



XXXX

面向网络舆情感知的事件检测技术研究综述

程刚¹, 夏静静¹, 代丽丽², 吴勇飞¹, 杨柳¹

(1. 应急管理大学计算机与信息安全学院, 河北 廊坊 065201;

2. 应急管理大学应急文化传播与法学院, 河北 廊坊 065201)

摘 要: 随着社交媒体技术的快速发展, 社交媒体已成为社会信息传播与公众意见表达的重要场所。由于该类信息呈现短文本、多噪声等区别于传统文本的特征, 传统舆情分析方法在事件发现、演化追踪与真实性判别方面的局限日益凸显, 事件检测技术因此被日渐应用于网络舆情感知领域。本文系统性地综述了网络舆情事件检测技术的发展脉络与研究进展, 重点阐述了网络舆情与社交媒体数据基础、事件检测任务分类与生命周期理论、统计与传统机器学习方法、深度语义与时序建模方法、多源信息与关系建模方法以及大模型与开放学习方法等核心内容, 并系统梳理了主流评估指标与常用数据集。通过对比分析与文献研究, 论证了不同技术路线在事件发现能力、语义表达能力与开放域适应能力等方面的演进优势。最后, 本文深入探讨了当前研究面临的关键挑战, 包括动态开放环境下未知事件发现能力不足、多源异构信息融合与跨模态语义对齐困难、大语言模型可靠性与高效部署瓶颈以及评价体系标准化等问题, 并从开放世界持续感知、多模态统一理解、知识增强因果推理、高效可信大模型检测以及动态评测体系构建等方面对未来研究方向提出了建设性展望, 研究结果可为舆情感知提供一种新的研究思路。

关键词: 网络舆情; 事件检测; 社交媒体; 大语言模型; 多模态融合

中图分类号: TP391.1

文献标志码:

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

A Review of Event Detection Techniques for Online Public Opinion Monitoring

CHENG Gang¹, XIA Jingjing¹, DAI Lili², WU Yongfei¹, YANG Liu¹

1. School of Computer and Information Security, University of Emergency Management, Langfang, Hebei: 065 201, China

2. Emergency Culture Communication and Law School, University of Emergency Management, Langfang, Hebei: 065201, China.

收稿日期: 2026-08-09; 修回日期: 2026-08-30

通信作者: 代丽丽, lilydai_1987@163.com

基金项目: 河北省社会科学发展研究课题“面向应急语言服务的河北省城市语言规划研究”(202403150); 国家自然科学基金资助项目(42377200); 河北省自然科学基金资助项目(D2025508013)

Foundation Items: Social Science Development Research Project of Hebei Province: “Research on Urban Language Planning in Hebei Province for Emergency Language Services” (No. 202403150), The National Natural Science Foundation of China (No. 42377200), The Natural Science Foundation of Hebei Province, China (No.D2025508013)



Abstract: With the rapid development of social media technology, social media has become an important platform for the dissemination of social information and the expression of public opinion. Because this type of information often comes in short texts with a lot of noise, which is different from traditional text, the limitations of traditional public opinion analysis methods in event detection, evolution tracking, and authenticity judgment have become increasingly apparent. As a result, event detection technology is increasingly being applied in the field of online public opinion perception. This article systematically reviews the development and research progress of online public opinion event detection technology, focusing on key aspects such as the basics of online public opinion and social media data, classification of event detection tasks and lifecycle theory, statistical and traditional machine learning methods, deep semantic and temporal modeling methods, multi-source information and relationship modeling methods, as well as large models and open learning methods. It also systematically outlines mainstream evaluation metrics and common datasets. Through comparative analysis and literature review, this paper demonstrates the advantages of different technical approaches in event discovery, semantic representation, and open-domain adaptability. Finally, The article delves into current key challenges, including insufficient ability to detect unknown events in dynamic open environments, difficulties in fusing multi-source heterogeneous information and cross-modal semantic alignment, reliability and efficient deployment bottlenecks of large language models, and standardization of evaluation systems. It also offers constructive prospects for future research in areas like continuous perception in an open world, unified multimodal understanding, knowledge-enhanced causal reasoning, efficient and trustworthy large model detection, and dynamic evaluation system construction. The research results can provide a new perspective on public opinion.

Key words: online public opinion, Event Detection, Social media, Large language model, Multimodal fusion

1 引言

近年来,随着移动互联网、社交媒体以及智能终端技术的快速发展,网络空间已经成为社会信息传播和公众意见表达的重要场所。以微博、Twitter、Facebook、Reddit等为代表的社交媒体平台突破了传统信息传播模式的时间与空间限制,使用户能够实时发布、评论和转发信息。在重大公共事件、自然灾害、社会热点以及突发舆情事件发生过程中,社交媒体通常能够快速形成信息聚集,并成为社会关注度变化的重要反映渠道。然而,社交媒体信息具有明显区别于传统新闻文本的数据特征。一方面,用户生成内容(User Generated Content, UGC)具有短文本、多噪声、口语化以及非规范表达等特点,大量文本缺少完整语义结构;另一方面,信息传播过程呈现明显的网络化特征,用户之间的关注关系、转发行为以及评论互动共同构成复杂的信息扩散路径。此外,当前社交媒体内容逐渐由单一文本形

式向文本、图片、视频、音频等多模态形式发展,使得网络舆情事件表现出更加复杂的语义和传播特征。

传统舆情分析方法通常围绕文本挖掘^{[1][2]}、情感分析^[3]以及主题建模^{[4][5]}展开,能够在一定程度上发现公众关注热点,但难以进一步回答“发生了什么事件”“事件如何发展”“事件是否具有真实性”等关键问题。因此,事件检测逐渐成为网络舆情感知领域的重要研究方向。事件检测旨在从连续变化的信息流中识别出具有时间关联和语义一致性的事件,并进一步涉及事件发现^[6]、识别与分类^[7]、关联分析以及跟踪与演化^{[8][9]}等不同层次的分析过程。随着研究任务不断拓展,事件检测已逐渐由早期的事件发现与识别向更加复杂的关联分析、动态跟踪和语义理解延伸,具体任务体系及其边界将在第2.2节进一步阐述。其中,新兴事件发现关注潜在新事件的及时识别,事件识别与分类侧重于确定事件类型及相关属性,事件聚合与关联分析旨在整合同一

事件的多源信息并挖掘事件间关联,事件跟踪与演化分析多关事件的持续发展过程,事件理解与推理则多用于进一步分析事件之间的深层语义关系及发展趋势。早期事件检测研究主要采用基于统计分析和机器学习的方法。例如,通过词频变化、文本相似度以及主题分布变化发现突发事件。这类方法具有结构简单、计算效率高以及较强解释性的特点,在早期新闻事件检测和热点发现任务中得到广泛应用。然而,由于依赖人工设计特征,其对于复杂语义关系、隐含事件表达以及跨领域信息迁移能力有限,难以适应社交媒体环境下快速变化的信息需求。

随着深度学习技术的发展,基于神经网络的事件检测方法逐渐成为主流。卷积神经网络能够自动提取文本局部语义模式,循环神经网络能够建模文本序列关系,而基于 Transformer 的预训练语言模型进一步增强了上下文语义理解能力,使模型能够更加准确地识别复杂事件表达。同时,在社交媒体环境中,事件传播不仅依赖文本内容本身,还受到用户关系和信息扩散路径影响。因此,研究者进一步引入图神经网络,通过构建用户—内容—传播关系图,实现对事件传播机制和群体行为模式的联合建模。例如,基于双向图卷积网络的方法能够同时利用事件传播树中的上下文信息,提高谣言检测和事件识别的性能;多领域虚假新闻检测方法则进一步考虑不同领域之间的数据分布差异,提高模型的跨领域适应能力。

近年来,大语言模型的发展进一步推动了网络舆情事件检测技术的革新。相比传统深度学习模型,大语言模型具备更强的语义理解、知识迁移以及推理能力,可以通过提示学习、参数高效微调以及检索增强生成等方式完成开放领域事件识别。同时,研究者开始探索利用大语言模型生成事件解释,提高检测结果的可解释性。例如,基于竞争性证据分析的大语言模型虚假新闻检测

方法,通过挖掘不同观点中的支持与反驳证据,实现了更加透明的真实性判断。

事件检测技术目前已广泛应用于医学、交通和声音分析等领域,并形成了针对疾病早期检测与药物不良事件识别^{[10][11]}、交通异常事件识别^[12]以及声音事件检测^[13]等任务的系统性应用。上述研究从不同应用场景总结了典型事件检测方法、数据集及评价体系,为事件检测技术的发展和应用提供了重要参考,但其研究对象、数据形态与任务目标与网络舆情场景仍存在一定差异性。针对在线社交网络事件检测,Hu 等^[14]从方法体系、技术演进以及研究挑战等方面对相关研究进行了系统总结,为理解社交网络事件检测的发展脉络提供了重要基础。然而,随着网络舆情数据由单一文本向多模态、网络化和开放动态环境演进,事件检测的研究对象与技术需求均发生了明显变化。相较而言,已有综述主要围绕传统在线社交网络中的事件发现与检测方法展开,对近年来快速发展的多模态事件检测、大语言模型驱动检测、开放集事件识别及持续学习等新兴方向涉及相对有限;同时,对新兴事件发现、事件识别与分类、事件聚合与关联分析、事件跟踪与演化分析以及事件理解与推理等不同层次任务之间的关系仍缺乏较为系统的总结;此外,也鲜有从网络舆情生命周期视角讨论不同阶段检测需求与技术能力之间的适配关系。

基于上述问题,本文并非仅对已有事件检测方法进行更新和补充,而是面向网络舆情感知场景,从任务层次、生命周期需求与技术能力三个维度对事件检测研究进行系统梳理,以进一步明确相关任务之间的逻辑关系,并分析不同技术路线在网络舆情演化过程中的适用性。本文主要工作与贡献如下:

(1) 面向网络舆情感知需求,构建了层次化事件检测任务体系,划分新兴事件发现、事件识别与分类、事件聚合与关联分析、事件跟踪与演



化分析及事件理解与推理,并明确谣言检测、虚假新闻检测与真实性判别的关联可信性分析定位,厘清了相关任务边界。

(2) 结合网络舆情五阶段演化特征,从检测需求与技术能力适配视角分析不同方法的适用性,归纳出“早期发现—快速识别—多源理解—持续跟踪—关联判断”的需求演化规律,建立了生命周期阶段与事件检测技术能力的关联框架。

(3) 系统梳理了统计与传统机器学习、深度语义与时序建模、多源信息与关系建模以及大模型与开放学习等技术路线,对比其在事件发现、语义与关系建模、动态适应及开放域泛化等方面的特点,并归纳出主流评价指标、常用数据集、关键挑战及未来研究方向。

2 网络舆情与社交媒体数据基础

2.1 网络舆情特征

网络舆情是公众依托互联网平台针对特定事件或话题所表达的看法、态度与情绪的综合体现,经由微博、论坛、博客等数字媒介传播扩散,具有时效性、多变性与偏差性等特征。相较于传统舆情,网络舆情借助评论、转发与点赞等交互机制,能够在短时间内形成广泛的群体传播效应。当前,随着互联网技术的迭代升级与社交媒体的深度普及,网络舆情在促进信息透明化与社会监督的同时,也因谣言、虚假信息及情绪化言论的蔓延而潜藏社会矛盾激化与公共危机风险。因此,在保障公民言论自由的前提下,有效预防和治理虚假信息传播与恶意诽谤行为、营造健康有序的网络舆论生态,已成为该领域的核心研究议题^{[15][16]}。

2.2 网络舆情事件检测任务分类

本文将新兴事件发现、事件识别与分类、事件聚合与关联分析、事件跟踪与演化分析以及事件理解与推理作为核心事件检测任务;将谣言检测、虚假新闻检测及真实性判别视为事件检测中

