

陈华, 孙竞翔. 城市内涝模拟中机理驱动、数据驱动及混合模型的对比研究与进展综述[J]. 净水技术, 2026, 45(1): 19-25.

CHEN H, SUN J X. Comparative study and review of progress on mechanism-driven, data-driven, and hybrid models in urban waterlogging simulation [J]. Water Purification Technology, 2026, 45(1): 19-25.

城市内涝模拟中机理驱动、数据驱动及混合模型的对比研究与进展综述

陈 华^{1,2}, 孙竞翔^{1,2,*}

(1. 广东省环保研究总院有限公司, 广东广州 510062; 2. 广东省污水深度处理提质增效工程技术研究中心, 广东广州 510062)

摘 要 【目的】针对城市化进程加速与极端暴雨频发背景下城市内涝治理需求, 解决当前内涝模拟模型(机理驱动、数据驱动及混合模型)研究总结与对比不足的问题, 为内涝精细化模拟及规划决策提供支撑。【方法】本文系统梳理机理驱动模型、数据驱动模型及混合模型的研究现状, 对比分析各类模型的技术特性、适用场景、优势与局限, 重点剖析混合模型的耦合路径及应用案例。【结果】机理驱动模型可精细刻画物理过程, 但存在计算效率低、数据依赖强等局限; 数据驱动模型能实现快速预测却面临物理可解释性弱、泛化能力受限等问题; 混合模型通过整合两类模型优势, 在提升模拟精度与效率上表现突出, 成为技术融合的重要方向。【结论】本文明确了不同模型的适用边界与发展潜力, 为城市内涝精细化模拟、智能决策提供了理论依据与方法参考, 凸显了技术融合在应对复杂内涝场景中的实践价值。

关键词 排水模型 机理驱动模型 数据驱动模型 混合模型 内涝模拟

中图分类号: TU992 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2026)01-0019-07

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.01.003

Comparative Study and Review of Progress on Mechanism-Driven, Data-Driven, and Hybrid Models in Urban Waterlogging Simulation

CHEN Hua^{1,2}, SUN Jingxiang^{1,2,*}

(1. Guangdong Environmental Protection Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510062, China;

2. Guangdong Engineering Research Center for Advanced Sewage Treatment and Quality Improvement, Guangzhou 510062, China)

Abstract [Objective] In response to the need for urban waterlogging management under the background of accelerating urbanization and frequent extreme rainstorms, this paper aims to address the insufficient summary and comparison of current waterlogging simulation models (mechanism-driven, data-driven, and hybrid models), and provide support for refined waterlogging simulation and planning decision-making. [Methods] The research status of mechanism-driven models, data-driven models, and hybrid models is systematically reviewed. The technical characteristics, applicable scenarios, advantages, and limitations of various models are compared and analyzed, with a focus on analyzing the coupling paths and application cases of hybrid models. [Results] Mechanism-driven models can accurately depict physical processes but have limitations such as low computational efficiency and strong data dependence; data-driven models can achieve rapid prediction but face problems such as weak physical interpretability and limited generalization ability; hybrid models, by integrating the advantages of the two types of models, have shown outstanding performance in improving simulation accuracy and efficiency, becoming an important direction of technical integration. [Conclusion] This paper clarifies the applicable boundaries and development potential of different models, provides a theoretical basis and method reference for refined urban waterlogging simulation and intelligent decision-making, and highlights the practical value

[收稿日期] 2025-07-28

[基金项目] 广东省住房和城乡建设厅 2022 年科技创新计划(2022-K27-383251)

[作者简介] 陈华(1986—), 男, 高级工程师, 主要从事环境污染模拟和固体废弃物处理处置研究等工作, E-mail: 15013139300@qq.com。

[通信作者] 孙竞翔(1995—), 男, 工程师, 主要从事环境模拟仿真和污水处理技术研发等工作, E-mail: 1430074854@qq.com。

of technical integration in dealing with complex waterlogging scenarios.

