



江西省地市暴雨灾害特征及其灾损评估模型研究

辛佳洁 胡菊芳 董保华 占龙飞 李海俊

Characteristics of rainstorm disasters and disaster loss assessment models at prefectural-level city in Jiangxi Province

XIN Jiajie, HU Jufang, DONG Baohua, ZHAN Longfei, LI Haijun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12406/byzh.2024-166>

您可能感兴趣的其他文章 Articles you may be interested in

福建省暴雨致灾因子权重分析及非台风暴雨致灾危险性评估

Analysis of rainfall disaster-causing factors weight and hazard assessment of non-typhoon rainstorms in Fujian Province

暴雨灾害. 2025, 44(4): 526-534 <https://doi.org/10.12406/byzh.2024-129>

广东暴雨洪涝灾害损失定量评估

Quantitative assessment of disaster loss caused by rainstorms and floods in Guangdong

暴雨灾害. 2021, 40(1): 87-93 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.01.011>

安徽省暴雨灾害预警等级的划分及其应用

Classification of early warning levels for rainstorm disaster and its application in Anhui Province

暴雨灾害. 2021, 40(2): 174-181 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.02.009>

基于低温-雨雪-冻雨综合强度指数的湖北省冰冻事件分型及灾损评估

Typing and disaster loss evaluation of freezing events based on the comprehensive intensity index of low temperature, rainfall/snowfall and freezing in Hubei Province

暴雨灾害. 2024, 43(4): 448-457 <https://doi.org/10.12406/byzh.2024-078>

暴雨过程致灾危险性评估方法研究——以孝感市“8·12”暴雨过程为例

Research of rainstorm event disaster hazard assessment method-A case study of "8-12" rainstorm event in Xiaogan City

暴雨灾害. 2023, 42(6): 724-730 <https://doi.org/10.12406/byzh.2023-068>

安徽省暴雨致灾危险性评估

Disaster-causing hazard assessment of rainstorms in Anhui Province

暴雨灾害. 2023, 42(3): 353-359 <https://doi.org/10.12406/byzh.2022-118>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

辛佳洁, 胡菊芳, 董保华, 等. 2026. 江西省地市暴雨灾害特征及其灾损评估模型研究[J]. 暴雨灾害, 45(3):436–445. XIN Jiajie, HU Jufang, DONG Baohua, et al. 2026. Characteristics of rainstorm disasters and disaster loss assessment models at prefectural-level city in Jiangxi Province [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 45(3):436–445 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2024–166

江西省地市暴雨灾害特征及其灾损评估模型研究

辛佳洁^{1, 2}, 胡菊芳¹, 董保华^{1, 2}, 占龙飞¹, 李海俊³

(1. 江西省气候中心, 南昌 330001; 2. 南昌国家气候观测台, 南昌 330001; 3. 江西省气象台, 南昌 330001)

摘要: 为精细化评估江西省 11 个地市的暴雨灾害造成的损失, 本文利用 1961—2020 年暴雨过程数据、1984—2020 年暴雨灾情数据和 GDP 资料, 对江西省 11 个地市开展暴雨特征及其灾损评估模型研究。首先, 分析 11 个地市暴雨过程及其所造成灾害的时空分布特征; 然后, 通过显著相关系数法筛选区域差异化因子, 构建地市暴雨综合强度指数 (I) 及灾损评估模型; 最后, 运用指数回归法和极端梯度提升法 (XGBoost) 构建灾损等级评估模型, 并通过训练样本与独立样本检验模型效果。结果表明: (1) 江西省 11 个地市暴雨过程及其灾害特征存在区域差异, 上饶、景德镇、鹰潭市为暴雨过程多发、重灾区; 地市平均暴雨过程频次、单站平均累积雨量及灾害频次均随年份增加呈显著上升趋势, 灾损率则呈微弱下降趋势。 (2) 11 个地市与暴雨灾害损失显著相关的因子数量和种类有所不同, 其中单站过程累积雨量、区域过程累积雨量和持续天数是最核心的三个因子。各地市 I 和灾损率均呈显著相关, 相关系数介于 0.58–0.75 之间, 建立的灾损评估模型在大多数地市有良好的拟合效果, 其中抚州市和南昌市的拟合效果最优, 决定系数 (R^2) 分别为 0.82 和 0.80。 (3) 对于灾损等级评估模型, 两种方法在训练样本测试中误差均控制在 2 个等级以内, XGBoost 法在大多数地市中表现更优; 在独立样本测试中, 模型误差基本上在 1 个等级以内, 指数回归法稳定性更佳。将两种方法结合能够有效确定暴雨灾害损失的等级区间, 在实际业务中有较好的指导意义。

关键词: 暴雨灾害; 暴雨综合强度指数; 损失评估; GDP; 极端梯度提升法

中图分类号: P429

文献标志码: A

DOI: 10.12406/byzh.2024–166

Characteristics of rainstorm disasters and disaster loss assessment models at prefectural-level city in Jiangxi Province

XIN Jiajie^{1, 2}, HU Jufang¹, DONG Baohua^{1, 2}, ZHAN Longfei¹, LI Haijun³

(1. *Jiangxi Climate Center, Nanchang 330001*; 2. *Nanchang National Climate Observatory, Nanchang 330001*; 3. *Jiangxi Meteorological Observatory, Nanchang 330001*)

Abstract: To conduct a more refined assessment of rainstorm disasters at prefectural-level city scale in Jiangxi Province, this study utilizes precipitation data from 1961 to 2020, rainstorm disaster data from 1984 to 2020, and GDP data to investigate the characteristics of rainstorm events and their disaster loss assessment models for 11 prefectural-level cities in Jiangxi. Firstly, it systematically analyzes the temporal and spatial distribution characteristics of rainstorm events and their associated disasters across the 11 prefectural-level cities. Secondly, regionally differentiated factors are screened using the significant correlation coefficient method to construct a comprehensive rainstorm intensity index (I) and disaster loss assessment models for 11 prefectural-level cities. Finally, the exponential regression method and the extreme gradient boosting method (XGBoost) are employed to build disaster loss grade assessment models, with model performance validated using training samples and independent samples. The results are as follows. (1) Obvious differences exist in the characteristics of rainstorm events and disasters among 11 prefectural-level cities in Jiangxi. Shangrao, Jingdezhen, and Yingtan are areas where rainstorm events occur frequently and severely. The frequency, cumulative rainfall and disaster frequency in Jiangxi have a significant upward trend with the increase of years, but the disaster loss rate shows a weak downward trend. (2) The number and types of

收稿日期: 2024–08–28; 定稿日期: 2025–04–29

资助项目: 中国气象局创新发展专项 (CXFZ2024Q007); 江西省科技厅“科技+应急”联合计划项目 (S2023KJSLG0003); 江西省气象局灾害风险普查项目 (JX2022ZHFXP06); 江西省气象局青年项目 (JX2023Q07); 南昌国家气候观测台专项 (JX2023Z09); 珠江流域气象科研开放基金项目 (ZJLY202312)

第一作者: 辛佳洁, 主要从事气候极端事件及灾害风险评估研究。E-mail: xinjiajie@foxmail.com

通信作者: 胡菊芳, 要从事气象服务与应用气象研究。E-mail: jxnchjf@foxmail.com

© Editorial Office of *Torrential Rain and Disasters*. OA under CC BY–NC–ND 4.0

significant correlation factors in different prefectural-level cities have obvious differences, among which the maximum process rainfall of a station, cumulative rainfall and duration are the most common three significant correlation factors. The I is significantly correlated to the loss rate in 11 prefectural-level cities. And the loss assessment models exhibit good fitting results for most prefectural-level cities, particularly for Fuzhou and Nanchang, with determination coefficients (R^2) of 0.82 and 0.80, respectively. (3) For the disaster loss grade assessment models, testing on training samples shows that errors of both methods are within 2 levels, with XGBoost performing better in most prefectural-level cities. Testing on independent samples indicates that the model errors were basically within the one level, and the exponential regression method demonstrates better stability. Moreover, combining these two methods could accurately provide the level range intervals of rainstorm disaster losses.

