

陈汪洋, 张孝洪, 柳景青, 等. 基于混合模型的平流沉淀池泥位时空分布预测[J]. 净水技术, 2025, 44(8): 69-77.

CHEN W Y, ZHANG X H, LIU J Q, et al. Prediction of spatial and temporal distribution of sludge level in horizontal sedimentation tanks based on hybrid model [J]. Water Purification Technology, 2025, 44(8): 69-77.

基于混合模型的平流沉淀池泥位时空分布预测

陈汪洋¹, 张孝洪², 柳景青^{3,*}, 傅舟跃², 黄盼盼⁴, 张卫平^{5,6}

(1. 中国水务投资集团有限公司, 北京 100053; 2. 舟山市自来水有限公司, 浙江舟山 316000; 3. 浙江大学建工学院, 浙江杭州 310000; 4. 浙江大学滨海产业技术研究院, 天津 300458; 5. 天津智云水务科技有限公司, 天津 300301; 6. 西北工业大学软件学院, 陕西西安 710068)

摘要 【目的】掌握沉淀池底泥的时空分布规律, 对优化排泥策略、提升水厂运行效率与科学管理水平具有重要意义。【方法】文章以舟山市某水厂的平流沉淀池为研究对象, 创新地提出了预测沉淀池泥位时空分布的混合模型。该模型是将水动力模型和数据驱动模型融合: 首先, 建立沉淀池的水动力模型模拟分析不同工况下沉淀池底泥的时空分布特性; 其次, 在水动力模型基础上引入数据驱动模型, 最后, 构建混合模型预测沉淀池泥位。【结果】混合模型具有较好的准确性和可靠性: 水动力模型沉淀池底泥厚度的模拟值和实测值平均误差为 2.38%, 与沉淀池实际底泥分布趋势一致, 大部分污泥在进水前段发生沉降, 在沉淀池的末端出水处污泥沉降比较小; XGBoost 在多种数据驱动模型中预测效果最好, R^2 为 0.995, 平均绝对误差 (MAE) 为 0.009 7, 均方根方误差 (RMSE) 为 0.027 4, 沉淀池底泥厚度的预测值与模拟值之间的平均误差为 1.83%。【结论】文章通过案例分析最终总结出, 采用水动力模型耦合 XGBoost 数据模型的混合模型, 进行沉淀池底泥预测分析, 具有显著优势。该混合模型不仅能够准确反映沉淀池底泥的时空分布特性, 还有助于优化沉淀池的排泥方式, 进而提升水厂的管理和运行效能, 具有重要的应用价值。

关键词 沉淀池 水动力模型 泥位预测 混合模型 时空分布

中图分类号: TU991 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2025)08-0069-09

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2025.08.009

Prediction of Spatial and Temporal Distribution of Sludge Level in Horizontal Sedimentation Tanks Based on Hybrid Model

CHEN Wangyang¹, ZHANG Xiaohong², LIU Jingqing^{3,*}, FU Zhouyue², HUANG Panpan⁴, ZHANG Weiping^{5,6}

(1. China Water Investment Group Co., Ltd., Beijing 100053, China;

2. Zhoushan Water Co., Ltd., Zhoushan 316000, China;

3. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University, Hangzhou 310000, China;

4. Binhai Industrial Technology Research Institute, Zhejiang University, Tianjin 300458, China;

5. Tianjin Zhiyun Water Technology Co., Ltd., Tianjin 300301, China;

6. College of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710068, China)

Abstract [Objective] Mastering the temporal and spatial distribution laws of sediment in sedimentation tanks is of great significance for optimizing sludge discharge strategies and improving the operating efficiency and scientific management level of water treatment plants. [Methods] This paper took the horizontal sedimentation tank of a water treatment plant in Zhoushan City as the research object, and innovatively proposed a hybrid model to predict the temporal and spatial distribution of the mud level in the sedimentation tank, this model combined a hydrodynamic model and a data-driven model: Firstly, a hydrodynamic model of the sedimentation tank was constructed to simulate and analyze the temporal and spatial distribution characteristics of the sedimentation tank

[收稿日期] 2024-09-09

[作者简介] 陈汪洋(1976—), 男, 高级工程师, 主要从事供水排水及环境工程的规划、技术管理及研究工作, E-mail: chenwangyang@vip.sina.com。

