计算机科学与技术学院

毕业设计（论文）

文献综述

设计论文题目：基于情感的深度学习对话生成关键技术研究

专 业 班 级： CS1703

学 生 姓 名： 范唯 学号： U201714670

指 导 教 师： 魏巍

2021年3月1日

|  |
| --- |
| 1. 前言   现如今大数据以及人工智能技术的发展对人们生活的方方面面都有着深远的影响，现如今许多智能AI助手已经能非常准确的理解用户的意图以及给出贴切的回复，然而这距离图灵的终极构想（机器是否能表现出与人等价或无法区分的智能）还相去甚远。因为人类在交流过程中除了理性的信息传输外，还有情感的交互夹杂其中，所以想要进一步的提高用户的满意程度，则必须要在NLG（Natural Language Generation,简称NLG）过程中加入情绪因素的考量。本文选取了与情感对话系统最相关的34篇国内外研究论文，并进行简明扼要的综述，所选取的文献均取自于2017年至2020年，包含各类期刊以及顶级会议。  从最新的文献中可以发现目前主流的一些情感对话系统主要是基于Seq2seq模型、注意力机制、LSTM（Long Short-Term Memory）、ECM（情感对话生成模型）和SeqGAN（序列生成模型）。而整个系统的设计一般分为两个部分：（1）识别对话的基本意图并根据对话的意图区分场景和进行识别操作。并构建对话知识图谱作为对话系统的数据基础,保障对话系统生成回复的有效性准确性。（2）基于上述提到的模型根据情绪关键词来改写对话回复文本并生成符合用户风格的回复。本文所最关注的则是第二个部分，目前业界已经有了基于强化学习、对抗神经网络、深度学习的相关研究，许多现有的模型不论是在自动检测还是人工评判下均能生成合乎情境的回复，使得对话看起来十分流畅，不会显得非常格式化与僵硬。而目前在有关问题上争论的焦点则是：（1）如何解决对话文本中存在的多重情感（例如“我觉得这部电影很好看，只是爆米花不太好吃”）。（2）如何解决用户可能并不希望听到和自己发言中相同的情绪（因为用伤感的情绪和伤感的人对话是不合时宜的）。 |
| 二﹑主体部分  目前来说，对话模型主要是使用序列到序列模型（Sequence to Sequence），序列到序列(Seq2seq)注意力模型通常是基于深度 RNN 的编码/解码器的体系结构。但是该模型在情感对话上存在着以下几个问题：   1. 缺少情感的编码和解码，即模型不考虑回答和问题之间的情感关系，只关心逻辑关系。 2. 回答语境的无关性，即模型只考虑当前问题与回答的关系。 3. 回答缺乏多样性，即容易产生通用回答，这是因为语料库中存在大量多对一的回答使得模型回答比较单一。   根据以上提出的三个问题，我将收集到的国内外文献依此归类。  有关于如何在回答中添加情感因素，[33]中所提出的ECM（情感聊天机器）目前应该是学术界的一个基准模型，ECM使用三种新机制来为回复添加情感因素：（1）通过嵌入情感类别对情感表达的高级抽象进行建模，（2）通过注意力机制捕获内在情感状态的变化，（3）在回复中使用显式情感表达。而[24]里则在传统ECM模型上进一步提出了EACM（Emotion-aware Chat Machine）模型。而在[1，5，7，8，11，18，19，27，28]均提出了使用基于注意力机制的方式，解码生成与主题相关的情感响应，[1]中提到情感因素和主题信息的融合方式，首先将对话上下文进行全局编码，引入主题模型获得全局主题词，使用外部情感词典获得全局情感词。其次融合模块利用语义相似度扩展主题词，利用依存句法分析提取与主题相关的情感词。最后将上下文，主题词和情感词输入到基于注意力机制的选择器，解码生成主题相关的情感响应。除此之外，[13]中则提出了使用基于PAD情感状态模型来描述和度量情感状态，“PAD情感状态模型”是用以描述和度量情感状态的一种心理学模型,它包含三个数值型维度:愉悦度、激活度和优势度,理论上可以利用这三个维 度表示所有的情感状态。根据PAD情感向量词典赋予每一个词语一个三维的PAD情感向量,该向量代表了词语的情感信息,然后,将词语的PAD情感向量和词向量一起作为编码器的输入进行“联合编码”,这为Seq2Seq模型增加了额外的情感信息。而[16]中则提出了基于生成对抗网络的情感对话，作者基于对抗生成网络提出了新的情感对话生成框架SMC-GAN来完成情感对话生成任务。所提出的情感对话生成模型包括一个生成模型和多个判别模型。除此之外，[14]中采用单词和字符结合的方法为对话的输入语句和回复语句进行词向量表示,利用双向LSTM（长短期记忆）对输入语句词向量进行编码得到隐向量, 再使用LSTM对隐向量解码来预测回复语句。但是[14]的研究中为回复语句赋予五类具体情感中的某一类特定情感,分别是快乐、悲伤、愤怒、厌恶和喜欢，而没有考虑到句中多情感的因素，所以仍有很大的改善空间。  第二个问题就是语境的无关性，也就是提取主题的准确性，[1]和[18]中基于注意力机制的主题扩展情感对话生成中提到首先将对话上下文进行全局编码，引入主题模型获得全局主题词，其次融合块利用语义相似度扩展主题词，利用依存句法分析提取与主题相关的情感词。