素的比较

为了验证模型的有效性, 考虑网络不同组合的影响, 我们将几种不同模型组合与基准系统 LSTM 模型进行对比实验, 实验结果如表 6 所列。

表6 不同影响因素的比较

Table 6 Comparison of different influencing factors

模型名称	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3
LSTM	0.128	0.022	0.002
UNILM	0.141	0.033	0.020
UNIP	0.159	0.041	0.027
UNIFE	0.166	0.043	0.030
UNIPA	0.170	0.043	0.034
UNIFEA	0.177	0.048	0.037

(1)LSTM模型:3.3节中有所介绍,此次不再赘述。

(2)UNILM模型:采用UNILM网络,将个性信息以及前5句话作为输入,第六句话作为输出。

(3)UNIP模型:将个性信息以及前5句话作为输入,第六句话作为输出,投入到UNILM中训练。

(4)UNIFE模型:在UNIP的基础上,融合了情感词识别,对输入的个性以及对话进行情感词识别,在输入表征中加入Emotion Embedding。

(5)UNIPA模型:在UNIP的基础上,融合了属性词识别,对输入的个性以及对话进行属性词识别,在输入表征中加入Attribute Embedding。

(6)UNIFEA模型:在UNIP的基础上,融合了情感词和属性词识别,对输入的个性以及对话进行情感词和属性词识别,在输入表征中加入Emotion Embedding和Attribute Embedding。

通过对比实验可以看出:

(1)UNILM的所有模型相比于LSTM模型,在BLEU-1上有一点提升,BLEU-2和BLEU-3效果提升都很明显,我们猜想是因为LSTM模型将所有历史句子信息拼接作为输入序列,导致前面句子的语义信息被逐渐稀释掉,生成的中间语义向量不能充分提取历史信息中的特征。而UNILM模型相比LSTM模型,经过多个自注意力模块对特征提取得更充分,能够生成质量更高的对话回复。

(2)UNIFE和UNIPA模型相比于UNIP,生成效果也有一点提升,这是因为UNIP只是在对话中加入了个性化信息,并没有考虑到情感级和属性级层面,UNIFE和UNIPA分别考虑了对话中的情感词信息和属性词信息,这样使得生成的回复对话能够考虑得更加全面。

(3)UNIFEA模型是效果最好的,相比LSTM基线模型,在BLEU-1,2,3上都有很明显的提升,因为它不仅使用了UNILM模型,加入了个性化信息,而且考虑了对话和个性的情感词和属性词,所以生成的对话质量是最高的。

从上述实验可以得出结论:结合情感属性的个性化对话生成模型能够充分利用对话的个性信息和情感属性信息,提升生成对话的质量。

### 3.5 错误分析

我们对基线LSTM模型和UNIFEA模型生成的对话回复进行对比分析。

表7列出了LSTM模型生成的对话示例。可以看出,模型生成的对话往往都比较通用,也比较简单,大多时候会生成不相关的回复,很少能够捕捉到个性化信息。比如A说“i am great,how are you?”,B回答“i like to workout.”这个回复是毫不相关的;A说“i have a dog named charlie.”,B回答“good.”,这两句话看起来似乎能够衔接,但是B的回答过于

通用,会给用户一种不好的体验。模型的错误回答可能是由于历史对话信息的输入引起的,还有可能由对话的情感词权重不同造成的,情感词和普通词所占权重应该有所区别。

表7 LSTM模型生成对话示例

Table 7 Example of LSTM model generation dialog

序号	模型输入	模型输出
1	i am great,how are you?	i like to workout.
2	i like the beatles,how about you?	me too.
3	i have a dog named charlie.	good.
4	i am doing well how are you?	i am doing great.
5	let us go together next time.	that is great.

表8列出了UNIFEA模型生成的对话示例。从表中可以看出,融入了情感所生成的对话,前后相关性有了不错的提升,例如A问“do you have children?”,B回答“i have a daughter, she is lovely.”,对话没有生成通用回答,而是具有多样性,且前后联系紧密,比基准模型生成的对话更加符合日常对话要求。

表8 UNIFEA模型生成的对话示例

Table 8 Example of dialogue generated by UNIFEA model

序号	模型输入	模型输出
1	do you have children?	i have a daughter. she is lovely.
2	this is my cat.	it is so cute. i like it.
3	hello,do you like music?	i do enjoy jazz music.
4	i am jack, how are you doing today?	hi jack i doing good today.
5	What is your favorite good?	i love italian food.

