

基于信息增强与双重解码策略的同理心对话生成

赵天龙¹, 勾智楠², 高 凯¹

(1. 河北科技大学 信息科学与工程学院, 河北 石家庄 050091;
2. 河北经贸大学 管理科学与信息工程学院, 河北 石家庄 050061)

摘 要: 同理心对话生成任务的目的是赋予人机对话系统同理心, 即基于对话历史中的内容和情感信息产生具有同理心的回复。以往研究主要通过感知句子级别的情绪指导同理心对话生成, 导致模型对句子内容的感知能力不足。为此, 提出一种基于Transformer的同理心对话生成模型。该模型在编码阶段通过使用信息增强技术将外部知识与历史对话融合, 增强了模型对历史对话中情绪和内容的感知能力; 在解码阶段使用双重解码器生成具有同理心的回复。所提模型在EMPATHETICDIALOGUES数据集上的自动评估和人工评估结果均优于基线模型, 其中困惑度指标较最新基线模型降低了1.532 6。基于Transformer的同理心对话生成模型在情感和内容方面的感知能力有所提升, 可生成具有同理心的回复。

关键词: 人机对话系统; 同理心对话生成; 外部知识; Transformer; 双重解码器

DOI: 10.11907/rjdk.241435

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)007-0061-06

Empathetic Dialogue Generation Based on Information Augmentation and Dual Decoding Strategy

ZHAO Tianlong¹, GOU Zhinan², GAO Kai¹

(1. College of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050091, China;
2. School of Management Science and Information Engineering, Hebei University of Economics and Business, Shijiazhuang 050061, China)

Abstract: The purpose of the empathy dialogue generation task is to endow the human-machine dialogue system with empathy, that is, to generate empathetic responses based on the content and emotional information in the dialogue history. Previous studies have mainly relied on perceiving emotions at the sentence level to guide the generation of empathetic dialogues, resulting in insufficient perception ability of the model for sentence content. Therefore, a Transformer based empathy dialogue generation model is proposed. The model integrates external knowledge with historical dialogues through the use of information augmentation techniques during the encoding stage, enhancing the model's ability to perceive emotions and content in historical dialogues; Use a dual decoder in the decoding stage to generate empathetic replies. The automatic and manual evaluation results of the proposed model on the EMPATHETICDIALOGUES dataset are superior to the baseline model, with a decrease of 1.532 6 in the perplexity index compared to the latest baseline model. The empathy dialogue generation model based on Transformer has improved its perception ability in terms of emotions and content, and can generate empathetic responses.

Key Words: human-computer dialogue system; empathetic dialogue generation; external knowledge; Transformer; dual decoder

收稿日期: 2024-05-09

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 河北省自然科学基金项目(F2022208006, F2023207003)

作者简介: 赵天龙(1991-), 男, 河北科技大学信息科学与工程学院硕士研究生, 研究方向为自然语言处理; 勾智楠(1985-), 男, 河北经贸大学管理科学与信息工程学院讲师、硕士生导师, 研究方向为自然语言处理; 高凯(1968-), 男, 博士, 河北科技大学信息科学与工程学院教授、硕士生导师, 研究方向为自然语言处理。本文通讯作者: 高凯。

0 引言

同理心是指能够设身处地地为他人着想,理解对方的处境,从而感受和理解他人的能力。人类可以很容易地理解谈话对象的隐含情绪,并产生相应的同理心回复。近年来,深度学习技术的应用使得人机对话系统取得了突破性进展,能够生成在逻辑上具有正确性、在语义上具有合理性的回复,但是由于缺乏对人类情绪的理解,在回复上不能很好地与人类达到情感上的交互,缺乏同理心^[1]。社会心理学研究表明,同理心是实现更具人性化对话系统的关键因素,同理心对话系统可以在多个领域提高用户体验和满意度^[2-3]。因此,如何使人机对话系统生成同理心回复,使其更加人性化是一项值得研究的课题。

