

文章编号: 1004-4353(2023)03-0275-08

文本情感分类方法研究综述

张华辉¹, 邱晓莹¹, 徐航²

(1. 莆田学院 新工科产业学院, 福建 莆田 351100; 2. 莆田学院 机电与信息工程学院, 福建 莆田 351100)

摘要: 文本情感分类方法在网络舆情、股票预测等诸多方面有着广泛的应用. 为了更好地研究文本情感分类方法, 对近年来基于情感词典的文本分类方法、机器学习的文本分类方法、深度学习的文本分类方法以及方面级文本分类方法、隐式文本情感分类方法、跨域文本情感分类方法的相关文献进行了梳理和综述, 并对文本情感分类方法的研究方向进行了展望.

关键词: 文本情感分类; 情感词典; 机器学习; 深度学习; 隐式文本; 跨域文本; 方面级文本

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Research overview on text sentiment classification methods

ZHANG Huahui¹, QIU Xiaoying¹, XU Hang²

(1. College of New Engineering Industry, Putian University, Putian 351100, China;
2. College of Mechatronics and Information Engineering, Putian University, Putian 351100, China)

Abstract: Text sentiment classification methods show extensive applications in many areas such as online public opinion, stock prediction, and so on. In order to better investigate the text sentiment classification methods, a review of recent literatures related to text classification methods for sentiment dictionary, machine learning, deep learning, aspect level text, implicit text, and cross-domain text are presented. Finally, the research direction of text sentiment classification methods is prospected.

Keywords: text sentiment classification; sentiment dictionary; machine learning; deep learning; implicit text; cross-domain text; aspect level text

0 引言

随着在线社交网络的蓬勃发展, 人们在互联网平台上通过发表不同情感倾向的评论来表达个人观点已经成为一种生活常态. 研究表明, 大规模地采集和分析用户的评论性文本, 可以获得许多有价值的信息. 例如: 在大量的商品评论文本中, 企业通过获取用户对其产品、服务等相关内容的评价, 可为企业改进产品和服务提供良好参考; 在

大规模实时评论信息中, 政府通过获取群众对某新闻事件或政策的态度, 可有助于政府掌握和合理引导舆情. 此外, 文本情感分类技术还可被应用于流行病环境下的人群心理情感状态分析^[1]、股票市场预测^[2]等领域. 为了更好地对近年来有关文本情感分类方法的文献进行归纳、总结和分析, 本文对相关文献进行了综述, 以为构建出分类精度更高、泛化能力更好的模型提供参考.

收稿日期: 2023-03-29

基金项目: 国家自然科学基金(62103209); 福建省自然科学基金(2020J05213); 福建省中青年教师教育科研项目(JAT220298)

作者简介: 张华辉(1995—), 男, 硕士, 助教, 研究方向为自然语言处理.

1 文本情感分类方法

目前,文本情感分类方法主要有基于情感词典、机器学习、深度学习、方面级文本、隐式文本和跨域文本情感分类等方法^[3],如图 1 所示.其中:基于机器学习的文本情感分类方法主要包括基于朴素贝叶斯(naive Bayes,NB)、支持向量机(support vector machine,SVM)和集成学习(ensemble learning,EL)的文本情感分类方法;基于深度学习的文本情感分类方法主要包括基于卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)、循环神经网络(recurrent neural network,RNN)、BERT(bidirectional encoder representations from transformers)和图神经网络(graph neural network,GNN)的情感分类方法.

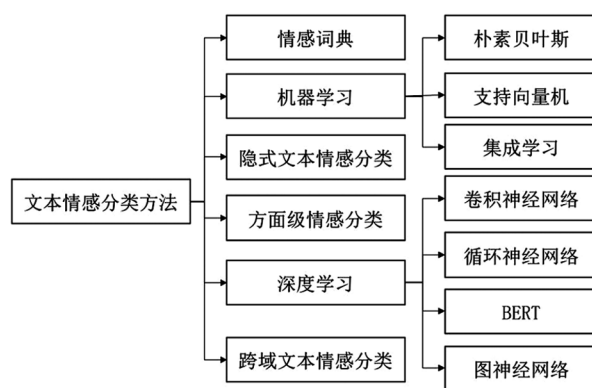


图 1 文本情感分类方法

1.1 基于情感词典的文本情感分类方法

基于情感词典的情感分类方法是一种利用文本情感词典来匹配单词情感倾向值的情感分类方法.基于情感词典的文本情感分类方法的基本流程如图 2 所示:首先,利用大量的词汇来构造和训练情感字典,并对输入文本中的所有词语进行分词;然后,利用具有一定情感倾向权值的情感词典对词语进行匹配,并累加词语的情感得分;最后,根据词语所得的情感得分确定文本的情感极性.

