

文章编号: 2095-2163(2022)03-0040-07

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于深度学习的疫情情感分析

张苑, 祝小兰, 杨东晓

(青海大学 计算机技术与应用系, 西宁 810016)

摘要: 2019年新型冠状病毒(COVID-19)肺炎疫情对人民生活各方面产生严重影响,为协助政府把握社会舆论,更加科学有效地做好预防控制工作的宣传和舆论引导,本文以与新型冠状病毒肺炎疫情相关的微博内容为研究对象,采用深度学习技术对网民情感进行分析和识别。首先,采用文本分词、正则表达式、词性和停用词表过滤等方法进行预处理操作;其次,构建 Bert-CNN 模型和 Bert-RCNN 模型对微博中的网民情感进行识别;最后,验证两种模型的识别效果,并与其他模型进行对比分析。实验结果表明,Bert-RCNN 模型的效果最好,其 $F1 - score$ 值为 0.702、准确率为 73.56%。

关键词: 深度学习; 疫情; 情感; Bert-CNN 模型; Bert-RCNN 模型

Sentiment analysis of epidemic situation based on deep learning

ZHANG Yuan, ZHU Xiaolan, YANG Dongxiao

(Department of Computer Technology and Applications, Qinghai University, Xining 810016, China)

[Abstract] The COVID-19 pandemic in 2019 has attracted widespread attention in China. In order to assist the government to grasp the real public opinion and conduct publicity and public opinion guidance for prevention and control work in a more scientific and effective way, based on the micro-blog content related to COVID-19, this paper adopted the deep learning technology to classify and predict the emotions of netizens. Firstly, text segmentation, regular expression, part of speech and stop vocabulary filtering methods were used for preprocessing. Secondly, Bert-CNN model and Bert-RCNN model were constructed to classify and predict the emotions of netizens in micro-blog. Finally, the identification effects of the two models were verified and compared with other models, and the experimental results showed that the Bert-RCNN model achieved the best effect, with $F1 - score$ of 0.702 and accuracy of 73.56%.

[Key words] deep learning; epidemic situation; emotion; Bert-CNN model; Bert-RCNN model

0 引言

2019年新型冠状病毒肺炎疫情备受社会各界关注,2020年1月1日~2月20日,疫情相关微博话题数超过200个。如何挖掘海量、多样化数据中的有价值信息已逐渐成为研究热点。近年来,随着计算机技术的飞速发展和硬件的不断完善,深度学习技术得到了广泛的应用,其处理能力也得到了很大的提高,引起了许多学者的关注。深度学习(Deep Learning)的概念最早是在2006年,由多伦多大学的 G.E.Hinton 等人提出,是一门用于学习和利用深度神经网络的机器学习技术,主流算法模型包括卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)。深度学习是指通过一定的训练方法,以大

量的样本数据为基础,获得多层次深度网络模型结构,进而实现自动的分类识别的机器学习过程。情感分析又称观点挖掘,是指在传递信息时,分析说话者所隐含的情绪、态度和观点,以便做出判断或评估。就文本而言,一个句子的情感取向一般比较清晰,积极的情感代表积极的含义,如:赞美、喜悦、歌颂等;消极情绪表示消极的含义,如:贬损、悲伤、嫉妒等。

此次疫情为重大社会热点事件,对疫情期间的情感进行准确判别和可视化分析能客观反映出疫情舆情的发展动向。因此,本文以与新冠疫情相关的微博文本内容为研究对象,使用深度学习技术对网民情感进行分析识别,为政府把握社会舆论,有效的做好预防和舆论引导,进而制定科学合理的决策提供辅助决策支持。

基金项目: 国家自然科学基金(61866031);青海省科技厅青年自然科学基金(2021-ZJ-952Q);四川省科技厅重点研发项目子课题(2020YFS0575)。

作者简介: 张苑(1999-),女,本科生,主要研究方向:深度学习、自然语言处理;祝小兰(1990-),女,硕士,讲师,主要研究方向:机器学习、信息安全;杨东晓(1994-),男,硕士,助教,主要研究方向:时空序列数据挖掘。

