

张谱, 张豪, 孔锋, 等. 基于微博数据的暴雨洪涝灾害舆情特征研究: 以2021年中国三场暴雨洪涝为例[J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(2): 47-59.

ZHANG Pu, ZHANG Hao, KONG Feng, et al. A study on public opinion characteristics of rainstorm flooding disasters based on Sina Weibo data: take the three rainstorm flooding disasters in China in 2021 as an example[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(2): 47-59.

基于微博数据的暴雨洪涝灾害舆情特征研究： 以2021年中国三场暴雨洪涝为例

张谱¹, 张豪², 孔锋^{1,3}, 孔贇⁴

(1. 中国农业大学人文与发展学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 3. 清华大学应急管理研究基地, 北京 100084; 4. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101)

摘要:【目的】自然灾害网络舆情的治理是综合减灾的重要内容。为探究重大暴雨洪涝灾害引发的网络舆情特征, 总结相关舆情应对经验, 【方法】以2021年发生的三场重大暴雨洪涝灾害为例, 搜集了发布于新浪微博平台上的“山西暴雨”“河南暴雨”“湖北暴雨”话题相关的微博数据。利用基于BERT微调模型的机器学习方法进行了时间序列上的情感分析, 梳理了灾害舆情议题的热度和情感强度变化; 结合以关键词共现语义网络为核心的知识图谱方法, 探寻了不同灾害的舆论热点变化特征。【结果】结果表明: (1) 同类型暴雨洪涝灾害舆情通常具有相似的时序特征, 即通常会持续较长时间, 且舆情高峰都与关键性事件有关。(2) 同类型暴雨洪涝灾害舆情情感色彩分布相似, 但会因灾害严重程度不同而产生相应变化。山西暴雨中正向情感占比为36.83%, 负向占比为28.81%; 河南暴雨则为34.23%和43.25%; 湖北暴雨则为45.91%和27.07%。(3) 类似暴雨洪涝灾害舆情具有相类似的主题分布, 可分为对致灾因子和灾害本身的关注、对致灾过程的关注和应急抢险救援的关注、对洪涝灾害对于社会经济生态影响方面的关注。【结论】暴雨洪涝灾害引发的网络舆情的演变特征大致相近, 但因灾害严重程度差异, 而呈现出一定的差异。针对这一特征, 提出了如下建议: (1) 做好日常舆情管控措施, 及时做好突发灾害应对; (2) 重视官方灾害信息及时发布, 合理疏导和调控舆情; (3) 建立舆情管控联动机制, 吸取优秀管理经验。研究成果对于研判灾害舆情变化趋势, 提升灾害舆情治理体系和能力具有积极意义。

关键词: 暴雨洪涝灾害; 灾害舆情; 应急管理; 灾害比较; 自然语言处理; 降水; 城市内涝

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2023.02.005

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV213.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2023)02-0047-13



收稿日期: 2022-08-16; 修回日期: 2022-10-05; 录用日期: 2022-10-05; 网络出版日期: 2022-10-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(61901471, 41801064, 71790611); 中国高等教育学会2022年度高等教育科学研究规划课题(22DL0302); 国家重点研发计划政府间/港澳台重点专项项目(2018YFE0109600); 中国气象局软科学重点项目(2022ZDIANXM20); 北京市社科基金研究基地项目(19JDGLA008); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2021TC062)

作者简介: 张谱(1997—), 男, 学士, 主要从事风险感知与应急管理研究。E-mail: 2019317020119@cau.edu.cn

通信作者: 孔锋(1986—), 男, 副教授, 博士, 主要从事气候变化风险与自然灾害研究。E-mail: kongfeng0824@foxmail.com

©Editorial Department of Water Resources and Hydropower Engineering. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

A study on public opinion characteristics of rainstorm flooding disasters based on Sina Weibo data: take the three rainstorm flooding disasters in China in 2021 as an example

ZHANG Pu¹, ZHANG Hao², KONG Feng^{1,3}, KONG Yunlong⁴

(1. College of Humanities and Development Studies, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 3. Center for Crisis Management Research, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 4. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: [Objective] The governance of public opinion related to natural disasters is an important element of comprehensive disaster reduction. In order to explore the characteristics of network public opinion triggered by extraordinary rainstorm and flooding disasters, and summarize the experience of relevant public opinion response, [Methods] the three extraordinary rainstorm and flooding disasters that occurred in 2021 were taken as examples and Weibo data related to the topics of “Shanxi rainstorm”, “Henan rainstorm” and “Hubei rainstorm” posted on the Sina Weibo platform were collected. A machine learning method based on the BERT fine-tuning model was used for sentiment analysis on time series to sort out the changes in the hotness and sentiment intensity of disaster public opinion issues; and a knowledge graph method with keyword co-occurrence semantic network as the core explored the characteristics of changes in public opinion hotspots for different disasters. [Results] The results show that (1) public opinion on the same type of rainstorm and flooding disasters usually has similar chronological characteristics, it usually lasts for a long time and the peaks of public opinion are associated with critical events. (2) The emotional color distribution of public opinion on the same type of rainstorm and flooding disasters is similar but will change accordingly depending on the severity of the disaster. The percentage of positive emotion in the Shanxi rainstorm in this study is 36.83% and 28.81% of negative emotion; in the Henan rainstorm, it is 34.23% and 43.25%; in the Hubei rainstorm, it is 45.91% and 27.07%. (3) Public opinion on similar rainstorm and flooding disasters has similar thematic distribution, which can be divided into concerns about the disaster-causing factors and the disaster itself, concerns about the disaster-causing process and emergency rescue and relief, and concerns about the socioeconomic and ecological impacts of the floods. [Conclusion] The evolutionary characteristics of online public opinion triggered by rainstorm and flooding disasters are roughly similar but show some differences due to the difference in the severity of the disasters. In response to this characteristic, the following recommendations are made: (1) daily public opinion control measures and timely response to sudden disasters should be done well; (2) the timely release of official disaster information and reasonably channel and regulate public opinion should be taken seriously; (3) a public opinion control linkage mechanism should be established and excellent management experiences should be learned. The research results are of positive significance to study and judge the changing trends of disaster public opinion and improve the disaster public opinion governance system and capacity.

Keywords: rainstorm flooding disasters; disaster public opinion; emergency management; disaster comparison; natural language processing; precipitation; urban waterlogging

0 引言

近年来, 极端天气气候事件在世界范围内愈演愈烈, 暴雨洪涝灾害层出不穷。2020 年, 中国共出现 33 次大范围强降水过程, 平均降水量 689.2 mm, 较常年偏多 11.2%, 为 1961 年以来第三多。2021 年, 中国共发生 42 次强降雨过程, 面降水量 659 mm, 较常年偏多 6%。2021 年的暴雨洪涝灾害尤为严重, 应急管理部公布的 2021 年十大自然灾害前 6 名中, 有 5 个灾害是由于暴雨引起的洪涝灾害。在自媒体环境下, 由于突发自然灾害事件自身的突发性和高风险性, 往往使得舆情传播的复杂性与不确定性大大增加。由于中国仍处于社会经济建设的关键期和转型

期, 民众利益诉求复杂, 突发公共事件时有发生, 相应的舆情管控压力也不容小觑, 舆情对政府管理产生了不可忽视的影响。因而, 研究由洪涝灾害引发的网络舆情是十分必要的。

随着移动互联网的高速发展, 突发事件的相关信息往往会在网络上快速传播, 在极短时间内就会从灾害发生地快速扩散到全国, 甚至境外地区^[1]。在灾害发生时, 很多用户会利用社交平台发布灾害实时情况, 转发求助消息或是为他人的求助信息提供支持^[2]。国内外学者对于灾害舆情做了大量的研究工作: 陈健瑶等^[3]从分析社交媒体上与自然灾害相关文本句法特征视角出发, 提出了一种面向突发自然灾害的网络舆情事件识别方法, 使得从小规模数据集中

