

控制与决策

Control and Decision

基于在线评论的情感分析方法及应用

李杨, 徐泽水, 王新鑫

引用本文:

李杨, 徐泽水, 王新鑫. 基于在线评论的情感分析方法及应用[J]. *控制与决策*, 2023, 38(2): 304–317.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1788>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于时间序列迁移递归预测的未知工况下滚动轴承在线剩余寿命评估

Online remaining useful life estimation of bearing under unknown working conditions based on time series transfer recursive prediction

控制与决策. 2023, 38(1): 112–122 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1011>

基于深度情感唤醒网络的多模态情感分析与情绪识别

Deep emotional arousal network for multimodal sentiment analysis and emotion recognition

控制与决策. 2022, 37(11): 2984–2992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0782>

基于情感神经网络的有源电力滤波器智能终端滑模控制

Emotional neural networks based intelligent terminal sliding mode control for active power filter

控制与决策. 2022, 37(8): 2067–2076 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1830>

基于主动样本精选与跨模态语义挖掘的图像情感分析

Image sentiment analysis via active sample refinement and cross-modal semantics mining

控制与决策. 2022, 37(11): 2949–2958 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0622>

基于图卷积网络的行为识别方法综述

A survey of action recognition methods based on graph convolutional network

控制与决策. 2021, 36(7): 1537–1546 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0514>

基于在线评论的情感分析方法及应用

李 杨, 徐泽水[†], 王新鑫

(四川大学 商学院, 成都 610064)

摘 要: 互联网以及电子商务的快速发展,使得网络成为人们交流和沟通的公共平台. 消费者在网络平台生成的大量在线评论信息产生广泛影响,并引起专家学者的积极关注,基于在线评论进行的情感分析相关研究也不断发展. 鉴于此,重点关注基于在线评论的情感分析方法及其应用,在对上述内容概述的基础上分析和思考现有研究存在的问题,并指出未来可能的研究方向和内容.

关键词: 在线评论; 情感分析; 情感分析方法; 情感分析作用

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1788

引用格式: 李杨,徐泽水,王新鑫. 基于在线评论的情感分析方法及应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 304-317.

Methods and applications of sentiment analysis with online reviews

LI Yang, XU Ze-shui[†], WANG Xin-xin

(Business School, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: The rapid development of the Internet and e-commerce has made the web a public platform for people to communicate and exchange ideas. Consumers have generated a large number of online reviews based on online platforms, which has a wide impact and attracts the active attention of experts and scholars. Research on sentiment analysis based on online reviews has also been evolving. This paper focuses on sentiment analysis methods based on online reviews and their applications. It presents an overview of the above content. Besides, possible research directions and contents in the future are pointed out by analyzing the existing research problems.

Keywords: online review; sentiment analysis; methods of sentiment analysis; applications of sentiment analysis

0 引 言

互联网的迅速发展使得网络平台成为人类交流和公开发表意见的公共空间,也拓展了信息公开和获取的渠道. 网络购物和电子消费的随之兴起,促使消费者对商品或服务发表在线评论. 作为一种电子口碑,在线评论被各领域专家学者深入研究,从最初只采用评分等定量数据的研究,发展到使用文本等定性数据;从通过调查问卷、人工处理等传统方式获取定性数据,到使用自然语言等处理方式对在线评论文本加以自动分析;从关注评论文本长度等基本特征,到分析评论中包含的产品或服务属性特征及其情感. 情感分析方法在在线评论中的运用逐步兴起,并得到了广泛发展.

在线评论分布情况和获取的难易程度不同,导致针对不同对象和不同领域的相关研究分布存在较大差异. 相较而言,影视业、旅游业和酒店业的研究开始得较早并且也较为丰富,目前已经有相关的研究

综述^[1-2]. 随着电商平台的发展,在线评论的挖掘变得愈加容易,内容也逐渐丰富. 针对各类产品,尤其是手机、电脑、数码相机等电子产品以及汽车的在线评论研究逐渐增多^[3-5]. 近年来,随着网络就医挂号平台以及互联网医院的兴起,医疗行业相关的研究开始增加^[6-8]. 除了研究各大电子商务网站、各类点评网站的评论信息,学者们逐渐针对社交平台发表的评论开展研究. 相关研究从粗粒度(coarse-fined)的情感分析逐步过渡到细粒度(grain-fined)的情感分析. 其中:基于文本整体(document-level)的情感分析只针对评论整体输出其情感分类情况^[9];句子级(sentence-level)的情感分析会对评论中的每个完整句子进行情感分析^[4];基于特征(aspect-level)的情感分析在分析评论中提及的商品或服务特征的基础上,划分对应情感^[10-11]. 输出的情感类型根据其粒度不同主要分为二元、三元和多元^[12-15]. 其中:二元的情感分类结果只包含积极和消极情感两种;三元在二元的基础上

收稿日期: 2022-10-16; 录用日期: 2022-12-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(72271173, 72101168); 四川省自然科学基金项目(2022NSFSC0942).

[†]通讯作者. E-mail: xuzeshui@263.net.

增加了中立的情感倾向;多元的情感分类结果根据文中使用的不同情绪理论和类型有所不同,常划分为

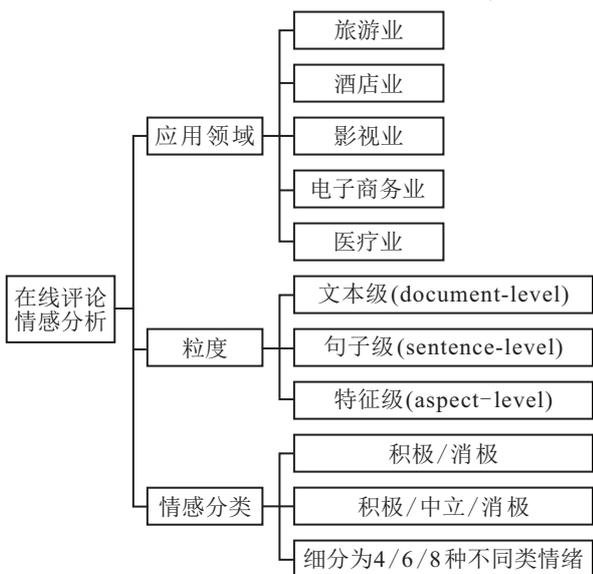


图1 在线评论情感分析

4种、6种和8种类型^[9,16-17],同属于积极或消极的情绪之间所表达的情感强度存在差异.上述针对在线评论的情感分析分类如图1所示.

本文重点关注基于在线评论的情感分析方法及其应用.首先针对在线评论情感分析中常用的基于机器学习、基于词典、基于深度学习和混合类型4种方法进行概述;然后从评论感知有用性、消费者购买决策、虚假评论识别和消费者偏好挖掘4个应用层面展开讨论.通过分析和思考现有研究的问题,从理论和应用层面分别指出未来可能的研究方向和内容.

1 在线评论中的情感分析方法

基于在线评论的情感分析,运用的方法主要划分为基于机器学习的方法、基于词典的方法、基于深度学习的方法和混合类型的情感分析方法4大类.基于这4个大类划分的细分类型可参照图2,本节内容围绕图2的类型划分展开.

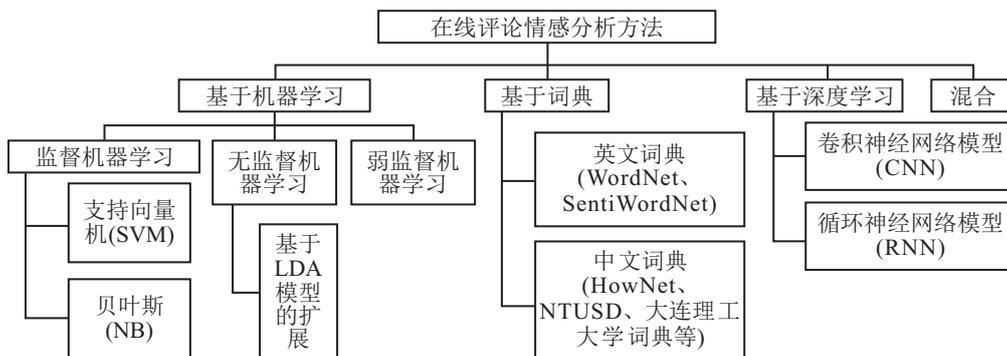


图2 基于在线评论的情感分析方法分类

1.1 基于机器学习的情感分析

根据不同机器学习算法的特点,基于机器学习的情感分析方法主要划分为以下几个类型:基于监督学习的情感分析、基于无监督学习的情感分析和基

于弱监督学习的情感分析,主要特征如表1所示.监督学习需要大量标注样本集,无监督学习不需要样本集标注,弱监督学习允许样本部分标记、部分错误标记或者粗粒度标记.