Key words: rainstorm disaster; rainstorm comprehensive intensity index; loss assessment; GDP; extreme gradient boosting method

引言

全球变暖背景下,暴雨及其引发的次生灾害(如洪涝、滑坡等)频繁发生,给社会造成重大影响(陈云峰和高歌, 2010; Trigg et al., 2016; Li and Wang, 2018; Breinl et al., 2021; Ji et al., 2024),从而使暴雨灾害链的问题越来越受到人们的关注和重视。对暴雨灾害损失进行评估是减少其影响的途径之一,不仅为防灾减灾提供可靠技术支撑,还对提高暴雨灾害预防能力具有重要意义(Willner et al., 2018)。

目前针对暴雨灾害损失(以下简称为暴雨灾损)评估的相关研究已取得一定进展,主流研究方法为先建立暴雨综合强度指数(I),再建模评估。比如,李春梅等(2008)利用主成分分析法得到 I ,并应用于灾情评估;袁祝香等(2014, 2016)利用灰色关联度法对吉林省构建重大暴雨过程 I ,并建立暴雨灾损评估模型;王莉萍等(2015)以暴雨的强度、覆盖范围及持续时间3个指标建立了 I 和等级划分标准;张顺谦等(2019)对四川省 I 和灰色关联度的暴雨灾损进行建模,并分析了不同重现期暴雨灾害可能造成的直接经济损失;赵小芳等(2023)将 I 与受灾人口资料结合,建立暴雨受灾人口灾损曲线。也有部分研究直接利用致灾因子建立暴雨灾损模型。如,刘伟东等(2007)利用灰色关联度法对北京暴雨灾损进行评估;黄治勇等(2011)采用类比法建立湖北省暴雨灾损定量预估模型;徐灏等(2023)利用多种机器学习方法评估山西暴雨对文物的损毁风险。

值得注意的是,以上研究存在两个局限:一是空间尺度局限,大多数研究停留在省级及以上尺度(韩秀君等, 2014; 孙素琴等, 2024),难以满足气象防灾减灾工作精细化到地市县的的实际业务需求(黄天文等, 2024; 孔锋, 2024);二是区域适应性不足,不同区域采用固定的指标体系建立 I 后建立灾损评估模型(韩秀君等, 2014; 孙素琴等, 2024),忽略了暴雨灾害显著的区域异质性特征(Shen et al., 2019; 鄢晓茜等, 2024),即使省内不同地市也存在明显地域差异(吕新生等, 2021; 陈永仁等, 2024)。

江西省是全国遭受暴雨灾害最严重的省份之一(张超美等, 2020; 郑美霞和刘玲, 2022)。针对现有相关研究的局限性,本文以江西省11个地市为研究对象,首次构建地市的暴雨灾损评估体系。首先,整合江西省1961—2020年60 a暴雨过程数据与1984—2020年37 a灾情数据,分析江西省暴雨过程及其灾害的时空分布特征;然后,通过显著相关系数法筛选区域差异化因子,构建各地市暴雨 I 及灾损评估模型;最后,采用指数回归法与XGBoost法构建等级评估模型并对其进行检验,为做好地市防灾减灾提供科学依据。

1 研究区、资料与方法

1.1 研究区概况

江西省位于长江中下游南岸,范围为(113.58°—118.48°E, 24.49°—30.08°N),面积 $1.67 \times 10^5 \text{ km}^2$ 。全省以山地、丘陵为主,南高北低,暴雨过程多,雨量集中,极易引发各种灾害。江西省共有11个地市(图1),各地市国家级气象观测站(以下简称为国家站)数为2~17个。

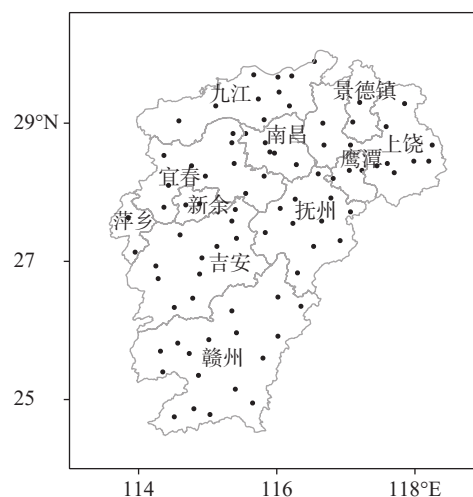


图1 江西省地市行政区域和国家站(黑色圆点)分布
Fig. 1 Distribution of prefectural-level cities and national meteorological stations (black dots) in Jiangxi Province

1.2 资料说明

来源于江西省气象灾害风险普查数据库 1961—2020 年 83 个国家站暴雨过程数据。暴雨过程定义为单日降雨量 ≥ 50 mm 且至少持续 1 d (连续多日达标视为同一过程) 的事件 (孙继松, 2017)。暴雨过程数据除暴雨过程开始和结束日期外, 还包括 6 个暴雨特征参数, 即持续天数 (D)、单站过程累积雨量 (R_s)、单站最大 6 h 降雨量 (R_6)、单站最大 3 h 降雨量 (R_3)、单站最大 1 h 降雨量 (R_1) 和单站最大日降雨量 (R_{24})。在此基础上, 加入区域过程累积雨量 (R_{area}) 作为新的暴雨特征参数, 该参数通过累加某地市内所有出现暴雨过程的站点的 R_s 值来综合反映暴雨过程强度和范围。最后确定以上 7 个暴雨特征参数作为构建暴雨灾损评估模型的可能致灾因子。

灾情数据来自全国气象灾情普查数据库 (<http://10.1.64.154/HDIS/index.xhtml>) 1984—2020 年江西省历史灾情数据, 以县 (市、区) 为基本单位, 每条灾情数据包括灾害开始日期、结束日期、直接经济损失等信息。本文选取直接经济损失作为灾损指标, 鉴于不同年份受灾地区经济发展水平存在差异, 为有效规避经济增长因素所带来的影响, 采用计算灾损率的方式进行量化处理 (章国材, 2010), 灾损率为某地的灾害直接经济损失除以该地当年的 GDP。11 个地市逐年 GDP 资料来源于《江西省统计年鉴》。