通讯作者: 祝小兰 Email: zxlanscu@126.com

收稿日期: 2011-11-06

1 研究现状

随着深度学习的兴起和应用,很多学者开始采用深度学习技术来处理情感分类问题。刘思琴等人^[1]提出基于双向编码器表征技术(Bidirectional Encoder Representations from Transformers, Bert)预训练语言模型与双向长短期记忆(Bidirectional Long Short Term Memory, Bi-LSTM)神经网络及注意力机制相结合的神经网络模型进行文本情感分析;谢润忠等人^[2]针对句子级文本情感分析问题,提出了基于 Bert 和双通道注意力模型,实验结果表明: Bert 模型能够较好的提取文本特征,有助于提高情感识别的准确度;陈珂等人^[3]使用了词语和单字粒度的特征信息,提出了一种多粒度门控卷积神经网络模型,并应用在中文微博情感分析任务中;王安君等人^[4]提出并扩展了一种基于 Bert-Condition-CNN 的检测模型,利用 Bert 预训练模型来获取文本的句子向量,构造关系矩阵 Condition 计算层来反映两个文本序列的关系特征,并使用卷积神经网络 CNN 提取 Condition 层的特征;陈珂等^[5]结合 CNN 和特定的情感特征进行情感分析,提出了一种基于多通道卷积神经网络模型,用于中文微博情感分析;赵容梅等人^[6]使用 CNN 提取文本特征,结合长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)结构来提取上下文的信息,并在模型中添加了注意力机制,建立了一个新的混合神经网络模型,实现分析文本隐含的情感;潘东行等人^[7]采用 Word2vec 词嵌入技术提取文本的特征,分别研究了基于 LSTM 和双向门控循环单元(Bidirectional Gated Recurrent Unit, Bi-GRU)的分类模型,并基于各种深度的分类模型研究了包含注意机制的分类模型;朱焯等人^[8]提出了一种结合注意力机制 Condition 和 CNN 的评论文本情感分类模型;罗春春等人^[9]提出了一个融合了双重注意力机制与 Bi-LSTM 的模型,并证明在微博情感分类效果上其优于其他模型;盖赟等人^[10]通过 Word2vec 计算文本的词向量,利用 LSTM 对舆情文本进行情感分析;张瑜^[11]结合了 CNN 和 RNN 的优势,提出了多重卷积循环网络,从而把握文本情感模式的变化。针对商品评论的情感分析问题,苏秀芝等人^[12]应用 LSTM 对文本进行情感分类;国显达等人^[13]提出了一种基于 CNN-BiLSTM 的在线分析评论情感方法;史振杰等人^[14]提出了一种基于预先训练的 Bert 网络和 CNN 相结合的混合网络模型,该模型提取的情感特征可以捕获文本中更多的情感信

息;常城扬等人^[15]对比了传统 CNN 模型和 RNN 模型在数据集上的分类效果,选择微调 Bert 预训练模型得到分类器,再将未知的美国政客推文输入分类器,得到识别结果;黎洁君^[16]以微博上关于新疆的热门评论为样本,通过构建 LSTM 模型对每条评论进行评分,分析其正负性;吴鹏等人^[17]提出了一种基于 LSTM 和认知情感评价模型的网络;曹宇等人^[18]提出了一种基于 Bi-GRU 的中文文本情感分析方法;缪亚林等人^[19]提出将 Bi-GRU 与 CNN 相结合的文本情感分析模型,通过 CNN 和 Bi-GRU 对文本的局部静态特征以及序列特征进行提取,然后进入(Gate Recurrent Unit, GRU)层进一步对数据降维,最后,使用 Sigmoid 函数对情感进行分类。

深度学习技术在新型冠状病毒肺炎疫情情感分类方面也有诸多应用,刘洪浩等人^[20]采用 Bert 模型对新冠肺炎疫情期间的微博评论进行分析,并基于词频和词云进行相关性分析,达到全面了解疫情期间社会情绪状态的目的;Müller 等人^[21]针对近期新冠疫情热点,在拥有 1.6 亿条推文的大型数据集上训练出 COVID-Twitter-Bert 预训练模型,该模型在完成来自社交媒体的有关新冠疫情文本的自然语言处理任务中相比其他基本模型,有 10%~30% 的效果提升;Yin 等人^[22]提出了一个基于词库和语法规则的情感识别方法,用以分析大量和疫情相关推文的情感随时间动态变化的规律;王楠等人^[23]提出了一种新的情绪分析框架,并结合社会网络分析法,分析了在疫情时期不同类的政务媒体在情感传播方面的特点,构建了基于 LSTM 的情绪分类模型,研究用户的情感体验;刘忠宝等人^[24]利用条件随机场模型从微博新闻中提取疫情事件,与新冠肺炎疫情相关的微博新闻及其评论为研究对象,构建与疫情相关的事件画像,进一步在情感词典的基础上引入 Bi-LSTM 模型建立网民情感画像,利用基于自注意力机制的 Bi-LSTM 模型分析疫情事件与网民情感之间的关系。