由于基于情感词典的文本情感分类方法主要依赖于情感词典,因此构建一个准确、覆盖范围广的情感词典对文本情感分类的结果至关重要.祝清麟等^[4]构建了一个百万级别的金融领域实体数据集,并且还标注了 5 000 多个金融领域情感词

(作为金融领域情感词典).在此基础上,祝清麟等还提出了一种将金融领域情感词典和注意力机制相结合的金融文本细粒度情感分析模型.将该模型在金融领域实体数据集上进行实验显示,其分类准确率和 F1 值均优于 Bi-LSTM、TD-LSTM、IAN、AOA、ATAE-LSTM 等模型.闫晓东等^[5]通过人工建模的方式构建了一个藏语情感词典,并提出了一种基于该情感词典的情感分析方法.在该文献收集的 988 条藏语数据集上进行倾向性分类显示,其分类中的积极、消极、中性文本的 F1 值分别达到 71.29%、64.42%、79.20%.杨书新等^[6]提出了一个将情感词典与上下文语言模型 ELMo 相结合的文本情感分类模型.研究显示,该模型在 IMDB 和 SST-2 数据集上的情感分类准确率优于 CNN、LSTM、Bi-LSTM、CWPAT-Bi-LSTM、W2V-Att-LSTM 等模型.

在上述研究中,基于情感词典的文本分类方法虽然能对某些特定领域的文本进行情感分类,但在构建情感词典方面还存在着构建过程复杂、耗时费力等问题.此外,由于带有情感色彩的网络新词不断涌现,如“香菇”“蓝瘦”“给力”等,加之这些新词难以及时融入到情感词典中,因此使得文本情感的分类准确率受到一定的限制.

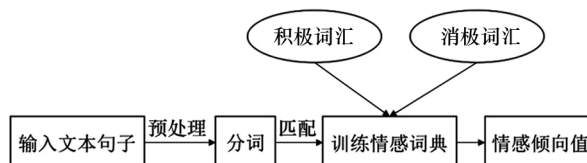


图 2 基于情感词典的文本情感分类的基本流程

1.2 基于机器学习的文本情感分类方法

基于机器学习的文本情感分类方法是一种利用已知数据预测未知数据情感的方法,其基本流程如图 3 所示:首先,利用机器学习算法训练经特征工程标注好的文本数据,以此得出情感分类模型;然后,将新的同结构的文本数据输入到情感分类模型中,以此预测出新文本的情感极性;最后,将新文本数据的真实标签与预测值标签进行对比,以此得出标签在该数据集的准确率^[7].常见的基于机器学习的情感分类方法有 SVM、NB、EL 等方法.

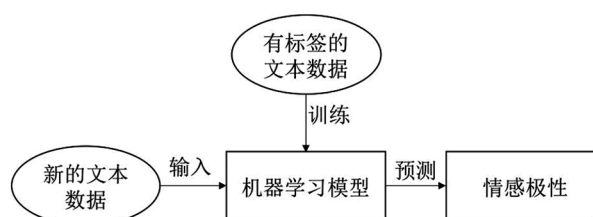


图3 基于机器学习的文本情感分类的基本流程

1.2.1 基于SVM的文本情感分类方法

SVM是一种通过寻找一个最优超平面来进行分类和回归的机器学习方法,该方法对未知样本具有较好的泛化能力^[8]。王立志等^[9]利用改进的粒子群算法优化了SVM方法,利用该优化方法对评论影视剧的情感进行分析表明,其可有效克服传统的情感词典方法因易受词语顺序和不同语境而带来的影响,且其分类准确率优于情感词典、SVM、CNN等方法。张越兵等^[10]为了更好地解决篇章级文本情感的分类问题,建立了一种将三支决策理论与情感走向模型相结合的情感分类方法。实验显示,该方法在各特征上的分类准确率均优于SVM分类方法。