表1 基于机器学习的情感分析方法特征

类型	特点	需要情感类型标注	允许部分标注
监督机器学习	从给定的训练数据集中学习一个函数,再对新的输入进行预测	√	×
无监督机器学习	通过寻找输入数据之间的关联进行建模	×	×
弱监督机器学习	介于监督机器学习和无监督机器学习之间,允许样本部分标记、部分错误标记或者被粗粒度标记	√	√

1.1.1 基于监督学习的情感分析

基于监督机器学习的算法有多种类型,对在线评论进行的情感分析中,常用的监督机器学习算法主要有支持向量机(support vector machine, SVM)和贝叶斯算法.

SVM是一种线性学习方法,通过在特征空间中寻找一个最佳的超平面来分隔两个不同的类.鉴于

SVM在分类效果和准确度上的优势,其常被应用于情感分析.在线评论中,积极评论数量显著多于消极评论数量这一原始数据的不平衡分布现象普遍存在.基于不平衡分布数据和SVM模型进行的情感分析实验表明,评论情感的不平衡分布确实会对分析结果造成影响,且不同分布比例的影响不同^[18].对于包含评论标题和正文的在线评论,计算最优权重

后再利用SVM模型进行情感分类,比单独使用评论标题或评论正文进行情感分析的结果更加准确。相较于将两者权重视为等同的方法,该方法也有更优的表现^[19]。对于在线评论文本特征稀疏和粗粒度情感分类结果问题,可将LSA(latent semantic analysis)与SVM算法相结合用以进行多粒度情感分析^[9]。文中将情感倾向划分为幸福、希望、厌恶和焦虑4个类型,并且证明了两种模型结合起来解决文本特征稀疏问题和多粒度情感分析问题的优势。使用CRF(conditional random field)模型区分情感信息和客观描述内容,提取评论中情感特征部分内容并导入SVM模型进行情感分析,可以有效提高中英文情感分析的准确度^[5]。

贝叶斯算法是基于统计学的一种分类算法,利用概率统计知识进行分类,基本思想是使用单词和所属类别的联合概率估计给定评论所属类别的概率。分析拉斯维加斯酒店评论情感的研究中使用了贝叶斯模型^[20];多项式朴素贝叶斯模型被用来处理社交软件Twitter上的信息特征冗余问题,有效提高了情感词的影响和情感分类准确性^[21]。但是相关研究发现,基于贝叶斯算法的分类方法通常在速度、效率和计算能力上有较大优势,在分类结果的准确性等方面的优势则不明显^[22]。

SVM和贝叶斯算法在处理二分类问题时具有一定的优势,但SVM需要的训练数据量较大,且计算时间长,因此人工标注和训练时间方面的成本较高。同时,SVM缺乏模型可解释性,在模型处理过程中可能导致部分重要特征的缺失,贝叶斯算法假设特征之间相互独立,因此数据特征之间存在相关关系时不适用该方法。

1.1.2 基于无监督学习的情感分析

基于无监督机器学习的情感分析方法主要建立在对LDA(latent dirichlet allocation)模型的改进上。LDA是一种主题模型,由Blei等^[23]提出,它可以将文档集中每篇文档主题按照概率分布的形式给出。同时,它是一种无监督学习算法,在训练时不需要手工标注的训练集,只需要文档集以及指定主题的数量。

基于对LDA模型的拓展而提出的情感分析方法大量涌现。原始的LDA模型是一个3层结构模型,其中主题与文档关联,单词与主题关联。JST(joint sentiment/topic)模型在文档层与主题层之间加入情感层,实现了对情感因素的分析^[24]。另一个基于LDA算法的ASUM(aspect and sentiment unification model)模型将情感与主题相结合分析,基于“情感-主题对”

挖掘不同主题的情感倾向^[25]。与JST模型不同之处在于,ASUM模型限定单个句子中的单词只来自于同一个语言模型,因此每个语言模型更关注文档中单词的区域共现^[25]。两个数据集(从Amazon网站挖掘的电子产品评论、从Yelp网站挖掘的酒店评论)的对比实验结果表明,ASUM模型的表现显著优于JST模型。MG-LDA(multi-grain LDA)模型实现了全局和局部主题的同时挖掘,JMTS(joint multi-grain topic sentiment)模型在原始的MG-LDA模型上增加了一个情感层,并假设以情感为导向的可解释特征来自于主题和情绪的区域性分布^[10]。与ASUM模型和JST模型的不同之处在于,JMTS模型将情感与模型中的窗口和词汇联系在一起,另外两者则是将情感与句子和单词联系在一起。

TSA(tag sentiment aspect)模型集成了语法信息,以提高从文本数据中同时提取特征和相应情绪的性能表现^[3]。另外,同一词汇在描述不同对象时表达的情感会存在一定差异,甚至是完全相反的情感倾向,SAM(sentiment-aspect detection)模型充分利用了词序、句法信息、词语共现和频次等信息,对评论主题和情感同步分析,提升了情感分析结果的准确性^[26]。文中只针对文本级的情感分析验证了模型有效性,也可以将其用在句子级和特征级的情感分析中^[26]。

通过构建一种连接两种不同语言的跨语言主题模型框架,在JST模型和ASUM模型基础上拓展形成的CLJST(cross-lingual JST)和CLASUM(cross-lingual ASUM)模型解决了跨语言情感分析问题^[27]。利用从源语言中学到的信息或知识促进目标语言的情感分类,该方法既不需要平行语料库,也不需要借助机器翻译,更不需要标记的文本情感信息。以英文为源语言,中文、法语、德语、西班牙语、荷兰语和意大利语等为目标语言进行的跨语言情感分析实验,验证了模型的有效性^[27]。UIST(user item sentiment topic)模型是ATM(author-topic model)模型与JST模型的结合^[28],它实现了对评论者、评论对象和评论信息的同步分析,不仅可以产生每条评论的情感主题分布情况,而且以无监督的方式同时生成每位评论者和每个评价对象的情感主题分布。

MgJST(multi-granular joint sentiment topic)模型是一个基于LDA模型和JST模型拓展形成的5层的多粒度模型^[29]。该模型在LDA模型中增加了两个表示层:1)文本层与主题层之间的情感层;2)文本层与单词层之间的句子粒度结构层。通过情绪标签与评

论的关联、主题与评论语句的关联,实现了主题与情绪标签的关联、单词与情绪标签和主题的关联。

无监督机器学习情感分析方法通过分析评论文本中词汇的概率分布,发掘文本主题及情感。通常,这种主题挖掘和情感分析基于文档展开,即对一条评论生成一个对应的主题并分析其情感倾向。然而,现实中一条评论可能包含对多个主题的评价,因此这种粗粒度的分析可能获得不准确的结果。另外,在现阶段对语义逻辑问题的研究还有待加强。

1.1.3 基于弱监督学习的情感分析

弱监督机器学习分为3种类型:不完全监督(incomplete supervision)、不精确监督(inexact supervision)和 inaccurate supervision)^[30]。不完全监督是指训练数据中部分数据被标记,部分数据没有标签的情况;不精确监督是指训练数据只给出了粗粒度的标签;不准确监督是指训练数据标签不完全正确的情况。

作为解决不完全监督问题的常用方法,半监督机器学习方法常用来解决情感分析中经常出现的样本大量未标记或已标记样本量较少的问题^[31]。W-GJST(weakly-supervised graph-based joint sentiment

topic)模型将E-GCN(edge-gated graph convolutional network)集成到JST模型中,构建基于重要性抽样的训练方法,有效学习主题和单词的上下文表示关系^[32]。模型主要包含GJST(graph-based JST)和自训练多主题分类器(self-training multi-topic classifier)两个模块。GJST利用E-GCN图形化表示主题和单词,为模型探索它们之间隐含的依赖关系提供便利;自训练多主题分类器负责在弱监督条件下完成多标签主题识别任务。

目前,基于弱监督机器学习的情感分析相关研究尚处于初步阶段,由于其对训练样本的需求量相对较少且有一定的样本容错率,该方法在情感分析中的应用有较为广阔的发展前景。

1.2 基于词典的情感分析

基于词典的情感分析方法其一般流程如图3所示,其中根据基础情感词典构建需要使用的感情词典和计算评论情感得分是关键。常用的基础情感词典中,中文的有知网情感词典(HowNet)、台湾大学中文情感极性词典(NTUSD)和大连理工大学中文情感词典本体库,英文的有WordNet和SentiWordNet。表2对上述常用情感词典进行了简要介绍。

