



# 文本细粒度情感分析研究综述

□谭翠萍\*

**摘要** 采用文献调研方法,从不同粒度层次的情感分析视角,阐述细粒度情感分析对整个情感分析方法的影响与促进,并对细粒度文本情感分析的最新任务和技术方法进行了归纳总结,最后对该领域未来研究趋势进行了研判。此文相关研究成果可为后续研究提供借鉴与参考。

**关键词** 细粒度 方面级情感分析 文本分析

**分类号** G252 TP393

**DOI** 10.16603/j.issn1002-1027.2022.04.011

## 1 引言

情感分析又名意见挖掘<sup>[1]</sup>,主要研究如何从文本中发现或挖掘人们对于某种事物、产品或服务所表达出的情感、意见或情绪<sup>[2]</sup>。情感分析结果为主观态度,一般分为三类:积极的、消极的和中立的。随着大数据时代的到来,情感分析已经成为一个活跃的研究领域,目前在产品评论、社交媒体和在线博客等领域均有一定应用<sup>[3]</sup>。从分析的粒度层次来看,文本情感分析可分为粗粒度和细粒度层次分析,粗粒度层次分析有篇章级(文档级)和句子级情感分析,细粒度层次情感分析则是基于评价对象及其属性的分析<sup>[4]</sup>。由于实际应用场景中,人们不光要识别一篇文档或者一个句子中包含的观点,还需要识别观点或情感所表达或评价的对象,以及针对这些对象所具体表达的观点倾向<sup>[5]</sup>。在这种情况下,学者们逐步深入细粒度情感分析领域,研究基于方面、属性或主题、实体的情感抽取、分类<sup>[6-9]</sup>。

为了深入研究细粒度情感分析方法,归纳现有成果、存在问题与面临挑战,本文以“细粒度情感分析”<sup>[4,10]</sup>、“方面级情感分析”<sup>[4,10]</sup>、“属性级情感分析”<sup>[4]</sup>、“实体级情感分析”<sup>[4]</sup>、“意见挖掘”<sup>[10]</sup>;  
“Fine Grained Sentiment Analysis”<sup>[4,10]</sup>、“Aspect Level Sentiment Analysis”<sup>[4,10]</sup>、“Attribute Level Sentiment Analysis”<sup>[4]</sup>、“Entity Level Sentiment Analysis”<sup>[4]</sup>、“Opinion Mining”<sup>[10]</sup>为关键词在CNKI平台、Web of Science 核心合集检索近十年细粒度情感分析研究文献,发现2017年至今该领域发展较快(见图1),值得深入研究与总结;其中:Web of Science 2017—2021年相关文献932篇,CNKI 2017—2021年相关文献166篇。笔者结合文献相关度、引用情况、最新发表情况,对重点文献向前追溯、向后追踪,精读有代表性研究87篇,发现随着细粒度情感分析研究的深化,不同层次粒度的情感分析研究也得到了推动与发展。

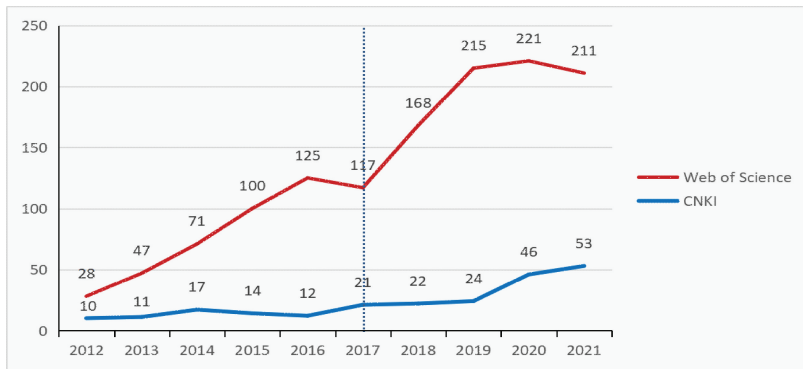


图1 2012—2021年细粒度情感分析研究文献数量

\* 谭翠萍,邮箱:tancuiping@mail.las.ac.cn.

经研究,笔者发现细粒度情感分析在社交媒体、在线评论、商业投资等领域有了一定应用<sup>[11]</sup>。实际的应用需求不断倒逼领域研究发现新问题,产生新任务,创造新方法。本文利用 Citespace 工具,采用基于研究主题数量变化的定量分析与基于代表性文献调研的定性分析相结合的方法,从细粒度情感分析领域年度研究主题变化(如图 2),发现现阶段细粒度文本情感分析研究的新任务及新技术;同时结合文献精读,对该领域最新任务、最新技术的研究进展进行总结。

从最新任务角度,笔者欣喜地发现方面级情感分

析三元组、多粒度情感分析、隐式情感分析、情感依赖关系抽取等任务不仅引起国外学者们的关注,成为领域研究热点,同时也取得了一定的实质性进展。尤其是方面级情感分析三元组任务研究成果,可以一次性给出方面术语、观点词与情感极性的解决方案,可使细粒度情感分析向实际应用更进一步。从最新技术角度,笔者发现机器学习、情感词典、迁移学习为细粒度情感分析的主要技术,其中图卷积神经网络 GCN 等深度学习方法在处理情感依赖关系抽取方面表现优异,而迁移学习技术在解决跨语言、跨领域的情感分析方面潜力巨大。具体研究框架如图 3 所示。

