

王丽花, 陈会娟, 朱明瑞. 城镇污水处理厂数字工艺员系统开发及应用[J]. 净水技术, 2024, 43(9): 87-97, 120.

WANG L H, CHEN H J, ZHU M R. Development and application of digital process operator system in urban WWTPs[J]. Water Purification Technology, 2024, 43(9): 87-97, 120.

城镇污水处理厂数字工艺员系统开发及应用

王丽花^{1,*}, 陈会娟², 朱明瑞¹

(1. 上海城投污水处理有限公司, 上海 201203; 2. 上海西派埃智能化系统有限公司, 上海 200233)

摘要 在中国经济社会发展的绿色化、低碳化转型背景下, 污水处理作为污染防治和温室气体减排的关键领域, 面临着提升处理效率和降低碳排放的双重挑战, 文章旨在采用统计学、流体力学理论、机器学习等多种技术建立基于生产数据驱动的智慧化数字工艺员系统。以某污水处理厂为研究对象, 采用 XGBOOST 机器学习算法建立综合考虑上游泵站、区域温度、天气等因素的污水厂水量预测模型; 基于污水厂工艺运行原理及历史运行数据, 采用机器学习、流体力学理论等多种技术, 建立了基于“机理”+“数理”融合的污水处理厂各工艺段参数预测模型, 并开发了包含生产现场层、控制层和决策层 3 层架构的污水处理厂数字工艺员系统, 在该污水处理厂进行了应用。研究结果表明: 该数字工艺员系统实现了污水处理厂智能排产、工艺参数预测等智慧决策功能, 与上一年同期未使用该系统相比, 在 TN、氨氮和 TP 去除率增加的基础上, 平均电单耗和药单耗分别下降了 4.98% 和 4.11%, 达到减污降碳、协同增效的目的, 提升了污水处理厂数字化、绿色化和智慧化水平。

关键词 数字工艺员 机器学习 智能排产 工艺参数预测 减污降碳

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-0177(2024)09-0087-12

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2024.09.011

Development and Application of Digital Process Operator System in Urban WWTPs

WANG Lihua^{1,*}, CHEN Huijuan², ZHU Mingrui¹

(1. Shanghai Chengtong Wastewater Treatment Co., Ltd., Shanghai 201203, China;

2. Shanghai SIPAI Intelligent Systems Co., Ltd., Shanghai 200233, China)

Abstract In the context of China's economic and social development transitioning towards greening and low-carbon transformation, wastewater treatment emerges as a critical domain for pollution prevention and greenhouse gas reduction, facing dual challenges of enhancing treatment efficiency and reducing carbon emissions. This study aimed to establish an intelligent digital process operator system driven by production data, employing a variety of technologies including statistics, fluid dynamics theory, and machine learning. Focusing on a specific wastewater treatment plant (WWTP), this research utilized the XGBOOST machine learning algorithm to develop a comprehensive sewage volume prediction model that takes into account factors such as upstream pump stations, regional temperature, and weather conditions. Based on the operational principles and historical data of the wastewater treatment plant, process parameter prediction models for various process segments were developed by integrating "mechanistic" and "mathematical" approaches using machine learning and fluid dynamics theories. A digital process operator system for the wastewater treatment plant, comprising three-tier architecture of production site layer, control layer, and decision layer, was constructed and applied in the WWTP. The research findings demonstrate that the digital process operator system enables intelligent scheduling, process parameter prediction, and other intelligent decision-making functions for the wastewater treatment plant. Compared to the same period of the previous year without the system, the removal rates of total nitrogen (TN), ammonia nitrogen, and total phosphorus (TP) have increased, with an average decrease of 4.98% in electricity consumption and 4.11% in chemical usage, achieving the goal of pollution and carbon reduction, while enhancing the digitalization, greening, and intelligent level of the WWTP.

Keywords digital process operator machine learning intelligent scheduling process parameter prediction pollution and carbon reduction

[收稿日期] 2024-05-29

[基金项目] 上海市工业互联网创新发展专项(2019-GYHLW-02001)

[通信作者] 王丽花(1973—), 女, 博士, 研究方向为污水污泥资源化利用、绿色低碳技术和智慧水务, E-mail: wanglihua73@aliyun.com。

当前,我国经济社会发展已进入加快绿色化、低碳化的高质量发展阶段,生态文明建设也同样进入了以降碳为重点战略方向、推动减污降碳协同增效的关键时期。污水处理既是深入打好污染防治攻坚战的重要抓手,也是推动温室气体减排的重要领域,污水处理行业碳排放量占全社会总排放量的1%~2%^[1]。同时,随着新一代信息技术的发展,污水处理厂正逐渐采用自动化和智能化技术,如传感器、物联网设备、大数据分析和人工智能,以提高效率和降低运营成本。因此,在“双碳”背景下,如何进一步降低污水处理厂碳排放量,同时提高处理效率,进一步提升污水处理厂数字化、低碳化和智慧化水平是亟需解决的问题。

近年来,国内外学者^[2-8]围绕污水处理厂中耗能较多的生物反应池过量曝气和除磷加药问题进行了大量研究,提出了精确曝气或智能曝气系统和精确除磷加药系统。所研究生物池曝气系统分为基于活性污泥法模型的控制系统和基于机器学习技术的控制系统两类^[2-6],而除磷控制系统多是以简单PID调节或以流量为前馈、以出水TP为反馈的控制系统^[7-8],实现污水处理厂按需曝气和加药的目的,降低污水处理厂能耗,提升污水处理自动化和智能化水平,但对其他工艺段优化研究相对较少。随着人工智能技术的发展,其在污水处理领域的应用也越来越广泛^[9-13]。研究人员^[9-13]分别采用不同的神经网络算法、随机森林(RF)算法等建立污水处理曝气量预测、出水水质预测等模型,并构建相应的智能曝气系统,相关研究为污水处理厂提质增效、优化决策提供技术支撑。

在前期研究基础上,文章以某污水处理厂为研究对象,首先采用机器学习算法建立综合考虑上游泵站情况、区域温度、天气等情况的污水厂水量预测模型,实现对污水厂未来水量的实时预测,为污水处理厂智能排产提供支撑;在此基础上,通过对污水处理厂

历史运行数据及工艺运行原理进行分析,采用多种方法,如统计学理论、流体力学理论、机器学习等技术,建立基于“机理”+“数理”的污水处理厂各工艺段参数预测模型,包括提升系统、生物系统、污泥系统、加药系统参数预测模型,为污水厂全厂运行提供理论支撑;基于所建模型构建了包含生产现场层、控制层和决策层3层架构的数字工艺员系统,在各工艺段可自动控制基础上,实现决策层各算法模型进行决策给出相应生产指令和控制层进行执行反馈之间的大闭环控制,实现污水处理厂智能排产、工艺参数预测等智慧决策功能,达到减污降碳、协同增效的目的,提升了污水处理厂数字化、绿色化和智慧化水平。

1 污水处理厂水量预测模型建立

由于受服务区域类型、排水管网、季节及降雨因素等多种条件的影响,污水厂来水量水质呈现复杂、多变特性,对污水处理厂稳定运行及后续污泥处理均带来较大的影响。XGBOOST算法是一种基于决策树和Boosting思想的算法,在训练模型过程中,首先构建初始决策树并计算残差,并不断添加新的树去拟合上次预测的残差;重复此过程多次直至误差最小,并将每颗树的预测加总,即可得到一个较为准确的预测模型。该方法在训练速度和预测速度方面都相当高效,在目标函数中加入了正则化项,这有助于避免模型过拟合,提高了模型的泛化能力,适用于处理复杂和波动性数据,如流量预测^[14]。以上海某污水处理厂为研究对象,通过对其上游泵站流量、液位及水厂采集进水流量历史运行数据进行分析,采用XGBOOST方法^[15]建立其水量预测模型。

