

# 自然语言处理技术在新闻传播学中的应用研究和前景展望



吴小坤<sup>1,2,3,4</sup> 赵甜芳<sup>1,2</sup>

1 华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510000

2 大数据与计算智能粤港联合创新平台 广州 510000

3 华南理工大学新闻与传播学院 广州 510000

4 数据分析与信息可视化研究中心 广州 510000

(wuxiaokun@scut.edu.cn)

**摘要** 作为人工智能领域的重要研究方向之一,自然语言处理技术(Natural Language Processing, NLP)极大地促进了社会传播学的发展。文中在梳理国内外 NLP 发展脉络的基础上,综述了其在社会传播学领域内假新闻检测、常识推理、自动化新闻理解和生成、新闻评论管理、情感计算方面的最新应用进展,并提供了常用的研究数据集,指出了现有研究的不足和改进思路。此外,通过调研传播学中最具实证性的社会心理学派,探讨了 NLP 技术与传播学理论深度结合的可能性,并提炼出 4 个有前景的应用研究方向,即群体决策支持系统的构建、以计算机为媒介的亲密关系的判断、基于社会判断理论的情感分析、公众议程生成的分析,为智能化传播分析打下了基础。

**关键词:** 自然语言处理;中文信息处理;社会传播;新闻传播;传播分析

**中图法分类号** TP391

## Application of Natural Language Processing in Social Communication: A Review and Future Perspectives

WU Xiao-kun<sup>1,2,3,4</sup> and ZHAO Tian-fang<sup>1,2</sup>

1 School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China

2 Guangdong-Hong Kong Joint Innovation Platform of Big Data & Computational Intelligence, Guangzhou 510000, China

3 School of Journalism and Communication, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China

4 Center of Data Analysis and Information Visualization, Guangzhou 510000, China

**Abstract** Natural language processing (NLP), as a branch of artificial intelligence, has accelerated the development of social communication studies in both theory and application. This paper introduces the historical development of NLP, and then reviews the application of NLP in social communication studies, including five aspects: fake news detection, commonsense reasoning, automated journalism, offensive language identification, and affective computing. Some commonly used datasets have been provided, and the advantages and deficiencies of existing researches are discussed. Furthermore, to promote the deep integration of NLP techniques and social communication, this paper proposes four promising application fields after investigating communication theories: building group decision support system, computer-mediated intimate relationship judgment, attribute analysis based on social judgment theory, the generating of public agenda. Overall, this paper paves the way for intelligent social communication analysis.

**Keywords** Natural language processing, Chinese information processing, Social communication, News communication, Propagation analysis

### 1 引言

近年来,自然语言处理技术得到了以计算机科学为代表的自然科学领域到社会科学领域的广泛关注,并且在新闻理解、新闻传播、舆论管理、观点分析等社会传播学问题中展示

了不容忽视的价值,二者的融合研究正成为新的趋势。一方面,NLP 能迅速处理社交媒体中的海量内容和知识,加速传播学的研究进展,所生成的知识图谱也能被用于提升 NLP 的推理能力。另一方面,自然语言处理能够辅助治理互联网中的传播乱象,避免谣言、攻击性话语的泛滥,促进正向传播。

投稿日期:2019-12-24 返修日期:2020-04-22 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:国家重点研发计划项目(2017YFC0820106);国家社会科学基金重点项目(18AXW007);国家自然科学基金面上项目(61873097, 61972442)

This work was supported by the National Key R&D Program of China(2017YFC0820106), National Social Science Fund of China (18AXW007) and National Natural Science Foundation of China (61873097, 61972442).

通信作者:赵甜芳(tianfang09@foxmail.com)

然而,随着二者结合的深入,传播领域的大量非规范文本和精细化知识对 NLP 技术提出了越来越高的要求,传播学领域相对完善的理论框架也为 NLP 突破常规应用带来了机遇。

受信息全球化趋势的影响,以电视、报纸、广播、杂志为代表的传统媒介所垄断的信息发布渠道正在被颠覆,以互联网为媒介的社会传播突破了时间和空间的限制,已经成为传播学领域的新趋势。在互联网空间中,人们既是信息的接收者,也是信息的生产者。整个传播过程开始呈现扁平的、去中心化的特点,具体表现为媒体内容生产从传统的“报道式新闻”演变为新型“交互式新闻”,官方媒体报道转变为广泛参与的公民报道,并由此产生了海量的网络传播数据。海量数据带来的影响具有两面性:一方面,公民在网络空间的观点表达和信息分享,创造了新的知识、内容、观点、意见等,人们可以从多个视角解读社会事件;另一方面,网络空间中的数据充斥着与事件不相关的噪音和大量同质化的冗余信息,对社会传播学研究提出了如下新挑战。

(1)如何高效地收集、整合数据,并进行信息的提取与利用。当前的网络数据渠道主要为门户网站的新闻、搜索引擎的检索结果、问答社区的讨论、微博互动等。平台的多样性使得成员构成、交流形式、讨论深度等各不相同,数据形式涵盖文字、图片、表情、视频等多种格式。面对海量数据,人工方式很难进行处理,需要借助自动化工具来实现新闻主题提取、内容理解、体裁归类等工作。自然语言处理技术能够实现异构数据的迅速整合、关键信息的提取及热点追踪等,辅助研究人员进行高效的文本分析和内容理解。因此,熟悉各种自然语言处理工具正逐渐成为传播学研究者的必备技能。

(2)如何对清洗后的数据进行深层次分析,以发现同类事件的共性规律和差异化特征,深入解剖参与者的群体和个体特征。社会传播学研究的根本目的是透过表面看到事件的深层次动机、目的、发展规律,更好地解释社会生活中的自我、他人及世界的关系。其所涉及的学科门派众多,不同理论框架对问题的解释不同,得出的结论也不尽相同。例如,符号互动论强调“行动取决于意义,社会互动产生意义,人的思维修正对社会互动过程的解释”,因此从数据中找出群体思维演变规律是分析群体行动的间接但极其重要的步骤;关系辩证法强调找出关系内部冲突以及关系外部群体冲突来解释事件的演变规律,因此侧重对参与者自身属性以及参与者关系的研究等。

基于以上原因,虽然自然语言处理技术的发展以及语料库的丰富程度已经能够解决本问题的一些子问题,如内容分类、观点凝练、情感分析等,但其还无法满足更为系统和深入的智能化传播分析的要求。这就对自然语言处理技术与传播学理论的深度融合提出了要求。

本文第 2 节介绍了国内外 NLP 研究的简要脉络;第 3 节综述了 NLP 研究在社会传播领域的前沿应用;第 4 节探讨了传播学理论框架下的 NLP 应用前景;最后总结全文。

## 2 国内外 NLP 研究的简要脉络

NLP 的思想源自语言学的规范化、结构化管理,可追溯到语言学家索绪尔的研究。1906—1911 年,索绪尔教授开发了一种将语言描述为“系统”的方法,将声音视作语言的媒介,

确定了语言可以随背景变化而改变意义。索绪尔认为“意义”是在语言内部,通过各部分关系和对比创造出来的。他还认为,社会是一种“共享”的规范体系,为合理的“扩展”思维提供条件,从而导致个人的决策和行动。索绪尔所提出的结构主义方法,为人类对语言的研究从语言学拓展到计算机以及其他学科领域奠定了必要的基础。Chomsky<sup>[1]</sup>创造了一种被称为“阶段结构语法”的语法风格,这为后来将自然语言翻译成计算机可用的格式提供了条件。从 NLP 的基础思想来看,其核心就是解决人与计算机通信之间的差距。

1950 年,Turning 设想机器模仿人类无差异对话的可能性<sup>[2]</sup>。1952 年,Hodgkin 等展示了大脑利用神经元形成电网的过程<sup>[3]</sup>。1964 年,美国国家研究委员会创建了自动语言处理咨询委员会(Automatic Language Processing Advisory Committee,ALPAC),其主要任务是评估自然语言处理研究的进展。然而,经过 12 年的研究和 2000 万美元的耗资,机器翻译的准确率和可靠性非常低,这项研究于 1966 年终止。