许多学者在同理心对话生成方面进行了研究。例如, Rashkin 等^[4] 提出一个标准的同理心对话数据集 EMPATHETIC DIALOGUES, 并在其基础上提出 EmoPrepend-1 模型用于同理心对话生成任务,极大促进了同理心对话研究的发展。Lin 等^[5] 提出 MoEL (Mixture of Empathetic Listeners) 模型,解决了仅使用单一情感指导同理心对话生成的问题。Majumder 等^[6] 提出 MIME (MIMicking Emotions for Empathetic Response Generation) 模型,解决了一些同理心反应生成方法将输入文本中表达的一组情绪视为一个平面结构,导致其中的所有情绪被统一处理的问题。Li 等^[7] 提出 EMPDG (Multi-resolution Interactive Empathetic Dialogue Generation) 模型,解决了先前同理心对话生成模型对细粒度情感感知能力不足的问题。Zhu 等^[8] 提出 IEEE (Implicit and Explicit Emotion Enhanced) 模型,解决了以往模型未同时对显性情感和隐式情感建模的问题。Wang 等^[9] 提出一种基于图神经网络的多跳推理模型来模拟同理心反应产生的因果关系。Li 等^[10] 提出 MK-EDG (Multi-type Knowledge aware Empathetic Dialogue Generation) 模型,利用外部知识来提高模型对历史对话中信息的感知能力,使模型生成具有同理心的回复。Li 等^[11] 提出 KEMP (Knowledge-aware Empathetic Dialogue Generation Method) 模型,通过引入外部知识和构建情景图等机制来学习情绪依赖,解决了外部知识缺乏导致对话系统难以感知隐式情感的问题。Sabour 等^[12] 提出 CEM (Commonsense-aware Empathetic Chatting Machine) 模型,通过引入外部知识增强模块来获得更多关于用户感受的信息。Liu 等^[13] 提出一种基于预训练语言模型的同理心对话系统,其将外部知识和情感概念提取器中提取到的信息输入到解码器中,提高了模型生成同理心回复的质量。

同理心的表达需要对话系统充分理解用户的情感和认知情况。目前大多数研究注重使对话系统感知用户情感,并使用感知到的情感指导同理心回复,忽略了对用户内容方面的理解。为此,本文提出一种基于外部知识与双

重解码器的同理心对话生成模型 ID-EMP (Information enhance and Dual decoder for EMPathetic dialogue generation), 通过使用信息增强技术在情感和内容两方面对外部知识与历史对话上文进行信息增强;同时设计一个二阶段解码器,将情感因素显式地注入到生成的回复中。在 EMPATHETIC DIALOGUES 数据集上进行验证实验,结果表明,所提模型在自动评价指标和人工评价指标方面表现优异。

1 模型构建

ID-EMP 模型结构如图 1 所示。该模型首先通过外部知识库获取历史对话相关的外部知识;其次,通过信息增强技术将外部知识与历史对话进行融合;最后,通过双重解码器对信息增强后的特征进行解码,进而生成同理心回复。

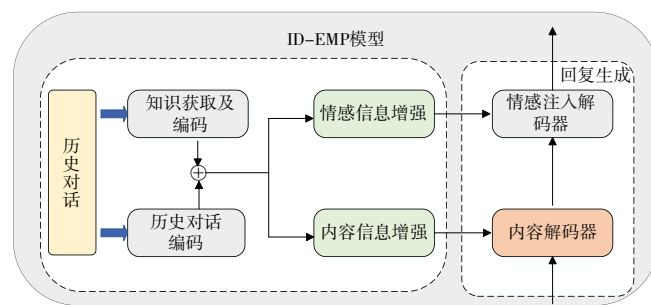


Fig. 1 ID-EMP model structure

图 1 ID-EMP 模型结构

1.1 任务定义

在同理心对话生成任务中,给定对话历史 $C = \{U_1, S_1, U_2, S_2, \dots, U_i\}$, 其中 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_i\}$ 来自于说话者, $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{i-1}\}$ 来自于倾听者,根据给定的对话历史 C 生成上文一致且富含同理心的回复。