1.2.2 基于EL的文本情感分类方法

EL是一种将多个分类方法聚集在一起来提高分类准确率的机器学习方法,该方法可以通过多种方法实现,如投票法、平均法、堆叠法等,其中最常见的方法为投票法^[11]。康雁等^[12]提出了一种适用于中英文情感分类的集成学习模型,研究显示该模型可以有效提取更深层次的情感信息,且其准确率优于NB、SVM、BRNN、LSTM、CNN-rand、CNN-static、CNN-nonstatic、textSE-ResNeXt等模型。

1.2.3 基于NB的文本情感分类方法

NB是一种基于贝叶斯定理的分类算法,它通过计算每个类别的概率来预测新数据点的分类^[13]。由于该算法具有逻辑简单和易于实现等优点,因此被广泛应用于文本分类、情感分析、垃圾邮件过滤等领域。杨鼎等^[14]基于朴素贝叶斯网络构建了一种新的中文文本情感分类器。实验显示,利用该方法构成的分类器具有良好的分类效率和鲁棒性,适合用于数据量较大的中文文本情感分类。伊春勇等^[15]基于对抗学习和变分推断提出了一种端到端的短文本情感分类模型。实验显示,该

模型可有效解决文本情感分类中因文本过短而导致的分类准确度较低的问题,且模型的分类精度高于基于自注意力的双向长短期记忆网络。

上述研究表明,基于传统的统计机器学习方法不但能有效解决情感词典在应用中的局限性,而且其分类精度相对更高,泛化性能也相对更强。但该方法在对文本进行情感分类时,通常会忽略上下文之间的联系,这使得其对分类结果的解释性相对较差^[16]。另外,构建机器学习模型相对较为繁琐,如模型特征的选取需依赖于特定领域专家的经验,数据的采集和清洗需要大量的时间等。

1.3 基于深度学习的文本情感分类方法

深度学习是一种在海量的训练数据中和堆叠构建的多重隐含层中提取深层数据特征的方法。由于该方法不但可以从文本中挖掘出丰富的语义表示(无需人工选择特征),而且训练出来的分类器具有良好的分类精度和泛化性能,因此该方法被广泛应用于文本情感分类研究中。常见的基于深度学习的情感分类方法有CNN、RNN、BERT、GNN等方法^[17]。

1.3.1 基于CNN的文本情感分类方法

CNN是一种带有卷积结构的深度神经网络。由于该网络可学习到图像中的全局特征,因此被广泛地应用在图像的处理领域^[18]。近年来,一些学者将其推广应用于文本信息处理中,并取得了良好效果。例如:孟佳娜等^[19]提出了一种基于CNN的方面级跨领域情感分析模型。该模型在训练源域数据集的基础上,利用少量的目标领域数据集对模型进行微调(以实现迁移学习)后再对目标领域的数据进行方面级情感分析。在中英文数据集上进行实验显示,该方法可有效提高目标领域情感分类的准确性。郑诚等^[20]提出了一种将Bi-LSTM和CNN相融合的深度神经网络模型,在3个公开数据集上进行实验显示,该模型的分类效果显著优于SVM、RAM等基准模型。郑诚等^[21]还提出了一种基于词性信息的情感模型(BG-CNN),并通过引入依存树(作为辅助信息)来进行细粒度文本情感分析。实验显示,该模型的文本情感分类效果优于ASGCN等基线模型。

1.3.2 基于RNN的文本情感分类方法

循环神经网络是一种在时间维度上展开的神

神经网络. 由于循环神经网络的内部神经元之间是循环连接的, 因此其适合处理序列数据^[22]. 近年来, 一些学者将其应用于处理文本、音频和视频等领域中, 并且取得了良好的效果. 例如: 曾锋等^[23]提出了一种基于双层注意力的循环神经网络模型. 该模型利用双层注意力分别对单词信息和文本的上下文信息进行建模, 利用双向的循环神经网络获取序列上下文的依赖信息. 在公开数据集上进行测试显示, 该模型的分分类效果优于 IAN、ATAE-LSM 等方法. 邓钰等^[24]将多头注意力记忆网络用于短文本情感分类, 并利用有序神经元长短期记忆网络对多头自注意力机制进行了改进. 在 3 个不同的数据集(电影评论集、斯坦福情感树 SST-1 和 SST-2)上进行测试显示, 其分类效果优于 BiLSTM-CRF 方法.

