

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2025.20.003

数据+模型“双驱动”的排水管网风险评估与预测体系

谷俊鹏¹, 刘静², 黄俊², 解斌¹, 余亚莉¹

(1. 深圳市光明区环境水务有限公司, 广东 深圳 518000; 2. 上海慧水科技有限公司, 上海 200090)

摘要: 排水管网是城市基础设施的重要组成部分,其安全运行对保障城市可持续发展具有关键作用。随着我国城市化进程的加速推进,排水管网系统承受着日益增长的运行压力,对风险评估和预测提出了更高的要求。为提高排水管网运维管理水平,发掘新质生产力,充分开发利用数据资源,提升风险管理与治理能力,提出数据+模型“双驱动”的城市排水管网风险评估与预测体系。通过融合物联网、大数据分析、模型仿真等先进技术,收集整理管网参数、运行状态、缺陷情况以及周边环境等信息,构建并训练机器学习模型,准确识别影响管网风险的关键因素,对未知风险进行预测,对治理方案进行比选和评估。研究结果表明,该体系的应用实现了排水管网运行状态的实时监控和风险预测,低风险预测模型的准确率可达94.6%,为实施预防性维护和调整运行策略、降低风险发生概率提供了有力保障,为城市排水管网的优化管理提供了科学依据。

关键词: 风险评估与预测; StormDesk; 极限梯度提升(XGBoost); 长短期记忆网络(LSTM)
中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2025)20-0017-08

Risk Assessment and Prediction System for Drainage Networks Driven by Data and Models

GU Jun-peng¹, LIU Jing², HUANG Jun², XIE Bin¹, YU Ya-li¹

(1. Shenzhen Guangming Water and Environment Co. Ltd., Shenzhen 518000, China;
2. Shanghai Huishui Technology Co. Ltd., Shanghai 200090, China)

Abstract: The drainage network is an important component of urban infrastructure, and its safe operation plays a crucial role in ensuring sustainable urban development. The rapid urbanization in China is placing increasing operational pressure on drainage network systems, thereby heightening the demand for effective risk assessment and prediction. In order to improve the operation and management level of drainage pipe networks, explore new quality productivity, fully develop and utilize data resources, enhance risk management and governance capabilities, a risk assessment and prediction system driven by data and models for urban drainage pipe networks is proposed. By integrating advanced technologies such as the Internet of Things, big data analysis, and model simulation, we collect and integrate information on pipeline parameters, operating status, defect conditions, and surrounding environment. Machine learning models are constructed and trained to accurately identify key factors influencing pipeline risks, predict potential risks, and compare and evaluate management strategies. The research results indicate that the application of this system has achieved real-time monitoring and risk prediction of the operational status of the drainage network. The accuracy of the low-risk prediction model can reach 94.6%, providing strong support for implementing preventive maintenance and adjusting operation strategies, reducing the

probability of risk events, and informing the optimization of urban drainage networks.

Key words: risk assessment and prediction; StormDesk; XGBoost; LSTM

排水管网是保障城市正常运行和民生服务的关键基础设施。由于排水管网设施的自然老化和资产管理经验不足,往往采用发生事故后应急处置的方式,社会不良舆情频发,这种被动模式不仅增加响应时间、提高响应成本,也使诱发积水内涝、污水外冒、地面坍塌等风险的管道结构性、功能性缺陷更加难以发现与预防^[1]。排水管网风险隐患排查是实施整治的前提与关键,是掌握排水管网运行情况最有效的手段,然而排查难度大、检测成本高,难以及时全面掌握管网的运行状态^[2]。传统的排水管网风险排查多依赖经验判断和周期性检测,难以应对复杂多变的环境和突发状况。可靠、准确的管网风险评估与预测,有助于管理部门对排水管道缺陷的准确分级、分批检测与修复,进而将管网事故被动应对变为主动预防,减少管网故障以及对社会环境的不良影响^[3]。因此,建立一套高效、准确的风险评估与预测体系尤为重要。