精确的识别事件成为了一种可能; 郭宇等^[4]从危机管理的视角出发, 研究了突发事件网络舆情的演变规律, 为精准的突发事件网络舆情与动态决策提供了新思路; 刘悦等^[5]利用大数据分析对灾害舆情信息传播发展路径进行分析, 获取灾害舆情传播特征, 以地震灾害与台风灾害为例, 设计舆情波动影响分析模块, 得到舆情波动影响因素, 并以 Hadoop 架构为基础, 设计重大灾情事件网络舆论信息引导 Hadoop 架构, 实现对重大自然灾害事件网络舆情信息智能监测; 耿硕璘等^[6]基于新浪微博为数据源, 以话题“寿光洪灾”为切入点, 利用网络爬虫技术抓取评论数据, 从关注、认知、响应 3 个维度, 构建出新媒体用户灾害感知指标体系, 并对新媒体平台下自然灾害信息扩散以及公众灾害感知特征进行分析研究。王晰巍等^[7]基于网络舆情传播理论, 提出新媒体环境下自然灾害网络舆情的三种传播路径, 并以新浪微博为数据源, 采用蜘蛛爬虫获取“雅安地震”话题数据样本, 应用社会网络分析方法, 对新媒体环境下自然灾害舆情传播路径及网络结构进行实证研究。ADAM 等^[8]基于推特数据, 分析了网络舆论对于危机传播过程中的影响; KRYVASHEYEYU 等^[9]基于网络社交媒体数据, 分析了社交媒体在灾害信息传递中扮演的角色; URBAN 等^[10]以社交媒体数据为基础, 研究了公共舆论被社交媒体影响的机制; LANDWEHR^[11]通过采集发布于特定地区的推特数据, 评估了社交媒体信息在应对海啸灾害中的作用。

基于此可以认为互联网平台上发布的与灾害相关的文本, 可以一定程度上的反映民众对于突发灾害的认知情况^[12]。通过对灾害相关微博正文进行情感分析及主题分析, 对于研究灾害相关的网络舆情具有一定的现实意义。但现阶段学者们的研究往往研究的是单一灾害的相关舆情, 少有学者对多个类似灾害进行比较研究, 因而本研究在采用了具有一定认可度的研究方法的同时又具有一定创新性。本文通过采集新浪微博平台上与 2021 年 7—8 两个月间发生的三个重大暴雨洪涝灾害相关的微博正文数据以及相应的发布时

间, 利用基于 BERT 微调模型的情感分析模块进行文本情感分析, 结合时序变化趋势, 进行可视化呈现, 然后结合语义网络分析进行主题分析, 分析三个接连发生的、相同类别的洪涝灾害的网络舆情变化趋势。本文可为有关部门的舆情引导和管控提供一定的支撑作用^[13]。

1 三场暴雨特征及研究方法

1.1 三场暴雨特征及影响

据应急管理部消息, 2021 年 7 月 10 日至 23 日, 山西省出现两轮强降雨天气过程, 局部降水量达 250 mm 以上, 进而引发严重洪涝灾害, 造成 61.2 万人受灾, 因灾死亡失踪 35 人, 直接经济损失 82.8 亿元。同年 7 月 17 日至 23 日, 河南省遭遇历史罕见特大暴雨, 全省平均降雨量 223 mm, 多个观测站超过 500 mm, 灾害造成 1 478.6 万人受灾, 死亡或失踪 398 人, 直接经济损失 1 200.6 亿元。同年 8 月 8 日至 15 日, 湖北省部分地区出现强降雨, 局地最大日雨量为 519 mm, 引发严重洪涝灾害, 造成 158 万人受灾, 死亡 28 人, 直接经济损失 31.2 亿元^[14]。此外同年 8 月下旬陕西也发生了严重暴雨洪涝灾害, 但据应急管理部公告, 此灾害排名第六, 排名相对较后; 同年 9 月黄河中下游也发生了严重秋汛, 但由于涉及多个省份, 同样不宜纳入此次研究, 因而均未选取为此次研究的对象。三场灾害的简要情况如下表 1 所示。这三场自然灾害在新浪微博平台上引起了大量讨论, 其中“河南暴雨”在 2021 年 7 月 20 日至 8 月 1 日期间, 共 29 次登上微博热搜, 合计占据热搜时间为 5 320 min, 累计热度 33 049 697; “湖北暴雨”在 8 月 12 日、8 月 13 日两次登上微博热搜, 合计占据热搜时间为 193 min, 累计热度 654 625。

1.2 研究方法

本次研究主要从两个维度构建舆情分析评价方法: 首先是基于时间序列的“暴雨”相关微博情感变化趋势研究。利用爬虫程序爬取一定的相关微博数据, 构建初始语料数据库, 然后对爬取的数据进行数

表 1 2021 年中国典型暴雨洪涝灾害灾情对比

Table 1 Comparison of major rainstorm and flooding disasters in China in 2021

灾害名称	发生时间	典型雨情	受灾人数/万人	生命损失	直接经济损失/亿元
7 月中下旬山西暴雨洪涝灾害	7 月 10—23 日	局部 250 mm 以上	61.2	死亡失踪 35 人	82.8
7 月中下旬河南特大暴雨灾害	7 月 17—23 日	平均降雨量 223 mm, 多地超过 500 mm	1 478.6	死亡失踪 398 人	1 200.6
8 月上中旬湖北暴雨洪涝灾害	8 月 8—15 日	最大日雨量为随县柳林 519 mm	158.0	死亡 28 人	31.2
8 月中下旬陕西暴雨洪涝灾害	8 月 19 日—25 日	青木川日降水量 276.8 mm	107.2	因灾死亡 21 人	91.8
黄河中下游严重秋汛	9 月	黄河中下游发生 1949 年以来最大秋汛	666.8	因灾死亡失踪 41 人	153.4

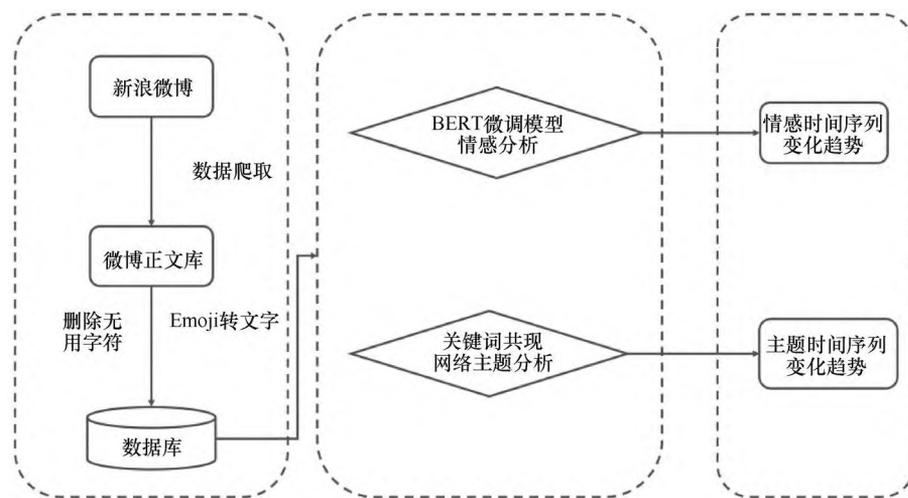


图 1 研究技术路线

Fig. 1 Research technology line

据清洗, 删除无用字符后采用基于 BERT 的微调模型进行情感分析, 确定每一微博正文的情感倾向, 再对时间信息进行整理降维, 也就是将同一天 24 h 内不同时间段发布的相关微博归一到同一天, 从而实现时间序列上的统一, 进而实现时间序列上的分析; 其次是基于时间序列的主题分析, 这里采用了关键词共现语义网络分析方法, 利用完成数据清洗后的相关语料实现对三个不同暴雨洪涝灾害相关微博的主题归类, 进而分析出三个连续发生的灾害相关微博正文的主题随时间序列的变化趋势。具体的技术路线框架如图 1 所示。

2 暴雨相关微博有效信息的抽取

2.1 数据获取

本文的数据爬取自新浪微博, 据 6 月 1 日新浪微博官方发布的 2022 年 Q1 财报, 截至一季度末, 微博月活跃用户达到 5.82 亿, 日活跃用户达到 2.52 亿。现已成为当前社会网民发表言论的一个大众平台, 因而该平台的用户数据往往具有较高的参考价值。主要依托基于 Crawls 的爬虫程序进行采集, 该程序通过模拟用户搜索微博对应关键词的相关内容, 每次可获取 50 条微博信息。本次数据采集分别以“山西暴雨”、“湖北暴雨”、“河南暴雨”为搜索关键词, 采集了这三个暴雨洪涝灾害发生前后合计 30 天中发布于新浪微博平台的一系列数据, 主要包含用户相关信息, 微博正文内容, 发布时间等关键信息。

