

城市排水系统智慧决策技术研究综述

尹海龙, 张惠瑾, 徐祖信

(同济大学 环境科学与工程学院, 上海 200092)

摘要: 智慧决策是智慧水务的核心关键技术。围绕城市排水系统的提标增效,从管网诊断评估、城市内涝防治和雨天溢流污染控制3个方面,对城市排水系统智慧决策的实现模式进行了评述。在管网诊断评估方面,综述了基于水量、水质特征因子分区监测的水量来源溯源定位方法;在城市内涝防治方面,综述了基于数字化模型的内涝风险精细化模拟评估和机器学习模型的降雨实时预报、局部积水深度快速预报实现模式;在溢流污染控制方面,综述了基于多目标优化算法、数值模型和机器学习相结合的排水系统优化调度实现模式。模型系统的可靠性是智慧排水决策的关键,应重视管网水量来源定量解析和排水系统内涝风险预警、优化运行调度的融合。

关键词: 智慧排水;管网诊断;城市内涝;溢流污染;优化调度

中图分类号: X-1

文献标志码: A

Review of Intelligent Decision-Making Technologies for Urban Drainage System

YIN Hailong, ZHANG Huijin, XU Zuxin

(College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Smart decision-making is the key technology of smart water systems. This paper reviews the realization of intelligent decision-making of urban drainage systems from pipe network diagnosis and evaluation, urban waterlogging prevention and control, and overflow pollution control in rainy days. For drainage pipe detection and assessment, the technical methods for source flow tracking based on water flow and chemical markers monitoring at divided sub-catchments were evaluated. For urban flooding control, the techniques of elaborate simulation of flooding risk area using numerical

model, and the real-time forecast of precipitation and local flooding depth using machine-learning method were reviewed; for the drainage overflow pollution control, the optimal control of urban drainage system based on the integration of multi-objective algorithm, numerical model, and machine-learning were discussed. It is proposed that the reliability of the modeling system is the key for smart decision-making in urban drainage systems. Therefore, attention should be paid to the integration of quantitative analysis of water sources in the pipe network and waterlogging risk early warning and optimal operation scheduling of drainage systems.

Key words: smart drainage system; pipe detection; urban flooding; overflow pollution; optimal regulation

近年来,人工智能、机器学习、物联网等新技术的兴起促进了“智慧城市”的发展。城市排水系统是城市的生命线,智慧排水是智慧城市的重要组成部分。我国在改革开放以来的快速城镇化建设过程中,管网基础设施建设严重滞后,一方面建成区排水管网密度偏低,另一方面已建排水管道破损、混接等状况突出,管网实际污水收集能力低。这些因素导致城市内涝频发以及大量污染物未经收集直排河道。排水系统提标增效成为城市安全运行管理和水环境治理的卡脖子问题。

当前,新型传感技术的突破和成本的不断降低,为未来人工智能在城市排水系统中的应用提供了广阔前景。本文在综述智慧排水各发展阶段的基础上,评述新一代智慧排水的应用场景、理论方法与实现途径,以期对未来智慧排水建设和实现城镇排水系统提标增效提供参考。

收稿日期: 2020-12-28

基金项目: 上海市优秀技术带头人项目(20XD1430600)

第一作者: 尹海龙(1976—),男,教授,博士生导师,工学博士,主要研究方向为水环境系统工程与智慧水务。

E-mail: yinhailong@tongji.edu.cn

通信作者: 徐祖信(1956—),女,教授,博士生导师,工学博士,主要研究方向为水环境系统工程与智慧水务。

E-mail: xzx@tongji.edu.cn



论文
拓展
介绍

1 智慧水务发展阶段

智慧水务的核心作用在于如何基于已建排水设施,实现内涝防控和溢流污染削减效果的最优化。智慧排水或者更广义的智慧水务发展过程中,先后经历了互联网与信息化时代、物联网时代和人工智能时代,因此智慧水务的发展具有明显的阶段性,包括:

第一阶段是信息化阶段,通过地理信息系统(geographic information system, GIS)将传统的业务管理模式计算机化,将传统的图纸、报表代之以基于数据库系统的业务化信息系统平台管理;通过将数据库系统与空间属性数据集成,实现排水系统中泵闸及管道设施、水环境污染源的GIS平台管理等。例如上海市在2000年开展的全市水环境污染源调查中,开发了涵盖全市近6万多个点污染源的水环境GIS系统,为上海市苏州河水环境治理工程论证和全市水环境治理与保护规划制定发挥了作用^[1]。在此基础上,耦合水环境污染源与排水管道的GIS系统,还可以实现污染源排放的溯源追踪功能,为污水收集管网建设提供依据^[2]。

第二阶段是智慧感知阶段,以物联网监测设备为核心,依托互联网开展信息系统升级建设。具体在城市排水系统中,围绕排水液位监测、内涝积水点监测、数据服务平台、手机移动端、短信平台等开展的惠民业务服务。同时根据管理业务需要,建立了排水管网数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA),辅助排水管网系统的运行调度。同第一阶段相比,这一阶段的特点是将依托于静态数据的决策管理升级为依靠动态数据的决策管理,是我国目前城市排水系统信息化建设的主要形式^[3-6]。

