

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2025.09.019

机理-数据驱动混合的合流制管道沉积物模拟研究

唐洋博¹, 李 玮¹, 李 翀¹, 黄 标², 范嘉雯²

(1. 长江经济带生态环境国家工程研究中心, 湖北 武汉 430014; 2. 宁波大学 土木工程
与地理环境学院, 浙江 宁波 315211)

摘 要: 管控管道沉积物已成为城市水环境治理的重要目标,而对管道沉积物的预测和模拟是管控的基础条件。为此,以机理-数据驱动混合的方式对合流制管道沉积物进行模拟,混合模型的均方误差(MSE)小于1%、平均绝对误差(MAE)为0.018 m、相关系数(R^2)为0.68,呈现出较好的模拟效果。混合模型总体计算效率较高,模拟10 d沉积层变化的用时为分钟级。混合模型一方面降低了机理模型对现场采样数据的依赖性,另一方面也弥补了数据驱动模型可解释性不足的缺点。

关键词: 合流制; 管道沉积物; 混合模拟; 数据驱动

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2025)09-0130-07

Mechanism and Data Driven Hybrid Simulation for Sediment Deposition in Combined Sewer System

TANG Yang-bo¹, LI Wei¹, LI Chong¹, HUANG Biao², FAN Jia-wen²

(1. *National Engineering Research Center of Eco-Environment in the Yangtze River Economic Belt*, Wuhan 430014, China; 2. *School of Civil & Environmental Engineering and Geography Science*, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: The management of pipeline sediment has emerged as a critical objective in urban water environment governance, with the prediction and simulation of sediment deposition serving as a fundamental prerequisite for effective control. Therefore, a mechanism and data driven hybrid method was employed to simulate the sediment deposition in the combined sewer system. The hybrid model demonstrated a mean square error (MSE) of less than 1%, a mean absolute error (MAE) of 0.018 m, and a correlation coefficient (R^2) of 0.68, indicating a satisfactory simulation performance. The hybrid model demonstrated high overall computational efficiency, with the simulation of 10-day sediment layer changes achievable at the minute-level timescale. The hybrid model not only alleviates the reliance of the mechanism model on field sampling data, but also compensates for the limited interpretability of data driven models.

Key words: combined sewer system; sewer sediment; hybrid simulation; data driven

沉积物一般随雨水、污水进入合流制系统。污水携带的颗粒物有机质成分较高,雨水径流冲刷地

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3203200); 中国长江三峡集团有限公司科研项目(NBWL202300013、NBWL202300014)

通信作者: 黄标 E-mail: huangbiao@nbu.edu.cn

表颗粒物进入管道,颗粒物以无机物为主。随着我国城市化进程的加快,城市下垫面硬化比例大幅提升,降雨径流携带大量地表颗粒进入合流制系统^[1]。运维不足、污水泵站设置及管道本身水力条件不佳等是导致沉积的因素,在固结作用下甚至发展为永久沉积层^[2]。沉积物对排水系统具有一系列负面影响,例如,沉积的有机质在管道内发生反应消耗碳源^[3],进而影响污水处理厂效能。在常规水质污染中合流制溢流污染的贡献率可占到50%~90%,而其中管道沉积物的贡献占比很大^[4]。淤积严重的区域还有可能出现污水冒溢甚至内涝现象^[5]。

沉积物运动可通过经验公式或数值模拟描述。经验公式的准确性很大程度取决于实验室或野外数据采集情况,但在城市尺度进行沉积物数据采集非常困难^[6]。关于沉积物数值模拟,SewerSedFoam模型、有限元计算流体力学模型(CFD-DEM)展示出较好的模拟潜力^[7-8],但模拟过程需消耗较多计算资源^[9];Liu等^[10]耦合水文模块、一维水动力和沉积物运动方程,定性分析沉积层影响下管道过流能力的变化;Regueiro-Picallo等^[11]基于热传导原理预测沉积物厚度的变化;Sun等^[12]通过遗传-后馈神经网络预测管道沉积物粗糙度,以提升建模精度。在数据驱动模型方面,人工神经网络(ANN)^[13]、多传感器数据融合^[14]、Runge Kutta优化器集成和优化混合算法^[15]用于沉积物输运预测,具有较好的精度,但对数据集外的情形具有不确定性。现有商业模型(例如InfoWorks ICM)在缺乏本地化参数修正的情况下,其可靠性有待进一步验证。