20 世纪 80 年代,NLP 的研究者抛弃了语言学的框架,转向纯粹的统计学方法,并开始取得显著进展。20 世纪 80 年代,IBM 开发了几个较为复杂的 NLP 模型,获得了初步的成功。这些进展也要归功于计算能力的稳步增长和机器学习算法的发展。20 世纪 90 年代,自然语言处理中的统计模型大为流行。其中,纯统计的 NLP 方法在处理在线文本流方面效果显著,如借助 N-Grams 方法统计语言数据等。

近年来,神经网络的发展极大地促进了 NLP 技术的发展<sup>[4-5]</sup>。21 世纪初,Bengio 等使用前馈神经网络(Feedforward Neural Networks,FNN)提出了第一个“神经语言模型”。Elman<sup>[6]</sup>在神经网络中添加了上下文单元,每个隐藏单元接收来自前一时间步的信息输入。1997 年,递归神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)<sup>[7]</sup>模型和长短记忆(Long Short-Term Memory,LSTM)网络<sup>[7]</sup>被提出,经过 10 年的探索,其在 2007 年开始被广泛应用于语音和文本处理方面。2014 年,Sutskeve 等<sup>[8]</sup>提出一种序列到序列的模型,采用多层 LSTM 规则来映射输入序列、深度 LSTM 解码输出序列,该模型在机器翻译上取得了较高的 BLEU 分数。Karimi 等<sup>[9]</sup>于 2018 年提出了多源多类虚假新闻检测框架,用卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)分析了一个声明中每个文本的局部模式,用 LSTM 分析了整个文本中的临时依赖性,充分利用了两种模型的特点,并指出 LSTM 对长时间发送更有效。此外,深度神经网络在文本分类、机器翻译<sup>[10]</sup>、对话系统<sup>[11]</sup>和诗歌生成<sup>[12]</sup>等自然语言任务中也显示出了良好的效果和鲁棒性。

中文 NLP 领域起步较晚。一方面,早期计算机平台以英文为主要语言,直到 1980 年我国颁布了第一个汉字编码的国际标准 GB2312-80,汉字的信息化处理才步入正轨。另一方面,汉语语句本身结构松散,语法和语义更加灵活,计算模型与英文存在很大差异,因此无法直接套用成熟的理论和技术<sup>[13]</sup>。

20 世纪 90 年代后,随着汉语分词技术、汉语语料库的丰富,中文信息处理得到飞速发展,得到了丰富的研究成果。这些研究对中文信息处理的当下和未来发展颇具价值,可分为基础研究和应用研究两大类<sup>[14]</sup>。

(1) 基础研究方面, 主要包括中文分词<sup>[14-15]</sup>、词法与句法分析<sup>[16]</sup>、语义分析<sup>[17]</sup>、篇章分析<sup>[18-19]</sup>、语言模型构建<sup>[20]</sup>、语言表示学习、知识图谱与计算等。例如, 中国科学院研制的基于多层隐马模型的汉语词法分析系统 ICTCLAS 是国际领先的汉语词法分析器<sup>[14]</sup>; 开源的 Python 中文分词工具包 jieba<sup>[15]</sup> 在工业界广为流行; Wang 等<sup>[16]</sup> 于 2016 年设计的一种双通道的词义汉语认知模型, 达到了更优的词义归纳效果; Wu 等<sup>[18]</sup> 于 2018 年建立了中小规模的篇章依存树, 并对中英文依存树进行了简单的统计和差异分析; Liu 等<sup>[19]</sup> 于 2019 年尝试将篇章修辞结构信息用于中文自动文摘, 获取了更好的连贯性评价价值。

(2) 应用研究方面, 主要包括语音识别<sup>[21-22]</sup>、少数民族语言处理<sup>[22]</sup>、信息检索和过滤<sup>[22-23]</sup>、自动问答系统<sup>[24-26]</sup>、机器翻译<sup>[22, 27]</sup>、文本分类与聚类、信息抽取和自动文摘<sup>[28]</sup>、情感分类<sup>[17]</sup> 等。早在 1998 年, Tao 等<sup>[21]</sup> 就使用汉语词调的优化统计方法, 借助汉语全音节和韵律规则库, 设计了汉语语音规则实时合成系统; Wang 等于 2003 年开展了维吾尔语音识别研究<sup>[22]</sup>; 2008 年, Liu 等<sup>[29]</sup> 基于少量数据进行语言学与声学的建模, 显著提高了方言普通话的识别率; Liu 等<sup>[23]</sup> 利用查询无关特征分析和先验知识学习的方法大大提高了文本信息检索的性能和结果质量; Han 等<sup>[25]</sup> 引入领域语义知识来提升自动问答系统的性能。

目前, 中文信息处理技术日渐成熟, 已催化出了成熟的商业产品和应用服务, 如科大讯飞的中文语音识别产品, 百度公司的小度智能音响(人机对话), 以及嵌入在各类聊天软件、推荐系统、医疗健康系统、导航系统中的自然语言处理模块等。然而, 如何进一步提升现有技术的准确率, 研发出更多面向未来的应用产品, 仍需要 NLP 领域的持续投入研究, 以及其他学科的深度融合。

### 3 NLP 在社会传播学领域的前沿应用

在社会传播领域, NLP 过去的贡献集中在内容分类、文

本摘要、主题模型、上下文提取、情感分析、文本-语音转换、机器翻译等。近年来, NLP 的应用研究有了一系列新进展。

#### 3.1 基于 NLP 的假新闻检测

假新闻检测旨在通过人工智能技术来核查新闻报道, 识别社会欺诈与虚假信息。从 2016 年美国选举开始, 假新闻检测突然得到了广泛的关注, 正成为近几年新闻传播和自然语言处理领域的热点议题<sup>[30]</sup>。下面将从假新闻的定义、数据集、鉴别技术 3 方面展开介绍。

(1) 假新闻是指社交媒体中错误的、误导读者的或未经证实的新闻消息。广义的假新闻不局限于虚假新闻报道, 还包括社会欺诈、谣言、虚假评论、事实重组、题文不符等。其中, 事实重组是相对难处理的一种情况, 因为包含大量的事实作为干扰, 很难通过纯粹的文本信息来识别真假, 需要借助其他信息进行判断, 如传播源可信度、转发关系网络等<sup>[31]</sup>。常见的 4 类假新闻分别为: “恶作剧型”“诱导点击型”“广告宣传型”“讽刺型”<sup>[32]</sup>。其中, “恶作剧型”刻意欺骗读者, “广告宣传型”和“诱导点击型”的目的在于管控舆论和转移注意力, “讽刺型”常用于娱乐或者批评某事。针对最差的“恶作剧型”新闻检测, 研究人员进一步细分了新闻标签, 包括 2 类(真、假)、3 类(大部分真、大部分假、不确定), 以及更详细的 6 类(真、大部分真、一半真、大部分假、一半假、全部假)。

(2) 假新闻检测的原始数据主要从开放式的在线社交媒体(如推特、Facebook、微博)获取, 随后通过假新闻在线校验网(如 PolitiFact<sup>[33]</sup>, Snopes<sup>[34]</sup>, FullFact<sup>[35]</sup> 等)进行评分, 得到新闻的可信度和对应标签。研究人员还通过消息源的口碑, 为其发布的新闻贴上对应标签。例如, 政府网站、公认的权威媒体发布的新闻可默认为“真实”, 辟谣网站鉴定的谣言、臭名昭著的媒体渠道发布的文章则默认为“虚假”<sup>[36]</sup>。目前常用的公开数据集包括 LIAR<sup>[37]</sup>, Twitter<sup>[34]</sup>, Weibo<sup>[34]</sup>, PHEME<sup>[38]</sup> 和 BuzzFeed 等。假新闻检测挑战赛的发展也为此领域贡献了标准数据集。数据的来源和详细资料如表 1 所列。更多的数据资料请参考文献<sup>[39-40]</sup>。