1.3.3 基于 BERT 的文本情感分类方法

BERT 是一种基于 Transformer 编码器的深度神经网络模型, 该模型具有强大的可微调属性, 能够有效提高文本的分类效果^[25]. 例如: 王昆等^[26]提出了一种将文本筛选和改进的 BERT 相结合的情感分析方法. 该方法首先利用长短时记忆网络与注意力机制相融合的文本筛选网络来提取粗粒度方面的部分特征语句信息, 然后再将特征语句信息送入到 BERT 中以提取更深层次的信息. 实验显示, 该方法的 F1 值优于 AOA-LSTM、IAN 等基线模型. 罗俊等^[27]提出了一种基于 BERT 的栈式降噪神经网络模型. 在两个不完全情感数据集(sentiment140、IMDB)上对该模型进行实验显示, 其 F1 值和准确率比 BERT 模型分别提高了约 6% 和 5%. 胡任远等^[28]提出了一种基于 BERT 的多层协同卷积神经网络模型. 研究显示, 该模型不仅能学习到不同层次的情感特征, 而且其情感极性分类的能力显著高于 CNN、BERT 等基线模型.

1.3.4 基于 GNN 的文本情感分类方法

图神经网络是一种用于处理图数据的神经网络. 该网络以节点和边作为输入, 通过学习节点和边之间的关系来进行数值预测、情感分类等任务^[29]. 在情感分类研究领域中, 图卷积网络常通过句法依赖树来感知和学习文本内部的依赖关系. 例如: 王光等^[30]提出了一种图卷积记忆网络模型. 实验显示, 该模型能够有效利用句法依存信

息来辅助分类, 且在 Laptop、Restaurant、Twitter 数据集上的分类准确率达到 78.68%、85.18%、72.98%. 王启发等^[31]提出了一种图卷积网络模型(图由产品、用户信息与评论之间的关系构成). 在 Yelp2013 数据集上进行实验表明, 该模型的情感分类效果显著优于 HUAPA 模型. 李浩等^[32]提出了一种将双层权重机制和图卷积神经网络(GCN)相结合的方法. 利用该方法对微博细粒度情感进行分类显示, 其能够对单词的多维度特性进行有效融合, 并可捕获丰富的词义、词性和语义等特征信息, 其 F1 值达到了 84.02%. Tang 等^[33]提出了一种依赖图增强的双重 Transformer 模型. 实验显示, 该模型可通过弱化依赖树的噪声来增加依赖树的稳定性, 且在 Twitter、Lap2014、Rest2014、Rest2015、Rest2016 数据集上其准确率分别达到了 77.9%、79.8%、86.3%、84.0%、91.9%.

1.4 方面级文本情感分类方法

方面级情感分类是一种分类粒度较为细致的情感分析任务. 由于该分类方法非常容易受到上下文中存在的噪声情感词的干扰, 因此其分类难度相对较高. 杨玉亭等^[34]提出了一种面向上下文注意力联合学习网络的方面级情感分类模型. 在 Laptop、Restaurant、Twitter 数据集上进行仿真实验显示, 该模型对短文本情感分类的准确率分别达到了 76.82%、82.95%、73.28%. 何丽等^[35]提出了一种基于上下文保持能力的方面级情感分类模型. 在多个数据集上进行实验显示, 该模型的分分类效果显著优于 DGEDT 等基线模型.

为了更好地了解不同方面级情感分类方法的分类精度, 本文以 Restaurant、Laptop、Twitter 数据集作为测评数据集, 以准确率、F1 值作为评估标准, 对比了 12 种常用基线模型(<https://github.com/songyouwei/ABSA-PyTorch>)的分类效果, 结果见表 1. 表中对比的基线模型主要可分为基于循环神经网络、图神经网络、BERT 3 类. 由表 1 可以看出, 改进的基于 BERT 网络基线模型的分分类效果显著优于基于循环神经网络、图神经网络的基线模型的分分类效果. 在基于 BERT 网络的基线模型中: AEN-BERT 采用的是标签平滑的思想, 且使用的参数量较少; BERT-PT 采用的是后训练的优化方法, 该方法主要是通过学习领域知识来

提升分类能力;LCF-BERT 采用的是局部注意力机制,该方法有效增强方面词相关的情感特征分

布.上述研究表明,将 BERT 与泛化性理论或注意力机制相结合可显著提升文本的分类效果.

