

# 突发事件社交媒体用户观点变化研究\*

## ——基于多层次微博评论视角

胡媛<sup>1,2</sup> 廖文涛<sup>1</sup> 艾欣怡<sup>1</sup> 刘婷<sup>1,2</sup>

(1. 南昌大学公共政策与管理学院, 南昌 330031;

2. 江西省哲学社会科学重点研究基地数字素养与技能提升中心, 南昌 330031)

**摘要:** 突发事件背景下不同层级的评论可以细粒度地揭示用户观点变化, 对捕捉舆论矛盾和网络舆情治理有重要意义。以突发事件的微博评论为研究对象, 利用基于TF-IDF算法的LDA模型、情感倾向分析和Kruskal-Wallis差异性检验, 从用户关注焦点和情感异同两个方面对比不同层级评论的用户观点变化。研究发现: 就用户关注焦点而言, 随着评论层级的增加, 用户关注焦点发生变化, 讨论话题逐渐延伸, 一级评论对于事件的针对性、关联性最强, 二级评论则更关注事件的发展与处理进程, 三级评论中用户间矛盾冲突最为突显; 就情感而言, 评论均表现出强烈的消极倾向, 但各层级评论的用户情感存在显著差异, 且评论层级越深, 情感越消极, 三级评论比一级、二级评论带有更多隐性消极情感用词, 符合认知负荷理论。研究为社交媒体用户信息行为和网络舆情分析提供了更加细粒度的视角。

**关键词:** 突发事件; 社交媒体; 多层次评论; 用户观点; 认知负荷理论

**中图分类号:** G206 DOI: 10.3772/j.issn.1673-2286.2024.08.004

**引文格式:** 胡媛, 廖文涛, 艾欣怡, 等. 突发事件社交媒体用户观点变化研究: 基于多层次微博评论视角[J]. 数字图书馆论坛, 2024, 20(8): 29-38.

全媒体时代, 社交媒体作为公众意见的重要交流平台, 在突发事件中发挥着日益强大的影响力<sup>[1]</sup>。然而, 随着互联网的快速发展, 社交媒体舆论生成和舆论引导力量之间的非对称态势与日俱增<sup>[2]</sup>, 网络空间治理面临的问题日益突出。尤其是突然发生, 造成或者可能造成严重社会危害, 需要应急处置措施予以应对的自然灾害、事故灾难、公共卫生事件和社会安全事件等突发事件<sup>[3]</sup>发生后, 用户通过评论或回复评论来参与事件讨论, 增加讨论层级和子节点, 不仅扩展了用户交互网络, 还将加速舆论传播, 很容易造成舆情危机。其中, 主要话题可能与话题讨论中层级较深的评论没有密切关系, 但必然与直接回复的评论有关联<sup>[4]</sup>。随着讨论层

级的加深, 用户需要阅读的评论内容增多, 其认知负荷逐渐加大, 从而影响后续评论的观点表达, 进而影响舆情走向。因此, 评论往往会不同程度偏离原主题, 从而引发新的问题。用户情绪会影响他们的认知, 进而引发话题的变化<sup>[5]</sup>。目前学界对不同层级评论关系的关注较少, 未能捕捉评论和子评论之间的微妙关系和其在突发事件舆论传播中的不同作用。

本文聚焦突发事件下社交媒体的用户评论, 结合认知负荷理论, 以多层次评论视角, 细粒度地探索用户讨论主题和情感的变化, 以期精准定位突发事件中的舆论矛盾点, 为政府部门精准回应公众关注焦点、化解舆论矛盾提供参考依据。

收稿日期: 2024-04-29

\*本研究得到国家社会科学基金青年项目“突发公共事件中的网络社会心态演化及调节机制研究”(编号: 22CTQ022)、江西省高校人文社科项目“突发事件社交媒体用户负面情感早期识别与风险预警机制研究”(编号: TQ22201)资助。

## 1 研究综述

### 1.1 社交媒体用户观点研究

目前对社交媒体用户观点的挖掘通常从用户生成内容出发。评论行为(包括直接评论和回复评论)作为用户在社交媒体中依据个人认知对浏览到的内容的反馈行为,是用户观点挖掘的数据来源之一<sup>[6]</sup>。国内外学者已从各角度对社交媒体评论的主题和情感展开研究。在用户观点主题挖掘方面,Oyebode等<sup>[7]</sup>针对健康问题,从社交媒体评论数据中分析了流行病流行期间用户的观点;刘伟等<sup>[8]</sup>通过对高校图书馆的在线评论进行主题分析,得到用户关注的5类主题。在用户观点情感挖掘方面,邓春林等<sup>[9]</sup>对负面公共安全事件微博评论进行分析,探索微博用户消极情感倾向的影响因素;刘昊<sup>[10]</sup>对突发事件微博的评论、转发进行了三级细粒度情感分析,发现用户转发和评论存在明显的情感相关性;Kohout等<sup>[11]</sup>研究了用户评论中的负面情绪可能对注意力和信息处理产生的影响;孙二冬等<sup>[12]</sup>、蒋翠清等<sup>[13]</sup>均基于评论数据对社交媒体用户情感展开分析。此外,部分研究从文本内容出发建立评论内容与情感之间的联系:Topal等<sup>[5]</sup>从英文社交媒体评论的角度研究了情感和话题领域对社交媒体评论话题转移的影响;李佳轩等<sup>[14]</sup>基于弹幕对用户关注度和情感进行联合分析,挖掘用户观点。

### 1.2 社交媒体中突发事件舆情研究

社交媒体改变了突发事件背景下的信息传播途径,评论等用户参与行为是舆情研究的一个重要分支<sup>[15]</sup>。社交媒体是实时交流渠道,其中的评论主题和情感变化可以宏观地反映舆情的演化,因此舆情研究常以社交媒体中的用户评论为基础。李紫薇等<sup>[16]</sup>通过信息传播模型对舆情演化阶段进行划分。任中杰等<sup>[17]</sup>对突发事件中的评论进行情感分析,研究舆情演变过程和时空规律。赖胜强等<sup>[18]</sup>研究了舆情在微博评论区的呈现规律,以及不同评论倾向性对用户评论的影响。Chen等<sup>[19]</sup>通过推文比例和积极情感比例来检验公众舆情的强度和方向,定量分析了舆情趋势。Yarchi等<sup>[20]</sup>将主题模型和情感检测相结合,探究互动极化、立场极化和情感极化<sup>[20]</sup>。刘雅姝等<sup>[21]</sup>则构建重大突发事件的抽象事理图谱,结合系统动