表 1 假新闻检测的公开数据资源

Table 1 Open data sources for fake news detection

Dataset	Link	Description	Text label
LIAR	<a href="https://www.cs.ucsb.edu/~il-liam/data/liar_dataset.zip">https://www.cs.ucsb.edu/~il-liam/data/liar_dataset.zip</a>	经典数据集, 从 PolitiFact 提取的 1.28 万条带标签的短新闻, 各标签下的样本数量相对平衡	True, Mostly-true, Half-true, Barely-true, False, Pants-fire
Twitter dataset	<a href="http://alt.qcri.org/~wgao/data/rumdect.zip">http://alt.qcri.org/~wgao/data/rumdect.zip</a>	经典数据集, 用于假新闻检测, 涵盖 992 个事件、59.24 万条推特及 23.37 万用户	Fake, True
Weibo dataset	<a href="http://alt.qcri.org/~wgao/data/rumdect.zip">http://alt.qcri.org/~wgao/data/rumdect.zip</a>	经典数据集, 用于假新闻检测, 包含 4 664 个事件、380 万条微博及 280 万用户	Fake, True
PHEME	<a href="https://figshare.com/articles/PHEME_dataset_of_rumours_and_non-rumours/4010619">https://figshare.com/articles/PHEME_dataset_of_rumours_and_non-rumours/4010619</a>	经典数据集, 用于谣言检测, 包含 5 802 条线程、10.3 万条推特, 其中 1 972 条谣言	Rumour, Non-rumour
BuzzFeed	<a href="https://github.com/BuzzFeed-News/">https://github.com/BuzzFeed-News/</a>	假新闻数据集, 子地址如下: (1) 2016-10-facebook-fact-check (2) 2017-01-media-platform-and-news-trust-survey (3) 2016-12-fake-news-survey (4) 2017-04-fake-news-ad-trackers	(1) Mostly true, Mixture of true and false, No factual content (2) Trust, NotTrust (3) Fake, True (4) Fake
PolitiFact	<a href="https://www.politifact.com/">https://www.politifact.com/</a>	政治新闻核查网站, 由坦帕湾时报创建, 每条政治新闻都带有标签	True, Mostly True, Half-true, Mostly False, False, Pants-on-fire False
Snopes	<a href="https://www.snopes.com/">https://www.snopes.com/</a>	传闻核查网站, 美国一家专门调查新闻真实性、致力于揭穿谣言的网站	Fake, True, Uncertain
Full Fact	<a href="https://fullfact.org/">https://fullfact.org/</a>	事实核查工具, 由谷歌资助, 用于自动解析和判定社交媒体新闻的真实性	-
HeroX Fact Check	<a href="https://herox.com/factcheck/">https://herox.com/factcheck/</a>	假新闻检测竞赛, 为“事实”的准确性打分	TRUE, Somewhat TRUE, Somewhat FALSE, FALSE
FakeNews Challenge	<a href="http://www.fakenewschallenge.org/">http://www.fakenewschallenge.org/</a>	假新闻检测竞赛, 参赛人员通过建立检测系统来评价标题和内容的一致性打分, 也被称为“立场检测”	Agrees, Disagrees, Discusses, Unrelated

(3)当前主流的假新闻检测技术可分为4类:基于机器学习的检测技术、基于深度学习的检测技术、基于NLP的检测技术、基于图理论和数据挖掘的检测技术。这4类技术常常共现于同一模型中,例如语言注入的神经网络模型<sup>[32]</sup>、基于图理论的深度马尔可夫链推理模型<sup>[41]</sup>、基于NLP语义信息和用户行为的双层卷积神经网络模型<sup>[36]</sup>、修辞结构理论(Rhetorical Structure Theory, RST)与向量空间模型(Vector Space Model, VSM)相结合的方法<sup>[42]</sup>、基于多技术(统计分析、源头交叉验证、数据挖掘)的假新闻识别框架等。此外, Pisarevskaya等<sup>[35]</sup>首先构建了俄文假新闻数据集,并测试了支持向量机、随机森林在俄文假新闻鉴别中的效果。Sarkar等<sup>[43]</sup>通过可插拔的层次神经网络来捕获语句、文章层面的讽刺特征;Conforti等<sup>[44]</sup>借鉴新闻传播学中的倒金字塔式写作思路,通过LSTM技术对文章标题和内容编码,判断标题和内容的一致性。Zubiaga等于2018年针对谣言识别任务,提出了假新闻传播检测的4项途径:新话题检测、话题追踪、用户立场检测、话题类别判断。

在中文的假新闻检测研究中,技术发展相对充分,在研究主题多样性和数据集方面仍有提升空间。在技术方面,Liu等<sup>[45]</sup>根据不同语义内容将假新闻分为五大类,并设计了基于假新闻的文本自动分类器;Zu等<sup>[46]</sup>提出将微博情感倾向作为谣言检测的一类特征,使得谣言检测准确率得到可观提升;Wang等<sup>[46]</sup>综合谣言传播的时间特征,基于模糊聚类算法提出了自动微博谣言分类器等。由上述研究可以看出:1)中文假新闻检测的研究内容还局限于“谣言”,而对“半真半假”“标题和内容不一致”“事实错位”“讽刺性文章”等复杂情况的检测研究相对较少;2)中文研究数据主要来自于微博,且受隐私保护影响,多数不予公开,其他来源(如公众号文章、时政评论、辟谣平台文章)的中文数据也相对较少;3)中文假新闻检测的平台建设尚处于起步阶段。虽然果壳网的谣言粉碎机、微信的自动辟谣等功能值得称赞,但前者的假新闻相对陈旧,无法及时发现并辟谣实时出现的假新闻;后者局限于微信平台内部文章的辟谣,无法识别和处理整个网络中出现的假新闻。因此,为实现和谐的网络传播生态,建立面向多源头、多渠道的假新闻实时辟谣平台仍任重道远。

### 3.2 基于NLP的常识推理问题

常识推理是机器阅读理解领域的热门话题。从早期的文本传播任务<sup>[47]</sup>到需要全面了解公民日常生活与社会常识的任务<sup>[48]</sup>,越来越多的研究致力于从现有网络数据中提取常识性知识。例如,共指性问题是自然语言理解中的一个难题,即文本中的多个指称都指向同一个实体。共指消解过程极易受到数据偏差的困扰,即使借助语料库或知识图谱,这个问题仍难彻底解决。类似的难题还有职业名词中的性别偏差。而加入常识性知识,有助于消除共指问题中的歧义。

近年来,计算机视觉、机器人学以及语言、视觉和机器人学之间的交叉等其他相关学科也取得了越来越多的成果,涌现了大量旨在通过不断增长的基准任务来解决常识推理活动的研究。常识推理方法也从早期的符号和统计方法发展到基于深度神经网络的推理模型等。这些模型通常会增加外部数据或知识资源,如情感信息<sup>[49-50]</sup>,并由此产生了许多知识库。

例如,SenticNet是一个英文概念级常识库,常被用于面向情感分析的常识推理任务<sup>[51]</sup>。Vilares等<sup>[51]</sup>在SenticNet的基础上,借助统计机器翻译工具,实现了面向多语言的常识库BabelSenticNet。Mullenbach等<sup>[52]</sup>调查发现现有的用于常识推理的多数语言模型的性能并不显著优于词组级推理模型的性能,因此设计了面向形容词和对象的数据集。

除了由领域专家、WordNet、众包方式创建的知识库外,通过NLP自动提取信息(如事实和关系)及建立知识图谱正成为常识推理研究的热门课题。例如,Huminski等<sup>[53]</sup>把高级自然语言命令嵌入人机交互系统,实现自动创建大规模常识库。Rudinger等<sup>[54]</sup>通过调研大量由自然语言理解得出的常识性结论,提出常识推理结果的评分标准。

### 3.3 基于NLP的自动化新闻

数字新闻报道正在冲击传统新闻报道的地位,并由此带来了3方面的问题:如何自动分析新闻结构、主题及叙事规则(新闻理解);如何从海量数据中提取指定主题的新闻(新闻归类和检索);如何优化自动新闻写作(新闻生成)。