表1 方面级情感分类的基线模型的对比

%

模型	Restaurant		Laptop		Twitter	
	准确率	F1 值	准确率	F1 值	准确率	F1 值
TD-LSTM ^[36]	75.63	—	68.13	—	70.80	69.00
ATAE-LSTM ^[37]	78.00	66.73	71.83	68.43	66.62	64.01
IAN ^[38]	78.71	67.71	72.10	63.72	69.22	66.90
RAM ^[39]	80.23	70.80	74.49	71.35	69.36	67.30
TNet ^[40]	80.79	71.27	76.54	71.75	74.97	73.60
AOA ^[41]	81.10	—	74.50	—	—	—
MGAN ^[42]	81.25	71.94	75.39	72.47	72.54	70.81
ASGCN ^[43]	80.86	72.19	75.55	71.05	72.15	70.40
BERT ^[25]	81.94	71.54	75.29	71.91	—	—
AEN-BERT ^[44]	83.12	73.76	79.93	76.31	74.71	73.13
BERT-PT ^[45]	84.95	76.96	78.07	75.08	—	—
LCF-BERT ^[46]	87.14	81.74	82.45	79.59	77.31	75.58

1.5 隐式文本情感分类方法

隐式文本情感分类是指通过分析文本中的隐含信息和上下文来识别文本的情感倾向^[47].袁景凌等^[48]提出了一种融合局部特征、时序和上下文信息的中文隐式情感分类模型.该模型采用门控卷积神经网络提取隐式情感句的局部重要信息,利用门控循环单元网络增强特征的时序信息.在SMP2019的中文隐式情感分析评测数据集上的实验显示,该模型可有效提高隐式情感分类的效果,其F1值可达74.63%.张军等^[49]提出了一种将RoBERTa与双向长短期记忆网络和注意力机制相融合模型.该模型使用RoBERTa预训练模型捕获隐式情感句中字词的语义特征,使用双向长短期记忆网络学习句子的正反向语义信息.实验显示,该模型分类准确率、召回率和F1值均优于LSTM、BERT、RoBERTa等模型.陈秋嫦等^[50]提出了一种基于双向长短期记忆网络和树形递归神经网络的并行混合模型.该模型利用双向循环长短期记忆神经网络提取文本中的上下文信息,利用树形递归神经网络提取文本中目标句的语义特征信息.在SMP2019数据集上进行实验显示,该模型的召回率、F1值、准确率分别达到78.00%、73.82%、80.05%.

1.6 跨域文本情感分类方法

跨域文本情感分类方法是将一个领域的情感分类模型应用于另一个领域的文本数据中进行情感分类的方法^[51].由于该方法可以通过迁移学习的方式将已经训练好的情感分类模型应用于新的领域,因而可避免在新的领域中重新训练模型.在进行跨域文本情感分类时,其首先需要进行一些特征选择和特征转换,以适应不同领域的文本数据.例如:Yu等^[52]提出了一种新的跨领域评论生成方法(利用源领域标记的评论生成带有细粒度注释的目标领域评论).研究显示,该方法在领域数据集的适应性优于AD-SAL、RNSCN等模型.Du等^[53]应用BERT模型设计了一个增强学习领域知识的分类模型.该模型以自我监督的方式提取特定领域的特征,并通过对抗训练来获得增强的域不变特征.实验显示,该方法的文本分类感知效果显著优于BERT等基线模型.

2 文本情感分类的数据集

为了更好地开展文本情感分析的相关研究,本文梳理了10种常用的中英文文本情感分类数据集.

1) ECSD数据集.该数据集是由苏州大学人

类语言研究所构建的电商情感词数据集,其中包括通用的情感词条和电商领域特有的情感词条,共计 3 138 条。该数据集的词条分为正面观点表达、中性观点表达、负面观点表达、多极性观点表达和否定观点表达 5 种情感类别。目前,该数据集被广泛地应用于中文细粒度意见挖掘的研究中,下载地址为 <https://github.com/zeitienpo/ECSD>。

2) SemEval-2014 任务 4 数据集。该数据集由 Restaurant、Laptop 数据集组成,包含积极、中性、消极 3 类数据,其中 Restaurant、Laptop 数据集的训练数据分别为 3 608 条和 2 328 条,测试数据分别为 1 120 条和 638 条。目前,该数据集被广泛地应用于方面级的文本情感分析任务的研究中,下载地址为 <https://alt.qcri.org/semeval2014/task4/index.php>。

3) 康奈尔大学的电影评论数据集。该数据集包含具有肯定和否定态度的文本各 1 000 篇,以及 5 000 句褒贬极性的句子和 5 331 句标有主客观标签的句子。目前,该数据集被广泛地应用于各种粒度(词语、句子和篇章级)的情感分析任务的研究中,下载地址为 <https://www.cs.cornell.edu/people/pabo/movie-review-data>。