的关联可信性分析任务,主要用于判断已识别事件及相关信息的内容真实性与传播可信度,而不与上述核心事件检测任务并列。

(1) 新兴事件发现

新兴事件发现旨在从连续到达的社交媒体信息流中,尽早识别此前未曾出现的新事件,是网络舆情事件检测的首要任务,该任务通常面临事件类别未知、样本稀缺以及实时性要求高等挑战。PETROVIC等^[17]提出流式首发事件检测方法,将传入文本与历史事件表示进行近邻比较,在保证检测精度的同时降低计算复杂度,为社交媒体场景下的实时新事件发现奠定了技术基础。BECKER等^[18]针对Twitter热点话题与真实世界事件之间的差异问题,提出基于内容相似度与时间聚集特征的事件识别方法,有效区分了趋势话题与真实突发事件。CATALDI等^[19]进一步结合词项的时间演化特征与社会网络传播特征,提出新兴话题检测方法,通过挖掘关键词的生命周期曲线捕获话题的萌发信号,提升了对早期新兴事件的敏感度。

(2) 事件识别与分类

事件识别与分类旨在判别文本中是否存在事件,并将其归类至预定义或开放的事件类型体系,是事件检测由粗粒度发现迈向细粒度理解的关键环节。CHEN等^[20]提出动态多池化卷积神经网络DMCNN,通过在句子不同语义片段上执行动态池化操作,保留事件触发词周围的关键语义信息,显著提升了事件分类与论元识别的准确率。NGUYEN与GRISHMAN^[21]探讨了卷积神经网络在跨领域事件检测任务中的适应能力,通过引入领域自适应策略缓解训练数据分布差异带来的性能下降问题。LIN等^[22]提出统一信息抽取框架OneIE,将事件触发词识别、论元角色分类与实体关系抽取纳入统一的全局特征优化过程,通过引入全局约束和束搜索解码策略,实现了事件识别与分类任务的端到端联合建模。

(3) 事件聚合与关联分析

事件聚合与关联分析致力于将描述同一现实事件的海量碎片化信息聚合为完整、结构化的事件单元,并揭示不同事件之间潜在的语义关联。LIU 等^[23]提出 Story Forest 系统,通过 EventX 算法对海量新闻文本进行事件级聚类,并将相关事件组织为动态生长的故事树结构,实现了事件聚合与故事脉络呈现的统一建模。MIRANDA 等^[24]针对多语言新闻流场景,提出跨语言事件聚类方法,通过统一的语义表示空间实现不同语种新闻报道的事件级对齐与聚合。PENG 等^[25]从异构信息网络视角出发,提出流式社交事件检测与演化发现框架,在持续到达的社交消息流中动态聚合语义相关消息,并揭示事件簇之间的演化关联关系。

(4) 事件跟踪与演化分析

事件跟踪与演化分析关注事件在时间维度上的动态发展过程,旨在捕获事件生命周期内话题焦点、情感倾向以及传播规模的变化规律。LIU 等^[26]提出在线故事树生长算法,通过增量式地将新到达文档归并至已有故事树结构,实现了突发新闻事件演化过程的实时追踪与呈现。CAO 等^[27]面向持续更新的社交数据流,提出知识保持异构图神经网络 KPGNN,通过对比学习机制实现增量式事件检测,在跟踪新增事件的同时有效保留历史事件知识,避免灾难性遗忘问题。MELE 与 CRESTANI^[28]针对异构新闻流场景,提出事件演化追踪方法,通过融合多源新闻文本的时序特征,刻画事件话题随时间推移的漂移轨迹。

(5) 事件理解与推理

事件理解与推理是事件检测任务的高阶目标,要求模型不仅识别事件本身,还需挖掘事件之间的因果、时序等深层语义关系,并具备对事件发展趋势进行合理推断的能力。CHENG 等^[29]系统梳理了事件因果关系识别领域的技术演进脉

络,将相关方法划分为句子级与篇章级两大类,并重点探讨了大语言模型驱动下零样本、跨语言因果推理技术的最新进展,为事件理解与推理研究提供了系统性参考。ZENG 等^[30]针对大语言模型在零样本事件因果推理中容易产生虚假因果关联的问题,提出多源证据模糊聚合框架,将因果推理拆解为时序判定、必要性分析与充分性验证等子任务,有效提升了推理结果的可靠性。LI 等^[31]提出路径语言建模方法,用于从大规模文本语料中归纳事件图式结构,挖掘事件类型之间的层级与关联关系,为面向舆情场景的事件推理与解释提供了知识基础。

2.3 网络舆情生命周期

生命周期理论认为,无论是个体还是事物,通常都会经历从诞生、成长、成熟到衰退的过程。舆情的传播过程同样符合类似的生命周期轨迹:从最初的产生或引发,经过不断地扩散和演变,最终逐渐衰退和消亡。近年来,在网络舆情研究领域,生命周期理论成为分析舆情演化的重要工具。然而,不同学者在运用生命周期理论研究网络舆情时,根据各自的研究视角和数据特点,对网络舆情的生命周期阶段划分提出了不同的见解。韩坤等^[32]结合涉警事件的发展规律和公众情绪变化趋势,将涉警网络舆情分为初步爆发期、高热期、衰退期和消亡期四个阶段;尹业兴等^[33]选择最具普适性的三阶段生命周期模型,将舆情演化过程分为形成期、蔓延期和衰退期;祁凯等^[34]结合“齐齐哈尔体育馆坍塌”舆情事件的评论数量变化特征,将该事件的网络舆情生命周期划分为潜伏期、爆发期、衰退期和长尾期四个阶段。本文综合考量舆情演化的完整链条,将其划分为孕育期、爆发期、高热期、衰退期、消亡期五个阶段(图1)。

网络舆情生命周期与事件检测技术路线并非严格的一一对应关系,而是体现为不同生命周期阶段的检测需求与技术能力之间的关联。由于不



图1 网络舆情生命周期

同生命周期阶段在信息规模、传播速度、语义完整性和事件演化程度等方面存在明显差异，因而对事件检测的侧重点也有所不同。基于此，将生命周期阶段与事件检测技术的适用性概括如下。

在孕育期阶段，舆情信息通常处于小范围积累状态，信息规模较小且事件类别尚不明确，检测重点在于从连续信息流中及时发现潜在的新兴事件。由于此阶段对实时性、新颖性和异常变化敏感度要求较高，因而基于词频变化、突发检测、相似性匹配以及主题模型的方法具有较好的适用性；同时，预训练语言模型能够利用较强的语义表示能力缓解短文本信息稀疏问题，从而为潜在事件的早期发现提供支持。

在爆发期阶段，事件相关信息快速增加，传播速度显著提升，文本内容呈现碎片化和多样化特征，检测重点由“发现潜在事件”逐步转向“快速识别事件及其核心内容”。因此，CNN、RNN、LSTM以及Transformer等深度语义与时序建模方法能够利用文本语义和时间依赖关系，提高对突发事件的识别能力；此外，对于信息快速扩散形成的用户交互关系，图神经网络等关系建模方也具有较好的适用性。

在高热期阶段，事件相关信息达到一定规模，用户讨论、转发和评论行为形成复杂的传播网络，此时检测需求由单一事件识别逐渐转向事件聚合、关联分析、传播结构建模以及真实性判

断。因此，此阶段更适合采用多源信息融合、图神经网络、知识增强以及多模态协同检测等方法，通过联合利用文本、用户关系、传播结构和视觉信息，不断提高复杂舆情环境下的事件理解能力。

在衰退期阶段，事件热度逐渐降低，但仍可能出现新的信息补充、观点转变以及次生事件，此阶段检测重点逐步转向事件跟踪、演化分析和事件关系识别。基于增量学习、持续学习、事件聚类以及时序建模的方法能够根据新到达信息动态更新事件表示，故在该阶段将其用于对已有事件进行持续跟踪和演化分析。

在消亡期阶段，原有事件的讨论热度显著下降，但偶发信息仍可能重新激活相关话题。因此，该阶段不仅需要识别残余信息与已有事件之间的关联，还需要预判是否会出现新的事件分支或次生舆情。由于事件关联分析、知识增强、开放集识别和持续学习方法能够利用历史事件知识和外部知识，对低频信息进行关联判断，因而在该阶段可将其用于支持潜在新事件的再次发现。

总体而言，网络舆情生命周期与事件检测技术之间呈现出“早期发现—快速识别—多源理解—持续跟踪—关联判断”的需求演化规律。统计突发检测与主题模型更适用于早期潜在事件发现，深度语义与时序模型主要用于支撑事件识别和演化建模，多源关系与多模态方法适用于复杂

传播环境下的综合事件理解,而知识增强、开放学习和大模型方法则进一步支持跨阶段的事件关联、推理和持续感知。因此,实际舆情监测系统不宜针对单一生命周期阶段选择固定技术,而应具有根据舆情发展阶段动态组合不同技术的能力。

2.4 社交媒体数据特征与预处理

社交媒体平台(如微博、Twitter、微信等)是网络舆情生成与传播的核心载体。与传统媒体数据相比,社交媒体数据^[35]呈现以下典型特征:(1)高并发流式特性,用户生成内容规模庞大且产生速度快,具有显著的实时数据流特征;(2)短文本与语义稀疏性,单条文本长度受限,词汇密度低,上下文信息不足,增加了语义理解难度;(3)高噪声比例,数据包含大量口语化表达、表情符号、缩写及非标准用语,信息质量参差不齐;(4)多模态融合性,内容同时涵盖文本、图像、视频及地理位置等异构信息;(5)网络嵌入性,转发、回复、点赞等交互行为构成用户—内容的复杂关联网络。上述特征在支撑舆情分析的同时,也对信息提取、语义理解与事件检测方法提出了更高要求。

在数据预处理方面,社交媒体文本因其固有的噪声特性,需经过系统化的清洗与增强处理。基本清洗阶段涵盖停用词与特殊符号的过滤、表情符号的语义化映射,以及用户名与URL的规范化替换;在表示学习层面,通常借助词向量或预训练语言模型对文本进行语义增强编码^[36]。针对短文本普遍存在的语义稀疏问题,部分研究引入知识图谱融合机制^[37]或主题模型扩展^[38],以丰富单条文本的上下文表达,进而提升事件检测与舆情分析任务的整体性能。

3 网络舆情事件检测算法研究进展

基于前文对网络舆情事件检测任务及生命周期特征的分析,本节进一步从技术演进视角梳理

事件检测算法的研究进展。随着社交媒体信息规模的不断扩大及数据形态日趋复杂,事件检测方法经历了由统计特征方法向深度语义学习、结构关系建模以及大语言模型驱动方法的发展过程(图2)。不同技术路线在事件发现、语义理解、关系建模和开放域适应等方面各具优势,并可为不同生命周期阶段的检测需求提供相应技术支撑。

早期方法主要依赖关键词匹配、主题模型以及聚类算法,通过分析文本词汇分布变化发现热点事件。然而,由于社交媒体文本具有短文本、噪声高和语义表达多样等特点,传统方法难以捕获深层语义关系。随后,深度学习模型通过自动学习文本表示,提高了事件语义理解能力。进一步地,研究者发现社交媒体事件不仅包含文本内容,还包含用户交互和信息传播关系,因此图神经网络逐渐成为事件检测的重要技术方向。近年来,大语言模型凭借强大的知识表示和推理能力,为开放域事件发现和可解释舆情分析提供了新的技术路径。

本节按照网络舆情事件检测技术的发展过程,将相关方法划分为五类:基于统计与传统机器学习方法、基于深度语义与时序建模方法、基于多源信息与关系建模方法以及基于大模型与开放学习方法。

3.1 统计与传统机器学习方法

早期事件检测研究主要围绕文本统计规律和浅层特征表示展开,其核心思想是通过分析文本流中的词频变化、主题分布以及样本间相似关系,实现对潜在事件的发现与划分。该类方法主要包括突发检测与相似性匹配、主题模型与事件聚类、监督分类与可信性判别。