Keywords drainage model mechanism-driven model data-driven model hybrid model waterlogging simulation

城市内涝作为全球城市化进程中日益严峻的“城市病”,其频发态势与气候变化、下垫面改变及基础设施滞后密切相关^[1]。气候变化引发的极端暴雨事件频次上升,叠加“城市热岛”和“雨岛”效应,导致短历时、高强度降雨成为内涝的主要诱因^[2]。另外,城市化进程中不透水面积占比激增,削弱了地表渗透与调蓄能力,而老旧管网设计标准偏低(如部分城市排水系统仅达1~2年一遇标准),进一步加剧了排水压力^[3]。此类灾害具有突发性强、影响范围广、连锁风险高等特征,不仅威胁交通运行与居民安全,更对城市生态与经济造成巨额损失——2021年郑州“7·20”暴雨直接经济损失超1 200亿元,凸显了内涝防治的紧迫性^[4]。在此背景下,利用数学模型优化排水设计对于内涝防治规划、降低灾害损失具有重要意义。

当前城市内涝模拟研究形成了机理驱动与数据驱动两大技术体系^[2]。机理驱动模型以水动力学原理为核心,通过求解圣维南方程组等刻画产汇流过程,典型代表如暴雨洪水管理模型(SWMM)、MIKE URBAN等,可精细模拟管网溢流与地表积水动态,但存在计算耗时长、对高分辨率地形数据依赖强等局限^[5]。数据驱动模型则基于机器学习算法[如长短期记忆网络(LSTM)、随机森林],通过挖掘历史降雨与内涝数据的关联实现快速预测,在实时预警中展现优势,但其物理可解释性弱、泛化能力受数据质量制约^[6-7]。近年来,混合模型成为研究热点,例如将机理模拟结果作为机器学习输入或将物理方程嵌入神经网络,从而实现优势互补,例如可通过“数值模拟+智能优化”策略提升预测可靠性^[8]。

在极端暴雨事件趋多与城市化进程加速的双重背景下,推进极端暴雨引发的城市内涝模拟工作,已成为内涝防治规划及防灾减灾举措的关键环节与前沿方向,这对提升内涝风险防范水平、减轻内涝灾害带来的损失而言,具有不可忽视的价值。目前已有学者对常见内涝模型的原理及应用案例进行过归纳,但随着机器学习等数据驱动模型以及数据-机理耦合模型的兴起及其在城市内涝防治中的应用日益增多,当前对该类模型在内涝领域应用的总结以及对比仍不足。为此,本文通过系统梳理各类内涝

模型的适用场景、优势及局限,归纳了机理与数据混合模型的研究动态及未来走向,以期精细化模拟与智能决策提供理论支撑和方法参考。

1 机理驱动模型的研究进展

1.1 主流机理驱动模型及特性分析

机理驱动模型以水文水动力学原理为核心,通过数学方程量化降雨产汇流、管网水流运动等物理过程,其发展历经从单一管网模拟到多过程耦合的演进。目前主流模型包括SWMM系列、InfoWorks系列、DHI系列等,其技术特性与应用场景各有侧重^[9]。美国国家环境保护局(EPA)开发的SWMM凭借开源特性成为应用最广泛的工具之一,其核心通过求解圣维南方程组模拟管网非恒定流,支持Green-Ampt、Horton等下渗算法与动力波、运动波等汇流方法的灵活组合,适用于单一暴雨事件或长期水文过程分析^[10];丹麦水利研究所研发的MIKE URBAN则侧重地表与管网的双向耦合,采用隐式有限差分法处理一维水流问题,并可集成MIKE 21模块实现二维地表漫流模拟,在复杂地形条件下的积水过程刻画中表现突出^[11];英国HR Wallingford公司的InfoWorks系列以多尺度模拟为特色,提供双线性水库、SPrint等多样化汇流模型,可动态响应接纳水体水位顶托对排水系统的影响,在合流制管网溢流分析中应用广泛^[12-13]。

1.2 关键参数与建模需求

机理驱动模型的精度高度依赖参数选取与数据质量,核心输入要素包括3类:降雨数据需满足时空分辨率要求,观测降雨可采用雨量计或校正后的雷达数据,设计降雨则需基于当地暴雨强度公式推求,如年最大值法配合耿贝尔分布曲线可显著提升短历时降雨过程的拟合度^[14];下渗与产流参数需反映地表覆盖特性,Green-Ampt模型的饱和渗透系数、Horton模型的初始下渗率等关键参数,需通过野外试验或经验公式校准;地形与管网数据要求更高,高精度数字高程模型(DEM)(建议分辨率 ≤ 5 m)用于识别地表汇流路径,而管网拓扑信息(管径、坡度、检查井位置)的准确性直接影响水力计算结果^[15]。