管控管道沉积物是城市水环境治理的重要目标,而对沉积预测和模拟是实现有效管控的基础条件,笔者创新性地提出机理-数据驱动混合的方式对合流制管道沉积物进行模拟,降低了对现场数据的依赖性,有利于将模型推广到城市排水系统尺度,具有重要的理论指导意义和工程应用前景。

1 研究方法

1.1 LSTM预测沉积物厚度

长短期记忆网络(LSTM)是一种时间循环神经网络,适用于处理和预测时间序列事件。基于LSTM神经网络预测合流制管道沉积物厚度可分为几个阶段,包含数据收集、数据标准化、模型设置、模型训练、沉积物厚度预测等。首先获取城市典型

建成区的排水管网系统基础数据、监测数据以及管网运维报告等。LSTM神经网络构建包括数据归一化、模块构建、参数设置及模型训练等。其中,通过数据标准化方式将数据集中到(0,1)范围内。神经网络模块结构的构建基于TensorFlow Sequential,主要包括LSTM层、Dropout层和Dense层,LSTM层用于归纳监测数据的时序变化特征,Dropout层用于加强模型的泛化能力,Dropout层与Dense层之间的连接为全连接层,经过Dense层提炼前述关键数据信息,整合输出液位、流量预测结果;LSTM中重复模块主要包括输入门、细胞状态、遗忘门、输出门,其激活函数包括sigmoid、tanh^[16];参数设置包括训练批次、训练代数、损失函数、学习率等。得到关键节点的流量时序预测结果后,结合曼宁公式反算液位,与LSTM预测的液位数据做差值,得到管道沉积层的厚度。

1.2 合流制管道沉积物机理模型

沉积物机理模型通过python对SWMM模型的改写实现,SWMM模型中SS模拟是沉积物模拟的基础条件。在已有SWMM模型中,SS浓度作为恒定值或者简化成一阶降解函数,没有充分考虑沉降和冲刷过程。本研究通过PySWMM和SWMM-API获取管道基础数据以及流速、流量和SS等数据,以单个管段建立控制单元,沉积物控制方程^[17]如下:

$$\rho_s \frac{\partial A_s}{\partial t} + \frac{\partial(AC)}{\partial t} + \frac{\partial(QC)}{\partial L} = 0 \quad (1)$$

式中: ρ_s 为SS密度; A_s 为沉积物层的截面积; A 为过流面积; C 为SS浓度; t 为时间; Q 为流量; L 为控制单元长度。

管道输运沉积物的能力计算公式如下:

$$C_v = \frac{0.32V}{\sqrt{gd_{50}(s-1)}} D^{*b} \left(\frac{d_{50}}{R}\right)^c f_m^d \quad (2)$$

式中: C_v 为管道输运沉积物的能力; g 为重力加速度; d_{50} 为颗粒物的中值粒径; s 为沉积物的相对密度; V 为管道的平均流速; R 为水力半径; D^* 为无量纲粒径; f_m 为摩阻系数;上标 a 、 b 、 c 、 d 为系数。

将管道内部的SS浓度与 C_v 进行比较,判断淤积、冲刷情形。当SWMM模型计算的SS浓度大于 C_v 时,表明管道内部的沉积物输运能力不足,会发生沉积;当SS浓度大于 C_v 时,表明管道内部的水流具备较高的冲刷能力,会发生侵蚀,并持续运输到后续的管道中,根据浓度差值和流量变化,可以得到