该污水处理厂2019年投入运营,是上海首座“花园式”全地下污水处理厂,服务面积为115 km²,服务人口为124万,投运规模为40万m³/d,出水达到准Ⅳ类水体标准(除TN外,其他标准均达到Ⅳ类水标准)。该污水处理厂工艺流程如图1所示。

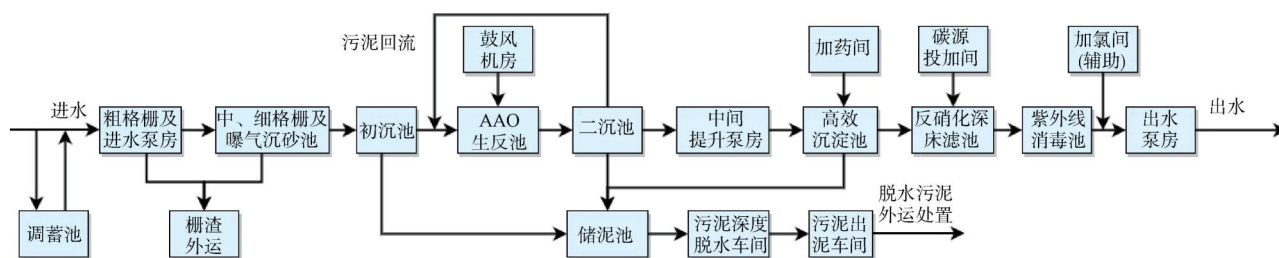


图1 污水处理厂工艺流程

Fig. 1 Process Flow of Urban WWTTP

为建立污水处理厂水量预测模型,研究该污水处理厂 2020 年 9 月—2022 年 9 月这 2 年内日处理量与区域平均气温、降雨等数据,其变化规律如图 2 所示。由图 2 可知,该污水处理厂日处理量与温度呈现明显正相关关系,雨天日处理量增量与降雨量亦呈现正相关关系。同时,研究该污水处理厂与其上游泵站流量、液位变化规律,结果如图 3 所示。由图 3 可知,该污水处理厂日处理量与上游泵站流量和液位亦呈现正相关关系。基于上述数据分析,以污水厂前 3 d 日处理量、前 3 d 平

均温度、前 3 d 降雨量、当日平均温度和降雨量为输入参数,以污水厂日处理量为输出参数,采用 XGBOOST 算法建立污水厂日处理量预测模型。以上述所分析的 2 年数据量的 70% 为训练样本集,30% 为测试样本集进行训练和学习,以确定 XGBOOST 模型各数据参数,其中,学习器类型设置为 gbtrees,学习率为 0.3,树的最大深度设置为 5。模型训练集准确性为 98.8%,测试集准确性为 96.8% (图 4),为准确预测污水处理厂水量提供支撑。

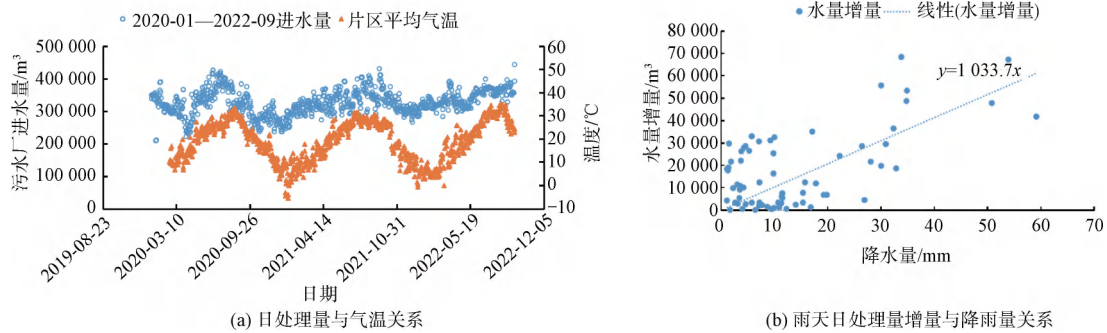


图 2 日处理量随区域平均气温、降雨量变化

Fig. 2 Variation of Daily Treatment Capacity with Regional Average Temperature and Precipitation

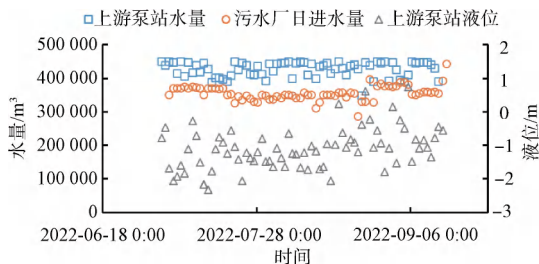


图 3 日处理量与上游泵站流量、液位变化

Fig. 3 Variation of Daily Treatment Capacity with Upstream Pump Station Flow and Water Levels

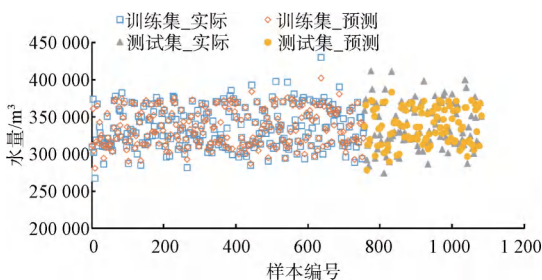


图 4 水量预测模型预测结果和实际结果对比

Fig. 4 Comparison of Predicted and Actual Results of Predicted Model for Capacity

2 污水处理厂工艺参数预测模型建立

通过对污水处理厂历史运行数据及工艺运行原

理进行分析,采用统计学理论、流体力学理论、机器学习等技术,建立基于“机理”+“数理”的污水处理厂工艺段参数预测模型,包括提升系统参数预测模型、生物系统加药预测模型、污泥系统参数预测模型和加药系统参数预测模型。

2.1 提升系统参数预测模型

针对提升系统运行原理,采用流体力学理论建立其扬程和提升泵组效率计算模式,以期对提升泵组运行效率进行实时评估^[16]。基于所评估历史运行过程中不同流量、不同泵组组合和不同集水井液位下泵组效率变化规律,对后续水厂运营过程中泵组组合进行优选,以确保提升泵组优化、节能运行。其所建扬程计算表达如式(1)。

$$H = (H_h - H_q) + \frac{P_h - P_q}{\rho g} + \frac{v_h^2 - v_q^2}{2g} + (h_j + h_f) \quad (1)$$

其中: H ——扬程,m;

H_h ——泵后液位,m;

H_q ——泵前液位,m;

P_h ——泵后压力,Pa;

P_q ——泵前压力,Pa;

v_h ——泵后流体流速, m^3/h ;
 v_q ——泵前流体流速, m^3/h ;
 ρ ——流体密度, kg/m^3 ;
 g ——重力加速度, m/s^2 ;
 h_j ——局部阻力损失, m ;
 h_f ——沿程阻力损失(局部阻力和沿程阻力计算方法见文献^[16], m 。

泵站泵组效率计算表达如式(2)。

$$\eta = \frac{P_{\text{et}}}{P_{\text{at}}} \times 100\% = \frac{\rho g Q_t H_t}{\sum_{i=1}^n P_{\text{ai}}} \times 100\% \quad (2)$$