针对以上问题,Carlson等<sup>[55]</sup>于2015年提出了“自动化新闻(Automated Journalism)”的概念,探索了如何在无人干扰的情况下,通过新闻话题的自动检索、分析、处理,自动地生成新闻报道。由于语义是对数据对应的现实世界中的事物所蕴含意义的解释,理解语义是发挥新闻数据功能的必要前提,因此NLP语义分析成为了自动化新闻研究中不可或缺的技术。此外,自然语言生成(Natural Language Generation, NLG)<sup>[56]</sup>也得到了众多研究者的关注,在它的基础上可进一步建立自动化新闻生成系统。

在新闻理解的研究中,新闻主题提取是基础问题,其研究相对成熟和丰富。最常用的主题模型是隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)<sup>[57]</sup>与层次狄利克雷过程(Hierarchical Dirichlet Processes, HDP)<sup>[58]</sup>等。基于这些模型,Zhang等<sup>[59]</sup>构建了语义框架及事件名词词典,实现了从文本信息中自动提取新事件的主题。Gong等<sup>[60]</sup>借助知识规则发现,构建了针对体育新闻的自动生成系统。国内的相关研究中,Chen等<sup>[61]</sup>从海量评论中提取了主要传播主题,并通过凝练主流观点、识别差异化评论来揭示舆情规律。Yan等<sup>[62]</sup>基于HDP主题模型设计出了交互式主题建模,并结合用户的领域专业知识对模型结果进行修正。还有些学者通过主题模型进行网络新闻汇聚<sup>[63]</sup>和个性化推荐研究<sup>[64]</sup>。叙事规则分析和故事生成是自动化新闻研究最具潜力的研究方向,然而目前的研究仍局限于用传统的认知语言学模型来分析新闻的叙事话语<sup>[65-67]</sup>,或通过设计叙事原型数据库来将新闻知识编码为结构化的叙事<sup>[68]</sup>,NLP技术的应用研究相对稀缺,仍需NLP研究者的关注和探讨。

新闻题材自动归类是新闻检索研究中的基础课题。传统的新闻题材归类往往基于简单的规则,如按主题聚类、按元素存档、按作者分类等。2018年,Dai等<sup>[69]</sup>首次提出通过内容组织结构进行归类,并创建了包含900篇文章的新闻结构和叙事元素的数据集,有助于基于NLP的新闻体裁自动归类。其首先通过考虑新闻故事的写作风格(叙事或者说明)和对应功能(讲故事、讲细节,或为了引起读者注意),定义一个小的

新闻元素集合,然后基于对新闻元素的选择和组织,定义了4种常用的新闻文章结构(倒金字塔型、Martini 结构、Kabob 结构、时间序列结构),最后训练了一个简单的支持向量机来进行新闻题材的归类。

自然语言生成技术尽管在过去几年发展迅速,但仍然不足以实现通用的、智能化的新闻生成系统。一方面,相对成熟的新闻自动生成系统大多是服务于商业的或为私人公司所有,具体架构和操作并不对外开放,各系统之间存在技术屏障。另一方面,目前公开的自动新闻生成系统高度依赖于规则和模板,并不智能化。虽然 Quill 等曾设计出一种用户自定义的、几乎不依赖模板的自动新闻生成系统,但是该系统无法生成通用解,或者所得解难以重复利用。此外,Linden 等<sup>[56]</sup>在 2017 年的研究中指出,多数自然语言生成系统只有在结构化数据充足、领域知识被充分理解的情况下才有效,这对知识数据库的建立提出了较大的挑战。针对这些问题,Leppanen 等于 2017 年提出一种数据驱动的自动新闻生成系统,该系统很大程度上独立于领域知识和语言存在,也较少依赖于现有数据库,其实际效果在 2017 年芬兰市政选举的相关新闻中得到验证;同时他们也指出了一些可提升的方面,如多语言和跨领域的系统验证、多种新闻结构和类型的生成、基于机器学习的自动模板读取等。

### 3.4 基于 NLP 的攻击性话语界定

社交媒体和交互式信息发布平台为大众表达不同观点和态度提供了渠道,也为新闻发布者获取公众反馈提供了便利。然而,个人攻击、网络谩骂、种族主义、反社会言论等是新闻评论管理所面临的突出问题。皮尤研究中心在 2017 年的研究报告显示,网络上的攻击性言论会对使用者的心理健康产生极为负面的影响。仅在美国,就有 40%左右的成年人遭受过上述网络攻击,很多人因此停止使用互联网的一些服务。快速检测网络上的攻击性话语成为了社会传播和自然语言处理的共同任务,该任务主要面临两方面的挑战。

(1)网络上对攻击性话语的界定并不明晰。不同的网络社区对所发布内容的宽容度也有所不同。在社会科学研究领域,这类话语往往被称为仇恨言论、亵渎性语言或贬低性话语。对 NLP 研究来说,常常将之看作一个包含不同类型的细粒度否定表达式的术语<sup>[70]</sup>。如果仅通过表达方式确定其范围,否定表达的筛选并不难,但对一些模棱两可的隐喻和反讽的筛选就比较困难了。针对这个问题,Waseem 等<sup>[71]</sup>基于网络欺凌数据集的研究做了部分探索,他们注意到 85%的数据集注释分歧发生在性别歧视类,而性别歧视通常是广义和隐性的。Aken 等<sup>[72]</sup>于 2018 年指出,由于话语表征不充分,攻击性话语中的讽刺性内容很难被检测出来,因此通常还需要了解用户的背景。然而,现有的绝大多数方法都集中于建模组件的词汇、语义和句法属性,而与其他注释无关。Mishra 等<sup>[73]</sup>提出了依赖于单词级别的 RNN 和 CNN,但它们容易混淆词汇的意思。近期的研究显示,融合个人属性和社交网络结构开展研究能显著提高判别水平。然而,如何有效区分一

般语言与讽刺性/幽默性话语仍是待解决的问题。

(2)随着时间的推移和主题的转移,会有新的攻击性话语产生。原来的话语情境和主题性质若发生变化,检测方法学习的内容特征将随着时间的推移变得不相关。这一问题也存在于跨领域的攻击性话语检测中。跨领域检测方案在对抗性多任务学习方法方面有一些实验性的成果<sup>[71,74-75]</sup>。近年来,攻击性话语数据集方面已经有了很多的成果积累可用于分类模型的训练,如维基百科数据<sup>[76]1)</sup>、推特数据<sup>[71,77]2)3)</sup>以及跨领域数据集<sup>[78]4)</sup>,但如何选择合适的数据集进行分类器训练<sup>[78]</sup>,以及如何收录新出现的攻击性话语,仍有待深入研究。

为应对上述挑战,自然语言处理领域的国际权威竞赛——语义评测比赛(International Workshop on Semantic Evaluation, SemEval)在 2019 年的最新赛程中提出了“攻击性语言归类任务(SemEval-2019 Task 6)”<sup>[79]5)</sup>,其包括 3 个子任务:A 类的攻击性语言识别、B 类的攻击类型识别、C 类的攻击目标识别。在公平的对比环境下,参赛者提出了一些卓有成效的解决方案,如基于迁移学习和适应性学习的方法<sup>[80]</sup>(A 类排名 1/103, B 类排名 4/75),基于神经网络的迁移学习方法<sup>[81]</sup>(A 类排名 14/103)、基于线性支持向量机的分类方法(B 类)<sup>[82]</sup>、基于 LSTM 的攻击语言识别和攻击类型识别<sup>[83]</sup>(所有子任务),考虑多个分类器的集成模型<sup>[84-85]</sup>(所有子任务)等。综上可知,基于迁移学习的方法在实践中的表现最为出色,集成学习模型和神经网络模型最受欢迎。但是,由于比赛形式的限制,多数参赛者止步于方法集成和应用研究,缺少更深入的理论分析来得出严谨的结论。

### 3.5 基于 NLP 的情感计算

情感计算<sup>[86]</sup>,也被称为情绪感知、意见挖掘,主要探究人们对新闻报道、热点话题、突发事件的情感倾向(积极、中性、消极等粗粒度划分,或喜、怒、哀、乐等细粒度划分),以及由此产生的对特定主题的态度(支持、观望、反对等)。态度反映认知,认知决定行动,探究社会传播中用户的情感意见,对于预测舆情趋势有着重要价值。随着人工智能领域内研究者的持续探索,基于 NLP 的情感分析框架已经日趋成熟,基本形成了两个步骤。