3.1.1 突发检测与相似性匹配

突发检测与相似性匹配方法通过对文本流中主题热度、词汇分布及样本间相似性的统计规律进行建模,实现对舆情事件在时间维度上的异常



图2 网络舆情事件检测技术演进框架

波动识别。该类方法无需依赖人工标注数据,即可在大规模、高并发的社交媒体数据流中实时捕捉话题热度的快速变化,具有计算效率高、响应速度快、适用于流式数据场景等优势,因而成为网络舆情事件检测早期研究的重要切入点。Kleinberg^[39]提出基于无限状态自动机的文本流突发建模方法,将主题热度激增抽象为状态跳转,可高效分层识别文档流中的突发热点,为社交媒体时序舆情突变检测奠定理论基础。HE等^[40]提出词轨迹频域谱分析方法,将词汇 TF-IDF 时序序列作为时间序列,区分周期性、非周期性热点词汇,通过高斯混合模型捕捉词汇突发特征,实现无监督舆情事件挖掘。其中,TF-IDF作为传统文本表示方法,通过综合考虑词语在当前文本中的出现频率以及其在整个文本集合中的普遍程度,衡量词语对于事件识别的重要性,其计算公式如下:

$$TF-IDF(w, d) = TF(w, d) \times \log \frac{|D|}{DF(w)} \quad (1)$$

式中, $TF(w, d)$ 表示词语 w 在文本 d 中的词频,用

于衡量该词语在当前文本中的重要程度; $DF(w)$ 表示包含词语 w 的文本数量; $|D|$ 表示整个文本集合, TF-IDF 值越高,说明该词语在当前文本中具有越强的区分能力。

针对多语言、多平台协同文本流场景, WANG等^[41]提出跨流相关突发主题概率挖掘算法,无需共享词汇即可挖掘不同社交平台同步爆发的关联舆情事件,适配中英文社交媒体并行监测场景。Allan等^[42]提出在线新事件检测与跟踪框架,采用单遍增量聚类结合动态阈值机制,严格适配社交媒体流式实时数据,解决动态新闻流中新事件实时识别问题。FEDORYSZAK等^[43]面向 Twitter 海量实时推文流构建模块化实时事件检测系统,支持每分钟百万级社交实体聚类,动态更新事件簇,适配社交媒体高并发流式舆情数据

3.1.2 主题模型与事件聚类

主题模型与事件聚类方法立足于文档-主题-词汇之间的概率生成关系或语义共现关系,通过无监督学习挖掘文本集合中潜藏的主题结构,并

据此将语义相关的社交媒体文本聚合为特定事件簇。相较于突发检测类方法,该类方法能够更细粒度地刻画事件内部的语义组成与主题演化关系,且不依赖标注数据,尤其适合应对社交媒体文本主题多样、语义稀疏的特点。Li Hang^[44]系统阐述了LDA(Latent Dirichlet Allocation,潜在狄利克雷分配)模型原理,通过吉布斯采样、变分EM等方法实现文档—主题—词汇之间的概率建模,是早期舆情主题聚类的重要基础模型。LDA模型假设文档由多个潜在主题混合生成,而每个主题又由不同词语按照一定概率分布构成,通过学习文本、主题和词语之间的生成关系,实现对文本潜在语义结构的自动发现。其联合概率生成过程可表示为:

$$P(w, z, \theta, \phi | \alpha, \beta) = P(\theta | \alpha) \prod_{n=1}^N P(z_n | \theta) P(w_n | z_n, \phi) \quad (2)$$

式中, w_n 表示文档中的第 n 个词语; z_n 表示词语对应的潜在主题类别; θ 表示文档对应的主题概率分布; ϕ 表示主题对应的词语概率分布; α 和 β 分别表示主题分布和词语分布的先验参数; N 表示文档中的词语数量。通过估计文档所属主题概率,可以将高维稀疏文本转换为低维语义表示,为后续事件聚类提供有效依据。

SAYYADI等^[45]基于社交文本关键词共现构建关键词网络,借助社区检测算法划分事件簇,实现社交媒体无监督事件识别与跟踪。针对短文本语义稀疏痛点, WU等^[46]提出TSCTM主题语义对比学习框架,通过正负样本对比学习优化短文本主题分布,缓解微博、推文等短文本主题建模缺陷

3.1.3 监督分类与可信性判别

监督分类与可信性判别方法通常借助人工标注的真实/虚假舆情数据集,融合文本内容、用户行为及信息传播结构等多维特征,训练分类模型以实现舆情事件类别、信息可信度及内容真实性的自动判别。相较于无监督方法,该类方法能

够充分利用标注信息学习不同类别之间的判别特征,在分类精度和可信性识别方面具有较强优势,因此,尤其适用于谣言检测、虚假新闻识别及真实性判别等任务,从而可为网络舆情事件的可信度评估提供有效支撑。CASTILLO等^[47]最早针对Twitter信息可信度开展分类研究,融合用户转发行为、文本内容、外部引用多类手工特征,实现可信/虚假推文二分类,准确率稳定在70%-80%。MA等^[48]针对现有谣言检测方法忽视社交上下文特征随时间演变规律的不足,提出基于谣言生命周期的时间序列建模方法,将消息内容、用户及传播模式相关特征转化为时间序列信号并加以融合,在微博数据集上显著优于当时最优谣言检测方法,且在谣言传播早期即具备较强识别能力。ZUBIAGA等^[49]系统梳理了社交媒体谣言检测的完整技术体系,划分谣言检测、追踪、立场分类、真实性判别四大子任务,总结传统机器学习在虚假舆情识别中的完整研究脉络。WU等^[50]针对传统扁平特征向量方法忽视消息传播结构的局限,提出图核与SVM结合的混合分类器,在语义特征基础上进一步捕提高阶传播模式,在新浪微博数据集上取得91.3%的分类准确率,且能够在谣言传播初期24小时内以88%的置信度完成早期检测。

综上,统计分析与传统机器学习方法构成了网络舆情事件检测研究的基础阶段,其主要通过挖掘文本流中的统计规律、词汇分布变化以及样本间相似关系,实现对潜在事件的发现与识别。从技术演进角度来看,该阶段方法完成了事件检测由人工规则驱动向数据驱动分析的转变,并为后续基于深度表示学习的方法奠定了理论基础。然而,由于此类方法高度依赖人工设计特征,对文本上下文语义、复杂事件关联以及动态传播过程的刻画能力有限,在面对社交媒体环境下规模化、异构化和实时化的数据需求时存在明显不足。为了更加清晰地比较不同传统方法在特征表



示、建模机制及应用场景方面的差异，本文对代表性的统计分析与机器学习方法进行了归纳总结（详见表1）。

3.2 深度语义与时序建模方法

3.2.1 卷积与循环神经网络

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）通过局部感受野与权值共享机制，在保持较低参数量的前提下，有效捕捉输入数据中的局部模式特征，已被广泛应用于文本分类、图像识别及时序信号分析等任务。CNN通常由卷积层、池化层和全连接层组成：卷积层负责提取局部特征^{[51][52]}，池化层用于降低特征维度并增强模型鲁棒性，全连接层完成最终的分类或预测任务。卷积层的特征提取过程可表示为

$$c_i = f(W \cdot X_{i:i+h} + b) \quad (3)$$

式中， c_i 表示卷积操作得到的第 i 个特征映射值， W 为卷积核权重参数， $X_{i:i+h}$ 表示输入序列从位置 i 到 $i+h$ 的局部特征向量， h 为卷积窗口大小， b 为偏置项， $f(\cdot)$ 为非

线性激活函数，通过多层卷积与非线性映射，模型能够逐步学习输入数据中的高层语义信息，为事件识别提供有效特征支撑。

Kim^[53]开创性提出文本CNN句子分类模型，

基于预训练词向量捕获文本局部语义片段，仅通过简单网络结构就在情感分析、话题分类等舆情基础任务取得最优效果，成为后续CNN用于社交媒体文本建模的基准框架。CNN擅长提取静态局部文本语义，但无法建模舆情随时间演变的时序依赖，因此学界逐步引入循环神经网络解决舆情动态演化建模问题。

事件检测任务中，社交媒体舆情文本流属于典型时序序列，评论、转发随时间持续产生，相邻时间步文本存在强上下文依赖，CNN独立处理单条文本的模式难以刻画舆情演化全过程，循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）及其变体成为时序舆情建模核心工具。其核心思想是利用当前输入信息与历史状态共同生成新的隐藏表示^{[54][55]}，其状态更新过程可表示为：

$$h_t = f(W_x x_t + W_h h_{t-1} + b) \quad (4)$$

式中， x_t 表示第 t 个时间步输入的文本特征； h_t 表示当前时刻隐藏状态，用于编码当前事件语义信息； h_{t-1} 表示上一时间步的历史状态； W_x 和 W_h 分别表示输入信息和历史状态对应的权重矩阵； b 表示偏置项； $f(\cdot)$ 表示非线性激活函数。通过隐藏状态在时间维度上的递归更新，RNN能够有效捕获微博文本序列中的上下文依赖关系，为事件

表1 基于统计分析与传统机器学习的网络舆情事件检测方法比较

方法类别	代表方法	核心思想	特征表示	优势	局限性	适用场景
突发检测方法	Kleinberg 突发检测 ^[39] 、词轨迹频域谱分析 ^[40] 、跨流关联突发挖掘 ^[41]	通过分析文本流中词频或主题强度变化发现异常增长模式	词频、TF-IDF、时间序列统计特征	实时性强，计算成本低，具有较强解释性	难以理解复杂语义关系，对隐含事件敏感性不足	热点发现、实时舆情监测
相似性匹配方法	在线新事件检测 ^[42] 、实时增量聚类 ^[43]	基于近邻相似度比较，采用单遍增量聚类结合动态阈值实现事件发现与跟踪	TF-IDF、向量空间模型	模型结构简单，适合大规模流数据	依赖人工设计特征，语义泛化能力弱	新闻事件追踪、主题发现
主题模型方法	LDA ^[44] 、关键词共现聚类 ^[45] 、主题语义模型 ^[46]	从文档集合中挖掘潜在主题分布	文档-主题-词概率分布	能发现潜在语义结构，无监督学习能力强	对短文本和动态事件适应性不足	社交媒体主题分析
监督分类方法	Twitter 可信度分类 ^[47] 、时间序列模型 ^[48] 、SVM 图核分类器 ^[50]	融合用户行为、文本内容与传播结构等人工特征，训练可信/虚假推文或谣言分类模型	文本、用户行为、传播特征	分类性能稳定，可解释性较好	特征工程成本高，跨领域迁移能力有限	谣言检测、事件分类

发展趋势分析和早期异常检测提供重要依据。

MA 等^[56]首次将 RNN 用于微博谣言检测，自动学习事件时序上下文表征，摆脱传统方法手工构造传播特征的局限，在真实微博数据集上性能全面超越传统机器学习谣言检测模型。针对社交媒体树形转发传播结构，MA 等^[57]提出自底向上、自顶向下两类树递归神经网络，贴合推文回复、转发层级传播拓扑，在谣言早期检测上具备显著优势。GUO 等^[58]融合双向 LSTM 层级编码与社交注意力机制，构建 HSA-BLSTM 网络，分层融合文本语义与用户社交交互信息，提升社交媒体谣言早期识别精度。

3.2.2 注意力机制与 Transformer

传统 RNN 存在长距离时序依赖丢失、并行训练效率低下的缺陷，Vaswani 等^[59]提出完全基于自注意力机制的 Transformer 架构，彻底舍弃循环与卷积结构，通过自注意力机制动态计算序列中不同位置之间的关联程度，实现全局长距离语义依赖建模。其中，自注意力机制通过计算查询向量 (Query)、键向量 (Key) 和值向量 (Value) 之间的相关性，对输入序列进行动态加权，其核心计算过程表示为：

$$Attention(Q, K, V) = \text{soft max}(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})V \quad (5)$$

