暴雨灾害
Torrential Rain and Disasters
中国科技核心期刊
中国科技论文统计源期刊

基于随机森林算法的城市内涝风险预估方法及应用—以南昌市为例

盛志军 周雨 孟明华 刘禹杉 傅文兵

Method and application of urban waterlogging risk prediction based on the random forest algorithm-taking Nanchang as an example

SHENG Zhijun，ZHOU Yu，MENG Minghua，LIU Yushan，FU Wenbing

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12406/byzh.2023-215

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

基于城市暴雨内涝数学模型的福州内涝灾害风险评估
Risk assessment of rainstorm waterlogging disaster based on urban rainstorm waterlogging mathematical model in Fuzhou city
暴雨灾害. 2020, 39(1): 89-95 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2020.01.010

基于高时空分辨率降水预报产品的城市内涝预警研究
Research on urban waterlogging risk early warning based on high spatial-temporal resolution precipitation forecast products
暴雨灾害. 2019, 38(3): 229-237 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2019.03.005

基于随机森林算法优选FY-4B AGRI通道订正雨量产品研究
The study on precipitation products corrected by optimal selection FY-4B AGRI channel based on random forest algorithm
暴雨灾害. 2024, 43(5): 598-606 https://doi.org/10.12406/byzh.2023-194

南昌“6.29”短历时暴雨过程的成因及其中尺度特征
Causes and meso-scale characteristics of the short-duration rainstrom in Nanchang on 29 June 2022
暴雨灾害. 2023, 42(2): 124-133 https://doi.org/10.12406/byzh.2022-145

基于投影寻踪方法的湖北省雷电灾害风险区划
Risk zoning of lightning disaster in Hubei Province based on projection pursuit method
暴雨灾害. 2019, 38(3): 291-296 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2019.03.012

未来RCPs情景下淮河流域夏玉米卡脖子旱风险预估
Simulative projection of future choking drought disaster risk of summer maize in the Huaihe River basin under RCPs scenarios
暴雨灾害. 2021, 40(2): 201-207 https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-9045.2021.02.012

关注微信公众号，获得更多资讯信息

盛志军,周雨,孟明华,等.2025.基于随机森林算法的城市内涝风险预估方法及应用—以南昌市为例[J].暴雨灾害,44(1):93−101.
SHENG Zhijun, ZHOU Yu, MENG Minghua, et al. 2025. Method and application of urban waterlogging risk prediction based on the random forest algorithm-taking Nanchang as an example [J]. Torrential Rain and Disasters,44(1):93−101 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023−215

基于随机森林算法的城市内涝风险预估方法及应用—以南昌市为例

盛志军[1], 周雨[2, 3], 孟明华[4], 刘禹杉[2], 傅文兵[2]

(1. 江西省气象台, 南昌 330096; 2. 江西省气象服务中心, 南昌 330096; 3. 江西省防灾减灾工程技术研究中心, 南昌 330096; 4. 南昌市气象局, 南昌 330000)

摘　要: 利用南昌市 2016—2022 年内涝灾情资料及 110 个国家和区域气象观测站小时降雨数据, 首先分析了南昌市内涝灾害的时空分布特征, 确定了不同积水深度降雨指标强度临界值, 结合承灾体条件, 建立内涝风险预估等级; 然后进一步基于随机森林算法, 构建积水深度预估模型, 开展城市内涝风险预评估; 最后应用典型个例对风险等级预报的准确性进行检验。结果表明: (1) 内涝灾害月变化呈现单峰型分布特征, 峰值出现在 6 月; 日变化呈现双峰型分布特征, 峰值分别出现在 09 时和 16 时, 灾害点多集中在城区核心区域。(2) 短时强降雨或暴雨是导致南昌市 50 cm 以上积水深度的主要降雨类型, 当 1 h 降雨量>40 mm、3 h 累计降雨量>78 mm、6 h 累计降雨量>98 mm、12 h 累计降雨量>123 mm 或 24 h 累计降雨量>135 mm 时, 极易引发 50 cm 以上的积水深度。(3) 积水深度预估模型训练集和测试集平均精确率分别为 96% 和 79%。依据积水深度预估区间[10, 25) cm、[25, 50) cm、≥50 cm, 结合人口和 GDP 条件, 将内涝气象风险划分为低、中、高 3 级。(4) 南昌市两次暴雨过程内涝灾害点风险等级预估准确率分别为 67% 和 56%, 提前 1~3 h 预估的 27 个内涝点均在预估风险区域内。

关键词: 内涝; 随机森林; 风险预估; 南昌市

中图法分类号: P429　　**文献标志码**: A　　**DOI:** 10.12406/byzh.2023−215

Method and application of urban waterlogging risk prediction based on the random forest algorithm-taking Nanchang as an example

SHENG Zhijun[1], ZHOU Yu[2, 3], MENG Minghua[4], LIU Yushan[2], FU Wenbing[2]

(1. *Jiangxi province meteorological observatory*, *Nanchang* 330096; 2. *Jiangxi Province meteorological sevice center*, *Nanchang* 330096; 3. *Jiangxi Provincial Disaster protection and alleviation engineering technology research center*, *Nanchang* 330096; 4. *Nanchang city meteorological bureau*, *Nanchang* 330000)

Abstract: Waterlogging disaster data from 2016 to 2022 and hourly precipitation data from 110 meteorological observation stations in Nanchang were used to analysis the characteristics of waterlogging disasters, as well as the critical value of the rainfall index of different water depth was determined. Then combined with the disaster-bearing body conditions, the prediction level of waterlogging meteorological risk was furthter established. Moreover, the water depth estimation model was constructed based on the random forest algorithm.Finally,pre-assessment of urban waterlogging risk was carried out and the accuracy of risk level forecast was tested by using the typical cases. The results are as follows. (1) The monthly change of waterlogging disaster demonstrate unimodal distribution with a peak in June.The daily change demonstrate bimodal distribution with two peaks at 09:00 BT and 16:00 BT respectively. The disaster points are concentrated in the core urban area. (2) Water depths above 50 cm in Nanchang are primary caused by short-duration heavy rainfall or rainstorms. It is easy to cause the water depth of more than 50 cm, when 1 h rainfall > 40 mm, 3 h cumulative rainfall > 78 mm, 6 h

收稿日期: 2023−10−10; **定稿日期**: 2024−03−29

资助项目: 江西省气象局面上项目 (JX2021M03); 江西省重点研发计划项目 (20202BBGL73100); 江西省气象局重点项目 (JX2023Z07); 江西省气象局指导性计划项目 (ZDX2021001); 江西省气象局重点项目 (JX2020Z09)

第一作者: 盛志军, 主要从事气象灾害评估技术研究。E-mail: 94644112@qq.com

通信作者: 周雨, 主要从事气象灾害风险预估技术研究。E-mail: 715089388@qq.com

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

cumulative rainfall > 98 mm, 12 h cumulative rainfall > 123 mm or 24 h cumulative rainfall > 135 mm. (3) The average accuracy of the training and tests was 96% and 79% respectively. The meteorological risk of waterlogging is divided into low, medium and high levels according to the estimated range of [10, 25) cm, [25, 50) cm, ⩾50 cm combined with the population and GDP conditions. (4) The estimated accuracy rate of waterlogging points in the two rainstorm processes in Nanchang are 67% and 56% respectively. And the 27 waterlogging points estimated 1-3 h in advance are all within the estimated risk area.

