

考虑基础设施中断的暴雨灾害社会影响研究 ——基于公众视角的情感与行为演化分析

万欣¹, 丁欣宇¹, 张天天¹, 李灵芝²

(1. 河海大学商学院, 南京 211100; 2. 南京工业大学土木工程学院, 南京 211800)

摘要: 利用舆情大数据探究暴雨灾害的多样化社会影响, 为城市水灾害管理提供了新的研究视角。构建暴雨灾害社会影响分析框架, 采集“郑州暴雨”事件中与基础设施相关的微博数据, 分别运用基于词典的情感分析方法和随机森林机器学习模型, 探究细粒度情感以及人与设施多种响应行为随灾情进展的演化特征。结果表明: 灾前悲哀和愤怒是主导消极情绪, 而灾中恐惧占主导, 应及时公开灾情焦点信息, 疏导高唤醒消极情绪; 公众对设施中断的感知体现了级联失效关系, 加强建成区积水点改造和新区交通与排水设施配套设计是关键; 灾中公众对各类设施修复感知存在时滞性, 应加强重点设施灾前联合防护, 避免关键路段积水断行; 灾前政府救助准备不足, 导致公众负向行为较多, 应提升基层重大风险决策与处置能力。研究结果可为防洪减灾制度及政策优化提供有益参考, 有助于提升政府水灾害管理水平。

关键词: 基础设施; 社会影响; 公众感知; 暴雨灾害; 水安全

在全球气候变化、快速城市化背景下, 中国极端暴雨洪涝灾害频发, 由此导致的基础设施大面积中断扰乱生产、生活秩序, 甚至威胁生命健康, 造成了严重的社会影响^[1]。灾害中公众情绪与行为不仅能够反映出洪涝灾害特征与演化趋势, 更是政府相关部门的防御措施与能力能否满足公众需求的重要衡量标准^[2]。因此, 及时准确地从受灾群众视角掌握洪涝风险变化及其多样化的社会影响, 对于提升全社会的洪涝灾害防控水平显得尤为重要。社交媒体数据作为一种新兴的数据源, 可以实时动态地反映公众对灾情的态度、认知以及行为倾向, 正推动着灾害管理决策范式的变革^[3]。利用舆情大数据快速捕捉社会面备灾、救灾及适灾的动态信息, 是应对日益突出的水灾害问题的迫切需求, 更是对水安全保障体系建设的有益补充。

目前, 洪涝灾害及水灾害管理研究主要包括洪涝风险预测和应急管理两个方面。对于洪涝风险的预测, 主要运用神经网络模型^[4]、系统动力学^[5]、案例研究^[6]等方法, 定量或定性评估和预测洪涝风险的大小及演化趋势, 并提出提升城市韧性的策略。在洪涝灾害应急管理方面, 主要通过建立考虑多要素的应急管理网络^[7]或采用多目标规划^[8]等模型算法, 探究如何优化应急资源在灾前、灾中和灾后的配置, 以提升网络鲁棒性、降低配置成本、缩短救援时间等。从相关研究来看, 尚缺少对洪涝灾害社会影响的研究, 更缺少对灾害过程中公众实时感知和反应的研究, 而这些问题的探讨对于提升灾害情景下公

收稿日期: 2023-03-20; 修订日期: 2023-08-14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71802071, 71901120); 教育部人文社会科学研究青年基金项目 (18YJCZH166); 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (B230207062)

作者简介: 万欣 (1985-), 女, 吉林通化人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为城市韧性及灾害风险管理。
E-mail: wanxin@hhu.edu.cn

共资源配给的社会效能具有重要意义。

对灾害情景下基础设施影响的相关研究主要着眼于两方面：一方面是对基础设施中断快速识别^[9]和不同设施信息共享交互平台构建等技术层面的研究^[10]；另一方面是从不同利益相关者视角对基础设施管理优化的研究^[11]。相关研究大多利用传统的物理感知、问卷调查等方法获取数据，而基于社交媒体数据的研究尽管其可行性已经得到验证，但仍处于起步阶段。Zhang等^[12]利用推特数据探究了飓风灾害导致社区中断的社会影响；同样利用推特数据，Chen等^[13,14]对飓风灾害如何影响美国高速公路、电力等基础设施开展了系列研究，通过分析公众对基础设施服务感知的时空演化特征，实现了对受灾位置与损失程度的预测；Fan等^[15,16]则基于图论、核密度估计等方法，从公众评论中挖掘重大基础设施网络失效的关联关系。此外，还有一些学者运用情感分析、主题建模等技术研究基础设施韧性问题，包括对设施社会韧性水平的测量^[17]以及在设施修复与韧性提升中考虑社会公平^[18,19]等。

极端暴雨灾害对社会关系、组织结构以及公众身心等产生不容忽视的影响，这种社会层面的影响与基础设施服务能力下降密切相关^[20]。网络舆情可从情感和行为反应两个维度衡量上述影响，为探究灾害情景下基础设施服务中断的社会影响提供有价值的数据来源。然而，目前仅有少量研究利用舆情数据分析了设施中断的特征，对不同类型设施及人员、组织的状态和反应缺少综合考虑。因此，本文基于文本挖掘技术构建暴雨灾害社会影响的分析框架，以2021年“7·20”郑州特大暴雨事件为案例，通过分析暴雨期间由于基础设施服务能力下降导致的各类社会情绪以及行为随灾害进展呈现出的演化特征，从公众感知的视角揭示设施中断产生的复杂社会影响。研究发现有助于从提升公众满意度的角度，为政府相关部门优化防汛抗洪政策和灾害舆情引导策略提供有益参考，以期提升城市水灾害管理水平和水安全保障能力。

1 研究方法与数据来源

1.1 研究框架

本文采集与典型暴雨事件相关的微博数据，并从中筛选与基础设施相关的数据，在数据预处理的基础上，以情感和行为作为两个衡量维度，通过分析舆情随灾情进展的演化特征来探究暴雨灾害情境下基础设施服务中断产生的社会影响。在情感维度，构建基于暴雨灾害领域情感词典的情感分析模型，分析积极和消极情绪的演化规律。在行为维度，建立基于机器学习的响应行为识别模型，分析基础设施、政府及公众三类承灾体灾害响应行为的特征及差异。具体研究框架如图1所示。

