

面向评论的方面级情感分析综述

张 严 李天瑞

西南交通大学信息科学与技术学院 成都 611756

(illidanying@163.com)



摘 要 面向评论的方面级情感分析(Asspect-Based Sentiment Analysis, ABSA)是文本分析的关键问题之一。随着社交媒体的迅猛发展,网络评论的数量呈爆炸式增长,越来越多的人愿意在网络上表达自己的态度和情感,但是网络评论的风格与质量参差不齐,如何从中准确地提取用户的方面观点倾向成为了一个难点。同时,用户在浏览评论时也更加关注一些细粒度的信息,对评论进行方面级情感分析能够帮助用户更好地做出决策。文中首先介绍了方面级情感分析的相关概念与问题描述;然后从方面提取和基于方面的情感分析两个角度介绍了近年来国内外方面级情感分析的研究现状;随后分享了方面级情感分析任务相关的语料库和情感词典资源;最后分析了方面级情感分析所面临的挑战,以及未来可能的研究方向。

关键词:情感分析;网络评论;方面提取;观点倾向

中图法分类号 TP391

Review of Comment-oriented Aspect-based Sentiment Analysis

ZHANG Yan and LI Tian-rui

School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

Abstract Comment-oriented aspect-level sentiment analysis is one of the key issues in text analysis. With the rapid development of social media, the number of online comments has exploded. More and more people are willing to express their attitudes and emotions on the Internet, but the style and quality of online comments are uneven. How to extract the user's perspective accurately has become a difficulty. At the same time, users also pay more attention to some fine-grained information when browsing comments, and performing aspect-level sentiment analysis on comments can help users make decisions better. This paper first introduces the related concepts and problem descriptions of aspect-level sentiment analysis, and then introduces the research status of aspect-level sentiment analysis at home and abroad in recent years from aspects of aspect extraction and aspect-based sentiment analysis. The corpus and sentiment dictionary resources related to the aspect-level sentiment analysis task are shared, and finally the challenges faced by the aspect-level sentiment analysis and the possible future research directions are analyzed.

Keywords Sentiment analysis, Internet reviews, Aspect extraction, Point of view

1 引言

随着社交媒体的迅猛发展,网络购物覆盖率已达到63.8%^[1],同时网络评论的数量也呈爆炸式增长,越来越多的人愿意在网络上表达自己的态度和情感,而非单纯地浏览与接受。大量的网络评论数据往往伴随着评论者的情感信息,如“开心”“愤怒”“沮丧”等。调查显示,75%以上的个人消费者以及90%以上的企业对在线评论是否对购买决策具有重要影响持肯定态度^[2]。文本情感分析(Sentiment Analysis, SA)指利用自然语言处理和文本挖掘技术对带有情感色彩的主观性文本进行分析、处理和抽取的过程^[3]。通过对评论文本中的情感信息进行分析,可以提取出用户在一段评价文本中所表达的情感态度。

方面级情感分析是情感分析领域的一项根本任务^[4]。给定一段文本和这段文本中的若干个方面,方面级情感分析任务的目的是推断这段文本中各个方面的感情极性。感情极性一般分为积极、消极和中性3种。例如,在“这家店太好吃了,就是服务员态度太过冷淡了”这段评价文本中,对于“口味”方面的情感极性是积极的,对于“服务”方面的情感极性是消极的,对于“环境”方面的情感极性是中性的。研究者通常使用机器学习算法建立有监督的情感分类器,具有代表性的方法有基于特征的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[5]和神经网络模型^[6],其中神经网络模型激发了越来越多研究者的兴趣。

根据一些现有的模型,方面级情感分析任务可以分为两个子任务:方面-类别情感分析(Asspect-Category Sentiment

投稿日期:2020-02-28 返修日期:2020-04-09 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划(2017YFB1401400)

This work was supported by the National Key R&D Program of China (2017YFB1401400).

通信作者:李天瑞(trli@swjtu.edu.cn)

Analysis,ACSA)和方面-术语情感分析(Aspect-Term Sentiment Analysis,ATSA)。ACSA的目标是预测给定方面的情感极性,其所需要预测情感极性的方面已提前给出。而 AT-SA的目标是确定与文本中出现的目标实体有关的情感极性,这其中的方面是一个或多个词。

许多现有模型使用 LSTM 层^[7]从嵌入向量中提取情感信息,并应用注意力机制^[5]来强制执行模型,以侧重于与给定方面相关的文本跨度。这类模型包括用于 ACSA 的基于注意力机制的 LSTM(Attention-based LSTM with Aspect Embedding,ATAE-LSTM)^[8]、用于 ATSA 的目标依赖情感分类(Target-Dependent LSTM,TD-LSTM)^[9]、门控神经网络(Gated Neural Networks,GNN)^[10]和反复注意记忆网络(Recurrent Attention Model,RAM)^[11]。