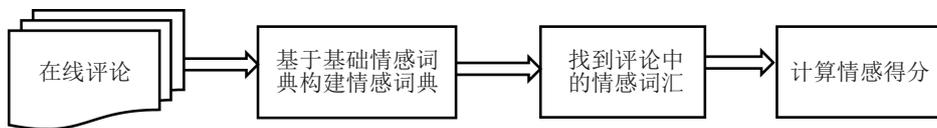


图3 基于词典的情感分析一般流程

表2 常用基础情感词典

语种	名称	简介
中文	知网情感词典(HowNet)	该词典主要包含评价(正面和负面)、情感(正面和负面)、主张和程度词典文件共12个,分为中文和英文两部分,包含如下数据:中文正面评价词语3730个、中文负面评价词语3116个、中文正面情感词语836个、中文负面情感词语1254个、中文程度级别词语219个、中文主张词语38个;英文正面评价词语3594个、英文正面评价词语3563个、英文正面情感词语769个、英文负面情感词语1011个、英文程度级别词语170个、英文主张词语35个
	台湾大学中文情感极性词典(NTUSD)	该词典为简体的情感极性词典,共包含2812个正向情感词和8278个负向情感词,可用于二元情感分类任务
	大连理工大学中文情感词典本体库	大连理工大学信息检索研究室在林鸿飞教授的指导下经过全体教研室成员的努力整理和标注的一个中文本体资源,从不同角度描述一个中文词汇或者短语,包括词语词性种类、情感类别、情感强度及极性等信息。最终词汇本体中的情感共分为7大类21小类
英文	WordNet	20世纪80年代由Princeton大学著名认知心理学家George Miller团队构建的大型英文词汇数据库。
	SentiWordNet	为WordNet中每一个同义词集合赋予了客观性、积极性和消极性3个标签,各标签的值分别用0~1之间的数值表示

运用模糊情感本体的概念,通过基于HowNet词典构建的三元组表示模糊情感本体,能够进行情感分析^[33]。评论情感划分为期待、喜悦、爱、惊喜、焦虑、悲伤、愤怒和仇恨8种类型,对应积极和消极两种情

感极性。其中:期待、喜悦和爱对应积极情感,悲伤、愤怒和仇恨对应消极情感,惊喜和焦虑所表示的情感极性根据具体情景变化。评价词汇和情感词汇被区分开来,基于HowNet词典在线评论情感划分为上述

8种类型,对应情感词汇个数分别为170、395、339、65、271、220、201和429。HowNet词典中的程度副词划分为6个等级,其对情感强度的影响也得以刻画^[34]。HowNet词典中的词汇不能完全涵盖旅游业相关评论中使用的表达,因此通过阅读旅游日记和评论等进行人工筛查,在原始的HowNet词典上进行扩增,制定了一个旅游专用词典,其中包含3507个积极情感词汇和3365个消极情感词汇^[35]。根据定义的表达语义逻辑的规则,情感得分根据程度副词、否定副词和转折词与情感词汇的不同组合计算而得^[35]。其他较常见的研究类型使用模糊数学的表达方式刻画情感倾向和情感强度,模糊数学表达方式包含:直觉模糊集、犹豫模糊集和概率语言术语集^[6,36-37]。

另外,有研究联合使用HowNet词典和NTUSD词典构建不同领域背景下的情感词典^[38]。文献[39]针对酒店评论,基于大连理工大学中文情感词典本体库、Bason词典、HowNet词典和网络平台用语等对现有情感词典进行扩增,构造了一个包含29321个词汇的情感词典用作情感分析。

以上词典均为中文常用基础情感词典,相关研究针对中文在线评论进行。对英文文本信息的情感分析,常用的情感词典为SentiWordNet^[40-43]和WordNet^[44-45]。WordNet是20世纪80年代由Princeton大学著名认知心理学家George Miller团队构建的大型英文词汇数据库^[46]。名词、动词、形容词和副词以同义词集合(Synset)的形式存储在数据库中,每一个集合代表一个同义词集合,各个集合之间通过语义关系和词性关系等边连接。SentiWordNet为WordNet中每一个同义词集合赋予客观性、积极性和消极性3个标签,各标签的值分别用0~1之间的数值表示^[47-48]。

现有研究中,单纯基于词典的情感分析方法考虑了文本中的词汇词性和语义结构,且算法实现难度较低,但该方法的情感分类结果准确性较差。另外,语境和应用领域的差异可能导致同一情感词汇在不同情形下表达的情感存在差异,因此通过该方法构建的某一领域的情感词典很难直接迁移到其他领域使用。

1.3 基于深度学习的情感分析

随着深度学习的发展,其在情感分析领域的运用也越来越广泛。在线评论相关的情感分析,使用到的深度学习算法主要包含卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)两种。现有研究也常运用两种深度学习网络协同作用进行情感分析。

CNN是一类包含卷积计算且具有深度结构的

前馈神经网络,具有表征学习能力;RNN是一类具有短期记忆能力的神经网络,其中情感分析中最常用的是LSTM(long short-term memory)模型。利用CNN和LSTM进行文本级情感分析的模型通过卷积层从文本中提取特征,并使用LSTM模型确定单词序列之间的长期依赖关系,其中CNN识别空间跨度模式,LSTM学习时间跨度模式^[49]。类似地,利用卷积层进行空间结构分析,同时使用LSTM模型解构文本顺序结构,解决了依赖于词频计算方法的缺陷并实现了对文本语言结构的刻画^[50]。与此同时,通过异构评级行为的结构模型提出的一种基于模型的插补策略,为解决评论属性稀疏的问题提供了解决方案^[50]。该模型不仅可以运用于简单文本的情感分析,也能进行复杂句式的情感分析。

CA-LSTM(convolutional attention LSTM)模型针对性地解决了现有在线评论情感分析方法不区分真假情绪特征的问题^[51]。模型首先利用模糊数学和专家知识构建商品在线评论与情感特征之间的映射关系,实现原始高维文本数据到连续的低维空间的映射;然后利用卷积运算获取局部的上下文特征,使用Bi-LSTM(bidirectional-LSTM)探究特征之间的长期依存关系;最后引入注意机制计算不同单词对文本的贡献程度,并在目标函数中引入规则术语约束^[51]。混合BAC(Bi-LSTM self attention based convolutional neural network)神经网络模型的提出,在一定程度上解决了特征空间的稀疏性问题,实现了远距离上下文的情感依赖性检索^[52]。相较于单独使用Bi-LSTM模型和CNN模型,BAC模型的运算时间略长,但是具有更高的可信度和更加优秀的表现。此外,Bi-LSTM与注意力机制相结合用以挖掘在线评论文本中的多个产品属性和情感,也有研究在Bi-LSTM模型的输出层使用CRF做数据输出^[53-54]。

CBRNN(convolutional bidirectional recurrent neural network)模型结合CNN与BGRU(bidirectional gated recurrent unit),可用于开展短语级和句子级的情感分析^[55]。模型通过CNN层提取丰富的短语级特征集合,并利用BGRU和多层句子的长期依赖性捕获时间顺序特征。

现有深度学习架构缺乏对集成全局语义信息的关注,集成模糊神经架构TopFuzz4SA解决了该问题,并且对人为书写的文本数据存在的噪声和歧义进行了处理^[56]。ELReLUWL(enhanced leaky rectified linear unit activation and weighted loss)算法,能够增强文本情感分类和加快参数收敛速度,通过与CNN

的结合消除梯度饱和问题,最小化数据不平衡造成的负面影响,从而提高情感分析精度,缩短处理时间^[57]. 3W-CNN(three-way enhanced convolutional neural network)是受三支决策方法启发而建立的一个基于三支决策和CNN的情感分析方法^[58].

深度学习算法的实现有较高难度,并且训练数据需求量较大. 算法有效性很大程度上依赖于数据集的特征,如果要实现较好的数据特征多样性,则需要更多的数据集上进行测试.

1.4 混合情感分析

此处的混合情感分析是指将前述3种情感分析方法结合起来使用的情感分析方法类型,较为常见的是机器学习或深度学习算法与基于词典的情感分析方法的结合.