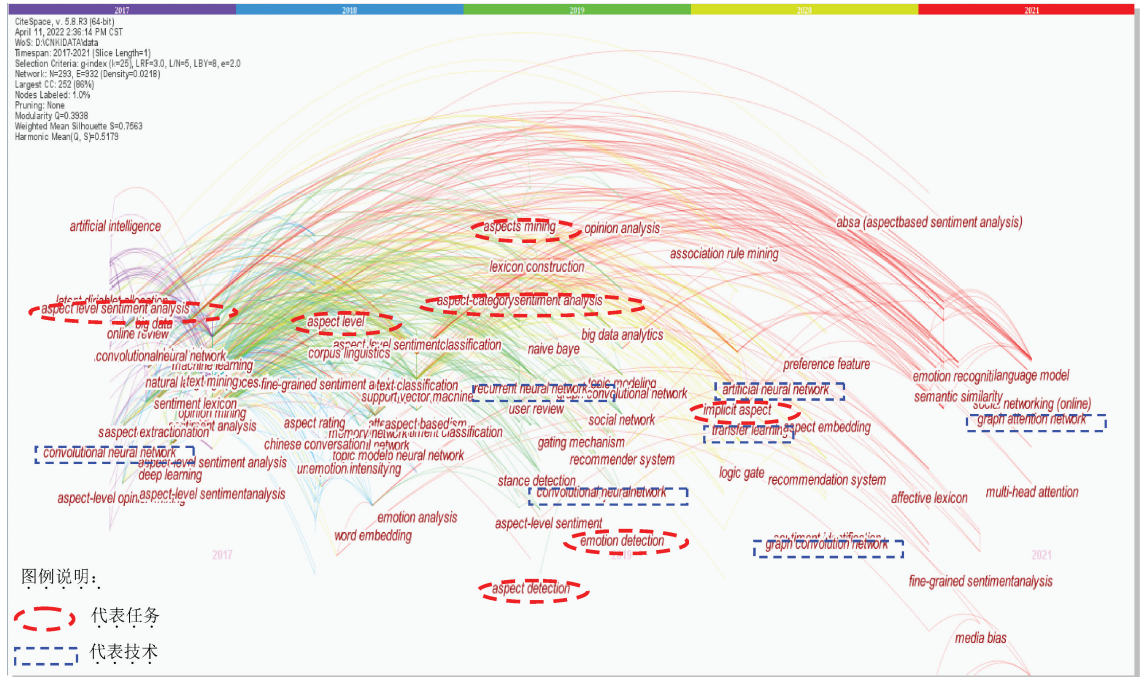


图 2 2017—2021 年细粒度情感分析研究文献主题变化图

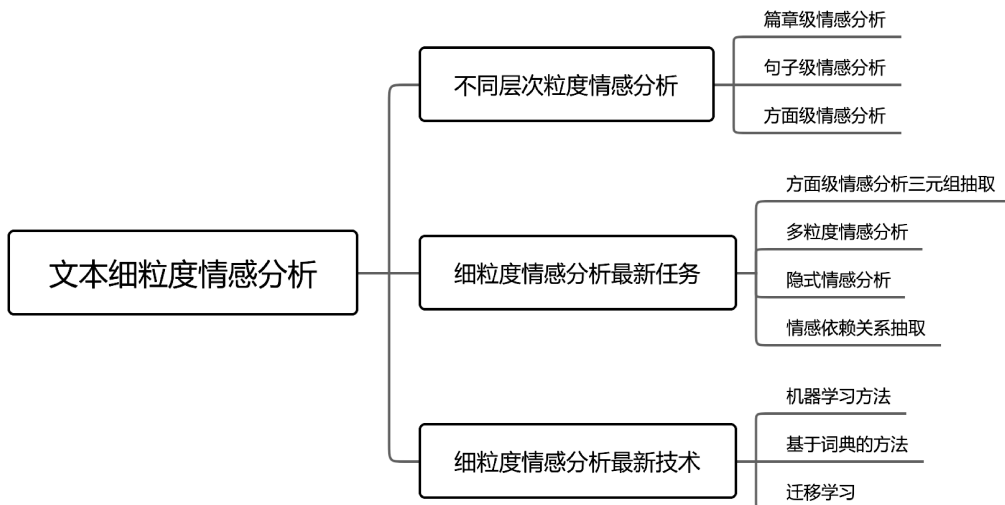


图 3 本文研究框架



## 2 相关研究

### 2.1 篇章级情感分析

篇章级情感分析(Document-Level Sentiment Analysis, DLSA)是对整个篇章(文档)进行情感极性分类的任务,一般分为积极或消极<sup>[5]</sup>。这一层次的分析是假设该文档表达了对单个实体的意见,因此它不适用于评估或比较多个实体的文档<sup>[9]</sup>。文档级情感分析一般采用基于监督的情感分类方法,比如SVM、朴素贝叶斯等机器学习算法;或采用基于词典的无监督情感分类方法,比如SentiWordNet等<sup>[10]</sup>。虽然文档级情感分析研究早期是特征工程与机器学习算法在实际中的直接应用,但随着细粒度情感分析研究的深入,该领域研究也由粗及细,由细补粗,成为多粒度相互结合的应用场景<sup>[12-14]</sup>。郝飞(Hao F)等从细粒度情感分析中得到启发,尝试首先了解文档背后潜在的目标意见分布,然后利用这些细粒度的先验知识进行分类<sup>[12]</sup>。吴正浩(Wu Z H)等针对现有的基于方面的情感分类主要是从短文本(少于100字)中获取情感极性,几乎没有分析长文档(超过500字),提出了面向方面的长文档分层框架<sup>[13]</sup>。魏凌伟(Wei L W)等提出了一种层次交互网络(Hierarchical Interactions Networks, HIN),用于探索摘要和文档之间在多粒度上的双向交互学习,以提高情感分类性能<sup>[14]</sup>。

从以上篇章级情感分析研究可以看出,随着细粒度情感分析方法的研究深入,粗粒度情感分析也得到了改进与提升。

### 2.2 句子级情感分析

相较于篇章,句子较短,包含的情感信息也更少,因此句子级情感分析(Sentence-Level Sentiment Analysis, SLSA)较篇章级情感分析更难。句子级情感分析假设一个句子只表达一个观点,即一种情感<sup>[5]</sup>。无法使用刘冰(Liu B)的五元组( $e_j$ ;  $a_{jk}$ ;  $so_{ijkt}$ ;  $h_i$ ;  $t_i$ )对其定义,因为句子级情感分析不关注观点评价对象 $e_j$ 、观点持有者 $h_i$ 和观点发布时间 $t_i$ 等信息的抽取与识别<sup>[15]</sup>。句子级情感分析与篇章级情感分析的技术方法相似,但解决的重点问题不同。(1)该项任务的第一步为主客观分类,即是对含观点和不含观点的句子进行划分<sup>[16]</sup>。针对这一问题,桑吉塔(Sangeetha K)等利用双积分条件随机场(Bi-Integrated Conditional Random Fields, Bi-CRF)来寻找给定句子的目标,取得了很好的效

果<sup>[17]</sup>。(2)每个句子在一篇文档中,不是单独存在的,需要理解上下文信息。针对这一问题,亚达夫(Yadav A)等提出了一种基于深度语言无关的多级注意的卷积双门控网络(A Deep Language-independent Multilevel Attention-based Conv-BiGRU Network, MACBiG-Net),通过关注文本的局部特征以及上下文信息,来捕捉文档中句子情感分类线索<sup>[18]</sup>。(3)原有句子级情感分析往往忽略每个句子对整个文本重要性的差异。针对这一问题,王平(Wang P)等提出一种多头自我注意的句对句注意网络(A Sentence-To-Sentence Attention Network, S2SAN)<sup>[19]</sup>,取得较好的效果。

尽管篇章级、句子级情感分析已较为成熟,但它们都是假定一段文本表达的情感是统一的、一致的,这在现实中往往不成立,如“这是一个超薄、时尚、好看的计算机,但是触摸板非常令人沮丧!”在这个描述中,“计算机”有三个正向观点:“超薄”“时尚”“好看”,“触摸屏”有一个负向观点:“令人沮丧”;无法简单将句子归结成统一情感,因此篇章级、句子级情感分析方法无法满足更细粒度的情感分析需求<sup>[4,20-21]</sup>。

### 2.3 方面级情感分析

细粒度情感分析,主要包括方面级情感分析(Asspect-Level Sentiment Analysis, ALSA;或Aspect-based Sentiment Analysis, ABSA),旨在明确特定方面相关的情感,一般包括三个要素<sup>[22]</sup>:方面术语(Asspect Term)、观点词(Opinion Term)和情感极性(SP, Sentiment Polarity)。如图4所示:

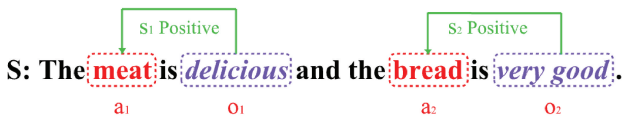


图4 方面级情感分析的三要素关系示例

句子中“meat”“bread”为方面术语,情感极性都为正向,“delicious”“very good”为观点词。围绕这三个要素,共有7项任务<sup>[23]</sup>,如表1所示。

方面提取(Asspect Term Extraction, ATE):从句子中提取所有方面术语。观点提取(Opinion Term Extraction, OTE):从句子中提取所有观点词。方面级情感分类(Asspect-level Sentiment Classification, ALSC):预测句子中每个给定方面术语的情感极性。面向方面的观点抽取(Asspect-oriented

表 1 细粒度情感分析的子任务

序号	子任务	输入	输出	任务类型
1	方面抽取	句子 S	方面术语 a	抽取
2	观点抽取	句子 S	情感极性 s	抽取
3	方面级情感分类	句子 S+方面 a <sub>1</sub>	情感极性 s <sub>1</sub>	分类
		句子 S+方面 a <sub>2</sub>	情感极性 s <sub>2</sub>	
4	面向方面的观点抽取	句子 S+方面 a <sub>1</sub>	观点词 o <sub>1</sub>	抽取
		句子 S+方面 a <sub>2</sub>	观点词 o <sub>2</sub>	
5	方面抽取和情感分类	句子 S	(方面 a <sub>1</sub> , 情感极性 s <sub>1</sub> ) (方面 a <sub>2</sub> , 情感极性 s <sub>2</sub> )	抽取 & 分类
6	关联对抽取	句子 S	(方面 a <sub>1</sub> , 观点词 o <sub>1</sub> ) (方面 a <sub>2</sub> , 观点词 o <sub>2</sub> )	抽取
7	三元组抽取	句子 S	(方面 a <sub>1</sub> , 观点词 o <sub>1</sub> , 情感极性 s <sub>1</sub> ) (方面 a <sub>2</sub> , 观点词 o <sub>2</sub> , 情感极性 s <sub>2</sub> )	抽取 & 分类

Opinion Extraction, AOE);为句子中的每个给定方面抽取成对的观点词。方面提取和情感分类 (Aspect Term Extraction and Sentiment Classification, AESC);同时提取方面术语以及相应的情感极性。关联对抽取 (Pair Extraction, Pair);同时抽取方面术语和相应的观点词。三元组抽取 (Aspect Sentiment Triplet Extraction, ASTE);同时抽取方面术语、相应的观点词和情感极性。

其中,方面级情感三元组抽取 (Aspect Sentiment Triplet Extraction, ASTE)是方面级情感分析领域最新的子任务<sup>[24]</sup>,在本文第3章会重点阐述。

为清晰反映现阶段细粒度文本情感分析领域的研究热点,发现领域最新研究任务与研究方法,笔者将2020—2021年的细粒度情感分析数据导入Citespace工具,通过Keyword聚类,对比各个年度关键词分布,发现方面提取(对应图5中 aspect extraction、aspect level、aspect category detection、aspect weight、aspect term extraction 等关键词)、方面级情感分类(对应图5中 emotion recognition、feature extraction 等关键词)等传统子任务仍为研究热点,同时也发现了一些新的研究任务与技术方法(详见第3、4节)。