此外, 为验证模型在实际业务中的适用性, 使用了 2024 年江西省汛期暴雨过程数据和灾情数据, 两种数据分别来自中国气象局天擎大数据平台和江西省应急厅。

1.3 研究方法

1.3.1 地市暴雨过程和灾情数据处理

采用的数据处理方法, 主要包括四个关键步骤: 首先参考 Ren 等 (2012) 提出的区域性事件客观识别法得到地市暴雨过程, 并计算其对应特征值。客观识别法为: 设定在空间维度上, 国家站数 < 10 的地市, 需 2 个及以上相邻站出现暴雨过程, 国家站点数 ≥ 10 的地市, 则需 3 个及以上站出现暴雨过程且其中 2 个及以上站点相邻; 在时间维度上, 需连续 2 d 存在重合暴雨站点。特征值确定方法为: D 取地市暴雨过程开始到结束时间的天数差值, R_s 、 R_1 、 R_3 、 R_6 、 R_{24} 则取出现暴雨过程站点的对应指标最大值。

其次, 对县级灾情数据进行严格的质量控制, 剔除记录时长超过 30 d 的异常条目、明显错误的数。而后将同一市级行政区域内、同一时段 (日期是否有重合) 发生的暴雨灾害所造成的县级灾损数据

汇总, 得到地市暴雨灾情数据。

最后, 再根据日期是否有重合, 将地市暴雨过程特征值数据和暴雨灾损数据进行合并, 得到包含暴雨过程特征值及其灾情的完整数据集。

1.3.2 暴雨综合强度指数 (I) 计算

针对江西省 11 个地市分别建立本地化的暴雨灾损评估模型, 考虑到不同地市灾损相关因子可能存在差异, 采用显著相关系数法 (邹燕等, 2014; 张顺谦等, 2019), 对暴雨灾损率和 7 个可能致灾因子进行相关性分析和显著性水平检验, 仅保留通过 0.01 显著性水平检验的相关因子作为建模变量。基于筛选结果构建 I , 计算公式如下

$$I = \sum_{i=1}^n (a_i \times L_i) \quad (1)$$

其中, n 为筛选出的显著相关因子总数; a_i 为经过归一化处理后的第 i 个显著相关因子值 ($i=1, 2, \dots, n$); L_i 为对应权重系数, 由各显著相关因子与灾损率的相关系数归一化后确定。

1.3.3 暴雨灾损评估模型

基于计算得到的 I , 采用指数回归法 (赵小芳等, 2023) 建立地市暴雨灾损评估模型, 其计算公式为

$$Y = a \times \exp(b \times I) + c \quad (2)$$

其中, Y 为暴雨灾损率, a 、 b 、 c 为模型参数, 通过非线性最小二乘法进行估计。采用决定系数 (R^2) 评估模型拟合优度, R^2 取值区间为 0~1, 其数值大小反映模型解释因变量变异的比, 如 $R^2 > 0.6$ 表示模型能解释 60% 以上的数据变异, 拟合效果良好。 R^2 越接近 1 说明拟合程度越好; 反之, 拟合效果越差。

1.3.4 灾损等级划分

采用百分位数法对暴雨灾损进行分级, 参考暴雨灾害等级划分常用阈值 (张柳红等, 2021), 并结合江西省 11 个地市历史灾损率数据的分布特征, 最终选取第 65%、80% 和 95% 分位值作为临界阈值, 对应的将灾损划分为小灾、中灾、大灾和特大灾 4 个等级。

1.3.5 暴雨灾损等级评估模型

利用两种方法建立暴雨灾损等级评估模型, 第一种方法为传统统计学方法中的指数回归法, 先构建灾损评估模型, 再依据每次暴雨过程的 I 得出其对应的灾损率, 确定其灾损等级。

第二种方法是极端梯度提升法 (XGBoost), 该方法属于树集成模型, 其原理是将 K 个回归树的结果进行求和, 作为最终的预测值 (Chen et al., 2016; Ma et al., 2018)。XGboost 法具有运行速度快、准确度

高、可调参数多等优点,尤其擅长拟合因变量与自变量间复杂的非线性关系 (Natekin et al., 2013)。本文

利用 70% 的样本输入显著相关因子建模, 30% 样本用来检验。评估流程具体流可见图 2。

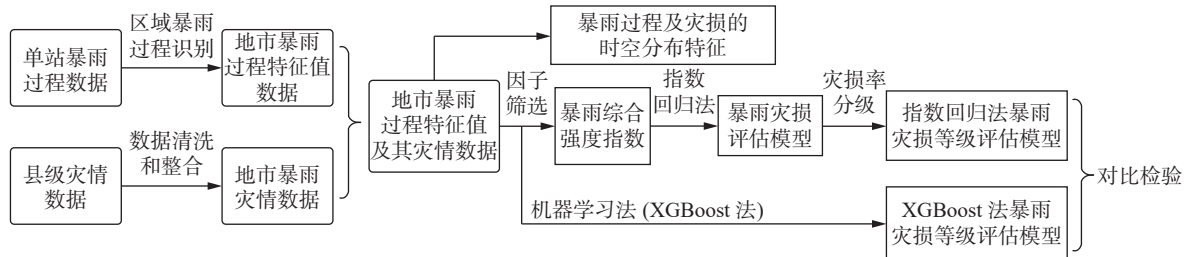


图 2 江西省地市暴雨特征及其灾损评估模型评估流程

Fig. 2 Rainstorm characteristics and the evaluation process of disaster loss assessment models at 11 prefectural-level cities of Jiangxi Province

2 结果分析

2.1 江西省暴雨过程及灾害时空分布特征

2.1.1 11 个地市的暴雨过程及灾害年平均分布特征

为深入了解江西省 11 个地市的暴雨过程及其灾害特征, 对 1961—2020 年暴雨过程数据及 1984—2020 年暴雨灾害数据进行评估。为便于 11 个地市对比分析, 将某次暴雨过程的平均单站累积雨量 (以下简称单站累积雨量) 定义为该次暴雨过程累积雨量除以暴雨站点总数。由图 3a、b 可见, 11 个地市暴雨过程年平均频次为 4.2 (萍乡)~7.0 次 (景德镇), 单站累积雨量为 400.4 (新余)~697.1 mm (景德镇), 暴雨过程年平均频次和单站累积雨量排前三的地市为景德镇 (7.0 次, 697.1 mm)、上饶 (6.6 次, 671.2 mm) 和抚

州 (6.2 次, 620.1 mm), 而萍乡 (4.2 次, 406.6 mm)、新余 (4.4 次, 400.4 mm) 和吉安 (4.5 次, 410.0 mm) 为倒数前三。总体而言, 江西省暴雨过程频次和单站累积雨量呈“东大于西、北大于南”的特征。

从江西省 11 个地市暴雨灾害年平均频次和灾损率分布图上 (图 3c、d) 可见, 11 个地市暴雨灾害频次范围为 1.9 (新余)~9.5 次 (赣州), 呈“南高于北”的态势。11 个地市年平均灾损率为 0.5% (萍乡)~4.6% (上饶), 上饶、鹰潭和抚州灾损率均大于 3%, 萍乡、南昌、新余、宜春和吉安灾损率均小于 2%。值得注意的是, 鹰潭、景德镇虽然暴雨灾害发生频次低, 但灾损率高, 尤其是鹰潭, 说明其更易发生灾损等级较为严重的暴雨灾害事件, 而宜春、赣州和吉安则相反。综上, 江西省 11 个地市的暴雨过程及其灾害特

