

Sentiment Polarity Classification Based on ResNet and LSTM^{*}

LIU Xing^{*}, YANG Bo, YU Yun

(School of Digital Commerce, Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing Jiangsu 210023, China)

Abstract: People are used to sharing their lives, expressing opinions, and venting emotions on social platforms. Due to the large amount of data and easy access, text data on social platforms have been widely used to analyze the emotional polarity of Internet users. Therefore, text sentiment analysis method is often used to judge and predict online public opinions. The traditional method of analyzing text emotion polarity does not adopt the deep learning technology, so the accuracy of the result of emotion classification is not high. An improved LSTM short and long time series analysis method based on ResNet residual network is proposed. Experimental results show that compared with traditional classifiers such as support vector machine and Naive Bayes, the classification accuracy of text emotion polarity classification method based on improved ResNet and LSTM is improved to some extent. Compared with deep learning methods such as LSTM and recurrent neural network, the proposed method can obtain higher classification accuracy under the premise of ensuring operation efficiency. This method can be utilized to classify and predict the emotional polarity of text emotions on social platforms.

Key words: sentiment classification; LSTM; ResNet

EEACC: 6140

doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2023.06.027

一种基于 LSTM 和 ResNet 网络的情感极性分析方法^{*}

刘 星^{*}, 杨 波, 郁 云

(南京信息职业技术学院数字商务学院, 江苏 南京 210023)

摘 要: 人们习惯在社交平台分享生活、发表看法、发泄情感, 由于数据量大且易于获取, 社交平台文本数据已被广泛用于网络用户情感极性分析。因此, 文本情感分析方法也经常用来对网络舆情进行研判和预测。传统对文本情感极性分析的方法没有应用深度学习等成果技术, 使得情感分类结果的准确性不高。提出一种 ResNet 残差网络改进的 LSTM 长短时间序列分析方法。实验结果表明, 与支持向量机、朴素贝叶斯等传统分类器相比, 基于改进的 ResNet 与 LSTM 的文本情感极性分类方法在分类精度上有一定提升; 与 LSTM、循环神经网络等深度学习方法相比, 该方法在保证运行效率的前提下能获得更高的分类精度。所提方法能够用来对社交平台的文本情感进行情感极性分类和预测。

关键词: 情感分类; LSTM 模型; 残差网络

中图分类号: TN911.72; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2023)06-1629-05

近年来, 党委政府高度重视新生态企业家的思想引领工作, 习近平总书记强调“要关注他们的思想”, “同他们交思想上的朋友”。建立思想状况分析研判与预测机制, 是促进新生代企业家健康成长、促进民营经济健康发展的有效途径。企业家在社交网络平台非常活跃, 对于平台文本进行情感极性分析, 能够快速掌握民营企业家的舆论思想走向和观点。

社交平台使用简单, 可随时随地发布博文, 企业家乐于在社交平台上分享自己生活中的点滴, 表达对某件事的观点或情感, 属于最流行的沟通方式和情感倾诉工具, 多年来已积累了数量巨大且富含情感色彩的文本数据。基于网络文本数据的情感分类, 可以监测社交平台用户的情绪走向, 不仅能根据

用户的情绪变化进行针对性的内容推荐, 以达到在必要时实施心理干预和情绪安抚的目的, 还能通过监测对某一事件的大众情绪来把控舆情走向, 降低突发公共事件发生的可能性。因此, 从社会层面考虑, 基于社交平台文本数据的情感分类, 对民营企业家的思想动态研判具有重要研究意义。

1 相关工作

对文本数据的情感分类大致可分为基于情感词典、基于机器学习和基于深度学习的分类方法。情感词典是一个具有情感倾向的词汇集合, 在该词典中, 每个词汇代表不同的情感色彩, 并使用数值化的方式标识情感的倾向程度。Wu 等^[1]提出了一种有

项目来源: 2023 年江苏高校哲学社会科学研究一般项目(2023SJYB0744); 2021 年国家自然科学基金青年项目(12101319)

收稿日期: 2022-08-01

修改日期: 2023-02-08

效的基于情感程度词典的中文情感分析方法,将基本情感价值词库和社会证据词库相结合,在特定的中文文本情感分析中得到最高的准确度即 88.5%。Zhang 等^[2]将情感字典和统计相结合,使用逐点互信息和聚类函数进行逐层聚类以预测情绪。