[通信作者] 柳景青(1972—), 男, 教授, 主要从事智慧水务及城市给排水系统优化研究等工作, E-mail: liujingqing@zju.edu.cn。

sediment under different working conditions; Then, a data-driven model was introduced based on the hydrodynamic model to build a hybrid model to predict the mud level in the sedimentation tank. [**Results**] The hybrid model had good accuracy and reliability: the average error between the simulated value and the measured value of sediment thickness in the sedimentation tank in the hydrodynamic model was 2.38%, which was consistent with the actual sediment distribution trend in the sedimentation tank. Most of the sludge settles in the front section of the inflow, and was relatively small at the outlet of the sedimentation tank; XGBoost had the best prediction effect among various data-driven models, with R^2 of 0.995, mean absolute error(MAE) of 0.009 7, and root mean absolute error(RMSE) of 0.027 4, The average error between the predicted value and the simulated value of sediment thickness in the sedimentation tank was 1.83%. [**Conclusion**] Through case analysis, this paper concludes that using a hybrid model of hydrodynamic model coupled with XGBoost data model for sediment prediction and analysis in sedimentation tanks has significant advantages. The hybrid model not only accurately reflects the temporal and spatial distribution characteristics of the sediment in the sedimentation tank, but also helps optimize the sludge discharge method of the sedimentation tank, thereby improving the management and operation efficiency of the water treatment plants, and has important application value.

Keywords sedimentation tank hydrodynamic model sludge level prediction hybrid model spatial and temporal distribution

智慧水厂精细化的建设发展在响应碳达峰、碳中和的政策号召同时,也满足了提高水厂管理水平、降低生产能耗的迫切需求。其中,沉淀池是给水处理厂的重要固液分离池^[1],其运行效率直接影响到整个水厂的能耗和出水质量。研究^[2-3]表明,沉淀池虽然经过长时间沉淀,池内底泥的含固率较高,但目前由于尚未全面掌握平流沉淀池中底泥分布随时间和空间变化的规律,排泥方式相对单一固定,通过采用行车恒速行进,结合快速抽吸的技术进行排泥,使得排泥水的含固量很低,一般含固率在 0.1%~2.0%。排泥水量较大,平均占水厂产水量的 1.8%,最高占产水量的 4.5%^[4],给后续泥处理工艺带来巨大的压力,也易造成水资源和能耗的浪费。

随着计算机水平的发展,国内外许多学者对沉淀池进行了数值模型仿真计算,以此更好地研究沉淀池性能^[5]。其中,Al-Sammarraee 等^[6]使用计算流体力学(CFD)模型建模来确定全尺寸的纵向沉淀池的颗粒沉降性能;Tarpagkou 等^[7]使用具有双向耦合计算的拉格朗日方法模拟水和固体颗粒之间的动量交换,研究了试验沉淀池的三维流体动力学和流动运动;Arendze 等^[8]研究使用 CFD 来模拟不同长度的全尺寸沉淀池的当前状况,以及沉降效率的影响因素。张增炜^[9]运用数值模拟技术,探究了平流式沉淀池在日常操作及排泥过程中的动态行为,分析了沉淀池的结构设计以及各项运行参数如何影响泥水分离的效率与污泥沉积的特性,旨在优化沉淀池的性能与污泥处理效果;史志皓^[10]建立二维水动力模型模拟分析沉淀池中底泥厚度和悬浮物浓度变化;樊书铭^[11]通过建立三维斜板沉淀池模型,对沉

淀池内部颗粒的不同粒径、不同密度和斜板的不同形状进行了模拟。传统的沉淀池数值模型可以很好地模拟沉淀池的运行工况,但是其运行效率低,不能及时反映沉淀池的真实情况。

与传统水动力模型相比,近年来,数据驱动模型由于其具有强大的适应性、处理复杂数据的能力和更快的速度等特点成为了国内外广泛应用的模型预测方法^[12]。数据驱动模型通常采用机器学习方法去实现,能够精准地捕捉并研究得到输入与输出之间错综复杂的非线性关联^[13]。当前,机器学习模型在水资源领域展现出了广泛的应用价值,包括但不限于水资源需求预测与高效调度策略制定、洪涝灾害风险的精准评估与管理、复杂水文过程的深入模拟分析,以及水质状况的实时监测与预警等方面^[14],但在沉淀池排泥方面还未涉及。

数据驱动模型往往需要大量的输入数据,其在实际应用中受到一定的限制。因此,本研究提出一种基于混合模型的平流沉淀池泥位时空预测方法。该方法以舟山市某水厂的平流沉淀池为研究目标,首先构建沉淀池水动力模型,通过模拟不同进水工况生成大量训练数据,作为数据模型的输入数据;其次,采用机器学习方法构建数据驱动模型;最后,预测分析不同进水工况下沉淀池底泥分布规律,提高模型运行效率,为沉淀池的底泥排放、水厂的智能化管理提供理论支撑,有效延长沉淀池的使用寿命,降低长期运营维护成本。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域概况

研究区域为舟山市某水厂的平流沉淀池,该沉

XGBoost)被广泛应用^[14]。SVM 是一种先进的监督学习算法,它属于广义线性分类器的范畴,擅长处理数据的二元分类问题,其引入了核方法使得原本在低维空间中线性不可分的数据变得线性可分^[16]。RF 是一种利用多棵树对样本进行训练并预测的分类器。每棵树都是一个独立的分类器,通过对多棵树的预测结果进行集成,可以得到最终的分类结果。RF 具有较高的预测精度和鲁棒性,对于处理大规模数据集和不平衡数据都有较好的效果^[17]。XGBoost 是一个高度灵活且性能卓越的集成学习框架,它建立在梯度提升算法的基础上,通过迭代的方式逐步构建决策树,每一步都旨在减少整体损失函数的值,从而提高整体模型的性能^[18]。