1.2 数据来源与处理

1.2.1 数据来源

本文以2021年“7·20”郑州特大暴雨事件为典型案例，在中国主流社交媒体平台——新浪微博上收集与该事件相关的微博作为分析数据。在郑州特大暴雨事件中，暴雨中心18日前位于河南省北部，19-20日向郑州移动，21-22日重新向豫北移动，23日减弱并逐渐结束。这场灾害共导致河南全省1478.6万人受灾，其中郑州死亡与失踪380人，直接经济损失409亿元，被国家应急管理部核定为2021年全国十大自然灾害之一^[21]。

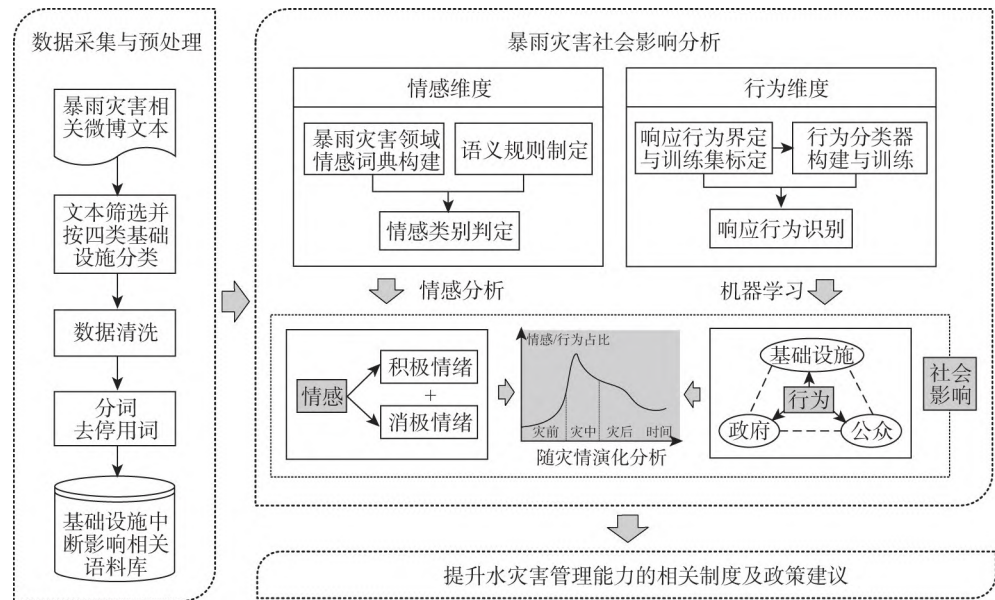


图1 研究框架
Fig. 1 Research framework

通过第三方大数据服务和网络机器人爬取相结合的方式，在新浪微博上以“河南暴雨”“郑州暴雨”“暴雨”“降雨”“洪水”和“积水”等为关键词，时间跨度设定为2021年7月15日0时至7月31日24时^[14]，收集全国范围内的原创微博数据。共检索并导出209714条数据，每条数据包含用户名、原文链接、发布时间、用户注册地和微博内容等5个字段。使用全国数据一方面是由于受客观条件限制，绝大部分微博数据的地理位置信息无法精确到市一级；另一方面是考虑到极端暴雨灾害导致的社会影响具有广泛的传播性，而不仅局限于当地。

1.2.2 数据处理

暴雨灾害中，不同类型基础设施的服务状态与功能存在显著差异，对其分类研究能够更好地揭示设施中断的多样化社会影响。参考世界银行、美国国土安全部等机构的分类标准以及暴雨灾害相关研究^[15,16]，采用基于关键词的文本分类法对获取数据按基础设施类型进行筛选和分类，即先利用算法提取高频词，再人工筛选与各类基础设施相匹配的关键词（表1）。经过分类匹配，最终得到与给排水、交通、电力和通讯等四类基础设施相关的微博，共计51116条。根据事故调查报告^[21]，确定暴雨中心抵达和离开郑州的时

表1 基础设施分类关键词
Table 1 Keywords of infrastructure classification

基础设施类型	关键词
给排水设施	无水、停水、没水、断水、供水、有水、水力、积水、排水、污水、内涝、淹、漫过、蹚
交通设施	地铁、*号线、马路、路面、道路、堵塞、高架、高速、桥、隧道、公交、停运、站台、交通
电力设施	停电、断电、没电、无电、来电、有电、供电、用电、电线、电缆、触电、漏电、电力
通讯设施	断网、没网、断联、关机、有网、通讯、信号、邮政、快递、物流

间,据此将研究期分为灾前(7月15-18日)、灾中(7月19-22日)和灾后(7月23-31日)三个阶段。图2展示了研究期内微博发文量随时间变化的情况,与基础设施相关的讨论在灾中阶段的7月21日达到了峰值22050条,随后迅速下降,在灾后阶段的7月24日下降到5000条以下。

微博文本中通常包含网页链接、提到用户(@...)等噪声信息,采用正则表达式剔除。分词准确性是影响后续分析的关键因素,将郑州专有地名库、交通线路名词库和灾害相关微博中的特殊表达归纳为自定义分词词典导入Jieba工具包分词。此外,整合四川大学机器智能实验室停用词库、哈工大停用词典、百度停用词表以及中文停用词表,并人工添加如“郑州”“暴雨”等词进行停用词处理,过滤频繁出现但实际意义不大的词。经上述处理得到郑州暴雨基础设施语料库用于后续分析。

将语料库按灾害阶段绘制如图3所示的词云图,以可视化展示各阶段与基础设施相关社会影响的差异及特点。由图3可知,灾前“高速”“路段”“绕行”“防汛”“天气”“提示”“发布”等与交通调度及预警和部署相关的词汇频繁出现;而灾中“救援”“消防”“积水”“地铁”“停电”“人员”“抢险”“救灾”“互助”等反映设施故障、除障及抢险救援的词汇成为热词;灾后阶段的热词与灾中有重叠部分,但也增加了“恢复”“遇难”“英雄”“生命”“新闻”等与恢复生活、生产及灾害评价相关的热词。



