

张坤林, 徐佳颖, 郭旻睿, 等. 数据模型与水力仿真模型耦合的城市内涝分析技术研究[J]. 水利水电技术(中英文), 2026, 57(1): 68-89. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.006

ZHANG Kunlin, XU Jiaying, GUO Minrui, et al. Study on urban waterlogging analysis techniques based on data model coupled with hydraulic simulation model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2026, 57(1): 68-89. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.006

数据模型与水力仿真模型耦合的城市内涝分析技术研究

张坤林^{1,2}, 徐佳颖^{1,2}, 郭旻睿^{1,2}, 孙岸炜^{1,2}, 郭剑桥^{1,2}

(1. 上海勘测设计研究院有限公司, 上海 200335; 2. 三峡智慧水务科技有限公司, 上海 200126)

摘要:【目的】为解决传统内涝模型因数据缺失、精度不足导致的预测不准、难以真正应用的难题, 研究了一种数据模型与水力仿真模型耦合的方法。【方法】以九江市中心城区两河区域为研究区域, 利用数据模型对边界条件进行数据清洗重构和数据校正, 弥补实测数据的缺陷, 为水力仿真模型的运行提供数据支持; 同时利用水力仿真模型对各种可能的工况进行计算, 为内涝预测的数据模型补充训练基础数据, 以提高和验证其精度。【结果】结果显示: 经过数据模型优化后的水力仿真模拟结果的平均 *NSE* 均有所提高, 最高涨幅约 20%, *SVM* 机器学习模型可以较好地反映出设计降雨工况下积水的淹没范围, 预测的最大积水深度与水力仿真模型模拟结果相近, *RMSE* 约为 0.007。【结论】将数据模型与水力仿真模型耦合构建新型城市内涝模型, 数据模型能够完善机理模型运行的边界条件, 水力仿真模型能够提升数据模型的适用性, 两者相互耦合可以达到较好的应用效果。

关键词: 数据模型; 水力仿真模型; 内涝模型; 机器学习; 径流; 降雨; 极端天气; 城市洪涝灾害

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2026.01.006

开放科学(资源服务)标志码(OSID):

中图分类号: TV212.5

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2026)01-0068-22



Study on urban waterlogging analysis techniques based on data model coupled with hydraulic simulation model

ZHANG Kunlin^{1,2}, XU Jiaying^{1,2}, GUO Minrui^{1,2}, SUN Anwei^{1,2}, GUO Jianqiao^{1,2}

(1. Shanghai Investigation, Design & Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200335, China;

2. Three Gorges Smart Water Technology Co., Ltd., Shanghai 200034, China)

Abstract: [Objective] To solve the problem of inaccurate prediction and difficulty in real application of traditional waterlogging models due to data loss and insufficient accuracy, a method of coupling data model with hydraulic simulation model is studied. [Methods] Taking the Lianghe area in the central urban area of Jiujiang as the research area, data model for data cleaning,

收稿日期: 2024-10-16; 修回日期: 2025-03-11; 录用日期: 2025-03-11; 网络出版日期: 2025-03-17

基金项目: 上海勘测设计研究院有限公司项目(2022QT(83)-069); 国家重点研发计划项目“排水管网工程建设问题智慧管控系统研发”(2021YFC3200700)

作者简介: 张坤林(1995—), 男, 中级工程师, 硕士研究生, 主要从事城市内涝与防洪减灾研究。E-mail: zyjkl@163.com

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

reconstruction and correction of boundary conditions is used to compensate for the shortcomings of measured data and provide data support for the operation of hydraulic simulation model. At the same time, hydraulic simulation models are used to calculate various possible working conditions and supplement training basic data for data mining models of waterlogging prediction, in order to improve and verify their accuracy. [Results] The results show that after optimizing the data model, the average *NSE* of the hydraulic simulation result is improved, and the highest increase is about 20%. The SVM machine learning model can reflect the inundation range of the designed rainfall conditions, and the predicted maximum water depth is close to that simulated by the hydraulic simulation model. The *RMSE* is close to 0.007. [Conclusion] Coupling data model with hydraulic simulation model to construct a new urban waterlogging model, data model can improve the boundary conditions for the operation of the mechanism model, and hydraulic simulation model can enhance the applicability of data model. The mutual coupling of the two models can achieve good application effects.

Keywords: data model; hydraulic simulation model; waterlogging model; machine learning; runoff; rainfall; extreme weather conditions; urban flood disasters

0 引言

近年来, 极端天气特别是短时强降雨的频繁发生, 显著加剧了城市在汛期面临的洪涝灾害威胁, 使得防洪形势日益严峻。在城市排水设施建设短时期内无法明显改善的情况下, 城市洪涝风险的预警预报以及防汛应急调度等非工程措施显得尤为重要。

当前, 关于城市洪涝灾害的预报预警研究, 其核心关注点主要聚焦于3个方面: 第一类是基于气象观测数据的洪涝灾害预警研究, 如通过高分辨数值预报模式、卫星监测和全天雷达探测等形式收集气象数据, 利用遥感手段进行强降雨及洪涝灾害的模拟与预警; 根据多普勒雷达反射率因子, 利用自动站雨量资料, 运用相关算法合成降雨产品来指导发布预报预警^[1]; 利用卫星云图、气象预测数据提高暴雨预警的准确率^[2]。第二类是基于水文模型数值模拟的洪涝灾害预警研究^[3-4], 如 ILLUDAS、SWMM、TR-55、HSPF、InfoWorks、STORM 等模型。第三类是利用风险评估结果进行洪涝灾害预警^[5-8], 将产汇流模型与损失评估相结合的预警方法, 或是将长期预警与临灾预警相结合研究不同时空尺度的洪涝灾害预警模型, 或从压力、状态、影响、响应角度研究风险评估与灾害预警。

目前, 国内外将模拟预测技术应用于城市洪涝分析进行了不少研究, 主要使用的是基于水力学机理的仿真模型^[9-11]和大数据分析模型^[12-14]两大类。在水动力模型方面已有成熟的模型, 如 HEC-RAS、MIKE 系列软件、FVCOM 等模型。ZANDSALIMI 等^[15]采用一二维 MIKE FLOOD 模型研究不同来源和分辨率的全球 DEM(GDEM)对城市密集区洪水风险建模的影

响; 李雨竹等^[16]采用 HEC-RAS 模型精细模拟了城镇洪灾淹没情况, 并进行了山区洪水预警。在城市洪涝研究中应用水力仿真模型的优点是利用水力学物理公式, 能够准确地对降雨产汇流、管网河道耦合、水工建筑物影响等进行仿真模拟^[17-19], 缺点是模型的建立和使用对地形、土地利用类型、管网、河道、控制规则等基础数据的完整性和准确性依赖度较高^[20], 而实际应用中往往面临数据缺失甚至是没有数据的问题, 建模时只能通过各种假设、概化等手段, 造成模拟结果误差大甚至局部地区完全错误的情况^[21]。在大数据分析模型的探索中, 国外的研究聚焦于大数据技术与处理方法的深度融合, 整合应急决策方法、构建优化模型、集成多样化数据资源以及搭建高效系统平台, 并将深度学习等智能技术应用于大数据应急决策中^[22-24]; 而国内的研究则关注大数据应急决策体系、大数据应急决策模式与机制、大数据应急决策系统与平台、应急决策数据质量等方面^[25-27]。我国在城市洪涝灾害应急决策领域的研究, 对于全面剖析灾害的成因并进行全景式建模尚显不足, 同时, 在信息精准研判基础上构建风险预警体系以及基于靶向思维的应急响应方面, 也存在一定的研究空白^[28]。大数据分析模型通过对雨量监测站、积水监测点、水位站、流量站等的监测历史数据进行数据挖掘, 基于数学原理探究各指标之间的内在相关性, 从而对数据未来趋势进行预测^[29-31]。其优点在于弱化了过程, 通过对降雨、水位、流量等数据的深度学习, 直接分析数据与结果之间的联系, 得出相关节点的预测结果, 通过长时间的迭代训练, 能有极高的准确度^[32]; 缺点是由于整体上是黑箱模型, 对洪水、内涝演进过程难以准确反映, 尤其是管网

内部、河道断面、地表淹没等非节点情况, 难以进行实时优化^[33]。

本文在已有研究的基础上, 创新性地融合了大数据、物联网等前沿科技, 并与水力仿真模型实现深度整合, 以期在城市洪涝灾害应急决策领域取得新的突破。研究充分利用二者的优点, 减少各自的局限性, 使得计算更加高效, 结果更加准确, 这种技术将成为未来城市洪涝预防及管理的新工具。本文将数据模型与水力仿真模型耦合, 利用数据模型进行数据清洗重构, 弥补实测数据的缺陷, 为水力仿真模型的运行提供数据支持; 同时利用水力仿真模型对各种可能的工况和方案进行海量计算, 进而提高大数据模型的运算准确度, 解决传统内涝模型因数据缺失、精度不足导致的预测不准、难以真正用起来等普遍问题, 为城市防洪减灾工作提供坚实的科学支撑, 进而有效提升城市的防汛排涝效能, 最大限度减少城市因洪涝灾害造成的各类损失。

1 技术路线

本研究采用数据模型与水力仿真模型耦合的方法, 利用数据模型为水力仿真模型的运行提供良好的数据支持, 利用水力仿真模型提高数据模型的运算准确度。研究思路如下。

(1) 采用插值算法进行数据初步清洗, 采用随机森林法进行深度清洗, 引入数据校正技术修正误差, 弥补水力模型利用实测数据作为边界条件存在的缺陷。

(2) 耦合一维 SWMM 模型和二维 LISFLOOD-FP 模型形成水力仿真模型, 对各种可能的工况进行计算, 利用水力模型的海量运算结果来训练数据模型, 在给定的工况条件下, 数据模型可以快速预测目标结果, 弥补大型水力模型运算速度慢的缺点。

1.1 数据模型

1.1.1 SVM 模型

SVM 模型作为一种强大的有监督学习算法, 其核心在于解决复杂的数据分类难题, 特别是在处理小样本集、非线性关系以及高维特征空间时展现出卓越的性能。此外, SVM 的灵活性和泛化能力使其不仅能够胜任模式识别任务, 还能有效拓展至函数逼近、回归分析等更广泛的机器学习领域, 成为解决多种学习问题的重要工具^[34]。同时还具有强泛化能力、高维空间的有效性、鲁棒性、稀疏性和支持向量、不依赖数据分布的特点, 在城市内涝模拟预测方面具有一定优势。

SVM 有 3 种模型, 由简至繁为: (1) 当训练数据可分时, 通过硬间隔最大化, 可学习到硬间隔支持向量机, 又叫线性可分支持向量机。(2) 当训练数据近似可分时, 通过软间隔最大化, 可学习到软间隔支持向量机, 又叫线性支持向量机。(3) 当训练数据不可分时, 通过软间隔最大化及核技巧(kernel trick), 可学习到非线性支持向量机。

SVM 应用于城市内涝时, 可以通过收集城市内涝的相关数据, 如降雨、管网水位与流量、河道水位、地面积水等数据, 将导致内涝或者影响内涝的数据作为输入数据, 地面积水深度作为目标输出数据, SVM 对这些数据的信息进行学习, 得到的模型可以通过未来的相关输入信息预测到积水结果, 用来辅助判断城市的内涝程度。

1.1.2 数据清洗

初步清洗主要针对整体数据质量较好, 但部分数据缺失的情况, 可采用线性插值, 拉格朗日插值、分段插值、样条插值等算法, 对缺陷数据进行填充和修复。但如果连续插值数量过多, 会造成插值结果为一条较长且连续的直线的情况, 丢失了数据变化的趋势特性, 与实际数据差距较大。

深度清洗采用随机森林法, 初步清洗无法对于大段缺失数据进行有效修补, 缺失数据前后变化趋势大, 给机器学习造成干扰。深度清洗后修补的数据与原始数据趋势吻合度较好, 模型可以实现自学习, 提高清洗精度。

在城市内涝研究方面, 管道液位数据机器学习模型的训练过程如图 1 所示, 首先选取用以训练的降雨数据以及管道液位监测数据, 两者数据需要确保为正常的的数据, 标有缺陷标签的数据不能被用于模型训练。另外, 考虑到如果样本数据没有降雨, 可能会影响样本代表性, 构建样本库, 训练数据同时也要从有降雨数据的样本库中挑选。剔除液位数据中的缺陷数据后, 其数据的时间连续性降低, 为了保证降雨数据与液位数据一一对应, 需要对经过空间插值而得到的降雨数据取交集, 通过对交集后的数据数量进行统计, 若少于一定数量, 则由于样本数过少, 进而放弃模型的训练, 这是因为样本量太低会造成模型的欠拟合。若样本数量满足阈值要求, 则将降雨数据作为模型输入, 液位数据作为模型输出, 通过随机森林算法进行训练, 最终得到模型权重文件并输出。

