

文本情感分析方法及应用综述^{*}

钟佳娃^{1,2} 刘巍¹ 王思丽¹ 杨恒¹

¹(中国科学院西北生态环境资源研究院 兰州 730000)

²(中国科学院大学经济与管理学院 北京 100190)

摘要:【目的】通过文献调研梳理并综述文本情感分析的技术发展态势及应用场景。【文献范围】以 Web of Science 核心数据库和 CNKI 为检索来源,利用情感分析的相关概念、方法、技术构造检索策略,对 2011–2020 年文本情感分析方法的研究论文进行计量统计。【方法】从时间、主题等维度对文本情感分析的主要模型方法和应用场景分别进行归纳、分析和总结,并在此基础上探讨其现状和不足。【结果】根据分析结果可以看出,面向不同应用场景,主要有基于情感词典与规则、基于传统机器学习和基于深度学习三种文本情感分析方法,各种方法均存在优缺点。同时,近年来基于多策略混合的方法逐渐成为重要的改进方向。【局限】主要从宏观技术方法的角度对文本情感分析方法及应用进行综述分析,没有对各类情感分析算法的技术细节进行对比和阐述。【结论】在大数据和深度学习带来的人工智能技术变革背景下,文本情感分析在技术方法上还有改进空间,同时在面向商业决策等应用场景中也有很大的发展潜力。

关键词: 情感分析 情感词典 机器学习 深度学习

分类号: TP391

DOI: 10.11925/infotech.2096-3467.2021.0040

引用本文: 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. (Zhong Jiawa, Liu Wei, Wang Sili, et al. Review of Methods and Applications of Text Sentiment Analysis[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2021, 5(6): 1-13.)

1 引言

大数据时代下, 计算科学向数据密集型科学转变, 基于海量数据的相关性可以获得更多的新知识与新发现。用户在社交平台上分享生活, 发表对社会事件的看法, 微博、Twitter 等成为实时的公共舆论池, 而购物平台的商品评论信息也为消费者选购商品带来极大便利, 对不规则文本的情感色彩进行分

析以解决具体问题对于信息决策者至关重要。

情感分析又称为情感倾向性分析或意见挖掘, 是从用户意见中提取信息的过程^[1], 通过对文本、音频和图像等进行分析以获取人们的观点、看法、态度和情感等。就文本细粒度而言, 通常可以从文档级、句子级和方面级对文本的情感极性进行分类, 粗层次的分析可以确定文档和语句的情感倾向, 方面级

通讯作者 (Corresponding author): 刘巍 (Liu Wei), ORCID: 0000-0001-6387-1709, E-mail: liuw@llas.ac.cn。

^{*}本文系国家重点研发计划课题 (项目编号: 2018YFC1509007) 和“西部之光”西部青年学者 A 类项目 (项目编号: Y9AX011001) 的研究成果之一。

The work is supported by the National Key Research and Development Project of China (Grant No. 2018YFC1509007), the Young Scholars in the West Program Class A of the Light of the West (Grant No. Y9AX011001).

的分析则是针对语料中的对象或实体进行更细粒度的情感分类^[2]。

为了更全面地获取与情感分析相关的文献,本文以 Web of Science 核心数据库和中国知网(CNKI)为检索平台,检索时间设置为 2011–2020 年。首先构造检索式 TS=sentiment analysis OR sentiment classification OR opinion mining,对 Web of Science 核心数据中的检索结果进行初步分析,在此基础上选择与技术相关的主题词优化和构建完整检索式。然后在 Web of Science 核心数据库中采用高级检索方式,以 TS=((sentiment analys* OR sentiment classification OR opinion mining) AND (lexicon OR rule OR model OR algorithm)) 为检索式,筛选过滤后选择相关性较高的英文文献 5 995 篇。在 CNKI 中选用专业检索,以 SU='情感分析'+ '情感分类'+ '意见挖掘'为检索式进行主题检索,然后用 SU='规则'+ '词典'+ '模型'+ '算法'在检索结果中进行二次检索,经过筛选处理后选取中文文献 3 985 篇。以上述检索得到的文献为研究基础,延伸阅读相关文献后最终选取 69 篇作为参考文献。

近年来,情感分析成为自然语言处理领域的研究热点,有学者基于文本细粒度总结了情感分析方法^[3],梳理了情感词典的构建方法^[4-5]和深度学习的诸多模型^[6-7]。本文旨在研究情感分析的技术方法与应用场景,通过对从 Web of Science 核心数据库和 CNKI 中检索得到的相关文献进行可视化分析,归纳整理了情感分析的主要方法模型,对其在社交媒体、在线评论与商业投资等领域的应用做了详细介绍,然后基于已有的研究成果将文本情感分析方法归纳为 4 种:基于情感词典与规则的方法、基于传统机器学习的方法、基于深度学习的方法和多策略混合的方法,对比分析各方法的优缺点,最后提出该领域潜在的研究方向。

2 文献计量分析

2.1 文献数量时序分析

根据检索得到的文献绘制文献数量时序图,如图 1 所示。由图 1 可知,2011–2020 年情感分析领域的论文数量呈现出快速增长的趋势。2008 年大数据的出现使情感分析进入上升期,数据量的激增推动

了情感词典与机器学习方法在情感分析中的研究。2013 年,Google 发布了 Word2Vec^[8],深度学习方法在自然语言处理领域开始普及,情感分析进入快速发展阶段,神经网络与预训练模型等成为情感分析研究的关键词,情感分析具有较好的研究前景。

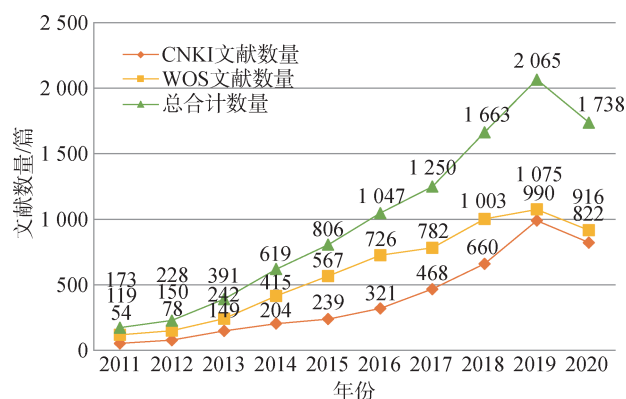


图 1 2011–2020 年每年论文发表数量

Fig.1 Annual Number of Papers from 2011 to 2020

2.2 主题词分析

基于检索获取的文献在 CiteSpace 中进行主题词共现分析,图 2 所示为主题词共现网络,通过分析主题词可以识别出情感分析领域的主要技术方法和应用场景。为了使共现图更有意义,删除了与情感分析相关的中英文词汇,如情感分析、文本分类、情感分类、sentiment analysis、opinion mining、text classification 等。由图 2 可知情感分析主要有基于情感词典的方法、基于机器学习的方法和基于深度学习的方法,国外对于机器学习方法的研究较多,国内倾向于情感词典方法的研究。自深度学习在情感分析上取得较好的分类效果后,深度学习成为国内外的主要研究方向。表 1 整理了情感分析各方法的具体模型,基于情感词典的方法是通过依存句法分析文本单元的语义关联、构造领域情感词典或领域本体、利用语义规则计算语义相似度等判断文本的情感倾向;朴素贝叶斯、支持向量机和隐含狄利克雷分布 (Latent Dirichlet Allocation, LDA) 主题模型等是常用的机器学习算法,也可以用条件随机场进行特征提取或信息标注,提高分类效率;使用较多的深度学习算法有卷积神经网络、长短期记忆网络、注意