2 相关问题描述

2.1 评论特征

评论文本包括了评价者对某种事物或现象所持有的观点,以及对该观点的阐释。按照评论对象,评论主要可以划分为 4 类:新闻评论、图书评论、影视评论及产品与服务评论^[12]。其对应特征如表 1 所列。

表 1 评论的类别及情感^[12]

Table 1 Categories and emotions of reviews^[12]

评论类别	评论特征
新闻评论	形式上较为规范,观点倾向明显
图书评论	形式松散,专业性不强,情感倾向不明显,评价对象相对容易判断
影视评论	类似图书评论,往往有感而发,随意性更强
产品和服务评论	内容简短,评论对象和情感倾向明显

2.2 观点特征

评论文本中的观点由 4 个元素组成^[13]:方面(aspect)、持有者(holder)、观点内容(expression)及情感(sentiment)。

情感分析指通过自动分析网络评论的文本内容,挖掘评论用户对这方面的褒贬态度倾向^[14]。大部分评论情感分析集中于评论的情感极性分析^[15]。例如,“这家店的牛排比 ABC 的垃圾牛排好吃太多了”这段评价,其中情感词为“垃圾”“好吃”,观点内容则是“比 ABC 的牛排好吃”,如果仅提取情感词,并不能充分反映句子的观点,反而会受到许多无关情感因素的干扰。

3 方面提取

方面,指一条评论文本中最细粒度的评价对象,即表达观点的词所指向的最小对象。从方面的表现角度,可以将其分为显式方面和隐式方面。

3.1 显式方面提取

显式方面提取任务根据学习方式的不同,可以分为有监督学习方法、无监督学习方法和半监督学习方法。

3.1.1 有监督学习方法

有监督学习方法利用经过标注的样本数据集进行学习,完成对显式方面的提取。目前应用较为广泛的方法包括朴素贝叶斯模型(Naive Bayes Model,NBM)、支持向量机、高斯混合模型(Gaussian Mixture Model,GMM)、人工神经网络(Ar-

tificial Neural Network,ANN)等。

Cruz 等^[16]使用分类学的方法,通过已标注的耳机、汽车和酒店的语料库来训练分类器,然后对提取的方面进行分类,成功解决了相同的词语在不同领域具有不同含义的问题。Jiang 等^[17]使用广义对象情感树从英文评论中提取方面,模型通过 4 个预先定义的树内核来标记评论中的方面,然后基于内核对两棵树之间的相似度做评估,以找到方面和意见之间的联系。Liu 等^[18]提出了一种图联合排序方法,将意见目标提取和意见词提取建模为一个在统一模型中的图联合排序过程,以共同提取意见目标与意见词。

方面提取的过程可以看作一个文本序列标注的问题,因此可以使用有监督的统计模型对序列标注过程进行训练以提取方面。常用的统计模型方法有条件随机场模型(Conditional Random Field,CRF)和隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model,HMM)。

Jin 等^[19]提出了一种编入词汇的 HMM 模型,从产品评论中提取方面和观点,首先建立由不同的词汇及其对应词性组成的词集,来对评论文本的方面及观点进行人工标注,然后将标注后的数据送入 HMM 进行训练,进一步得到包含方面观点对的句子,考虑否定词在其中的作用,将观点词进行分类。

Jakob 等^[20]将问题定义为序列标注任务,使用有监督学习的条件随机场方法从评论中提取意见。Chen 等^[21]使用 Linear-chain CRF 对汽车评论数据进行方面提取,并在情感分析过程中构建了双层 CRF 模型,取得了优于 Linear-chain CRF 的效果。Li 等^[22]使用基于机器学习框架的 Skip-chain CRF 和 Tree CRF 进行方面提取,首先通过 Linear-chain CRF 识别连接词间的顺序依赖关系,然后通过 Skip-chain CRF 查找方面和意见,并提出 Skip-chain CRF 和 Tree CRF 的结合——Skip-Tree CRF,以克服词间长距离的依赖性。

同时,被广泛应用于方面提取的还有主题模型。常用的主题模型包括 pLSA^[23]和 LDA^[24],其主要思想是在文档与单词间建立桥梁——“主题”,大多的主题模型为无监督模型。

3.1.2 无监督学习方法

无监督学习方法是利用未标记的样本数据集进行训练。常用的无监督学习方法包括聚类和关联规则等。

Hu 等^[25]认为在多数情况下名词及名词短语即为显式方面,并对数据进行词性标注,使用以 Apriori 为基础的关联规则提取词频较大的名词及名词短语作为候选,同时对错误的词语进行剪枝过滤,最终形成方面集合。Li 等^[26]根据中文文本的特征改进上述方法,实现了对中文产品评论的特征挖掘。Xiao 等^[27]通过词频、词性和关联规则等方法,实现了对产品评论的无监督方面抽取。