控制单元内的沉积物质量变化,从而可以得到按一定周期更新的沉积物厚度变化。

1.3 机理-数据驱动混合模型

在城市排水系统模拟方面,主要包括机理模型和数据驱动模型。机理模型主要用于描述排水系统中水和污染物的传输过程,水动力过程由圣维南方程组描述,水量和水质遵循质量守恒方程。其适用范围主要是拥有完整基础数据及监测数据的研究对象,其局限性主要是对数据质量要求较高以及建模周期较长。数据驱动模型主要通过简化排水系统物理输运过程为数据单元之间的连接关系和参数权重。其适用范围主要是具有较好规律性的对象,能够通过数据积累完成规律的总结,进而推求后续变化规律;其局限性主要是模型结果的可解释性较差,无法明确关键参数对结果的影响,难以预测超常规工况。本研究主要围绕沉积物厚度预测,采用了混合模型,优势体现在对机理的可解释性和对模型准确性的提升。具体来说,机理模型主要采用SWMM模型的水动力模块及SS水质模块,能够演算水动力及SS变化过程,具有很强的理论支持,确保模型的可信度;而数据驱动模型则帮助预测沉积层厚度发展情况,替代现场采集数据的方式提供大量的厚度数据,可以很好地用于校验沉积物输运能力方程,大大提升模型的精确度。

根据已有的研究,不同城市甚至不同区域的合流制管道沉积物性质差异较大,本地属性较强。然而机理模型构建过程中,C₁计算过程和本地沉积物属性有密切联系,所以在进行模拟时需要大量本地数据进行参数校准。但由于沉积物发展状态监测过程复杂且涉及到有限空间作业,实地测量难度较大。而液位、流量类的水力数据获取难度相对较低。当LSTM神经网络辅助预测沉积物厚度且经过校验之后,可以产出大量厚度数据,用于机理模型的校验和关键参数的调整,使得机理模型的结果更贴近于本地情况,率定验证完成后可将机理模型应用于更大范围的合流制系统,从而反映出目标片区的管道沉积情况。

本研究采用现场采样的方式对LSTM预测的沉积物厚度进行校准。用于率定验证的排水管道位于L市城北纳污片区,属于新河泵站下游的主干管网,对管道沉积物厚度进行详细的现场测量,采集的沉积物样本通过标准筛对其粒径组成进行分析。

2 结果与分析

研究区域位于L市典型排水片区,区域面积为2.6 km²,区域内人口约为1.77万人。片区末端为新河泵站,片区来水主要为旱季污水以及0.5 km²的雨季路面径流。机理-数据驱动混合的沉积物模拟主要在泵站下游的排水干管开展。

2.1 LSTM预测管道沉积层厚度

根据研究片区管网拓扑结构,收集上下游的关键节点监测数据用于预测目标点位的流量和液位数据,监测数据包括管网流量、管网液位、雨量计的时间序列数据(见图1),监测间隔为30 min,监测周期为2024年1月—6月,将上述数据用于LSTM模型的构建,数据总量为8 825组,其中80%作为训练数据,20%作为测试数据。

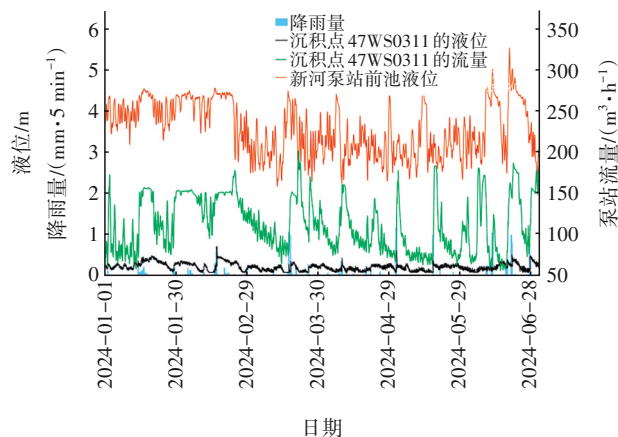


图1 液位、流量、降雨量等监测数据变化

Fig.1 Change in monitoring data including water level, flow rate and rain intensity

