

公路交通舆情监测及系统开发

汤丽华¹, 吴星宇², 徐华健², 朱燕翔³, 刁业敏⁴, 吴建盛¹

(1.南京邮电大学地理与生物信息学院,江苏 南京 210023)

(2.南京邮电大学通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

(3.南京仁面集成电路技术有限公司 VeriMake 实验室,江苏 南京 210088)

(4.南京叁角加文化发展中心 TP 实验室,江苏 南京 210005)

[摘要] 以江苏省为例,采集了公路交通相关网络文本信息数据,从季度、年度、重大事件 3 个角度分别进行了舆情监测和分析,梳理了热点舆情的内容及走势变化,并基于长短期记忆网络设计了一种新的公路交通舆情情感分析方法,其准确率、查准率、召回率和 AUC 值分别达到 96.1%、84.2%、88.9% 和 0.904。最后构建了一套公路交通舆情监测系统,可以展示公路交通舆情关键词云图,并分析舆情情感倾向,为公路管理部门开展工作提供参考。

[关键词] 公路交通,舆情监测,情感分析,长短期记忆网络,监测系统

[中图分类号] TP181 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2021)04-0033-07

Monitor and System Development of Road Transportation Public Opinion

Tang Lihua¹, Wu Xingyu², Xu Huajian², Zhu Yanxiang³, Diao Yemin⁴, Wu Jiansheng¹

(1.School of Geographic and Biological Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

(2.School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

(3.VeriMake Research Laboratory, Nanjing Renmian Integrated Circuit Technology Co., Ltd., Nanjing 210088, China)

(4.TP Laboratory, Nanjing TriangularPlus Culture Development Centre, Nanjing 210005, China)

Abstract: This paper presents a case study of Jiangsu Province, whose road transportation related network text data is collected. Firstly, its public opinion is monitored and analyzed from three different perspectives: quarterly, annual and major events, thus the hot public opinion and sentiment tendency can be extracted. Based on the Long Short-Term Memory network, a novel method on road transportation public opinion sentiment analysis is then designed, and it is able to achieve good performance with the accuracy, precision, recall and AUC of 96.1%, 84.2%, 88.9% and 0.904, respectively. Finally, a road transportation public opinion monitoring system is developed, which can exhibit the WordCloud graph and analyze sentiment tendency of public opinion, thus providing valuable references to the road transportation management department.

Key words: road transportation, public opinion monitor, sentiment analysis, long short-term memory, monitor system

目前,舆情分析方法已从人工分析舆情信息的情感倾向,过渡到了通过一系列文本情感分析算法进行舆情信息情感分析。文本情感分析算法通过对网络上的文本进行智能化分析,可以挖掘文本内容蕴含的各种观点、喜好等非内容或非事实信息,提炼文本中蕴含的情感方向,明确文本传播者的真实意图。文本情感分析主要分为基于语义的分析和基于机器学习的分析两种类型。基于语义的分析一般通过构造倾向性词典,借助语义分析工具如 Word Net 或 How Net 等进行文本倾向性判别^[1]。但其较少考虑上下文语义联系,难以适应网络舆情信息的动态演化性。基于机器学习的分析采用机器学习方法,通过对大量标注倾向性词汇的训练构造一个褒贬两类分类器,让机器自动进行倾向性判别,更适合于网络舆情信息的倾向性分析。

2013 年 Google 发布了 Word2vec^[2],深度学习方法在自然语言处理领域开始普及,情感分析进入快速

收稿日期:2021-06-24.