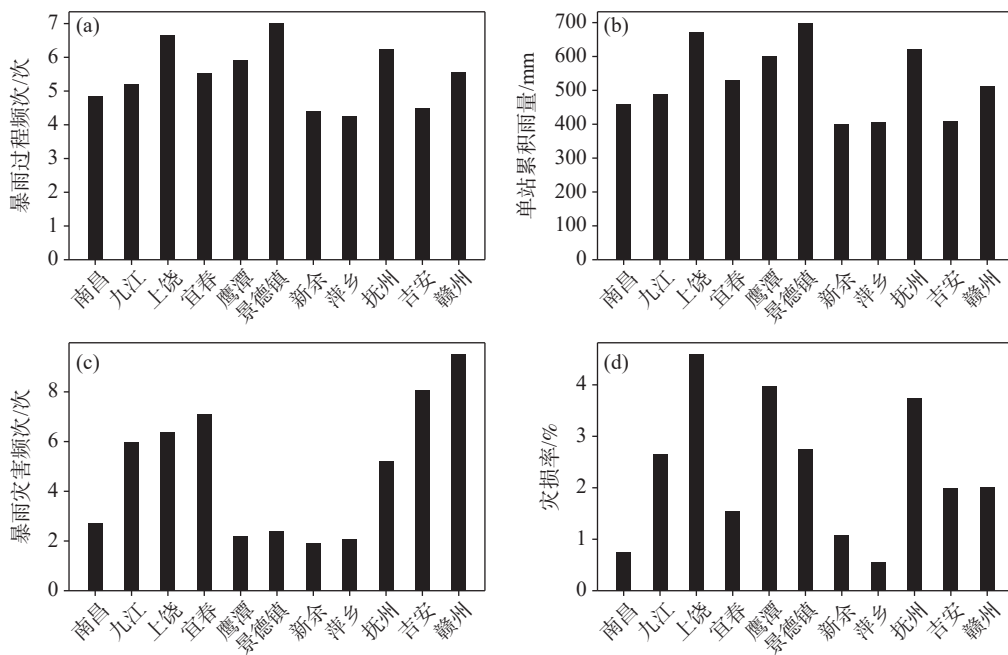


图 3 1961—2020 年江西省 11 个地市年平均暴雨过程频次 (a) 和单站累积雨量 (b) 以及 1984—2020 年各地市年平均暴雨灾害频次 (c) 和灾损率 (d)

Fig. 3 Distribution of (a) frequency and (b) accumulated rainfall of the average rainstorm events in 1961-2020, (c) frequency and (d) disaster loss rate of the average rainstorm disaster in 1984-2020 at 11 prefectural-level cities of Jiangxi Province

征存在显著差异,因此有必要针对 11 个地市构建不同的 I ,以便更准确地评估各地市暴雨灾损。

2.1.2 江西省暴雨过程及灾害年际变化

图 4 给出江西省暴雨过程及其灾损逐年变化特征。由图 4a、b 可见,江西省年暴雨过程频次为 0.9 (1963 年)~12.1 次 (2015 年),气候态 (1991—2020 年) 平均频次为 7.9 次;年单站累积雨量为 86.0 (1963 年)~1 064.7 mm (2010 年),气候态平均单站累积雨量为 672.5 mm。年暴雨过程频次和单站累积雨量随年份增加有显著增大的趋势,增加速率为 $1.0 \text{ 次} \cdot (10 \text{ a})^{-1}$ 和 $92.0 \text{ mm} \cdot (10 \text{ a})^{-1}$,均通过 0.01 显著性水平检验。表明随着年份递增,江西省暴雨过程的出现次数增多,强度不断增强。

由图 4c、d 可见,年暴雨灾害频次为 0.73 (1985 年)~13.2 次 (2010 年),气候态平均频次为 5.5 次,灾害频次也呈年际增加趋势,通过 0.01 显著性水平检验,增加速率为 $1.8 \text{ 次} \cdot (10 \text{ a})^{-1}$;暴雨过程灾损率范围为 0.06% (1985 年)~18.20% (1998 年),气候态平均灾损率为 2.49%,2000 年后绝大部分年份小于 1%。灾损率随年份增加呈减小趋势,减小速率为 $0.28\% \cdot (10 \text{ a})^{-1}$,仅通过 0.05 显著性水平检验。这可能与暴雨灾害防御能力不断增强有关(郭帷等,2022)。

2.2 江西省 11 个地市暴雨强度指数及灾损评估模型

2.2.1 暴雨综合强度指数 (I)

通过显著相关系数法筛选的各地市暴雨灾损的显著相关因子(表 1),可见江西省 11 个地市的显著相关因子的数量和种类都有明显区别,萍乡显著相关因子数量最少,仅为 2 个;而上饶、宜春、吉安和赣州数量最多,为 7 个。值得注意的是, R_s 在 11 个地市都和暴雨灾损显著相关,相关系数值都排在前列,其次依次为 R_{area} 、 D 、 R_{24} 、 R_6 、 R_3 和 R_1 。各地市 I 和灾损率均呈显著正相关,相关系数均大于 0.5,且均通过了显著性水平检验,这意味着 I 值越大,灾损率也会明显增加。相关系数较大的地市为抚州、南昌、新余和九江,其相关系数范围为 0.7~0.8,而吉安和赣州的相关系数相对较小,范围为 0.5~0.6。

与针对江西省全省灾损评估模型研究(孙素琴等,2024)采用的固定致灾因子组合 (R_{24} 、 R_s 、 D) 相比,各地市显著相关因子存在明显差异,本地化建模方法更精准地捕捉了区域特征。例如,暴雨年平均灾损率较低的地市(如南昌、萍乡和新余),小时尺度降水强度因子(即 R_1 、 R_3 和 R_6) 均未通过显著性水平检验;而对于区域范围较大的赣州, R_1 反而成为首要致灾因子。究其原因可能是因为平均灾损率更低的