为进行用户画像,计算用户的需求与喜好,从而为用户提供个性化推荐。在商业投资方面,对股票市场与股市预测的研究一直备受青睐,研究表明,个体行为和群体行为都会对金融市场造成影响,投资者悲观与乐观态度对股票市场影响较小,但其恐惧心理对股市波动会产生重大影响^[15]。此外,在社交媒体上的宣传营销以及了解商品评论也有助于企业制定合理的销售策略,以期获得更大的经济收益和竞争优势。

表2 情感分析的应用领域

Table 2 Applications in Sentiment Analysis

| 应用 | 英文文献 | 中文文献 |
|------|--|-------------------------------|
| 社交媒体 | Twitter、微博、Facebook、公众意见、预测、危机、政治、健康、疾病、讽刺检测 | 微博、Twitter、舆情分析、预测、观点分析 |
| 在线评论 | 商品评论、消费者评论、用户评论、电影评论、酒店评论、旅游评论 | 商品评论、用户评论、电影评论、弹幕 |
| 商业投资 | 股票市场、股票价格、投资者情绪 | 股票预测、股票市场、投资者情绪、行为金融 |
| 其他 | 新闻文章、阿拉伯语、迁移学习、跨领域、跨语言 | 新闻、维吾尔语、新词发现、迁移学习、跨领域、多模态、跨语言 |

当前文本情感分析主要是对英文文本和中文文本的分析,现有的情感分析方法大多无法直接用于小语种,近年来对阿拉伯语和印度语的研究逐渐增加,但数据贫乏且语言复杂多样使小语种的情感分析仍面临着巨大挑战。

3 情感分析的方法

3.1 基于情感词典与规则的方法

基于情感词典的方法主要依赖于情感词典的构建,是指利用情感词典获取文档中情感词的情感值,再通过加权计算确定文档的整体情感倾向^[16-17]。使用此方法时不考虑词语之间的联系,词语的情感值不会随着应用领域和上下文的变化而变化,因此需要针对特定领域建立相关的情感词典提高分类的准确率。情感词典是情感分析系统的基础知识库,是数字、文本与符号的集合^[18]。英文情感词典发展较早,也相对比较成熟,常用的有 General Inquirer、SentiWordNet、Opinion Lexicon 和 MPQA 等^[19],中文情感词典应用比较广泛的有知网词典 HowNet、台湾

大学的 NTUSD 和大连理工大学的中文情感词汇本体库等。

由于基础情感词典和手动构造的情感词典覆盖度较低,赵妍妍等^[20]爬取了12个月的微博文本,以将近1.46亿条微博作为语料,筛选出褒义微博数据和贬义微博数据,通过文本统计算法在此数据集上构建了一个10万词语级别的情感词典,褒义词和贬义词分别有50 000个;李永帅等^[21]全面考虑了情感特征、语义特征、相对位置和中心度特征,通过长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)算法训练分类器并构建动态情感词典;万琪等^[22]提出用线性链条件随机场模型抽取情感表达和识别新词;Ahmed等^[23]从句子上下文中学习情感聚类,提出将手动与自动相结合的弱监督神经网络模型,实现多语言词典的构建,情感词典极大地提高了情感极性判别的有效性。

表3整理了部分基于情感词典方法的分类效果。Taboada等^[24]通过提取单词或短语的情感强度识别整个文本的语义倾向,将SO-CAL(语义倾向计算器)用于文本极性分类,但是没有考虑文本上下文的相关性与句法结构。董丽丽等^[25]通过分析词语依存关系优化了情感词的上下文极性算法,抽取文本中的实体及其相关属性构建领域本体,将领域本体与SBV(Subject-Verb)算法相结合得到句子的情感倾向。Asghar等^[26]集成了领域术语、表情符号、否定词和修饰语等规则,改善了情感分析的性能。Han等^[27]用基于SentiWordNet的情感分类器对数据集进行评分,按情感评分抽取部分正负评论中的情感词训练生成领域情感词典。李晨等^[28]和胡召亚等^[29]从句子的角度对微博文本进行分析,前者先通过规则和词典计算单个句子的情感值,再计算段落情感值得到整篇文档的情感倾向;后者则是抽取微博关键词再结合语义规则来分析文本的情感倾向。吴杰胜等^[30]优化了点互信息(Pointwise Mutual Information, PMI)算法计算词语间的相似度和构造情感词典,将6部情感词典和文本语句间的转折、递进和假设关系以及句型规则相结合进行情感分析。王志涛等^[31]则通过计算内部耦合度、邻字集信息熵和点间互信息挖掘新词和补充情感词典,综合语义规则计算整体情感。

表 3 基于情感词典与规则的方法对比

Table 3 The Comparison of Models Based on Sentiment Lexicons and Rules

| 作者 | 基础词典 | 其他词典 | 规则 | 数据来源 | 情感极性分类效果 | | |
|--------------------------|--------------------------|-------------------------------|---------------------------|-------------------|----------|-------|-------|
| | | | | | P/% | R/% | F1/% |
| 董丽丽等 ^[25] | HowNet | 网络情感词、未登录情感词、否定词、程度副词、关联词 | 无 | ZOL 中的笔记本电脑评论 | 75.44 | 81.21 | 78.22 |
| Asghar 等 ^[26] | SentiWordNet | 表情符号、修饰语、否定词、领域术语 | 无 | 酒店评论数据 | 82.50 | 83.50 | 82.99 |
| Han 等 ^[27] | SentiWordNet | 领域情感词 | 无 | IMDB 数据集 | 76.96 | 76.81 | 76.87 |
| 李晨等 ^[28] | HowNet、NTUSD、哈工大同义词词林 | 转折归总词、程度副词、否定词 | 无 | 新闻、博客和论坛数据 | 76.00 | 81.00 | 78.42 |
| 胡召亚等 ^[29] | 大连理工情感词汇本体库 | 表情符号 | 句型规则、句间关系规则 | 公开的微博情感分析语料 | 70.70 | 68.30 | 69.40 |
| 吴杰胜等 ^[30] | HowNet、NTUSD、大连理工情感词汇本体库 | 领域情感词、否定词、双重否定词、程度副词、关系连词、表情符 | 句型规则、句间关系规则 | 与“短视频整顿”话题相关的微博文本 | 82.10 | 82.70 | 83.40 |
| 王志涛等 ^[31] | HowNet、NTUSD | 新词、修饰词表、表情符词表 | 句型规则、句间关系规则、表情符规则、词语多元组规则 | 新浪微博文本数据 | 68.30 | 67.10 | 67.70 |

