

文章编号: 1003-0077(2020)12-0001-08

立场分析研究综述

刘 玮¹, 彭 鑫², 李 超¹, 王 品², 王丽宏¹

(1. 国家互联网应急中心, 北京 100029; 2. 中国科学院 自动化研究所, 北京 100190)

摘 要: 随着以微博、Twitter为代表的社交媒体的快速发展,越来越多的用户喜欢在网上浏览热点信息,并发表自己的观点。立场分析旨在挖掘用户对特定目标或主题(例如,事件、产品、政策、人物或者服务等)的支持、反对或者中立的态度,该研究对舆情监管、信息推荐等具有重要意义。该文对立场分析研究开展综述,从立场分析定义,基于机器学习、深度学习及迁移学习的立场分析方法,使用的数据集三方面分别进行概述,并对未来的研究方向进行展望。

关键词: 立场分析;机器学习;深度学习;迁移学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

A Survey on Stance Detection

LIU Wei¹, PENG Xin², LI Chao¹, WANG Pin², WANG Lihong¹

(1. National Internet Emergency Center, Beijing 100029, China;

2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The stance detection aims to identify the attitude (i.e., in favor of, against, or none) towards a given target, such as an event, a product, a policy, a person, a service, etc. Mining users' stances on social media is important to public opinion monitoring and information recommendation. This paper presents a survey on stance detection: introducing the conception of stance detection, summarizing various learning based methods, and describing the data sets. Finally, this paper discusses the future directions of stance detection.

Keywords: stance detection; machine learning; deep learning; transfer learning

0 引言

随着以微博、Twitter为代表的社交媒体的快速发展,越来越多的用户喜欢在网上浏览热点信息,并发表自己的观点。立场分析旨在挖掘用户对特定目标或主题(例如,事件、产品、政策、人物或者服务等)的支持、反对或者中立的态度。当管理部门发布一个政策后,其更关注用户对政策相关的某一特定对象的立场、态度。例如,对于“禁止放鞭炮”的话题,微博“没人放鞭炮,今天空气真好”,用户表达的情感是正向,立场是“支持”;而微博“烦躁,吵得我睡不着”,用户表达的情感是负向,立场也是“支持”。

故用户发表不同情感的微博都表达了“支持”的立场,由此可见,情感倾向分析和立场分析不同,前者仅关注文本本身表达的正向、负向的情感,后者则重点关注文本中对特定目标的立场。针对购物网站上的商品评论进行立场分析,便于企业准确把握消费者的反馈信息,从而优化营销策略;针对政策发布期间的网民评论进行立场分析,可以为政府提供决策支撑,因此立场分析研究具有巨大的社会价值和商业价值。

立场分析的早期工作集中于在线辩论或新闻文章^[1-4],主要采用用户之间的关系和内容等特征进行文本立场分析。近年来,对文本立场的研究主要集中在微博和 Twitter 数据,微博、Twitter 具有文本

收稿日期: 2019-10-09 定稿日期: 2019-12-14

基金项目: 国家自然科学基金(61772151);国家重点研发计划(2017YFB0803305);国家重点研发计划前沿科技创新专项(2016QY03D0500)

简短、用词不规范、表达灵活、常采用反讽和隐喻等修辞手法的特点,往往需要利用更广泛的语境识别有效特征,以便于推断文本立场。机器学习和深度学习是主要的文本立场分析方法,前者依赖于特征工程,使用 TF-IDF、词袋特征和词嵌入等特征,该类方法易受训练样本数量不足导致的特征稀疏影响,分类器通常采用传统机器学习方法,包括线性支持向量机、朴素贝叶斯、随机森林等。随着深度学习方法的流行,研究者们更倾向于采用可自动学习特征的深度学习方法识别立场,主要包括卷积神经网络、长短期记忆网络及深层记忆网络等方法。为有效利用已有相似对象的标注数据对标注数据少的相关目标对象实现立场分类,研究者们对跨对象立场分析方法进行了相关探讨。