建模流程需经历数据预处理、参数率定与多情景验证3个阶段。数据预处理阶段需完成降雨序列

时空对齐、管网拓扑纠错与地形数据平滑;参数率定可采用遗传算法或贝叶斯优化方法,以纳什效率系数(NSE)、峰值相对误差为核心指标,使模拟结果与实测数据的吻合度满足工程要求;验证阶段则需覆盖不同重现期降雨情景,确保模型在常规与极端暴雨条件下均能稳定输出^[2]。

1.3 机理驱动模型典型研究案例

目前机理驱动模型在城市内涝风险评估和管网优化等领域应用广泛,如翟明硕等^[16]采用SWMM模型对广州市芳村围排涝片内8个易涝点进行排水模拟,模拟结果表明:该模型能很好地预测不同降雨的内涝情况,为内涝防治提供重要依据;魏鑫^[17]利用InfoWorks ICM模拟了辽宁省阜新市主城区排水情况,结果发现:研究区满足2年一遇及以上的管网仅占比4%,且大多风险区域存在下垫面透水性较差的现象。此外,根据不同模拟结果给出一系列改造方案和内涝防治建议;侯俊等^[18]利用MIKE FLOOD模型对昆山市淀山湖镇进行内涝模拟并对模型进行率定和验证,结果表明:对于重现期较小的城市应优先考虑管网改造,而应对短时间强降雨的情况,应优先采用海绵城市建设方案,因地制宜降低内涝风险,研究成果为雨水系统的设计和标准制定等提供技术支撑。此外还有利用多种机理驱动耦合模型应用于内涝模拟的相关研究,例如郑恺原等^[19]耦合二维水动力学模型与SWMM,构建了地表及管网双向互馈的内涝模型,结果表明该模型可成功模拟不同重现期降雨的内涝深度和风险指数,助力当地防涝预警;栾慕等^[20]利用SWMM和MIKE耦合模型实现了对桐庐县降雨过程、产流汇流、排涝等水动力学过程的精确模拟,并综合分析内涝成因,结果表明:当地存在管网排水能力不足,管道铺设不合理,河水倒灌,雨水出水系统不完善,部分地区地势低洼等问题,综合因素导致了内涝的产生。

1.4 机理驱动模型的优缺点分析

机理驱动模型的优势主要体现在3个方面:一是物理机制明确,能够系统解析内涝形成的动态过程,如SWMM通过求解圣维南方程组可量化管网溢流与地表积水的联动关系,InfoWorks系列模型能模拟受纳水体水位顶托对排水系统的影响,为内涝成因诊断提供直接依据;二是可解释性强,模型参数(如曼宁系数、下渗率)与实际水文特征直接关联,

便于通过参数敏感性分析优化工程措施,例如基于Green-Ampt下渗模型可精准评估透水铺装对产流的削减效应;三是支持多情景模拟,能通过调整降雨重现期、管网拓扑等参数,量化不同设计方案的排涝效能,为低影响开发(LID)措施布局和管网改造提供量化支撑^[21-22]。

然而,该类模型存在显著技术局限:其一,计算效率低下,高分辨率模拟(如5 m网格)在复杂城区耗时可达小时级,难以满足实时预警需求;其二,数据依赖性强,需高精度DEM、管网拓扑及降雨数据,在老旧城区或数据稀缺区域,因参数缺失易导致模拟误差过大;其三,参数校准复杂,如Horton模型的初始下渗率与土壤湿度动态关联,单一率定值难以适配不同降雨情景,可能使产流量模拟偏差较高^[23]。