1.1.3 数据校正技术

清洗后的数据仍有可能存在误差, 此时需采用数

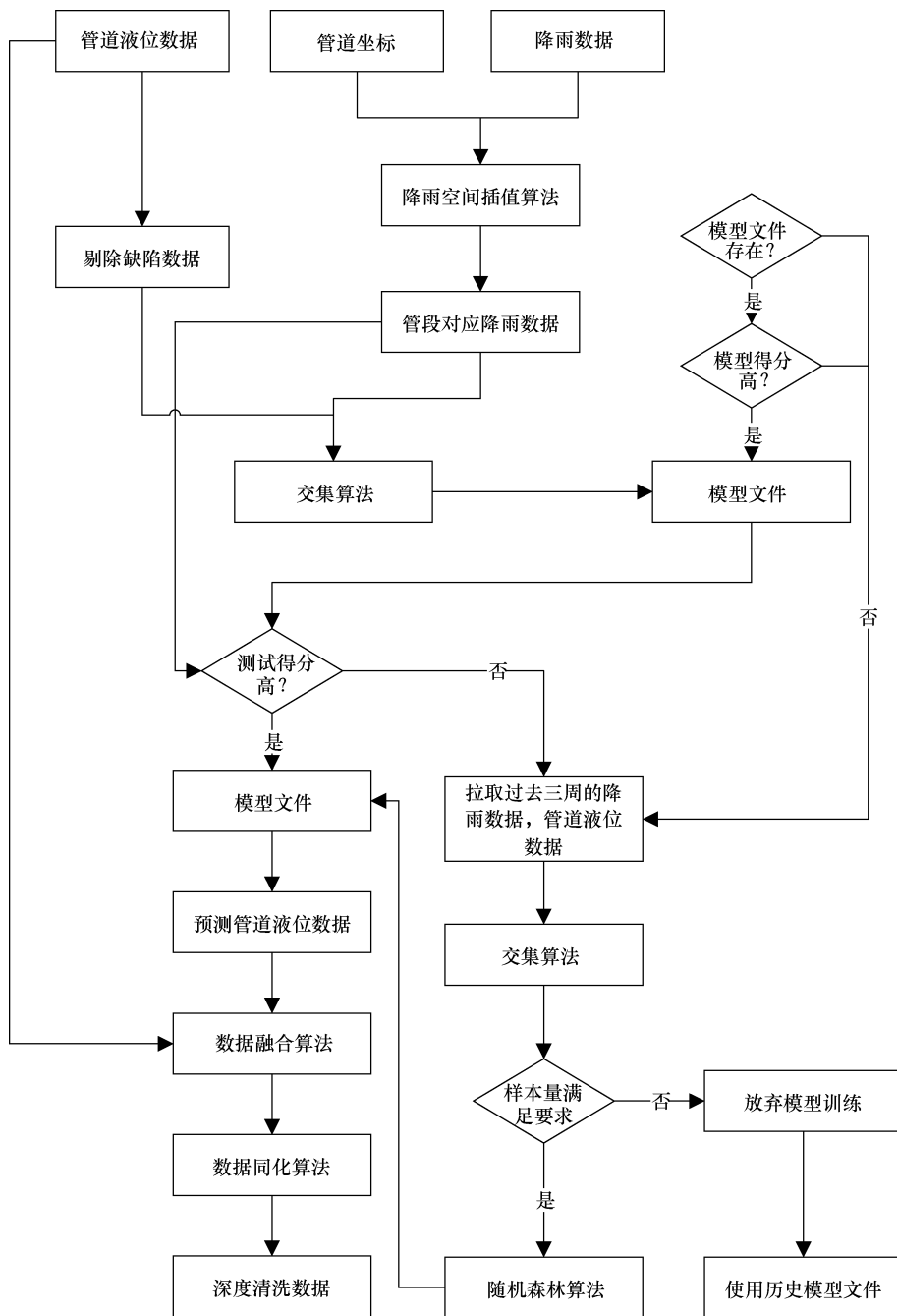


图 1 液位数据机器学习自更新流程

Fig. 1 Machine learning self updating process for liquid level data

据校正技术进行校准, 如图 2 所示。

1.2 水力仿真模型

1.2.1 一维管网模型

一维模型采用 SWMM 模型, SWMM 由美国环境保护署(EPA)为都市区域暴雨径流所开发, 是可广泛用于城市排水系统水量水质模拟的综合模型之一, 可以对城市的某一单一降水事件或连续降雨而产生的坡面径流进行动态模拟, 在产汇流、水动力模拟方面应用广泛^[35-36]。

1.2.2 二维积水模型

二维模型采用 LISFLOOD-FP 模型, LISFLOOD-FP 是一个基于栅格的开源水动力模型, 目前已应用于地球科学的多个领域, 包括地形动力学建模, 城市排水建模, 人口流动建模, 沿海洪水建模, 不确定性量化以及耦合水动力建模^[37-38]。LISFLOOD-FP 具有多种数值计算方案来求解不同复杂程度的二维浅水方程, 范围从简单的扩散波计算到更复杂的有限体积和伽辽金有限元方案来求解完整的浅水方程, 逐渐成为

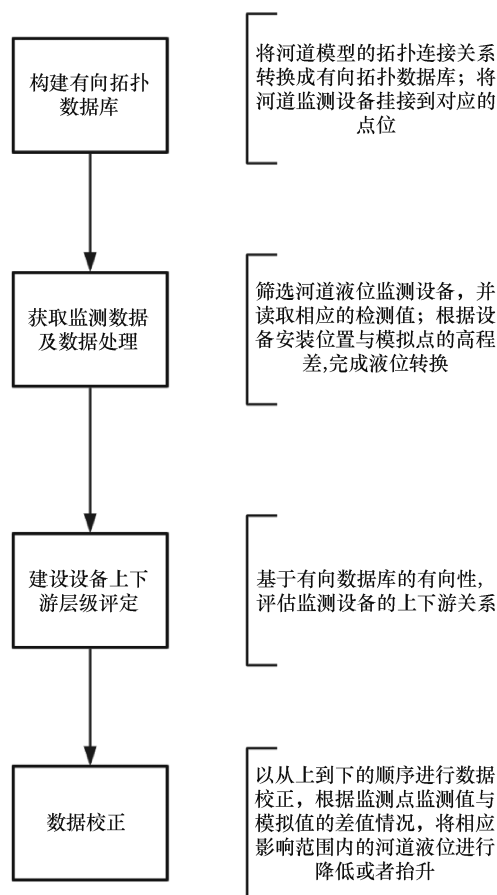


图2 数据校正技术路线

Fig. 2 Data correction technology roadmap

集水区、城市、流域等多种尺度的洪水建模应用的最新工具。

1.2.3 一二维耦合模型

本研究由 SWMM 管网河道模型和 LISFLOOD 地表漫流模型耦合^[39]。在模型模拟中, 节点(雨水算子和检查井等)是地下排水管网与地面水流交换的唯一通道, 垂向耦合则是计算在节点处发生的水流交换现象。一般都采用堰流公式和孔口流量公式计算垂向连接处的交换水量^[40]。模型没有界面, 在耦合文件中设置文件进行搭建, 命令行运行模型。

SWMM 模型代码采用 C 语言编写, 而 LISFLOOD-FP 二维模型是采用 C++、CUDA 语言编写的, 可采用 Visual Studio 2019 平台构建耦合模型。由于一维和二维模型源码都是 C\C++ 系, 所以采用 C 与 C++ 混编的方式进行耦合, 便于全局变量的互相调用。

2 研究区域建模

2.1 研究区域概况

九江市位于江西省北部, 北依长江。中心城区水

系丰富, 汛期暴雨导致的积涝问题时有发生, 其中两河(十里河和濂溪河)区域人口众多、城市化水平较高, 洪涝损失较大, 更具代表性, 因此本文以九江市中心城区两河区域为研究区域, 探究数据模型与仿真模型耦合技术在城市内涝模拟中的应用。

2.2 数据及来源

2.2.1 地形数据

九江 DEM 数据由倾斜摄影获得, 精度为 $1\text{ m} \times 1\text{ m}$, 如图 3 所示。

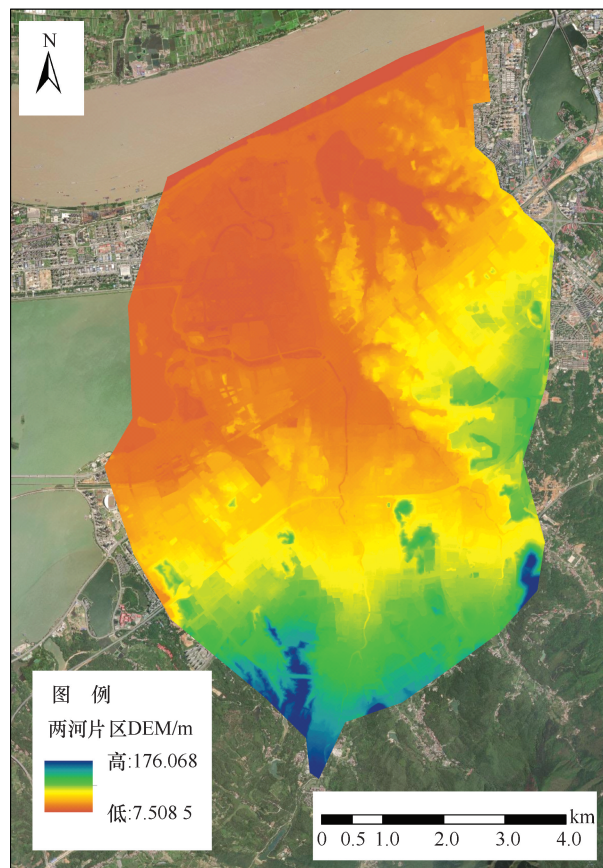


图3 两河片区 DEM

Fig. 3 DEM of Lianghe District

2.2.2 气象数据

气象数据主要包括雨量计监测数据, 彩云接口接入数据两类。

雨量计监测数据主要来源于翻斗式雨量计, 采样及传输频率为每 5 min 一个。

研究区划分为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的网格(见图 4), 通过彩云数据接口拉取 5 min 网格面降雨, 考虑研究区降雨空间分布不均, 通过雨量计数据校正, 提高模拟精度。

2.2.3 河道水位数据

对中心城区内河进行监测, 在河道的关键断面及

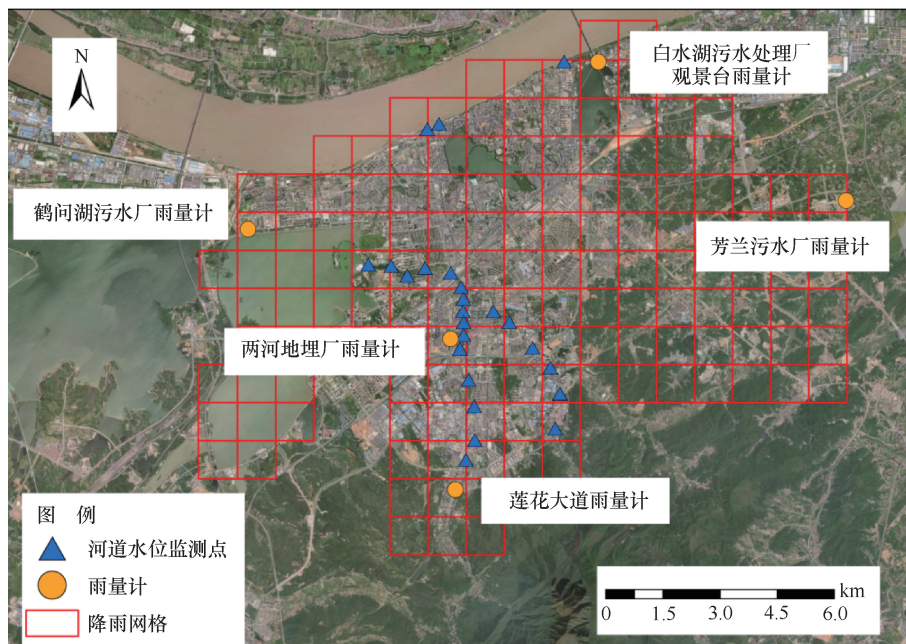


图4 降雨网格和雨量计分布

Fig. 4 Rainfall grid and rain gauge distribution map

入湖口处布设岸边监测站, 并在关键断面及入湖口位置布设水位计, 实时监测河道水位变化。

2.3 一维管网模型

2.3.1 管网概化

对排水管网进行概化, 管网长约 250 km, 管网节点 6 416 个, 管道 6 277 条, 排口 153 个, 子集水区 357 个, 如图 5 所示。

2.3.2 模型参数设置

(1)产流模型。本文采用 Horton 模型进行入渗模拟计算。两河土质为黏土, 初步确定 Horton 最大入渗率取值 51 mm/h, 最小入渗率取值 3 mm/h, 入渗衰减系数取 4。初步选定透水区与不透水区的最大滞蓄量为 2 mm 和 0.14 mm。

(2)汇流模型。汇流过程在 SWMM 中将简化为非线性水库模型来计算。初选参数根据周边地区实际情况与 SWMM 手册推荐数值选定, 渗透地表曼宁系数初步选取 0.2, 非渗透地表曼宁系数初步选取 0.012。

