

多媒体社会事件分析综述

钱胜胜¹ 张天柱² 徐常胜¹

1 中国科学院自动化研究所 北京 100190

2 中国科学技术大学信息科学技术学院 合肥 230026

(shengsheng.qian@nlpr.ia.ac.cn)

摘要 由于网络技术的飞速发展,自媒体、微博、论坛等基于互联网的多种交流渠道日渐完善,人们能够方便地在线生成和共享丰富的社会多媒体内容。社会事件数据具有跨平台、多模态、大规模、噪声大等特点,基于多媒体社会事件的分析研究非常具有挑战性。因此,如何对社会媒体数据进行处理,研究社会事件分析方法、设计有效的社会事件分析模型成为社会事件分析研究的关键问题。文中对近年来多媒体社会事件分析的相关研究展开了综述,重点回顾了多媒体社会事件表示方法及其在虚假新闻检测、多媒体热点事件检测跟踪及演化分析、社交媒体危机事件响应等领域的应用,并对不同应用涉及的数据集进行了详细介绍。最后对多媒体社会事件分析方面未来可能的研究课题进行了展望。

关键词: 多媒体; 社会事件; 多模态; 表示学习; 深度学习

中图法分类号 TP391

Survey of Multimedia Social Events Analysis

QIAN Sheng-sheng¹, ZHANG Tian-zhu² and XU Chang-sheng¹

1 Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

2 School of Information Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China

Abstract With the rapid development of network technology, various Internet-based communication channels, such as self-media, Weibo, BBS, are becoming perfect platforms for people to easily generate and share rich social multimedia content online. Social event data have the characteristics of multi-platform, multi-modal, large-scale and high noise, which bring huge challenges for the analysis and research based on multimedia social events. Therefore, how to process social media data, study social event analysis methods, and design effective social event analysis models become key issues in social event analysis research. This paper presents a review of relevant research in multimedia social event analysis in recent years, focusing on multimedia social event representation methods and their applications in the fields of fake news detection, multimedia hot event detection, tracking and evolution analysis, as well as social media crisis event response. In addition, the datasets involved in different applications are introduced in detail. In the last section, this paper discusses possible future research topics in multimedia social event analysis.

Keywords Multimedia, Social event, Multimodal, Representation learning, Deep learning

1 引言

随着互联网的快速发展, Flickr, YouTube, Facebook,

Google News 等社交网站爆炸式增涨,人们能够方便地在线生成和共享丰富的社会多媒体内容。如图 1 所示,社交媒体平台聚集了许多事件内容信息,会生成大量的多媒体数据。

双语 | 豪华品牌SUV风头正劲 去年兰博基尼Urus销售额超10亿美元



随着新型冠状病毒肺炎疫情持续蔓延,兰博基尼本周重新回顾了其2019年的成功案例,以庆祝其市场佳绩。
• 豪华品牌销量居全球汽车市场销量第一,销量为48,200辆,营业收入20亿美元。
• 售价20万美金的兰博基尼Urus是一款641马力的“超跑SUV”,它的销售数据占公司去年销售额的一半以上。
• 近年来,从特斯拉到保时捷,各大豪华汽车品牌都推出了自己的大排量豪华SUV,其他品牌如凯迪拉克也在准备推出这种车型。

清华大学、北京大学为我们国家的顶级学府,每年都有无数的学子向往着踏入这里,向往着自己能够感受这两所名校的“魅力”。

在很多人眼中,清华北大一直都是相提并论的两个组合,特别是在每年高考放榜之后报生的时候“清华”更为激烈,甚至还有网友给这两所大学组起了CP。



每年清华北大为了能够吸引到各省状元学子,总是会使出浑身解数,对于高考状元更是做出了非常多的承诺,只希望能够报考自己的院校。

清华北大“官宣”,互相开放本科课程

图 1 多媒体数据示例

Fig. 1 Examples of multimedia data

到稿日期:2021-01-16 返修日期:2021-02-01

基金项目:国家自然科学基金(61802405, 61751211)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61802405, 61751211).

通信作者:徐常胜(csxu@nlpr.ia.ac.cn)

通过对这些数据进行人工识别与聚类来获得真实场景中事件的整个主题演变过程将是非常耗时的。同时,由于社会事件数据来自不同的网站,具有跨平台、多模态、大规模、噪声大等特点,因此基于社会事件的分析研究非常具有挑战性。如何对社会媒体数据进行处理,研究社会事件分析方法、设计有效的社会事件分析模型成为未来社会事件分析研究的关键问题。

自1996年美国国防高级研究计划署提出话题检测与跟踪项目(Topic Detection and Tracking, TDT)以来,多媒体社会事件分析技术逐渐成为多媒体领域内的研究热点,越来越受到国内外学者的关注。在最近几年中,研究界进行了大量有关多媒体社会事件分析的调查研究,Atfeh等^[1]回顾了基于Twitter数据集的社会事件检测方法,Garg等^[2]介绍了社交多媒体中的事件检测技术,但以上两个工作仅仅针对社会事件数据中的单模态分析方法进行调查,并未涉及多模态社会事件分析方法。随着社会事件中多模态数据的不断增长,出现了基于多模态的社会事件分析方法综述。Zeppelzauer等^[3]根据文本、视觉信息等多模式表示,提供了社会事件分类任务实验结果的综述;Zhou等^[4]主要回顾了基于主题分析的主题建模方法在多媒体社会事件分析中的应用;Liu等^[5]在事件检测和分类方面对基于事件的社交多媒体数据分析进行了总结;Qian等^[6]总结了多媒体社交事件表示、多媒体社交事件检测与跟踪、多媒体社交事件进化分析、多媒体社交事件主题挖掘的主要进展。以上工作都对多媒体社会事件分析方法进行了详尽的描述,但是主要是针对社会事件检测、社会事件分类等常规领域进行的总结,并未涉及到多媒体社会事件分析在其他领域的应用,如社会事件跟踪、假新闻检测等。

与现有综述不同,本文对多媒体社会事件分析进行了全面的回顾。首先对于多媒体社会事件的表示方法进行总结,包括单一模态的表示方法与基于多模态的表示方法。其次,本文详细阐述了近几年国内外学者在社交媒体虚假新闻检测、多媒体热点事件检测与跟踪、社交媒体危机事件响应等领域的主要研究进展并介绍了相关数据集。最后对未来相关研究方向进行了展望。

2 多媒体社会事件表示方法

多媒体社会事件表示是指利用社会事件对应的多媒体数据信息提取社会事件特征,从而进一步执行其他相关的下游任务,如舆情分析、假新闻检测等。多媒体数据包括文本、图像、视频等多模态信息。传统的社会事件表示方法主要是基于文本进行研究。随着互联网的发展,多模态数据的普及,基于图像、视频等其他模态的社会事件表示方法越来越流行并且受到研究者的重视。本节将分别介绍基于单模态与多模态的社会事件表示方法。

2.1 单模态表示学习方法

基于单模态的表示学习方法主要针对某一特定类型的多媒体数据进行特征提取,主要分为文本(例如句子)、图像、视频数据。本节主要介绍针对这些特定类型数据的表示学习方法。

2.1.1 基于文本的表示方法

在大部分相关研究中,基于文本信息的方法主要采用自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)技术来学习^[7]。可以利用词袋模型(Bag-of-Words, BoW)^[8]将文本表示为向量的形式,但是BoW模型只包含了单词在词典中的索引和词频信息,忽略了文本的其他信息,易造成文本语义信息的缺失。与BoW模型类似,向量空间模型^[9]认为词与词之间是相互独立的,可以将文档表示为单词和单词权重的向量。以上两种方法都是基于统计词频进行文本特征提取的,并未考虑单词的顺序,进而忽略了文本的上下文语义信息。为了解决这一问题,一些研究者提出了主题模型,如LSI(Latent Semantic Indexing)^[10],PLSI(Probabilistic Latent Semantic Indexing)^[11],LDA(Latent Dirichlet Allocation)^[12]等,其通过无监督学习从文本中提取语义信息。LDA模型将每一篇文章表示为一系列主题组成的概率分布,把每一个主题表示为一系列单词所组成的概率分布。LDA模型具有识别大规模文档集潜在的语义信息的能力,吸引了许多研究者提出了大量的改进算法。Blei等^[13]在LDA模型的基础上,提出了一种有监督的隐含狄利克雷分布模型,利用文档语料库中的监督信息优化学习过程,从而获得更好的文本表示。

随着深度学习技术的日益成熟,越来越多的深度学习模型被用来学习文本表示^[14-15],而词向量(Word embedding)是所有深度学习模型的基础。Hinton等^[16]提出的词向量表示方法将文本中的每个单词映射为一个低维实数向量,避免了稀疏和维数爆炸的问题。此后研究者们开始在词嵌入模型上进行探索^[17-18]。Mikolov等^[19]提出的Skip-gram模型使用当前词来预测其上下文,具有良好的时间性能。Jaderberg等^[20]将卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)用于深度文本特征的学习。Yang等^[21]在Twitter数据集上使用CNN获取词嵌入。在循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)被提出之后,其良好的处理长期依赖的能力被频繁应用在文本序列表示学习中。Limsopatham等^[22]将双向长短期记忆网络(Bi-directional Long Short-Term Memory, Bi-LSTM)用于命名实体识别中。Chen等^[23]通过RNN-boost提取社交媒体新闻特征进行股票预测。最近,随着BERT^[24](Bidirectional Encoder Representation from Transformers)模型的提出,越来越多的任务^[25-26]使用BERT来获取文本序列的表示。

2.1.2 基于视觉的表示方法

图片或视频是除文本以外的最常见的社交媒体数据的表现形式,基于视觉的表示方法是采用特征提取方法提取图片或视频中的视觉信息。图片特征通常包括颜色、纹理与形状;视频可以看作是图像序列,除考虑上述图片具备的特征外还需要考虑运动因素。与文本表示类似,传统的图像表示方法也采用BoW^[27],通过提取局部特征、构建词典、特征编码、特征池化来得到最终的表示。虽然传统BoW常被用于图片检索领域,但是其忽略了图像中的语义信息,并且将图片表示为视觉单词的特征向量,会使得大部分局部特征描述子丢失其判别性。为了突破基于图像词袋模型的特征表示方法的局限

性,一些研究人员提出新的图像编码方法。Boiman 等^[28]提出一种新的非参数朴素贝叶斯最近(Naive-Bayes Nearest-Neighbor, NBNN)编码方法,弥补了 BoW 中局部特征描述子判别性差的缺点,使局部特征描述子不需要进行编码量化。上述方法虽然可以提取图像/视频特征,但是其执行效率并不高。近年来,随着深度学习发展的日益成熟,深度学习在图像特征表示领域的优势越来越明显,相继出现了将自编码器(Autoencoder, AE)^[29-30]、CNN^[31]、生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)^[32]等深度模型用于获取视觉表示的方法。利用自编码器可以将输入数据映射为从原始空间到潜在空间的编码,解码器根据相应的编码重构输入数据的特征。Yin 等^[29]提出使用单层稀疏自编码器(Sparse Autoencoder, SAE)来学习图像特征,并与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)结合进行场景分类。Song 等^[30]在视频检索任务中构建了分层二进制自编码器,对具有多个