图3 灾害各阶段基础设施相关微博词云

Fig. 3 Word-cloud of infrastructure-related microblogs during different disaster stages

1.3 研究方法

1.3.1 情感分析模型构建

(1) 暴雨灾害领域情感词典构建

目前情感分析多采用积极与消极的二分类,难以展现灾害中公众的复杂情绪,因此,本文对情感作更为细粒度的划分。参考国内外相关研究^[22,23],以大连理工大学情感词典的情绪分类(“乐”“好”“怒”“哀”“惧”“恶”“惊”)为基础,将“乐”与“好”

两种情绪合并为“积极”情绪，将“怒”“恶”和“惊”合并为“愤怒”情绪，最终划分为“积极”“愤怒”“悲哀”和“恐惧”四种情绪，具体含义见表2。

表2 情感分类与含义
Table 2 Classifications and meanings of sentiments

情感类别	含义界定	示例
积极	对基础设施服务水平和相关部门救灾措施的满意、获救后的喜悦、公众祈福祝愿、团结一致等正向情绪	“防汛抢险守一线乘风破浪保供电” “河南幼儿园开铲车护送孩子过积水”等
愤怒	对基础设施服务水平的不满、对相关部门不作为的贬责、对他人利己行为的憎恶等情绪	“公司停电了老板不让走” “气象部门为什么没有提前通知”等
悲哀	对灾情发展无能为力的内疚、对救灾人员的心疼、对受灾者的担忧、对遇难者的悲伤思念、对基础设施服务的失望等情绪	“家乡受灾我却在异地读书帮不上忙” “郑州地铁昨天有12人遇难，他们只是下班回家而已，却再也回不去了”等
恐惧	对突发灾害以及未知情况的慌乱、害怕等情绪	“屋里停电了外面雨好大一直有巨响” “多户人家出现塌方多人受伤一人死亡”等

构建领域情感词典的步骤包括：① 构建种子词典。将语料库中的77081个词与情感词汇本体库对比，将其中相同的5160个词作为种子词，并根据本体库中的定义确定其情感类别与强度，将剩余的71921个词中词频>10的作为待选词。② 筛选候选词。利用Word2Vec训练得到词向量模型，根据式（1）^[24]计算待选词与每个种子词词向量间的余弦相似度，并将其阈值设为0.7^[25]，筛选出待选词中符合条件的598个词作为候选词。③ 确定补充词。在候选词中人工筛选出在暴雨语境下有意义的词，并结合词语语义和余弦相似度数值给各候选词匹配种子词，该词的情感类别和强度与对应的种子词的一致。

$$\cos(A_i, B_i) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}}$$

(1)

式中： A 、 B 表示两词的词向量； n 表示维度数； A_i 与 B_i 表示词向量在第*i*个维度上的取值。

(2) 情感类别判定规则

一条文本的情感值主要取决于情感词本身的类型、强度以及对情感词起到修饰作用的否定词和程度副词。大连理工大学情感词典对每个情感词赋予1、3、5、7、9递增的五档情感强度以及积极、消极和中性三种情感极性，情感词 ω_i 的初始情感值计算公式如式（2）^[24]所示。当其被奇数个否定词修饰时，情感值修正如式（3）^[24]所示，情感转化规则如表3所示；当被偶数个否定词修饰时，情感类别和情感值不变^[24]。根

表3 否定词修饰对情感类别的转化规则
Table 3 Transformation rules of sentiment categories when modified by negative words

初始情感类别	转化后的情感类别
乐	哀
好	恶
怒	好
哀	a'好
惧	恶
恶	b'好
惊	无

注：表中a和b是[0, 1]的实数，表示情感强度减弱，经测定a=0.1，b=0.2时，情感识别准确率最高^[24]。

据程度副词对情感词修饰强度, 被赋予0.5、1.5和2三种权重, 计算如式(4)^[24]所示。

$$s_1(\omega_i) = v(\omega_i)p(\omega_i) \quad (2)$$

$$s_2(\omega_i) = \frac{1}{2}\sqrt{s_1(\omega_i)} \quad (3)$$

$$s_3(\omega_i) = s_2(\omega_i) \times v(adv) \quad (4)$$

式中: $s_1(\omega_i)$ 、 $v(\omega_i)$ 与 $p(\omega_i)$ 分别表示初始情感值、情感强度与情感极性; $s_2(\omega_i)$ 表示经奇数个否定词修饰后的情感值; $s_3(\omega_i)$ 表示被否定词与程度副词修饰后的情感值; $v(adv)$ 表示程度副词权重。

一般认为, 识别情感词前三个词(含)以内范围的程度副词与否定词能较准确地判别情感类别^[24], 因此将滑动窗口设为3。将文本中所有词与情感词、否定词和程度副词本体库匹配, 根据式(5)^[24]可分别计算出某条文本四种类别情感对应的情感值, 最终将情感值得分绝对值最高的情感类型标记为该文本情感类型。

$$Value(S) = \sum_{i=0}^n s_3(\omega_i) \quad (5)$$

式中: $Value(S)$ 表示文本最终的情感值; n 表示文本中同一类情感包含的所有情感词。

(3) 情感分析精度检验

从数据集中随机抽取1000条文本人工标注情感类别, 采用准确率(*Precision*)、召回率(*Recall*)和调和均值(*F-Measure*)三个指标验证情感分析的有效性, 精度评价结果如表4所示。各类别情感的准确率均达到75%以上, 召回率和调和均值达到80%以上, 表明该方法适用于本文数据集的情感分析。

表4 情感分析精度检验结果

Table 4 Test results of the accuracy of sentiment analysis (%)

情感类别	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-Measure</i>
积极	85.83	85.12	85.47
愤怒	90.76	87.01	88.85
悲哀	93.08	80.87	86.55
恐惧	76.19	85.41	80.54