在缺乏大量训练数据集的情况下,基于词典与规则的方法相对能取得较好的分类结果且易于理解,但是网络用语不断涌现,情感词典需要不断更新扩展以提高分类的准确率。情感词典也存在一定的局限性,首先,情感词的判别与选择取决于先验知识与实验设计;其次,针对不同领域还需要构造相应的领域情感词典,跨领域情感分析的分类效果不佳。

3.2 基于传统机器学习的方法

基于机器学习的方法是以带有情感标签的数据训练一个情感分类器,再预测测试集中新句子的情感倾向,常用的浅层机器学习分类算法有最大熵、朴素贝叶斯和支持向量机^[32]。

条件随机场常用于特征提取,刘丽等^[33]和唐莉等^[34]将条件随机场与依存句法规则等融合进行特征与情感词的提取,前者根据复杂句式规则实现粗粒度分析计算整体情感倾向;后者基于情感词二分网使用 MHITS (Mutual Information-based Hyperlink-Induced Topic Search) 算法对特征词和情感词的权值进行计算排序。Bandhakavi 等^[35]提出 Unigram 混合模型,扩展了特定领域情感词典以更有效地提取情感分类特征。杨莉等^[36]利用 LDA 主题模型提取环境相关的 8 个主题,再通过 XGBoost 集成模型对微博数据进行情感极性判别。彭敏等^[37]利用 LDA 主题模型分析商品潜在属性并计算用户对商品属性

的情感倾向和用户相似度,在协同过滤算法的基础上构建推荐模型提高推荐精确度。

表 4 对比了部分基于机器学习的方法。基于句子划分与否,谢丽星等^[38]将情感分析过程分为两大策略、4 种方法,然后使用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器判断微博文本的情感极性,引入主题特征后分类准确率从 66.47% 提升到 67.28%。刘宝芹等^[39]根据高兴 (Joy)、悲伤 (Sad)、惊讶 (Surprise)、愤怒 (Anger)、害怕 (Fear) 和讨厌 (Disgust) 6 种情绪建立三层树状结构,相较于传统的平面朴素贝叶斯模型,多层次的情绪分析方法提高了情绪识别的精确度。Wawre 等^[40]对比分析了 SVM 和朴素贝叶斯 (Naive Bayes, NB) 两种机器学习方法,对于大规模的训练数据集,朴素贝叶斯方法一般比其他方法的分类准确率更高。Huq 等^[41]将 K 最近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN) 与 SVM 用于识别 Twitter 文本的情感极性,在 KNN 中根据测量得到的文本欧几里得距离对文本进行分类,在 SVM 中用主成分分析法分类情感标签,由于实验维度少, SVM 的超平面难以确定,因此在对正负情绪进行分类时 KNN 算法的分类效果比 SVM 更好。Kaur 等^[42]将 N-gram 用于特征提取并在句子后添加标记,结合 KNN 分类算法准确率达到 82%。徐建忠等^[43]设计了情感词词频和极性、表情符号极性和否定词 4 类

特征,选择SVM和朴素贝叶斯作为分类算法进行对比。李锐等^[44]用TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)算法对词语加权,解决词汇权

重问题。Rathor等^[45]结合字母加权对比分析了SVM、NB和ME三种机器学习技术,以上均在SVM上取得了较好的分类效果。

表4 基于传统机器学习的方法对比

Table 4 The Comparison of Models Based on Machine Learning

| 作者 | 模型 | 算法特点 | 数据来源 | 情感极性分类效果 | | |
|-------------------------|-----|----------------------------|----------------|----------|-------|-------|
| | | | | P/% | R/% | F1/% |
| 谢丽星等 ^[38] | SVM | 用层次结构,将情感分析过程分为两大策略、4种方法 | 新浪中的影视、名人和产品领域 | 67.28 | - | - |
| 刘宝芹等 ^[39] | NB | 建立三层树状情绪分类结构 | 不同话题的微博文本 | 70.60 | 65.30 | 67.80 |
| Wawre等 ^[40] | NB | 对于大规模训练集,朴素贝叶斯方法更好 | IMDB数据集 | 66.77 | 62.00 | 64.29 |
| Kaur等 ^[42] | KNN | 将N-gram用于特征提取,特征提取与分类技术相结合 | 电子商务网站的评论 | 82.00 | 81.50 | 81.75 |
| 徐建忠等 ^[43] | SVM | 设计特征向量,采用有监督的机器学习算法进行分类 | 航天事件相关的微博文本 | 80.30 | 78.50 | 79.40 |
| 李锐等 ^[44] | SVM | 对词向量进行加权,解决文本特征稀疏的问题 | 公开的微博情感分析语料 | 89.35 | 89.35 | 89.35 |
| Rathor等 ^[45] | SVM | SVM的学习精度高 | 公开的Amazon评论数据集 | 81.20 | - | - |

与情感词典的方法相比,机器学习方法更简单,对情感分析更精准,扩展性和可重复性更好,能取得更高的分类准确度,但是机器学习的分类精确度依赖于高质量的标注训练集,大规模高质量的训练数据需要高人工成本,人为主观的数据标注结果也会影响分类效果。

3.3 基于深度学习的方法

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,它在情感分析领域也开始被广泛应用,目前深度学习模型包括卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)、LSTM、BiLSTM(Bi-directional Long Short-Term Memory)、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)和注意力机制等^[46]。

Krizhevsky等^[47]设计了AlexNet网络并在ImageNet竞赛中获得冠军,深度学习再次引起广泛关注。表5分析了部分深度学习算法的分类效果。2013年,Mikolov等^[8]提出CBOW(Continuous Bag-of-Words Model)和Skip-gram模型,前者是利用上下文词来预测目标词;后者利用目标词预测周围词,对细粒度的语义有较好的表达。Pennington等^[48]提出了GloVe模型,GloVe模型同时考虑了全局统计信息和局部窗口信息。孙敏等^[49]使用了GloVe训练词向量,利用BGRU(Bi-directional Gated Recurrent Unit)

获取上下文信息,同时采用注意力机制处理稀疏数据,在IMDB数据集上证实了该方法的有效性。由于Word2Vec和GloVe学习得到的是静态的词向量,忽视了上下文的关系,动态词向量算法ELMo^[50]和BERT^[51]的提出解决了这种语境问题。刘思琴等^[52]和方英兰等^[53]利用BERT预训练语言模型代替Word2Vec和GloVe训练词向量,嵌入其他模型后获得了更好的分类效果。

