

污水处理软测量仪表研究进展与应用

陈亚松¹, 邱 勇^{2,3*}, 柳蒙蒙¹, 刘萌萌³, 刘雪洁³, 田宇心², 黄 霞²

(1. 中国长江三峡集团有限公司长江生态环境工程研究中心, 北京 100083;

2. 清华大学环境学院, 北京 100084; 3. 清华苏州环境创新研究院, 江苏 苏州 215000)

摘要:软传感器以其检测快速、成本低廉等优点应用于污水处理行业前景极佳,随着人工智能的进步,软测量仪表的精度与可靠度也在逐步提高。该文在总结污水处理软测量研究进展的基础上,研究了软测量仪表开发的关键技术,并分析了某膜曝气生物反应器(MABR)农村污水处理设施出水端的应用案例。

关键词:软测量;仪表;污水处理;模型;性能评价

中图分类号:X703

文章编号:1000-0682(2024)03-0060-08

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.03.011

Research progress and application of soft measurement instruments for wastewater treatment

CHEN Yasong¹, QIU Yong^{2,3*}, LIU Mengmeng¹, LIU Mengmeng³, LIU Xuejie³, TIAN Yuxin², HUANG Xia²

(1. Yangtze River Ecological Environment Engineering Research Center of China Three Gorges Group Co., Ltd., Beijing 100083, China;

2. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

3. Research Institute for Environmental Innovation (Suzhou) Tsinghua, Jiangsu Suzhou 215000, China)

Abstract: Soft sensors have excellent prospects for application in the wastewater treatment due to their advantages of fast detection and low cost. With the progress of artificial intelligence, the accuracy and reliability of soft measurement instruments are also gradually improving. On the basis of summarizing the research progress of soft measurement in wastewater treatment, this article studies the key technologies of soft measurement instrument development and analyzes the application case of a MABR agricultural wastewater treatment facility's outlet.

Keywords: soft sensing; instrument; wastewater treatment; model; performance evaluation

0 引言

农村污水处理设施存在规模小、数量多、分布分散、管理难度高等特点,需要检测大量的水质参数用于判断设备设施的运行状态、辅助设备设施的优化运行^[1]。人工检测过程复杂且工作量巨大;在线仪

器虽简便快速,但存在价格昂贵、时滞性、维护费用高等问题。

软测量仪表是污水处理智慧化的重要方面,其大大缩短水质检测时间,降低成本,为污水处理系统的实时控制提供良好的数据基础^[2]。其主要通过确定目标水质与其他水质数据间的相关关系,经过多次模型优化迭代,确定符合水质监测速度、精确度要求的模型。软测量模型以神经网络为主,已开发多种相关模型,应用于工业过程。

污水处理设施有着优越的发展前景,实现统筹管理、在线控制是应用的关键,配套产业化、集成化的在线监测仪表是重要的组成部分,在软测量仪表开发过程中,会面临多种挑战:①污水处理进水组分、工艺参数等均会影响模型的预测,适配模型的选

收稿日期:2024-01-29

基金项目:中国长江三峡集团有限公司自主科研项目“长三角典型农村污水治理及资源化技术和成套装备研发”(WKY-2021-0477)

第一作者:陈亚松(1982—),男,正高级工程师,主要研究方向为水环境治理技术研究和应用。E-mail:chen_yasong@ctg.com.cn

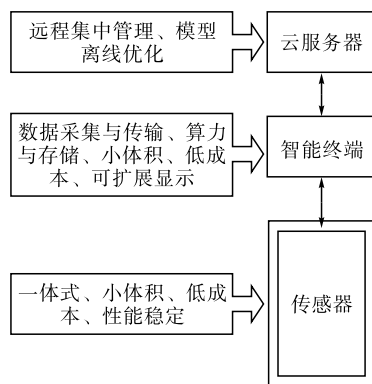
通信作者:邱勇(1977—),男,工学博士,副研究员,研究方向为污水处理过程控制与技术评估。E-mail:qiuyong@tsinghua.edu.cn

