

## 方面级情感分析综述

李阳, 王石, 朱俊武, 梁明轩, 高翔, 焦志翔

### 引用本文

李阳, 王石, 朱俊武, 梁明轩, 高翔, 焦志翔方面级情感分析综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220400077-7.

LI Yang, WANG Shi, ZHU Junwu, LIANG Mingxuan, GAO Xiang, JIAO Zhixiang. [Summarization of Aspect-level Sentiment Analysis](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220400077-7.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

### Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

#### [基于多特征融合的GRU-LSTM大学生就业动态预测](#)

College Students Employment Dynamic Prediction of Multi-feature Fusion Based on GRU-LSTM  
计算机科学, 2023, 50(6A): 220500056-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500056>

#### [基于深度学习的超高频标签识别系统](#)

Tag Identification for UHF RFID Systems Based on Deep Learning

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200151-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200151>

#### [CT影像阶段化目标检测方法研究](#)

Study on Phased Target Detection in CT Image

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200063-10. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200063>

#### [基于深度学习的摩托车车道实时检测](#)

Real-time Detection of Motorcycle Lanes Based on Deep Learning

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200066-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200066>

#### [基于改进YOLOv5的电动车头盔佩戴检测算法](#)

Electric Bike Helment Wearing Detection Alogrithm Based on Improved YOLOv5

计算机科学, 2023, 50(6A): 220500005-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500005>

# 方面级情感分析综述

李阳<sup>1,2</sup> 王石<sup>2</sup> 朱俊武<sup>1</sup> 梁明轩<sup>1,2</sup> 高翔<sup>1,2</sup> 焦志翔<sup>1,2</sup>

1 扬州大学信息工程学院 江苏 扬州 225000

2 中国科学院计算技术研究所 北京 100190

(liyng1994611@163.com)

**摘要** 情感分析是自然语言处理领域的重要分支之一。随着时代的发展,为了能从文本数据中提取出更多的情感信息,方面级情感分析在情感分析中的关注度越来越高。首先介绍方面级情感分析的背景知识、相关概念,并从方面抽取和方面情感分类两个子任务角度进行阐述。在方面抽取方面,介绍了基于相似度算法、主题模型和序列标注的相关方法。在方面情感分类方面,介绍了基于情感词典与规则、机器学习和深度学习的相关方法,并整理了方面级情感分析中常用的中英文数据集和情感字典,最后对方面级情感分析目前面临的挑战和未来的发展方向做出总结和展望。

**关键词**:情感分析;方面抽取;方面情感分类;情感词典;深度学习

中图法分类号 TP391.9

## Summarization of Aspect-level Sentiment Analysis

LI Yang<sup>1,2</sup>, WANG Shi<sup>2</sup>, ZHU Junwu<sup>1</sup>, LIANG Mingxuan<sup>1,2</sup>, GAO Xiang<sup>1,2</sup> and JIAO Zhixiang<sup>1,2</sup>

1 College of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225000, China

2 Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

**Abstract** Sentiment analysis is one of the important branches of natural language processing. With the development of the times, in order to extract more sentiment information from text, aspect-level sentiment analysis is paying more and more attention in sentiment analysis. Firstly, this paper introduces the background knowledge and related concepts of aspect-level sentiment analysis, and explains it from the perspective of two subtasks of aspect extraction and aspect sentiment classification. In terms of aspect extraction, related methods based on similarity algorithms, topic models and sequence labeling are introduced. In terms of aspect sentiment classification, related methods based on sentiment lexicon and rules, machine learning and deep learning are introduced, and the Chinese and English data sets and sentiment lexicon commonly used in aspect-level sentiment analysis are sorted out. Finally, making a summary and outlook for the current challenges and future development directions of aspect-level sentiment analysis.

**Keywords** Sentiment analysis, Aspect extraction, Aspect sentiment classification, Sentiment lexicon, Deep learning

## 1 前言

随着科技的发展,互联网与每个人日常生活紧密相连,互联网用户在互联网上每日创造、分享、交流观点/意见和情感<sup>[1]</sup>,其中包含着大量发布者对某个商品、服务、事件、政策等的情感和态度,了解和分析这些文本中的情感信息对产品优化、决策支持等有巨大帮助。例如,通过对用户评论的分析,电商领域商家可以了解用户对商品及服务态度,从而针对特定方面进行改进,公共服务部门可以对政策、事件进行跟踪分析和调整。然而,面对如此庞大纷乱的文本数据,人力分析和处理将面临巨大成本和时间挑战,而计算机在处理非结构化文本数据上仍具有大量挑战<sup>[2-3]</sup>,因此通过计算机进行文本情感自动分析具有重要的研究意义和应用价值<sup>[4]</sup>。

文本情感分析是对用户在互联网上表达的文本信息中的

情感进行识别和分析的研究<sup>[5-6]</sup>,是自然语言处理任务中的一个重要子任务。根据文本粒度研究的不同,情感分析可以分为篇章级、句子级和方面级<sup>[7]</sup>。早期情感分析研究中,篇章级情感分析和句子级情感分析是研究重点,两者都是对给定文本判断情感极性,唯一的不同点在于文本的长短。但随着时代的发展,研究者发现粗粒度的情感分析无法处理多方面多情感文本。例如,对图1中句子做情感分析,会发现文本中的“菜”和“价格”包含两种相反的情感,因此研究者开始进行更细粒度的情感分析,并在2010年确定了方面级情感分析的最终概念<sup>[8]</sup>。