RAE(recursive autoencoder)方法主要按照贪婪策略顺序组合相邻单词,增加了捕捉远距离单词间语义关系的难度,结合HowNet词典来训练短语递归自动编码器的半监督学习方法能够在一定程度上解决该问题^[59]. 监督学习模型中,当训练语料较少或文本较短时,容易造成文本特征稀疏的问题,使得情感和主题分布不尽如人意,从而影响情感分析结果,WS-TSWE(weakly supervised topic sentiment joint model with word embeddings)模型解决了该类问题^[60]. 模型结合词嵌入和HowNet词典,以提升主题识别和情感分析性能,基于贝叶斯网络与大连理工大学中文情感词典本体库和Catchwords网络用语词典,实现了对视频弹幕的情感分析^[61]. DNB(CAVIAR-dragonfly optimization with extended naive Bayes)算法结合SentiWordNet词典进行情感分类和情感状态分类^[14]. 混合类型的情感分析方法中,比较常用的词典是HowNet和SentiWordNet词典^[62-66]. 通常,机器学习与基于词典的方法相结合能够获得比其他类型的情感分析方法更高的准确性^[67].

不同情感分析方法的混合,能够在一定程度上实现优势互补,这也是近年来相关研究领域的一个热门趋势,未来可从不同角度深入研究和发现可改进之处. 情感词典可辅助机器学习或深度学习算法提升效率;同时,如果实现跨领域学习,则基于词典的情感分析方法在应用时受限于专业领域的问题便能有效解决.

2 基于在线评论的情感分析作用

根据情感分析的不同作用和目的,针对在线评论进行的情感分析主要应用在以下4个方面:研究评论的感知有用性及其影响因素,消费者购买决策影响

因素分析与预测,虚假评论特征研究与识别,以及消费者满意度分析、偏好挖掘和产品或服务设计与改进. 具体如图4所示.

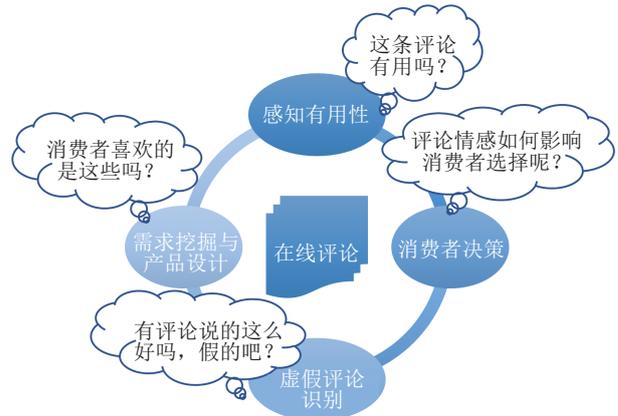


图4 在线评论情感分析作用

2.1 研究评论有用性

评论有用性通常指消费者对评论的感知有用性,即消费者认为怎样的评论是有价值的,其影响着消费者的决策行为,消费者会采用感知有用的评论作为决策参考信息,而不会采用感知缺乏有用性的评论. 由此,学者基于情感分析研究评论文本中蕴含的情感信息对消费者感知有用性的影响.

基于有序Logit模型的研究显示,评论的情感倾向和强度并不会对感知有用性造成显著影响^[68]. 未区分情感倾向的情况下,带有情感的评论对感知有用性有正向影响,但是超过临界值后,这种影响程度减弱,即极端评价对评论有用性的影响程度降低^[12]. 使用负二项回归模型对Suning.com网站的评论进行分析发现,评论情感对感知有用性有正向影响^[69]. 也有研究指出,评论的情感倾向与评论有用性之间存在非线性关系,即随着评论情感得分的增加,评论的有用性增加到最大,之后又会随着情绪得分的增加而降低^[70].

基于PLS-SEM和ANOVA的分析显示,情感极性与感知有用性负相关,消极评价比积极评价有用,中立评价在服务行业中被感知有用,但是在商品评价中则认为没什么用^[13]. 当评论中表达的积极情绪较少时,该条评论被认为更有用;相反,越消极的评论被认为越有用. 类似研究也表明,积极情感对感知的评论有用性有负面影响,而消极情感对感知到的评论有用性有正向影响;而在线评论中两种最为普遍的负面情绪(愤怒和焦虑)比较而言,表达愤怒的评论比表达焦虑情绪的评论更有用^[71]. 一项针对不同文化背景的游客发表的旅游酒店评论相关研究中指出,个体主义文化背景下的消费者更有可能表达积极和消极的

情绪,评论的整体情感对评论有用性有负面影响,积极情感降低评论有用性,而消极情感则会增加评论有用性^[72]. 多项研究结果显示,评论情感对有用性有负向影响,且消极情感更容易被认为有用。

也有研究发现,越消极的评论越没用^[73]. 使用评论点赞数衡量感知有用性,基于多元线性回归方法进行的分析结果显示,表达积极情感和十分积极情感的评论获得的点赞数量更多,即积极情感被感知有用,且积极程度越高感知有用性越高^[74]. 对印度和美国的两类亚马逊用户而言,评论标题的积极和消极情感对感知有用性均有正向影响;评论文本的积极和消极情感对感知有用性均有负向影响,其中前者的负向影响程度比后者小^[75]. 将评论情感划分为8种类型,其中喜悦、惊讶、期待和信任表达积极情感,愤怒、焦虑、悲伤和厌恶表达消极情感,利用深度学习网络针对多领域的评论数据进行的大量研究结论显示:积极情感在预测感知有用性方面的表现比消极情感更好,且搜索型商品评论中这一表现比体验型商品更

好. 另外,积极情感中,信任这一情绪对感知有用性的影响最显著,在消极情感中焦虑和悲伤两种情绪的预测效果最好^[17].

幸福(积极状态下确定性较高的情绪)和厌恶(消极状态下确定性较高的情绪)两种确定性较高的情绪对感知有用性有正向影响;希望(积极状态下确定性较低的情绪)和焦虑(消极状态下确定性较低的情绪)两种确定性相对低的情绪对感知有用性有负向影响. 幸福和厌恶两种情绪对感知有用性的影响在体验型产品中的表现比搜索型产品好,而希望和焦虑两种情绪在体验型产品中对感知有用性的影响则比搜索型产品低^[9]. 分别针对体验型和搜索型两种商品分析负面情感对评论感知有用性的影响研究发现,对于体验型商品和搜索型商品而言,愤怒和悲伤两种情绪都对感知有用性有负向影响,恐惧这一情绪则有正向影响,其中愤怒的负向影响作用在体验型商品中的影响比在搜索型商品中的影响更加强烈,另外两种情

表3 在线评论情感对感知有用性的影响研究

文献	数据来源	评论数/条	情感分类	有用性表示	模型	主要结论
[68]	Ciao.com	200	非常消极/消极/积极/非常积极	评分	有序Logit模型	情感倾向和强度对感知有用性无显著影响.
[12]	Amazon.co.uk	1 608	积极/消极	得票率	Tobit回归分析	带情感倾向的评论对感知有用性有正向影响.
[69]	Suning.com	1 265	积极/消极	得票数	负二项式回归分析	评论情感对感知有用性有正向影响.
[70]	Autohome.com.cn	686 479	积极/中立/消极	得票率	非线性模型	评论情感倾向与感知有用性呈非线性关系.
[13]	Amazon.com	2 330	积极/中立/消极	得票数	PLS-SEM和ANOVA分析	情感极性和感知有用性负相关,消极评价比积极评价更有用.
[71]	Yelp.com	600 686	积极/消极(2小类)	得票数	负二项回归分析	积极(消极)情感对感知有用性有负面(正面)影响.
[72]	TripAdvisor.com	298 458	积极/消极	得票数	多元回归分析	评论整体情感对评论有用性有负面影响.
[73]	TripAdvisor.com	520 668	积极/消极	得票数	负二项式回归分析	消极评论更有用,但是消极程度越强越没用.
[74]	中国专业心理咨询平台	33 024	积极/消极	点赞量	多元线性回归分析	积极情感被感知有用且积极程度越高感知有用性越高.
[75]	Amazon.in & Amazon.com	27 940	积极/消极	得票数	ZIP回归和分位数回归分析	标题(正文)的积极和消极情感都对感知有用性有正向(负向)影响.
[17]	数据集和Amazon.com	141 791	积极(4小类)/消极(4小类)	得票率	深度学习	积极情感预测感知有用性优于消极情感.
[9]	Amazon.cn	5 079	积极(2小类)/消极(2小类)	得票数	Tobit回归分析	幸福/厌恶(希望/焦虑)两种确定性高(低)的情绪正向(负向)影响有用性.
[76]	Amazon.com	11 522	消极(3小类)	得票率	Tobit回归分析	愤怒和悲伤(恐惧)负向(正向)影响感知有用性.
[78]	Healthgrades.com	45 300	积极(4小类)/消极(4小类)	得票率	计量经济学分析	同时包含积极和消极情感时,被认为更有用.
[79]	TripAdvisor	69 860	积极/中立/消极	得票数	计量经济学分析	情感极性在评论时效性对有用性的影响中起到正向调节作用.