从句子级来看,曾子明等^[54]将词语与句子作为最小单元文本,从局部分析整篇微博文本的情感。面对短文本分析,苏小英等^[55]使用了可以从任意长度的语句中抽取特征的双卷积层结构;张英等^[56]利用Skip-gram模型训练词向量,使用BiLSTM-RNN模型进行分析;孙晓等^[57]提取了文本特征和社交网络,利用由RBM(Restricted Boltzmann Machine)和ClassRBM(Classification Restricted Boltzmann Machine)组成的深度信念网络解决文本特征稀疏的问题。Zeng等^[58]提出的PosATT-LSTM模型同时考虑到了上下文词和上下文位置关系的重要性。由于阿拉伯语结构复杂,Heikal等^[59]从最佳的CNN模型和双向LSTM模型中定义了一个集成模型,最终分类准确率从之前最优模型的58.5%提升至65.05%。杜昌顺等^[60]采用了分段池化策略,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^[61]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,在酒店评论语料上取得了很好的结果。

表 5 基于深度学习的方法对比

Table 5 The Comparison of Models Based on Deep Learning

| 作者 | 模型 | 算法特点 | 数据来源 | 情感极性分类效果 | | |
|--------------------------|-----------------|-------------------------------------|------------------------------|----------|-------|-------|
| | | | | P/% | R/% | F1/% |
| 孙敏等 ^[49] | ATT+BGRU | BGRU 提取上下文信息,注意力机制调整特征权重 | IMDB 数据集 | 91.21 | 91.24 | 91.23 |
| 刘思琴等 ^[52] | BERT+ATT+BiLSTM | BERT 能获取包含上下文语义信息的词向量,注意力机制分配权重 | SST 二分类数据集 | 83.68 | 96.71 | 89.72 |
| 方英兰等 ^[53] | BERT+ATT+BiLSTM | BERT 模型可以获取更完整的文本语义特征 | 商品评价数据 | 93.48 | 93.73 | 93.60 |
| 曾子明等 ^[54] | ATT+BiLSTM | 用双重注意力模型学习各级特征权重分布,从词级和句子级来分析整体文本情感 | 与“红黄蓝事件”有关的微博文本 | 97.79 | 97.01 | 97.39 |
| 苏小英等 ^[55] | CNN | 双卷积层结构可以从任意长度语句中抽取特征 | COAE2013 和 COAE 2014 发布的标注数据 | 70.10 | 71.50 | 70.79 |
| 张英等 ^[56] | BiLSTM+RNN | BiLSTM 进行情感要素的抽取时效果更好 | COAE2014 发布的微博数据 | 89.80 | - | - |
| 孙晓等 ^[57] | DBN | 深度信念网络解决了文本特征稀疏的问题 | COAE2014 发布的数据集 | 79.45 | 81.00 | 79.55 |
| Zeng 等 ^[58] | PosATT+LSTM | 同时考虑了上下文词和上下文位置关系 | SemEval2014 发布的餐厅数据集 | 79.40 | - | - |
| Heikal 等 ^[59] | CNN+LSTM | 不依赖特征提取,注重词向量的训练 | ASTD 数据集 | - | - | 64.46 |
| 冯兴杰等 ^[61] | ATT+CNN | 减少了人工干预和对情感词典的依赖 | 酒店评论语料(ChnSentiCorp) | 87.27 | 87.81 | 87.19 |

与基于情感词典与机器学习的方法相比,深度学习有更强的表达能力和模型泛化能力,但是缺乏大规模的训练数据也是深度学习在情感分类中遇到的问题,此外,梯度消失与爆炸、模型参数的设置与模型的复杂度也是需要解决的问题。

3.4 多策略混合的方法

情感词典对于细粒度文本有较好的分析效果,只考虑到单个词语的情感值,很难判断复杂句或歧

义句的情感极性。机器学习与深度学习方法有更好的特征提取性能,高质量的带标签数据集可以提高情感分类能力^[62-63]。表 6 整理了多策略混合方法在情感分析上的表现。

Fu 等^[64]用 HowNet 词典训练短语递归自动编码器用于句子级情感分析,短语级二叉树的构建降低了训练时间和计算复杂度。Mukwazvure 等^[65]使用情感词典检测语料的正极、负极和中性,用信息增益

表 6 多策略混合的方法对比

Table 6 The Comparison of Models of Multi-Strategy Hybrid

| 作者 | 模型 | 算法特点 | 数据来源 | 情感极性分类效果 | | |
|------------------------------|---------------|---------------------------------|----------------------|----------|-------|-------|
| | | | | P/% | R/% | F1/% |
| Mukwazvure 等 ^[65] | 情感词典+SVM | 利用领域情感词典和意见规则可以获得更准确的情感标签 | 技术相关的评论文本 | 80.00 | 89.00 | 84.26 |
| Rohini 等 ^[66] | 情感词典+决策树 | 定义了领域特征实体的属性,有助于提取主观词 | 卡纳达语电影网站评论 | 78.00 | 79.00 | 78.50 |
| Lu 等 ^[63] | 情感词典+SVM | 构建多部情感词典计算情感词的权值 | 《我不是药神》的豆瓣电影评论 | 69.80 | - | - |
| 张凌等 ^[67] | 情感词典+SVM | 领域负面词对领域微博识别更有效 | 健康主题的微博文本 | 74.10 | 71.00 | 72.40 |
| 李慧等 ^[68] | 新词词典+CNN | 识别网络新词提高分词准确率,构建评论的特征矩阵 | 酒店评论语料(ChnSentiCorp) | 84.50 | 85.90 | 85.20 |
| 何雪琴等 ^[14] | 情感词典+句法规则+CNN | 由于旅游文本更冗长复杂,采用词典来挖掘句法规则,混合模型更有效 | 携程网上的旅游评论 | 94.30 | 94.40 | 94.00 |
| Chen 等 ^[16] | 情感词典+BiLSTM | 多个情感词典融合,双层 BiLSTM 网络分类效果最好 | PTT 上的军事生活评论 | - | - | 88.41 |

进行特征过滤,TF-IDF进行信息加权,再将结果用于机器学习的算法。Rohini等^[66]收集了卡纳达语的情感词并进行极性标注,使用决策树分类器对文本进行分类。Lu等^[63]在电影评论领域构建了4个情感词典计算评论文本的情感值,再利用SVM分类模型对测试集进行情感分类。张凌等^[67]按主题把负面微博分为10类,把健康领域的负面词加入情感特征中,利用SVM模型进行文本分析使负面微博的特征识别更有效。

由于微博文本的不规范性与新词的涌现,李慧等^[68]用统计学的方法识别领域新词,构建融入属性特征的文本矩阵后输入有多个滤波器的卷积神经网络进行分析。何雪琴等^[14]根据旅游文本的复杂度构建了旅游情感词典、转折词词典、直接分类词词典和总结词词典,融合句法规则和CNN的优点进行情感分析。Chen等^[16]融合了军事情感词典和BiLSTM模型。张仰森等^[69]通过已有的情感知识库构建了包含