Samha 等^[28]通过查询 WordNet 词典相关领域方面名称和同义词信息来识别显式方面。这种基于词典的方法朴素、快捷,但字典涵盖范围有限的问题导致该方法在涉及多领域或复杂结构文本时表现较差。Zhu 等^[29]提出了另一种无监督的 MAB 方法对中文餐饮行业评论的方面进行抽取,该方法从句子中提取所有用户已经表达观点的方面。

3.1.3 半监督学习方法

半监督学习方法是结合了有监督学习与无监督学习的一种方法,侧重于在有监督的分类算法中加入未标记的样本,使用已标记和未标记的混合样本数据集实现半监督分类。

Lu 等^[30]在标准 pLSA 基础上,利用一些名词性显式方面词语作为先验知识来训练半监督 pLSA 的模型参数。An-drzejewski 等^[31]提出了基于 LDA 的半监督模型 DF-LDA。该模型在 LDA 模型的基础上为任意两词添加了“must-link”或“cannot-link”关系,分别表示两词倾向于来自同一主题还是不同主题,并建立狄利克雷森林作为模型的先验知识。Wang 等^[32]提出了两个半监督模型,利用从电商产品描述中提取出的种子词汇将评论进行预先分类,从而引导模型学习更多的关键词汇。Peng 等^[33]根据中文评论的特征,从句法分析、词义理解和语境方面入手,提出了 SRC-LDA 模型,该模型通过在原有的主题模型中添加语义约束,实现了语义指导下主题模型的细粒度方面词提取。

3.2 隐式方面提取

Yang 等^[34]利用模板获取指示代词和方面名词之间的语义关系,首先利用维基百科获取大量语意模板并对其进行评分,然后利用此模板获取指示代词与方面词之间的语意特征。Lang^[35]等从维基百科与 WordNet 上获取背景知识,并将这些先行语义知识与句子本身含有的特征共同作为指代消解模型的输入特征。

Hai 等^[36]提出了一种基于 ABOOT 模型的方法来提取隐式方面。该方法首先对已提取到的显式方面进行聚类以构造方面集合,再利用方面集合与相应观点间的关系建立语义关系对应集,最后通过语义关系集将新观点定位到对应方面集。

Amplayo 等^[37]将产品描述与 ASUM(Asspect Sentiment Unification Model)情感主题模型结合,提出了 SA-ASM(Seller-aided Aspect-based Sentiment Model)和 SA-PSM(Seller-aided Product-based Sentiment Model)两种拓展模型,其方面提取的主体分别分布在评论和产品描述上,取得了较好的效果。

Zeng 等^[38]提出了一种基于上下文的隐式方面提取方法,其根据观点词和方面之间的相似性提取隐含特征。该方法首先将显式方面与观点词聚类组合在适当的类别中,然后将文本隐式方面的识别过程视为一个分类问题,通过文本分类计数来提取隐式方面。

Sun 等^[39]通过显式方面与观点词间已有的关系来定位隐式方面,首先识别方面与观点词之间的关系,然后查找隐式方面以生成候选集,并通过打分机制来进一步精确筛选出隐式方面。

Xu 等^[40]采用 LDA 和 SVM 来提取隐式方面,首先通过 LDA 提取显式方面,将引导建立 LDA 的两个约束性和关联性先验参数作为特征输入 SVM,由 SVM 进行隐式方面和显式方面的分类识别。

Tang 等^[41]提出了一种基于特品评论情感分析的方法,以微博评论为例,证明了该方法能解决隐式方面的提取问题。该方法首先构建特征本体,使用特征本体对特征进行分类,然后通过计算观点词与特征的搭配权重来识别隐式方面。

4 方面级情感分析

方面级情感分析是情感分析的一个热门且具有重要应用价值的领域,侧重于对细粒度情感信息的挖掘。其目标是对于实体的若干方面,提取出针对每个方面的情感极性。常用的方法有情感词典和语言规则、机器学习和建模成其他问题等。

4.1 情感词典和语言规则

利用情感词典和语言规则的方式解决方面级情感分析任务,更接近于传统情感分析方法利用情感词典的解决思路,需要使用标注好的情感词典或语言规则来判别情感极性。

Ding 等^[42]提出了基于词典的方法,能同时针对显式方面和隐式方面提取出对应的情感极性。Nguyen 等^[43]进一步优化了基于词典的方法,通过树的内核识别方面与观点的联系,取得了更好的性能。