(1)“自顶向下”的情感编码技术。通过计算机的识别、理解及表达人的情感体验,形成通用的或目标主题适应的情感字典。研究内容包括人工标注的情感字典、基于 NLP 的个性化情感字典两种类型。目前,国际应用最广泛的人工情感字典有 HowNet 知网情感词典、台湾大学简体中文情感极性词典(NYUSD)、英文词典库 LIWC 等。Wang 等<sup>[87]</sup>在 2008 年征募 124 名志愿者,通过对中文名词、动词和形容词的情感识别丰富了汉语情感词库。Xu 等<sup>[88]</sup>梳理了中文情感分类体系,构建了中文情感词汇本体库。Zhang 等<sup>[89]</sup>研究了修饰词对极性词的影响,构建了一个相对全面的极性词典。相比人工标注词典,基于 NLP 的个性化情感字典能针对不同问题做出调整,更具研究价值。Huang 等<sup>[90]</sup>针对微博短文本数据集,将表情符号字典与用户情绪特征纳入 NLP 主题模型中实

<sup>1)</sup> <https://webis.de/data.html>

<sup>2)</sup> <http://github.com/zeerakw/hatespeech>

<sup>3)</sup> <https://github.com/gpitsilis/hate-speech>

<sup>4)</sup> <http://takelab.fer.hr/alfeda>

<sup>5)</sup> <http://alt.qcri.org/semEval2019/index.php?id=tasks>

现情感推导。Jiang等<sup>[91]</sup>基于中文金融评论报道的数据集,提出基于浅层语义与语法分析相结合的情感词抽取方法,丰富了金融报道中虚指评价对象和隐式评价对象的情感评价词典。2018年,Liu等<sup>[92]</sup>用微博数据和情感词典构建数据集,训练分类器,通过投票机制计算候选词的情感极性。在最新的研究中,依赖于非文本信息的情感推理网络成为了一种新的情感编码方式,如用户与文本链接关系、文本与文本链接关系、用户互动网络、用户社交网络等。研究者继而借助网络聚类与推理算法界定单个文本的情感性质,随后通过NLP技术辅助验证推理网络的有效性。例如,Long等<sup>[93]</sup>根据多个推特之间的关系来增强单个推特文本的情感分类;Xue等证实“来自相同用户的多个评论大概率拥有相同的情感特性”<sup>[94]</sup>。

(2)“自底向上”的情感推理技术。情感推理技术可分为监督学习、半监督学习、无监督学习3种类型。3种分类技术都依赖于NLP生成文本情感特征<sup>[94]</sup>。例如,Pang等<sup>[95]</sup>采用多种NLP模型,如一元模型、二元模型、词类标注等,来得到文本特征,用于基于监督学习的情感分类。Pang等<sup>[95]</sup>根据英语和汉语的NLP建模与协同训练生成训练集,用于半监督学习的情感分类。Turney等<sup>[96]</sup>通过种子词与候选词的共现概率,来获取每个词的情感特征,用于无监督学习的情感分类。Li等<sup>[97]</sup>通过观察词语极性与句子极性的不同,以及词语极性转移的规律,利用无监督学习将文本二分为带极性转移与不带极性转移的两类句子,并融合二者分别训练的分类器用于文本分类。

基于NLP的情感计算已成为大数据时代新闻传播学领域的重要研究工具,被广泛用于政治、经济、社会问题的分析。它使得新闻事件中的发布者、传播者、评论者的情感能够得到精细化度量<sup>[98]</sup>,辅助推动新闻传播学从经验性分析过渡到实证性分析。未来探索更为复杂的情感类别,并提升复杂类别下的情感划分准确度,是具有极大社会学意义的研究课题。

## 4 NLP在社会传播学领域的应用前景

本节选取与社会传播学紧密相关的若干问题展开介绍,为两个领域的研究者提供参考。虽然人工智能研究领域的NLP研究已经相对丰富,但其在社会传播领域的应用仍局限于文本分析、情感归类、主题词提取等基础数据分析工作,两个领域的结合只是基础、外围和浅层的。事实上,传播学作为研究人类一切信息阐释和互动关系的学科,与自然语言处理一样,都强调信息意义的建立和阐释。因此,传播学领域众多实证性或阐释性理论分析框架,有助于拓宽自然语言处理的应用领域,同时促进理论本身的发展。

传播学研究方法可分为实证和阐释两大类<sup>[98]</sup>。实证性方法假设事实真相是确定且唯一的,可通过量化分析或测试推导出因果关系。阐释性方法则立足于多重事实与真相的假设,侧重于研究语言、文本等交互信息自身的意义和价值。假设阐释性和实证性方法分别处于地球的两极,社会心理学派、控制论学派、修辞学派、符号学派、社会文化学派、批判学派和现象学派<sup>[99]</sup>这七大流派就填充于两极之间的空白地带。排序越靠前的流派,越多地采用实证性研究方法,反之则表示阐释性研究方法在该理论中占上风。倾向实证性的学派与

NLP的联系更加紧密,属于更深层的信息加工问题。

下文将以传播理论的七大流派作为框架,针对最具实证性的社会心理学派,探讨其与NLP融合的可能。

### 4.1 群体决策支持系统中的NLP应用

群体决策(Group Decision)是社会心理学派和控制论学派的交叉研究课题,主要回答如何组织不同背景、兴趣、水平的人开展讨论,最终输出有效决策。群体决策理论为互联网时代群体决策支持系统的建立提供了理论框架。同时,以计算机为媒介的协同决策制定(Computer-mediated Collaborative Decision Making, CDM)<sup>[100]</sup>也将促进传播学中群体决策理论的发展和应用。

群体决策中的“群体”指因为某个目标而聚集起来的人,通常局限于与问题有直接或者间接关联的人士。群体决策理论的创立人Hirokawa和Poole将群体比作一种生物体,需要通过呼吸、循环、消化、排出等生理机能能在动态变化的环境中获得生存和发展。如何才能得出高品质的决策方案呢?群体决策理论认为,这要求决策过程遵循4项功能函数:1)问题分析,在分析过程中需要充分了解问题的由来和定义,沟通各方需求,从而消除歧义、移除沟通交流障碍;2)目标设定,通过技术手段组织并确定决策的目标,从而引导沟通模式、沟通时限、讨论内容;3)识别候选方案,从沟通的过程或者结果中区分出不同角度、不同目标的方案,存为候选项;4)评估候选方案的积极和消极后果。

值得一提的是,在履行功能函数时,沟通发挥着重要作用,将直接影响群体决策的品质。根据对结果的影响性质,沟通可分为3种类型:目标促进型、目标扰乱型、互动中和型。这3种沟通类型与沟通内容的积极、消极、中立性并不相关。例如,积极的沟通内容可能因为偏离目标而浪费群体精力、降低沟通效率,从而影响决策进度,导致目标扰乱型沟通;消极的沟通内容虽然表面上呈现贬义的性质,却也可能切中要害、破旧立新、唤起群体认知,从而推动群体沿着最优路径朝目标移动,促成目标促进型沟通;中和型沟通并不直接服务于目标,主要是以调和不同意见的矛盾、冲突而存在,在多数情况下,中和型沟通能够将群体成员拉回正轨,间接地促进群体决策。

大数据时代的群体决策问题中,4项功能函数是执行框架,沟通充当催化剂的角色,NLP技术则是底层支撑。例如,基于NLP的关键词提取和文章摘要自动生成功能可以快速提取长文本的主要意思;语义分析、词语极性判断可以辅助识别短文本的态度倾向,快速提取海量信息中有潜在价值的群体意见;结合知识图谱分析,可以将整个领域的专家意见以结构化的方式存储,便于索引与知识推理。基于NLP技术构建完善的群体决策支持系统,能将公共事务的群体决策从少数人的意见中解放出来,达成更全面、更智能的决策。