2.2 评价指标

为了评价模型的预测效果准确性,采用回归问题常用的评价指标:平均绝对误差(mean square error, MAE)、均方根方误差(root mean square error, RMSE)和相关系数,具体计算如式(3)~式(5)^[19-20]。

$$M_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

其中: n ——样本数量;

y_i ——样本 i 的真实底泥厚度,mm;

$\hat{y}_i$ ——模型预估底泥厚度,mm;

$\bar{y}$ ——真实底泥厚度均值,mm;

M_{MAE} ——MAE;

R_{RMSE} ——RMSE;

R ——相关系数。

3 结果与讨论

3.1 平流沉淀池水力模型构建

3.1.1 模型概况及网格划分

平流沉淀池的设计图纸中该池子长为 80.3 m,宽为 11.6 m,有效水深为 3.4 m,集水槽长为 16 m。为了简化计算步骤及过程,出水口采用直线边界形式,以实现水流的均匀排放。构建的平流沉淀池二维几何模型如图 2 所示。

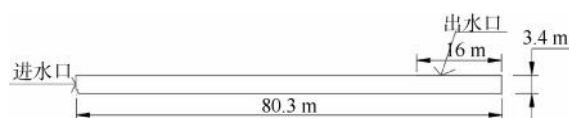


图2 平流沉淀池二维拓扑

Fig. 2 2D Topology of Horizontal Sedimentation Tank

模型采用结构化网格的划分方法,对进水口、出水口处及池底进行网格加密处理,平流沉淀池模型网格划分如图 3 所示。模型划分为 17 559 个网格,网格的质量评估结果显示,所有网格的质量指标均超过 0.85 的基准,表明网格质量优异,符合质量标准^[10]。



图3 平流沉淀池网格划分

Fig. 3 Grid Division of Horizontal Sedimentation Tank

3.1.2 边界条件及模型参数设置

采用欧拉模型作为多相流模型,模型进水口设置为速度进口,出口设置为自由出流,通过进水流量计算对应的进水流速为 0.020 8 m/s,进水浑浊度是 6.86 NTU。对模型进行计算,模型的模拟时长为 24 h,模拟步长为 1 h。

3.1.3 模型模拟结果

按照上述对模型的边界条件进行设置,模拟分析沉淀池内污泥沉降时空分布情况。图 4 和图 5 分别为平流沉淀池污泥和水流速度分布。图 6 为平流沉淀池沉降 24 h 后污泥分布。由图 6 可知,大部分污泥在进水前段发生沉降,在沉淀池的末端出水处污泥沉降比较小,这与史志皓^[10]的研究结果相似。由图 4 可知,平流沉淀池的前部区域显现出水流速度的非均匀分布特性,具体表现为上方水域存在明显的低速流动带,而下部则形成相对较高的流速区。同时,结合图 6,可以发现此流速差异导致在该区域产生了环流现象,这种流动模式对悬浮颗粒的有效沉降构成了阻碍。然而,随着水流深入至沉淀池的中部区域,流速的分布状况开始显著改善,趋于平衡状态,进而促进了悬浮物的高效沉淀,达到了更为理想的沉淀效果。由图 5 可知,集水槽的底部存在一个低流速的区域。这一现象的成因是,当水流中的一部分向出水口方向流动时,由于流动路径的特定性,形成了

一个水流循环不畅的区域,即所谓的“死水区”。在这样的环境中,水流速度明显减缓,使得它们更容易在此处堆积。但在系统正常运行的过程中,

当原水持续流入并抵达这一区域时,其中的污泥颗粒大多已经完成了沉淀过程,所以该区域的污泥厚度较小,只有约 6 mm。

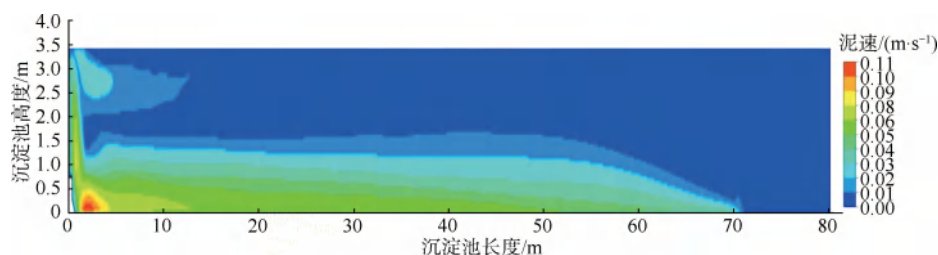


图 4 平流沉淀池污泥沉降速度分布

Fig. 4 Distribution of Sludge Settling Velocity in a Horizontal Sedimentation Tank