2 数据驱动模型的研究进展

2.1 主流数据驱动模型特性分析及建模需求

数据驱动模型通过挖掘历史数据中内涝特征与影响因素的隐含关联实现模拟预测,无需预设物理方程,根据算法特性可分为传统机器学习与深度学习两大分支^[24]。传统机器学习模型擅长处理高维输入特征与非线性关系,在洪水易发性分区中能量化不透水面比例、地形坡度等因素的权重,但其分类边界易受样本分布影响,在极端暴雨等罕见场景中能力受限^[25];深度学习模型凭借深层网络结构强化时空特征提取能力,成为复杂场景模拟的核心工具。LSTM通过输入门、遗忘门与输出门的协同调控,可捕捉降雨强度与积水深度的动态时序关联^[26]。数据驱动模型的数据采集与处理步骤非常重要,数据的质量决定了模拟的精度和可信度,相关步骤如图1所示。

2.2 数据驱动模型典型研究案例

在多因素耦合分析场景中,随机森林模型展现出对复杂变量交互效应的解析优势。盛志军等^[27]利用随机森林算法开展南昌市的内涝风险预估,结果表明:短时强降雨或暴雨是导致该地积水深度超过50 cm的主要降雨类型。该模型的训练集和测试集的预测精确率分别为96%和79%,且对2次暴雨的内涝灾害等风险等级预估准确率也分别达到67%和56%;李颖等^[28]采用随机森林算法和BP神经网络算法对辽宁省暴雨条件下的城市承载力进行



图 1 数据采集和处理步骤

Fig. 1 Data Acquisition and Processing Steps

实证分析,结果表明:随机森林算法的误差仅为 9.3%,优于 BP 神经网络算法的误差;在短时预警场景中,LSTM 模型的时序捕捉能力得到充分体现。薛丰昌等^[29]利用 LSTM 模型预测开封市各监测点积水深度,结果表明:模型能够克服传统时序预测模型在处理非线性关系时的局限性,在模拟极端强降雨下的积水深度模拟的均方根误差均小于 4 cm,具有较高的准确性和可靠性;朱健^[30]提出利用循环神经网络(RNN)对 LSTM 进行改进,并对流体管网充满度进行预测,结果表明模型经优化后准确度相比 RNN 和 LSTM 模型提升 2%,同时预测时间缩短了 3 倍,有效提高了预测效率。

2.3 数据驱动模型的优缺点评价

数据驱动模型凭借数据挖掘与算法学习的优势,在城市内涝模拟中展现出独特价值,但其技术特性也存在显著局限,需结合应用场景合理选用。在优势方面,数据驱动模型的核心竞争力体现在计算效率与复杂关系捕捉能力上。相较于机理模型动辄数小时的运算耗时,基于随机森林或 LSTM 的模型可在分钟级完成大范围积水模拟^[31]。然而,数据驱动模型的局限性同样显著。首先,模型性能高度依赖数据质量,数据过少或质量过低会导致预测误差过大,因此难以应用于老旧城区等数据匮乏区域。其次,物理可解释性不足,深度学习模型的“黑箱”特性使得积水成因分析缺乏明确的水文机理支撑,例如某模型虽然能精准预测立交桥区积水,但无法解析管网溢流与地表漫流的耦合路径。此外,在极端暴雨情景下,由于历史数据中罕见事件样本不足,模型易出现预测偏差^[32]。

3 机理和数据混合模型的研究进展和发展趋势

上述分析表明:数据驱动模型更适用于数据充足、需快速响应的场景(如短时预警、多情景对比),但需与机理模型结合以弥补物理逻辑缺失的短板,而混合模型通过整合机理驱动与数据驱动的优势,形成“物理逻辑+计算效率”的协同框架,其核心在于通过动态耦合机制解决单一模型的适应性局限。目前,混合模型的耦合路径主要分为 2 类:一是机理模型辅助数据驱动模型,即利用机理模型生成的物理过程数据补充训练样本或约束预测边界,例如将 SWMM 模拟的管网流量作为 LSTM 的输入变量,结合物理模型和数据模型的优点,模拟精度进一步提升,在预测洪水过程中表现出显著优势^[33-34];二是数据驱动模型优化机理模型,借助机器学习算法简化机理模型的计算或优化参数校准,张莉^[35]利用 MIKE FLOOD 构建了城市内涝雨洪模型并通过决策树、随机森林法和极限梯度提升等多种方法对内涝积水进行模拟和预测,结果表明:3 种模型的预测精度均达到 80%以上,其中极限梯度提升模型精度最高,为 87.8%,且总计算时长仅为 25 s,相比 MIKE FLOOD 提高了 1 439 倍。林凯荣等^[8]将传统水利模型和卷积神经网络以及 LSTM 结合,并引入注意力机制,实现对深圳市大空港新城区内涝积水深度的快速预测,但预测精度在延长预见期后会略微下降,相比于传统水动力模型,该模型的模拟效率可提高 200 倍左右。混合模型的优势突出,能够平衡模拟精度与效率,增强对数据稀缺场景的适应性,提升复杂场景的泛化能力,但也存在局限性,如建模复杂度高,对跨学科知识要求高,耦合边界界定缺乏统一标准,高分辨率模拟时对计算资源需求更高。机理模型、数据模型以及混合模型的优缺点和适用性如表 1 所示。