第三阶段是智能决策阶段,在智慧感知的基础上,进一步通过新型传感技术(如新型水质在线传感技术),并结合大数据分析、人工智能算法和排水管网数学模型等技术手段,对排水系统进行智能化诊断和优化调控,实现排水系统整体的提质增效。这一阶段的特点是实现从“眼睛”到“大脑”的转变。国外部分地区已经在探索第三阶段的研究与应用。例如,美国印第安纳州某排水片区(面积100 km²)近年来采用智慧水务技术,通过布设传感器对排水系统进行优化调控,年溢流量削减81%,河道中大肠杆菌含量从4 430个·L⁻¹下降至2 340个·L⁻¹,表明智慧水务在排水管网提质增效方面具有巨大潜力^[7]。

综上,从智慧水务的发展阶段来看,智慧排水不仅要通过智慧感知实现“眼睛”的功能,更重要的是通过智慧决策和智慧应用实现“大脑”和“四肢”的功能。智能决策是未来智能排水发展的核心技术,为此以下重点阐述基于智能化决策的城镇智慧排水研究进展与解决方案,具体从管网诊断评估、城市内涝防治和雨天溢流污染控制3个方面进行了评述。

2 排水管网诊断评估中的智慧决策

我国目前排水管道已超过60万km。高地下水水位地区管道破损导致大量外水入渗,降低了雨污水管道的输送能力,加剧了城市内涝和污水厂雨天溢流;低地下水水位地区管道破损则造成污水外渗,污染地下水。此外,排水管网混接造成污水通过雨水管网直排河道,造成污水管网高覆盖率下的实际截污效能偏低。因此,城镇排水管网改造修复是提标增效的前提。在改造修复之前,需要通过科学合理和低成本的方法识别管网中混接、破损的来源,绘制管网混接破损风险图,从而达到精准施策的目的。

2.1 排水管道物探检测成像的智能识别

闭路电视成像(closed circuit television, CCTV)技术是上世纪60年代以来应用至今的排水管道主流检测技术。CCTV检测图像需要人工判读,主观性强且判读效率低。基于人工智能的图像识别技术可提高CCTV检测图像的识别效率,其基本原理是首先基于已拍摄的CCTV图像判读结果,建立管道缺陷问题(包括裂缝、横断面面积缩小、发生位移等)的图像数据库;在此基础上采用机器学习算法对检测图像进行自动判读。

应用于管道缺陷判读的机器学习算法包括反向传播神经网络法、径向基函数神经网络法、支持向量机算法和随机森林算法等^[8-11]。同反向传播神经网络相比,径向基函数神经网络逼近能力、分类能力、学习速度更高;随机森林算法则通过建立很多决策树,组成决策树森林,有效提高对样本的分类准确度。例如英国Wessex Water公司^[12]利用随机森林算法及支持向量机进行管道问题自动诊断,对CCTV检测图像进行预处理、图像特征提取、问题分类、诊断结果平滑化,从而识别管道缺陷。研究发现,基于随机森林算法的管道视频图像识别准确度能达到80%,诊断结果平滑化处理法可以减少20%的错误诊断率。

2.2 排水管道数字化诊断检测技术

排水管道CCTV检测需要排水管道断水、清淤操作,每公里检测费用高达数万元甚至十万元以上;另外受到降水排空操作的限制,对高水位运行的雨水污水干管检测难以实施。在排水片区检测中,全面采用CCTV检测技术,不仅成本高昂,而且在管道高水位运行条件下也不现实。因此,低成本、不断水的排水管道智能化诊断技术是未来管道检测评估的重要技术手段。

排水管道数字化诊断的第一个层次是全局水量平衡分析技术。通常是基于单个管网系统或者管网与河道、多个管网系统之间的实时水位、流量过程进行相关性分析和流量平衡分析,用于识别潜在的河水倒灌、管网连通等问题。在建立污染源地理信息系统的情况下,还可以解析排水片区的总体混接水量等。Xu等^[13]针对上海中心城区某排水系统开展了水量平衡分析,解析了该排水系统的总体混接水量和地下水入渗量,并确定了河水倒灌导致的雨水泵站旱天排放问题以及河道倒灌水量的当量管计算公式。在中国海绵城市某试点区^[14],选取管网排口等160个关键点布设超声波流量计及液位计,通过大数据分析得出排口存在的雨污混接和潮汐回流现象。然而,排水管道中的水量不仅包括污水,还包括外来水;在无法事先获取每个排水户的具体接管去向及水量情况下,单纯通过水量平衡算法难以确定出管网中不同入流来源的水量,为此还需要借助水量水质检测联用的定量解析算法。

排水管道数字化诊断的第二个层次是水量水质分区诊断技术。排水管道水量水质分区诊断技术是首先将排水管网划分成若干网格节点,这些网格节点通常选择在泵站、管网检查井处。之后在网格节点处开展流量观测和水质特征因子检测,结合化学质量平衡算法分区域或分管段定量解析管道中各种入流源(生活污水、工业废水、地下水等)的水量。美国国家环保局(Environmental Protection Agency, EPA)在1993年和2004年发布的雨污混接调查技术指南中,提出了基于水质特征因子的管道中不同入流来源(生活污水、工业废水、地下水等)表征方法^[15-16];国外学者还采用化学需氧量、总氮、总磷、甜味剂、水同位素等指标,对排水管道入渗、外渗及其对水环境影响(如地下水污染等)进行了表征^[17-20]。Xu等^[21-23]建立了表征不同管道中不同入流源的水质特征因子数据库,在此基础上通过入流源和管网监测点的化学质量平衡,建立了基于概率分析的化学

