

文章编号: 2095-2163(2024)01-0191-04

中图分类号: TP391.1

文献标志码: A

基于 BiGRU 模型的多模态网络舆情情感分析

张晋敏¹, 李旭芳^{1,2}, 樊弟军¹

(1 上海工程技术大学 管理学院, 上海 201620; 2 上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 情感分析可以挖掘社会热点事件网络舆情的矛盾冲突, 加强对多模态信息的分析处理, 对网络舆情管理具有重要意义。本文基于 BiGRU 模型构建多模态网络舆情情感分析框架, 运用 word2vec 提取文本特征, 卷积神经网络提取图像特征, 采用线性融合进行特征融合实现情感分析。与基线模型相比, 本文的多模态网络舆情情感分析方法准确率、宏平均 $F1$ 和加权平均 $F1$ 的结果更优, 对现实生活产生的舆情事件具有较好的情感识别效果。

关键词: 多模态; 网络舆情; 情感分析; BiGRU 模型

Emotion analysis of public opinion in multimodal network based on BiGRU model

ZHANG Jinmin¹, LI Xufang^{1,2}, FAN Dijun¹

(1 School of Management, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2 School of Business, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Emotional analysis can excavate the contradictions and conflicts of network public opinion of social hot events and strengthen the analysis and processing of multimodal information, which is of great significance to the management of network public opinion. The framework of multimodal network public opinion emotion analysis is constructed based on BiGRU model. Text features are extracted by word2vec, image features are extracted by convolution neural network, emotion analysis is realized by feature fusion using linear fusion. It is found that compared with the baseline model, the multi-modal network public opinion sentiment analysis method in this paper has better results in accuracy, macro average $F1$ and weighted average $F1$, and has better emotion recognition effect on public opinion events generated in real life.

Key words: multimodal; internet public opinion; emotional analysis; BiGRU model

0 引言

随着互联网的蓬勃发展, 全面数字化、智能化时代已经到来^[1]。针对某一个热点事件, 网民可以自由地在各种社交平台上表达自身的观点并传播, 其中包含了海量具有情感极性的内容, 影响了事件发展的广度和深度。情感分析用来反映一个文本或者一句话背后的情绪和观点是积极的、中立的还是消极的^[2]。情感分析可以反映公众对舆情事件的看法, 有助于更好的了解与分析舆情事件。因此, 在社会热点事件中进行舆情情感分析、有效引导事态发展, 可以为相关部门提供科学决策依据。目前, 舆情

识别的研究大多数是从文本特征的角度考虑, 忽略了图像等其他特征在情感分析中的作用。网络舆情信息大都由文本和图片等多模态的信息构成, 多模态融合能够避免单一模态下的有效信息得不到有效利用的问题, 从而避免单模态情感分析对情感倾向的误判^[3]。图文融合情感分析目前正处于探索阶段, 寻找一种有效的多模态网络舆情情感分析方法对实际产生的舆情事件进行分析, 是当前亟待解决的问题。

目前, 多模态情感分析主要集中在图文融合情感分析, 而图文融合情感分析领域主要有数据层融合、特征层融合和决策层融合。数据层融合虽然简

基金项目: 上海哲学社科基金(2019BGL020); 上海市科委软科学重点项目(22692105100)。

作者简介: 张晋敏(1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器学习与深度学习; 樊弟军(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 企业创新和绿色创新。

通讯作者: 李旭芳(1980-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 信息管理。Email: lucylxf@sues.edu.cn

收稿日期: 2022-12-23

单,但融合后数据维度高、冗余性强,更多的学者倾向于使用特征层融合和决策层融合。凌海彬等^[4]将内容特征和用户特征融入到文本情感分类模型中,利用向量连接的方法进行特征层图文融合,利用加权求和的方法进行决策层图文融合,与单模态相比,图文融合的情感分析结果能更准确的判断情感极性;Du Y 等^[5]提出了一种基于门控注意力机制的新型文本图像多模态情感分类模型,用 Glove 作为文本特征提取模型,用 Faster-RCNN 作为提取图像特征模型,最后将特征进行融合,避免了噪声图像对情感分类的负面影响;陈小敏等^[6]基于注意力机制的 TextCNN 对文本进行预分类,基于注意力机制的 ImageCNN 对图片进行预分类,采用最大值决策层融合实现图文融合,提高了分类的准确性。特征层融