基于上述研究,本文基于深度学习技术分别构建了 Bert 模型、Bert-CNN 模型和 Bert-RCNN 模型对网民情感进行分析和识别。

2 深度神经网络模型

深度学习是机器学习研究的一个分支,其动机在于建立深度神经网络,模拟人类大脑进行分析学习,进一步实现物体的自动分类与识别。主流的深度神经网络模型有许多,如 AlexNet、VGG、

GoogLeNet、ResNet 和 MobileNet、LSTM 等。本文主要研究 Bert、Bert-CNN 和 Bert-RCNN 3 种模型。

2.1 Bert 模型

Bert 模型拥有一套完整的自然语言处理方案,该模型具有强大的语义理解能力,包含了从训练数据集到微调指定任务的完整流程,该模型以 Transformer 编码器为基础,主要内容包括基于 Transformer 的模型结构、预训练和微调。

基于 Transformer 的模型结构:首先,文本输入经过词嵌入层,将每个词映射到指定的维度,得到单词的词向量;其次,将词向量输入编码层,包含自注意力机制 (Self-Attention) 层和前馈神经网络 (Feedforward Neural Network) 层。Self-Attention 层帮助当前节点不仅仅只关注当前的词,从而能获取到上下文的语义,Self-Attention 处理数据后,把数据送给前馈神经网络,前馈神经网络的计算可以并行,得到的输出会输入到下一个编码器。

在预训练中,Bert 需完成两项任务,即随机预测遮盖词语,并判断后一句是否和前一句属于同一句子的二分类任务。随机预测遮盖词语就是随机替换或遮蔽句子中的任何一个或多个单词,通过上下文理解,让模型预测被替换或遮蔽的部分。此外,Bert 还需完成一个二分类任务,即判断 B 句是不是 A 句的下一句,能使 Bert 学会如何输出一个更好的句子表达。

微调即添加相应的输出层,基于有监督的数据集训练整个模型,使模型的预测值与真实输出值之间的误差最小,进而得到最佳网络模型。基于 Bert 的疫情情感分析模型,如图 1 所示。

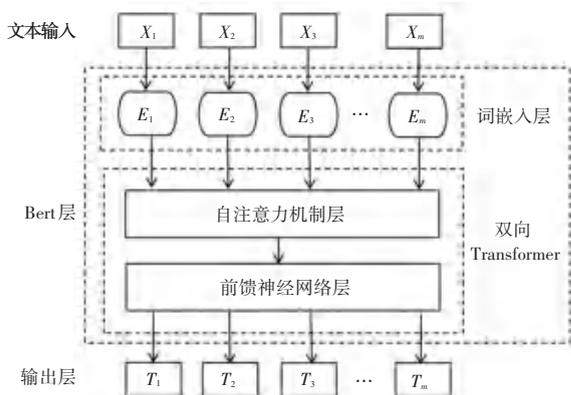


图 1 基于 Bert 的疫情情感分析模型

Fig. 1 Epidemic sentiment analysis model based on Bert

2.2 Bert-CNN 模型

CNN 是一种带有卷积结构的神经网络,包括卷积层 (Convolution)、池化层 (Pooling) 和全连接层 (Fully Connected neural network, FCN)。其中,卷积

层用于提取深层特征;池化层是一种降采样操作 (Subsampling),主要作用是降维;全连接层实现从输入数据到分类标签集的映射,即分类操作。此外,CNN 采用的局部感知、权值共享和下采样方式,减少了参数数量,使网络易于优化,进而提高了网络训练性能和分类效果。本文 Bert-CNN 模型由 Bert 和 CNN 融合而成,主要包括文本输入层、Bert 层、CNN 层和输出层。