式中， Q 、 K 、 V 分别表示查询矩阵、键矩阵和值矩阵， d_k 表示键 K 和查询 Q 的向量表示维度。该分母用于对注意力分数进行缩放，避免内积结果过大导致模型训练不稳定。通过计算不同位置之间的注意力权重，Transformer 能够动态捕获文本中关键语义信息，有效突破传统循环网络依赖顺序计算的限制。

面向社交媒体虚假新闻检测中“仅有转发用户序列、缺乏文字评论”这一更贴近真实场景的挑战，LU 与 LI^[60]提出 GCAN 图感知协同注意力网络，联合建模源推文文本表示与转发用户传播

图结构，通过双重注意力机制定位可疑转发用户及其关注的关键词，在真实推文数据集上较当时最优方法平均提升 16% 的判别准确率，同时能够生成兼具可解释性的判别依据。针对现有基于对话树的谣言检测模型仅能建模“回复特定用户”、而忽视用户实际回复整个讨论线程这一结构假设局限，KHOO 等^[61]提出帖子级注意力模型 PLAN，利用 Transformer 多头注意力机制建模推文间的长距离交互关系，并进一步设计结构感知自注意力变体 StA-PLAN（融合对话树结构信息）与分层令牌-帖子注意力变体 StA-HiTPLAN（通过令牌级自注意力学习句子表示），在 PHEME、Twitter15/Twitter16 数据集上均超越已有最优模型，且注意力权重可在令牌与帖子两个粒度层面对检测结果作出解释。MA 与 GAO^[62]则进一步聚焦对话树建模方式的改进，指出现有方法要么严格遵循树边结构学习特征、要么将全部帖子视为完全连接图，二者均难以充分刻画对话中用户间的真实交互模式，为此提出树结构 Transformer 模型，通过帖子级自注意力机制聚合子树内部及跨子树间的立场信息，在 Twitter 与 PHEME 数据集上的实验证实该方法能够持续稳定地提升谣言检测性能。

3.2.3 判别式预训练语言模型

预训练语言模型通过在大规模无标注文本上学习上下文语义表示，并利用下游任务微调实现事件分类、主题识别以及谣言检测等任务。以 BERT 为代表的判别式预训练语言模型通常以掩码语言建模作为核心预训练任务，通过随机遮蔽输入序列中的部分词汇，并利用双向上下文信息预测被遮蔽词，从而学习深层双向语义表征，其目标函数可表示为：

$$L_{MLM} = - \sum_{i \in M} \log P(x_i | X_M) \quad (6)$$

式中， M 表示被随机掩盖的位置集合； x_i 表示被掩盖位置的真实词语； X_M 表示去除掩码词后的



输入序。通过该训练方式，模型能够充分利用上下文信息学习文本语义表示，为复杂舆情事件理解提供有效支撑。

预训练双向Transformer模型凭借海量通用文本预训练习得通用语言知识，微调后可适配各类下游舆情任务，大幅降低社交媒体短文本语义稀疏带来的建模难度。DEVLIN等^[63]提出BERT，通过掩码语言建模联合建模双向上下文表示，仅增加单层输出层即可微调适配舆情分类、谣言判别、事件抽取等任务，在GLUE、SQuAD等11项NLP基准上取得当时最优结果。然而，通用领域预训练的BERT难以充分适配社交媒体高度垂直化的语言风格。MÜLLER等^[64]提出COVID-Twitter-BERT（CT-BERT），在大规模COVID-19推特语料上对BERT继续预训练，使模型习得疫情相关社交媒体特有的语言表达。在五个分类数据集上的实验表明，CT-BERT相较BERT-LARGE取得10%-30%的性能提升，且在同源目标领域数据集上增益最显著

随着深度学习技术的发展，网络舆情事件检测逐渐由依赖人工特征工程的浅层建模模式转向自动化语义表示学习。卷积神经网络、循环神经网络以及Transformer等模型能够通过端到端学习方式自动捕获文本中的局部语义、时序依赖和长距离关联关系，有效提升了复杂舆情环境下事件表征能力。其中，预训练语言模型进一步推动了

事件检测由任务特定学习向通用语义理解演进，使模型具备更强的迁移能力和泛化性能。然而，不同深度模型在语义建模能力、时序信息捕获以及计算资源需求方面存在明显差异。为系统梳理深度语义建模方法的发展脉络，并比较不同模型在网络舆情事件检测任务中的特点与局限，本文从模型结构、核心机制及应用效果等方面进行总结（详见表2）

3.3 多源信息与关系建模方法

3.3.1 多源特征融合

网络舆情事件不仅蕴含于文本内容之中，还广泛分布于用户行为、社交语境、跨域数据等多源异构信息中，单一文本特征难以支撑全面判别。为此，往往须通过开展多元特征融合，以精准识别个性化、多语境、跨领域多源信息中的核心要素。其融合过程可表示为：

$$H = \sigma(W_t H_t + W_u H_u + W_g H_g + b) \quad (7)$$

式中， H_t 表示文本语义特征； H_u 表示用户行为特征，包括用户属性、交互关系以及参与模式等信息； H_g 表示基于用户—文本—传播关系构建的图结构特征； W_t 、 W_u 、 W_g 分别表示不同模态特征对应的映射矩阵； b 表示偏置项； $\sigma(\cdot)$ 表示非线性激活函数。通过对不同来源信息进行联合映射，模型能够综合考虑事件内容、传播环境以及用户行为模式，实现从单一文本理解向多维事件表示的转变。

表2 基于深度学习的网络舆情事件检测方法比较

方法类别	代表模型	建模机制	主要输入	技术优势	存在问题	典型应用
CNN方法	Text-CNN ^[53]	利用卷积操作提取局部语义模式	文本序列	参数量低，特征提取效率高	缺乏长距离依赖建模能力	文本事件分类
RNN/LSTM方法	RNN ^[56] 、Tree-RNN ^[57] 、BiLSTM ^[58]	建模文本序列和传播时间依赖	文本+时间序列	能捕获事件演化过程	长序列训练困难，并行能力不足	舆情演化、谣言检测
Attention方法	GCAN ^[60]	根据重要程度动态分配权重	文本+用户关系	增强关键语义和用户交互建模能力	仍依赖已有数据分布	社交媒体真实性判断
Transformer方法	PLAN ^[61] 、Tree-transformer ^[62]	基于自注意力捕获全局语义关系	大规模文本语料	语义理解能力强，迁移能力突出	参数规模大，计算成本高	开放域事件检测
预训练模型方法	BERT ^[63] 、CT-BERT ^[64] 等	通过预训练获得通用语言知识	海量文本	显著提升短文本语义表示能力	对实时事件知识更新不足	舆情分类、事件识别

AFYOUNI 等^[65]系统梳理了社交事件检测中多特征、多模态、多来源信息融合的技术体系,为多源舆情建模提供了统一分析框架。SHU 等^[66]提出融合用户转发行为、评论立场与社交语境的假新闻检测方法,验证了社交上下文信息对内容判别的增益作用。NAN 等^[67]针对不同领域舆情数据分布差异问题,提出 MDFEND 多领域感知门控网络,融合领域标签与文本语义实现跨域自适应检测。ZHU 等^[68]进一步提出记忆引导的多视图多领域框架,联合建模文本、领域先验与历史记忆特征,缓解跨域样本分布偏移问题。HAN 等^[69]则从异构网络视角出发,融合用户、文本、传播结构等多源信息与局部-全局关系,提升谣言检测的综合表征能力。REN 等^[70]针对社交舆情类别不平衡难题,提出 UC (SED)不确定性引导边界学习框架,基于 Dempster-Shafer 理论融合多视图证据,优化稀有舆情事件表征与分类性能。

3.3.2 传播关系与图学习

社交媒体舆情信息在用户转发、评论和关注等交互行为作用下呈现显著的网络结构特征。图神经网络 (Graph Neural Network, GNN) 通过节点间消息传递机制聚合邻域信息,联合建模文本语义与传播关系^{[71][72]},能够有效捕获舆情事件中的传播路径、关键节点及群体交互模式。其邻居信息聚合过程可表示为:

$$h_v^{(l+1)} = \sigma(W^{(l)} \sum_{u \in N(v)} \frac{h_u^{(l)}}{|N(v)|}) \quad (8)$$

式中, $h_v^{(l)}$ 表示第 l 层中节点 v 的隐藏表示; $N(v)$ 表示节点 v 的邻居集合; $W^{(l)}$ 表示第 l 层的网络参数。通过聚合邻居节点信息, GNN 能够学习用户间的交互关系和信息传播模式,从而增强对复杂舆情事件传播规律的建模能力。

BIAN 等^[73]提出双向图卷积网络 Bi-GCN, 分别构建谣言向上溯源传播图、向下扩散图,双向捕捉深度传播链与广度扩散结构,融合源头帖子信息增强谣言表征学习。WEI 等^[74]提出 EBGCN

边增强贝叶斯图卷积网络,自适应修正社交传播关系中的噪声、不确定性连接,鲁棒捕捉舆情传播结构特征,优化早期谣言检测效果。YANG 等^[75]基于强化学习子图推理构建虚假新闻检测框架,筛选传播网络中关键子图,剔除无关交互噪声,提升图模型泛化能力与可解释性。JIN 等^[76]面向精细逻辑推理型虚假舆情,设计先验感知双通道核图网络,建模证据间细微语义差异,实现具备可解释性的细粒度虚假新闻推理。MIN 等^[77]将社交假新闻检测建模为异质图分类,提出 PSIN 分治交互网络,建模用户、帖子双向关联,同时搭建大规模多领域社交媒体假新闻数据集,解决传统监督模型泛化性不足问题。

3.3.3 知识增强与事件关系建模

单纯依赖文本、传播结构难以区分事实类虚假舆情,融合外部知识图谱可通过实体事实校验识别内容矛盾,提升复杂舆情判别精度。DUN^[78]等提出 KAN 知识感知注意力网络,对齐新闻实体与外部知识图谱,设计双层实体注意力融合知识事实信息,弥补纯文本模型事实推理能力不足。HU 等^[79]构建 CompareNet 异构图注意力网络,将新闻实体、主题构建异构文档图,对比新闻实体与知识库标准实体表征,通过实体一致性判别虚假信息。ZHUANG 等^[80]提出知识增强事件关系抽取框架 OntoEnhance,通过引入事件本体中的外部知识增强事件语义表示,并利用双栈注意力融合机制抑制无关知识噪声,从而提升事件时序关系与子事件关系的识别能力。

3.3.4 多模态协同检测

为进一步阐释文本、图像等异构模态信息在虚假新闻检测中的融合机理,图3给出了多模态融合的一般性技术框架,涵盖视觉、文本、音频与传感器等模态的特征提取、跨模态特征对齐以及早期融合、中期融合与晚期融合等多层次融合策略,并以基于跨模态注意力的信息交互机制为例,展示了不同模态特征之间的对齐与权重分配



过程, 可为下文梳理各类多模态协同检测方法提供统一的分析视角。

当前社交媒体舆情以图文、短视频多模态内容为主, 单一文本模态丢失图像视觉线索, 多模态融合技术通过跨模态对齐、特征交互融合文本、图像异构信息, 适配短视频、配图推文等主流舆情载体。

WANG 等^[81]提出 EANN 事件对抗神经网络, 搭建文本-图像多模态特征提取器, 引入事件判别器剥离事件特有特征, 学习跨事件通用表征, 提升未知突发多模态假新闻泛化能力。KHATTAR 等^[82]基于多模态变分自编码器 MVAE 学习图文共享隐语义, 融合二元分类器完成多模态虚假新闻判别。WU 等^[83]提出 MCAN 多模态协同注意力网络, 建模文本与图像模态间依赖关系, 避免简单特征拼接带来的信息损耗。ZHENG 等^[84]提出 MFAN 多模态特征增强注意力网络, 统一融合文本、视觉图像、社交传播图三类异构特征, 同时补全社交网络缺失隐藏链接, 实现多模态谣言联合检测。CHEN 等^[85]提出 CAFE 跨模态歧义学习框架, 量化图文模态语义分歧, 自适应融合单模态与跨模态特征, 解决图文信息冲突导致的检测精度下降问题。WANG 等^[86]提出 COOLANT 跨模态对比学习框架, 通过