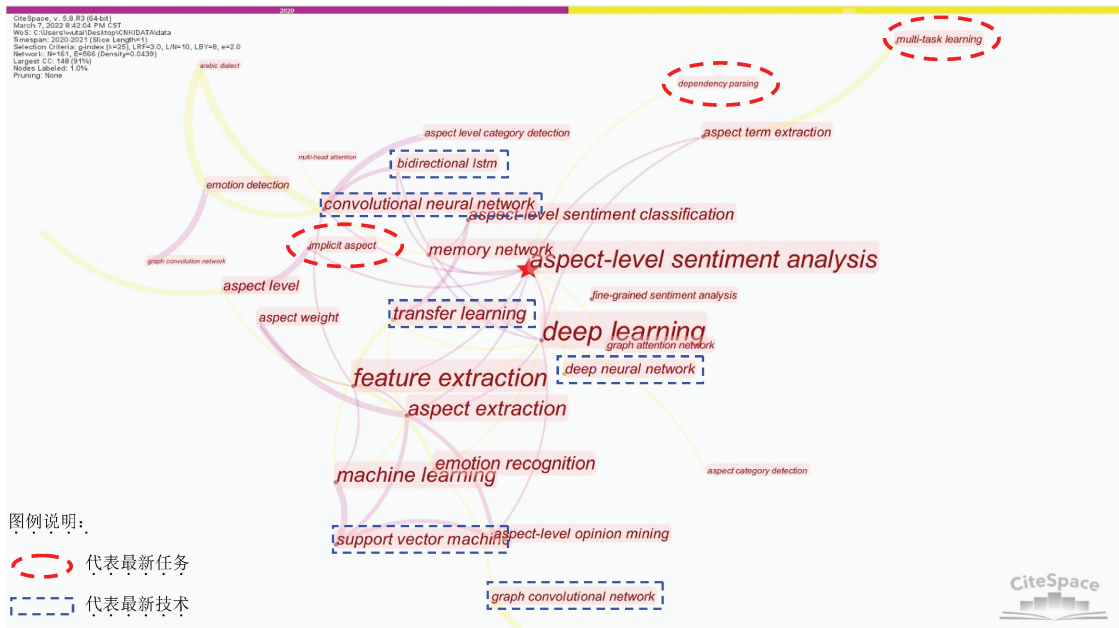


图 5 2020—2021 年方面级情感分析的研究热点



### 3 细粒度情感分析最新任务及研究进展

细粒度情感分析领域的研究是循序渐进的,新任务的发展离不开传统子任务的成果积淀。传统子任务主要解决的是显性方面、观点的提取与情感分类,并取得了一定成果,如拉马斯瓦米(Ramaswamy S L)等人在 Rest16 测试集上的方面级情感分析 F1 值达到 93.77%<sup>[25]</sup>。而伴随着细粒度情感分析方法的深入应用,方面级情感分析研究由单项任务到组合任务,方面提取研究也从显式走向隐式,相继产生了一些新的任务。

笔者通过分年度对比细粒度情感分析最新任务(图 4 红色框标注部分),结合文献精读,总结出近两年细粒度文本情感分析的最新任务为方面级情感分析三元组、多粒度情感分析、隐式情感分析、依赖关系抽取。

#### 3.1 方面级情感三元组抽取

方面级情感三元组抽取(Asspect Sentiment Triplet Extraction,ASTE)是方面级情感分析领域最新的子任务<sup>[24]</sup>,包括方面术语、观点词、情感极性,即: $\langle \text{aspect, opinion, sentiment polarity} \rangle$ 。以往三元组抽取方法通常单独抽取三个组成部分,或者首先识别方面和观点术语,再预测情感极性。自彭海云(Peng H Y)等人首次一次性给出方面级情感分析三元组的解决方案后<sup>[24]</sup>,该方向就引起一些研究者的重视<sup>[23-24,26-29]</sup>,笔者查到近两年三元组抽取文献虽然只有 14 篇,但有 12 篇为 2021 年发表,且该项任务基于基准数据集(14Lap、14Rest、15Rest、16Rest)<sup>[23-24,26-29]</sup>的 F1 值提高速度很快(见表 2),说明该子任务值得关注与总结。

表 2 ASTE 研究对比表

来源	方法	类型	主要特点	数据集	语言	PRE(%)	REC(%)	F1(%)
Zhang W X 等(2021) <sup>[27]</sup>	GAS 模型	文本生成	通过注释样式和提取样式范式来描述目标句子,使用统一的生成模型来解决多重 4 种子任务。ASTE 任务转化为一个代理任务,实验效果好	14Lap	English	—	—	60.78
				14Rest	English	—	—	72.16
				15Rest	English	—	—	62.10
				16Rest	English	—	—	70.10
Xu L 等(2021) <sup>[28]</sup>	SPAN-ASTE 模型	分层/分阶段	该模型对包含多词目标或观点的三元组提出了一种双通道跨度修剪策略,以缓解跨度枚举造成的高计算成本	14Lap	English	63.44	55.84	59.38
				14Rest	English	72.89	70.89	71.85
				15Rest	English	62.18	64.45	63.27
				16Rest	English	69.45	71.17	70.26
Chen S W 等(2021) <sup>[29]</sup>	MTMRC 模型	机器阅读理解框架	将方面情感三元组抽取任务转化为一个多轮机器阅读理解任务,并提出了双向机器学习框架	14Lap	English	65.12	54.41	59.27
				14Rest	English	71.32	70.09	70.69
				15Rest	English	63.71	58.63	61.05
				16Rest	English	67.74	68.56	68.13
Jian S Y B 等(2021) <sup>[26]</sup>	ASTE-RL 模型	分层/分阶段	采用分层强化学习(RL)框架,该模型单个、多个、重叠的三元组抽取任务中,均表现优异	14Lap	English	64.8	54.99	59.50
				14Rest	English	70.60	68.65	69.61
				15Rest	English	65.45	60.29	62.72
				16Rest	English	67.21	69.69	68.41
Yan H 等(2021) <sup>[23]</sup>	BARTAB 模型	端到端	实现基于统一任务的端到端的 BART 生成目标序列,将 7 个方面级情感分析子任务放到统一框架内处理	14Lap	English	61.41	56.19	58.69
				14Rest	English	65.52	64.99	65.25
				15Rest	English	59.14	59.38	59.26
				16Rest	English	66.6	68.68	67.62
Peng H Y 等(2019) <sup>[24]</sup>	双层 ASTE 方法	分层/分阶段	最初提出了一种提取方面级情感三元组(ASTE)的双层方法,无需特定领域或三元组训练数据	14Lap	English	40.40	47.24	43.5
				14Rest	English	44.18	62.99	51.89
				15Rest	English	40.97	54.68	46.79
				16Rest	English	46.76	62.97	53.62



现有针对 ASTE 任务的解决方法可分为基于分层、机器阅读理解、文本生成、端到端的三元组抽取方法。

### (1) 分层/分阶段的 ASTE 方法

彭海云(Peng H Y)等人构建了双层 LSTM 神经网络,用于方面抽取、方面情感分类和观点词抽取,并使用图卷积网络组件捕获依赖信息,一次性回答了方面术语是什么(What)、其情感极性如何(How)以及为什么是这样的情感极性(Why)<sup>[24]</sup>。该方法第一阶段通过联合标记抽取候选方面术语、情感极性及观点词。第二阶段将候选方面术语和观点词结合起来,确定它们之间的成对情感关系。该方法无需特定领域或三元组的训练数据,通过距离来获取方面术语与观点词之间的关系,该研究在 14Rest 数据集上 ASTE 任务的 F1 值达到 51.89,成为 ASTE 领域的重要基线。

经过后面的研究(详见表 2),发现该方法存在一定的不足,主要是方面情感往往由方面上表达的观点词所决定,这种分阶段的方法打破了三元组结构中的相互作用。此外,流水线方法通常会遇到错误传播问题。这在后面的研究中得到了改进,从而提升了性能。

简(Jian S Y B)等(2021)采用分层强化学习方法,将 ASTE 任务分解为面向方面的情感分类、观点词抽取、方面术语抽取等 3 个子任务,并将其分为两个层级<sup>[26]</sup>。首先通过高层级的情绪扫描,识别并标记某个方面数据表达的情感极性;然后在低层级开展观点词和方面术语抽取,并将抽取结果作为情绪的参数进行序列标注;从低层级处理完后返回高层级情感扫描,直至完成。该模型中加入了多轮机器阅读理解方法,以进一步改进子任务间的交互。经实验,ASTE 任务在 14Rest 数据集的 F1 值为 69.61%。

徐璐(Xu L)等提出了一种双通道 span 剪枝策略,该策略结合了来自方面术语抽取(ATE)和观点词抽取(OTE)任务的监督<sup>[28]</sup>。该策略不仅提高了计算效率,而且能更准确地区分观点和目标范围。该模型使用 BiLSTM、BERT 编码器在 4 个基准数据集上进行了验证,其中 14Rest 数据集的 F1 值为 71.85%。

### (2) 基于端到端的 ASTE 方法

严航(Yan H)等将包含方面级情感三元组抽取

等 7 个子任务目标重新定义为由指针索引和情感类索引混合的序列,而后将所有子任务转换为统一的生成公式<sup>[23]</sup>。在统一公式的基础上,利用 BART 预训练模型在端到端框架中求解所有子任务。经实验证明,该框架性能优异,基于 14Rest 数据集的 ASTE 任务 F1 值为 65.25%。