绪的影响则不受商品类别的限制^[76]。

感知有用性相关的研究也有结论显示,越是具有两面性的评论越被认为没用,且评论者的声誉起到调节作用;评论信息的真实性与感知有用性呈正相关,正向且客观的描述被认为更加有用;评论中第1句话的情感强度与感知有用性负相关,第1句话进行事实描述会被认为更有用^[77]。但也有研究发现,评论中同时包含积极和消极情感时更有用^[78]。另外,情感极性在评论时效对有用性的影响中起到正向调节作用,情感丰富的评论即使不是最新发布的也被消费者认为更有用^[79]。表3列出了上述研究相关基本信息、模型和主要结论。

2.2 消费者购买决策分析

对消费者而言,在线评论的作用是帮助自己在做出购买决策前建立对商品或服务的认知,从而判断是否进行消费;或者是在对多种同类产品进行比较排序后,做出购买其中哪个商品或服务的决定。因此,围绕在线评论信息对消费者决策行为的影响开展了广泛研究,其中在线评论中传达的情感信息是影响消费者决策的一个重要因素。

对多项相关研究进行的Meta分析结果显示,负面评论不一定会引起产品销量的降低,但是评价中所表达的情感波动较大或差异较大时,会对销量造成负向影响^[80]。对平板电脑而言,评论文本中的不同属性特征及其情感极性会对销量产生影响,而评分数据起到中间调节作用,且不同属性的情感对销量产生的影响有差异^[81]。节能型产品的评论,无论是在线评论文本还是评级数据,短期内都会对产品销量产生严重影响;评论文本的总体情感对销量的影响受到评级信息的中介调节作用影响^[82]。电影评分对观众并不重要,也不影响电影票房收入,但无论是正面还是负面的文本评论,都会对电影观众产生积极的影响,并进一步提升电影票房收入^[83]。基于情感分析和面板数据的研究表明,评论数量以及关于外观的情感对印度的中型汽车销售有着显著影响^[43]。

情感分析结果也可被用以预测销量和产品排序。采用情感分析从每条评论文本中提取情感指标,将结果融入Bass/Norton模型中,结合历史销售数据能够有效预测产品销量,情感分析结果的加入显著提升了模型预测精度^[84]。直觉模糊集能够表示评论中积极、消极和中立3种情感倾向,弥补了只区分积极和消极两种情感倾向的不足,因此利用在线评论基于情感分析、直觉模糊集和多属性决策方法对商品进行排序,能够辅助消费者决策^[85]。类似地,在手机^[86]、

酒店^[64]和电脑产品^[87]等商品和服务排序选择中,也使用了情感分析方法与多属性决策方法的结合。

2.3 虚假评论识别

网络平台可能出现的虚假评论信息,不仅会影响消费者的判断,进一步影响消费者的购买决策,还可能对商家信誉等造成一定程度的影响。因此,有必要运用科学的方法对虚假评论进行有效识别。现有研究从多种角度分析了虚假评论特征并提出了不同的虚假评论识别方法模型,其中不少研究利用情感分析进行虚假评论识别^[88]。

通常情况下,无论表达积极情感倾向还是消极情感倾向时,虚假评论中表达的情感信息都更加极端^[89]。研究表明,大部分虚假评论表达的都是积极或消极的情绪,只有少部分包含中立情绪^[89-90]。由于大多数的虚假评论发布者会撰写正向的表达支持的评论,商品或服务的正向评论比例过高时,存在虚假评论的可能性较高^[91]。甚至有调查显示,约有85%的虚假评论发布者所发表的评论中超过80%的部分都是正向评价,因此发布正向评论比例过高的评论者可能是不值得信任的^[92]。可见,评论中的情感信息对于识别虚假评论起到积极作用。运用情感分析结果,并在判断评论一致性的基础上,可进一步对虚假评论进行识别^[93]。在利用基于词典的方法分析评论情感的基础上,TripAdvisor网站的虚假评论被识别出来^[94]。通过使用平台提供的情感倾向主题,跨平台的中文虚假评论得以识别^[95]。

2.4 消费者需求挖掘与产品设计

在线评论通常不仅表达了消费者对于产品或服务的评价,而且在一定程度上反映了消费者的偏好和需求,相关研究不断涌现。

使用基于词典的情感分析方法和Kano模型,可构建从产品升级角度挖掘消费者需求的模型^[96]。针对京东网站上挖掘的真实手机评论数据的实验发现,电池续航能力、手机信号状况、相机性能和外观是消费者最为关注的4个特点,通过分析识别评论中描述的有待提升的产品性能或特征能达到产品重新设计的目的^[97]。旅行目的不同可能对酒店的期望也不同,基于此,情感分析方法从酒店评论中动态提取了旅行者关注的酒店特性,发掘旅行者以不同方式旅行时对酒店的期望^[98]。社交网站Twitter上的推文也被用作情感分析,挖掘消费者偏好,帮助网络零售商提升其服务^[99]。LDA模型、情感分析方法与过程链网络的结合,实现了民宿服务质量的影响因素分析^[100]。负面的民宿体验通常是由于缺少热水浴、睡眠质量不好

和入住办理不愉快造成的,为民宿老板改进服务提供了思路.以公共文化云平台活动在线评论与留言为数据源,构建的公共文化云平台活动用户需求框架,结合情感分析识别用户对各类需求的情感倾向^[101].“需求-满意度”量化模型通过对在线评论的情感分析,获取消费者的需求满意度^[102].情感分析也被用于研究消费者需求动态变化,以开展在线评论驱动的产品创新设计或改进工作^[103-105].

3 结语

饱含丰富情感信息的在线评论,为科学研究和商业分析提供了极为优秀的数据和条件,因此基于在线评论的情感分析得到了广泛发展和应用.本文针对在线评论中基于机器学习、基于词典、基于深度学习和混合的情感分析方法相关研究进行综述,并分析了情感分析在感知有用性及其影响因素研究,消费者购买决策影响因素分析与预测,虚假评论特征研究与识别,消费者偏好挖掘和产品或服务设计与改进等方面的应用.

分析发现:

1) 各类型的情感分析方法各有优劣.基于词典的方法在应用过程中对领域或行业的专业背景知识要求较高,且针对性构建的词典通常不能直接拓展到其他领域.然而,构建词典通常又需要较长的时间和人工成本,因此在应用范围和效率上表现欠佳.基于机器学习和深度学习的方法,有的模型训练结果精准度不高,有的模型则有较多的训练样本需求,相对而言,多种模型混合的情感分析方法表现更优,但目前还处于初步发展阶段.

2) 现有研究中,通常只划分了不同情感词汇的情感极性,没有考虑词汇本身的情感强度差异.例如,“震惊”和“惊喜”两个词汇在均表示积极情感的情况下,所表达的积极程度存在差别,通常前者比后者表达的积极情感更为强烈.

3) 动态分析相关研究缺乏.网络的飞速发展使得在线评论更新变化迅速,消费者需求和虚假评论的变化速度也更加快速,但是现有相关研究尚且缺乏,有必要开展动态分析相关研究.

4) 缺少对网络用语和表情符号等信息的分析.除了日常表达方式,网络用语和表情包在电商平台和社交平台评论中也十分常见,其在一定程度上能反应评论者的情感倾向,并且网络用语和表情符号更新变化迅速,为情感分析提出了更高的要求和挑战.

5) 相似问题研究结论差异较大.以影响消费者感知有用性的研究为例,不同研究对象和方法得出的

结论不具备一致性,甚至出现了完全相反的结论,有必要进行更加深入的研究和探讨.

综上所述,本文从理论和应用角度出发,提出未来研究的可能性及建议:

1) 理论层面.

① 着力发展基于词典和机器学习或者深度学习算法的混合情感分析方法.在词典部分,由于部分情感词汇在描述不同对象或者属性时,所表达的情感倾向可能存在差异或不同,可针对性地构建基础的通用词典库以及领域专业拓展词典库,提升情感分析准确性.此外,情感词汇不仅包含情感极性,同时也有情感强度的差别,应当对情感词汇本身的情感极性和情感强度加以区分,并研究其影响.