质量平衡模型。该方法在实现管道水量来源分区溯源解析的同时,解决了水量比例解析结果闭合性和水质特征因子数据的样本代表性问题,并在上海、安徽等地的雨水管网混接诊断、污水管网破损和地下水入渗分析、污水管网雨水混接诊断中实现了示范应用。同时,水量水质分区诊断技术能够确定管网数学模型的入流边界条件,是智慧水务平台中建立管网数学模型的基础。

排水管道数字化诊断的第三个层次是基于管网数学模型和在线数据的溯源反演技术。在分区溯源解析的基础上,进一步通过检查井或者泵站的液位、水量监测数据,实现管道中入流源的反演定位,有助于进一步减少水量水质分区监测的工作量,拓展智慧排水的实现途径和应用价值。基于在线数据的水量来源溯源反演,本质上是一种反问题理论,其实现方式上有赖于管网数学模型和自寻优算法的结合,通过与下游边界时间序列实测数据的拟合反演水量来源。在排水管网数学模型与自寻优模型的结合方面,目前其主要实现形式为开放式的EPA暴雨管理模型(storm water management model, SWMM)与优化算法的结合^[24]。SWMM模型系统可在Python环境或者MATLAB下进行二次开发,实现与优化算法的集成^[25-26]。Zhao等^[27]建立了基于PySWMM与微生物遗传算法的排水管网破损与地下水入渗水量定量识别方法;在开展水量水质分区诊断的基础上,针对地下水入渗的高风险区域,以地下水入渗量诊断结果作为约束条件,进一步反演管网中的破损点位和水量分布,为基于在线数据的溯源反演提供了技术解决方案。该研究系统展示了排水管道数字化诊断的3个层次,如图1示。基于SWMM模型与贝叶斯-马尔科夫链蒙特卡罗抽样算法,还可构建排水管网污染物排放的溯源反演模型^[28],并结合电导率、pH、氨氮等在线检测数据对污水管网中突发性工业污染排放的排放位置、排放量和排放时段等3个排放特征参数进行反推。

3 内涝防治与溢流污染控制中的智慧决策

在管网智慧诊断和后续的改造修复基础上,需要进一步借助于管网系统的全局实时模拟和优化调度,达到管网系统整体运行效能的最优化,实现缓解内涝和削减雨天溢流的双重目标。

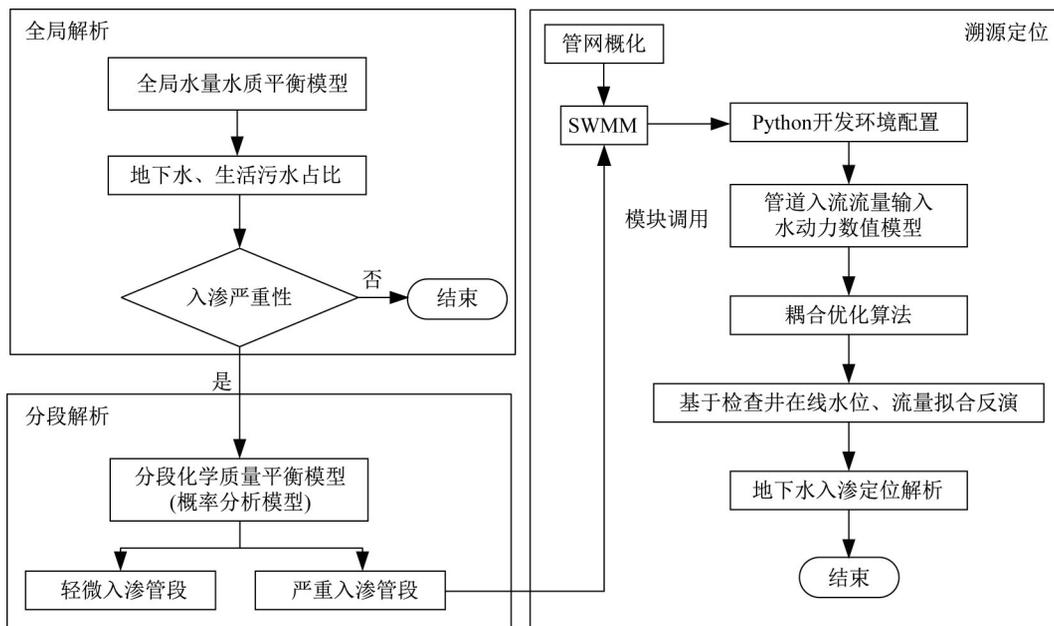


图 1 排水管网不断水操作的数字化检测技术原理

Fig.1 Technical route for digital pipe network detection without draining the drainage pipes

3.1 城市内涝预警技术

3.1.1 基于数值模拟的地面积水预测

城市地面积水预测是一个非恒定流动水流模拟问题,基于机理性模型的数值模拟是常用手段。城市内涝预测常用的数值模拟工具包括 SWMM、MIKE URBAN、Infoworks 等,其中管道中水流模拟基于非恒定流动的圣维南方程,地面径流模拟主要采用非线性水库-运动波方程计算模式。在 MIKE URBAN 中还进一步拓展了时间-面积模型、线性水库模型、单位水位过程线模型等模式。随着数值计算技术和电脑硬件的发展,高精度的地面径流数值模拟和实时内涝、洪水预报不断得到应用。