2.3 Bert-RCNN 模型

CNN 有一个缺陷,即卷积窗口的大小是静态的。如何设置窗口的大小也是一个问题,如果设置过小,有效信息将丢失;如果设置太大,将添加许多参数。因此,针对模型问题,Siwei Lai 等人^[25]提出了循环卷积神经网络模型 (Recurrent Convolutional Neural Networks, RCNN)。RCNN 将 CNN 中的卷积层替换为带有递归结构的循环卷积层,并按照前馈连接方式构建网络结构,RCNN 能够较为均匀地利用单词的上下文信息,具有较好的文本特征提取效果。本文中 Bert 模型叠加的另外一个深度学习神经网络模型为 RCNN,即 Bert-RCNN 模型。

3 本文研究方法

本文基于深度学习的疫情情感分析模型,首先用文本分词及正则表达式、词性、停用词表过滤等方法进行预处理操作;其次,分别构建 Bert-CNN 模型、Bert-RCNN 模型;最后,对模型进行训练和优化,得到最佳模型。

3.1 预处理

首先,使用 jieba 文本进行分词;其次,用正则表达式来过滤一些原始数据中包含的一些无意义噪声,并进行词性与停用词表的过滤,本文保留了与情感表达相关的词 (名词、形容词、副词、动词、助词、叹词),因为这些词对文本分类来说意义较大,使用 HanLP 开源代码中的核心停用词表进行第二次过滤;最后,本文数据集中共有 10 万条记录,按照 18 : 1 : 1 的比例进行数据划分。

3.2 数据输入

Bert 模型通过查询字向量表将文本中的每个字转换为一维向量作为模型输入,模型输出则是输入各字对应的融合全文语义信息后的向量表示。此外,模型输入除了字向量,还包含另外两个部分:文本向量和位置向量。

(1) 文本向量:该向量的取值在模型训练过程中自动学习,用于刻画文本的全局语义信息,并与单

字或词的语义信息相融合。

(2)位置向量:由于出现在文本不同位置的字或词所携带的语义信息存在差异,因此,Bert模型对不同位置的字或词分别附加一个不同的向量以作区分。

最后,Bert模型将字向量、文本向量和位置向量的和作为模型输入,Bert-CNN与Bert-RCNN则将Bert输出的相应的隐藏状态的完整序列作为输入。

3.3 模型构建

3.3.1 Bert-CNN模型

首先,文本经过Bert层以后,将Bert输出的隐层状态的完整序列扩展一个维度;其次,采用RELU激活函数将隐层神经元输出,接着输入到卷积层,通过卷积运算将输入矩阵映射为一个低维矩阵,并在卷积结果中,选择一个最大值作为输出,即最大池化(Max Pooling),进一步按照维度1进行拼接;最后,输入到线性分类器(Linear),实现多分类任务,完成Bert-CNN模型的构建。基于Bert-CNN的疫情情感分析模型如图2所示。

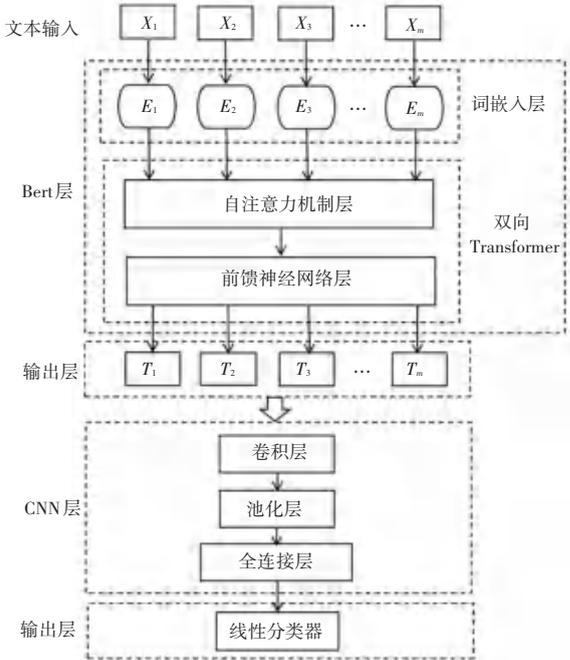


图2 基于Bert-CNN的疫情情感分析模型

Fig. 2 Epidemic sentiment analysis model based on Bert-CNN

3.3.2 Bert-RCNN模型

首先,将文本输入到Bert层,并将Bert输出的隐层状态完整序列作为RCNN层的输入;其次,构建循环卷积神经网络层,该层是一个双向循环神经网络模型,一个单词的上下文是通过正向LSTM和逆向LSTM来构建的,将Bi-LSTM获得的隐层输出和词向量拼接即可得到新的向量,采用RELU激活函数将新的向量通过非线性操作映射到较低维度;