Lipenkova^[44]提出了预建立的词典和通用语言规则相结合的方式,其在中文方面级情感分析任务上取得了较好的效果。

4.2 机器学习

机器学习的方法较为广泛地应用于方面级情感分析领域,其主要思想是将方面级情感分析任务建模成为分类问题。

Vo 等^[45]使用多种词向量、池化函数以及情感词典,通过自动特征抽取的方式提取出对应方面的情感极性。Kiritchenko 等^[46]提出了情感词典和 SVM 相结合的方式,通过对方面级的情感极性进行抽取,该方法在 SemEval 2014 竞赛方面级情感分析任务中取得了第一名的成绩。

Tang 等^[9]基于 LSTM 在方面级情感分析任务上的优异表现,提出了 TD-LSTM 模型,该模型以目标词为中心将文本拆分为两部分,并将其分别以正序和倒序输入两个 LSTM 中,较传统 LSTM 模型效果更佳;同时提出了 TC-LSTM 模型,TC-LSTM 在 TD-LSTM 的基础上添加了目标词与上下文之间的联系,取得了更好的效果。Bao 等^[47]在双向 LSTM 模型的基础上,对不同位置的词添加不同的权重,取得了比 LSTM 模型和基于手工特征机器学习算法更好的效果。

Wang 等^[8]在 LSTM 的基础上,提出了基于注意力机制的 LSTM 模型 LSTM-ATT,对于不同的方面,该模型能够关注句子的不同部分,取得了方面级情感分析任务最佳的效果。Xue 等^[48]在注意力机制的基础上,提出了一种新的门控机制单元 Tanh-ReLu,其根据给定的方面选择性地输出对应的情感特征,效果等同于注意力层,但比注意力层的使用更简单。

Tang 等^[49]将深度记忆网络模型用于方面级情感分析任务,使用多个计算层计算上下文每个单词的重要性和文本表示,提取出情感分类的特征,该算法的优化体现在对方面的表示优化上。

除传统的基于非交互式评论的方面级情感分析外,基于交互式评论的方面级情感分析任务也是近年来的研究热点之一。不同于传统单一序列结构的非交互式评论,交互式 QA 风格的评论由“问”“答”两个并行单元组成,很难通过其中一者推断出一个方面的情感极性。

Wang 等^[50]提出了面向问题搜索(Asspect Sentiment Classification towards Question-Answering, ASC-QA)的方面级情感分类任务,并构建了一个高质量的注释语料库,提出了

一种增强双向注意力网络的方法来完成 ASC-QA 方面级情感分类任务,取得了较好的效果。

4.3 建模成其他问题

除将方面级情感分析任务建模成分类问题外,研究者们还在寻求其他解决方案,尝试通过将方面级情感分析任务建模成其他问题来弥补将任务建模为分类问题的缺陷。常用的建模方案包括序列标注和阅读理解等。

Wang 等^[51]将方面级情感分析任务建模为序列标注问题,使用递归神经网络和条件随机场相结合的方法来构建算法模型,同时对观点和方面进行抽取。

Yin 等^[52]将方面级情感分析任务建模为阅读理解问题,使用层次化迭代注意力机制构建方面的表示;同时使用小规模方面相关的关键词,结合打分机制构建一个伪问答机制,实现对方面级情感极性的抽取。

在以往方面级情感分析任务中,研究者往往将方面提取和观点提取两者独立进行,将方面提取任务中提取的方面作为观点提取任务的输入。近年来,基于任务之间的耦合关系,研究者们期望联合任务能取得更优的效果,提出了 End-to-End ABSA(E2E-ABSA)任务,使方面提取和情感极性分析同时进行。该任务往往被建模为序列标注问题进行处理。

Li 等^[53]提出了一个堆叠式循环神经网络来解决 E2E-ABSA 问题。该模型包含两层堆叠的 RNN,上层 RNN 用于预测标签序列,以解决 E2E-ABSA 问题;下层 RNN 负责检测评论目标的边界。

Luo 等^[54]提出了一个新的 DOER 框架,该框架以 E2E 的方式实现了方面和情感极性的共同提取,使用两个 RNN 分别处理两个任务,并使用一个 cross-shared 单元使两部分的隐藏层表示能够互相增强。

5 方面级情感分析数据资源

5.1 语料库

在方面级情感分析研究中,数据资源是至关重要的一个问题,针对方面级情感分析不同任务、不同语种,国内外研究者们构建了多个公开的语料库。本节总结了可以用于方面级情感分析和其他自然语言处理任务的部分中英文数据集以及相应的下载地址。