图文对齐对比学习强化跨模态关联, 搭配注意力引导模块提升多模态特征融合效果。

随着社交媒体平台中用户交互行为、多模态内容以及跨领域信息的不断丰富, 单纯依赖文本语义表示的事件检测方法逐渐难以满足真实网络环境下的复杂需求。近年来, 研究者开始关注用户关系、传播路径、知识背景以及视觉信息等多源异构信息, 并通过图神经网络、多模态融合以及知识增强技术实现事件的联合建模。这类方法能够从内容、结构和语境多个维度刻画事件特征, 在提升检测精度和增强模型解释性方面展现出较大潜力。但与此同时, 多源信息融合仍面临数据异构、传播噪声以及跨模态语义对齐等问题。为系统比较不同关系建模方法的技术特点和发展趋势, 本文对相关研究进行总结 (详见表3)

3.4 大模型与开放学习方法

3.4.1 生成式大语言模型

生成式大语言模型具备海量世界知识^[87]、复杂推理能力^[88], 能够通过大规模预训练学习语言中的潜在语义规律, 并进一步完成舆情事件因果推理、多维度证据生成以及可解释判别等复杂任务, 逐渐成为新一代舆情分析的重要基础模型。与传统判别式模型不同, 大语言模型通常采用自

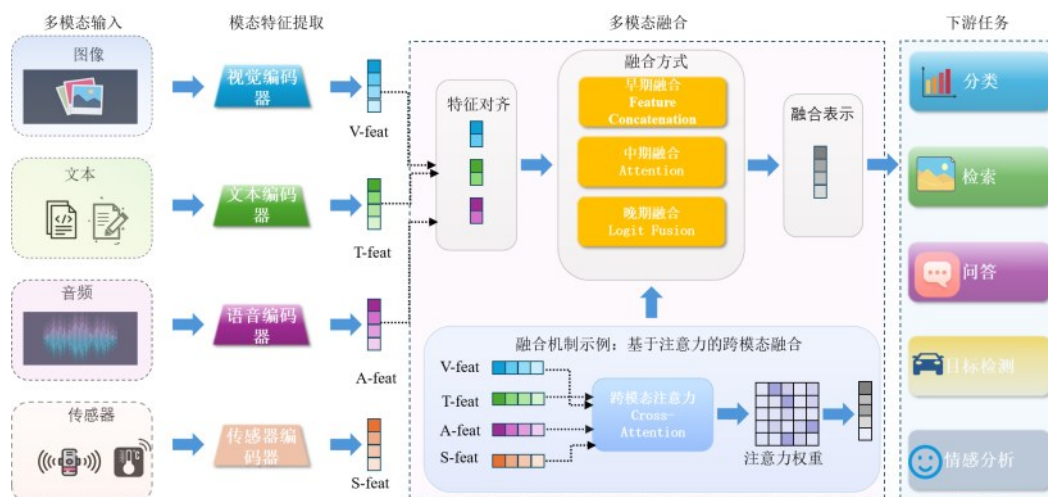


图3 多模态融合原理图

表3 面向网络舆情事件检测的多源关系建模方法比较

方法类别	代表模型	建模对象	核心技术	优势	局限性
多源特征融合	MDFEND ^[67] 、Memory-guided方法 ^[68]	文本、用户、领域信息	多视角特征融合与领域适配	提升跨领域检测能力	数据需求较高
图神经网络方法	Bi-GCN ^[73] 、EBGCN ^[74] 、PSIN ^[77]	用户—内容—传播关系图	图卷积与消息传播机制	能捕获传播路径和群体行为	图结构构建存在噪声问题
知识增强方法	KAN ^[78] 、CompareNet ^[79] 、On-toEnhance ^[80]	实体、知识库、事件关系	知识图谱增强语义推理	提升事实验证能力和解释性	外部知识依赖明显
多模态融合方法	EANN ^[81] 、MVAE ^[82]	文本、图像、传播信息	跨模态注意力、对比学习	适应真实社交媒体内容形式	模态对齐困难

回归生成机制，通过根据已有上下文信息预测后续 token，实现连续文本生成，其概率建模过程可表示为：

$$P(X) = \prod_{t=1}^T P(x_t | x_{<t}) \quad (9)$$

式中， X 表示完整文本序列； x_t 表示第 t 个生成 token； $x_{<t}$ 表示当前位置之前已经生成的上下文序列。通过逐步预测方式，LLM能够捕获文本中的长期依赖关系，并利用参数化知识实现复杂语义理解和推理能力。在此基础上，生成式大语言模型被进一步引入网络舆情事件检测任务。

HU等^[89]实证验证LLM可输出多角度舆情研判理由，但直接判别精度弱于微调小模型，据此设计ARG自适应理由指导网络，将LLM输出的分析线索作为辅助知识注入BERT类检测器，兼顾判别精度与推理能力。MA等^[90]针对LLM原生嵌入仅捕获文本风格、缺失实体与主题深层语义的缺陷，设计专用提示词抽取实体、主题信息，构建新闻-实体-主题异构图，结合广义PageRank挖掘全局语义，强化大模型语义挖掘能力。WANG等^[91]基于LLM构建竞争证据防御推理框架，拆分正反两方舆情证据，通过大模型生成真实性解释，实现可解释虚假新闻检测。与上述聚焦“大模型辅助检测”的研究不同，另一部分工作则揭示了大模型在虚假信息生态中可能扮演的风险角色，尤其体现在社交媒体场景下的风格伪装攻击方面。WU等^[92]发现攻击者可利用LLM对假新闻进行风格改写（如模仿权威媒体行文风

格），使其绕过现有依赖文本风格特征的检测器，据此提出SheepDog框架，通过LLM生成多风格对抗样本训练检测器，提升模型对风格伪装攻击的鲁棒性。PARK等^[93]进一步系统化了这一风险，提出AdStyle对抗性风格增强方法，利用大模型自动生成多样化且高难度的风格转换攻击提示，训练出能够抵御各类风格伪装攻击的假新闻检测器，为应对LLM时代日益隐蔽的社交媒体虚假信息攻击提供了防御性技术方案。为回应这一风险，NAN等^[94]则反向利用大模型的生成能力服务于检测任务，通过生成“沉默用户”的模拟评论弥补早期检测阶段真实用户反馈稀缺的问题，借助多子群评论反馈分析提升假新闻检测效果。

3.4.2 参数高效适配与检索增强

大模型全量微调成本极高，LoRA低秩适配技术冻结预训练权重，仅训练少量低秩矩阵，大幅降低舆情任务微调开销，为大模型落地舆情监测提供轻量化方案^[95]。检索增强生成RAG技术引入外部知识库，弥补大模型静态知识滞后缺陷，适配时效性强的突发舆情检测^[96]。HU等^[97]构建MR2多模态检索增强谣言检测基准数据集，整合图文谣言与跨模态检索证据，支撑检索式多模态舆情模型训练。LIAO等^[98]提出MUSER多步证据检索增强框架，模拟人类查阅资料验证新闻的逻辑，多阶段检索关联佐证证据，输出可溯源的舆情判别依据。YUE等^[99]则将检索增强技术进一步延伸至虚假信息的主动反制场景，提出



RARG 检索增强回应生成框架：通过两阶段流程，先从超百万篇学术文献构成的证据库中检索、重排支持性证据，再借助人类反馈强化学习（RLHF）对大模型进行对齐微调，生成兼具礼貌语气与事实依据的反制回应。以 COVID-19 虚假信息为案例的实验表明，该方法在同领域与跨领域数据集上均显著优于缺乏外部知识支撑的端到端生成基线，为检索增强技术从“检测判别”拓展至“生成式辟谣干预”提供了新范式。除检索增强外，提示学习（Prompt Learning）作为另一类轻量化参数适配技术，同样为低资源多领域舆情检测提供了可行路径。PENG 等^[100]针对现实场景中多领域虚假新闻检测高度依赖大规模标注数据、而已有基于提示学习的方法在跨领域场景下性能波动较大的问题，提出 PLDFEND 低资源多领域提示学习框架：一方面将领域感知与关系学习融入提示学习结构以提升提示效果的跨域稳定性，另一方面针对现有“标签词映射器”设计简单导致标签覆盖率低、零样本预测不准确的缺陷进行专门优化，使标签词映射能够灵活适配不同领域场景。在资源有限与数据充足两类设置下的实验均验证了该方法的有效性，为提示学习类参数高效适配技术在多领域舆情检测中的落地提供了具体范例。

3.4.3 面向开放环境的少样本学习与持续事件检测

网络舆情事件动态涌现、新型突发事件标注稀缺，给传统依赖大规模标注语料的检测方法带来泛化能力不足、新事件适应性有限等挑战，因此需通过少样本学习、开放集识别与增量持续学习等技术提升模型的检测性能与适应能力。其中，少样本学习实现有限标注样本下的知识迁移，开放集识别支持对未知事件类型的自适应识别，增量持续学习则在知识更新中规避灾难性遗忘，三者共同实现对动态开放舆情环境的稳健建模，成为事件检测走向实际落地应用的关键方

向。DENG 等^[101]基于元学习动态记忆原型网络 DMB-PN，解决少样本事件检测标注不足问题，通过多跳记忆网络反复提炼少量样本上下文特征。REN 等^[102]提出 QSGNN 质量感知自改进图神经网络，实现开放集社交事件检测，依靠已知事件知识自适应识别从未出现的新型舆情事件。YUE 等^[103]提出 MetaAdapt 元学习领域自适应框架，在少量目标领域舆情样本指导下完成跨领域知识迁移，适配突发小众低资源舆情检测。PENG 等^[104]设计 FinEvent 增量跨语言事件检测框架，融合多关系图神经网络与强化学习，支持持续流入的跨语言社交消息增量学习，保留历史舆情知识不发生灾难性遗忘。在此基础上，ZHANG 等^[105]进一步将“少样本”与“持续学习”两大挑战联合建模，提出持续少样本事件检测（CFED）任务，面向标注样本稀缺且事件类型持续增长的现实场景，设计层次增强网络 HANet：通过原型增强机制将历史事件类型压缩存入有限记忆集以抵御灾难性遗忘，并引入对比增强模块提升令牌表示在少样本条件下的判别能力；实验表明该方法不仅超越已有持续学习基线，甚至优于 ChatGPT，验证了专用架构相较通用大模型在该任务上的优势。与之互补，WU 等^[106]则从“预训练知识利用效率”与“社交结构补充”两个角度切入少样本假新闻检测，提出 Prompt-and-Align（P&A）范式：一方面通过任务相关提示模板直接激发预训练语言模型内蕴含的知识以缓解标注稀缺问题，避免代价高昂的任务专属监督微调；另一方面基于“社交用户倾向于消费同真实性类型新闻”这一经验观察，构建新闻接近性图捕捉共享读者群体的真实性一致信号，并沿图结构对提示预测结果进行置信度感知对齐，在多个真实基准上取得少样本假新闻检测新的最优性能。

近年来，大语言模型（Large Language Model, LLM）的快速发展为网络舆情事件检测

带来了新的技术范式。为直观展现大语言模型在网络舆情事件检测场景中的总体应用流程，图4给出了面向舆情场景的大语言模型事件检测流程。

区别于传统深度学习模型，大语言模型依托大规模预训练知识和强大的推理能力，不仅能够完成事件识别任务，还能够进一步支持事件解释、证据分析以及复杂语义推理。围绕大模型在实际舆情场景中的应用需求，研究者进一步探索了参数高效适配、检索增强生成、少样本学习以及持续学习等技术路径，以提升模型在动态开放环境中的适应能力。然而，大语言模型仍面临知识更新滞后、事实可靠性不足以及计算成本较高等问题。因此，有必要对当前大模型驱动的事件检测方法进行系统梳理，从技术路线、应用特点