力学模型展开事件演变仿真模拟。

综上所述,社交媒体中用户关注焦点、评论情感的研究和舆情研究密不可分。现有研究往往不加区别地对评论进行主题或者情感分析,缺乏对社交媒体评论关系的解析,忽略了子评论对后续评论乃至事件演化的影响,这将导致对评论情感特征、舆情的研究丢失大量关于用户关注焦点和情感变化的有效信息。针对不同层级评论展开分析,能更加具体、有效地定位舆情发展、引导并治理网络舆情。

基于此,本文将从多层级视角探索突发事件背景下社交媒体评论中的用户关注焦点和情感特征,并以此细粒度探讨网络舆情治理。

## 2 研究设计

### 2.1 多层级评论研究逻辑框架

社交媒体中,用户通过在话题或推文下方的评论区进行评论和相互回复,形成不同层级的评论<sup>[5]</sup>。当前,社交媒体评论区通常根据热度、时间顺序、回复层次等多个因素设计分类,且对较深层级的评论自动添加“回复”字段。因此,根据回复层次,将评论层级划分为3级。①一级评论:直接在推文下发表的评论;②二级评论:对一级评论的回复,即一级评论下的无“回复”字段的子评论;③三级评论:对二级评论的回复,即二级评论下的有“回复”字段的子评论。

多层级评论研究逻辑框架如图1所示。界定不同层级评论后,引入用户观点分析框架,主要包括用户关注焦点与情感分析。基于主题分类和情感倾向分析,探索不同层级评论的用户观点变化,揭示社交媒体多层级评论特征,为网络舆情治理提供细粒度指导。研究过程分为5个步骤。①评论数据采集:以新浪微博为社交媒体评论数据来源,利用Python程序获取突发事件推文的评论数据。②数据处理:去除评论数据中的网站链接、可拓展标记语言、表情符号和空白评论及相同ID的重复评论,利用jieba工具对清洗后的评论内容进行分词。③用户观点识别:从用户关注焦点和情感倾向两个方面对多层级评论中的用户观点变化特征进行分析。④综合分析:对比分析突发事件的不同层级评论,并进行差异性检验。⑤归纳演绎:通过上述分析揭示多层级评论中的用户关注焦

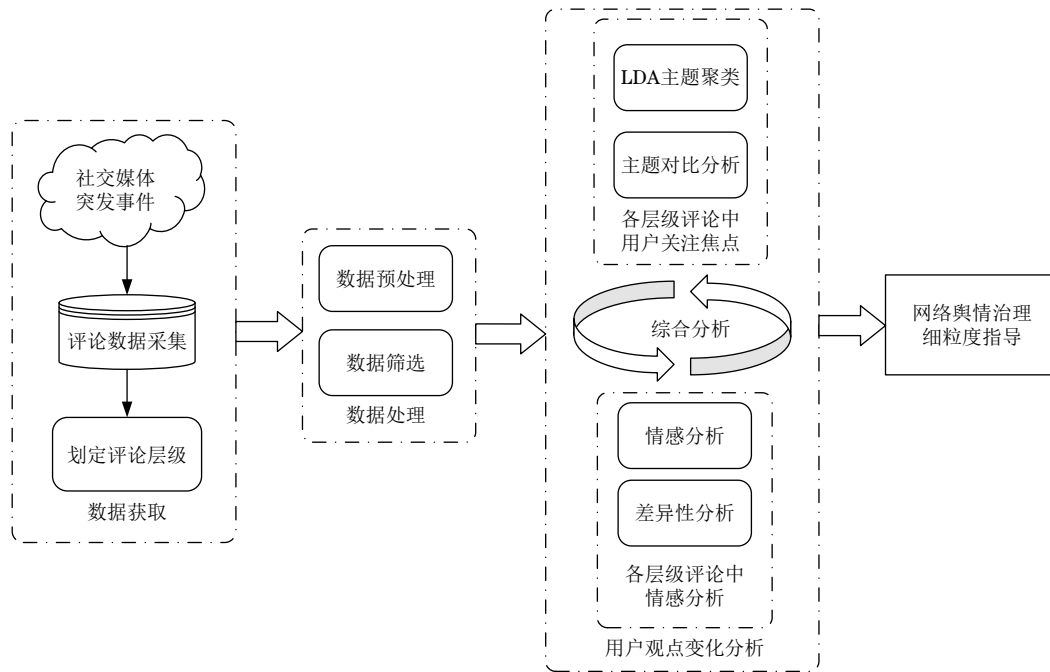


图1 多层级评论研究逻辑框架

点和情感特征, 并据此探讨如何实现对突发事件舆情的精准回应。

## 2.2 数据获取与预处理

选取货拉拉跳车事件和唐山打人事件两个突发事件中的微博评论为数据来源。两起突发事件均引发较大的社会舆论反响, 激起大量用户讨论, 微博话题总阅读量均突破20亿次。运用Python程序分别获取微博平台上两

个事件话题下的评论数据, 时间限定为关于事件的第一条推文发布至2022年12月15日。表1所示为部分评论数据, 评论数据带有ID作为唯一标识, 子评论会带有其父评论的ID, 一级评论的父评论ID空白, 据此区别不同层级评论数据。去除图片、链接以及表情符号等无效评论。为反映不同层级评论的特定特征, 对于ID不同但内容一致的评论内容不作去重。预处理后货拉拉跳车事件话题中一级评论、二级评论、三级评论数量分别为1 703、3 090、8 078条; 唐山打人事件话题中一级评论、二级评论、三级评论数量分别为4 274、7 039、10 692条。