2.2 三场暴雨相关微博的数据特征

以“山西暴雨”为搜索关键词, 采集了 2021 年 7 月 1 日 0 时至 8 月 1 日 24 时新浪微博用户发布于新

浪微博平台的一系列微博数据, 主要包含用户相关信息, 微博正文内容, 发布时间等关键信息, 经过爬取, 共获得 4 928 条相关信息。具体相关微博发布数量随时间变化趋势图如图 2(a) 所示。

以“河南暴雨”为搜索关键词, 采集了 2021 年 7 月 10 日 0 时至 8 月 10 日 24 时发布于新浪微博平台的一系列数据, 主要包含用户相关信息, 微博正文内容, 发布时间等关键信息, 经过爬取, 共获得 26 628 条相关信息。具体相关微博发布数量随时间变化趋势图如图 2(b) 所示。

以“湖北暴雨”为搜索关键词, 采集了 2021 年 8 月 01 日 0 时至 9 月 01 日 24 时新浪微博用户发布于新浪微博平台的一系列数据, 主要包含用户相关信息, 微博正文内容, 发布时间等关键信息, 经过爬取, 共获得 6 827 条相关信息。具体相关微博发布数量随时间变化趋势图如图 2(c) 所示。

分析上述结果可以发现, 这三场暴雨洪涝灾害引起的舆情在出现高峰后, 热度都会以较快的速度快速下降, 以河南暴雨最为明显, 在 7 月 21 日、22 日出现高潮后, 快速衰退, 随后关注度几乎不再出现明显波动。山西暴雨由于涉及到了两次接连发生的灾害, 因而出现了两次高潮, 随后便开始趋于平稳。湖北暴雨与山西暴雨类似, 但是只有一波高潮, 按正常情况应该会快速趋于平稳, 但是 27 日出现反常高峰, 经查证是由于当天湖北省相关部门发布了问责通知, 对相关责任人进行了处理, 因而导致了反常波动。总体来看, 这三场灾害的相关微博发布数量都是伴随突发事件陡然出现高峰, 随后开始快速衰退, 日趋平稳。

2.3 数据清洗

由于爬取的微博正文中含有大量的无用字符, 诸如“@XXX”, “#XXX”, 因而正则化中文文本, 去除非中文字符, 以及@号后的相关内容, 从而实现初步清洗。对于存在 emoji 表情, 由于该表情本身就含有一定的情感含义, 因而不能直接删除, 这里采用 emojiswitch 库将 emoji 表情替换为中文字符。

3 三场暴雨相关微博语义情感特征分析

3.1 BERT 微调模型

BERT 是从 Transformer 中衍生出来的预训练模

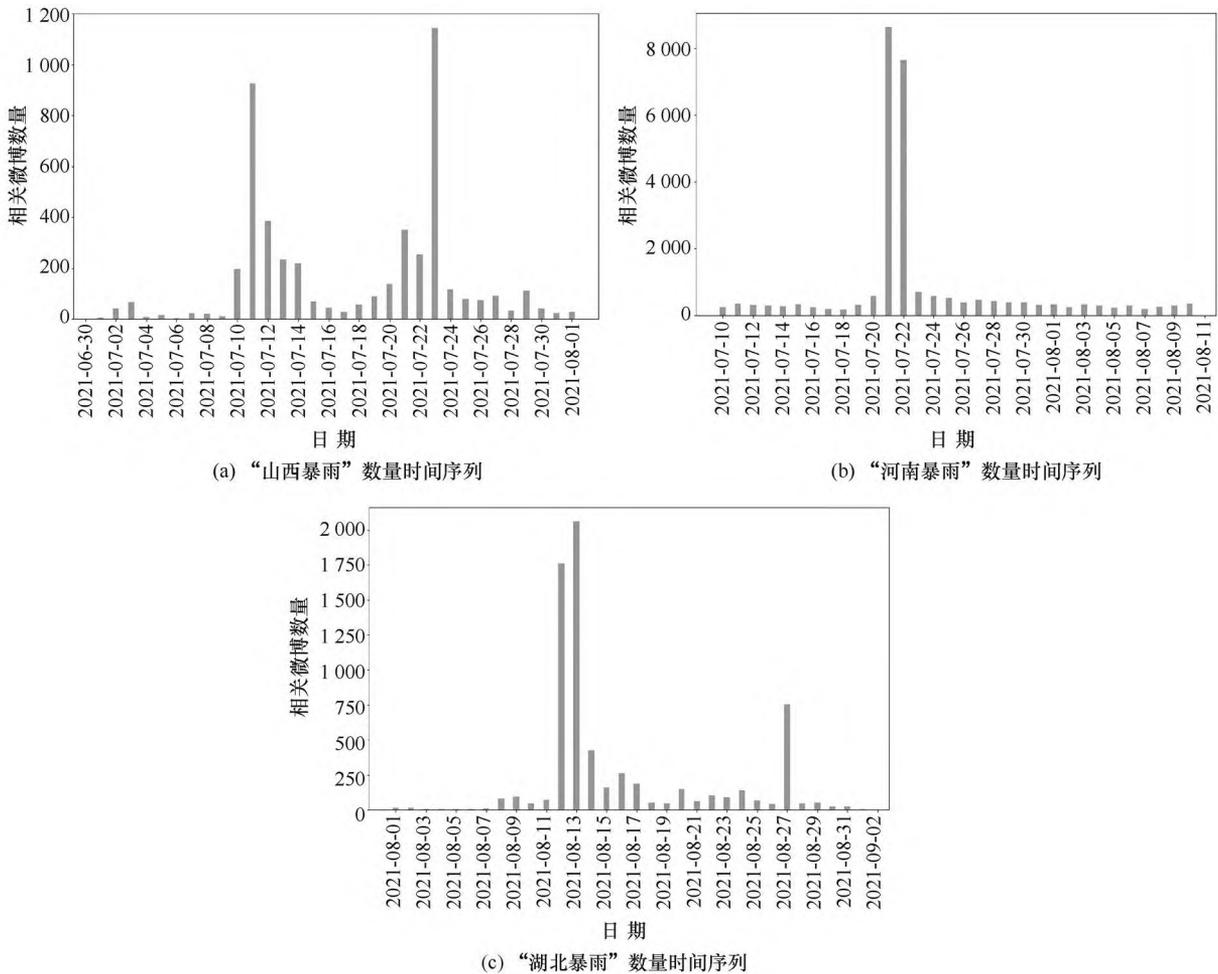


图2 相关微博数量时间序列

Fig. 2 Time series of the number of related Weibo

型, 可将其沿用至自然语言处理任务^[15]。Transformer 是 Google Brain 中 Ashish Vaswani 等在 Attention Is All You Need 中所提出的 sequence2sequence 模型^[15], 应用方式主要是先进行预训练语言模型, 然后适当地分配给下游任务如分类、标记等^[16]。本文采用的 BERT 微调模型是哈工大讯飞联合实验室 (HFL) 发布的基于全词掩码 (Whole Word Masking) 技术的中文预训练模型 BERT-wwm, 该模型的训练语料包含了 10 个领域 (均匀分布) 的 5 万条新闻, 包括体育、金融、技术等。对于二分类的情感分析任务有着较高的准确率: 对于其开发集的准确率达 95.1%, 对于测试集的准确率则达到 95.4%^[17]。该模型可以实现对给定的短文本内容进行情感分类, 根据其情感倾向, 给与 0 至 1 的情感得分。得分越接近 0, 负面情感越明显; 越接近 1, 正面情感越明显; 当趋向于 0.5 时, 被认为是接近中性情感。由于本次情感分类的需求也为二分类, 因而该 BERT 微调模型对于本文的微博短文本具有较高的适用性。

3.2 三场暴雨相关微博语义情感分类

将获取的“山西暴雨”相关微博数据进行清洗, 最终合计获得 4 928 条有效相关微博数据。将获得的数据带入 BERT-wwm 微调模型进行分析, 得到情感色彩区间的分布, 对得到的情感数值进行可视化处理, 可以得到如图 3(a) 所示的情感色彩分布区间图。

对“山西暴雨”相关微博的相关结果进行进一步统计, 发现情感得分位于区间“0.0~0.2”呈现强烈负向情感色彩的微博数量为 528 条, 典型语料为“雨下的好大, 太可怕了”; 情感得分位于区间“0.2~0.4”呈现负向情感色彩的微博数量为 1 287 条, 典型语料为“雨下了几天了, 有点吓人”; 情感得分位于区间“0.4~0.6”呈现中性情感色彩的微博数量为 1 693 条, 典型语料为“气象台发布气象预警”; 情感得分位于区间“0.6~0.8”呈现正向情感色彩的微博数量为 1 068 条, 典型语料为“雨终于要停了, 会好起来的”; 情感得分位于区间“0.8~1.0”呈现强烈正向情感色彩的微博数量为 352, 典型语料

