

城镇水系统研究与应用

周军, 柯臻玮, 霍广炼, 等. 基于水力模型耦合机器学习的城市污水主管风险评估[J]. 净水技术, 2024, 43(11): 132-140.

ZHOU J, KE Z W, HUO G L, et al. Risk evaluation of urban sewage mains based on coupling of hydraulic model and machine learning [J]. Water Purification Technology, 2024, 43(11): 132-140.

基于水力模型耦合机器学习的城市污水主管风险评估

周军¹, 柯臻玮¹, 霍广炼¹, 周午阳², 朱世泰², 王广华^{2,*}

(1. 广州市城市排水有限公司, 广东广州 510308; 2. 广州市市政工程设计研究总院有限公司, 广东广州 510060)

摘要 污水主管承担了主要的污水转输任务, 失效后对环境影响大, 为保障污水系统安全稳定运行, 需要开展污水主管风险评估。以广州市中心城区的污水主管为研究对象, 基于最新的管网现状结构数据和运行数据, 耦合使用机器学习、水力模型等多种方法用于评估, 简化用于评价的数据种类, 筛选出 7 类指标作为风险评估指标, 找出“高风险”污水主管, 采用增设连通管等方法降低风险。结果表明: 机器学习模型“非高风险”管段预测精度为 96.84%, “高风险”管段预测精度为 85.95%, 可认为模型精度满足使用要求; 与改造前的管段进行对比, 有 88.92% 的“高风险”管段转变为“非高风险”管段, 保障了污水主管的安全运行。

关键词 污水主管 风险评估 机器学习 水力模型 运行安全

中图分类号: TU992 文献标识码: A 文章编号: 1009-0177(2024)11-0132-09

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2024.11.017

Risk Evaluation of Urban Sewage Mains Based on Coupling of Hydraulic Model and Machine Learning

ZHOU Jun¹, KE Zhenwei¹, HUO Guanglian¹, ZHOU Wuyang², ZHU Shitai², WANG Guanghua^{2,*}

(1. Guangzhou Urban Drainage Co., Ltd., Guangzhou 510308, China;

2. Guangzhou Municipal Engineering Design & Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510060, China)

Abstract The sewage mains undertake the main task of sewage diversion, which has a great impact on the environment after the failure. In order to ensure the safe and stable operation of sewage pipe network, it is necessary to carry out the risk assessment of sewage main pipe. The main sewage pipe in the central urban area of Guangzhou was taken as the research object, various methods such as machine learning and hydraulic model were coupled. The latest structural data and operation data of the pipe network were utilized, and the types of data used for assessment were simplified. Seven types of indices were selected as risk assessment indices, and "high risk" main sewage pipes were identified, and methods such as adding connecting pipes were adopted to low the risks. The results showed that the prediction accuracy of the machine learning model was 96.84% for the "non-high risk" section and 85.95% for the "high risk" section, which could be considered to meet the requirements of use. Compared with the pipe before the connection, 88.92% of the "high risk" pipe section was transformed into a "non-high risk" pipe section, so as to ensure the safe operation of the sewage main pipe.

Keywords sewage main risk assessment machine learning hydraulic model safe operation

[收稿日期] 2024-02-27

[基金项目] 广东省水利科技创新项目(2020-34); 广东省建设科技项目(2023-K4-130852)

[作者简介] 周军(1978—), 男, 硕士, 研究方向为市政排水系统运行管理及优化, E-mail: 18817876285@163.com。

[通信作者] 王广华(1976—), 男, 博士, 主要从事城市水环境治理、水力模型、内涝防治与智慧水务等工程设计与技术研究, E-mail: 75302423@qq.com。

城镇污水系统对城市水污染控制和水环境改善发挥着关键的作用^[1]。广州市中心城区污水处理工作的重点已经由设施建设转为设施管理、系统提质增效^[2]。现状污水溢流主要是管道、设备检修或故障造成,但污水管网服务范围广、规模大、系统复杂而又缺乏合理的连通通道,导致污水系统事故时无法及时发现,被动应急,处置效率低下,严重制约了污水系统安全运行,甚至影响城市正常运行。因此,需要定期对污水系统的风险进行评估,识别系统潜在运行风险,依据风险程度制定更精准主动的维护策略^[3-4]。