1 排水管网风险评估与预测体系建设必要性

1.1 管网风险管理存在的问题

随着城市化进程的加快以及管网使用年限的增长,管网缺陷的排查与风险管理问题逐渐显现。一是风险识别全面性不足,检测措施主要依赖QV、CCTV、声呐等技术,检测条件较为严苛,往往需要降低液位或清淤,成本较高,且数据整合存在困难,人工辅助解读工作量大,潜在风险因素易忽略。二是风险评估的准确性有待提高,由于数据缺失和模型不完善等,风险评估整体处在半定性、半定量层面,数据挖掘相对滞后,评估结果不够精确,多种评估模型均有其特定的适用范围和假设条件,需进行动态调整。三是排水管网风险预测机制尚未成熟,风险预测仍依赖经验判断,缺乏专业的预测模型和统一的评估标准,风险预测结果难以进行精确的量化分析,亟须建立融合信息化系统和模型系统的风险预测决策体系。

1.2 评估与预测体系的作用

2023年9月,习近平总书记提出新质生产力理论,要求整合科技创新资源,加快形成新质生产力。数字化转型、产业数字化将催生新质生产力,包括

新科技、新工艺、新要素、新产业和新业态^[4]。2023年12月,国家数据局等17部门联合印发《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》,提出数据作为关键生产要素的价值日益凸显,发挥数据要素报酬递增、低成本复用等特点发展新质生产力,对推动高质量发展具有重要意义。通过深度挖掘与利用数据资源,结合传统检测技术与现代物联网监测设备,可以获取大量动态数据进行风险分析;构建排水管网风险预测体系,有助于预测和应对潜在风险,为城市排水系统的优化与升级提供指导,促进排水管网运维的精细化与智能化,为城市发展决策提供支持。因此,建立一套科学、高效、便捷的排水管网风险评估与预测体系,将对预防潜在风险事件、确保水安全和水环境质量、提升城市风险管理与治理能力起到积极的促进作用。

2 数据+模型“双驱动”体系的构建

2.1 数据驱动模式

数据驱动的管网风险评估是一种成本较低、劳动效率和时间效率较高的方法^[5],数据收集与整合是基础,其质量直接影响风险评估的精准度。数据收集需涵盖排水管网的多个维度,此过程中须借助物联网传感器技术、卫星遥感技术、GIS地理信息系统,以及管网结构信息、维护历史记录、降雨量数据、地形地貌特征、土壤类型分布和人口密度等。数据整合需要解决数据异构性问题,对不同来源、不同格式的数据进行清洗、转换和融合。数据仓库技术是数据库技术的高级形式,能够提升数据的集中性、同构性和可用性,存储并管理大量结构化和非结构化数据,将数据转换为能支持决策的稳定数据集^[6]。通过数据整合,构建统一的数据视图,为后续的风险评估和预测提供坚实的数据基础。

机器学习是实现数据驱动的一种技术手段,选择合适的机器学习算法对于准确预测排水管网的风险至关重要。目前,应用效果较好的是人工神经网络(ANN)、决策树回归(DTR)、随机森林回归(RFR)、支持向量机回归(SVR)等。此外,极限梯度提升(XGBoost)也是当前流行算法之一,已被广泛用于诸多领域并取得显著成果^[7];长短期记忆网络

(LSTM)是一种时间循环神经网络,在深度学习算法中展现出较优的预测性能^[8]。当前主流算法在排水管网风险预测中的应用及特点见表1。

表1 当前主流算法在排水管网风险预测中的应用及特点

Tab.1 Application and characteristics of current mainstream algorithm in risk prediction of drainage network

算法	算法应用和主要特点
ANN	用于河流径流量、水位、流量预测以及水文预报等;数据处理能力强,可实现数据的深度分析与智能预测
DTR	用于水质监测、水量预测、洪水风险评估等;计算效率较高,解释性较好,在处理大量数据和需要高解释性的场景中更为适用
RFR	用于污水排放量预测、水生态文明评价等;学习、抗噪能力强,精度较高,整体表现好,处理非线性回归问题具有优势
SVR	用于水位流量预测、城市积水预警和预测模型等,具有小样本、非线性、高维模式识别等特点
XGBoost	用于液位、流量预测及风险评估等;泛化能力强,预测精度高,速度较快,处理非线性回归问题优势显著,对城市易涝积水的预测效果较好
LSTM	用于水质、液位、流量预测等;能有效处理和预测时间序列数据,液位预测精度高,稳定性和可靠性强