其中: η ——泵站泵组效率;

P_{et} ——泵组有效功率, W ;

P_{at} ——泵组的输入功率, W ;

Q_t ——泵流量, m^3/s ;

H_t ——泵扬程, m ;

n ——泵组泵组的总台数;

P_{ai} ——每台泵的输入功率, W 。

2.2 生物系统参数预测模型

RF 是一种集成型有监督学习算法,通过构建多

个决策树对样本进行训练与预测。它通过随机抽样技术选取训练集,并在特征选择上引入随机性,有效提升了模型对复杂特征的分析能力,降低了过拟合风险。此外,RF 在处理不平衡数据集时能够自动平衡误差,展现出较高的鲁棒性,使其成为解决多种数据问题的理想选择^[13]。

生物系统是污水厂运行的核心单元,也是污水厂最大的能耗单元。生物系统曝气量的控制决定着整个系统的处理效果和污水处理厂能耗水平,为实现污水处理生物系统按需曝气、节能降耗运行,首先通过统计分析方法研究该污水厂历史运行的进水化学需氧量(COD_{Cr})、进水氨氮与生物反应池出口溶解氧(DO)、末端出水氨氮变化规律,如图 5 所示。由图 5 可知,该污水处理厂 COD_{Cr} 质量浓度集中于 $100 \sim 320 \text{ mg/L}$, 进水氨氮质量浓度集中于 $15 \sim 35 \text{ mg/L}$, DO 质量浓度集中于 $0.8 \sim 2.8 \text{ mg/L}$, 出水氨氮质量浓度集中于 $0.986 \sim 1.319 \text{ mg/L}$, 其平均值分别为 226 、 24.64 、 1.87 、 1.01 mg/L 。

在上述分析基础上,以进水 COD_{Cr} 、进水氨氮和

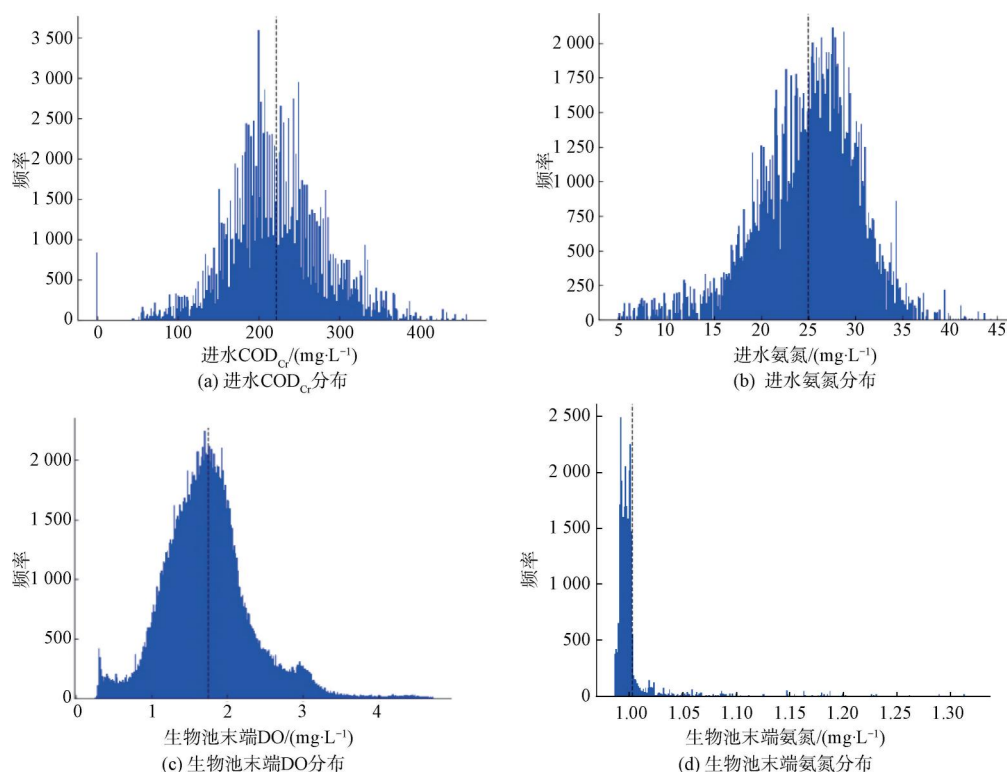


图 5 进水 COD_{Cr} 、氨氮与生物反应池出口 DO 、出水氨氮统计分析结果

Fig. 5 Statistical Analysis Results of Influent COD_{Cr} , Ammonia Nitrogen, and Effluent DO and Ammonia Nitrogen at Outlet of Biological Reactor

生物反应池末端出水氨氮为输入,以生物反应池出口 DO 为输出参数,采用 RF 算法建立该生物系统 DO 控制目标预测模型;同时,以进水流量、进水 COD_{Cr}、进水氨氮、生物反应池 DO、污泥浓度 (MLSS) 和温度为输入参数,以生物反应曝气量为输出参数,采用 RF 算法建立其曝气量预测模型。其表达式分别为式 (3) 和式 (4)。

$$D_{DO-igt} = f_1(C_{COD-in}, N_{NH_3-in}, N_{NH_3-out}) \quad (3)$$

$$Q_{air} = f_2(Q_{in}, N_{NH_3-in}, C_{COD-in}, M_{MLSS}, D_{DO-igt}, T) \quad (4)$$

其中: Q_{air} ——生物反应池曝气量, m^3/h ;

D_{DO-igt} ——生物反应池 DO 控制目标, mg/L ;

C_{COD-in} ——污水处理厂进水 COD_{Cr} 质量浓度, mg/L ;

N_{NH_3-in} ——污水处理厂进水氨氮质量浓度, mg/L ;

N_{NH_3-out} ——污水处理厂生物反应池末端出水氨氮质量浓度, mg/L ;

Q_{in} ——生物反应池进水流量, m^3/h ;

M_{MLSS} ——生物反应池污泥质量浓度, mg/L ;

T ——生物反应池温度, $^{\circ}C$ 。

模型建立过程中,以历史运行 2020 年 9 月—2022 年 9 月这 2 年数据集的 70% 作为训练集, 30% 作为测试集。数据集的 70% 作为训练集有助于模型避免过拟合,保持模型的泛化能力,同时 30% 的数据用于验证和测试,可以确保有足够的数据来评估模型的性能。曝气量预测模型的平均误差为 4.1%,测试集平均误差为 10%,结果如图 6 所示。

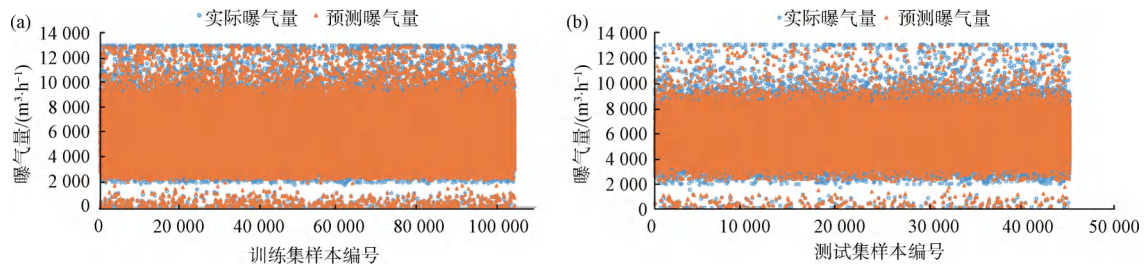


图 6 曝气量预测模型预测结果与实测曝气对比

Fig. 6 Comparison between Predicted Aeration Rate by Aeration Model and Measured Aeration Quantity