在高精度地表径流模拟方面,基于二维浅水方程的地表径流演算被加入到最新的模拟中,通过耦合地表径流量和地下管线流量,模拟积水变化过程、影响范围等。例如在广东省东莞市的城市内涝模拟案例中,采用了二维浅水方程演算地表径流,预测了两场降雨事件的地面积水深度并对内涝风险进行了评价^[29]。将城市内涝数值模拟技术与三维 GIS 技术和可视化技术结合,可以更加直观地展示整个降雨过程中的管道水位、溢流节点、满管流管道的时空分布,为内涝防控提供决策支持^[30]。将排水管道模型和河道水动力模型耦合,还可以进一步对雨水径流排放河道后,城市河道水位、流量的动态演进过程展示,服务于城市排水系统-河道的联合调度。在上海浦东新区某镇区的城市内涝和河道防汛调度中,基

于 MIKE FLOOD(包括 MIKE URBAN、河道水动力模型 MIKE 11 和 MIKE 21),构建了城市内涝耦合模型系统。该系统能够对城市雨洪模型模拟结果进行采集处理,实现积水监测点预警、管段纵剖面图展示、管网查询、区域积水模型和河网水位模型结果动态演示,并具有预测预警网页发布平台,为辅助处理城市洪水预报治理工作和防汛调度决策提供强有力的技术支持手段。除了 MIKE FLOOD 模型系统外,开源式的模型系统架构如 SWMM 模型和河道水动力模型 HEC-RAS 的集成和二次开发,预期也将在智慧排水平台方面发挥更大作用^[31]。随着云计算等技术的发展,集成地表径流模型、管网模型和河道水动力模型的排水片区实时内涝预报和河道水情预报也将成为可能。

3.1.2 基于机器学习的地面积水预测

基于机器学习的地面积水预测旨在根据天气预报的实时变化,解决研究区域内特定点位地表积水的快速、实时预测问题。该方法的基本原理是首先通过机理性模型得到不同降雨情形下的若干计算案例,之后基于机器学习算法建立输入变量包括降雨量、降雨历时等与地面积水深度相关的学习训练网络,在此基础上利用学习后的网络对实时降雨情形导致的地表最大积水深度进行快速预测。同机理性模型的时空尺度上精细模拟相比,基于机器学习的预测算法仅输出特定点位的最大积水深度,明显降低了模拟计算时间,响应速度更快,同时具有便于操

作的特点。Yan等^[32]以MIKE FLOOD的模拟算例为依据,建立了基于支持向量机(support vector machine, SVM)算法的城市内涝预测模型系统,用来对区域最大积水深度进行预测。以杭州市某排水系统为例(面积4.5 km²),对2013年近100场降雨事件的模拟分析表明,采用MIKE FOOD的模拟时间为78 h,而采用支持向量机模型的耗时仅为约6 ms。Hosseini等^[33]、Geurts等^[34]研究了基于机器学习的内涝空间风险预测技术,具体利用聚类分析和增强广义线性模型(boosted generalized linear model)、随机森林、贝叶斯广义线性模型等机器学习算法对已有的流域内涝风险图进行学习训练,并结合模拟退火算法进行输入变量的特征子集筛选优化,实现了由单一点状的最大积水深度预测向空间尺度上的积水分区区域预测。

3.2 城市排水系统优化调度技术

3.2.1 基于机理模型的排水系统优化调度

通过排水系统的优化调度,实现排水系统空间各单元截流输送能力和污染物截流量的最大化,是管网溢流污染控制和内涝防治的有效手段。排水系统的优化调度是基于多目标变量的非线性优化问题,需要借助管网水动力水质模型耦合优化算法实现,通过对方案的寻优得到满足决策目标最优控制方案。从溢流污染控制的角度,通常管网优化调度的目标函数是溢流排放到接纳水体的污染负荷最小化,优化调度的控制变量包括中途泵站和调蓄设施的启闭运行方式,以及部分可更换管段等。中途提升泵站的运行方式通常根据泵站前池水位来进行优化,根据目标函数和约束条件优化泵站前池水位区间对应的雨污水泵开启台数。

与单纯的管网数值模拟相比,排水管网优化调度则更强调机理模型和优化算法的集成,对模型的开放性提出了更高的要求。SWMM模型由于其具有的开源性和文件接口灵活特点,可借助于Python编程环境下的PySWMM模块实现管网模型与优化算法的集成,在排水管网优化调度模拟中受到较多的关注。赵志超^[35]在Python环境下对SWMM进行了二次开发,实现了基于Sobol算法的情景方案自动生成与模型自动运算功能。以安徽巢湖市老城区环城河沿岸排放口的雨天溢流污染最小化作为约束条件,确定了合流制系统泵站的优化调度方案和下游污水输送瓶颈管段的改造方案。Sadler等^[36]通过集成Python和SWMM5,开发了开源模拟工具SWMM_mpc,实现了基于模型预测控制的排水系统

优化调度模拟分析。以美国弗吉尼亚州诺福克地区两个排水系统汇水区为例,论证了基于调蓄设施容积和排放口动态潮汐水位为多目标约束条件的汇水区内涝防控优化调度方案,有效降低了研究区域内涝风险。