粒度的视频中的时间依赖关系进行建模。随着大量深层卷积神经网络的提出,越来越多的研究者使用 AlexNet^[31]、VGG-net^[33]、GoogleNet^[34]等卷积网络获取图像、视频的视觉特征。近年来,GAN 在计算机视觉领域取得重大突破,此后更多 GAN 的变体^[35]相继被用来学习图像/视频的表示,并且都取得了较好的效果。

2.2 多模态表示学习方法

上述基于单模态的表示学习方法仅考虑了单一的文本或者图片信息,忽略了事件的多模态属性。如图 2 所示,社交网络中不仅存在大量的文本数据,还存在图片、视频等其他类型的信息,对文本信息有一定的补充作用。因此,如何充分利用社交媒体多模态信息已成为社会事件分析的研究热点问题之一。本部分主要探讨近年来多模态表示的相关方法,主要分为基于相关性的方法、基于主题模型的方法以及基于神经网络的方法。



图 2 社会事件的多模态属性

Fig. 2 Multimodal attribute of social events

2.2.1 基于内容相关性的方法

传统的多模态表示学习方法大都基于相关性的方法^[36-39],它们通常通过优化不同模态之间的统计相关性来映射异构数据。典型相关性分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)^[37]是基于相关性的表示方法的基础,它利用变量之间的相关关系来反映两组指标之间的整体相关性。给定训练对 p 和 q , CCA 求解矩阵 U 和 V ,使得 U_p 和 V_q 具有最大的相关性。以 CCA 算法为基础,许多研究者开始研究不同模态社会事件中数据的相关性。Wu 等^[40]使用 CCA 构造同构子空间来计算图像与音频之间的相似性,并将其用于跨媒体检索。Rasiwasia 等^[37]用典型相关性分析方法把文本和图像映射到同一特征空间,然后对图像提取语义特征表示,并将图片与文本的相关性与语义特征结合起来。Pereira 等^[41]建立了一种计算图像与文本相关性的无监督方法。为了获得两种模态间更加复杂的非线性关系,一些研究者设计了多种 CCA 的变体。Akaho^[42]将核函数用于相关性分析,提出了核相关性(Kernel Canonical Correlation Analysis, KCCA)方法。Andrew 等^[43]提出了一种深度典型相关分析(Deep Canonical Correlation Analysis, DCCA)方法,采用深度编码器学习两种模态的最大相关编码。Wang 等^[44]提出了一个典型相关自编码器,利用 CCA 关联多模态数据。Huang 等^[45]也提出了捕

获视觉与文本数据非线性相关性的方法,该方法采用 LSTM 提取文本特征,采用多层感知机提取视觉特征,随后计算两者的相关性。以上基于相关性的方法仅仅考虑变量之间的相关性,并未考虑到变量组内部诸变量之间的关系,并且仅在两种模态之间进行计算。

2.2.2 基于主题模型的方法

主题模型是经典概率模型,如图 3 所示,其基本假设是文档包含多个主题,以此来挖掘长文档和事件之间的多对多关联,在社会事件表示学习中应用十分广泛,如潜在狄利克雷分布主题模型(Latent Dirichlet Allocation, LDA)^[11]、概率潜在语义分析模型(Probability Latent Semantic Analysis, PL-SA)^[12]都能够有效地学习事件表示。然而,对于 Twitter 和微博等具有多模态的数据社交媒体网站,传统的只考虑文本的主题模型已经不适用,一些考虑多模态内容的主题模型随之被提出。文献[46]提出 Corr-LDA 模型,捕捉图片及其注释在主题上的关系。文献[47-48]提出一种多模态隐含狄利克雷模型(Multimodal Latent Dirichlet Allocation, mMLDA),该模型同样使用主题模型对文本和图片进行建模。上述两种方法都是在主题空间上对文本和视觉两种模态进行特征表示,这两种方法都假设文本和图片两种模态的主题是一一对应的。为了将文本表示主题与非文本表示主题分离开来,

Qian 等^[49]提出了一种多模态事件主题模型 (Multimodal Event Topic Model, mmETM), 该模型既可以有效地对社交媒体文档进行建模, 又可以学习文本图像的相关性。

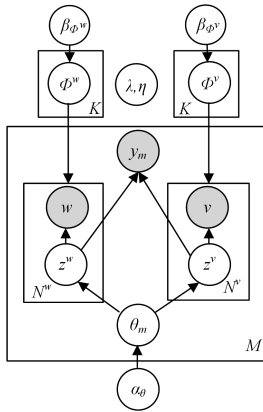


图3 主题模型示例

Fig. 3 Example of topic model

社会多媒体数据类型不限于模态多样, 还包括各种类型的媒体数据, 如社会链接、地理信息等^[50]。Liu 等^[51]提出利用社会媒体的属性信息, 如标签、空间和时间等特征, 构建融合的事件特征表示, 解决了缺省属性值的问题, 最终通过分类性能验证了提出的特征表示的有效性。最近, 基于 word embedding 的多模态数据表示成为新的研究方向, 一些基于主题模型和 word embedding 思想的混合模型被提出^[52-53]。Wan 等^[53]构建的混合模型使用 word embedding 为输入数据提供低维嵌入, 使用主题模型捕获后续数据结构分布。

2.2.3 基于深度神经网络的方法

随着深度神经网络在自然语言处理、计算机视觉等领域的优异表现, 许多基于神经网络的多模态学习方法被提出, 这些方法采用多层神经网络来捕获多模态数据的非线性相关性, 模型示例如图4所示。

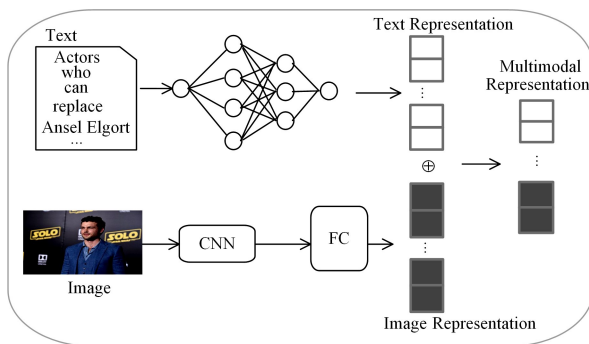


图4 基于深度神经网络多模态表示方法示例

Fig. 4 Example of multimodal representation method based on deep neural network

Srivastava 等^[54]提出使用两层共享的深度受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM) 对文本和图像上的联合分布进行建模。Ngiam 等^[55]提出了一种基于 RBM 的多模态表示方法, 学习音频与视频的多模态共享表示。虽然该方法学习了视听表示的高阶相关性, 但该模型对于缺少的模态并不稳健。为了学习缺失的多模态数据, Guo 等^[56]将多模态表示学习分为两步, 并使用交叉自编码器 (Cross Autoen-

coder, CAE) 学习跨媒体社交元素的模态不变特征。为了学习所有模态中的公共信息和特定于模态的信息, Feng 等^[57]构建了一个 Corr-AE 模型, 将表示学习和关联学习整合到同一过程中。Feng 等^[58]同时还提出了一种基于受限玻尔兹曼机的 Corr-RBM 模型, 在捕获两种模态之间的相关性的同时学习每种模态的单独表示。以上方法都是无监督学习方法, 仅依赖多模态数据。

最近, 随着卷积神经网络在提取视觉特征上强大的表现力, 一些基于卷积神经网络的有监督多模态表示学习方法^[59-60]被提出。Hong 等^[59]使用基于 ImageNet 上预训练的 CNN 模型提取视觉特征, 并将其用于跨模态检索中。卷积神经网络除了学习图像表示外, 在文本语义特征的获取上也被证明是有效的^[61]。He 等^[62]提出了一个深层双向表示学习模型, 采用两个 CNN 网络分别提取原始图像和文本数据的语义表示, 并将图像表示与文本表示映射到公共空间, 并通过余弦距离来衡量跨模态相似性。Hong 等^[63]在传统卷积神经网络的基础上通过学习神经元输出之间的关系, 提出了流形正则化卷积层, 并将其与多任务学习相结合来捕获多模态映射关系。Gao 等^[64]提出了一个端到端的双向神经网络, 使用多模态数据来进行事件检测, 将特征提取与多模态融合整合在一个框架中。

3 多媒体社会事件分析的应用

多媒体社会事件分析涉及自然语言处理、数据挖掘、机器学习、模式识别等多个研究领域, 这些多媒体数据可用于社会热点事件分析、社交媒体假新闻检测以及多媒体社会事件检测和跟踪等领域。本节主要回顾和总结社会事件分析在社交媒体假新闻检测、热点事件检测与跟踪、社交媒体危机事件响应这三方面的应用。

3.1 社交媒体虚假新闻检测

假新闻是指主要在网络上发布和传播的各种虚假故事或新闻, 目的是故意在财务、政治或其他方面误导、欺骗或吸引读者^[65]。近年来, 随着社交媒体的快速发展, 以微博、抖音、快手为代表的自媒体社交软件成为大多数网友获取信息、分享信息、传播信息的主要平台, 虚假信息事件愈演愈烈。例如: 2018年11月的长春疫苗事件, 所有疫苗皆不合格的谣言甚嚣尘上, 恶意诱导人民群众质疑政府机构, 造成群众大面积恐慌, 给政府信用、社会安定带来极大的负面影响; 2019年3月, 成都七中实验学校食堂给学生长期使用过期食品, 致使多名学生死亡的事件, 已被警方通报为虚假事件。但该虚假信息传播范围广, 牵连人数众多, 致使全校学生停课数天, 七中实验中学的校长被免职, 造成了巨大的社会影响。社交媒体虚假信息已成为政治工作、公众信任、媒体权威和市场经济的最大威胁之一。因此, 如何自动化地发现和规范社交媒体虚假信息, 如何确保社交媒体上的用户获得真实信息, 吸引了越来越多研究人员的注意。

社交媒体虚假新闻的生命周期分成3个阶段: 创建、发布与传播。针对这3个阶段, 虚假新闻的检测方法可以分为基于内容的虚假新闻检测、基于用户的虚假新闻检测以及基于传播的虚假新闻检测方法, 如图5所示。基于内容的社交媒

体虚假新闻检测,旨在有效地组织和利用无结构和半结构的标题、文本以及图片信息进行假新闻检测;基于用户的社交媒体虚假新闻检测,通过引入用户属性或用户属性来进行虚假新闻检测;基于传播的社交媒体虚假新闻检测方法专注于在新闻的传播过程中提取特征,以检测虚假新闻。