情感词、表情符号与网络用语等的微博情感符号库,也采用BiLSTM模型对文本语义信息编码,情感符号库与注意力机制相结合提升了情感分析能力。

相较于单一模型,将领域新词或构建的主题情感词典与机器学习、深度学习模型相结合可以提高情感倾向性分析的准确率。多策略混合的方法一般分析问题更为全面和深入,具有一定优势,但是多策略混合方法的模型复杂度与训练难度更高,比单一模型更难以实现。

3.5 情感分析方法的对比分析

目前还没有一种模型能很好地解决情感分析领域中的所有分类问题,情感词典、机器学习和深度学习的方法在具体应用中都能取得较好的情感分类效果,各个方法也都存在着不足。例如,支持向量机被认为是机器学习方法中最好的方法,但朴素贝叶斯和KNN在部分应用中可以得到更好的分类结果。

表7 部分方法与模型在应用中的优缺点

Table 7 The Advantages and Disadvantages of Techniques and Models in Applications

| 方法 | 模型 | 应用场景 | 优点 | 缺点 |
|--------------|--------------|----------------------|-----------------------------|------------------------------|
| 基于情感词典与规则的方法 | 情感词典 | 股票市场 ^[19] | 自动生成领域情感词典;扩展词库提高了分类性能 | 扩展词库存在误报率;没有考虑标签的情感 |
| | 情感词典+规则集 | 网络新闻 ^[28] | 考虑了上下文联系;结合新闻文本特点定义多种语义规则 | 没有消除词语歧义;篇章情感通过简单的加权获得 |
| 基于传统机器学习的方法 | Naive Bayes | 政治选举 ^[9] | 解决了零计数问题;朴素贝叶斯克服了词汇量不足问题 | Unigram词典的可用性存在挑战;要创建单字格情感词典 |
| | SVM | 微博文本 ^[44] | TF-IDF计算词汇权重;SVM提高了分类准确率 | 没有考虑文本相似度 |
| | LDA+协同过滤 | 商品评论 ^[37] | 扩展向量维度有利于解决数据稀疏问题,提高推荐精确度 | 词对提取准确率不高;属性面评分预测计算过程复杂 |
| 基于深度学习的方法 | CNN+注意力机制 | 酒店评论 ^[61] | 减少对人工构造特征和情感词典的依赖 | 没有考虑图文信息 |
| | BiLSTM+注意力机制 | 公共安全 ^[54] | 关注文本分层结构;多层粒度分析更精确 | 直接剔除了非文本表情符号;粒度方面没有更加细化 |
| | BGRU+注意力机制 | 电影评论 ^[49] | 加快训练速度;有效获取上下文语义信息与相关联的特征 | 不适用于数据量过大的数据集;GRU的并行能力较弱 |
| 多策略混合的方法 | 情感词典+SVM | 电影评论 ^[63] | 实现词典扩充;带情感标注的数据使模型训练更加准确 | 没有考虑文本间的语义规则以及句间规则 |
| | 句法规则+CNN | 旅游评论 ^[14] | 降低了文本复杂度和误分率;CNN降低了过拟合风险 | 数据集的正负极评论分布不均衡导致模型的AUC值较低 |
| | 情感词典+BiLSTM | 论坛评论 ^[16] | 扩展情感词典;BiLSTM网络和激活函数提高分类精确度 | 提取情感词、构建情感词典存在难度;没有考虑中性文本 |

表7对部分模型的应用场景以及优缺点进行了比较,可以看出基于情感词典的方法中构建领域情

感词典^[19]和利用上下文的语义规则^[28]能提高情感分类的准确率,但情感词典的扩展存在一定的误报率,

也不能有效地区分多义词或语句的准确含义。基于机器学习的方法中,朴素贝叶斯有效地克服了词汇量不足的问题^[9],SVM的分类速度与精确度更高^[44],扩展向量维度可以解决数据稀疏的问题^[37],但分类精确度也依赖于标注训练集的质量。基于深度学习的方法减少了对人工构造特征和情感词典的依赖^[61],通过BiLSTM或BGRU模型提取特征,再利用注意力机制调整特征的权重能提高情感分类效果^[49,54],目前深度学习是情感分析领域的主要方法,它更适用于大数据时代。多策略混合的方法中,通过构造多部情感词典能提高语料标引的准确率^[16,63],分析句法规则可以降低文本复杂度^[14],再用机器学习或深度学习模型进行情感极性判别,但情感词典的构建存在一定难度,提高自动构建情感词典的效率仍是未来的一个研究目标。

4 结 语

本文基于Web of Science和CNKI构建情感分析相关研究的检索策略,通过对获取的文献进行统计分析,从情感分析技术的发展态势、主要方法以及相关应用场景等方面进行研究与阐述。在此基础上,对4种主要的情感分析技术方法进行详细对比,从分析结果可以看出,每种方法都有各自的优缺点,可根据使用需求选择适当的解决方案。

同时,从情感分析技术的研究态势可以看出,该领域的研究自2008年起呈现快速增长的趋势,与大数据的兴起和发展一致;从研究的主题来看,除了对理论与应用场景的研究,对相关技术方法的改进提升也一直是情感分析领域的研究热点之一。随着大数据应用的普及,人工智能技术的快速发展,该领域中仍存在着许多研究问题,并在近年来逐渐成为研究热点。

(1)随着各类新媒体的快速发展,网络新词层出不穷,已有情感词汇的含义也在不断发生变化,甚至可能在不同语境下产生完全不同的极性。因此,如何更高效地发现新词并扩展已有词典,同时能够准确判断相关词汇在不同语境下的极性并优化分析模型,对于基于情感分析结果进行决策将十分重要。

(2)目前研究主要集中在中、英等单一语种,随着各种互联网应用场景的快速扩展和相互融合,越

来越多的用户在意见表达时使用多语种甚至是小语种,因此跨语言的情感分析也将成为重要的研究方向。

(3)随着互联网应用的不断发展,多元化、全媒体的信息表述方式将越来越普遍,对多模态融合语料的情感分类也尤为重要。

综上,在大数据与深度学习的背景下,文本情感分析在技术方法提升和应用场景扩展有了新的挑战和机遇。

参考文献:

- [1] 陈龙,管子玉,何金红,等.情感分类研究进展[J].计算机研究与发展,2017,54(6):1150-1170.(Chen Long, Guan Ziyu, He Jinhong, et al. A Survey on Sentiment Classification[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(6): 1150-1170.)
- [2] Joshi M, Prajapati P, Shaikh A, et al. A Survey on Sentiment Analysis[J]. International Journal of Computer Applications, 2017, 163(6): 34-38.
- [3] Liu B. Sentiment Analysis and Opinion Mining[M]. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [4] 王科,夏睿.情感词典自动构建方法综述[J].自动化学报,2016,42(4):495-511.(Wang Ke, Xia Rui. A Survey on Automatic Construction Methods of Sentiment Lexicons[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(4): 495-511.)
- [5] 梅莉莉,黄河燕,周新宇,等.情感词典构建综述[J].中文信息学报,2016,30(5):19-27.(Mei Lili, Huang Heyan, Zhou Xinyu, et al. A Survey on Sentiment Lexicon Construction[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2016, 30(5): 19-27.)
- [6] Zhang L, Wang S, Liu B. Deep Learning for Sentiment Analysis: A Survey[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews-Data Mining and Knowledge Discovery, 2018, 8(4): e1253.
- [7] Minaee S, Kalchbrenner N, Cambria E, et al. Deep Learning Based Text Classification: A Comprehensive Review[OL]. arXiv Preprint, arXiv: 2004.03705.
- [8] Mikolov T, Chen K, Corrado G S, et al. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space[OL]. arXiv Preprint, arXiv: 1301.3781.
- [9] Awwalu J, Bakar A A, Yaakub M R. Hybrid N-Gram Model Using Naive Bayes for Classification of Political Sentiments on Twitter[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(12): 9207-9220.
- [10] Balakrishnan V, Khan S, Arabnia H R. Improving Cyberbullying Detection Using Twitter Users' Psychological Features and Machine Learning[J]. Computers & Security, 2020, 90: 101710.

- [11] 任中杰, 张鹏, 兰月新, 等. 面向突发事件的网络用户画像情感分析——以天津“8·12”事故为例[J]. 情报杂志, 2019, 38(11): 126-133. (Ren Zhongjie, Zhang Peng, Lan Yuexin, et al. Emotional Tendency Prediction of Emergencies Based on the Portraits of Weibo Users——Taking “8·12” Accident in Tianjin as an Example[J]. Journal of Intelligence, 2019, 38(11): 126-133.)
- [12] 陈盼, 钱宇星, 黄智生, 等. 微博“树洞”留言的负性情绪特征分析[J]. 中国心理卫生杂志, 2020, 34(5): 437-444. (Chen Pan, Qian Yuxing, Huang Zhisheng, et al. Negative Emotional Characteristics of Weibo “Tree Hole” Users[J]. Chinese Mental Health Journal, 2020, 34(5): 437-444.)
- [13] 雷鸣, 朱明. 情感分析在电影推荐系统中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(10): 59-63, 107. (Lei Ming, Zhu Ming. Applications of Sentiment Analysis in Movie Recommendation System[J]. Computer Engineering and Application, 2016, 52(10): 59-63, 107.)
- [14] 何雪琴, 杨文忠, 吾守尔·斯拉木, 等. 融合句法规则和CNN的旅游评论情感分析[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(11): 3306-3312. (He Xueqin, Yang Wenzhong, Wushouer · Silamu, et al. Sentiment Analysis of Tourist Reviews Combined with Syntactic Rules and CNN[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(11): 3306-3312.)
- [15] Griffith J, Najand M, Shen J C. Emotions in the Stock Market[J]. Journal of Behavioral Finance, 2020, 21(1): 42-56.
- [16] Chen L C, Lee C M, Chen M Y. Exploration of Social Media for Sentiment Analysis Using Deep Learning[J]. Soft Computing, 2020, 24(11): 8187-8197.
- [17] Pan D H, Yuan J L, Li L, et al. Deep Neural Network-Based Classification Model for Sentiment Analysis[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Behavioral, Economic and Socio-Cultural Computing. New York, USA: IEEE, 2019. DOI: 10.1109/BESC48373.2019.8963171.
- [18] Joshi A, Bhattacharyya P, Ahire S. Sentiment Resources: Lexicons and Datasets[A]//Cambria E, Das D, Bandyopadhyay S, et al. A Practical Guide to Sentiment Analysis[M]. Cham: Springer International Publishing, 2017: 85-106.
- [19] Deng S Y, Sinha A P, Zhao H M. Adapting Sentiment Lexicons to Domain-Specific Social Media Texts[J]. Decision Support Systems, 2017, 94: 65-76.
- [20] 赵妍妍, 秦兵, 石秋慧, 等. 大规模情感词典的构建及其在情感分类中的应用[J]. 中文信息学报, 2017, 31(2): 187-193. (Zhao Yanyan, Qin Bing, Shi Qiuhui, et al. Large-scale Sentiment Lexicon Collection and Its Application in Sentiment Classification[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2017, 31(2): 187-193.)
- [21] 李永帅, 王黎明, 柴玉梅, 等. 基于双向LSTM的动态情感词典构建方法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(3): 503-509. (Li Yongshuai, Wang Liming, Chai Yumei, et al. Research on Construction Method of Dynamic Sentiment Dictionary Based on Bidirectional LSTM[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(3): 503-509.)
- [22] 万琪, 于中华, 陈黎, 等. 利用新词探测提高中文微博的情感表达抽取[J]. 中国科学技术大学学报, 2017, 47(1): 63-69. (Wan Qi, Yu Zhonghua, Chen Li, et al. Improving Emotion Expression Extraction in Chinese Microblogs via New Words Detection[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017, 47(1): 63-69.)
- [23] Ahmed M, Chen Q, Li Z H. Constructing Domain-Dependent Sentiment Dictionary for Sentiment Analysis[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(18): 14719-14732.
- [24] Taboada M, Brooke J, Tofiloski M, et al. Lexicon-Based Methods for Sentiment Analysis[J]. Computational Linguistics, 2011, 37(2): 267-307.
- [25] 董丽丽, 赵繁荣, 张翔. 基于领域本体、情感词典的商品评论倾向性分析[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(12): 104-108, 194. (Dong Lili, Zhao Fanrong, Zhang Xiang. Analysing Propensity of Product Reviews Based on Domain Ontology and Sentiment Lexicon[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(12): 104-108, 194.)
- [26] Asghar M Z, Khan A, Ahmad S, et al. Lexicon-Enhanced Sentiment Analysis Framework Using Rule-Based Classification Scheme[J]. PLoS One, 2017, 12(2): e0171649.
- [27] Han H Y, Zhang J P, Yang J, et al. Generate Domain-Specific Sentiment Lexicon for Review Sentiment Analysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(16): 21265-21280.
- [28] 李晨, 朱世伟, 魏墨济, 等. 基于词典与规则的新闻文本情感倾向性分析[J]. 山东科学, 2017, 30(1): 115-121. (Li Chen, Zhu Shiwei, Wei Moji, et al. Lexicon and Rules Based News Text Sentiment Analysis[J]. Shandong Science, 2017, 30(1): 115-121.)
- [29] 胡召亚, 张顺香. 基于关键词提取的中文微博情感计算[J]. 阜阳师范学院学报(自然科学版), 2019, 36(3): 92-96. (Hu Zhaoya, Zhang Shunxiang. Sentiment Calculation of Chinese Microblog Based on Key Sentences Extraction[J]. Journal of Fuyang Normal University (Natural Science), 2019, 36(3): 92-96.)
- [30] 吴杰胜, 陆奎. 基于多部情感词典和规则集的中文微博情感分析研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(9): 93-99. (Wu Jiesheng, Lu Kui. Chinese Weibo Sentiment Analysis Based on Multiple Sentiment Lexicons and Rule Sets[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(9): 93-99.)
- [31] 王志涛, 於志文, 郭斌, 等. 基于词典和规则集的中文微博情感分析[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(8): 218-225. (Wang Zhitao, Yu Zhiwen, Guo Bin, et al. Sentiment Analysis of Chinese Micro Blog Based on Lexicon and Rule Set[J]. Computer Engineering and Application, 2015, 51(8): 218-225.)
- [32] Neethu M S, Rajasree R. Sentiment Analysis in Twitter Using Machine Learning Techniques[C]//Proceedings of the 4th

