

基于深度学习的文本情感聊天机器人系统的设计与实现

上官鑫, 吕俊玉, 张桓宇, 刘力军

(南京审计大学金审学院, 江苏 南京 210023)

✉phare_wy2023@163.com; 18851828906@163.com; 929143401@qq.com; 79471622@qq.com



摘要: 现有文本聊天机器人在对话过程中存在单一匹配传统知识库生成回复语句和采用通用性情感回复语句的问题。文章研究的系统将解决上述问题作为切入点, 在基于Seq2Seq(Sequence-To-Sequence, 序列到序列)模型的基础上引入注意力机制, 以产生贴合实际的生成式回复, 避免单一匹配知识库生成回复语句。构建TextCNN-BiLSTM-SelfAttention情感分类模型, 获取对话文本的情感特征和情感类别, 并进一步在对话过程中引入情感监督实现对话过程中的情感响应与回复, 从而避免产生通用性情感回复语句。结果表明, 该系统有效提高了文本聊天机器人的回复语句质量。

关键词: 情感监督; Seq2Seq; 注意力机制; 深度学习

中图分类号: TP311.1 **文献标识码:** A

Design and Implementation of Text Sentiment Chatbot System based on Deep Learning

SHANGGUAN Xin, LV Junyu, ZHANG Huanyu, LIU Lijun

(School of Jinshen, Nanjing Audit University, Nanjing 210023, China)

✉phare_wy2023@163.com; 18851828906@163.com; 929143401@qq.com; 79471622@qq.com

Abstract: The existing text chatbots have the problems of generating reply statements by matching single traditional knowledge base and adopting universal emotion reply statements in the process of dialogue. Aiming at these problems, this paper proposes a system and introduces the attention mechanism based on the Seq2Seq (Sequence-To-Sequence) model, so as to generate the actual generative response and avoid generating reply statements from a single matching knowledge base. The TextCNN-BiLSTM-SelfAttention sentiment classification model is constructed to obtain sentiment features and categories of the dialogue text, and sentiment supervision is further introduced in the dialogue process to realize the sentiment response and reply, so as to avoid the universal sentiment response statements. The results show that the proposed system effectively improves the quality of the text chatbots' reply statements.

Keywords: sentiment supervision; Seq2Seq; attention mechanism; deep learning

1 引言(Introduction)

近年来, 随着人工智能技术的不断发展, 通过自然语言与人类进行对话的聊天机器人成为研究热点, 并因深度学习在自然语言处理、词向量表示、情感分析等领域的广泛应

用, 使其逐渐成为研究聊天机器人的关键技术^[1]。目前, 许多商业公司推出了应用深度学习技术的相关产品, 如“苹果”的Siri、“微软”的小冰、“百度”的度秘等。虽然现有聊天机器人都可以与人类进行无差错交流, 普遍表现出“智商”

很高,但是人们在日常交换信息的过程中,传达的信息不仅包含信息语义本身,还包含着情感与情感状态。为了使人机对话更加贴近现实,人们寄希望于聊天机器人具有“智商”的同时也具有“情商”。本文提出基于深度学习的文本情感聊天机器人系统,满足人们进行日常文本聊天中对情感的需求,具有支持中英双语对话、情感分类多元、适用多领域对话的功能,提升了用户在日常闲聊时的使用体验。

2 研究现状(Research status)

现有的文本聊天机器人按功能可划分为任务型和非任务型。针对日常聊天应用场景,采用非任务型可以更好地提升用户使用体验,提高用户满意度。非任务型聊天机器人按对话的实现方式可以分为检索式对话系统和生成式对话系统^[2]。基于检索式的聊天机器人的回复语句存有单一匹配关键字的问题,其利用信息检索技术为用户会话请求匹配已经事先存储的对话语料作为回复^[3]。基于生成式的聊天机器人,在现有的研究基础上其回复语句多使用情感通用性回复语句,情感单一^[4]。此类聊天机器人多采用Encoder-Decoder(编码器-解码器)框架中的Seq2Seq模型,其主要应用端到端框架^[5],利用大量自然语言训练集学习从问题到答案的关系,从而根据用户输入语句自动生成相应的回复,具备一定的自我学习能力。一些研究表明,基于Seq2Seq模型对于短句子有着较好的表现,但对于长句子则表现力有所下降。注意力机制可以选择性地学习句子中的部分单词或片段^[6],从而更好地处理长句子。目前在情感对话领域,许多研究者将各种端到端的神经网络模型作为情感对话生成模型的基础,并通过情感分析、情感嵌入等技术对模型进行改进,实现了在对话生成中的情感表达^[7]。周震卿等^[8]提出了基于TextCNN(文本卷积神经网络)情感预测器的情感监督聊天机器人,在Seq2Seq模型中引入更准确的情感特征,由问题直接获取回复的情感表示,有效地提高了回复语句的质量,但存在不能区分情感类别和对长文本不敏感的问题。