2.3 污泥系统参数预测模型

基于活性污泥法生物反应原理及现场工艺运行现状,建立内回流、外回流和剩余污泥排泥参数预测模型,以保证生物反应池污泥活性,促进系统的稳定高效运行。

(1) 污泥内回流参数预测模型

该污水处理厂污泥内回流是从生物反应池好氧区末端回流至缺氧区,回流过程中未安装流量仪表进行内回流量的测量,通过调节回流泵频率控制内回流多少。因此,针对该工艺现状,以进水流量、生物反应池出水硝氮、污水厂末端出水 TN 为输入参数,以内回流泵频率为输出参数,采用 RF 建立内回流泵频率预测模型,表达如式 (5)。

$$F_P = f_3(T_{TN-out}, N_{NO_3}, Q_{in}) \quad (5)$$

其中: F_P ——预测该生反池内回流泵频率, Hz ;

T_{TN-out} ——末端出水 TN 质量浓度, mg/L ;

N_{NO_3} ——为该生反池末端硝氮质量浓度,

mg/L 。

模型建立过程中,以 2020 年 11 月—2022 年 9 月这 2 年运行的进水流量、生物反应池出水硝氮、污水厂末端出水 TN 和内回流泵频率数据的 70% 作为训练集, 30% 作为测试集进行训练和学习,所建内回流泵频率预测模型的训练集平均误差为 94.7%,测试集平均误差为 93.5%,结果如图 7 所示。

在内回流泵频率预测基础上,基于内回流泵安装结构和流体力学特性,采用式 (1) 即可计算内回流泵扬程;根据该频率和内回流泵扬程,即可根据内回流泵流量-扬程特性曲线回归的表达式[式 (6)]计算根据内回流泵流量;根据此流量和进水流量,计算内回流系统的内回流比,表达如式 (7)。

$$h_i = k_1 Q_{in}^2 + k_2 Q_{in} \left(\frac{f_{P,i}}{f_{额定}} \right) + \left(\frac{f_{P,i}}{f_{额定}} \right)^2 C \quad (6)$$

$$\sigma = \left(\frac{Q_{in}}{Q_{in}} \right) \times 100\% \quad (7)$$

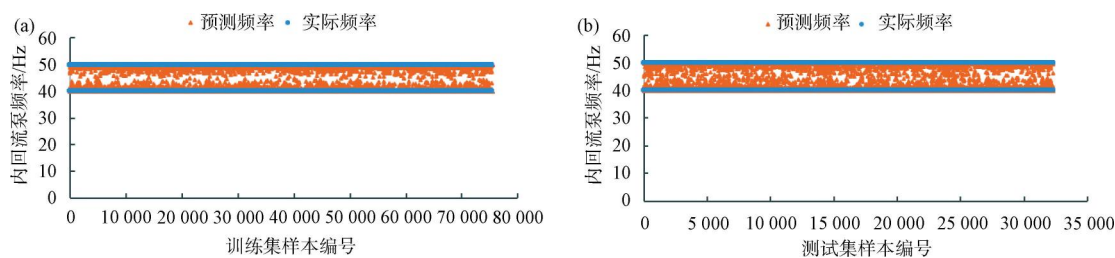


图7 内回流泵频率预测模型预测结果和实际结果对比

Fig. 7 Comparison between Predicted Results of Internal Recirculation Pump Frequency by Model and Actual Frequency

其中: h_i ——内回流泵估算扬程,m;

k_1, k_2, C ——内回流泵流量-扬程特性曲线所回归的系数;

$Q_{\text{内}}$ ——内回流泵流量, m^3/h ;

$f_{\text{P},i}$ ——内回流泵实际频率,Hz;

$f_{\text{额定}}$ ——内回流泵额定频率,Hz;

σ ——回流比。

(2) 污泥外回流参数预测模型

污泥外回流的控制方式通常有3种方式:①保持外回流量恒定;②保持外回流比恒定;③定期或随时调节回流量 Q 及回流比 R ,包含基于的MLSS控制、基于污泥沉降比的控制、基于二沉池泥位的控制等。针对该污水处理厂工艺现状,采用模糊数学理论建立外回流比预测模型,其计算表达式如式(8)。

$$R = f_4(M_{\text{MLSS-igt}}, M_{\text{MLSS}}, R_r) \quad (8)$$

其中: R ——预测的外回流比;

$M_{\text{MLSS-igt}}$ ——生物反应池污泥浓度控制目标, mg/L ;

R_r ——实际外回流比。

该外回流比和外回流量亦根据外回流泵安装结构和特性,通过式(1)、式(6)、式(7)计算所得。

通过对2022年5月—2022年6月运行的污泥外回流运行数据进行分析,建立了相应的外回流预测模型,模型预测结果如图8所示。由图8可知,模型所预测外回流比与实际外回流比基本吻合,平均相对误差为9.4%。

(3) 剩余污泥排泥参数预测模型

为维持污泥系统微生物活性,必须定期排放一部分剩余活性污泥,以改变活性污泥中微生物种类和增长速度。该污水厂已在生物反应池末端安装污泥沉降比智能分析仪,每隔4h自动采集污泥混合液,并测量5、10、20、30 min污泥沉降特性,基于所

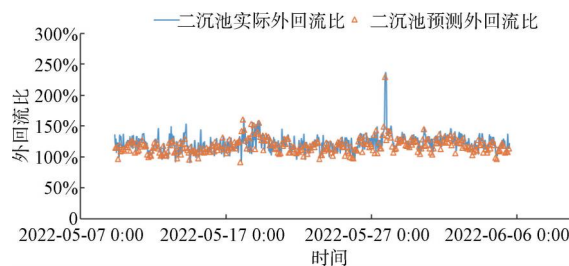


图8 外回流模型预测结果与实际结果对比

Fig. 8 Comparison between Predicted Results of Returned Sludge Ratio by Model and Actual Ratio

测量的污泥沉降特性,通过统计分析历史运行日排泥量与所测30 min污泥沉降特性管路,建立日排泥量计算模型,其表达式如式(9)。

$$Q_{\text{SR}} = f_5(S_{\text{SV}5}, S_{\text{SV}30}, k_1, k_2, k_3) \quad (9)$$

其中: Q_{SR} ——该污水厂日排泥量, m^3/d ;

$S_{\text{SV}5}$ ——5 min污泥沉降比;

$S_{\text{SV}30}$ ——30 min污泥沉降比;

k_1, k_2, k_3 ——数据分析所回归的系数。

在上述预测模型基础上,为实现污水厂排泥的控制,在考虑污泥处理量处理产能基础上,将所预测的 Q_{SR} 转化为现场剩余污泥自控系统所能下发的控制参数,即排泥泵的运行时间和间隔时间,其计算表达如式(10)。

$$\frac{t_R}{t_I} = \frac{\frac{Q_{\text{SR}}}{Q_{\text{rated}}}}{24 - \frac{Q_{\text{SR}}}{Q_{\text{rated}}}} \quad (10)$$

其中: Q_{rated} ——排泥泵额定流量, m^3/h ;

t_R ——排泥泵单次运行时长,min;

t_I ——排泥泵单次运行间隔时长,min。

在计算时, t_R 和 Q_{rated} 为固定值。

2.4 加药系统参数预测模型

药耗是污水处理厂能耗的重要组成部分,为确保该污水处理厂在水质达标情况下按需加药、节能降耗,建立高效沉淀池聚合氯化铝(PAC)/聚丙烯酰胺(PAM)、碳源投加和次氯酸钠加药量预测模型。

