

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2023.03.011

基于 K 近邻和水动力模型的城市内涝快速预报

潘鑫鑫¹, 侯精明¹, 陈光照¹, 周 聂¹, 吕佳豪¹, 梁 鑫¹, 唐君言², 张 松³

(1. 西安理工大学西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048; 2. 中国城市规划设计研究院, 北京 100044; 3. 四川水利职业技术学院水利工程学院, 四川 成都 611830)

摘要:利用水动力模型模拟各量级降雨情况下的城市内涝演变过程,以内涝演变过程数据作为 K 近邻算法机器学习模型的训练集进行模型训练,采用大气数值模式预报降雨驱动经过训练的 K 近邻算法机器学习模型进行城市内涝快速预报,并以陕西省秦汉新城 3 场实测降雨检验了模型的预报性能。结果表明:该模型可在 17s 内快速预测出城市内涝积水,预报内涝积水面积平均误差不超过 8%,积水量及积水深度平均误差不超过 15%;该模型预报性能较好,可增强城市防灾减灾能力,有效降低生命财产损失。

关键词:城市内涝; K 近邻算法;水动力模型;机器学习模型;快速预报;秦汉新城

中图分类号:TV122 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2023)03-0091-10

Rapid forecasting of urban waterlogging based on K -nearest neighbor and hydrodynamic model // PAN Xinxin¹, HOU Jingming¹, CHEN Guangzhao¹, ZHOU Nie¹, LYU Jiahao¹, LIANG Xin¹, TANG Junyan², ZHANG Song³ (1. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. China Academy of Urban Planning & Design, Beijing 100044, China; 3. School of Hydraulic Engineering, Sichuan Water Conservancy College, Chengdu 611830, China)

Abstract: The evolution process of urban waterlogging under different levels of rainfall was simulated using a hydrodynamic model, and then the waterlogging evolution process data was used as the training set of the K -nearest neighbor algorithm machine learning model for model training. The rainfall predicted by the atmospheric numerical model was used to drive the trained K -nearest neighbor machine learning model for rapid urban waterlogging forecasting. Taking Qinhan New City in Shaanxi Province as an example, the predictive performance of the model was tested through three measured rainfall events. The results show that the model can quickly predict urban waterlogging within 17 seconds, with an average error of no more than 8% for the predicted waterlogging area, and no more than 15% for the average error of waterlogging amount and depth. The model has good predictive performance and can enhance urban disaster prevention and reduction capabilities, effectively reduce life and property losses.

Key words: urban waterlogging; K -nearest neighbor algorithm; hydrodynamic model; machine learning model; rapid forecast; Qinhan New City

随着城市化进程的不断加快,城市下垫面不透水面积占比逐渐增大,并伴随极端暴雨天气频发及“热岛效应”愈发明显,城市内涝灾害越加频繁^[1]。根据水利部《中国水灾害防御公报》统计,2015—2020 年,洪涝灾害导致 4.14 亿人口受灾,2311 人死亡、493 人失踪,其中 2020 年因洪涝造成直接经济损失 2669.8 亿元,占当年 GDP 的 0.26%^[2]。2021

年 7 月,郑州市遭遇千年一遇的大暴雨,造成 380 人死亡或失踪,造成直接经济损失 1200.6 亿元,占全省的 34.1%^[3]。由此可见,由极端暴雨引发的城市内涝灾害已经严重威胁到人们的正常生活和社会经济的发展^[4]。

城市内涝灾害防治措施可分为工程措施及非工程措施。随着城市内涝灾害越发严重,工程措施已

基金项目:国家自然科学基金(52009104,52079106);中德合作交流项目(M-0427)

作者简介:潘鑫鑫(1998—),男,博士研究生,主要从事城市水利研究。E-mail:2598512865@qq.com

通信作者:侯精明(1982—),男,教授,博士,主要从事地表水及其附随过程数值模型研究。E-mail:jingming.hou@xaut.edu.cn

无法完全解决内涝问题,需要结合非工程措施,如内涝预警预报等,来进行协助。城市内涝预报可以及时发布洪涝预警预报信息,为城市防灾减灾工作提供科学参考。当前国内外对水文数值模拟以及城市内涝预报进行了大量的研究^[5-9]。最新的天气预报数值模型的预报期可达15d左右,为了延长内涝预报的预见期,可将数值预报模型与水动力模型耦合构建大气水文模拟系统,国内外学者在这方面已取得了较为丰硕的研究成果。Tian等^[10]耦合WRF(weather research and forecast)模型、水文模型及3DVar数据同化模块构建了大气-水文预报系统,该预报系统对空间分布均匀的暴雨事件有较好的预报效果,但对时间集中的暴雨事件存在较大的预报误差;郭元等^[11]通过构建WRF-SWMM(storm water management model)气象-水文耦合模型对郑州城区内涝进行预警预报模拟研究,较为准确地预测出城市洪涝灾害的洪水过程,但无法进行高分辨率的模拟;Gomez等^[12]通过综合气象信息和水位信息,将HEC-RAS一维水力学模型与区域水文综合预报系统耦合,提高了中短期洪水淹没模型的预报能力,但模型只能展示最终计算结果,无法反映城市内涝过程。

近年来,随人工智能技术的快速发展,机器学习模型以其普适性与高效性,在原子核物理、医学、数据挖掘等领域都得到了广泛应用并展现出突出优势^[13-15],国内外学者也逐渐将人工神经网络、逻辑回归、决策树回归等机器学习算法应用于城市内涝灾害的预测中。阚光远等^[16]将ANN与K近邻(K-nearest neighbor, KNN)法相耦合,提高了人工神经网络预报能力不佳等问题;刘媛媛等^[17]基于BP神经网络和数值模型相结合对城市内涝进行预测,提出了一种预测城市内涝风险的新方法;梅松等^[18]基于支持向量机进行洪水预报,模型具有泛化能力强,训练速度快的优势。这些研究表明,机器学习模型在城市内涝预报方面同样具有广阔的应用前景。KNN法具有明显的便捷性及高效性,该算法已在航空、计算机科学、物理等领域得到了广泛应用。衣晓等^[19]利用KNN法解决了针对异步和系统误差并存情况下的航迹关联问题;孙林等^[20]基于KNN法解决了密度峰值聚类分析方法对于簇间密度差过大存在多密度峰的数据集问题;陈中等^[21]基于KNN法对来波方向提出了一种有效的估计方法。KNN法既可以用来分类也可以用来回归,且训练时间短、复杂度低、准确度高,对异常值不敏感^[22-24],故本文的快速预报模型选用该方法。