## 2 方面级情感分析任务

作为情感分析领域的一项基本任务<sup>[9]</sup>,方面级情感分析包括抽取方面和识别方面情感极性两个流程。一般情况下,

基金项目:国家242信息安全计划项目(2021A008);北京市科技新星计划交叉学科合作课题(Z191100001119014);国家重点研发计划重点专项(2017YFC1700300,2017YFB1002300);国家自然科学基金(61702234);江苏省(扬州大学)研究生科研与实践创新计划项目(SJCX21\_1551)

This work was supported by the National 242 Information Security Program(2021A008), Beijing NOVA Program(Z191100001119014), National Key Research and Development Program of China (2017YFC1700300, 2017YFB1002300), National Natural Science Foundation of China (61702234) and Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province(Yangzhou University)(SJCX21\_1551).

通信作者:王石(wangshi@ict.ac.cn)

情感极性分为正面、负面和中性 3 种。如图 1 所示,首先抽取两个方面词“菜”和“价格”,然后分别判断两个方面的情感极性。方面级情感分析的传统方法是基于情感词典<sup>[10-11]</sup>和规则构建情感分类器,另外,机器学习中的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)也常被用于构建情感分类器<sup>[12]</sup>。随着深度学习的不断发展,近年来,神经网络模型也被普遍应用到方面级情感分析任务中<sup>[13]</sup>。

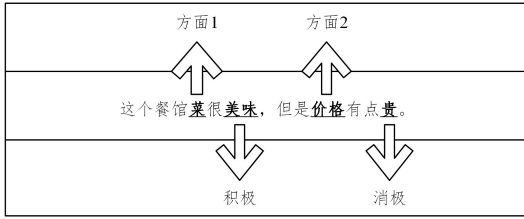


图 1 一个方面级情感分析的实例

Fig. 1 Example of aspect-based sentiment analysis

本文第 3 节描述方面级情感分析的相关方法研究,包括方面抽取和方面级情感分类两部分;第 4 节介绍方面级情感分析常用数据集、情感字典和依存句法分析工具;第 5 节描述目前存在的挑战和未来的研究方向;最后总结全文并展望未来。

### 3 方面级情感分析的相关方法

方面级情感分析的子任务包括方面抽取和方面情感分类、观点词抽取、方面词-观点词成对抽取、面向方面种类的情感分类、情感三元组抽取、情感四元组抽取等。本文重点介绍方面抽取和方面情感分类。在以前的研究中,这两个子任务通常分开处理,如 He 等<sup>[14-15]</sup>提出的基于非监督神经网络注意力的方面抽取模型和基于文档知识的情感分类模型。近年来的研究<sup>[16-17]</sup>表明,通过将两个子任务表述为具有统一标记方案的单个序列标记任务的方式构建的端到端模型也可以实现很好的效果。本节分为 3 个部分,3.1 节介绍方面抽取的相关方法,3.2 节介绍方面情感分类的相关方法,3.3 节介绍多任务联合优化的相关方法。前 2 节的研究基于单个任务角度阐述,第 3.3 节的研究注重多个任务的联合优化。

#### 3.1 方面抽取

Hu 等<sup>[18]</sup>为了从评论中快速挖掘客户关心的商品方面,设计了基于规则的方面挖掘算法。首先对文本进行词性标注,通过关联挖掘的方法从文本中提取出最常出现的名词或者名词性短语。然后使用紧凑度修剪和冗余修剪剔除不属于商品方面的名词和名词性短语完成方面抽取。

Tian 等<sup>[19]</sup>使用基于逐点互信息(PMI)<sup>[20]</sup>的挖掘方法抽取方面-情感对。首先准备少量的情感种子词以及每个种子词的情感极性,并且根据语料库构建一组候选词对,其中每个词对包含一个种子词和一个候选情感词。然后利用 PMI 算法计算候选情感词与所有正负种子词的 PMI 分数,得到其最终情感极性。最后选取与候选情感词最近的名词作为方面-情感对。PMI 算法如下:

$$PMI(w, s) = \log \frac{p(w, s)}{p(w)p(s)} \quad (1)$$

其中,  $w$  表示候选词,  $s$  表示种子词,  $p(\cdot)$  表示由计数估计的概率。

最后,通过计算该词与所有正种子和所有负种子的 PMI 分数得到其极性。

$$WP(w) = \sum_{WP(s)=+} PMI(w, s) - \sum_{WP(s)=-} PMI(w, s) \quad (2)$$

其中,“+”代表正面情感,“-”代表负面情感。如果  $WP(w)$  大于 0;候选词情感极性为正;反之,候选词情感极性为负。

Brody 等<sup>[21]</sup>引入了一个局部主题模型,它在句子级别工作并使用少量主题自动推断方面。Chen 等<sup>[22]</sup>为了解决无监督的主题模型通常会产生不连贯方面的问题,提出基于情感知识的模型,并结合用户提供的先验知识指导建模,克服了两个关键挑战:1)从不同领域的评论中学习高质量的知识;以及 2)使模型具有容错能力,以处理可能错误的知识。