基于优化算法和SWMM耦合的排水管网优化运行调度,还体现在算法本身的改进上,从传统的遗传算法到微生物遗传算法、基于精英策略的遗传算法NSGA-II等,以满足运行速度快、解集收敛性能好和同时兼顾内涝防控和溢流控制的全局最优。例如,在昆明主城区的排水系统和调蓄设施优化设计中,陈丰^[37]、白桦^[38]利用SWMM模型与NSGA-II算法结合构建多目标优化模型,并结合并行计算技术,实现调蓄设施数量、规模与布局的同步优化。将管网、泵站、调蓄池、污水厂视为整体,还能制定厂网一体的联合调度及运行策略优化方案,实现污水厂服务片区范围的整体性提质增效。

3.2.2 基于数据驱动的排水系统优化调度

基于物联网获取的实时降雨和管网同步水位、流量、水质数据,可以建立降雨量与管网监测数据的机器学习网络;再通过建立未来降雨量的实时预测算法,可以实时预测未来降雨情形下的管网出流量、水质,从而为排水系统的运行调控提供响应时间,发挥实时调控功能。以日本东京排水系统优化调度为例^[39],通过在地面安装雷达雨量计以及在管道内安装在线流量、水位和水质监测设备,在实时监测的基础上,建立具有预测功能的非线性Hammerstein模型,具体利用当前、过去时刻排水管道内的流量、水质、过去降雨量及过去降雨量的乘方值预测下一时刻的管道出流流量、水质,实施排水系统的在线调度。从防止内涝的角度,根据预测的管道出流量并综合考虑雨水泵站前池控制水位,通过物联终端控制技术调整下一时刻的雨水泵开启台数,使得雨水泵排放量与管道出流量动态平衡。从溢流污染控制的角度,根据预测的管道出流水质,当出流水质超出允许排放浓度临界值时,尽可能开启污水泵对雨天出流量实施截流或者采取必要的末端处理措施;反之则开启雨水泵将管网雨天出流量排放河道。

基于数据驱动的排水系统优化调度,涉及到未来情形的实时预测,因此人工智能算法的选择是其关键因素。表1给出了不同人工智能算法的对比及其在城镇智慧排水中的应用。总体上,除了上文采用的非线性Hammerstein模型外,长短时记忆神经

网络、循环单元神经网络等也具有良好的多步预测的结合点。功能,是未来数据驱动模型与排水系统智能化调度

表 1 机器学习算法在城市排水系统智慧决策中的应用

Tab.1 Application of machine learning method in smart decision-making of urban drainage systems

序号	算法名称	算法特点	应用案例
1	反向传播神经网络(BPNN)	包括输入层、隐含层和输出层,具备自学习能力,适合于求解内部机制复杂的问题,但学习速度较慢	加拿大安大略省地下污水管道缺陷识别案例 ^[9] ,台湾台中市某街区污水管道缺陷识别案例 ^[11]
2	径向基函数神经网络(RBF)	包含输入、隐藏、输出层,由非监督式和监督式学习 2 个阶段组成。相比反向传播神经网络,训练速度更快	台湾台中市某街区污水管道缺陷识别案例 ^[11]
3	循环人工神经网络(RNN)	用于对时间序列数据进行处理,上一时刻的神经网络输出数据(如闸门运行控制状态)和当前时刻的输入数据(降雨数据等)共同作为神经网络的输入层	美国华盛顿州西雅图市金县某合流制排水系统的实时优化控制 ^[40] ,挪威 Drammen 市城区排水管网系统(15 km ²)雨天在线调蓄 ^[41]
4	多层感知器神经网络(MLP)	包含输入、隐藏、输出层,单步或两步超前预测时表现良好,多步超前预测时,准确性下降	
5	小波神经网络(WNN)	包含输入、隐藏、输出层,采用母小波的震荡波形作为激励函数。多步超前预测时 WNN 优于 MLP	
6	长短时记忆神经网络(LSTM)	当超前预测步长大于 4 时,预测效果优于 WNN 和 MLP;当超前预测步长为 6 时,依然能够保持低方均根误差、高纳什效率系数	挪威 Drammen 市城区排水系统(15 km ²)雨天溢流事件预测 ^[42]
7	门控循环单元神经网络(GRU)	相比 LSTM 网络结构更加简单,GRU 网络的训练速度更快,占用计算资源相对更少	
8	随机森林算法(RF)	通过建立决策树,组成决策树森林,可以处理高维数据,训练速度快,实现简单,能有效提高对样本的分类准确度。在噪音较大的分类或回归问题上可能会过度拟合	英国 Wessex Water 公司管网缺陷诊断案例 ^[12] ;伊朗北部 Golestan 省 Golestan 流域涝风险预测案例 ^[33]
9	增强广义线性模型(GLM-Boost)	采用函数梯度下降法进行整体损失函数的优化,算法简单,适用于解决高维数据集问题,建立分类预测模型	伊朗北部 Golestan 省 Golestan 流域涝风险预测案例 ^[33]
10	支持向量机算法(SVM)	计算的复杂性取决于支持向量的数目,而不是样本空间的维数,一定程度避免了“维数灾难”,算法简单,鲁棒性较好,适用于小样本、非线性学习	杭州某排水区域(4.5 km ²)最大积水深度实时预报 ^[32]
11	非线性 Hammerstein 模型	非线性输入-输出块结构模型,结构简单、灵活多变,适用于模型预测控制,可进行时间序列预测	日本东京排水系统泵站优化调度 ^[39] ,越南中部 Vu Gia-Thu Bon 河流域每日降雨实时预测 ^[43]
12	自适应神经网络模糊推理系统(ANFIS)	基于神经网络和模糊逻辑组合的多层反馈人工神经网络,由 1 个输入层、3 个中间层和 1 个输出层组成,用于求解高度非线性问题	台北市某排水系统泵站的雨天实时运行控制 ^[44]