常规的水文模型对于大尺度、复杂下垫面情况下的内涝过程模拟精度不足且计算速度较慢^[25]。

本文使用基于GPU加速技术的二维浅水模型GAST(GPU accelerated surface water flow and associated transport)水文水动力模型^[26]通过创立底坡通量法和GPU加速等技术,解决了复杂下垫面情况下数值模拟不稳健的问题,提高了模型计算效率。利用GAST水文水动力模型生成研究区内各类降雨场景下的高精度内涝数据,以此作为训练集训练KNN法,再通过耦合气象数值预报模型,可在极短的时间内生成内涝预报结果,以期在城市内涝预警预报以及防灾减灾工作提供科学参考。

1 城市内涝快速预报方法

1.1 预报流程

在城市内涝预报的研究中,高效的城市雨洪过程模拟往往能够提高降雨预报数据的准确性,本文基于水动力模型、预报降雨校正模块和机器学习算法,耦合数值气象预报模式构建城市内涝预报模型,预报流程如图1所示。首先使用实测降雨数据及设计降雨数据驱动水动力模型,获得历史降雨数据最大雨峰时刻所对应的积水深度、淹没范围、积水量等内涝数据,为机器学习提供基础训练数据;同时,经由相关性分析,从降雨数据中获取用于进行快速预报的高相关性特征参数;而后,通过提取一场降雨中最大1h降水量、最大2h降水量、最大3h降水量、最大3h累积降水量以及最大3h的平均降水量作为KNN法输入的降雨特征参数,建立降雨特征参数与内涝情况的对应关系,结合网格搜索等方式对预报模型进行优化,直至对内涝情况预报精度达到要求后,生成最终预报模型。当遇到突发强降雨时,仅需输入对应的预报降雨数据,模型可自动提取降雨特征参数,即可在极短时间内生成内涝点的积水深度、积水量、淹没范围等涝情数据。

1.2 KNN法

KNN法是Cover和Hart基于向量空间模型提出的学习算法,该算法具有成熟的理论基础与出色的稳定性。其算法机制十分简明,各样本在算法中均被视为 R 空间中的向量或坐标点,通过距离公式寻找与输入样本距离最小即最相似的 K 个“近邻”,而后通过这 K 个“近邻”所提供的信息,对新样本进行预测。同时,该方法构建的是典型的“懒惰学习”模型,在模型训练阶段,仅是完成已有样本的实例化并存储训练样本数据,耗时极短,当接收到测试样本时才进行相关运算工作。其主要步骤如下:

步骤1 对训练样本进行实例化,并将其表示为 $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$ 的格式,其中 $\mathbf{x}$ 为样本的特征参数向量, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 x_n 为样本 $\mathbf{x}$ 的第 n 个

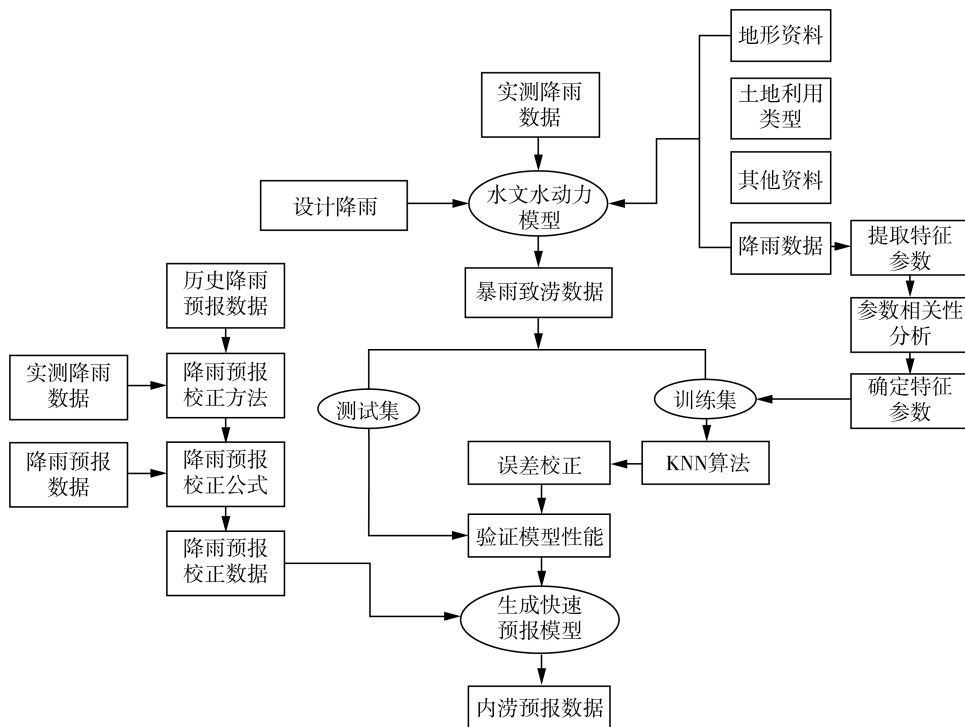


图1 快速预报流程

Fig.1 Workflow of rapid forecasting

属性值,即特征参数的数量等于向量组成的维度,实例化后所有的样本构成训练集与测试集。

步骤2 对于新输入样本 x_i ,通过距离公式逐一计算 x_i 与训练集中各样本间的距离,并从中筛选出与 x_i 距离最近的 K 个样本。距离公式为

$$L_p(x_i, x_j) = \left(\sum_{l=1}^n |x_{il} - x_{jl}|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (1)$$

式中: x_{il}, x_{jl} 为样本 x_i 和 x_j 的第 l 个特征值; $L_p(x_i, x_j)$ 为样本 x_i 和 x_j 之间的距离。当 $p=1$ 时, $L_1(x_i, x_j)$ 为曼哈顿距离;当 $p=2$ 时, $L_2(x_i, x_j)$ 为欧式距离;当 $p=\infty$ 时, $L_\infty(x_i, x_j)$ 为各距离坐标的最大值。

步骤3 根据距离公式选择出的 K 个与未知样本的最接近的“近邻”,并确定新样本的属性。在分类问题中,常使用“投票法”综合 K 个“近邻”所提供的信息,即将出现最多次的预测类别作为预测分类结果;在回归问题中,常使用均值进行确定,即以 K 个“近邻”的标签值的平均值作为最终预测结果;与此相对应的,可根据待确认样本与“近邻”间的邻近程度,给予各“近邻”以不同的权重,通过加权平均的方法确定预测结果。

1.3 水动力模型

1.3.1 控制方程

采用耦合了 SWMM 管网模块和 GAST 模型的一二维耦合模型进行水文水动力模拟,该耦合模型计算包括排水管网计算以及地表水动力过程计算两部分。排水管网计算采用 SWMM 进行,模型提供了