(1) PAC/PAM 加药量预测模型

为了确保污水处理厂出水 TP 满足出水指标要求,该污水处理厂采用化学除磷工艺,在高效沉淀池投加 PAC 和 PAM 药剂。基于磷酸盐和铝盐化学反应原理,建立 PAC 加药量预测模型。

磷酸盐和铝盐化学反应方程式如式(11)。



基于上述化学反应,推算高效沉淀池 PAC 投加量计算模型,如式(12)。

$$Q_{\text{PAC}} = \frac{\beta_1 Q_{\text{in}} (T_{\text{TP-in}} - T_{\text{TP-out}}) M_{\text{Al}}}{c} = Q_{\text{in}} \times \alpha \quad (12)$$

其中: Q_{PAC} ——PAC 加药量,kg/h;

β_1 ——PAC 投加系数;

$T_{\text{TP-in}}$ ——高效沉淀池进水 TP 质量浓度,mg/L;

$T_{\text{TP-out}}$ ——高效沉淀池出水 TP 目标值,mg/L;

M_{Al} ——上述化学反应式中铝盐和磷酸盐分子量之比,无因次;

c ——溶液质量分数;

α ——PAC 投加率,即 PAC 投加药量和进水流量之比。

为确定上述模型系数,对该高效沉淀池 2022 年 1 月—2022 年 6 月历史投加率、进水 TP、出水 TP 等运行数据进行了分析,建立投加率与高效沉淀池 TP 去除率关系,其示意图如图 9 所示。在确定模型参数基础上,进一步通过将 2022 年 7 月—2022 年 10 月历史运行数据与模型计算数据进行对比分析,对模型准确性进行验证,结果如图 10 所示。由图 10 可知,该模型预测投加率与实际投加率相吻合,平均误差为 89.78%,可用于污水厂 PAC 加药量的投加。

对于高效沉淀池 PAM 投加,则综合考虑进水流量、进水 SS、出水 SS、进水 TP、出水 TP,采用 RF 算

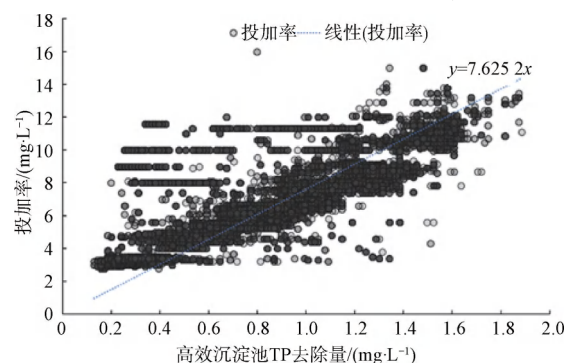


图 9 PAC 投加率与高效沉淀池 TP 去除量关系

Fig. 9 Relationship between PAC Dosage and TP Removal Concentration in High-Efficiency Sedimentation Tank

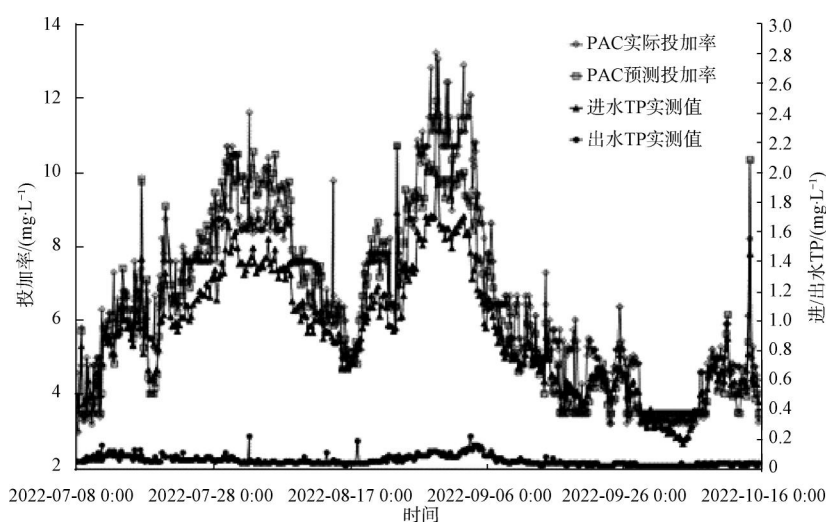


图 10 模型计算 PAC 投加率与实际投加率对比

Fig. 10 Comparison of PAC Dosage Calculated by Model and Actual Dosage

法建立 PAM 加药量模型,其计算表达如式(13)。

$$Q_{\text{PAM}} = f_6(Q_{\text{in}}, S_{\text{SS-in}}, S_{\text{SS-out}}, T_{\text{TP-in}}, T_{\text{TP-out}}) \quad (13)$$

其中: Q_{PAM} ——PAM 投加量,kg/h;

$S_{\text{SS-in}}$ ——进水 SS 质量浓度,mg/L;

$S_{\text{SS-out}}$ ——出水 SS 质量浓度,mg/L。

根据 2023 年 1 月—6 月这 6 个月的 18 000 组历史数据,以其中 70%的数据作为训练集,30%的数据作为测试集,采用随机森林的方法建立相应的模型,该模型平均相对误差为 2.58%。

(2)碳源投加

当污水处理厂进水碳源不足时,需通过外加碳源方式将硝氮还原成 N_2 ,提高污水处理工艺除氮效果。综合考虑进水流量,进水 COD_{Cr} 、生物池末端硝氮、反硝化滤池末端硝氮,采用 RF 算法建立碳源投加量关系模型;在此基础上,基于加药泵运行特性,建立碳源投加量与加药泵频率之间关系,以计算加药泵所需运行频率。图 11 为所建模型预测加药泵频率结果与实际加药泵频率对比,其平均绝对误差为 0.97 Hz,平均相对误差为 8.63%。

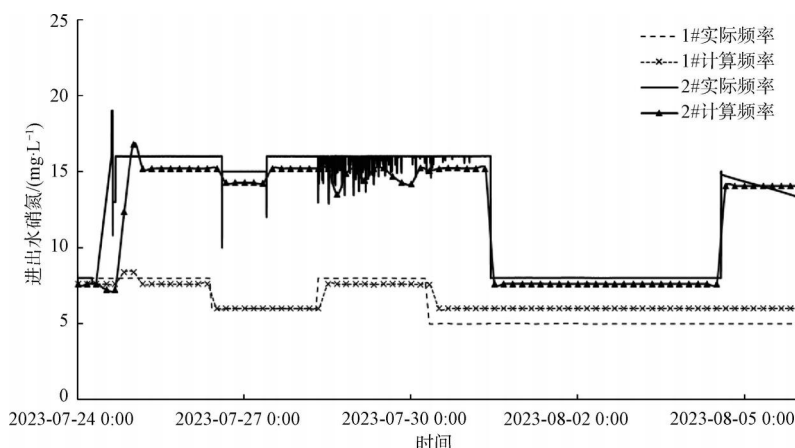


图 11 乙酸钠加药泵频率与生物反应池出水硝氮关系

Fig. 11 Relationship between Frequency of Sodium Acetate Dosing Pump and Nitrate Nitrogen in Effluent of Biological Reactor