Key words: city waterlogging; random forest; risk pre-assessment; Nanchang

引 言

近年来, 随着城市化进程不断加速, 气候变暖背景下极端降水过程增多, 因暴雨天气造成的城市内涝时常发生 (Zhu et al., 2023; Ji et al., 2024; 朱科旭等, 2024), 南昌市地处亚热带季风气候区, 西北部为梅岭山脉, 地形强迫抬升和热岛作用使得城市暴雨频繁发生 (陈淼等, 2014; 周志敏等, 2023; 刘成瀚等, 2023), 严重威胁市民安全。如 2020 年 7 月 6—7 日南昌市大暴雨过程, 造成严重内涝, 导致 18.3 万人受灾, 农作物受灾面积 12.9 千公顷, 直接经济损失 7 978 万元。因此开展城市内涝风险预估, 对提升城市内涝风险预报服务水平, 保障人民生命财产安全具有重要意义。

当前国内外针对城市内涝研究普遍采用数值模拟、遥感识别与人工智能等方法。这些方法通过综合降雨量预报以及不同下垫面条件或产汇流特性, 预判内涝事件发生与否及其危害程度, 其核心是精确估算城市内涝积水深度。数值模拟方法以未来时刻降雨量为输入参数, 运用水文或水动力模型模拟城市内涝分布 (栾震宇等, 2021; Wang et al., 2022; Jin et al., 2023), 该方法准确性高, 但是对模型构建过程较为繁琐耗时。遥感识别方法通过 GIS 平台进行数据整合与分析, 实现内涝风险的快速预警 (魏军等, 2018; 陈靖等, 2020; 王颖和王强国, 2020), 该方法数据源广泛, 实时性强, 但数据获取成本较高。人工智能方法给城市内涝预报研究提供了新的思路, 通过机器学习或深度学习方法, 提取影响内涝的关键因子, 构建人工智能预测模型 (李海宏等, 2021; 刘媛媛等, 2022), 该方法建模快、灵活性强因而被广泛使用。近年来, 学者们对南昌市城市内涝研究取得了丰硕成果, 刘玲等 (2013) 基于灰色关联度方法评估了南昌城市内涝积水深度, 为城市内涝灾后评估提供了科学依据。卢辛宇等 (2017) 基于 SWMM 方法对南昌青山湖片区内涝积水进行模拟, 发现排水管网淹没出流时的顶托作用是导致内涝积水的主要原因, 这一发现为南昌市青山湖片区的内涝防治提供了重要参考。李鹏等 (2022) 基于 ArcGIS 开展城市内涝分布格局及其影响因素研究, 表明绿地覆盖率、建设用地聚集度等对南昌城区内涝分布格局有显著影响。以上研究大多聚焦于内涝风险预报或风险评估的单一维度, 而将两者综合考虑, 开展城市内涝风险预估的研究尚显不足。随着极端天气的频繁发生, 气象灾害风险预估已成为防灾减灾的重要需求。

本文采用涵盖了多种降雨量强度指标, 且空间分辨率为 1 km、时间分辨率为 1 h 的降雨量数据, 通过深入分析导致内涝积水的致灾因子及其所处的孕灾环境, 探究积水深度与降雨指标强度的临界关系, 利用随机森林方法 (Breiman, 2001; Bernard et al., 2007) 构建积水深度预估模型, 进一步结合承灾体条件, 建立内涝风险预估等级, 将降雨量预报结果输入模型, 开展内涝风险预估, 形成内涝风险预估产品, 并进行个例检验, 以期为内涝风险研究提供技术参考。

1 数据与方法

1.1 数据说明

本文采用的数据包括: (1) 南昌市 2016—2022 年国家和区域气象观测站的小时降雨量数据, 用于内涝点的降雨量特征研究及积水深度预测模型检验; (2) 江西省气象台快速更新同化系统 24 h 降雨预报数据 (水平分辨率为 1 km, 时间分辨率为 1 h), 用于内涝风险预估的降雨量预报; (3) 2016—2022 年南昌市城管、住建等部门官网或微博发布的内涝灾情通报, 包括内涝时间、地点、积水深度及影响情况等, 用于内涝灾害的分布特征研究; (4) 全球土地利用类型数据集 (https://www.webmap.cn/commres.do?method=globeIndex), 分辨率为 30 m×30 m, 提供内涝风险预估的孕灾环境土地类型信息 (图 1a); (5) DEM (Digital Elevation Model) 高程数据集 (http://srtm.csi.cgiar.org/srtmdata/), 分辨率为 90 m×90 m, 提供内涝风险预估的孕灾环境地形、高程信息; (6) 承灾体条件选取全国自然灾害综合风险普查办人口和 GDP 数据, 用于内涝对人口和经济的影响评估, 为内涝气象风险等级划分提供决策支持。

为确保降水数据的连续性和可靠性, 采用反距离权重空间插值方法 (王新宇和黄鹏程, 2020) 对选取的气象站点及其降雨量数据进行预处理, 剔除缺测数据超过 5%、距离内涝点超过 3 km 的气象站点,

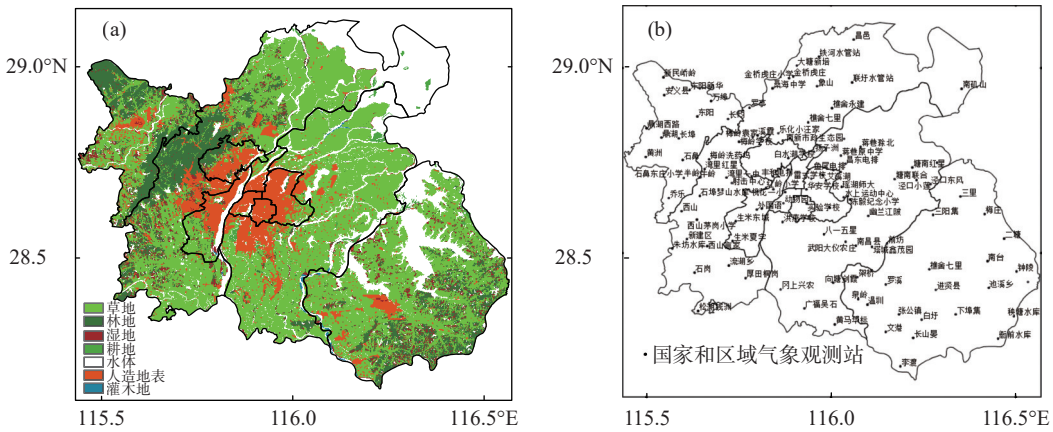


图 1 2020 年南昌市土地利用类型 (a)、国家和区域气象观测站 (黑色圆点) 分布 (b)