监测点位47WS0311的液位和流量呈现周期性变化,符合污染排放曲线呈现的规律,其中液位数据主要在0.1~0.4 m之间变化,流量在60~200 m³/h之间变化。根据雨量站的数据,监测时段内降雨量通常较小,每5 min的降雨量不高于1.2 mm,在降雨期间47WS0311点位通常会出现液位和流量的增加,这也反映出区域内部有部分雨水径流。泵站运行规则的设定主要根据液位变化,泵站启停和液位的变化率可以反映系统的流量变化过程,是对片区内部污水排放情况的高度概括,泵站作为系统的出口可以充分反映上游点位的流量变化。

基于TensorFlow Sequential构建模型结构,主要包含3层即LSTM层、Dropout层和Dense层。其中输入数据有4组,输出数据为50组;Dropout层用于加

强模型的泛化能力,每次迭代训练只使用80%的输出数据,即40组;Dropout层与Dense层之间的连接为全连接层,经过Dense层提炼前述关键数据信息,整合输出单一的液位、流量预测结果;参数设置中,训练批次为16~20次,训练代数数为8~10轮,采用adam优化方式优化参数,模型训练过程约45 min,预测结果见图2。LSTM模型预测液位变化时,其均方误差(MSE)小于1%,平均绝对误差(MAE)为0.01 m,相关系数(R^2)为0.96,模型预测效果良好;LSTM模型预测水量变化时,其平均相对误差为13.4%,MAE为15.13 L/s, R^2 为0.73,模型预测效果较好,因流量数据本身波动较大,所以通过时间序列预测的难度相对较大,数据整体的平均相对误差以及绝对误差可以接受。由此可见,长短时记忆神经网络能够较好地预测关键部位的液位和流量随时间的变化规律,这些数据将用于后续沉积物厚度的预测。

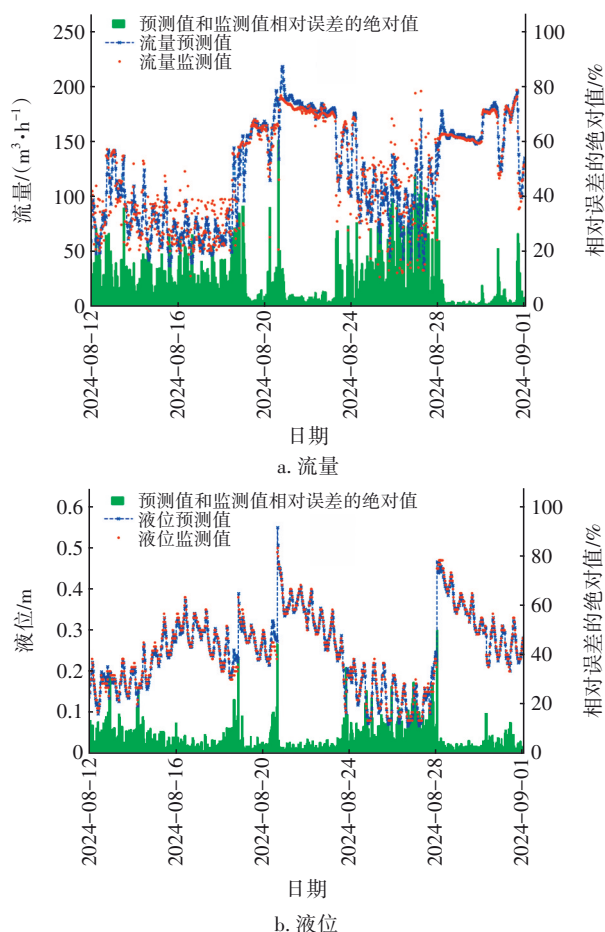


图2 监测点位47WS0311的流量和液位监测值及预测值

Fig.2 Measured and predicted values of flow rate and water level at monitoring point 47WS0311

通过LSTM预测得到的流量、液位数据,结合曼宁公式计算管道沉积层的厚度。沉积层厚度计算过程中的参数主要分为三类,包括实测值、计算值以及经验系数。主要的不确定性来自实测值和经验系数,其中经验系数的参考范围主要取决于实验条件的适用范围,当实际情况和实验条件差距较大时,经验系数可能会出现不适用性,从而影响整体的计算,所以本研究中的经验参数取值主要来源于相近条件的文献资料,以最大限度减少不确定性。实测值的不确定性主要来源于仪器仪表的精度,通过定期的仪器校准以及典型工况下的实际测量来最小化仪器的误差,本研究使用的液位计精度为0.5 mm,流量计精度为2%~5%,雨量计精度在3%以内,将不确定性尽可能降到最低。计算值的不确定性主要来源于假设条件,例如用颗粒物中值粒径(d_{50})代表颗粒物属性,曼宁公式在瞬变流产生的不确定性,这些计算导致的不确定性相对较小,且有大量实测数据进行校验,可以忽略。