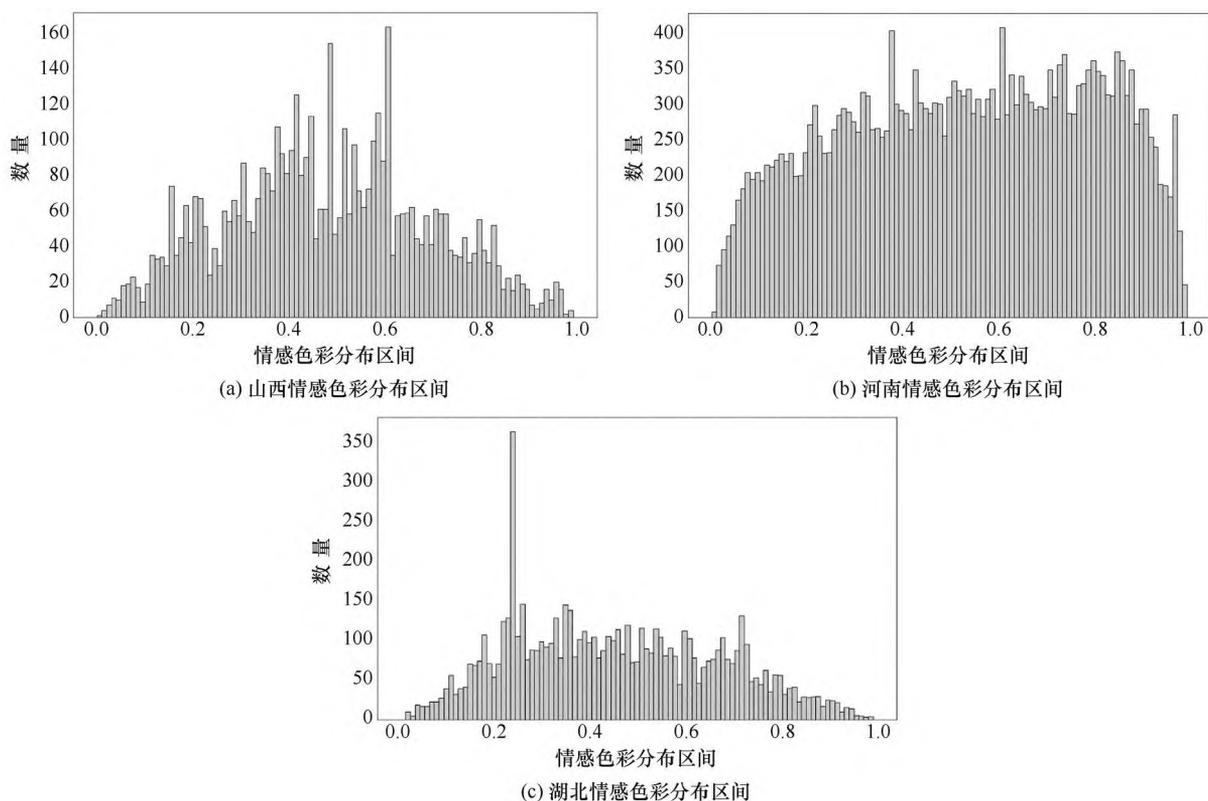


图 3 暴雨相关微博情感色彩分布区间

Fig. 3 Distribution interval of emotional color of rainstorm-related Weibo

表 2 暴雨相关微博情感色彩分布区间

Table 2 Distribution interval of emotional color of rainstorm-related Weibo

情感得分	情感倾向	山西暴雨		河南暴雨		湖北暴雨	
		微博数量	占比	微博数量	占比	微博数量	占比
0 ~ 0.2	强烈负向	528	10.71%	3 510	13.18%	791	11.59%
0.2 ~ 0.4	负 向	1 287	26.12%	5 605	21.05%	2 343	34.32%
0.4 ~ 0.6	中 性	1 693	34.35%	5 997	22.52%	1 845	27.03%
0.6 ~ 0.8	正 向	1 068	21.67%	6 471	24.30%	1 447	21.20%
0.8 ~ 1.0	强烈正向	352	7.14%	5 045	18.95%	401	5.87%

为“加油，相信政府”。在计算了各自的百分比后，可以得到如下表 2 所示的结果。可以发现此次山西暴雨洪涝灾害的舆情中占据主体地位的为中性文本，占比达到 34.35%，超过了 1/3。而强烈正向情感色彩的相关微博占比相对最少，仅为 7.14%，强烈负向情感的相关微博占比紧随其后，为 10.71%。整体而言，本次舆情中有 36.83% 的负向情感评论，28.81% 的正向情感评论，在不考虑大量中性文本的情况下，可以认为本次灾害负面舆情占据了主导地位，有待进一步引导。

对“河南暴雨”的 26 628 条相关微博数据进行情感色彩分析，得到如图 3(b) 所示的结果。对结果进行进一步统计，发现位于区间“0.0~0.2”的微博数量为 3 510 条；位于区间“0.2~0.4”的数量为

5 605 条；位于区间“0.4~0.6”的数量为 5 997 条；位于区间“0.6~0.8”的数量为 6 471 条；位于区间“0.8~1.0”的数量为 5 045。在计算了各自的百分比后，可以得到如下表 2 所示的结果。可以发现此次河南暴雨洪涝灾害的舆情中占据主体地位的为正向文本，占比达到 24.30%，超过了 1/5。而强烈负向情感色彩的相关微博占比相对最少，仅为 13.18%，强烈正向情感的相关微博占比紧随其后，为 18.95%。整体而言，本次舆情中有 34.23% 的负向情感评论，43.25% 的正向情感评论，在不考虑大量中性文本的情况下，可以认为本次灾害正面舆情占据了主导地位。

对“湖北暴雨”的 6 827 条相关微博数据进行情感色彩分析，得到如图 3(c) 所示的结果。对结果进

行进一步统计,发现位于区间“0.0~0.2”的微博数量为 791 条;位于区间“0.2~0.4”的数量为 2 343 条;位于区间“0.4~0.6”的数量为 1 845 条;位于区间“0.6~0.8”的数量为 1 447 条;位于区间“0.8~1.0”的数量为 401。在计算了各自的百分比后,可以得到如下表 2 所示的结果。可以发现此次湖北暴雨洪涝灾害的舆情中占据主体地位的为负向文本,占比达到 34.32%,超过了 1/3。而强烈正向情感色彩的相关微博占比相对最少,仅为 5.87%,强烈负向情感的相关微博占比紧随其后,为 11.59%。整体而言,本次舆情中有 45.91%的负向情感评论,27.07%的正向情感评论,在不考虑大量中性文本的情况下,可以认为本次灾害负面舆情占据了主导地位。

3.3 三场暴雨洪涝灾害情感趋势对比分析

结合这三个类似洪涝灾害的影响范围和造成的生命财产损失情况以及利用 BERT 模型计算出的相关舆情情感倾向情况,汇总得到如表 3 所列的灾害损失情况及相关舆情情况对比表。可以发现,当出现暴雨洪涝灾害时,均会产生大量的负面情感倾向的相关微博。对比山西暴雨和湖北暴雨可以发现,受灾人数越多,则直接遭遇灾害的人数越多,这些人直接发布灾害相关的微博,且多为负面情感倾向,从而使得比重会逐渐增大。但当灾害严重到一定程度,如河南暴雨造成了大量生命财产损失,则会吸引更多非灾害直接发生地方的人关注,为灾区人员祈福等,进而推进更多积极情感的文本的发布。为了营造积极正面的网络舆论环境,减少因自然灾害带来的不利舆情,应当做好舆论引导,进一步把控舆论环境,避免由于负面言论泛滥而导致政府公信力的损失和可能产生的不安定因素。由于人们普遍存在从众心理,相关部门进行舆论引导时,可以有针对性的淡化灾害本身的相关话题,转而更多的引导人们给身处灾难中的人们加油打气,从而推进舆论环境的快速正面化。