Fig. 1 The spatial distribution of (a) land-use types and (b) national and regional meteorological observation stations (black dots) in Nanchang in 2020

最终选取图 1b 中 110 个国家和区域气象观测站点的降雨量数据进行内涝降雨特征分析。考虑到小雨一般不会导致内涝, 故在内涝样本选取时剔除日降雨量小于 10 mm 的样本, 总计共得到 220 个内涝灾害样本。

1.2 研究方法

本文采用随机森林算法构建积水深度预估模型, 并进一步结合承灾体条件和降雨量预报开展内涝风险预估。

1.2.1 随机森林算法

随机森林算法 (Zhang et al., 2022) 是一种基于分类树的算法, 相比于传统的统计方法 (扈海波等, 2013; 徐艺扬等, 2018), 随机森林算法在处理分类和回归问题方面具有速度快、准确率高的特点。该方法采用 bootstrap 重抽样技术从原始样本中随机抽取 n 个样本, 构建 n 个决策树, 通过组合多个决策树预测得出最终预测结果。以积水深度指标为因变量, 致灾因子和孕灾环境指标为自变量, 调用 Python 3.8 sklearn 库中的 Random Forest Classifier 模块, 建立积水深度分类预估模型, 输入训练、测试数据集, 训练和检验模型。由于内涝样本远少于非内涝样本, 为保持样本数据平衡, 防止模型过拟合, 利用 Nitesh 等 (2002) 提出的合成少数类过采样技术 (Synthetic Minority Over-sampling Technique, SMOTE), 以欧氏距离为标准计算少数类样本 x 到所有样本的距离, 得到 k 近邻。设置采样倍率 N, 那么对于第 i 个少数类样本 x_i, 其 k 近邻为 x_i'; 对于每一个随机选出的近邻 x_i', 构建新内涝样本 x_{new}, 具体计算公式如下

$$x_{new} = x_i + \lambda \times (x_i' - x_i), \tag{1}$$

其中, λ 为 (0,1) 之间的随机数。

1.2.2 积水深度分类预估模型评价方法

采用精确率 (P)、召回率 (R)、综合值 (F_1) 评价随机森林方法 (式 (1)) 预估性能, 计算公式如下

$$P = \frac{P_T}{P_T + P_F} \tag{2}$$

$$R = \frac{P_T}{P_T + N_F} \tag{3}$$

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \tag{4}$$

其中, P_T 为预估正例并正确, P_F 为预估正例但错误, N_T 为预估负例并正确, N_F 为预估负例但错误。

2 南昌市内涝灾害时空分布特征

分析内涝灾害特征对理解内涝发生规律、开展内涝预估研究具有重要意义。图 2 给出南昌市内涝灾害时空分布, 可见南昌市内涝灾害月累计次数呈单峰型变化、小时累计次数呈双峰型变化的分布特征, 内涝灾害主要出现在 5—8 月, 占灾害总数的 85%, 6 月达到峰值 (图 2a); 灾害高发时段为 09—11 时和 15—18 时, 峰值和次峰值分别出现在 16 时和 09 时。积水深度与内涝次数有较好的一致性, 25 cm 以上的积水深度主要出现在 4—6 月午后到傍晚时段 (图 2b)。内涝点主要分布在南昌市丁公路、丰和立交、生米大桥下、青山南路客运站、沿江南大道南昌大桥等核心城区地带 (图 2c), 其次分布在九江街、凌波路、警民路等与中心城区相邻的各区中心, 这与中心城区城市化水平和人口活动分布密切相关。

综上, 南昌市内涝时间上具有季节性、突发性, 空间上具有分散性、动态性等特点, 具体发生点包括局部低洼处、老城区等, 随着城市范围的扩张, 新区由于基础设施建设尚未完善, 也容易出现内涝, 发生频率和严重程度都在增加。

3 积水深度预估模型及结果分析

3.1 积水深度预估指标构建

基于区域灾害研究理论, 以积水深度为预估目

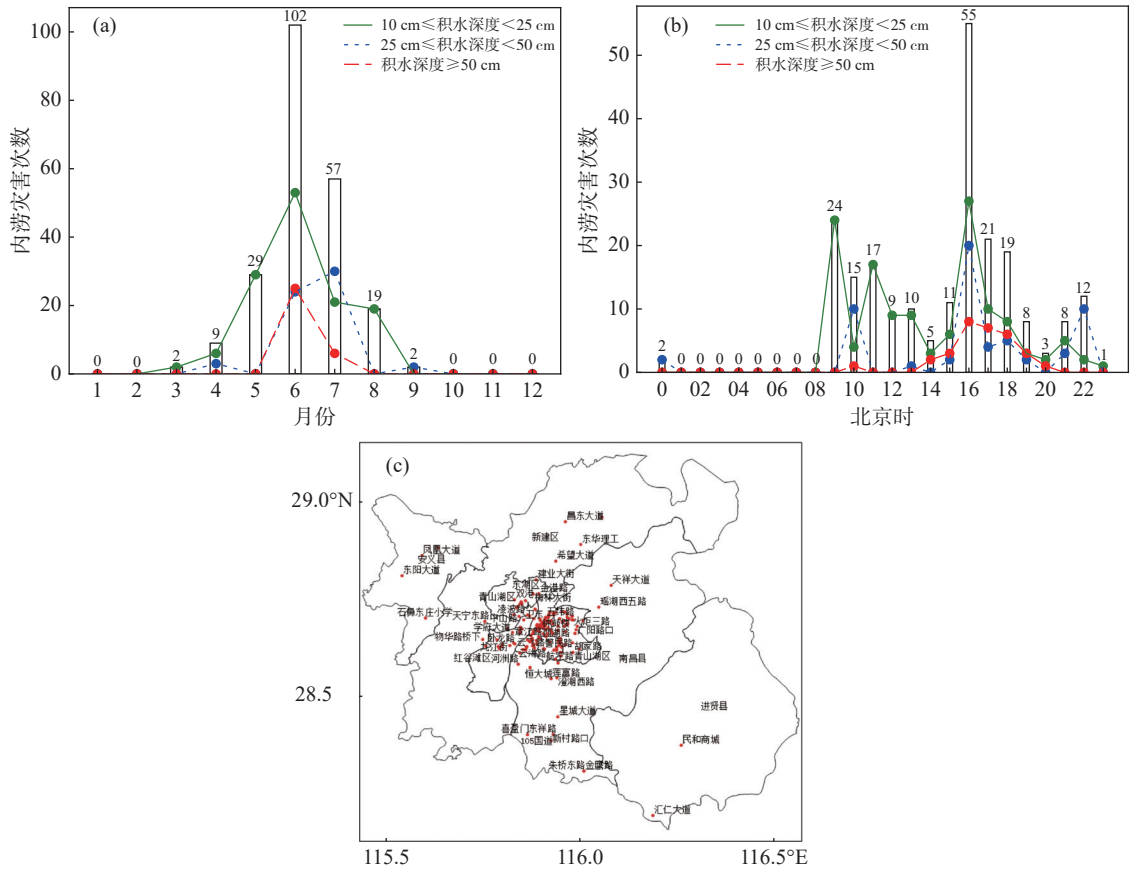


图 2 2016—2022 年南昌市内涝灾害累计次数逐月 (a)、逐时 (b) 变化和内涝灾害点 (红色圆点) 空间分布 (c)