沉积物厚度的计算结果如图3所示。根据预测20 d内的沉积层发展情况,该管道沉积层厚度大约占管道直径的25.6%,据此推测该点位的过流能力在满管情况下将减少30%以上,不利于雨天输运雨水,且容易产生冒溢现象。本研究验证所涉及的排水管道长度为56.50 m,管径为0.80 m,材质为混凝土,坡度为0.43%。根据现场沉积物厚度测量情况进行相关验证,在2024年8月16日—28日对点位47WS0311进行沉积物厚度测量,测量结果与预测结果的MSE小于1%,可见基于数据驱动的沉积物厚度预测结果相对准确可靠。

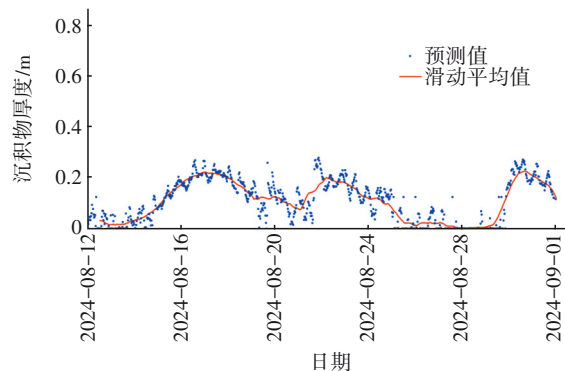


图3 沉积物厚度变化

Fig.3 Variation of deposition height

2.2 合流制管道沉积物机理模型构建

收集排水分区内的管网信息,进行前处理后导

入SWMM模型,可得到一个较为完善的管网模型。管网模型覆盖6个雨水管子汇水区、391个节点、389根管道、1个泵站,模型采用动力波控制方程。根据收集的数据、实测数据和文献资料,设置SWMM模型的参数,包括降雨参数、径流参数、入渗参数等,并设置合适的模拟时段、时间步长、模拟控制方程等。相关参数如表1所示。本研究中的排水数据主要依赖于人口热力变化图,根据人口热力变化及实际用水情况,将排水时序情况作为SWMM模型的输入数据。

表1 子汇水区主要参数取值

Tab.1 Parameter values for sub-catchment

参数	取值	来源
Area(汇水分区面积)/ hm^2	260	实测数据
Width(漫流宽度)/m	3.2~150	经验公式及规范
% slope(地表坡度百分比)/%	0.30~8.43	地形资料
% imperv(不透水地表百分比)/%	52.3~75.5	土地类型划分
N-imperv(不透水地表曼宁系数)	0.011~0.020	手册
N-perv(透水地表曼宁系数)	0.014~0.80	手册
Dstore-imperv(不透水地表洼地蓄水)/mm	2.0	手册
Dstore-perv(透水地表洼地蓄水)/mm	3.5	手册
% Zero-imperv(无洼地蓄水占不透水的百分比)/%	80	手册
Max.Infil.Rate(最大下渗速率)/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	75	经验值
Min.Infil.Rate(最小下渗速率)/ $(\text{mm}\cdot\text{h}^{-1})$	3.5	经验值

SS是沉积物模拟的关键参数,SS包括地表冲刷、管道运输等部分。根据研究区域用地性质结合调研情况,将汇水区域涉及的土地类型主要划分为沥青道路和绿地,并按照初期雨水监测场次降雨中各污染物的平均浓度、SWMM用户手册、监测点周围环境状况,同时结合相关文献,针对不同土地利用类型设置地表污染物累积及冲刷等相关参数。污水排放SS浓度规律按照取样测试值进行确定,模拟后的SS值与探头监测值以及取样实测值进行对比(见图4),三组数据的均值误差小于10%。本研究以纳什效率系数(NSE)作为模型精度评价指标,比较模拟值和实测值,计算结果显示 $\text{NSE} \geq 0.57$,一般认为 $\text{NSE} > 0.5$ 时模型模拟结果与监测值基本符