基金项目:国家自然科学基金项目(61872198)和江苏省科技厅基础 Research 计划(自然科学基金)面上项目(BK20201378)。

通讯作者:吴建盛,博士,副教授,研究方向:机器学习与生物信息学。E-mail:jansen@njupt.edu.cn

发展阶段. 借助机器学习特别是深度学习技术,采集并整合社交媒体上的舆情信息,进而进行分析处理已经成为当下的研究热点^[3]. 2009 年,Go 等^[4]对民众在 Twitter 上发布的文章进行情感分析. Mukherjee 等^[5]提出了一种轻量级的分析方法,充分结合了否定词、连词与情态动词等词语特性对于情感倾向的影响,考虑了 N-gram、词性等特征,使用 SVM 算法大幅度地提高了对 Twitter 的情感倾向分类准确率. Kaur 等^[6]将 N-gram 用于特征提取并在句子后添加标记,结合 KNN 分类算法精确率达到 82%. Rathor 等^[7]结合字母加权对比分析了 SVM、NB 和 ME 3 种机器学习技术. 深度学习是人工神经网络在使用多层网络进行任务学习中的应用,随着深度学习在图像和语音处理方面取得重大进展,其在情感分析领域也开始被广泛应用^[8]. Mikolov 等^[2]提出 CBOW 和 Skip-gram 模型,前者是利用上下文词来预测目标词,后者是利用目标词去预测周围词,对细粒度的语义有较好的表达. Zeng 等^[9]提出的 Pos ATT-LSTM 模型同时考虑了上下文词和上下文位置关系的重要性. 对于结构复杂的阿拉伯语,Heikal 等^[10]把最佳的 CNN 模型和双向 LSTM 模型集成起来,提高了分类准确率. Du 等^[11]使用了分段池化策略,并对最大值拼接的向量做 Tanh 函数运算,同时引入了 dropout 算法. 冯兴杰等^[12]将 CNN 与注意力机制相结合,CNN 考虑了不同的 N-gram 信息,注意力机制则考虑了文本句子与结果的相关性.

在交通舆情的文本挖掘领域,相关研究主要集中在交通事件与各种新型大数据媒体的分离、实时道路交通状况跟踪、游客感知、碰撞检测和车辆设备故障诊断等方面,而交通领域舆情情感分析研究相对较少. Cao 等^[13]将交通舆情情感分析分为同义词替换、主题识别、属性提取和评估 4 个阶段. Ardic 等^[14]基于结构方程研究媒体报道对交通政策舆情影响,计算舆情情感与媒体的关系. Cao 等^[15]基于半监督学习方法对中文微博用户进行情感分析并预测交通拥堵道路和时间. Lu 等^[16]基于 Word2vec 事件融合模型并通过多渠道社交信息,感知检测城市交通事故并对其进行可视化. 何梦娇等^[17]利用 SVM 模型进行交通舆情主题自动分类,基于 Apriori 算法利用关联规则分析关键词隐含的交通现象,并使用共现网络分析方法深入挖掘舆情所反映的交通问题. Ali 等^[18]基于潜在狄利克雷函数方法和本体论进行交通情感分析,研究城市交通拥堵问题. 冒婷婷等^[19]针对网民对关键基础设施社会服务供应能力的情感倾向,利用深度学习模型进行舆情分析,建立了基于情感挖掘的基础设施社会韧性评价模型. 以上分析表明,通过网络媒体监测交通舆情信息、掌握情感倾向、反馈交通治理效果具有可行性.

我国公路四通八达,公路运输行业与民众生活息息相关. 每年因公路交通而引发的舆情事件数量庞大,涉及内容广泛,事件归因复杂,信息蔓延迅速,极易滋生舆情热点^[20]. 目前针对公路交通领域的舆情监测和情感分析的研究很少. 江苏省是公路交通大省,公路交通舆情监测复杂且极其重要. 本文以江苏省为例,采集了从 2019 年 10 月到 2020 年 9 月一整年间江苏省公路交通相关网络文本信息数据,从季度、年度、重大事件 3 个角度分别进行了舆情监测和分析,梳理了热点舆情的内容及走势变化,设计了一种基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)方法的公路交通舆情情感分析模型,并构建了一套公路交通舆情监测系统.

1 数据集与方法

1.1 数据集

本文采集了从 2019 年 10 月到 2020 年 9 月一整年间江苏省公路交通相关网络文本信息数据,主要包含:全省普通公路的建设、养护方面工作,具体指普通国省干线公路、农村公路的施工现场、路面养护情况;全省普通公路的管理,生命防护工程管理和普通公路收费站管理;全省普通公路的服务管理,普通公路的服务区、公路驿站的服务管理,普通公路附属服务设施的建设和管理;此外还包括全省普通公路所应用的新技术等.

本文使用 Python 语言进行数据的爬取. 首先,将 Python 程序伪装成浏览器,通过 rsa 加密模块模拟登录,爬取数据;然后构建所需的 URL,发送爬虫请求,在接收到请求后,网页将判断是否为通过机器人爬取数据,如是则需输入验证码;最后,程序判断网页返回的数据是否为空,若为空继续构建 URL,反之则程序解析数据后将数据存储到文件中去. 将上述数据存储到 excel 文档中,并进行数据的预处理. 预处理包含了分词、去除停用词和文本向量化. 本文采用中文分词库 jieba 中的精确模式,将句子中每个单词精确地分割开. 由于某些词语对于语义的影响不明显,需过滤这些停用词. 最后,采用 Word2vec 技术对完成分词处

理的文本进行向量化. 本实验使用的数据库为 MySQL8.0.