恒定流、运动波和动力波 3 种不同的计算方法^[27],本文选择动力波进行排水管网计算,因为其求解了完整的圣维南方程,理论上最符合实际情况。但 SWMM 在二维计算区域(如地表)的计算能力与所能反映的水流特性无法满足城市内涝模拟的要求^[28]。因此,对地表模拟采用侯精明等^[26]开发的 GAST 二维地表水动力模型,其对地表水动力过程能进行准确的模拟,模型控制方程为平面二维圣维南方程组,其守恒格式的矢量形式表示如下:

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial q}{\partial t} + \frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial g}{\partial y} = \begin{bmatrix} -\frac{gh\partial z_b}{\partial x} - C_t u \sqrt{u^2 + v^2} \\ -\frac{gh\partial z_b}{\partial y} - C_t v \sqrt{u^2 + v^2} \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中

$$\begin{bmatrix} h \\ q_x \\ q_y \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} uh \\ f \\ uq_y \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} vh \\ g \\ vq_y + gh^2/2 \end{bmatrix}$$

式中: t 为时间; q 为变量矢量; f 和 g 分别为 x, y 方向上的通量矢量; h 为水深; u, v 分别为 x, y 方向上的流速; i 为降雨源项、底坡源项及摩阻力源项; z_b 为河床底面高程; C_t 为床面摩擦系数; n 为曼宁系数; g 为重力加速度。

1.3.2 数值方法

该模型数值求解方法为通过 Godunov 格式 FVM 求解二维圣维南方程组^[29];选用 HLLC 近似黎

曼求解器计算单元界面上的质量、动量通量^[30];时间步进方法采用二阶显式 Runge Kutta 方法来确保时间积分的二阶精度^[31];采用静水重构法处理干湿边界,底坡通量法处理底坡源项^[32];采用具有二阶精度的 MUSCL 格式解决由非物理现象引起的计算不稳定性和物质动量不守恒问题^[33];并且引入了 GPU 加速技术提高模型计算效率。

城市地表与地下管道耦合主要考虑地表水流与排水管网水量的交换。排水系统正常运作情况下,降雨产生的径流应顺利通过地表汇流后(二维过程),由雨水井进入管道(一维过程),而后排入水体;但在排水系统超负荷运作时,管道可能无法及时排除多余的水量,此时便会在雨水井处出现溢流和积水,当管道排水能力恢复后再进入管道。本文采用 GAST 模型进行地表产汇流及管网溢流水流计算,在雨水井节点处与地下管网进行水量交换(入流或溢流)。具体实现方式为:假设已知研究区内某一管网节点水位、该节点所对应的地表网格水位和地表网格高程,则地表与排水管网的水量交换可分为 3 种情况:①当节点水位小于地表网格高程时,地表水流通过节点进入排水管网;②当节点水位大于地表网格高程时,排水管网水流从该节点溢流至地表;③当节点水位大于地表高程但小于地表网格水位时,地表水流也会通过节点进入排水管网。情况①下采用堰流公式计算交换水量,情况②③采用孔流公式计算交换水量。

1.4 预报降雨数据校正

降雨作为内涝灾害最主要的驱动因素,在进行高分辨率内涝预报时,预报降雨数据的准确性很大程度影响内涝预报的准确性。本文以陕西省气象局获得的预报数据和秦汉智慧雨洪管理平台获得的实测降雨进行比较分析,发现在研究区内预报降雨与实测降雨存在较大误差,为了满足高分辨城市内涝要求,需要对预报降雨进行校正,采用 SPSS 软件的回归分析函数拟合修正公式进行校正。

选取 2016 年 1 月 1 日至 2022 年 1 月 1 日的实测降雨资料和气象数据网获得的降雨预报数据作为校正方案的研究样本,其中气象降雨数据以未来 24 h 的降雨为研究样本。研究区属于暖温带半湿润大陆性季风气候,降雨随季节变化明显,全年降雨主要集中在 7—9 月。通过对预测降雨与实测降雨对比发现,研究区第一季度和第三季度预报降水量偏小于实测降水量,第二季度和第四季度预报降水量偏大于实测降水量。选取线性方程、二次方程、三次方程、对数方程、指数方程、幂方程 6 种常用函数进行拟合。去除过度拟合和低相关性的函数,得到预

测降雨数据与实测降雨数据之间的函数关系。此拟合函数可适用于修正单场次预报降雨数据的累积降水量,预报数据为 GRAPES_MESO 提供的水平分辨率为 10 km、时间分辨率为 3 h 的预报降雨数据。第一、第二、第三、第四季度的校正公式分别为 $y = 0.19124 \lg x + 2.6329$ 、 $y = 0.006x^2 + 0.262x + 4.6435$ 、 $y = 0.00601x^2 + 0.26545x + 3.0102$ 、 $y = 0.00596x^2 + 0.2644x + 3.612$,式中 x 为预报降雨的累积降水量, y 为校正值。

由于预报降雨数据的时间分辨率为 3 h,而当降雨历时小于 3 h 时,将会导致预报降雨与实测降雨之间产生较大误差,为使校正之后的预报降雨数据更加符合实测降雨数据,可将校正后的降雨进行再分配,按芝加哥雨型每小时的分配雨量比例进行分配。研究区域的暴雨公式为

$$q = \frac{2210.87(1 + 2.9151 \lg P)}{(t_1 + 21.933)^{0.974}} \quad (3)$$

式中: q 为降雨强度; P 为重现期; t_1 为降雨历时。

2 验证区概况与降雨资料

2.1 验证区概况

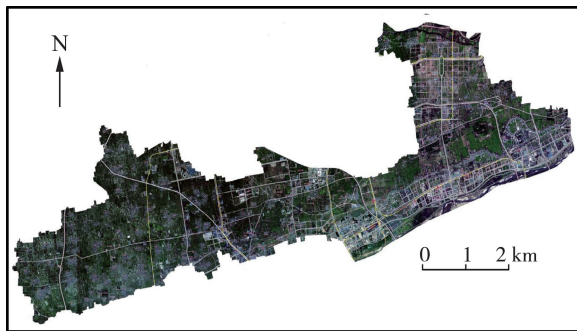
选取陕西省西咸新区秦汉新城为验证区,该区域安装了较为完善的积水监测设备,能有效检验城市内涝快速预报的性能。验证区城市建设用地约为 50 km²,全年降雨主要集中在 7—9 月。城市防洪排涝设施滞后,城区地势低洼,排水管网设计标准低。当遇到暴雨时,严重内涝频发。