1.3.2 响应行为识别模型构建

(1) 响应行为分类与界定

暴雨灾害情景下, 个人或组织以及各类提供公共服务的基础设施会呈现出各种状态和反应, 能在一定程度上反映灾害造成的社会影响, 本文将其称为响应行为。根据国家级、省级防汛抗旱预案以及相关研究^[26,27], 将暴雨灾害情景下的响应行为区分为四类, 即基础设施中断行为(*Infrastructure Disruption Behavior, IDB*)、基础设施修复行为(*Infrastructure Recovery Behavior, IRB*)、政府救助行为(*Government Aid Behavior, GAB*)和公众行为(*Public Behavior, PB*), 其含义和具体表现如表5所示。

(2) 行为识别模型构建

采用机器学习算法从文本中识别表5所界定的四类响应行为。目前, 常用的机器学习模型有支持向量机(*SVM*)、逻辑回归(*LR*)、决策树(*DT*)、随机森林(*RF*)、朴素贝叶斯(*NB*)和 K 近邻(*KNN*)等。各类模型的测试精度如表6所示, 选择最佳的随机森林算法构建行为分类器。

表5 响应行为分类与含义

Table 5 Classifications and meanings of the response behaviors

行为类别	含义界定	具体表现
基础设施中断行为	基础设施所呈现的故障和中断等状态的行为	给排水：停水、积水、溢洪道、管网堵塞等 交通：路面塌陷、道岔故障、路基冲毁、列车停运等 电力：供电设施损坏、备用电源失效、区域断电等 通讯：通信设施损坏、信号中断、防汛专用通信网络缺失等
基础设施修复行为	基础设施灾前接受巡检与排查、灾中和灾后的故障排除与恢复正常运行等行为	给排水：水位监测、积水抽排、清淤、封堵河道缺口、应急供水等 交通：路段排查、道路封闭、抢通作业、复轨、交通疏导、道路畅通等 电力：缆线加固、设备巡检、电缆抢修、临时供电、电力恢复等 通讯：缆线加固、设备巡检、基站抢修、建立应急通讯平台、调度应急通信设备、信号恢复等
政府救助行为	政府对受灾群众采取的转移、救援、安置等行为	灾前避险转移与避险知识宣传，灾中搜寻营救、医疗救治与生活保障，灾后安置与心理抚慰等
公众行为	公众之间利他或利己的人际互动以及反映灾害对其生产生活造成影响的行为	求助、互助、传谣等

表6 不同机器学习模型精度比较

Table 6 Accuracy comparison of different machine learning models (%)

机器学习模型		Precision	Recall	F-Measure
所用模型	随机森林	82.95	82.88	82.88
	支持向量机	78.84	78.56	78.54
基准模型	多元逻辑回归	77.20	77.19	77.15
	决策树	75.69	75.81	75.72
	朴素贝叶斯	68.30	66.94	66.66
	K近邻	80.36	80.13	80.09

行为分类器的构建步骤包括：① 人工标定数据。首先在数据集中随机抽取若干人工标定其对应的行为类别，每一类行为各标定2000条文本，其中1600条作为训练样本构建分类器，400条作为测试数据检验精度。② 词向量表征。借助Python中的Genism包，利用Word2Vec模型对训练集中的动词进行词向量表征。模型主要参数设定如下：向量维度Vector_size=100；窗口大小Window=7；选择模型Sg=1，即Skip-Gram算法。③ 训练模型。基于训练集数据的动词向量表征来训练随机森林模型。

随机森林算法的具体实现过程包括：① 利用自助法从N个样本中有放回地随机抽取K次形成包含M个样本的子数据集，从而构建K个决策树。② 从每个子数据集的总特征D中随机选取d个特征（ $d \ll D$ ），依据信息增益等指标选取一个分类效果最好的特征，并根据各分类节点确定分类阈值。③ 根据多数投票将K个决策树整合成随机森林进行预测。

以上算法调用Python中的RandomForestClassifier函数实现。bagging框架参数设置如下：决策树个数n_estimators=100；特征评价标准criterion=gini；采样方式bootstrap=True，oob_score=False。单个决策树最大特征数max_features、树的最大深度max_depth

等决策树参数均采用默认值。

(3) 行为识别精度检验

行为分类器构建完成后,利用标定好的1600条测试数据评估该分类器效果。不同模型对四类行为识别的准确率(Precision)、召回率(Recall)和调和均值(F-Measure)的平均值如表6所示,采用随机森林模型的精度最高,达到82%以上。

2 结果分析

2.1 情感结果分析

不同类别情感的发文量占总发文量的比例如图4a所示。从统计结果来看,积极情绪与消极情绪占比基本相当,并且三类消极情绪中,恐惧占比最高。这表明整体上灾害中公众情绪并没有出现“一边倒”的现象;就消极情绪而言,恐惧占主导。

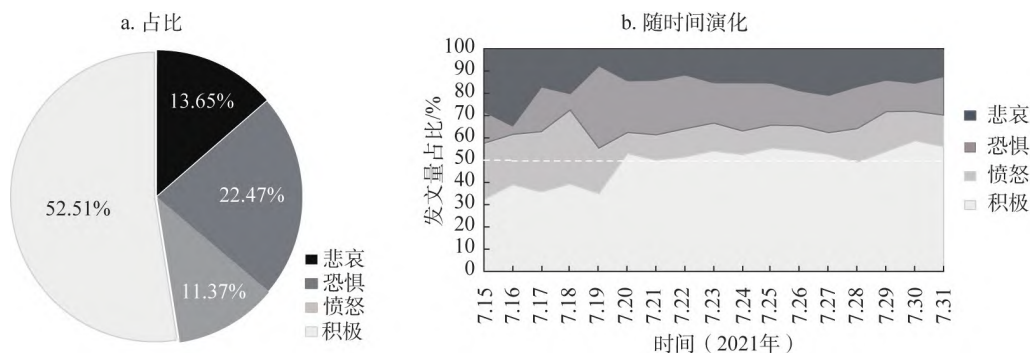


图4 四类情感占比及随时间演化

Fig. 4 Proportion and evolution over time of four types of sentiments

图4b以堆积面积图形式展示各类情感占比随时间的分布情况,图5则进一步刻画了消极情绪占比的时间演化趋势。从图4b可以看出,灾前消极情绪占比一直高于积极情绪,而进入灾中阶段后,积极情绪占比迅速增大,与消极情绪占比基本保持相当。暴雨来临时积极情绪的增加,一方面得益于政府对设施和受灾群众的抢修与救援,提升了民众应对灾害的信心;另一方面,官方媒体对舆情的正向引导也至关重要,如对互助行为的报道。