- International Conference on Computing, Communications and Networking Technologies. DOI: 10.1109/ICCCNT.2013.6726818.
- [33] 刘丽, 岳亚伟. 面向高校学生微博的跨粒度情感分析[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(6): 1618-1622.(Liu Li, Yue Yawei. Cross-Grained Sentiment Analysis Oriented to College Student Microblog[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(6): 1618-1622.)
- [34] 唐莉, 刘臣. 基于CRF和HITS算法的特征情感对提取[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(7): 71-75.(Tang Li, Liu Chen. Extraction of Feature and Sentiment Word Pair Based on Conditional Random Fields and HITS Algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(7): 71-75.)
- [35] Bandhakavi A, Wiratunga N, Padmanabhan D, et al. Lexicon Based Feature Extraction for Emotion Text Classification [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 93: 133-142.
- [36] 杨莉, 王敏, 程宇. 基于LDA和XGBoost模型的环境公共服务微博情感分析[J]. 南京邮电大学学报(社会科学版), 2019, 21(6): 23-39.(Yang Li, Wang Min, Cheng Yu. Microblog Sentiment Analysis of Jiangsu Environmental Public Service Based on LDA and XGBoost Models[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Social Science), 2019, 21(6): 23-39.)
- [37] 彭敏, 席俊杰, 代心媛, 等. 基于情感分析和LDA主题模型的协同过滤推荐算法[J]. 中文信息学报, 2017, 31(2): 194-203.(Peng Min, Xi Junjie, Dai Xinyuan, et al. Collaborative Filtering Recommendation Based on Sentiment Analysis and LDA Topic Model[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2017, 31(2): 194-203.)
- [38] 谢丽星, 周明, 孙茂松. 基于层次结构的多策略中文微博情感分析和特征抽取[J]. 中文信息学报, 2012, 26(1): 73-84.(Xie Lixing, Zhou Ming, Sun Maosong. Hierarchical Structure Based Hybrid Approach to Sentiment Analysis of Chinese Micro Blog and Its Feature Extraction[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2012, 26(1): 73-83.)
- [39] 刘宝芹, 牛耘. 多层次中文微博情绪分析[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(11): 23-26.(Liu Baoqin, Niu Yun. Multi-Hierarchy Emotion Analysis of Chinese Microblog[J]. Computer Technology and Development, 2015, 25(11): 23-26.)
- [40] Wawre S V, Deshmukh S N. Sentiment Classification Using Machine Learning Techniques[J]. International Journal of Science and Research, 2016, 5(4): 819-821.
- [41] Huq M R, Ali A, Rahman A. Sentiment Analysis on Twitter Data Using KNN and SVM[J]. International Journal of Advanced Computer Ence and Applications, 2017, 8(6): 19-25.
- [42] Kaur S, Sikka G, Awasthi L K. Sentiment Analysis Approach Based on N-Gram and KNN Classifier[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Secure Cyber Computing and Communications. 2018: 13-16.
- [43] 徐建忠, 朱俊, 赵瑞, 等. 基于SVM算法的航天微博情感分析[J]. 信息安全研究, 2017, 3(12): 1129-1133.(Xu Jianzhong, Zhu Jun, Zhao Rui, et al. Sentiment Analysis of Aerospace Microblog Using SVM[J]. Journal of Information Security Research, 2017, 3(12): 1129-1133.)
- [44] 李锐, 张谦, 刘嘉勇. 基于加权Word2vec的微博情感分析[J]. 通信技术, 2017, 50(3): 502-506.(Li Rui, Zhang Qian, Liu Jiayong. Microblog Sentiment Analysis Based on Weighted Word2vec[J]. Communications Technology, 2017, 50(3): 502-506.)
- [45] Rathor A S, Agarwal A, Dimri P. Comparative Study of Machine Learning Approaches for Amazon Reviews[J]. Procedia Computer Science, 2018, 132: 1552-1561.
- [46] Yadav A, Vishwakarma D K. Sentiment Analysis Using Deep Learning Architectures: A Review[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(6): 4335-4385.
- [47] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communication of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [48] Pennington J, Socher R, Manning C. GloVe: Global Vectors for Word Representation[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2014: 1532-1543.
- [49] 孙敏, 李旻, 庄正飞, 等. 基于BGRU和自注意力机制的情感分析[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2020, 48(4): 80-89.(Sun Min, Li Yang, Zhuang Zhengfei, et al. Sentiment Analysis Based on BGRU and Self-Attention Mechanism[J]. Journal of Jiangnan University(Natural Science Edition), 2020, 48(4): 80-89.)
- [50] Peters M, Neumann M, Iyyer M, et al. Deep Contextualized Word Representations[OL]. arXiv Preprint, arXiv: 1802.05365.
- [51] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[OL]. arXiv Preprint, arXiv: 1810.04805.
- [52] 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.(Liu Siqin, Feng Xurui. Text Sentiment Analysis Based on BERT[J]. Journal of Information Security Research, 2020, 6(3): 220-227.)
- [53] 方英兰, 孙吉祥, 韩兵. 基于BERT的文本情感分析方法的研究[J]. 信息技术与信息化, 2020(2): 108-111.(Fang Yinglan, Sun Jixiang, Han Bing. Research on Text Sentiment Analysis Method Based on BERT[J]. Information Technology and Informatization, 2020(2): 108-111.)
- [54] 曾子明, 万品玉. 基于双层注意力和Bi-LSTM的公共安全事件微博情感分析[J]. 情报科学, 2019, 37(6): 23-29.(Zeng Ziming, Wan Pinyu. Sentiment Analysis of Public Safety Events in Microblog Based on Double-layered Attention and Bi-LSTM[J]. Information Science, 2019, 37(6): 23-29.)
- [55] 苏小英, 孟环建. 基于神经网络的微博情感分析[J]. 计算机技术与发展, 2015, 25(12): 161-164, 168.(Su Xiaoying, Meng Huanjian. Sentiment Analysis of Micro-blog Based on Neural