2.2 模型驱动模式

水力模型是通过数学方程和物理定律模拟水体流动规律的数值工具,主要用于描述城市排水管网系统中水流的运动状态、能量变化及物质输移过程。其本质是结合流体力学理论与工程实践的虚拟仿真系统,可预测流量、流速、水位、压力等关键参数的空间分布与时间演化。水力模型是排水管网运维中的核心工具,其基本方程主要有伯努利方程、连续性方程、动量方程、曼宁公式等。这些方程描述了流体质量守恒和动量守恒的物理规律,基于数学模型对排水管网进行管理,将排水管网作为一个系统考虑,开展水动力学模拟分析在解决排水管网问题上有着广泛的应用^[9]。

通过水力模型,可以实时了解管网运行的水力状况,分析管网负荷及溢流状态;同时还可以预测不同降雨及极端工况下管网的内涝溢流情况,辅助应急管理 with 优化调度。目前已有多类软件可供排水管网建模使用,如国外的SWMM、InfoWorks ICM、MIKE FLOOD、StormCAD等,以及国内的StormDesk、Digital Water等均可较好地模拟排水管网运行场景。水力模型是城市排水系统分析的物理内核,其准确

性依赖控制方程的科学性与数据的完备性。在智慧水务框架下,水力模型不断与大数据、AI技术深度融合,推动排水管网管理从“经验驱动”向“数据+模型‘双驱动’”范式升级。当前主流水力模型软件应用场景及特点见表2。

表2 当前主流水力模型软件的应用场景及特点

Tab.2 Application scenarios and characteristics of current mainstream hydraulic modeling software

建模软件	模型应用和主要特点
SWMM	用于城市管网、明渠等水力模拟;简单实用、操作方便,能模拟降雨径流和水质,得到不同时期的水量和水质变化
InfoWorks ICM	用于城市排水系统的模拟与分析,构建水力和水文模型;仿真功能较强,具有远程服务功能,能准确预测极端天气对系统的影响
MIKE FLOOD	用于构建城市内涝耦合模拟模型,可研究暴雨内涝过程;计算精度高、灵活性强,能充分反映地表水漫流、积水、退水过程
StormCAD	用于排水系统设计、雨水排放系统分析、降雨径流建模等;支持多数据平台,建模流程较短,分析计算能力较强
Digital Water	用于城市排水管网模拟、管网规划计算、管网布局和优化设计,预测和模拟运行情况等;全中文,可自动生成降雨过程线,支持多情景建模方案对比
StormDesk	用于城市排水系统的模拟和分析,特别适用于城市内涝防治和排水系统评估;全中文,操作简便,集成水文、水动力、水质仿真等多功能模块

2.3 架构设计与技术路线

在城市排水管网领域,构建多维度数据采集体系、挖掘数据潜在价值,对实现管网系统精准评估与科学预测具有重要意义。城市排水管网数据要素体系包含三个层级:①基础数据层,涵盖管网拓扑结构、管径及材质等静态属性数据,利用GIS系统实现空间数字化建模,同时为清淤、检测、工单等系统数据提供强大支持;②动态感知层,依托物联网传感器实时采集流量、液位、水质等运行参数,形成分钟级监测数据流;③环境关联层,通过整合气象预报、地表径流、城市热力图等外部数据,构建多源异构数据库。通过深度挖掘各层级有效数据,对结构化与非结构化数据进行标准化处理与数据清洗,建立具有时空关联性的数据立方体,为后续分析奠定基础。当前数据要素应用仍面临数据孤岛、实时性不足等挑战,探索数字孪生技术应用,构建虚实交互的管网仿真系统,是推动城市排水系统向智慧

化运维模式转型的重要举措。

以 GIS 系统、内窥检测系统、在线监测系统为底座构建数据中心,利用数据要素引擎和模型系统引擎分析排水管网状态,选取适用于排水管网风险评估的 XGBoost 算法、适用于液位预测的 LSTM 算法以及适用于内涝防治和排水系统评估的 StormDesk 水力模型软件辅助体系建设,评估管网健康风险、运行风险并开展预测。体系架构如图 1 所示。