1) 康奈尔大学影评数据集^[14]:由电影评论构成,电影来自于互联网电影数据库(Internet Movie Database,IMDB),其中篇章级持肯定和否定的评论各 1 000 篇,句子级标注褒义、贬义情感极性的句子各 5 331 句,标注主观、客观的句子各 5 000 句,不含方面标注。下载地址:<http://www.cs.cornell.edu/people/pabo/movie-review-data/>。

2) MPQA 语料库(Multiple-Perspective Question Answer,MPQA)^[55]:由 535 篇新闻的句子组成,每个句子标注了观点持有者、观点对象、主观表达式、情感极性及其强度,可用于新闻评论领域任务的研究,含有方面标注。下载地址:http://mpqa.cs.pitt.edu/corpora/mpqa_corpus/。

3) Amazon 产品评论消极语料^[56]:包含 Amazon 商城中耳机、键盘、GPS、鼠标和路由器等产品的 1 至 3 星评论,含有方面标注。下载地址:<http://arjun3.rcc.uh.edu/dumps/is->

sue_sent_labeled_data.zip。

4) 细粒度汽车评论标注语料:包含来自汽车论坛的帖子,标注了用户评论中的评价对象和评价特征,可用于评论单元抽取、情感计算和口碑分析等任务,含有方面标注。下载地址:<http://www.datatang.com/detail/86>。

5) 多角度餐馆评论语料^[57]:由麻省理工学院构建的英文数据集,共 4 448 篇评论,分别从饭菜口味、环境、服务、价钱和综合体验 5 个方面进行标注,含有方面标注。下载地址:<http://pages.cs.wisc.edu/~bsnyder/data/naacl07>。

6) SE-ABSA15 语料库^[57]:来自 SemEval 2015 任务中 12 方面级情感分析任务的数据集,包含笔记本、餐馆和酒店 3 类评论语料,含有方面标注。下载地址:<http://metashare.ilsp.gr:8080/>。

7) Hu 等的产品领域评论语料^[25]:包含从 Amazon 和 Cnet 上下载的 5 种电子产品的网络评论,包括两种数码相机、手机、MP3 和 DVD 播放器,以句子为单元标注了评价对象、情感句的极性以及对情感极性的强度等信息,可用于细粒度情感分析任务,含有方面标注。下载地址:<http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analys>。

8) 酒店评论语料:谭松波整理的大规模中文酒店评论语料,由 10 000 篇酒店评论组成,含正、负及中性 3 类情感标注,不含方面标注。下载地址:<http://www.datatang.com/data/11936>。

9) 豆瓣网影评情感测试语料:由豆瓣网上电影《ICE AGE3》的 11 323 条评论组成,包含 1 至 5 星的打分标注,不含方面标注。下载地址:<http://www.datatang.com/data/13539>。

10) 外卖评论情感语料:由某外卖平台的 12 000 条评论数据组成,其中正向评论 4 000 条,负向评论 8 000 条,不含方面标注。下载地址:https://github.com/SophonPlus/ChineseNlpCorpus/tree/master/datasets/waimai_10k。

5.2 情感词典

情感词典在情感分析中具有非常重要的作用。本节总结了目前可用于情感分析的情感词典资源。

1) GI(General Inquirer)评价词词典^[58]:包含 1 914 个褒义词和 2 293 个贬义词,对每个词按照极性、强度和词性等进行标注,并列出了不同的义项,以区分不同义项和词性下的褒贬词性。下载地址:<http://www.wjh.harvard.edu/~inquirer/>。

2) Sentiment lexicon^[25]:Hu 等提供的词典,由 4 783 个消极词汇和 2 006 个积极词汇组成。下载地址:<http://www.cs.uic.edu/~liub/FBS/sentiment-analys>。

3) MPQA 主观性词典^[55]:由 8 222 个词语及其主观性、词性和情感极性组成。下载地址:http://mpqa.cs.pitt.edu/lexicons/subj_lexicon。

4) SentiWordNet^[59]:每个词语都标注有正、负及中性 3 项情感打分,评分总和为 1。下载地址:<http://sentiwordnet.isti.cnr.it/>。

5) NTUSD 评价词词典^[60]:台湾大学提供的词典,包含 2 812 个褒义词和 8 276 个贬义词,支持简体中文和繁体中文两种版本。下载地址:<http://academiasinicanlplab.github.io/>。

- 6)HowNet^[61]:由知网发布的情感词典,包含 9 193 个中文评价词语和 9 142 个英文评价词语,词语分为褒义和贬义两类。下载地址:http://www.keenage.com/html/e_index.html。
- 7)中文情感词汇本体库^[62]:大连理工大学信息检索研究室整理标注的中文本体资源库,包含 2 766 个情感词汇的词性种类、情感类别、情感强度和情感极性等,分为 21 类。下载地址:http://ir.dlut.edu.cn/EmotionOntologyDownload。
- 8)LIWC^[63]:提供了带有情感极性标注的英文情感常用词,现已支持中文。下载地址:http://liwc.wpengine.com。
- 9)WordNet:该词典将词汇分为 5 类,具有一定的参考价值。下载地址:https://wordnet.princeton.edu/download。