4 暴雨相关微博情感色彩的时相变化特征

为使得可视化效果更佳明显,将情感值得分进行了进一步处理。具体处理方式将对初始值为 0~0.5

的负向情感得分减去 0.5,使之更加直观的显示为 -0.5~0,从而位于坐标轴下方;对初始值为 0.5 至 1 的正向情感得分同样减去 0.5,使之更加直观的显示为 0 至 0.5,从而位于坐标轴上方。

4.1 三场暴雨相关微博的情感色彩随时间变化趋势

对以“山西暴雨”为关键词的 4928 条微博正文内容进行情感分析,并逐一计算情感得分均值,将对应每一日期内的所有正向情感得分和负向情感得分分别加和,并从而求出每一天的情感得分情况,然后绘制如图 4(a)所示的山西暴雨相关微博情感分值时间序列变化图。分析可以发现,在 7 月 11 日前后,7 月 23 日前后,出现了两轮情感高潮,且第二轮负向情感明显多于第一轮。

对以“河南暴雨”为关键词的 26 628 条微博正文内容进行上述操作,可以得到如图 4(b)所示的时间序列图。分析可以发现,仅在 7 月 20 日,7 月 21 日出现了舆情高潮,经过查证,这与大量官方媒体的竞相报道有很大关系,且呈现出正向情绪略多于负向情绪的特点。

对以“湖北暴雨”为关键词的 6 827 条微博正文内容进行同样的操作,可以得到如图 4(c)所示的灾前情感分值时间序列变化图。分析发现,在 8 月 13 日前后出现了舆情高潮,在 8 月 27 日又一次出现了小高峰。经查证发现第一次系大规模降水,出现了相关报道,第二次则为湖北省相关部门对此次灾害做出了总结,并对相关责任人进行追责处置。

4.2 三场灾害时间序列分析及其差异性

结合这三场灾害的舆情时相特征,可以发现:三个灾害舆情的高峰阶段都伴随着重要事件的出现:山西暴雨相关微博的发布数量在 10—11 日、18—23 日两轮强降雨的到来时同步出现峰值;湖北暴雨相关微博的发布数量于 11—12 日襄阳、随州出现大暴雨时出现高峰,8 月 27 日湖北省纪检监察机关发布了事件调查报告和相关追责问责公告后,出现了第二个小高潮;河南暴雨相关微博数量则在 20 日多方报道后出现高峰。三个灾害的峰值热度相差较大:从相关微博的发布数量上看,河南暴雨的微博相关话题数量最多,达 26 628 条,山西暴雨为 4 928 条,湖北暴雨则

表 3 三场灾害损失及舆情情况对比

Table 3 Comparison of damage and public opinion in the three disasters

灾害名称	受灾人数/万人	生命损失	直接经济损失/亿元	偏负向占比	偏正向占比	最大占比色彩
山西暴雨	61.2	死亡失踪 35 人	82.8	36.83%	28.81%	中 性
河南暴雨	1 478.6	死亡失踪 398 人	1 200.6	34.23%	43.25%	正 向
湖北暴雨	158	死亡 28 人	31.2	45.91%	27.07%	负 向

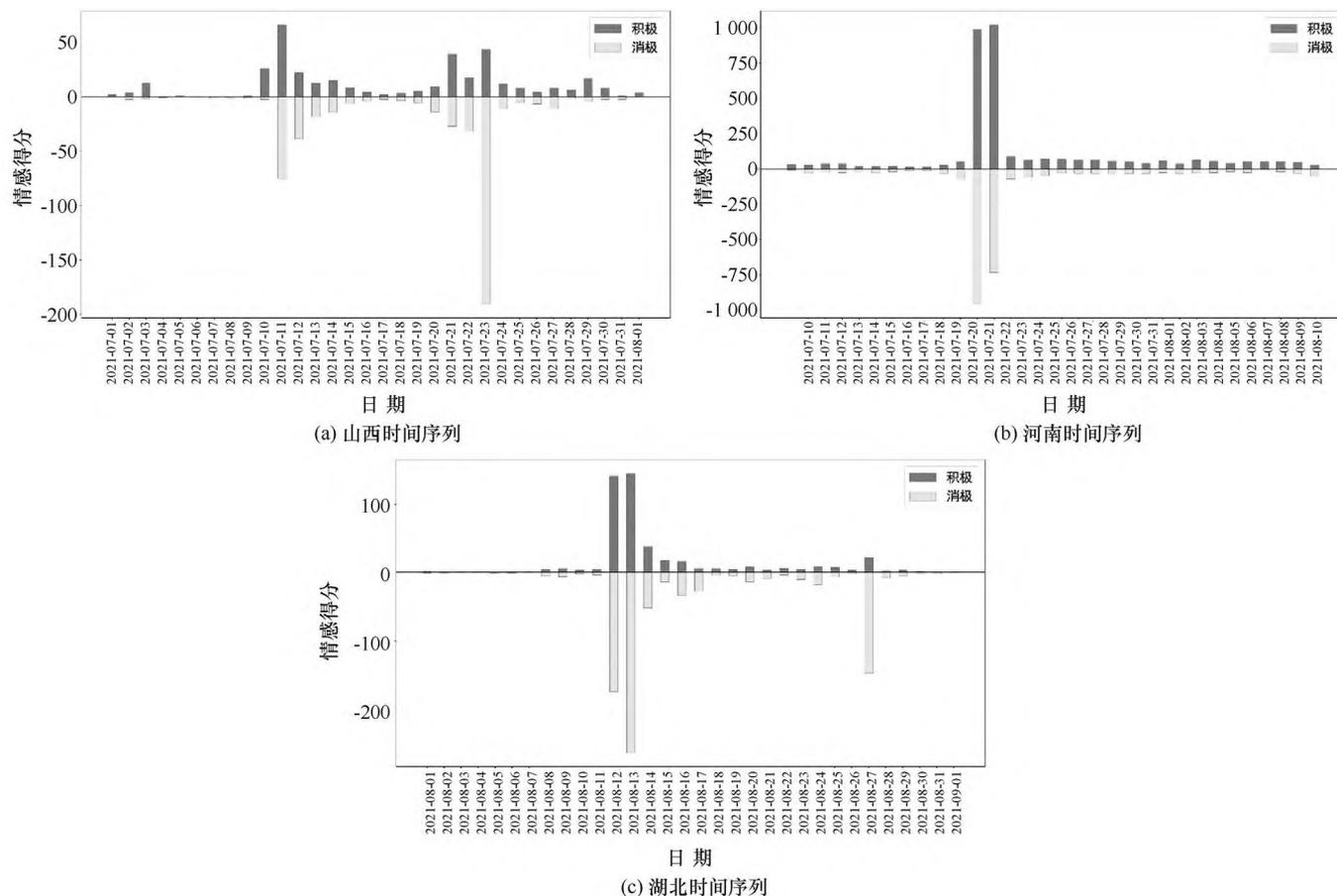


图 4 三场暴雨相关微博情感色彩时间序列

Fig. 4 Time series of emotional color of Weibo related to three rainstorms

为 6 827 条; 从单日情感累计得分来看, 河南暴雨的正向情感日累计得分峰值接近 1 000 分, 负向情感峰值为近-1 000 分; 山西暴雨正向峰值为 50 左右, 负向峰值为 -200 分左右; 湖北暴雨正向峰值接近 130 分, 负向峰值接近-300 分。

可以发现出现舆情高峰和重点事件存在紧密相关性, 且滞后效应相对不太明显, 一旦突发自然灾害事件出现, 会迅速产生舆情^[18]。在不发生次生事件或灾害重复发生的情况下, 相关事件的热度会随着时间推移而逐渐降低, 且会逐渐呈现正向情感占据主导地位的情况。山西由于发生了第二轮灾害, 导致产生了第二波舆论高峰, 且第二轮舆情出现时, 负向情绪明显占据主导地位, 这很大程度上是由于接连发生灾害, 导致民众不满, 因而产生了大量负面情绪。这也表现出当地政府在应对网络舆情时的举措失当, 未能很好的化解舆论风波, 放任不良情绪发酵, 带来了较大的负面影响。湖北暴雨的相关主题出现了反常, 经过查证, 很大程度上是由于湖北省进行过了相关责任追究, 民众对此进行了大量讨论。这表明政府对于公共事件的回应会带来公众的巨大关注和舆情爆发效

应, 从而使得原本已经平复的舆情再次爆发。这也从另一角度验证了政府官方发布消息对于舆情变化的重大意义。因而在政府做出回应或出台处理办法时, 必须慎重考虑, 权衡可能产生的舆情, 并为可能爆发的次生舆情做出预先筹划, 从而使得舆情可控, 舆论环境平稳^[19]。