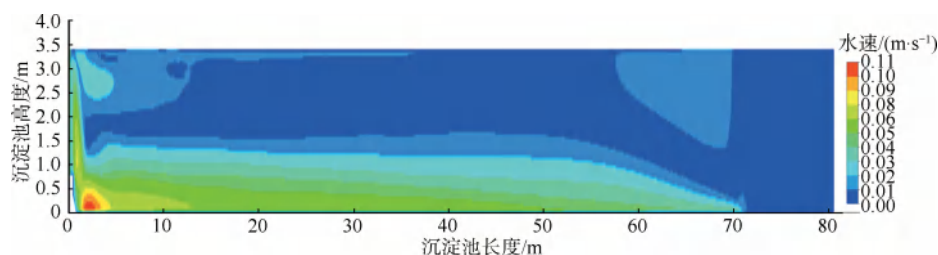


图 5 平流沉淀池水流速度分布

Fig. 5 Distribution of Flow Velocity in a Horizontal Sedimentation Tank

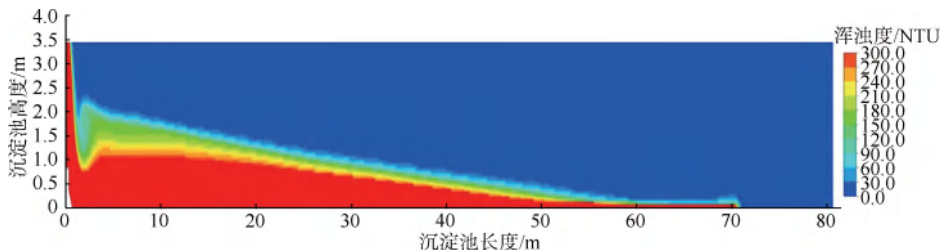


图 6 平流沉淀池沉降 24 h 后底泥分布

Fig. 6 Distribution of Sediments after Settling for 24 Hours in a Horizontal Sedimentation Tank

3.1.4 模型模拟结果验证

为了验证模型的准确性和可靠性,对沉淀池沉降 24 h 后沉淀池底泥实际厚度和模型模拟值进行对比,沉淀池的实际底泥厚度是现场人工测量,也是排泥后再沉降 24 h 后进行的测量值。图 7 为沉淀池沉降 24 h 后实测底泥厚度与模型模拟的底泥厚度对比。其中,实测值是进水工况与模型边界值一致时,取人工 5 次测量的平均沉淀池底泥厚度进行结果对比。研究表明,模型模拟值和实测值平均误差为 2.38%,该模型具有较好的可信度。

3.2 基于水动力模型的数据驱动模型构建

3.2.1 数据获取与预处理

基于 3.1 小节构建的水动力模型,模拟不同进

水浑浊度情况下沉淀池底泥分布情况。水厂 2023 年进水浑浊度为 4.8~7.4 NTU,进水流量为 1 600~2 800 m³/h,按照浑浊度为 0.1 NTU、流速为 100 m³/h 的水力条件,分别模拟 324 场不同进水浑浊度进水流量下,每小时生成底泥在沉淀池不同位置的分布情况,以此数据作为机器学习模型的数据集。选取进水浑浊度分别为 4.8、7.4 NTU,进水流量为 2 500 m³/h 时,图 8 是对应的不同时刻沉淀池的底泥厚度分布示例,由图 8 可知,随着进水浑浊度的增大,沉淀池的最大底泥厚度在增加,靠近沉淀池末端的位置容易出现底泥堆积。另外,距离沉淀池入水口 15 m 附近的底泥沉积厚度最大,沉淀池末端的底泥厚度最小,整体低于 10 mm。

对上述模型数据进行预处理,包括数据清洗、剔

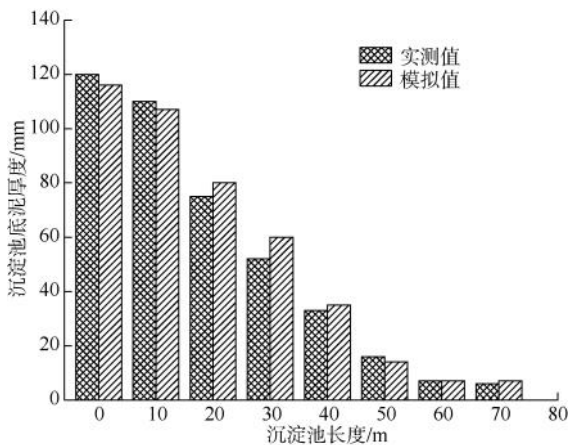


图7 平流沉淀池底泥实测值和模拟值对比
Fig. 7 Comparison between Measured and Simulated Values of Sediments in a Horizontal Sedimentation Tank