Phan 等<sup>[23]</sup>认为以前的方面级情感分析工作没有充分利用句法信息的重要性,因此方面抽取模型无法确定多词方面的边界。他们将方面抽取建模成序列标注任务,采用 BIO 序列标注法提取方面词。模型的输入包括通过 Bert 或 RoBERTa 训练的词向量、词性向量和语法依赖向量,其中语法依赖向量由依存句法分析获得。在构建上下文关系时,他们折叠介词关系,使句法关系更加简洁;然后分别对词性向量和语法依赖向量进行自注意力处理,并拼接 3 个向量得到融合特征的隐藏向量;最后通过 softmax 函数为每个词生成概率。

#### 3.2 方面情感分类

方面情感分类的主要目标是对文本中的方面进行情感分类。常见的建模方法包括基于词典和规则、基于机器学习和基于深度学习。为了实现更高效率和质量,主流的研究方向是实现不同建模方法的融合,如融合情感词典与神经网络模型进行情感分类。

##### 3.2.1 基于情感词典和规则的方法

Ding 等<sup>[24]</sup>提出基于情感词典的情感分析方法,他们统计每个评论句子中靠近产品特征的正面和负面观点词的数量。如果正面评价词多于负面评价词,则对该特征的最终评价为正面,否则为负面。在此基础上,解决了没有考虑观点词与上下文关系的问题以及句子中存在多个相互冲突的观点词的问题。

Nguyen 等<sup>[25]</sup>意识到方面词和观点词对情感分析的重要性,他们应用基于构成树和依赖树的两个树核组合的新树核进行方面-观点关系提取,通过自动识别方面-观点关系的算法进一步优化了基于情感词典的方面情感分类。

Lipenkova 等<sup>[26]</sup>认为语言知识构建的规则对方面情感分类有很大帮助,他们将规则融入到基于概率模型和情感词典的中文方面情感分类中,构建的新模型拥有良好的效果。

##### 3.2.2 基于机器学习的方法

机器学习在很久以前就被应用到方面级情感分类方法中,其主要思想是利用机器学习的模型将方面级情感分类任务构建成一个分类任务。

Kiritchenko 等<sup>[27]</sup>将情感分类任务建模成多分类任务,他们训练了一个线性 SVM 分类器。首先利用工具对句子进行标记和解析,以获得词性标签和类型依赖解析树。然后为 SVM 分类器构建词性特征、词典特征、n-gram 特征和依赖特征,取得了很好的性能。

Rao 等<sup>[28]</sup>提出了基于图的非监督学习方法。他们定义了一个图,其节点由情感分类任务相关的单词或短语组成,边则编码了一些相似性的概念。然后制定规则,先标记一些节点种子示例,再根据这些种子导出其他节点的标签。

Vo 等<sup>[29]</sup>提出了具有自动特征提取的情感分类方法。他们首先将句子分为目标、左上下文和右上下文 3 部分,然后

使用词嵌入和神经池函数对上下文和目标之间的交互进行建模。此外,他们还探索了一系列能提取丰富特征的神经池函数。

Huang 等<sup>[30]</sup>提出了联合方面情感主题嵌入的 JASen (Joint Aspect Sentiment)模型。首先通过在域内语料库上训练主题嵌入和词嵌入,并建模用户给定关键字在所有联合主题上的联合分布,为共享嵌入空间中的每个方面情感对学习一个联合主题表示。然后为其他还没标记的评论导出基于嵌入的预测。为了解决次序问题,他们还将知识从基于嵌入的预测提取到卷积神经网络进行训练。

### 3.2.3 基于深度学习的方法

目前深度学习方法已经被广泛应用到情感分析领域中,其主要思想是构建一个神经网络模型实现对文本特定方面的情感分类。

Liao 等<sup>[31]</sup>提出 RACSA (RoBERTa based Aspect-category Sentiment Analysis)模型,通过 RoBERTa 提取文本和方面标记特征,并通过文档注意力、1D-CNN 和交叉注意力整合特征,最后将所有特征合并进行方面情感分类。在构建损失函数时,为了解决不同情感极性的样本数量不平衡的问题,引入对数均衡因子保证模型的效果。

Dai 等<sup>[32]</sup>提出了一个共享编码器和解码器的模型。为了区分不同的方面类别,对类别名称进行编码,然后拼接文本和所有的类别名称作为 Bert<sup>[33]</sup>预训练模型的输入,并设计了3种用于情感分析的解码器。最后通过实验证明共享解码器可以在增量任务中实现良好的效果。

Tang 等<sup>[34]</sup>发现注意力机制在方面级情感分析领域的应用缺陷,即过度关注高频词,对低频词缺少关注。他们提出了一种新的增量监督注意力机制 (PSSAttention),然后用其代替 MN (Memory Network)<sup>[35-36]</sup>和 TNet (Transformation Networks)<sup>[37]</sup>模型上原有的注意力机制,取得了良好的实验效果。

以上的模型都集中在利用神经网络的表达能力进行方面级情感分类任务,忽略了如依存句法关系等重要信息。依存句法分析可以通过构建依赖树的方式缩短方面词和观点词的距离,以帮助模型获取更多、更准确的语义信息。