1.2 方法

本文分别从季度、年度、重大事件 3 个角度进行了关键词分析. 读入文本数据后,使用 jieba 库的精确模式进行分词,再导入 WordCloud 库. 通过关键词的演变分析,可以准确地掌握主流的舆情.

本文采用 LSTM 模型进行情感分析. LSTM 模型是一种特殊形式的循环神经网络,是为了解决基于长文本序列的模型训练过程中梯度消失和梯度爆炸等问题而提出的,在自然语言处理的领域有着较好的效果. LSTM 模型如图 1 所示.

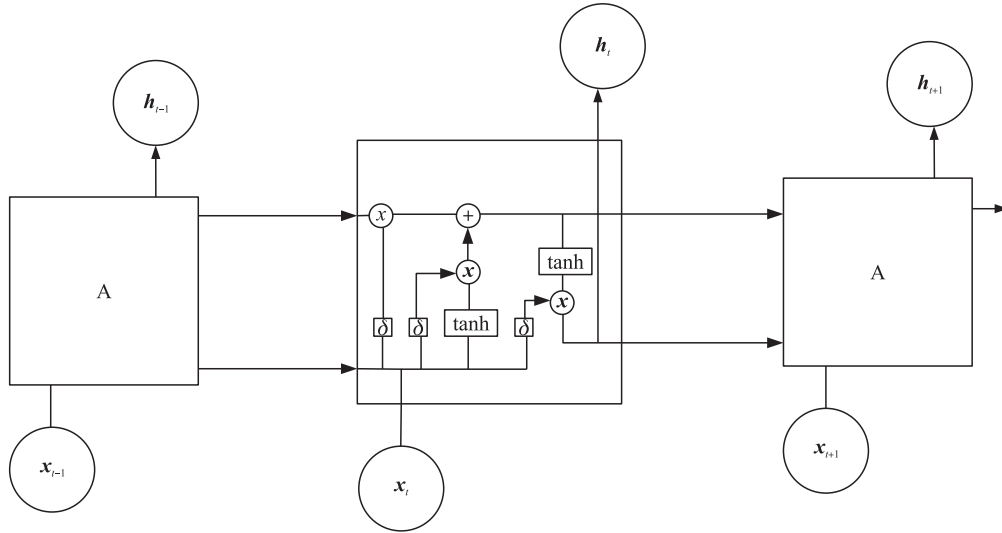


图 1 LSTM 模型

Fig. 1 LSTM model

LSTM 通过增添 3 个门控单元(输入门、输出门、遗忘门)的方式进行信息的选择. 输入门对当前数据及其上一个时间进行激活,然后对输入到 LSTM 细胞中的信息进行选择性控制,只通过对下一步进程有用的信息,阻挡无用的噪声. 若输入门的值为零,则断来自另一个节点的数据;若输入门的值为 1,则所有的信息都将通过. 输出门的目的是控制状态的输出,通过控制 LSTM 状态来减少对输出的不利影响. 遗忘门的目的是控制状态的更新,通过抉择上一时刻的状态来保留对预测有用的信息,丢弃无用的信息. LSTM 通过输入门、遗忘门、输出门来共同解决数据中的噪声干扰,原理见式(1)–(6):

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (1)$$

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (4)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t, \quad (5)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t). \quad (6)$$

式中, h_{t-1} 表示上一时刻的输出; b_i, b_f, b_o, b_c 分别表示和门控函数及细胞状态有关的偏置矩阵; x_t 为最新输入; W_i, W_f, W_o, W_c 分别表示和门控函数及细胞状态有关的权重矩阵; σ 代表门函数, 大多数情况下是 sigmoid 函数, 范围为 0–1; i_t 代表输入门, f_t 代表遗忘门, o_t 代表输出门; C_{t-1} 表示旧的细胞状态; C_t 表示新的细胞状态, 实现长记忆; h_t 表示这一时刻的输出, 实现短记忆; f_t 控制在多大程度上丢弃老的记忆单元内容; i_t 控制在多大程度上将新信息存入当前记忆单元中; o_t 控制基于记忆单元 C_t 的输出.