② 使用多模态在线评论数据进行情感分析,开展相关研究.评论文本的表达内容和形式没有严格限制和明确规定,致使语言表达相对随意和自由,因此网络用语、表情符号、图片等信息也频繁出现在评论中,传递评论者的情感倾向.未来研究可以将网络用语、表情符号、图片等纳入情感分析范围,进行多模态的情感分析^[106-107],进一步用于机器学习或深度学习算法.

③ 研究包含特殊修辞手法的复杂句式的情感分析.修辞手法的使用增加了评论情感的分析难度,同时也对情感分析结果的准确度形成干扰.要提升情感分析的准确度,可通过加强对语法和语义问题的研究解决该问题.

2) 应用层面.

① 进行动态情感分析模型研究,尤其是在特征提取、用户需求挖掘、产品设计和虚假评论识别等方面的需求强烈.在现有环境下,在线评论增量,表达方式变化多样,且消费者偏好变化较快.要设计和提供消费者满意的服务,便需要更加准确地定位其需求,动态挖掘和分析评论情感、消费者需要.

② 对不同领域和对象及其属性,针对性开展相关研究.用户文化背景、性别、年龄以及评论描述对象所属行业和领域等的差异,使得类似的研究结果差异较大,建议进一步开展针对性研究.同时,需要进一步探究这些差异背后的问题本质,在应用过程中处理评论数据时,要注意提取感知有用的评论,为进一步的分析结果提供基本的数据有效性保障.

参考文献(References)

- [1] Alaei A R, Becken S, Stantic B. Sentiment analysis in tourism: Capitalizing on big data[J]. Journal of Travel Research, 2019, 58(2): 175-191.

- [2] Jain P K, Pamula R, Srivastava G. A systematic literature review on machine learning applications for consumer sentiment analysis using online reviews[J]. *Computer Science Review*, 2021, 41: 100413.
- [3] Tang M, Jin J, Liu Y, et al. Integrating topic, sentiment, and syntax for modeling online reviews: A topic model approach[J]. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2019, 19(1): 011001.
- [4] Cho H S, Sosa M E, Hasija S. Reading between the stars: Understanding the effects of online customer reviews on product demand[J]. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2022, 24(4): 1977-1996.
- [5] Xia H S, Yang Y T, Pan X T, et al. Sentiment analysis for online reviews using conditional random fields and support vector machines[J]. *Electronic Commerce Research*, 2020, 20(2): 343-360.
- [6] Li Y, Zhang Y X, Xu Z S. A decision-making model under probabilistic linguistic circumstances with unknown criteria weights for online customer reviews[J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2020, 22(3): 777-789.
- [7] 廖虎昌, 刘凡, 卢柯宇, 等. 基于在线医疗评论的患者行为挖掘及其在医疗决策与管理中的应用综述[J]. *电子科技大学学报: 社科版*, 2022, 24(3): 1-22. (Liao H C, Liu F, Lu K Y, et al. Online medical reviews on patient behavior mining and its applications in medical decision-making and management [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China: Social Sciences Edition*, 2022, 24(3): 1-22.)
- [8] 叶艳, 吴鹏, 周知, 等. 基于LDA-BiLSTM模型的在线医疗服务质量识别研究[J]. *情报理论与实践*, 2022, 45(8): 178-183. (Ye Y, Wu P, Zhou Z, et al. Research on online medical service quality identification based on LDA-BiLSTM model[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2022, 45(8): 178-183.)
- [9] Zhang W, Kong S X, Zhu Y C, et al. Sentiment classification and computing for online reviews by a hybrid SVM and LSA based approach[J]. *Cluster Computing*, 2019, 22(5): 12619-12632.
- [10] Alam M H, Ryu W J, Lee S. Joint multi-grain topic sentiment: Modeling semantic aspects for online reviews[J]. *Information Sciences*, 2016, 339: 206-223.
- [11] Zhang J, Lu X C, Liu D A. Deriving customer preferences for hotels based on aspect-level sentiment analysis of online reviews[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2021, 49: 101094.
- [12] Agnihotri A, Bhattacharya S. Online review helpfulness: Role of qualitative factors[J]. *Psychology & Marketing*, 2016, 33(11): 1006-1017.
- [13] Eslami S P, Ghasemaghaei M, Hassanein K. Which online reviews do consumers find most helpful? A multi-method investigation[J]. *Decision Support Systems*, 2018, 113: 32-42.
- [14] Patil H P, Atique M. CDNB: CAVIAR-dragonfly optimization with naive Bayes for the sentiment and affect analysis in social media[J]. *Big Data*, 2020, 8(2): 107-124.
- [15] Kim J M, Hwang K. Roles of emotional expressions in review consumption and generation processes[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2020, 86: 102454.
- [16] Felbermayr A, Nanopoulos A. The role of emotions for the perceived usefulness in online customer reviews[J]. *Journal of Interactive Marketing*, 2016, 36: 60-76.
- [17] Malik M S I, Hussain A. Helpfulness of product reviews as a function of discrete positive and negative emotions[J]. *Computers in Human Behavior*, 2017, 73: 290-302.
- [18] Vinodhini G, Chandrasekaran R M. A sampling based sentiment mining approach for e-commerce applications[J]. *Information Processing & Management*, 2017, 53(1): 223-236.
- [19] Vairetti C, Martinez-Camara E, Maldonado S, et al. Enhancing the classification of social media opinions by optimizing the structural information[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 102: 838-846.
- [20] Li H Y, Zhang Z Q, Meng F, et al. Is peer evaluation of consumer online reviews socially embedded? — An examination combining reviewer's social network and social identity[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2017, 67: 143-153.
- [21] Wang Y L, Kim K, Lee B, et al. Word clustering based on POS feature for efficient twitter sentiment analysis[J]. *Human-Centric Computing and Information Sciences*, 2018, 8: 17.
- [22] Vermeer S A M, Araujo T, Bernritter S F, et al. Seeing the wood for the trees: How machine learning can help firms in identifying relevant electronic word-of-mouth in social media[J]. *International Journal of Research in Marketing*, 2019, 36(3): 492-508.
- [23] Blei D M, Ng A Y, Jordan M I. Latent dirichlet allocation[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3(4/5): 993-1022.
- [24] Lin C H, He Y L. Joint sentiment/topic model for sentiment analysis[C]. *Proceeding of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management*. Hong Kong, 2009: 375-384.
- [25] Jo Y, Oh A H. Aspect and sentiment unification model for online review analysis[C]. *Proceedings of the 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. Hong Kong, 2011: 815-824.