1.2 对话上文编码

使用标准 Transformer 编码器对对话上文进行编码。首先,将对话上文 C 映射为相应的向量表示 E_c 。表示为:

$$E_c(C) = E_w(C) + E_p(C) + E_d(C) \quad (1)$$

式中: E_w 表示历史对话中单词对应的词向量; E_p 表示历史对话中单词对应的位置向量; E_d 表示对话状态向量,用于区分说话者与倾听者语句。

其次,像 BERT 模型一样在句子首位添加 CLS 符号,将 CLS 表示的向量当作句子的向量表示^[14]。将 Transformer 编码器表示为 Trs_{enc} ,则对应的句子表示为:

$$H = Trs_{enc}(E_c([CLS; C])) \quad (2)$$

式中: C 表示对话上文;“;”表示拼接操作。

1.3 知识获取与编码

同理心对话的生成不仅需要系统在情感上产生同理心,而且需要在内容上保持一致。以往研究仅针对句子的情感信息建模指导回复生成,然而句子表达的情感信息和内容有限^[5-8]。因此,本文引入外部知识来增强模型对文

本情感与内容信息的感知能力。

对于对话上文 C , 首先在对话历史末尾添加关系标签 ($xReact$, $xWant$, $xNeed$, $xIntent$, $xEffect$), 然后将历史对话和关系标签输入 COMET (Commonsense Transformers) 预训练语言模型中, 获取对应关系的知识序列 C_r^s [15]。表示为:

$$C_r^s = C_r^{s1} \oplus C_r^{s2} \oplus C_r^{s3} \oplus C_r^{s4} \oplus C_r^{s5} \quad (3)$$

式中: $r \in \{xReact, xWant, xNeed, xIntent, xEffect\}$, 其中 $xReact$ 表示说话者对事件的反应, $xWant$ 表示说话者在事件发生后需要什么, $xNeed$ 表示说话者在事件发生前需要什么, $xIntent$ 表示说话者在事件发生前的意图, $xEffect$ 表示事件对说话者的影响。

通过 $xReact$ 关系标签获得的外部知识富含情感信息, 因此将其视为文本的深层情感信息, 并将其余 4 个标记为文本的深层内容信息。同样在起始位置添加 [CLS] 标记, 然后使用 Transformer 编码器进行编码。表示为:

$$H_{ex-emo} = Trs_{enc}(E_{react}) \quad (4)$$

$$H_{ex-content-r} = Trs_{enc}(E_{content-r}) \quad (5)$$

式中: $r \in \{xWant, xNeed, xIntent, xEffect\}$; H_{ex-emo} 用于增强对话中上文的情感信息; $H_{ex-content-r}$ 用于扩展文本内容信息。最终使用外部情感信息的表示为 h_{aff} , 具体公式为式 (6); 最终使用的外部内容信息表示为 h_{cog-r} , 具体公式为式 (7):

$$h_{aff} = Average(H_{ex-emo}) \quad (6)$$

$$h_{cog-r} = H_{ex-content-r}[0] \quad (7)$$

1.4 信息增强

信息增强分为情感信息增强和内容信息增强两种。情感信息增强指将获得的外部情感知识与对话历史在字符级别进行拼接, 然后通过情感 Transformer 编码器进行编码, 最后经过多头注意力机制进一步进行增强。表示为:

$$H_{enh-emo} = MultiHeadAttention(Trs_{enc}(H \oplus h_{aff})) \quad (8)$$

式中: H 表示对话历史; h_{aff} 表示富含情感信息的外部知识; $H_{enh-emo}$ 表示使用外部情感知识增强的情感信息。此外, 将通过外部情感知识增强的文本信息作为文本隐藏的情感信息, 即句子表达的深层情感信息, 使用 E_{deep} 表示。

内容信息增强是指将通过 $xWant$, $xNeed$, $xIntent$, $xEffect$ 4 种关系标签获得的外部知识信息当作文本深层的内容信息, 将对话上文与获得的内容知识进行拼接, 然后使用内容 Transformer 编码器对其进行编码。表示为:

$$H_{enh-con-r} = Trs_{enc}(H \oplus h_{cog-r}) \quad (9)$$

式中: H 表示对话上文; $H_{enh-con-r}$ 表示通过外部知识增强的内容信息, $r \in \{xWant, xNeed, xIntent, xEffect\}$ 。

然而, 仅使用一种外部知识信息进行文本内容增强时, 系统生成的同理心回复是不理想的。因此, 本文融合 4 种外部知识对对话上文进行信息增强。首先, 在单词级别拼接通过 4 种关系加强的内容信息; 其次, 使用一个带有