基于 LSTM 的文本情感分析方法实现流程如表 1 所示. 其中, Word2vec 是 Google 推出的一个用于获取词向量的工具包, CBOW 是其中一种网络模型, 使用上下文的词汇来同时预测中间词. 通过平均池化层来把词向量集合 H 降维生成表达词向量 h , 以及防止过拟合的发生. 逻辑回归层用于将连续的多维输出转换为“类”.

表 1 方法实现流程

Table 1 Implementation flow of the method

基于 LSTM 的文本情感分析方法实现流程
数据处理阶段: 1.准备 8:2 的训练集和测试集; 2.将数据集记为 $D=\{d_1,d_2,\cdots,d_N\}$. 其中, d_i 为第 i 个舆情数据文本, $d_i=\{w_{i1},w_{i2},w_{ij},\cdots,w_{in}\}$, w_{ij} 为第 i 个舆情数据的第 j 个单词; 3.使用 CBOW 模型提取 Word2vec 词向量,得到数据集的词向量文本集合 $D'=\{d'_1,d'_2,\cdots,d'_N\}$.
模型训练阶段: 1.设置初始化参数的大小; 2.将 D' 输入到 LSTM,生成词向量的集合 H . 3.将 H 输入到平均池化层,生成表达词向量 h ,然后通过逻辑回归层获得情感标签的样本; 4.通过损失函数 $\text{loss}=-\frac{1}{N}\sum_{n=1}^N\log p(y_n x_n;\theta)$,得到本向量 $D'_{\text{adv}}=\{d'_{1+\text{adv}},d'_{2+\text{adv}},\cdots,d'_{N+\text{adv}}\}$,再进行梯度下降,更新参数,进行迭代.
测试阶段: 1.将数据集集合 D 中的数据进行模型训练阶段的测试; 2.输出结果.

2 结果和讨论

2.1 舆情数据分析

通过对舆情监测系统所爬取的舆情内容分别从季度、年度、重大事件 3 个角度进行简要的统计分析,梳理了热点舆情的内容及走势变化.

(1) 舆情数据季度分析

2019 年第四季度,舆情内容以一系列各地区公路中心动态为主,主要有公路养护、公路安全及各种保障整治工作等.受无锡 312 事故影响,涉及桥梁安全、严查治超等相关报道也有一定的数量.舆情报道大部分为正面;负面舆情较少,约占 9%,大多与无锡 312 事故相关.

2020 年第一季度,舆情内容主要涉及疫情防控、防疫保畅、公路养护、复工、春运等内容.

2020 年第二季度,舆情内容以一系列各地区公路中心动态为主,主要有公路整治、公路养护及各种安全保障工作等.舆情报道大部分为正面;负面舆情较少,约占 8%,主要涉及一些道路交通小事故等.

2020 年第三季度,舆情内容以一系列各地区公路中心动态为主,主要有公路整治、公路养护、路面修复及各种安全保障工作等.舆情报道大部分为正面;负面舆情较少,约占 8%,主要涉及一些道路交通小事故和道路问题.

(2) 舆情数据年度分析

2019 年第四季度至 2020 年第三季度,舆情内容以各地区公路中心日常工作动态为主,主要包括道路养护修建、道路安全保畅整治和安全生产工作等.同时,舆情内容也和相关热点事件有关,如:受无锡 312 事故影响,涉及桥梁安全、严查治超等相关报道增多;随着国庆假期的来临,涉及道路安全检查及道路保畅相关舆情报道增多.舆情内容正面居多,负面舆情主要涉及一些道路交通小事故和道路问题等.

(3) 舆情数据重大事件分析

2019 年 10 月 10 日,江苏无锡 312 国道 K135 处、锡港路上跨桥发生桥面侧翻事故.桥下共有 3 辆小车被压,其中一辆系停放车辆(无人),事故共造成 3 人死亡,2 人受伤.以无锡 312 事故动态为例,舆情内容主要有桥梁安全、严查治超等工作.其中,针对该事故舆情存在以下几点问题:(1)权威信息发布慢,发布水平需提升;(2)需要同媒体打好交道,展示出良好的政府形象;(3)要对超载进行进一步的整顿.