目前,国内外学者们对污水干管进行风险评估的方法主要包括层次分析法、模糊集理论、贝叶斯网络等,常用的指标包括管材、埋深、管龄、污水类型、管长等,尚没有通用的指标,需要结合排水管网的属地特点、工程建设特点、资料齐全度、指标与风险的关联性等因素筛选出主要指标^[1]。谢震方^[5]针对上海中心城区污水干线总管系统,从发生风险的可能性和风险发生后的影响两方面开展评估工作,分别选取了 17 项定性指标和 8 项定量指标,加权求和并逐阶向上归并,最终可得到污水干管评估管段的综合分数,该分数越大则风险越大。张文俊等^[6]利用层次分析法,遴选了 7 个方面的评估指标,给出了计算评估指标组合权重的方法,用于后期污水管道运行风险评估。Anbari 等^[7]以伊朗某污水管道为例,采用贝叶斯网络计算管道失效概率,并采用加权平均法计算失效后果,用于管道检查的优先级排序。Hawari 等^[8]基于模糊集理论和证据推理,结合模糊分析网络过程和蒙特卡罗模拟,建立了重力和加压排污管道状态评估模型。近年来,逐渐有学者将机器学习法用于排水管网运行风险评估,机器学习是使用算法解析数据并学习,对未知事物做出决定或预测的学科,一些常用的排水管网风险评估方法包括灰色关联度、支持向量机 (support vector machines, SVM)、随机森林、BP 神经网络、层次分析法等^[9]。李杉杉^[10]基于苏州某园区管网基地数据,构建了基于逻辑回归法和随机森林法的两种学习模型,得到了管段失效风险概率。喻谦花等^[11]以内涝典型易发区河南省开封市主城区为例,应用灰色关联度和 SVM 方法,构建基于降水因子和历史积水+降水因子的内涝评估模型。Yan 等^[12]在杭州 4.5 km² 的金龙河流域建立了 2 个 SVM 模型,分别预测

洪水预警和最大洪水深度。SVM 突出的优点在于:第一,同其他机器学习方法相比,SVM 具有完备的理论推导;第二,SVM 综合考虑了经验风险值和置信范围值,极大地提高了算法的泛化性能;第三,SVM 算法为一个凸二次规划问题,能保证全局最优解的出现;第四,SVM 通过引入核函数,学习的效率只与训练样本的数目有关,避免了算法维数灾难问题。由于以上种种优点,使得 SVM 方法正符合污水干管运行风险评价的需求。

排水管网水力模型是指将管网物理属性数据、地理信息系统与圣维南方程组、曼宁公式等一系列相关联的水文学、水力学的理论公式抽象出的数学模型。因为水力模型能够较好地进行污水干管水力情况运行模拟和展示,有些学者将其用于排水管道风险评估中:Zhang 等^[13]结合了水力模型和神经网络,对挪威德拉门市的下水道进行控制管理,得出长短期记忆神经网络在时间序列预测方面具有卓越的能力;马晴晴等^[4]基于水力模型模拟结果与管网测绘数据构建了包含排水能力指标与工程属性指标的多层次评价指标体系,运用改进层次分析法对指标计算权重,利用逼近理想排序法进行信息融合,进而评价雨水管网健康度。

综上所述,国内尚没有形成全面的污水干管风险评估体系,将水力模型和机器学习法耦合应用于污水干管风险评估的相关报道较少。并且,针对海量性、多样性的污水管网数据难以找出清晰数学关系的难点,机器学习法解析数据并训练学习的能力能够规避这一问题。因此,本文以广州市中心城区污水干管系统为研究对象,建立中心城区污水干管水力模型,针对污水干管故障工况下的溢流风险及转输需求,利用机器学习方法和污水系统水力模型耦合使用,提出一种新型的污水干管系统的风险评价方法,将污水干管分为“高风险”和“非高风险”2 类。并据此提出流量转输需求,通过新建污水连通管实现污水系统的联网调度运行,大幅提高污水系统的运行韧性,减少由于主干管失效、泵站检修等故障工况下的溢流污染。

1 污水干管风险评估指标体系

1.1 技术手段

1.1.1 机器学习方法

本文采用 Python 软件构建 SVM 模型,SVM 是

在统计学习理论的基础上发展起来的新一代机器学习理论,核心在于利用支持向量所构成的超平面对不同样本进行分类^[14-15]。机器学习工作流程一般分为4步:①数据预处理;②训练模型;③模型评估;④预测(测试)新数据^[16]。首先将实测数据进行数据预处理,预处理方式为将拟进行机器学习的管段数据在地理信息系统中进行标记、定位,并关联所选取的风险评估指标,将各指标的评估分数进行赋值并进行标准化处理。然后,预处理后的数据输入 Python 软件,并选取 70%用于模型训练,得到初步的 SVM 模型,另外 30%的数据用于模型评估和修正模型参数。最后,得到可用于预测新数据的 SVM 模型。

1.1.2 水力模型

许多污水干管缺少实测的水力数据,且大面积布设流量、液位监测的投资和运行成本非常昂贵。而率定完成的污水干管水力模型可用于动态模拟得出各处污水干管的水力数据(液位、流量、超负荷状态等),用于下一步的污水干管风险评估,并可用于模拟增设连通管后的中心城区污水干管水力条件^[17-18]。