近年来,随着机器学习的快速发展,越来越多的学者将机器学习的一些算法运用到情感分类中,常用的算法有支持向量机 SVM、朴素贝叶斯 NB、随机森林等^[3]。Go 等^[4]描述了对推特文本数据进行预处理的过程,能够有效提高情感分类的准确率,并使用监督学习的方式在数据集上进行模型训练,实现了超过 80%的情感分类准确率。Mertiya 等^[5]使用合并的朴素贝叶斯和形容词分析方法找出模糊推文的情感极性,在测试数据上达到了 88.5%的准确率。Zhu 等^[6]利用 Word2Vec 提取目标语句的情感特征,并使用机器学习中的 SVM 分类器进行分类,在此基础上加入构建好的情感词典进行集成学习,并最终用于情绪预测。

国内将深度学习应用于情感分类的研究刚刚起步,Cao 等^[7]采用了连续词袋 CBOW 模型构建词嵌入,然后输入到 CNN 和 SVM 模型进行情感分类。段宇翔等^[8]提出了结合词向量、长短期记忆网络和卷积神经网络 CNN 模型,在测试集上取得了 88.02%和 93.03%的微博文本情感分类效果。杨晨等^[9]在最新的预训练语言模型 BERT 基础上,提出了一种侧重学习情感特征的预训练方法,利用情感词典改进 BERT 预训练任务,相较于原 BERT 模型,提高了 1 个百分点的精度。

但是,研究发现,目前的情感分类方法仍存在以下问题:①现有的机器学习方法很大程度上依赖于前期提取的特征,一定程度上限制了分类的准确率;②未考虑到文本分类中的时间序列因素,因此分类结果难以有效融合时间特征。本文提出了一种基于 ResNet 和 LSTM 的用户情感极性分类方法。实验结果表明,该模型在分类准确度上有较显著提高。

2 基于 LSTM-ResNet 的文本情感分析

2.1 LSTM 时序预测模型

对于给定序列 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_n)$,应用标准的 RNN 模型,可以计算出一个隐藏层序列 $\mathbf{h} = (h_1, h_2, h_3, h_4, \dots, h_n)$ 和一个输出序列 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3, y_4, \dots, y_n)$ 。

$$\mathbf{h}_t = f_a(\mathbf{W}_{xh}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hh}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_h) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{W}_{hy}\mathbf{h}_t + \mathbf{b}_y \quad (2)$$

式中: $\mathbf{W}$ 为权重系数矩阵, $\mathbf{b}$ 为偏置向量; f_a 为激活

函数(激活函数可以用 tanh 函数, sigmoid 函数等);下标 t 表示时刻。

虽然 RNN 能对非线性时间序列的数据进行预测,但是仍然存在梯度消失、爆炸的问题以及需要预先确定延迟窗口的长度。因此, LSTM 模型应运而生^[10]。如图 1 所示, $\mathbf{x}$ 为输入模块,则隐藏层计算可以表示为:

$$\mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_{xi}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hi}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{ci}\mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_i) \quad (3)$$

$$\mathbf{f}_t = \sigma(\mathbf{W}_{xf}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hf}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{cf}\mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{b}_f) \quad (4)$$

$$\mathbf{c}_t = \mathbf{f}_t \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \tanh(\mathbf{W}_{xc}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{hc}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c) \quad (5)$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma(\mathbf{W}_{xo}\mathbf{x}_t + \mathbf{W}_{ho}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{co}\mathbf{c}_t + \mathbf{b}_o) \quad (6)$$

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \tanh(\mathbf{c}_t) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{i}, \mathbf{f}, \mathbf{c}, \mathbf{o}$ 分别为输入门,遗忘门,细胞状态和输出门。 σ 和 $\tanh$ 分别为 sigmoid 和双曲正切激活函数。