6 面临的挑战与未来的研究方向

6.1 面临的挑战

近年来,方面级情感分析任务得到了越来越多研究者的关注,新的研究成果层出不穷,但在研究和发展的过程中仍面临着很多问题与挑战,主要体现在以下几点。

1)评测数据集不够丰富与规范。现有的可以用于方面级情感分析的评测数据集不够丰富,许多论文中的数据集仅能用于特定的任务而不具有泛用性。同时,相比英文数据集,中文数据集的数量更少,标注的规范也不统一,对方面级情感分析任务的精确度有较大的影响^[64]。

2)噪音干扰问题。评论数据来源于用户评论,用户在评论时往往会掺杂无意义的描述、表情符号、错别字等噪音,且评论风格与质量参差不齐,同时容易滥用指示代词在不同分句中对同一个方面进行评论,这为数据集的预处理带来了一定困难。

6.2 未来的研究方向

根据上文对国内外研究现状的分析,本节列出方面级情感分析在未来的研究方向。

1)复杂评价文本的方面情感分析。网络评价的风格与表达结构不统一,有些评价文本套用复杂的句式,如反问、反讽等,如何准确地提取评价者的观点,同时如何处理中文评价文本中的成语、歇后语和网络用语等的情感标签,是日后的研究目标之一。

2)模型的泛用性。现阶段构建的方面级情感分析模型往往是针对某个领域的评价文本进行分析,比如通过餐饮行业评价文本训练出的模型可能在微博短消息领域、影评领域不具有泛用性,其方面提取与情感分析精度往往相差较大。

3)问答情感分析方法。相比传统的评论方式,问答型评论能在很大程度上避免虚假评论,使用户的回答更可信、更具体^[65]。问答型评论的情感倾向受问题和答案共同影响,但两者并不具有连续性,应同时考虑问题文本和答案文本中的信息以推断评论的情感极性。

4)多模态情感分析。传统的情感分析任务只使用单一的文本信息,而多模态情感分析任务使用文本、图像和语音等多种模态信息,其核心挑战在于如何更好地利用模态内部信息和模态之间的交互作用信息^[66]。

结束语 随着社交媒体的迅猛发展,网络评论逐渐成为

了人们在各个领域表达自己情感和态度的方式。本文首先介绍了方面级情感分析的相关概念与问题描述;然后从方面提取和基于方面的情感分析两个维度介绍了近年来国内外在方面级情感分析方面的研究现状;随后分享了方面级情感分析任务相关的语料库和情感词典资源;最后介绍了方面级情感分析所面临的挑战与未来的研究方向。

目前方面级情感分析还处于发展阶段,对于复杂语法、反讽及套梗等表达方式还无法准确地提取评价文本的方面和情感信息,这成为了阻碍面向评价的方面级情感分析发展的一个重要因素。同时,如何在一些较为艰难的领域实现方面级情感分析,以及如何将分析结果结合到所分析领域的实际应用中,具有重要的科研实践意义。

参 考 文 献

[1] LI Y,LI Z X,TENG L,et al. Comment Sentiment Analysis and Sentiment Words Detection Based on Attention Mechanism[J]. Computer Science,2020,47(1):186-192.

[2] LIU C,RAN Q. Attitudinal Resources in Customers' Remarks in CSC and Their Impacts on Potential Customers' Purchase Decisions[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing (Social Sciences Edition),2017(6):2.

[3] PANG B,LEE L. Opinion mining and sentiment analysis[J]. Foundations and Trends® in Information Retrieval,2008,2(1/2):1-135.

[4] LIU B. Sentiment analysis and opinion mining [J]. Synthesis Lectures on Human Language Technologies,2012,5(1):1-167.

[5] BAHDANAU D,CHO K,BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv:1409.0473,2014.

[6] DONG L,WEI F,TAN C,et al. Adaptive recursive neural network for target-dependent twitter sentiment classification[C]// Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2014:49-54.

[7] HOCHREITER S,SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.

[8] WANG Y,HUANG M,ZHAO L. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2016:606-615.

[9] TANG D,QIN B,FENG X,et al. Effective LSTMs for target-dependent sentiment classification[J]. arXiv:1512.01100,2015.

[10] ZHANG M,ZHANG Y,VO D T. Gated neural networks for targeted sentiment analysis[C]//Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2016.

[11] CHEN P,SUN Z,BING L,et al. Recurrent attention network on memory for aspect sentiment analysis[C]// Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2017:452-461.