(3)管流模型。混凝土管曼宁系数根据 SWMM 推荐值初步选取为 0.013。管道入流、出流水头损失系数分别设为 0.15 和 0.015。

2.4 一维河道模型

2.4.1 河道概化

研究范围内有十里河莲花大道—入八里湖河口段和濂溪河莲花大道—入十里河河口段, 长度分别为



图5 两河片区管网模型示意

Fig. 5 Schematic diagram of the Lianghe District pipeline network model

8.8 km 和 5.2 km。根据十里河和濂溪河综合整治工程竣工图, 概化河道如图 6 所示。

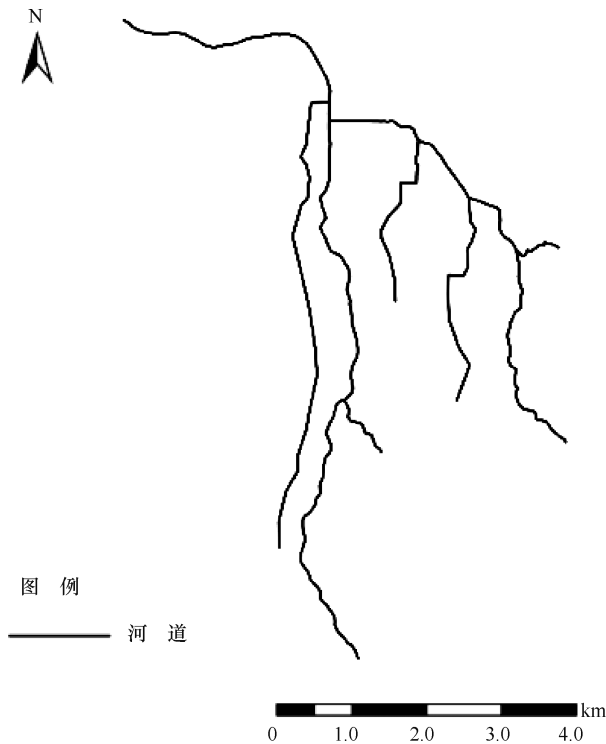


图 6 河道概化模型示意

Fig. 6 Schematic diagram of generalized river channel model

2.4.2 水工构筑物

十里河上莲花大道—八里湖河口段有 2 座拦水堰和 4 座钢坝, 根据其所在断面和高程数据在模型中进行概化设置。

2.4.3 主要参数及边界条件

河道糙率设置为 0.055。

下游水位边界位于十里河入八里湖口断面, 其水位条件根据八里湖正常控制水位设定, 为 16.3 m 的恒定水位; 上游流量边界分别位于十里河、濂溪河莲花大道断面, 上游来水主要来自十里河上游水库。根据降雨-径流关系法推求两河莲花大道断面平均月径流量, 模型中十里河、濂溪河分别取其莲花大道断面平均径流量 30% 和 60% 的基流作为边界流量条件。使用 3 d 旱流的模拟结果作为热启动边界。

2.5 二维地表漫流模型

根据 LISFLOOD-FP 二维地表漫流模型的输入文件, 与地表水动力模拟相关的主要有数字高程信息 dem 文件和曼宁系数文件, 均要求 ascii 文件格式, 曼宁系数文件不是必需的, 可以给定一个常数。在耦合模型的 .par 参数文件中写入对应的路径即可, 模

型的网格与 DEM 网格一致。

2.6 一二维模型耦合

通过代码获取 SWMM 模型中全部的节点, 剔除压力管、河道节点、排口等, 其余的节点为需要耦合的节点, 在模型计算过程中会与 LISFLOOD-FP 二维地表积水模型产生水量的交换, 搭建耦合模型并配置主要参数, 包含耦合的节点 id 以及相关计算参数, 制作尾缀为 .config 的配置文件。

2.7 模型率定验证

2.7.1 一维水动力模型率定与验证

分别使用实测日降雨场次 1 (见表 1 和图 7) 流量作为模型率定依据, 使用实测日降雨场次 2 和降雨场次 3 流量作为模型验证依据, 采用纳什系数 NSE 评价模型参数率定及验证的效果。

表 1 降雨边界条件

Table 1 Rainfall boundary conditions

降雨场次	时间	日降雨量/mm
1	2021-09-20	19.5
2	2021-11-20	13.0
3	2021-10-15	28.5

由于监测数据有限, 降雨场次 1 中选取的管道流量率定点位为 114WS2503、184WS6490、206WS28, 模型率定结果如图 8 所示。

使用降雨场次 2 和降雨场次 3 进行率定模型的验证。由于监测数据有限, 管道流量验证点位为 184WS6490、206WS28, 验证结果如图 9 和图 10 所示。

模型率定及验证的平均 NSE 如表 2 所列。

表 2 模型率定及验证的平均 NSE

Table 2 Average NSE for model calibration and validation

阶段	降雨场次	平均 NSE
率定	1	0.71
验证	2	0.78
	3	0.46

综合以上结果, 该率定模型能够较好地呈现不同降雨情况下管道水量变化趋势, 在一定程度上能准确捕捉径流峰值和雨峰时间, 反映研究区排水管网运行状况。

2.7.2 二维内涝模型率定和验证

使用 2023 年 7 月 22 日和 8 月 27 日的场次降雨数据进行二维内涝模型的精度率定和验证, 降雨量分别为 34 mm 和 51 mm。

利用 7 月 22 日降雨数据和积水数据进行内涝

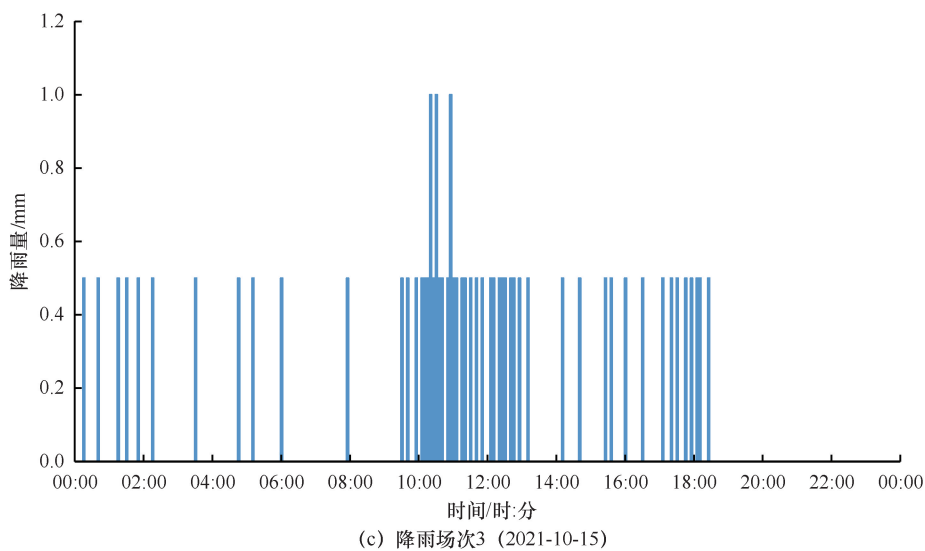
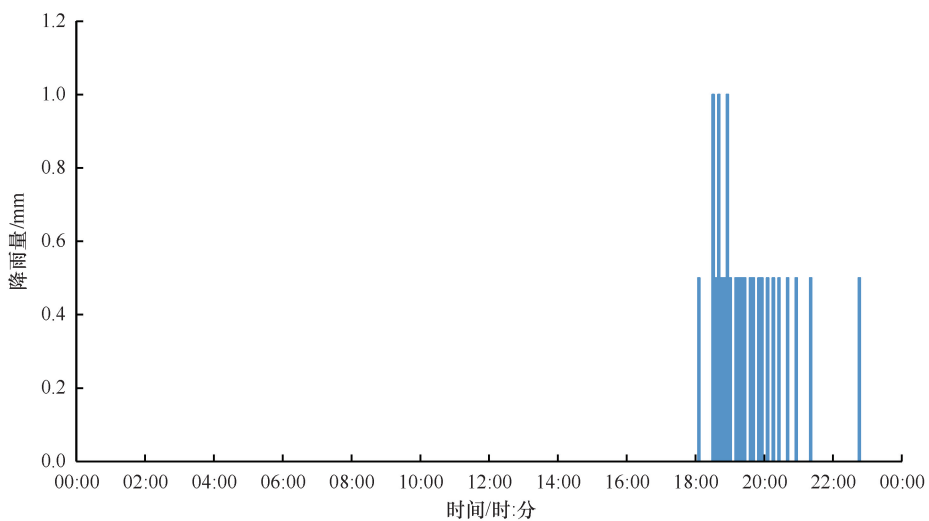
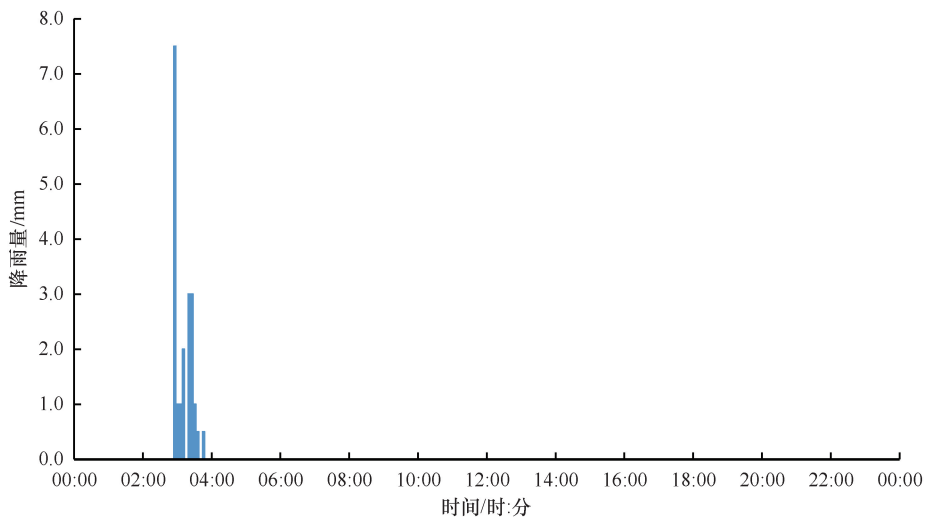


图7 降雨边界条件

Fig. 7 Rainfall boundary conditions

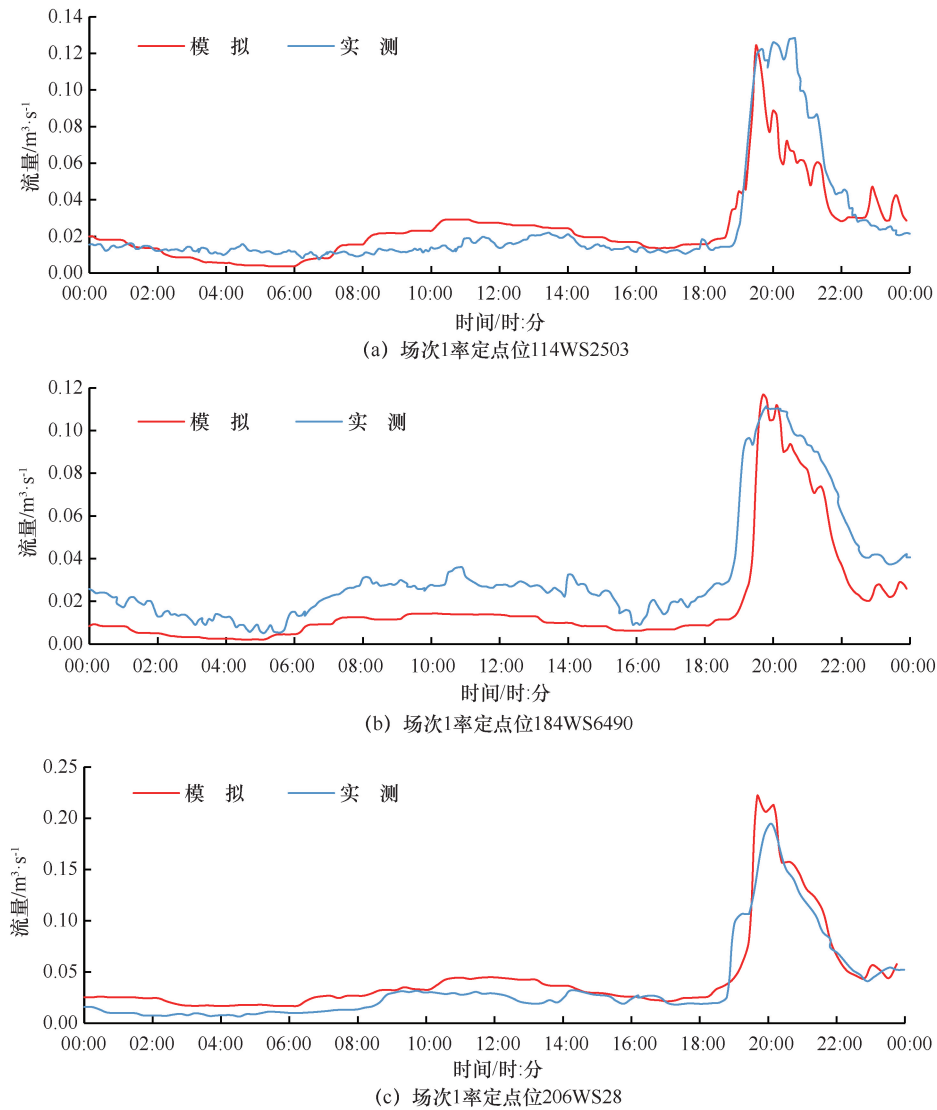


图8 降雨场次1模型率定结果

Fig. 8 Model calibration results for Scenario 1

模型率定, 校核地形数据、调整内涝耦合相关参数等。以长江大道铁路桥易涝点的积水数据为例, 模拟结果的积水出现时间、最大积水深度均与实测值有较高的吻合程度, NSE 为 0.96, 该场次降雨率定效果较好。

利用 8 月 27 日降雨数据和积水数据进行内涝模型验证, 以长江大道铁路桥易涝点的积水数据为例, 模拟结果的积水出现时间、积水上升变化趋势和下降变化趋势与实际情况有较高的吻合程度, 最大积水深度的偏差略大, 但也仅相差 12.5%。说明该内涝模型在一定程度上能够较好地捕捉降雨情况下地表积水情况。考虑到降雨数据误差, 本研究认为该二维内涝模型模拟计算得到的积水发生时间、积水深度等数据具有可应用性。