表1 评论数据示例

评论层级	父评论ID	评论ID	评论时间	评论内容
一级评论		c4723060701663361	2022-01-07 17:48	看了过程我认为……
二级评论	c4723060701663361	c4819110468519775	2022-09-29 18:55	案例对比……
三级评论	c4723060701663361	c4757850310312609	2022-04-13 17:49	回复没删剑客: 你在车上……
三级评论	c4723060701663361	c4753895798870195	2022-04-02 19:55	回复LEAPING-SOUL: 对方是……

## 3 不同层级评论用户关注焦点分析

### 3.1 研究方法与过程

本研究通过基于TF-IDF算法的LDA模型对不同层级的评论进行主题提取以分析用户关注焦点。TF-IDF

算法用于评估词语对文本的重要程度<sup>[22]</sup>, 通过构建词频矩阵解决LDA模型中词袋模型的问题, 从而更准确地提取主题<sup>[23]</sup>。同时, 基于TF-IDF算法的LDA模型能够保留评论中的高频情感词, 有助于分析用户的情感倾向。本研究着重对比多层级评论的不同特征, 通过一致性得分情况辅助确定主题数量。将预处理后的3个层级的评论分别利用Python程序进行LDA主题建模, 通过

建模结果可以得知不同层级评论的大致讨论主题，并以此分析用户关注焦点。

为确定合适的主题数量，分别对两事件3个层级评论的主题使用Python gensim库中的CoherenceModel方法进行一致性得分的计算。两事件各层级评论主题数量为5、8、10个时一致性得分较高，综合实际情况，为便于后续分析，选择LDA模型主题数量为5个。

## 3.2 研究结果分析

### 3.2.1 货拉拉跳车事件用户关注焦点分析

结合表2所示的多层级评论LDA主题分类结果，对货拉拉跳车事件不同层级评论中的用户关注焦点进行分析。

表2 货拉拉跳车事件多层级评论LDA主题分类

主题编码	一级评论主题词	二级评论主题词	三级评论主题词
Topic1	司机、跳车、倒霉、自己、乘客、问题、法律、认罪	司机、跳车、倒霉、自己、偏航、乘客、路线、认罪	司机、自己、跳车、问题、乘客女性、证据、路线
Topic2	加速、感恩、漂亮、血霉、八辈子、女权、活该、恶臭	有理、死者、可怕、姐妹、钻窗、弱者、杀人、网络	哈哈哈、污蔑、工地、好笑、语文、上班、工人、支持、活该
Topic3	微博、转发、屈打成招、赢麻、厕所、不服、罢了、办案	道歉、赔钱、一气呵成、路过、女权、通行、黑路、公安局	谢谢、经典、兄弟、疑罪从无、反思、重开、偷换概念、粉丝
Topic4	举报、保重、政审、拳师、污点、后半辈子、丢人、欲加之罪	感恩、仙女、奖励、挺住、没错、失望、建议、太冤	三观、出租、一刀、三次、对线、大病、忽悠、杠精
Topic5	点赞、真惨、黑暗、判决书、倒霉蛋、人民日报、害人远离	加速、请示、打包票、肯定、判太轻、几公里、一分钟、合规	眼睛、爸爸、移民、倒数、姐姐、不借钱、放屁、胡搅蛮缠

(1) 一级评论用户关注焦点分析。LDA主题分类结果显示，Topic1中包括“司机”“乘客”“跳车”等高频主题词，讨论内容大多围绕女乘客跳车事故的基本事实。Topic2讨论了司机行驶途中的加速行为。Topic3讨论了微博中转发等舆论参与行为对事件的影响，涉及具体案例的讨论，还包括对办案程序和公正性的质疑。Topic4中的“保重”“政审”“污点”，Topic5中的“点赞”“真惨”“判决书”等说明用户在事件发生后第一时间关注事件真相，并分别对司机责任、乘客责任、事件影响和判决合理性等方面展开讨论。

(2) 二级评论用户关注焦点分析。结合表2可知，该层级的讨论中，用户关注焦点围绕事件多角度分散。LDA主题分类结果显示，Topic1中包括“司机”“跳车”“倒霉”“偏航”“认罪”等高频主题词，说明讨论内容由事件本身延伸到对事故发生原因、后续处理等方面的探讨。Topic2的讨论从对司机的同情转移到对女生的保护，Topic3讨论了对司机的部分批评是否过于严苛，Topic4的讨论从事件本身偏移到男女问题，Topic5则为一级评论Topic5的延续，部分话题已经与事件无关。二级评论中，用户在事件真相的基础上，进一步对乘客伤亡情况、法律责任和公众舆论等方面展开探讨，并对相关社会问题进行初步联想。

(3) 三级评论用户关注焦点分析。如表2所示，在此层级评论中，不同用户群体的观点相互碰撞，激发大量矛盾，出现“经典”“反思”“重开”“三观”“杠精”等词汇。这同时表明该层级评论中，公众矛盾已被显著激化，公众关注焦点亦延伸至与事件相关的社会问题，如安全隐患、平台监管等方面。随着层级的加深，用户之间意见交流增加，从而引发公众对事件背后深层次社会问题的思考。

### 3.2.2 唐山打人事件用户关注焦点分析

结合表3所示的多层级评论LDA主题分类结果，分析唐山打人事件不同层级评论中的用户关注焦点。

(1) 一级评论用户关注焦点分析。唐山打人事件一

表3 唐山打人事件多层级评论LDA主题分类

主题编码	一级评论主题词	二级评论主题词	三级评论主题词
Topic1	保护伞、视频、唐山、几个女孩、报警、黑社会、打人、网暴、中国	轻伤、几个女生、报警、视频、保护伞、上海、严惩、打人	视频、女生、报警、警察、受害者、打人、朋友、没事
Topic2	济南时报、保护、心疼、女性、真快、嚣张、美国、以儆效尤	酒后、祈祷、深挖、减刑、扫黑除恶、无语、黑社会、小心	哈哈哈、杀人、谢谢、脑子、说话、网暴、涉黑、节奏
Topic3	严惩、轻伤、活该、二级、废话、枪毙、气死、破防	举报、唐山、警察、微博、键盘、通报、中央关注、出警	直播、三年、寻衅滋事、五年、互殴、重伤、故意伤害、轻伤
Topic4	媒体、严惩不贷、关注、谢谢、girls、正义、记者、点赞	江苏、山东、顶上去、晦气、直播、说话、丢人、说得好	江苏泰州、轻伤、数罪并罚、法盲、死刑、晦气、可怕、举报
Topic5	热度、杀人未遂、主持人、搭讪、微博、性骚扰、女生、强奸	杀人未遂、支持、性骚扰、五年、女性、法律、死刑、强奸	法律、减刑、姐妹、热度、保护、坏人、社会、女性