3 系统设计(System design)

本系统采用Seq2Seq+Attention(序列到序列+注意力机制)模型,解决现有文本聊天机器人存在的单一匹配问题。构建TextCNN-BiLSTM-SlefAttention(文本卷积神经网络-双向长短期记忆网络-自注意力机制)情感分类器,获得具备表示文本情感的情感向量和情感分类向量。为了让聊天机器人具有更好的情感回复表达,将情感向量嵌入基于GRU的Seq2Seq+Attention对话模型中,同时将情感分类向量加入训练模型的损失函数中,实现对话过程中的情感监督,避免产生通用性情感回复语句。运用丰富的数据集进行模型训练,

实现中英文对话,满足了文本聊天中的多领域对话需求。使用微信小程序作为系统的前端,实现前后端分离,便于前端优化和功能更新。

3.1 系统框架结构

本系统采用分离式前后端部署的方式,前端部署在微信小程序中,与用户进行交互;后端部署在Flask(Web应用程序框架)中,对用户信息进行处理与反馈。系统的整体框架如图1所示。



图1 系统整体框架图

Fig.1 Overall system frame

本系统逻辑结构分为输入模块、预处理模块、对话处理模块、输出模块,系统的逻辑结构如图2所示。

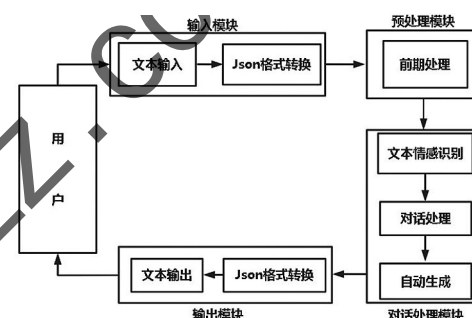


图2 系统逻辑结构图

Fig.2 Diagram of system logical structure

系统逻辑结构流程如下:

- ①用户在交互界面输入文本;
- ②输入文本经格式转换后传输到后端服务器;
- ③后端服务器将接收到的文本进行格式化预处理;
- ④将预处理后的文本输入对话处理模块中自动生成回复文本;
- ⑤回复文本经格式转换后返回给用户。

3.2 情感分类模型

关于文本情感分类的研究,一般是对情感类别(褒义、中性、贬义)进行情感分类;原福永等^[9]提出将BiLSTM(双向长短期记忆网络)与CNN(卷积神经网络)模型结合,与此同时引入Attention(注意力)机制实现对人们的情感进行分类;李辉等^[10]提出将CNNGRU-Attention混合,实现二元(消极、积极)分类,并引入Attention机制构建混合神经网络模型学习重要文本信息。

本系统通过构建TextCNN-BiLSTM-SelfAttention情感分类模型,应用于问题情感分类器和答案情感监督器。以愤怒、反感、害怕、内疚、快乐、难过、羞愧7类情感作为情感