Sun 等<sup>[38]</sup>采用双向长短期记忆网络提取文本序列的词特征,利用图卷积神经网络提取文本的区域依存特征,最后选取方面词做平均池化操作,得到最终向量,进行情感分类。随着图和注意力机制的不断使用,Velikovi 等<sup>[39]</sup>提出的图注意力模型实现了图和注意力机制的融合。虽然依存句法分析对方面级情感分析有很大帮助,但其构建的依赖树与方面词的关联性不大,构建基于特定方面的依赖树是研究者关注的重点。

Wang 等<sup>[39]</sup>通过依存句法分析将句子构建成依赖树,然后将其转变成基于特定方面的树。首先将方面词设置为依赖树的根节点,对于和方面节点有直接关系的节点,保持原有关系不变。对于其余节点,先删除其关系边,然后构建其与方面词的边,边关系设置为  $n:con$ ,  $n$  的取值是根节点到该节点的距离。构建基于方面的依赖树后,用关系图注意力网络 (RGAT)模型编码新的依赖树。

Tian 等<sup>[41]</sup>提出了 T-GCN 模型,他们认为依赖类型对方面情感分类很重要,并以此对图卷积过程做了两点改进。首先,他们将依赖类型转换为向量,并且与词向量拼接进行

图卷积操作。其次,他们提出句子中词和词关系的重要性是不一样的,需要给每条边设置权重来表示重要性。在获取最终用于情感分类的隐藏向量时,他们使用每层 GCN 输出的方面词向量进行加权求和得到的向量,以获取更多特征信息。

Phan 等<sup>[23]</sup>认为方面情感分类器无法解释方面术语和上下文词之间的句法相关性。为了解决这个问题,他们采用 CDW/CDM (Context Dynamic Weighting/ Context Dynamic Mask)降低非关键词对方面的影响。首先计算每个词对应方面的 SRD (根据依赖树计算的两个词之间的最短距离)值,然后根据 CDW/CDM 计算权重矩阵,控制各个词对方面的影响。

虽然深度学习在方面级情感分析领域取得了巨大成功,但学者发现数据驱动型的模型面临解释性差、需要大量训练数据等问题。因此很多先验知识被引用到方面级情感分析领域中。Bao 等<sup>[42]</sup>提出了将情感词典和神经网络结合的方式,他们在 AT-LSTM (Attention-based LSTM)模型<sup>[43]</sup>的基础上提出了 AT-LX 模型。首先利用4个情感词典为每个词生成一个  $1 \times 4$  的情感词典词向量,然后用矩阵运算的方式实现与神经网络中词向量的对齐,再通过 AT-LSTM 中的注意力权重与情感词典词向量的运算得到适用于特定方面类别的向量,最后通过全连接层实现情感词典知识与神经网络的结合。为了保证注意力权重的有效性,他们还在损失函数中加入正则化项防止注意力的过拟合。

### 3.3 多任务联合优化

除了上述对方面级情感分析任务模型本身的优化,很多研究者也开始考虑通过引入其他相关任务与方面情感分类任务进行联合优化,以实现更好的实验效果。目前常用的联合优化方法有两种,分别是管道和联合模型。在管道模型中,两个任务各自拥有的模型被分别训练并组合为管道;联合模型共享一个骨干网络,最终分支到两个兄弟输出层,两个任务联合训练损失  $L+J$  用于优化整个模型。

He 等<sup>[44]</sup>提出了端到端的交互式多任务学习网络 IMN (Interactive Multi-Task Learning Network)。IMN 借鉴了前人的思想,将方面级情感分析建模成一个序列标注问题,实现对方面抽取和方面情感分类的联合优化。方面抽取标注出方面词和观点词,方面情感分类在方面词上标注出情感极性。通过方面抽取生成的词概率参与方面情感分类的注意力计算的方式实现两个任务的关联;为了解决方面级情感分析数据量少的问题,IMN 除这两个任务外,还构建了文档情感分析和文档领域识别任务;除此以外,IMN 还引入了一种新颖的消息传递机制,所有任务拥有共享的潜在表示,任务执行后会将其有用的信息与共享的潜在表示结合形成新的共享的潜在表示,并提供给所有任务进行后续处理。

Hu 等<sup>[45]</sup>也将两个子任务构建成一个端到端的模型。对于原始的序列标注任务,他们认为两个点题:1)当使用 BIO 标签进行方面抽取时,由于标签的组合性,模型必须考虑巨大的搜索空间,因此效率较低;2)在对方面词进行情感极性标注时,无法保证多词方面的情感一致性。于是提出基于跨度边界的方面抽取方式和汇总跨度表示对它们的极性进行分类。

Wu 等<sup>[46]</sup>构建了一个方面抽取和方面情感分类的联合模型 (MEJD),它由输入层、Bert 编码层、双向长短期记忆层、GACN 层和输出层组成。两个子任务共享除了输出层以外的其他模块,其中方面抽取被建模成序列标注任务,方面情感

分析被建模成分类任务。另外,他们还通过将方面词作为根节点以及重新定义边类型重新构建了图神经网络。

Li 等<sup>[47]</sup>认为方面类别的情感是指示方面类别的词的情感的聚合。基于此,他们构建了一个多任务联合优化模型 AC-MIMLLN。在第一个任务中,需要找出指定方面的关键词并生成对应的注意力权重矩阵。第二个任务首先为每个单词生成情感分数,然后结合情感分数和注意力权重矩阵,最后进行方面情感分类。