5 三场暴雨相关微博正文的主题分析

5.1 语义网络

语义网络主要基于 TFIDF 算法。TFIDF 也叫做词频反文档频率, 结合了词频计算公式和反文档频率的计算公式。TFIDF 的计算公式为

$$TFIDF_{ij} = \log(f_{ij}) \times \log\left(\frac{N}{n_j}\right) \quad (1)$$

式中, f_{ij} 代表词 j 在文档 i 中的出现频率, 即词 j 在文档 i 中出现的频次与文档 i 中总词数的比; N 代表总文档数; n_j 代表出现词 j 的文档数。用 TFIDF 值可以弱化常见词, 保留重要的词。若某个词在某个文档中是高频词, 在整个语料中又是低频出现, 那么这个词将具有高 TFIDF 值, 它对这篇文档来说, 就是关键词,

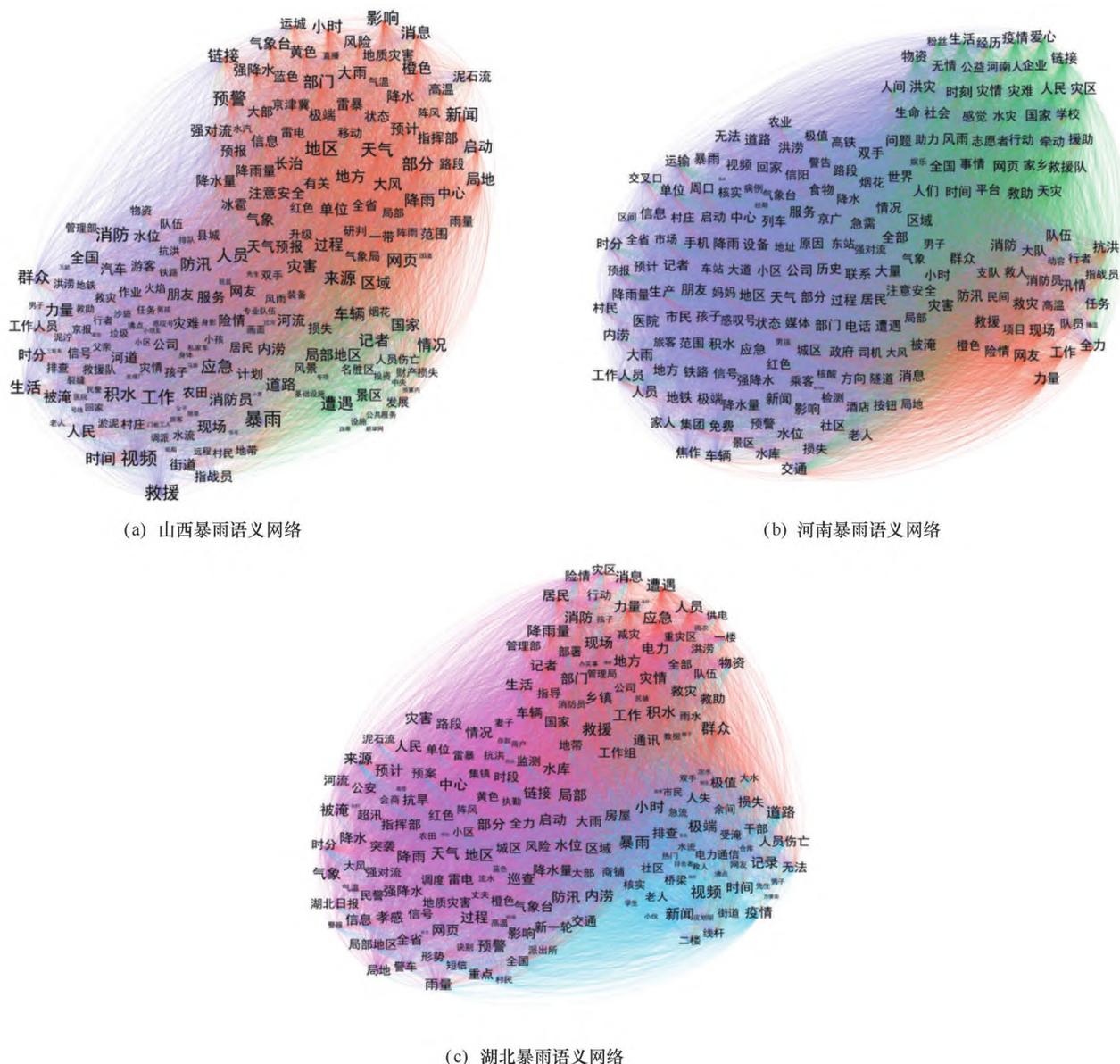


图 5 三场暴雨相关微博关键词共现语义网络

Fig. 5 Semantic network of co-occurrence of Weibo keywords related to three rainstorms

或主题词。 $TFIDF$ 的值是比较大的, 也就是表示这个词 j 对这篇文章 i 比较重要^[20]。解决的是当一个文档中有相同词频的不同词时, 区分这些词对文档的重要性问题。由于中文习惯所致、语料往往是整个句子, 而并非单一汉字的堆叠, 因而我们需要把句子准确切割为一个个词语, 考虑现有的分词算法的精确性便捷性后, 本文采用了 jieba 分词算法^[21]。本文利用 jieba 进行分词后利用统计出现最高的 200 个关键词, 分别对山西暴雨相关语料、河南暴雨相关语料、湖北暴雨相关语料中的高频词构建了语义网络图。

5.2 三场暴雨相关微博关键词语义网络分析

对以“山西暴雨”为关键词的 4 928 条微博正文

文本进行分词, 并取出词频最高的 200 个关键词, 并构建语义网络图, 这些关键词之间的内在联系形成了 10 027 条连接线, 进而可以得到如图 9 所示的“山西暴雨”相关微博语义网络图。山西暴雨的语义网络图呈现明显的 3 个板块, 颜色分别为橙色、紫色、绿色, 占比分别为 53.5%、35%、11.5%。这三个主题表明这一阶段存在 3 个明显的主题。这 3 个主题分别是: (1) 山西发布气象预警, 多地出现大风大雨等强对流天气; (2) 山西省局部地区形成内涝, 相关部门开启抢险救灾工作; (3) 部分风景区出现洪涝灾害, 造成人民群众生命财产损失。

对以“河南暴雨”为关键词的 6 827 条微博正文

文本进行分词, 并取出词频最高的 200 个关键词, 并构建语义网络图, 这些关键词之间的内在联系形成了 18 171 条连接线, 进而可以得到如图 5(b) 所示的“河南暴雨”相关微博语义网络图。河南暴雨的语义网络图呈现明显的 3 个板块, 颜色分别为紫色、绿色、橙色, 占比分别为 64.5%, 21.5%, 14%。这 3 个主题分别是: (1) 河南多地出现强降水, 局部地区开始出现内涝等现象, 生产生活秩序被破坏; (2) 包括河南省内多地地区形成内涝, 学校等地处于险情中, 相关部门开启抢险救灾工作; (3) 消防等力量开展抢险救灾工作, 全力抢救人民群众生命财产。

对以“湖北暴雨”为关键词的 6 827 条微博正文文本进行分词, 并取出词频最高的 200 个关键词, 并构建语义网络图, 这些关键词之间的内在关系形成了 13 441 条连接线, 进而可以得到如图 5(c) 所示的“湖北暴雨”相关微博语义网络图。湖北暴雨的语义网络图呈现明显的 3 个板块, 颜色分别为紫色、橙色、蓝色, 占比分别为 41%、33%、26%。表明这一阶段存在 3 个明显的主题。这三个主题是: (1) 湖北省发布气象预警, 孝感等多地出现较大降雨; (2) 对湖北省内多地地区形成内涝, 电力等基础设施无法正常使用, 相关部门开启抢险救灾工作; (3) 部分地区出现洪涝灾害, 部分地区遭遇严重险情, 造成群众生命财产损失。