在研究中,利用 InfoWorks ICM 建模软件进行拓扑分析和水力建模,水力模型范围的管渠系统总平面如图 1 所示,水力模型的建模范围为 744.6 km²,



图 1 水力建模范围的污水系统

Fig. 1 Sewage System for Hydraulic Modeling Scope

用于建模的污水管网总长度为 948.49 km,以主干管为主,包含了少部分的次主干管。

该模型包含 13 个污水系统,率定工作在各个系统中分别进行。广州市城市排水有限公司在污水干管的大量特征点布置了在线水位计,因此可使用各污水系统中的实际监测水位作为依据,修正模型参数,然后将修正后的模型模拟水位数据与实际监测的水位数据进行对比,对差异较大的排水区域的模型参数进行校核、修正,直至模拟值与实际监测值的相似度满足要求,部分管段数据的对比结果如图 2 所示,该模型的模拟水位与特征点的实际监测值相似度可达 95%以上,可认为水力模型率定后的精度满足使用要求。

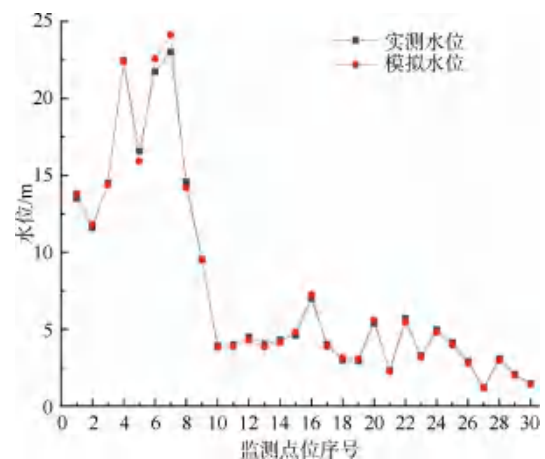


图 2 模拟水位与实际监测水位的对比

Fig. 2 Comparison of Simulated Water Levels with Actual Monitored Water Levels

1.2 研究方法

由于仅有少量污水干管具有水力监测数据,研究创新性地利用水力模型模拟得出污水干管的水力指标,并耦合机器学习法、数据统计分析、地理信息叠加技术等手段,对中心城区海量的污水干管开展综合性仿真模拟、风险评估研究。失效风险是指污水干管因结构性缺陷、功能性缺陷、流量超负荷导致污水泄漏和溢流的风险,因此与干管的物理因素、环境因素、水力条件均有关联。污水干管分为“高风险”和“非高风险”两类。“高风险”是指管道大概率存在结构性、功能性缺陷或者水量超负荷,失效后对周边社会环境影响程度大,应尽快采取管道修复、更新、增设连通管等应对措施;“非高风险”是指管道性状相对优良,周边环境影响程度低,水力条件较

好,发生故障概率较低,无需采取应对措施,采取常规检测养护即可。

从污水主管的相关指标中选取 7 个关键评估指标。①物理因素指标:管材、管径、埋深,这些指标与管道结构性或功能性缺陷有关,可能引发管道塌陷、堵塞、变形等故障。②环境因素指标:道路等级、地质灾害风险,指管道周边环境对管道的影响,可能引发管道断裂、接头漏水等故障,道路等级依据广州市路网红线图划分,分为干道、支路,污水主管若不在路网红线图内,则定义为“无道路”,地质灾害风险划分依据广州市地质灾害分布与易发区图,分为高易发区、中易发区、低易发区、不易发区,由于重点关注高易发区,将中易发区、低易发区、不易发区统称为“其他”。③水力条件指标:单日累计流量、超负荷状态,若流量过大或超负荷可能导致溢流

污染,其中水力条件指标来自 Infoworks ICM 所建立的水力模型运行结果,超负荷状态小于 1 时等同于充满度,超负荷状态等于 1 时表示水力坡度小于管道坡度,超负荷状态等于 2 时,表示水力坡度大于管道坡度。

机器学习和水力模型的耦合方式如图 3 所示,先调研部分实际管段的风险情况,筛选出高风险管段,对这部分管段关联 7 个风险评估指标,其中的水力条件指标由水力模型计算得出数据,将这部分管段的数据输入机器学习软件进行处理,利用 SVM 进行训练,建立 SVM 模型,再输入新的管网数据进行污水主管风险评估,筛选出高风险管段,在此基础上针对高风险管段提出相应的互联互通方法和其他应对方法,并对互联互通后的运行效果进行二次模拟和评估。