在进行城市内涝预报时,高精度的 DEM 会更加全面地模拟出道路积水情况,但是高精度的 DEM 会使模拟时间延长,降低预报的时效性;太低精度的 DEM 则会导致预报结果与实际结果相差过大。综合考虑,预报模型的 DEM 水平分辨率选取为 10 m,由 2821 × 1305 个网格构成。基于最大似然分类法将验证区内的土地利用划分为 9 种类型:商业用地、特殊用地、交通道路、水系、农林用地、居民用地、公园绿地、教育用地和工业用地。验证区概况如图 2 所示。各土地利用类型下渗率及曼宁系数根据文献[27]确定,如表 1 所示。验证区的管网概化为 1402 个节点、1393 根管道。

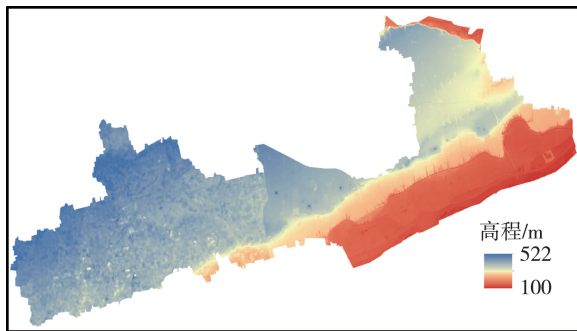
为提高预报数据的准确性,在验证区布置了 14 个水位计、8 个流量计以及 3 个气象站,以便监测该区域实际降水量、道路上积水深度和管道相应流量。主要设备点的位置如图 3 所示。

2.2 降雨资料

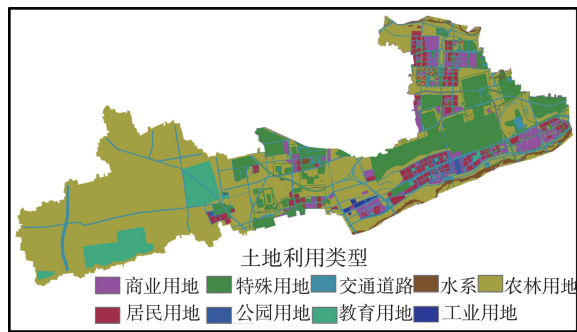
选取验证区内气象站的 3 场实测降雨资料作为预报测试集。2021-10-04 场次降雨,其降雨历时为



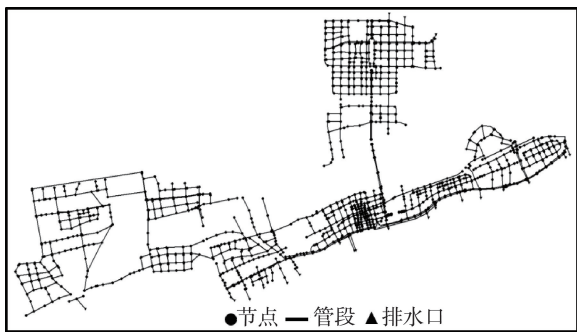
(a) 正射投影



(b) DEM



(c) 土地利用类型



(d) 管网

图 2 验证区概况

Fig. 2 Overview of verification area

表 1 土地利用类型及参数

Table 1 Land use types and parameters

土地利用类型	占比/%	下渗率/($\text{mm} \cdot \text{h}^{-1}$)	曼宁系数
商业用地	5.44	0	0.0130
特殊用地	17.87		0.0100
交通道路	11.33	0	0.0100
水系	1.62	0	0.0001
农林用地	53.05	1.17	0.1000
居民用地	4.41	0	0.0140
公园绿地	0.52	0.47	0.0600
教育用地	5.53	0	0.0160
工业用地	0.22	0	0.0130

出现在 5 h, 最大 1 h 降水量为 6.6 mm; 2022-03-12 场次降雨, 其降雨历时为 3.5 h, 累积降水量 20.6 mm, 降雨强度峰值出现在 2 h, 最大 1 h 降水量为 10.6 mm。

3 模型验证

3.1 水动力模型验证

利用 2022-03-12 场次、2021-10-04 场次和 2021-10-10 场次 3 场实测降雨资料来验证水动力模型的准确性。根据 2022-03-12 场次降雨实测资料, 对其西咸人民医院 (A 点)、朝阳四路长庆石化门 (B 点) 和上林路甲醇厂 (C 点) 3 个内涝点片区进行分析对比, 结果如图 4 所示。表 2 为 3 场降雨实测结果与模拟结果对比, 可以看出, 水动力模型模拟出的积水位置与实测内涝位置基本吻合, 内涝点积水程度与实测数据相近, 相对误差不超过 10%。结果表明模拟的城市内涝积水过程与实际监测过程相符, 该模型能提供较为可靠的城市雨洪模拟结果。

3.2 内涝预报模型验证

因机器学习模型需要大量的降雨训练集样本数据, 故通过水动力模型模拟 100 场降雨作为训练集样本, 其中 80 场降雨是通过芝加哥雨型生成的设计降雨, 根据当地短历时降雨雨型计算得到综合雨峰系数 $r = 0.35$ 。结合雨峰系数, 生成发生频率较高

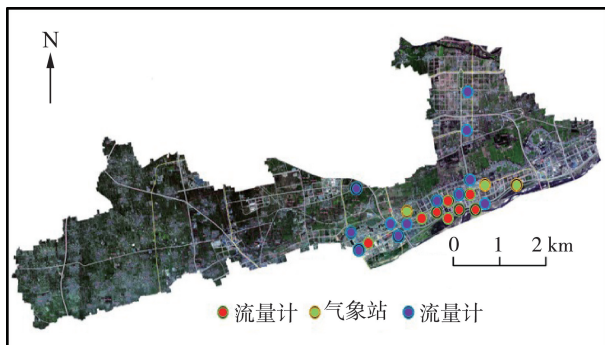


图 3 设备位置

Fig. 3 Location of devices

7 h, 累积降水量 18.8 mm, 降雨强度峰值出现在 2 h, 最大 1 h 降水量为 5.2 mm; 2021-10-10 场次降雨, 其降雨历时为 5 h, 累积降水量 34 mm, 降雨强度峰值