5.3 三场暴雨相关微博主题对比分析

分析这三场灾害, 可以发现相关微博的主题分类大体相当。相关微博经过主题分析后, 都呈现明显的三个大类: (1) 对致灾因子危险性的关注, 也即对暴雨事件本身发生发展过程的关注, 这一关注主题主要集中在雨情上, 也就是哪些地方出现了降水, 以及相应的伴随过程, 诸如泥石流、大风等; (2) 对暴雨因灾的洪涝的致灾过程和应急抢险救援过程的关注, 包括对城市内涝影响、河道洪峰、应急响应特征的关注, 主题体现在开始出现积水、内涝, 出现通讯中断, 救援部门开展抢险救灾; (3) 对暴雨洪涝灾害产生的社会经济生态影响方面的关注, 包括对社会民生、经济行业发展和生态环境破坏的影响, 诸如电力通讯等出现一定时间的中断, 铁路等公共交通出现段中断, 人民群众生命财产出现损失等。

尽管相关主题类似, 但是这三场灾害相关微博的主题占比呈现出不同比例: 山西暴雨的相关话题占比情况为 53.5%, 35%, 11.5%; 河南暴雨的相关微博占比分别为 64.5%, 21.5%, 14%; 湖北暴雨的相关话题占比分别为 41%, 33%, 26%。由于这三场灾害

都是同类型灾害, 即由于短时间内大量降雨导致城市内涝型灾害, 因而民众对与此类话题的讨论从主题上归类应该是相近的, 这也符合人们朴素的情感认知。由于这三场灾害的严重程度有区别, 影响的范围不尽相同, 因而导致了其不同主题的不同占比。降雨程度越严重, 则其第一个主题的占比越高, 如河南暴雨多地降雨量超过 500 mm, 则其第一类主题的占比最高, 达到 64.5%。这也进一步导致了, 当出现相类似的灾害时, 由于相似灾害的反复刺激, 民众的认知疲劳度开始上升, 导致人们仅仅对于灾情最为严重的河南暴雨洪涝灾害最为关注, 而对于同类型的其他两个灾害关注度明显不足。当然这也为相应的舆情管控给出了一定的提示, 即某一灾害发生后可以梳理此次舆情的变化趋势, 从而为下次类似舆情的应对提供值得借鉴的经验^[22-25]。

6 结果讨论与建议

6.1 讨论

微博是现阶段反映舆情民意的一个重要载体, 因而分析微博平台上与洪涝灾害有关的文本内容对于研究舆情存在较大的现实意义。本文采用了自然语言处理的方法, 提高了对于大量文本的情感分析, 主题分类的工作效率, 对进行洪涝灾害的舆情研究有着一定的创新意义。本文主要依托新浪微博上网友发布的与暴雨相关的微博正文内容进行文本信息发掘, 由于相关法律法规等的限制, 部分微博可能会被不定期删除, 因而此次采集的数据只能一定程度上反映微博用户对于灾害的舆情, 存在一定的不足之处。正文情感分析部分则主要采用了基于 BERT 模型的算法, 相较于其他中文情感分类模型, 在准确率上相对较高; 但即使经过预训练, 应用于文本情感分析也无法做到绝对精准, 仍然存在较大的改进空间。本文的文本主题分类主要依托于基于 TF-IDF 的主题聚类分析, 对于聚类的结果仍然需要人工进行总结, 会随个人经验和认知水平的差异而造成结果的难以统一, 因而存在一定的不足。因此, 未来亟需加强灾害舆情主题分类的研究, 从而实现更加精确, 更加高效舆情监管机制的建立, 进而使得面对突发自然灾害时进行更加合理精确的舆情管控与疏导^[26]。

6.2 应对暴雨洪涝灾害网络舆情的建议

网络舆情平稳有序对于国家的长治久安和安定团结有着重要意义, 如果放任网络舆情随意发展, 那么很可能由于境外势力或某些别有用心的人员进行煽动, 而使得整个舆情呈现出负面态势, 甚至很

可能导致舆论的彻底失控。结合上述分析得出的暴雨洪涝灾害相关舆情特点, 可以认为对于暴雨引起的洪涝灾害的舆情处理, 应当注意以下方面: (1) 做好日常舆情管控措施, 出现灾害立即做出应对。由于灾害的突发性, 以及网民中普遍存在的从众心理^[27], 如果相关部门在灾害之初不能及时做出反应, 引导舆论正向发展, 很可能导致出现不利于安定团结的网络环境, 对社会的稳定产生不利影响^[28], 因而必须建立常态化的管控措施, 从而实现灾害舆情的及时管控^[29]。(2) 重视官方信息发布, 合理疏导调控舆情。由于灾害发生后互联网上大会在短时间内迅速产生舆情, 相关信息会充斥整个社交媒体。因此官方进行相关信息的发布就显得尤为重要, 相关部门在发布灾害相关信息时, 必须慎重考虑相关发布后可能产生的次生舆情, 慎重发布相关信息, 从而引导舆情向积极正向的方向发展。(3) 建立舆情联动机制, 吸取优秀管理经验。在山西两次接连发生的灾害中, 则可以很明显发现第二次灾害负向情绪大幅减少, 正向情绪大量增加, 这显示出了山西舆情管控的经验教训。尽管这三个灾害发生的间隔时间很短, 但是从舆情应对的角度来看, 并没有很好的吸取先前的经验教训^[30], 发生时间相对靠后的河南暴雨和湖北暴雨仍然出现了较为明显的负向舆情潮, 这表明借鉴其他地区舆情管控经验的机制尚不成熟, 仍然有待改进。

7 结 论

(1) 对于同类型的暴雨洪涝灾害, 微博平台上发布的灾害相关微博的时序特征是类似的。这三场类似灾害的舆情高峰都与关键性事件相关, 通常为出现突发事件的一天左右会出现舆情高峰, 如果后续不再出现突发性事件或次生事件进行二次发酵, 通常舆情会很快趋于平稳。且当政府等公权力机构针对灾害相关问题做出回应时, 极易产生次生舆情。

(2) 对于同类型的暴雨洪涝灾害, 微博平台上发布的相关微博的情感特征是类似的。针对这三场相似的灾害, 分析其相关微博情感色彩, 可以发现都呈现出明显的两极分化特征, 且正向情感明显多于负向情感。当灾害越严重, 则会促使发布祈福等相关微博的人增加, 使得正向情感占比进一步提升。

(3) 对于同类型的暴雨洪涝灾害, 微博平台上发布的相关微博的主题分类是类似的。这三场类似灾害发布的相关微博, 大体上都可以分为对致灾因子及灾害本身的关注、对致灾过程的关注和应急抢险救援的关

注、以及对洪涝灾害对于社会经济生态影响方面的关注, 但是由于灾害严重程度不同, 这三个部分各自占据的比例也通常会有一定差异。

参考文献 (References):

- [1] 陈迎欣, 苏泽伟, 周蕾. 灾害救助信息网络传播的关键因素及有效路径[J]. 情报杂志, 2022, 41(5): 106-111.
CHEN Yingxin, SU Zewei, ZHOU Lei. Key factors and effective paths of disaster relief information network dissemination[J]. Journal of Intelligence, 2022, 41(5): 106-111.
- [2] 王乃岳, 王茂林. 北京“7.21”特大暴雨灾害的舆情分析与有关思考[J]. 水利发展研究, 2012, 12(11): 13-15.
WANG Naiyue, WANG Maolin. Analysis of the public opinion on the “7.21” extraordinarily heavy rainstorm disaster in Beijing and related thoughts[J]. Water Resources Development Research, 2012, 12(11): 13-15.
- [3] 陈健瑶, 夏立新, 舒怡娴. 基于句法特征的突发自然灾害网络舆情事件识别方法研究[J]. 现代情报, 2022, 42(6): 17-26.
CHEN Jianyao, XIA Lixin, SHU Yixian. Research on the identification method of sudden natural disaster online public opinion events based on syntactic features[J]. Modern Intelligence, 2022, 42(6): 17-26.
- [4] 郭宇, 张传洋, 张海涛, 于文倩. 危机管理视角下突发事件舆情主题演化与治理分析[J]. 图书情报工作, 2022, 66(8): 113-121.
GUO Yu, ZHANG Chuanyang, ZHANG Haitao, YU Wenqian. Analysis of the evolution and governance of public opinion themes in emergencies from the perspective of crisis management[J]. Library and Information Work, 2022, 66(8): 113-121.
- [5] 刘悦, 杨桦. 基于大数据的自然灾害事件网络舆情信息监测平台[J]. 灾害学, 2018, 33(4): 13-17.
LIU Yue, YANG Hua. A big data-based information monitoring platform for online public opinion on natural disaster events[J]. Disaster Science, 2018, 33(4): 13-17.
- [6] 耿硕璠, 周旗, 李明洁, 等. 新媒体用户灾害认知和响应的时空分异及影响因素研究: 以山东寿光洪灾为例[J]. 灾害学, 2020, 35(2): 210-216.
GENG Shuolin, ZHOU Qi, LI Mingjie, et al. A study on the spatio-temporal variation of new media users' disaster cognition and response and the factors influencing it: Taking the Shouguang flood in Shandong Province as an example[J]. Disaster Science, 2020, 35(2): 210-216.
- [7] 王晰巍, 文晴, 赵丹, 等. 新媒体环境下自然灾害舆情传播路径及网络结构研究: 以新浪微博“雅安地震”话题为例[J]. 情报杂志, 2018, 37(2): 110-116.
WANG Zhaiwei, WEN Qing, ZHAO Dan, et al. Research on the dissemination path and network structure of public opinion on natural disasters in the new media environment: the topic of “Ya'an earthquake” as an example[J]. Journal of Intelligence, 2018, 37(2): 110-116.