级评论的用户关注焦点集中在事件本身。Topic1中的“视频”“几个女孩”“唐山”等主题词表明用户针对网络曝光的视频进行讨论。Topic2~Topic5均较为理性地讨论事件性质及人物,主要表达事件的基本事实和个人立场,在对被打女性表示同情的同时也呼吁从严判决打人者。Topic3的“轻伤”“二级”表示被打者伤级定级过低,Topic4的“严惩不贷”“关注”表明用户关注事件的处理进程,同时反映出用户对政府部门公正处理的诉求。

(2) 二级评论用户关注焦点分析。二级评论中主题词较为分散,用户关注焦点开始向不同主题转移。随着层级加深,评论主题更加多元化,除了围绕事件本身的讨论,还涉及与事件相关的社会问题,如公共秩序、法律适用、社会责任等方面。Topic2的讨论认为事件有涉黑问题,Topic3、Topic4的讨论认为需要中央介入,总体与事件关联性较大。

(3) 三级评论用户关注焦点分析。三级评论中出现较多延伸话题,用户关注焦点逐渐转移至与其他用户的交流甚至是人身攻击上,如Topic2~Topic5中的“杀人”“脑子”“网暴”“可怕”等主题词显示用户之间对事件处理结果存在大量分歧,用户对政府公信力表现出强于一、二级评论的失望态度,大量用户通过评论交流情感观点。

综上,从宏观的评论层级来看,两个案例中用户关注焦点均围绕事件展开,但不同层级的关注侧重点有所变化,呈现出按层级产生大量衍生话题的趋势。整体来说,一级评论的关注焦点主要集中于事件的基本事实,而二、三级评论的关注焦点逐渐脱离事件本身,延伸为与事件相关的其他话题或用户间的相互攻击。首因效应表明,人们在面对各类繁杂信息时,倾向于接受最先输入的信息<sup>[24]</sup>。因此,在一级评论发布时,用户接受到的第一信息通常为推文的原文内容,其对事件的认识还处于认知负荷的合理范围内,用户发表的一级评论大多围绕事件的基本事实展开。随着各种信息的扩散,个体的观点会受到群体讨论的影响<sup>[25]</sup>而发生变化,在评论的同时用户需要阅读评论区更深层次的评论,认知负荷不断增加,导致评论主题偏移。用户浏览评论的数量越多,认知负荷也就越大,其就越容易受到已发布评论的影响,导致评论主题的偏移,因此二、三级评论衍生出更多话题,这进一步说明了认知负荷增加会对信息理解产生负面影响<sup>[26]</sup>。此外,用户观点矛盾在三级评论中最为突显,主题词中出现更多含有情感偏向的表达。如在唐山打人事件中,三

级评论的主题词有“杀人”“网暴”“可怕”等,带有强烈的感情色彩。其原因可能是随着用户浏览评论数量的增多,当用户自身认知负荷超过极限时,用户容易变得暴躁、愤怒,从而导致情感的爆发<sup>[27]</sup>,用户之间的矛盾也更加突出。

## 4 不同层级评论情感分析

### 4.1 研究方法与过程

百度AI开放平台的情感倾向分析功能能够自动迭代更新和深度学习训练,具备较高的准确度和泛化能力<sup>[28]</sup>。其能够返回情感极性分类的结果和positive\_prob值及相应的置信度,其中分类结果0表示评论内容为负向,1为中性,2为正向。将返回的结果输出到Excel文档中,取置信度大于等于0.9的数据作为有效评论进行进一步的研究。将返回的所有语句positive\_prob值作为总情感倾向强度,以负向评论、正向评论positive\_prob值为两类评论的情感倾向强度(值越接近1则越积极,越接近0则越消极),最终取其均值。通过对比不同层级评论的主题和情感倾向,可以挖掘用户的观点并感知不同层级评论的情感倾向差异。这种方法结合了主题和情感分析两个角度,有助于更全面地了解用户观点。