Fig. 2 The distribution of (a) monthly and (b) hourly changes and (c) distribution of waterlogging disaster spots (red dots) in Nanchang from 2016 to 2022

标变量, 致灾因子、孕灾环境做为灾害要素, 构建内涝积水深度预估指标体系(表 1)。研究表明(苏翔等, 2022), 降雨类型直接影响内涝积水是否发生、积水程度及空间分布情况, 对流性降雨、稳定性降雨、台风降雨等不同降雨类型导致的积水深度和积水位置差异显著。为此, 结合气象部门降雨量预报产品, 本文选取前 24 h 实况雨量、降雨类型以及 1 h、3 h、6 h、12 h、24 h 最大雨量等 7 个二级指标变量做为致灾因子要素。另一方面, 积水深度受城市下垫面环境影响, 地表覆盖类型(如绿地或硬化地面)以及地势是否低洼, 这些因素在很大程度上决定了积水的严重程度(扈海波等, 2013)。本文选取了土地利用类型、高程、高程标准差、河网密度等 4 个能反映下垫面环境特征的二级指标变量做为孕灾环境指标。积水深度预估的空间分辨率为 1 km×1 km, 涵盖 6 641 个网格节点。

表 1 南昌市积水深度预估指标体系

Table 1 Index system for ponding depth estimation in Nanchang

目标变量/单位	灾害要素	二级指标变量/单位
积水深度/cm	致灾因子	1 h最大雨量/mm
		3 h最大雨量/mm
		6 h最大雨量/mm
		12 h最大雨量/mm
		24 h雨量/mm
		前24 h实况降雨/mm
		降雨类型
	孕灾环境	土地利用类型
		高程/m
		高程标准差/m
		河网密度/0.1 km·km^{-2}

3.2 致灾因子选取及特征

降雨是导致城市内涝的直接原因, 内涝致灾因子可使用降雨指标强度及出现的概率表示。降雨指标强度越大、出现概率越高, 表明造成内涝的危险性就越大 (刘新伟等, 2021)。概率高低分布情况可用概率密度函数表示。为充分了解模型预报性能, 基于概率密度函数分析了内涝样本不同时效的降雨指标强度特征。根据以往的研究以及预报经验 (史军等, 2016; 李海宏等, 2021), 选取 5 个常用的降雨指标, 统计分析内涝样本降雨指标值, 得到了各降雨指标的概率密度分布 (图略)。分析可知, 造成南昌市内涝的 1 h 降雨量为 20~70 mm, 3 h 降雨量主为 40~120 mm,

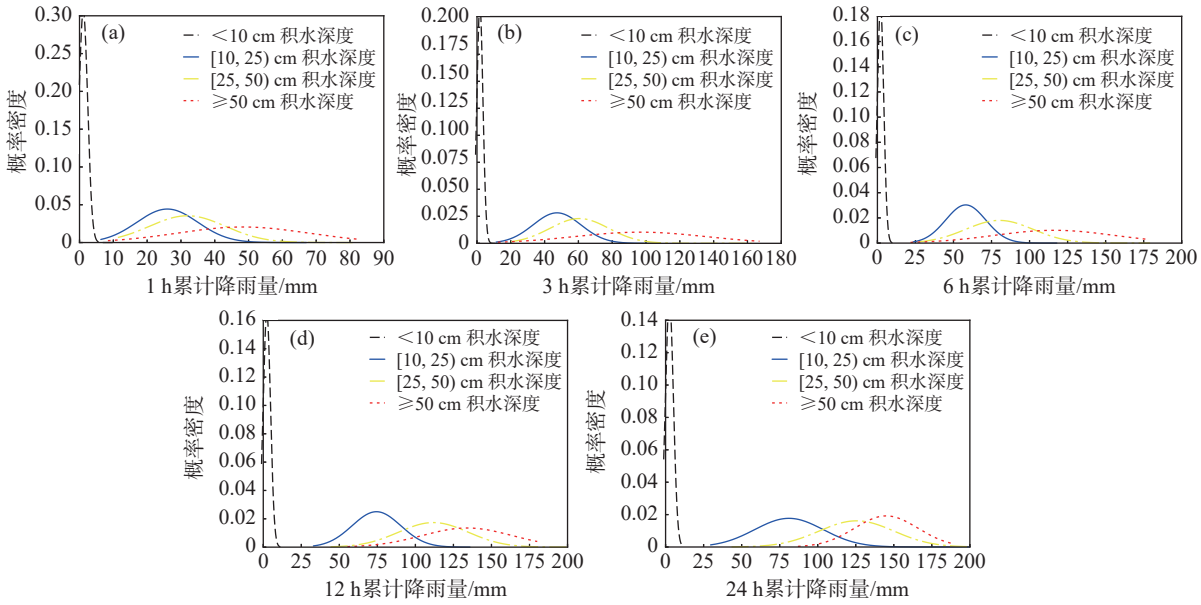


图 3 南昌市各积水深度区间 1 h (a)、3 h (b)、6 h (c)、12 h (d)、24 h (e) 累计降雨量概率密度高斯分布

Fig. 3 The Gaussian fitting distribution of precipitation probability density for maximum (a) 1 h, (b) 3 h, (c) 6 h, (d) 12 h, and (e) 24 h in each depth interval of accumulated water in Nanchang

6 h 降雨量为 50~150 mm, 12 h 降雨量为 80~160 mm, 24 h 降雨量为 90~190 mm。为明确不同积水深度的降雨指标强度特征, 假设降雨指标是连续变量, 利用高斯分布函数 (简志健等, 2023) 拟合得到不同积水深度的降雨指标强度区间及分布均值μ和标准差σ (图 3)。分析发现不同积水深度降雨指标强度不同, 对于 25 cm 以上的积水深度, 1 h 累计降雨量为 30~60 mm (图 3a)、3 h 累计降雨量为 60~120 mm (图 3b)、6 h 累计降雨量为 75~150 mm (图 3c)、12 h 累计降雨量为 110~160 mm (图 3d)、24 h 累计降雨量为 130~190 mm (图 3e)。