向量中的每一个位置的值都取所有时序上的最大值,得到最终的特征向量;最后,将特征向量输入到Linear分类器,实现多分类任务,完成Bert-RCNN模型的构建。基于Bert-RCNN的疫情情感分析模型如图3所示。

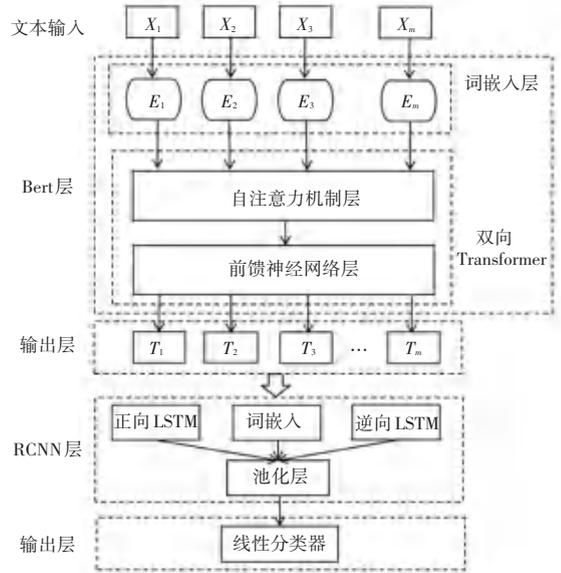


图3 基于Bert-RCNN的疫情情感分析模型

Fig. 3 Epidemic sentiment analysis model based on Bert-RCNN

3.3.3 模型训练

本文中Bert模型、Bert-CNN模型及Bert-RCNN模型的训练过程基本一致,具体流程如下:

(1)构建迭代器,分批将数据输入到模型,每批(batch)128条数据,并设置学习率。

(2)训练模型参数,定义需要和不需要梯度衰减的参数,一般层标准化的偏差和权重以及模型的偏差不需要衰减,同时定义被衰减参数的衰减程度。

(3)设置优化器,本文中采用Bert优化器(BertAdam)。进行迭代,先将训练数据输入到模型,在完成了一批数据的训练以后,手动将梯度清0。此外,还需要计算损失值,同时反向传播更新梯度,在完成了上述操作之后,更新所有参数。此处用交叉熵损失函数,其计算公式(1):

$$Loss = - \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) \quad (1)$$

其中,N为类别的数量; $p = [p_1, \dots, p_n]$ 是一个概率分布,每个元素 p_i 表示样本属于第i类的概率; $y = [y_1, \dots, y_n]$ 是样本标签的编码表示,当样本属于类别i时 $y_i = 1$,否则 $y_i = 0$ 。

(4)设置模型训练终止条件,若超过500batch效果还没提升,即校验集的损失值超过500batch没有下降,则结束模型训练过程。

4 实验与分析

4.1 实验环境

本文实验环境:操作系统为64位Windows 10系统,Anaconda版本为2019-10,Python版本为3.7.4, Jieba版本为0.42.1, Pytorch版本为1.5。内存8 G,硬盘由128 G固态硬盘和1 T机械硬盘组合而成,CPU为英特尔酷睿i5-8300H四核八线程处理器,显卡为英伟达GTX1050TI,4 G独显。

4.2 实验数据集

数据集来源于官方竞赛平台(DataFountain),与“新冠肺炎”有关的230个主题为数据采集依据,共爬取了2020年1月1日~2020年2月20日期间的100万条微博数据,并对其中的10万条进行手工标注,分为3类:1(正向)、0(中性)和-1(负向)。数据集的词云图如图4所示,从词云可以看到,舆论关注的重点是新型冠状病毒及其相关内容,例如:疫情防控、冠状病毒感染、确诊病例等,并且也比较关心武汉的情况,会给武汉加油,给中国打气。



图4 数据集词云图

Fig. 4 The word cloud map of data set

4.3 实验与分析

4.3.1 评价指标

本文文本分类模型的评价指标采用准确率(Accuracy)和F1值($F1 - score$)两个指标。 $Accuracy$ 代表分类器对整个样本判断正确的比重,精确率(Precision)指被分类器判定正例中的正样本的比重,召回率(Recall)指被预测为正例的占总的正例的比重, $F1 - score$ 值常用来最终评价分类模型的好坏,公式(2)~(3):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

$$F1 - score = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

其中, TP 表示情感预测为正类且正确的数量;