### (3) 基于文本生成的 ASTE 方法

基于彭海云(Peng H Y)的研究<sup>[24]</sup>,张文轩(Zhang W X)等提出基于生成方面的情感分析(the Generative Aspect-based Sentiment analysis, GAS),为此定制了两种范式,即注释样式和提取样式建模<sup>[27]</sup>。在注释风格范例中,为了指出方面和观点术语之间的关系,以[aspect | opinion | sentiment polarity]的形式将相关的观点修饰符附加到每个方面术语,以构建目标句子;在提取样式建模中,将所需的方面(包括隐式方面)三元组(aspect1, opinion1, sentiment polarity1);(aspect2, opinion2, sentiment polarity2)串联起来作为目标输出。基于上述 GAS 统一框架,张文轩(Zhang W X)等对包含 ASTE 在内的 4 种方面级情感分析任务进行了对比实验,经实验验证,该框架在 14Rest 数据集上 ASTE 任务的 F1 值达到 72.16<sup>[27]</sup>。该研究是将 ABSA 任务转化为文本生成问题的初步尝试。

### (4) 基于机器阅读理解框架的 ASTE 方法

机器阅读理解 MRC 方法是基于给定的上下文来回答特定的问题。基于 BERT 的 MRC 一般会把问题和上下文进行拼接,送入 BERT 中得到隐藏层表示。陈少伟(Chen S W)等将 ASTE 任务转化为多轮机器阅读理解(Multi-turn Machine Reading Transform, MTMRC)任务,并提出了一个双向机器阅读理解框架,设计了三种类型的查询,包括非限制性抽取查询、限制性抽取查询和情感分类查询,以建立不同子任务之间的关联<sup>[29]</sup>。此外,考虑到一个方面情感三元组可以来自一个方面或一个观点表达,设计了一个双向机器阅读理解结构。一个方向依次识别方面、观点和情感极性以获得三元组,而另一个方向首先识别观点,然后识别方面,最后识别情感极性。这两个方向相互补充,可以更全面地识别方面情感三元组。经实验验证,该研究在 14Rest 数据集上 ASTE 任务的 F1 值达到 70.69。

经过以上研究,相较于最初彭海云(Peng H Y)的研究结果<sup>[24]</sup>,ASTE 任务在 4 个基准数据集的 F1



值增长超过 10 个百分点,总体而言,针对句子中单个方面的情感分析三元组方面抽取有了很大进步,但在多重三元组抽取方面仍不够理想,是未来努力的方向。

### 3.2 多粒度情感分析

多粒度情感分析(Multi-grained Sentiment A-

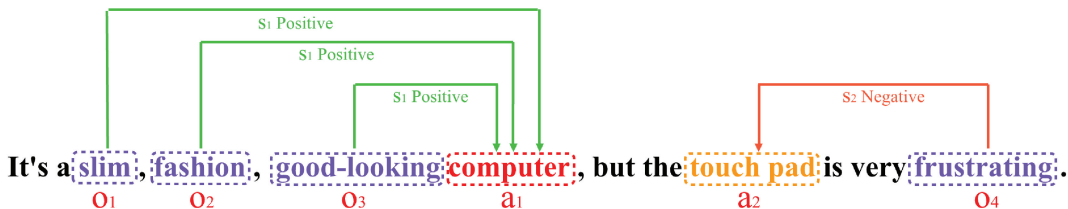


图 6 多粒度情感分析元素关系示例

在这个描述中,需提取多个方面,即一个是一般方面“computer”和一个特殊方面“touch pad”。其中有三个具体意见“slim”“fashion”“good-looking”,以及一个总体意见“frustrating”。最后,对提取的方面进行分类和汇总。“computer”上的“slim”“fashion”“good-looking”是积极的观点,而“touch pad”上的“frustrating”是消极的观点。

由此可见,多粒度情感分析对于分析复杂语境、明确多重方面的总体观点具有实际的研究意义,具有代表性的方案有:

在粒度的区分方面,一些研究者通过粗细粒度分类器或变换器,以获得上下文的短语级表示,取得了一些进展<sup>[31-32]</sup>。唐飞龙(Tang F L)等提出了一种联合的基于方面的情感主题模型(Joint Aspect-Based Sentiment Topic, JABST),用于识别方面和观点粒度的方法,该模型对方面、观点、情感极性和粒度联合建模,以提取多粒度的方面和观点<sup>[33]</sup>。在这项工作中,方面和观点粒度分为一般和特定粒度。一般方面和观点指的是大多数评论中包含的基本观点或背景词,而特定方面和观点则用于捕捉一些细粒度的特征,因此特定方面的观点可以在评论中捕捉到比单粒度情绪分析更准确的信息。最后,对提取的方面进行分类和汇总。此外,通过监督学习,提出了基于最大熵的 JABST 模型(MaxEnt-JABST),以提高观点和方面提取的准确性和性能。该模型通过对电子设备和餐厅的评论实验结果表明,所提出的模型优于基线,可以较好地识别细粒度的方面和观点。

注意力机制被广泛应用于多粒度情感分析领域<sup>[34-36]</sup>。其中,甘陈泉(Gan C Q)等提出了一种用于多实体情绪分析的基于自注意的分层扩张卷积神

nalys)是根据表达情感信息量的多少来区分粒度层次<sup>[30]</sup>,并对不同粒度层次的内容进行情感分析。在线评论的细粒度情感分析在许多应用中发挥着越来越重要的作用,这里的关键技术是如何有效地提取多粒度方面,识别相关的观点,并对情感极性进行分类,如图 6 所示。

神经网络(SA-HDCNN, Self-Attention based Hierarchical Dilated Convolutional Neural Network),该网络将任务直接转化为避免分解的序列标记问题,并适用于并行计算<sup>[35]</sup>。具体来说,SA-HDCNN 主要由编码、特征提取和解码模块组成。编码模块将输入句子映射到一个包含语义和情感信息的单词嵌入矩阵中。接下来,由特征提取模块分别通过 HDCNN 结构和自我注意机制学习编码句子的多尺度局部特征和词间全局相关性。然后,解码模块输出标签序列,从而完成对多个目标实体及其对应情感极性的自动识别。该模型在 Review(F1: 63.33%)和 Twitter(F1: 73.04%)多方面数据集上进行了验证,既不限目标实体的数量,也不依赖任何特定领域的信息或优先功能,表明该方法具有很好的适用性。

在提升多粒度预训练任务方面,陈越泽(Chen Y Z)等提出了基于 ALBERT 的多粒度注意力表示方法(MGAR-ALBERT),它可以学习句子和多个方面的相关信息表示,同时将其集成到多粒度的句子建模过程中,最终得到全面的句子表示;同时在 n-gram 中引入噪声线性余弦衰减方法,以避免预训练中对方面遮掩的影响,优化预训练任务<sup>[36]</sup>。该方法基于 Rest14 数据集得到的 F1 值为 77.68%。

国内也有一些研究者利用序贯三支决策方法来构建多层粒结构,从最粗粒度层级到最细粒度层级进行一系列的多阶段三支决策,在每一步决策时对信息不充分的对象采取延迟决策的策略<sup>[30, 37-39]</sup>。三支情感分类决策分别是正向决策、负向决策和延迟决策。在每一粒层,当现有信息充分时,可以直接作出接受或拒绝的判断;而对当前信息不能支持其作出决策时,可以将对象划分到边界域中,并在更细粒



层下获取更充分的信息后对其进行划分,依此类推,直到边界域中的对象被逐渐划分到正域或负域中。杨新等在原有的基础上,提出了基于时空多粒度的序贯三支情感分析方法,利用随时间增加的数据和拟合度较高的特征空间,构造具有时空特性的多层粒结构,平衡误分类代价和训练代价<sup>[39]</sup>。

总体而言,多粒度情感分析复杂度较高,目前在分层或分类决策、注意力机制等方面开展了一些研究,但其性能、准确度仍有待进一步提高。

### 3.3 隐式情感分析

隐式情感分析(Implicit Sentiment Analysis)的

核心任务是对隐式方面的提取。在方面级情感分析过程中,特征提取是一个关键过程,它可以是隐式的,也可以是显式的<sup>[40]</sup>。已有研究多数都是针对显式方面进行抽取,而较少对隐式方面进行深入研究。图比沙(Tubishat M)等、甘甘沃(Ganganwar V)等对2005年至2018年间的隐式方面情感分析文献进行调研,发现以往研究主要是基于无监督和半监督的方法提取句子中的隐性特征<sup>[40-41]</sup>。笔者重点对2020年以来的隐式方面抽取进行了研究,发现研究主要通过词共现、属性聚类、依赖关系分析等方法提高隐式方面抽取效果(见表3)。