及未来发展方向等方面展开比较，相关研究总见表4。

总体来看，网络舆情事件检测技术呈现出由浅层统计特征向深层语义表示、多源关系建模及开放环境智能推理逐步演进的趋势。传统统计与机器学习方法具有计算成本较低、实时性较强和解释过程相对清晰等特点，但其对复杂语义以及跨领域场景的适应能力仍相对有限；深度语义与时序模型显著增强了上下文和动态依赖建模能力，但同时增加了对训练数据和计算资源的依赖；多源信息与关系建模进一步利用用户行为、传播结构、知识及多模态内容提升复杂事件表征能力，但同时面临异构信息融合以及噪声传播等问题；大语言模型与开放学习方法则进一步提升了知识迁移、开放域适应及复杂推理能力，但其



图4 舆情场景大语言模型事件检测流程

表4 大语言模型时代网络舆情事件检测方法比较

方法类别	代表技术	核心思想	优势	当前挑战	发展趋势
LLM辅助检测	ARG ^[89] 、证据推理框架 ^[91]	利用大模型知识和推理能力辅助判断	具备强语义理解和解释能力	存在幻觉和事实一致性问题	可解释智能检测
参数高效适配	LoRA ^[95] 、Prompt Learning ^[100]	冻结主体参数，仅优化轻量模块	具备强语义理解和解释能力	泛化能力仍受限制	轻量化部署
检索增强方法	RAG ^[96] 、MR2 ^[97] 、MUSER ^[98]	引入外部知识增强实时事实验证	缓解知识滞后，提高可靠性	检索质量影响结果	知识增强事件检测
少样本学习	DMB-PN ^[101] 、Meta-Adapt ^[103]	利用少量样本完成新事件识别	适应突发事件和低资源场景	新事件持续变化困难	开放世界事件检测
持续学习方法	FinEvent ^[104] 、CFED ^[105]	持续更新模型知识	避免灾难性遗忘	长期知识维护困难	动态舆情智能感知



事实可靠性、资源开销和实时部署能力仍有待进一步完善。因此,不同技术路线并非简单替代关系,而是在语义理解、实时性、泛化能力和信息利用范围等方面体现出不同的优势与约束。

4 事件检测方法评估与常用数据集

4.1 常用评估指标

舆论分析算法效果评估是衡量算法性能和比较不同系统的重要步骤。本节将重点介绍舆论分析模型评价中常用的指标:准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall),以及F1值(F1-score)。需要指出的是,Accuracy、Precision、Recall和F1-score主要适用于事件分类、真实性判别及触发词识别等判别类任务。对于新兴事件发现、事件聚合与关联分析以及事件跟踪等任务,还需结合聚类质量、事件匹配程度及时序跟踪一致性等与任务输出形式相匹配的评价指标。因此,不同事件检测子任务应根据预测对象和输出粒度选择相应的评价体系。

(1) 准确率

准确率表示模型在所有样本中判断正确的比例,衡量了模型整体的分类性能。在多类别事件检测任务中,准确率能够反映模型对全部事件类别的综合识别能力。准确率的计算方式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (10)$$

式中, TP 表示真正例(正确预测为正类的样本数), TN 表示真负例(正确预测为负类的样本数), FP 表示假正例(错误预测为正类的负样本数), FN 表示假负例(错误预测为负类的正样本数)。需注意,当各类别样本分布不均衡时,准确率可能掩盖模型对少数类的识别盲区,需结合精确率与召回率综合评价。

(2) 精确率

精确率表示在模型判定一批样本为某一类的前提下,判定正确的样本数占该批样本总数的比

例,代表模型的查准率。在事件检测任务中,它衡量了模型判断某一批样本为某事件类别时,判断正确的样本所占比例。精确率的计算方式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

式中, TP 表示模型在事件检测任务中,被判断为正类的正样本; FP 表示模型在事件检测任务中被判断为正类的负样本。

(3) 召回率

召回率表示在指定一个类别的条件下,模型判定正确的样本数占该类真实样本总数的比例,代表模型的查全率。在事件检测任务中,召回率表示某一类别的真实样本中被模型正确识别的样本所占比例,用于衡量模型对目标类别样本的查全能力。对于事件触发词识别等序列标注任务,可进一步在触发词或事件提及粒度上定义 TP 、 FP 和 FN , 其具体统计对象应与任务输出形式保持一致。召回率的计算方式如下:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

式中, FN 表示模型在事件检测任务中,被判断为负类的正样本。

(4) F1 值

F1 值是精确率和召回率的调和平均值。通过结合精确率和召回率,能够综合衡量模型的精确性和完整性。F1 值的计算方式如下:

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (13)$$

式中, P 代表精确率, R 代表召回率。

4.2 常用数据集

数据集是开展网络舆情事件检测研究的重要基础,其规模、标注质量与场景覆盖范围对事件检测方法的训练效果及分析结果具有重要影响。本文统筹考虑事件检测任务的应用场景与研究热度,选取五个具有代表性的数据集进行梳理归纳(详见表5)。

表5 典型事件检测数据集基本信息

数据集	语言	领域	数据规模	特点
MAVEN[107]	英文	通用领域事件检测	111 611 个事件, 118 732 个提及	人工标注; 基于英文维基百科与FrameNet
EventK ^[108]	9种语言	多语言事件知识图谱	超120万个事件	整合维基数据、DBpedia、YAGO等多源知识图谱
FewEvent ^[109]	英文	小样本事件检测	70 852 条样本, 100 种事件类型	适用于低资源场景评估
Twitter15/16 ^[110]	—	传播模型与溯源算法验证	—	含完整用户关注网络与转发层级结构
APS ^[111]	—	宏观动力学模型验证	—	记录学术引用扩散路径; 支持物理驱动模型

综上, 上述数据集分别从通用领域事件识别、多语言知识图谱构建、小样本场景评估以及社交媒体传播分析等维度, 为网络舆情事件检测方法的训练与评估提供了较为全面的数据支撑。然而, 随着事件检测任务不断被推广应用于新兴领域与更为复杂的舆情场景, 现有数据集在规模体量、领域覆盖及标注体系等方面仍存在一定局限, 因此需持续扩充和完善数据集资源, 以进一步提升事件检测方法的分析准确性与泛化能力。

5 挑战与展望

5.1 开放世界持续事件智能感知优化

网络舆情事件检测面临的首要挑战是动态开放环境下未知事件的发现能力不足。现有方法大多依赖预定义事件类型体系, QSGNN、KPGNN 等开放集与增量检测方法虽已能够在一定程度上识别未知事件簇, 但其对事件边界模糊、新旧事件长期共存场景的适应能力仍显有限, 模型在持续开放环境下的敏感度与鲁棒性尚未得到充分验证。未来应进一步探索基于结构熵的增量式无监督检测范式, 通过持续对比学习与噪声过滤机制降低标注依赖、提升未知事件识别的稳健性^{[112][113]}, 并结合演化式主题提示学习^[114]与检索增强的无监督事件发现与演化建模方法, 构建面向开放世界的持续事件智能感知框架, 以提升模型在长期流式舆情环境下的自适应能力。

5.2 多模态语义对齐与统一事件理解

网络舆情信息同时涵盖文本、图像、短视频与传播结构等多源异构模态, EANN、MFAN、

CAFE 等方法多采用固定的特征拼接或跨模态注意力融合策略, 跨模态语义鸿沟与模态噪声干扰问题尚未根本解决。未来研究应探索基于多模态大模型的统一事件理解范式, 通过跨模态指令微调实现文本、图像、视频等异构信息在同一语义空间下的联合建模与推理, 进一步支持事件触发词识别、论元抽取与事件解释的一体化生成, 从而缓解当前跨模态语义对齐不充分的问题, 提升模型对复杂舆情场景的整体感知水平。

5.3 知识增强与因果推理融合

现有研究已开始通过知识图谱、事件关系图以及大语言模型等方式增强事件间语义关系建模, 为事件因果识别和解释提供外部知识支撑。然而, 现有方法仍多集中于静态关系或短时传播结构, 对事件生命周期中的长期依赖、多事件交织关系以及复杂因果链条刻画不足。此外, 知识增强本身并不能直接保证因果推理的可靠性, 外部知识质量、证据一致性及推理过程可验证性亦会影响最终结果。未来, 可进一步融合事件因果图谱^[115]、大语言模型和多源证据, 通过事件关系约束、证据聚合及推理结果校验等机制, 进一步提高复杂舆情场景下因果关系识别的可靠性, 并推动事件理解逐步由相关性建模向具有证据支撑的因果解释发展。

5.4 高效可信的大语言模型事件检测

大语言模型虽显著提升了事件语义理解与推理能力, 但其固有的幻觉问题使生成的事件解释和证据分析存在事实性偏差风险^{[116][117]}, 现有模型多以端到端黑箱形式输出判别结果, 缺乏透



明、可追溯的决策依据^[118]，难以满足舆情治理、突发事件预警等高风险场景对可信决策的需求；同时，全量微调与大规模推理的高昂计算成本也制约了大模型在实时、高并发舆情监测场景下的规模化落地。现有参数高效微调 and 检索增强技术已分别从降低模型适配成本和补充外部时效知识两个方面对大语言模型在舆情检测中的应用条件进行了改善，然而现有方法尚未同时解决生成幻觉、事实一致性、决策可追溯性以及实时推理成本等问题。因此，未来研究重点应进一步关注参数高效适配、外部证据检索、幻觉检测与结果校验之间的协同机制，以在降低部署成本的同时提高事件判别和解释生成的事实可靠性。构建兼顾推理效率、事实可靠性与决策可解释性的轻量化事件检测框架，并探索面向舆情场景的幻觉检测与自我校验机制，提升大模型在实时舆情监测中的可信部署能力。

5.5 面向真实场景的动态评测体系

现有数据集在标注质量、跨域覆盖与时效性方面存在明显局限，MAVEN、ACE2005等主流基准已被广泛使用，存在被纳入模型预训练语料而导致评测失真的风险，且不同领域、不同语种舆情数据分布差异显著，MDFEND等跨域方法虽有所改善，但模型在低资源语种与新兴领域场景下的泛化能力仍有待加强^[119]。未来评测体系应逐步从静态评测向动态、持续更新的评测范式转变^[120]，结合跨语言、跨领域场景下的增量评测方案，构建更贴近真实舆情演化规律的动态评价体系，同时综合考虑生成内容的真实性、可解释性与公平性等多维指标，为模型的公平比较与实际部署提供更可靠的评估依据。

6 结语

本文系统梳理了网络舆情事件检测技术的演进过程。综合现有研究可以看出，相关技术已由早期依赖统计特征和人工特征的方法，逐步向深

度语义与时序建模、多源信息与关系建模以及大模型与开放学习方向发展，在语义理解、传播结构建模和开放域适应等方面取得了显著进展。然而，当前网络舆情事件检测从理论研究到实际治理应用的转化仍存在关键挑战：首先，动态开放环境下未知事件的发现能力与多源异构信息的跨模态融合能力尚未同步提升，制约了模型对复杂舆情场景的整体感知水平；其次，大语言模型在事件推理与解释生成中的幻觉问题与部署成本，制约了其在实时、高并发舆情监测场景下的规模化落地；此外，数据质量与评价体系的标准化程度、模型的跨域泛化能力以及可解释、可信的决策机制亦是亟待解决的现实问题。针对上述挑战，未来可在以下方向进一步探索：（1）面向开放世界持续演化的舆情环境，融合增量学习与多模态大模型驱动的统一事件理解范式；（2）深化知识增强与因果推理技术在大语言模型中的融合应用，提升事件检测过程中的知识理解能力与推理可靠性，构建轻量化、高可靠的智能事件检测框架；（3）建立面向真实场景、可动态更新的评测体系，并同步发展面向决策过程的可解释性方法。