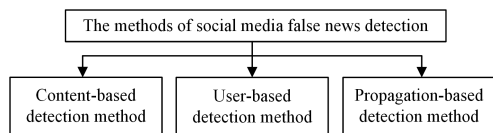


图5 虚假新闻检测方法分类

Fig. 5 Classification of fake news detection methods

3.1.1 基于内容的虚假新闻检测方法

基于内容的虚假新闻检测方法是利用新闻的标题、正文、情感以及新闻主题等内容,捕获用于检测的最具区别性的特征。当前基于内容的虚假新闻检测方法的研究主要分为基于知识的方法和基于风格的方法。

(1) 基于知识的方法

基于知识的检测方法的典型应用是 Snopes. com, PolitiFact. com 和 FactCheck. org 等事实核查网站。其从知识库中抽取知识与新闻中的知识进行对比,来检测新闻文章描述的观点和客观事物中的虚假信息。最近的一些工作提出利用外部资源来确定帖子的真实性^[66-68]。例如,Zhang 等^[68]提出了一个知识感知网络,从外部知识图中获得帖子的背景知识特征,以提高谣言检测的准确性。Wang 等^[69]提出了一个知识驱动的多模态图卷积网络,将其文本信息与视觉信息转换为图的节点,并且还从现实世界的知识图中检索外部知识作为图的节点,以提供互补的语义信息,改善假新闻检测。

(2) 基于风格的方法

假新闻制造者会通过故意掩盖其写作风格或试图模仿其他用户的风格来发表虚假信息^[70]。基于风格的社交媒体虚假新闻检测方法主要有两种形式:1)利用语言学计量分析社交媒体虚假信息,从社交媒体数据中提取文本 LIWC、词性等人工定义特征,然后利用这些特征训练分类器。例如,Benjamin 等^[71]通过分析新闻中动名词、情感词和随意词的数量以及句子的复杂度来捕获用户的写作风格。除了单词数量以外,一些研究^[72-73]提出使用社交网络中的 URL 数量、标签、大写单词等特殊标记来识别用户的写作风格。Ahmed 等^[74]的研究发现,假新闻创作者通常需要花费更长的时间来组织语言,并且在撰写过程中会犯更多错误,他们基于此观察提出利用“空格”和“删除”键的使用情况来识别假新闻。2)基于深度风格特征的社交媒体虚假信息分析,利用深度学习从文章的文本和图片中提取创作风格特征,利用这些特征训练分类器。例如,Zhang 等^[75]通过从社交媒体多模态数据中抽取多模态的创作风格,并利用多模态风格来进行泛化的多模态社交媒体数据虚假信息分析。基于风格的方法主要是通过捕获合法用户和异常账户之间书写风格的不同特征来区分真假新闻。3)基于文章内容的方法。基于文章内容的方法仅考虑新闻文章的内容(如正文、标题、图片等)。传统的基于内容的检测方法^[76-79]利用词袋模型、主题模型捕获单词的特征来表示文章内容。随着深度学习技术在自然语言处理、计算机视觉

等领域的卓越表现,许多利用深度神经网络学习新闻内容潜在的深层表征的方法被提出。例如,Potthast 等^[79]尝试通过从文本内容中提取各种特征来检测假新闻。Ma 等^[80]提出了一种递归神经网络,从相关帖子的文本内容中学习隐含的表示。在 RNN 的基础上,Chen 等^[81]将 RNN 与注意力机制结合,以区分不同文本特征的重要性。Yu 等^[82]提出了一个用于错误信息识别的卷积方法,在事件的嵌入向量上应用卷积运算提取深层特征,进行假新闻的早期检测。但上述方法仅考虑了文章的文本信息,忽略了假新闻检测中视觉特征发挥的重要作用。为了解决这一问题,Jin 等^[83]提出了一种具有注意力机制的循环神经网络,以融合帖子的图像和文本特征。Yang 等^[84]通过将文本和图像的显式和潜在特征投影到统一的特征空间中,提出了一种用于假新闻检测的卷积神经网络。Zhou 等^[85]通过同时考虑新闻的文本、图像和两者的相似性来检测假新闻。

3.1.2 基于用户的虚假新闻检测方法

恶意社交媒体账户具有独特的特征,是假新闻检测的关键。基于用户的虚假新闻检测主要有两种形式:1)基于用户信用的虚假新闻检测技术,旨在建模用户的信用评级,通过分析社交媒体内容传播路径上的用户信用进行虚假信息分析。例如,Ferrara 等^[86]基于用户的账户信息(如名字长度、推文数量等)来捕获假新闻发布者的独特特征,进一步为假新闻检测提供补充信息。Zhao 等^[87]指出用户的配置文件也有助于对用户社交活动的活跃度和可疑程度的分析。2)基于用户反馈的社交媒体虚假新闻检测方法,通过引入用户的关注、点赞、转发等社交上下文信息来进行社交媒体数据的虚假新闻检测。例如,文献^[88]提出,在 2016 年的美国总统竞选活动中,社交机器人通过掩盖其地理位置并积极参与评论和转发活动,在传播和重复发送错误信息中起着很大的作用;Mislove 等^[89]的研究发现朋友和关注者的数量也是区分恶意账户和合法用户的良好特征,合法社交用户的关注者数量通常接近其朋友的数量。在此发现的基础上,Chu 等^[90]提出了一个用于计算关注者和朋友数量的方程式。综上所述,用户的账户信息、活跃程度以及关注者的数量对于假新闻检测都具有很好的辅助作用,可以提高假新闻检测的准确率。

3.1.3 基于传播的虚假新闻检测

基于传播的方法考虑了新闻扩散的路径,采用图模型和演化模型针对特定假新闻进行进一步调查。其主要有两种形式:1)基于时间序列的检测方法,这种方法将社交媒体文章及其转发评论信息按照时间顺序排成序列,并使用序列建模工具 RNN,LSTM 等进行建模。例如,Liu 等^[91]使用卷积神经网络和门控循环单元(GRU)的组合将扩散路径建模为多元时间序列,其中每个点都对应于用户转发新闻的特征,并进行早期的假新闻检测。2)基于传播树的检测方法,这种方法利用深度网络结构表示学习工具(如 RvNN,GCN 等)建模社交媒体数据传播时形成的传播树结构。例如,Ma 等^[92]提出了一种基于自下而上和自上而下树状结构的递归神经网络模型,用于谣言表示学习和分类;Bian 等^[93]将新闻的传播路径构建为图,并提出了一种双向图卷积网络(Bi-GCN),来探索自上而下与自下而上的新闻传播;Kwon 等^[94]构建了一个用

于帖子的传播网络,并提取了基于网络的特征以进行假新闻检测。

3.2 多媒体热点事件的检测、跟踪与演化分析

热点事件检测与跟踪始于1998年美国国家标准技术研究所(National Institute of Standards and Technology, NIST)的话题检测与跟踪(Topic Detection and Tracking, TDT)国际会议^[95],热点事件检测与跟踪是指利用事件多媒体数据进行分析,进而实现发现新事件、检测不同类型的事件以及跟踪各个子事件等任务。热点事件演化分析是指对多媒体数据进行分析,进而推演出热点事件的演化趋势。

3.2.1 热点事件检测

随着多媒体数据分析技术的不断发展,热点事件检测效果也在不断加强,图6为热点事件检测模型示例。热点事件检测方法主要分为基于分类的方法和基于聚类的方法两种。

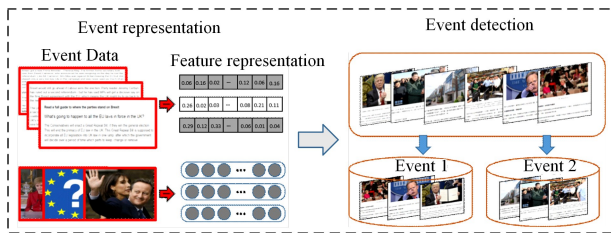


图6 多媒体热点事件检测框架

Fig. 6 Framework of multimedia event detection

(1) 基于分类的检测方法

基于分类的检测方法的主要原理是采用分类器将输入热点事件数据分类为预定义的事件类。Maron等^[96]最早提出使用贝叶斯分类器进行文本分类,随后决策树^[97-98]、K-最邻近(K-Nearest Neighbor, KNN)算法^[99]、支持向量机^[100-103]等分类模型也被用于热点事件检测中。Sadlier等^[100]提出了一种用于田径运动广播视频的事件检测框架。Blandfort等^[103]提出了两种策略来对多模态特征进行分类。第一种策略将不同的特征连接到单个特征向量中,然后将此单个特征输入到常规SVM中。第二种策略使用单独的支持向量机完成每个特征的分类任务,并训练另一个最终支持向量机,以根据先前支持向量机的概率输出最终检测结果。Zhao等^[104]基于微博数据集提出了一种多任务学习框架,针对每个模态执行多个分类任务,并通过SVM对输出进行加权。Sankaranarayanan等^[105]使用朴素贝叶斯分类器来标记事件或非事件推文。Zhu等^[106]利用Max-margin的思想将SVM分类器的思想融合到传统主题模型中,利用新的损失函数训练模型,大大提高了主题模型在多标签分类任务上的准确性。传统的分类算法通常以线性方式处理社交数据,因此不适用于非线性事件检测场景。

(2) 基于聚类的检测方法

聚类算法大致可分为层次聚类算法^[107]、划分子式聚类算法^[108]、基于密度和网格的聚类算法^[109]。层次聚类算法使用数据的连接规则,通过一种层次架构方式,反复将数据进行分裂和聚合。划分子式聚类算法需要规定聚类数目,经过反复迭代,逐步降低目标函数的误差值,在目标函数达到收敛时,聚类完成。

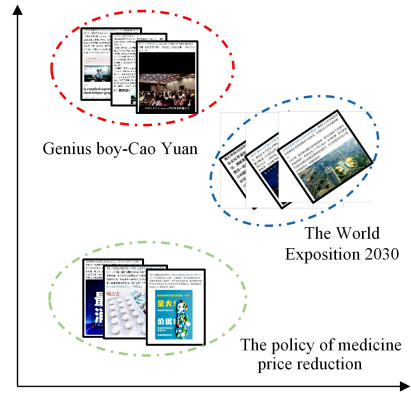


图7 基于聚类的方法示例

Fig. 7 Example of social event detection method based on cluster

近年来,随着社会事件数据在互联网各个社交媒体平台上的大量增长,研究者提出了一系列基于聚类的方法^[110-113]对社会事件数据进行建模,以达到更好的检测效果。如图7所示,基于聚类的方法旨在将所有输入数据分组为多个聚类,最终可以将聚类视为事件或非事件。例如,Becker等^[110]利用与社交媒体数据关联的丰富的上下文信息并且使用一种新颖的聚类算法进行事件识别。Choi等^[111]对多媒体数据在时间与空间上采用无监督聚类方法,随之合并具有相似文本描述的群集。Ma等^[112]对多媒体数据的特征向量采用K-means算法进行聚类,以区分事件的类别。Capdevila等^[113]在基于密度的聚类算法DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)的基础上,通过概率主题模型对文本内容进行建模,并引入Jensen-Shannon距离来实现文本维度中的邻域识别,随之将近邻的帖子分组为一个密集的集群。最近,不少研究将图聚类方法用于热点事件检测中,Chu等^[114]采用基于图移位的子图检测方法来测量图节点的连接强度并找到所有的局部最大值,然后使用局部最大值来表示一个子图,该子图被定义为热点话题或社交事件。Zhao等^[115]将微博数据表示为MC图,采用分割的方法将具有高度相关性的微博与MC进行归类,并执行传递分割分区以检测事件。尽管许多基于图聚类的方法在社交事件检测上均取得了令人满意的结果,但是由于基于图的聚类需要构造相似度矩阵,因此不适用于大规模的社交数据分析。