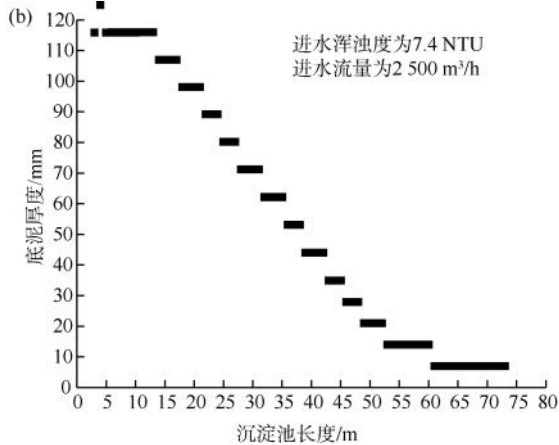
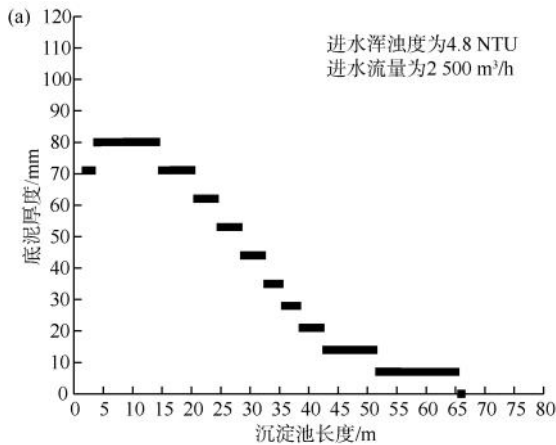


图8 不同进水浊度下底泥厚度分布
Fig. 8 Distribution of Sediments Depth under Different Inflow Turbidity Levels

型中的决策树数量 ($n_estimators$) 和每棵树的最大深度 (max_depth) 参数, 可以获得高性能的随机森林模型^[21]; 通过调节决策树数量 ($n_estimators$) 和学习率 ($learning_rate$) 这 2 个超参数, 可以调节 XGBoost 模型的性能, 从而避免决策树的过拟合问题^[21]。表 1 是 3 种模型的主要参数设置。

表1 模型超参数的设置
Tab. 1 Setting of Model Parameters

预测模型	模型参数	
SVM	kernel = "rbf"	$C = 30$
RF	$n_estimators = 40$	$max_depth = 18$
XGBoost	$n_estimators = 28$	$learning_rate = 0.35$

3.2.3 模型结果分析

本文基于 Python 进行数据的处理和模型训练。

除重复异常数据、统一数据格式、创建符合模型需要的特征工程, 对数据进行标准化处理, 以提高数据质量和模型的性能。在建立模型之前, 通过相关性分析, 对特征的贡献程度进行排序, 选择最相关的特征进行建模, 模型输入的 X 包括不同梯度浑浊度、沉淀池距离、沉淀时间等, Y 是沉淀池底泥厚度。

3.2.2 模型训练与调优

首先, 将收集并经过预处理的数据集进行分割, 划分为训练集和测试集。随后, 使用 SVM、RF 和 XGBoost 3 种机器学习算法来分别训练模型。模型训练集占整体数据的 80%, 测试集占整体数据的 20%。在训练过程中, 选择合适的超参数并进行适当的调整。通过选择适当的核函数和惩罚系数 C , 调节 SVM 模型中支持向量的性能; 通过调整 RF 模

在利用训练集数据成功构建出模型之后, 为了确保该模型在实际应用中的有效性, 采用独立的测试集数据来对其预测效果进行验证。表 2 分别是 SVM、RF 和 XGBoost 3 种数据驱动模型的预测性能, R^2 分别为 0.964、0.995 和 0.996。其中, XGBoost 比其他 2 种预测模型更为优异, MAE 和 RMSE 相对也是最小, 分别为 0.009 7 和 0.027 4。因此, 在后续应用中, 采用 XGBoost 预测沉淀池底泥分布效果。

表2 3 种数据驱动预测模型评价指标
Tab. 2 Evaluation Indices for 3 Data-Driven Prediction Models

预测模型	R^2	MAE	RMSE
SVM	0.964	0.009 8	0.075 4
RF	0.995	0.010 1	0.028 9
XGBoost	0.996	0.009 7	0.027 4