结合图5来看,灾前消极情绪以悲哀和愤怒为主,两者占比相继达到峰值,在暴雨中心到达郑州的当天,恐惧迅速占据主导并达到峰值。这主要是由于虽然灾前暴雨中心位于豫北,但郑州市也在经历持续降雨,公众对即将来临的强降雨表现出较强的担忧和愤怒。当暴雨来袭时,雨势短时间内急剧增大,一方面从个体角度来看,公众对灾害的未知感和不可控

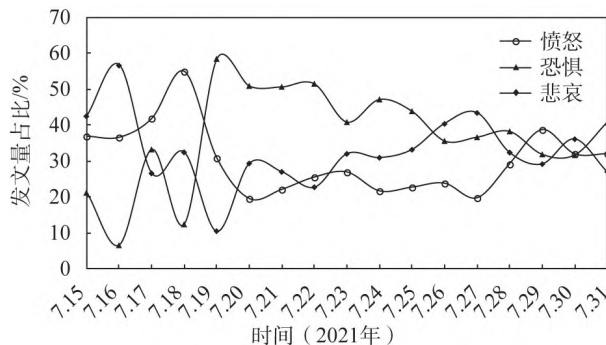


图5 消极情感演化

Fig. 5 Evolution of negative sentiments

感提升;另一方面从群体角度来看,受灾群众规模大幅增加,许多公众由灾害的旁观者演变成了亲历者。相应地,恐惧情绪迅速蔓延。

从图5还可看出,悲哀和愤怒两类情绪分别在灾后的27日和29日出现明显波峰,而灾中最为凸显的恐惧情绪呈逐步衰减趋势。这主要是由于在此期间郑州地铁五号线、京广快速路北隧道等事故遇难者名单及数量公布,导致公众对灾害的归因由原来的“天灾”转化为了“人祸”,从而引发人们对相关部门不作为的贬责、对牺牲的群众和防汛官兵的缅怀与悼念。

2.2 响应行为结果分析

2.2.1 基础设施中断与修复行为

对比不同设施中断和修复行为发文量占比的统计结果可知,整体上,暴雨中公众最为关注给排水和交通两类设施(图6、图7)。由图6可知,灾前交通设施的中断最先为公众大量感知;随后,对给排水中断的感知急剧增加,且讨论量远大于其他三类设施;暴雨中心到达郑州后,电力与通讯设施中断的影响才明显被感知。由此可见,给排水设施受暴雨冲击最大,而对各类设施中断影响的感知存在由交通到给排水,再到电力和通讯的级联效应。这一发现与设施物理故障的级联效应并不一致。一般来说,暴雨灾害最先考验的是城市的泄洪能力,如果排水能力不足,大面积积水会导致交通瘫痪,进而出现电力故障和通信信号中断^[28]。然而,由于城市内涝最直接影响交通通行能力,这与人们的日常出行息息相关,因此暴雨中公众往往对交通设施中断的影响最为敏感。

由图7可知,灾前公众感知到的给排水和交通设施的修复行为占比较高,并且交通设施修复行为在暴雨中心到达前夕已经到达峰值。这主要是由于相关部门在灾前及时加强对排水设施的风险排查以及对重点路段采取

封闭等交通管制措施,如禁止大型客车及危险品车辆驶入部分高速路段,提示司机绕行,避免公众进入积水路段等。对四类设施的修复在灾中阶段均未能被公众明显感知到,到了灾后阶段给排水和交通设施的修复才逐渐为公众所感知,并且感受最为明显的是对给排水设施的修复。这说明给排水和交通设施故障带来的影响能为公众迅速感知,

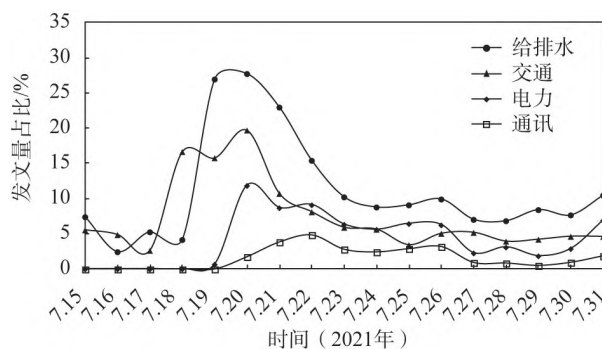


图6 基础设施中断行为演化

Fig. 6 Evolution of infrastructure disruption behavior

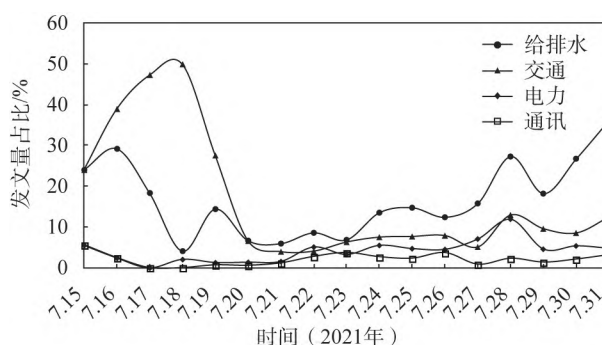


图7 基础设施修复行为演化

Fig. 7 Evolution of infrastructure recovery behavior

而积水的排除需要时间,所以其修复效果往往要在暴雨过后的一段时间内才能显现。

2.2.2 政府救助行为与公众行为

图8展示了政府救助及公众行为的演化趋势。为了揭示公众行为的特点,对其数据进一步做情感分析(图9)。从图8可以看出,整体上灾前政府救助水平较低,在17日达到峰值主要是由于“消防员在涵洞中营救被困女子”等个别救助事件引发了大量讨论。当暴雨中心到达郑州时,政府救助行为快速增加,达到第二峰值后,在灾后阶段维持相对稳定的占比。由此可见,政府的救助行为主要发生在灾中和灾后,而在灾前的防灾措施不足、未能形成稳定的防灾策略。结合图9来看,灾前公众的消极情绪明显高于灾中和灾后,这主要与政府灾前缺少系统性安排和布设以及舆情引导不足有关。