而[11]和[28]则设计一个模型，首先通过基于双向短期记忆网络的编码器对输入进行编码,然后利用一个Twitter LDA模型获得输入的主题词作为模型的额外输入,主题信息的融入使得输入和输出共享同一主题,保证了回复内容的相关性。[5]中则构建对话文本的多层意图识别系统,识别对话文本的基本意图, 根据对话的意图区分场景和进行识别操作。并构建对话知识图谱作为对话系统的数据基础,保障对话系统生成回复的有效性准确性。  最后一项研究难题就是回答缺乏多样性，[11]和[28]为了缓解这个问题，提出了基于变分自编码的情感 对话生成模型(VAE-ECG),其利用VAE的特性能够更好地对文本的潜在语义进行建模。而[23]和[26]中也将多样性纳入了考量模型的重要指标。 |
| 三、总结  在近几年的有关研究中不难发现，大家在情感对话机器上的研究侧重点主要为三点：（1）主题提取（2）情感嵌入（3）回复多样性。其中最为高频的模型便是Seq2seq模型以及相当多的变体，大部分文献中提出的模型也是基于ECM模型进行性能上的优化版本。而在考虑进情感因素后又会引发另外一个问题就是回复的单一性，比如在听到用户愤怒的发言时，可能会生成统一的安慰性质的回复，但这并不是用户想要听到的，因为这大多是无效的信息。  从我个人的观点出发，我认为如果想要构建一个更自然或者更拟人的对话机器，则机器本身应该具有自己的情感导向，而并非只是顺应用户的情绪来做出响应的反应，举一个简单的例子，在真实人类之间的对话中，如果A问B你叫什么名字，B会礼貌的如实回答，但是如果A反复问同一个问题，B会感到不耐烦且变得更没有礼貌。但是机器不会，机器会时刻保持耐心并给出肯定而积极的答复，显然这会让用户觉得没有太多的人情味。所以在现有的模型基础上，我觉得可以为ECM机器人设定一种初始化的性格，并随着对话过程的进行，从机器人自身的情绪状态并结合目前对话的进程来做出相应的回复。 |
| 四、参考文献  [1]杨丰瑞,霍娜,张许红,韦巍.基于注意力机制的主题扩展情感对话生成[J/OL].计算机应用:1-8[2021-03-02].http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201011.1715.014.html.  [2]殷迪. 自然语言生成中基于对抗学习的属性控制方法研究[D].南京大学,2020.  [3]刘喜凯. 基于对话风格迁移的神经网络对话模型研究[D].大连理工大学,2020.  [4]牛保林. 基于情感与内容特征的对话生成研究[D].华中师范大学,2020.  [5]裴正蒙. 情绪引导式情感对话系统研究[D].合肥工业大学,2020.  [6]刘宁. 人机交互的情感拟人化策略研究[D].重庆邮电大学,2019.  [7]沈冀. 基于深度学习的情感对话模型应用研究[D].内蒙古工业大学,2019.  [8]李凌志. 面向聊天机器人的多轮对话回复生成技术研究[D].哈尔滨工业大学,2019.  [9]杨磊. 基于深度学习的聊天机器人研究与实现[D].北京邮电大学,2019.  [10]王明申. 基于词级权重与对抗性ECM模型的对话生成方法研究[D].辽宁大学,2019.  [11]彭叶红. 基于主题模型与变分自编码的情感对话生成技术研究[D].华中师范大学,2019.  [12]李孟. 基于深度学习的情感对话生成模型研究[D].华中师范大学,2019.  [13]刘磊. 基于PAD情感状态模型的对话生成研究[D].华中师范大学,2019.  [14]方艺臻. 基于深度学习的开放域情感对话生成研究[D].华中师范大学,2019.  [15]孙晓,李佳,卫星.基于强化学习的情感编辑约束对话内容生成[J/OL].自动化学报:1-16[2021-03-03].https://doi.org/10.16383/j.aas.c190058.  [16]陈鑫淼. 基于生成对抗网络的情感对话研究[D].合肥工业大学,2019.  [17]顾秀森. 可控闲聊对话系统的研究[D].北京邮电大学,2019.  [18] Li J, Galley M, Brockett C, et al. A persona-based neural conversation model[J]. arXiv preprint arXiv:1603.06155, 2016.  [19]陈仲夏. 个性化文本生成及其在推荐与对话中的应用[D].中国科学技术大学,2020.  [20]阮玉平. 基于深度学习的自然语言语义表征计算方法研究[D].中国科学技术大学,2020.  [21]Ghosh S, Chollet M, Laksana E, et al. Affect-lm: A neural language model for customizable affective text generation[J]. arXiv preprint arXiv:1704.06851, 2017.  [22] Huang C, Zaiane O R, Trabelsi A, et al. Automatic dialogue generation with expressed emotions[C]//Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 2 (Short Papers). 2018: 49-54.  [23] Colombo P, Witon W, Modi A, et al. Affect-driven dialog generation[J]. arXiv preprint arXiv:1904.02793, 2019.  [24] Wei W, Liu J, Mao X, et al. Emotion-aware chat machine: Automatic emotional response generation for human-like emotional interaction[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. 2019: 1401-1410.  [25] Rashkin H, Smith E M, Li M, et al. Towards empathetic open-domain conversation models: A new benchmark and dataset[J]. arXiv preprint arXiv:1811.00207, 2018.  [26] 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. 2019: 3685-3695.  [27] Zhong P, Wang D, Miao C. An affect-rich neural conversational model with biased attention and weighted cross-entropy loss[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019, 33(01): 7492-7500.  [28] Peng Y, Fang Y, Xie Z, et al. Topic-enhanced emotional conversation generation with attention mechanism[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 163: 429-437.  [29] Li J, Sun X. A syntactically constrained bidirectional-asynchronous approach for emotional conversation generation[J]. arXiv preprint arXiv:1806.07000, 2018.  [30] Asghar N, Poupart P, Hoey J, et al. Affective neural response generation[C]//European Conference on Information Retrieval. Springer, Cham, 2018: 154-166.  [31] Kong X, Li B, Neubig G, et al. An adversarial approach to high-quality, sentiment-controlled neural dialogue generation[J]. arXiv preprint arXiv:1901.07129, 2019.  [32] Zhou X, Wang W Y. Mojitalk: Generating emotional responses at scale[J]. arXiv preprint arXiv:1711.04090, 2017.  [33] Zhou H, Huang M, Zhang T, et al. Emotional chatting machine: Emotional conversation generation with internal and external memory[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018, 32(1).  [34] Lubis N, Sakti S, Yoshino K, et al. Eliciting positive emotion through affect-sensitive dialogue response generation: A neural network approach[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018, 32(1). |
| 五、导师评语 |