在此基础上,还可以将机理模型和机器学习模型耦合,进一步探索实现闸门、泵站实时控制的技术方法。如图 2 所示,通过管网水动力水质模型并结合优化算法,可以生成典型降雨情形下的排水系统泵闸优化调度方案库,作为机器学习模型的训练样本。基于训练后的机器学习模型,则可以快速生成在预测未来降雨情形下的泵闸优化控制方案,提高排水系统优化调度的精准性。

4 总结与展望

在 GIS 系统、物联网技术发展的基础上,新一代城镇智慧排水系统的发展趋势是从具备“眼睛”到具备“大脑”。管网诊断、内涝预警和优化调度是城镇排水系统的智慧决策的 3 个重要方面。本文的主要结论如下:

(1)管网数学模型是实现智慧决策的核心工具,

其前提是管网模型的可靠性,尤其需要对管网入流入渗水量的边界条件进行合理确定。管网数学模型的建立应与管网诊断排查有机结合。不断水的管网数字化诊断技术能够实现管网入流入渗水量的分区、分段定量解析,是智慧排水的重要环节。

(2)从排水系统全生命周期管理的角度,应将数学模型、优化算法、在线水位监测有机结合,建立具有自寻优功能的管网智能化模型系统。当排水管网在线水位监测数据与现状模型模拟结果之间存在显著的异常变化时,可通过智能化模型系统,实现对异常排放的快速反演定位。

(3)对于城市内涝预警和管网溢流污染控制,数值模型和机器学习模型都是重要的实现手段。数值模型能够实现地面积水和管网水流水质时空变化的精细化模拟预测,而机器学习模型则具有快速预测的功能。数值模型和机器学习模型的结合,有助于丰富机器学习模型的训练场景,提高人工智能的可

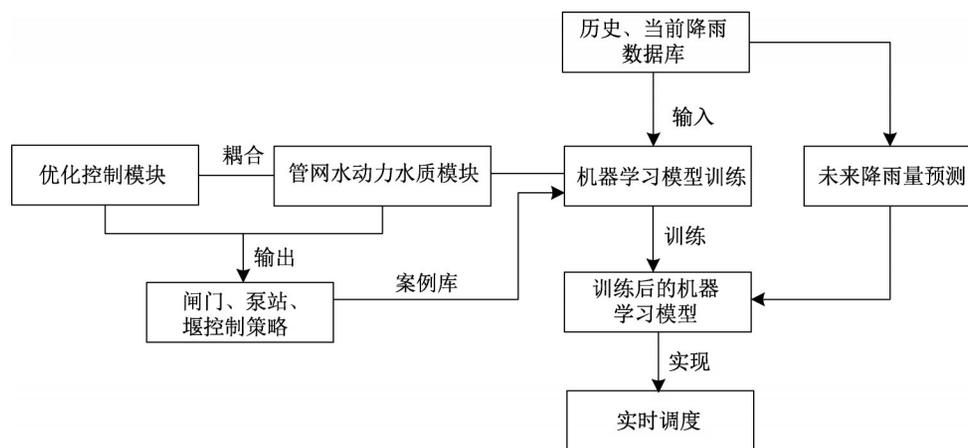


图2 机理模型和机器学习模型耦合的排水系统优化调度示意图

Fig.2 Schematic diagram of optimal regulation of urban drainage system based on coupling of mechanistic model and machine-learning model

靠性。对排水系统的整体运行调控调度,还有依赖于数值模型、优化算法和机器学习算法的进一步融合,从而生成实时调度方案。

智慧决策的关键在于智能化模型,而开源模型的二次开发或者自主模型是建立智能化模型的基础。未来应进一步加强在该方面的研究,从而实现在底层技术上的突破。

作者贡献声明:

尹海龙:提供研究思路,撰写论文。
张惠瑾:协助完善论文内容。
徐祖信:提供研究思路与技术指导。

参考文献:

- [1] 徐祖信. 河流污染治理规划理论与实践[M]. 北京:中国环境科学出版社,2003.
XU Zuxin. Planning theory and practice of river pollution control [M]. Beijing: China Environmental Press, 2003.
- [2] LIAO Zhenliang, ZHI Guozheng, ZHOU Yiwen, *et al.* To analyze the urban water pollution discharge system using the tracking and tracing approach [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, 75:1080. DOI: 10.1007/s12665-016-5881-1.
- [3] 朱晓庆, 殷峻暹, 张丽丽, 等. 深圳市智慧水务应用体系研究[J]. *水利水电技术*, 2019, 50(S2):176. DOI:10.13928/j.cnki.wrahe.2019.S2.032.
ZHU Xiaoping, YIN Junxian, ZHANG Lili, *et al.* Study on smart water application system in Shenzhen [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2019, 50(S2): 176. DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2019.S2.032.
- [4] 王春华, 杨超, 方透明, 等. 基于“互联网+”的排水智慧化管理研究及应用成效[J]. *中国给水排水*, 2016, 32(12): 30. DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2016.12.007.
WANG Chunhua, YANG Chao, FANG Shiming, *et al.* Internet-based smart drainage management and application performance [J]. *China Water & Wastewater*, 2016, 32(12): 30. DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2016.12.007.
- [5] 林好斌, 滕良方, 奚卫红, 等. 宁波市城市排水智能化运行管理系统设计及应用[J]. *中国给水排水*, 2016, 32(15): 122. DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2016.15.026.
LIN Haobin, TENG Liangfang, XI Weihong, *et al.* Design and application of smart urban drainage operation and management system in Ningbo [J]. *China Water & Wastewater*, 2016, 32(15): 122. DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2016.15.026.
- [6] 张国占, 李钢, 张攀. 基于物联网的保定市智慧排水系统建设探讨[J]. *给水排水*, 2019, 55(8): 124. DOI: 10.13789/j.cnki.wwe1964.2019.08.024.
ZHANG Guozhan, LI Gang, ZHANG Pan. Discussion on the construction of wisdom drainage system in Baoding City based on internet of things [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2019, 55(8): 124. DOI: 10.13789/j.cnki.wwe1964.2019.08.024.
- [7] KERKEZ B, GRUDEN C, LEWIS M, *et al.* Smarter stormwater systems [J]. *Environmental Science & Technology*, 2016, 50: 7267. DOI: 10.1021/acs.est.5b05870.
- [8] NOLAN J R. Computer systems that learn: an empirical study of the effect of noise on the performance of three classification methods[J]. *Expert Systems with Applications*, 2002, 23(1): 39. DOI: 10.1016/S0957-4174(02)00026-X.
- [9] MOSELHI O, SHEHAB-ELDEEN T. Classification of defects in sewer pipes using neural networks [J]. *Journal of Infrastructure Systems*, 2000, 6(3): 97. DOI: 10.1061/(ASCE)1076-0342(2000)6:3(97).
- [10] ZHANG C L, JIANG J, KAMEL M. Intrusion detection using hierarchical neural networks [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(6): 779. DOI: https://doi.org/10.1016/j.patrec.2004.09.045.
- [11] YANG M D, SU T C. Automated diagnosis of sewer pipe

- defects based on machine learning approaches [J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 35 (3) : 1327. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.08.013.
- [12] MYRANS J, EVERSON R, KAPELAN Z. Automated detection of faults in sewers using CCTV image sequences[J]. *Automation in Construction*, 2018, 95: 64. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.08.005.
- [13] XU Zuxin, YIN Hailong, LI Huaizheng. Quantification of non-stormwater flow entries into storm drains using a water balance approach[J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 487: 381. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2014.04.035.
- [14] MIAO Xiaobo, LV Mou, LIANG Fengchao, *et al.* Diagnose urban drainage network problem based on Internet of things and big data [J]. *MATEC Web of Conferences*, 2018. DOI: 10.1051/mateconf/201824602024.
- [15] Environmental Protection Agency. Investigation of inappropriate pollutant entries into storm drainage systems: a user's guide [R/OL]. [2021-06-14]. <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPDF.cgi/30003W8S.PDF?Dockkey=30003W8S.PDF>.
- [16] Environmental Protection Agency. Illicit discharge detection and elimination: a guidance manual for program development and technical assessments [R/OL]. [2021-06-14]. <https://nepis.epa.gov/Exe/ZyPDF.cgi/20017KFK.PDF?Dockkey=20017KFK.PDF>.
- [17] KRACHT O, GUJER W. Quantification of infiltration into sewers based on time series of pollutant loads [J]. *Water Science & Technology*, 2005, 52 (3) : 209. DOI: 10.2166/wst.2005.0078.
- [18] SHELTON J M, KIM L, FANG J, *et al.* Assessing the severity of rainfall derived infiltration and inflow and sewer deterioration based on the flux stability of sewage markers[J]. *Water Science & Technology*, 2011, 45 (20) : 8683. DOI: 10.1021/es2019115.
- [19] HOUHOU J, LARTIGES B S, FRANCE-LANORD C, *et al.* Isotopic tracing of clear water sources in an urban sewer: a combined water and dissolved sulfate stable isotope approach [J]. *Water Research*, 2010, 44 (1) : 256. DOI: 10.1016/j.watres.2009.09.024.
- [20] TRAN N H, HU Jiangyong, LI Jinhua, *et al.* Suitability of artificial sweeteners as indicators of raw wastewater contamination in surface water and groundwater [J]. *Water Research*, 2014, 48:443. DOI:10.1016/j.watres.2013.09.053.
- [21] XU Zuxin, WANG Lingling, YIN Hailong, *et al.* Source apportionment of non-storm water entries into storm drains using marker species: modeling approach and verification [J]. *Ecological Indicators*, 2016, 61: 546. DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.10.006.
- [22] 徐祖信, 王诗婧, 尹海龙, 等. 基于节点水质监测的污水管网破损位置判定方法[J]. *中国环境科学*, 2016, 36(12): 3678. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6923.2016.12.020.
- XU Zuxin, WANG Shijing, YIN Hailong, *et al.* Locating the sewer network defect based on marker investigation at pipe manholes [J]. *China Environmental Science*, 2016, 36 (12) : 3678. DOI: 10.3969/j.issn.1000-6923.2016.12.020.
- [23] 徐祖信, 王诗婧, 尹海龙, 等. 污水管网中雨水混接来源的高效诊断方法[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(3): 384. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.2017.03.012.
- XU Zuxin, WANG Shijing, YIN Hailong, *et al.* Cost-effective locating inappropriate rainfall inflow into urban sewer network [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2017, 45 (3): 384. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.2017.03.012.
- [24] Environmental Protection Agency. Storm water management model user's manual version 5.1 [R/OL]. [2021-06-14]. https://www.epa.gov/sites/production/files/2019-02/documents/epaswmm5_1_manual_master_8-2-15.pdf.
- [25] RIANO-BRICENO G, BARREIRO-GOMEZ J, RAMIREZ-JAIME A, *et al.* MatSWMM - An open-source toolbox for designing real-time control of urban drainage systems [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 83: 143. DOI: 10.1016/j.envsoft.2016.05.009.
- [26] MCDONNELL B E, RATLIFF K, TRYBY M E, *et al.* PySWMM: the Python interface to stormwater management model (SWMM) [J]. *The Journal of Open Source Software*, 2020, 15(52): 2292. DOI: 10.21105/joss.02292.
- [27] ZHAO Zhichao, YIN Hailong, XU Zuxin, *et al.* Pin-pointing groundwater infiltration into urban sewers using chemical tracer in conjunction with physically based optimization model [J]. *Water Research*, 2020, 175: 115689. DOI: 10.1016/j.watres.2020.115689.
- [28] 郑卓乐. 排水管道排放污染物贝叶斯统计算法-SWMM耦合溯源模型[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- ZHENG Zhuoyue. Bayesian statistical algorithm -SWMM coupled traceability model for sewer discharge pollutants [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [29] CHEN Yangbo, ZHOU Haolan, ZHANG Hui, *et al.* Urban flood risk warning under rapid urbanization [J]. *Environmental Research*, 2015, 139: 3. DOI: 10.1016/j.envres.2015.02.028.
- [30] ZHI Guozheng, LIAO Zhenliang, TIAN Wenchong, *et al.* A 3D dynamic visualization method coupled with an urban drainage model [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 577: 123988. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.123988.
- [31] 尹海龙, 林夷媛, 徐祖信, 等. 潮汐河网地区雨天黑臭治理数学模型研究[J]. *水动力学研究与进展*, 2020, 35(1): 113. DOI: 10.16076/j.cnki.cjhd.2020.01.017.
- YIN Hailong, LIN Yiyuan, XU Zuxin, *et al.* Mathematical model for wet-weather black-odorous water bodies treatment in tidal river network [J]. *Chinese Journal of Hydrodynamics*, 2020, 35(1):113. DOI: 10.16076/j.cnki.cjhd.2020.01.017.
- [32] YAN Jun, JIN Jiaming, CHEN Furong, *et al.* Urban flash flood forecast using support vector machine and numerical simulation [J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2018, 20 (1) : 221. DOI: 10.2166/hydro.2017.175.
- [33] HOSSEINI F S, CHOUBIN B, MOSAVI A, *et al.* Flash-