TN 表示情感预测为负类且正确的数量; FP 表示负类错误预测为正类的数量; FN 表示正类错误预测为负类数量。

4.3.2 本文方法实验结果

本文通过实验进行对比分析,将需要衰减的参数衰减度值设置为0.01,不需要衰减的参数则设置为0.0。采用的GELU和RELU两种激活函数。RELU函数的定义式(4),GELU函数的定义式(5)如下:

$$RELU = \max(0, x) \quad (4)$$

$$GELU = x * P(X \leq x) = x * \Phi(x), x \sim N(0, 1) \quad (5)$$

其中, x 是输入值; X 是具有0均值和单位方差的高斯随机变量; $P(X \leq x)$ 是 X 小于或等于给定值 x 的概率; $\Phi(x)$ 是 $x \sim N(0, 1)$ 时 X 的分布函数。

此外,本文采用F1-score和准确率指标评估模型的效果,进一步通过实验对比分析,寻找最优学习率参数值。Bert-CNN模型、Bert-RCNN模型在测试集上的最优表现及其最佳学习率、F1-score和准确率见表1,直观对比结果如图5所示。

表1 本文模型在测试集上的最优表现

Tab. 1 The optimal performance of the Proposed models on the test set

激活函数	模型	学习率	F1-score	准确率/%
GELU	Bert-CNN	0.000 3	0.701	72.95
	Bert-RCNN	0.000 2	0.702	73.56
RELU	Bert-CNN	0.000 3	0.701	72.88
	Bert-RCNN	0.000 2	0.698	73.31

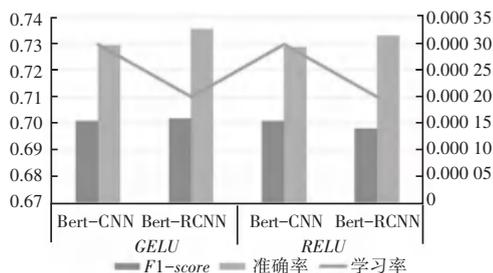


图5 本文模型在测试集上的表现对比图

Fig. 5 The optimal performance comparison chart of the proposed models on test set

如图5所示,当激活函数为GELU时,模型Bert-RCNN和Bert-CNN的效果最佳,最优学习率分别是0.000 2和0.000 3,Bert-RCNN模型效果最好, $F1 - score$ 值为0.702,准确率为73.56%。部分文本分词结果见表2。

4.3.3 与其他模型的对比

为了进一步验证本文两种模型的有效性,在相同的实验环境和评价指标条件下,将其与LSTM、Bi-LSTM、GRU、Bert模型的实验效果进行了对比,对比结果见表3,直观对比如图6所示。

表 2 部分文本分词结果

Tab. 2 Part of the text segmentation result

文本示例	情感极性	分词结果	模型结果
新年的第一天感冒又发烧的也太衰了但是我要想着明天一定会好的	积极	新年的/第一天/感冒/又/发烧/的/也/太/衰/了/但是/我要/想着/明/天/一定/会/好的	积极
可怜的大宝,今天咳嗽发烧,还被我训,被我打,为什么要乱扔东西呢?为什么要打人呢?妈妈骂你打你但是也很心疼你,希望你明天病情好转,妈妈好担心你	积极	可怜/的/大宝/今天/咳嗽/发烧/还/被/我/训/被/我/打/为什么/要/乱扔/东西/呢/为什么/要/打人/呢/妈妈/骂/你/打/你/但是/也/很/心疼/你/希望/你/明天/病情/好转/妈妈/好/担心/你	积极
坐床上嚎为什么又双叒发烧了啊哭惨	消极	坐/床上/嚎/为什么/又/双/叒/发烧/了/啊/哭/惨	消极

表 3 不同模型在测试集上的分类效果

Tab. 3 The performance of some models on the test set

模型	F1 - score	准确率/%
LSTM	0.606	68.76
Bi-LSTM	0.612	68.18
GRU	0.632	68.87
Bert	0.663	70.65
Bert-CNN	0.701	72.95
Bert-RCNN	0.702	73.56