2.2 基于 LSTM 模型的舆情情感分析

本文按照 8:2 的比例将数据集随机划分为训练集和测试集,对每组数据集,重复 3 次实验,并取其 Accuracy、Precision、Recall、AUC 的平均值作为最终结果. LSTM 模型的主要配置参数包含了训练最大轮数(epoch=10)、词嵌入大小(embeddingSize=100).

将本文方法与支持向量机(support vector machine,SVM)和卷积神经网络(text convolutional neural network,textCNN)进行比较,如表 2 所示. textCNN 通过一维卷积来获取句子中 N-gram 的特征表示. textCNN 对文本浅层特征的抽取能力很

表 2 LSTM 方法与其他方法的比较

Table 2 Comparison of LSTM with other methods				
方法	Accuracy/%	Precision/%	Recall/%	AUC
SVM	88.9	79.4	81.2	0.821 9
textCNN	92.9	83.3	85.6	0.851 0
LSTM	96.1	84.2	88.9	0.904 0

强,在短文本领域如搜索、对话领域专注于意图分类时效果很好;对长文本领域,textCNN 主要靠 filter 窗口抽取特征,在长距离建模方面能力受限,且对语序不敏感. LSTM 可以捕捉到序列信息,在情感分析这种词序很重要的应用场景中效果更好. 在该数据集上,LSTM 准确率、查准率、召回率达到了 96.1%、84.2%、88.9%,AUC 值达到了 0.904(阈值=0.7). 与 textCNN 相比,准确率、查准率、召回率和 AUC 值分别提升了 3.2%、0.9%、3.3%和 0.053;与 SVM 相比,分别提升了 7.2%、4.8%、7.7%和 0.082 1. 可见,使用 LSTM 模型对于解决文本情感分析问题时效果要比 SVM 和 textCNN 更好,究其主要原因是 LSTM 模型具有一定的记忆能力,适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件.

本文分析了不同的词向量维度大小对模型性能的影响,如图 2(a)所示. 对数据分别进行 50、100、150、200 维词向量处理,然后用带有标签的文本对 LSTM 模型进行对比实验,准确率分别可达到 89.3%、89.9%、88.9%和 88.6%. 结果显示,当词向量维度为 100 的时候,准确率会达到最大值 89.9%,因此本文采取词向量维度为 100 进行模型训练.

本文还考虑了 LSTM 模型的训练最大轮数对结果的影响,如图 2(b)所示. 训练的最大轮数 epoch 是影响模型性能的关键参数,次数过大则会出现过拟合现象. 损失率可用来估量模型的预测值与真实值的不一致程度,损失率越小,模型的鲁棒性就越好. 分别选取 epoch 为 5、10、15、20、25 进行测试,结果显示,随着 epoch 的增加,模型的损失率呈现先下降后上升的趋势,当 epoch 为 10 时,模型的损失率达到最优值 16.8%,因此本文的训练最大轮数设置为 10.

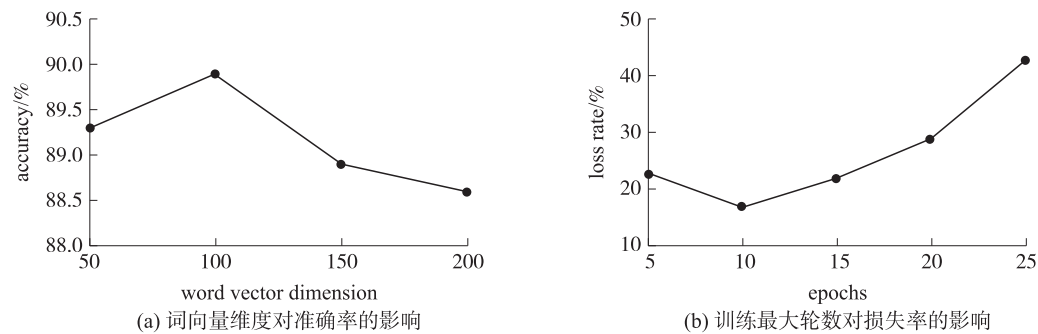


图 2 重要参数对实验数据的影响
Fig. 2 Influence of important parameters on experimental data

3 系统开发

本文构建了一套公路交通舆情监测系统,主要包含了用户管理模块、舆情数据管理模块、舆情数据分析模块,功能如图 3 所示. 系统代码和附图可以从 <https://github.com/RTPO> 中获得.