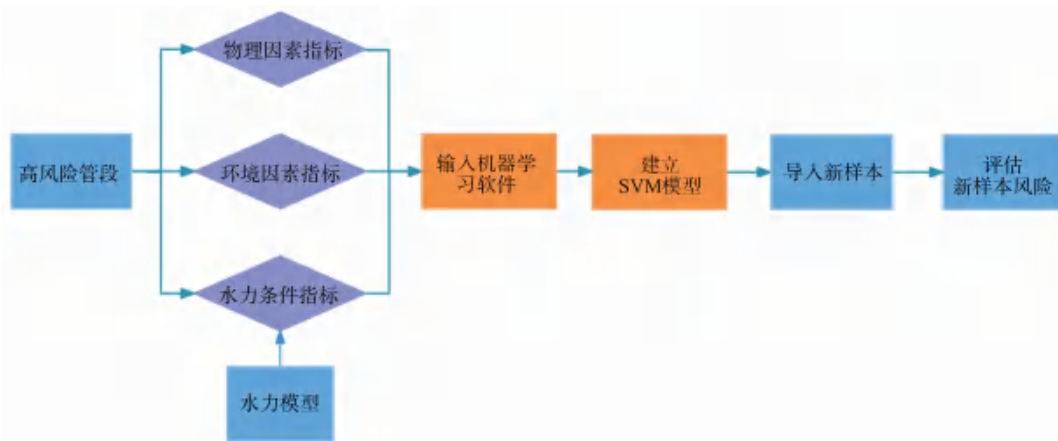


图 3 机器学习耦合水力模型的城市污水主管风险评估方法

Fig. 3 Risk Evaluation Method of Urban Sewage Mains Based on Coupling of Machine Learning and Hydraulic Model

2 风险评估指标的分级和赋分

基于中心城区污水处理系统上述 7 个风险评估指标的数据统计分析结果,计算方法如式(1)~式(3)。

$$a = \frac{L}{L_{\text{总}}} \times 100\% \quad (1)$$

$$b = \frac{S}{S_{\text{总}}} \times 100\% \quad (2)$$

$$c = \frac{a}{b} \times 100\% \quad (3)$$

其中: L ——风险评估指标的某一分类的修复管道长度, m ;

$L_{\text{总}}$ ——该风险评估指标所有分类的总体修复管道长度, m ;

S ——风险评估指标的某一分类的管道长度, m ;

$S_{\text{总}}$ ——该风险评估指标所有分类的总管道长度, m ;

a 、 b ——某一分类占所有分类的长度占比;

c ——相对比例。

对上述 7 个指标划分评估等级,通过对各风险评估指标多个分类的 c 值进行拟合,得到拟合曲线。最大的 c 值对应最高分 100,其他 c 值对应各风险等

级的评估分数通过拟合曲线进行计算得出,以管径指标下各风险等级的评估分数计算为例,如图4所示,拟合得出IV级~I级的评估分数分别为100、60、35、30。地质灾害风险中的“其他”的评估分数为3个地质灾害风险分区评估分数的算术平均值。

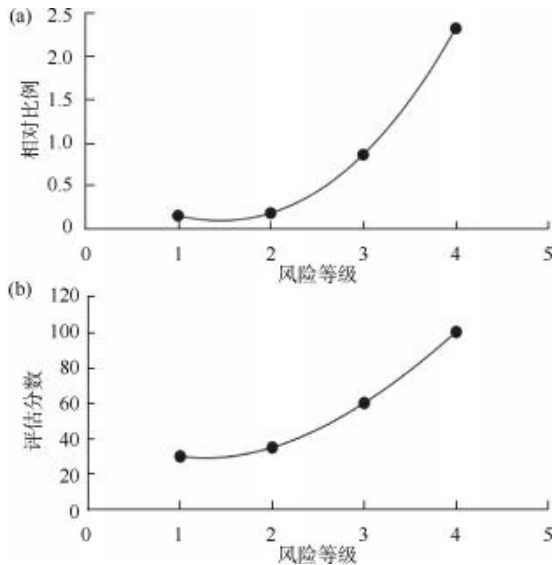


图4 拟合得出管径指标下各风险等级的评估分数

Fig. 4 Fitting Assessment Scores for Each Risk Level under Pipe Diameter Indicators

最终污水干管的失效风险评估指标明细如表1所示。各评估指标的评估分数越高代表污水干管失效的风险越大,按照表1对所有污水管段赋予评估分数,可用于下一阶段的机器学习建模和风险预测。

3 基于机器学习方法评估管段风险程度

3.1 污水干管风险情况调研和建模

经过对排水公司的污水干管一线运行管理记录和维修记录进行充分调研,梳理出多次发生破损或者冒溢等故障的管道,得到图5的“高风险”管段(标记为红色),即建设连通管前的“高风险”管段分布情况,“高风险”管段占比为3.07%。将这些管段在地理信息系统中进行标记、定位,如图5所示,将这些管段关联上述7个风险评估指标。同时,将各指标的评估分数进行赋值并进行标准化处理,将标准化处理后的各指标评估分数加和计算总评估分数,以此作为高低风险管段的评估依据。将70%的样本导入Python软件进行训练,30%的样本用于评估,建立关于污水干管风险评估的SVM模型。因数据量较大,本文中仅以部分管道数据进行举例,用于建立SVM模型的部分管道数据如表2所示,其中的“超负荷状态”和“累计流量”指标通过污水干管水