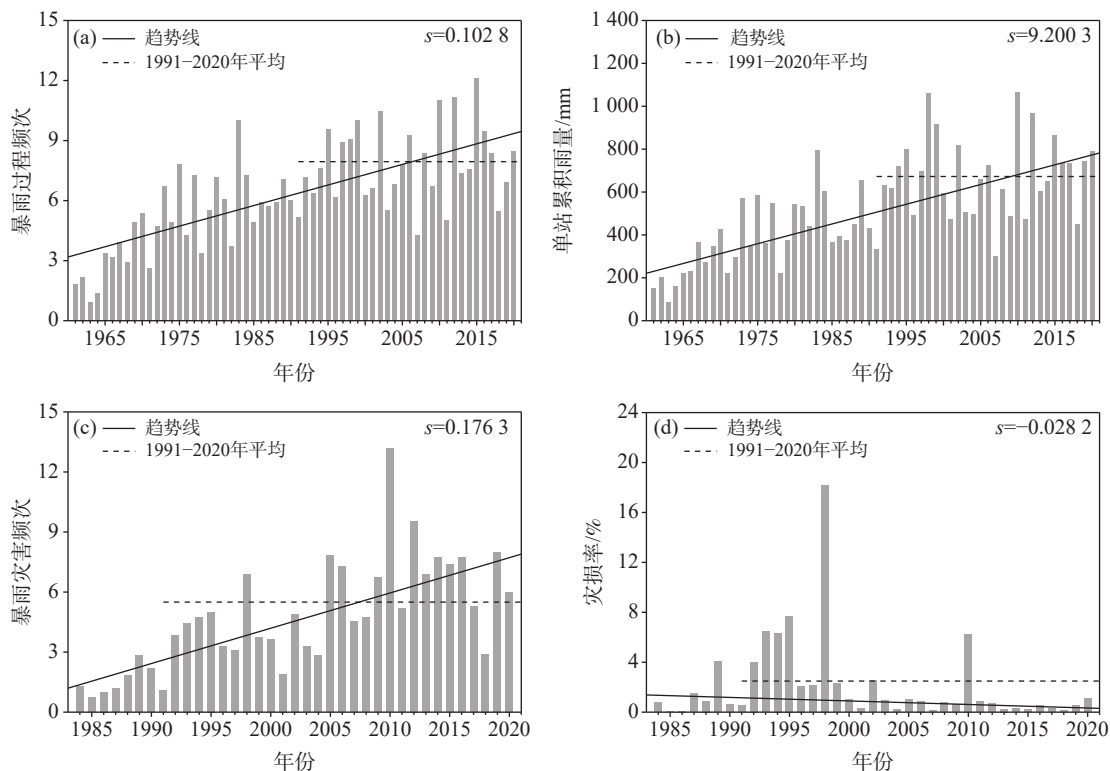


图 4 1961—2020 年江西省暴雨过程频次 (a) 和单站累积雨量 (b) 以及 1984—2020 年暴雨灾害频次 (c) 和灾损率 (d) 逐年变化分布 (s 为气候倾向率)

Fig. 4 Annual change of (a) frequency and (b) single-station cumulative rainfall of rainstorm process in 1961-2020, (c) frequency and (d) disaster loss rate of rainstorm disaster in 1984-2020 at 11 prefectural-level cities in Jiangxi Province (The s is the climate tilt rate)

表1 1984—2020年江西省11个地市的暴雨强度综合指数(I)
Table 1 I in 11 prefectural-level cities of Jiangxi province from 1984 to 2020

地市	样本数	I
南昌	51	$I=R_s \times 0.35 + D \times 0.34 + R_{\text{area}} \times 0.31$ ($r=0.75^*$)
九江	101	$I=D \times 0.27 + R_{\text{area}} \times 0.26 + R_s \times 0.24 + R_3 \times 0.13 + R_6 \times 0.10$ ($r=0.74^*$)
上饶	72	$I=R_s \times 0.19 + R_{\text{area}} \times 0.16 + R_{24} \times 0.15 + R_1 \times 0.13 + D \times 0.13 + R_6 \times 0.13 + R_3 \times 0.12$ ($r=0.67^*$)
宜春	94	$I=R_s \times 0.21 + R_{\text{area}} \times 0.17 + R_{24} \times 0.15 + R_6 \times 0.14 + D \times 0.13 + R_3 \times 0.11 + R_1 \times 0.08$ ($r=0.65^*$)
鹰潭	59	$I=R_s \times 0.25 + R_{\text{area}} \times 0.25 + R_{24} \times 0.20 + D \times 0.18 + R_6 \times 0.13$ ($r=0.69^*$)
景德镇	37	$I=R_s \times 0.23 + R_{24} \times 0.22 + R_6 \times 0.20 + R_{\text{area}} \times 0.19 + R_3 \times 0.16$ ($r=0.72^*$)
新余	46	$I=R_s \times 0.38 + D \times 0.36 + R_{\text{area}} \times 0.26$ ($r=0.75^*$)
萍乡	30	$I=R_s \times 0.57 + R_{24} \times 0.43$ ($r=0.62^*$)
抚州	85	$I=R_s \times 0.26 + R_{\text{area}} \times 0.24 + D \times 0.20 + R_{24} \times 0.18 + R_6 \times 0.12$ ($r=0.77^*$)
吉安	112	$I=R_s \times 0.19 + R_{24} \times 0.18 + R_6 \times 0.15 + R_{\text{area}} \times 0.15 + D \times 0.13 + R_3 \times 0.11 + R_1 \times 0.09$ ($r=0.58^*$)
赣州	134	$I=R_1 \times 0.19 + R_{24} \times 0.18 + R_s \times 0.16 + R_6 \times 0.14 + R_3 \times 0.13 + R_{\text{area}} \times 0.12 + D \times 0.09$ ($r=0.59^*$)

注:样本数为1984—2020年间江西省各地市成功匹配灾情数据的暴雨过程记录数; r 为 I 和灾损率的相关系数;*代表通过0.01显著性水平检验

地市其防洪排涝体系相对完善,或地形条件利于雨水快速排泄,导致小时尺度降水强度因子对灾损的影响被弱化。

2.2.2 暴雨灾损评估模型

采用指数回归法分别建立了江西省11个地市的暴雨灾损评估指数函数统计模型(表2),可见绝大部分地市的暴雨灾损评估模型 R^2 均在0.5以上,11个地市评估模型拟合程度从高到低依次为南昌、抚州、九江、鹰潭、新余、景德镇、赣州、宜春、吉安、上饶和萍乡。其中抚州和南昌评估模型表现最佳, R^2 大于0.8,分别为0.82和0.80;而萍乡的模型拟合效果较为一般, R^2 为0.49,这可能是由于识别出的萍乡区

域暴雨过程样本较少,未来可考虑结合区域站数据,对近几年的萍乡暴雨过程单独建模评估,以提高模型的准确性和可靠性。

2.3 暴雨灾损等级评估模型检验

当前已构建的灾损评估模型仍存在一定误差,仅能给出灾损率的大致范围(张顺谦等,2019)。为提升模型在实际业务中的应用价值,进一步构建暴雨灾损等级评估模型显得尤为必要。本文以1984—2019年资料作为训练样本,2020年资料作为独立样本,分别运用指数回归法和XGBoost法对等级评估模型展开检验分析。

2.3.1 训练样本

由表3可见,对训练样本而言,两种方法的误差均在2个等级以内。除上饶、宜春、新余和萍乡外,其余地市中指数回归法评估得到的等级与实际等级一致的比例均达50%以上,且绝大部分地市误差在1个等级内的比例超过80%,其中抚州表现最优,可达100%。相比而言,XGBoost法整体表现更优,但根据以往的研究可知,机器学习通常对训练样本表现较好,而对独立样本评估稳定性欠佳,因此仍需深入探究独立样本的检验结果。