合,模型精度满足要求。

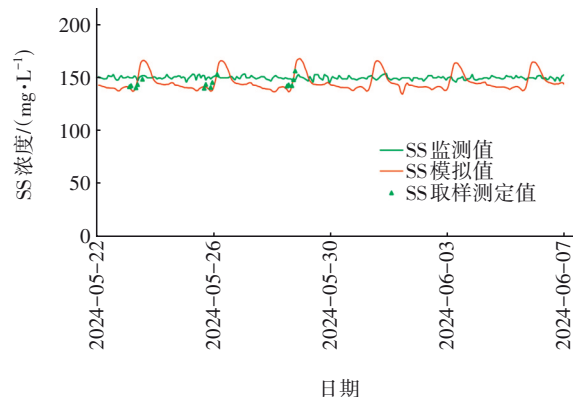


图4 管网节点SS浓度的模拟值与监测值

Fig.4 Measured and predicted values of SS concentration at sewer node

值得注意的是,SWMM构建的SS模型不考虑沉积物的侵蚀、输运和沉积过程,需耦合沉积物运动方程来进一步完善沉积物模拟功能。通过PySWMM和SWMM-API获取管道直径、长度、流速、流量、SS浓度等基础数据,再结合沉积物控制方程、沉积物输运方程进行计算,系数采用文献中的取值(a 、 b 、 c 、 d 分别为0.21、0.09、0.53、0.21)。SWMM模型中选取3d为一个沉积物厚度更新周期,对每个计算步长计算沉积物变化质量。将管道内部的SS浓度与 C_s 进行比较,判断淤积、冲刷情形,可计算单位时间内沉积物质量的变化,每3d更新一次沉积物的厚度,该厚度将作为新的边界条件输入到模型,相关结果储存在hot start文件内,循环调用SWMM模型进行后续的模拟计算。这个过程持续进行,直到模拟过程结束。沉积物厚度的变化曲线如图5所示。

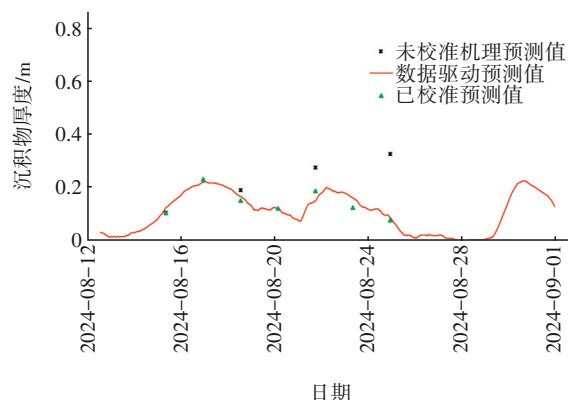


图5 管道沉积物厚度预测结果

Fig.5 Prediction results of deposition height

由图5可知,未经校准的机理模型预测值在第3个周期以后已经大大超过了数据驱动预测值,由此可见,文献中的系数取值不适用于本研究,需要进一步结合数据驱动预测值以及实测值进行率定,从而提升机理模型的准确性。

2.3 机理-数据驱动混合模型的模拟及验证

通过数据驱动模型预测的沉积物厚度可反算出沉积物在控制单元内的质量变化,SWMM模型可提供关键水力参数,从而反算出沉积物输运浓度,根据沉积物运动控制方程、沉积物输运方程,拟合出符合本地特性的参数(a 、 b 、 c 、 d 分别为0.37、2.56、1.88、2.59)。采用重新拟合的系数改写沉积物运动机理模型,沉积物厚度更新周期为1.5 d,沉积物厚度的变化如图6所示。