近来还有不少研究者尝试利用深度学习模型强大的非线性学习能力进行热点事件检测^[64-83]。例如,Gao等^[64]提出了多模态多实例深度网络,采用神经网络提取多模态社交数据特征,然后使用Softmax层来预测微博的事件类别。Jin等^[83]采用VGGnet提取图像数据特征,使用LSTM提取文本图像特征,并将得到的特征进行融合,用于最后的事件检测。基于深度学习的方法通常使用端到端模型来解决检测任务,可以将原始消息作为输入,并直接输出事件检测结果。

3.2.2 热点事件跟踪

基于社交媒体的社会事件跟踪是社会事件分析领域传统且富有挑战性的话题,目前已经有大量的与社会事件跟踪相关的研究^[116-118]。事件跟踪主要有两个挑战性的因素:1)社交媒体包含了大量的非结构化的多模态媒体数据,比如文本、图片、视频。这些多模态信息可以互相补充,能够更好地帮助

用户理解事件^[119-120]。例如,对于同一个社会事件,尽管不同的用户在媒体平台上表述的文本内容可能不同,但是其平台上的视觉信息可能是相同或者相似的。然而,目前的一些工作可能都是集中研究某一种形态,比如文本或者图片^[121-122],而我们需要综合考虑多模态数据以进行社会事件的分析。

2)在社会事件的跟踪过程中,各个媒体网站可能有相似的事件报道,比如“重疾险改革”“2021年新规”,这些都具有相似的主题,类似“医疗保险新规”。但是,由于很多信息都是用户产生的,因此有可能存在一些噪声。例如,评论和相应的图片可能与表述的事件没有关系。这些问题很可能导致在线的社会事件跟踪产生模型漂移。因此,设计一个多模态融合策略和避免模型漂移问题的在线跟踪方法对于社会事件跟踪是非常有必要的。

针对上述挑战,目前已有学者提出相应的解决方案。有些方法采用视觉信息(如图像和视频)或文本信息(如名称、时间参考、位置、标题、标签和描述)^[110,122-123]对事件进行检测并跟踪建模事件数据。文献[124]提出了一种新颖的主题检测算法,首先将传入的新闻分类成预定义类别,然后使用启发式的条件主题来识别新的事件。文献[110]利用丰富的上下文相关的社交媒体数据,使用聚类算法来识别事件。Roy等^[125]假设社交媒体网络之间存在中间层主题空间,并提出把Twitter的推文信息和YouTube中的视频标签信息投影到共同主题空间中进行数据关联和聚合。最近,多模态的社会事件分析已经受到相当多的关注。Kender等^[126]研究手动标注的视觉概念(如网站、人和对象)和文本主题标注之间的相关性,然后利用图形切割技术对话题进行聚类。Zhai等^[127]提出了一种概念跟踪方法,通过相关文本和关键帧匹配来连接不同电视频道的新闻报道。Zhang等^[118]提出了一种用于跨域多事件跟踪的CO-PMHT算法,它可以通过使用跨域知识来跟踪事件,并随时获取其摘要信息。Qian等^[128]提出了一种在线多模态多专家学习(OMMEL)算法,以在线获取用于社交事件跟踪的多个主题模型。

3.2.3 多媒体热点事件演化分析

热点事件演化分析主要是基于大数据分析、机器学习以及人工智能等先进的数据分析手段,从海量的社会事件多媒体数据中探索和发掘当前热点事件背后的关联,并对可能产生的对社会走向的影响进行预测。多媒体热点事件演化分析方法主要分为基于主题模型的方法、基于矩阵分解的方法以及基于神经网络的方法。

(1)基于主题模型的方法

基于主题模型的方法将每一个文档表示为在所有主题上的概率分布,以此来聚类话题结构与演化趋势。目前绝大多数基于主题模型的热点事件演化分析方法利用文本特征和时间信息,来推演热点事件的演化方式。随着LDA^[12],PLSA^[11]等主题模型在多媒体事件表示上取得较好的效果,一些主题模型的变体被用于热点事件分析中。在LDA的基础上,Alsumait等^[129]提出了一种在线主题模型(Online Latent Dirichlet Allocation, OLDA),根据从新数据流推断出的信息来增量更新当前模型,而无需访问先前的数据。其实验结果

证明了OLDA能够有效地跟踪到话题的变化过程。在OLDA模型的基础上,Yu等^[130]提出了一种dual-OLDA模型,其使用一种改进话题词分布概率计算的新方法,来对在天涯论坛上的多媒体数据进行分析,有效地解决了OLDA模型存在的新旧话题混合以及大量冗余单词的问题。Wang等^[131]设计了Temporal-LDA模型,通过对数据中自然出现的主题转换进行建模来有效地挖掘文本流(例如,来自同一作者的一系列帖子),其性能明显优于静态LDA模型。

(2)基于矩阵分解的方法

基于矩阵分解的方法以线性子空间和矩阵分析为基础来获得话题的演化趋势。Saha等^[132]提出了一种在线非负矩阵分解框架,在时间正则化框架下捕获非结构化文本中主题的出现和演变。Tang等^[133]在动态多模态网络中提出使用矩阵分解的方法来分析时间信息以得到社区的演化方式。Huang等^[134]基于新闻数据与微博数据提出了一种基于时序平滑约束的联合多矩阵非负分解方法来发现话题的演化热度趋势。Lin等^[135]提出了一种利用联合多张量非负分解方法(Meta-Fac)来获得社交媒体中社区和话题的演化趋势。最近,还有研究者将主题模型与矩阵分解的方法相结合,来进行话题检测及其演化发现^[136]。

(3)基于神经网络的方法

基于神经网络的方法利用神经网络来自动提取多媒体数据中的深层特征。Zhang^[137]在其构建的天涯网络事件数据集上提出了一个BT-SVM分类算法,来进行热点事件的自动分类。Ma等^[138]构建了基于大数据的网络事件分析系统,使用改进的孪生支持向量机进行热点事件演化分析。Han等^[139]基于RNN模型,针对新浪微博数据之间的关联性提出了一种最优时序模型,对早期热点事件的传播和演化进行检测。上述方法仅对文本数据进行了处理,为了更好地对文本信息进行补充,Tian等^[140]构建了一种多模态数据联合分析模型,利用数据的描述属性和分类属性建立决策树模型,实现了多维度社会热点信息的挖掘和提取。此外,还有不少研究^[141-142]采用机器学习算法实现热点事件分析。Nie等^[142]提出了一种基于FCM(Fuzzy C-means)的聚类算法,根据数据自身的特点和分布状况,自适应地完成数据的分析工作。Zhang等^[143]构建了一种改进的灰色马尔可夫模型,对社会舆论话题在人与人之间的传播性进行预测。He等^[144]建立了一个动态贝叶斯分析网络,用以预测网络热点之间关联性的走势。

3.3 社交媒体危机事件响应

危机事件响应通过处理数十亿个文本和图像来自动检测事件,以使应急人员能够更好地评估快速发展的情况并相应地部署资源。图8为危机事件示例。迄今为止,该领域中的大多数事件检测技术都集中在仅文本^[145-148]或仅图像方法^[149-151]上。例如,Kumar等^[145]提出了一个实时的推文跟踪系统,一旦灾难发生,可以帮助响应者获得态势感知。Shekhar等^[146]引入了一个危机分析系统来估计财产破坏程度和受害者的苦难程度。Stowe等^[147]提出了一个与灾害相关的推文分类系统,用于识别相关推文以及它们所代表的更细

粒度的类别。To 等^[148]提出了一种基于匹配的方法,可以更好地识别与特定灾难类型(如地震、洪水)相关的推文。该方法首先通过匹配一些核心关键字,在哈希标签的集合中搜索候选哈希标签,同时从一系列 Twitter 语料库中提取主题标签。此后,排除不相关的主题标签来精炼候选主题标签,并使用精炼的主题标签和核心关键字来匹配相关推文。Ahmad 等^[149]引入了一种基于通道的方法来将遥感数据与社交媒体有效地融合,以更好地评估灾难的损失并获得有关灾难的详细信息。Li 等^[150]使用卷积神经网络来定位和量化灾难图像中的损失。Nalluru 等^[151]结合文本和图像特征来分类紧急情况下社交媒体帖子的相关性。以上基于文本或图像的方法虽然能够对危机事件进行有效的识别,但在实际应用中,随着事件的出现和发展,信息大都以图像-文本对的形式发布与传播,单一使用一种模态的检测方法限制了检测性能并影响了传递给危机响应团队的信息质量。为此,一些研究者提出同时使用文本与图像信息的方法,例如,Abavisani 等^[152]引入一

种多模态融合方法,利用图像和文本作为输入,并引入了一个交叉注意力模块,可以从较弱的模态中筛选出不具信息性和误导性的组件。



图 8 危机事件示例

Fig. 8 Example of crisis events

4 数据集

4.1 假新闻检测数据集

本节介绍用于假新闻检测的数据集,主要包含政治新闻数据集、新闻数据集和短推文数据集,详细情况如表 1 所列。

表 1 假新闻检测数据集

Table 1 Datasets of fake news detection

Data	Time	Author	Introduction	Modal	Link
巴西和印度大选数据集	2020	Julio C. S. Reis	2018 年巴西大选和 2019 年印度大选期间 WhatsApp 和事实检查网站中的所有图像	Image Text	https://ojs.aaai.org//index.php/ICWSM/article/view/7356/7210
FA-KES	2019	Fatima K. Abu Salem	叙利亚战争新闻数据集	Text	https://doi.org/10.5281/zenodo.2607278
NELA-GT-2018	2019	Jeppe Norregaard	2018/02-2018/11 期间的新闻数据集	Text	https://doi.org/10.7910/DVN/ULHLCB
Fake-News-Net	2017	Kai Shu	从 BuzzFeed.com 和 PolitiFact.com 收集的假新闻检测数据集	Text	https://github.com/KaiDMML/FakeNewsNet
Benjamin 政治新闻数据集	2017	Benjamin D. Horne	在线政治和讽刺故事检测数据集	Text	https://github.com/rpitrust/fakenewsdata1
Fake News Challenge	2017	Benjamin Riedel	包含立场信息的假新闻检测数据集	Text	https://github.com/FakeNewsChallenge/fnc-1
LIAR	2017	William Yang Wang	来自 PolitiFact.com 网站的短文数据集	Text	https://www.cs.ucsb.edu/~william/data/liar_dataset.zip
PHEME	2016	Arkaiz Zubiaga	来自 Twitter 的新闻数据集	Image Text	https://figshare.com/articles/dataset/PHEME_dataset_of_rumours_and_non-rumours/4010619
Twitter	2016	Ma Jing	来自 Twitter 的社交短推文数据集	Image Text	https://www.dropbox.com/s/7ewzdrbelpmrxu/rumdetect2017.zip?dl=0
Credbank	2015	Tanushree Mitra	2014 年 10 月至 2015 年 2 月之间的推文数据	Text	http://compsocial.github.io/CREDBANK-data/
Burfoot 讽刺新闻数据集	2009	Clinton Burfoot	讽刺新闻数据集	Text	http://www.csse.unimelb.edu.au/research/lt/resources/satire/