表1 污水干管失效评估指标明细

Tab. 1 Details of Assessment Indices for Failure Risk of Sewage Mains

评估指标	评价标准				
	I级	II级	III级	IV级	V级
管材	金属管	钢筋混凝土管	塑料管	玻璃钢夹砂管	-
评估分数	20	30	60	100	-
管径/mm	[1 500, ∞)	[300, 500)	[800, 1 500)	[500, 800)	-
评估分数	30	35	60	100	-
埋深/m	[0, 2)	[2, 4)	[4, 6)	[6, ∞)	-
评估分数	45	60	90	100	-
道路等级	干道	无道路	支路	-	-
评估分数	50	60	100	-	-
地质灾害风险	其他	高易发区	-	-	-
评估分数	45.89	100	-	-	-
单日累计流量/(m ³ ·d ⁻¹)	[0, 20 000)	[20 000, 50 000)	[50 000, 100 000)	[100 000, 200 000)	[200 000, ∞)
评估分数	10	[10, 25)	[25, 50)	[50, 100)	100
超负荷状态	[0, 1)	1	2	-	-
评估分数	[0, 80)	80	100	-	-

力模型计算得出,“调研风险”为从排水公司调研得

到的结论,SVM模型的计算结果如表3所示。

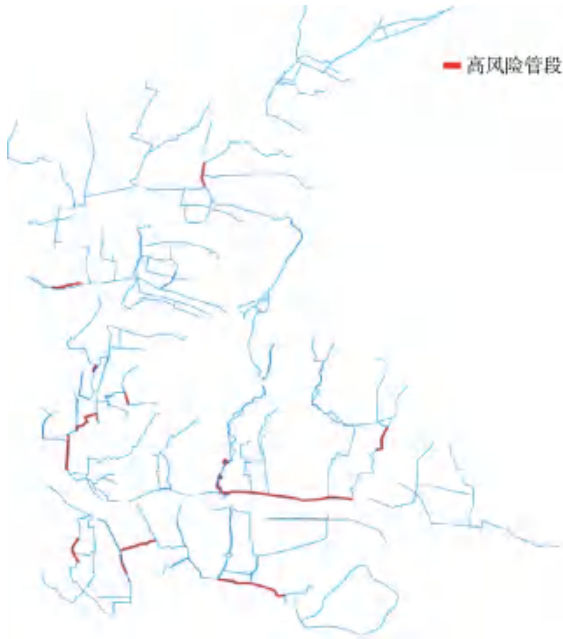


图5 调研得到的“高风险”管段分布
Fig. 5 Distribution of High Risk Pipe Sections by Investigation

3.2 机器学习结果

训练模型建立后,计算模型精度,经过统计可知,“非高风险”管段预测精度为 96.84%,“高风险”管段预测精度为 85.95%,可认为模型精度满足使用要求。后续可向建立的 SVM 模型导入中心城区其他污水干管的 7 项风险评估数据进行风险预测,得出其他管段的预测风险情况。

3.3 连通方案的提出

针对上述预测得出的“高风险”管段,分析影响管段失效风险的原因,对于水力条件为主要影响因素的管段,提出增设连通管的应对策略,并通过咨询专家意见,得出中心城区各系污水系统连通节点,拟新建的连通管如图 6 的红色线条所示,其中的 1~4 号连通管将作为案例用于连通前后的风险差异情况对比。连通管增设实施计划分为近期和远期两类。此外,基于上述分析,对于物理因素和环境因素为干管高风险主要影响因素的管段,将采取更新管材、位置迁改等应对策略。

表2 建立 SVM 模型的部分管段数据
Tab. 2 Partial Pipe Sections Data for SVM Modeling

序号	管材	评估分数 f_1	管径/mm	评估分数 f_2	埋深/m	评估分数 f_3	道路等级	评估分数 f_4
1	砼	30	3 000	30	2.81	60	干道	50
2	玻璃钢	100	2 500	30	1.71	45	支路	60
3	玻璃钢	100	2 500	30	1.62	45	干道	50
4	玻璃钢	100	2 500	30	1.66	45	干道	50
5	玻璃钢	100	2 200	30	1.67	45	干道	50