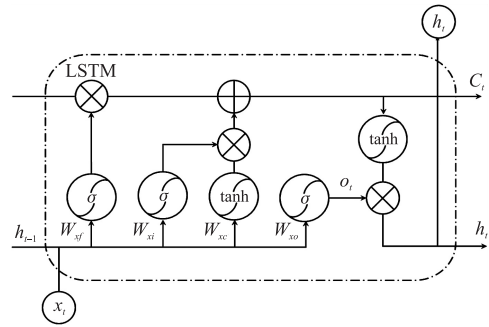


图 1 LSTM 隐藏层细胞结构

2.2 ResNet 残差网络

残差网络作为 2015 年 ImageNet 竞赛 (Image Net Large-Scale Visual Recognition Challenge) 的冠军,其 top5 错误率(预测的前 5 个类别中不包含正确类别的比例)为 3.57%。VGGNet (Visual Geometry Group Net) 和 GoogLeNet (Google Inception Net) 的成功,说明网络越深,模型表现越好。然而,单纯堆叠神经网络层数会使网络模型退化,导致后面的特征丢失了前边特征的原本模样,产生梯度消失或者梯度爆炸等问题,造成训练和测试效果变差。为了解决模型“退化”的问题,何凯明等^[11]提出了残差结构(见图 2)。残差链接为一根跳连线,能够从全连接层之前直接链接到非线性层,即:

$$\mathbf{R} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \mathbf{x} \quad (8)$$

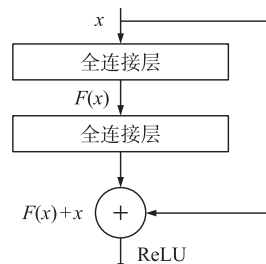


图 2 残差网络 ResNet 的核心结构

2.3 LSTM-ResNet 融合的网络模型

将 LSTM 与 ResNet 进行融合,能够在加深 LSTM 层数的同时,避免层数爆炸和梯度消失的情况,因此该模型经常被应用到时间序列的预测中。如李自立等^[12],结合了 LSTM 和 ResNet,取得了很好的预测效果,展现出较强的特征提取和预测能力。因此本文同样将 LSTM 与 ResNet 进行融合,将其应用到情感分类中,网络结构如图 3 所示。

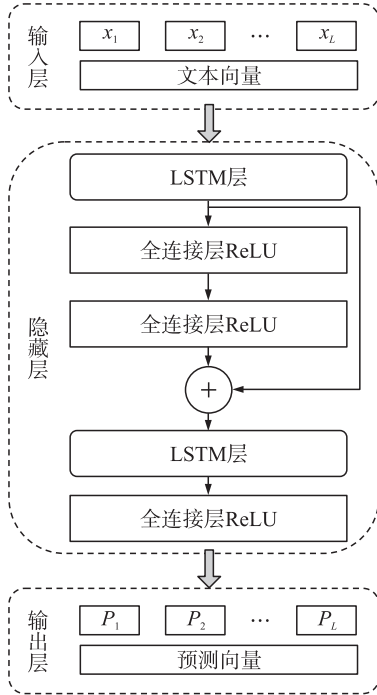


图3 LSTM-ResNet 模型总体结构图

输入层为经过预处理的文本向量,隐藏层由 LSTM 层、全连接层组成,其中引入了 ResNet 残差网络结构,ResNet 加入了一根跳连线,能够在全连接层之前直接短接到非线性层上,直接连接过来的恒等映射 x 和非线性输出 $F(x)$ 两路值元素的对应相加。这样可以有效缓解由模型堆叠引发的梯度消失的问题。图 3 所示即为 ResNet-LSTM 的总体结构,分为输入层、隐藏层、输出层。其中,输入层中输入的是经过预处理、分词、去停用词后的文本向量 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_L$ 。隐藏层为 ResNet-LSTM 网络。输出层为预测向量 $P_1, P_2, P_3, \dots, P_L$ 。

基于 LSTM-ResNet 的文本情感分类算法如算法 1 所示。其中,输入为训练数据集、对应情感标签集,验证集比例以及待检测的样本集;输出为待检测样本集的情感分类集。主要为预处理、向量化表示、划分训练集测试集、训练 R-LSTM 模型及测试输出。其中,训练集和测试集是不能有重叠交叉的,因此,设置划分比例参数 θ ,可以将数据集划分为训练