4) 谭松波整理的中文酒店评论数据集。该数据集包含正负评论各 3 000 篇。目前,该数据集被广泛地应用于句子级的情感分析任务的研究中,下载地址为 <http://www.searchforum.org.cn/tansongbo/corpus>。

5) 自然语言处理与中文计算会议(NLPCC2013、NLPCC2014)的中文微博短文本数据集。该数据集包含愤怒、厌恶、悲伤、恐惧、惊讶、喜欢和高兴 7 类标注数据。目前,该数据集被广泛地应用于中文情绪识别分析的研究中,下载地址为 [http://tcci.ccf.org.cn/conference/2013\(2014\)/pages/page04_dg.html](http://tcci.ccf.org.cn/conference/2013(2014)/pages/page04_dg.html)。

6) The Stanford Sentiment Treebank 数据集。该数据集包括 SST-1、SST-2。其中:SST-1 是五分类数据集,共包含 11 855 条样本数据,其中 8 544 条为训练样本数据,1 101 条为验证样本数据,2 210 条为测试样本数据;SST-2 是二分类数据集,共包含 9 613 条样本,其中 6 920 条为训练样本数据,872 条为验证样本数据,1 821 条为测

试样本数据。目前,该数据集被广泛地应用于词语和句子级的情感分析任务的研究中,下载地址为 <https://nlp.stanford.edu/sentiment/code.html>。

7) ACL2014-Twitter 情感分类数据集。该数据集集中的训练数据共包含 1 561 条积极数据、1 560 条中性数据和 3 127 条消极数据,测试数据共包含 173 条积极数据、173 条中性数据和 346 条消极数据。目前,该数据集被广泛地应用于方面级的文本情感分析任务的研究中,下载地址为 <http://goo.gl/5Enpu7>。

8) MAMS 数据集。该数据集是在 SemEval-2014 任务 4 数据集基础上,通过对原数据集的方面词数进行扩充而构建的一个难度更高的多方面情感分析任务数据集。目前,该数据集被广泛地应用于多方面文本情感分析任务的研究中,下载地址为 <https://github.com/siat-nlp/MAMS-for-ABSA>。

9) ARTS 数据集。该数据集是在 SemEval-2014 任务 4 基础上通过构造多种反向情感数据而构建的。目前,该数据集被广泛地应用于方面级的文本情感分析任务的研究中,下载地址为 https://github.com/zhijing-jin/ARTS_TestSet。

10) Sentihood 数据集。该数据集包含 5 215 个句子,其中 3 862 个句子包含单个目标,1 353 个句子包含多个目标。目前,该数据集常用于基于方面的目标情感分析的研究中,下载地址为 <https://github.com/uclmr/jack/tree/master/data/sentihood>。

3 研究展望

对上述文献进行归纳和梳理表明,目前文本分类方法已取得较好的研究成果,但仍存在许多亟待解决的问题,主要为:①在海量的文本中存在着大量的语法结构复杂的数据,但由此构建的大规模的公开数据集较少,同时也缺少在该类数据集上的相关实验。②由于基于机器学习的文本分类模型严重依赖于已标注好的文本,因此该方法需耗费大量人工来标注样本。③单一类型学习结构的文本数据缺少辅助感知情感倾向的应用研究。因此,在未来的文本分类研究中,应着重以下几个方面的研究:①构建大规模语法结构复杂的情感分类数据集以及不含情感词的情感分类数据

集等特定风格的数据集。②最大化减少繁琐的人工标注,大幅度提高少样本学习在文本情感分类任务上的应用。③由于情感的表达不仅仅只包含文字信息,还包括图像、音频等信息,因此机器学习模型还可应用多模态特征来辅助情感分类。

参考文献:

- [1] 周春梅,冯林,张华辉.网络舆情对新冠疫情下青少年情感态度的分析[J].计算机仿真,2023,40(1):553-558.
- [2] 董理,王中卿,熊德意.基于文本信息的股票指数预测[J].北京大学学报(自然科学版),2017,53(2):273-278.
- [3] 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.
- [4] 祝清麟,梁斌,徐睿峰,等.结合金融领域情感词典和注意力机制的细粒度情感分析[J].中文信息学报,2022,36(8):109-117.
- [5] 闫晓东,黄涛.基于情感词典的藏语文本句子情感分类[J].中文信息学报,2018,32(2):75-80.
- [6] 杨书新,张楠.融合情感词典与上下文语言模型的文本情感分析[J].计算机应用,2021,41(10):2829-2834.
- [7] 刘志明,刘鲁.基于机器学习的中文微博情感分类实证研究[J].计算机工程与应用,2012,48(1):1-4.
- [8] 汪海燕,黎建辉,杨风雷.支持向量机理论及算法研究综述[J].计算机应用研究,2014,31(5):1281-1286.
- [9] 王立志,慕晓冬,刘宏岚.采用改进粒子群优化的SVM方法实现中文文本情感分类[J].计算机科学,2020,47(1):231-236.
- [10] 张越兵,苗夺谦,张志飞.基于三支决策的多粒度文本情感分类模型[J].计算机科学,2017,44(12):188-193.
- [11] 徐继伟,杨云.集成学习方法:研究综述[J].云南大学学报(自然科学版),2018,40(6):1082-1092.
- [12] 康雁,李浩,梁文韬,等.针对文本情感分类任务的textSE-ResNeXt集成模型[J].计算机工程与应用,2020,56(7):205-209.
- [13] 贺鸣,孙建军,成颖.基于朴素贝叶斯的文本分类研究综述[J].情报科学,2016,34(7):147-154.
- [14] 杨鼎,阳爱民.一种基于情感词典和朴素贝叶斯的中文文本情感分类方法[J].计算机应用研究,2010,27(10):3737-3739.
- [15] 尹春勇,章荪.面向短文本情感分类的端到端对抗变分贝叶斯方法[J].计算机应用,2020,40(9):2536-2542.
- [16] 洪巍,李敏.文本情感分析方法研究综述[J].计算机工程与科学,2019,41(4):750-757.
- [17] 杨玉亭.基于BERT的方面级短文本情感分类方法研究[D].成都:四川师范大学,2021.
- [18] 李彦冬,郝宗波,雷航.卷积神经网络研究综述[J].计算机应用,2016,36(9):2508-2515.
- [19] 孟佳娜,吕品,于玉海,等.基于CNN的方面级跨领域情感分析研究[J].计算机工程与应用,2022,58(16):175-183.
- [20] 郑诚,曹源,薛满意.面向方面级情感分类的多层注意力网络[J].计算机工程与应用,2020,56(19):176-181.
- [21] 郑诚,魏素华,曹源.结合语法信息的BG-CNN用于方面级情感分类[J].计算机工程与应用,2022,58(5):148-155.
- [22] 刘建伟,宋志妍.循环神经网络研究综述[J].控制与决策,2022,37(11):2753-2768.
- [23] 曾锋,曾碧卿,韩旭丽,等.基于双层注意力循环神经网络的方面级情感分析[J].中文信息学报,2019,33(6):108-115.
- [24] 邓钰,李晓瑜,崔建,等.用于短文本情感分类的多头注意力记忆网络[J].计算机应用,2021,41(11):3132-3138.
- [25] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies (Volume 1: Long and Short Papers). Minneapolis: Association for Computational Linguistics, 2019:4171-4186.
- [26] 王昆,郑毅,方书雅,等.基于文本筛选和改进BERT的长文本方面级情感分析[J].计算机应用,2020,40(10):2838-2844.
- [27] 罗俊,陈黎飞.基于BERT的不完全数据情感分类[J].计算机应用,2021,41(1):139-144.
- [28] 胡任远,刘建华,卜冠南,等.融合BERT的多层次语义协同模型情感分析研究[J].计算机工程与应用,2021,57(13):176-184.
- [29] 马帅,刘建伟,左信.图神经网络综述[J].计算机研究与发展,2022,59(1):47-80.
- [30] 王光,李鸿宇,邱云飞,等.基于图卷积记忆网络的方面级情感分类[J].中文信息学报,2021,35(8):98-106.
- [31] 王启发,周敏,王中卿,等.基于用户与产品信息和图卷积网络的情感分类研究[J].中文信息学报,2021,35(3):134-142.
- [32] 李浩,张兰,杨兵,等.融合双重权重机制和图卷积神经网络的微博细粒度情感分类[J].计算机科学,2022,49(3):246-254.
- [33] TANG H, JI D H, LI C L, et al. Dependency graph enhanced dual-transformer structure for aspect-based sentiment classification [C]//Proceedings of the 58th annual meeting of the association for computational linguistics. Online: Association for Computational Linguistics, 2020:6578-6588.