图 1 数据+模型“双驱动”架构设计

Fig.1 “Dual-drive” architecture design with data+model

以数据+模型为“双驱动”,结合对排水系统的模拟仿真以及对静态数据的深度分析,实时评估排水系统健康程度和运行状态,定量分析管网现状问题,对其成因进行解析,明确现存风险并对其进行预测,最终分别输出管网健康风险、管网运行风险的评估及预测结果,技术路线见图 2。

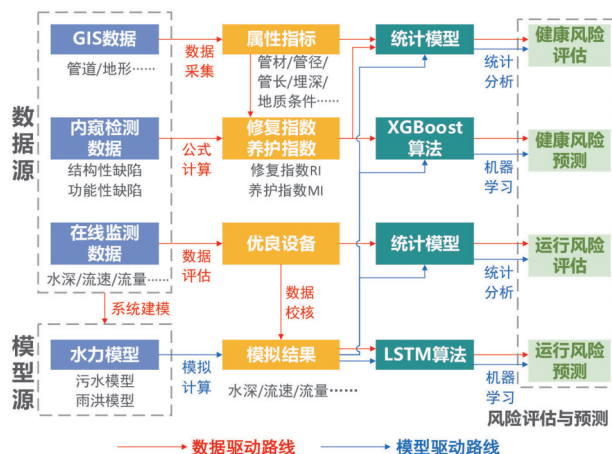


图 2 数据+模型“双驱动”技术路线

Fig.2 Roadmap for “dual-drive” technology with data+model

3 风险评估与预测的核心技术要点

3.1 数据驱动的风险评估与预测

① 健康风险评估

随着我国排水管网建设逐渐由新建向存量运维转型,对管网健康风险评价的需求日益凸显。为规范排水管道的检测与评估工作,住房和城乡建设部发布了《城镇排水管道检测与评估技术规范》(CJJ 181—2012),详尽阐述了排水管道内窥检测评估的方法论,明确了 1~4 级管道结构性缺陷、功能性缺陷的分类标准及判定依据。根据管道缺陷的类型、严重程度、数量以及潜在影响因素,设计了两个关键性指标——管道修复指数(RI)与养护指数(MI),用以量化评估管道修复或养护的紧迫程度。RI 和 MI 的计算数值越高,表明对管道进行修复或养护的需求越迫切。RI 和 MI 计算公式分别如下:

$$RI=0.7F+0.1K+0.05E+0.15T \quad (1)$$

$$MI=0.8G+0.05K+0.05E \quad (2)$$

式中: F 为管道结构性缺陷参数; K 为地区重要性指数; E 为管道重要性参数; T 为土质影响参数; G 为管道功能性缺陷参数。

排水管网 RI 和 MI 分级与修复建议见表 3。

表 3 RI、MI 指数的分级与修复建议

Tab.3 Grading and repair suggestions for RI and MI indices

管道状态等级	RI/MI	修复及养护建议
I	RI≤1	结构条件基本完好,不修复
	MI≤1	没有明显需要处理的缺陷
II	1<RI≤4	短期内不会发生破坏现象,但应制定修复计划
	1<MI≤4	没有立即进行处理的必要,但宜安排处理计划
III	4<RI≤7	短期内结构可能发生破坏,应尽快修复
	4<MI≤7	根据基础数据全面考虑,应尽快处理
IV	RI>7	结构已经发生或即将发生破坏,应立即修复
	MI>7	输水功能受到严重影响,应立即处理

② 基于 XGBoost 的健康风险预测

XGBoost 是一种在梯度提升框架下执行优化的分布式梯度提升机器学习算法,在捕捉空间异质性方面展现出卓越的预测能力,多被用于建模预测空间现象^[10]。采用 XGBoost 机器学习方法,可构建管道参数与健康风险之间的精确映射模型。该模型

以管道参数为输入特征,以样本的健康风险为预测目标,能够实现基于管道参数的健康风险预测。随着管道内窥检测工作的不断深入,所获取的数据量稳步增加,将进一步推动预测精度的持续提升。运用大数据模型,将机器学习与管网运维实际需求相结合,通过XGBoost技术建立“管网健康风险”与“管道静态属性”之间的紧密关联。在输入管道属性数据后,该方法能迅速输出预测的管道健康风险等级,显著提升运维工作的效率与精准度。XGBoost健康风险预测方法见图3。