- Networks[J]. Computer Technology and Development, 2015, 25 (12): 161-164, 168.)
- [56] 张英, 郑秋生. 基于循环神经网络的互联网短文本情感要素抽取[J]. 中原工学院学报, 2016, 27(6): 82-86.(Zhang Ying, Zheng Qiusheng. Sentiment Classification of the Short Texts on Internet Based on Convolutional Neural Networks[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2016, 27(6): 82-86.)
- [57] 孙晓, 彭晓琪, 胡敏, 等. 基于多维扩展特征与深度学习的微博短文本情感分析[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(9): 2048-2055. (Sun Xiao, Peng Xiaoqi, Hu Min, et al. Extended Multi-Modality Features and Deep Learning Based Microblog Short Text Sentiment Analysis[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(9): 2048-2055.)
- [58] 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.
- [59] Heikal M, Torki M, El-Makky N. Sentiment Analysis of Arabic Tweets Using Deep Learning[C]//Proceedings of the 4th Annual International Conference on Arabic Computational Linguistics. 2018: 114-122.
- [60] 杜昌顺, 黄磊. 分段卷积神经网络在文本情感分析中的应用[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(1): 173-179.(Du Changshun, Huang Lei. Sentiment Analysis with Piecewise Convolution Neural Network[J]. Computer Engineering and Science, 2017, 39 (1): 173-179.)
- [61] 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. (Feng Xingjie, Zhang Zhiwei, Shi Jinchuan. Text Sentiment Analysis Based on Convolutional Neural Networks and Attention Model[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(5): 1434-1436.)
- [62] 陈珂, 谢博, 朱兴统. 基于情感词典和Transformer模型的情感分析算法研究[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2020, 40 (1): 55-62.(Chen Ke, Xie Bo, Zhu Xingtong. Sentiment Analysis Method Based on Sentiment Lexicon and Transformer[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2020, 40(1): 55-62.)
- [63] Lu K, Wu J S. Sentiment Analysis of Film Review Texts Based on Sentiment Dictionary and SVM[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence. 2019: 73-77.
- [64] Fu X H, Liu W W, Xu Y Y, et al. Combine Hownet Lexicon to Train Phrase Recursive Autoencoder for Sentence-Level Sentiment Analysis[J]. Neurocomputing, 2017, 241: 18-27.
- [65] Mukwazvure A, Supreethi K P. A Hybrid Approach to Sentiment Analysis of News Comments[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization. DOI: 10.1109/ICRITO.2015.7359282.
- [66] Rohini V, Thomas M, Latha C A. Domain Based Sentiment Analysis in Regional Language-Kannada Using Machine Learning Algorithm[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information and Communication Technology. 2016: 503-507.
- [67] 张凌, 谭毅, 朱礼军, 等. 负面微博特征分析研究[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(7): 132-137, 170. (Zhang Ling, Tan Yi, Zhu Lijun, et al. Analyzing the Features of Negative Sentiment Microblog[J]. Information Studies: Theory & Application, 2019, 42(7): 132-137, 170.)
- [68] 李慧, 柴亚青. 基于卷积神经网络的细粒度情感分析方法[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(1): 95-103.(Li Hui, Chai Yaqing. Fine-Grained Sentiment Analysis Based on Convolutional Neural Network[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2019, 3 (1): 95-103.)
- [69] 张仰森, 郑佳, 黄改娟, 等. 基于双重注意力模型的微博情感分析方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(2): 122-130. (Zhang Yangsen, Zheng Jia, Huang Gaijuan, et al. Microblog Sentiment Analysis Method Based on a Double Attention Model [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2018, 58(2): 122-130.)

作者贡献声明:

钟佳娃:提出研究思路,文献收集整理,论文撰写与修改;
刘巍:优化研究方案,论文审阅与最终修订;
王思丽,杨恒:提出研究思路,设计研究方案。

利益冲突声明:

所有作者声明不存在利益冲突关系。

支撑数据:

支撑数据由作者自存储, E-mail: zhongjiawa@163.com。
[1] 钟佳娃. Datas_Papers.zip. 相关数据与参考文献。

收稿日期:2021-01-13
收修改稿日期:2021-02-24

Review of Methods and Applications of Text Sentiment Analysis

Zhong Jiawa^{1,2} Liu Wei¹ Wang Sili¹ Yang Heng¹

¹(Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China)

²(School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: [Objective] This paper reviews literature on text sentiment analysis, aiming to summarize its technical development trends and applications. [Coverage] We searched relevant literature from the Web of Science Core Collection and CNKI database on the concepts, methods and techniques of sentiment analysis. A total of 69 papers were retrieved from 2011 to 2020 and then analyzed. [Methods] We summarized the main models and applications of text sentiment analysis from the dimensions of time and theme. We also discussed the fields needs to be improved. [Results] There were mainly three methods for text sentiment analysis, which were based on sentiment lexicon and rules, machine learning, as well as deep learning. Each method has advantages and disadvantages. The methods based on multi-strategy hybrid became more popular in recent years. [Limitations] We reviewed previous literature on text sentiment analysis from the perspective of macro-technical methods. More research is needed to compare and elaborate the technical details of sentiment analysis algorithms. [Conclusions] The development of artificial intelligence technology (big data and deep learning) will further improve text sentiment analysis, and benefit business decision making applications.

Keywords: Sentiment Analysis Sentiment Lexicon Machine Learning Deep Learning

新型类似于人脑的计算设备可通过联想来适应学习

研究人员开发了一种新型的类似于人脑的计算设备,该设备通过同时处理和存储数据来模仿人脑的可塑性,能够通过联想进行学习。这项研究已于4月30日在《自然通讯》(*Nature Communications*)杂志上发表。这种设备可以像人脑一样同时处理和存储信息,有可能克服传统计算能力的局限性,还具有更高的容错能力,即使某些组件出现故障,也可以继续平稳运行。

现有常规的数字计算系统具有单独的处理和存储单元,从而导致数据密集型任务消耗大量能量。受人脑中计算和存储过程相结合的启发,研究人员近年来试图开发出更像人脑那样运行的计算机,并配备了一系列类似于神经网络功能的设备。研究人员解释说:“我们当前的计算机系统的工作方式是将内存和逻辑物理地分开。如果我们能够将这两个单独的功能结合在一起,则可以节省空间和能源成本。”

研究人员表示:“虽然现代计算机已经非常出色,但人脑在某些复杂且非结构化的任务(例如模式识别,运动控制和多传感器集成)中可以轻松胜过计算机。这要归功于突触的可塑性,它是大脑计算能力的基本组成部分。这些突触使大脑能够以高度并行,容错和节能的方式工作。我们的工作展示了能模仿生物突触关键功能的有机塑料晶体管。”突触电路是由柔软的聚合物(例如塑料)制成的,因此可以很容易地在柔性板上制成,并且可以轻松集成到可直接与活组织甚至大脑连接的柔软的、可穿戴的电子设备、智能机器人和可植入设备中。

(编译自: <https://www.sciencedaily.com/releases/2021/04/210430093230.htm>)

(本刊讯)