(1) 政治新闻数据集

巴西和印度大选数据集^[153]:该数据集收集了 2018 年巴西大选和 2019 年印度大选期间 WhatsApp 和事实检查网站

中的所有图像与用户信息,包含 group_id, user_id, image_id, clusterimagename, timestamp 等信息,数据集的详细情况如表 2 所列。

表 2 巴西和印度大选数据集数据情况

Table 2 Details of Brazil and India election dataset

Data	Users	Groups	Unique Images	Total Images	Shares	Time Span	
巴西	Misinfo	919	184	135	2145	2209	2018/08-2018/11
	Not-Misinfo	439	138	15	829	850	2018/08-2018/11
	Random	1104	206	304	2148	2205	2018/08-2018/11
印度	Misinfo	12713	2662	897	33517	57766	2018/07-2019/06
	Not-Misinfo	12558	2793	765	27201	43363	2018/07-2019/06
	Random	1717	1452	967	968	4118	2018/07-2019/06

叙利亚战争数据集(FA-KES)^[154]:由多家媒体的新闻报道的叙利亚战争新闻组成,包含804条有标记的真、假文章。

Benjamin 政治新闻数据集^[155]:该数据集的假新闻从 Zimdar 的虚假和误导性新闻列表中收集,真实新闻是从 Business Insider 的“最受信任”列表中收集。数据集包含真实、伪造和讽刺3类新闻,用于在线政治和讽刺故事检测。

Burfoot 讽刺新闻数据集^[156]:该数据集包含4000个真实新闻样本和233个讽刺新闻样本。真实新闻故事从 Giga-word 语料库的新闻样本中收集。

(2) 新闻数据集

NELA-GT-2018^[157]:该数据集是从194个新闻与媒体平台收集的2018年2月至2018年11月期间的新闻文章。

Fake-News-Net^[158]:该数据集包含从 BuzzFeed.com 和 PolitiFact.com 收集的211条假新闻和211条真新闻。除新闻样本外,还包含发布者信息、新闻内容和社交活动等信息。

Fake News Challenge^[78]:该数据集在新闻标题、新闻正文的基础上,还提供了用户对于某条新闻的立场信息。

PHEME^[159]:该数据集是基于推特上的5条突发新闻收集的,每条新闻都包含一个事件,每个事件都包含一系列推文,每个推文都包含文本、图像 URL 等。

(3) 短推文数据集

LIAR^[160]:该数据集包含来自 PolitiFact.com 的各种

上下文中的12800个手动标记的短推文信息。

Credbank^[161]:该数据集是基于2014年10月至2015年2月之间的连续推文收集的,包括超过6000万条推文,1049个真实事件。

Twitter^[80]:该数据集是在 snopes.com 上收集的,每个事件都包含一系列推文,每个推文都包含文本、图像 URL 等。

4.2 热点事件检测数据集与跟踪

Social Event Detection (SED):该数据集是 MediaEval 挑战中的一个子任务,目标是从大量用户生成的 Flickr 多媒体内容及其周围的元数据中发现感兴趣的社交事件。其在2011—2014年发布了4个子集:SED 2011^[162],SED 2012^[163],SED 2013^[164],SED 2014^[165]。

Brand-Social-Net^[166]:该数据集包含超过300万个微博中的20个与品牌相关的活动,主要用于检测和跟踪与品牌相关的事件。

CASIA^[167]:该数据集为一个跨集合社会事件数据集,是从美国、俄罗斯和土耳其的《纽约时报》《人造卫星》和《Hurriyet Daily News》网站上发布的新闻中收集得到。该数据集包含11个国家在2011年3月到2015年12月期间关于“Arabspring”事件的多模态数据,共有40532个新闻文档,数据格式为mysql,该数据集的具体情况如表3所列。

表3 CASIA 数据集的详细情况

Table 3 Details of CASIA dataset

Country	Algeria	Babrain	Egypt	Iraq	Jordan	Lebanon	Libya	Saudi	Syria	Tunisia	Yemen
Nytimes	127	324	2080	1696	381	265	1515	592	3557	342	766
Sputnik	82	181	1506	2167	253	272	1380	1505	9330	224	1195
Daily News	78	143	1639	1925	157	277	744	485	5738	278	415
Total	287	648	5215	4831	791	694	3639	2582	18625	844	2376

HFUT-mmdata^[168]:该数据集为多模态社会事件数据集,是从 Flickr 上抓取的不同事件的图片与文本(如标题、描

述以及标签等)数据,包括10个类型事件,共74364个文档。

表4列出了上文提到的热点事件检测数据集的基本情况。

表4 热点事件检测数据集

Table 4 Datasets of event detection

Data	Time	Author	Introduction	Link
SED 2011	2011	—	包含阿姆斯特丹、巴塞罗那、伦敦、巴黎和罗马这5个城市的73645张图片	http://www.multimediaeval.org/
SED 2012	2012	—	包含巴塞罗那、马德里、科隆、汉堡、汉诺威这5个城市的167332张图片	http://mklab.iti.gr/project/sed2012
SED 2013	2013	—	数据集包含约400000张图像的URL以及一些视频,并且带有XML格式的时间戳、地理信息、标签、标题、描述等信息	http://www.multimediaeval.org/
SED 2014	2014	—	数据集包括十万个Web图像的URL与部分视频,并且带有JSON格式的时间戳、地理信息、标签、标题、描述等信息	http://www.multimediaeval.org/
Brand-Social-Net	2015	Gao Yue	微博中与品牌相关的活动事件	http://www.nextcenter.org/Brand-Social-Net/
CASIA	2016	Qian Shengsheng	跨集合“Arab spring”社会事件数据集	http://nlpr-web.ia.ac.cn/mmc/homepage/ssqian/dataset-event.html
HFUT-mmdata	2020	Xue Feng	基于Flickr的多模态社会事件数据集	http://scholarhub.cn/ScholarHubProject/MMTM/HFUT-mmdata.zip

4.3 社交媒体危机事件响应数据集

CrisisMMD_v2.0:该数据集主要包含2017年世界各地

发生的7次重大自然灾害(包括地震、飓风、山火和洪水)¹⁾的图像数据,并具有3种类型的注释(是否有信息性、人道主义

¹⁾ https://crisisnlp.qcri.org/data/crisismmd/CrisisMMD_v2.0.tar.gz

的类型、损坏程度)。该数据集主要包含以下 4 个文件夹。

annotations: 包含对应 7 个灾害的 tsv 标注文件, 具体信息如表 5 所列。

表 5 CrisisMMD_v2.0 数据集的标注文件信息

Table 5 Annotation information of CrisisMMD_v2.0

Tsv	number
california_wildfires_final_data	1589
hurricane_harvey_final_data	4434
hurricane_irma_final_data	4504
hurricane_maria_final_data	4556
iraq_iran_earthquake_final_data	597
mexico_earthquake_final_data	1380
srilanka_floods_final_data	1022
Total	18082

data_image: 包含 7 个具有灾难事件名称的文件夹, 每个事件文件夹均包含多个子文件夹, 分别对应于事件的不同日期, 并且每个子文件夹包含当天收集到的该事件的所有图像 (JPG 格式), 该数据集共有图片 18082 张。

json: 包含代表 7 个灾难事件的 7 个 JSON 文件, 每个文件包含每个灾难事件从 Twitter 获取的所有原始数据。

crisismmd_datasplit_all: 原始数据分割之后的训练集、测试集、验证集数据。

5 趋势

随着 5G 时代的到来, 互联网多媒体数据将迎来进一步的爆炸式增长, 数据的不断增多会进一步加剧多媒体数据的多模态、跨平台、数据噪声大、信息冗余等问题。尽管在这一领域已经取得了一些重大成就, 但是多媒体社会数据分析仍然是一项非常艰巨的任务。因此, 当前如何提高单模态的数据表示质量, 获得较高质量的多模态融合特征是多媒体社会事件分析的一个基础。总的来说, 多媒体社会事件分析领域有以下几个发展趋势。

(1) 提高原始数据的质量: 原始数据的好坏决定了后续检测、分析等任务的准确性。但目前原始数据大都存在潜在不完整性、稀疏、不平衡的问题。因此, 如何更好地解决原始数据不平衡以及完整性差的问题是下一阶段研究的重点问题之一。

(2) 增加多模态数据的多样性: 社会多媒体数据类型不限于模态多样, 还包括各种类型的媒体数据, 如社会链接、地理信息等。利用社交媒体的属性信息 (如标签、空间和时间等) 可以进一步提高多模态数据的多样性。因此, 下一步我们应该考虑如何挖掘更多的外部知识。

(3) 融合不同平台的信息: 当前的工作主要针对单个社交网络, 例如, 仅利用微博上的帖子进行假新闻检测, 并没有将微信用户发表的信息加入进去。由于一个平台上缺少的信息很可能在其他平台上找到, 因此来自多个社交平台的的良好综合可以提供更全面的现实世界社交数据。下一步可以重点研究跨平台的信息融合方式, 例如: 可以使用迁移学习将一个社交平台的知识转移到另一个社交平台。

(4) 解决社会媒体数据的冗余和噪声问题: 计算机硬件的

性能增长速度不能满足多媒体数据的增长需求, 在利用大规模多媒体数据的同时, 不能忽视大规模和超大规模社交媒体数据的冗余和噪声, 设计良好的数据过滤算法是提高数据质量、减轻计算负荷的重点。

(5) 增强社会事件分析模型的可解释性: 当前的社会事件分析模型大多是从数据信息到表示向量的黑盒模型, 对于最终的分析结果并没有合理的解释性。因此, 下一步可以重点研究如何提高社会事件分析模型的可解释性。

(6) 针对开放域的多媒体社会事件检测: 当前的社会事件检测方法通常集中在有限类型的事件上, 尽管它们在某些特定于域的方案中可能具有实际用途, 但这些封闭域 (Closed-domain) 事件检测方法仅有助于部分地理解事件。因此, 如何在没有特定事件类型的情况下检测所有类型的事件, 同时不将事件限制为特定的域和语法类型是下一步研究的重点。