分析采用 XGBoost 预测的沉淀池底泥分布,图 9 是测试集沉淀池底泥厚度预测值和模拟值及其误差

的分布。由图 9 可知,其最大误差不超过 10 mm,模拟值和实测值的平均误差为 1.83%,模拟效果较好。

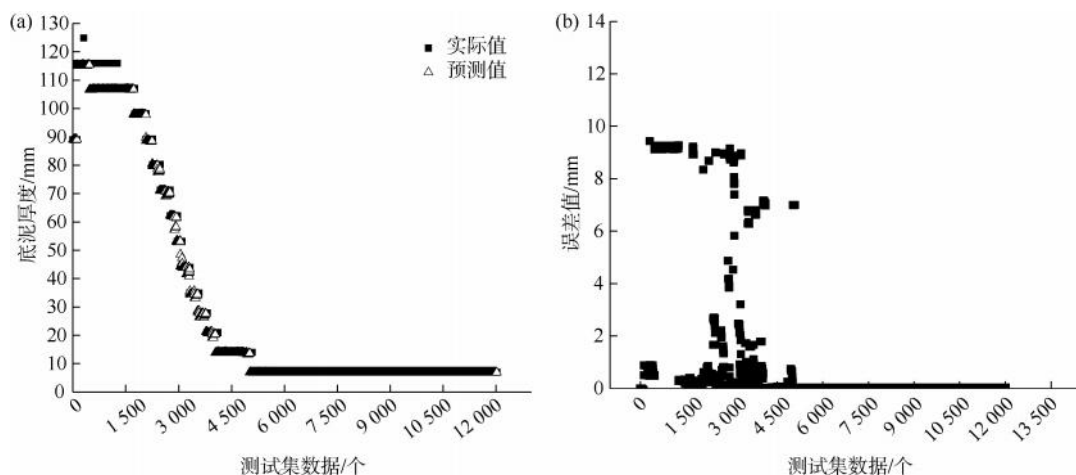


图 9 测试集实际值和预测值对比

Fig. 9 Comparison of Actual and Predicted Values in Test Sets

3.2.4 排泥方案优化

基于混合模型的平流沉淀池泥位时空分布预测,结果显示,污泥在进水前段发生大部分沉降,在沉淀池的末端出水处污泥沉降比较小。因此,根据沉淀池泥位分布提出了优化沉淀池

排泥新方式,具体如图 10 所示,即第 1 d 只对沉淀池池前 40 m 进行吸泥,第 2 d 对沉淀池池前 60 m 进行吸泥,第 3 d 对整个沉淀池进行吸泥,以此为一个循环进行舟山某水厂平流沉淀池排泥优化。

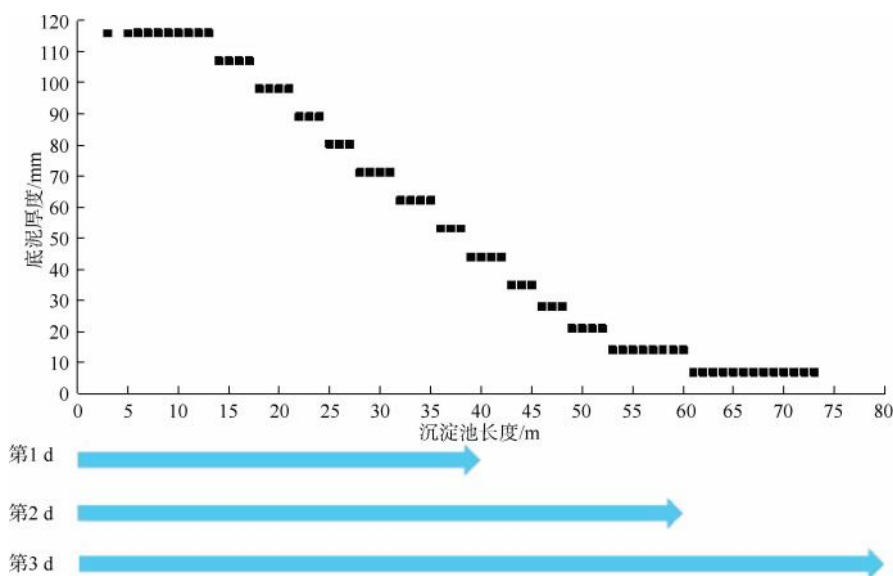


图 10 优化后排泥方式

Fig. 10 Optimized Sludge Discharge Methods

如图 11 所示,即是优化前后排泥方案的排泥长度对比,通过一段时间的优化运行,优化后的排泥方式沉后浑浊度符合水厂内控标准,对一个排泥周期的数据统计,优化后的排泥距离及排泥水量减少了