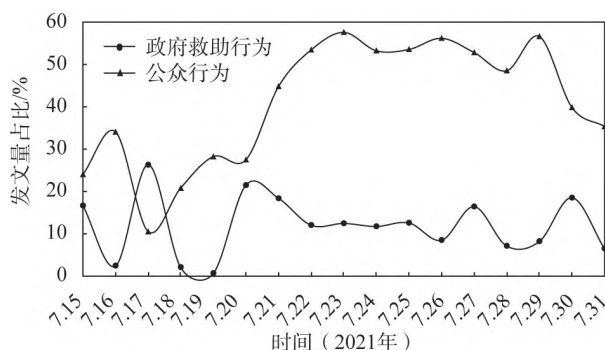


图8 政府救助行为与公众行为演化

Fig. 8 Evolution of government aid behavior and public behavior

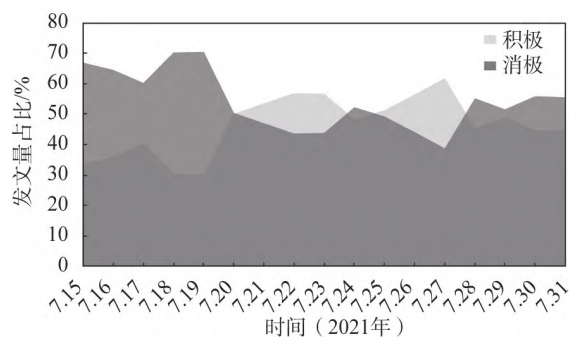


图9 公众行为情感演化

Fig. 9 Sentiment evolution of public behavior

3 结论与讨论

基于公众视角探究暴雨灾害中因基础设施中断而引发的多样化社会影响,是全面提升城市水灾害管理水平与公众满意度的有效途径。本文构建了暴雨灾害社会影响分析框架,收集郑州暴雨期间与基础设施相关的微博数据,运用文本挖掘方法分析了公众情感以及不同设施和人员行为的演化特征,从而揭示基础设施服务中断的社会影响,为水灾害管理提出相应对策。

(1) 从公众情感角度,研究期内积极和消极情绪占比相当,且消极情绪灾前以悲哀和愤怒为主,而灾中恐惧占主导。愤怒往往由多次负向情绪的累加效应导致,随着灾情加剧,当公众感受到的灾害威胁大于其自身应对能力时,愤怒情绪通常会转化为对未知的恐惧。适度恐惧有助于个体激发自我保护机能,驱动合理避险行为;然而,愤怒和恐惧属于唤醒程度较高的负向情绪,易于在群体中传播,导致盲目避险、群体冲突等负向行为,所以相关部门需要特别防止此类高唤醒消极情绪的大面积传播。此外,灾害情景下环境事件如何发展变化对公众的认知和情绪有重要影响,官方应对雨情、伤亡率、防御措施等灾情焦点信息进行适时公开,使公众对灾害事件形成理性认知;同时,加强居民互助、社会援驰等正向事件的官方宣传,有助于提振民众抗灾信心,在全社会形成水

灾害应对合力。

(2) 在基础设施中断方面, 公众对交通、给排水、电力和通讯服务中断的感知体现了设施失效的级联效应, 虽然给排水受到的冲击最大, 但交通服务的下降最先被感知。受扰动时各类设施系统间的耦合易引发级联失效, 所以相比于独立运行的设施系统更易发生中断。从物理故障角度来看, 洪涝灾害下城市排水能力不足是导致其他设施服务下降的根源。然而, 由于交通设施直接服务于日常出行, 交通服务能力的下降更易为公众所感知。灾害中加强交通疏导、优化车辆调度等交通恢复措施对于提升公众适灾水平至关重要。为削弱设施间级联失效的风险, 应加强建成区积水点改造和新区交通与排水排涝设施配套设计, 如对标高差异较大路段构建“高水高排、低水低排”的排涝通道, 提升易涝交通设施的短时收排能力; 对于地下交通设施优化选址, 加强与城市排水防涝体系的衔接。

(3) 在基础设施修复方面, 灾前和灾后公众对交通和给排水设施的修复行为感知明显, 而灾中对任何设施修复的感知都较弱。暴雨直接作用于给排水设施, 而交通设施的状态对人员和物资的调配起到决定性作用, 因此, 有必要制定暴雨洪涝情景下重点设施(如排水和交通设施等)联防联控应急预案, 着重加强灾前的联合防护, 避免关键路段大面积积水和断行。灾中强降雨情况下, 公众对各类设施修复的感知存在时滞性, 这是因为设施一旦故障或中断, 公众更多关注恢复的结果, 而非是否采取了修复行为。虽然灾后对给排水设施的修复感知相对明显, 但其修复周期仍较长, 需要加强抢险物资与人员的统筹安排, 如优化配置稀缺性物资、协同指挥抗洪抢险力量等。此外, 推进海绵型建筑与设施建设, 加强对雨水的“弹性”存储和利用, 是从源头上提升水灾害防治与水资源管理能力的重要途径^[29]。

(4) 灾前政府预防准备工作不足, 是该阶段公众负向行为居多的重要原因之一。中国当前的救灾模式仍属于紧急启动型, 即重视灾中与灾后的应急处置, 而忽视灾前的预防^[30]。此次灾害反映出应急响应与气象预警之间的联动失调, 错失了防灾布设的最佳时机。一方面, 在行政分割的科层制度下, 灾害应对系统中的信息和资源要素分属不同部门和机构管辖, 要素跨层级、跨部门流动效率低, 难以在初期快速研判灾情和调度资源; 另一方面, 政府对极端气象灾害风险的认识及应对经验不足, 这是基层政府应急行动力缺失的重要原因。建立健全以地方政府为责任主体、领域专家为专业团队的应急指挥体系, 以及应对极端天气和重大风险的“研判—预警—应急响应”联动机制, 开展全过程应急响应模拟和培训, 增强基层组织的自主决策能力和应急处置能力。