合可以最大程度地保留原始信息,又可以避免数据层融合导致的信息冗余。

本文提出了基于 BiGRU 模型的网络舆情情感分析框架,通过爬虫收集舆情数据,以“李宁天价鞋”事件产生的多模态信息进行实证研究。

1 分析框架

本文基于 BiGRU 模型提出一种多模态网络舆情情感分析框架,如图 1 所示。利用 word2vec 提取网络舆情的文本特征,用卷积神经网络提取网络舆情的图像特征,利用线性融合进行特征融合,最后将纯文本特征与图文融合后的特征打乱作为输入,使用融合注意力机制的 BiGRU 模型进行情感分类。

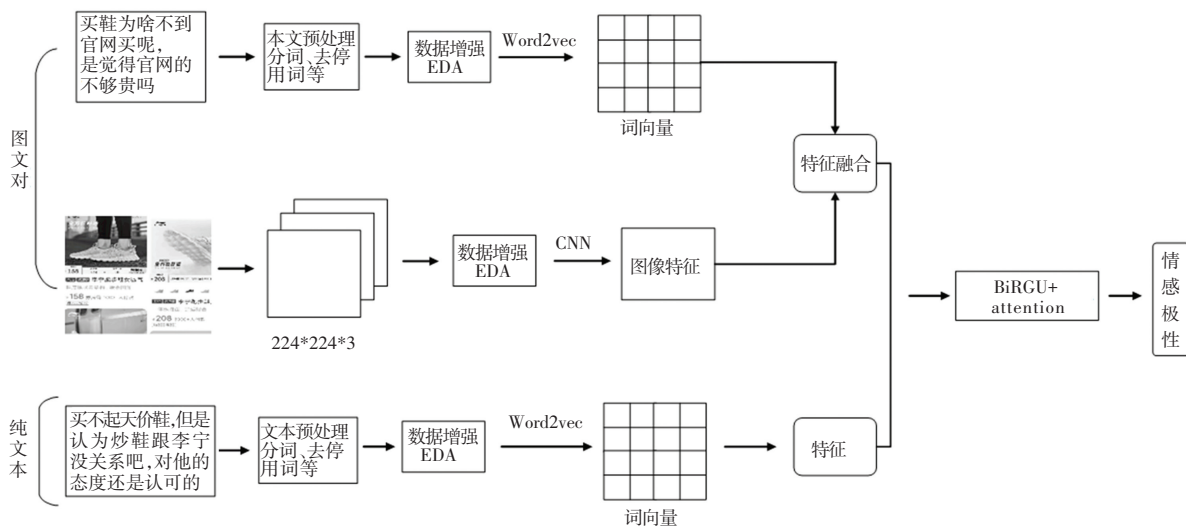


图 1 多模态网络舆情情感分析框架

Fig. 1 Frame diagram of multi-modal network public opinion emotion analysis

1.1 利用 word2vec 进行特征提取

Word2vec 有两种模型,一种为 CBOV (Continuous Bag-of-Words);一种为 Skip-gram 模型^[7]。

假设本文共有 n 条数据,令文本数据集为

$$S = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_n\}$$

其中 $S_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 表示第 i 条文本(即第 i 条数据集),利用 CBOV 模型来构建 word2vec 模型,得到每个词的固定长度词向量。假设 s_i 文本长度为 t ,词向量维度为 p ,即

$$S_{ij} = \{s_{i1}, s_{i2}, s_{i3}, \dots, s_{it}\}$$

其中 $s_{ij} = [l_1, l_2, l_3, \dots, l_p] (j = 1, 2, 3, \dots, t)$,最

终, n 条文本数据集转化为 $n * t$ 的矩阵,其中每一个元素都是 p 维的向量。

1.2 利用 CNN 进行图像特征提取

利用 CNN 进行图像特征提取,模型结构如图 2 所示。图像特征提取模型由两个卷积层组、两个最大池化层、一个展平层、一个 Dropout 层、两个全连接层 (Fully Connected, FC) 和输出层组成。模型的卷积核大小为 3×3 ,2 个卷积层的卷积核个数为 64 和 32,最大池化层的滑动窗口为 2×2 ,dropout 层防止过拟合,设置为 0.3。