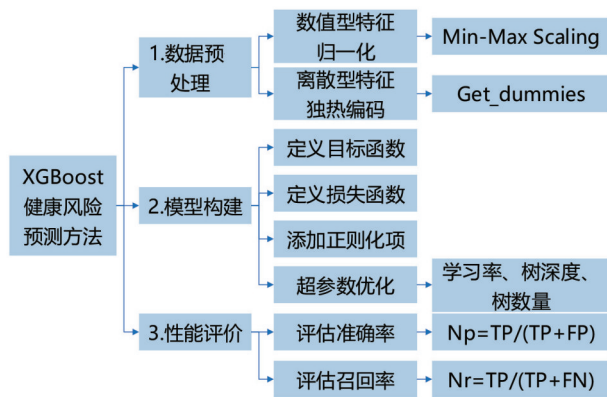


图3 XGBoost健康风险预测方法

Fig.3 XGBoost health risk prediction method

③ 基于LSTM的运行风险预测

LSTM是一种时间循环神经网络算法,适合处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件,对排水管网液位预测、冒溢预测等过程具有较高的预测精度^[11]。基于历史降雨和水位监测数据,利用LSTM对排水管网液位和路面积水深度进行预测,在传统仅以监测数据分析为技术手段的基础上,系统构建“水量/降雨-监测液位-预测液位”之间的映射关系,利用监测数据和模拟结果开展模型的训练工作。当暴雨预警信号发生时,自动触发预测模型,利用LSTM预测的液位数据和气象局提供的实时网格降雨预报数据,输出排水系统旱季冒溢和淤积预测结果、雨季内涝和溢流预测结果,为排水管网的稳定运行和风险管理提供科学依据。

3.2 模型驱动的风险评估与预测

① 运行风险评估

识别与评估排水管网运行风险对预防排水管网运行事故、保障城市安全具有重要意义^[12]。基于当前排水管网运行特点,分析包括淤积风险、溢流

风险以及内涝风险在内的多维度风险识别类型,可实现对管网常见运行风险的评估。排水管网中常见运行风险如表4所示。

表4 排水管网中常见运行风险

Tab.4 Common operational risks of drainage pipelines

运行风险类型	管道恶化的主要因素
管道淤积	养护不良、破损、倒塌、老化、偷排等
积水内涝	排水能力不足、道路硬化、河道顶托、地面高程和坡度等
污水冒溢	管道高水位、淤积堵塞、净化厂产能不足、河水倒灌等
地面坍塌	管道破损、水土流失、管道渗漏、外部荷载大、土质松散等
溢流污染	雨污错混接、厂前溢流、管道初雨污染、地表径流污染等

采用StormDesk软件构建水力模型,对系统运行风险进行评估。StormDesk融合各类数据构建离线模型,通过对识别出的问题进行反复校验,不断修正模拟结果。更新后的离线模型上传后将转为在线模型,实时处理管网运行数据并进行在线计算分析。运行过程中精度出现偏差时系统会立即发出警告,实现离线模型与在线模型的紧密协同与高效互动,这一机制同时为管网健康风险预测、运行风险预测提供了有力支持。StormDesk模型协同机制见图4。

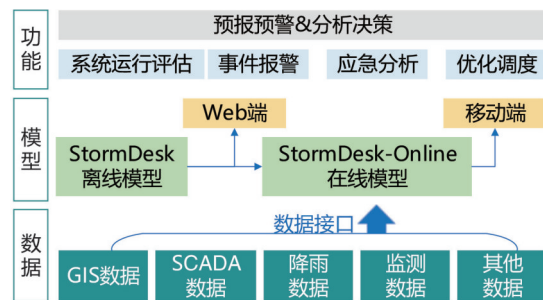


图4 StormDesk模型协同机制

Fig.4 StormDesk model collaboration mechanism

② 运行风险预测

利用在线监测数据辅助StormDesk模型计算,模拟排水系统的运行状态,包括管道内水深、流量和流速等,实时对比监测点位的监测数据和模拟结果并评估误差。在确保模型精度满足规范的前提下,结合水力模型和监测数据,预测排水系统旱季冒溢、淤积及雨季内涝、溢流等风险,通过构建动态风险一张图,指导运维人员提前开展风险防范工