序号	地质风险	评估分数 f_5	超负荷状态	评估分数 f_6	累计流量/($m^3 \cdot d^{-1}$)	评估分数 f_7	调研风险
1	低风险	46	1	80	389 236.59	100	高风险
2	低风险	46	0.76	60.8	617 126.25	100	高风险
3	低风险	46	0.84	67.2	616 610.56	100	高风险
4	低风险	46	0.83	66.4	616 840.94	100	高风险
5	低风险	46	1	80	392 469.94	100	高风险

表3 SVM 模型模拟结果
Tab. 3 SVM Model Simulation Results

序号	实际风险	模拟风险	是否一致
1	高风险	高风险	是
2	高风险	高风险	是
3	高风险	高风险	是
4	高风险	高风险	是
5	高风险	低风险	否

3.4 连通后中心城区污水干管的管段风险预测

基于上述连通方案,搭建包含连通管的水力模型,并开展运行模拟,优化管段水力条件,降低运行水位偏高管段的水力负荷。然后将按照表 1 和表 2 的方式进行数据预处理,得到包含新搭建连通管的新样本。将新样本导入已建立的污水干管失效风险 SVM 模型,从而能够预测出中心城区的“高风险”管段分布,并与连通前的“高风险”情况进行对比,结果如图 7 所示。与图 5 对比可知“高风险”管段数



图6 中心城区污水干管现状管和连通管分布
Fig. 6 Distribution of Sewage Mains and Connecting Pipe in the Central Urban Area



图7 建设连通管后的“高风险”管段分布
Fig. 7 Distribution of High Risk Pipe Sections after Construction of Connecting Pipes

量明显减少,经过统计,整个中心城区污水干管有88.92%的“高风险”管段转变为“非高风险”管段,

由此可知在中心城区建设如图6所示的连通管能够较好地提高污水干管运行的安全性。

通过观察增设1~4号连通管后的污水干管风险变化情况,可知增加1~3号连通管后,与之相连的现状管完全从“高风险”管段转变为“非高风险”管段;增设4号连通管后,与之相连的现状管中也有大部分管段的失效风险显著降低。以2号连通管为例,该管主要用于分担上游泵站的传输流量,因为该管为压力管,故不分析液位变化。如图8所示,经水力模型模拟,在增设2号连通管后,与之相连的现状管的输送流量平均下降 $2.25\text{ m}^3/\text{s}$ 。

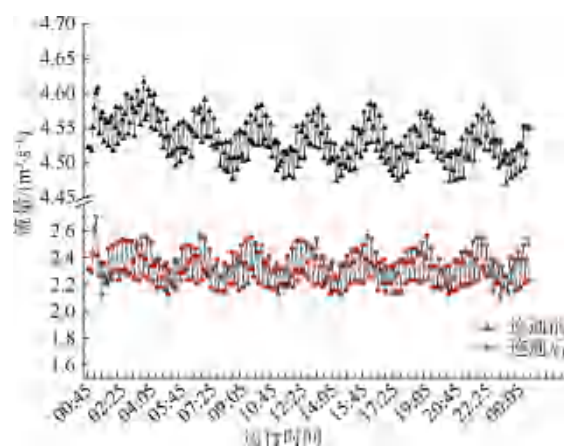


图8 建设连通管前后的流量变化
Fig. 8 Changes of Water Flow before and after Construction of Connecting Pipes

4 结论与建议

(1)基于机器学习和水力模型耦合的方法,基于数据分析得出7个评估指标,利用实际调研的污水干管风险情况建立了广州市中心城区污水干管风险情况的SVM模型,模型“非高风险”管段预测精度为96.84%，“高风险”管段预测精度为85.95%，可用于预测污水干管的风险情况,并根据影响高风险的具体因素给出应对策略。

(2)对于干管水力条件为高风险主要影响因素的管段,利用水力模型进行工况模拟,并结合专家意见提出新建联通管的方案,合理分配水量,将建设联通管之后的样本输入SVM模型进行评估,有88.92%的“高风险”管段转变为“非高风险”管段。模拟结果的精确性与输入数据的质量高度相关,因此,研发行之有效的数据预处理方式和机器学习模型将为排水事业高质量发展带来新的提升路径。