参考文献：

- [1] 徐若易, 周语乐, 叶枝, 等. 网络舆情治理视角下微博树洞负面言论情感分析[J]. 中国人民公安大学学报, 2026, 32(1): 77-86.
XU R Y, ZHOU Y L, YE Z, et al. Sentiment analysis of negative comments in Weibo tree hole from the perspective of network public opinion governance[J]. Journal of People's Public Security University of China, 2026, 32(1): 77-86.
- [2] 晋良海, 王昕煜, 张文, 等. “4·29”特别重大房屋倒塌事件舆情主题聚类及演化研究[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(7): 2787-2796.
JIN L H, WANG X Y, ZHANG W, et al. Theme clustering and evolution of public opinion on the “4·29” particularly major building collapse incident[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(7): 2787-2796.
- [3] 曾莉, 杨添宝, 周慧. 基于LDA与注意力机制BiLSTM的微

- 博舆情分析模型[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(6): 742-748.
- ZENG L, YANG T B, ZHOU H. Analysis model for microblog public opinion based on LDA and attention-based bidirectional LSTM[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2022, 46(6): 742-748.
- [4] 张玉冰. 基于 LDA 模型的自然灾害网络舆情情感分析研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2025.
- ZHANG Y B. Research on sentiment analysis of online public opinion on natural disasters based on the LDA model[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2025.
- [5] 宋雅蓉, 王译啡. 基于 LDA 模型和情感分析的网上教学舆情分析研究[J]. 网络空间安全, 2023, 14(1): 112-118.
- SONG Y R, WANG Y F. Public opinion analysis of online teaching based on the LDA model and sentiment analysis[J]. Cyberspace Security, 2023, 14(1): 112-118.
- [6] MONDAL M, KHAYATI M, SANDLIN H, et al. A survey of multimodal event detection based on data fusion[J]. The VLDB Journal, 2025, 34(1): 9.
- [7] LIU Q, PENG H, LI Z, et al. Effective and unsupervised social event detection and evolution via RAG and structural entropy [C]//Proceedings of the ACM Web Conference 2026. New York: Association for Computing Machinery, 2026: 4529-4540.
- [8] LIU Y, YANG D, WANG Y, et al. Generalized video anomaly event detection: Systematic taxonomy and comparison of deep models[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(7): 1-38.
- [9] DARBAN Z Z, WEBB G I, PAN S, et al. Deep learning for time series anomaly detection: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 57(1): 1-42.
- [10] GOLDER S, XU D, O'CONNOR K, et al. Leveraging natural language processing and machine learning methods for adverse drug event detection in electronic health/medical records: A scoping review[J]. Drug Safety, 2025, 48(4): 321-337.
- [11] SWINCKELS L, BENNIS F C, ZIESEMER K A, et al. The use of deep learning and machine learning on longitudinal electronic health records for the early detection and prevention of diseases: Scoping review[J]. Journal of Medical Internet Research, 2024, 26: e48320.
- [12] ALMUKHALFI H, NOOR A, NOOR T H. Traffic management approaches using machine learning and deep learning techniques: A survey[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108147.
- [13] KHANDELWAL T, DAS R K, CHNG E S. Sound event detection: A journey through DCASE challenge series[J]. APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 2024, 13: e3.
- [14] HU X, MA W, CHEN C, et al. Event detection in online social network: Methodologies, state of the art, and evolution[J]. Computer Science Review, 2022, 46: 100500.
- [15] 裴凡淇. 国内突发事件网络舆情研究回顾与展望[J]. 新媒体研究, 2025, 11(22): 7-12.
- PEI F Q. Review and prospect of research on network public opinion of domestic emergencies[J]. New Media Research, 2025, 11(22): 7-12.
- [16] CHENG G, YOU Q, SHI L, et al. A survey of topic models: From a whole-cycle perspective[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2023, 45(6): 9929-9953.
- [17] PETROVIC S, OSBORNE M, LAVRENKO V. Streaming first story detection with application to Twitter[C]//Proceedings of the 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2010: 181-189.
- [18] BECKER H, NAAMAN M, GRAVANO L. Beyond trending topics: Real-world event identification on Twitter[C]//Proceedings of the 5th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. Palo Alto: AAAI Press, 2011: 438-441.
- [19] CATALDI M, CARO L D, SCHIFANELLA C. Emerging topic detection on Twitter based on temporal and social terms evaluation[C]//Proceedings of the 10th International Workshop on Multimedia Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2010: 1-10.
- [20] CHEN Y, XU L, LIU K, et al. Event extraction via dynamic multi-pooling convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2015: 167-176.
- [21] NGUYEN T H, GRISHMAN R. Event detection and domain adaptation with convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2015: 365-371.
- [22] LIN Y, JI H, HUANG F, et al. A joint neural model for information extraction with global features[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 7999-8009.
- [23] LIU B, HAN F X, NIU D, et al. Story forest: Extracting events and telling stories from breaking news[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2020, 14(3): 1-28.
- [24] MIRANDA S, ZNOTINS A, COHEN S B, et al. Multilingual



- clustering of streaming news[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2018: 4535-4544.
- [25] PENG H, LI J, SONG Y, et al. Streaming social event detection and evolution discovery in heterogeneous information networks [J]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 2021, 15(5): 1-33.
- [26] LIU B, NIU D, LAI K, et al. Growing story forest online from massive breaking news[C]//Proceedings of the 2017 ACM Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2017: 777-785.
- [27] CAO Y, PENG H, WU J, et al. Knowledge-preserving incremental social event detection via heterogeneous GNNs[C]//Proceedings of the Web Conference 2021. New York: Association for Computing Machinery, 2021: 3383-3395.
- [28] MELE I, CRESTANI F. Event detection for heterogeneous news streams[C]//Proceedings of the 22nd International Conference on Applications of Natural Language to Information Systems. Cham: Springer, 2017: 110-123.
- [29] CHENG Q, ZENG Z, HU X, et al. A survey of event causality identification: Taxonomy, challenges, assessment, and prospects [J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 58(3): 1-37.
- [30] ZENG Z, CHENG Q, HU X, et al. Zero-shot event causality identification via multi-source evidence fuzzy aggregation with large language models[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2026, 34(3): 1004-1016.
- [31] LI M, ZENG Q, LIN Y, et al. Connecting the dots: Event graph schema induction with path language modeling[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 684-695.
- [32] 韩坤. 基于主题分析与情感分析的涉警网络舆情演化与应对策略研究[D]. 北京: 中国人民公安大学, 2025.
- HAN K. Research on the evolution and response strategies of police-related online public opinion based on topic and sentiment analysis[D]. Beijing: People's Public Security University of China, 2025.
- [33] 尹业兴, 陈婷婷, 邓秋苹, 等. 县级政府网络舆情回应效果组态归因研究——基于舆情生命周期的多阶段fsQCA方法[J]. *数字图书馆论坛*, 2025, 21(10): 64-77.
- YIN Y X, CHEN T T, DENG Q P, et al. Configurational attribution analysis of county-level governments' online public opinion response efficacy: Multi-stage fsQCA method based on public opinion lifecycle[J]. *Digital Library Forum*, 2025, 21(10): 64-77.
- [34] 祁凯, 张肖亚. 基于社会放大框架的重大事故灾难网络舆情风险放大研究[J]. *情报理论与实践*, 2026, 49(4): 117-125.
- QI K, ZHANG X Y. Research on risk amplification of network public opinion in major accidents and disasters based on the social amplification framework[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2026, 49(4): 117-125.
- [35] CHENG G, YOU Q, LI G, et al. Research on the application of topic models based on geological disaster information mining [J]. *Information*, 2024, 15(12): 795.
- [36] BENITEZ-ANDRADES J A, GARCIA-ORDAS M T, RUSSO M, et al. Empowering machine learning models with contextual knowledge for enhancing the detection of eating disorders in social media posts[J]. *Semantic Web*, 2023, 14(5): 873-892.
- [37] DING L, CHEN J, DU P, et al. Event causality identification via graph contrast-based knowledge augmented networks[J]. *Information Sciences*, 2024, 656: 119905.
- [38] PATHAK A R, PANDEY M, RAUTARAY S. Topic-level sentiment analysis of social media data using deep learning[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 108: 107440.
- [39] KLEINBERG J. Bursty and hierarchical structure in streams[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2003, 7(4): 373-397.
- [40] HE Q, CHANG K, LIM E. Analyzing feature trajectories for event detection[C]//Proceedings of the 30th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: Association for Computing Machinery, 2007: 207-214.
- [41] WANG X, ZHAI C, HU X, et al. Mining correlated bursty topic patterns from coordinated text streams[C]//Proceedings of the 13th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2007: 784-793.
- [42] ALLAN J, PAPKA R, LAVRENKO V. On-line new event detection and tracking[C]//Proceedings of the 21st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: Association for Computing Machinery, 1998: 37-45.
- [43] FEDORYSZAK M, FREDERICK B, RAJARAM V, et al. Real-time event detection on social data streams[C]//Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2019: 2774-2782.
- [44] LI H. Latent Dirichlet allocation[M]//Machine learning methods. Singapore: Springer Singapore, 2023: 439-471.
- [45] SAYYADI H, HURST M, MAYKOV A. Event detection and tracking in social streams[C]//Proceedings of the 3rd International AAAI Conference on Weblogs and Social Media. Palo

- Alto: AAAI Press, 2009: 311-314.
- [46] WU X, LUU A T, DONG X. Mitigating data sparsity for short text topic modeling by topic-semantic contrastive learning[C]// Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2022: 2748-2760.
- [47] CASTILLO C, MENDOZA M, POBLETE B. Information credibility on Twitter[C]// Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web. New York: Association for Computing Machinery, 2011: 675-684.
- [48] MA J, GAO W, WEI Z, et al. Detect rumors using time series of social context information on microblogging websites[C]// Proceedings of the 24th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2015: 1751-1754.
- [49] ZUBIAGA A, AKER A, BONTCHEVA K, et al. Detection and resolution of rumours in social media: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2018, 51(2): 1-36.
- [50] WU K, YANG S, ZHU K Q. False rumors detection on Sina Weibo by propagation structures[C]// Proceedings of the 2015 IEEE 31st International Conference on Data Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2015: 651-662.
- [51] KIM G, KIM S. A road defect detection system using smartphones[J]. Sensors, 2024, 24(7): 2099.
- [52] SUAWA P F, HERGLOTZ C. Optimizing sensor placement for event detection: A case study in gaseous chemical detection[J]. Sensors, 2025, 25(8): 2397.
- [53] KIM Y. Convolutional neural networks for sentence classification[C]// Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2014: 1746-1751.
- [54] WANG X, FAN L Z, LI H Y, et al. Skip-AttSeqNet: Leveraging skip connection and attention-driven Seq2seq model to enhance eye movement event detection in Parkinson's disease[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2025, 99: 106862.
- [55] RIGAMONTI G, BARBATO M P, MARELLI D, et al. Improving detection of type-1 diabetes adverse events using GRU networks[C]// Proceedings of the 2024 IEEE 8th Forum on Research and Technologies for Society and Industry Innovation. Piscataway: IEEE Press, 2024: 79-84.
- [56] MA J, GAO W, MITRA P, et al. Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks[C]// Proceedings of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press / International Joint Conferences on Artificial Intelligence, 2016: 3818-3824.
- [57] MA J, GAO W, WONG K. Rumor detection on Twitter with tree-structured recursive neural networks[C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2018: 1980-1989.
- [58] GUO H, CAO J, ZHANG Y, et al. Rumor detection with hierarchical social attention network[C]// Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2018: 943-951.
- [59] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Advances in Neural Information Processing Systems 30. Red Hook: Curran Associates, 2017: 5998-6008.
- [60] LU Y, LI C. GCAN: Graph-aware co-attention networks for explainable fake news detection on social media[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 505-514.
- [61] KHOO L M S, CHIEU H L, QIAN Z, et al. Interpretable rumor detection in microblogs by attending to user interactions[C]// Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2020: 8783-8790.
- [62] MA J, GAO W. Debunking rumors on Twitter with tree transformer[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 5455-5466.
- [63] DEVLIN J, CHANG M, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[C]// Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2019: 4171-4186.
- [64] MÜLLER M, SALATHÉ M, KUMMERVOLD P E. COVID-Twitter-BERT: A natural language processing model to analyse COVID-19 content on Twitter[J]. Frontiers in Artificial Intelligence, 2023, 6: 1023281.
- [65] AFYOUNI I, AGHBARI Z A, RAZACK R A. Multi-feature, multi-modal, and multi-source social event detection: A comprehensive survey[J]. Information Fusion, 2022, 79: 279-308.
- [66] SHU K, WANG S, LIU H. Beyond news contents: The role of social context for fake news detection[C]// Proceedings of the 12th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2019: 312-320.
- [67] NAN Q, CAO J, ZHU Y, et al. MDFEND: Multi-domain fake news detection[C]// Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New