Chen 等<sup>[48]</sup>认为方面抽取、观点抽取和方面情感分类 3 个子任务之间各有关系,他提出了关系感知协作学习模型 (RACL),并为 3 个子任务定义了 4 种关系。具体来说,RACL 是一个多层多任务模型,每层分为 3 个部分:第一部分是由全连接层组成的共享块;第二部分是独享块,基础结构由

CNN 构成;第三部分是通过建立子任务之间的信息流通机制,来传递获取这些交互关系生成标签序列,其中信息流通是利用矩阵运算实现的。最后,将每层的标签序列进行平均池化,从而得到结果。

Bu 等<sup>[49]</sup>认为方面级情感分析和星级评估有高度关联关系,前者是一个细粒度的情感分析,后者是一个粗粒度的情感分析。他们构建了一个带方面情感标签和星级评估标签的餐厅领域的中文数据集,并设计了联合优化模型。模型分为两部分,第一部分是由 Bert 构成的共享块。第二部分是独享块,方面情感分类任务由动态聚合每个方面类别的相关标记嵌入的注意力池层和为每个方面类别分类的分类层组成,星级评估任务由全连接层组成。方面情感分类的模型比较如表 1 所列。

表 1 方面情感分类模型比较

Table 1 Aspect sentiment classification model comparison

模型名称	模型结构	作者贡献	主要实验结果	任务
PSSAttention	一种自监督注意力学习算法,每次迭代,从每个实例中提取注意力最大的词作为监督信息。如果预测正确,则该注意力予以保留;如果预测错误,则降低该注意力,并且屏蔽所有的注意力重新进行注意力计算,得到更多的注意力信息	提出了一种新的增量方法自动提取方面级情感分类模型的注意力监督信息,该方法解决了当前注意力机制对高频词过度关注而对低频词缺少关注的问题	数据集: LAPTOP/REST/TWITTER 评价指标: F1-L-MN/TNet:65.24/73.84 acc-L-MN/TNet:70.53/77.62 F1-R-MN/TNet:69.15/72.9 acc-R-MN/TNet:78.75/81.53 F1-T-MN/TNet:67.88/77.72 acc-T-MN/TNet:69.64/78.61	方面术语情感分析
T-GCN	输入是方面词加句子的拼接,首先使用 Bert 生成词向量,然后使用多层 GCN 进行编码,最后提取每层 GCN 输出的方面词向量,并采用加权求和的方式获取最终的隐藏向量并判断情感极性	1. 提出依赖类型对方面情感分析的重要性 2. 提出句子中词和词的关系重要性是不一样的,因此给每条边加权重表示重要性	数据集: LAP14/REST14 /REST15/ REST16/TWITTER/MAMS 评价指标: Acc/F1-L14:81.97/78.71 Acc/F1-R14:87.41/82.23 Acc/F1-R15:86/72.81 Acc/F1-R16:92.97/80.07 Acc/F1-T:78.03/77.31 Acc/F1-M:83.68/83.07	方面术语情感分析
IMN	是一个端到端模型,采用 CNN 提取语义信息。将 4 个相关任务联合优化,方面抽取和方面情感分类任务用序列标注联合在一起,并且每个任务优化完会通过信息传递影响别的任务	建立了端到端的模型,针对方面级情感分析数据量小的问题,使用 4 个相关任务学习更多信息,并建立信息传递机制促进模型训练	数据集: REST14/ LAP14 /REST15 评价指标 Acc/F1-s-REST14:83.89/75.66 F1-I-REST14:69.54 Acc/F1-s-LAP14:75.36/72.02 F1-I-LAP14:58.37 Acc/F1-s-REST15:85.64/71.76 F1-I-REST15:59.18	方面术语抽取和方面术语情感分类联合训练任务
MEJD	模型由输入层、Bert 编码器、Bi-LSTM、GACN 层和输出层组成,其中 GACN 是作者自设规则构建的句子-方面依赖树	提出了多元素联合检测的新型端到端神经网络模型,可以从句子中提取(目标、方面、情感)三元组,并且改进了 GACN 中的关系边	数据集: REST15/ REST16 评价指标(专门针对提取目标、方面、情感三元组): F1-REST15:57.76 F1-REST16:67.66	方面术语抽取和方面术语情感分类联合训练任务
RACL	RACL 由多个层组成,每一层包含 3 个模块:AE,OE 和 SC。这些模块接收输入句子的共享表示,然后对其面向任务的特征进行编码。之后,通过交换信息线索来传播关系,以进行协作学习	为情感分析的 3 个子任务定义了 4 种特定关系,然后将 3 个任务整合到一个模型中,通过多任务训练达到优化的效果	数据集: REST14/ LAP14 /REST15 评价指标: F1-REST14-AE/OE/SC: 86.38/87.18/81.61 F1-LAP14-AE/OE/SC: 81.79/79.72/73.91 F1-REST15-AE/OE/SC: 73.99/76/74.91	方面术语抽取、意见词抽取和方面术语情感分类联合训练任务