3 模拟结果

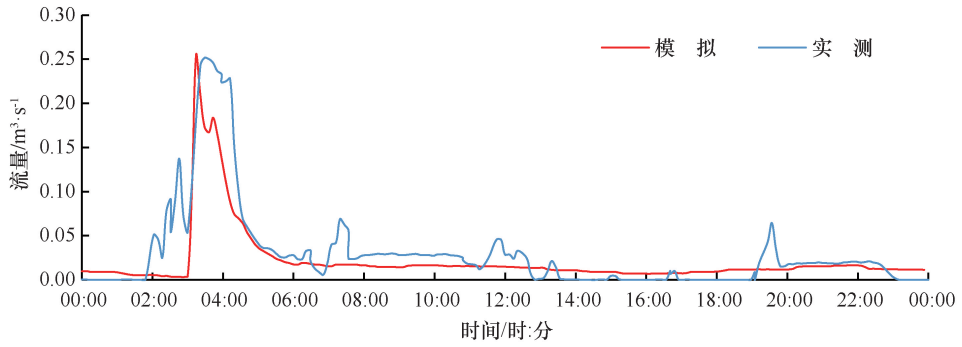
3.1 数据模型完善水力仿真模型运行条件

3.1.1 监测数据初步清洗

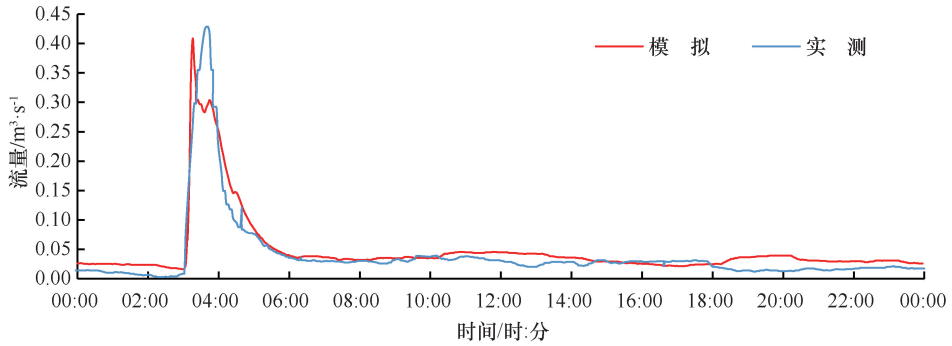
初步清洗主要针对整体数据质量较好, 但是存在部分数据缺失的情况(主要用于处理时序数据中出现的突变值和 0 值、平值), 为了弥补和修正这部分存在问题的数据, 采用多种插值技术, 包括线性插值法、拉格朗日插值法、分段插值法以及样条插值法等, 来有效填充和恢复缺失或异常的数据点, 如图 11 所示。

3.1.2 模型边界条件数据深度清洗

深度清洗对数据中出现的大段异常值, 相对于简单线性插值, 通过机器学习模型进行替换和重构, 相关数据具有较好的合理性和解释性, 效果如图 12 所示。



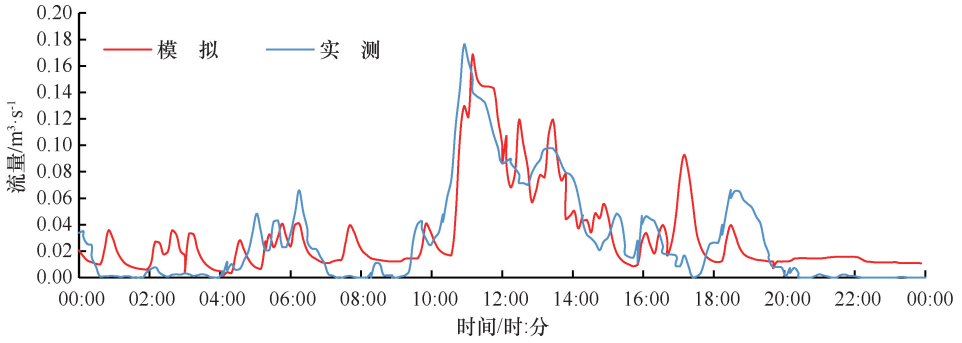
(a) 场次2验证点位184WS6490



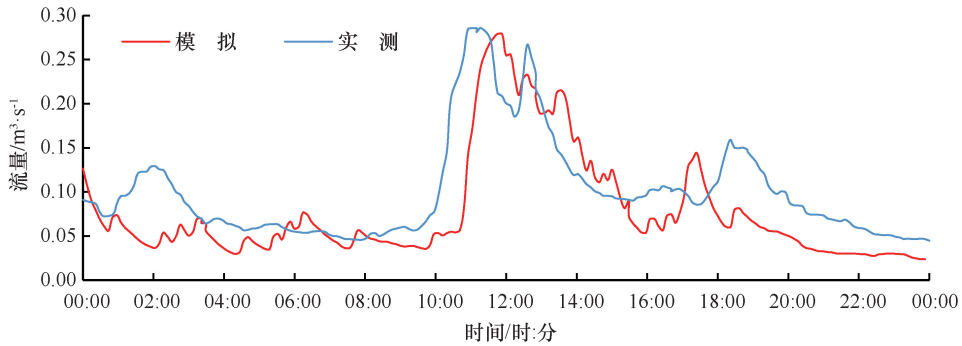
(b) 场次2验证点位206WS28

图9 降雨场次2模型验证结果

Fig. 9 Model validation results for Scenario 2



(a) 场次3验证点位184WS6490



(b) 场次3验证点位206WS28

图10 降雨场次3模型验证结果

Fig. 10 Model validation results for Scenario 3

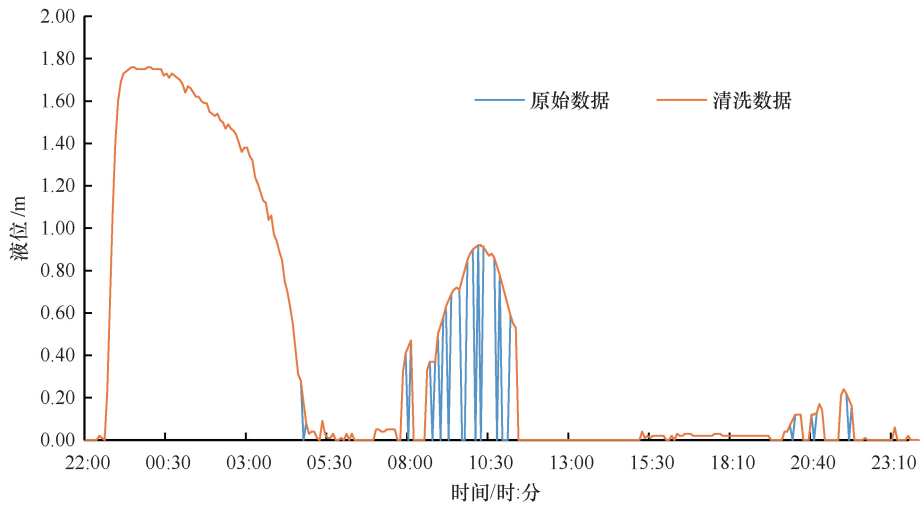


图 11 某积水监测数据初步清洗结果

Fig. 11 Preliminary cleaning results of a certain water ponding monitoring data

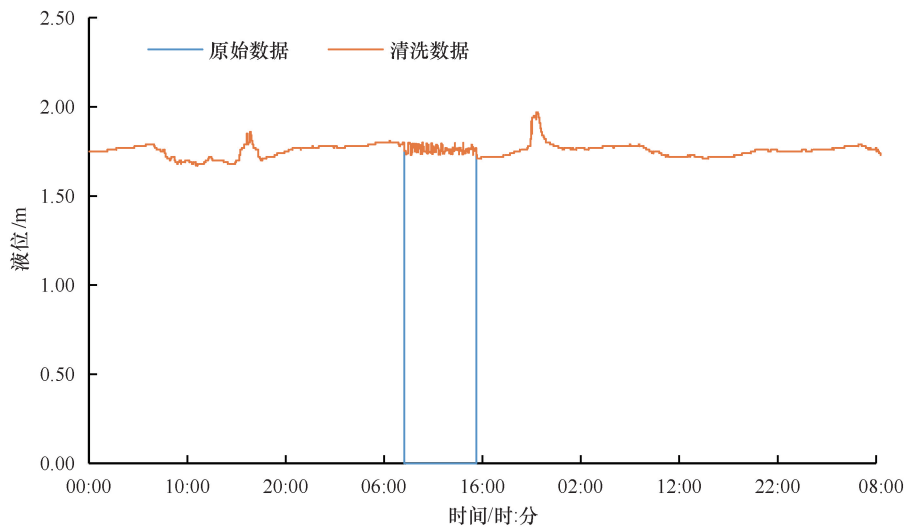


图 12 某监测点液位深度清洗结果

Fig. 12 Deep cleaning results of liquid level at a certain monitoring point

模型重构数据趋势符合实测数据变化情况,说明机器学习模型用于拟合监测数据有较好的效果。

清洗后的数据再进行数据校正,避免由于数据缺陷导致的模型不准确的情况。

3.1.3 河道水位边界条件数据校正

由于研究的城市河道断面呈不规则形状且河床起伏较大,水位普遍较浅,在模型中对河道断面做了概化处理。河道水位边界监测局限于安装点垂直下方的水位,与断面实际平均水位数据存在偏差,特别是上游河道监测水位低于实际水位,影响模型计算准确性。利用数据校正技术,根据下游河道水位监测值与模拟值对比结果,对上游河道水位进行实时校准,降低河道边界数据误差造成的影响,效果如图 13 所示。

从图 13 中可见,监测点上游河道水位较模拟结果有明显的抬升,且利用模型的自适应性,监测点上下游液面存在平缓的过渡。说明利用该技术能够在一定程度上校正河道水位状态,使河道的运行情况更为贴近实际,降低模型边界偏差,数据经过清洗和校正后可有效提升整体内涝模型精度。

经过数据模型优化后的一维水动力模型三场次降雨模拟的平均 NSE 分别提高为 0.79、0.84 和 0.55,二维内涝模型的精度提升不明显,但也有一定改善。

3.2 水力仿真模型运行结果

3.2.1 降雨边界条件设定

以设计重现期降雨和设计累积降雨设定降雨边界条件进行模拟。

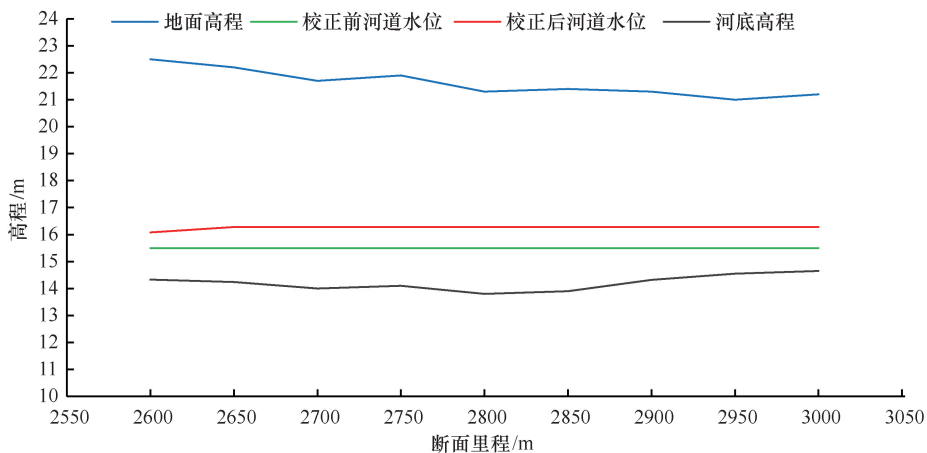


图 13 水位校正前后数据对比

Fig. 13 Comparison of data before and after water level correction

(1)设计重现期降雨。根据《九江市暴雨强度公式》确定降雨量,采用芝加哥雨型(雨峰系数0.4)推求重现期为0.05~20 a,历时1 h和3 h间隔短历时雨型。根据暴雨强度公式,推求不同重现期下短历时设计降雨量,如表3、表4所列。其计算公式为

$$q = \frac{2307(1 + 0.6\lg P)}{(t + 8)^{0.7}} \quad (1)$$

式中, q 为设计暴雨强度 $[L/(s \cdot \text{hm}^2)]$; P 为设计降雨重现期(a); t 为设计降雨历时(min), $t = t_1 + mt_2$; t_1 为地面集水时间(min),视距离长短、地形坡度和地面铺盖情况,取5~15 min; m 为折减系数,暗管 m 取1.0~1.5,明渠 m 取1.2; t_2 为管内雨水流行时间(min)。

表 3 九江市不同重现期短历时 1h 设计雨量

Table 3 Short duration 1-hour design rainfall with different recurrence periods in Jiujiang City

设计降雨重现期/a	峰值雨强/ $\text{mm} \cdot \text{min}^{-1}$	总雨量/mm
0.05	0.54	9.59
0.1	0.99	17.48
0.5	2.03	35.80
1	2.48	43.69
2	2.93	51.58
3	3.19	56.20
5	3.52	62.02
10	3.97	69.91
15	4.23	74.52
20	4.42	77.80