约 25%。

4 结论

本研究创新性地将水动力机理模型与先进的数据驱动模型融合,构建了集水动力模型与数据驱动

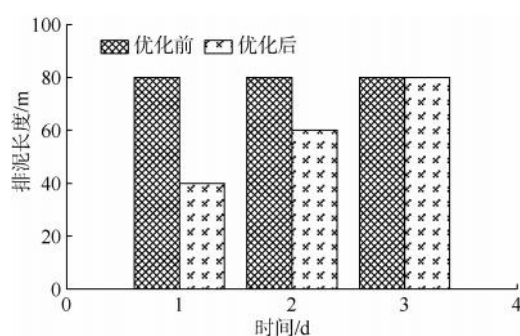


图 11 排泥长度对比

Fig. 11 Comparison of Sludge Discharge Lengths

模型于一体的混合预测模型,模拟分析平流沉淀池在不同时间段的泥位分布特性,并提前预测底泥累积趋势,进而为科学规划排泥计划提供数据和理论支撑。

以舟山市某水厂的平流沉淀池作为具体研究对象,建立了水动力模型,通过模拟得到的沉淀池底泥厚度与实际测量数据相对比,平均误差控制在 2.38% 以内。并在此水动力模型基础上分别引入了 SVM、RF 以及 XGBoost 等数据驱动模型,构建了混合预测模型,实现对沉淀池底泥分布的时空预测分析。结果表明,结合水动力模型与 XGBoost 的混合模型展现出更为优异的预测性能,测试集中沉淀池底泥厚度的预测值与模拟值之间的平均误差低至 1.83%,相较于单纯的数据驱动模型,其准确性得到了显著提升;同时模型运行效率相较于传统的水动力模型更高。该混合模型的成功应用,为沉淀过程的精细化管理提供了有力支撑,确保了底泥在最优状态下被高效清除,进而大幅提升了出水水质,具有重要的应用价值。综上,基于混合模型的平流沉淀池泥位时空演变预测技术,展现出了具有较强的实用性和可推广性。

参考文献

- [1] 郭生昌,陈亮,胡晋明. 平流式沉淀池流场的计算及探讨[J]. 江苏环境科技, 2003, 16(4): 10-12, 21.
GUO S C, CHEN L, HU J M. Calculation and investigation of flow field of advection sediment basin[J]. Jiangsu Environmental Technology, 2003, 16(4): 10-12, 21.
- [2] 刘彦华,苏锡波,高迎亮,等. 城镇自来水厂平流沉淀池改造技术与实践[J]. 中国给水排水, 2020, 36(14): 131-133, 137.
LIU Y H, SU X B, GAO Y L, et al. Renovation technology and practice of horizontal flow sedimentation tank in urban waterworks

- [J]. China Water & Wastewater, 2020, 36(14): 131-133, 137.
- [3] 冯丽梅. 净水厂排泥水处理工艺设计[J]. 水科学与工程技
术, 2020(3): 86-87.
FENG L M. Design of sludge wastewater system in waterworks
[J]. Water Sciences and Engineering Technology, 2020(3):
86-87.
- [4] 聂立伟. 部分城市给水厂运行与生产废水状况调查及典型水
厂分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
NIE L W. Investigation on waste water in drinking waterworks
and one typical case study [D]. Harbin: Harbin Institute of
Technology, 2013.
- [5] 曾光明,葛卫华,秦肖生,等. 污水厂二维沉淀池水流和悬
浮物运动数值模拟[J]. 中国环境科学, 2002, 22(4): 338-
341.
ZENG G M, GE W H, QIN X S, et al. Numerical modeling on
the movement of water and SS in two-dimensional sedimentation
tanks of sewage factory [J]. Chinese Environmental Science,
2002, 22(4): 338-341.
- [6] AL-SAMMARRAE M, CHAN A, SALIM S M, et al. Large-
eddy simulations of particle sedimentation in a longitudinal
sedimentation basin of a water treatment plant. Part I: Particle
settling performance[J]. Chemical Engineering Journal, 2009,
152(2/3): 307-314. DOI: 10.1016/j.cej.2009.04.062.
- [7] TARPAGKOU R, PANTOKRATORAS A. CFD methodology for
sedimentation tanks: The effect of secondary phase on fluid phase
using DPM coupled calculations [J]. Applied Mathematical
Modelling, 2013, 37(5): 3478-3494.
- [8] ARENDZE S, SIBIYA M S. Comparing the flow dynamics and
particle settling in full-scale sedimentation tanks of different
lengths[J]. Water Supply, 2017, 17(4): 998-1006.
- [9] 张增炜. 基于 Fluent 的平流沉淀池多相流模拟及排泥优化研
究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.
ZHANG Z W. Multiphase flow simulation and sludge discharge
optimization of horizontal flow sedimentation tank based on Fluent
[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020.
- [10] 史志皓. 基于 CFD 的平流沉淀池排泥模式优化研究[D]. 武
汉: 华中科技大学, 2022.
SHI Z H. Study on optimization of sludge discharge mode of
horizontal sedimentation tank based on CFD [D]. Wuhan:
Huazhong University of Science and Technology, 2022.
- [11] 樊书铭. 基于 CFD 的斜板沉淀池的沉淀效果研究[D]. 张家
口: 河北建筑工程学院, 2023.
FAN S M. Study on sedimentation effect of inclined plate
sedimentation tank based on CFD [D]. Zhangjiakou: Hebei
University of Architecture, 2023.
- [12] UMAR N, GRAY A. Flooding in Nigeria: A review of its
occurrence and impacts and approaches to modelling flood data
[J]. International Journal of Environmental Studies, 2023, 80