集和测试集两部分,训练集主要用来训练模型,而测试集则用来验证模型的效果,如公式 $\text{model} \leftarrow \text{R-LSTM}(\text{DS}_{\text{VT}}, \text{DS}_{\text{VV}}, Y_T, Y_V, \omega)$,经过 R-LSTM 训练后得到模型 model ,并保存在本地,以备后续验证集测试使用。

算法 1 基于 LSTM-ResNet 的文本情感分类模型

输入:训练数据集 $\text{DS} = \{x_i\} (1 \leq i \leq N)$,其中 N 为样本总量, x_i 为样板; $P_{\text{DS}} = \{p_i\}$ 为对应情感类别标签集, $p_i \in \{0, \pm 1\}$;验证集比例 $\theta = 0.2$;待检测样本集 $\text{TS} = \{x_i\}$ 。

输出:待检测样本集 TS 对应的情感得分集 $P_{\text{TS}} = \{p_i\}$

- 1 对 DS 进行清洗、分词、去停用词等预处理操作,得到 $\text{DS}_p = \text{Preprocess}\{\text{DS}\}$;
- 2 利用 Word2Vec 模型,对 DS_p 数据进行向量化表示,得到 $\text{DS}_v = \text{Word2Vec}\{\text{DS}_p\}$;
- 3 利用 θ 划分 DS_v ,得到训练集 DS_{VT} 和测试集 DS_{VV} ,对应的标签分别为 Y_T 和 Y_V ;
- 4 训练 ResNet-LSTM 模型(简写 R-LSTM),得到模型 $\text{model} \leftarrow \text{R-LSTM}(\text{DS}_{\text{VT}}, \text{DS}_{\text{VV}}, Y_T, Y_V, \omega)$ 式中: ω 为训练所需参数集。
- 5 对待检测样本集 TS 进行 1~2 步骤预处理,得到对应的文本向量 $\text{TS}' = \{x'_i\}$;
- 6 将 x'_i 输入到 R-LSTM 网络中,得到输出值 p_i ,即为情感分类结果。

3 实验结果分析

3.1 实验平台及参数

实验数据来源于网络社交平台以及线下调研。如新浪微博是中国最大的社交媒体平台之一,其内容具有很高的及时性和开放性,对于一些突发事件(如此次新冠疫情),可以提供大量的研究数据。线下调研,主要形式是组织企业家座谈,记录其对突发事件的评论。在获得实验数据后,对数据进行去重、去除无效值等处理后,对评论文本进行标注,实验数据样例如表 1 所示,情感倾向为{消极、中性、积极},对应的标签为 $\{-1, 0, 1\}$ 。实验模型参数如表 2 所示,其中为 LSTM 和改进的 R-LSTM 在参数上保持一致。

本文在衡量算法的准确性时采用准确率(Accuracy)和 F1 值来度量不同分类模型的性能,相关定义如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{F1} = \frac{2PR}{P+R} \quad (10)$$

式中:FN 为被错分的正样本数,FP 为被错分的负样

本数, TN 为正确分类的负样本数, TP 为正确分类的正样本数。P 和 R 分别为查准率和召回率, 定义如下:

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (12)$$

表 1 实验数据样例

文本	来源	情感倾向	标签
我/认为/中国/疫情防 控/太/过于/形式主义/ 严重/影响了/社会/经 济/发展/并/给我们/民 营/企业家/带来了/沉 重/的/负担/	微博评论	消极	-1
这次/冬奥会/主办/的/ 非常/成功/中国/运动 员/取得/了/令人/惊喜/ 的/优异/成绩/祝贺/	网站留言	积极	1
学校/要/注意/防火安 全/并/制定/相应/的/应 急/预案/和/措施/	座谈发言	中性	0

表 2 实验参数说明

序号	参数	值
1	batch size	64
2	学习率 η	0.01, 0.03, 0.05
3	seed	1
4	Word2Vec	50
5	LSTM 隐藏层数	128
6	Filter-D	5
7	Stride	1
8	Dropout	0.3, 0.2
9	epoch	30