结束语 本综述围绕多媒体社会事件表示方法以及多媒体社会事件分析在假新闻检、热点事件检测与跟踪、危机事件响应的应用这两个方面介绍了国内外在多媒体社会事件分析领域的研究进展, 总结了国内外现有的社会事件分析技术和方法, 分析了国际学科发展趋势以及国内的研究进展和研究特色。总体来看, 近年来国内外学者在多媒体社会事件分析方法上进行了广泛的研究并取得了骄人的成果。尽管如此, 在移动互联网、大数据、社交媒体背景下, 仍需要在方法创新、应用拓展以及基础理论研究等方面进一步加强, 并注重加强学术界到工业界从技术到产品的转换以及交叉学科的互补研究。

参考文献

- [1] ATEFEH F, KHREICH W. A Survey of Techniques for Event Detection in Twitter [J]. Computational Intelligence, 2015, 31(1): 132-164.
- [2] GARG M, KUMAR M. Review on Event Detection Techniques in Social Multimedia [J]. Online Information Review, 2016, 40(3): 347-361.
- [3] ZEPPELZAUER M, SCHOPFHAUSER D. Multimodal Classification of Events in Social Media [J]. Image and Vision Computing, 2016, 53(SEP.): 45-56.
- [4] ZHOU H K, YU H M. A Survey on Trends of Cross - Media Topic Evolution Map [J]. KNOWL-BASED SYST, 2017, 124, 164-175.
- [5] LIU X L, WANG M, HUET B. Event Analysis in Social Multimedia: A Survey [J]. Frontiers Comput. Sci, 2016, 10(3): 433-446.
- [6] QIAN S S, ZHANG T Z, XU C S. A Research and Prospect of Multimedia Social Event Analysis [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology: Natural Science Edition, 2017, 9(6): 599-612.
- [7] ZHOU H, YIN H, ZHENG H, et al. A Survey on Multi-Modal Social Event Detection [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 195: 105695.
- [8] DEBOLE F, SEBASTIANI F. Supervised Term Weighting for

- Automated Text Categorization[C]// Proceedings of the 2003 ACM Symposium on Applied Computing, 2003:784-788.
- [9] JONES K S. A Statistical Interpretation of Term Specificity and its Application in Retrieval [J]. *Journal of Documentation*, 2004, 60(5):493-502.
- [10] DEERWESTER S, DUMAIS S T, FURNAS G W, et al. Indexing by Latent Semantic Analysis[J]. *Journal of the Association for Information Science & Technology*, 2010, 41(6):391-407.
- [11] HOFMANN T. Probabilistic Latent Semantic Indexing[C]// Proceedings of the international Acm Sigir Conference on Research & Development in Information Retrieval. ACM, 1999.
- [12] BLEI D M, NG A, JORDAN M I. Latent Dirichlet Allocation [J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2003, 3(4/5): 993-1022.
- [13] BLEI D M, MCAULIFFE J D. Supervised Topic Models[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2010, 3:327-332.
- [14] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Supporting Online Material for "Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks"[J/OL]. *Methods*, 2006, 504. http://www.utstat.utoronto.ca/~rsalakhu/papers/science_som.pdf.
- [15] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7):1527-1554.
- [16] HINTON G E. Learning Distributed Representations of Concepts[C]// Proceedings of the eighth Conference of the Cognitive Science Society. 1989.
- [17] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating Embeddings for Modeling Multi-Relational Data[C]// Proceedings of the Neural Information Processing Systems 26; 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2013. 2013:2787-2795.
- [18] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: Online Learning of Social Representations[C]// Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2014:701-710.
- [19] MIKOLOV T, SUTSKEVER I, CHEN K, et al [C]// Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2013:3111-3119.
- [20] JADERBERG M, VEDALDI A, ZISSERMAN A. Deep Features for Text Spotting[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2014:512-528.
- [21] YANG X, MACDONALD C, OUNIS I. Using Word Embeddings in Twitter Election Classification [J]. *Information Retrieval Journal*, 2018, 21:183-207.
- [22] LIMSOPATHAM N, COLLIER N H. Bidirectional Lstm for Named Entity Recognition in Twitter Messages [C]// Proceedings of the NUT@COLING 2016. 2016:145-152.
- [23] CHEN W, YEO C K, LAU C T, et al. Leveraging Social Media News to Predict Stock Index Movement Using RNN-Boos [J]. *Data Knowl. Eng*, 2018(118):14-24.
- [24] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [J/OL]. 2018. <https://toob.com/api/objs/read/noteid/2871-7995/>.
- [25] SANH V, DEBUT L, CHAUMOND J, et al. Distilbert, a Distilled Version of BERT: Smaller, Faster, Cheaper and Lighter [OL]. <http://arxiv.org/abs/1910.01108>.
- [26] SUN C, QIU X P, XU Y G, et al. How To Fine-Tune BERT For Text Classification? [C]// Proceedings of the Chinese Computational Linguistics-18th China National Conference. Kunming, 2019:194-206.
- [27] CSURKA G, DANCE C R, FAN L X, et al. Visual Categorization With Bags Of Keypoints[C]// Proceedings of the Statistical Learning in Computer Vision, European Conference on Computer Vision. 2004:1-2.
- [28] BOIMAN O, SHECHTMAN E, IRANI M. In Defense of Nearest-Neighbor Based Image Classification[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. USA, 2008.
- [29] YIN H, JIAO X, CHAI Y, et al. Scene Classification Based on Single-Layer SAE And SVM[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(7):3368-3380.
- [30] SONG J, ZHANG H, LI X, et al. Self-Supervised Video Hashing with Hierarchical Binary Auto-Encoder[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, PP(99):3210-3221.
- [31] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]// Proceedings of the Neural Information Processing Systems 25: 26th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, Nevada, United States, 2012:1106-1114.
- [32] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets. [C]// Proceedings of the Neural Information Processing Systems 27: Annual Conference on Neural Information. Montreal, Quebec, Canada, 2014:2672-2680.
- [33] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [C]// Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations. San Diego, CA, USA, 2015.
- [34] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going Deeper with Convolutions[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA, USA, 2015, 1-9.
- [35] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations. Puerto Rico, 2016.
- [36] HARDOON D R, SZEDMAK S, SHAWE-TAYLOR J. Canonical Correlation Analysis: An Overview with Application to Learning Methods[J]. *Neural Computation*, 2004, 16(12):2639-2664.
- [37] RASIWASIA N, PEREIRA J C, COVIELLO E, et al. A New Approach to Cross-Modal Multimedia Retrieval [C]// Proceedings of the 18th International Conference on Multimedia. Firenze, Italy, 2010.

- [38] GUILLAUMIN M, VERBEEK J J, Schmid C. Multimodal semi-supervised learning for image classification[C]// Computer Vision & Pattern Recognition. 2010.
- [39] THEIL H, CHUNG C F. Relations between two sets of variates: The bits of information provided by each variate in each set[J]. *Statistics & Probability Letters*, 1988, 6(3): 137-139.
- [40] WU F, ZHANG H, ZHUANG Y. Learning Semantic Correlations for Cross-Media Retrieval[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2007.
- [41] PEREIRA J C, COVIELLO E, DOYLE G, et al. On the Role of Correlation and Abstraction in Cross-Modal Multimedia Retrieval[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2014, 36(3): 521-535.
- [42] AKAHO S. A Kernel Method for Canonical Correlation Analysis[OL]. <https://arxiv.org/abs/cs/0609071>.
- [43] ANDREW G, ARORA R, BILMES J, et al. Deep Canonical Correlation Analysis[C]// International Conference on International Conference on Machine Learning. 2013.
- [44] WANG W, ARORA R, LIVESCU K, et al. On Deep Multi-View Representation Learning: Objectives and Optimization [OL]. <https://arxiv.org/abs/1602.01024v1>.
- [45] HUANG P Y, LIANG J, LAMARE J B, et al. Multimodal Filtering of Social Media for Temporal Monitoring and Event Analysis[C]// Proceedings of the ACM. 2018: 450-457.
- [46] BLEI D M, JORDAN M I. Modeling Annotated Data[C]// Proceedings of the 26th Annual International Conference on Research and Development in Information Retrieval. Toronto, Canada, 2003: 127-134.
- [47] RAMAGE D, HEYMANN P, MANNING C D, et al. Clustering the Tagged Web[C]// Proceedings of the Second International Conference on Web Search and Web Data Mining. Barcelona, Spain, 2009.
- [48] SANG J T, XU C S. Right Buddy Makes the Difference: An Early Exploration of Social Relation Analysis in Multimedia Applications[C]// Proceedings of the 20th ACM Multimedia Conference. Nara, Japan, 2012: 19-28.
- [49] QIAN S, ZHANG T, XU C, et al. Multi-Modal Event Topic Model for Social Event Analysis[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(2): 233-246.
- [50] SANG J, XU C, JAIN R. Social Multimedia Mining: From Special to General[C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Symposium on Multimedia. 2016.
- [51] LIU X L, HUET B. Heterogeneous Features and Model Selection for Event-Based Media Classification[C]// Proceedings of the International Conference on Multimedia Retrieval. Dallas, TX, USA, 2013: 151-158.
- [52] DAS R, ZAHEER M, DYER C. Gaussian LDA for Topic Models with Word Embeddings[C]// Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2015.
- [53] WAN L, ZHU L, FERGUS R. A Hybrid Neural Network-Latent Topic Model[C]// Proceedings of the Fifteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. La Palma, Canary Islands, Spain, 2012: 1287-1294.
- [54] SRIVASTAVA N, SALAKHUTDINOV R. Multimodal Learning with Deep Boltzmann Machines[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. 2012.
- [55] NGIAM J, KHOSLA A, KIM M, et al. Multimodal Deep Learning[C]// International Conference on Machine Learning. 2009.
- [56] GUO Q, JIA J, SHEN G, et al. Learning Robust Uniform Features for Cross-Media Social Data by Using Cross Autoencoders [J]. *Knowledge Based Systems*, 2016, 102(15): 64-75.
- [57] FENG F, WANG X, LI R, et al. Correspondence Autoencoders for Cross-Modal Retrieval[J]. *Acm Transactions on Multimedia Computing Communications & Applications*, 2015, 12(1s): 26.
- [58] FENG F, LI R, WANG X. Deep correspondence restricted Boltzmann machine for cross-modal retrieval [M]. Amsterdam: Elsevier Science Publishers B. V., 2015.
- [59] HONG S, IM W, YANG H S. Content-Based Video-Music Retrieval Using Soft Intra-Modal Structure Constraint[C]// Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval. Yokohama, Japan, 2018: 353-361.
- [60] WEI Y, ZHAO Y, LU C, et al. Cross-Modal Retrieval with CNN Visual Features: A New Baseline[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(2): 449-460.
- [61] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]// Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha, Qatar, 2014: 1746-1751.
- [62] HE Y, XIANG S, KANG C, et al. Cross-Modal Retrieval via Deep and Bidirectional Representation Learning [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2016, 18(7): 1363-1377.
- [63] HONG C Q, YU J. Multi-modal face pose estimation with multi-task manifold deep learning. [OL]. <http://arxiv.org/abs/1712.06467>.
- [64] GAO Y, ZHANG H, ZHAO X, et al. Event Classification in Microblogs via Social Tracking[J]. *Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2017, 8(3): 35.
- [65] ZHANG X, GHORBANI A A. An overview of online fake news: Characterization, detection, and discussion[J]. *Information Processing & Management*, 2020, 57(2): 102025.
- [66] VLACHOS A, RIEDEL S. Fact Checking: Task Definition and Dataset Construction[C]// Proceedings of the ACL 2014 Workshop on Language Technologies and Computational Social Science. 2014.
- [67] MAGDY A, WANAS N, MAGDY A, et al. Web-based statistical fact checking of textual documents[C]// Proceedings of the 2nd international workshop on Search and mining user-generated contents. Toronto, ON, Canada, 2010: 103-110.
- [68] ZHANG H W, FANG Q, QIAN S S, et al. Multi-Modal Knowledge-Aware Event Memory Network for Social Media Rumor Detection[C]// Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. Nice, France, 2019: 1942-1951.