- flood hazard assessment using ensembles and Bayesian-based machine learning models: application of the simulated annealing feature selection method [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 711: 135161. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135161.
- [34] GEURTS P, ERNST D, WEHENKEL L. Extremely randomized trees [J]. *Machine Learning*, 2006, 63 (1) : 3. DOI: 10.1007/s10994-006-6226-1.
- [35] 赵志超. 基于Sobol算法的排水管网优化调控模型系统的开发与应用[D]. 上海: 同济大学, 2018.
ZHAO Zhichao. Development and application of Sobol algorithm based drainage network optimization and regulation model system[D]. Shanghai: Tongji University, 2018.
- [36] SADLER J M, GOODALL J L, BEHL M, *et al.* Leveraging open source software and parallel computing for model predictive control of urban drainage systems using EPA-SWMM5 [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2019, 120; 2. DOI: 10.1016/j.envsoft.2019.07.009.
- [37] 陈丰. 城市排水系统内涝与溢流控制性能评价与优化研究[D]. 北京: 清华大学, 2016.
CHEN Feng. Research on evaluation and optimisation of flood and overflow control capacity of urban drainage system [D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [38] 白桦. 不确定条件下分流制城市排水系统优化设计方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2016.
BAI Hua. Research on the optimization design method of separated urban drainage system under uncertainty [D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [39] 片山恭介, 君岛和彦, 松井公一, 等. 雨水排水支援系统和支援方法: CN101387128[P]. 2009-03-18.
PIANSHAN G J, JUNDAO H Y, SONGJING G Y, *et al.* Stormwater drainage support systems and methods: CN101387128[P]. 2009-03-18.
- [40] DARSONO S, LABADIE J W. Neural-optimal control algorithm for real-time regulation of in-line storage in combined sewer systems [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2007, 22(9):1349. DOI: 10.1016/j.envsoft.2006.09.005.
- [41] ZHANG D, MARTINEZ N, LINDHOLM G, *et al.* Manage sewer in-line storage control using hydraulic model and recurrent neural network [J]. *Water Resources Management*, 2018, 32(6):2079. DOI:10.1007/s11269-018-1919-3.
- [42] ZHANG D, LINDHOLM G, RATNAWEERA H. Use long short-term memory to enhance internet of things for combined sewer overflow monitoring [J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 556: 409. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2017.11.018.
- [43] PHAM Q B, ABBA S I, USMAN A G, *et al.* Potential of hybrid data-intelligence algorithms for multi-station modelling of rainfall [J]. *Water Resources Management*, 2019, 33 (15) : 5067. DOI: 10.1007/s11269-019-02408-3.
- [44] CHIANG Y M, CHANG L C, TSAI M J, *et al.* Auto-control of pumping operations in sewerage systems by rule-based fuzzy neural networks [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(1):185. DOI: 10.5194/hess-15-185-2011.