本文首先对立场分析进行了定义,并分析了其面临的挑战和解决方案;进而从基于机器学习、基于深度学习和基于迁移学习三个方面对现有立场分析研究工作进行详细介绍,对比分析了各类方法的性能和优缺点,介绍了立场分析常用的中文及英文数据集,最后总结全文并对未来可开展的工作进行展望。

1 立场分析定义

立场分析旨在从文本(R)中挖掘出对象(Feature)及观点(Opinion),实现对于对象立场(Stance)的分析。其中,文本 R 表示为: $R = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $s_i (1 \leq i \leq n)$, s_i 代表文本中第 i 个语句。对象 Feature 表示为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$, 通常由显式、隐式属性或话题描述。观点 Opinion 由观点词组成,表示为 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_k\}$, 观点词是能够表达观点的形容词、副词、动词、名词等。对象的立场 Stance 表示为 $S = \{\text{支持}, \text{反对}, \text{中立}\}$ 。以文本“放鞭炮的好多呀,声音太大了,我好害怕”为例,该文本由 3 个子句组成,对象“放鞭炮”涉及隐式话题“数量”、显式话题“声音”,观点包括“好多”“太大”“好害怕”,通过挖掘出话题及观点,可以推断该用户的立场是“反对”放鞭炮。

立场分析面临的主要挑战包括:文本简短、表达方式随意、用户在文本中不显示提及目标或主题,标注数据少等。表 1 概括了立场分析面临的挑战和目前的解决方案。

表 1 立场分析面临的挑战及目前的解决方案

面临的挑战	影响	解决方案
社交媒体文本简短、未登录词多、语法不规范、修辞手法复杂	分词误差大	深度神经网络处理字和词特征
缺少主题目标信息,无法深入挖掘文本对特定主题目标的立场倾向	模型分类效果差,建模成本高	条件编码、结合深层记忆网络的记忆机制和注意力机制
标注数据量不足	人工标注成本高	弱监督学习、迁移学习

2 立场分析方法

本节主要介绍立场分析任务中常见方法,包括基于机器学习、基于深度学习及迁移学习三类方法,并分析对比了各方法的优缺点。

2.1 基于机器学习的立场分析方法

基于机器学习的立场分析方法首先抽取特征,然后采用分类器实现用户对于特定目标或话题的立场倾向的挖掘。根据依赖的训练数据的不同,基于机器学习的方法划分为基于有监督学习和基于弱监督学习两类方法。

2.1.1 基于有监督学习的立场分析方法

作为立场分析中主要采用的方法,有监督学习通常依赖于可靠训练数据。Anand 等人^[1]面向论坛评论数据,采用基于规则和朴素贝叶斯分类算法对 14 个话题的支持和反对立场进行分析,实验结果表明,上下文特征的引入使“第二次修宪”“医疗保健”等话题的立场分类准确度性能提升较大。基于 Anand 等人^[1]使用的特征,Hasan 等人^[2]进一步建模用户交互特征及意识形态约束特征,采用 SVM 分类器实现立场分类。Somasundaran 等人^[3]抽取相关的情感表达、目标—观点对作为立场分类器的特征。Faulkner^[4]通过捕获立场、立场目标及隐含在提示与文章间的主题语义关联等特征,实现文档

级别的文章立场分类。Xu 等人^[5]选取段落向量、主题模型、潜在语义分析等方法发现的语义及语言学特征,采用线性组合的方式集成随机森林、线性 SVMs、RBF 核 SVMs 和 Adaboost 等多种分类器实现立场分类。Zhang 等人^[6]提出了包含相关性检测及立场倾向性检测的两阶段学习方法,抽取了传统语言学特征、话题相关性特征、主题特征、情感词汇特征、表情符及词嵌入等多种特征组合。Mohammad 等人^[7]、Sobhani 等人^[8]提供了用于同时检测特定目标立场和句子情感的带有标注的 Twitter 数据集,抽取了字符、词级别的 n 元词频、情感、词嵌入等特征,采用线性 SVM 分类器实现立场分类。Tutek 等人^[9]基于语言学特征,采用遗传算法,组合随机森林、梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT)、逻辑回归和 SVM 四种模型实现立场分类。Wojatzki 等人^[10]抽取了二元文法、三元文法、语义特征、立场词典特征及概念特征等,采用层次分类器框架实现立场分类。Liu 等人^[11]抽取了一元词法、词嵌入等特征,采用随机森林、支持向量机和梯度提升决策树 (GBDT) 实现立场分类。莫等人^[12]融合基于词频统计的特征字向量、词向量等特征,采用 SVM、随机森林和梯度提升决策树 GBDT 模型实现立场分类,使用加权平均的方法融合多个分类器的分类结果。