## 4 常用数据资源和工具

### 4.1 常用语料库

在方面级情感分析研究中,语料库对情感分析实验的效果起到至关重要的效果,国内外科学家针对不同的任务、不同的领域和不同语言构建了很多优秀的语料库,本节主要介绍常用的语料库。

SemEval-2014 Task 4 数据集<sup>1)</sup><sup>[50]</sup>;SemEval-2014 Task 4

是 2014 年构建的关于方面级情感分析任务的数据集,也是目前应用最广泛的情感分析数据集之一。其包含电子产品和餐厅两个领域,电子产品领域包含 3045 条训练数据和 800 条测试数据,餐厅领域包含 3041 条训练数据和 800 条测试数据,每条数据的标签包含方面词及其情感极性。Wang 等<sup>[43]</sup>将方面级情感分析建模成序列标注任务,因此他们在数据集的基础上为每条数据的每个方面标注观点词,改进的数据集在很多多任务联合优化任务中被使用。

<sup>1)</sup> <https://alt.qcri.org/semeval2014>

Twitter 数据集<sup>1)</sup>[51]:该数据集由 Li 等构建,首先使用一些关键字查询 Twitter API,然后对这些目标的情感极性进行标记。训练数据包含 6248 条数据,测试数据包含 692 条数据。

MAMS 数据集<sup>2)</sup>[52]:该数据集由 Jiang 等构建,由 ATSA 的 13854 条数据和 ACSA 的 8879 条数据组成,并且 MAMS 中的所有句子都包含具有不同情感极性的多个方面。

AI Challenger 2018 细粒度情感分析数据集:数据来自餐厅领域,包含 105 000 条训练数据、75 00 条测试数据和 7 500 条验证数据。

SentiHood 数据集<sup>3)</sup>[53]:该数据集由 Saeidi 等构建,数据来源于自雅虎问答平台,主要针对的是与伦敦市街区相关的问题。SentiHood 除了标注方面和方面情感极性以外,还会标注方面所在目标位置。SentiHood 包含 5 215 条数据,其中 3 862 条数据包含单个位置,1 353 条句子包含多个(两个)位置。

ASAP 数据集<sup>4)</sup>[49]:一个面向方面类别情感分析和星级预测的大规模中文评论数据集,包括多达 46 730 条来自 18 个预定义方面类别的真实餐厅评论。

## 4.2 情感词典

情感词典是传统情感分析方法中的重要工具,随着深度学习的发展,情感词典作为先验知识嵌入到神经网络已经成为未来的研究主流方向之一。本节主要介绍常用的情感词典。

BosonNLP 情感词库<sup>5)</sup>:来源于社交媒体文本,适用于处理社交媒体的情感分析,包含十万多条数据。

MPQA subjectivity lexicon<sup>6)</sup>:包含 2 718 条积极词汇、4 913 条消极词汇和 570 中性词汇。

SentiWordNet 是常用的情感词典之一,其中每一行显示一个同义词集,使用时只需传入单词和词性即可获得情感得分。

SenticNet 是概念级别的情感词典,包括 400 000 个自然语言概念的语义、情感和极性。其中,极性是-1 和+1 之间的浮点数。

知网情感词典(HowNet):知网情感词典主要分为中文和英文两部分,共包含 3 730 条中文正面评价词语、3 116 条中文负面评价词语、836 条中文正面情感词语、1 254 条中文负面情感词语;3 594 条英文正面评价词语、3 563 条英文正面评价词语、769 条英文正面情感词语和 1 011 条英文负面情感词语。

清华大学李军中文褒贬义词典<sup>7)</sup>:共包含 5 567 条中文积极词汇和 4 469 条中文消极词汇。

台湾大学 NTUSD 中文情感极性字典<sup>8)</sup>:共包含 2 810 条中文积极词汇和 8 276 条中文消极词汇,同时支持简体中文和繁体中文。

## 4.3 依存句法分析工具

为了进一步增强方面级情感分析中上下文信息的编码,依存句法分析具有重要的作用。本节主要介绍常用的依存句法分析工具。

BiAffine 解析器是 Dozat 和 Manning 提出的最先进的依赖解析器<sup>9)</sup>[54],包含一个用于对输入句子进行编码的多层双向长短期记忆层,以及个用于计算所有词对概率的双仿射变换层。最后通过最大生成树(MST)算法搜索得分最高且结构良好的树。

CoreNLP<sup>9)</sup>是斯坦福提供的一组用 Java 编写的自然语言分析工具。它集成了包括依存句法分析在内的很多非常实用的功能,目前也为中文提供了支持。

## 5 面临的挑战和未来研究方向

### 5.1 面临的挑战

(1)数据结构多样化。目前情感分析处理的文本数据多为互联网上的用户评论,因为评论的随意性,经常会出现不符合语法和错别字的情况,并且很多评论会掺杂表情、符号、缩写或隐性情感。处理非结构化数据是一个难点。

(2)模型的泛化性。模型的泛化性是指利用某个类别数据训练出的模型在另一个类别数据上展示的效果。泛化性好的模型可以降低研发成本。但无论是领域泛化,比如餐厅领域到电子产品领域,还是语种泛化,如英文到中文,都非常困难。因此,如何构建一个泛化性更好的情感分析模型是研究人员面临的一个重大挑战。