- (3): 540–561.
- [13] ZBAKH M, ESSAAIDI M, MANNEBACK P, et al. Machine learning applications in supply chains: Long short-term memory for demand forecasting[M]//Switzerland: Springer International Publishing AG, 2019: 301–317.
- [14] 杨晶, 路恒通, 金鑫, 等. 机器学习赋能智慧水利的现实基础、应用现状及发展前景[J]. 水利水电技术(中英文), 2024, 56(10): 137–147.
- YANG J, LU H T, JIN X, et al. The practical foundation, application status, and development prospects of machine learning empowering smart water conservancy [J]. Water Resources and Hydropower Technology (Chinese and English), 2024, 56(10): 137–147.
- [15] 魏文礼, 张沛, 刘玉玲. 平流式沉淀池液固两相流力学特性的立面二维数值模拟[J]. 应用力学学报, 2014(2): 242–245.
- WEI W L, ZHANG P, LIU Y L. Vertical two-dimensional numerical simulation of the mechanical characteristics of liquid-solid two-phase flow in a horizontal sedimentation tank [J]. Journal of Applied Mechanics, 2014(2): 242–245.
- [16] CUENTAS S, PEÑABAENA-NIEBLES R, GARCIA E. Support vector machine in statistical process monitoring: A methodological and analytical review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 91: 485 – 500. DOI: 10.1007/s00170-016-9693-y.
- [17] PHAN H, MAAß M, MAZUR R, et al. Random regression forests for acoustic event detection and classification[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2015, 23(1): 20–31.
- [18] WANG J Y, ZHOU S H. Particle swarm optimization-XGBoost-based modeling of radio-frequency power amplifier under different temperatures[J]. International Journal of Numerical Modelling, 2024, 37(2). DOI: 10.1002/jum.3168.
- [19] 周瑾, 王文斌, 刘子扬, 等. 基于 Xgboost 的铁路货运装卸作业时间预测[J]. 铁路通信信号工程技术, 2024, 21(3): 36–41.
- ZHOU J, WANG W B, LIU Z Y, et al. Loading and unloading time estimation based on Xgboost for railway freight transport[J]. Railway Signalling & Communication Engineering, 2024, 21(3): 36–41.
- [20] 蒋源, 陈小鸿, 胡松华. 基于 XGBoost 模型的路段交通流量短时预测[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2024, 48(1): 25–30, 36.
- JIANG Y, CHEN X H, HU S H. Short-term traffic flow forecasting of road based on XGBoost model [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2024, 48(1): 25–30, 36.
- [21] 王敏欣, 师印光, 刘长波, 等. 机器学习模型预测煤热解产物分布研究[J]. 煤炭转化, 2024, 47(4): 11–22.
- WANG M X, SHI Y G, LIU C B, et al. Prediction of coal pyrolysis product distribution using machine learning model[J]. Coal Conversion, 2024, 47(4): 11–22.
-
- (上接第 54 页)
- MA C, LIU L M, YUAN C C, et al. The differentiation characteristics of farmers' livelihood capital and their influences on the livelihood strategy in rapid urbanization area: A case study of Qingpu District of Shanghai [J]. Research of Agricultural Modernization, 2018, 39(2): 316–324.
- [29] 王敏, 阮俊杰, 王卿, 等. 快速城镇化地区景观生态风险变化评估——以上海市青浦区为例[J]. 水土保持通报, 2016, 36(5): 185–190.
- WANG M, RUAN J J, WANG Q, et al. Landscape ecological risk assessment and its spatiotemporal variation in rapid urbanization areas—A Case study at Qingpu District, Shanghai City [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2016, 36(5): 185–190, 197.
- [30] 张淑怡, 尤怡靖, 朱泓恺, 等. 长三角地区植被覆盖演变城乡差异及其原因[J]. 生态学报, 2023, 43(14): 5980–5993.
- ZHANG S Y, YOU Y J, ZHU H K, et al. Urban and rural differences in vegetation cover evolution and its causes in the Yangtze River Delta[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(14): 5980–5993.
- [31] 汤庆园, 王宝平, 李陈. 1980—2010 年上海土地开发利用时空演变研究[J]. 城乡规划, 2020(2): 95–101.
- TANG Q Y, WANG B P, LI C. Spatial and temporal variation of land use in Shanghai from 1980 to 2010 [J]. Urban and Rural Planning, 2020(2): 95–101.
- [32] 王丽媛, 张孝宇, 马莹, 等. 上海农用地整治的历史变迁及功能变化研究[J]. 上海农业学报, 2019, 35(1): 97–102.
- WANG L Y, ZHANG X Y, MA Y, et al. Research about agricultural land consolidation and functional change in Shanghai [J]. Acta Agriculturae Shanghai, 2019, 35(1): 97–102.
- [33] 杨明一, 乔海娟, 王银堂, 等. 太湖流域分省市水环境政策量化分析与比较[J]. 资源科学, 2021, 43(10): 2042–2054.
- YANG M Y, QIAO H J, WANG Y T, et al. Quantitative analysis and comparative study on provincial water environment policies in the Tai Lake Basin [J]. Resources Science, 2021, 43(10): 2042–2054.