- [26] Bagheri A. Integrating word status for joint detection of sentiment and aspect in reviews[J]. *Journal of Information Science*, 2019, 45(6): 736-755.
- [27] Lin Z, Jin X L, Xu X K, et al. An unsupervised cross-lingual topic model framework for sentiment classification[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2016, 24(3): 432-444.
- [28] Pu X J, Wu G S, Yuan C F. User-aware topic modeling of online reviews[J]. *Multimedia Systems*, 2019, 25(1): 59-69.
- [29] Huang F L, Yuan C G, Bi Y Z, et al. Multi-granular document-level sentiment topic analysis for online reviews[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(7): 7723-7733.
- [30] Zhou Z H. A brief introduction to weakly supervised learning[J]. *National Science Review*, 2017, 5(1): 44-53.
- [31] Lee S, Kim W. Sentiment labeling for extending initial labeled data to improve semi-supervised sentiment classification[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2017, 26: 35-49.
- [32] Zhou T, Law K, Creighton D. A weakly-supervised graph-based joint sentiment topic model for multi-topic sentiment analysis[J]. *Information Sciences*, 2022, 609: 1030-1051.
- [33] Shi W, Wang H W, He S Y. EOSentiMiner: An opinion-aware system based on emotion ontology for sentiment analysis of Chinese online reviews[J]. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 2015, 27(4): 423-448.
- [34] Jing N, Jiang T, Du J, et al. Personalized recommendation based on customer preference mining and sentiment assessment from a Chinese e-commerce website[J]. *Electronic Commerce Research*, 2018, 18(1): 159-179.
- [35] Liu Y, Law K, Creighton D, et al. Listen to the voices from home: An analysis of Chinese tourists' sentiments regarding Australian destinations[J]. *Tourism Management*, 2019, 71: 337-347.
- [36] Zhang D, Wu C, Liu J M. Ranking products with online reviews: A novel method based on hesitant fuzzy set and sentiment word framework[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2020, 71(3): 528-542.
- [37] Zhang Z Y, Guo J, Zhang H R, et al. Product selection based on sentiment analysis of online reviews: An intuitionistic fuzzy TODIM method[J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2022, 8(4): 3349-3362.
- [38] Sun Q, Niu J W, Yao Z, et al. Exploring eWOM in online customer reviews: Sentiment analysis at a fine-grained level[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, 81: 68-78.
- [39] Liu J, Yu Y Y, Mehraliyev F, et al. What affects the online ratings of restaurant consumers: A research perspective on text-mining big data analysis[J]. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2022, 34(10): 3607-3633.
- [40] Jiang H M, Kwong C K, Kremer G E O, et al. Dynamic modelling of customer preferences for product design using DENFIS and opinion mining[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2019, 42: 100969.
- [41] Kausar S, Xu H H, Ahmad W, et al. A sentiment polarity categorization technique for online product reviews[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 3594-3605.
- [42] Xing T, Wang G, Yuan L, et al. A systematic estimation approach for the importance of engineering characteristics based on online reviews[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers—Part B: Journal of Engineering Manufacture*, 2020, 234(11): 1433-1447.
- [43] Singh A, Jenamani M, Thakkar J J, et al. Quantifying the effect of eWOM embedded consumer perceptions on sales: An integrated aspect-level sentiment analysis and panel data modeling approach[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 138: 52-64.
- [44] Rocklage M D, Rucker D D, Nordgren L F. The Evaluative Lexicon 2.0: The measurement of emotionality, extremity, and valence in language[J]. *Behavior Research Methods*, 2018, 50(4): 1327-1344.
- [45] Bilro R G, Loureiro S M C, Guerreiro J. Exploring online customer engagement with hospitality products and its relationship with involvement, emotional states, experience and brand advocacy[J]. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2019, 28(2): 147-171.
- [46] Miller G A. WordNet: A lexical database for English [J]. *Communications of the ACM*, 1995, 38(11): 39-41.
- [47] Esuli A, Sebastiani F. SENTIWORDNET: A publicly available lexical resource for opinion mining[C]. *Proceedings of the European Language Resources Association*. Piscataway: IEEE, 2006: 417-422.
- [48] Baccianella S, Esuli A, Sebastiani F. SENTIWORDNET 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining[C]. *Proceedings of the LREC 7th International Conference on Language Resources and Evaluation*. Piscataway: IEEE, 2010: 2200-2204.
- [49] Jain P K, Saravanan V, Pamula R. A hybrid CNN-LSTM: A deep learning approach for consumer sentiment analysis using qualitative user-generated contents[J]. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*, 2021, 20(5): 1-15.
- [50] Chakraborty I, Kim M, Sudhir K. Attribute sentiment scoring with online text reviews: Accounting for language structure and missing attributes[J]. *Journal of Marketing Research*, 2022, 59(3): 600-622.
- [51] Su Y, Shen Y. A deep learning-based sentiment

- classification model for real online consumption[J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13: 886982.
- [52] Bhuvaneshwari P, Rao A N, Robinson Y H, et al. Sentiment analysis for user reviews using Bi-LSTM self-attention based CNN model[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(9): 12405-12419.
- [53] Yang Z, Gao Y, Fu X. A decision-making algorithm combining the aspect-based sentiment analysis and intuitionistic fuzzy-VIKOR for online hotel reservation[J]. *Annals of Operations Research*, DOI: 10.1007/s10479-021-04339-y
- [54] Luo J Q, Huang S S, Wang R W. A fine-grained sentiment analysis of online guest reviews of economy hotels in China[J]. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 2021, 30(1): 71-95.
- [55] Soubraylu S, Rajalakshmi R. Hybrid convolutional bidirectional recurrent neural network based sentiment analysis on movie reviews[J]. *Computational Intelligence*, 2021, 37(2): 735-757.
- [56] Tham V. An integrated fuzzy neural network with topic-aware auto-encoding for sentiment analysis[J]. *Soft Computing*, 2022, 26(2): 677-693.
- [57] Yang H, Alsadoon A, Prasad P W C, et al. Deep learning neural networks for emotion classification from text: Enhanced leaky rectified linear unit activation and weighted loss[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 81(11): 15439-15468.
- [58] Zhang Y B, Zhang Z F, Miao D Q, et al. Three-way enhanced convolutional neural networks for sentence-level sentiment classification[J]. *Information Sciences*, 2019, 477: 55-64.
- [59] 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.
- [60] Fu X H, Sun X D, Wu H Y, et al. Weakly supervised topic sentiment joint model with word embeddings[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 147: 43-54.
- [61] Li Z, Li R, Jin G H. Sentiment analysis of danmaku videos based on naïve Bayes and sentiment dictionary[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 75073-75084.
- [62] Alzahrani M E, Aldhyani T H H, Alsubari S N, et al. Developing an intelligent system with deep learning algorithms for sentiment analysis of E-commerce product reviews[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022: 3840071.
- [63] Chang Y C, Ku C H, Chen C H. Social media analytics: Extracting and visualizing Hilton hotel ratings and reviews from TripAdvisor[J]. *International Journal of Information Management*, 2019, 48: 263-279.
- [64] Nie R X, Tian Z P, Wang J Q, et al. Hotel selection driven by online textual reviews: Applying a semantic partitioned sentiment dictionary and evidence theory[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2020, 88: 102495.
- [65] Park J, Lee B K. An opinion-driven decision-support framework for benchmarking hotel service[J]. *Omega*, 2021, 103: 102415.
- [66] Vashishtha S, Susan S. Highlighting keyphrases using senti-scoring and fuzzy entropy for unsupervised sentiment analysis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 169: 114323.
- [67] Li H, Chen Q, Zhong Z M, et al. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies[J]. *Information Processing & Management*, 2022, 59(1): 102784.
- [68] González-Rodríguez M R, Martínez-Torres R, Toral S. Post-visit and pre-visit tourist destination image through eWOM sentiment analysis and perceived helpfulness[J]. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2016, 28(11): 2609-2627.
- [69] Yang S Q, Zhou Y S, Yao J R, et al. Understanding online review helpfulness in omnichannel retailing[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2019, 119(8): 1565-1580.
- [70] Li J, Zhang Y L, Li J P, et al. The role of sentiment tendency in affecting review helpfulness for durable products: Nonlinearity and complementarity[J]. *Information Systems Frontiers*, DOI: 10.1007/s10796-022-10292-3.
- [71] Li H Y, Liu H B, Zhang Z L. Online persuasion of review emotional intensity: A text mining analysis of restaurant reviews[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2020, 89: 102558.
- [72] Hong Y L, University A S, Huang N, et al. Culture, conformity, and emotional suppression in online reviews[J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 2016, 17(11): 737-758.
- [73] Lee M, Jeong M, Lee J. Roles of negative emotions in customers' perceived helpfulness of hotel reviews on a user-generated review website[J]. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2017, 29(2): 762-783.
- [74] Liu J F, Gao L. Research on the characteristics and usefulness of user reviews of online mental health consultation services: A content analysis[J]. *Healthcare: Basel, Switzerland*, 2021, 9(9): 1111.
- [75] Biswas B, Sengupta P, Ganguly B. Your reviews or mine? Exploring the determinants of "perceived helpfulness" of online reviews: A cross-cultural study[J]. *Electronic Markets*, 2022, 32(3): 1083-1102.
- [76] Ren G. Examining the relationship between specific negative emotions and the perceived helpfulness