### 5.2 未来研究方向

(1)先验知识与深度学习的融合。基于深度学习的方法在情感分析领域已经被证明非常有效。但深度学习由于需要大量标注数据训练以及解释性不强的缺点,已经不满足研究的需要,先验知识的加入可以很好地弥补这两个弊端。因此实现先验知识和深度学习的融合是研究人员的一个重要研究方向。

(2)多模态数据情感分析。多模态数据是指数据来源是多模态的,其可以是文本数据、图像数据或音频数据。随着时代的发展,对多模态数据情感分析的需求越来越大。比如需要判断视频中某个人在某个时刻的情感状态,他的话语、音调 and 表情都要被考虑。因此将多模态数据嵌入到深度学习模型是一个重要的研究方向。

**结束语** 作为自然语言处理领域的重要分支,情感分析已经取得了巨大的成功,很多模型在通用数据集上都取得了很好的效果,但是目前也存在很多亟待解决的问题。横向来看,外部知识和深度模型的融合以及对多模态数据的处理都是未来需要研究的重点;纵向来看,将基于特定数据集的模型转换为实际应用的软件系统也是未来的研究重点。总之,虽然目前研究已经取得了一定的成果,但是想要攻克情感分析科研道路上的难关还需要研究人员不懈的努力。

## 参 考 文 献

- [1] XIAO F, DENG C M. The meaning of digital labor and its comparison with material labor [J]. Journal of Wuhan University of

<sup>1)</sup> <http://goo.gl/5Enpu7>

<sup>2)</sup> <https://github.com/siat-nlp/MAMS-for-ABSA>

<sup>3)</sup> <http://annotate-neighborhood.com/download/download.html>

<sup>4)</sup> <https://github.com/Meituan-Dianping/asap>

<sup>5)</sup> <http://static.bosonnlp.com/dev/resource>

<sup>6)</sup> <http://mpqa.cs.pitt.edu/>

<sup>7)</sup> <http://nlp.csai.tsinghua.edu.cn/site2/index.php/13-sms>

<sup>8)</sup> <http://academiasinicanplab.github.io/>

<sup>9)</sup> <https://stanfordnlp.github.io/CoreNLP/index.html>

- Science and Technology (Social Science Edition), 2021, 23(6): 632-637.
- [2] ALDANABOBADILLA E, MOLINAVILLEGAS A, LOPEZAREVALO L, et al. Adaptive Geoparsing Method for Toponym Recognition and Resolution in Unstructured Text[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18): 3041.
- [3] JOY H, KIM J, PORRASP, et al. GapFinder: Finding Inconsistency of Security Information from Unstructured Text[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, PP(99): 1-1.
- [4] LI R, LIN Z, LIN H L, et al. A Review of Text Emotional Analysis [J]. Computer Research and Development, 2018, 55(1): 30-52.
- [5] BO P, LEE L. Opinion Mining and Sentiment Analysis[J]. Foundations and Trends © in Information Retrieval, 2008, 2(1/2): 1-135.
- [6] VINODHINI G, CHANDRASEKARAN R M. Sentiment analysis and opinion mining: a survey[J]. International Journal, 2012, 2(6): 282-292.
- [7] HONG W, LI M. A Review of Research on Text Emotional Analysis Methods [J]. Computer Engineering and Science, 2019, 41(4): 750-757.
- [8] THET T T, NA J C, KHOOC S G. Aspect-based sentiment analysis of movie reviews on discussion boards[J]. Journal of Information Science, 2010, 36(6): 823-848.
- [9] LIU B. Sentiment analysis and opinion mining [J]. Synthesis Lectures on Human Language Technologies, 2012, 5(1): 1-167.
- [10] WILSON T, WIEBE J, HOFFMANN P. Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis[C]// Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2005: 347-354.
- [11] ESULI A, SEBASTIANI F. Sentiwordnet: A publicly available lexical resource for opinion mining[C]// Proceedings of the Fifth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'06), 2006: 417-422.
- [12] BAHDANAU D, CHO K, BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv: 1409. 0473, 2014.
- [13] 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 (volume 2: Short papers). 2014: 49-54.
- [14] HE R, LEE W S, NG H T, et al. An unsupervised neural attention model for aspect extraction[C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2017: 388-397.
- [15] HE R, LEE W S, NG H T, et al. Exploiting Document Knowledge for Aspect-level Sentiment Classification[C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers). 2018: 579-585.
- [16] WANG F, LAN M, WANG W. Towards a one-stop solution to both aspect extraction and sentiment analysis tasks with neural multi-task learning[C]// 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2018: 1-8.
- [17] 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.
- [18] HU M, LIU B. Mining and summarizing customer reviews[C]// Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2004: 168-177.
- [19] TENG Z, VO D T, ZHANG Y. Context-sensitive lexicon features for neural sentiment analysis[C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2016: 1629-1638.
- [20] TURNEY P. Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews[C]// Proceedings of ACL-02, 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2002: 417-424.
- [21] BRODY S, ELHADAD N. An unsupervised aspect-sentiment model for online reviews[C]// Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2010: 804-812.
- [22] CHEN Z, MUKHERJEE A, LIU B. Aspect extraction with automated prior knowledge learning[C]// Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). 2014: 347-358.
- [23] PHAN M H, OGUNBONA P O. Modelling context and syntactical features for aspect-based sentiment analysis[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2020: 3211-3220.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] LIPENKOVA J. A system for fine-grained aspect-based sentiment analysis of Chinese[C]// Proceedings of ACL-IJCNLP 2015 System Demonstrations, 2015: 55-60.
- [27] KIRITCHENKO S, ZHU X, CHERRY C, et al. Detecting aspects and sentiment in customer reviews[C]// 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval), 2014: 437-442.
- [28] RAO D, RAVICHANDRAN D. Semi-supervised polarity lexicon induction[C]// Proceedings of the 12th Conference of the European Chapter of the ACL (EACL 2009), 2009: 675-682.
- [29] VO D T, ZHANG Y. Target-dependent twitter sentiment classification with rich automatic features[C]// Twenty-fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2015: 1347-1353.
- [30] HUANG J, MENG Y, GUO F, et al. Weakly-supervised aspect-based sentiment analysis via joint aspect-sentiment topic embedding[J]. arXiv: 2010. 06705, 2020.
- [31] LIAO W, ZENG B, YIN X, et al. An improved aspect-category sentiment analysis model for text sentiment analysis based on RoBERTa[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(6): 3522-3533.
- [32] DAI Z, PENG C, CHEN H, et al. A Multi-Task Incremental Learning Framework with Category Name Embedding for Aspect-Category Sentiment Analysis[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Process-