利用μ-σ和相邻μ平均值计算得到[10, 25) cm、[25, 50) cm 及≥50 cm 积水深度区间对应的降雨指标临界值, 如表 2 所示, 1 h 降雨量在 40 mm 以上, 24 h 累计降雨量在 135 mm 以上极易引起高的内涝积水, 表明引起南昌市内涝积水较深的降雨主要为短时强降雨或暴雨, 而连续性降雨一般造成的内涝积水深度并不高。这是由于南昌地区为典型的平原丘陵地形, 一旦强降雨突发, 短时间内雨水由地势起伏区域迅速汇集至平坦区域, 积水无法快速排出, 造成内涝。表 2 给出的各积水深度对应的降雨指标强度临界值。可以看出, 当 1 h 降雨量>40 mm、3 h 累计降雨量>78 mm、6 h 累计降雨量>98 mm、12 h 累计降雨量>123 mm、24 h 累计降雨量>135 mm 等条件达到其一时, 极易引发 50 cm 以上的积水深度, 需加强防范。

表 2 南昌市各积水深度区间概率密度符合高斯分布的降雨指标强度临界值

Table 2 Gaussian distribution mean and standard deviation of probability density of precipitation factors in different water depth intervals in Nanchang

积水深度/cm	降雨指标/mm				
	1 h累计降雨量	3 h累计降雨量	6 h累计降雨量	12 h累计降雨量	24 h累计降雨量
[10, 25)	17	33	45	59	70
[25, 50)	29	54	69	93	104
≥50	40	78	98	123	135

3.3 孕灾环境因子特征

孕灾环境是影响积水深度的重要因素, 城市化进程加快造成城市土地类型急剧变化, 水泥、混凝土、沥青等不透水地面导致城市渗水能力大大降低, 城市积水极易生成, 土地类型采用不透水系数表征 (邵崴和潘文斌, 2012)。地势高低起伏程度则直接决定了积水严重程度, 地势高低起伏程度可采用高程及其标准差表征 (扈海波等, 2013)。图 4 给出南昌市内涝孕灾环境空间分布, 可见除东北部和东南部的鄱阳湖和军山湖水体外, 南昌市核心城区不透水系数高 (图 4a), 表明降水下渗作用弱, 加之缺乏植被的截流作用, 极易导致内涝。南昌市大部地区河网密度达 1.0 km·km^{-2} (图 4b), 河网水系较为密集, 距离水系越近, 内涝风险越高。南昌市城区及各县城 DEM 高程和标准差分别低于 5 m 和 20 m (图 4c、d), 低且平坦的地势高度也为内涝发生创造了有利条件。

3.4 预估结果分析

基于随机森林方法对各影响指标重要程度进行

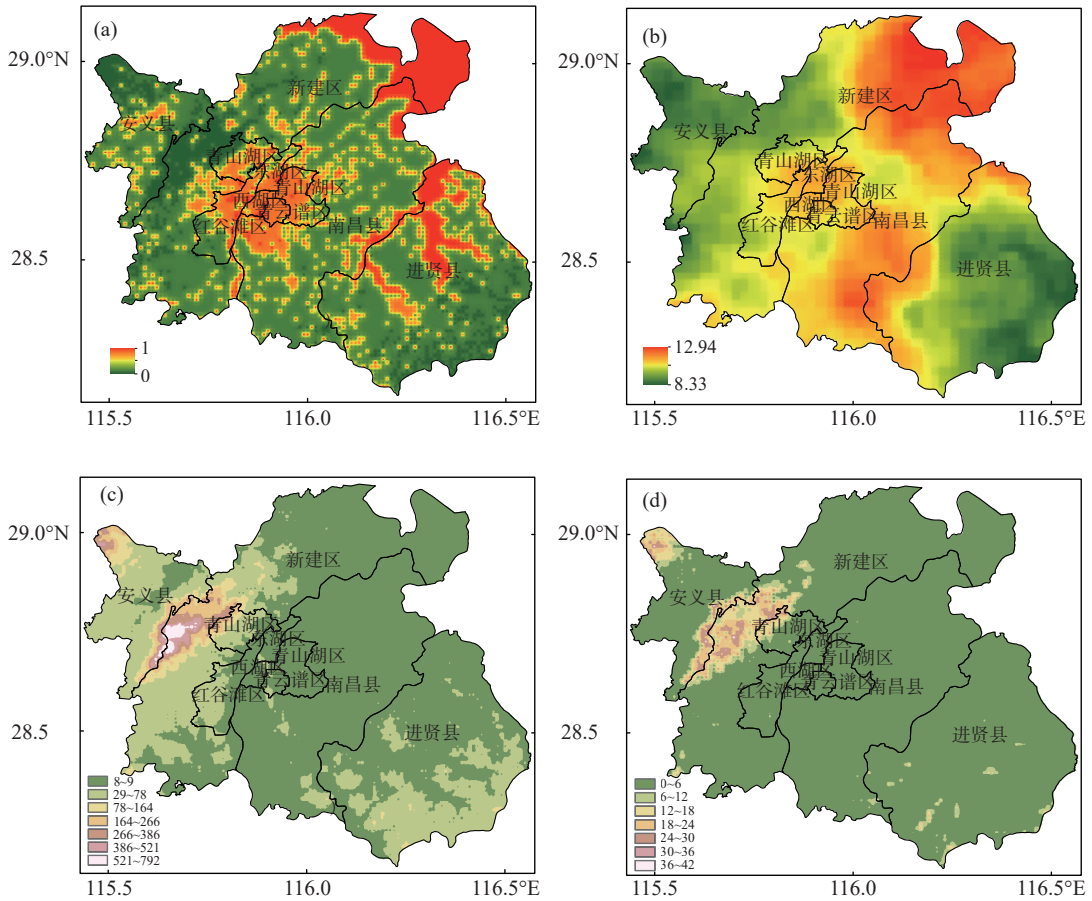


图 4 2020 年南昌市土地不透水系数 (a)、河网密度 (b, 单位: 0.1 km·km^{-2})、高程 (c, 单位: m) 及其标准差 (d, 单位: m) 空间分布

Fig. 4 The spatial distribution of the (a) land impermeability coefficient, (b) river network density (unit: 0.1 km· km^{-2}), (c) elevation (unit: m), and (d) standard deviation (unit: m) in Nanchang in 2020

评分并排序, 分值越大表示该指标越重要。图 5 为积水深度预估模型中 11 个指标的重要性指数, 可以看出降雨是造成内涝的主要影响因子, 24 h、6 h、12 h、3 h 和 1 h 累计降雨指标位列前五, 合计重要性占比为 64%, 其中 24 h 累计降雨指标得分最高, 表明日累计降雨在城市内涝风险预估中具有重要影响。

以 2016—2019 年内涝样本作训练, 2020—2022 年内涝样本作测试进行积水深度预估, 结果显示 2016—2019 年积水深度预估结果平均精确率为 96%, 其中[10, 25) cm、[25, 50) cm、≥50 cm 的积水深度精确率分别为 97%、91%、99%; 2020—2022 年积水深度预估结果平均精确率为 79%, 其中[10, 25) cm、[25, 50) cm、>50 cm 的积水深度精确率分别为 79%、60%、59%, 模型预估效果整体较为理想。表 3 为模型对 2020—2022 年样本的积水深度分类预估结果, 可以看出模型对 10~50 cm 的积水深度预估效果较好, 而对 50 cm 以上的积水深度预估结果较实际略偏低。究其原因, 模型测试时高积水深度样本量相对于中、低积水深度样本量偏少, 致使收敛速度过慢、模型拟合度低。