3.2 实验结果对比

本文在对比情感分类效果时, 评估数据集为 TS1 和 TS2, 评估参数分别为 F1 值和准确度 Accuracy。

以单独使用 LSTM 作为基线模型, 与所提出的评估模型(R-LSTM)进行对比。其中基线模型中网络参数与所提出评估模型中的训练参数保持一致。

如表 3 所示, 经过 ResNet 残差网络改进的 LSTM 模型的性能要比贝叶斯+形容词、LR 以及 SVM 方法好一些, 也比单独使用 LSTM 算法的效果稍好些, 同时也论证了本文所提出改进模型的有效性和可行性。因此, 通过实验结果, 可以看到 R-LSTM 一定程度上提升了情感极性分类的精度。

表 3 实验结果

模型	评估数据集	F1	Accuracy
贝叶斯+形容词	TS1	0.838	0.854
	TS2	0.871	0.880
LR	TS1	0.784	0.795
	TS2	0.801	0.813
SVM	TS1	0.825	0.827
	TS2	0.849	0.850
LSTM	TS1	0.901	0.920
	TS2	0.927	0.940
R-LSTM	TS1	0.912	0.914
	TS2	0.937	0.948

4 结论

本文提出一种基于 ResNet 残差网络改进的 LSTM 长短时间序列分析方法。实验结果表明, 与支持向量机、朴素贝叶斯等传统分类器相比, 基于改进的 ResNet 与 LSTM 的文本情感极性分类方法在分类精度上有一定提升; 与 LSTM、循环神经网络等深度学习方法相比, 该方法在保证运行效率的前提下能获得更高的分类精度。本方法能够用来对社交平台的文本情感进行情感极性分类和预测。在实际应用中, 可实时获取企业家发文所表达的情感极向, 在热点事件的舆论监测方面具有实用意义。企业家在社交网络平台非常活跃, 对于平台文本进行情感极性分析, 能够快速掌握民营企业家的舆论思想走向和观点, 并引导其健康成长, 促进民营经济健康发展。

参考文献:

- [1] Wu X, Zhuo S. Chinese Text Sentiment Analysis Utilizing Emotion Degree Lexicon and Fuzzy Semantic Model[J]. International Journal of Software Science & Computational Intelligence, 2014, 6(4): 20-32.
- [2] Zhang D. Research on Improved Method of Constructing Chinese Emotional Dictionary[C]//2016 5th International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT), Changchun, China, 2016: 396-400.
- [3] Ardianto R, Rivanie T, Alkhalifi Y, et al. Sentiment Analysis ON E-Sports for Education Curriculum Using Naive Bayes and Support Vector Machine [J]. Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi, 2020, 13(2): 109-122.
- [4] Go A, Bhayani R, Huang L. Twitter Sentiment Classification Using Distant Supervision[R]. Stanford, CA, USA: Stanford University, 2009.
- [5] Mertiya M, Singh A. Combining Naive Bayes and Adjective Analysis for Sentiment Detection on Twitter[C]//2016 International Conference on Inventive Computation Technology

- gies(ICICT), Coimbatore, India, IEEE, 2016:1-6.
- [6] Jia K L, Li Z N. Chinese Micro-Blog Sentiment Classification Based on Emotion Dictionary and Semantic Rules [C]//2020 International Conference on Computer Information and Big Data Applications (CIBDA), Guiyang, China, 2020:309-312.
- [7] Cao Y, Xu R, Tao C. Combining Convolutional Neural Network and Support Vector Machine for Sentiment Classification[C]//4th National Conference of Social Media Processing, Guangzhou, China, 2015:144-155.
- [8] 段宇翔, 张仰森, 张益兴, 等. 基于 LSTM-CNNs 情感增强模型的微博情感分类方法[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2019, 34(6):1-7.
- [9] 杨晨, 宋晓宁, 宋威. SentiBERT:结合情感信息的预训练语言模型[J]. 计算机科学与探索, 2020, 14(9):1563-1570.
- [10] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long Short-Term Memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [11] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 2016:770-778.
- [12] 李自立, 蒙素素. 基于 LSTM-ResNet 模型的定点有效波高预测[J]. 海洋预报, 2022, 39(2):80-85.



刘 星(1988—),男,汉族,湖北孝感人,讲师,主要研究方向为人工智能、大数据分析,liuxing@sz.pku.edu.cn;



杨 波(1972—),男,汉族,江苏南京人,教授,主要研究方向为企业信息化、信息系统集成等;



郁 云(1981—),女,汉族,江苏南京人,讲师,主要研究方向为图像处理、数据分析。