[12] HAN Z M,LI M Q,LIU W,et al. Survey of studies on aspect-based opinion mining of Internet[J]. Journal of Software,2018,29(2):417-441.

[13] KIM S M,HOOV E. Determining the sentiment of opinions[C]// Proceedings of the 20th International Conference on Computa-

- tional Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2004:1367.
- [14] PANG B, LEE L, VAITHYANATHAN S. Thumbs up sentiment classification using machine learning techniques[C]//Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2002:79-86.
- [15] BARBOSA L, FENG J. Robust sentiment detection on twitter from biased and noisy data[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: posters. Association for Computational Linguistics, 2010:36-44.
- [16] CRUZ F L, TROYANO J A, ENRIQUEZ F, et al. 'Long autonomy or long delay?' The importance of domain in opinion mining [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(8):3174-3184.
- [17] JIANG P, ZHANG C, FU H, et al. An approach based on tree kernels for opinion mining of online product reviews[C]//2010 IEEE International Conference on Data Mining. IEEE, 2010:256-265.
- [18] LIU K, XU L, ZHAO J. Extracting opinion targets and opinion words from online reviews with graph co-ranking[C]//Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2014:314-324.
- [19] JIN W, HO H H, SRIHARI R K. A novel lexicalized HMM-based learning framework for web opinion mining[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. Citeseer, 2009:465-472.
- [20] JAKOB N, GUREVYCH I. Extracting opinion targets in a single-and cross-domain setting with conditional random fields [C]//Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2010:1035-1045.
- [21] CHEN B F, HAO Z F, CAI R C, et al. Research on fine-grained sentiment analysis method for automobile reviews [J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2017, 34(3):8-14.
- [22] LI F, HAN C, HUANG M, et al. Structure-aware review mining and summarization[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2010:653-661.
- [23] HOFMANN T. Probabilistic latent semantic indexing [C]//Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 1999:50-57.
- [24] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of Machine Learning research, 2003, 3 (Jan):993-1022.
- [25] HU M, LIU B. Mining and summarizing customer reviews[C]//Proceedings of the tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2004:168-177.
- [26] LI S, YE Q, LI Y J, et al. Research on Product Feature Mining Methods of Chinese Online Customer Reviews [J]. Journal of Management Sciences, 2009(2):146-156.
- [27] XIAO L, CHEN G, LIU J Y. Research on Recognition of Enterprise Product Level Competitors Based on Sentiment Analysis—Using User Reviews as Data Source [J]. Library and Information Service, 2016, 60(1):83-90, 97.
- [28] SAMHA A K, LI Y, ZHANG J. Aspect-based opinion extraction from customer reviews[J]. arXiv:1404.1982, 2014.
- [29] ZHU J, WANG H, ZHU M, et al. Aspect-based opinion polling from customer reviews [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2011, 2(1):37-49.
- [30] LU Y, ZHAI C. Opinion integration through semi-supervised topic modeling[C]//Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web. ACM, 2008:121-130.
- [31] ANDRZEJEWSKI D, ZHU X, CRAVEN M. Incorporating domain knowledge into topic modeling via Dirichlet forest priors [C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. 2009:25-32.
- [32] WANG B, WANG H. Bootstrapping both product features and opinion words from Chinese customer reviews with cross-inducing[C]//Proceedings of the Third International Joint Conference on Natural Language Processing. 2008.
- [33] PENG Y, WAN C X, JIANG T J, et al. Product Feature and Emotion Word Extraction Based on Semantic Constraint LDA [J]. Journal of Software, 2017, 28(3):676-693.
- [34] YANG X, SU J. Coreference resolution using semantic relatedness information from automatically discovered patterns[C]//Proceedings of the 45th Annual Meeting of the Association of Computational Linguistics. 2007:528-535.
- [35] LANG J, XIN Z, QIN B, et al. Coreference resolution with integrated multiple background semantic knowledge[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2009, 23(3):3-9.
- [36] HAI Z, CHANG K, CONG G, et al. An association-based unified framework for mining features and opinion words [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2015, 6(2):26.
- [37] AMPLAYO R K, LEE S, SONG M. Incorporating product description to sentiment topic models for improved aspect-based sentiment analysis [J]. Information Sciences, 2018, 454:200-215.
- [38] ZENG L, LI F. A classification-based approach for implicit feature identification[M]//Chinese Computational Linguistics and Natural Language Processing Based on Naturally Annotated Big Data. Berlin:Springer, 2013:190-202.
- [39] SUN L, LI S, LI J Y, et al. A novel context-based implicit feature extracting method[C]//2014 International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA). IEEE, 2014:420-424.
- [40] XU H, ZHANG F, WANG W. Implicit feature identification in Chinese reviews using explicit topic mining model[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 76:166-175.
- [41] TANG X B, LAN Y T. Sentiment Analysis of Weibo Product Reviews Based on Feature Ontology [J]. Library and Information Service, 2016, 60(16):121-127, 136.
- [42] DING X, LIU B, YU P S. A holistic lexicon-based approach to opinion mining[C]//Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining. 2008:231-240.
- [43] NGUYEN T H, SHIRAI K. Aspect-based sentiment analysis

using tree kernel based relation extraction[C] // International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics. Cham:Springer,2015;114-125.