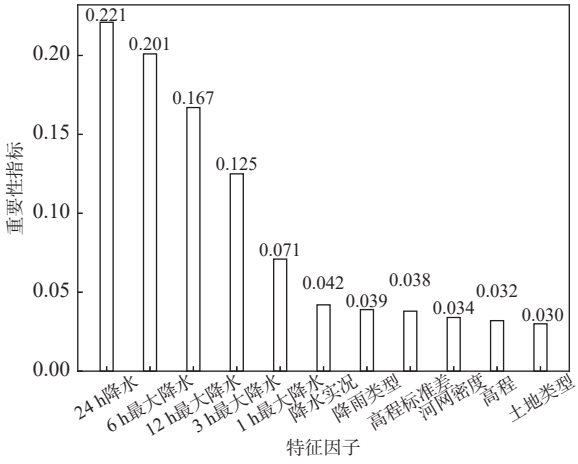


图 5 南昌市积水深度预估模型中 11 个指标重要性指数分布

Fig. 5 Distribution of importance index for 11 Indicators in the ponding depth estimation model of Nanchang

4 内涝风险预估及等级划分

内涝风险预估由致灾因子、孕灾环境和承灾体三要素共同构成, 其中致灾因子和孕灾环境由积水深度预估模型体现, 承灾体选取该地区的经济、人口密度等指标。图 5 为南昌市人口密度和 GDP 分布,

表 3 积水深度预估模型对南昌市 2020—2022 年样本的积水深度分类预估结果

Table 3 The ponding depth classification and prediction results of model for samples from 2020 to 2022 in Nanchang

积水深度/cm	模型预估积水深度区间(样本数)				结果评价/%		
	无	低	中	高	精确率	召回率	F_1得分
[10, 25)	0	7 341	189	0	0	97	95
[25, 50)	0	525	3 195	3 810	60	42	50
≥50	0	0	1 947	5 583	59	74	66

可见东湖、西湖、青山湖、红谷滩等城区人口密度均在每平方千米 5 000 人以上, 最高达每平方千米 6.3 万人, GDP 南昌市城区超过每平方千米 1 万元, 最高达每平方千米 20 万元。城市地区人口聚集度高、经济实体及重点防汛目标较多, 暴露度越大, 内涝风险越高。

由于城市道路路缘石一般高出路面 10 cm, 积水深度低于 10 cm 时不影响行人和车辆正常通行, 因此设定积水深度<10 cm 为无风险深度, 10 cm 以上的积水深度为发生内涝。依据积水深度和承灾体条件, 将内涝风险等级划分为低、中、高 3 级: 当积水深度为[10, 25) cm 时, 可导致行人蹚水, 对居民生活、城镇交通、社会经济造成一定影响, 为内涝低风险; 当积水深度为[25, 50) cm, 可导致车辆涉水, 对居民生活、城镇交通、社会经济造成较大影响, 为内涝中风险; 当积水深度≥50 cm 时, 可导致水浸车辆, 对居民生活、城镇交通、社会经济造成严重影响, 为内涝高风险。

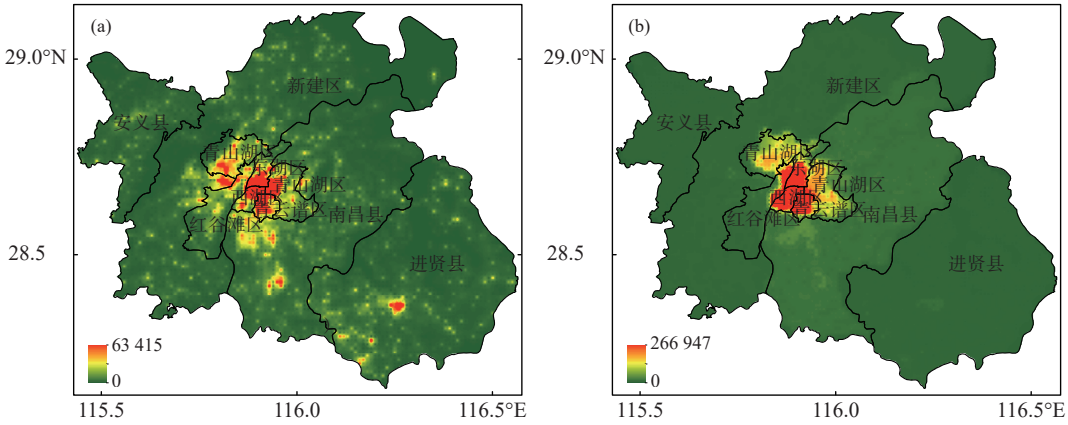


图 6 2020 年南昌市人口密度 (a, 单位: 人·km^{-2})、GDP (b, 单位: 元·km^{-2}) 空间分布

Fig. 6 The spatial distribution of (a) population density (unit: person·km^{-2}) and (b) GDP (unit: yuan·km^{-2}) in Nanchang in 2020

5 内涝风险预估方法应用检验

利用江西省气象台快速更新同化系统输出的逐时降雨预报, 输入积水深度预估模型, 对 2022 年 6 月 29 日和 2023 年 4 月 18 日南昌市两次暴雨过程开展内涝风险预估, 结果显示两次暴雨过程内涝点预估精确率为 67% 和 56%。图 7 为两次过程内涝风

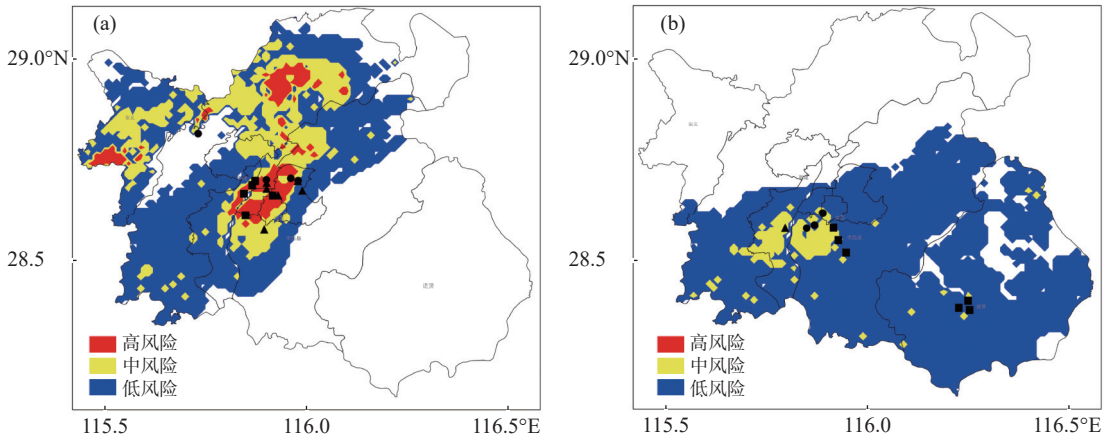


图 7 2022 年 6 月 29 日 (a)、2023 年 4 月 18 日 (b) 南昌市内涝风险预估和实况 (三角形、圆形、正方形分别表示高、中、低内涝风险实况)