本文运用情感分析和机器学习等方法, 从公众感知这一新视角分析暴雨灾害中基础设施服务中断的社会影响, 丰富了文本挖掘技术在灾害管理领域的应用, 为涵盖基础设施、人员救助和公众认知等多层面的城市水灾害防治相关制度及政策优化提供了有益参考。本文仍存在一些不足, 未来值得进一步探究: (1) 受限于数据、技术等因素, 仅从时间维度探讨了情感与行为的演化规律, 未来可引入深度学习算法进行命名实体识别, 挖掘数据的地理位置信息, 开展更为丰富的空间层面分析。(2) 虽然采用单标签多分类的机器学习算法有助于识别承灾体的主要响应行为, 但一条微博数据可能包含不止一种响应行为, 未来研究可尝试采用多标签多分类算法, 更精确和全面地识别各类响应行为。

参考文献(References):

- [1] 李禾尧, 何思源, 王国萍, 等. 国家公园灾害风险管理研究与实践及其对中国的启示. 自然资源学报, 2021, 36(4): 906-920. [LI H Y, HE S Y, WANG G P, et al. Practice of disaster risk management in global national parks and its enlightenment to China. *Journal of Natural Resources*, 2021, 36(4): 906-920.]
- [2] 杨海峰, 翟国方. 灾害风险视角下的城市安全评估及其驱动机制分析: 以滁州市中心城区为例. 自然资源学报, 2021, 36(9): 2368-2381. [YANG H F, ZHAI G F. Spatial assessment and driving mechanism of urban safety from the perspective of disaster risk: A case study of Chuzhou central city. *Journal of Natural Resources*, 2021, 36(9): 2368-2381.]
- [3] 邬柯杰, 吴吉东, 叶梦琪. 社交媒体数据在自然灾害应急管理中的应用研究综述. 地理科学进展, 2020, 39(8): 1412-1422. [WU K J, WU J D, YE M Q. A review on the application of social media data in natural disaster emergency management. *Progress in Geography*, 2020, 39(8): 1412-1422.]
- [4] 刘媛媛, 刘业森, 郑敬伟, 等. BP神经网络和数值模型相结合的城市内涝预测方法研究. 水利学报, 2022, 53(3): 284-295. [LIU Y Y, LIU Y S, ZHENG J W, et al. Intelligent rapid prediction method of urban flooding based on BP neural network and numerical simulation model. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2022, 53(3): 284-295.]
- [5] 黄晶, 余靖雯, 袁晓梅, 等. 基于系统动力学的城市洪涝韧性仿真研究: 以南京市为例. 长江流域资源与环境, 2020, 29(11): 2519-2529. [HUANG J, SHE J W, YUAN X M, et al. Simulation of urban flood resilience based on a system dynamic model: A case study in Nanjing. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2020, 29(11): 2519-2529.]
- [6] 程晓陶, 刘昌军, 李昌志, 等. 变化环境下洪涝风险演变特征与城市韧性提升策略. 水利学报, 2022, 53(7): 757-768, 778. [CHENG X T, LIU C J, LI C Z, et al. Evolution characteristics of flood risk under changing environment and strategy of urban resilience improvement. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2022, 53(7): 757-768, 778.]
- [7] 黄纪心, 郭雪松. 基于应急任务驱动的灾害应对组织网络适应性机制研究: 以河南郑州“7·20”特大暴雨应对为例. 公共管理学报, 2022, 19(4): 52-64, 168-169. [HUANG J X, GUO X S. Research on adaptive mechanism of disaster response organization network driven by emergency task: Taking the case of “7·20” extraordinary rainstorm in Zhengzhou, Henan. *Journal of Public Management*, 2022, 19(4): 52-64, 168-169.]
- [8] 张庆, 余森. 基于两阶段混合整数规划模型的洪涝灾害应急管理研究. 运筹与管理, 2020, 29(9): 62-69. [ZHANG Q, YU M. Research on flood disaster emergency management based on two-stage mixed integer programming model. *Operations Research and Management Science*, 2020, 29(9): 62-69.]
- [9] BUTENUTH M, FREY D, NIELSEN A A, et al. Infrastructure assessment for disaster management using multi-sensor and multi-temporal remote sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(23): 8575-8594.
- [10] MERENDA M, PRATICÒ F G, FEDELE R, et al. A real-time decision platform for the management of structures and infrastructures. *Electronics*, 2019, 8(10): 1180, Doi: 10.3390/electronics8101180.
- [11] KNODT M, FRAUNE C, ENGEL A. Local governance of critical infrastructure resilience: Types of coordination in German cities. *Journal of Contingencies and Crisis Management*, 2022, 30(3): 307-316.
- [12] ZHANG C, YAO W L, YANG Y, et al. Semiautomated social media analytics for sensing societal impacts due to community disruptions during disasters. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2020, 35(12): 1331-1348.
- [13] CHEN Y D, WANG Q, JI W Y. Rapid assessment of disaster impacts on highways using social media. *Journal of Management in Engineering*, 2020, 36(5): 04020068, Doi: 10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000836.
- [14] CHEN Y D, JI W Y. Enhancing situational assessment of critical infrastructure in disasters using social media. *Journal of Management in Engineering*, 2021, 37(6): 04021058, Doi: 10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000955.
- [15] FAN C, MOSTAFAVI A. A graph-based method for social sensing of infrastructure disruptions in disasters. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2019, 34(12): 1055-1070.
- [16] FAN C, JIANG Y C, MOSTAFAVI A. Social sensing in disaster city digital twin: Integrated textual-visual-geo framework for situational awareness during built environment disruptions. *Journal of Management in Engineering*, 2020, 36(3): 04020002, Doi: 10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000745.
- [17] 冒婷婷, 孙新红, 汤育春, 等. 基于情感挖掘的基础设施社会韧性评价研究. 广西城镇建设, 2021, (2): 27-32. [MAO T T, SUN X H, TANG Y C, et al. Evaluation of social resilience of infrastructure based on sentiment mining. *Cities and*