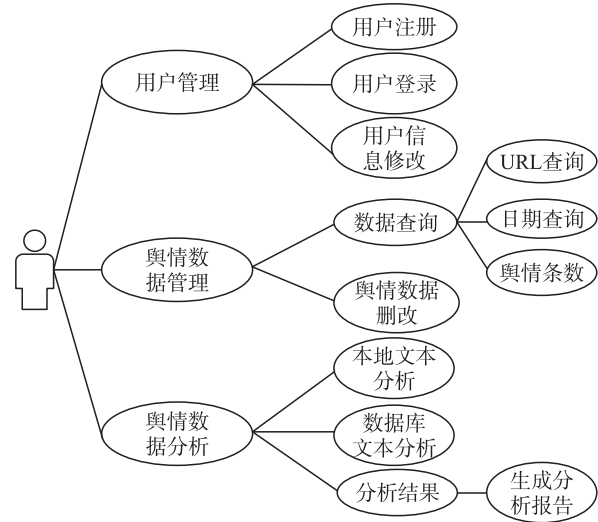


图 3 系统模块与功能
Fig. 3 System modules and functions

用户管理模块包含用户注册、用户登录和用户信息修改。用户填写个人信息(包含用户名、密码、手机号、邮箱、生日)进行注册,注册完成后即可通过用户名和密码登录系统查看个人信息,并可进入修改页面进行相关信息的修改。

舆情数据管理模块包含数据查询、数据条数和数据增删。其中,数据查询可按 URL 或按时间段两种方式进行。选择查询方式,点击确认按钮,向后端发送请求,系统将从数据库中调用用户所需要的数据。同时,用户可以指定查询的数据条数,还可对舆情数据进行删改操作。

舆情数据分析模块包含本地文本分析模块、选定时间段的多个文本分析和结果展示模块。在本地文本分析模块,用户点击确认后,系统将会调用算法分析接口对上传或拖拽至此的文件进行分析。在选定时间段的多个文本分析模块,用户点击确认后,将会调用算法分析接口对起止日期内和指定条数的文件进行分析,对舆情情感进行分类。在结果展示模块,将会生成相应的关键词云图和舆情情感倾向,同时也可查看舆情信息的详细内容。

4 结论

本文首先分别从季度、年度、重大事件3个角度对江苏省公路交通舆情进行简要的统计分析,梳理了热点舆情的内容及走势变化,然后基于长短期记忆网络(LSTM)设计了一种新的公路交通舆情情感分析方法,其准确率、查准率、召回率和AUC值分别达到了96.1%、84.2%、88.9%和0.904。最后构建了一套公路交通舆情监测系统,该系统可以展示公路交通舆情关键词云图,并分析舆情情感倾向,可为公路管理部门出台相关措施、及时反馈治理效果、促进舆情正向循环提供参考。

[参考文献](References)

- [1] YUAN C X, LIN H, ZHANG X, et al. OPO: Online public opinion analysis system over text streams[C]//2017 International Conference on Service Systems and Service Management. Dalian, China: IEEE, 2017: 1-6.
- [2] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space[J/OL]. Computer Science, 2013 [2021-09-18]. <https://arxiv.org/abs/1301.3781v/>.
- [3] ZHANG L, WANG S, LIU B. Deep learning for sentiment analysis: a survey[J]. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2018, 8(4): e1253.
- [4] GO A, BHAYANI R, HUANG L. Twitter Sentiment Classification using Distant Supervision, CS224N Project Report[R]. Stanford: Stanford University, 2009.
- [5] MUKHERJEE S, BHATTACHARYYA P. Feature specific sentiment analysis for product reviews[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. New Delhi, India: Springer-Verlag, 2012.
- [6] KAUR S, SIKKA G, AWASTHI L K. Sentiment analysis approach based on N-gram and KNN classifier[C]//2018 First International Conference on Secure Cyber Computing and Communications(ICSCCC). Jalandhar, India: IEEE, 2018.
- [7] RATHOR A S, AGARWAL A, DIMRI P. Comparative study of machine learning approaches for amazon reviews[J]. Procedia Computer Science, 2018, 132: 1552-1561.
- [8] 钟佳娃, 刘巍, 王思丽, 等. 文本情感分析方法及应用综述[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(6): 1-13.
- [9] ZENG J F, MA X, ZHOU K. Enhancing attention-based LSTM with position context for aspect-level sentiment classification[J]. IEEE Access, 2019, 7: 20462-20471.
- [10] HEIKAL M, TORKI M, EL-MAKKY N. Sentiment analysis of arabic tweets using deep learning[J]. Procedia Computer Science, 2018, 142: 114-122.
- [11] DU C, HUANG L. Sentiment analysis with piecewise convolution neural network[J]. Computer Engineering and Science, 2017, 39(1): 173-179.
- [12] 冯兴杰, 张志伟, 史金钊. 基于卷积神经网络和注意力模型的文本情感分析[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(5): 1434-1436.
- [13] CAO J P, ZENG K, WANG H, et al. Web-based traffic sentiment analysis: methods and applications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 844-853.