混合模型作为整合机理驱动与数据驱动优势的技术方案,其发展趋势聚焦于耦合机制的精细化、技术效能的最优化及应用场景的多元化。在耦合机制上,不再采用固定权重分配,而是依据降雨强度与下垫面特征动态调整:常规暴雨情景下以数据驱动模型主导计算效率,机理模型仅用于关键参数校准。在技术优化层面,重点突破高分辨率模拟的效率瓶颈,压缩模型冗余参数,同时保留地形高程、管网拓

表 1 机理驱动和数据驱动模型的对比分析
Tab. 1 Comparative Analysis of Mechanism-Driven and Data-Driven Models

类型	实现方式	适用条件	优点	缺点
机理驱动模型	基于物理定量的水动力模型(SWMM、InfoWorks、Mouse、Mike、Grass 等)	(1) 适用于历史内涝数据匮乏,但具备详尽地形、土壤类型及排水系统等物理参数的区域; (2) 需深入解析内涝形成机制的场景,如降雨、地表径流、管网运行、地表积水扩散等物理过程的详细阐释; (3) 适用于为政策制定提供科学支撑的情境,例如城市排水系统优化及内涝防治规划等场景	(1) 物理机制明确,能够清晰阐释各种水文及水动力过程,可深度解析内涝成因; (2) 参数可解释性强,便于工程优化;可精准评估工程措施的效果	(1) 模型的构建与校验耗时较长,尤其是数据收集与参数校准流程较为复杂,难以满足实时需求; (2) 数据依赖性强,对于数据稀缺区域易导致模拟误差大; (3) 对计算资源需求较高,在大范围、高分辨率模拟场景中,求解效率偏低
数据驱动模型	基于统计学习或深度学习等模型(线性回归、随机森林、支持向量机、卷积神经网络、强化学习模型、多层感知机等)	(1) 适用于历史内涝数据充足的区域,能够借助数据挖掘内涝发生的模式与规律; (2) 在需快速响应及实时预测的场景中,数据驱动模型可快速输出预测结果; (3) 擅长应对复杂的非线性关联,尤其适用于刻画内涝与降雨间的动态相互作用	(1) 计算效率高,响应速度快,适用于大规模实时预测及实际应用场景; (2) 能有效挖掘降雨强度、下垫面、地形等数据之间的联系; (3) 对不同数据环境及输入特征的适应性较强,泛化性能较好	(1) 依赖大量高质量的历史数据,数据缺失或存在噪声时易导致模型性能下降; (2) 模型解释性较弱,难以深入解析内涝形成的内在机理; (3) 在假设情境或未知条件下,模拟结果稳定性不足,难以确保在多样场景中的可靠表现
机理和数据混合模型	将各种传统机理驱动模型和数据驱动模型进行耦合	(1) 适用于需平衡模拟精度与效率的场景,既可以描述各种水力学过程,又可快速输出结果辅助决策; (2) 适用于数据稀缺或极端事件模拟场景,解决传统数据模型对极端事件预测能力不足的问题	(1) 兼顾模拟精度和效率; (2) 适用于复杂场景的模拟; (3) 强化物理可解释性与决策支撑	(1) 建模复杂度高,对跨学科知识要求高; (2) 耦合边界界定缺乏统一标准; (3) 高分辨率模拟时对计算资源需求更高