ReLU 激活函数的多层线性感知机对其进行融合。表示为:

$$H_{mix-content} = MLP(\oplus H_{enh-con-r}) \quad (10)$$

式中: $r \in \{xWant, xNeed, xIntent, xEffect\}$; $H_{mix-content}$ 表示融合后增强的内容信息。

1.5 同理心回复生成

为利用历史对话中增强后的情感信息和内容信息, 本文设计了一个双重解码器。该解码器首先对文本的内容信息进行学习, 通过 V_{dec}^1 内容解码器生成中间向量; 然后通过 V_{dec}^2 情感注入解码器将情感显式地注入到生成回复当中。表示为:

$$V_{dec}^1 = Trs_{Dec}^1(H_{mix-content}, E^R) \quad (11)$$

式中: Trs_{Dec}^1 表示内容解码器; $H_{mix-content}$ 表示通过外部知识增强的内容信息; E^R 表示由真实的对话回复转换而来的向量表示; V_{dec}^1 表示通过内容解码器对模型感知到的内容信息解码生成的中间向量。

将模型学习到的情感信息注入到中间向量中, 进而生成同理心回复。表示为:

$$V_{dec}^2 = Trs_{Dec}^2(H_{enh-emo}, V_{dec}^1) \quad (12)$$

式中: Trs_{Dec}^2 表示将情感信息注入到由内容解码器生成的中间向量中; $h_{enh-emo}$ 表示通过外部情感知识增强的深层情感信息。

1.6 训练目标

在训练过程中, 模型的损失函数主要由情感预测损失函数、对话生成损失函数和文本多样性损失函数 3 个部分组成。

采用交叉熵损失函数对情感预测损失函数进行优化。情感预测损失函数的公式为:

$$P_{emo} = softmax(W_e H_{enh-emo}) \quad (13)$$

$$\mathcal{L}_{emo} = -\log(P_{emo}(emo)) \quad (14)$$

式中: emo 为真实标签; P_{emo} 为模型预测的情感分布。

采用标准的负似然对数来训练模型生成模块。对话生成损失函数表示为:

$$\mathcal{L}_{gen} = -\sum_{t=1}^T \log P(y(t) | C, y_{<t}) \quad (15)$$

式中: C 为对话上文; y 为真实回复; $y(t)$ 为预测的单词回复。

同时, 为减少模型生成无意义回复的情况, 本文引入 FACE (Frequency-Aware Cross-Entropy) 函数来优化模型, 增加生成文本的多样性 [16]。文本多样性损失函数表示为:

$$\mathcal{L}_{div} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^V w_i \delta_i(c_i) \log P(y(t) | C, y_{<t}) \quad (16)$$

式中: w_i 为词汇表 V 中第 i 个单词的权重; c_i 为词表中的候选单词; $\delta_i(c_i)$ 用于预测候选单词是否与真实单词相同。

综上所述, 总的模型训练和优化函数表示为:

$$\mathcal{L} = \alpha \mathcal{L}_{emo} + \beta \mathcal{L}_{gen} + \gamma \mathcal{L}_{div} \quad (17)$$

式中: α, β, γ 表示超参数, 用于辅助模型优化。

2 实验方法与结果分析

2.1 实验环境与参数设置

本文实验均在 Pytorch 实验框架下进行,使用 Adam 作为模型训练优化器^[17]。使用 Glove 词向量作为初始词向量嵌入,词向量维度为 300 维。批处理大小为 16,学习率为 $1e-4$,多头注意力的头数为 2。

2.2 数据集

为证明同理心对话生成模型的有效性,在华盛顿大学公布的大规模同理心对话数据集 EMPATHETIC DIALOGUES 上进行实验。EMPATHETIC DIALOGUES 数据集包含 2.5 万个具有背景信息的一对一开放域对话,包含 32 种均匀分布的情感标签和对话背景。将数据集按照 8:1:1 的比例分为训练集、测试集和验证集。同时,将 ATOMIC-2020 作为本文模型获取外部知识的知识库^[18]。