- [69] WANG Y Z, QIAN S S, HU J, et al. Fake News Detection via Knowledge-driven Multimodal Graph Convolutional Networks [C]// Proceedings of the 2020 on International Conference on Multimedia Retrieval. Dublin, Ireland, 2020: 540-547.
- [70] AFROZ S, BRENNAN M, GREENSTADT R. Detecting Hoaxes, Frauds, And Deception in Writing Style Online [C]// Proceedings of the IEEE Symposium on Security and Privacy. San Francisco, California, 2012: 461-475.
- [71] BENJAMIN D H, SIBEL A. This Just In: Fake News Packs a Lot in Title, Uses Simpler, Repetitive Content in Text Body, More Similar to Satire than Real News [OL]. <http://arxiv.org/abs/1703.09398v1>.
- [72] CASTILLO C, MENDOZA M, POBLETE B. Information credibility on Twitter [C]// Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web. Hyderabad, India, 2011.
- [73] JIN Z W, CAO J, ZHANG Y D, et al. News Verification by Exploiting Conflicting Social Viewpoints in Microblogs [C]// AAAI. 2016: 2972-2978.
- [74] AHMED H. Detecting opinion spam and fake news using n-gram analysis and semantic similarity [OL]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1002/spy2.9>.
- [75] ZHANG H W, QIAN S S, FANG Q, et al. Multimodal Disentangled Domain Adaption for Social Media Event Rumor Detection [J]. IEEE Transaction on Multimedia, 2020, PP(99): 1-1.
- [76] BAIRD S, SIBLEY D, PAN Y X. Talos targets disinformation with fake news challenge victory [OL]. <https://blog.talosintelligence.com/2017/06/talos-fake-news-challenge.html>.
- [77] HANSELOWSKI A, AVINESH P V S, SCHILLER B, et al. Description of the system developed by team athene in the fnc-1 [OL]. <https://medium.com/@andre134679/team-athene-on-the-fake-news-challenge-28a5cf5e017b>.
- [78] RIEDEL B, AUGENSTEIN I, SPITHOURAKIS G P, et al. A Simple but Tough-To-Beat Baseline For The Fake News Challenge Stance Detection Task [OL]. <http://arxiv.org/pdf/1707.03264>.
- [79] POTTHAST M, KIESEL J, REINARTZ K, et al. A Stylometric Inquiry into Hyperpartisan and Fake News [OL]. https://www.researchgate.net/profile/Martin_Potthast/publication/313861498_A_Stylometric_Inquiry_into_Hyperpartisan_and_Fake_News/links/58afe5aba6fdcc6f03f3675b/A-Stylometric-Inquiry-into-Hyperpartisan-and-Fake-News.pdf.
- [80] MA J, GAO W, MITRA P, et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks [C]// Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence. New York, USA, 2016: 3818-3824.
- [81] CHEN T, WU L, LI X, et al. Call attention to rumors: deep attention based recurrent neural networks for early rumor detection [C]// Proceedings of the Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Australia, 2018: 40-52.
- [82] YU F, LIU Q, WU S, et al. A Convolutional Approach for Misinformation Identification [C]// Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne, Australia, 2017: 3901-3907.
- [83] JIN Z W, CAO J, GUO H, et al. Multimodal Fusion with Recurrent Neural Networks for Rumor Detection On Microblogs [C]// Proceedings of the 2017 ACM on Multimedia Conference. Mountain View, CA, USA, 2017: 795-816.
- [84] YANG Y, ZHENG L, ZHANG J W, et al. TI-CNN: Convolutional Neural Networks for Fake News Detection [OL]. <https://arxiv.org/pdf/1806.00749.pdf>.
- [85] ZHOU X Y, WU J D, ZAFARANI R. SAFE: Similarity-Aware Multi-Modal Fake News Detection [OL]. <https://arxiv.org/abs/2003.04981>.
- [86] FERRARA E, VAROL O, DAVIS C, et al. The Rise of Social Bots [J]. Communications of the Acm, 2014, 59(7): 96-104.
- [87] ZHAO J, CAO N, WEN Z, et al. FluxFlow: Visual Analysis of Anomalous Information Spreading on Social Media [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2014, 20(12): 1773-1782.
- [88] MURTHY D, POWELL A, TINATI R, et al. Automation, algorithms, and politics | bots and political influence: a sociotechnical investigation of social network capital [J]. International Journal of Communication, 2016, 10, 4952-4971.
- [89] MISLOVE A, MARCON M, GUMMADI P K, et al. Measurement and analysis of online social networks [C]// Proceedings of the Internet Measurement Conference 2007. 2007: 29-42.
- [90] CHU Z, GIANVECCHIO S, WANG H, et al. Detecting Automation of Twitter Accounts: Are You a Human, Bot, or Cyborg? [J]. IEEE Transactions on Dependable & Secure Computing, 2012, 9(6): 811-824.
- [91] LIU Y, WU Y F B. Early Detection of Fake News on Social Media Through Propagation Path Classification with Recurrent and Convolutional Networks [C]// Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans, Louisiana, USA, 2018: 354-361.
- [92] MA J, GAO W, WONG K F. Rumor Detection on Twitter With Tree-Structured Recursive Neural Networks [C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Melbourne, Australia, 2018: 1980-1989.
- [93] BIAN T, XIAO X, XU T, et al. Rumor Detection on Social Media with Bi-Directional Graph Convolutional Networks [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(1): 549-556.
- [94] KWON S, CHA M, JUNG K, et al. Prominent Features of Rumor Propagation in Online Social Media [C]// Proceedings of the IEEE 13th International Conference on Data Mining. TX, USA, 2013: 1103-1108.
- [95] JAMES A. Topic Detection and Tracking: Event Based Information Retrieval [J]. Information Retrieval Journal, 2002, 5(2): 139-157.
- [96] MARON M E. Automatic Indexing: An Experimental Inquiry [J]. Journal of the Acm, 1961, 8(3): 404-417.
- [97] POPESCU A M, PENNACCHIOTTI M. Detecting Controversial Events from Twitter [C]// Proceedings of the 19th ACM In-

- ternational Conference on Information and Knowledge Management, Toronto, Ontario, Canada, 2010; 1873-1876.
- [98] LUITEL B, MURTHY Y V S, KOOLAGUDI S. Sound Event Detection in Urban Soundscape using Two-level Classification [C] // Proceedings of the 2016 IEEE Distributed Computing, VLSI, Electrical Circuits and Robotics. Mangalore, 2016; 259-263.
- [99] SEEMA, WAZARKAR, BETTAHALLY, et al. Region-based Segmentation of Social Images Using Soft KNN Algorithm [J]. Procedia Computer Science, 2018, 125; 93-98.
- [100] SADLIER D A, O'CONNOR N E. Event Detection in Field Sports Video Using Audio-Visual Features and A Support Vector Machine [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2005, 5(10); 1225-1233.
- [101] REUTER T, CIMIANO P. Event-Based Classification of Social Media Streams [C] // Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Multimedia Retrieval. Hong Kong, China, 2012; 22.
- [102] BISCHKE B, BORTH D, SCHULZE C, et al. Contextual Enrichment of Remote-Sensed Events with Social Media Streams [C] // Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia. Amsterdam, Netherlands, 2016; 1077-1081.
- [103] BLANDFORT P, PATTON D U, FREY W R, et al. Multimodal social media analysis for gang violence prevention [C] // Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media. Munich, Germany, 2019, 114-124.
- [104] ZHAO S, YAO H, ZHAO S, et al. Multi-modal microblog classification via multi-task learning [J]. Multimedia Tools & Applications, 2016, 75(15); 8921-8938.
- [105] SANKARANARAYANAN J, SAMET H, TEITLER B E, et al. Twitterstand: news in tweets [C] // Proceedings of the 17th Acm Sigspatial International Conference on Advances in Geographic Information Systems. Seattle, Washington, USA, 2009; 42-51.
- [106] ZHU J, CHEN N, PERKINS H, et al. Gibbs Max-margin Topic Models with Data Augmentation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2013, 15(1); 1073-1110.
- [107] FRED A L N, JOSÉ M N L. Partitional vs Hierarchical Clustering Using a Minimum Grammar Complexity Approach [C] // Joint Iapr International Workshops on Advances in Pattern Recognition. Springer-Verlag, 2000.
- [108] JON R. Pattern Recognition: Concepts, Methods and Applications [J/OL]. Assembly Automation, <https://doi.org/10.1108/aa.2002.03322dae.002>.
- [109] ZHAO Y C, SONG J D. Gdiltc: A Grid-Based Density-Iso-line Clustering Algorithm [C] // Proceedings of the 2001 International Conferences on Info-Tech and Info-Net. Beijing, China, 2001; 140-145.
- [110] BECKER H, NAAMAN M, GRAVANO L. Event Identification in Social Media [C] // Proceedings of the 12th International Workshop on the Web and Databases. Providence, Rhode Island, USA, 2009; 291-300.
- [111] CHOI J, KIM E, LARSON M, et al. Evento 360: Social Event Discovery from Web-scale Multimedia Collection [C] // Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Multimedia. Brisbane, Australia, 2015; 193-196.
- [112] MA Y, LI Q, YANG Z G, et al. An SVD-based multimodal clustering method for social event detection [C] // Proceedings of 31st International Conference on Data Engineering Workshops. Seoul, South Korea, 2015; 202-209.
- [113] CAPDEVILA J, JESÚS CERQUIDES, NIN J, et al. TweetSCAN: An Event Discovery Technique for Geo-Located Tweets [C] // Proceedings of the 18th International Conference of the Catalan Association for Artificial Intelligence. Valencia, Catalonia, Spain, 2015; 110-119.
- [114] CHU L Y, ZHANG Y Y, LI G R, et al. Effective Multimodality Fusion Framework for Cross-Media Topic Detection [J]. IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. J., 2016, 26(3); 556-569.
- [115] ZHAO S, GAO Y, DING G, et al. Real-Time Multimedia Social Event Detection in Microblog [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 1-14.
- [116] KUMARAN G, ALLAN J. Text Classification and Named Entities For New Event Detection [C] // Proceedings of the 27th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Sheffield, UK, 2004; 297-304.
- [117] MERLER M, HUANG B, XIE L, et al. Semantic Model Vectors for Complex Video Event Recognition [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2012, 14(1); 88-101.
- [118] ZHANG T, XU C. Cross-Domain Multi-Event Tracking via CO-PMHT [J]. Acm Transactions on Multimedia Computing Communications & Applications, 2014, 10(4); 31.
- [119] WU X, NGO C W, HAUPTMANN A G. Multimodal News Story Clustering with Pairwise Visual Near-Duplicate Constraint [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(2); 188-199.
- [120] KALAMARAS I, DROSOU A, TZOVARAS D. Multi-objective optimization for multimodal visualization [J]. IEEE Transactions on Multimedia. J., 2014, 16(5); 1460-1472.
- [121] MAKKONEN J, AHONEN-MYKA H, SALMENKIVI M. Simple Semantics in Topic Detection and Tracking [J]. Information Retrieval, 2004, 7(3/4); 347-368.
- [122] YANG Y M, ZHANG J, CARBONELL J G, et al. Topic-Conditioned Novelty Detection [C] // Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Edmonton, Alberta, Canada, 2002; 688-693.
- [123] ALLAN J, WADE C, BOLIVAR A. Retrieval and Novelty Detection at the Sentence Level [C] // Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Canada, 2003; 314-321.
- [124] WANG C, BLEI D, HECKERMAN D. Continuous Time Dynamic Topic Models [C] // Proceedings of the Twenty-Fourth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI'08). 2008; 579-586.