### 4.2 CMC沟通理论与基于NLP的亲密关系判断问题

Walther认为人们在虚拟网络上的沟通与面对面沟通一样,都存在强烈的对亲密感的需求。以计算机为中介的沟通(Computer-Mediated Communication, CMC)过滤了传播中的非语言线索,只留下文本信息来传达社会信息,为自然语言处理技术分析个体亲密关系提供了天然素材。CMC沟通理论将亲密关系的展现分为两层:一是关于“自我暴露、赞美、明确

示好”等内容的陈述,这显然能有效促进亲密关系;二是关于“良性分歧处理、自然转移话题、先表扬后指出不足”等话语技术的使用。CMC 持续沟通的总时间越长,两次沟通间隔的时间越短,越有助于亲密关系的培育。

如图 1 所示,借鉴 Cambria 等<sup>[10]</sup>的“情感分析行李箱”结构,可建立对应的“亲密关系判断问题”的特征框架。图 1 中,第一层是基于沟通文本分析,通过建立亲密关系的极性词典、词义消歧、语义理解,构建语法语义特征来评估二人的亲密值。第二层在多个文本的亲密值评估基础上,结合沟通时间、频率等互动因素,以及共同好友等网络因素,推断出二人的从属关系。第三层则抛开二人的关系,只针对个体本身进行情感人格、行为特征分析,建立个体的亲密度倾向。在得到三层特征的基础上,可采用机器学习方法、神经网络方法或者其他建模推理方法来为二人的亲密关系贴上标签。

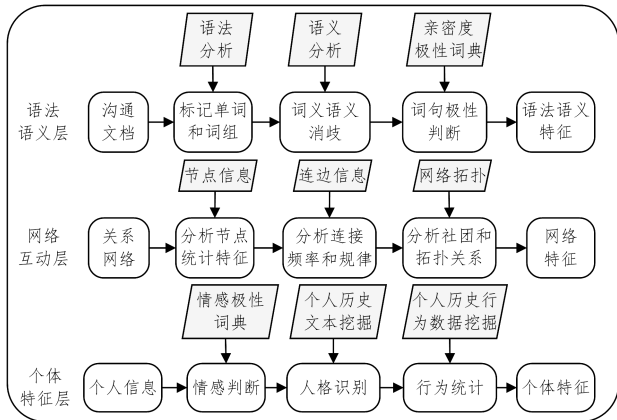


图 1 亲密关系判断问题的特征框架图

Fig. 1 Analytic layers for intimacy judgment

#### 4.3 社会判断理论与新型 NLP 态度分析问题

前文提到,NLP 情感分类问题可大致将情感分为积极、中性、消极 3 个类别。与此类似,社会判断理论中的态度同样可分为 3 类:接受、中立、拒绝。二者的区别在于对新文本的情感判断使用了不同的参照物,基于监督学习和半监督学习的 NLP 情感分析以训练集为参照物,社会判断理论对未知事物的态度判断以当前态度为参照物,这意味着个体态度判断与现实中其他判断一样,存在系统性偏差。此外,态度判断存在中心区域,对传播内容漫不经心的人通常有较为宽泛的中心区域,而持有极端态度的人具有狭窄的中心区域,表现为高度的自我投入。

社会判断理论为 NLP 情感/态度分析问题提供了新思路:一方面,社会判断态度的生成与信息传播的先后顺序产生联系,是一种类似马尔可夫链的生成机制,将此理论融入问题的建模,将丰富问题框架,并生成更多可解释、有现实意义的结论;另一方面,通过 NLP 对用户历史态度数据进行分析,可判断用户接受区域与拒绝区域的分布情况,从而辅助刻画用户的人格特征,完善用户画像。在此基础上,如果针对性地推送新闻、消息、观点评论等,可促成用户态度或立场的转变。

#### 4.4 基于 NLP 的公众议程生成分析

议程指讨论的程序和过程。议程设置猜想是指大众传媒具有将新闻议程中的显著项目向公众议程转移的能力。通俗地说,议程设置猜想肯定了大众传媒在报道新闻时具备引导

公众聚焦和影响公众观念的能力,强调个体应有自由选择的权力。谁会是议程设定人?一种观点认为,新闻不会自我筛查,而需要人为筛查。稿件的发布通常需要经过编辑筛选、主编定夺,最终编辑桌上 3/4 的新闻不会被报道,因此报道方是新闻的议程设置人。另一种观点认为,新闻事件或新闻人物本身是议程设置的关键,例如,在一些必须被报道的新闻事件中,群体通常会为了争取被关注的权力而不断制造传媒事件,迫使媒体接受他们的议程。后者被视作自发的公众议程设置,然而在这种情况下,公众议题的生成会变成未知的过程。如果收集到足够的网络传播数据,基于 NLP 话题发现技术就可以帮助发现议题的生成、传播节奏、关键节点等,检测到相对完整的议程生成过程,丰富议程设置猜想的内容。

此外,自发的公众议程生成过程中的传播结构变革也值得 NLP 研究者关注。传统大众传媒议题与社交网络碰撞后,出现了传播权力结构的转型,一部分媒体主导的权力话语正在被“大 V”所替代,即个体取代了组织的话语权力地位,传播过程的变量迅速增加,无法再以传统的方法去分析。同时,话语权力结构呈现去中心式的、分散的趋势,导致议题传播的网络结构无法被充分地测量。面对上述问题,基于文本内容的 NLP 分析方法可以帮助发现潜在的传播结构和主导节点,厘清社会议题和舆论的生产机制,加速新的话语权力结构理论的生成。

**结束语** 社会传播学是一门研究人类一切交流形式的符号、意义和规则的学问。语言和文字作为人类最重要的交流方式,极大地促进了社会文明的发展。当今社会,人类的交流媒介空前发达,包括面对面的谈话、表情和手势的运用、大众媒体的宣传、以互联网为媒介的交流等。分析语言的成分和结构,理解语义和深层意义,实现更智能的信息传播,是社会传播学与自然语言处理领域的共同任务。

该文在简要梳理国内外 NLP 发展历程的基础上,介绍了 NLP 在社会传播领域的前沿应用,既包括新闻理解方向的假新闻检测、常识推理、新闻主题提取、新闻体裁归类、自动新闻生成等问题,也涉及新闻评论管理中的攻击性话语界定和情感计算等方面,有助于交叉学科的研究者快速建立知识框架。本文还针对当下 NLP 技术与社会传播学理论融合不紧密的问题,调研了传播学领域最具实证性的社会心理学派理论,找出了最能够与自然语言处理技术相结合的方向,归纳出了 4 个具体的研究问题,即群体决策理论和系统设计问题、以计算机为媒介的沟通理论和亲密关系判断问题、社会判断理论和态度分析问题、议程设置猜想和生成过程检测问题,为 NLP 在该领域的进一步应用研究奠定了基础。

#### 参考文献

- [1] CHOMSKY N. Syntactic structures [M]. The Hague: Mouton, 1957.
- [2] TURING A M. Computing Machinery and Intelligence [J]. Mind, 1950, 59(236): 433-460.
- [3] HODGKIN A L, HUXLEY A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve [J]. Physiology, 1952, 117(4): 500-544.
- [4] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Na-