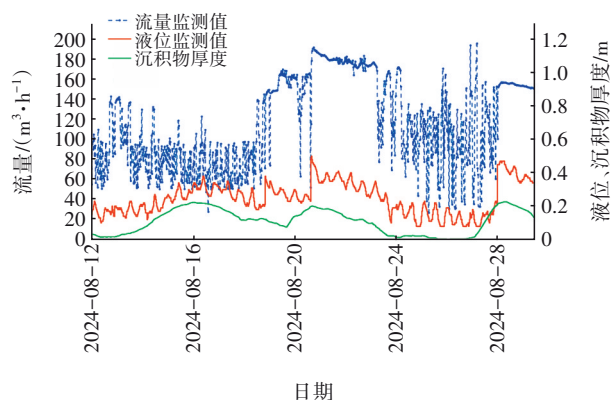


图6 管道沉积物厚度、液位和流量的变化

Fig.6 Variation of deposition height, water level and flow rate

采用机理-数据驱动混合模型预测的沉积物厚度,其均方误差(MSE)小于1%,平均绝对误差(MAE)为0.018 m,相关系数(R^2)为0.68,模型预测效果较好。根据图6中流量及液位监测值的变化可知,沉积物厚度与液位的变化高度相关,而对于流量的变化并不敏感。这主要是由下游泵站的运行情况导致,下游泵站运行时间较短时液位上升,导致管道内部流速降低,沉积物开始积累上升(8月12日—16日),而下游泵站频繁启动后或者持续开启时,随着流量的逐步增加,液位开始下降,流速增加、沉积物的输运能力增强,从而使得沉积物厚度下降(8月20日—27日),这一运行规律符合沉积物厚度的变化规律。可见,根据数据驱动模型优化后的机理驱动模型准确性较好,这也符合管道机器人对沉积物厚度的测量结果。这归功于数据驱动预

测结果对机理模型的校验和关键参数的调整,使得机理模型的结果更接近实际情况,率定验证完成后可将机理模型推广到合流制系统,从而能较好地反映目标片区的管道沉积情况。沉积物输运方程目前主要在圆形管道中应用,对黏性沉积物模拟的适用性需进一步优化和验证。

3 结论与建议

① 针对沉积物厚度的预测,提出了机理-数据驱动混合模型,该模型的优势体现在对机理的可解释性和对模型准确性的提升。机理模型能够演算水动力及SS浓度变化过程,具有较强的理论支持,可确保模型的可信度;而数据驱动模型则可预测沉积物厚度的发展情况,从而替代现场采集数据的方式,可提供大量数据用于校验沉积物输运能力方程,提升模型的精确度。机理-数据驱动混合模型的计算效率较机理模型没有降低,但其模拟精度变得更高。

② 采用LSTM模型预测液位变化时,MSE<1%,MAE为0.01 m, R^2 为0.96;采用LSTM模型预测水量变化时,MSE为13.4%,MAE为15.13 L/s, R^2 为0.73,LSTM模型对液位及水量的预测效果较好。采用机理-数据驱动混合模型预测沉积物厚度时,MSE<1%,MAE为0.018 m, R^2 为0.68,模型预测效果较好。混合模型具有较好的解释性,有利于将沉积物模拟推广到城市合流制排水系统尺度。

③ 对混合模型后续发展的建议如下:a. 扩展模拟功能。模拟管道内部沉积层的形态,研究不同组分沉积物的运动方式及沉积层发展情况,考虑有机物固结作用下的冲刷过程。b. 识别高风险淤积管道区域。根据沉积物增长率,以及不同管道特性、泵站运行规则,建立高风险淤积点位热图。c. 依托模型制定相应的设计、运维规范,支撑城市排水管道系统的运维、现场采样、管道结构优化、沉积位置预测及清淤方案制订等。

参考文献:

- [1] 佃柳,郑祥,郁达伟,等. 合流制管道溢流污染的特征与控制研究进展[J]. 水资源保护, 2019, 35(3): 76-83, 94.
- DIAN Liu, ZHENG Xiang, YU Dawei, et al. Research progress on characteristics and control of combined sewer overflows pollution [J]. Water Resources