- ing(EMNLP). 2020;6955-6965.
- [33] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. arXiv:1810.04805, 2018.
- [34] TANG J, LU Z, SU J, et al. Progressive Self-Supervised Attention Learning for Aspect-Level Sentiment Analysis[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019;557-566.
- [35] TANG D, QIN B, LIU T. Aspect Level Sentiment Classification with Deep Memory Network[C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2016;214-224.
- [36] WANG S, MAZUMDER S, LIU B, et al. Target-sensitive memory networks for aspect sentiment classification[C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics(Volume 1: Long Papers). 2018;957-967.
- [37] LI X, BING L, LAM W, et al. Transformation Networks for Target-Oriented Sentiment Classification[C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics(Volume 1: Long Papers). 2018;946-956.
- [38] SUN K, ZHANG R, MENSAH S, et al. Aspect-level sentiment analysis via convolution over dependency tree[C]// Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). 2019; 5679-5688.
- [39] VELIČKOVIĆ P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks[J]. arXiv:1710.10903, 2017.
- [40] WANG K, SHEN W, YANG Y, et al. Relational Graph Attention Network for Aspect-based Sentiment Analysis[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020;3229-3238.
- [41] TIAN Y, CHEN G, SONG Y. Aspect-based Sentiment Analysis with Type-aware Graph Convolutional Networks and Layer Ensemble[C]// Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. 2021;2910-2922.
- [42] BAO L, LAMBERT P, BADIA T. Attention and lexicon regularized LSTM for aspect-based sentiment analysis[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics; Student Research Workshop. 2019; 253-259.
- [43] WANG Y, HUANG M, ZHU X, et al. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]// Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2016;606-615.
- [44] HE R, LEE W S, NG H T, et al. An Interactive Multi-Task Learning Network for End-to-End Aspect-Based Sentiment Analysis[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019;504-515.
- [45] HU M, PENG Y, HUANG Z, et al. Open-Domain Targeted Sentiment Analysis via Span-Based Extraction and Classification [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019;537-546.
- [46] WU C, XIONG Q, YI H, et al. Multiple-element joint detection for Aspect-Based Sentiment Analysis[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 223:107073.
- [47] LI Y, YIN C, ZHONG S, et al. Multi-Instance Multi-Label Learning Networks for Aspect-Category Sentiment Analysis [C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing(EMNLP). 2020;3550-3560.
- [48] CHEN Z, QIAN T. Relation-aware collaborative learning for unified aspect-based sentiment analysis[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020;3685-3694.
- [49] BU J, REN L, ZHENG S, et al. ASAP: A Chinese Review Dataset Towards Aspect Category Sentiment Analysis and Rating Prediction [C] // Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. 2021;2069-2079.
- [50] PONTIKI M, GALANIS D, PAPAGEORGIOU H, et al. SemEval-2015 task 12: Aspect based sentiment analysis [C] // Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation(SemEval 2015). 2015;486-495.
- [51] 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 (volume 2: Short papers). 2014; 49-54.
- [52] JIANG Q, CHEN L, XU R, et al. A challenge dataset and effective models for aspect-based sentiment analysis[C]// Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). 2019; 6280-6285.
- [53] SAEIDI M, BOUCHARD G, LIAKATAM, et al. SentiHood: Targeted Aspect Based Sentiment Analysis Dataset for Urban Neighbourhoods[C]// Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics; Technical Papers. 2016;1546-1556.
- [54] DOZAT T, MANNING D. Deep biaffine attention for neural dependency parsing[J]. arXiv:1611.01734, 2016.



**LI Yang**, born in 1994, postgraduate. His main research interest is natural language processing.



**WANG Shi**, born in 1981, Ph.D, associate researcher, is a member of China Computer Federation. His main research interests include natural language processing semantic analysis and knowledge graph.