(3)次氯酸钠

次氯酸钠中的氯离子具有很强的氧化性,能破坏大肠杆菌等细菌的细胞膜和细胞结构,使其失去生命力,达到消毒杀菌目的。对于污水厂次氯酸钠投加过程,在给定所要控制余氯目标后,基于水厂出水所检测实测余氯和加药量,通过对比余氯实测值与目标值差值,采用模糊数学理论建立次氯酸钠加药量模型;在此基础上,基于加药泵运行特性,建立次氯酸钠加药量与加药泵频率之间关系,以计算加药泵所需运行频率。通过对该厂 2023 年 7 月—8 月的 6 300 组历史数据进行分析,建立了相应的加药量预测模型,并计算相应加药泵频率,其平均绝对误差为 1.22 Hz,平均相对误差为 5.64%(图 12)。

3 数字工艺员系统构建及应用

基于上述所建水量、工艺参数预测模型,构建数字工艺员系统,并于 2023 年 10 月在污水处理厂进行了投运应用,达到了良好的应用效果。

(1)数字工艺员系统运行机制

污水处理厂数字工艺员系统架构如图 13 所示。

由图 13 可知,该数字工艺员系统架构包含 3 层:底层主要是部署污水处理厂所需仪表和设备,采集污水处理厂基本运行生产数据;中间层是控制层,包含污水处理厂各工艺段自动化控制的 PLC 控制系统和生产监视的 SCADA 系统,通过控制层,一方面实现污水处理厂各工艺段自动化小闭环控制(如生反池曝气控制过程,在 SCADA 系统人工设定 DO 控制目标后,系统即可自动对鼓风机进行调节,进而达到所设定的 DO 控制目标),另一方面,PLC 控制系统可采集部署在现场的仪器仪表、设备等数据,通过网络上传至 SCADA 系统,并将其转存至数据库中;最上层是决策层,基于前述所建立的水量预测及各工艺参数预测模型,通过实时读取数据库中的各生产数据,即可计算污水厂水量及各工艺运行参数,生成相应的生产指令,并将其下发至 SCADA 监控系统和各工艺段 PLC 控制系统进行执行(其下发至

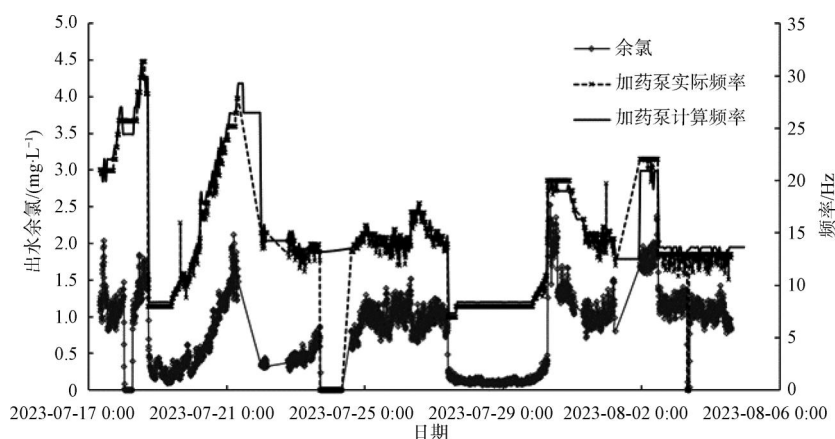


图 12 次氯酸钠投加频率与出水余氯关系

Fig. 12 Relationship between Frequency of Sodium Hypochlorite Dosing and Residual Chlorine in Effluent

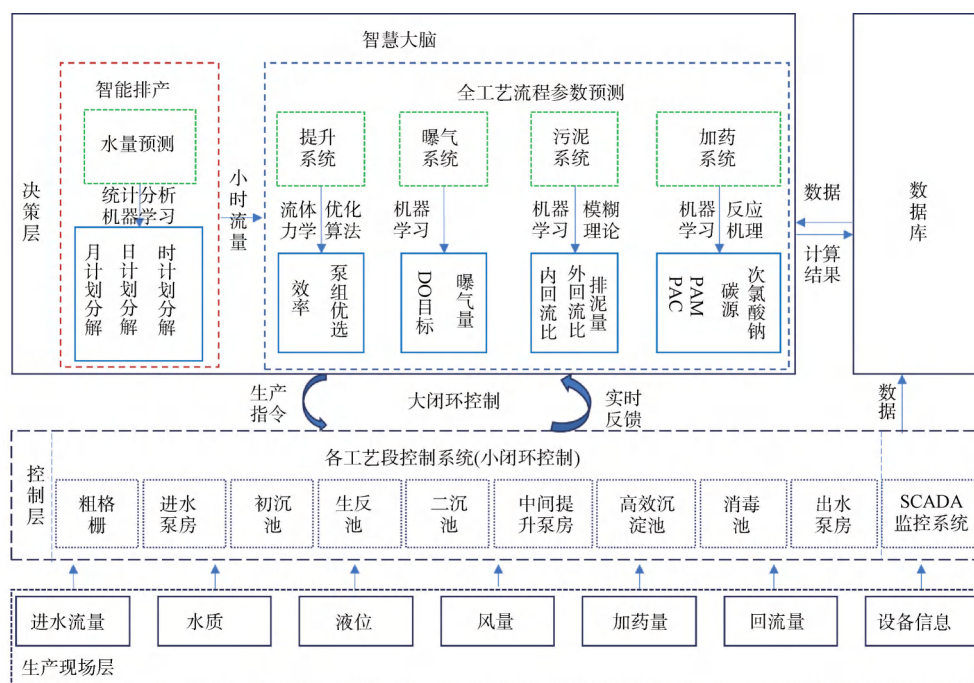


图 13 数字工艺员系统架构

Fig. 13 Architecture of Digital Process Operator System

SCADA 监控系统如图 14 所示), 执行后的结果实时反馈至决策层进行再一次的计算分析, 如此反复, 实现污水处理厂决策-控制层执行的大闭环控制(如生反池曝气控制过程, 决策层可计算各生反池 DO 控制目标, 将该目标输出至生反池小闭环系统所对应的人工设定 DO 控制目标, 系统即可按决策层所计算 DO 控制目标进行执行, 实现生反池曝气系统的大闭环控制), 提升污水处理厂智慧决策能力和水平。

通过上述过程, 由数字工艺员系统代替人类或

协助人类工艺员, 实现污水处理厂智能排产、工艺参数预测功能, 达到减污降碳、协同增效的目的, 提升了污水处理厂数字化、绿色化和智慧化水平。

数字工艺员系统运行过程中, 为达到智能排产的功能, 根据所建水量预测模型, 当输入未来一个月内的实际内的日平均气温、降雨及前 3 d 相关日处理量、平均气温及降雨等数据后, 模型预测未来一个月内的水量。污水处理厂排产量在预测水量基础上, 还应同时兼顾污水处理厂处理能力和月生产计划, 当污水处理厂设施设备检维修时, 相