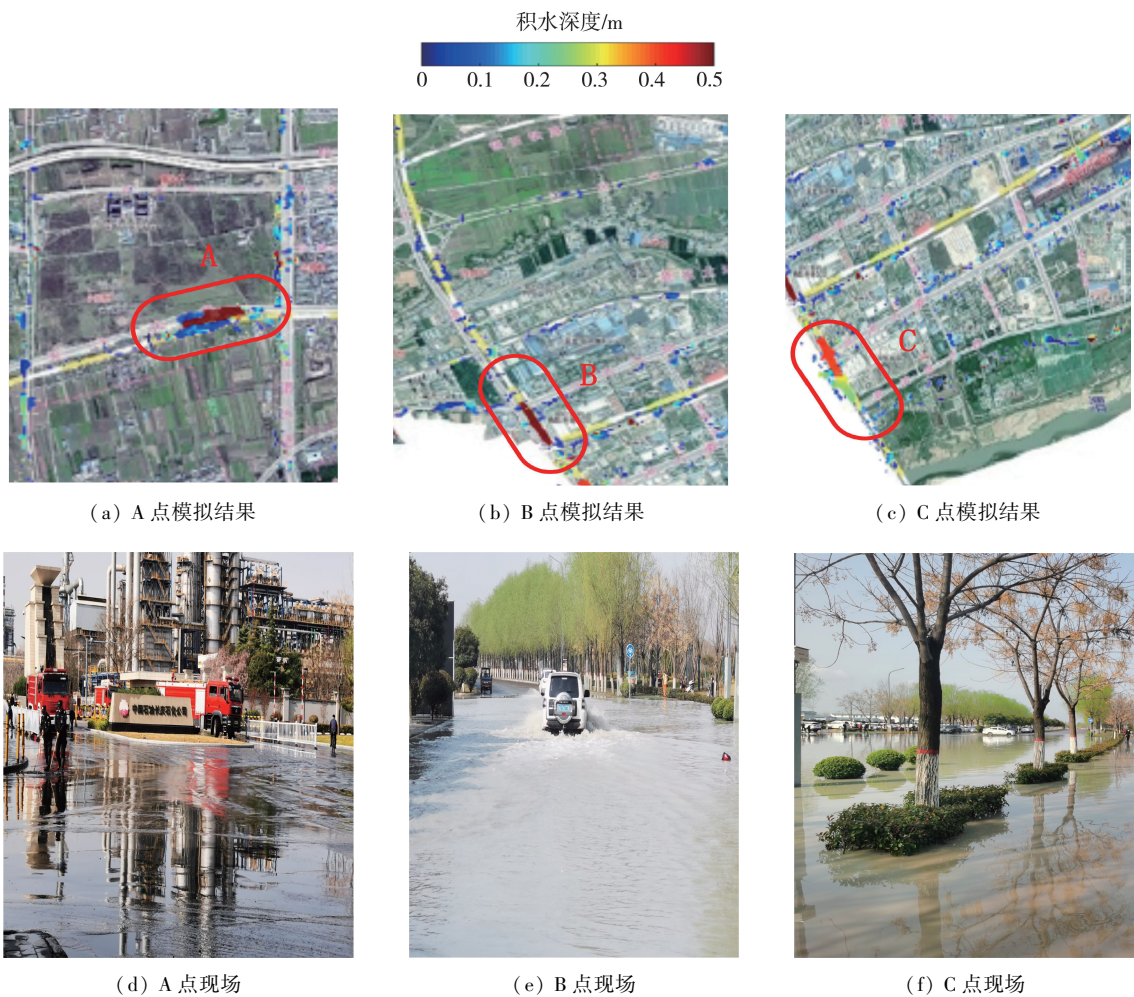


图 4 2022-03-12 降雨水动力模型模拟结果和现场照片

Fig. 4 Simulation results of hydrodynamic model and field pictures of 2022-03-12 rainfall

表 2 水动力模型模拟结果与实测结果比较

Table 2 Comparison of measured results and simulated results of hydrodynamic model

降雨场次	内涝点位	淹没水深/m		淹没面积/m ²	
		模拟值	实测值	模拟值	实测值
2022-03-12	A	0.524	0.50	4979	4622
	B	0.386	0.40	8121	7721
	C	0.285	0.30	7912	8126
2021-10-04	A	0.382	0.35	3265	3015
	B	0.225	0.20	6642	6211
	C	0.107	0.12	5780	6154
2021-10-10	A	0.510	0.45	3691	3797
	B	0.390	0.35	7874	8001
	C	0.180	0.20	7862	7975

的重现期分别为 2 a、5 a、10 a、20 a、30 a 和 50 a,降雨历时为 3 h 的降雨过程,其他重现期的降雨致涝情况会基于以上 6 种情景模拟结果和 KNN 法插值生成。通过秦汉智慧雨洪管理平台获得 5 场实测降雨数据,这 5 场降雨在当地导致了较为严重的内涝灾情,具有一定的代表性;15 场为历史降雨资料,为通过陕西省气象局获得的预报降雨数据,为具有不同雨情特征的降雨场次,可以较全面地表征预报降雨

情况。以 2022-03-12、2021-10-04、2021-10-10 场次实测降雨资料作为测试集,通过模拟 A 点、B 点和 C 点 3 个内涝点的积水面积与积水量,来验证内涝预报模型的准确性。图 5 为 2022-03-12 场次降雨过程,图 6 为 2022-03-12 场次降雨内涝模型预报结果,表 3 为内涝预报模型模拟结果与实测结果的对比。可见,淹没面积实测值与模拟值之间的相对误差不超过 9%,水量和积水深度实测值与模拟值之间的相对误差不超过 15%。说明内涝预报模型模拟结果与实测数据基本相吻合,能适用于大尺度复杂地形下的城市内涝过程模拟。

3.3 预报降雨性能评估

在进行机器学习模型训练时,输入参数的选取是非常重要的,通过对参数的合理优化可保证模型精度和准确性,也可增强模型的时效性^[34]。本文选择纳什效率系数(NSE)、平均绝对误差(MAE)及均方根误差(RMSE)作为模型整体可靠性的评价指标,结果见表 4。可见,对 3 场降雨的原始气象预报降雨数据进行校正,得到的校正后降雨预报值与实测值相比误差较小,且其 3 场校正降雨与原

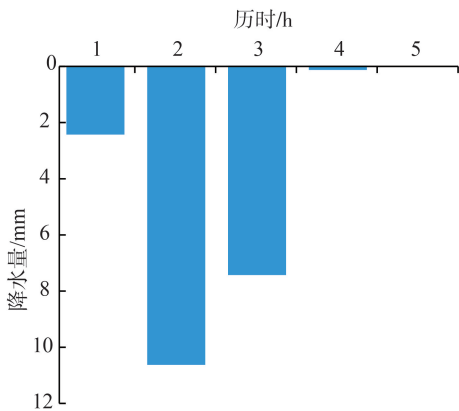


图5 2022-03-12 降雨过程
Fig. 5 2022-03-12 rainfall process

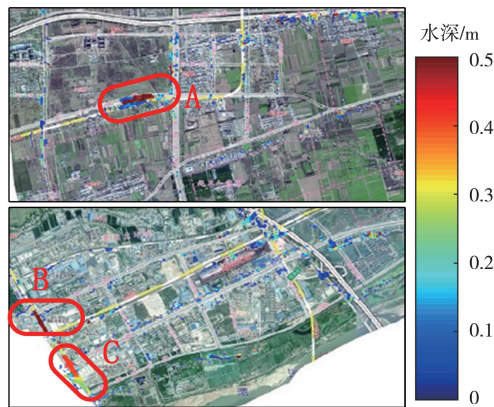


图6 2022-03-12 场次降雨内涝预报结果
Fig. 6 Waterlogging forecast results of 2022-03-12 rainfall