- Towns Construction in Guangxi, 2021, (2): 27-32.]
- [18] CHEN Y D, JI W Y. Public demand urgency for equitable infrastructure restoration planning. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 64: 102510, Doi: 10.1016/j.ijdr.2021.102510.
- [19] WAN X, WANG R B, WANG M Y, et al. Online public opinion mining for large cross-regional projects: Case study of the South-to-North Water Diversion Project in China. *Journal of management in engineering*, 2022, 38(1): 05021011, Doi: 10.1061/(ASCE)ME.1943-5479.0000970.
- [20] YANG Y S, TATANO H, HUANG Q Y, et al. Evaluating the societal impact of disaster-driven infrastructure disruptions: A water analysis perspective. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2020, 52: 101988, Doi: 10.1016/j.ijdr.2020.101988.
- [21] 中华人民共和国应急管理部. 河南郑州“7·20”特大暴雨灾害调查报告公布, https://www.mem.gov.cn/xw/bndt/202201/t20220121_407106.shtml, 2022-01-22. [Ministry of Emergency Management of the People's Republic of China. Investigation Report on "7·20" Heavy Rainstorm Disaster in Zhengzhou, https://www.mem.gov.cn/xw/bndt/202201/t20220121_407106.shtml, 2022-01-22.]
- [22] EKMAN P. An argument for basic emotions. *Cognition and Emotion*, 1992, 6(3-4): 169-200.
- [23] 徐琳宏, 林鸿飞, 潘宇, 等. 情感词汇本体的构造. *情报学报*, 2008, 27(2): 180-185. [XUN L H, LIN H F, PAN Y, et al. Constructing the affective lexicon ontology. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2008, 27(2): 180-185.]
- [24] 安璐, 吴林. 融合主题与情感特征的突发事件微博舆情演化分析. *图书情报工作*, 2017, 61(15): 120-129. [AN L, WU L. An integrated analysis of topical and emotional evolution of microblog public opinions on public emergencies. *Library and Information Service*, 2017, 61(15): 120-129.]
- [25] 林筱妍, 吴升. 基于语义规则和词向量的台风灾害网络情感分析方法. *地球信息科学学报*, 2022, 24(1): 114-126. [LIN X Y, WU S. Typhoon disaster network emotion analysis method based on semantic rules and word vector. *Journal of Geo-Information Science*, 2022, 24(1): 114-126.]
- [26] LEYKIN D, LAHAD M, AHARONSON-DANIEL L. Gauging urban resilience from social media. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2018, 31: 393-402.
- [27] LI L Y, MA Z H, CAO T. Leveraging social media data to study the community resilience of New York city to 2019 power outage. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2020, 51: 101776, Doi:10.1016/j.ijdr.2020.101776.
- [28] GONG S T, YE Y X, GAO X, et al. Empirical patterns of interdependencies among critical infrastructures in cascading disasters: Evidence from a comprehensive multi-case analysis. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2023, 95: 103862, Doi: 10.1016/j.ijdr.2023.103862
- [29] 许乙青, 喻丁一, 冉静. 基于流域协同的国土空间雨洪安全格局构建方法. *自然资源学报*, 2021, 36(9): 2335-2349. [XU Y Q, YU D Y, RAN J. Watershed-based policy integration approach to constructing territorial rainstorm flood safety pattern. *Journal of Natural Resources*, 2021, 36(9): 2335-2349.]
- [30] 周利敏, 谭妙萍. 中国灾害治理: 组织、制度与过程研究综述. *理论探讨*, 2021, (6): 138-146. [ZHOU L M, TAN M P. Disaster governance in China: A summary of research on organization, system and process. *Theoretical Investigation*, 2021, (6): 138-146.]

Research on social impacts of rainstorm disaster considering infrastructure disruption: An analysis of sentimental and behavioral evolution from a public perspective

WAN Xin¹, DING Xin-yu¹, ZHANG Tian-tian¹, LI Ling-zhi²

(1. Business School, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. College of Civil Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China)

Abstract: Leveraging public opinion big data to explore diverse social impacts of rainstorm and flood disasters provides a new research perspective to the management of urban water disaster emergencies. A social impact analysis framework of rainstorm disaster was established, upon which the microblog data related to critical infrastructure in the case of "Zhengzhou Rainstorm" were collected and analyzed by using lexicon-based sentiment analysis and random forest machine learning model. Thus, the evolution characteristics of fine-grained sentiments and multiple response behaviors of people and facilities were examined throughout the disaster from sentimental and behavioral dimensions. Correspondingly, the recommendations for flood control policy-making were put forward. The results show that sadness and anger were leading negative emotions before the disaster, while fear dominated during the disaster. Hence, the timely disclosure of disaster situation focus information can provide positive guidance for high arousal negative emotions. Meanwhile, the dissemination of disaster prevention knowledge is essential to enhance the public's capacity for disaster response. Public perception towards infrastructure disruption is reflected in the cascading failure relationships between diverse facilities, highlighting the criticality of water supply facilities and their sensitivity to transportation services. A key step in addressing this concern is to improve the modification of waterlogging hotspots in urban areas and the coordinated design of transportation and drainage facilities in newly-developed regions. It was also found that the restorations of facilities, such as transportation, were perceivable by the public both before and after the disaster; however there existed a time lag during the disaster. Therefore, pre-disaster joint protection of critical facilities should be reinforced to prevent waterlogging and disruption on key road sections. Moreover, the evident inadequate pre-disaster aid preparation of governments resulted in considerable negative public behaviors during this phase. Consequently, the linkage mechanism between meteorological warning and emergency response must be strengthened, while the decision-making and disposal capacity of grassroots-level governments regarding significant risks needs to be improved. This study contributes to the body of literature on disaster management and infrastructure management. The findings are beneficial to enhancing the government's capacity for water disaster management and water security by providing valuable references for optimizing flood control and disaster reduction systems and policies.

Keywords: infrastructure; social impacts; public perception; rainstorm disaster; water safety and security