Fig. 7 The prediction and actual situation of waterlogging for meteorological risk on (a) 29 June 2022 and (b) 18 April 2023 in Nanchang (The triangles, circles and squares represent the high, medium and low waterlogging risks, respectively, in the actual situation)

险预估结果，2022 年 6 月 29 日提前 1~3 h预估结果(图 7a) 显示，15 个内涝点均在预估风险区内，但是从预估的风险等级看，10 个积水深度≥50 cm 的内涝点预估准确，均为高风险；生米镇 2 个积水深度≥50 cm 的内涝点被低估为中风险，3 个积水深度为[25, 50) cm 的内涝点被低估为低风险。2023 年 4 月 18 日提前 2~3 h 预估结果 (图 7b) 显示，12 个内涝点也均在预估风险区域内，但是生米镇积水深度≥50 cm 的内涝点被低估为低风险，对比发现该地区降雨量预报较实况偏小。总体而言，模型预估内涝风险点具有一定参考价值，但是预估等级较实际情况略偏低。因此，提高内涝风险预估效果，模型优化提升和降雨量精准预报两方面缺一不可。

6 结论和讨论

利用南昌市 2016—2022 年 110 个国家和区域气象观测站小时降雨数据和内涝灾情资料，分析内涝时空分布特征，基于致灾因子和孕灾环境构建积水深度预估模型，得到积水深度与降雨指标强度临界值。结合承灾体信息，划分内涝气象灾害风险等级，并开展南昌市内涝风险预估检验。得到的主要结论如下：

(1) 南昌市内涝主要出现在 5—8 月，6 月达到峰值；高发时段为 09—11 时和 15—18 时，峰值和次峰值分别出现在 16 时和 09 时。内涝点主要分布在南昌市丁公路、丰和立交、生米大桥下、青山南路客运站等核心城区区域。

(2) 造成南昌市 50 cm 以上积水深度的降雨类型主要为短时强降雨或暴雨。当 1 h 降雨达到 40~60 mm 或 3 h 降雨达到 80~120 mm 或 6 h 降雨达到 7~150 mm 或 12 h 降雨达到 110~160 mm 或 24h 降雨达到 130~190 mm 时，均可能会造成城区低洼地带出现 50 cm 以上的高积水深度。

(3) 随机森林积水深度预估模型平均精确率在 79% 以上，整体效果理想，但是对 50 cm 以上的积水深度预估等级略偏低。南昌市两次暴雨过程内涝风险预估应用结果显示，内涝点均在预估风险区内，上述方法可用来开展城市内涝风险预估业务。

本文基于随机森林算法，综合了气象雨量、地理信息、社会经济资料等数据，得到了积水深度的降雨指标强度临界值，可为南昌市内涝风险预警提供科学参考。然而模型仍有许多不足，如快速更新同化系统降雨量预报空间分辨率为 1 km，对于内涝点预报而言时空分辨率仍不高，内涝样本数不多，水文和排水指标缺乏等。未来将引入更先进的深度学习算法，融入雷达探测和北斗卫星高精度定位数据，提升方法可用性和产品精准度。

参考文献 (References)：

陈淼,牛涛,郭世昌,等.2014. 2011 年 9 月中国华西致灾暴雨环流特征及地形强迫效应分析[J].气象与环境学报,30(4):1−8. Chen M, Niu T, Guo S C, et al. 2014. Analysis of induced rainstorm circulation characteristics and topographic forcing effect in West China of China in September 2011 [J]. Journal of Meteorological and Environmental Studies,30(4):1−8 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1673−503X.2014.04.001

陈靖,张容焱,解以扬,等.2020.基于城市暴雨内涝数学模型的福州内涝风险评估[J].暴雨灾害,39(1):89−95. Chen J, Zhang R Y, Xie Y Y, et al. 2020. Risk assessment of rainstorm waterlogging disaster based on urban rainstorm waterlogging mathematical model in Fuzhou city [J]. Torrential Rain and Disasters,39(1):89−95 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2020.01.010

扈海波,轩春怡,诸立尚.2013.北京地区城市暴雨积涝灾害风险预评估[J].应用气象学报,24(1):99−108. Hu H B, Xuan C Y, Chu L S. 2013. The pre-event risk assessment of Beijing urban flood [J]. Journal of applied meteorological science,24(1):99−108 (in Chinese). doi:10.13577/j.jnd.2015.0226

邵崴,潘文斌.2012.城市不透水面与降雨径流关系研究[J]. 亚热带资源与环境学报,7(4):20−27. Shao W, Pan W B. 2012. Study on the relationship between urban impervious surface and rainfall runoff [J]. The Journal of Subtropical Resources and the Environment, 7(4):20−27 (in Chinese). doi:10.19687/j.cnki.1673−7105.2012.04.004

简志健,赵铜铁钢,黎学优,等.2023.基于伯努利-伽马-高斯模型的ECMWF 逐日降水预报订正研究[J].水利水电技术,54(8):67−78. Jian Z J, Zhao T T G, Li X Y, et al. 2023. Study on the calibration of ECMWF daily precipitation forecast based on Bernoulli-Gamma-Gaussian model [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 54(8):67−78 (in Chinese). doi:10.13928/j.cnki.wrahe.2023.08.006

李海宏,吴吉东,王强,等.2021.基于机器学习方法的上海市暴雨内涝灾情预估模型研究[J].自然灾害学报,30(1):191−200. Li H H, Wu J D, Wang Q, et al. 2021. A study on rainstorm waterlogging disaster prediction models in Shanghai based on machine learning [J]. Journal of Natural Disasters,30(1):191−200 (in Chinese). doi:10.13577/j.jnd.2021.0120

李鹏,刘苑秋,刘青.2022.基于 ArcGIS 的城市内涝分布格局及其影响因素研究—以南昌市为例[J].绿色科技,24(9):179−184. Li P, Liu Y Q, Liu Q. 2022. Urban waterlogging distribution patterns and its influencing factors based on ArcGIS [J]. Journal of Green Science and Technology,24(9):179−184 (in Chinese). doi:10.16663/j.cnki.lskj.2022.09.032

刘成瀚,王月,阎琦,等.2023.超低空急流形成的爬、绕流对长白山地区一次突发性暴雨的影响[J].暴雨灾害,42(3):273−282. Liu C H, Wang Y, Yan Q, et al. 2023. The influence of climbing and circling flow formed by ultra-low altitude jet current on a sudden rainstorm in Changbai Mountain area [J]. Torrential Rain and Disasters, 42(3):273−282 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2022−035

刘新伟,蒋盈沙,黄武斌,等.2021.基于雷达产品和随机森林算法的冰雹天气分类识别及预报[J].高原气象,40(4):898−908. Liu X W, Jiang Y S, Huang W B, et al. 2021. Classified identification and nowcast of hail weather based on radar products and random forest algorithm [J].