- ture, 2015, 521(7553): 436.
- [5] GOLDBERG Y. A primer on neural network models for natural language processing [J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2016, 57: 345-420.
- [6] ELMAN J L. Learning and development in neural networks; the importance of starting small [J]. *Cognition*, 1993, 48(1): 71-99.
- [7] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. *Neural computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [8] SUTSKEVER I, VINYALS O, LE Q V, et al. Sequence to Sequence Learning with Neural Networks[C]// *Neural Information Processing Systems*. 2014: 3104-3112.
- [9] KARIMI H, ROY P, SABA-SADIYA S, et al. Multi-source multi-class fake news detection [C]// *COLING*. 2018: 1546-1557.
- [10] FAN W T, HOU H X, WANG H B. Mongolian-Chinese neural machine translation with priori information [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2018, 32(6): 36-43.
- [11] XING C, WU W, WU Y, et al. Topic aware neural response generation[C]// *AAAI*. 2016: 3351-3357.
- [12] ZHANG X, LAPATA M. Chinese poetry generation with recurrent neural networks[C]// *EMNLP*. 2014: 670-680.
- [13] WANG J H. Research on some key technologies in Chinese information processing [D]. Shanghai: Fudan University, 2004.
- [14] Chinese information processing society of China. Development report of Chinese information processing [R]. 2016.
- [15] JUNYI S. jieba [EB/OL]. <https://github.com/fxsjy/jieba>.
- [16] WANG S N, ZONG C Q. A Double-channel LDA model for Chinese semantics [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(8): 1652-1666.
- [17] WEN B, HE T T, LUO L. Research on text sentiment classification based on semantic understanding [J]. *Computer Science*, 2010, 37(6): 261-264.
- [18] WU Y F, LI S J, QIN M K, et al. Construction and analysis of text-dependent treebank in Chinese and English [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2018, 32(1): 75-82.
- [19] LIU K, WANG H L. A study on the coherence of automatic abstracting based on textual rhetorical structure [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2019, 33(1): 82-89.
- [20] DING G D, BAI S, WANG B. A survey of statistical language modeling methods for text retrieval [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2006, 43(5): 769-776.
- [21] TAO J H, HUA Y M. Chinese Colloquial rule synthesis system based on PSOLA technology [J]. *Journal of Nanjing University (Natural Science)*, 1998(1): 85-92.
- [22] WANG K L. Research on Uyghur syllable speech recognition and recognition primitives [J]. *Computer Science*, 2003, 30(7): 182-184.
- [23] LIU Y Q, ZHANG M, MA S P. Research on network data cleaning for information retrieval [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2006, 20(3): 70-77.
- [24] CAO Z J, LI Z S, LIU C T. Research on question understanding in automatic Q&A system [J]. *Computer Science*, 2005(11): 160-162, 232.
- [25] HAN X P, QI Z Y, TIAN Y, et al. An encyclopedia Q&A system based on domain semantics information[C]// *Advances of Computational Linguistics in China*. 2009.
- [26] LIU K, ZHANG Y Z, JI G L. Research progress and prospect of knowledge Q&A system based on representation learning [J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2016, 42(6): 807-818.
- [27] LI M X, ZONG C Q. Summarization on machine translation technology convergence [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2010, 24(4): 74-85.
- [28] SUN C K, ZHONG Y X. Summarization generation and related techniques in natural language processing [J]. *Computer Science*, 1999, 26(10): 16-19.
- [29] LIU L Q, ZHENG F, WU W H. Acoustic modeling of Mandarin sound recognition based on small data [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2008, 48(4): 604-607.
- [30] CUNHA E, MAGNO G, CAETANO J. Fake news as we feel it: perception and conceptualization of the term "fake news" in the media [C]// *International Conference on Social Informatics*. 2018: 151-166.
- [31] LI Q, HU Q, LU Y, et al. Personal and Ubiquitous Computing, 2019. Multi-level word features based on CNN for fake news detection in cultural communication [J]. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2020(24): 259-272.
- [32] VOLKOVA S, SHAFFER K, JANG J Y, et al. Separating facts from fiction: Linguistic models to classify suspicious and trusted news posts on twitter [C]// *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2018: 647-653.
- [33] RASHKIN H, CHOI E, JANG J Y, et al. Truth of varying shades: Analyzing language in fake news and political fact-checking [C]// *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2017: 2931-2937.
- [34] MA J, GAO W, MITRA P, et al. Detecting Rumors from Microblogs with Recurrent Neural Networks [C]// *IJCAI*. 2016: 3818-3824.
- [35] PISAREVSKAYA D. Deception Detection in News Reports in the Russian Language: Lexics and Discourse [C]// *EMNLP*. 2017: 74-79.
- [36] QIAN F, GONG C, SHARMA K, et al. Neural User Response Generator: Fake News Detection with Collective User Intelligence [C]// *IJCAI*. 2018: 3834-3840.
- [37] WANG W Y. "Liar, Liar Pants on Fire": A New Benchmark Dataset for Fake News Detection [R]. 2017.
- [38] ZUBIAGA A, LIAKATA M, PROCTER R N. Exploiting Context for Rumour Detection in Social Media [C]// *International Conference on Social Informatics*. 2017: 109-123.
- [39] CAZALENS S, LEBLAY J, LAMARRE P, et al. Computational Fact Checking: A Content Management Perspective [J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2018, 11(12): 2110-2113.
- [40] BONDIELLI A, MARCELLONI F. A survey on fake news and rumour detection techniques [J]. *Information Sciences*, 2019, 497: 38-55.
- [41] NGUYEN D M, DO T H, CALDERBANK R, et al. Fake News Detection using Deep Markov Random Fields [C]// *HLT-NAACL*. 2019: 1391-1400.
- [42] RUBIN V L, CHEN Y, CONROY N J. Deception detection for news: three types of fakes [C]// *Proceedings of the 78th*

- ASIS&T Annual Meeting: Information Science with Impact: Research in and for the Community. 2015;83.
- [43] DE SARKAR S, YANG F, MUKHERJEE A. Attending Sentences to detect Satirical Fake News[C]// Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. 2018;3371-3380.
- [44] CONFORTI C, COLLIER N. Towards Automatic Fake News Detection: Cross-Level Stance Detection in News Articles [C]// FEVER. 2018;40-49.
- [45] LIU Z Y, ZHANG L, CUNCHAO T U, et al. Statistical Semantic analysis of Chinese social media rumors [J]. Science China: Information Science, 2015, 45(12): 1536-1546.
- [46] ZU K L, ZHAO M L, GUO K, et al. Research on Sina Weibo rumor detection [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2017, 31(3): 198-204.
- [47] DAGAN I, GLICKMAN O, MAGNINI B. The PASCALRecognising Textual Entailment Challenge [C]// MLCW 2005. 2006: 177-190.
- [48] ZELLERS R, BISK Y, SCHWARTZ R, et al. SWAG: A Large-Scale Adversarial Dataset for Grounded Commonsense Inference [C]// Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2018.
- [49] SMIRNOV D. Neural Network-Based Models with Commonsense Knowledge for Machine Reading Comprehension [C] // Student Research Workshop. 2019;90-94.
- [50] CHEN S Y, LIN X, XIAO Y H, et al. Sentiment Commonsense Induced Sequential Neural Networks for Sentiment Classification [C] // Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. 2019; 1021-1030.
- [51] VILARES D, PENG H, SATAPATHY R, et al. BabelSenticNet: A Commonsense Reasoning Framework for Multilingual Sentiment Analysis [C] // 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). 2018; 1292-1298.
- [52] MULLENBACH J, GORDON J, PENG N, et al. Do Nuclear Submarines Have Nuclear Captains? A Challenge Dataset for Commonsense Reasoning over Adjectives and Objects [C] // EMNLP-IJCNLP. 2019; 6054-6060.
- [53] BIN N Y, AI A S, KWOK K, et al. Commonsense inference in human-robot communication [C] // Proceedings of the First Workshop on Commonsense Inference in Natural Language Processing. 2019; 104-112.
- [54] RUDINGER R, VAN DURME B. Ordinal Common-sense Inference [J]. MIT Press Journals, 2017(5): 379-395.
- [55] CARLSON M. The robotic reporter: Automated journalism and the redefinition of labor, compositional forms, and journalistic authority [J]. Digital journalism, 2015, 3(3): 416-431.
- [56] LINDEN C G. Decades of Automation in the Newsroom: Why are there still so many jobs in journalism? [J]. Digital Journalism, 2017, 5(2): 123-140.
- [57] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latentdirichlet allocation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3(Jan): 993-1022.
- [58] TEH Y W, JORDAN M I, BEAL M J, et al. Sharing clusters among related groups: Hierarchical Dirichlet processes [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. 2005; 1385-1392.
- [59] ZHANG H, BOONS F, BATISTA-NAVARRO R. Whose story is it anyway? Automatic extraction of accounts from news articles [J]. Information Processing and Management, 2019, 56(5): 1837-1848.
- [60] GONG J, WEN R, ZHANG P. An Automatic Generation Method of Sports News Based on Knowledge Rules [C] // 2017 IEEE/ACIS 16th International Conference on Computer and Information Science (ICIS). 2017; 499-502.
- [61] CHEN X M, GAO C, GUAN X H. A method of LDA subject model for opinion extraction in Internet [J]. Library and Information Service, 2015, 59(21): 21-26.
- [62] YAN Y Y, TAO Y B, LIN H. Interactive theme modeling based on Hierarchical Johann Peter Gustav Lejeune Dirichlet process [J]. Journal of Software, 2016(5): 1114-1126.
- [63] BAI J F. Online news aggregation based on hierarchical topic model [D]. Hangzhou: Zhengjiang University, 2015.
- [64] ZHENG Y X. Research on personalized recommendation of micro-blog news based on probabilistic topic model [D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [65] KRIEKEN K VAN, HOEKEN H. Blended viewpoints, mediated witnesses: A cognitive linguistic approach to news narratives [J]. Viewpoint and the fabric of meaning: Form and use of viewpoint tools across languages and modalities, 2016(1): 145-168.
- [66] SANDERS J, VAN KRIEKEN K. Traveling through narrative time: How tense and temporal deixis guide the representation of time and viewpoint in news narratives 1 Introduction [J]. Cognitive Linguistics, 2019, 30(2): 281-304.
- [67] KRIEKEN K V, SANDERS J. Smoothly moving through Mental Spaces: Linguistic patterns of viewpoint transfer in news narratives [J]. Cognitive Linguistics, 2019, 30(3): 499-529.
- [68] CASWELL D, DÖRR K. Automated Journalism 2.0: Event-Driven Narratives From simple descriptions to real stories [J]. Journalism practice, 2018, 12(4): 477-496.
- [69] DAI Z, TANEJA H, HUANG R. Fine-grained Structure-based News Genre Categorization [C] // Proceedings of the Workshop Events and Stories in the News. 2018; 61-67.
- [70] CHANDRASEKHARAN E, SAMORY M, JHAVER S, et al. The Internet's Hidden Rules: An Empirical Study of Reddit Norm Violations at Micro, Meso, and Macro Scales [C] // ACM-HCI. 2018; 32.
- [71] WASEEM Z, HOVY D. Hateful symbols or hateful people? predictive features for hate speech detection on twitter [C] // Proceedings of the NAACL Student Research Workshop. 2016; 88-93.
- [72] AKEN B V, RISCH J, KRESTEL R, et al. Challenges for toxic comment classification: An in-depth error analysis [C] // Proceedings of the 2nd Workshop on Abusive Language Online (co-located with EMNLP). 2018; 33-42.
- [73] MISHRA P, DEL TREDICI M, YANNAKOUDAKIS H, et al. Author profiling for abuse detection [C] // Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics. 2018; 1088-1098.
- [74] WU F, HUANG Y. Collaborative multi-domain sentiment clas-