2.3.2 独立样本

独立样本为2020年的暴雨灾损数据,11个地市样本数范围为1~4个,具体见表4。两种方法的误差基本在1个等级内,指数回归法表现更稳定。但其在小灾等级评估时偶有高估现象,例如南昌的4次暴雨过程中,该方法准确率为75%,其中1次失误就是将小灾高估为中灾;在特大灾等级评估时则容易

表2 1984—2020年江西省11个地市的暴雨灾损
评估模型及其决定系数(R^2)

Table 2 Rainstorm disaster loss assessment models and their R^2 values for 11 prefectural-level cities in Jiangxi Province from 1984 to 2020

地市	指数回归模型	R^2
南昌	$Y=0.1691 \times \exp(3.3663 \times I) - 0.2301$	0.82
九江	$Y=0.2567 \times \exp(2.9540 \times I) - 0.3426$	0.71
上饶	$Y=0.3274 \times \exp(2.7033 \times I) - 0.4578$	0.50
宜春	$Y=0.7071 \times \exp(1.7664 \times I) - 0.9623$	0.57
鹰潭	$Y=0.5381 \times \exp(3.5661 \times I) - 0.8183$	0.68
景德镇	$Y=0.2021 \times \exp(3.4041 \times I) - 0.4171$	0.65
新余	$Y=1.1651 \times \exp(1.3033 \times I) - 1.3121$	0.69
萍乡	$Y=0.0180 \times \exp(4.0409 \times I)$	0.49
抚州	$Y=0.0170 \times \exp(5.6065 \times I)$	0.80
吉安	$Y=0.0040 \times \exp(8.8146 \times I)$	0.54
赣州	$Y=0.0206 \times \exp(7.3790 \times I) - 0.0976$	0.63

表 3 运用指数回归法和 XGBoost 法对 1984—2019 年江西省 11 个地市的训练样本模型精度检验结果

Table 3 The accuracy verification results of training sample in 1984-2019 using exponential regression and XGBoost methods for 11 prefectural-level cities in Jiangxi Province

地市	同级比例/%		差1级比例/%		差2级比例/%	
	指数回归法	XGBoost法	指数回归法	XGBoost法	指数回归法	XGBoost法
南昌	54	60	30	33	16	6
九江	60	56	30	40	10	10
上饶	43	47	47	37	10	15
宜春	45	42	41	46	14	12
鹰潭	50	56	28	25	22	19
景德镇	50	51	31	40	20	9
新余	49	50	41	42	10	8
萍乡	42	48	40	32	18	20
抚州	57	58	43	33	0	9
吉安	56	64	37	20	7	16
赣州	54	57	22	23	14	10

表 4 2020 年江西省 11 个地市的独立样本中不同方法得到的灾害损失等级频次与实际对比

Table 4 Comparison of the frequency of disaster loss grades from different methods against actual for the independent sample in 11 prefectural-level cities of Jiangxi Province in 2020

地市	小灾频次			中灾频次			大灾频次			特大灾频次		
	实际	指数回归法	XGBoost法	实际	指数回归法	XGBoost法	实际	指数回归法	XGBoost法	实际	指数回归法	XGBoost法
南昌	3	2	3	0	1	0	1	1	1	0	0	0
九江	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0
上饶	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
宜春	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
鹰潭	2	1	2	0	1	0	1	1	1	0	0	0
景德镇	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1
新余	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1
萍乡	0	0	1	2	2	2	1	1	0	0	0	0
抚州	1	0	2	1	2	0	1	1	1	0	0	0
吉安	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
赣州	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0

出现低估情况,如将上饶的 1 次特大灾低估为大灾。XGBoost 法在 11 个地市的评估表现差异较大,例如对南昌 4 次暴雨过程的灾损等级评估全部准确,但对新余 3 次暴雨过程出现 2 次高估。在大多数情况下,结合两种方法给出灾损等级范围,能够有效提高评估准确率,对实际业务应用具有良好的指示作用。

2.3.3 模型业务适用性检验

为进一步验证两种模型在实际业务中的适用性,本文选取 2024 年江西省汛期 3 次大范围的暴雨过程作为应用个例,评估指数回归法与 XGBoost 法

对实际暴雨过程的灾损等级预测精度与稳定性,结果见表 5。

两种方法在实际业务应用场景中均展现出一定的有效性。指数回归法的误差始终控制在 1 个等级范围内,但仍存在将小灾高估为中灾、中灾低估为小灾的现象;而 XGBoost 法在 3 月 30—31 日的暴雨过程中,准确评估出全省 11 个地市的灾损等级,但 4 月 29—30 日过程中对低灾出现 3 次高估,6 月 30 日—7 月 2 日过程中对中灾出现 4 次低估,表现不稳定。这可能归因于 XGBoost 法依赖训练样本的特征模式,当 2024 年汛期受极端天气影响,灾害特征与

表5 2024年江西省11个地市的3次暴雨过程中不同方法得到的灾损等级与实际对比

Table 5 Comparison of disaster loss grades form different methods against actual for three rainstorms events in 11 prefectural-level cities of Jiangxi Province in 2024

地市	3月30—31日灾损等级			4月29—30日灾损等级			6月30日—7月2日灾损等级		
	实际	指数回归法	XGBoost法	实际	指数回归法	XGBoost法	实际	指数回归法	XGBoost法
南昌	小	小	小	小	小	小	小	中	小
九江	小	小	小	小	中	大	大	大	大
上饶	小	中	小	中	中	中	中	中	小
宜春	小	中	小	小	小	中	中	中	中
鹰潭	小	小	小	小	中	小	小	小	小
景德镇	小	小	小	小	小	小	小	中	小
新余	中	小	中	中	中	中	中	中	小
萍乡	小	中	小	小	中	小	中	中	小
抚州	中	中	中	小	小	中	中	中	中
吉安	小	小	小	小	小	小	中	小	小
赣州	中	中	中	中	中	中	中	小	小

历史样本存在差异时,模型泛化能力不足。特别是6月9—29日江西省经历降水集中期,前期灾害累积效应显著,此时指数回归法展现出更强的适用性。

3 结论与讨论

本文利用1961—2020年暴雨过程数据、1984—2020年暴雨灾情数据和GDP资料,对江西省11个地市开展暴雨特征及其灾损评估模型研究。首先,分析11个地市暴雨过程及其灾害的时空分布特征;然后,通过显著相关系数法筛选区域差异化因子,构建地市暴雨综合强度指数(I)及灾损评估模型;最后,运用指数回归法和极端梯度提升法(XGBoost)构建灾损等级评估模型,并通过训练样本与独立样本检验模型效果。得到以下主要结论:

(1) 江西省11个地市的暴雨过程及其灾害特征呈显著地域差异。11个地市年平均暴雨过程频次为4.2(萍乡)~7.0次(景德镇),年平均单站累积雨量为400.4(新余)~697.1 mm(景德镇);暴雨灾害年平均频次为1.9(新余)~9.5次(赣州),年平均灾损率为0.5%(萍乡)~4.6%(上饶)。其中暴雨过程频次和单站累积雨量呈“东部大于西部,北部大于南部”的分布特征;而暴雨灾害频次南部大于北部。从年际变化来看,江西省暴雨过程频次、单站累积雨量和灾害频次均呈显著增加趋势,增长速率为每10 a依次增加1.0次、92.0 mm、1.8次,且均通过0.01显著性水平检验;然而灾损率却有弱的下降趋势,速率为每10 a减小0.28%,仅通过0.05显著性水平检验,且2000年后灾损率基本在1%以下,反映出江西省在