(3)本文针对污水干管系统的研究方法具有普

遍适用性,下一步可尝试对完整的城镇排水系统进行运行风险评价,为管道体检及养护、修复项目提供科学依据。

参考文献

- [1] 杨利伟,邢雯雯,张莉平,等. 基于 GA 优化 BP 神经网络模型的污水管道系统健康状况评估 [J]. 给水排水, 2021, 47(9): 123-131.
YANG L W, XING W W, ZHANG L P, et al. Evaluation of the health status of sewage pipeline system based on GA optimized BP neural network model[J]. Water & Wastewater Engineering, 2021, 47(9): 123-131.
- [2] 朱世泰,申丽芬,王广华. 广州市中心城区污水处理厂进水水质分布规律研究[J]. 中国给水排水, 2022, 38(19): 49-53.
ZHU S T, SHEN L F, WANG G H. Distribution of influent quality of sewage treatment plants in Guangzhou City center[J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(19): 49-53.
- [3] 范江. 排水管网健康度动态维护系统建设研究[J]. 城市勘测, 2021(6): 153-156.
FAN J. Research on health condition dynamic maintenance system of drainage network [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2021(6): 153-156.
- [4] 马晴晴,吴珊,王昊,等. 雨水管网健康度评价与应用[J]. 水利水电技术(中英文), 2022, 53(3): 195-204.
MA Q Q, WU S, WANG H, et al. Health degree evaluation and application of rainwater pipe network[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(3): 195-204.
- [5] 谢震方. 城市污水干管运行风险评估方法指标体系与评估准则[J]. 净水技术, 2019, 38(6): 1-10.
XIE Z F. Indicator system and evaluation criterion for operation risk assessment method of urban sewage mains [J]. Water Purification Technology, 2019, 38(6): 1-10.
- [6] 张文俊,谢震方,黎雷. 城市污水干管运行风险评估指标体系[J]. 净水技术, 2019, 38(6): 112-117, 121.
ZHANG W J, XIE Z F, LI L. Assessment index system of operational risk for urban sewage mains [J]. Water Purification Technology, 2019, 38(6): 112-117, 121.
- [7] ANBARI M J, TABESH M, ROOZBAHANI A. Risk assessment model to prioritize sewer pipes inspection in wastewater collection networks [J]. Journal of Environmental Management, 2017, 190: 91-101. DOI:10.1016/j.jenvman.2016.12.052.
- [8] HAWARI A, ALKADOUR F, ELMASRY M, et al. Condition assessment model for sewer pipelines using fuzzy-based evidential reasoning [J]. Australian Journal of Civil Engineering, 2018, 16(1): 23-37.
- [9] 尹海龙,张惠瑾,徐祖信. 城市排水系统智慧决策技术研究综述[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(10): 1426-1434.
YIN H L, ZHANG H J, XU Z X. Review of intelligent decision-making technologies for urban drainage system [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2021, 49(10): 1426-1434.
- [10] 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 S S. Risk assessment of municipal pipe network operation and maintenance based on machine learning [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [11] 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, 99.
YU Q H, HUO J C, TONG Y Y. Research on waterlogging evaluation model of Kaifeng based on support vector machine [J]. Journal of Catastrophology, 2023, 38(3): 87-91, 99.
- [12] YAN J, JIN J, CHEN F, et al. Urban flash flood forecast using support vector machine and numerical simulation [J]. Journal of Hydroinformatics, 2018, 20(1): 221-231.
- [13] 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: 2079-2098. DOI: 10.1007/s11269-018-1919-3.
- [14] 芮栋妮,马燕燕,叶林. 机器学习方法在污水处理系统中的应用[J]. 环境工程, 2022, 40(6): 145-153.
RUI D N, MA Y Y, YE L. Application of machine learning methods in wastewater treatment systems [J]. Environmental Engineering, 2022, 40(6): 145-153.
- [15] KUS G I, ZWAAG S V D, BESSA M A. Sparse quantum Gaussian processes to counter the curse of dimensionality [J]. Quantum Machine Intelligence, 2021, 3(1): 6. DOI: 10.1007/s42484-020-00032-8.
- [16] 皇甫小留,王晶瑞,龙鑫隆,等. 机器学习在水处理系统中的应用[J]. 给水排水, 2022, 58(11): 153-165.
HUANGFU X L, WANG J R, LONG X L, et al. Application of machine learning in water treatment system [J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(11): 153-165.
- [17] 袁嵘,霍广炼,柯臻玮,等. 污水干管失效风险评估和解决策略——广州市沥滘和西朗污水系统案例[J]. 净水技术, 2023, 42(4): 137-143, 168.
YUAN R, HUO G L, KE Z W, et al. Failure risk assessment and solution strategy of main sewage pipes——Cases of Lijiao and Xilang sewage systems in Guangzhou [J]. Water Purification

Technology, 2023, 42(4): 137-143, 168.

- [18] 李文涛, 王广华, 周建华, 等. 信息化技术在城市排水运维管理中的应用案例 [J]. 中国市政工程, 2022(4): 41-43, 121-122.

LI W T, WANG G H, ZHOU J H, et al. Application case of information technology in urban drainage operation & maintenance management [J]. China Municipal Engineering, 2023(4): 41-43, 121-122.