表3 隐式方面抽取研究对比表

来源	方法	类型	数据	语言	局限及下一步工作	PRE(%)	REC(%)	F1(%)
Mir J 等 (2022) <sup>[42]</sup>	一种多层次的电影隐式方面识别知识工程方法	依赖关系分析	电影评论	English	利用其他任务评估该模型,并不断改进	80	74	76
			数码产品顾客评论数据	English		93	92	93
Zhang J 等 (2021) <sup>[43]</sup>	一种结合词嵌入、共现信息和依赖性分析的隐式方面提取方法	词共现 & 依赖关系分析	携程网 57734 家中国酒店的在线评论数据	Chinese	首先,由于缺乏标记良好的训练语料库,很难直接使用机器学习方法对在线评论进行细粒度感知分析。为了确保识别的准确性,部分学习数据是手动构建的,需要手动更正,这无法完全自动化 未来将半监督学习方法用于构建更多标注良好的语料库,以实现更准确的目标识别和更高效的情感分析	78	68.7	73
Rana T A 等 (2020) <sup>[44]</sup>	ML-KB+模型,一种考虑隐式方面线索的多层识别模型,主要使用共现、相似性技术	词共现	SemEval 2014 数据集	English	隐式方面线索识别方法还需要改进; 未来通过对方面与观点之间的复杂关系识别来提升性能;同时计划结合序列规则与语义关系来改进隐式方面抽取方法	76	88	82
			数码产品顾客评论数据	English		77	90	83
Xu Q N 等 (2020) <sup>[45]</sup>	NMFIAD模型,一种基于非负矩阵分解的隐式方面识别方法。	属性聚类	SemEval 2015 数据集	English	—	56.58	98.55	72.2

拉纳(Rana T A)等提出了一种使用共现和基于相似性技术来识别隐含方面的多层次方法<sup>[44]</sup>。该模型不仅使用了观点词共现,而且还利用了显式方面和领域相关的观点词(概念)来正确识别用户意见的隐含方面。该研究的重点是提取用户意见的隐式方面线索(Implicit Aspect Clues, IACs),并借助

隐式方面线索识别用户意见的真实目标。具体方法分为两步:第一步是制定句子中隐式方面线索的识别规则;第二步是将提取出来的线索分配给句子中的方面。该模型不仅可以提取与意见词相关的隐式方面线索,还可以将线索分配给未识别出关联的观点词。该方法基于 SemEval 2014、数码产品用户评





论数据集进行了实验,结果优于 Importance Score (IS)、Context-based (CB)、Context-Weight (CW) 等 3 种隐式方面识别基线方法。许倩楠(Xu Q N)等提出了一种基于非负矩阵分解(NMF)的隐式方面识别方法<sup>[45]</sup>。该方法基于方面和观点词之间的相互关系对方面进行聚类,并利用方面集合和观点集合之间的内在关系来提高聚类性能;同时构造了一个分类器来识别和预测目标隐含方面。该研究在 CR 和 ABSA15 数据集上得到了验证,F1 值为 0.722,取得了很好的性能,尤其适合在大型数据集上的隐式方面识别。

现有的隐式方面识别研究大多是针对特定方面的产品评论,而忽略了句子的依赖性。针对这一问题,米尔(Mir J)等提出了一种多层次的电影隐式方面识别知识工程方法<sup>[42]</sup>。第一步是使用 BiLSTM-CRF 来识别显式方面,而后将识别出的显式方面作为方面映射算法的输入来推断隐式方面。它可以从独立句和三种依赖句中识别隐式方面。这项研究基于 5 万条大型电影评论数据集进行了实验。结果表明,隐式方面提取的 F1 值为 0.76,优于 NMFAD 和 ML-KB+模型。

为了识别隐藏在在线评论中的评价属性,张晶(Zhang J)等提出了一种结合词嵌入、共现信息和依赖性分析的方法,该方法可以帮助以无监督方式获取词义信息和依赖关系,并能有效地发现隐藏的属性<sup>[43]</sup>。该研究定义了一个情绪三元组(名词、形容词和副词)来表示在线评论中包含的情绪元素,并使用依赖关系解析技术来识别情绪元素之间的依赖关系,有效地提高了评价属性及其情感值的识别性能。该方法基于携程网在线酒店评论数据进行了验证,F1 值为 0.73。结果表明,这种结合词嵌入、共现信息和依赖性分析的隐式方面提取方法优于单一方法。

### 3.4 情感依赖关系抽取

多个方面的情感极性之间的潜在相关性,即为情感依赖(Sentiment Dependency),情感依赖问题是方面级情感分析需要解决的问题<sup>[46-50]</sup>。目前主要是基于句法结构的情感依赖关系抽取。

#### (1) 基于句法结构树的情感依赖建模

虽然情感依赖和句法依赖不是严格等价,但研究人员试图基于句法依赖树建立情感依赖模型,并取得了一些进展。孙凯(Sun K)等提出了基于独立树的情感依赖关系抽取模型,并获得了很好的性能<sup>[46]</sup>。徐宽

弘(Xu K H)等和张晨(Zhang C)等,使用带有注意机制的 GCN(Graph Convolutional Network)来学习依赖树,依赖树可以缩短语法相关单词之间的距离,可以有效地从图形结构数据中提取信息,以获得预期效果<sup>[47-48]</sup>。

#### (2) 基于情感模式的情感依赖建模

杨航(Yang H)等发现大多数情感依赖发生在相邻的方面之间,并将具有相同情绪连续方面定义为情绪簇<sup>[49]</sup>。基于此,该研究提出了利用情绪模式(Sentiment Patterns)来指导模型的依赖关系学习。该情绪模式包括情绪集群(Sentiment Cluster)、情绪一致性(Sentiment Coherency)两种,情绪集群是指用户倾向于根据情感极性类别对方面进行聚类;情绪一致性,是指在启发式思维的情况下,用户可能会在任何思维暂停时,提出一个与预先评论的方面具有相同极性的方面。情绪一致性模式分为全局一致性和局部一致性。

该研究引入局部情绪聚合(LSA)机制,重点学习情绪聚类中的情绪依赖性;同时提出了聚合窗口构建的差异权重来衡量情绪依赖的重要性,并在 Lap14(F1:78.35%)、Rest14(F1:81.04%)、Rest15(F1:72.22%)、Rest16(F1:79.50%)等四个公共数据集上进行实验,实现了很好的性能。由于没有额外的依赖矩阵构造和建模,该方法比原有基于依赖树的模型更有效。

## 4 细粒度文本情感分析最新技术

基于原有研究成果<sup>[4,6,11,50-55]</sup>,笔者通过分年度对比细粒度情感分析最新技术情况(见前文图 2、图 5),发现目前细粒度文本情感方法仍为基于机器学习的方法、基于情感词典的方法,其中在机器学习方法中,深度学习方法被广泛应用。现阶段使用最多的技术方法依次为 CNN、DNN、GCN、SVM、LSTM/BiLSTM、RNN、Ontology、LDA、lexicon 等,如前文图 5 蓝色框标注部分所示。

细粒度情感分析是一个活跃而蓬勃发展的研究领域,具有很强的实际应用价值。在该领域,研究人员不断提出、评估和比较不同的方法,目的是提高细粒度情感分析的性能,找到可以解决该领域挑战的方法。本节的目的是对细粒度情感分析的近期常用方法进行概述。



#### 4.1 基于机器学习的情感分析方法

深度学习的方法优于传统机器学习方法,目前已广泛应用于细粒度情感分析领域,主要包括图卷积网络 GCN、深度神经网络 DNN、卷积神经网络

CNN、递归神经网络 RNN 等,相关理论方法已在相关研究中有所阐述<sup>[51-52]</sup>,本节重点总结现阶段细粒度情感分析领域的深度学习技术特点、基线,具体见表 4。

表 4 深度学习对比表

序号	名称	特点	在 ABSA 领域的应用案例	来源作者	数据集	ACC (%)	F1 (%)		
1	GCN	优点: GCN 能够建模拓扑关系,可以有效地从图形结构数据中提取信息,以获得预期效果	提出一种基于 Sentic net 的图卷积网络(Sentic GCN),通过整合 SenticNet 中的情感知识来构建图神经网络,以增强句子的依赖图	Liang B 等 (2022) <sup>[56]</sup>	Rest14	84.03	75.38		
					Lap14	77.90	74.71		
					Rest15	82.84	67.32		
					Rest16	91.97	79.56		
					Rest14	84.46	76.33		
					Lap14	80.37	76.68		
		不足: 准确性受到噪声信息和依赖树解析性能的限制	提出了一种增强注意力的图卷积网络(AEGCN-BERT),用于多头注意的方面级情感分类(MHA)	Xu G T 等 (2021) <sup>[57]</sup>	Rest15	83.92	67.08		
					Rest16	89.61	70.71		
					Twitter	75.99	75.01		
					Rest14	82.11	73.46		
					Lap14	76.91	72.76		
					Rest15	80.81	64.99		
2	DNN	优点: 模型训练时间少; 容易与其他深度学习模型对比	提出了一个联合框架 SenHint, 该框架将 DNN 的输出和语言提示的含义集成到一个基于马尔可夫逻辑网络(MLN)的连贯推理模型中	Wang Y Y 等 (2021) <sup>[59]</sup>	Rest15	81.66	77.98		
					Lap15	87.98	86.41		
					Rest16	89.68	84.12		
					Lap16	86.19	84.65		
					Rest14	86.61	64.15		
					Lap14	79.39	61.37		
		不足: 过度拟合; 模型复杂	使用 BERT 输出作为优化的 DNN 网络的输入, 并使用 DNN 网络进行进一步分类, 以获得更好的方面级情感分类性能	Zhang Y X 等 (2020) <sup>[60]</sup>	Twitter	77.31	73.40		
					Rest14	86.61	64.15		
					Lap14	79.39	61.37		
					Twitter	77.31	73.40		
					Rest14	86.61	64.15		
					Lap14	79.39	61.37		
3	CNN	优点: 高准确性、快速训练	带有注意机制的 RecogNet-LSTM+ CNN 模型在方面分类和观点分类方面表现出了优越的性能	Ramaswamy S L 等(2022) <sup>[25]</sup>	Rest14	92.76	93.82		
					Lap14	89.06	87.18		
					Rest15	91.70	92.74		
		不足: 设计起来较为复杂; 池化层容易丢失位置或顺序特征			提出了一种统一位置注意的神经网络(UP-CNN), 以解决 ACSA 中方面位置的缺失问题	Wang W Y 等(2021) <sup>[61]</sup>	Rest16	94.81	93.77
							Rest14	94.43	—
							Rest14	94.43	—
4	RNN	优点: 容易捕捉到顺序数据; 高可靠性	提出了一个考虑方面位置信息的递归神经网络(PG-RNN)模型, 该模型可以动态集成全局和局部信息, 用于基于方面的情感分类	Bai Q C 等 (2022) <sup>[62]</sup>	Rest14	81.74	72.10		
					Lap14	74.92	69.68		
					Rest15	82.59	69.92		
		不足: 要求更长的训练时间; 模型复杂且计算成本高					Rest16	90.26	68.10
							Twitter	75.19	75.40
							Twitter	75.19	75.40