2.3 基线模型

选择以下基线模型与本文模型进行比较:①Transformer^[19]。该模型为基于最大似然估计损失函数训练的序列到序列模型,采用标准的编码器—解码器架构,编码器和解码器均由多头注意力和前馈神经网络组成;②MoEL^[5]。该模型为 Transformer 模型的变体,其首先通过情感跟踪器来跟踪情感状态,其次使用情感专家模块对情感跟踪器的每种情感进行生成,最后通过元解码器综合多种情感专家模块进行共情回复输出;③MIME^[6]。该模型通过情绪模仿和情绪随机采样来生成同理心回复,能够更好地模拟人类的复杂情感;④MRMD^[20]。该模型融合多分辨率机制和多专家解码器生成同理心回复;⑤CEM^[12]。该模型利用外部知识获取附加信息,以更好地理解上文情绪和对话情境,从而提高模型生成回复的效果。

2.4 评价指标

2.4.1 自动评估指标

使用困惑度、Distinct-N 和情感准确率评估模型的有效性^[21]。困惑度用于衡量模型生成回复的质量,其值越小,表示模型生成回复的质量越高。困惑度的计算公式为:

$$\text{Perplexity}(S) = P(w_1, w_2 \cdots w_n)^{-\frac{1}{N}} \\ = \sqrt[N]{\prod_{i=1}^N \frac{1}{p(w_i | w_1 w_2 \cdots w_{i-1})}} \quad (18)$$

式中: S 表示句子; N 表示句子长度; $P(w_i)$ 表示预测为第 i 个词的概率。

Distinct-N 常用于评估模型的生成多样性, N 表示 n 元词组,取值 1 或 2。该指标通过计算文本中不重复的 n -gram 与总数 n -gram 的比值来衡量生成文本的多样性。表示为:

$$\text{Distinct} - n = \frac{\text{Count}_{\text{unique}}(n_{\text{gram}})}{\text{Count}_{\text{all}}(n_{\text{gram}})} \quad (19)$$

式中: $\text{Count}_{\text{unique}}(n)$ 用于统计生成文本中不重复的 n 元词组; $\text{Count}_{\text{all}}(n)$ 用于统计生成文本中所有的 n 元词组。

情感准确率用于衡量模型对对话上文的情绪感知能力,其值越高,表示模型感知对话上文中情感的能力越强。计算公式为:

$$\text{Acc} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (20)$$

式中: TP 表示真正例; TN 表示真负例; FN 表示假负例; FP 表示假正例。

2.4.2 人工评价指标

从基线模型和所提模型生成的回复中随机挑选 100 组对话,聘请第三方人员从同理心、流畅度和相关性 3 个角度对模型生成的回复进行人工评价。所有评价指标的得分范围为 1~5 分,得分越高表示模型回复的效果越好。具体说明见表 1 所示。

Table 1 Manual evaluation index description
表 1 人工评价指标说明

评价指标	说明
同理心	1 分表示生成的回复不具有同理心;5 分表示生成的回复能够很好地表达同理心
流畅度	1 分表示语句不通顺;5 分表示语言流畅
相关性	1 分表示生成的回复与对话主题不相关;5 分表示生成的回复与对话主题一致

2.5 实验结果与分析

2.5.1 自动评价结果与分析

表 2 为基线模型和所提模型在 EMPATHETIC DIALOGUES 数据集上的实验结果。实验结果表明,本文模型在所有指标上性能均达到最优,表明其生成同理心回复的能力和情绪感知的能力最佳。具体来说,与 Transformer 模型相比,ID-EMP 模型的困惑度值降低了 2.335 0,dist-1 和 dist-2 分数分别提高了 0.179 1 和 1.196 6;与 MoEL 模型相比,ID-EMP 模型的情感准确率提高了 4.410 1%,困惑度值降低了 2.087 1,dist-1 和 dist-2 分数分别提高了 0.169 3 和 0.770 8;与 MIME 模型相比,ID-EMP 模型的情感准确率提高了 7.930 0%,困惑度值降低了 1.823 4,dist-1 和 dist-2 分数分别提高了 0.241 5 和 1.530 1;与 MRMD 模型相比,ID-EMP 模型的情感准确率提高了 5.940 0%,困惑度值降低了 1.413 4,dist-1 和 dist-2 分数分别提高了 0.046 8 和 0.179 2;与 CEM 模型相比,ID-EMP 模型的情感准确率提高了 1.010 0%,困惑度值降低了 1.532 6,dist-1 和 dist-2 分数分别提高了 0.026 0 和 0.394 9。