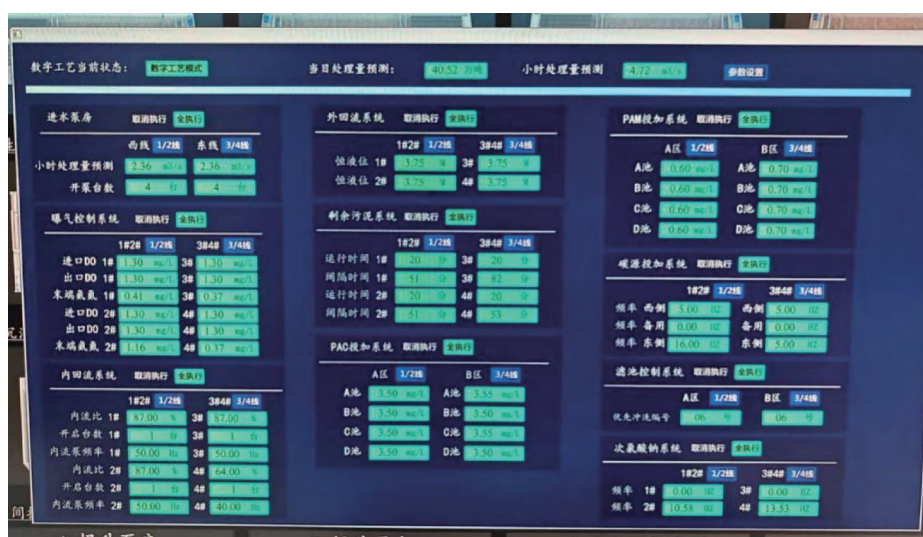


图 14 数字工艺员系统计算结果下发至 SCADA 系统

Fig. 14 Calculation Results of Digital Process Operator System Issuing to SCADA System

应生产能力减弱,排产量将在预测水量基础上进行减量,多余水量调度至其他水厂进行处理。在上述基础上,智能排产过程中,还将每个月预测月度水量与月度计划进行对比,当本月内已累计完成的月度处理量与本月内截至当日的月度计划处理量两者相差较大时,修正月度内未来一段时间的日排产量,以期完成月度计划,但修正过程中应考虑上游泵站液位和流量情况。通过上述过程,实现月度计划分解的功能及跟踪反馈,该过程每日重复更新计算一次。

基于上述排产过程可知每月的日排产量,通过分析污水厂每小时水量占日水量比例关系,可将日排产量分解至各小时运行水量。同理,为完成日排产量目标,该日计划分解过程每小时重复计算一次,以对每日内后续所运行小时水量进行更新和修正。在修正过程中,应当同时兼顾进水泵房液位情况,液位较高时,则不可增加下一小时的运行水量。

通过智能排产模块,将日排产量分解至小时水量后,即可根据工艺参数预测模型计算各工艺段所需参数,但所建污水处理厂工艺参数预测模型所预测结果均为数字工艺员系统的前馈控制参数。在实际运行过程中,还需基于各水质指标对其工艺参数进行反馈调节。以生物反应池为例,简述其执行过程,污水处理厂正常运行过程中,人工设置生物反应池末端出水氨氮控制目标,基于所设置目标,通过将

实时采集的进水 COD_{Cr} 、进水氨氮读入式(3)中,即可计算出生物反应池 DO 控制目标。同时,通过将计算的生物反应池 DO 控制目标及智能排产模块给出的小时流量、进水氨氮、进水 COD_{Cr} 、生物反应池 MLSS、温度数据读入式(4)中,即可计算出生物反应池所需曝气量。但污水厂运行过程中,DO 控制目标的计算亦需要同时考虑生物反应池末端出水氨氮的反馈,当所设置末端出水氨氮目标和实测末端氨氮值相差不大时,DO 控制目标即采用式(3)所计算结果,但当实测氨氮值大于所设置末端出水氨氮目标时,需根据生物池末端出水氨氮实测值和目标差值反馈调节 DO 控制目标。

(2) 数字工艺员系统应用效果

该数字工艺员系统于 2023 年 10 月起投入运行,至今运行已有 7 个月,系统运行效果如表 1 所示。该系统运行期间,智能排产模块日排产量执行率平均值达 94%,进水泵房液位稳定在安全液位为 $-3.26 \sim -0.33 \text{ m}$;月计划处理量为 937.43 万 m^3 ,月完成处理量为 1 066.14 万 m^3 ;系统运行期间平均进水 TN、进水氨氮和进水 TP 分别为 35.89、30.4 mg/L 和 4.44 mg/L ;出水 TN 质量浓度为 3.68~12.00 mg/L ,平均值为 7.95 mg/L ,出水氨氮质量浓度为 0.06~0.44 mg/L ,平均值为 0.20 mg/L ,出水 TP 质量浓度为 0.02~0.24 mg/L ,平均值为 0.08 mg/L ,出水水质均稳定达标;与未投运前上一年同期进行对比以排除气候变化影响,即 2022 年 10 月—2023 年 4 月运行情

况相比(该时段污水厂平均进水 TN、进水氨氮和进水 TP 质量浓度分别为 34.08、28.51 mg/L 和 3.25 mg/L,出水 TN、出水氨氮和出水 TP 质量浓度分别为 9.37、0.27 mg/L 和 0.07 mg/L),在 TN、氨氮和 TP

去除率增加的基础上,平均电单耗下降 4.98%,平均药单耗下降 4.11%。通过上述应用,数字工艺员系统达到减污降碳、协同增效的目的,提升了污水处理厂数字化、绿色化和智能化运行水平。

表 1 数字工艺员系统应用效果汇总

Tab. 1 Summary of Application Performance of Digital Process Operator System

时间	月计划处理量/ m ³	月完成处理量/ m ³	平均进/出水 TN/ (mg·L ⁻¹)	平均进/出水 TP/ (mg·L ⁻¹)	平均进/出水氨氮/ (mg·L ⁻¹)	平均电单耗/ (kW·h·m ⁻³)	平均药单耗/ (mg·L ⁻¹)
2023 年 10 月	990 万	1 182 万	35.65/7.08	3.24/0.08	29.90/0.20	0.328	11.99
2023 年 11 月	992 万	1 130 万	36.71/8.25	3.84/0.09	30.50/0.23	0.350	10.17
2023 年 12 月	930 万	1 122 万	38.68/9.07	4.07/0.10	33.30/0.21	0.378	9.85
2024 年 1 月	922 万	940 万	39.72/8.55	4.30/0.08	34.80/0.23	0.423	7.84
2024 年 2 月	834 万	923 万	34.84/7.62	7.34/0.07	28.50/0.17	0.383	7.32
2024 年 3 月	979 万	1 068 万	32.67/8.36	3.93/0.06	27.70/0.20	0.389	5.95
2024 年 4 月	915 万	1 098 万	32.97/6.71	4.38/0.08	28.10/0.17	0.369	4.23

4 结论与建议

文章旨在采用统计学、流体力学理论、机器学习等技术建立基于生产数据驱动的智慧化数字工艺员系统,通过研究可得以下结论。

(1)采用 XGBOOST 机器学习算法建立了综合考虑上游泵站情况、区域温度、降雨等情况的污水厂水量预测模型,实现对污水厂来水量的实时预测,模型预测准确率达 96.8%。

(2)通过对污水处理厂历史运行数据及工艺运行原理进行分析,采用统计学理论、流体力学理论、机器学习等技术,建立了基于“机理”+“数理”模型融合的污水处理厂各工艺段参数预测模型,为污水处理厂各工艺优化运行提供支撑。

(3)构建了包含生产现场层、控制层和决策层 3 层架构的数字工艺员系统,代替人类或协助人类工艺员,实现污水处理厂智能排产、工艺参数预测等智慧决策功能。在各工艺段自动化控制基础上,实现决策层和控制层之间决策-执行-反馈-再决策的大闭环控制。

(4)数字工艺员系统现场应用结果显示,与上一年同期未使用该系统相比,在 TN、氨氮和 TP 去除率增加的基础上,平均电单耗下降了 4.98%,药单耗下降了 4.11%,达到减污降碳、协同增效的目的,提升了污水处理厂数字化、绿色化和智慧化水平。