(2)设计累积降雨。设置累积降雨量为30 mm、50 mm、100 mm、150 mm、160 mm、170 mm、180 mm、190 mm的24 h降雨情景。

3.2.2 模拟结果分析

本研究选取十里河下游入八里湖口水位为16 m、

表 4 九江市不同重现期短历时 3h 设计雨量

Table 4 Short duration 3-hour design rainfall with different recurrence periods in Jiujiang City

设计降雨重现期/a	峰值雨强/ $\text{mm} \cdot \text{min}^{-1}$	总雨量/mm
0.05	0.37	14.03
0.1	0.67	25.58
0.5	1.37	52.40
1	1.68	63.94
2	1.98	75.49
3	2.16	82.25
5	2.38	90.76
10	2.68	102.31
15	2.86	109.07
20	2.98	113.86

17 m、18 m(1985 国家高程基准),降雨历时为1 h和3 h的0.05 a一遇、0.1 a一遇、0.5 a一遇、1 a一遇、2 a一遇、3 a一遇、5 a一遇、10 a一遇、15 a一遇、20 a一遇降雨情景,24 h累积降雨量为30 mm、50 mm、100 mm、150 mm、160 mm、170 mm、180 mm、190 mm的降雨情景,计算各个工况内涝形成的时间、积水时间、最大积水深度、最大积水深时刻等,分析降雨对积水过程的影响以及雨强、十里河下游入八里湖口水位和积水深度最大值的关系等。

(1)降雨量对最大积水深度的影响。由图14—图16可以发现,积水范围随相同时间内降雨量(降雨重现期和累积降雨量)的增大而扩大,最大积水深度也随之增加,内涝程度加深。当相同时间内降雨量数量级较低时,降雨量的增大对积水范围的影响较大;当相同时间内降雨量达到一定程度时,降雨量的增大对积水范围的影响逐步降低,但最大积水深度仍随之升高。

(2)十里河下游入八里湖口水位(16 m、17 m、18 m)对最大积水深度的影响。由图17—图18分

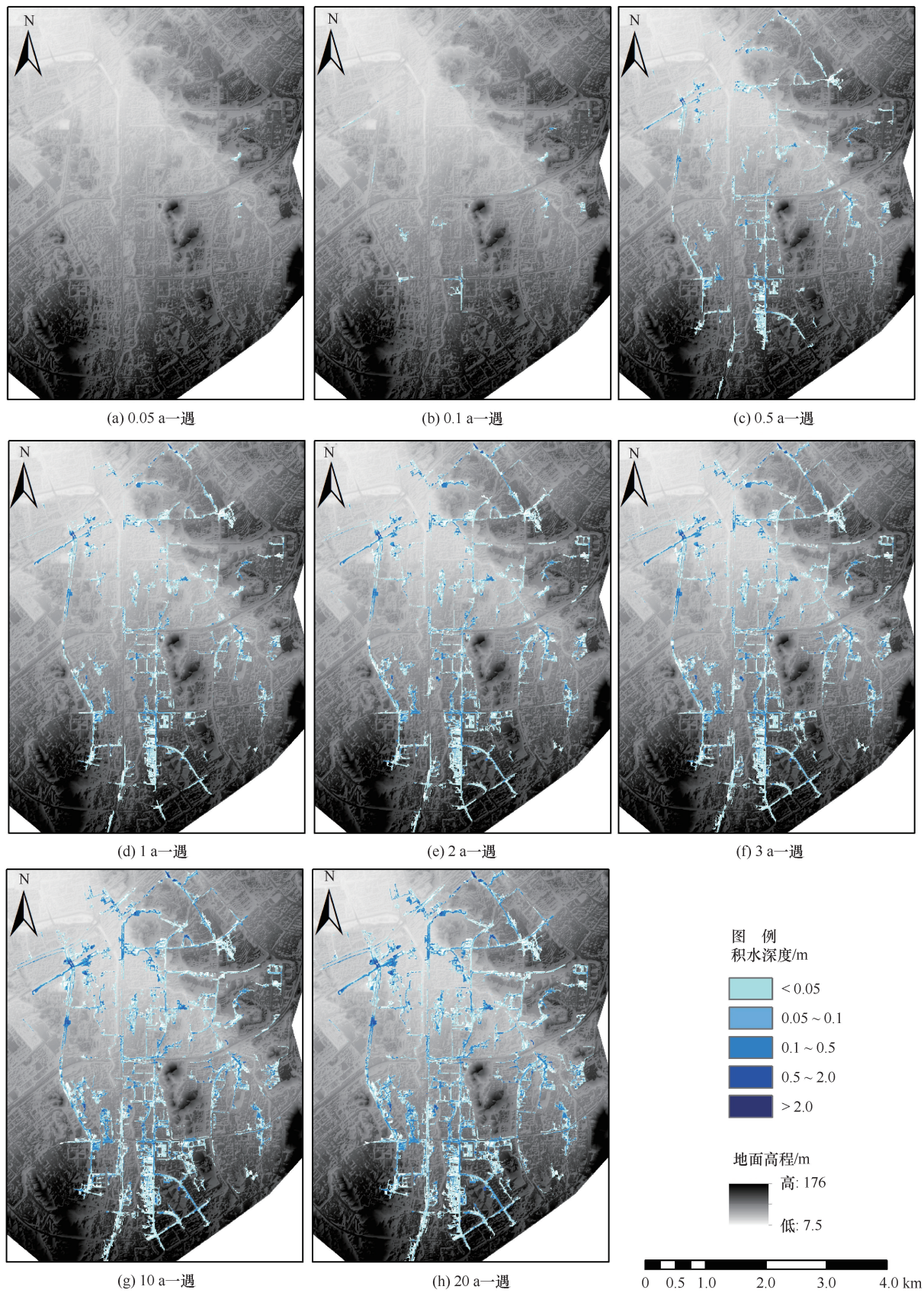


图 14 1 h 降雨历时、16 m 水位、不同降雨情景最大积水深度空间分布

Fig. 14 Spatial distribution map of maximum waterlogging depth in rainfall scenarios with a water level of 16 m and the duration of 1-hour rainfall

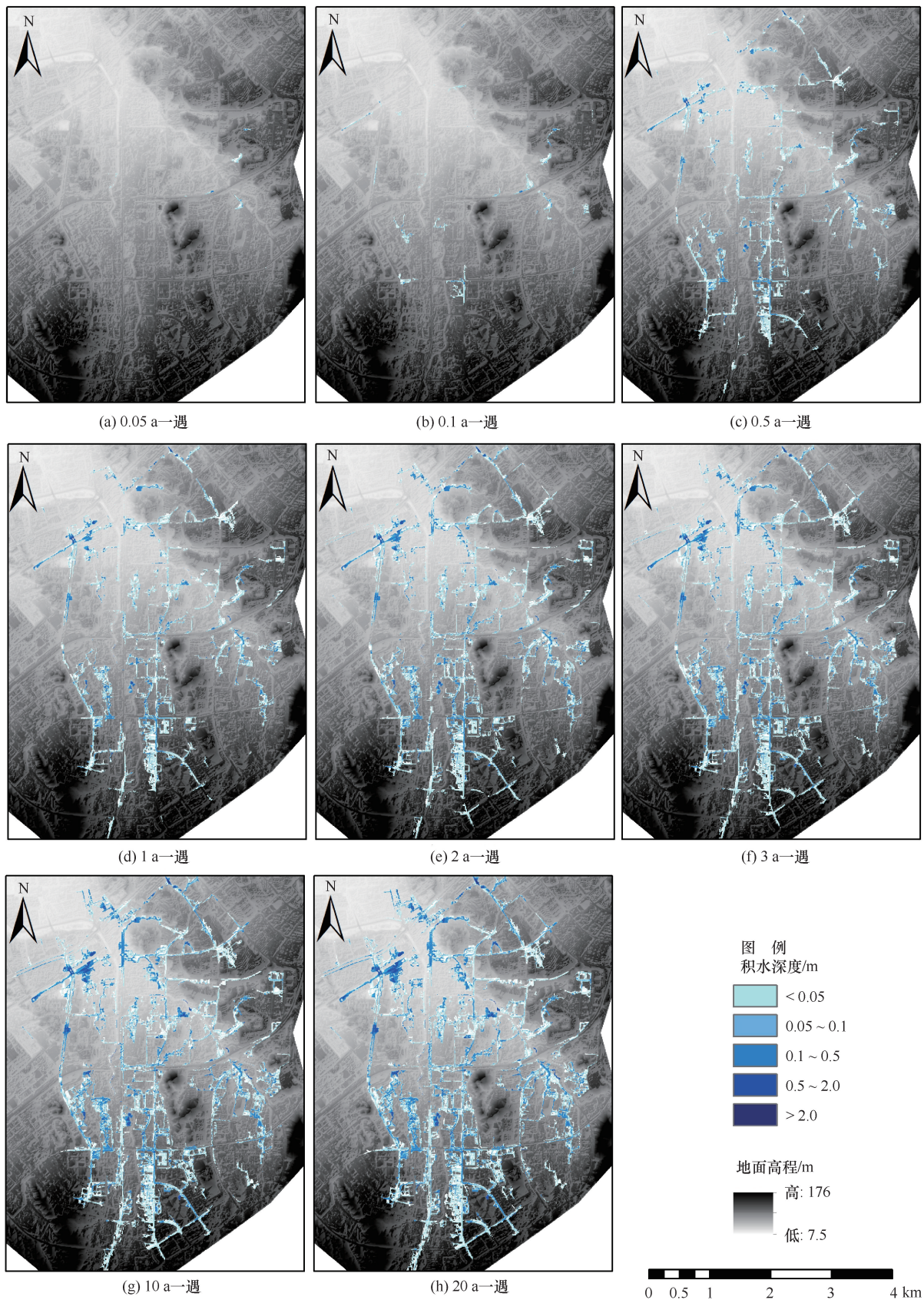


图 15 3 h 降雨历时、16 m 水位、不同降雨情景最大积水深度空间分布

Fig. 15 Spatial distribution map of maximum waterlogging depth in rainfall scenarios with a water level of 16 m and the duration of 3-hour rainfall

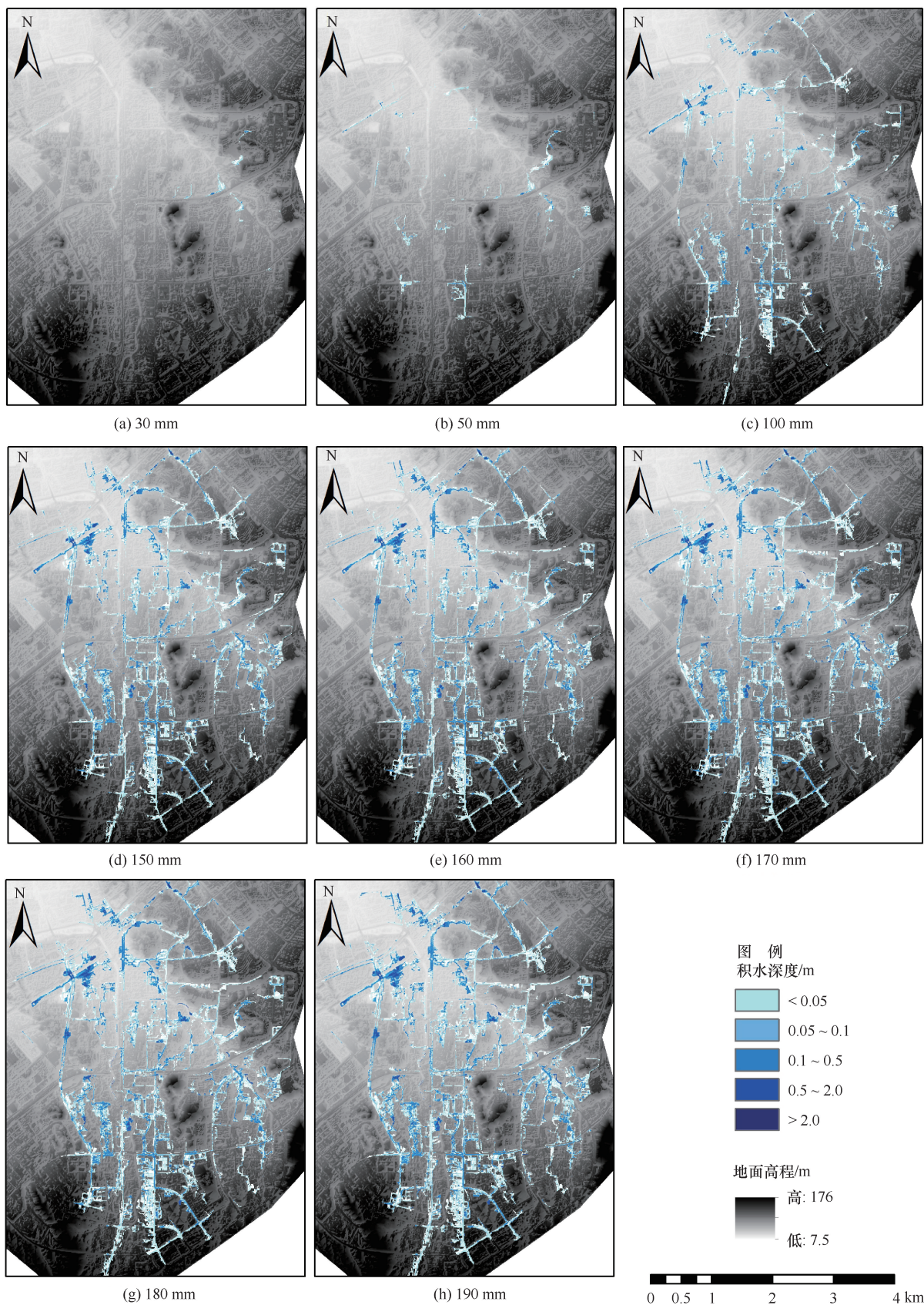


图 16 16 m 水位、24 h 累积降雨量为 30 mm、50 mm、100 mm、150 mm、160 mm、170 mm、180 mm、190 mm 的降雨情景最大积水深度空间分布