择及优化十分重要;②软测量模型受工作环境、气候、水质变动等因素影响,监测效果可能退化,存在数据漂移的问题,其批量标定技术是仪表长期稳定运行的关键;③软测量仪表由多传感器阵列组成,集成化和产品化的设计可有效节省设备采购成本和安装过程。该文在总结污水处理软测量研究进展的基础上,研究了软测量仪表开发的关键技术,尝试部分解决以上挑战,并对仪表的应用效果进行评价。

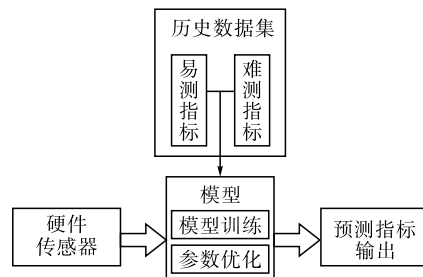
1 软测量的研究进展

1.1 软测量的原理

软测量仪表作为一种简便、智能的方法被开发^[2],是智能监测和预测的一种虚拟传感技术,结构包含传感器、智能终端与云服务器(如图 1(a)所示)。软测量技术本身未采用任何硬件测量目标水质指标的数值,其利用历史数据构建易测指标与目标参数之间的数据模型(如图 1(b)所示),通过硬件传感器输入易测指标预测目标参数。



(a) 结构图



(b) 原理图

图 1 软测量仪表结构图和原理图

1.2 污水处理软测量模型

软测量技术主要由易测指标的选择、数据采集与处理、软测量模型建立及模型校正几部分组成。其核心在模型建立,模型性能的好坏直接影响软测量的精确度和应用效果。该文介绍了近 5 年污水处理软测量模型的研究进展,如表 1 所示。

软测量模型研究占比如图 2 所示。神经网络是研究应用最多的模型,占比 32.26%,其优点是可以对非线性关系进行建模,通过隐藏层与神经元进行建模,链接输入输出变量,是目前已知输出目标最多样化的模型,包含污水处理厂的进出水水质参数^[4]、工艺参数^[5]和故障检测^[6]等。

支持向量机模型研究占比 14.52%,但其处理大数据集时,会出现训练时间过长的情况,需结合其他模型应用。ZHU 等^[7]提出一种前馈神经网络结合最小二乘支持向量机用于预测出水 BOD 与氨氮,该模型大大缩短训练时间,且 R^2 (拟合优度) 为 90%。支持向量机在早期应用较多,现下的分类问题多使用随机森林。

表 1 软测量模型 - 目标矩阵图表

测量模型	水质参数	工艺参数	工艺控制	故障检测	其他
神经网络	TP ^[3,15-17] TP, TN ^{[18]407} COD ^[19]	DO、投药量 ^[20] 含油量 ^[18] TSS ^[4]	跨膜压力 ^[5] 污水厂最佳工艺配置 ^[21] 生物反应器 ^[15] 污水处理规律 ^[16]	过程故障 ^[17] 传感器故障 ^[6]	数据清洗 ^[22] 管网故障 ^[23]
支持向量机 (SVM)	BOD, NH ₃ - N ^[7] TN ^[24] 悬浮物、油 ^[25] COD ^[26]	动态特征预测 ^[27]	污水厂设备维护策略 规划 ^[28]		模型参数优化 ^[29]
随机森林 (RF)	TN ^[30] BOD ^[31] NH ₃ - N ^[8]		膜污染 ^[32] 污泥膨胀 ^[33] 出水质量控制 ^[34] DO ^[35]		
长短期记忆网络 (LSTM)	时滞水质 ^[9] NH ₃ - N, NO ₃ - N ^[10] TP, COD, NH ₃ - N ^[36]		沼气预测 ^[37]	设备 ^[38]	数据清洗 ^[39]

续表 1

测量模型	水质参数	工艺参数	工艺控制	故障检测	其他
回归	BOD ^[40] COD ^[41] 全水质 ^[42]	污水流入流出 关系 ^[43] 温室气体 ^[44-45]			能耗 ^[46]
梯度提升	N ₂ O ^[47] TP, NH ₃ - N ^[48]		曝气控制 ^[49]		
极限学习机	COD ^[50] BOD, COD ^[51]	污泥状态 ^[52]			
K-最近邻	水质特征自提取 ^[53] COD ^[54]	DO 缺失值自 填充 ^[55]			
其他	BOD, COD, SS ^[56] BOD ₅ ^[57]		精确加药 ^[58]		