但研究仍存在一些不足之处,如文章所建模型均基于历史生产数据所构建,当污水厂发生突变状况或者工况条件与建模所采用历史工况差别较大时,数字工艺员系统无法给出较为准确的决策。因此,建议在数字工艺员系统引入反映污水处理厂生

化反应原理的工艺仿真机理模型以应对该状况。除此之外,高质量的数据是确保数字工艺员系统运行的关键,建议污水处理厂加强数据清洗和治理工作,以提升数字工艺员系统运行稳定性和准确性。

参考文献

- [1] 王洪臣. 我国城镇污水处理行业碳减排路径及潜力[J]. 给水排水, 2017, 43(3): 1-3, 73.
WANG H C. Carbon emission reduction pathways and potential in urban wastewater treatment industry of China[J]. Water & Wastewater Engineering, 2017, 43(3): 1-3, 73.
- [2] GUJER W, HENZE M, MINO T, et al. The activated sludge model No. 2: Biological phosphorus removal[J]. Water Science and Technology, 1995, 31(2): 1-11.
- [3] MOGENS H, WILLI G, TAKAHASHI M, et al. Activated sludge model No. 2D, ASM2D [J]. Water Science and Technology, 1999, 39(1): 165-182.
- [4] HANBAY D, TURKOGLU I, DEMIR Y. Prediction of wastewater treatment plant performance based on wavelet packet decomposition and neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(2): 235-241.
- [5] 柯崇宜, 张国旺, 田会建, 等. 关于 VACOMASS[®]曝气精确分配与控制系统的研究应用[J]. 净水技术, 2020, 39(s2): 73-77.
KE C Y, ZHANG G W, TIAN H J, et al. Application of VACOMASS[®] air distribution and control system[J]. Water Purification Technology, 2020, 39(s2): 73-77.
- [6] 赵剑文. 精确曝气技术在污水处理中的研究进展及应用[J]. 中国资源综合利用, 2021, 39(7): 186-188.
ZHAO J W. Research progress and application of precision aeration technology in wastewater treatment[J]. China Resources Comprehensive Utilization, 2021, 39(7): 186-188.

(下转第 120 页)

- 84.
- [3] 胡小凤, 袁芳, 石鹏远, 等. 福鼎市污水系统问题识别及提质增效策略[J]. 中国给水排水, 2022, 38(12): 61-67.
HU X F, YUAN F, SHI P Y, et al. Problem diagnosis and strategy of improving quality and efficiency of sewage system in Fuding[J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(12): 61-67.
- [4] 凌耀忠, 胡和平, 万晶晶, 等. 污水系统提质增效对策研究: 以 H 岛污水系统为例[J]. 中国给水排水, 2022, 38(16): 24-28.
LING Y Z, HU H P, WAN J J, et al. Study on solutions for quality and efficiency improvement of wastewater system—Taking H island wastewater system as an example[J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(16): 24-28.
- [5] 杨楠, 张栋俊, 张练, 等. 平原老城区污水处理提质增效实施策略分析[J]. 给水排水, 2020, 46(7): 22-26.
YANG N, ZHANG D J, ZHANG L, et al. Analysis of implementation strategies for improving wastewater treatment quality and effectiveness in the old urban plain area[J]. Water & Wastewater Engineering, 2020, 46(7): 22-26.
- [6] 毛艳荣, 卜俊玲, 卢宝光, 等. 广州市西朗污水处理系统提质增效案例分析[J]. 给水排水, 2020, 46(10): 45-51.
MAO Y R, BU J L, LU B G, et al. Research on quality improvement and efficiency improvement of Xilang sewage treatment system in Guangzhou city[J]. Water & Wastewater Engineering, 2020, 46(10): 45-51.
- (上接第 97 页)
- [7] 李振华, 黄金阳, 马婧. 化学强化除磷自控系统优化试验研究[J]. 工业水处理, 2021, 41(10): 154-158.
LI Z H, HUANG J Y, MA Q. Optimization of auto-control system for chemical enhanced phosphorus removal[J]. Industrial Water Treatment, 2021, 41(10): 154-158.
- [8] 张帅, 矫忠直, 周俊强, 等. 精确除磷加药控制系统模型在宿迁市某污水厂的应用[J]. 广东化工, 2023, 50(9): 184-186.
ZHANG S, JIAO Z Z, ZHOU J Q, et al. Application of precise dephosphorization and dosing control system model in sewage plant in Suqian City[J]. Guangdong Chemical Industry, 2023, 50(9): 184-186.
- [9] 胡康, 万金泉, 马邕文, 等. 基于模糊神经网络的 A²/O 工艺出水氨氮在线预测模型[J]. 中国环境科学, 2012, 32(2): 260-267.
HU K, WAN J Q, MA Y W, et al. Online prediction model based on fuzzy neural network for the effluent ammonia concentration of A²/O system [J]. China Environmental Science, 2012, 32(2): 260-267.
- [10] 杨璐霞, 王梦冉, 林兴亮, 等. 基于 CNN-LSTM 的工业出水水质预测模型[J]. 净水技术, 2024, 43(5): 143-149.
YANG L X, WANG M R, LIN X L, et al. Prediction model of industrial effluent quality based on CNN-LSTM [J]. Water Purification Technology, 2024, 43(5): 143-149.
- [11] 陈威, 陈会娟, 李忠, 等. 基于人工神经网络的污水处理出水水质预测模型[J]. 给水排水, 2020, 46(s1): 990-994.
CHEN W, CHEN H J, LI Z, et al. Effluent water quality prediction model based on artificial neural network for wastewater treatment [J]. Water & Wastewater Engineering, 2020, 46(s1): 990-994.
- [12] 陈树龙, 黎志伟, 黄祖安, 等. 基于 BiLSTM 深度学习模型的污水处理厂水质预测[J]. 当代化工研究, 2024(5): 96-98.
CHEN S L, LI Z W, HUANG Z A, et al. Water quality prediction of sewage treatment plant based on BiLSTM deep learning model[J]. Modern Chemical Research, 2024(5): 96-98.
- [13] 陈会娟, 张丽娜, 沈彦. 基于随机森林的污水处理曝气系统研究与应用[J]. 给水排水, 2023, 59(5): 165-169, 177.
CHEN H J, ZHANG L N, SHEN Y. Research and application of aeration system based on random forest for wastewater treatment [J]. Water & Wastewater Engineering, 2023, 59(5): 165-169, 177.
- [14] 高赫余, 王圣, 吴潇勇. 基于机器学习 XGBoost 集成模型的边界流量计日流量预测方法[J]. 净水技术, 2020, 39(10): 181-186.
GAO H Y, WANG S, WU X Y. Daily flow prediction method of boundary flowmeter based on machine learning XGBoost integrated mode[J]. Water Purification Technology, 2020, 39(10): 181-186.
- [15] 牛景辉. 基于 GWO-XGBoost 的工业污水水质关键数据预测算法[J]. 工业水处理, 2024, 44(1): 184-190.
NIU J H. GWO-XGBoost prediction algorithm for industrial wastewater quality key data [J]. Industrial Water Treatment, 2024, 44(1): 184-190.
- [16] 胡静文, 陈会娟. 水厂二级泵房泵组智能化控制系统设计与应用[J]. 自动化仪表, 2022, 43(8): 16-20, 30.
HU J W, CHEN H J. Design and application of intelligent control system of pump group in secondary pump station of water plant[J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(8): 16-20, 30.