- quake” on Sina Weibo as an example[J]. *Journal of Intelligence*, 2018, 37(2): 110-116.
- [8] ACAR A, MURAKI Y. Twitter for crisis communication: lessons learned from Japan’s tsunami disaster[J]. *International Journal of Web Based Communities*, 2011, 7(3): 392-402.
- [9] KRYVASHEYEU Y, CHEN H, OBRADOVICH N, et al. Rapid assessment of disaster damage using social media activity [J]. *Science Advances*, 2016, 2(3): e1500779.
- [10] URBAN Juliane, BULKOW Kristin. Tracing public opinion online—an example of use for social network analysis in communication research [J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2013, 100(7): 108-126.
- [11] LANDWEHR P M, WEI W, KOWALCHUCK M, et al. Using tweets to support disaster planning, warning and response[J]. *Safety Science*, 2016, 90: 33-47.
- [12] 曾文俐, 王海燕. 突发自然灾害事件中的谣言传播机制及治理路径研究: 以“7·20”河南特大暴雨事件相关谣言为例[J]. *科技传播*, 2022, 14(12): 77-80.
- ZENG Wenli, WANG Haiyan. Research on rumor propagation mechanism and governance paths in sudden natural disaster events: an example of rumors related to the “7-20” Henan heavy rainstorm[J]. *Public Communication of Science & Technology*, 2022, 14(12): 77-80.
- [13] 张雅馨, 范晓玲. 重大突发自然灾害事件下影响政务新媒体传播效果的因素研究: 基于郑州发布微博实证分析[J]. *今传媒*, 2022, 30(6): 11-13.
- ZHANG Yaxin, FAN Xiaoling. Research on the factors affecting the communication effect of governmental new media under major sudden natural disaster events—-an empirical analysis based on Zhengzhou publishing microblog[J]. *Today’s Mass Media*, 2022, 30(6): 11-13.
- [14] 应急管理部发布 2021 年全国十大自然灾害[J]. *中国减灾*, 2022(4): 9-11.
- The Ministry of Emergency Management releases the top 10 natural disasters in the country in 2021[J]. *China Disaster Reduction*, 2022(4): 9-11.
- [15] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//NIPS. *Advances in neural information processing systems*. Long Beach, CA, USA: NIPS, 2017: 5998-6008.
- [16] 刘继, 顾风云. 基于 BERT 与 BiLSTM 混合方法的网络舆情非平衡文本情感分析[J]. *情报杂志*, 2022, 41(4): 104-110.
- LIU Ji, GU Fengyun. Unbalanced text sentiment analysis of online public opinion based on a hybrid method of BERT and BiLSTM[J]. *Journal of Intelligence*, 2022, 41(4): 104-110.
- [17] CUI Yiming, CHE Wanxiang, LIU Ting, et al. Pre-Training with Whole Word Masking for Chinese BERT. [J]. *CoRR*, 2019, abs/1906.08101.
- [18] 朱习芳. 政府网站引导自然灾害事件舆情初探[J]. *中国减灾*, 2017(23): 34-35.
- ZHU Xifang. A preliminary study on government websites to guide public opinion on natural disaster events[J]. *China Disaster Reduction*, 2017(23): 34-35.
- [19] 杨华. 群众视角是舆论引导的关键[J]. *中国应急管理*, 2018(8): 30-31.
- YANG Hua. Mass perspective is the key to public opinion guidance [J]. *China Emergency Management*, 2018(8): 30-31.
- [20] 汪应琼, 董青. 突发自然灾害中舆情发展特征分析[J]. *湖北应急管理*, 2022(5): 60-63.
- WANG Yingqiong, DONG Qing. Analysis of public opinion development characteristics in sudden natural disasters[J]. *Hubei Emergency Management*, 2022(5): 60-63.
- [21] 史国举. 基于 Python 的中文分词技术探究[J]. *无线互联科技*, 2021, 18(23): 110-111.
- SHI Guojun. Exploration of Python-based Chinese word separation technology[J]. *Wireless Internet Technology*, 2021, 18(23): 110-111.
- [22] 湛舟颖, 孔锋. 河南郑州“7·20”特大暴雨洪涝灾害应急管理碎片化及综合治理研究[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2022, 53(8): 1-14.
- CHEN Zhouying, KONG Feng. Research on fragmentation of emergency management and comprehensive management of the “7·20” extraordinarily heavy rainfall and flooding in Zhengzhou, Henan[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(8): 1-14.
- [23] 张海风, 孔锋. 透视我国农村地区暴雨洪涝灾害风险防范及提升对策[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2022, 53(9): 13-24.
- ZHANG Haifeng, KONG Feng. Perspective on risk prevention and enhancement measures for heavy rainfall and flooding in rural areas of China [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(9): 13-24.
- [24] 徐张帆, 王先伟. 平原联围感潮河网暴雨洪涝灾害风险分析: 以珠江三角洲中顺大围为例[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2021, 52(8): 51-65.
- XU Zhangfan, WANG Xianwei. Flood risk analysis of local heavy storms in the embanked tidal river plain: a case study behind the zhongshan-shunde joint levee in the lower pearl river delta[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2021, 52(8): 51-65.
- [25] 高凯, 杨志勇, 高希超, 等. 城市洪涝损失评估方法综述[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2021, 52(4): 57-68.
- GAO Kai, YANG Zhiyong, GAO Xichao, et al. A review of the evaluation methods of urban flood loss[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2021, 52(4): 57-68.
- [26] 刘耀辉, 刘婉婷, 张文焯, 等. 基于新浪微博数据的云南漾濞 6.4 级地震舆情时空特征及情感分析[J]. *自然灾害学报*, 2022, 31(1): 168-178.
- LIU Yaohui, LIU Wanting, ZHANG Wenzhuo, et al. Spatial and temporal characteristics and sentiment analysis of public opinion on the

- Yangbi 6.4 magnitude earthquake in Yunnan based on Sina Weibo data[J]. *Journal of Natural Hazards*, 2022, 31(1): 168-178.
- [27] 孙书腾, 刘培, 王光彦. 基于多时相主被动遥感协同处理的洪涝灾害应急监测[J]. *水利水电技术(中英文)*, 2022, 53(9): 25-35.
- SUN Shuteng, LIU Pei, WANG Guangyan. Emergency flood disaster monitoring based on multi-temporal active-passive remote sensing synergistic processing[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(9): 25-35.
- [28] 赵剑, 董文华, 史丽娟, 等. 针对突发公共事件的舆情监测与可视化分析[J]. *吉林大学学报(信息科学版)*, 2021, 39(6): 712-719.
- ZHAO Jian, DONG Wenhua, SHI Lijuan, et al. Public opinion monitoring and visualization analysis for public emergencies[J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2021, 39(6): 712-719.
- [29] 黄飞思, 张博. 政务微博与媒体微博在突发自然灾害事件中的传播对比研究: 以“7·20”暴雨事件为例[J]. *新媒体研究*, 2022, 8(5): 33-38.
- HUANG Feisi, ZHANG Bo. A comparative study on the communication between government microblogs and media microblogs in sudden natural disasters: the case of the “7·20” rainstorm[J]. *New Media Research*, 2022, 8(5): 33-38.
- [30] 刘云霄. 对新冠疫情网络舆情研究进展的思考[J]. *网络安全技术与应用*, 2022(2): 170-172.
- LIU Yunxiao. Reflections on the progress of research on network public opinion of the new crown epidemic[J]. *Network Security Technology and Application*, 2022(2): 170-172.

(责任编辑 王海锋)