- [34] 杨玉亭,冯林,代磊超,等.面向上下文注意力联合学习网络的方面级情感分类模型[J].模式识别与人工智能,2020,33(8):753-765.
- [35] 何丽,房婉琳,张红艳.基于上下文保持能力的方面级情感分类模型[J].模式识别与人工智能,2021,34(2):157-166.
- [36] TANG D Y, QIN B, FENG X C, et al. Effective LSTMs for target-dependent sentiment classification[C]//Proceedings of COLING 2016, the 26th international conference on computational linguistics: technical papers. Osaka: The COLING 2016 Organizing Committee, 2016:3298-3307.
- [37] WANG Y Q, HUANG M L, ZHAO L, et al. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the 2016 conference on empirical methods in natural language processing. Austin: Association for Computational Linguistics, 2016:606-615.
- [38] MA D H, LI S J, ZHANG X D, et al. Interactive attention networks for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the twenty-sixth international joint conference on artificial intelligence. Melbourne: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2017:4068-4074.
- [39] CHEN P, SUN Z Q, BING L D, et al. Recurrent attention network on memory for aspect sentiment analysis[C]//Proceedings of the 2017 conference on empirical methods in natural language processing. Copenhagen: Association for Computational Linguistics, 2017:452-461.
- [40] LI X, BING L D, LAM W, et al. Transformation networks for target-oriented sentiment classification[C]//Proceedings of the 56th annual meeting of the association for computational linguistics (Volume 1: Long Papers). Melbourne: Association for Computational Linguistics, 2018:946-956.
- [41] HUANG B X, OU Y L, CARLEY K M. Aspect level sentiment classification with attention-over-attention neural networks [C]//Social, cultural, and behavioral modeling. Cham: Springer International Publishing, 2018:197-206.
- [42] FAN F F, FENG Y S, ZHAO D Y. Multi-grained attention network for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the 2018 conference on empirical methods in natural language processing. Brussels: Association for Computational Linguistics, 2018:3433-3442.
- [43] ZHANG C, LI Q C, SONG D W. Aspect-based sentiment classification with aspect-specific graph convolutional networks [C]//Proceedings of the 2019 conference on empirical methods in natural language processing and the 9th international joint conference on natural language processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong: Association for Computational Linguistics, 2019:4568-4578.
- [44] SONG Y W, WANG J H, JIANG T, et al. Targeted sentiment classification with attentional encoder network[C]//Artificial neural networks and machine learning-ICANN 2019: text and time series. Cham: Springer International Publishing, 2019:93-103.
- [45] XU H, LIU B, SHU L, et al. BERT post-training for review reading comprehension and aspect-based sentiment analysis[C]//Proceedings of the 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies (Volume 1: Long and Short Papers). Minneapolis: Association for Computational Linguistics, 2019:2324-2335.
- [46] ZENG B Q, YANG H, XU R Y, et al. LCF: A local context focus mechanism for aspect-based sentiment classification [J]. Applied Sciences, 2019,9(16):3389.
- [47] 杨善良,常征.基于图注意力神经网络的中文隐式情感分析[J].计算机工程与应用,2021,57(24):161-167.
- [48] 袁景凌,丁远远,潘东行,等.基于时序和上下文特征的中文隐式情感分类模型[J].计算机应用,2021,41(10):2820-2828.
- [49] 张军,张丽,沈凡凡,等. RoBERTa 融合 BiLSTM 及注意力机制的隐式情感分析[J].计算机工程与应用,2022,58(23):142-150.
- [50] 陈秋嫦,赵晖,左恩光,等.上下文感知的树递归神经网络下隐式情感分析[J].计算机工程与应用,2022,58(7):167-175.
- [51] 杜永萍,贺萌,赵晓铮.基于 Wasserstein 距离分层注意力模型的跨域情感分类[J].模式识别与人工智能,2019,32(5):446-454.
- [52] YU J F, GONG C J, XIA R. Cross-domain review generation for aspect-based sentiment analysis [C]//Findings of the association for computational linguistics: ACL-IJCNLP 2021. Online: Association for Computational Linguistics, 2021: 4767-4777.
- [53] DU C N, SUN H F, WANG J Y, et al. Adversarial and domain-aware BERT for cross-domain sentiment analysis[C]//Proceedings of the 58th annual meeting of the association for computational linguistics. Online: Association for Computational Linguistics, 2020:4019-4028.