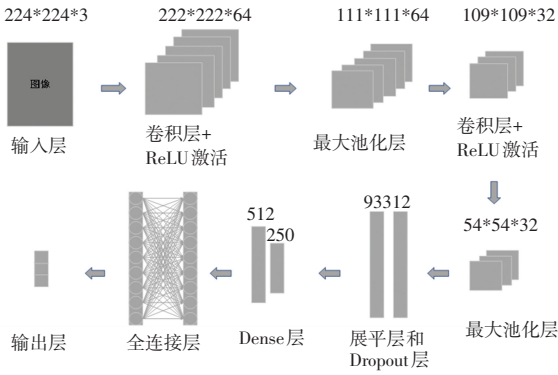


图 2 图像特征提取模型

Fig. 2 Image feature extraction model

2 实证研究

2.1 数据集描述

本文所用的数据集为在新浪微博上搜索关键词“李宁天价鞋”,通过 python 爬虫获取 2021 年 4 月 14 日到 2021 年 5 月 31 日时间段内用户发表的相关微博,共 2 178 条。发表的微博有两种形式,一种是纯文本类型,另一种为文本+图像类型,纯文本类型 1 732 条,图文类型 446 条,数据集中的文本和图文样例见表 1。本文对数据集进行情感标注为正面(0),中立(1)和负面(2)三类,并将无用、无关主题、重复的 299 条数据剔除,最终得到的微博数据集分布见表 2。

表 1 数据集实例

Table 1 Dataset instance


类型	内容	情感标签
文本	李宁是真不错太好看了,不知道为啥非要买那么贵的鞋李宁又不是只有贵的鞋 200 多这么一双不香吗	0
图文	 买鞋为啥不到官网买呢,是觉得官网的不够贵吗	1
文本	嘴上全是大义心里全是生意	2

表 2 数据集分布

Table 2 Data set distribution

	正面	中立	负面	总和
文本	336	938	278	1 552
图文	51	191	85	327

2.2 数据预处理

本文对数据进行了预处理。对于文本数据,首先将文本中存在的#xxx#、【xxx】去除,例如:#李宁回应天价鞋#等;将“@”、“链接类”、“残留的网页标签”、“标点符号”等去除;利用 python 中的 jieba 包对文本进行了分词处理,同时利用中文停用词库对文本进行了停用词处理。将图片大小调整为 224×224×3,以适用于图像情感分析模型的输入。由于本文的数据量较少,训练好的神经网络模型通常具有很多参数,需要大量的数据。因此,本文使用数据增强对数据进行处理,使用同义词替换、随机插入和随机删除处理文本数据,使用旋转、裁剪和增加噪声处理图像数据。将处理后的数据集进行随机划分,70%用于训练,30%用于测试,训练集中的 20%作为验证集。

2.3 参数设置

本文利用 word2vec 中的 CBOW 模型训练词向

量,词向量维度设置为 250。设置文本长度为 65,超出将文本截断,反之补充零。输入图片大小为 224×224,带有 RGB 三通道。利用卷积神经网络对图片进行特征提取,全连接层的神经单元结点数分别为 512 和 250。隐藏层的激活函数选择“relu”,输出层的激活函数选择“softmax”,模型的优化函数选择“Adam”,损失函数选择“sparse _ categorical _ crossentropy”,评价函数选择“Accuracy”。

2.4 基线模型

为了验证本文基于 BiGRU 模型的多模态网络舆情情感分析框架的优越性,选择基线模型进行对比实验。基线模型有卷积神经网络(CNN)、双向长短期记忆神经网络(BiLSTM)、双向门控神经网络(BiGRU)、融合注意力机制的卷积神经网络(CNN+attention)、融合注意力机制的双向长短期记忆神经网络(BiLSTM+attention)。特征融合分别采用直接拼接和线性融合两种方式。

2.5 实验结果与分析

实验采用准确率、宏平均 F1 和加权平均 F1 作为评价指标。多模态网络舆情情感分析结果见表 3。

(下转第 199 页)