### 4.2 研究结果分析

图2、图3所示为两个突发事件各层级评论的总情感倾向强度和分层级的强度结果。结合分类结果和LDA主题词对两个突发事件的不同层级评论进行情感分析。

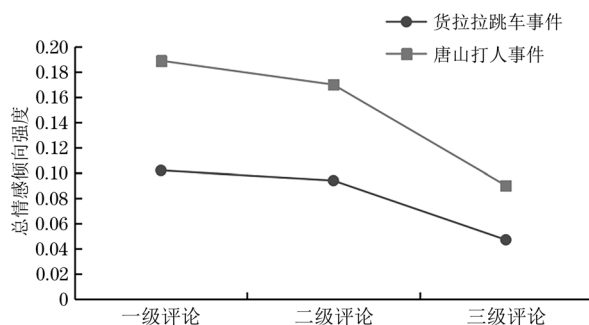


图2 两个突发事件各层级评论总情感倾向强度

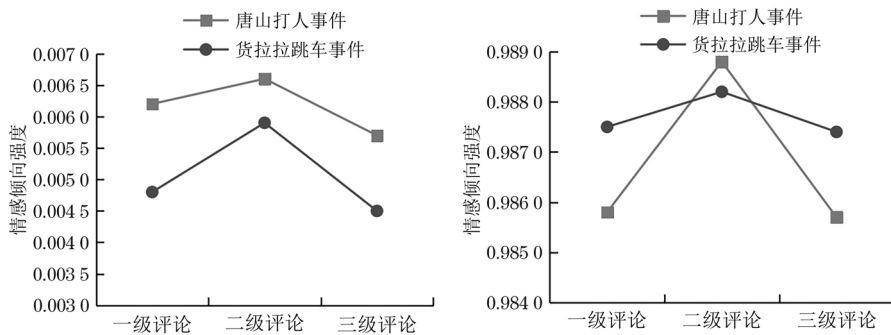


图3 两个突发事件各层级负向(左)、正向(右)评论情感倾向强度

#### 4.2.1 货拉拉跳车事件情感分析

不同层级的绝大多数评论处于消极状态,消极情感倾向的评论占比逐级递增。货拉拉跳车事件情感倾向分类结果中,一级评论中负向评论占比为90%,二级评论中负向评论占比为91%,三级评论中负向评论占比为96%;一级、二级、三级评论中正向评论占比分别为9%、9%、4%;中性评论占比几乎为零。

从图2可以看出,各层级评论总情感倾向强度逐级下降,一级到二级评论的下降幅度小于二级到三级评论的下降幅度,由一级评论的0.102、二级评论的0.094下降到三级评论的0.047,累计下降54%。从图3可以看出,货拉拉跳车事件一级、三级评论的消极倾向高于二级评论,但积极倾向基本一致。

结合表2主题分类结果可知,评论层级越深,其表达的情感也越消极。如一级评论直接使用“倒霉”“活该”“恶臭”“不服”等词语,情感流露直接,而三级评论Topic2中的“哈哈”“污蔑”“好笑”,Topic3中的“谢谢”“偷换概念”,Topic4中的“大病”“杠精”,Topic5中“放屁”等词情感更加强烈。虽然“哈哈”等词语一般用于表达积极情感,但在该事件中暗示了用户对于其他用户观点的不认可和嘲讽等消极情感。

#### 4.2.2 唐山打人事件情感分析

和货拉拉跳车事件的情感倾向类似,唐山打人事件的各层级评论大部分也处于消极状态,且消极情感倾向的评论占比逐级递增。唐山打人事件中,一级、二级、三级评论中负向评论占比分别为81%、83%、91%,正向评论占比分别为15%、16%、9%,中性评论占比分别为4%、1%、0%。

从图2可以看出,各层级评论总情感倾向强度随评

论层级加深而下降,其中一级、二级、三级评论总情感倾向强度分别为0.189、0.170和0.090,一级评论到二级评论下降0.019,二级评论到三级评论下降0.080,3个层级累计下降52%。从图3可以看出,唐山打人事件一级、三级评论的消极倾向更强,二级评论的积极倾向更强。

结合表3主题分类结果可知,一级、二级、三级评论中情感词的数量逐渐增多,且二级、三级评论中消极情感词的情绪更强烈。相较于一级评论中Topic2“保护”、Topic3“活该”、Topic4“严惩不贷”等词汇,二级评论中Topic2“无语”、Topic4“晦气”,以及三级评论中Topic2“哈哈”、Topic4“法盲”的情感流露更为隐蔽,但失望情感更加强烈。

从宏观评论层级来看,两个事件中各层级评论均以消极情感为主,且随着评论层级的增加,消极情感的情感强度也在不断增强。在社交媒体信息传播的过程中,用户情绪通过社交网络互动被大规模感染,不同观点相互影响<sup>[29]</sup>,最终极化<sup>[30]</sup>。大规模社会事件往往受到广泛关注和媒体报道,信息的过度曝光和负面情绪的传播会影响人们的情绪状态<sup>[31]</sup>。随着评论层级的递增,可能会出现意见分歧、冲突和对立,这些因素会加剧消极情感的表达和强化。在认知负荷不断增加的情况下,用户更容易产生消极、偏激的心理状态<sup>[32]</sup>。三级评论还反映出用户对于其他用户观点的不认可和嘲讽,如在货拉拉跳车事件中,用户评论用词从“可怕”“弱者”逐渐演变为“杠精”等嘲讽谩骂的词语,这可能是用户的认知负荷达到极限之后情感爆发所带来的负面反应。

## 5 多层级评论中的情感差异性检验与分析

多独立样本Kruskal-Wallis (K-W) 检验用于检

验多个总体的分布是否存在显著差异<sup>[33]</sup>。以百度AI开放平台情感倾向分析功能返回的positive\_prob值为情感得分,取置信度大于等于0.9的数据作自然对数处理,并从中随机抽取一级、二级、三级评论中各1 000、2 000、4 000条数据进行K-W检验,对比分析各事件各层级评论中的用户情感是否存在统计学意义上的显著差异。各层级评论之间的统计量 $W$ 如式(1)所示。

$$W = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^k n_i \left( \frac{R_i}{n_i} - \frac{n+1}{2} \right)^2 \quad (1)$$

式中: $k$ 为样本组数, $n$ 为总样本量, $n_i$ 为第 $i$ 组的样本量, $R_i$ 为第 $i$ 组样本中的秩总和。

如果样本中存在结值,需要调整统计量,校正系数 $C$ 如式(2)所示。

$$C = 1 - \frac{\sum(\tau_j^3 - \tau_j)}{n^3 - n} \quad (2)$$

式中: $\tau_j$ 为第 $j$ 组结值的数量。调整后的统计量如式(3)所示。

$$W_C = \frac{W}{C} \quad (3)$$

如果每组样本中的样本量至少有5个,那么样本统计量 $W_C$ 非常接近自由度为 $k-1$ 的卡方分布。因此,用卡方分布来决定 $W_C$ 统计量的检验方式。

两突发事件数据正态性检验和K-W检验结果如表4所示。对货拉拉跳车事件情感得分样本、唐山打人事件情感得分样本( $n \geq 5\ 000$ )采用Kolmogorov-Smirnov(K-S)检验, $P < 0.001$ ,呈现显著性,拒绝原假设,因此数据不满足正态分布,可以进行多独立样本K-W检验。同时,两事件的检验结果 $P < 0.001$ ,说明不同事件在情感倾向水平上存在显著差异。