Fig. 16 Spatial distribution map of maximum waterlogging depth in rainfall scenarios with a water level of 16 m and accumulated rainfall of 30, 50, 100, 150, 160, 170, 180 and 190 mm in 24 hours

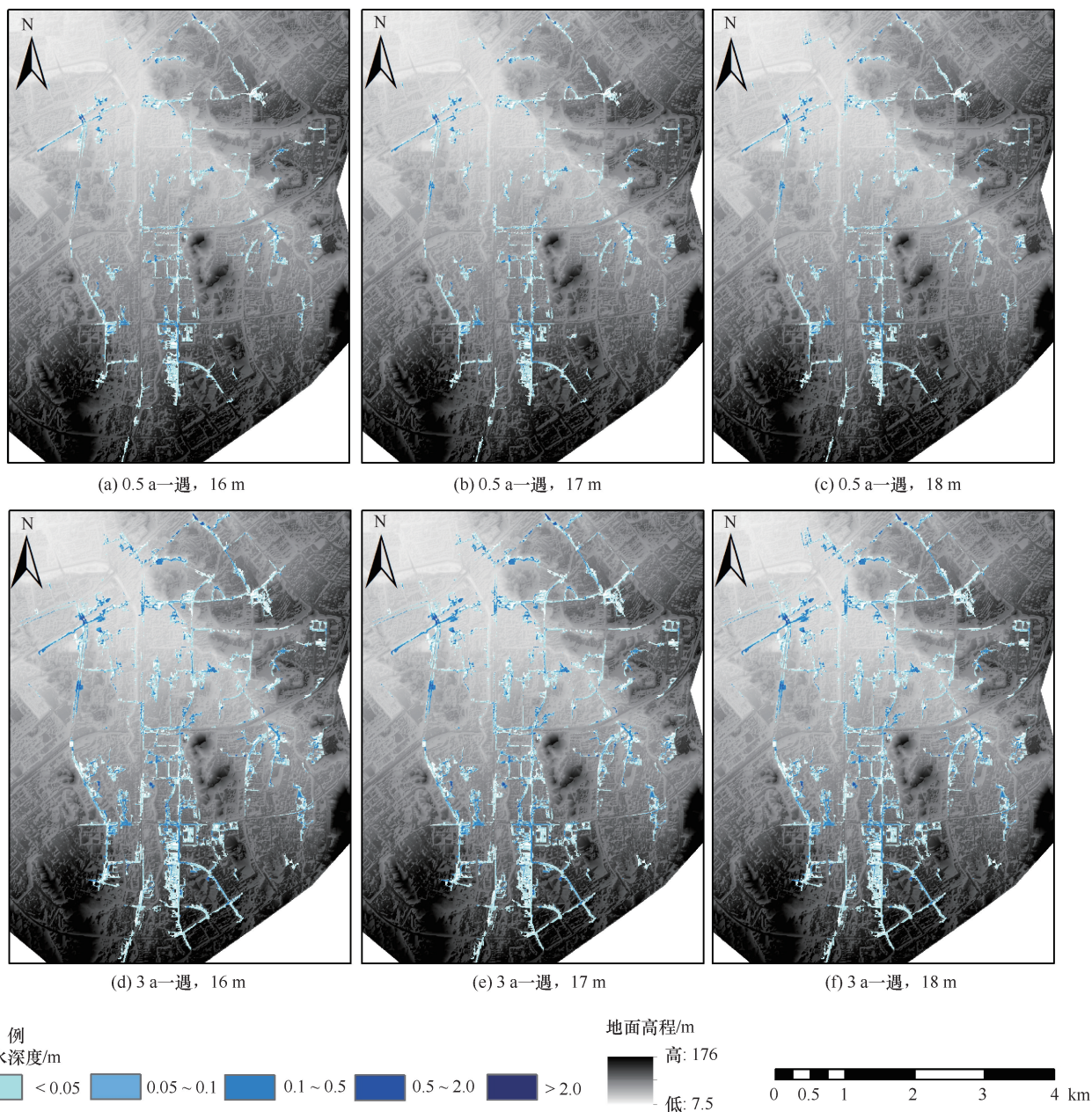


图 17 1 h 降雨历时不同下游水位降雨情景下最大积水深度空间分布 (以 0.5 a 一遇、3 a 一遇为例)

Fig. 17 Spatial distribution map of maximum waterlogging depth under different downstream water level rainfall scenarios with 1-hour rainfall duration (taking 0.5-year and 3-year return periods as examples)

析可知,一定时间内降雨量相同的情况下,积水范围随下游水位的增加而扩大,最大积水深度也随之增加,内涝程度加深。当降雨量过小或过大时,下游水位对积水深度的影响不突出;当降雨量中等时,下游水位对积水深度的影响较大,对积水范围的影响不大。

3.3 水力仿真模型结果训练数据模型

利用上述水力仿真模型各类工况的模拟结果,提取降雨历时、降雨峰值、总降雨量和十里河下游入八里湖口边界水位作为特征因子,每个二维网格所有工

况下的积水深度为训练数据,对于全部工况下没有积水的网格,认为不会积水不进行训练,以提高模型训练效率。选取设计降雨工况下机器学习模型预测结果和水力仿真模型模拟结果进行比较,用于验证机器学习模型的精度。

选用十里河下游入八里湖口水位边界 16 m,降雨历时 1 h、2 h、3 h 的 15 a 一遇降雨和 24 h 累积降雨 160 mm 这 4 个方案,分别用 SVM 模型和水力仿真模型预测区域网格最大积水深度。如表 5 所列,通过对比这四个方案的最大积水深度,两种方法计算结

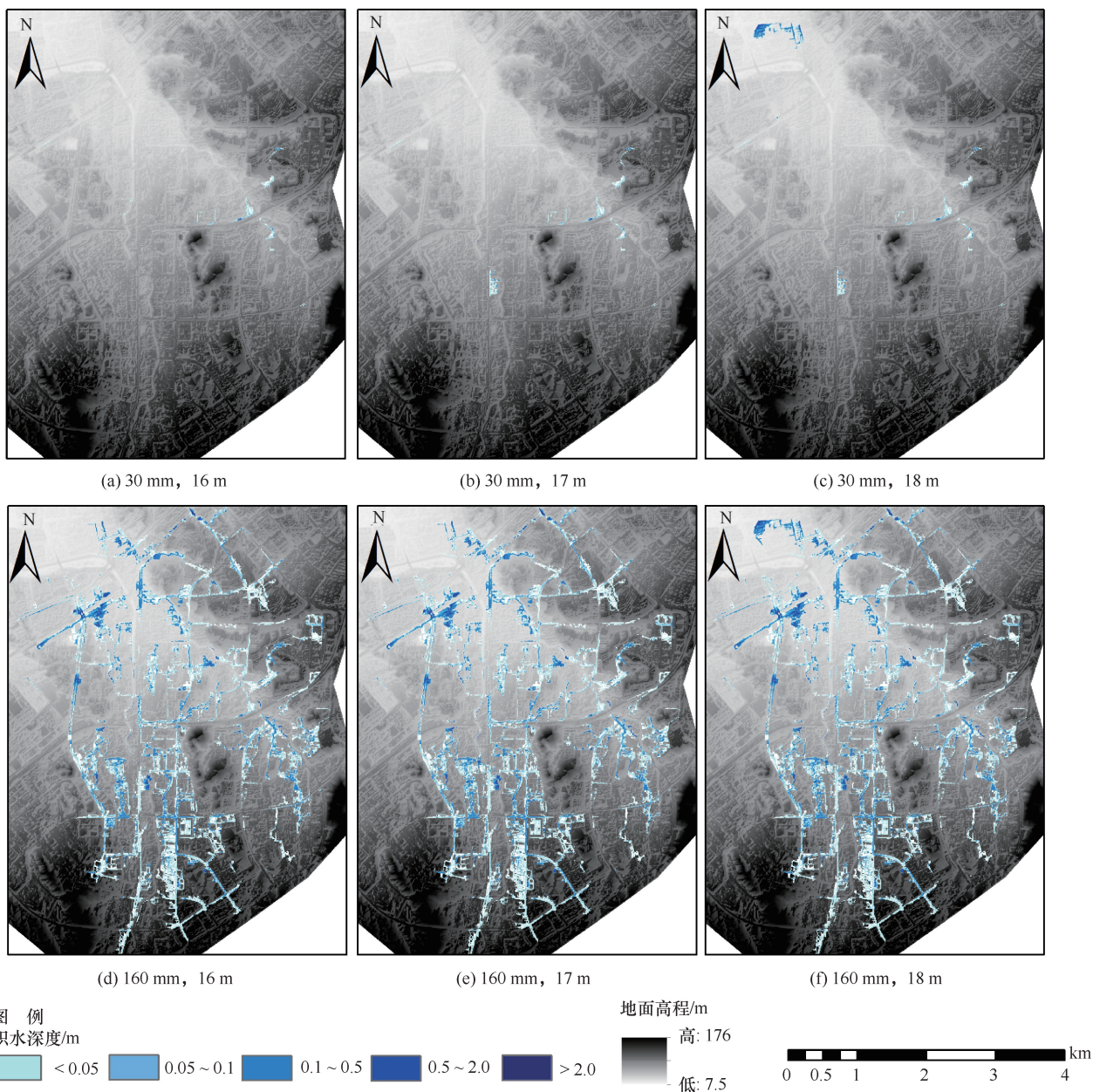


图 18 不同下游水位 24 h 降雨情景下最大积水深度空间分布(以 30 mm、160 mm 为例)

Fig. 18 Spatial distribution map of maximum waterlogging depth under 24-hour rainfall scenarios with different downstream water levels (taking 30 mm and 160mm as examples)

表 5 SVM 机器学习模型和水力仿真模型计算的最大积水深度对比

Table 5 Comparison of maximum ponding water depth calculated by SVM machine learning model and hydraulic simulation model

方案编号	降雨工况	水力仿真模型最大积水深度/m	SVM 机器学习模型最大积水深度/m
1	1 h, 15 a 一遇	1.18	1.19
2	2 h, 15 a 一遇	1.20	1.20
3	3 h, 15 a 一遇	1.20	1.20
4	24 h, 160 mm	1.11	1.12

果的差距均在 ± 1 cm 以内, 均方根差 ($RMSE$) 约为 0.007。积水结果在平面上的分布范围如图 19—图 22 所示, 各方案中两种方法预测出的结果均相似, 无明显差异。

4 结果讨论

传统城市内涝研究方法主要分为两类: 基于水力学机理的仿真模型和大数据分析模型。水力学模型虽能精确模拟物理过程, 但对数据完整性和精度依赖极高, 实际应用中常因数据缺失导致误差较大; 大数据