扑等核心要素,使计算效率进一步提升。在技术优化方面,结合实时降雨数据和历时数据实时计算管网状态,找到内涝风险点并计算风险指数,快速输出模拟结果;应用场景上,混合模型的未来应用将更聚焦于复杂现实需求的深度适配,形成多维度、精细化的落地路径:在实时应急预警与调度中,可整合物联网实时监测数据(如雷达降雨、管网水位、积水深度),通过机理模型解析管网溢流、地表漫流的动态物理关联,数据驱动模型则快速生成未来 12 h 的积水演进预测,为应急部门提供相关决策支持;在极端暴雨与气候变化耦合场景中,结合气候预测数据,通过机理模型模拟不同气候情景下的产汇流机制演变,数据驱动模型学习历史极端事件与气候因子的关联规律,为超标准暴雨防御工程的规模设计提供长周期风险评估依据;在智慧排水系统联动控制中,将耦合模型与管网物联网系统(如智能水泵、闸门传感器)实时对接,机理模型解析管网水力状态以避免“过度调度”,数据驱动模型则根据实时流量数

据优化调度策略,实现水泵启闭、闸门调节的动态适配。这些场景既符合基于排水防涝模型的规划策略中“技术支撑决策”的政策导向,又弥补了单一模型在复杂问题分析中的局限性,形成“动态耦合+效能优化+场景适配”的技术闭环,凸显混合模型在应对复杂内涝场景中的实践价值。

4 结论与展望

本文围绕排水模型在城市内涝模拟中的应用,系统梳理了机理驱动模型、数据驱动模型及混合模型的研究进展。研究表明:机理驱动模型基于水文水动力学原理,能精准刻画产汇流、管网水流等物理过程,在排水系统规划与多情景分析中优势显著,但存在计算耗时、对高精度地形及管网数据依赖性强的局限;数据驱动模型依托机器学习算法实现内涝快速预测,在短时预警场景中表现突出,却因物理可解释性弱、泛化能力受数据质量制约,难以支撑复杂排水机理分析。混合模型通过整合 2 类模型优势,在提升模拟精度与效率上成效显著,成为当前技术

发展的重要方向。未来研究中,机理驱动模型可结合智能算法进一步优化参数校准,缩短校准周期。另外,可在保证核心物理过程的前提下降低高分辨率模拟的算力需求,从而简化计算模块;数据驱动模型可将水文规律作为约束条件提升可解释性,强化物理机制嵌入。此外,可增加罕见暴雨数据样本进行模拟,提升在该场景下的精确性。而混合模型的研究需重点突破在 3 个方面:一是耦合机制的自适应智能化,开发基于强化学习的动态权重调整算法,实现常规与极端情景下机理模型与数据驱动模型的自主切换;二是多源数据深度融合,整合管网水位、积水深度、气候数据等实时监测数据,提升模型对动态环境的响应能力;三是多尺度模拟与工程化工具开发,实现从微观管网水流到宏观区域内涝的无缝耦合,并开发面向规划人员的轻量化工具,推动混合模型在排水管网改造、LID 措施布局、极端暴雨应急调度等场景的标准化应用,最终通过技术融合为城市内涝精细化防治与智能决策提供更坚实的理论与方法支撑。