不同层级评论的K-W检验结果如表5所示,货拉拉跳车事件情感得分的检验结果 $P < 0.001$ ,统计结果显著,说明不同层级评论在货拉拉跳车事件情感得分上存在显著差异。唐山打人事件情感得分的检验结果 $P < 0.001$ ,统计结果显著,说明不同层级评论在唐山打人事件情感得分上存在显著差异。即两个事件的不同层级评论的情感倾向水平均存在显著差异。通过两事件事后多重分析可以得知各层级评论间情感的具体差异程度,结果如表6所示。

表4 两突发事件数据正态性检验和K-W检验结果

变量名称	样本量	平均值	标准差	偏度	峰度	S-W检验	K-S检验	统计量	$P$
货拉拉跳车事件情感得分	7 000	-6.469	2.795	0.279	0.382	0.971***	0.056***	225.533	<0.001***
唐山打人事件情感得分	7 000	-5.587	3.176	0.300	-0.408	0.946***	0.122***		

注:\*\*\*代表1%的显著性水平。S-W检验即Shapiro-Wilk检验。

表5 不同层级评论的K-W检验结果

分析项	分组变量	样本量	中位数	标准差	统计量	$P$	Cohen's $f$
货拉拉跳车事件情感得分	一级评论	1 000	-5.148	3.518	263.969	<0.001***	0.005
	二级评论	2 000	-5.315	3.308			
	三级评论	4 000	-6.362	2.879			
	总计	7 000	-5.984	3.176			
唐山打人事件情感得分	一级评论	1 000	-5.837	2.497	284.761	<0.001***	0.006
	二级评论	2 000	-6.403	2.837			
	三级评论	4 000	-7.003	2.735			
	总计	7 000	-6.576	2.795			

注:\*\*\*代表1%的显著性水平。

(1)货拉拉跳车事件。一级评论、二级评论检验结果 $P < 0.001$ ,统计结果显著,一级、二级评论情感得分存在显著差异,差异幅度Cohen's  $d$ 为0.386。一级评论、三级评论检验结果 $P < 0.001$ ,统计结果显著,两者存在显著差异,差异幅度Cohen's  $d$ 为0.633。二级评论、三级评论检验结果 $P < 0.001$ ,统计结果显著,两者存在显著差异,

差异幅度Cohen's  $d$ 为0.234。3个层级评论间均有显著差异,其中各层级评论的差异逐渐增加。一级和三级评论间的差异最大,二级和三级间的差异最小。

(2)唐山打人事件。一级评论、二级评论检验结果 $P = 0.037$ ,统计结果显著,一级评论、二级评论间存在显著差异,差异幅度Cohen's  $d$ 为0.107。一级评论、三级评论

表6 事后多重分析结果

两独立样本		中位数		统计量	P	中位数差值	Cohen's <i>d</i>
分组项A	分组项B	分组项A	分组项B				
事件1一级评论	事件1二级评论	-5.837	-6.403	1 201 669.0	<0.001***	0.566	0.386
事件1一级评论	事件1三级评论	-5.837	-7.003	2 673 238.0	<0.001***	1.166	0.633
事件1二级评论	事件1三级评论	-6.403	-7.003	4 509 923.0	<0.001***	0.600	0.234
事件2一级评论	事件2二级评论	-5.148	-5.315	1 052 764.0	0.037**	0.167	0.107
事件2一级评论	事件2三级评论	-5.148	-6.362	2 507 508.5	<0.001***	1.214	0.528
事件2二级评论	事件2三级评论	-5.315	-6.362	4 840 207.5	<0.001***	1.047	0.407

注：\*\*\*、\*\*分别代表1%、5%的显著性水平。事件1即货拉拉跳车事件，事件2即唐山打人事件。

检验结果 $P < 0.001$ ，统计结果显著，两者存在显著差异，差异幅度Cohen's *d*为0.528。二级评论、三级评论检验结果 $P < 0.001$ ，统计结果显著，两者存在显著差异，差异幅度Cohen's *d*为0.407。因此，在唐山打人事件中，各层级评论的情感得分差异随层级逐渐增加。一级评论和三级评论的差异最大，一级评论和二级评论的差异最小。

综上所述，突发事件中社交媒体用户评论的消极程度存在显著差异，且差异程度逐级增加。两事件中一级、三级评论的情感差异最大，这进一步反映社交媒体中，过多的信息可能导致用户的注意力分散，引发信息的错误传递<sup>[32]</sup>，且社交媒体的反馈功能以及干扰信息会通过增加认知负荷，强化用户对信息的负面印象<sup>[26]</sup>。随着评论层级的递增，回复二级评论形成三级评论时，用户需要查看的信息增多，认知负荷加大，超负荷的信息可能加重用户对信息的负面印象，因此，认知超负荷及过多的错误信息可能是用户关注焦点发散、情感更加消极的原因之一。

## 6 结论与启示

### 6.1 研究结论

本文通过划分社交媒体中不同层级的评论，并利用基于TF-IDF算法的LDA模型、情感倾向分析和差异性检验，分析了突发事件下3个不同层级评论在讨论主题与情感上的特征差异，得出如下研究结论：①突发事件中用户关注焦点随着评论层级的递增而延伸，其中一级评论对于事件的针对性、关联性最强，二级评论则更关注事件的发展与处理进程，三级评论内容矛盾最为突显；②突发事件中用户均表现出强烈的消极情感倾向，且消极程度呈逐级增长趋势，其中三级评论比一级、二级评论带有更多消极情感用词；③社交媒体评论

是网络舆情的具体体现和重要治理依据，基于不同层级评论的主题特征，可快速识别舆论矛盾爆发节点，挖掘深层评论的隐藏情感特征，及时掌控用户情绪的发展动向，以此实现突发事件中网络舆情的高效治理。

本文尝试从社交媒体评论的回复关系出发划分评论层级，通过分析挖掘不同层级评论的用户观点变化特征，为社交媒体中用户信息行为和网络舆情的研究提供更加细粒度的视角。同时，探索突发事件中社交媒体用户关注内容与情感的变化，进一步从不同层级评论中用户间的意见交互与情感传递的角度解析网络舆情的演化，在一定程度上推动网络舆情研究的纵向发展。此外，聚焦不同层级评论中用户关注焦点与情感特征，能有效帮助政府部门和社交服务平台进行网络舆情监测与引导，以实现精准有效的网络舆情治理。