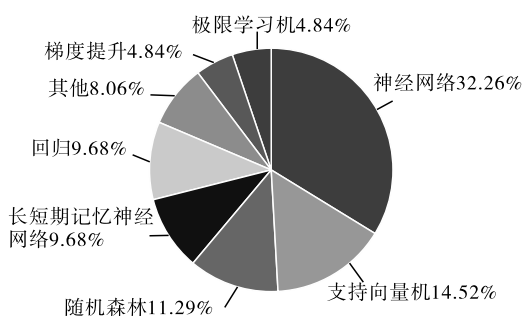


图2 软测量模型研究占比

随机森林占比 11.29%，是一种计算简单、易于理解、解释性强且可处理非参数特征间交互关系的集成分类器，其同时具备分类与回归两大机器学习思想，但由于其功能多样，发生过拟合的情况也随之增加，更容易忽略数据之间的相关性，故其应用常需算法优化或多模型集成。WU 等^[8]提出随机森林结合 GPS-X 混合模型，用于预测出水 TP 与 TN，结果证明，混合模型较随机森林模型 R^2 提高 13%，RMSE（均方根误差）降低 44%，表现出明显的优化效果。

长短期记忆递归神经网络（LSTM）占比 9.68%，近年来较为流行。LSTM 的重复模块中包含 4 个交互层，可解决传统循环神经网络中的长期依赖问题，动态处理信息，自动分配权重。这对于模拟具有强时序性的污水处理过程有较好的效果，ZHANG 等^[9]提出利用 LSTM 检测延迟时滞水质指标，对控制污水处理厂节能运行与冲击负荷是一种可持续的解决方案；LSTM 的数据分析能力在长时间序列数据集处理上具有可信度，FARHI 等^[10]基于污水厂 4 年共计 85 万条出水数据建立的出水氨氮、硝氮浓度预测模型，预测准确度分别达 99% 和

90%；但 LSTM 的长时间序列并不是无限的，序列长度的增加，导致其训练时间增加，进而出现梯度消失等问题。

多模型集成是污水处理过程智能化的重要发展方向，由两种及以上模型组合，多用于污水处理工艺参数检测或工艺控制，集成模型的预测精度优于单模型预测^[11]。JIA 等^[12]集成卷积模型与双向长短期记忆神经网络，用于预测厌氧消化相关参数。

软测量研究目标占比如图 3 所示。由图 3 可知，研究目标方面，进出水水质参数是软测量的主要研究方向，近 5 年研究文献占比高达 47.06%，其次为工艺控制（20.59%）与工艺参数（17.65%），除此之外，抗生素抗性基因^[13]、EGFR^[14]等污染物的软测量方法也开始崭露头角。

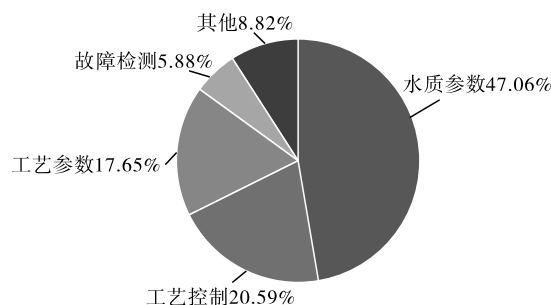


图3 软测量研究目标占比

1.3 污水处理软测量性能评价

软传感器模型的选择是关键，如何评价模型的性能至关重要。该文总结了污水处理软测量仪表性能研究进展，并基于评价分析给出污水处理用软测量仪表评价指标 RMSE 与 R^2 的基准。

评价指标的可比性需在相似的监测目标、建模步骤与验证方法的基础上，无法对不同目标建立统

一标准。齐等^[18]与 MUNIAPPAN 等^[19]分别对污水含油量与 COD 利用卷积神经网络模型进行预测,两者 $RMSE$ 值相差 1。不同模型对于同种水质指标的预测性能有一致性,黄等^[30]与刘等^[59]分别利用 RF 与 SVM 模型对出水 TN 进行预测,得到相似的 $RMSE$ 值。故而,对污水处理过程中水质指标预测的软测量模型性能评价进行研究,发现较低的 $RMSE$ 值对应于较高的 R^2 值,表示所使用的软传感器具有较好的性能^[8,31,54,60-61]。