Liu 等人^[13]利用 TF-IDF 和情感词典将中文微博表示为稀疏向量,采用 SVM、朴素贝叶斯、随机森林和集合分类器等方法实现立场分类。Zhang 等人^[14]提出了一种基于排序的方法、用于提高立场分类性能,与基于分类的方法相比,该方法能最大化真实立场和错误立场之间的差异。Sonia 等人^[15]提出利用 TAG(主题无关特性的分类器)检测假新闻网页的方法,实验结果表明,利用主题无关的特征能够及时地、准确地区分假新闻和真实新闻。

2.1.2 基于弱监督学习的立场分析方法

上述有监督的立场分析方法存在着标注成本大、模型泛化能力弱等不足。为解决这些挑战性问题,研究者提出了基于弱监督学习的立场分析方法。Dias 等人^[16]采用启发式规则标注文本以构建训练语料,在六个不同的立场分析任务中取得了较好结果。Ebrahimi 等人^[17]提出融合作者及好友关联信息的弱监督立场分析方法,采用合页损失—马尔科夫随机场 (hinge-loss Markov random fields, HLMRFs) 方法标注数据,使用融合词典、多元词组和情感类型等多特征的线性 SVM 作为分类器。

Johnson 等人^[18]采用概率软逻辑方法将六个局部弱监督分类器集成为全局弱监督分类器,用来分析美国政治人物 Twitter 文本的立场。Lin 等人^[19]提出了基于话题建模的弱监督多方立场分类方法,采用情感分析方法标注部分文本的立场,进而挖掘具有区分性的话题以实现立场分类。林等人^[20-21]提出了基于用户与话题信息的自训练多方立场分析模型,根据用户立场一致性及话题等信息采用迭代训练方法扩展数据集,提升多方立场分类性能。Rajadesingan 等人^[22]提出集成标签传播和现有分类方法的 Twitter 立场检测,减少人工标注数据的工作量。

2.2 基于深度学习的立场分析方法

近年来,深度学习方法因具有自动提取特征、生成更有效的特征表示的能力,而被应用于微博或 Twitter 等社交媒体文本立场分析中,其中,卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)和长短期记忆网络 LSTM(long short term memory)是常用的两种方法。

2.2.1 基于卷积神经网络的立场分析方法

为了对比卷积神经网络和传统机器学习在立场分析任务上的性能,Yuki 等人^[23]分别使用基于特征的模型和基于卷积神经网络的模型,用于对 SemEval-2016 Task 6^[24] Subtask A 数据集上的推文做立场分类任务,结果表明,CNN 模型能通过自动检测主题词和有效词来检测立场,在训练数据的交叉验证中表现更佳。

Wei 等人^[25]开发了一个卷积神经网络系统来检测 Twitter 文本中的立场。首先从官方语料库中建立一个二分类的训练数据集,然后修改归一化层 (softmax) 来执行三分类。

Prashanth 等人^[26]提出使用深度学习构建单词级和字符级的模型实现 Twitter 文本立场检测。使用单词级或字符级模型的分类器组合,采用数据增强技术扩展和多样化训练数据集,系统更加健壮。研究结果表明,当数据量足够大时,字符级模型优于字级模型。针对数据匮乏问题,数据增强技术为字符级模型生成数量足够多和具有多样性的样本,以提升其检测性能。