参考文献

- [1] 邹家祥,段存存,陈彬,等. 气候变化下基于经济损失量化的北京市内涝韧性评估[J]. 水资源保护, 2024, 40(6): 85-94.
- [2] 周添红,唐佐槐,褚俊英,等. 极端暴雨条件下城市内涝模拟研究进展与展望[J]. 人民长江, 2025, 56(5): 14-22, 30.
- [3] 杜志超. 城市内涝及其污染防治研究现状和发展趋势[J]. 山西建筑, 2018, 44(8): 111-112.
- [4] 彭玮怡,薛宇峰,刘春雷. 河南郑州“7·20”极端暴雨成因分析[J]. 水利水电快报, 2022, 43(12): 8-15.
- [5] DING Y, WANG H, LIU Y, et al. Urban waterlogging structure risk assessment and enhancement[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 352: 120074. DOI: 10.1016/j.jenvman.2024.120074.
- [6] 陈泽明,方序鸿,李家叶,等. 机器学习模型在城市内涝模拟预报中的应用综述[J]. 人民长江, 2025, 46(1): 9-22.
- [7] 刘媛媛,刘洪伟,霍风霖,等. 基于机器学习短时暴雨时空分布规律研究[J]. 水利学报, 2019, 50(6): 773-779.
- [8] 林凯荣,欧阳佳娜,马旭民,等. 基于深度学习的城市内涝积水水深预测模型[J]. 水资源保护, 2025, 41(1): 56-63.
- [9] WANG K, CHEN J, HU H, et al. Urban waterlogging simulation and disaster risk analysis using infoworks integrated catchment management: A case study from the Yushan Lake area of Ma'an Shan City in China[J]. Water, 2024, 16(23): 3383. DOI: 10.3390/w16233383.
- [10] RAMOVHA N, CHADYIWA M, NTULI F, et al. The potential of stormwater management strategies and artificial intelligence modeling tools to improve water quality: A review[J]. Water Resources Management, 2024, 38(10): 3527-3560. DOI: 10.1007/s11269-024-03841-9.
- [11] AHN J, NA Y, PARK S W. Development of two-dimensional inundation modelling process using MIKE21 model[J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2019, 23: 3968-3977. DOI: 10.1007/s12205-019-1586-9.
- [12] ZHOU J J, PANG Y L, WANG H, et al. Sewage network operational risks based on InfoWorks ICM with nodal flow diurnal patterns under NPIs for COVID-19[J]. Water Research, 2023, 246: 120708. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120708.
- [13] DING J, HE W, WU S. Effects of heavy rainfall and outer river level on urban waterlogging in hilly areas of South China: A case study of Nanhu Port, Changsha City[J]. Desalination and Water Treatment, 2023, 302: 121-128. DOI: 10.5004/dwt.2023.29689.
- [14] XU H, GAO J, YU X, et al. Assessment of rainstorm waterlogging disaster risk in rapidly urbanizing areas based on land use scenario simulation: A case study of Jiangqiao town in Shanghai, China[J]. Land, 2024, 13(7): 1088-1088. DOI: 10.5004/dwt.2023.29689.
- [15] YE C L, XU Z X, LIAO W H, et al. Capturing urban pluvial river flooding features based on the fusion of physically based and data-driven approaches[J]. Sustainability, 2025, 17(6): 2524. DOI: 10.3390/su17062524.
- [16] 翟明硕,王继选,管一,等. 基于 SWMM 模型的城市内涝模拟分析——以芳村围排涝片为例[J]. 海河水利, 2024(4):