在近 5 年的污水处理厂进出水水质预测模型评价指标中,使用 $RMSE$ 与 R^2 的占比分别为 59% 与 47%,同时采用 $RMSE$ 与 R^2 的占比 22%,该评价指标为污水处理软测量模型性能评价常用指标,其数据分析结果如表 2 所示, $RMSE$ 值与 R^2 值的均值分别为 0.53 与 0.95,标准偏差分别为 0.39 与 0.03,所分析数据离散程度小(标准偏差 < 0.5),均值具有代表性,即污水处理进出水水质预测建模性能评价指标可采用 $RMSE$ 与 R^2 ,由图 4 可知,两指标参考范围分别为 (0.188, 0.917) 和 (0.920, 1.000),且 $RMSE$ 以较低者为优, R^2 以较高者为优。除了上述指标,污水处理软测量模型的评价指标还有平均绝对误差 MAE 、平均绝对百分比误差 $MAPE$ 、均方误差 MSE 等,但以上指标在近五年文献中单独出现频率较小($< 2\%$)。

表 2 软传感器性能评价指标

评价指标	均值	标准差	最大值	最小值
$RMSE$	0.53	0.39	1.290 0	0.002 6
R^2	0.95	0.03	0.992 9	0.913 7

表 3 机器学习模型预测性能评价

评价指标	模型						
	LR	LR2	LR3	RR	AdaR	DTR	BagR
$RMSE$	37.737 7	30.813 9	23.281 0	37.738 3	31.908 4	1.175 8	0.912 5
R^2	0.767 3	0.855 8	0.922 0	0.886 0	0.785 0	0.999 8	0.999 8

由于工业生产过程中通常存在时变性、非线性等因素,必须对选择的模型进行验证,包括模型结构和模型参数的优化 2 个方面。其中模型结构的优化主要通过学习验证集的样本实现;模型参数优化的方法包括自适应法、增量法以及多时标法等,相对于自适应法与多时标法,增量法具有较简单的结构,且可快速集成新数据,不需重新计算模型,在实时性上表现较优,故选择增量法进行参数优化,逐步增加子模型数、样本数、特征数等,直至得到最适合的模型。

2.2 软测量仪表的批量标定技术

软测量模型在使用过程中,受到工作环境、气

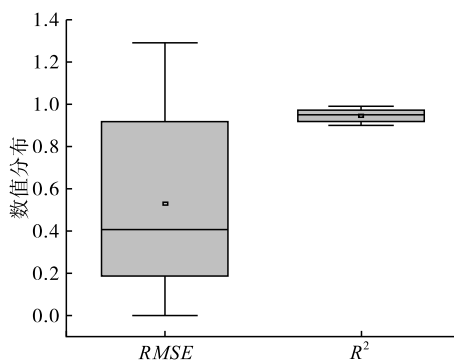


图 4 $RMSE$ 与 R^2 箱线图

2 软测量仪表开发的关键技术

2.1 农村污水处理设施软测量模型

软测量技术模型的确定包括模型选择与验证。该研究将历史数据以 8:2 划分为训练集和验证集,在某污水处理设施出水点位设置 pH、ORP、COND 和 TURB 指标的监测传感器作为输入指标,预测 COD、 $\text{NH}_3 - \text{N}$ 、 $\text{NO}_3 - \text{N}$ 和 $\text{PO}_4 - \text{P}$ 目标变量。选用 7 种模型算法(多元回归模型 LR、含有交叉相乘项的广义多元线性回归模型 LR2、含有交叉项和二次项的广义多元线性回归模型 LR3、岭回归模型 RR、AdaBoost 模型 AdaR、决策回归树 Decision Tree Regression 模型 DTR 和 Bagging Regression 模型 BagR)预测目标变量数据,并对模型预测性能进行评价,比选最优模型为 BagR 模型,具有相对较快的模拟速度和相对较高的准确度,预测结果评价指标如表 3 所示,其中,只有 BagR 符合文中 1.3 节所述性能评价的建议范围。