本文从评论本身宏观分析了不同层级评论的特点，暂未考虑时间和评论上下文的影响，且依据回复关系仍可进一步细化层级。因此，后续的研究可以根据回复关系进一步划分层级，或结合一级评论下子评论间的上下文语境，探究更加复杂的主题与情感。同时，也可结合舆情发展，将时间概念引入层级分析，进一步分析不同层级评论与舆情演化的关系。

### 6.2 研究启示

在突发事件发生后，面对不断累积的用户发言，要积极发挥引导作用，凝聚社会共识，既要避免社交媒体上用户的情感失控，也要鼓励更多用户积极参与社会公共事务<sup>[34]</sup>。具体而言，用户发布的一级评论相对可控，应当鼓励更多用户以正当途径为事件建言发声，维护各方合法权益；同时，及时介入回应一级评论，引导用户通过回复评论发表合法合规的观点，避免陷入极端情绪与相互攻击的漩涡，必要时开启精选评论功能，降低用户认知



负荷。此外, 二级、三级评论用词的反讽用法可能导致常规情感词典的分析精确度下降, 无法准确地识别情感态度甚至产生情感误判。实际的处理过程中, 应该注重深层评论的隐匿情感特征挖掘, 针对不同层级评论特征更新情感词典语料库, 结合评论文本语境, 提高用户情感分析精准度, 及时掌控网民情绪发展动向。

为促进网络空间清朗, 国家相关部门、地方政府、社交媒体平台和用户主体要积极构建和平、安全、开放、合作、有序的网络空间命运共同体<sup>[35]</sup>。国家相关部门作为政策制定者, 可以根据社交媒体平台周期性的监控数据, 定期更新、细化网络空间有关规定, 优化顶层设计, 并引导相关主体规范执行规定, 为构建网络空间健康生态提供指南, 为地方政府应对网络舆情制定合理的规章制度。地方政府在应对突发事件舆情时, 应依托社交媒体平台建立数据共享机制, 从不同层级评论中快速提取群众意见与相关舆论矛盾, 更有针对性地对群众关注重点进行回应、澄清, 有效处理事件, 防止事态进一步恶化, 承担监督管理的职责。社交媒体平台应履行网络信息内容管理主体责任, 加强平台网络生态治理, 培育积极健康、向上向善的网络文化。此外, 平台方应依托技术优势不断迭代语言检测模型, 周期性监控词语新用法和多层级评论表现的新特征, 定期向有关部门反馈以为其提供数据支持。用户作为评论的主体, 同时是网络空间信息的生产者与使用者, 应在充分提升自身数字素养的基础上文明互动、理性表达。各主体应从自身的职责和角色出发, 基于对不同层级评论的细粒度分析, 厘清事件舆论主题矛盾及情感演化, 形成宏观、中观、微观层面全面的协同合作机制, 从而更加精确、高效地进行网络舆情治理, 共同维护网络生态。

## 参考文献

- [1] 彭国超, 程晓. 热点事件中社交媒体群体极化形成机理研究[J]. 信息资源管理学报, 2023, 13(2): 42-52.
- [2] 夏雨禾. 突发事件中的微博舆论: 基于新浪微博的实证研究[J]. 新闻与传播研究, 2011, 18(5): 43-51, 110-111.
- [3] 中国政府网. 中华人民共和国突发事件应对法[EB/OL]. [2024-08-24]. [https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202406/content\\_6960130.htm](https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202406/content_6960130.htm).
- [4] LIU M M, RONG L L. An online multi-dimensional opinion dynamic model with misinformation diffusion in emergency events[J]. Journal of Information Science, 2022, 48(5): 640-659.
- [5] TOPAL K, KOYUTÜRK M, ÖZSOYOĞLU G. Effects of emotion and topic area on topic shifts in social media discussions[J]. Social Network Analysis and Mining, 2017, 7(46): 1-17.
- [6] 孙悦, 黄微. 社交媒体平台用户参与的行为谱与行为层级模型构建[J]. 图书情报工作, 2022, 66(9): 40-52.
- [7] OYEBODE O, NDULUE C, ADIB A, et al. Health, psychosocial, and social issues emanating from the COVID-19 pandemic based on social media comments: text mining and thematic analysis approach[J]. JMIR Medical Informatics, 2021, 9(4): e22734.
- [8] 刘伟, 李秀霞. 基于Word2Vec与K-means的高校图书馆在线评论主题分析[J]. 图书馆学刊, 2022, 44(10): 88-94.
- [9] 邓春林, 周舒阳, 杨柳. 大数据环境下公共安全突发事件微博用户评论的归因分析[J]. 情报科学, 2021, 39(1): 48-55, 80.
- [10] 刘昊. 社交媒体舆论事件的情感趋同研究: 基于细粒度情感的实证分析[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2022, 29(1): 37-44.
- [11] KOHOUT S, KRUIKEMEIER S, BAKKER B N. May I have your attention, please? an eye tracking study on emotional social media comments[J]. Computers in Human Behavior, 2023, 139: 107495.
- [12] 孙二冬, 王刚. 面向医疗社交媒体的用户评论情感分析研究[J]. 郑州航空工业管理学院学报, 2016, 34(6): 63-70.
- [13] 蒋翠清, 郭轶博, 刘尧. 基于中文社交媒体文本的领域情感词典构建方法研究[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(2): 98-107.
- [14] 李佳轩, 储节旺. 基于弹幕评论的在线知识社区用户关注度与情感度联合分析[J]. 数字图书馆论坛, 2023(8): 68-76.
- [15] 陈茜, 陈思菁, 毛进, 等. 突发事件背景下内容添加型转发微博的情绪与认知变化研究[J]. 情报科学, 2021, 39(11): 51-59.
- [16] 李紫薇, 邢云菲. 新媒体环境下突发事件网络舆情话题演进规律研究: 以新浪微博“九寨沟地震”话题为例[J]. 情报科学, 2017, 35(12): 39-44, 167.
- [17] 任中杰, 张鹏, 李思成, 等. 基于微博数据挖掘的突发事件情感态势演化分析: 以天津8-12事故为例[J]. 情报杂志, 2019, 38(2): 140-148.
- [18] 赖胜强, 唐雪梅. 舆情事件中网民评论的社会影响研究[J]. 情报杂志, 2020, 39(2): 103-107, 115.
- [19] CHEN Y D, LI Y, WANG Z F, et al. Rapid perception of public opinion in emergency events through social media[J]. Natural Hazards Review, 2022, 23(2): 04021066.
- [20] YARCHI M, BADEN C, KLIGLER-VILENCHIK N. Political polarization on the digital sphere: a cross-platform, over-time