- [14] ARDIC O, ANNEMA J A, MOLIN E, et al. The media influence on public opinion about a Dutch road pricing policy proposal [C]//93th Annual Meeting of the Transportation Research Board. Washington DC, USA: TRB, 2014.
- [15] CAO D L, WANG S R, LIN D Z. Chinese microblog users' sentiment-based traffic condition analysis[J]. Soft Computing, 2018, 22(21): 7005-7014.
- [16] LU H, SHI K Z, ZHU Y F, et al. Sensing urban transportation events from multi-channel social signals with the Word2vec fusion model[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4093.
- [17] 何梦娇, 吴戈, 梁华, 等. 基于多源文本挖掘的城市交通舆情分析——以苏州为例[J]. 交通信息与安全, 2018, 36(3): 105-111.
- [18] ALI F, KWAK D, KHAN P, et al. Transportation sentiment analysis using word embedding and ontology-based topic modeling[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 174: 27-42.
- [19] 冒婷婷, 孙新红, 汤育春, 等. 基于情感挖掘的基础设施社会韧性评价研究[J]. 广西城镇建设, 2021(2): 27-32.
- [20] 滕靖, 刘韶杰, 龚越, 等. 交通事件网络舆情分析方法[J]. 交通信息与安全, 2019, 37(6): 139-148.

[责任编辑: 严海琳]

(上接第 18 页)

- [3] WANG S, LEE F C, ODENDAAL W G. Improving the performance of boost PFC EMI filters[C]//Eighteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition. Miami Beach, USA, 2003: 368-374.
- [4] WANG S, ODENDAAL W G, LEE F C. Extraction of parasitic parameters of EMI filters using scattering parameters[C]//IEEE Industry Applications Conference. Seattle, USA, 2004: 2672-2678.
- [5] WANG S, LEE F C, ODENDAAL W G. Using scattering parameters to characterize EMI filters[C]//35th Annual Power Electronics Specialists Conference. Aachen, Germany, 2004: 297-303.
- [6] WANG S, LEE F C, ODENDAAL W G. Characterization, evaluation, and design of noise separator for conducted EMI noise diagnosis[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2005, 20(4): 974-982.
- [7] WANG S, LEE F C, ODENDAL W G. Characterization and parasitic extraction of EMI filters using scattering parameters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2005, 20(2): 502-510.
- [8] WANG S, LEE F C, WYK J D V. A study of integration of parasitic cancellation techniques for EMI filter design with discrete components[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2008, 23(6): 3094-3102.
- [9] CHEN Y, ZHOU M, GENG L. Transmission impedance extraction method applied in magneto-rheological damper[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2017, 56(2): 1-11.
- [10] HASHMI U, CHOUDHARY R, PRIOLKAR J G. Online Thevenin equivalent parameter estimation using nonlinear and linear recursive least square algorithm[C]//IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies. Coimbatore, India, 2015: 1-6.
- [11] MAES H, ZIVANOVIC M. Estimating respiratory impedance at breathing frequencies using regularized least squares on forced oscillation technique measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(3): 1-13.
- [12] BOUAICHA A, ALLAGUI H, MAMI A. Parameters identification of the complex impedance model of the PEM fuel cell using Matlab/Simulink[C]//International Conference on Green Energy Conversion Systems. Hammamet, Tunisia, 2017: 1-6.
- [13] LAHMAR M, LIAO Y. Accurate methods for estimating transmission line parameters using synchronized and unsynchronized data[C]//International Energy and Sustainability Conference. Farmingdale, USA, 2017: 1-5.

[责任编辑: 陈 庆]