表3 内涝预报模型模拟结果与实测结果对比

Table 3 Comparison of simulated results of waterlogging forecast model and measured results

降雨场次	内涝点位	淹没面积/ m^2		积水量/ m^3		淹没水深/m	
		模拟值	实测值	模拟值	实测值	模拟值	实测值
2022-03-12	A	4794	4622	2277.15	2197.20	0.475	0.50
	B	7618	7721	3115.76	3156.40	0.409	0.40
	C	8083	8126	2505.73	2519.00	0.310	0.30
2021-10-04	A	3221	3015	1075.81	1055.25	0.334	0.35
	B	6415	6211	1417.72	1242.20	0.221	0.20
	C	5992	6154	623.17	738.48	0.104	0.12
2021-10-10	A	3991	3797	1959.58	1708.65	0.491	0.45
	B	7942	8001	3184.74	2800.35	0.401	0.35
	C	8014	7975	1706.98	1595.00	0.213	0.20

表4 预报降雨评价结果

Table 4 Forecast rainfall evaluation results

降雨场次	数值类型	降水量/mm	NSE	MAE/mm	RMSE/mm
2021-10-04	实测值	18.8			
	原始预报值	33.7	0.5261	1.8625	2.6103
	校正预报值	22.0	0.9036	0.4000	0.5722
2021-10-10	实测值	15.0			
	原始预报值	21.5	0.6224	0.8125	1.4987
	校正预报值	15.4	0.9466	0.2000	0.5634
2022-03-12	实测值	20.6			
	原始预报值	33.5	0.3573	1.6375	3.5427
	校正预报值	25.5	0.8742	0.6375	1.5672

始气象预报降雨数据之间的NSE值均大于0.8742, MAE值和RMSE均接近于0,说明本文提出的重构降雨数据的方法合理,各场次降雨过程线见图7。

3.4 内涝预报性能评估

测试集应为随机选取的,并且降雨过程不能太相似,本文选取的3场降雨事件其降雨过程不尽相同,可以准确地评估内涝预报模型的可靠性。运用KNN法构建城市内涝快速预报模型,选取测试集分别在A点、B点和C点3个内涝点的积水面积和水量值两个指标进行分析,结果如表5所示。对3个内涝点2022-03-12场次降雨进行内涝成

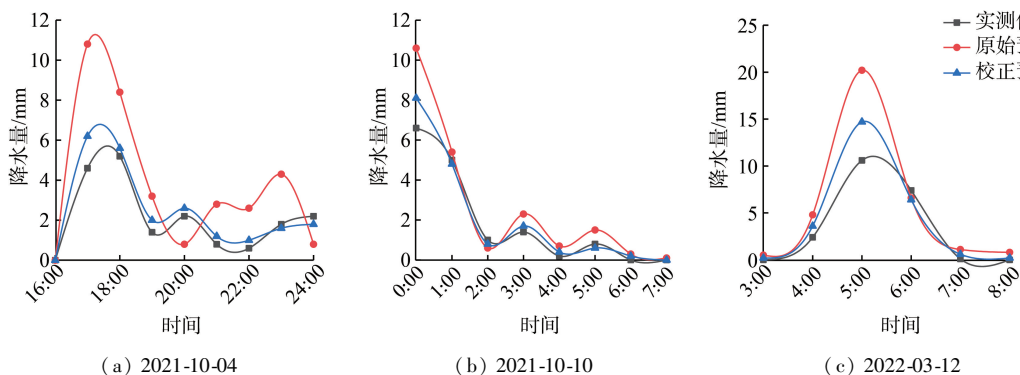


图7 各场次预报降雨过程线
Fig. 7 Process line of forecast rainfalls

表5 城市内涝快速预报模型在3个内涝点模拟值与实测值对比

Table 5 Comparison of simulated and measured values of urban waterlogging rapid prediction model at three waterlogging points

降雨场次	A 点				B 点				C 点			
	淹没面积/m ²		积水量/m ³		淹没面积/m ²		积水量/m ³		淹没面积/m ²		积水量/m ³	
	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值	实测值	预报值
2021-10-04	3 221	3 015	1 075.81	1 055.25	6 415	6 211	1 417.72	1 242.20	5 992	6 154	623.17	738.48
2021-10-10	3 991	3 797	1 959.58	1 708.65	7 942	8 001	3 184.74	2 800.35	8 014	7 975	1 706.98	1 595.00
2022-03-12	4 794	4 622	2 277.15	2 197.20	7 618	7 721	3 115.76	3 156.40	8 083	8 126	2 505.73	2 519.00

因分析,其中 A 点地势低洼,周边雨水汇集并且管网排水不畅,最后采用 500 m³/h 移动泵抽排约 5 h 排完; B 点主排水管道出口不畅,形成压力流溢流成涝,最后采用 1 500 m³/h 移动泵车抽排约 2 h 排完; C 点地势低洼,周边雨水汇集并且管网排水不畅。

由于水动力模型需从 0 时刻开始迭代运算,故其模拟 2022-03-12 单场降雨 3.5 h 致涝过程用时为 1 485.36 s,模拟 2021-10-04 单场降雨 7 h 致涝过程用时为 3 700.8 s,模拟 2021-10-10 单场降雨 5 h 致涝过程用时为 1 842.04 s,基于 KNN 模型对 2022-03-12、2021-10-04、2021-10-10 单场降雨数据进行最大洪涝进行预测累计用时分别为 17.0 s、17.0 s、17.2 s,可满足城市内涝快速预报需求。

表 6 为 3 个内涝点预报结果评价指标值,可见,NSE 保持在 0.98 以上,而 MAE 和 RMSE 数值较大,对于不同的指标,误差存在差异,在实际应用中,可以对误差指标进行监测和优化。构建的城市内涝快速预报模型能大幅提高城市内涝预报模拟的精度,保障快速预报模型的可靠性。

表 6 3 个内涝点预报结果评价指标值

Table 6 Evaluation index values for prediction results of three waterlogging points

内涝点	淹没面积			积水量		
	NSE	MAE/m ²	RMSE/m ³	NSE	MAE/m ²	RMSE/m ³
A	0.990	2.00	3.46	0.980	88.33	152.99
B	0.990	29.33	50.81	0.995	60.33	104.50
C	0.990	31.33	54.27	0.990	20.00	34.64