Marianela 等人^[27]提出了将 CNN 与自动规则挖掘和手动编写规则相结合的集成立场分析方法,首先使用非静态设置来嵌入单词(来自预训练的 Word2Vec 语料库),为了提升准确率,通过人工检

查训练数据来构建规则分类器,形成自动挖掘规则和基于手写规则(HWR),最后通过投票程序实现数据类别的最终预测。每种分类器优劣特点不同,对于不同类别的准确率和召回率差异明显,对所述类别中高准确率的分器投票权重更高。

Gaurav 等人^[28]提出了一种结合神经网络、统计和外部特征的方法用于解决“虚假新闻”(Fake News)问题,分别利用深度递归模型计算神经嵌入,利用 n-grams 加权计算统计特征,利用特征工程启发式算法手工构造外部特征,最后使用深度神经网络将所有特征组合起来。Ma 等人^[29]提出基于神经多任务学习用于谣言检测与立场分类,在神经网络的基础上,对两个任务进行加权联合训练用于提取特征。Yaakov 等人^[30]提出基于有限数量特征的立场分类任务的实现,特征主要包含一般的字符 n-grams 特征和特殊的字符 skip n-grams 特征。

2.2.2 基于长短期记忆网络的立场分析方法

双向 LSTM 与单向 LSTM 相比,每个网络单元都多出一组由后向前传播的隐层状态,最后将计算过的正向和反向的隐层状态汇总在输出层。Yu 等人^[31]提出基于神经网络的中文微博立场检测,该模型遵循神经网络原理,先利用裸字嵌入来表示句子词,并首先使用卷积神经层来提取局部 n-gram 特征,然后使用双向长短期记忆(LSTM)神经网络来提取潜在的全局句法特征。基于这些特征,再分别用固定维特征向量表示作者文本,最后将两向量组合并将其输入到分类层中以获得输出标签。实验结果表明,卷积层和 LSTM 神经网络提取的特征对于文本立场分类有很好的效果。

有研究者尝试在双向 LSTM 基础上引入注意力机制实现立场分类,岳^[32]提出了基于注意力的双向长短期神经网络,该模型采用层次化神经网络模型,使用双向 LSTM 网络提取文本中与话题相关的信息,然后使用注意力聚合机制,将微博评论与话题融合,以便提炼出隐层状态中的最核心特征,使得模型达到最佳性能。

为了做立场检测任务,通常需要文本中涉及到的目标或者每个目标的训练数据集,针对不能提供目标且没有可用于测试目标的训练数据集的问题,Isabelle 等人^[33]尝试使用基于条件编码的 LSTM,该编码构建依赖于目标的推文表示,且性能优于独立于目标的编码,当使用双向编码增强条件模型时,性能会进一步提高。研究表明,在没有大型标记语料库的情况下,可以使用无监督预训练来学习用于

立场检测的目标表示。基于条件编码的 LSTM,可以对未知的目标进行立场检测。

在微博和 Twitter 文本立场检测任务中,研究者一般只关注文本特征,忽视主题信息对立场分类的重要性,使得模型效果不佳。颜^[34]提出一种结合注意力机制与条件编码的文本立场分类方法,使用 LSTM 和 Bi-LSTM 分别对主题目标和文本编码,以便挖掘出微博文本相应立场;然后以注意力机制引入主题目标信息,捕获了文本信息中重要的主题目标。研究结果表明,该模型能更好地关注那些对主题立场分类起关键作用的词,在 NLPCC 中文立场分析数据集上微平均 F_1 值取得了 0.716 的成绩。

Kuntal 等人^[35]提出了一种基于 LSTM 的两阶段模型 T-PAN,用于分析用户对 Twitter 的特定主题的立场,在每个阶段采用双向 LSTM 和注意力嵌入将输入的句子以单词序列的形式编码,研究表明,该模型易于实现且可重复使用。