暴雨频次增多、强度增强的情况下,防灾减灾能力明显提高。

(2) 差异化因子构建的地市 I 可有效支撑灾损评估。11个地市暴雨灾损的显著相关因子在数量和种类上存在明显差异,萍乡仅2个显著因子,上饶、宜春等多地市显著因子为7个, R_s 、 R_{area} 和 D 是江西省暴雨灾损的关键致灾因子。针对不同地区采用差异化因子构建的地市 I 与灾损率均呈显著正相关,相关系数范围为0.58~0.75,且均通过0.01显著性水平检验。用 I 建立的地市灾损评估模型在大多数地市展现出较高的拟合程度,尤其是抚州和南昌两市,评估模型 R^2 分别为0.82和0.80,验证了地市本地化建模的必要性与有效性。

(3) 指数回归法与XGBoost法结合可提升暴雨灾损等级评估的可靠性。运用指数回归法和XGBoost法分别建立灾损等级评估模型,对训练样本而言,大部分地市误差在1个等级以内的概率超过80%,XGBoost法表现更优;而在独立样本检验中,两种模型的误差基本控制在1个等级以内,指数回归法稳定性更优。2024年汛期应用个例中进一步验证,指数回归法在降水集中期的表现更为突出,将两种方法相结合使用,能够更精准地确定暴雨灾损等级范围,在实际业务应用中具有重要价值。

本文突破传统省级或大尺度灾损评估的局限,通过筛选差异化因子构建地市模型,推动了气象灾损评估方法向精细化、本地化方向发展。以抚州、南昌等拟合效果突出的地市为例,评估模型可有效辅助预测灾损规模,优化防灾减灾资源配置,显著提升

区域灾害风险管理效率。然而,本文仍有提升空间,例如少部分地市的建模结果不够理想,且某些关键致灾因子(如暴雨过程前 7 d 累积降雨量)尚未纳入考量范围。未来希望采用近 10 a 数据优化模型构建,深入挖掘更多潜在因子;扩大案例评估检验范围,并针对建模效果不佳的地市开展专项研究,以期对江西省地市防灾减灾工作提供更有力的技术支撑,同时也为其他省份开展类似研究提供参考借鉴。

参考文献 (References):

- 陈永仁. 2024. 四川极端性暴雨的研究进展及新认识[J]. *高原山地气象研究*, 44(1): 1–9. Chen Y R. 2024. Research progress and new understanding of extreme rainstorms in Sichuan [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 44(1): 1–9 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184.2024.01.001
- 陈云峰, 高歌. 2010. 近 20 年中国气象灾害损失的初步分析[J]. *气象*, 36(2): 76–80. Chen Y F, Gao G. 2010. An analysis to caused by meteorological disasters in China during 1989–2008 [J]. *Meteorological Monthly*, 36(2): 76–80 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2010.2.0
- 郭帷, 谢海涛, 王旭, 等. 2022. 1981—2019 年北疆暴雨洪涝灾害的时空变化特征分析[J]. *暴雨灾害*, 41(1): 101–108. Guo W, Xie H T, Wang X, et al. 2022. Spatio-temporal variation of rainstorm flooding disaster events in Northern Xinjiang from 1981 to 2019 [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 41(1): 101–108 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2022.01.012
- 韩秀君, 孙晓巍, 李爽, 等. 2014. 辽宁暴雨致灾指标及灾害影响预评估[J]. *气象与环境学报*, 30(6): 80–84. Han X J, Sun X W, Li S, et al. 2014. Disaster-causing index of rainstorm and pre-assessment of disaster effect in Liaoning province [J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 30(6): 80–84 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1673-503X.2014.06.012
- 黄天文, 焦飞, 伍志方. 2024. 一种基于迁移学习和长短期记忆神经网络的降水预报方法[J]. *暴雨灾害*, 43(1): 45–53. Huang T W, Jiao F, Wu Z F. 2024. A precipitation forecast method based on transfer learning and long short term memory [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 43(1): 45–53 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023-118
- 黄治勇, 龙利民, 邵末兰, 等. 2011. 类比法在暴雨灾害损失定量预估中的应用[J]. *大气科学学报*, 34(2): 246–250. Huang Z Y, Long L M, Shao M L, et al. 2011. Application of analogy method in quantitative preestimate of heavy rain disaster loss [J]. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 34(2): 246–250 (in Chinese). doi:10.13878/j.cnki.dqkxxb.2011.02.016
- 孔锋. 2024. 加强气象防灾减灾助力乡村振兴高质量发展[J]. *中国减灾*, 2024(7): 18–19. Kong F. 2024. Strengthening Meteorological disaster prevention and reduction to support high quality development of rural revitalization [J]. *China Disaster Reduction*, 2024(7): 18–19 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1002-4549.2024.07.006
- 李春梅, 刘锦奎, 潘蔚娟, 等. 2008. 暴雨综合影响指标及其在灾情评估中的应用[J]. *广东气象*, 2008(4): 1–4. Li C M, Liu J L, Pan W J, et al. 2008. Integrated index for rainstorm impact and its application in disaster assessment [J]. *Guangdong Meteorology*, 2008(4): 1–4 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1007-6190.2008.04.001
- 刘伟东, 扈海波, 程丛兰, 等. 2007. 灰色关联度方法在大风和暴雨灾害损失评估中的应用[J]. *气象科技*, 35(4): 563–566. Liu W D, Hu H B, Cheng C L, et al. 2007. Application of grey correlation degree to disaster loss evaluation of strong wind and heavy rainfall [J]. *Meteorological Science and Technology*, 35(4): 563–566 (in Chinese). doi:10.19517/j.1671-6345.2007.04.023
- 吕新生, 周雅蔓, 余行杰, 等. 2021. 1961—2019 年新疆暴雨山洪灾害损失的时空变化特征[J]. *沙漠与绿洲气象*, 15(4): 42–49. Lü X S, Zhou Y M, Yu X J, et al. 2021. Temporal and spatial variation characteristics of rainstorm and flash flood disaster losses in Xinjiang from 1961 to 2019 [J]. *Desert and Oasis Meteorology*, 15(4): 42–49 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002-0799.2021.04.006
- 孙继松. 2017. 短时强降水和暴雨的区别与联系[J]. *暴雨灾害*, 36(6): 498–506. Sun J S. 2017. Differences and relationship between flash heavy rain and heavy rainfall [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 36(6): 498–506 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2017.06.002
- 孙素琴, 吴静, 唐春燕, 等. 2024. 基于智能网格预报的江西暴雨灾害风险预评估研究[J]. *灾害学*, 39(1): 37–44. Sun S Q, Wu J, Tang C Y, et al. 2024. Research on risk pre-assessment of rainstorm disaster based on intelligent grid forecasting in Jiangxi Province [J]. *Journal of Catastrophology*, 39(1): 37–44 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1000-811X.2024.01.007
- 王莉萍, 王秀荣, 王维国. 2015. 中国区域降水过程综合强度评估方法研究及应用[J]. *自然灾害学报*, 24(2): 186–194. Wang L P, Wang X R, Wang W G. 2015. Research and application of comprehensive intensity evaluation method for regional rainfall process in China [J]. *Journal of Natural Disasters*, 24(2): 186–194 (in Chinese). doi:10.13577/j.jnd.2015.0224
- 袁祝香, 纪玲玲, 张硕. 2014. 吉林省重大暴雨过程影响损失评估模型的建立[J]. *气象与环境学报*, 30(5): 141–145. Xi Z X, Ji L L, Zhang S. 2014. Development of a model for evaluation of disaster loss due to heavy rainstorm in Jilin province [J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 30(5): 141–145 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1673-503X.2014.05.020
- 袁祝香, 张晨琛, 吕忠, 等. 2016. 吉林省重大暴雨过程灾害损失风险预评估[J]. *冰川冻土*, 38(2): 395–401. Xi Z X, Zhang C C, Lü Z. 2016. The risk pre-estimation of the flood casualty loss caused by heavy rainstorm in Jilin Province [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 38(2): 395–401 (in Chinese). doi:10.7522/j.issn.1000-0240.2016.0043
- 徐灏, 宫阿都, 包文轩. 2023. 基于机器学习的不可移动文物暴雨灾害风险评估——以山西省为例[J]. *自然灾害学报*, 32(4): 25–35. Xu C, Gong A D, Bao W X. 2023. Machine learning-based storm disaster risk assessment of immovable cultural relics: A case study of Shanxi Province [J]. *Journal of Natural Disasters*, 32(4): 25–35 (in Chinese). doi:10.13577/j.jnd.2023.0403
- 鄯晓茜, 肖天贵, 王静. 2024. 西南地区暴雨灾害集中度变化特征及其与环流指数的关系[J]. *高原山地气象研究*, 44(2): 91–97. Yan X Q, Xiao T G, Wang J. 2024. Characteristics of rainstorm disaster concentration index in southwest China and its relationship with circulation index [J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 44(2): 91–97 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1674-2184.2024.02.011