(上接第 91 页)

- [17] CHEN S, CAI M Q, LIU Y Z, et al. Effects of water matrices on the degradation of naproxen by reactive radicals in the UV/peracetic acid process [J]. Water Research, 2019, 150: 153-161. DOI: 10.1016/j.watres.2018.11.044.
- [18] RIZZO L, AGOVINO T, NAHIM-GRANADOS S, et al. Tertiary treatment of urban wastewater by solar and UV-C driven advanced oxidation with peracetic acid: Effect on contaminants of emerging concern and antibiotic resistance [J]. Water Research, 2019, 149: 272-281. DOI: 10.1016/j.watres.2018.11.031.
- [19] 王广生, 付冬彬, 刘义青, 等. UV/NO₃⁻光化学降解水中的磺胺甲恶唑 [J]. 环境科学学报, 2020, 40(4): 1234-1241. WANG G S, FU D B, LIU Y Q, et al. U Photochemical degradation of sulfamethoxazole by UV/ NO₃⁻ in water [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2020, 40(4): 1234-1241.
- [20] 张李, 付永胜, 刘义青. Cu²⁺强化 UV 活化过氧乙酸降解水中的双氯芬酸 [J]. 中国环境科学, 2020, 40(12): 5260-5269. ZHANG L, FU Y S, LIU Y Q. Degradation of diclofenac in water by Cu²⁺ enhanced UV activation of peracetic acid [J]. China Environmental Science, 2020, 40(12): 5260-5269.
- [21] WANG L Q, ZHANG J Y, MENG Q L, et al. Removal of sulfamethazine using peracetic acid activated by Fe⁰ and UV: Efficiency and mechanism study [J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2021, 9(6): 106358. DOI: 10.1016/j.jece.2021.106358.
- [22] MCNEILL V F, GRANNAS A M, ABBATT J P D, et al. Organics in environmental ices: Sources, chemistry, and impacts [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2012, 12(20): 9653-9678.
- [23] 车紫嫣, 汪诗翔, 刘义青, 等. 紫外光解去除水中磺胺甲恶唑 [J]. 净水技术, 2023, 42(7): 104-109. CHE Z Y, WANG S X, LIU Y Q, et al. Ultraviolet photolysis process for sulfamethoxazole removal in water [J]. Water Purification Technology, 2023, 42(7): 104-109.
- [24] SHAH N S, HE X X, KHAN H M, et al. Efficient removal of endosulfan from aqueous solution by UV-C/peroxides: A comparative study [J]. Journal of Hazardous Materials, 2013,

263: 584-592. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2013.10.019.

- [25] LIU Y Q, HE X X, FU Y S, et al. Degradation kinetics and mechanism of oxytetracycline by hydroxyl radical-based advanced oxidation processes [J]. Chemical Engineering Journal, 2016, 284: 1317-1327. DOI: 10.1016/j.cej.2015.09.034.
- [26] GAO N Y, DENG Y, ZHAO D D. Ametryn degradation in the ultraviolet (UV) irradiation/hydrogen peroxide (H₂O₂) treatment [J]. Journal of Hazardous Materials, 2009, 164(2/3): 640-645. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2008.08.038.
- [27] MARK G, KORTH H G, SCHUCHMANN H P, et al. The photochemistry of aqueous nitrate ion revisited [J]. Journal of Photochemistry and Photobiology A: Chemistry, 1996, 101(2/3): 89-103. DOI: 10.1016/s1010-6030(96)04391-2.
- [28] KEEN O S, LOVE N G, LINDEN K G. The role of effluent nitrate in trace organic chemical oxidation during UV disinfection [J]. Water Research, 2012, 46(16): 5224-5234.
- [29] WU C L, LINDEN K G. Phototransformation of selected organophosphorus pesticides: Roles of hydroxyl and carbonate radicals [J]. Water Research, 2010, 44(12): 3585-3594.
- [30] DELL'ARCIPRETE M L, SOLER J M, SANTOS-JUANES L, et al. Reactivity of neonicotinoid insecticides with carbonate radicals [J]. Water Research, 2012, 46(11): 3479-3489.
- [31] LIU T C, YIN K, LIU C B, et al. The role of reactive oxygen species and carbonate radical in oxcarbazepine degradation via UV, UV/H₂O₂: Kinetics, mechanisms and toxicity evaluation [J]. Water Research, 2018, 147: 204-213. DOI: 10.1016/j.watres.2018.10.007.
- [32] WESTERJOFF P, MEZYK S P, COOPER W J, et al. Electron pulse radiolysis determination of hydroxyl radical rate constants with Suwannee River fulvic acid and other dissolved organic matter isolates [J]. Environmental Science & Technology, 2007, 41(13): 4640-4646.
- [33] STEP E N, TURRO N J, GANDE M E, et al. Mechanism of polymer stabilization by hindered-amine light stabilizers (HALS). Model investigations of the interaction of peroxy radicals with HALS amines and amino ethers [J]. Macromolecules, 1994, 27(9): 2529-2539.