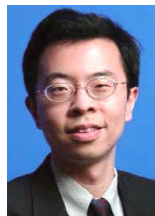
- [125] ROY S D, MEI T, ZENG W. Bridging Human-Centered Social Media Content Across Web Domains[M]. Springer International Publishing, 2014.
- [126] KENDER J R, NAPHADE M R. Visual Concepts for News Story Tracking; Analyzing and Exploiting the Nist Trecvid Video Annotation Experiment[C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA, 2005:1174-1181.
- [127] ZHAI Y, SHAH M. Tracking News Stories Across Different Sources[C] // Proceedings of the 13th ACM International Conference on Multimedia. Singapore, 2005:2-10.
- [128] QIAN S, ZHANG T, XU C. Online Multi-modal Multi-expert Learning for Social Event Tracking [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018:1-1.
- [129] ALSUMAIT L, BARBARA D, DOMENICONI C. Online LDA: adaptive topic model for mining text streams with application on topic detection and tracking[C] // Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Data Mining. New York, 2008:3-12.
- [130] YU B G, WANG L F, ZHANG W C. Topic Evolution Analysis Based on Dual-OLDA Model Under Chinese Semantic Environment[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Big Data Analysis. New York, 2017:658-664.
- [131] WANG Y, AGICHTEN E, BENZI M. TM-LDA: Efficient Online Modeling of Latent Topic Transitions in Social Media[C] // Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Beijing, China, 2012:123-131.
- [132] SAHA A, SINDHWANI V. Learning Evolving and Emerging Topics in Social Media: A Dynamic NMF approach with Temporal Regularization[C] // Proceedings of the Fifth International Conference on Web Search and Web Data Mining. Seattle, WA, USA, 2012:693-702.
- [133] TANG L, LIU H, ZHANG J P, et al. Community Evolution in Dynamic Multi-Mode Networks[C] // Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Las Vegas, Nevada, USA, 2008:677-685.
- [134] HUANG X H, YE Y M, XIONG L Y, et al. Clustering Time-Stamped Data Using Multiple Nonnegative Matrices Factorization [J]. Knowledge Based Systems, 2016, 114:88-98.
- [135] LIN Y R, SUN J, CASTRO P, et al. Metafac: community discovery via relational hypergraph factorization. Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Paris, France, 2009:527-536.
- [136] GUO X, XIANG Y, CHEN Q, et al. LDA-based online topic detection using tensor factorization [J]. Journal of Information Science, 2013, 39(4):459-469.
- [137] ZHANG S. Research on Text Classification of Internet Public Opinion Based on SVM [D]. Qufu: Qufu Normal University, 2015.
- [138] MA M, LIU D S, LI H. Research on the Network Public Opinion Analysis System Model Based on Big Data [J]. Information Science, 2016, 36(3):25-28.
- [139] HAN Y X. Research on Weibo Opinion Detection Method Based on Neural Network [D]. Xinjiang: Xinjiang University, 2019.
- [140] TIAN J J, LAN Y X, XIA Y X. Recognition and Empirical Research of Network Public Opinion Reversal Based on Decision Tree Method [J]. Journal of Intelligence, 2019, 38(8):121-125.
- [141] ZHANG Q H. Design and Implementation of Short Message Monitoring System Based on Lingo Algorithm [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [142] NIE F Y. Research on the Classification Model of Public Opinion Based on Fuzzy C Means[J]. Software Guide, 2017, 16(6):130-132.
- [143] ZHANG H P, CHEN Q H. Research on the Prediction of Network Public Opinion Based on Grey Markov Model. [J]. Information Science, 2018, 36(1):75-79.
- [144] HE Y X, LIU J B, SUN S T. Neural Network-Based Public Opinion Prediction Method for Microblog[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016 (44):52.
- [145] KUMAR S, BARBIER G, ABBASI M A, et al. TweetTracker: An Analysis Tool for Humanitarian and Disaster Relief[C] // International Conference on Weblogs & Social Media. 2011.
- [146] SHEKHAR H, SETTY S. Disaster Analysis Through Tweets [C] // Proceedings of 2015 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics. Kochi, India, 2015:1719-1723.
- [147] STOWE K, PAUL M J, PALMER M, et al. Identifying and Categorizing Disaster-Related Tweets [C] // Proceedings of the Fourth International Workshop on Natural Language Processing for Social Media. Austin, TX, USA, 2016:1-6.
- [148] TO H, AGRAWAL S, KIM S H, et al. On Identifying Disaster-Related Tweets: Matching-based or Learning-based? [C] // Proceedings of 2017 IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data. Laguna Hills, CA, USA, 2017:330-337.
- [149] AHMAD K, RIEGLER M, POGORELOV K, et al. JORD: A System for Collecting Information and Monitoring Natural Disasters by Linking Social Media with Satellite Imagery[C] // Proceedings of the 15th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing. Florence, Italy, 2017:1-12.
- [150] LI X K, CARAGEA D, ZHANG H Y, et al. Localizing and Quantifying Damage in Social Media Images[C] // Proceedings of 2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining. Barcelona, Spain, 2018:194-201.
- [151] NALLURU G, PANDEY R, PUROHIT H. Relevancy classification of multimodal social media streams for emergency services[C] // Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Smart Computing. Washington, DC, USA, 2019:121-125.
- [152] ABAVISANI M, WU L, HU S, et al. Multimodal Categorization of Crisis Events in Social Media [C] // Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recog-

dition. Seattle, WA, USA, 2020; 14667-14677.

- [153] JREIS J C S, MELO P D F, GARIMELLA K, et al. A Dataset of Fact-Checked Images Shared on WhatsApp During the Brazilian and Indian Elections[C]// Proceedings of the Fourteenth International AAAI Conference on Web and Social Media. USA, 2020; 903-908.
- [154] SALEM F K A, FEEL R A, ELBASSUONI S, et al. FA-KES: A Fake News Dataset around the Syrian War[C]// Proceedings of the Thirteenth International Conference on Web and Social Media. Munich, Germany, 2019; 573-582.
- [155] HORNE B D, ADALI S. This Just in: Fake News Packs a Lot in Title, Uses Simpler, Repetitive Content in Text Body, More Similar to Satire than Real News[OL]. <https://arxiv.org/abs/1703.09398v1>.
- [156] BURFOOT C, BALDWIN T. Automatic Satire Detection: Are You Having a Laugh? [C]// Proceedings of the 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP. Singapore, 2009; 161-164.
- [157] NØRREGAARD J, HORNE B D, ADALI S. NELA-GT-2018: A Large Multi-Labelled News Dataset for the Study of Misinformation in News Articles[OL]. <http://arxiv.org/abs/1904.01546v1>.
- [158] SHU K, SLIVA A, WANG S, et al. Fake News Detection on Social Media: A Data Mining Perspective[J/OL]. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, https://www.researchgate.net/profile/Kai-Shu/publication/318981549_Fake_News_Detection_on_Social_Media_A_Data_Mining_Perspective/links/59da74eaa-ca272e6096bead4/Fake-News-Detection-on-Social-Media-A-Data-Mining-Perspective.pdf.
- [159] ZUBIAGA A, LIAKATA M, PROCTER R, et al. Analysing How People Orient to and Spread Rumours in Social Media by Looking at Conversational Threads [J]. PLoS ONE, 2016, 11(3).
- [160] WANG W Y. "Liar, Liar Pants on Fire": A New Benchmark Dataset for Fake News Detection[C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Vancouver, Canada, 2017; 422-426.
- [161] MITRA T. CREDBANK: A Large-Scale Social Media Corpus With Associated Credibility Annotations[C]// Proceedings of the Ninth International Conference on Web and Social Media. Oxford, UK, 2015; 258-267.
- [162] PAPADOPOULOS S, SCHINAS E, MEZARIS V, et al. Social Event Detection at MediaEval 2011: Challenges, Dataset and Evaluation[J]. Mediaeval Workshop, 2016; 18-19.
- [163] PAPADOPOULOS S, SCHINAS E, MEZARIS V, et al. The 2012 Social Event Detection Dataset[C]// Proceedings of the 4th ACM Multimedia Systems Conference. Oslo, Norway, 2013; 102-107.
- [164] REUTER T, PAPADOPOULOS S, PETKOS G, et al. Social Event Detection at Mediaeval 2013: Challenges, Datasets and Evaluation[J]. In Medieval 2013 Workshop, 2013; 18-19.
- [165] PETKOS G, PAPADOPOULOS S, MEZARIS V, et al. Social Event Detection at Mediaeval 2014: Challenges, Datasets and Evaluation[C]// Proceedings of the Medieval 2014 Workshop. Barcelona, Catalunya, Spain, 2014.
- [166] GAO Y, WANG F, LUAN H, et al. Brand Data Gathering from Live Social Media Streams[C]// Proceedings of the International Conference on Multimedia Retrieval. Glasgow, United Kingdom, 2014, 169.
- [167] QIAN S S, ZHANG T Z, XU C S. Multi-modal Multi-view Topic-opinion Mining for Social Event Analysis[C]// Proceedings of the 2016 ACM Conference on Multimedia Conference. Amsterdam, Netherlands, 2016; 2-11.
- [168] XUE F, HONG R, HE X, et al. Knowledge-Based Topic Model for Multi-Modal Social Event Analysis [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(8): 2098-2110.



QIAN Sheng-sheng, born in 1991, Ph.D., associate professor. His main research interests include social media data mining and multimedia analysis.



XU Chang-sheng, born in 1969, Ph.D., professor. His main research interests include computer vision and multimedia analysis.