## 4.2 基于词典的情感分析方法

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<sup>[63]</sup>。随着网上一些新词汇的大量出现,基于情感词典的方法在这些新的语料上表现不佳,甚至出现错误<sup>[64]</sup>。目前 SentiWordNet 在细粒度情感分析领域使用最为广泛<sup>[52]</sup>,如:伊曼(Aboelela E M)等将 SentiWordnet 应用于方面术语提取,构建了基于语义关系的方面术语提取(SALOM)模型,该模型在 M-phone 数据集上的 F1 值达到 97.7,效果很好<sup>[65]</sup>。经归纳,笔者认为基于词典的情感分析研究呈现以下趋势。

(1)情感词典逐渐不再独立使用,而是与深度学习算法相结合,通过知识增强<sup>[66]</sup>,提升细粒度情感分析的性能。如:梁斌(Liang B)等将 SenticNet 与 GCN 相结合,构建图神经网络,以增强句子的依赖图,取得了很好的效果<sup>[56]</sup>。詹恩(Jain P K)等将 SenticNet 纳入 BERT-DCNN 模型,使其能够实现概念层面的情感分析<sup>[67]</sup>。

(2)MPQA、How net、NTUSD、情感词汇本体库等传统情感词典逐渐成为种子词典,成为特定领域情感词典构建的基础组件<sup>[68-71]</sup>。

本节对常用的情感词典进行了梳理,并总结了相应特点与最新利用情况,具体见表 5。

表 5 常见的词典

名称	特点	语种	词数/个/组	在 ABSA 领域的应用案例	来源作者	数据集	PRE(%)	REC(%)	F1(%)
WordNet [52,72-75]	根据语义和词汇关系对词汇(如动词、名词)进行分组。常用于隐式方面提取与语义消歧义	多语种(英语、中文、西班牙语,意大利语,韩国等)	117000	提出弱监督学习(ATE-SEM)模型,该模型利用 WordNet 辅助方面术语提取	Tao J 等(2020) <sup>[75]</sup>	Rest14-16	—	—	85.32
SentiWordNet <sup>[52]</sup>	将 WordNet 含义一致的词语合并在一起,并赋予情感极性。它是 ABSA 领域使用最广泛的词典	英文	117000	提出基于语义关系的方面术语提取(SALOM)模型,该模型利用 SentiWordnet 来扩展方面术语的同义词、上义词及下义词关系	Aboelela E M 等(2021) <sup>[65]</sup>	M-phone D-camera Mp3-player	97 97.5 90	98.7 88 92	97.7 91.3 88.8
SenticNet [52,56,67]	SenticNet 提供了语义、情感、极性关联的自然语言概念。它与深度学习技术结合,共同执行 ABSA 任务	英文	2000000	提出一种基于 SenticNet 的图卷积网络(Sentic GCN),通过整合 SenticNet 中的情感知识来构建图神经网络,以增强句子的依赖图	Liang B 等(2022) <sup>[56]</sup>	Rest14 Lap14 Rest15 Rest16	—	—	75.38 74.71 67.32 79.56
MPQA <sup>[52]</sup>	MPQA 是包含主观线索和上下文语境极性的列表。常用于领域或主题情感词典构建	英文	20611	提出了基于多层主题监督模型的情感词典(TaSL),用于解决很多情感词汇在不同主题下情感极性不同的问题。经验证,基于 MPQA 的 TaSL 模型在数据集 SEMEVAL13 上的 ACC 值为 66.8%	Deng D 等(2019) <sup>[68]</sup>	SEMEVAL13	—	—	—

名称	特点	语种	词数/个/组	在 ABSA 领域的应用案例	来源作者	数据集	PRE(%)	REC(%)	F1(%)
HowNet <sup>[76]</sup>	HowNet 分为中英文各小类词典,包括正(负)情感词、正(负)评价词、主张词以及程度副词共 6 类。输出正负情感词、程度副词和主观词汇	中文、英文	9193	提出了 BiGRU-Attention 与门控机制相结合的文本情感分类模型,并将 HowNet 作为种子情感词典	张瑾等(2021) <sup>[69]</sup>	大众点评用户评论以及 AIchallenger 2018 数据集	72.17	72.39	72.18
NTUSD <sup>[76]</sup>	只对情感词进行了正负极性的判断。输出正负情感词;情感短语;副词和情感词的组合	中文	11086	提出基于 NTUSD 和 HowNet 构建情感词典的综合算法	张志刚(2019) <sup>[70]</sup>	新闻评论(1000 条)	81.59	80.77	80.35
情感词汇本体库 <sup>[76]</sup>	从不同角度描述一个词语或短语,包括词语词性种类、情感类别、情感强度及极性等信息。该库将情感词分为 7 大类,21 小类。输出正向、负向、中性情感词	中文	27466	提出一种基于 CRF 的细粒度情感分析方法,并利用情感词汇本体库和 HowNet 建立了种子词典,用于观点提取	王娜娜(2017) <sup>[71]</sup>	宾馆领域评论集	—	—	69.33

#### 4.3 迁移学习

迁移学习(Transfer Learning, TL)是一种利用数据、数据分布、模型任务等的相似性,将一个领域中已经学习到的知识应用到新领域的方法<sup>[77]</sup>。方面级情感分析是针对一个评论中涉及多种方面类别时的情感分析,现有方法通常利用方面级数据集在神经网络模型上直接进行训练,但已标注的方面级训练数据规模较小,导致模型不能充分学习而性能受限<sup>[44]</sup>。迁移学习非常有用,可用于将获得的情感分类能力从一个领域转移到另一个领域,快速构建方面级数据集<sup>[78-79]</sup>。孙佳慧等通过目标函数及注意力融合方法,将文档级情感分析模型中的注意力权重融合到方面级情感分析模型中,从而使方面级文本情感分析性能得到提升<sup>[78]</sup>。

原有迁移学习模型输出层使用的 softmax 功能仅支持单标签分类任务,故原有迁移学习模型并不支持多标签分类<sup>[77-79]</sup>;针对这一问题,陶杰(Tao J)等设计了一种多标签的语义分析方法,并在 Yelp 数据集上做了验证,效果超过基线<sup>[80]</sup>。另外在跨语言学习方面,苯索坦(Bensoltane R)等提出一种面向阿拉伯语的方面级情感分析迁移学习模型,该模型在方面术语提取、方面类别检测任务的总体增强率分别超过基线 6%和 19%<sup>[81]</sup>。

## 5 总结与展望

近年来细粒度情感分析研究热度很高,对于方

面和观点抽取、情感分类等基础任务已经有了很多研究与阐述<sup>[4,11,15,51-55]</sup>,本文重点聚焦该领域的新近问题,探讨细粒度情感分析的最新任务、关键技术与发展趋势。

本文基于 Citespace 对文本细粒度情感分析领域文献进行了主题变化研究,研究发现,方面级情感三元组抽取、多粒度情感分析、隐式情感分析、情感依赖关系抽取为本领域最新任务,且取得了明显的研究进展。笔者认为,随着深度学习、迁移学习等技术在该领域的不断深化,以上任务有望取得更大进步。

尽管细粒度情感分析领域发展整体走势良好,但长期以来一直横亘于该领域科学研究与实际应用之间的难点仍然存在,主要包括讽刺识别、复指与共指消解、语义消歧、跨语言情感分析等,这些难点不仅属于文本细粒度情感分析领域,更是自然语言处理范畴需要解决的难题。