**结束语** 在大数据不断发展的今天,开放域聊天机器人的研究受到了广泛关注。这使得提高对话回复的质量显得尤为重要。本文主要探讨了个性化对话生成技术。模型对历史对话以及人物个性化特征编码,将对话和个性的属性词和情感词作为输入表征,实现考虑人物个性以及上下文信息的多轮对话,生成较为个性多样的对话内容。实验结果表明,本文设计的UNIFEA模型在BLEU-1,2,3评价指标中取得了对比实验的最好结果,能够进行持续的多轮对话,前后逻辑较为通顺,能够有效地考虑对话者的人物个性以及对话内容的属性词和情感词。本文实验过程中直接将所有历史对话内容和个性的情感词以及属性词作为输入表征来实现多轮对话,可能导致模型不能全面有效地捕捉人物的个性化信息和人物的情感信息,因此在未来的研究过程中,需要考虑如何更加高效地捕捉对话者的人物个性以及对话的情感特征。

### 参考文献

- [1] BROWN P F, PIETRA V J D, PIETRA S A D, et al. The mathematics of statistical machine translation: Parameter estimation [J]. Computational Linguistics, 1993, 19(2): 263-311.
- [2] SUTSKEVER I, VINYALS O, LE Q V. Sequence to sequence learning with neural networks[C]// Advances in Neural Information Processing Systems. 2014: 3104-3112.
- [3] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. arXiv: 1406. 1078, 2014.
- [4] BENGIO Y, DUCHARME R, VINCENT P, et al. A neural probabilistic language model[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3(2): 1137-1155.

- [5] MIKOLOV T, KARAFIÁT M, BURGET L, et al. Recurrent neural network based language model[C] // INTERSPEECH 2010, Conference of the International Speech Communication Association. DBLP, 2010:1045-1048.
- [6] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8):1735-1780.
- [7] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C] // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017:5998-6008.
- [8] MCKAY B D. Practical graph isomorphism [M]. Tennessee, USA; Department of Computer Science, Vanderbilt University, 1981:45-87.
- [9] SERBAN I V, SORDONI A, BENGIO Y, et al. Building End-To-End Dialogue Systems Using Generative Hierarchical Neural Network Models[C] // *AAAI*. 2016:3776-3784.
- [10] ZHAO Y Y, QIN B, LIU T. Sentiment analysis[J]. *Journal of Software*, 2010, 21(8):1834-1848.
- [11] DONG L, YANG N, WANG W, et al. Unified language model pre-training for natural language understanding and generation [C] // *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*. Vancouver, 2019:13042-13054.
- [12] ZHANG S, DINAN E, URBANEK J, et al. Personalizing Dialogue Agents: I Have a Dog, Do You Have Pets Too? [C] // *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2018:2204-2213.
- [13] CHEN H, LIU X, YIN D, et al. A survey on dialogue systems: Recent advances and new frontiers[J]. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2017, 19(2):25-35.
- [14] SORDONI A, GALLEY M, AULI M, et al. A Neural Network Approach to Context-Sensitive Generation of Conversational Responses[J]. *Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine & Hygiene*, 2015, 51(6):502-504.
- [15] VINYALS O, LE Q. A neural conversational model[J]. *arXiv*: 1506.05869, 2015.
- [16] LI J W, 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*. Association for Computational Linguistics, 2016:110-119.
- [17] SERBAN I V, SORDONI A, BENGIO Y, et al. Building end-to-end dialogue systems using generative hierarchical neural network models[C] // *Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York; CAM Press, 2016:3776-3883.
- [18] SHANG L F, LU Z D, 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.
- [19] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J/OL]. [https://s3-us-west-2.amazonaws.com/openai-assets/research-covers/languageunsupervised/language\\_understandingpaper.pdf](https://s3-us-west-2.amazonaws.com/openai-assets/research-covers/languageunsupervised/language_understandingpaper.pdf), 2018.
- [20] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. *arXiv*:1810.04805, 2018.
- [21] LUO L, HUANG W, QI Z, et al. Learning Personalized End-to-End Goal-Oriented Dialog[C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2019:6794-6801.
- [22] LI J, GALLEY M, BROCKETT C, et al. A person-based neural conversation model [C] // *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2016:994-1003.
- [23] 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*. 2017:1-10.
- [24] LIU B, XU Z, SUN C, et al. Content-oriented user modeling for personalized response ranking in chatbots [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing (TASLP)*, 2018, 26(1):122-133.
- [25] LUO L, HUANG W, QI Z, et al. Learning Personalized End-to-End Goal-Oriented Dialog. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2019:6794-6801.
- [26] ZHENG Y, CHEN G, HUANG M, et al. Personalized dialogue generation with diversified traits[J]. *arXiv*:/1901.09672, 2019.
- [27] LIN Z, MADOTTO A, WU C S, et al. Personalizing dialogue agents via meta-learning[C] // *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2019:5454-5459.
- [28] ZHENG Y. A Pre-Training Based Personalized Dialogue Generation Model with Persona-Sparse Data[C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020:9693-9700.
- [29] ZHANG Y, SUN S, GALLEY M, et al. DialoGPT: Large-Scale Generative Pre-training for Conversational Response Generation [J]. 2019.



**XU Hui**, born in 1996, postgraduate. His main research interests include natural language processing and so on.



**WANG Zhong-qing**, born in 1987, Ph.D., associate professor. His main research interests include natural language processing, sentiment analysis and dialog generation.