候、水质变动等因素影响,监测效果可能退化,存在数据漂移的问题,因此必须定期对传感器模型进行校正或标定,一方面可以降低模型长期运行造成的误差,另一方面可以适应水质条件等的变化。通过采用与目标参数相关测量仪器比对校准的方法成本较高,难以大规模应用;基于机器学习的软测量传感器的标定需要包括潜在情况的所有数据对,且需要大量的样本数,较难实现。

对于软传感器标定的研究多为传感器的故障检测,柴等^[62]通过叠加算法得出目标变量的置信区间,从而判断其故障与否,无自动校正的步骤。模型

的自修正进展较少,该研究提出一种针对不同水质监测物联网传感器的多参数高精度标定装置及方法^[63],首先进行历史数据分析,确定目标校正指标及浓度;其次运行装置,取样分析目标指标浓度,并获取探头响应值;第三对目标指标浓度、探头响应值等数据进行预处理;最后将预处理后的数据带入物联网传感器模型,通过深度修正模型,获得校正后的物联网传感器模型,具有较高的目的性。

2.3 软测量仪表的集成化与产品化

污水处理软测量仪表涉及多个传感器探头,且设施空间较有限,因此该研究设计了一种集成软测量仪表,包括两种模式:一种为分体式,传感器部分只负责数据采集,控制器进行计算与显示;一种为探头式,传感器部分集成计算模型,可直接输出计算水质数据,可用于一体化设备集成。图 5(a)所示为传感器阵列一体化设计,探头包括 pH/ORP、电导率、浊度,探头可拆卸,便于后期维护更新,可适用于分体式与探头式仪表。软测量仪表需长期置于水中,探头传感模块容易污染,故在传感前端设计了一款自清洗装置,如图 5(b)所示,初始清洗时间间隔为 1 h,也可在智慧终端进行控制,有效控制传感器前端污染,保证其数据采集的准确性。

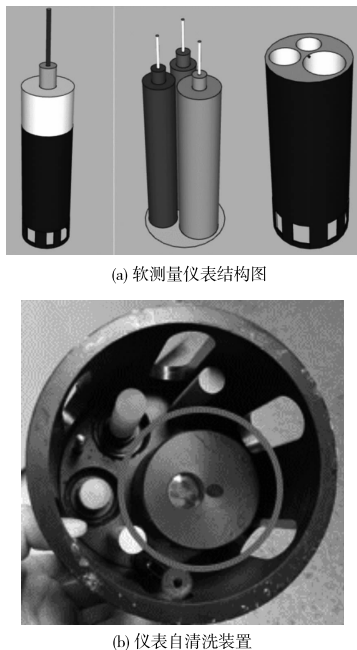


图 5 集成化软测量仪表结构图和仪表自清洗装置

3 软测量仪表开发的应用案例

将基于上述仪表开发关键技术开发的软测量仪表应用于某 MABR 农污处理一体化设施出水端,实现农村污水处理一体化设施的水质监测,讨论其系

统部署与应用效果。

3.1 软测量仪表的系统部署

软测量仪表的系统部署包含智能终端与传感器模块。智能终端设置于控制箱,可进行数据采集,性能稳定,具有一定的算力与存储能力、支持无线通信;传感器模块设置于一体化设施的出水端,具有性能稳定、低维护量、易采集、小体积、低成本的优点。

智能终端中主要包含数据采集模块与通信模块。基于应用设施的现场调研,数据采集模块采用 PLC 控制器采集仪表数据与设备状态,并通过继电器对设备进行控制,表现良好;通信模块为以太网通信协议,数据采集终端作为物联网感知层,通过以太网通信协议的 OPC 与 PLC 通信,实现数据的读取与控制。数据采集模块将采集的数据传输至服务器的通信模块,采用无线传输,以 4G 作为网络接入方式,以 TCP/IP 及 MQTT 作为通信传输协议,能够满足农污设施的采集要求。

3.2 农村污水处理设施出水软测量仪表应用

根据已有一体化设施运行参数,构建出水易测指标与目标指标 Bagging 模型,输出指标值为 S_{COD} , $S_{\text{NH}_3-\text{N}}$, $S_{\text{NO}_3-\text{N}}$ 和 $S_{\text{PO}_4-\text{P}}$ 。由于该模型逻辑基础为数驱动模型,故其训练速度与预测速度十分快速,单组预测耗时在 10 ~ 20 ms 范围内波动,如图 6 所示,为实际污水处理设施监测结果。