#### (1) 讽刺识别

由于讽刺表达在我们日常生活中被广泛使用,而讽刺的复杂性和模糊性使得讽刺识别成为一项极具挑战性的工作<sup>[82]</sup>。虽然一些研究者已经开展了这方面的研究<sup>[82-84]</sup>,其中:任路(Ren L)等采用基于 BERT 的方面级情感分析方法提取上下文关系,并确定其是否具有讽刺性,该模型在 Reddit 数据集上的 F1 值为 73.4%<sup>[84]</sup>。但目前讽刺对象的精准识别仍是难点,因为即便面对同一句话,不同的人对讽刺



目标的识别也可能会有很大差异<sup>[72]</sup>。

### (2) 复指与共指消解

复指与共指都是语言术语之间的相互参照关系<sup>[73]</sup>。在情感分析中,尤其是基于方面的分析中,识别代词在句子中指代的具体内容非常有用,有助于提取给定实体的所有方面。然而,现有的研究处理中,代词通常被忽略或删除。虽然已有一些学者研究了复指与共指算法<sup>[85-86]</sup>,但该领域仍需深入研究与不断改进。

### (3) 词义消歧

词义消歧是在特定语境下正确识别词义的过程。不同语境下,单词的含义不同,这对细粒度情感分析非常重要。一些研究利用 WordNet 与深度学习相结合<sup>[72-73,87]</sup>,来进行词义消歧,取得了一定进展。如:阿布达拉噶(Abdalgader K)等提出了一种基于图的语义消歧方法,该方法通过 WordNet 获得所有可用语义信息,以增加图形语义连接性,从而识别给定上下文中单词的预期含义<sup>[73]</sup>。与现有的无监督语义消歧方法相比,取得了优异的性能,在 SemEval-15 基准数据集上的 ACC 值达到 83.9%。

### (4) 跨语言情感分析

在现有细粒度情感分析领域,大多数研究集中在英语<sup>[56]</sup>。由于不同语种的句法、语法都有较大差异,往往在英语基准数据集上验证可行的技术方法,移植到其他语种数据集上就不能适用。而对于非英语的情感分析研究而言,最大的问题是缺少足够可用的语料库,而构建适合不同用途的语料库往往需要很长时间,且花费大量人力,迁移学习为快速构建相近领域的语料库提供了一种方法<sup>[78-81]</sup>,但从长期看,构建多语言语料库仍是一件非常基础且非常重要的工作。

从以上难点来看,笔者认为解决跨语言情感分析问题虽工程浩大,但从长期来看,已有英语语种的情感分析经验可以借鉴,迁移学习技术也日渐成熟,只要研究者们不断付诸努力,仍然有望攻克此难题。词典的运用可以从一定程度上辅助词义消歧,但要想完全消除词语歧义是不可能的,未来可结合 GCN 等深度学习技术,提高词义消歧效果。另外,讽刺识别、复指与共指消解这两个难点需要在自然语言处理技术整体提高后,才有望解决。

文本细粒度情感分析的发展带动着情感分析领域的整体发展,随着新技术的不断深化,领域难点将

逐渐转化为新任务,各项任务的解决也推动着领域的不断应用与发展,未来该领域还将遇到新的机遇与挑战。

### 参考文献

- 1 周建,刘炎宝,刘佳佳.情感分析研究的知识结构及热点前沿探析[J].情报学报,2020,39(1):111-124.
- 2 Messaoui C,Guessoum Z,Ben Romdhane L. Opinion mining in online social media: a survey[J].Social Network Analysis and Mining,2022,12(1):1-18.
- 3 Araujo A F,Golo M P S,Marcacini R M.Opinion mining for app reviews: an analysis of textual representation and predictive models[J].Automated Software Engineering,2022,29(1):1-30.
- 4 唐晓波,刘广超.细粒度情感分析研究综述[J].图书情报工作,2017,61(5):132-140.
- 5 Liu K,Xu L H. Sentiment analysis: mining opinions, sentiments, and emotions[J].Computational Linguistics,2016(3):595-598.
- 6 Amplayo R K,Song M. An adaptable fine-grained sentiment analysis for summarization of multiple short online reviews[J].Data Knowledge Engineering,2017,110:54-67.
- 7 王春东,张卉,莫秀良.微博情感分析综述[J].计算机工程与科学,2022,44(1):165-175.
- 8 Stuart K D,Maciej M. Intelligent opinion mining and sentiment analysis using artificial neural networks[M]. International Conference on Neural Information Processing,2015.
- 9 刘寒.基于用户评论的情感分析研究与实现[D].北京:北京邮电大学,2021.
- 10 刘兵.情感分析挖掘观点、情感和情绪[M].北京:机械工业出版社,2021:37-158.
- 11 王婷,杨文忠.文本情感分析方法研究综述[J].计算机工程与应用,2021,57(12):11-24.
- 12 Hao F,Ren Y F,Wu S Q. Latent target-opinion as prior for document-level sentiment classification: a variational approach from fine-grained perspective[M]. Proceedings of the World Wide Web Conference 2021.2021.
- 13 Wu Z H,Gao J B,Li Q S. Make aspect-based sentiment classification go further: step into the long-document-level[J].Applied Intelligence,2021,52(8):8428-8447.
- 14 Wei L W,Hu D,Zhou W. Hierarchical interaction networks with rethinking mechanism for document-level sentiment analysis[C].Lecture Notes in Artificial Intelligence,2021:633-649.
- 15 Liu B. Sentiment analysis and subjectivity[J]. Handbook of Nature Language Processing,2010(1):1-38.
- 16 Riloff E,Wiebe J. Learning extraction patterns for subjective expressions[C]. EMNLP,2003:105-112.
- 17 Sangeetha K,Prabha D. Understand students feedback using bi-Integrated CRF model based target extraction[J]. Computer Systems Science and Engineering,2022,40(2):735-747.
- 18 Yadav A,Vishwakarma D K. A Language-independent network to analyze the impact of COVID-19 on the world via sentiment analysis[J].ACM Transactions on Internet Technology,2022,22(1):1-30.
- 19 Wang P,Li J N,Hou J N. S2SAN: a sentence-to-sentence attention network for sentiment analysis of online reviews[J]. Decision Support Systems,2021,149:1-12.
- 20 Es-Sabery F,Hair A,Qadir J. Sentence-level classification using