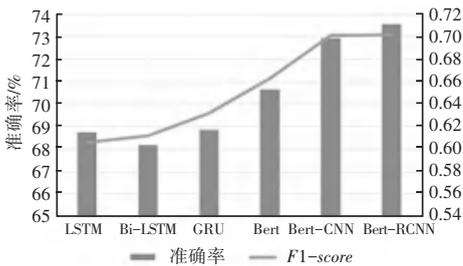


图 6 不同模型在测试集上的分类效果对比图

Fig. 6 Comparison of the performance of some models on the test set

可以发现, Bert-RCNN 模型分类效果最佳, 准确率为 73.56%, F1 - score 为 0.702; Bert-CNN 模型的表现与 Bert-RCNN 模型接近, 准确率达到了 72.95%, F1 - score 达到了 0.701; 本文的 Bert-CNN 模型和 Bert-RCNN 模型分类识别效果明显优于其他单个模型。

如果仅对比单个模型, Bert 模型分类效果也是最佳的。首先, Bert 模型拥有更深的层次, 放弃了循环神经网络架构, 采用注意力机制来解决长期依赖问题, 并且叠加了 12 层自注意力机制层; 另一方面, Bert 模型在预训练中完成随机预测遮盖词语和二分类任务, 使得 Bert 能输出更好的句子表达。

本文在 Bert 模型的基础上分别叠加了 CNN 和 RCNN 网络, 也即 Bert-CNN 模型和 Bert-RCNN 模型。Bert 模型叠加了 CNN 和 RCNN 模型以后, 分类效果对比单个 Bert 模型有了一定的提升, 是因为 CNN 和 RCNN 本身就是文本分类模型, 模型叠加以后, 能够学到 Bert 模型未能学习到的内容, 从而提高了分类效果。而叠加 RCNN 比 CNN 模型表现更好, 因为 RCNN 模型结合了 Bi-LSTM 和 CNN 来实

现文本分类任务。

5 结束语

本文以与新型冠状病毒肺炎疫情相关的微博内容为研究对象, 首先, 采用文本分词、正则表达式、词性和停用词表过滤等方法进行预处理操作; 其次, 基于深度学习分别构建了 Bert-CNN 模型和 Bert-RCNN 模型, 对网民情感进行分析和识别; 最后, 实验验证和分析, 得到了较好的识别效果, 为政府进一步做好疫情预防控制工作的宣传、舆论引导、决策的制定提供辅助决策支持。

参考文献

- [1] 刘思琴, 冯霄睿. 基于 BERT 的文本情感分析[J]. 信息安全研究, 2020, 6(3): 220-227.
- [2] 谢润忠, 李焯. 基于 BERT 和双通道注意力的文本情感分类模型[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(4): 642-652.
- [3] 陈珂, 梁斌, 左敬龙, 等. 一种用于中文微博情感分析的多粒度门控卷积神经网络[J]. 郑州大学学报(理学版), 2020, 52(3): 21-26, 33.
- [4] 王安君, 黄凯凯, 陆黎明. 基于 BERT-Condition-CNN 的中文微博立场检测[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(11): 45-53.
- [5] 陈珂, 叶颖雅, 马乙平, 等. 用于微博情感分析的深度学习网络模型[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(7): 1674-1681.
- [6] 赵容梅, 熊熙, 琚生根, 等. 基于混合神经网络的中文隐式情感分析[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2020, 57(2): 264-270.
- [7] 潘东行, 袁景凌, 李琳, 等. 一种融合上下文特征的中文隐式情感分类模型[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(2): 341-350.
- [8] 朱焯, 陈世平. 融合卷积神经网络和注意力的评论文本情感分析[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(3): 551-557.
- [9] 罗春春, 郝晓燕. 基于双重注意力模型的微博情感倾向性分析[J]. 南京大学学报(自然科学), 2020, 56(2): 236-243.
- [10] 盖赞, 宿培成. 基于深度学习技术分析网络评论情感倾向——以中医认同度为例[J]. 信息通信, 2020(10): 134-136.
- [11] 张瑜. 基于多重卷积循环网络舆情分析方法的研究[J]. 电子设计工程, 2020, 28(18): 92-96.
- [12] 苏秀芝, 左国才, 张珏. 基于深度学习框架的短文本情感分析方法研究[J]. 数字技术与应用, 2019, 37(2): 80, 82.
- [13] 国显达, 那日萨, 崔少泽. 基于 CNN-BiLSTM 的消费者网络评论情感分析[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(3): 653-663.
- [14] 史振杰, 董兆伟, 庞超逸, 等. 基于 BERT-CNN 的电商评论情感分析[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(2): 7-11.