2.2.3 基于深层记忆神经网络立场分析方法

在文本立场分析任务中,卷积神经网络等模型存在如下问题:首先,卷积神经网络缺乏对主题信息的理解,只关注文本特征信息,效果不太理想;其次,在神经网络训练模型过程中,将相关信息向低维空间嵌入时,易损失重要信息。深层记忆神经网络通过利用外部记忆机制及注意力机制能有效解决这些问题。

上下文信息对于文本立场检测至关重要,与 CNN 或 LSTM 相比,记忆神经网络通过记忆前文信息可以模拟复杂的依赖关系。Mitra 等人^[36]提出了一个有效的端到端记忆网络模型,该模型结合了卷积和递归神经网络的优点,在记忆网络推理层引入相似矩阵,以便提高分类准确度,在公共数据集 Fake News Challenge(假新闻挑战赛数据集)上的实验证明了该方法的有效性。

在 Mitra 等人^[36]研究的基础上,魏^[37]提出了基于深层记忆网络的社交媒体文本立场分析方法,该方法在充分利用外部记忆机制存储重要信息的同时,引入注意力机制计算文本特征与主题目标的重要程度,在 SemEval2016 和 NLPCC 立场分析数据集中的 F_1 值分别获得 0.6752 和 0.7036 的成绩。

2.3 基于迁移学习的跨对象立场分析方法

对于文本立场检测,通常情况下,我们需要用大量含有标签的数据来训练或测试模型,然而现实场

景中面临的挑战是,可能仅有少量或者没有标签的数据集。

针对文本立场分析缺乏足够量的标签数据集的挑战,周等人^[38]提出基于迁移学习的方法,该方法将外部辅助数据获取的知识特征迁移至模型中,以便能精准地进行文本立场分类。通过在 NLPCC-2016 Task 4 上进行测试,验证了该方法具有更好的性能。

Wei 等人^[39]研究了跨对象立场检测的问题,利用源目标的标记数据来学习可以适应新目标的模型。其核心原理是利用两个目标之间共享的潜在主题作为可转移的知识来提高模型的适应能力。该方法将主题知识获取和目标不变表示学习集成在统一的端到端框架中,通过神经变分推理获得主题知识,并进一步采用对抗训练鼓励模型学习目标不变表示,最终实验结果表明了该方法的有效性。岳^[32]提出了基于跨领域迁移学习的新话题评论预测方法。

在研究跨对象立场分析中,Xu 等人^[40]提出了一种新的自注意神经模型,可以提取与目标无关的信息来对模型进行扩展。实验结果表明,该模型能够在句子中感知高级特定领域信息,并在某些领域的多个基线上取得优异的结果。

Zarrella 等人^[41]根据单个推文的内容自动确定作者的立场。该方法通过从其他系统迁移特征来训练大量未标记数据集,能够最大化有限训练数据集的价值。实验结果表明,对于立场检测、hashtag 预测和 skip-gram 任务可以产生有用的预训练特征,使用迁移学习可以最大化利用训练数据的价值。

2.4 方法对比及存在的问题

基于传统机器学习的立场分析方法中,基于特征工程的有监督立场分析方法对训练数据集拟合效果较好,然而需要对“支持”“反对”“中立”类的标签进行大量人工标注,成本较高,虽然采用基于弱监督方法学习文本的特征表示可以解决标注数据量不足的问题,但是模型泛化能力较差。以卷积神经网络和长短期记忆网络为代表的深度学习立场分析方法,通过自动提取文本特征,再结合注意力机制模型,使性能得到提升,但是算法较复杂,计算消耗较多资源,且模型不具有可解释性。基于跨对象的迁移学习立场分析方法,通过将已有相似话题模型中获取的知识特征迁移至新话题模型中可以加快学习效率。各类方法对比如表 2 所示。