分类标签，对输入文本进行情感类别预测，其情感分类模型如图3所示。

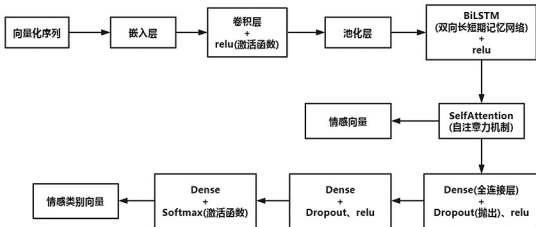


图3 情感分类模型图

Fig.3 Diagram of sentiment classification model

3.3 对话处理训练模型

通过Seq2Seq+Attention模型与情感分类模型结合，构建对话处理训练模型，如图4所示。

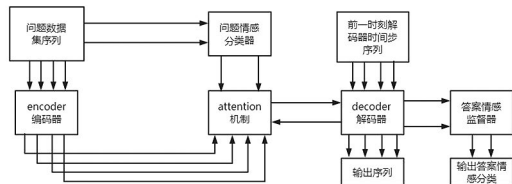


图4 对话处理训练模型图

Fig.4 Diagram of dialogue processing training model

对话处理的训练流程如下：①将问题数据集序列分别输入编码器和问题情感分类器中，产生编码向量和情感向量；②将上述产生的向量及decoder(解码器)的hidden state(隐藏状态)经过注意力机制产生context vector(上下文向量)；③将答案数据集序列及context vector加入解码器中，输出回复向量及hidden state向量；④将hidden state向量输入到答案情感监督器中，输出情感分类向量；⑤将解码器输出的回复向量和答案情感监督器输出的情感分类向量加入对话训练模型的损失函数中，使对话训练模型在训练过程中实现情感监督。

3.4 对话处理预测模型

本系统采用对话处理训练模型去除答案情感监督器构成对话处理预测模型，从而进行对话处理预测，如图5所示。

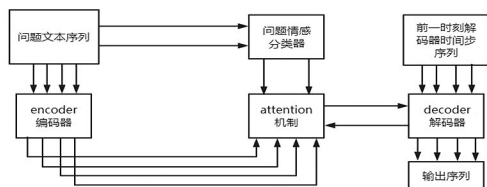


图5 对话处理预测模型图

Fig.5 Diagram of dialogue processing predictive model

对话处理的预测流程如下：①将问题数据集序列分别输入编码器和问题情感分类器中，产生编码向量和情感向量；②将上述产生的向量以及decoder的hidden state经过attention机制产生context vector；③将解码时间步序列以及context

vector输入解码器中，输出对话预测序列。

4 系统实现(System implementation)

系统实现分为前端设计实现、数据预处理、对话处理和系统部署四个部分。

4.1 实现环境

本系统实现环境详见表1。

表1 系统实现环境表

Tab.1 Table of system implementation environment

实现环境	名称
后端框架	TensorFlow 2.1.0
前端开发平台	微信小程序 1.05.2103200
后端开发平台	Pycharm 2021.1.3
编程语言	Python 3.6
处理器	Intel Core i7
内存	16 GB
显卡	NVIDIA 3.26.0.160

4.2 前端设计实现

本系统的前端设计实现分为界面设计模块，实现用户交互界面；输入模块，实现对话文本更新。

4.2.1 界面设计模块

微信小程序框架系统分为逻辑层和视图层。逻辑层使用JavaScript引擎，将数据进行处理后发送给视图层，同时接收视图层的事件反馈。视图层由WXML(页面文件)、WXSS(样式文件)编写，将逻辑层的数据反映到视图层，同时将视图层的事件发送给逻辑层。WXML用于描述页面的结构，WXSS用于描述页面的格式。

本系统实现的前端界面由对话框和输入框构成，对话框实现用户对话内容展示，输入框接收用户输入文本，如图6所示。

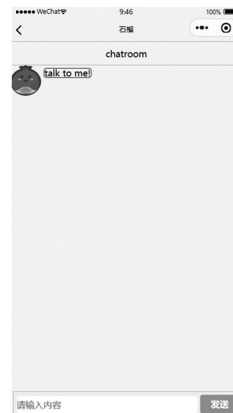


图6 前端界面图

Fig.6 Diagram of front-end interface

在对话框中实现聊天文本更新的流程，如图7所示。

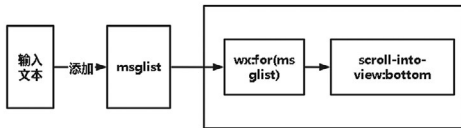


图7 文本更新流程图

Fig.7 Text update flowchart

图7中, msg为获得的问题文本/答案文本; msglist为对话过程中产生的问题、答案文本集; wx:for(msglist)为页面循环渲染msglist; scroll-into-view:bottom为将scroll-view窗口滚动到最低端(bottom为msglist的长度)。

该模块流程如下:

①逻辑层在获得输入文本后, 将输入文本加入用户对话列表中;