为验证各模块对同理心对话生成模型 ID-EMP 的影响,设计以下消融实验,其中 w/o emo 表示去除情感知识加强模块的模型;w/o content 表示去除内容知识增强模块的模型;w/o div 表示去掉多样性模块的模型。消融实验结果

Table 2 Comparison of automatic evaluation results of different models

表 2 不同模型自动评价结果比较				
模型	困惑度	Dist-1	Dist-2	Acc /%
Transformer	37.804 0	0.458 6	1.898 1	—
MoEL	37.556 1	0.468 4	2.323 9	34.599 9
MIME	37.292 4	0.396 2	1.564 6	31.080 0
MRMD	36.882 4	0.590 9	2.915 5	33.070 0
CEM	37.001 6	0.611 7	2.699 8	38.000 0
本文模型	35.469 0	0.637 7	3.094 7	39.010 0

如表 3 所示。可以看出,在去除情感知识加强模块后,模型的情感准确率降低了 5.04%,这是由于外部知识情感模块可有效提高模型感知对话上文中情感的能力,进而生成更加富有同理心的回复。在去掉内容知识增强模块后,模型的困惑度指标升高了 2.587 6,这是由于引入外部内容知识可有效探究对话表达的隐含内容信息,提高模型生成回复的内容质量。在去掉多样性模块后,模型的 dist-1 和 dist-2 分数分别降低了 0.173 6 和 1.138 7,这是由于引入多样性损失函数可有效增加模型生成回复的多样性。由此证实了各模块的有效性。

2.5.2 人工评价结果与分析

人工评价结果如表 4 所示。可以看出,本文模型生成的回复在同理心、流畅度和相关性指标方面均达到最优。

Table 5 Response examples of each model

表 5 各模型回复实例							
上文	Transformer	MoEL	MIME	MRMD	CEM	本文模型	参考回复
i have been more happy', 'meaning you have been happier before or you are more happy now than you have been ? ', 'happier now beacuse i have been built a new house'	i am sure you will do great!	i am glad you are going to do that.	i am sure you will be fine .	i am glad you are happy!	i am so happy for you !	that is awe-some! i bet you are so happy!	oh wow, that is great! i would be very happy too!
['my husbands cancer free now ! ', 'how awesome . my husband is 7 years cancer free', 'congrats ! we are hoping right now that nothing comes back but it is so happy']	i am so sorry to hear that . i hope you can find a lot of work .	i am glad you are going to do it .	i am glad you are do-ing better .	i am glad you are able to do that .	i am sure you will be fine !	that is great news !	it is amazing news . con-grats to you both . enjoy your time together

3 结语

本文提出一种基于信息增强与复杂解码器的同理心对话生成模型 ID-EMP,提高了同理心回复的生成质量。具体来说,首先,将对话上文输入到知识获取模型中,获取对应的外部情感知识和外部内容知识;其次,将外部情感知识与对话上文融合,帮助模型理解对话上文中蕴含的深层次情感信息;再次,设计内容理解模块将对话上文与外部内容知识融合,通过多层线性感知机增强文本在内容方面的感知能力;最后,设计复杂解码器来指导同理心回复生成。实验结果表明,ID-EMP 模型生成同理心回复的质量优于多个基线模型。然而,该模型生成的回复可能会出现个性不一致的问题,未来将尝试在模型中融入外部知识

Table 3 Ablation experiment results

表 3 消融实验结果				
模型	困惑度	Dist-1	Dist-2	Acc/%
w/o emo	37.521 9	0.528 8	2.241 0	33.97
w/o content	38.056 6	0.595 5	2.558 4	38.48
w/o div	34.367 0	0.464 1	1.956 0	38.17
本文模型	35.469 0	0.637 7	3.094 7	39.01