表 2 各类方法对比

类别(1级)	类别(2级)	文献序号	数据集	主要方法	优点	缺点
基于机器学习 的立场分析方法	有监督学习	[1-15]	SemEval-2016 Task 6, NLPCC-2016 Task 4, Fake News Challenge Stage 1	集成随机森林、SVM、 Adaboost、GBDT、逻辑 回归	较好拟合训练数据集	标注数据成本大、模型泛化能力差
	弱监督学习	[16-22]	SemEval-2016 Task 6	启发式规则、合页损失-马尔科夫随机场、 概率软逻辑、自训练、 集成标签传播	解决标注数据问题	泛化能力较差
基于深度学习的立场分析方法	基于卷积神经网络	[23-30]	SemEval-2016 Task 6, NLPCC-2016 Task 4, Fake News Challenge Stage 1	CNN 模型、CNN+数据 增强技术	模型泛化能力较好	训练过程中丢失部分重要信息、忽视主题目标信息
	基于长短期记忆网络	[31-35]	SemEval-2016 Task 6, Fake news Challenge Stage 1	Bi-LSTM+CNN、 Bi-LSTM+Attention、 LSTM+条件编码	更好地利用上下文信息	忽视主题目标信息
	基于深层记忆神经网络	[36-37]	SemEval-2016 Task 6, NLPCC-2016 Task 4	深层记忆神经网络、 端到端记忆网络模型	关注主题目标信息	—
基于迁移学习的跨对象的立场分析方法	基于迁移学习	[38-41]	SemEval-2016 Task 6, NLPCC-2016 Task 4	迁移学习、迁移学习+ 自注意神经模型	加快学习效率	—

3 立场分析数据集

在文本立场分析领域,多数研究者均以社交媒体文本为研究对象来分析其立场倾向,其中,中文以微博文本数据集为主,英文多使用 Twitter 数据集,此外,最近对基于新闻文章的数据集立场检测研究也有进展,例如,Fake News Challenge Stage 1。

3.1 中文数据集

在中文微博文本立场分析任务中,最常使用 NLPCC-2016 Task 4 提供的数据集,包含 iPhone SE、深圳禁摩限电、俄罗斯在叙利亚反恐行动、开放二胎和春节放鞭炮共五个话题的微博原始数据。该数据集任务分为两个子任务,分别为 A 任务和 B 任务。A 任务的目的是针对这五个话题实现立场分类,提供 3 000 个有标注数据和大量未标注数据用于训练;B 任务的目的是针对两个话题实现立场分类,提供大量无标注微博文本数据集。

3.2 英文数据集

在英文 Twitter 文本立场分析任务中,最常使用 SemEval-2016 Task 6 和 Fake News Challenge Stage 1 提供的数据集。

SemEval-2016 Task 6 包含无神论、气候变化、女权主义运动、希拉里克林顿和堕胎合法化共五个话题的推文数据。本数据集任务分为两个子任务,分别为 A 任务和 B 任务。A 任务的目的是针对这五个话题实现立场分类,提供 2 900 个有标注数据和大量未标注数据用于训练;B 任务的目的是检测针对“唐纳德·特朗普”的话题的立场,不提供任何训练数据,但提供与“唐纳德·特朗普”(域名语料库)相关的大量无标注推文。

立场分析作为评估新闻报道的真实性的第一阶段任务,Fake News Challenge Stage 1 提供了用于评估新闻文章相对于标题的立场分析任务的数据集,本数据集均为有标记数据,标签共分为“同意”“不同意”“讨论”和“不相关”四类。

4 结论与展望

本文对文本立场分析研究进行了综述,重点对主流的立场分析方法进行了介绍,主要为以下三个方面:基于机器学习、基于深度学习以及基于迁移

学习,并比较了现有各方法的优缺点。

未来进一步研究的方向包括:在数据预处理阶段使用无监督学习解决数据匮乏和噪声问题;在迁移学习中引入注意力机制,用于捕获文本中重要的主题目标信息;提高立场分析模型的普适性;现有的文本立场分析任务多采用微博或者 Twitter 等短文本数据集,未来可扩展至更多类型的数据集。