- 张超美,黄彩婷,赵冠男.2020.1961—2016年江西不同量级暴雨的时空分布特征[J].*气象与减灾研究*,43(4):249–255. Zhang C M, Huang C T, Zhao G N. 2020. Spatio-temporal variations of rainstorms with different magnitudes in Jiangxi province during 1961–2016 [J]. *Meteorology and Disaster Reduction Research*,43(4):249–255 (in Chinese). doi:10.12013/qxyjzyj2020-036
- 张柳红,郑璟,伍红雨,等.2021.广东暴雨洪涝灾害损失定量评估[J].*暴雨灾害*,40(1):87–93. Zhang L H, Zheng J, Wu H Y, et al. 2021. Quantitative assessment of disaster loss caused by rainstorms and floods in Guangdong [J]. *Torrential Rain and Disasters*,40(1):87–93 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2021.01.011
- 张顺谦,王春学,陈文秀,等.2019.四川省暴雨过程强度及损失评估方法研究[J].*暴雨灾害*,38(1):79–85. Zhang S Q, Wang C X, Chen W X, et al. 2019. Study on evaluation method of intensity and loss of rainstorm in Sichuan Province [J]. *Torrential Rain and Disasters*,38(1):79–85(in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004-9045.2019.01.010
- 章国材.2010.气象灾害风险评估与区划方法[M].北京:气象出版社:96–97. Zhang G C. 2010. Risk Assessment and Zoning Methods for meteorological disasters [M]. Beijing:Meteorological Publishing House:96–97 (in Chinese)
- 赵小芳,史瑞琴,洪国平,等.2023.暴雨洪涝受灾人口与雨涝危险性指数关系模型研究[J].*暴雨灾害*,42(1):79–87. Zhao X F, Shi R Q, Hong G P, et al. 2023. The relationship model between flood-hit population and rainstorm waterlogging risk index [J]. *Torrential Rain and Disasters*,42(1):79–87 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022-223
- 郑美霞,刘玲.2022.2011—2020年江西省自然灾害灾情时空特征分析[J].*自然灾害学报*,31(2):233–241. Zheng M X, Liu L. 2022. Spatial-temporal distribution characteristics of natural disasters in Jiangxi Province from 2011 to 2020 [J]. *Journal of Natural Disasters*,31(2):233–241 (in Chinese). doi:10.13577/j.jnd.2022.0225
- 邹燕,叶殿秀,林毅,等.2014.福建区域性暴雨过程综合强度量化评估方法[J].*应用气象学报*,25(3):360–364. Zou Y, Ye D X, Lin Y, et al. 2014. A quantitative method for assessment of regional heavy rainfall intensity [J]. *Journal of Applied Meteorological Science*,25(3):360–364 doi:10.11898/1001-7313.20140313
- Breinl K, Lun D, Müller-Thomy H, et al. 2021. Understanding the relationship between rainfall and flood probabilities through combined intensity-duration-frequency analysis [J]. *Journal of Hydrology*, 602:126759. doi:10.1016/j.jhydrol.2021.126759
- Chen T, Guestrin C. 2016. Xgboost: A scalable tree boosting system [C]. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16). New York: Association for Computing Machinery,785–794. doi:10.1145/2939672.2939785
- Ji X, Dong W, Wang W, et al. 2024. Impacts of climate change on extreme precipitation events and urban waterlogging: a case study of Beijing [J]. *Natural Hazards Review*,25(1):5023014.1–5023014.16. doi:10.1061/NHREFO.NHENG-1889
- Li J, Wang B. 2018. Predictability of summer extreme precipitation days over eastern China [J]. *Climate Dynamics*,51(11):4543–4554. doi:10.1007/s00382-017-3848-x
- Ma L, Zhang G, Lu E. 2018. Using the gradient boosting decision tree to improve the delineation of hourly rain areas during the summer from advanced Himawari imager data [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 19(5):761–776. doi:10.1175/JHM-D-17-0109.1
- Natekin A, Knoll A. 2013. Gradient boosting machines, a tutorial [J]. *Frontiers in Neurobotics*,4(7):21. doi:10.3389/fnbot.2013.00021
- Ren F M, Cui D L, Gong Z Q, et al. 2012. An objective identification technique for regional extreme events [J]. *Journal of Climate*,25(20):7015–7027. doi:10.1175/JCLI-D-11-00489.1
- Shen G Q, Hwang S N. 2019. Spatial-temporal snapshots of global natural disaster impacts revealed from EM-DAT for 1900–2015 [J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1):912–934. doi:10.1080/19475705.2018.1552630
- Trigg M A, Birch C E, Neal J C, et al. 2016. The credibility challenge for global fluvial flood risk analysis [J]. *Environmental Research Letters*,11(9):094014. doi:10.1088/1748-9326/11/9/094014
- Willner S N, Levermann A, Zhao F, et al. 2018. Adaptation required to preserve future high-end river flood risk at present levels [J]. *Science Advances*,4(1):eaao1914. doi:10.1126/sciadv.aao1914

(责任编辑 唐国瑛)