②视图层进行页面的重新渲染, 将输入文本信息展现在对话框中。

4.2.2 输入模块

本模块通过对用户的输入文本类别进行判断, 然后经过json格式转换传输到后端服务器, 从而进行相对应语言的对话预测处理, 如图8所示。

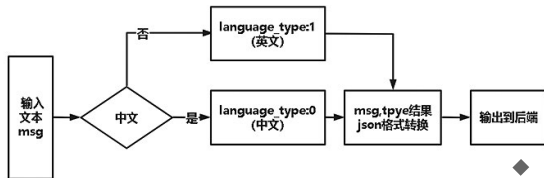


图8 输入模块流程图

Fig.8 Flowchart of input module

4.3 数据预处理

为了完成本系统语言模型的构建、训练以及生成对话, 需要大量的数据集。基于目前已有数据集的基础上, 对其进行整理、预处理后加入对话生成模型中。整理数据集时发现, 电影字幕文件的对话素材较为丰富, 因此采用康奈尔大学电影对话语料作为对话处理训练模型的训练数据集。采用带有情感标注的情感数据集作为问题情感分类器的训练数据集; 此外, 收集了ai(人工智能)、food(食品)、history(历史)、movies(电影)、literature(文学)等17种话题领域的数据集实现中文多领域对话。

数据预处理流程如图9所示。



图9 数据预处理流程图

Fig.9 Flowchart of data preprocessing

(1)对数据集中的文本进行清洗分割(以电影对话语料库为例)。使用Python的正则库re, 其中re.sub()函数对数据集中的问题和答案对进行清洗分割; 给问题、答案字符串的前后加上'\t' (开始)、'\n' (结束)标志; 得到Question_

list, Answer_list; 其中, 问题格式如 '\t how are you ? \n', 答案格式如 '\t i am fine ! \n'。

(2)将切割分词后的文本转换为向量化数字序列。将得到的Question_list、Answer_list, 经keras_preprocessing.Text.Tokenizer()处理得到Question_list_ids(问题向量化数字序列)、Question_vocab(问题字典)、Answer_list_ids(答案向量化数字序列)、Answer_vocab(答案字典)。keras_preprocessing.Text.Tokenizer: keras中的一个文本标记实用类, 将每个文本转化为一个整数序列, 其每个整数都是词典中标记的序列。

(3)将得到的向量化数字序列, 进行padding填充。将得到的Question_list_ids、Answer_list_ids, 经keras_preprocessing.sequence.pad_sequences()处理, 获得定长的问题、答案向量化数字序列。keras_preprocessing.sequence.pad_sequences: 将序列转化为经过填充后得到的一个长度相同的新序列。

4.4 对话处理

将数据集样本对放入系统构建的模型进行训练, 实现对话处理, 完成对输入文本的预测回复。系统模型训练可分为问题情感分类器训练和对话处理模型训练。

4.4.1 问题情感分类器训练

问题情感分类器的嵌入层采用keras的自定义嵌入层(embedding layer), 其embedding layer所有的words(单词序列)被随机初始化, 将正整数(单词序号)转换为具有固定大小的向量。通过单层的卷积和池化进行特征提取, 同时卷积层使用ReLU激活函数, 对特征向量进行非线性处理, 避免了梯度消失和爆炸的问题, 并提高BiLSTM的训练计算效率。BiLSTM获取抽取后输入特征向量间的相关性, 同时关注“头部”和“尾部”的信息, 可以更好地学习长序列信息。SelfAttention针对BiLSTM输出的特征向量, 捕获远距离的特征, 将SelfAttention输出的特征序列作为输入文本的情感向量。使用全连接层、Dropout机制防止过拟合, 提升模型训练效率。同时, 使用Softmax激活函数对特征向量归一化处理, 输出情感类别向量序列。

现有的情感分类一般是简单的二元(消极、积极)或三元分类(消极、积极、中立), 然而人的情感更加多元, 因此本系统构建的情感分类模型为多分类模型。在实现上, 采用分类交叉熵损失函数作为该模型的损失函数, 将带有情感标注的情感数据集输入问题情感分类器中, 实现模型的训练。

4.4.2 对话处理训练模型

对话处理训练模型分为情感分类器模块、编码器模块、解

系统,该系统属于生成式聊天机器人系统,解决了单一匹配知识库问题且适用于多领域对话。同时,在对话过程中引入情感监督,实现了对话过程中的情感回复与响应,提高了生成回复语句的情感质量,有效拓展了文本聊天机器人的情感交互功能。此外,在系统部署上使用更加灵活的分离式框架搭建,便于前端优化和功能更新。从整体上看,本系统具有一定的创新性和较好的应用前景。

参考文献(References)