- Protection, 2019, 35(3):76–83, 94 (in Chinese).
- [2] REGUEIRO-PICALLO M, SUAREZ J, SANUDO E, *et al.* New insights to study the accumulation and erosion processes of fine-grained organic sediments in combined sewer systems from a laboratory scale model[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 716: 136923.
- [3] 海永龙, 佃柳, 梁玉帅, 等. 北运河上游合流制管网沉积物的月变化与污染物赋存特征[J]. *环境科学学报*, 2021, 41(1): 209–216.
- HAI Yonglong, DIAN Liu, LIANG Yushuai, *et al.* Characteristics of combined sewer sediment by temporal and granulometric distribution in upper Northern Canal, Beijing [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2021, 41(1): 209–216 (in Chinese).
- [4] 李俊奇, 李小静, 王文亮, 等. 合流制溢流污染的影响及其控制技术发展[J]. *给水排水*, 2024, 50(4): 46–53.
- LI Junqi, LI Xiaojing, WANG Wenliang, *et al.* Influence of combined sewer over-flows control and development trend of control technology [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2024, 50(4): 46–53 (in Chinese).
- [5] 周杨军, 解铭, 薛江儒, 等. 关于合流制排水系统提质增效方法与措施的思考[J]. *中国给水排水*, 2021, 37(16): 1–7.
- ZHOU Yangjun, XIE Ming, XUE Jiangru, *et al.* Thinking on methods and measures for the quality and efficiency improvement of combined drainage system [J]. *China Water & Wastewater*, 2021, 37(16): 1–7 (in Chinese).
- [6] SAFARI M J S, AKSOY H, MOHAMMADI M. Incipient deposition of sediment in rigid boundary open channels [J]. *Environmental Fluid Mechanics*, 2015, 15: 1053–1068.
- [7] ALIHOSSEINI M, THAMSEN P U. Analysis of sediment transport in sewer pipes using a coupled CFD–DEM model and experimental work [J]. *Urban Water Journal*, 2019, 16(4): 259–268.
- [8] CHEN Q, XIONG T, ZHANG X, *et al.* Study of the hydraulic transport of non-spherical particles in a pipeline based on the CFD–DEM [J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2020, 14(1): 53–69.
- [9] MURALI M K, HIPSEY M R, GHADOUANI A, *et al.* The development and application of improved solids modelling to enable resilient urban sewer networks [J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, 240: 219–230.
- [10] LIU J, CAO Z, LI X, *et al.* Modelling urban flooding integrated with flow and sediment transport in drainage networks [J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 850: 158027.
- [11] REGUEIRO-PICALLO M, ANTA J, NAVES A, *et al.* Towards urban drainage sediment accumulation monitoring using temperature sensors [J]. *Environmental Science: Water Research & Technology*, 2023, 9(12): 3200–3212.
- [12] SUN B, ZHENG W, TONG A, *et al.* Prediction of the roughness coefficient for drainage pipelines with sediments using GA–BPNN [J]. *Water Science & Technology*, 2023, 88(4): 1111–1130.
- [13] DOGAN E, YUKSEL I, KISI O. Estimation of total sediment load concentration obtained by experimental study using artificial neural networks [J]. *Environmental Fluid Mechanics*, 2007, 7(4): 271–288.
- [14] GUL E, SAFARI M, DURSUN O, *et al.* Ensemble and optimized hybrid algorithms through runge kutta optimizer for sewer sediment transport modeling using a data pre-processing approach [J]. *International Journal of Sediment Research*, 2023, 38(6): 847–858.
- [15] LI C, CHEN K, LI H L, *et al.* Multisensor data fusion approach for sediment assessment of sewers in operation [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 132: 107965.
- [16] 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: 409–418.
- [17] LIU J, CAO Z, LI X. Coupled modelling of flow and non-capacity sediment transport in sewer flushing channel [J]. *Water Research*, 2022, 219: 118557.

作者简介: 唐洋博(1991–), 男, 湖南长沙人, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为排水系统沉积物管控。

E-mail: tang_yangbo@ctg.com.cn

收稿日期: 2024–11–20

修回日期: 2024–12–09

(编辑: 刘贵春)