4 结 论

a. 基于 KNN 法构建的城市内涝快速预报模型性能较好,预报积水面积的平均误差不超 8%,积水量和积水深度平均误差不超过 15%,NSE 均为 0.99。

b. 基于回归分析方法,提出了一种重构降雨数据的方法,以保证后续预报的准确性。

c. 所建模型单场降雨平均模拟时间可控制在 17 s 以内,可为紧急决策争取大量前置时间,协助决策者更好采取应急管理措施。

d. 对 3 个内涝点的实测数据与预报数据进行对

比,内涝点淹没面积和积水量的实测值与预报值之间的 NSE 值均大于 0.98,而 MAE 和 RMSE 数值较大,对于不同的指标,误差存在差异,在实际应用中,可以对误差指标进行监测和优化。后续可通过智慧雨洪预警预报系统针对易涝点发布预警信息,提前安排泵车抽水。

参考文献:

- [1] 王伟武,汪琴,林晖,等. 中国城市内涝研究综述及展望[J]. 城市问题,2015(10):24-28. (WANG Weiwu, WANG Qin, LIN Hui, et al. Summarization and prospection for the studies on China's urban water logging[J]. Urban Problems, 2015(10): 24-28. (in Chinese))
- [2] 《中国水旱灾害防御公报》编写组.《中国水旱灾害防御公报 2020》概要[J]. 中国防汛抗旱,2021,31(11):26-32. (China Flood and Drought Disaster Prevention Bulletin Writting Group. Summary of China flood and drought disaster prevention bulletin 2020 [J]. China Flood & Drought Management, 2021, 31 (11): 26-32. (in Chinese))
- [3] 李莹,赵珊珊. 2001—2020 年中国洪涝灾害损失与致灾危险性研究[J]. 气候变化研究进展,2022,18(2):154-165. (LI Ying, ZHAO Shanshan. Floods losses and hazards in China from 2001 to 2020[J]. Climate Change Research, 2022,18(2):154-165. (in Chinese))
- [4] 陈文龙,徐宗学,宋利祥,等. 基于流域系统整体观的城市洪涝治理研究[J]. 水利学报,2021,52(6):659-672. (CHENG Wenlong, XU Zongxue, SONG Lixiang, et al. Research on the control measures of pluvial and fluvial urban floods based on holistic view of watershed system [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2021,52(6):659-672. (in Chinese))
- [5] 马超,赵凯,齐文超,等. 基于示踪方法的沿海城市内涝防灾方案研究[J]. 水资源保护,2022,38(1):91-99. (MA Chao, ZHAO Kai, QI Wenchao, et al. Formulation of flood mitigation scheme in coastal cities based on source tracking method[J]. Water Resources Protection,2022,38(1):91-99. (in Chinese))
- [6] 王兆礼,陈昱宏,赖成光. 基于 TELEMAC-2D 和 SWMM 模型的城市内涝数值模拟[J]. 水资源保护,2022,38

- (1): 117-124. (WANG Zhaoli, CHEN Yuhong, LAI Chengguang. Numerical simulation of urban waterlogging based on TELEMAC-2D and SWMM model [J]. Water Resources Protection, 2022, 38 (1): 117-124. (in Chinese))
- [7] 栾震宇, 金秋, 赵思远, 等. 基于 MIKE FLOOD 耦合模型的城市内涝模拟[J]. 水资源保护, 2021, 37(2): 81-88. (LUAN Zhenyu, JIN Qiu, ZHAO Siyuan, et al. Simulation of urban waterlogging based on MIKE FLOOD coupling model[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(2): 81-88. (in Chinese))
- [8] 栾广学, 侯精明, 马鑫, 等. 建筑小区尺度下径流控制率与非点源污染负荷削减率协同关系研究[J]. 水资源保护, 2023, 39(1): 208-215. (LUAN Guangxue, HOU Xianming, MA Xin, et al. Research on the synergistic relationship between runoff control rate and non-point source pollution load reduction rate at residential community scale [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(1): 208-215. (in Chinese))
- [9] 栾广学, 侯精明, 王添, 等. 基于复杂高密度管网结构优化技术的城区排水过程高效模拟方法[J/OL]. 水资源保护. [2022-06-14]. <http://kns.cnki.net/KCMS/detail.aspx?dbcode=capi&filename=SZYB2022051800>. (LUAN Guangxue, HOU Xianming, WANG Tian, et al. Efficient simulation method of urban drainage process based on structural optimization technology of complex high-density pipe network [J/OL]. Water Resources Protection. [2022-06-14]. <http://kns.cnki.net/KCMS/detail.aspx?dbcode=capi&filename=SZYB2022051800>. (in Chinese))
- [10] TIAN J, LIU J, YAN D, et al. Ensemble flood forecasting based on a coupled atmospheric-hydrological modeling system with data assimilation[J]. Atmospheric Research, 2019, 224: 127-137.
- [11] 郭元, 李玉玲, 王慧亮, 等. 气象水文模型耦合的郑州城区内涝预警研究[J]. 水文, 2022, 42(4): 61-67. (GUO Yuan, LI Yuling, WANG Huiliang, et al. Research on the meteorological and hydrological coupling models on early warning of urban waterlogging in Zhengzhou [J]. Journal of China Hydrology, 2022, 42(4): 61-67. (in Chinese))
- [12] GOMEZ M, SHARMA S, REED S, et al. Skill of ensemble flood inundation forecasts at short- to medium-range timescales[J]. Journal of Hydrology, 2018, 568: 207-220.
- [13] 何万兵, 何俊杰, 王睿, 等. 机器学习在原子核物理中的应用[J]. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52(5): 38-50. (HE Wanbing, HE Junjie, WANG Ru, et al. Machine learning applications in nuclear physics [J]. Scientia Sinica(Physica, Mechanica & Astronomica), 2022, 52(5): 38-50. (in Chinese))
- [14] 杨志云, 王辉, 贺毅, 等. 心肌病心脏磁共振应用的新视角: 人工智能和机器学习[J]. 心脑血管病杂志, 2022, 41(3): 321-323. (YANG Zhiyun, WANG Hui, HE Yi, et al. A new perspective on the application of cardiac magnetic resonance in cardiomyopathy: artificial intelligence and machine learning [J]. Journal of Cardiovascular and Pulmonary Diseases, 2022, 41(3): 321-323. (in Chinese))
- [15] 张海山. 基于机器学习的诱导多能干细胞前体细胞识别[D]. 北京: 中国科学院大学, 2020.
- [16] 阚光远, 洪阳, 梁珂. 基于耦合机器学习模型的洪水预报研究[J]. 中国农村水利水电, 2018(10): 165-169. (KAN Guangyuan, HONG Yang, LIANG Ke. Research on the flood forecasting based on coupled machine learning model [J]. China Rural Water and Hydropower, 2018(10): 165-169. (in Chinese))
- [17] 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[J]. 水利学报, 2022, 53(3): 284-295. (LIU Yuanyuan, LIU Yesen, ZHENG Jingwei, et al. Research on urban waterlogging prediction method combining BP neural network and numerical model [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(3): 284-295. (in Chinese))
- [18] 梅松, 程伟平, 刘国华. 基于支持向量机的洪水预报模型初探[J]. 中国农村水利水电, 2005(3): 34-36. (MEI Song, CHENG Weiping, LIU Guohua. Preliminary discussion on flood forecast model based on support vector machine [J]. China Rural Water and Hydropower, 2005(3): 34-36. (in Chinese))
- [19] 衣晓, 曾睿, 曹昕莹. 利用 K 近邻区间距离的异步抗差航迹关联算法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(5): 1475-1482. (YI Xiao, ZENG Rui, CAO Xinying. Asynchronous anti-bias track association algorithm by using K -nearest neighbors interval distance [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(5): 1475-1482. (in Chinese))
- [20] 孙林, 秦小营, 徐久成, 等. 基于 K 近邻和优化分配策略的密度峰值聚类算法[J]. 软件学报, 2022, 33(4): 1390-1411. (SUN Lin, QIN Xiaoying, XU Jiucheng, et al. Density peak clustering algorithm based on K -nearest neighbor and optimal allocation strategy [J]. Journal of Software, 2022, 33(4): 1390-1411. (in Chinese))
- [21] 陈中, 王杰贵, 唐希雯, 等. 基于 K 近邻算法的来波方向估计方法[J]. 探测与控制学报, 2022, 44(1): 24-28. (CHEN Zhong, WANG Jiegui, TANG Xiwen, et al. A DOA estimation method based on K -nearest neighbor algorithm [J]. Journal of Detection & Control, 2022, 44(1): 24-28. (in Chinese))
- [22] 赵璐, 袁立明, 郝琨. 多示例学习算法综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(增刊1): 93-99. (ZHAO Lu, YUAN Liming, HAO Kun. Review of multi-instance learning algorithms