- York: Association for Computing Machinery, 2021: 3343-3347.
- [68] ZHU Y, SHENG Q, CAO J, et al. Memory-guided multi-view multi-domain fake news detection[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(7): 7178-7191.
- [69] HAN X, ZHAO M, ZHANG Y, et al. Jointly multi-source information and local-global relations of heterogeneous network for rumor detection[J]. *Frontiers in Physics*, 2023, 10: 1056207.
- [70] REN J, PENG H, JIANG L, et al. Uncertainty-guided boundary learning for imbalanced social event detection[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(6): 2701-2715.
- [71] CHU Y, WANG Q H, ZHOU E, et al. EZhouNet: A framework based on graph neural network and anchor interval for the respiratory sound event detection[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2026, 112: 108491.
- [72] LI Q, LI J, WANG L, et al. Type information utilized event detection via multi-channel GNNs in electrical power systems[J]. *ACM Transactions on the Web*, 2023, 17(3): 1-26.
- [73] BIAN T, XIAO X, XU T, et al. Rumor detection on social media with bi-directional graph convolutional networks[C]//*Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI Press, 2020: 549-556.
- [74] WEI L, HU D, ZHOU W, et al. Towards propagation uncertainty: Edge-enhanced Bayesian graph convolutional networks for rumor detection[C]//*Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2021: 3845-3854.
- [75] YANG R, WANG X, JIN Y, et al. Reinforcement subgraph reasoning for fake news detection[C]//*Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: Association for Computing Machinery, 2022: 2253-2262.
- [76] JIN Y, WANG X, YANG R, et al. Towards fine-grained reasoning for fake news detection[C]//*Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI Press, 2022: 5746-5754.
- [77] MIN E, RONG Y, BIAN Y, et al. Divide-and-conquer: Post-user interaction network for fake news detection on social media[C]//*Proceedings of the ACM Web Conference 2022*. New York: Association for Computing Machinery, 2022: 1148-1158.
- [78] DUN Y, TU K, CHEN C, et al. KAN: Knowledge-aware attention network for fake news detection[C]//*Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Palo Alto: AAAI Press, 2021: 81-89.
- [79] HU L, YANG T, ZHANG L, et al. Compare to the knowledge: Graph neural fake news detection with external knowledge[C]//*Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2021: 754-763.
- [80] ZHUANG L, HAO F, HU P. Knowledge-Enhanced Event Relation Extraction Via Event Ontology Prompt[J]. *Information Fusion*, 2023, 100: 101919.
- [81] WANG Y, MA F, JIN Z, et al. EANN: Event adversarial neural networks for multi-modal fake news detection[C]//*Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: Association for Computing Machinery, 2018: 849-857.
- [82] KHATTAR D, GOUD J S, GUPTA M, et al. MVAE: Multi-modal variational autoencoder for fake news detection[C]//*Proceedings of the Web Conference 2019*. New York: Association for Computing Machinery, 2019: 2915-2921.
- [83] WU Y, ZHAN P, ZHANG Y, et al. Multimodal fusion with co-attention networks for fake news detection[C]//*Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021*. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2021: 2560-2569.
- [84] ZHENG J, ZHANG X, GUO S, et al. MFAN: Multi-modal feature-enhanced attention networks for rumor detection[C]//*Proceedings of the 31st International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Vienna: International Joint Conferences on Artificial Intelligence, 2022: 2413-2419.
- [85] CHEN Y, LI D, ZHANG P, et al. Cross-modal ambiguity learning for multimodal fake news detection[C]//*Proceedings of the ACM Web Conference 2022*. New York: Association for Computing Machinery, 2022: 2897-2905.
- [86] WANG L, ZHANG C, XU H, et al. Cross-modal contrastive learning for multimodal fake news detection[C]//*Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia*. New York: Association for Computing Machinery, 2023: 5696-5704.
- [87] TANEV H, STEFANOVITCH N, HARMATHA T, et al. Exploring the performance of large language models for event detection and extraction in the health domain[C]//*Proceedings of the 15th International Conference on Recent Advances in Natural Language Processing*. Shoumen: INCOMA Ltd., 2025: 1237-1247.
- [88] ZHANG X J, JIN W X, HONG H T, et al. Hyperbolic prompt learning for incremental event detection with LLMs[C]//*Proceedings of the 34th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. New York: Association

- for Computing Machinery, 2025: 4242-4252.
- [89] HU B, SHENG Q, CAO J, et al. Bad actor, good advisor: Exploring the role of large language models in fake news detection[C]//Proceedings of the 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2024: 22105-22113.
- [90] MA X, ZHANG Y, DING K, et al. On fake news detection with LLM-enhanced semantics mining[C]//Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2024: 508-521.
- [91] WANG B, MA J, LIN H, et al. Explainable fake news detection with large language model via defense among competing wisdom[C]//Proceedings of the ACM Web Conference 2024. New York: Association for Computing Machinery, 2024: 2452-2463.
- [92] WU J, GUO J, HOOI B. Fake news in sheep's clothing: Robust fake news detection against LLM-empowered style attacks[C]//Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2024: 3367-3378.
- [93] PARK S, HAN S, XIE X, et al. Adversarial style augmentation via large language model for robust fake news detection[C]//Proceedings of the ACM Web Conference 2025. New York: Association for Computing Machinery, 2025: 4024-4033.
- [94] NAN Q, SHENG Q, CAO J, et al. Let silence speak: Enhancing fake news detection with generated comments from large language models[C]//Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2024: 1732-1742.
- [95] HU E J, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: Low-rank adaptation of large language models[C]//The 10th International Conference on Learning Representations. Virtual Event: OpenReview.net, 2022.
- [96] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 33. Red Hook: Curran Associates, 2020: 9459-9474.
- [97] HU X, GUO Z, CHEN J, et al. MR2: A benchmark for multi-modal retrieval-augmented rumor detection in social media[C]//Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: Association for Computing Machinery, 2023: 2901-2912.
- [98] LIAO H, PENG J, HUANG Z, et al. MUSER: A multi-step evidence retrieval enhancement framework for fake news detection[C]//Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2023: 4461-4472.
- [99] YUE Z, ZENG H, LU Y, et al. Evidence-driven retrieval augmented response generation for online misinformation[C]//Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2024: 5628-5643.
- [100] PENG Z, LIN N, ZHOU Y, et al. Prompt learning for low-resource multi-domain fake news detection[C]//Proceedings of the 2023 International Conference on Asian Language Processing. Piscataway: IEEE Press, 2023: 314-319.
- [101] DENG S, ZHANG N, KANG J, et al. Meta-learning with dynamic-memory-based prototypical network for few-shot event detection[C]//Proceedings of the 13th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery, 2020: 151-159.
- [102] REN J, JIANG L, PENG H, et al. From known to unknown: Quality-aware self-improving graph neural network for open set social event detection[C]//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2022: 1696-1705.
- [103] YUE Z, ZENG H, ZHANG Y, et al. MetaAdapt: Domain adaptive few-shot misinformation detection via meta learning[C]//Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2023: 5223-5239.
- [104] PENG H, ZHANG R, LI S, et al. Reinforced, incremental and cross-lingual event detection from social messages[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 980-998.
- [105] ZHANG C, CAO P, CHEN Y, et al. Continual few-shot event detection via hierarchical augmentation networks[C]//Proceedings of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation. Paris: ELRA and ICCL, 2024: 3868-3880.
- [106] WU J, LI S, DENG A, et al. Prompt-and-align: Prompt-based social alignment for few-shot fake news detection[C]//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2023: 2726-2736.
- [107] WANG X Z, WANG Z Q, HAN X, et al. MAVEN: A massive general domain event detection dataset[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2020: 1652-1671.

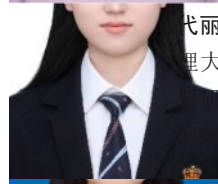


- [108] ABDOLLAHI S, GOTTSCHALK S, DEMIDOVA E. EventKG+Click: A dataset of language-specific event-centric user interaction traces[C]//Proceedings of the 1st International Workshop on Cross-lingual Event-centric Open Analytics. Aachen: CEUR-WS, 2020: 32-42.
- [109] CONG X, CUI S, YU B, et al. Few-shot event detection with prototypical amortized conditional random field[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP 2021. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2021: 28-40.
- [110] HUANG X, MA T, JIN W, et al. Multiview spatio-temporal learning with dual dynamic graph convolutional networks for rumor detection[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2025, 12(5): 2469-2479.
- [111] WANG R, ZHOU H, LI T, et al. A hidden key user discovery model for guided public opinion based on behavioral intentions and implicit relationships[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2025, 37(9): 4908-4919.
- [112] YANG Z, QIN H, YU X, et al. Structural entropy guided incremental learning for open-world multimodal social event detection[C]//Proceedings of the 40th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto: AAAI Press, 2026: 16119-16127.
- [113] YANG Z, WEI Y, LI H, et al. Adaptive differentially private structural entropy minimization for unsupervised social event detection[C]//Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: Association for Computing Machinery, 2024: 2950-2960.
- [114] YU X, REN J, JIANG L, et al. PromptSED: An evolving topic-enhanced prompting framework for incremental social event detection[J]. Neural Networks, 2025, 191: 107772.
- [115] SU Y, ZHANG H, ZHANG G, et al. Enhancing event causality identification with LLM knowledge and concept-level event relations[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2025: 7403-7414.
- [116] ALANSARI A, LUQMAN H. Large language models hallucination: A comprehensive survey[J]. Computer Science Review, 2026, 61: 100970.
- [117] HUANG L, YU W, MA W, et al. A survey on hallucination in large language models: Principles, taxonomy, challenges, and open questions[J]. ACM Transactions on Information Systems, 2025, 43(2): 1-55.
- [118] ZHAO H, CHEN H, YANG F, et al. Explainability for large language models: A survey[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2024, 15(2): 1-38.
- [119] REN J, PENG H, JIANG L, et al. Toward cross-lingual social event detection with hybrid knowledge distillation[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2024, 18(9): 1-36.
- [120] CHEN S, CHEN Y, LI Z, et al. Benchmarking large language models under data contamination: A survey from static to dynamic evaluation[C]//Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2025: 10080-10098.

[作者简介]



程刚(1987-), 男, 博士(后), 应急管理大学计算机与信息安全学院教授, 主要研究方向为地质与岩土工程智能监测、应急信息化技术。



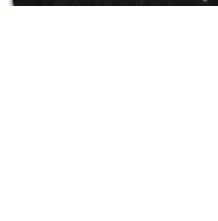
夏静静(2003-), 女, 应急管理大学计算机与信息安全学院研究生, 主要研究方向为主题模型。



代丽丽(1987-), 女, 文学博士, 应急管理大学应急文化传播与法学院副教授, 主要研究方向为社会语言学、应急语言服务、舆情、网络话语分析、网络情感传播。



吴勇飞(2002-), 男, 应急管理大学计算机与信息安全学院研究生, 主要研究方向为数据分析、深度学习。



杨柳(2001-), 女, 应急管理大学计算机与信息安全学院研究生, 主要研究方向为光场监测与数值模拟技术。