参考文献

- [1] Pranav Anand, Marilyn Walker, Rob Abbott, et al. Cats rule and dogs drool!: Classifying stance in online debate [C]//Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Approaches to Subjectivity and Sentiment Analysis. Portland, Oregon: Association for Computational Linguistics, 2011: 1-9.
- [2] Kazi Saidul Hasan, Vincent Ng. Stance classification of ideological debates: Data, models, features, and constraints [C]//Proceedings of the 6th International Joint Conference on Natural Language Processing. Nagoya, Japan: Asian Federation of Natural Language Processing, 2013: 1348-1356.
- [3] Swapna Somasundaran, Janyce Wiebe. Recognizing-stances in online debates [C]//Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of AFNLP. Suntec, Singapore: Association for Computational Linguistics, 2009: 226-234.
- [4] Adam Faulkner. Automated classification of stance in student essays: An approach using stance target information and the wikipedia link-based measure [D]. New York, USA: University of New York, 2014.
- [5] Jiaming Xu, Suncong Zheng, Jing Shi. Ensemble of feature sets and classification methods for stance detection [C]//Proceedings of Natural Language Understanding and Intelligent Applications. Kunming, China: Springer, 2016: 679-688.
- [6] Zhihua Zhang, Man Lan. Relevant or not? Supportive or not? A two-step learning system for automatic detecting stance in tweets [C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 451-457.
- [7] Saif M Mohammad, Parinaz Sobhani, Svetlana Kiritchenko. Stance and Sentiment in Tweets [J]. ACM Transactions on Internet Technology, 2016, 17(3): 1-23.

- [8] Parinaz Sobhani, Saif Mohammad, Svetlana Kiritchenko. Detecting stance in tweets and analyzing its interaction with sentiment[C]//Proceedings of the 5th Joint Conference on Lexical and Computational Semantics, 2016: 159-169.
- [9] Martin Tutek, Ivan Sekulić, Paula Gombar. Take Lab at SemEval-2016 Task 6: Stance classification in tweets using a genetic algorithm based ensemble[C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 464-468.
- [10] Michael Wojatzki, Torsten Zesch. Stance detection in social media using stacked classifiers [C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 428-433.
- [11] Can Liu, Wen Li, Sandra Kübler. IUCL at SemEval-2016 Task 6: An ensemble model for stance detection in twitter [D]. Indiana, USA: Indiana University, 2016.
- [12] 莫雨洁, 金琴, 吴慧敏. 基于多文本特征融合的中文微博的立场检测[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(21): 77-84.
- [13] Liran Liu, Shi Feng, Daling Wang. An empirical study on Chinese microblog stance detection using supervised and semi-supervised machine learning methods[C]//Proceedings of the 5th CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing, 2016: 753-765.
- [14] Qiang Zhang, Emine Yilmaz, Shangsong Liang. Ranking-based method for news stance detection[C]//Proceedings of the Web Conference 2018, 2018: 41-42.
- [15] Sonia Castelo, Thais Almeida, Anas Elghafari. A Topic Agnostic approach for identifying fake news pages[C]//Proceedings of the 2019 World Wide Web Conference, 2019: 975-980.
- [16] Marcelo Dias, Karin Becker. An Heuristics-based, weakly-supervised approach for classification of stance in tweets[C]//Proceedings of the International Conference on Web Intelligence, 2016: 73-80.
- [17] Javid Ebrahimi, Dejing Dou, Daniel Lowd. Weakly supervised tweet stance classification by relational bootstrapping [C]//Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2016: 1012-1017.
- [18] Kristen Johnson, Dan Goldwasser. "All I know about politics is what I read in Twitter": Weakly supervised models for extracting politicians' stances from twitter [C]//Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics, 2016: 2966-2977.
- [19] Junjie Lin, Wenji Mao, Yuhao Zhang. An enhanced topic modeling approach to multiple stance identification[C]//Proceedings of the 26th ACM Conference on Information and Knowledge Management, 2017: 2167-2170.
- [20] 林俊杰, 王磊, 毛文吉. 面向社会事件的半监督自训练多方立场分析[J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(12): 1074-1084.
- [21] 林俊杰. 面向社交媒体的个性化情感分析与立场挖掘方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学博士学位论文, 2018.
- [22] Ashwin Rajadesingan, Huan Liu. Identifying users with opposing opinions in twitter debates[C]//Proceedings of Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction, 2014: 153-160.
- [23] Yuki Igarashi, Hiroya Komatsu, Sosuke Kobayashi. Feature-based model versus convolutional neural network for stance detection[C]//Proceedings of the International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 401-407.
- [24] Saif Mohammad, Svetlana Kiritchenko, Parinaz Sobhani. SemEval-2016 Task 6: Detecting stance in tweets [C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 31-41.
- [25] Wan Wei, Xiao Zhang, Xuqin Liu. A specific convolutional neural network system for effective stance detection [C]//Proceedings of the International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 384-388.
- [26] Prashanth Vijayaraghavan, Ivan Sysoev, Soroush Vosoughi. Detecting stance in tweets using character and word-level CNNs[C]//Proceedings of the International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 413-419.
- [27] Marianela Garcia Lozano, Hanna Lilja, Edward Tjornhammar. Mama Edha at SemEval-2017 Task 8: Stance classification with CNN and rules[C]//Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation, 2017: 481-485.
- [28] Gaurav Bhatt, Aman Sharma, Shivam Sharma. Combining neural, statistical and external features for fake news stance identification[C]//Proceedings of the Web Conference, 2018: 1353-1357.
- [29] Jing Ma, Wei Gao, Kamfai Wong. Detectrumor and stance jointly by neural multi-task learning[C]//Proceedings of the Web Conference, 2018: 585-593.
- [30] Yaakov HaCohen, Ziv Ido, Ronen Ya'akov. Stance-classification of tweets using skip char ngrams[C]//