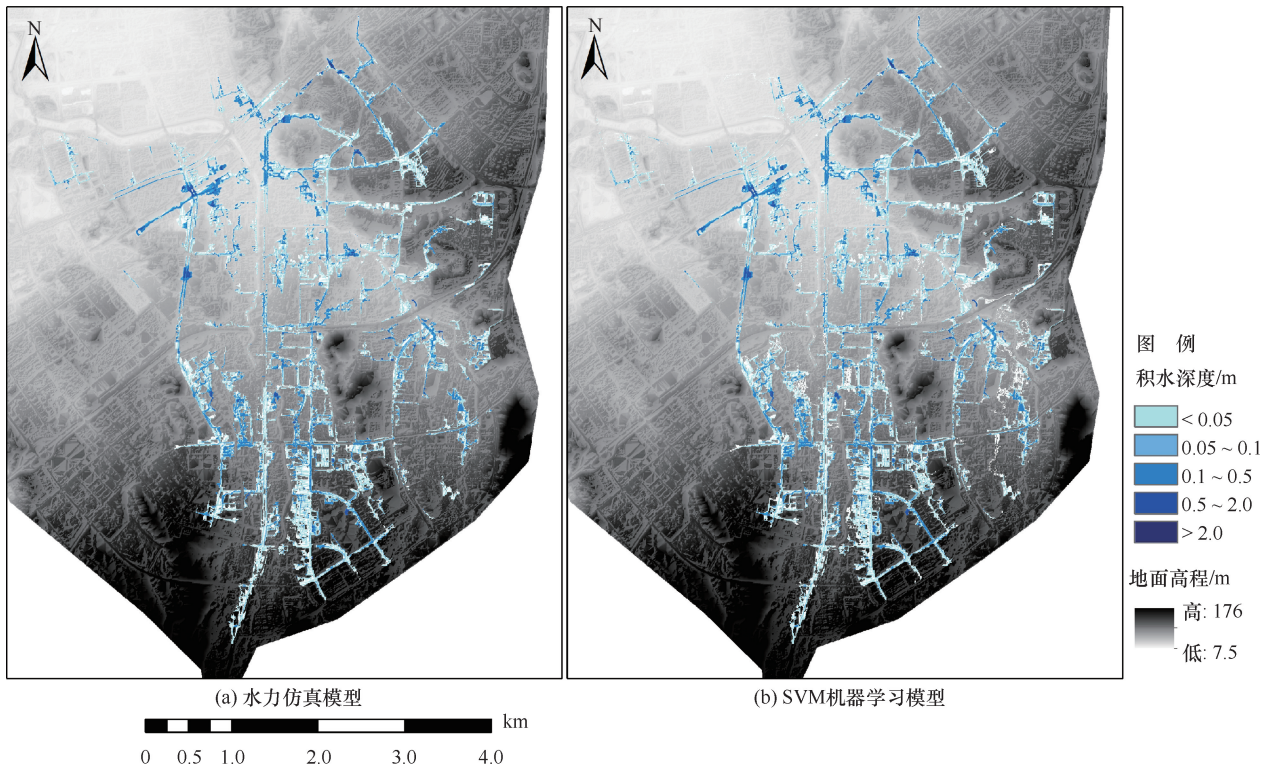


图 19 方案 1 最大积水深度
Fig. 19 Scenario 1 maximum ponding water depth

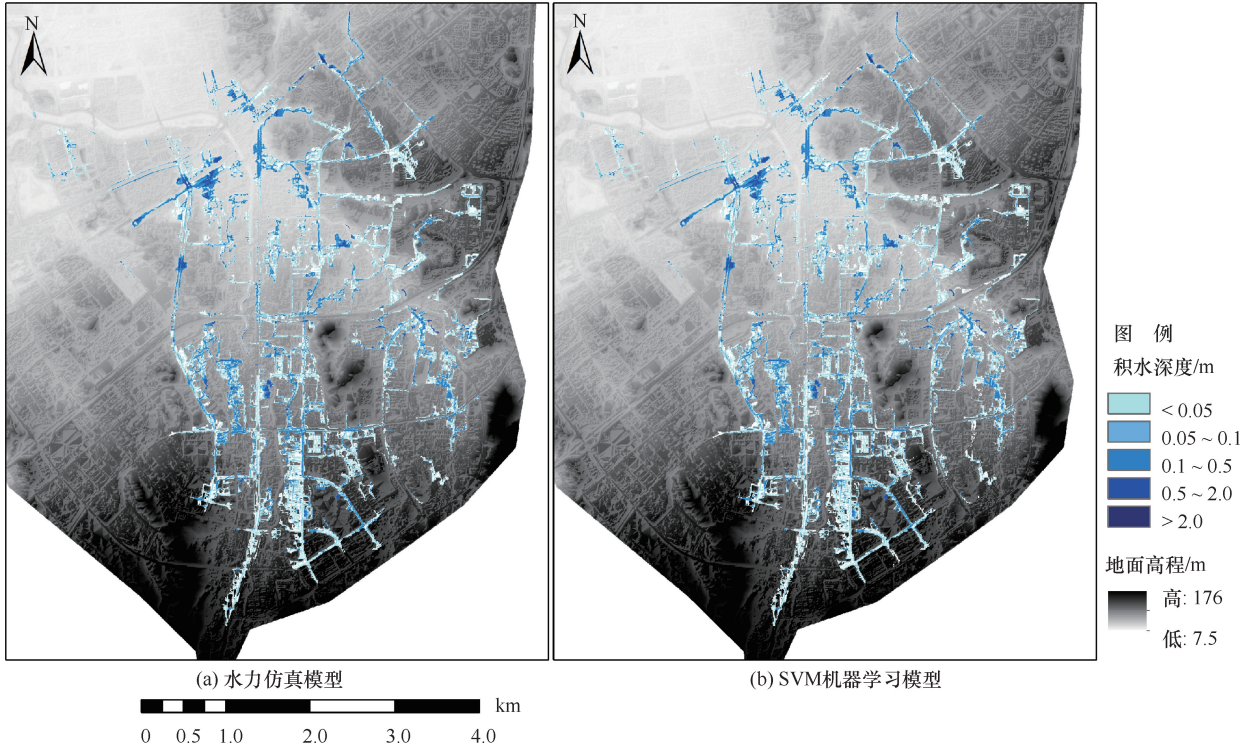


图 20 方案 2 最大积水深度
Fig. 20 Scenario 2 maximum ponding water depth

模型通过数据驱动预测结果, 但缺乏对物理过程的解释性, 难以反映洪涝演进的动态过程。本文提出的数

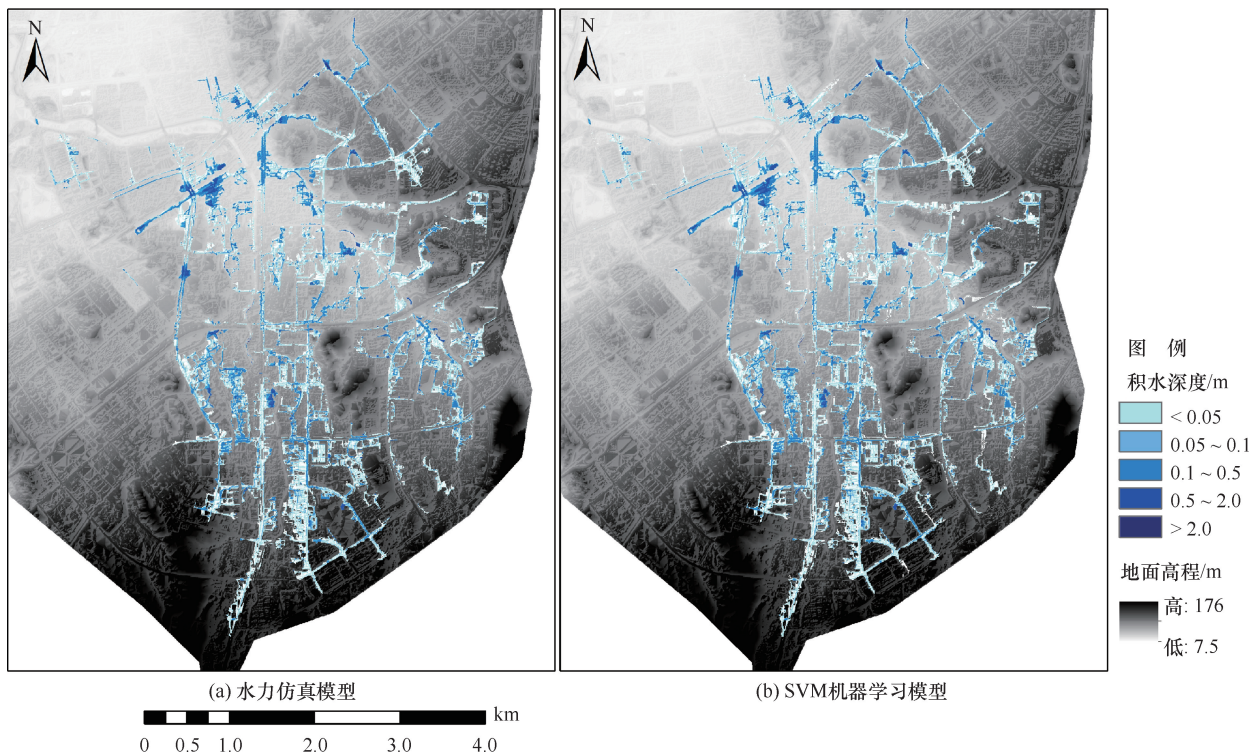


图 21 方案 3 最大积水深度
Fig. 21 Scenario 3 maximum ponding water depth

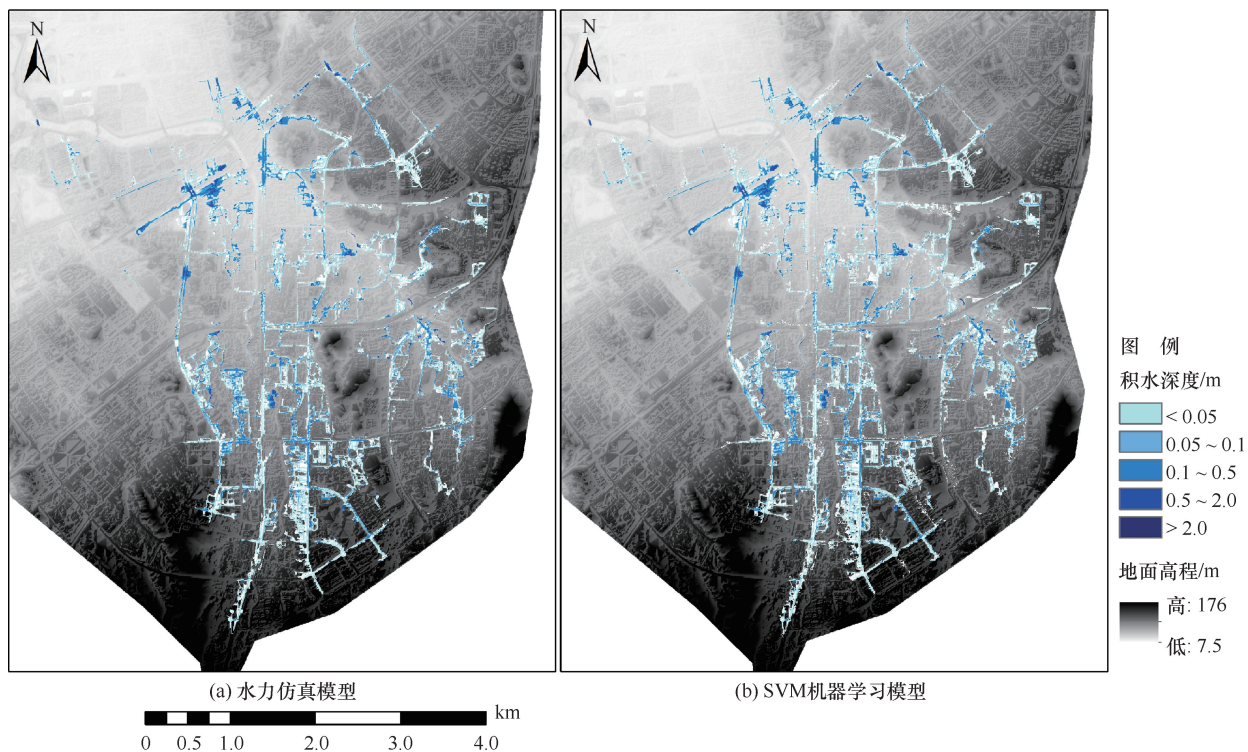


图 22 方案 4 最大积水深度
Fig. 22 Scenario 4 maximum ponding water depth

据模型与水力仿真模型耦合方法, 通过数据清洗重构弥补了机理模型的数据缺陷, 同时利用机理模型生成

的大量工况下的训练数据提升机器学习模型的适用性。本方法适用于具备一定监测基础但部分数据质量

存在缺陷的城市区域, 可以结合物联网数据实时更新模型输入的边界条件, 且在复杂管网与地表耦合场景中优势显著。耦合模型在 *NSE* 值(最高提升约 20%) 上表现更优, SVM 模型和水力模型预测最大积水深度均方根差(*RMSE*) 约为 0.007 m, 相较于传统水力模型方法, 耦合模型兼具物理机理的可靠性与数据驱动的高效性。但是该方法在实际应用中仍存在一定局限性: 模型耦合需要较高的技术整合能力, 且对计算资源需求较大; 数据清洗与校正的算法复杂度可能影响实际部署效率; 极端降雨或地形变化场景下的适应性仍需进一步验证; SVM 模型仅能预测出区域中网格的最大积水深度, 不能预测积水面积以及各网格积水的动态变化过程; 当区域内管网或地形出现变化后, 数据模型需要重新进行训练。

与国内外同类研究相比, 本文耦合校正后的水力模型的 *NSE* 值优于传统水力学模型在数据缺失条件下的典型表现, 且 SVM 模型预测的最大积水深度与水力模型结果差异小于 1 cm, 与其他采用深度学习模型的研究结果相比精度相当。然而, 本文在二维内涝模型验证中, 积水深度偏差最大达 12.5%, 表明地表漫流模拟对地形数据精度和降雨空间分布的敏感性较强, 进而表明二维模型模拟结果对数据模型的训练准确性存在较大影响。

当前研究的不足主要体现在以下方面: 模型精度高度依赖历史监测数据, 在无监测区域推广受限; 一二维模型耦合的计算耗时较长, 难以满足实时预警需求; SVM 数据模型目前只能预测积水范围, 训练后的 SVM 数据模型缺少实际应用实例。未来研究需重点突破以下领域。

(1) 开发多源数据融合技术, 结合遥感、无人机等数据源, 提升模型在无监测或监测数据不足区域的适用性。

(2) 优化模型耦合算法, 对模型进行轻量化改造, 提高计算效率, 预测积水动态演进过程, 最终达到替代水力仿真模型的效果。

(3) 引入不确定性量化方法, 评估边界数据和模型参数选取的不确定性对预测结果的影响, 进一步提升模型的鲁棒性和可靠性。

5 结论

(1) 本文提出了一种数据模型与水力仿真模型耦合的城市内涝分析方法, 通过数据清洗、重构和校正技术, 弥补了传统水力模型因数据缺陷导致的精度不足问题, 显著提升了内涝模型的计算结果的可信度。

(2) SVM 机器学习模型在水力仿真模型生成的高质量训练数据支持下, 能够较好地预测设计降雨工况下的积水淹没范围和最大积水深度, 预测结果与水力仿真模型的模拟结果接近, 验证了数据模型与水力仿真模型耦合的有效性, 在一定条件下使用数据模型代替水力仿真模型进行内涝积水预测具有可行性。