- sification[C]// IEEE International Conference on Data Mining. 2015;459-468.
- [75] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, et al. Domain-adversarial training of neural networks [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2016, 17(1):2030-2096.
- [76] CHEN J, CHEN J, YU Z. Incorporating Structured Commonsense Knowledge in Story Completion[C]// Proceedings of the 2nd Workshop on NLP for Internet Freedom: Censorship, Disinformation, and Propaganda. 2019;76-82.
- [77] PITSILIS G K, RAMAMPIARO H, LANGSETH H. Detecting Offensive Language in Tweets Using Deep Learning [R]. 2018.
- [78] KARAN M, SNAJDER J. Cross-Domain Detection of Abusive Language Online [C]// Proceedings of the 2nd Workshop on Abusive Language Online (ALW2). 2018;132-137.
- [79] ZAMPIERI M, MALMASI S, NAKOV P, et al. SemEval-2019 Task 6: Identifying and Categorizing Offensive Language in Social Media (OffensEval)[C]// SemEval-2019. 2019;75-86.
- [80] LIU P, LI W, ZOU L, NULI at SemEval-2019 Task 6: Transfer Learning for Offensive Language Detection using Bidirectional Transformers[C]// SemEval-2019. 2019;87-91.
- [81] WIEDEMANN G, RUPPERT E, TECHNOLOGY L, et al. UHH-LT at SemEval-2019 Task 6: Supervised vs. Unsupervised Transfer Learning for Offensive Language Detection Dense Dense (n units)[C]// SemEval-2019. 2019;782-787.
- [82] KUMAR R. Bhanodaig at SemEval-2019 Task 6: Categorizing Offensive Language in social media [C]// SemEval-2019. 2019;547-550.
- [83] BANSAL H. HAD-Tubingen at SemEval-2019 Task 6: Deep Learning Analysis of Offensive Language on Twitter: Identification and Categorization[C]// SemEval-2019. 2019;622-627.
- [84] SWAMY S D, JAMATIA A. NITAgartala NLP Team at SemEval-2019 Task 6: An Ensemble Approach to Identifying and Categorizing Offensive Language in Twitter Social Media Corpora [C]// SemEval-2019. 2019;696-703.
- [85] INDURTHI V, SYED B, SHRIVASTAVA M. Fermi at SemEval-2019 Task 6: Identifying and Categorizing Offensive Language in Social Media using Sentence Embeddings[C]// SemEval-2019. 2019;611-616.
- [86] ZHANG Y H, LIN X W. A review of affective computing [J]. Computer Science, 2008(5):9-12.
- [87] WANG Y N, ZHOU L M, LUO Y J. The establishment and evaluation of Chinese affective word system [J]. Chinese Mental Health Journal, 2008, 22(8):608-612.
- [88] ZHANG C G, LIU P Y, et al. A method of emotion analysis based on polar dictionary [J]. Journal of Shandong University: Science Edition, 2012(3):50-53.
- [89] XU L H, LIN H F, PAN Y, et al. The construction of emotional vocabulary nomenclature [J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2008, 27(2):180-185.
- [90] HUANG F L, YU G, ZHANG J L, et al. Emotion mining of microblog theme based on social relationship [J]. Journal of Software. 2017, 28(3):694-707.
- [91] JIANG T J, WAN C X, LIU D X, et al. Semantic analysis-based evaluation object-affective word pair extraction [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(3):617-633.
- [92] LIU D X, NIE J Y, ZHANG J, et al. Chinese micro-blog sentiment word extraction: N-GRAM feature classification method [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2016, 30(4):193-205.
- [93] JIANG L, YU M, ZHOU M, et al. Target-dependent Twitter Sentiment Classification[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2011;151-160.
- [94] XUE Y X, LI S S, WANG Z Q. Semi-supervised emotion classification based on social relation networks [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2014, 50(1):61-66.
- [95] 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. 2002;79-86.
- [96] TURNEY, PETER D, LITTMAN, et al. Measuring Praise and Criticism: Inference of Semantic Orientation from Association [J]. ACM Transactions on Information Systems, 2003, 21(4):315-346.
- [97] LI S, WANG Z, LEE S Y M, et al. Sentiment Classification with Polarity Shifting Detection[C]// 2013 International Conference on Asian Language Processing (IALP). IEEE Computer Society, 2013;129-132.
- [98] WU X K. Reconstruction and direction of journalism and communication research in the era of big data [J]. Social Sciences in Nanjing, 2016(11):94-102.
- [99] GRIFFIN E A. 2012. A first look at communication theory [M]. New York: McGraw-Hill, 2012.
- [100] NARACAPILIDIS N, PAPADIAS D, PAPPIS C, et al. Computer-mediated collaborative decision making: theoretical and implementation issues[C]// Hawaii International Conference on System Sciences. 1999.
- [101] CAMBRIA E, PORIA S, GELBUKH A, et al. Sentiment Analysis Is a Big Suitcase [J]. Intelligent Systems IEEE, 2017, 32(6):74-80.



**WU Xiao-kun**, born in 1980, Ph.D, professor. Her main research interests include online collective actions and communication models, and mass communications.



**ZHAO Tian-fang**, born in 1991, Ph.D. Her main research interests include social network data analytics, network propagation dynamics, complex network and system, and evolutionary computation.