- parallel fuzzy deep learning classifier[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 17943–17985.
- 21 Zhang T, Gong X R, Chen C L P. BMT-Net: Broad multitask transformer network for sentiment analysis[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(7): 6232–6243.
- 22 Pontiki M, Galanis D, Papageorgiou H, et al. SemEval-2016 task 5: aspect based sentiment analysis[C]. *The 10th International Workshop on Semantic Evaluation*, 2016: 19–30.
- 23 Yan H, Dai J, Ji T, et al. A unified generative framework for aspect-based sentiment analysis[C]. *The 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2021: 2416–2429.
- 24 Peng H Y, Xu L, Bing L D, et al. Knowing what, how and why: a near complete solution for aspect-based sentiment analysis[C]. *Thirty-fourth Aaai Conference on Artificial Intelligence, the Thirty-second Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference and the Tenth AAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence*, 2020: 8600–8607.
- 25 Ramaswamy S L, Chinnappan J. RecogNet-LSTM plus CNN: a hybrid network with attention mechanism for aspect categorization and sentiment classification[J]. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2022, 58(2): 379–404.
- 26 Jian S Y B, Nayak T, Majumder N, et al. Aspect sentiment triplet extraction using reinforcement learning[C]. *The 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2021, arXiv: 2108.06107v1[cs.CL].
- 27 Zhang W X, Li X, Deng Y, et al. Towards generative aspect-based sentiment analysis[C]. *The 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2021: 504–510.
- 28 Xu L, Chia Y K, Bing L D. Learning span-level interactions for aspect sentiment triplet extraction [C]. *The 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*, 2021: 4755–4766.
- 29 Chen S W, Wang Y, Liu J, et al. Bidirectional machine reading comprehension for aspect sentiment triplet extraction [C]. *Thirty-third Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence and the Eleventh Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence*, 2021: 12666–12674.
- 30 张刚强, 刘群, 纪良浩. 基于序贯三支决策的多粒度情感分类方法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(12): 153–159.
- 31 Gao H C, Guo C K, Bai G D, et al. Sharing runtime permission issues for developers based on similar-app review mining [J]. *Journal of Systems and Software*, 2022, 184: 1–15.
- 32 Sun J H, Han P, Cheng Z, et al. Transformer based multi-grained attention network for aspect-based sentiment analysis [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 211152–211163.
- 33 Tang F L, Fu L Y, Yao B, et al. Aspect based fine-grained sentiment analysis for online reviews[J]. *Information Sciences*, 2019, 488: 190–204.
- 34 Talafha B, Al-Ayyoub M, Abuammar A, et al. Outperforming state-of-the-art systems for aspect-based sentiment analysis[C]. *16th IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*, 2019: 1–5.
- 35 Gan C Q, Wang L, Zhang Z F. Multi-entity sentiment analysis using Self-Attention based hierarchical dilated convolutional neural network[J]. *Future Generation Computer Systems – the International Journal of Escience*, 2020, 112: 116–125.
- 36 Chen Y Z, Kong L Y, Wang Y, et al. Multi-grained attention representation with ALBERT for aspect-level sentiment classification[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 106703–106713.
- 37 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, 215.
- 38 王琴, 刘盾. 结合集成学习的序贯三支情感分类方法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(23): 211–218.
- 39 杨新, 刘盾, 李楸柯, 等. 基于时空多粒度的序贯三支情感分析[J]. *模式识别与人工智能*, 2020, 33(8): 743–752.
- 40 Tubishat M, Idris N, Abushariah M A M. Implicit aspect extraction in sentiment analysis: review, taxonomy, opportunities, and open challenges[J]. *Information Processing & Management*, 2018, 54(4): 545–563.
- 41 Ganganwar V, Rajalakshmi R. Implicit aspect extraction for sentiment analysis: a survey of recent approaches [C]. *Procedia Computer Science*, 2019, 165: 485–491.
- 42 Mir J, Mahmood A, Khatoon S. Multi-level knowledge engineering approach for mapping implicit aspects to explicit aspects[J]. *CMC-Computers Materials & Continua*, 2022, 70(2): 3491–3509.
- 43 Zhang J, Lu X C, Liu D. Deriving customer preferences for hotels based on aspect-level sentiment analysis of online reviews[J]. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2021, 49: 1–14.
- 44 Rana T A, Cheah Y N, Rana T. Multi-level knowledge-based approach for implicit aspect identification[J]. *Applied Intelligence*, 2020, 50(12): 4616–4630.
- 45 Xu Q N, Zhu L, Dai T, et al. Non-negative matrix factorization for implicit aspect identification[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2020, 11(7): 2683–2699.
- 46 Sun K, Zhang R, Mensah S, et al. Aspect-level sentiment analysis via convolution over dependency tree[C]. *The 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, 2019: 5683–5692.
- 47 Xu K H, Zhao H, Liu T W. Aspect-Specific heterogeneous graph convolutional network for aspect-based sentiment classification [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 139346–139355.
- 48 Zhang C, Li Q, Song D. Aspect-based sentiment classification with aspect-specific graph convolutional networks[C]. *The 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, 2019: 4560–4570.
- 49 Yang H, Zeng B Q, Xu M Y, et al. Back to reality: leveraging pattern-driven modeling to enable affordable sentiment dependency learning[C]. *Association for the Advancement of Artificial Intelligence*, 2021, arXiv: 2110.08604v1 [cs.CL].
- 50 Sankar H, Subramaniaswamy V. Investigating sentiment analysis using machine learning approach[C]. *International Conference on Intelligent Sustainable Systems*, 2017: 87–92.
- 51 Do H H, Prasad P W C, Maag A, et al. Deep learning for aspect-based sentiment analysis: a comparative review[J]. *Expert Systems with Applications*, 2019, 118: 272–299.
- 52 Birjali M, Kasri M, Beni-Hssane A. A comprehensive survey on sentiment analysis: approaches, challenges and trends [J].



- Knowledge-based Systems,2021,226: 107-134.
- 53 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.
- 54 Tang F L,Fu L Y,Yao B,et al. Aspect based fine-grained sentiment analysis for online reviews[J]. Information Sciences,2019,488: 190-204.
- 55 Yuan J H,Wu Y,Lu X,et al. Recent advances in deep learning based sentiment analysis[J]. Science China-technological Sciences,2020,63(10): 1947-1970.
- 56 Liang B,Su H,Gui L,et al. Aspect-based sentiment analysis via affective knowledge enhanced graph convolutional networks[J]. Knowledge-based Systems,2022,235:1-11.
- 57 Xu G T,Liu P Y,Zhu Z F,et al. Attention-enhanced graph convolutional networks for aspect-based sentiment classification with multi-head attention[J]. Applied Sciences-basel,2021,11(8): 1-14.
- 58 Zhu X F,Zhu L,Guo J F,et al. GL-GCN: global and local dependency guided graph convolutional networks for aspect-based sentiment classification[J]. Expert Systems with Applications,2021,186:1-11.
- 59 Wang Y Y,Chen Q,Ahmed M,et al. Joint inference for aspect-level sentiment analysis by deep neural networks and linguistic hints[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2021,33(5): 2002-2014.
- 60 Zhang Y X,Rao Z Y. Deep neural networks with pre-train model BERT for aspect-level sentiments classification[C].Proceedings of 2020 Ieee 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC2020),2020: 923-927.
- 61 Wang X Y,Li F,Zhang Z Q,et al. A unified position-aware convolutional neural network for aspect based sentiment analysis[J]. Neurocomputing,2021,450: 91-103.
- 62 Bai Q C,Zhou J,He L. PG-RNN: using position-gated recurrent neural networks for aspect-based sentiment classification [J]. Journal of Supercomputing,2022,78(3): 4073-4094.
- 63 张严,李天瑞.面向评论的方面级情感分析综述[J]. 计算机科学,2020,47(6): 194-200.
- 64 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.
- 65 Aboelela E M,Gad W,Ismail R. The impact of semantics on aspect level opinion mining[J]. Peerj Computer Science,2021: 1-22.
- 66 Chen F,Huang Y F.Knowledge-enhanced neural networks for sentiment analysis of Chinese reviews [J]. Neurocomputing,2019,368: 51-58.
- 67 Jain P K,Quamer W,Saravanan V,et al. Employing BERT-DCNN with sentic knowledge base for social media sentiment analysis[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 2022:1-13.
- 68 Deng D,Jing L P,Yu J,et al. Sentiment lexicon construction with hierarchical supervision topic model[J]. IEEE-ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing,2019,27(4): 704-718.
- 69 张瑾,段利国,李爱萍,等.基于注意力与门控机制相结合的细粒度情感分析[J]. 计算机科学,2021,48(8): 226-233.
- 70 张志刚.网络新闻评论情感分析系统的研究与实现[D]. 沈阳:辽宁大学,2018.
- 71 王娜娜.评论文本情感倾向性分析技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2017.
- 72 Kirigin T B,Babic S B,Perak B. Lexical sense labeling and sentiment potential analysis using corpus-based dependency graph [J]. Mathematics,2021,9(12):1-12.
- 73 Abdalgader K, Al Shibli A. Context expansion approach for graph-based word sense disambiguation [J]. Expert Systems with Applications,2021,168:1-15.
- 74 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.
- 75 Tao J,Zhou L N. A weakly supervised WordNet-guided deep learning approach to extracting aspect terms from online reviews [J]. Acm Transactions on Management Information Systems,2020,11(3):1-22.
- 76 叶霞,曹军博,许飞翔,等.中文领域情感词典自适应学习方法[J]. 计算机工程与设计,2020,41(8): 2231-2237.
- 77 Liu R,Shi Y, Ji C,et al. A survey of sentiment analysis based on transfer learning[J]. IEEE Access. 2019,7: 85401-85412.
- 78 孙佳慧,韩萍,程争.基于知识迁移和注意力融合的方面级文本情感分析[J].信号处理,2021,37(8): 1384-1391.
- 79 Oro E,Ruffolo M,Visalli F. Reducing the need for manual annotated datasets in aspect sentiment classification by transfer learning and weak-supervision[C]. Agents and Artificial Intelligence, ICAART 2020,2021,12613: 445-464.
- 80 Tao J, Fang X. Toward multi-label sentiment analysis: a transfer learning based approach[J]. Journal of Big Data,2020,7(1):1-26.
- 81 Bensoltane R,Zaki T. Towards Arabic aspect-based sentiment analysis: a transfer learning-based approach[J]. Social Network Analysis and Mining,2022,12(1):1-16.
- 82 Parameswaran P,Trotman A,Liesaputra V,et al. Detecting the target of sarcasm is hard: Really? [J]. Information Processing & Management,2021,58(4):1-22.
- 83 Toledo-Gómez I, Valtierra-Romero E, Guzmán-Arenas A, et al. Tool for identification and resolution of direct anaphora in Spanish[J]. Journal of Applied Research and Technology,2014,12: 14-40.
- 84 Ren L,Xu B,Lin H,et al. Sarcasm detection with sentiment semantics enhanced multi-level memory network[J]. Neurocomputing,2020,401: 320-326.
- 85 Sukthanker R,Poria S,Cambria E,et al. Anaphora and coreference resolution: a review[J]. Information Fusion,2020,59: 139-162.
- 86 Deborah L J,Karthika V,Baskaran R,et al. Enhanced anaphora resolution algorithm facilitating ontology construction[C]. Communications in Computer and Information Science,2011,198: 526-535.
- 87 Dessi D,Diego R R. LexTex: a framework to generate lexicons using WordNet word senses in domain specific categories[J]. Journal of Intelligent Information Systems,2021:1-24.

作者单位:中国科学院文献情报中心,中国科学院大学经济与管理学院图书情报与档案管理系,北京,100190

收稿日期:2022年3月10日

修回日期:2022年6月10日

(责任编辑:支娟)  
(转第119页)