(3) 数据模型与水力仿真模型耦合技术为城市内涝积水的精准预测和防汛应急调度提供了新型的科学分析工具。然而, 耦合模型在极端边界条件下的适应性仍需验证, 水力模型的计算效率有待提升, 数据模型选取的特征因子的合理性和全面性还需进一步研究。

未来, 数据与水力仿真耦合模型有望成为城市洪涝防控与智慧管理的核心工具, 相关研究可进一步将气候变化因素纳入耦合模型, 综合考虑多灾害耦合机制, 集成洪涝、地质灾害等复合风险模型, 构建城市韧性评估体系, 支持实时动态预报预警和调度决策, 为极端气候背景下的城市安全提供更全面的技术支撑。

参考文献 (References):

- [1] YIN J B, GUO S L, GU L, et al. Blending multi-satellite, atmospheric reanalysis and gauge precipitation products to facilitate hydrological modelling [J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 593: 125878.
- [2] MEKONNEN K, VELPURI N M, LEH M, et al. Accuracy of satellite and reanalysis rainfall estimates over Africa: A multi-scale assessment of eight products for continental applications[J]. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 2023, 49: 101514.
- [3] HASSAN W H, NILE B K, KADHIM Z K. Effect of climate change on the flooding of storm water networks under extreme rainfall events using SWMM simulations: A case study[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2024, 10(3): 4129-4161.
- [4] MIN A K, TASHIRO T, GLADE T, et al. Assessment of pluvial flood events based on monitoring and modeling of an old urban storm drainage in the city center of Yangon, Myanmar [J]. *Natural Hazards*, 2024, 120: 8871-8892.
- [5] KULLER M, SCHOENHOLZER K, LIENERT J. Creating effective flood warnings: A framework from a critical review[J]. *Journal of Hydrology*, 2021, 602: 126708.
- [6] TANAKA T, KITANO T. Testing the multivariate Hüsler-Reiss model as a practical parametric approach for multiple river flood risk assessment using d4PDF data: A case study in Kyushu Island, Japan [J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2024, 29(3): 04024006.
- [7] WANG S, MU L, QI M N, et al. Quantitative risk assessment of storm surge using GIS techniques and open data: A case study of Daya Bay Zone, China[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 289(3): 112514.

- [8] LI H. Resilience assessment of flood disasters in Zhengzhou metropolitan area based on the PSR model[J]. Sustainability, 2024, 16(23): 10243.
- [9] KULKARNI A D, KALE G D. Comparative study of 1D hydraulic models simulation performed for the Panchganga River reach by using HEC-RAS and MIKE HYDRO River software[J]. Water Resources, 2023, 50: S144-S153.
- [10] 邓成, 夏军, 余敦先, 等. 基于水文水动力耦合模型的深圳市典型区域城市内涝模拟[J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(8): 912-921.
DENG Cheng, XIA Jun, SHE Dunxian, et al. Simulation of urban waterlogging in typical areas of Shenzhen based on the coupling model of hydrology and hydrodynamics[J]. Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2023, 56(8): 912-921.
- [11] 叶沛成, 郭帅, 陈传辉, 等. 基于 GIS-Mike Flood 耦合模型的校园内涝模拟研究[J]. 水电能源科学, 2023, 41(8): 85-89.
YE Peicheng, GUO Shuai, CHEN Chuanhui, et al. Study on campus waterlogging simulation based on GIS-Mike Flood coupling model[J]. Hydroelectric Energy Science, 2023, 41(8): 85-89.
- [12] OHANUBA F O, ISMAIL M T, ALI M K M. Topological data analysis via unsupervised machine learning for recognizing atmospheric river patterns on flood detection[J]. Scientific African, 2021, 13(4): e00968.
- [13] 刘媛媛, 李磊, 韩刚, 等. 数据挖掘技术在城市防汛中的应用[J]. 中国防汛抗旱, 2020, 30(5): 45-49.
LIU Yuanyuan, LI Lei, HAN Gang, et al. Application of data mining technology in urban flood control[J]. China Flood Control and Drought Relief, 2020, 30(5): 45-49.
- [14] 杨森雄. 基于深度学习和数据挖掘的降雨径流数据驱动模型优化研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2022.
YANG Senxiong. Research on optimization of rainfall runoff data driven model based on deep learning and data mining [D]. Chongqing: Chongqing University, 2022.
- [15] ZANDSALIMI Z, FEIZABADI S, YAZDI J, et al. Evaluating the impact of digital elevation models on urban flood modeling: A comprehensive analysis of flood inundation, hazard mapping, and damage estimation [J]. Water Resources Management, 2024, 38(11): 4243-4268.
- [16] 李雨竹, 程磊, 程旭, 等. 基于 HEC-RAS 模型的城集镇洪灾淹没分析研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2023, 56(12): 1536-1545.
LI Yuzhu, CHENG Lei, CHENG Xu, et al. Study on flood inundation analysis of urban towns based on HEC-RAS model[J]. Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2023, 56(12): 1536-1545.
- [17] 张建云, 王银堂, 贺瑞敏, 等. 中国城市洪涝问题及成因分析[J]. 水科学进展, 2016, 27(4): 485-491.
ZHANG Jianyun, WANG Yintang, HE Ruimin, et al. Analysis of urban flood problems and causes in China[J]. Advances in Water Science, 2016, 27(4): 485-491.
- [18] 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. A review and prospect of urban waterlogging research in China[J]. Urban Issues, 2015(10): 24-28.
- [19] 任希岩, 谢映霞, 朱思诚, 等. 在城市发展转型中重构: 关于城市内涝防治问题的战略思考[J]. 城市发展研究, 2012, 19(6): 71-77.
REN Xiyan, XIE Yingxia, ZHU Sicheng, et al. Reconstruction in urban development transformation: Strategic reflections on urban flood prevention and control[J]. Urban Development Research, 2012, 19(6): 71-77.
- [20] 康亚静, 刘宇, 解家毕. 超标准暴雨洪水条件下南水北调中线工程沿线各单元风险评估[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2023, 21(2): 342-351.
KANG Y J, LIU Y, XIE J B. Risk assessment of each unit along the middle route of South-to-North Water Transfer Project under over-standard rainstorm flood conditions [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2023, 21(2): 342-351.
- [21] 李勇, 李松平, 杨炬敏, 等. 基于数值模拟的溢洪道水流沿程变化与护坡高度合理性分析[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(2): 399-408.
LI Y, LI S P, YANG J M, et al. Analysis of the change of spillway flow edge and the rationality of slope protection height based on numerical simulation[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(2): 399-408.
- [22] 严登华, 王浩, 张建云, 等. 生态海绵智慧流域建设: 从状态改变到能力提升[J]. 水科学进展, 2017, 28(2): 302-310.
YAN Denghua, WANG Hao, ZHANG Jianyun, et al. Ecological sponge smart watershed construction: From state change to capacity enhancement[J]. Advances in Water Science, 2017, 28(2): 302-310.
- [23] 王常效, 王鲲, 邱德鑫, 等. 深圳市智慧三防系统的建设与思考[J]. 中国防汛抗旱, 2021, 31(2): 46-50.
WANG Changxiao, WANG Kun, QIU Dexin, et al. Construction and reflection on the smart three prevention system in Shenzhen[J]. China Flood Control and Drought Relief, 2021, 31(2): 46-50.
- [24] 陈国青, 吴刚, 顾远东, 等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战: 范式转变与研究方向[J]. 管理科学学报, 2018, 21(7): 1-10.
CHEN Guoqing, WU Gang, GU Yuandong, et al. Research and application challenges of big data driven management decision making: Paradigm shift and research direction [J]. Journal of Management Science, 2018, 21(7): 1-10.
- [25] 曾子悦, 许继军, 王永强. 基于遥感空间信息的洪水风险识别与动态模拟研究进展[J]. 水科学进展, 2020, 31(3): 463-472.
ZENG Ziyue, XU Jijun, WANG Yongqiang. Research progress on flood risk identification and dynamic simulation based on remote sensing spatial information[J]. Advances in Water Science, 2020, 31(3): 463-472.
- [26] 张锋. 大数据视域下特大城市应急管理反思与重构[J]. 城市发展研究, 2020, 27(9): 12-18.

- ZHANG Feng. Reflection and reconstruction of emergency management mode in mega cities from the perspective of big data[J]. Urban Development Research, 2020, 27(9): 12-18.
- [27] 徐选华, 刘尚龙, 陈晓红. 基于公众偏好大数据分析的重大突发事件应急决策方案动态调整方法[J]. 运筹与管理, 2020, 29(7): 41-51.
- XU Xuanhua, LIU Shanglong, CHEN Xiaohong. Dynamic adjustment method for emergency decision-making plan of major emergencies based on public preference big data analysis [J]. Operations and Management, 2020, 29(7): 41-51.
- [28] 童星, 丁翔. 风险灾害危机管理与研究中的大数据分析[J]. 学海, 2018(2): 28-35.
- TONG Xing, DING Xiang. Big data analysis in risk disaster crisis management and research [J]. Academia Bimestris, 2018(2): 28-35.
- [29] 杜志强, 李钰, 张叶廷, 等. 自然灾害应急知识图谱构建方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(9): 1344-1355.
- DU Zhiqiang, LI Yu, ZHANG Yeting, et al. Research on the construction method of natural disaster emergency knowledge graph [J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2020, 45(9): 1344-1355.
- [30] 曾子悦, 许继军, 王永强. 基于遥感空间信息的洪水风险识别与动态模拟研究进展[J]. 水科学进展, 2020, 31(3): 463-472.
- ZENG Ziyue, XU Jijun, WANG Yongqiang. Research progress on flood risk identification and dynamic simulation based on remote sensing spatial information [J]. Advances in Water Science, 2020, 31(3): 463-472.
- [31] 吴先华, 肖杨, 李廉水, 等. 大数据融合的城市暴雨内涝灾害应急管理述评[J]. 科学通报, 2017, 62(9): 920-927.
- WU Xianhua, XIAO Yang, LI Lianshui, et al. Review on emergency management of urban rainstorm and waterlogging disasters based on big data integration [J]. Chinese Science Bulletin, 2017, 62(9): 920-927.
- [32] 王慧敏, 刘高峰, 佟金萍, 等. 非常规突发水灾害事件动态应急决策模式探讨[J]. 软科学, 2012, 26(1): 20-24.
- WANG Huimin, LIU Gaofeng, TONG Jinping, et al. Exploration of dynamic emergency decision mode for unconventional sudden water disaster events [J]. Soft Science, 2012, 26(1): 20-24.
- [33] 黄艳, 李昌文, 李安强, 等. 超标准洪水应急避险决策支持技术研究[J]. 水利学报, 2020, 51(7): 805-815.
- HUANG Yan, LI Changwen, LI Anqiang, et al. Research on decision support technology for emergency evacuation of flood exceeding the designed level [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2020, 51(7): 805-815.
- [34] 喻谦花, 霍继超, 仝妍彦. 基于支持向量机的开封市内涝评估模型研究[J]. 灾害学, 2023, 38(3): 87-91.
- YU Qianhua, HUO Jichao, TONG Yanyan. Research on the evaluation model of waterlogging in Kaifeng City based on support vector machine [J]. Disaster Science, 2023, 38(3): 87-91.
- [35] 康得军, 温儒杰, 邱福杰, 等. 基于 SWMM 和 GIS 的城市内涝 4D 可视化研究[J]. 中国给水排水, 2023, 39(13): 133-138.
- KANG Dejun, WEN Rujie, QIU Fujie, et al. A 4D visualization study on urban waterlogging based on SWMM and GIS [J]. China Water Supply and Drainage, 2023, 39(13): 133-138.
- [36] 许文斌, 江竹青, 袁翼, 等. 基于 MIKE & SWMM 的南昌市内涝分析及 LID 改造研究[J]. 水电能源科学, 2023, 41(1): 77-81.
- XU Wenbin, JIANG Zhuqing, YUAN Yi, et al. Study on waterlogging analysis and LID transformation in Nanchang City based on MIKE&SWMM [J]. Hydroelectric Energy Science, 2023, 41(1): 77-81.
- [37] 江泽武. 基于 LISFLOOD 模型的城市内涝风险分析及防治措施研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2023.
- JIANG Zewu. Research on Urban Flood Risk Analysis and Prevention Measures based on LISFLOOD Model [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2023.
- [38] 向小华, 陈颖悟, 吴晓玲, 等. 城市二维内涝模型的 GPU 并行方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 528-533.
- XIANG Xiaohua, CHEN Yingwu, WU Xiaoling, et al. GPU parallel method for two-dimensional urban waterlogging model [J]. Journal of Hohai University (Natural Science Edition), 2020, 48(6): 528-533.
- [39] 李智, 张倩, 兰双双. 基于 SWMM 和 LISFLOOD-FP 的城市内涝耦合模型研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(2): 202-206.
- LI Zhi, ZHANG Qian, LAN Shuangshuang. Research on urban waterlogging coupling model based on SWMM and LISFLOOD-FP [J]. Hydroelectric Energy Science, 2024, 42(2): 202-206.
- [40] 黄国如, 陈文杰, 喻海军. 城市洪涝水文水动力耦合模型构建与评估[J]. 水科学进展, 2021, 32(3): 334-344.
- HUANG Guoru, CHEN Wenjie, YU Haijun. Construction and evaluation of urban flood hydrological hydrodynamic coupling model [J]. Advances in Water Science, 2021, 32(3): 334-344.

(责任编辑 王海锋)