- 76-81.
- ZHAI M S, WANG J X, GUAN Y, et al. Prediction of urban waterlogging based on SWMM model—Taking Fangcun drainage area, Guangzhou as an example [J]. *Haihe Water Resources*, 2024(4): 76-81.
- [17] 魏鑫. 基于 InfoWorks ICM 模型的阜新市城区内涝模拟及风险评估研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2024.
- WEI X. Simulation and risk assessment of waterlogging in Fuxin City based on InfoWorks ICM model [D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2024.
- [18] 侯俊, 陈诚, 郑玉磊, 等. 基于 MIKE FLOOD 模型的平原水网地区内涝治理效果模拟研究[J]. *水利水电科技进步*, 2024, 44(6): 41-47, 70.
- HOU J, CHEN C, ZHENG Y L, et al. Simulation study on effectiveness of waterlogging control in plain water network areas based on MIKE FLOOD model[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2024, 44(6): 41-47, 70.
- [19] 郑恺原, 李虹彬, 向小华, 等. 地表及管网互馈联合的城市内涝模拟模型——以江苏省响水县中心城区为例[J]. *人民长江*, 2020(s1): 10-15.
- ZHENG K Y, LI H B, XIANG X H, et al. Urban waterlogging simulation model based on mutual coupling feedback of road surface and pipe network: Case of Xiangshui central city, Jiangsu Province[J]. *Yangtze River*, 2020(s1): 10-15.
- [20] 栾慕, 袁文秀, 刘俊, 等. 基于 SWMM-MIKE11 耦合模型的桐庐县内涝风险评估[J]. *水资源保护*, 2016, 32(2): 57-61.
- LUAN M, YUAN W X, LIU J, et al. Risk assessment of waterlogging in Tonglu County based on SWMM-MIKE11 coupled model [J]. *Water Resources Protection*, 2016, 32(2): 57-61.
- [21] XIAO S, ZOU L, XIA J, et al. Assessment of the urban waterlogging resilience and identification of its driving factors: A case study of Wuhan City, China [J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 866: 161321. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.161321.
- [22] CHEN Z, LI K, DU J, et al. Three-dimensional simulation of regional urban waterlogging based on high-precision DEM model [J]. *Natural Hazards*, 2021, 108: 2653-2677. DOI: 10.1007/s11069-021-04793-8.
- [23] YANG Y, PAN C L, FAN G W, et al. A new urban waterlogging simulation method based on multi-factor correlation [J]. *Water*, 2022, 14(9): 1421. DOI: 10.3390/w14091421.
- [24] LIN K, OUYANG J, MA X M, et al. Prediction model of urban waterlogging water depth based on deep learning [J]. *Water Resources Protection*, 2025, 41(1): 56-63. DOI: 10.3880/j.issn.1004-6933.2025.01.008.
- [25] ZAHEER R, HANIF M K, SARWAR M U, et al. Evaluating the effectiveness of dimensionality reduction on machine learning algorithms in time series forecasting[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 50493-50510. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3551741.
- [26] WANG S, CAO J, YU P. Deep learning for spatio-temporal data mining: A survey [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 34(8): 3681-3700. DOI: 10.1109/TKDE.2020.3025580.
- [27] 盛志军, 周雨, 孟明华, 等. 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*, 2025, 44(1): 93-101.
- SHENG Z J, ZHOU Y, MENG M H, et al. Method and application of urban waterlogging risk prediction based on the random forest algorithm-taking Nanchang as an example [J]. *Torrential Rain and Disasters*, 2025, 44(1): 93-101.
- [28] 李颖, 张志茹, 唐伟男, 等. 暴雨条件下的辽宁省城市承载力评价研究——基于随机森林算法[J]. *辽宁师范大学学报(自然科学版)*, 2018, 41(4): 547-559.
- LI Y, ZHANG Z R, TANG W N, et al. Study on urban carrying capacity under rainstorm condition in Liaoning Province, China—Based on random forest algorithm [J]. *Journal of Liaoning Normal University (Natural Science Edition)*, 2018, 41(4): 547-549.
- [29] 薛丰昌, 杨猛, 陈剑飞, 等. 城市内涝监测点积水深度 LSTM 预测模型[J]. *测绘科学*, 2025(3): 159-167.
- XUE F C, YANG M, CHEN J F, et al. LSTM prediction model of water accumulation depth at urban waterlogging monitoring points [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2025(3): 159-167.
- [30] 朱健. LSTM 模型在海绵城市建设中的应用[J]. *净水技术*, 2022, 41(2): 103-110.
- ZHU J. Application of LSTM model in sponge city construction [J]. *Water Purification Technology*, 2022, 41(2): 103-110.
- [31] HAN F, YU J, ZHOU G, et al. A comparative study on urban waterlogging susceptibility assessment based on multiple data-driven models[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 360: 121166. DOI: 10.1016/j.jenvman.2024.121166.
- [32] YUAN Y, WANG D, ZHANG L, et al. Data-driven urban waterlogging risk management approach considering efficiency-equity trade-offs and risk mitigation capability evaluation [J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 634: 131004. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2024.131004.
- [33] 刘科佑. 基于 LSTM-SWMM 混合模型的滹江洪水过程模拟[J]. *陕西水利*, 2024(6): 45-48.
- LIU K Y. Flood process simulation of hachure river based on LSTM-SWMM mixed model[J]. *Shaanxi Water Resources*, 2024(6): 45-48.
- [34] ZHAO C, LIU C, LI W, et al. Simulation of urban flood process based on a hybrid LSTM-SWMM model [J]. *Water Resources Management*, 2023, 37: 5171-5187. DOI: 10.1007/s11269-023-03600-2.
- [35] 张莉. 基于雨洪仿真和机器学习的城市内涝快速预测研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2022.
- ZHANG L. Research on rapid prediction of urban waterlogging based on storm and flood simulation and machine learning [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2022.