作,提升风险防护能力。

4 应用案例

S市G区为生态型高新技术产业新城,排水管网总长7 300 km,通过数据+模型“双驱动”体系,运用GIS系统、内窥检测系统、在线监测系统、StormDesk水力模型软件、XGBoost算法、LSTM算法等工具对全区排水管网健康风险、运行风险开展评估及预测。

4.1 健康风险评估

通过整合管道结构性、功能性缺陷数据,计算RI和MI并统计管道状态等级(I~IV);分析管道参数(管材、管径、埋深等)在结构性缺陷上的倾向性,实现以管道结构性缺陷为主要评价因子,兼顾管道属性、功能性缺陷和水力状态影响的健康风险综合评估,RI、MI计算结果与缺陷分布见图5,MI、RI与管道状态等级统计结果见图6。



图5 RI、MI计算结果与缺陷分布

Fig.5 Calculation results of RI and MI and defect distribution

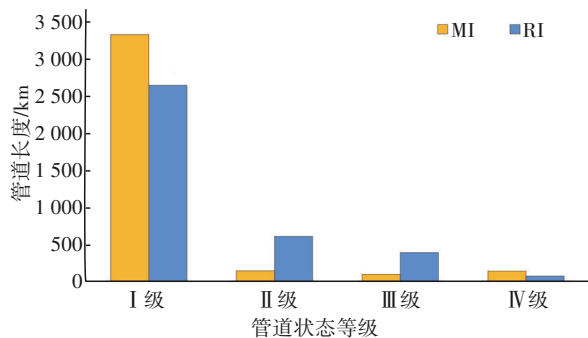


图6 MI、RI与管道状态等级统计结果

Fig.6 Statistical results of MI, RI values and pipeline status levels

结果显示,应尽快开展管道养护或修复的管长占比约9.2%。通过科学评估,可有效降低因排水管网缺陷而导致的日常运维成本,减小地面坍塌隐

患和应急处置成本。此外,通过评估体系精确识别管网健康风险区域及风险点,辅助制定精细化巡查、检测、清淤和维修等计划,优化运营资源配置。

4.2 健康风险预测

基于XGBoost算法对14 654条管道样本的数据测试集开展预测,结果显示,11 310条管道(占比77.18%)为低风险,3 344条管道(占比22.82%)为中高风险。针对低风险样本,预测准确率达到94.6%,召回率达到79.1%,说明大多数低风险管道状态能够被较为精准地识别和预测。

在处理少数但关键的中高风险样本时,算法的表现则具有一定挑战性,但仍能达到14.9%的预测准确率,且召回率达到45.1%。虽然预测准确率较低,但考虑到中高风险样本的稀缺性和关键性,其结果已展示出模型具有较好的泛化能力和识别潜力。

在实际应用中,基于预测结果的管道运维策略应更具针对性,特别是对于被标记为高风险的管道,优先安排检测与维修措施,可大幅提升运维效率。与传统的全覆盖式CCTV检测相比,基于风险优先级的策略不仅能够减少资源浪费,还能提升高风险管道检测和修复的效益,实现目标导向的资源分配与优化。

4.3 运行风险评估

基于水力模型和监测数据,通过对排水系统的在线模拟仿真,结合对监测数据的自动分析,实时评估管网系统运行状态,包括管道荷载、管道流速分布等。基于长期管网流速监测数据,建立管网液位包络线。根据历史数据形成的包络线与实际监测数据和模拟结果对比,分析以往风险原因或预测未来的液位变化,支撑管养或改造优先级决策。通过包络线的应用,排水管网监测系统可实现从被动响应到主动预防的转变,提升城市韧性并降低运维成本。

利用模型进行实时误差分析与上下游数据相关分析,侦测管网运行中的异常事件。通过模拟实测误差的变化,还可构建不同监测设备之间数据的相关关系,当发生异常时,系统通过实时模拟和数据分析,预判管网中的异常事件。通过在线水力模型模拟,解决了传统排水系统运营基于静态数据和经验判断难以实时反映系统动态变化的痛点,实现对排水系统运行风险的动态评估,精准掌握排水系