- of online reviews[J]. *Information Processing & Management*, 2019, 56(4): 1425-1438.
- [77] Fan W J, Liu Y, Li H X, et al. Quantifying the effects of online review content structures on hotel review helpfulness[J]. *Internet Research*, 2021, 32(7): 202-227.
- [78] Shah A M, Muhammad W, Lee K. Examining the determinants of patient perception of physician review helpfulness across different disease severities: A machine learning approach[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022: 8623586.
- [79] Tandon A, Aakash A, Aggarwal A G, et al. Analyzing the impact of review recency on helpfulness through econometric modeling[J]. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2021, 12(1): 104-111.
- [80] Babić Rosario A, Sotgiu F, de Valck K, et al. The effect of electronic word of mouth on sales: A meta-analytic review of platform, product, and metric factors[J]. *Journal of Marketing Research*, 2016, 53(3): 297-318.
- [81] Li X L, Wu C J, Mai F, et al. The effect of online reviews on product sales: A joint sentiment-topic analysis[J]. *Information & Management*, 2019, 56(2): 172-184.
- [82] Ma G H, Ma J H, Li H, et al. Customer behavior in purchasing energy-saving products: Big data analytics from online reviews of e-commerce[J]. *Energy Policy*, 2022, 165: 112960.
- [83] Cheng L C, Yang Y W. The effect of online reviews on movie box office sales[J]. *Journal of Global Information Management*, 2022, 30(1): 1-16.
- [84] Fan Z P, Che Y J, Chen Z Y. Product sales forecasting using online reviews and historical sales data: A method combining the Bass model and sentiment analysis[J]. *Journal of Business Research*, 2017, 74: 90-100.
- [85] Liu Y, Bi J W, Fan Z P. Ranking products through online reviews: A method based on sentiment analysis technique and intuitionistic fuzzy set theory[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 149-161.
- [86] Dahooie J H, Raafat R, Qorbani A R, et al. An intuitionistic fuzzy data-driven product ranking model using sentiment analysis and multi-criteria decision-making[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 173: 121158.
- [87] Qin J D, Zeng M Z. An integrated method for product ranking through online reviews based on evidential reasoning theory and stochastic dominance[J]. *Information Sciences*, 2022, 612: 37-61.
- [88] Al-Zoubi A M, Mora A M, Faris H. Spam reviews detection in the time of COVID-19 pandemic: Background, definitions, methods and literature analysis[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(7): 3634.
- [89] Luca M, Zervas G. Fake it till You make it: Reputation, competition, and yelp review fraud[J]. *Management Science*, 2016, 62(12): 3412-3427.
- [90] Hassan R, Islam M R. Impact of sentiment analysis in fake online review detection[C]. *International Conference on Information and Communication Technology for Sustainable Development*. Dhaka, 2021: 21-24.
- [91] Hussain N, Turab Mirza H, Rasool G, et al. Spam review detection techniques: A systematic literature review[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(5): 987.
- [92] Vidanagama D U, Silva T P, Karunananda A S. Deceptive consumer review detection: A survey[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53(2): 1323-1352.
- [93] Shan G H, Zhou L A, Zhang D S. From conflicts and confusion to doubts: Examining review inconsistency for fake review detection[J]. *Decision Support Systems*, 2021, 144: 113513.
- [94] You L, Peng Q X, Xiong Z G, et al. Integrating aspect analysis and local outlier factor for intelligent review Spam detection[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 102: 163-172.
- [95] Li J D, Lv P, Xiao W, et al. Exploring groups of opinion Spam using sentiment analysis guided by nominated topics[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 171: 114585.
- [96] Qi J Y, Zhang Z P, Jeon S M, et al. Mining customer requirements from online reviews: A product improvement perspective[J]. *Information & Management*, 2016, 53(8): 951-963.
- [97] Zhang L, Chu X N, Xue D Y. Identification of the to-be-improved product features based on online reviews for product redesign[J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(8): 2464-2479.
- [98] Yadav M L, Roychoudhury B. Effect of trip mode on opinion about hotel aspects: A social media analysis approach[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2019, 80: 155-165.
- [99] Ibrahim N F, Wang X J. A text analytics approach for online retailing service improvement: Evidence from Twitter[J]. *Decision Support Systems*, 2019, 121: 37-50.
- [100] Lee C K H, Tse Y K. Improving peer-to-peer accommodation service based on text analytics[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 2020, 121(2): 209-227.
- [101] 韦景竹, 操慧子, 张乐乐. 基于在线评论的公共文化云活动用户需求研究[J]. *图书情报工作*, 2022, 66(9): 66-73.
(Wei J Z, Cao H Z, Zhang L L. Research on users' needs of public culture cloud activities based on online comments[J]. *Library and Information Service*, 2022, 66(9): 66-73.)

- [102] 赵宇晴, 阮平南, 刘晓燕, 等. 基于在线评论的用户满意度评价研究[J]. 管理评论, 2020, 32(3): 179-189.
(Zhao Y Q, Ruan P N, Liu X Y, et al. Study on user satisfaction evaluation based on online comment[J]. Management Review, 2020, 32(3): 179-189.)
- [103] Sun H, Guo W, Shao H Y, et al. Dynamical mining of ever-changing user requirements: A product design and improvement perspective[J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 46: 101174.
- [104] Yakubu H, Kwong C K. Forecasting the importance of product attributes using online customer reviews and Google Trends[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 171: 120983.
- [105] 徐一钊, 闫宏斌, 马铁驹. 竞争性环境下在线评论驱动的新产品开发: 基于QFD的视角[J]. 系统工程, 2022, 40(5): 54-69.
(Xu Y Z, Yan H B, Ma T J. Online reviews driven new product development under competitive environments: A QFD perspective[J]. Systems Engineering, 2022, 40(5): 54-69.)
- [106] 张峰, 李希城, 董春茹, 等. 基于深度情感唤醒网络的多模态情感分析与情绪识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2984-2992.
(Zhang F, Li X C, Dong C R, et al. Deep emotional arousal network for multimodal sentiment analysis and emotion recognition[J]. Control and Decision, 2022, 37(11): 2984-2992.)
- [107] 张红斌, 石焱炜, 熊其鹏, 等. 基于主动样本精选与跨模态语义挖掘的图像情感分析[J]. 控制与决策, 2022, 37(11): 2949-2958.
(Zhang H B, Shi H W, Xiong Q P, et al. Image sentiment analysis via active sample refinement and cross-modal semantics mining[J]. Control and Decision, 2022, 37(11): 2949-2958.)

作者简介

李杨(1994-), 女, 博士生, 从事在线评论、情感分析、模糊决策等研究, E-mail: liyang_ly18@163.com;

徐泽水(1968-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 从事决策理论与技术、信息融合理论和聚类算法、模糊系统与优化算法等研究, E-mail: xuzeshui@263.net;

王新鑫(1991-), 女, 副研究员, 博士, 从事决策分析、应急管理研究, E-mail: wangxinxin_cd@163.com.

科研团队简介

徐泽水教授科研团队立足于四川大学商学院, 长期专注于决策科学领域, 一直倡导将前沿性应用基础研究成果与国民经济发展和国家重大需求紧密相连。目前, 以徐泽水教授为核心的团队秉承“勤奋、严

谨、求实、创新”的团队科研文化建设理念, 以建成国际一流的研究团队、培养具有深厚人文底蕴、扎实科研素质、宽广国际视野的优秀跨学科复合型人才为目标, 不断进步, 自我突破。科研团队自成立以来, 在信息融合理论与方法、复杂决策理论、数据处理技术等方面取得了一系列开创性的研究成果, 并成功应用于军事领域复杂问题的建模与决策、我国战略能源通道风险评估与突发事件应急响应、大数据驱动的医疗管理等实际问题, 团队在培育优秀人才、建设科研文化、拓展国际视野、开拓创新精神等方面也取得了丰厚的成果和实践经验。

课题组负责人徐泽水教授是欧洲科学院院士, 欧洲科学与艺术学院院士, 国际系统与控制科学院院士, 国际工程技术协会杰出会员, 国际电气和电子工程师协会、国际模糊系统协会、英国皇家艺术协会等9个国际权威协会会员(Fellow), 长江学者特聘教授, 国家杰出青年科学基金获得者。全球高被引科学家(2014~2021)、中国高被引学者(2014~2019蝉联计算机科学领域榜首)、国家百千万人才工程人选、国家有突出贡献中青年专家、享受国务院政府特殊津贴专家等。2019~2022年全球前2%顶尖科学家终身科学影响力榜单分别位居431、258、193和190位(2019年年度科学影响力排名世界第30位, 中国学者中位居第一, 2021年在计算机科学与电子学领域世界前1000名顶级科学家中排名第57位, 中国学者中位居第二)。曾获汤森路透中国引文桂冠奖、中国青年科技奖、教育部自然科学奖(一等奖2项、二等奖2项)、江苏省数学杰出成就奖等。担任《IEEE Transactions on Cybernetics》《IEEE Transactions on Fuzzy Systems》《Information Sciences》《Artificial Intelligence Review》《Cognitive Computation》《Applied Soft Computing》《Applied Intelligence》《Journal of the Operational Research Society》等60余份国内外期刊副主编、顾问编委、编委或客座编辑。研究团队承担了国家杰出青年科学基金项目、国家自然科学基金重点项目、国家社会科学基金重大项目、国家自然科学基金面上项目、四川省软科学计划项目等40余项, 发表SSCI/SCI论文800余篇, 由Springer出版英文专著18部, 论著被引78000余次, H指数141。

(责任编辑: 郑晓蕾)