[44] LIPENKOVA J. A system for fine-grained aspect-based sentiment analysis of Chinese[C] // Proceedings of ACL-IJCNLP 2015 System Demonstrations. 2015;55-60.

[45] VO D T,ZHANG Y. Target-dependent twitter sentiment classification with rich automatic features[C]// Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2015.

[46] KIRITCHENKO S,ZHU X,CHERRY C, et al. NRC-Canada-2014; Detecting aspects and sentiment in customer reviews [C]//Proceedings of the 8th Internationalworkshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014). 2014;437-442.

[47] BAO H,LI S T. Object-level sentiment analysis combining Bi-LSTM and positional relationship [J]. Information System Engineering,2018(3);149-151.

[48] XUE W,LI T. Aspect based sentiment analysis with gated convolutional networks[J]. arXiv;1805. 07043,2018.

[49] TANG D,QIN B,LIU T. Aspect level sentiment classification with deep memory network[J]. arXiv;1605. 08900,2016.

[50] WANG J,SUN C,LI S, et al. Aspect Sentiment Classification Towards Question-Answering with Reinforced Bidirectional Attention Network[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019; 3548-3557.

[51] WANG W,PAN S J,DAHLMIEIER D,et al. Recursive neural conditional random fields for aspect-based sentiment analysis [J]. arXiv;1603. 06679,2016.

[52] YIN Y,SONG Y,ZHANG M. Document-level multi-aspect sentiment classification as machine comprehension [C] // Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2017;2044-2054.

[53] LI X,BING L,LI P,et al. A unified model for opinion target extraction and target sentiment prediction[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019;6714-6721.

[54] LUO H,LI T,LIU B,et al. DOER;Dual Cross-Shared RNN for Aspect Term-Polarity Co-Extraction [J]. arXiv;1906. 01794, 2019.

[55] WIEBE J,WILSON T,CARDIE C. Annotating expressions of opinions and emotions in language[J]. Language Resources and Evaluation,2005;39(2/3):165-210.

[56] MUKHERJEE A. Extracting aspect specific sentiment expressions implying negative opinions[C]//International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics. Cham:Springer,2016;194-210.

[57] PONTIKI M,GALANIS D,PAPAGEORGIOU H, et al. Semeval-2015 task 12; Aspect based sentiment analysis[C]//Procee-

dings of the 9th International workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2015). 2015;486-495.

[58] STONE P J,DUNPHY D C,SMITH M S. The General Inquirer : A Computer Approach to Content Analysis[M]. Oxford: The M. I. T. Press,1968;375-376.

[59] BACCIANELLA S,ESULI A,SEBASTIANI F. SentiWordNet 3. 0; an enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining[C]//Proceedings of the International Conference on Language Resources and Evaluation. 2010;2200-2204.

[60] KU L W,CHEN H H. Mining opinions from the Web;Beyond relevance retrieval[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology,2007,58(12);1838-1850.

[61] CHEN W T,LIN S C,HUANG S L,et al. E-HowNet and automatic construction of a lexical ontology[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics; Demonstrations. Association for Computational Linguistics, 2010;45-48.

[62] CHEN J M. Construction and application of Chinese emotional vocabulary ontology [D]. Dalian;Dalian University of Technology,2009.

[63] PENNEBAKER J W,BOYD R L,JORDAN K,et al. The development and psychometric properties of LIWC 200[C]// LIWC 2007 Manual,2015,29(11);1020-1025.

[64] KAUR A,GUPTA V. A survey on sentiment analysis and opinion mining techniques[J]. Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence,2013,5(4);367-371.

[65] SHEN C L,ZHANG L,WU L Q,et al. Sentiment Classification Towards Question-Answering Based on Bidirectional Attention Mechanism[J]. Computer Science,2019,46(7);151-156.

[66] LIU Q Y,ZHANG D,WU L Q,et al. Multi-modal Sentiment Analysis with Context-augmented LSTM[J]. Computer Science, 2019,46(11);181-185.



ZHANG Yan, born in 1996, postgraduate. His main research interests include sentiment analysis and natural language processing.



LI Tian-rui, born in 1969, Ph.D, professor, Ph. D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include big data intelligence, rough sets, and granular computing.