Plateau Meteorology,40(4):898−908. doi:10.7522/j.issn.1000−0534.2020.00063

刘媛媛,刘业森,郑敬伟,等.2022. BP 神经网络和数值模型相结合的城市内涝预测方法研究[J].水利学报,53(3):284−295. Liu Y Y, Liu Y S, Zheng J W, et al. 2022. Intelligent rapid prediction method of urban flooding based on BP neural network and numerical simulation model [J]. Journal of Hydraulic Engineering,53(3):284−295 (in Chinese). doi:10.13243/j.cnki.slxb.20210611

刘玲,熊志芬,罗美娟.2013.基于灰色关联度分析的南昌城市内涝积水深度评估[J].广东气象,35(6):48−51. Liu L, Xiong Z F, Luo M J. 2013. Assessment of waterlogging depth in Nanchang city based on grey relational analysis [J]. Guangdong Meteorology,35(6):48−51 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1007−6190.2013.06.011

史军,穆海振,杨涵洧,等.2016.上海中心城区暴雨内涝阈值研究[J].暴雨灾害,35(4):344−350. Shi J, Mu H Z, Yang H W, et al. 2016. Study on the threshold of rainstorm waterlogging in the urban areas of Shanghai [J]. Torrential Rain and Disaster,35(4):344−350 (in Chinese) doi:10.3969/j.issn.1004−9045.2016.04.006

卢辛宇,詹健,韩玉龙.2017.基于 SWMM 的南昌青山湖片区内涝积水模拟[J].人民长江,48(6):8−10. Lu X Y, Zhan J, Han Y L. 2017. Simulation of rainstorm water logging in Qingshan Lake area of Nanchang City based on SWMM [J]. Yangtze River,48(6):8−10 (in Chinese). doi:10.16232/j.cnki.1001−4179.2017.06.002

栾震宇,金秋,赵思远,等.2021.基于 MIKE FLOOD 耦合模型的城市内涝模拟[J].水资源保护,37(2):81−88. Luan Z Y, Jin Q, Zhao S Y, et al. 2021. Simulation of urban waterlogging based on MIKE FLOOD coupling model [J]. Water Resources Protection,37(2):81−88 (in Chinese). doi:10.3880/j.issn.1004−6933.2021.02.013

苏翔,刘梅,康志明,等.2022. 2020 年江苏主汛期短期暴雨预报检验[J].气象,48(3):357−371. Su X, Liu M, Kang Z M, et al. 2022. Verification of short-term rainstorm forecasts during the main flood season in Jiangsu Province in 2020 [J]. Meteorological Monthly,48(3):357−371 (in Chinese). doi:10.7519/j.issn.1000−0526.2021.071301

王新宇,黄鹏程.2020.基于 GIS 的气象要素插值方法比较研究[J].测绘与空间地理信息,43(5):167−170. Wang X Y, Huang P C. 2020. Comparative study of interpolation methods of meteorological factors based on GIS [J]. Geomatics and Spatial Information Technology,43(5):167−170 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1672−5867.2020.05.047

王颖,王强国.2020.基于 GIS 技术的海绵城市内涝数值可视化研究[J].灾害学,35(2):70−74. Wang Y, Wang Q G. 2020. Study on numerical visualization of waterlogging disaster in sponge city based on GIS technology [J]. Journal of Catastrophology,35(2):70−74 (in Chinese). doi:10.3969/j.issn.1000−811X.2020.02.014

魏军,魏铁鑫,陈莎,等.2018.基于 GIS 的石家庄市暴雨内涝数学模型与应用[J].干旱气象,36(4):701−708. Wei J, Wei T X, Chen S, et al. 2018. Application of the mathematical model of rainstorm waterlogging in Shijiazhuang city based on GIS [J]. Journal of Arid Meteorology,36(4):701−708 (in Chinese). doi:10.11755/j.issn.1006−7639(2018)−04−0701

徐艺扬,李昆,谢玉静,等.2018.基于 GIS 的城市内涝影响因素及多元回归模型研究-以上海为例[J].复旦学报 (自然科学版),57(2):182−198. Xu Y Y, Li K, Xie Y J, et al. 2018. Study on the influencing factors and multiple regression model of urban waterlogging based on GIS-a case of Shanghai, China [J]. Journal of Fudan University (Natural Science),57(2):182−198 (in Chinese). doi:10.15943/j.cnki.fdxb−jns.2018.02.006

朱科旭,管琴,白爱娟.2024.青海省洪涝灾害时空分布和致灾雨量特征[J].沙漠与绿洲气象,18(1):81−88. Zhu K X, Guan Q, Bai A J, et al. 2024. The spatial and temporal distribution and rainfall characteristics of flood disasters in Qinghai Province [J]. Desert and Oasis Meteorology,18(1):81−88 (in Chinese). doi:10.12057/j.issn.1002−0799.2024.01.010

周志敏,王斌,郭英莲,等.2023.湖北一次梅雨期暴雨过程的数值模拟及云微物理特征分析[J].暴雨灾害,42(4):372−383. Zhou Z M, Wang B, Guo Y L. 2023. Numerical simulation and characteristic analysis of cloud micro-physics of primary plum rain rainstorm in Hubei province [J]. Torrential Rain and Disasters,42(4):372−383 (in Chinese). doi:10.12406/byzh.2023−062

Breiman L. 2001. Random forests [J]. Machine Learning,45(1):5−32. doi:10.1023/A:1010933404324

Bernard S, Heutte L, Adam S. 2007. Using random forests for handwritten digit recognition [C]. International Conference on Document Analysis & Recognition. IEEE:1043−1047. doi:10.1109/ICDAR.2007.4377074

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

Jin X, Zhou P F, Zhang X L, et al. 2023. A coupling 1D-2D model of urban flooding simulation based on improved vertical flow exchange method [J]. Advances in Water Science,34(2):218−226. doi:10.14042/j.cnki.32.1309.2023.02.006

Nitesh V, Kevin W, Lawrence O. 2002. SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique [J]. Journal of Artificial Intelligence Research,16(1):321−357. doi:10.1613/JAIR.953

Wang L, Li Y, Hou H, et al. 2022. Analyzing spatial variance of urban waterlogging disaster at multiple scales based on a hydrological and hydrodynamic model [J]. Natural Hazards,114(2):1915−1938. doi:10.1007/s11069−022−05453−1

Zhang C, Ren J, Liu F, et al. 2022. Three-way selection random forest algorithm based on decision boundary entropy [J]. Applied Intelligence,52(2):1−14. doi:10.1007/s10489−021−03033−7

Zhu B, Yu J, Shi H M, et al. 2023. Effects of waterlogging stress on rapeseed yield, oil content, fatty acid composition, and transcriptome differences [J]. Plant Growth Regulation,101(3):769−779. doi:10.1007/S10725−023−01055−4

(责任编辑　唐国瑛)