- Proceeding of Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, 2017: 266-278.
- [31] Nan Yu, Da Pan, Meishan Zhang. Stance detection in Chinese microblogs with neural networks[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Processing of Oriental Languages, 2016: 893-900.
- [32] 岳重阳. 面向中文微博话题评论文本的立场倾向性分析方法研究[D]. 石家庄: 河北科技大学硕士学位论文, 2019.
- [33] Isabelle Augenstein, Tim Rocktaschel, Andreas Vlachos. Stance detection with bidirectional conditional encoding[C]//Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2016: 876-885.
- [34] 颜瑶. 结合主题目标信息的社交媒体文本立场分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士学位论文, 2018.
- [35] Kuntal Dey, Ritvik Shrivastava, Saroj Kaushik. Topical stance detection for twitter: A two-phase LSTM model using attention[C]//Proceedings of the 40th European Conference on Information Retrieval, 2018: 529-536.
- [36] Mitra Mohtarami, Ramy Baly, James Glass. Automatic stance detection using end-to-end memory networks[C]//Proceedings of the 2018 Conference of North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1, 2018: 767-776.
- [37] 魏琪康. 基于深度学习的社交媒体文本立场分析研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士学位论文, 2017.
- [38] 周艳芳, 周刚, 鹿忠磊. 一种基于迁移学习及多表征的微博立场分析方法[J]. 计算机科学, 2018, 45(09): 243-247.
- [39] Penghui Wei, Wenji Mao. Modeling transferable topics for cross-target stance detection[C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2019: 1173-1176.
- [40] Chang Xu, Cécile Paris, Surya Nepal. Cross-target-stance classification with self-attention networks[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2018: 778-783.
- [41] Guido Zarrella, Amy Marsh. Mitre at SemEval 2016 Task 6: Transfer learning for stance detection[C]//Proceedings of the International Workshop on Semantic Evaluation, 2016: 470-475.



刘玮(1984—), 通信作者, 博士, 高级工程师。主要研究领域为社会媒体计算、舆情分析。
E-mail: liuwei@isc.org.cn



李超(1982—), 博士, 高级工程师, 主要研究领域为网络信息安全、大数据分析处理。
E-mail: lclichao@cert.org.cn



彭鑫(1985—), 硕士, 工程师, 主要研究领域为社会网络分析、用户行为建模。
E-mail: xin.peng@ia.ac.cn