Table 4 Manual evaluation result

表 4 人工评价结果			
模型	同理心	流畅度	相关性
Transformer	3.09	3.15	3.05
MoEL	3.27	3.25	3.17
MIME	3.24	3.23	3.11
MRMD	3.27	3.17	3.34
CEM	3.35	3.21	3.32
本文模型	3.96	3.89	3.87

2.5.3 实例验证

各模型生成的回复实例如表 5 所示。由第一个实例可知,本文模型生成的回复不仅响应了对方的情感,而且进行了扩展,使回复的情感更加强烈,并且促使对话能够以一种良性的态度进行下去。由第二个实例可知,本文模型生成的回复不仅能够很好地表达同理心,而且在相关性方面相较其他模型明显提高。

和个性化内容,构建更全面、更有效的同理心对话系统。

参考文献:

[1] CHEN C, ZHU Q Q, YAN R, et al. A review of open domain dialogue systems based on deep learning[J]. Journal of Computer science, 2019, 42(7): 1439-1466.
陈晨,朱晴晴,严睿,等. 基于深度学习的开放领域对话系统研究综述[J]. 计算机学报,2019,42(7):1439-1466.

[2] ZECH E, RIME B. Is talking about an emotional experience helpful? effects on emotional recovery and perceived benefits[J]. Clinical Psychology & Psychotherapy: An International Journal of Theory & Practice, 2005, 12(4): 270-287.

[3] FITZPATRICK K K, DARCY A, VIERHILE M. Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (Woebot): a randomized controlled trial[J]. JMIR Mental Health, 2017, 4(2): e7785.

- [4] 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, 2019: 5370–5381.
- [5] LIN Z, MADOTTO A, SHIN J, et al. Moel: mixture of empathetic listeners[C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, 2019: 121–132.
- [6] MAJUMDER N, HONG P F, PENG S S, et al. MIME: mimicking emotions for empathetic response generation[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2020: 8968–8979.
- [7] LI Q T, CHEN H S, REN Z C, et al. Empdg: multi-resolution interactive empathetic dialogue generation[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, 2020: 4454–4466.
- [8] ZHU Q M, LI C, HE H, et al. Implicit and explicit emotion enhanced empathetic dialogue generation[C]//2022 IEEE 34th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2022: 1396–1404.
- [9] WANG J, LI W, LIN P, et al. Empathetic response generation through graph-based multi-hop reasoning on emotional causality[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 233: 107547.
- [10] LI Q, LI P, CHEN Z, et al. Towards empathetic dialogue generation over multi-type knowledge [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2009.09708v2>.
- [11] LI Q T, LI P J, REN Z C, et al. Knowledge bridging for empathetic dialogue generation[C]//The Thirty-sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022: 10993–11001.
- [12] SABOUR S, ZHENG C J, HUANG M L. CEM: commonsense aware empathetic response generation[C]//The Thirty-sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022: 11229–11237.
- [13] LIU Y, MAIER W, MINKER W, et al. Empathetic dialogue generation with pre-trained RoBERTa-GPT2 and external knowledge[C]//Conversational AI for Natural Human-Centric Interaction: The 12th International Workshop on Spoken Dialogue System Technology, 2022: 67–81.
- [14] 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, 2019: 4171–4186.
- [15] BOSSELU T A, RASHKIN H, SAP H, et al. Comet: commonsense transformers for automatic knowledge graph construction [C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019: 4762–4779.
- [16] JIANG S, REN P, MONZ C, et al. Improving neural response diversity with frequency-aware cross-entropy loss[C]//The World Wide Web Conference, 2019: 2879–2885.
- [17] LIANG Y, MENG F, ZHANG Y, et al. Infusing multi-source knowledge with heterogeneous graph neural network for emotional conversation generation[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021: 13343–13352.
- [18] HWANG J D, BHAGAVATULA C, LE BRAS R, et al. (Comet-) atomic 2020: on symbolic and neural commonsense knowledge graphs [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021: 6384–6392.
- [19] 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.
- [20] AYSHABI M K, IDICULA S M. A multi-resolution mechanism with multiple decoders for empathetic dialogue generation [C]//2021 8th International Conference on Smart Computing and Communications, 2021: 240–245.
- [21] 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, 2016: 110–119.

(责任编辑:尹晨茹)