- [1] 梁苗苗.基于深度学习的智能聊天机器人的研究[D].杭州:浙江理工大学,2018.
- [2] 王一径.基于深度学习的情感智能回复生成的设计与研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [3] 吴保,李舟军.检索式聊天机器人技术综述[J].计算机科学,2021,48(12):278-285.
- [4] 曹东岩.基于强化学习的开放领域聊天机器人对话生成算法[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [5] 吴威震.基于Seq2Seq模型的聊天机器人对话研究[D].南京:南

(上接第62页)

- [7] FREEMAN L C. A set of measures of centrality based on betweenness[J]. Sociometry, 1977, 40(1):35-41.
- [8] KRACKHARDT D. Assessing the political landscape: structure, cognition, and power in organizations[J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(2):342-369.
- [9] KITSACK M, GALLOS L K, HAVLIN S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks[J]. Nature Physics, 2010, 6(11):888-893.
- [10] PAGE L, BRIN S, MOTWANI R, et al. The PageRank citation ranking: Bringing order to the web[R]. Stanford InfoLab, 1999.
- [11] 张彦超,刘云,张海峰,等.基于在线社交网络的信息传播模型[J].物理学报,2011,60(5):66-72.
- [12] BARRAT A, BRATHELEMY M, PASTORSTAORRAS P, et al. The architecture of complex weighted networks[J]. Proceedings of the National Academy of Science, 2004, 101(11):3743-3752.
- [13] 段文奇,刘宝全,季建华.国际贸易网络拓扑结构的演化[J].系统工程理论与实践,2008,(10):71-75.
- [14] 胡雪晶.沪深股票市场复杂网络动态拓扑结构及稳健性研究[D].长沙:湖南大学,2019.
- [15] 熊宇.区块链在电子证据保全中的应用[D].重庆:重庆邮电大学,2019.
- [16] 吴嘉婧,刘洁利,林丹,等.区块链交易网络研究综述[J].中山

京邮电大学,2019.

- [6] KIM Y, DENTON C, HOANG L, et al. Structured attention networks[J/OL]. (2017-02-16)[2023-01-12]. <https://arxiv.org/pdf/1702.00887.pdf>.
- [7] 王春喻,马志强,杜宝祥,等.面向端到端的情感对话生成研究综述[J].计算机科学与探索,2022,16(02):280-295.
- [8] 周震卿,韩立新.基于TextCNN情感预测器的情感监督聊天机器人[J].微型电脑应用,2019,35(5):104-106,110.
- [9] 原福永,常艳鹏,刘宏阳,等.联合BiLSTM和CNN的评论文本情感分类模型[J].燕山大学学报,2020,44(5):502-507,518.
- [10] 李辉,郑媛媛,任鹏举.基于CNNGRU-Attention模型的文本情感分析[J].制造业自动化,2019,41(9):19-23,72.

作者简介:

上官鑫(2000-),男,本科生.研究领域:自然语言处理.
吕俊玉(2001-),女,本科生.研究领域:自然语言处理.
张桓宇(1999-),男,本科生.研究领域:自然语言处理.
刘力军(1979-),男,硕士,讲师.研究领域:网络技术.

大学学报(自然科学版),2021,60(05):1-12.

- [17] 王环,朱敏.基于点权的混合K-shell关键节点识别方法[J].华东师范大学学报(自然科学版),2019(03):101-109.
- [18] 张廷萍.复杂网络中节点重要度评估研究[D].重庆:重庆大学,2017.
- [19] 李勤敏,郭进利.基于主成分分析和神经网络对作者影响力的评估[J].情报学报,2019,38(07):709-715.
- [20] 蒋林承.复杂网络节点和边重要性度量以及多源信息传播问题研究[D].长沙:国防科技大学,2018.
- [21] 张琨,李配配,朱保平,等.基于PageRank的有向加权复杂网络节点重要性评估方法[J].南京航空航天大学学报,2013,45(03):429-434.
- [22] 阮逸润,老松杨,王竣德,等.基于领域相似度的复杂网络节点重要度评估算法[J].物理学报,2017,66(03):371-379.
- [23] WU J, YUAN Q, LIN D, et al. Who are the phishers? phishing scam detection on Ethereum via network embedding[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(2):1156-1166.

作者简介:

朱小栋(1981-),男,博士,副教授.研究领域:深度学习,网络空间安全,电子商务.
刘欣(2000-),男,硕士生.研究领域:跨境电子商务,复杂网络.