- [J]. Computer Science, 2022, 49 (Sup1): 93-99. (in Chinese))
- [23] WANG J, ZUCKER J D. Solving multiple-instance problem;a lazy learning approach [M]. Morgan kaufmann Publishers Inc. ,2000;1119-1126.
- [24] ZHANG M L,ZHOU Z H. Adapting RBF neural networks to multi- instance; learning [J]. Neural Processing Letters, 2006 ,23(1): 1-26.
- [25] 张兆安. 基于非结构网格 GPU 加速技术的二维水动力数值模型[D]. 西安:西安理工大学,2021.
- [26] 侯精明,李桂伊,李国栋,等. 高效高精度水动力模型在洪水演进中的应用研究[J]. 水力发电学报, 2018, 37 (2): 96-107. (HOU Jingming, LI Guiyi, LI Guodong, et al. Application of efficient high-resolution hydrodynamic model to simulations of flood propagation[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2018, 37 (2): 96-107. (in Chinese))
- [27] 侯精明,李东来,王小军,等. 建筑小区尺度下 LID 措施前期条件对径流调控效果影响模拟[J]. 水科学进展, 2019, 30(1): 45-55. (HOU Jingming, LI Donglai, WANG Xiaojun, et al. Effects of initial conditions of LID measures on runoff control at residential community scale [J]. Advances in Water Science, 2019, 30 (1): 45-55 (in Chinese))
- [28] 房亚军,于川淇,金鑫,等. 基于 SWMM-CCHE2D 单向耦合模型的山地海绵城市内涝管控效果研究 [J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54 (10): 898-906. (FANG Yajun, YU Chuanqi, JIN Xin, et al. Research on water-logging control effect of mountain sponge city based on SWMM-CCHE2D unidirectional coupling model [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(10): 898-906. (in Chinese))
- [30] 杨东,侯精明,李东来,等. 基于扩散波方法的管网排水过程数值模拟[J]. 中国给水排水, 2020, 36(15): 113-120. (YANG Dong, HOU Jingming, LI Donglai, et al. Numerical simulation of pipe network drainage process based on diffusion wave method [J]. China Water & Wastewater, 2020, 36(15): 113-120. (in Chinese))
- [31] 齐文超,侯精明,刘家宏,等. 城市湖泊对地表径流致涝控制作用模拟研究 [J]. 水力发电学报, 2018, 37(9): 8-18. (QI Wenchao, HOU Jingming, LIU Jiahong, et al. Lake control on surface runoff causing urban flood inundation [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2018, 37(9): 8-18. (in Chinese))
- [32] HOU J, SIMONS F, MAHGOUB M, et al. A robust well-balanced model on unstructured grids for shallow water flows with wetting and drying over complex topography[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2013, 257(15):126-149.
- [33] 侯精明,王润,李国栋,等. 基于动力波法的高效高分辨率城市雨洪过程数值模型 [J]. 水力发电学报,2018,37 (3): 40-49. (HOU Jingming, WANG Run, LI Guodong, et al. High-performance numerical model for high-resolution urban rainfall-runoff process based on dynamic wave method [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2018, 37 (3): 40-49. (in Chinese))
- [34] HOU J, LIANG Q, ZHANG H, et al. An efficient unstructured MUSCL scheme for solving the 2D shallow water equations[J]. Environmental Modelling and Software, 2015, 66:131-152.

(收稿日期:2022-05-05 编辑:王芳)

(上接第 81 页)

- [21] SUN W, WANG J, LI Z, et al. Influences of climate change on water resources availability in Jinjiang Basin, China [J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014 (282):908349.
- [22] GRIMALDI S, PETROSELLI A, ARCANGELETTI E, et al. Flood mapping in ungauged basins using fully continuous hydrologic-hydraulic modeling[J]. Journal of Hydrology, 2013, 487(2): 39-47.
- [23] CHEN W, HUANG G, HAN Z, et al. Urban inundation response to rainstorm patterns with a coupled hydrodynamic model: a case study in Haidian Island, China [J]. Journal of Hydrology, 2018, 564: 1022-1035.
- [24] XING Y, SHAO D, MA X Y, et al. Investigation of the importance of different factors of flood inundation modeling applied in urbanized area with variance-based global sensitivity analysis [J]. The Science of the Total Environment, 2021, 772(10):145327.
- [25] YANG G X, BOWLING L C, CHERKAUER K A, et al. The impact of urban development on hydrologic regime from catchment to basin scales [J]. Landscape & Urban Planning, 2011, 103(2):237-247.

(收稿日期:2022-06-07 编辑:王芳)