统的运行状态和需求变化,提高了系统的整体运行效率。

4.4 运行风险预测

通过数据+模型“双驱动”的方式开展内涝风险评估与预测,一方面可基于水力模型,在发布降雨预警信号后,利用降雨和潮位数据驱动模型计算并预测未来可能发生的河道漫堤风险及内涝积水风险,协助相关人员提前做好部署。对于超标准降雨下可能发生的一些极端或特殊工况险情,还可以利用水力模型进行预测评估。另一方面利用LSTM算法对监测数据和水力模型生成的数据开展预测模型训练,构建“水量/降雨-监测液位-预测液位”之间的映射关系。当暴雨预警信号发生时触发预测模型,根据降雨量或在线监测数据预测管道液位,输出各“风险点”的冒溢及积水概率,为排水防涝工作提供辅助支持。

5 体系应用效益

① 评估预测效益明显

利用物联网、大数据和水力模型技术,做到了精准定位缺陷区域;通过监测数据质量评估和实时侦测,提高了数据应用效率,弥补了监测数据在预测未来极端情况方面的不足;通过模型训练实现了合理预测,针对低风险样本,健康风险预测准确率可达94.6%,运行风险预测值与监测值趋势高度适应。

② 具备财务可行性

通过数据要素的整合和应用,发现潜在的成本节约空间,将停止的外委服务项目或劳务人员节约资金和对外提供服务所产生的额外收益作为资金流入,将数据收集和监测设备成本、模型开发与维护费、培训与运营费等作为现金流出,计算得出2020年—2024年项目持续期间财务净现值为101.74万元($i_c=6%$),静态投资回收期仅3年左右。

③ 决策支撑成效显著

通过数据的实时监测和风险精准预测,合理规划管理范围与工作频次,2020年—2024年设施巡查、管道清淤、溯源检测等主营业务成本降低约16%,维修改造资源相对可得到更多的投入(见表5);精准预测体系的运用,问题自主发现率提升约22%,应急响应及时率提升约35%,有效保障了排水系统的稳定运行(见表6)。

表5 外委服务费用占主营业务成本比例

Tab.5 Proportion of outsourcing service fees to the main business cost %

项目	设施巡查	管道清淤	维修改造	溯源检测	合计
2020年	9.01	17.20	12.20	7.50	45.91
2021年	7.58	15.60	15.50	5.50	44.18
2022年	0.00	10.50	18.10	4.00	32.60
2023年	0.00	8.50	21.50	1.00	31.00
2024年	0.00	6.65	22.80	0.50	29.95
变动值	-9.01	-10.55	10.60	-7.00	-15.96

表6 2020年—2024年主要业务提质增效情况

Tab.6 Main business quality and efficiency improvement from 2020 to 2024 %

项目	应急响应及时率	问题自主发现率	检测全覆盖率	清淤全覆盖率
2020年	65.00	58.90	25.30	39.50
2021年	72.89	62.40	52.40	64.50
2022年	89.50	65.20	69.40	72.30
2023年	95.50	72.50	75.90	85.50
2024年	99.90	81.10	85.50	90.10
变动值	34.90	22.20	60.20	50.60

④ 数据要素利用充分

通过广泛性的数据收集,使用GIS数据、在线监测数据和缺陷评估数据,实现对管网运行状态的全覆盖管理;结合水力模型,精准识别潜在的安全隐患和性能瓶颈,综合评估缺陷对管网运行的影响;在数据模拟环境中对管网进行各种优化调度实验,预警管网运行中可能出现的问题,实现数据要素利用价值最大化。

6 结论

为提高排水管网运维管理水平,以数据为基础,以模型算法为依托,运用StormDesk水力模型、XGBoost算法、LSTM算法建立了排水管网风险评估与预测体系,以实现排水管网系统风险的有效评估与预测。应用案例分析显示,通过建立数据+模型“双驱动”体系,可实现已排查风险的精确评估,低风险样本的预测准确率达94.6%。近5年来,应用区域排水管网的各项运维数据不断向好,主要业务提质增效指标稳步提升;外委服务费用占主营业务成本比例下降约16%,系统产生额外收益101.74万元。未来,应持续收集数据,对模型系统进行再训练和优化调整,不断适应管理新变化,为排水管网

风险评估与预测提供更加精准和高效的解决方案。

参考文献:

- [1] 范鹏辉,姜涛,牛超群,等. 基于液位监测及CNN-SVM的排水管网缺陷诊断[J]. 中国给水排水, 2023, 39(23):30-39.
FAN Penghui, JIANG Tao, NIU Chaoqun, *et al.* Fault diagnosis method of drainage network based on liquid level monitoring data and CNN-SVM[J]. *China Water & Wastewater*, 2023, 39(23):30-39(in Chinese).
- [2] 成浩科,张亚洁,张浩,等. 基于排水管网在线液位监测的管网运行状态诊断[J]. 中国给水排水, 2024, 40(10):107-113.
CHENG Haoke, ZHANG Yajie, ZHANG Hao, *et al.* Drainage network operation status diagnosis based on online liquid level monitoring [J]. *China Water & Wastewater*, 2024, 40(10):107-113(in Chinese).
- [3] 汪宙峰,李全喜,谢凯宇,等. 堆叠集成算法在城市地下排水管网风险评估中的应用[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(10):3719-3728.
WANG Zhoufeng, LI Quanxi, XIE Kaiyu, *et al.* Utilizing stacked integration algorithm for risk assessment of urban underground drainage networks[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2024, 24(10):3719-3728(in Chinese).
- [4] 周宏春. 以新质生产力推动我国实现碳达峰碳中和目标[J]. 阅江学刊, 2024, 16(5):47-55, 172.
ZHOU Hongchun. Promotion of China's carbon emissions peaking and neutrality through new quality productivity [J]. *Yuejiang Academic Journal*, 2024, 16(5):47-55, 172(in Chinese).
- [5] 李杉杉. 基于机器学习的市政管网运维风险评估[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2020.
LI Shanshan. Risk Assessment of Municipal Pipe Network Operation and Maintenance Based on Machine Learning [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020(in Chinese).
- [6] 朱思懿. 基于机器学习的供水目标成本智能管理研究——以Z水务企业为例[D]. 重庆:重庆理工大学, 2024.
ZHU Siyi. A study on Intelligent Management of Water Supply Target Cost Based on Machine Learning—Taking Z Water Utility Company as an Example [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2024(in Chinese).
- [7] 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 Li. Research on Rapid Prediction of Urban Flood Based on Urban Rainstorm Simulation and Machine Learning [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2022(in Chinese).
- [8] 姜奕圻. 基于多源数据融合的城市排水管网水质预测模型研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2022.
JIANG Yiqi. Research on Water Quality Prediction Model of Urban Sewer Networks Based on Multi-source Data Fusion [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022(in Chinese).
- [9] 陈世洋,苏小康,吴羽璇,等. 不同水力模型在管道排水能力评估中的适用性分析[J]. 中国防汛抗旱, 2024, 34(S1):6-10.
CHEN Shiyang, SU Xiaokang, WU Yuxuan, *et al.* Analysis of the applicability of different hydraulic models in pipeline drainage capacity assessment [J]. *China Flood & Drought Management*, 2024, 34(S1):6-10(in Chinese).
- [10] 王元庆,李佳玥,刘备,等. 基于XGBoost-SHAP方法的建设项目碳排放空间异质性分析[J]. 环境科学, 2025, 46(7):4090-4100.
WANG Yuanqing, LI Jiayue, LIU Bei, *et al.* Spatial heterogeneity of carbon emissions from construction projects based on XGBoost-SHAP [J]. *Environmental Science*, 2025, 46(7):4090-4100(in Chinese).
- [11] 俞焰,王莹璐,赵启涵. 城市排水管网动态监测预警及冒溢预测[J]. 中国给水排水, 2024, 40(17):123-130.
YU Yan, WANG Yinglu, ZHAO Qihan. Dynamic monitoring and early warning of urban drainage network and overflow prediction [J]. *China Water & Wastewater*, 2024, 40(17):123-130(in Chinese).
- [12] 张莹. 城市排水管网运行风险评估研究进展[J]. 城市道桥与防洪, 2022(6):104-109, 174.
ZHANG Ying. Study on risk assessment in operation of urban drainage network [J]. *Urban Roads Bridges & Flood Control*, 2022(6):104-109, 174(in Chinese).

作者简介:谷俊鹏(1986-),男,吉林省吉林市人,本科,高级工程师,主要从事城市给排水管网管理与运维、城市防洪排涝管理、智慧水务系统建设等工作。

E-mail:71264288@qq.com

收稿日期:2024-11-07

修回日期:2025-05-06

(编辑:丁彩娟)