- analysis of interactional, positional, and affective polarization on social media[J]. *Political Communication*, 2021, 38 (1/2): 98-139.
- [21] 刘雅姝, 栾宇, 周红磊, 等. 基于事理图谱的重大突发事件动态演变研究[J]. *图书情报工作*, 2022, 66 (10): 143-151.
- [22] 黄承慧, 印鉴, 侯昉. 一种结合词项语义信息和TF-IDF方法的文本相似度量方法[J]. *计算机学报*, 2011, 34 (5): 856-864.
- [23] 胡勇军, 江嘉欣, 常会友. 基于LDA高频词扩展的中文短文本分类[J]. *现代图书情报技术*, 2013 (6): 42-48.
- [24] 张冬, 魏俊斌. 情感驱动下主流媒体疫情信息数据分析与话语引导策略[J]. *图书情报工作*, 2021, 65 (14): 101-108.
- [25] 王成军. 寻找公众注意力爆发的起源: 以YouTube视频扩散为例[J]. *东岳论丛*, 2021, 42 (2): 142-153.
- [26] XU Y, XIE J Q, WANG F X, et al. The impact of weibo features on user's information comprehension: the mediating role of cognitive load[J]. *Social Science Computer Review*, 2023, 41 (6): 2010-2028.
- [27] ZENG D, CHEN H, LUSCH R, et al. Social media analytics and intelligence[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2010, 25 (6): 13-16.
- [28] 百度AI开放平台. 情感倾向分析[EB/OL]. [2024-08-24]. [https://ai.baidu.com/tech/nlp\\_apply/sentiment\\_classify](https://ai.baidu.com/tech/nlp_apply/sentiment_classify).
- [29] YAN Z, ZHOU X, REN J, et al. Identifying underlying influential factors in information diffusion process on social media platform: a hybrid approach of data mining and time series regression[J]. *Information Processing & Management*, 2023, 60 (5): 103438.
- [30] 王晰巍, 贾若男, 孙玉姣. 数据驱动的社交网络舆情极化群体画像构建研究[J]. *情报资料工作*, 2021, 42 (6): 21-30.
- [31] LAATO S, ISLAM A K M N, ISLAM M N, et al. What drives unverified information sharing and cyberchondria during the COVID-19 pandemic? [J]. *European Journal of Information Systems*, 2020, 29 (3): 288-305.
- [32] SAMSON K, KOSTYSZYN P. Effects of cognitive load on trusting behavior: an experiment using the trust game[J]. *PLoS One*, 2015, 10 (5): e0127680.
- [33] 蒲虎. Kruskal-Wallis检验原理介绍及其应用[J]. *兴义民族师范学院学报*, 2019 (4): 108-111.
- [34] 谢新洲, 林彦君. 用户评论形式变迁对舆论形成的影响研究[J]. *新闻与写作*, 2023 (3): 54-62.
- [35] 中华人民共和国国务院新闻办公室. 政府白皮书《携手构建网络空间命运共同体》[EB/OL]. [2024-08-24]. [https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202406/content\\_6960130.htm](https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202406/content_6960130.htm).

## 作者简介

胡媛, 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向: 信息用户与服务、网络舆情与危机应对。

廖文涛, 男, 本科生, 研究方向: 社交媒体大数据分析。

艾欣怡, 女, 硕士研究生, 研究方向: 社交媒体大数据分析。

刘婷, 女, 博士, 讲师, 通信作者, 研究方向: 用户信息行为, E-mail: [liuting828@ncu.edu.cn](mailto:liuting828@ncu.edu.cn)。

Changing User Perspectives on Social Media During Sudden Events: Based on Multilevel Weibo Comments

HU Yuan<sup>1,2</sup> LIAO WenTao<sup>1</sup> AI XinYi<sup>1</sup> LIU Ting<sup>1,2</sup>

(1. School of Public Policy and Administration, Nanchang University, Nanchang 330031, P. R. China;

2. Digital Literacy and Skills Enhancement Center, Jiangxi Key Research Base of Philosophy and Social Sciences, Nanchang 330031, P. R. China)

**Abstract:** In the context of sudden events, comments at different levels can reveal the nuanced changes in user perspectives, which is of significant importance for capturing the contradictions in public opinion and managing online sentiments. This study focuses on Weibo comments related to sudden events and employs a TF-IDF-based LDA model, sentiment analysis, and Kruskal-Wallis variance testing to compare the changes in user perspectives across different comment levels, considering both user focal points and emotional variations. The research findings indicate that, in terms of user focus, as the level of comments increases, the focal points of users change and the topics of discussion evolve. First-level comments exhibit the strongest relevance and specificity regarding the events, and second-level comments pay more attention to the development and management process of the events, while third-level comments highlight the conflicts and contradictions among users. Emotionally, all levels of comments express a strong negative tendency, but significant differences in emotional expressions exist across the levels: deeper levels exhibit increasingly negative sentiments, with third-level comments containing more implicit negative emotional language than first-level and second-level comments, aligning with cognitive load theory. This study provides a more specific research perspective on the information behavior of social media users and online sentiments.

**Keywords:** Sudden Event; Social Media; Multilevel Comment; User Perspective; Cognitive Load Theory

(责任编辑: 王玮)