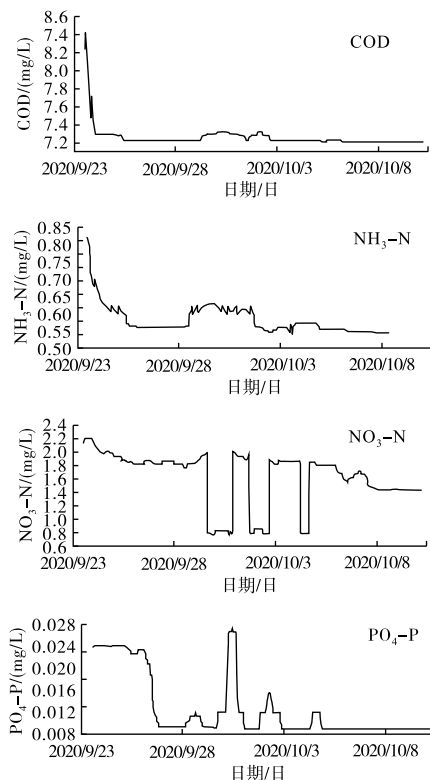


图 6 实际设施软测量监测结果

农村污水处理设施的出水监管,主要目标是获得指标的浓度趋势与水污染程度,采用模糊分级的方法对其进行水质污染程度划分,补偿机器学习软测量传感器在绝对精度上的不足,提高其预测精度与速度,实现与实际管理需求的匹配,最大限度满足需求的同时减少时间消耗和测量成本,在运行效果方面得到了预期的结果。以 S_{COD} , $S_{\text{NH}_3-\text{N}}$, S_{S} , T_{N} 和 T_{P} 指标值为分析对象,其中 S_{COD} 与 $S_{\text{NH}_3-\text{N}}$ 由软测量仪表直接得到,根据软传感器所得数据,对 S_{S} , T_{N} 和 T_{P} 进行估算,估算方式为:

$$S_{\text{S}} = 1.5 + S_{\text{TURB}} \times 0.45 \quad (1)$$

$$T_{\text{N}} = (S_{\text{NH}_3-\text{N}} + S_{\text{NO}_3-\text{N}}) / 0.75 \quad (2)$$

$$T_{\text{P}} = S_{\text{PO}_4-\text{P}} / 0.85 \quad (3)$$

式中: S_{S} 为固体悬浮物测量值, mg/L; S_{TURB} 为浊度测量值, NTU; T_{N} 为总氮测量值, mg/L; $S_{\text{NH}_3-\text{N}}$ 为氨氮测量值, mg/L; $S_{\text{NO}_3-\text{N}}$ 为硝氮测量值, mg/L; T_{P} 为总磷测量值, mg/L; $S_{\text{PO}_4-\text{P}}$ 为磷酸盐测量值, mg/L。

估算后,根据以下公式计算单指标水质指数,5 个指标中最大的即为综合水质指数。其中 5 种指标的标准值分别为: $S_{\text{COD, std}} = 40 \text{ mg/L}$, $S_{\text{S, std}} = 10 \text{ mg/L}$, $T_{\text{N, std}} = 15 \text{ mg/L}$, $S_{\text{NH}_3-\text{N, std}} = 5 \text{ mg/L}$, $T_{\text{P, std}} = 0.5 \text{ mg/L}$ 。

$$\text{指标 } \alpha \text{ 水质指数} = \frac{\text{指标 } \alpha \text{ 浓度}}{\text{指标 } \alpha \text{ 标准值}} * 100$$

根据综合水质指标数值大小进行模糊分级,水质达标分界点为 100,在 0 ~ 100 范围内为达标,达标分别对应优、良、中、差、劣 5 个等级,如表 4 所示。

表 4 综合水质指标分级标准

分值	评级
0 ~ 20	优/一级
21 ~ 40	良/二级
41 ~ 60	中/三级
61 ~ 80	差/四级
81 ~ 100	劣/五级
> 100	超标

通过设置农污设施综合水质评级,综合水质指数如图 7 所示,评级结果如表 5 所示,该污水处理设施评级大多为二级与三级,处理效果良好。出现的超标情况说明该设施需进行一定程度的优化,对于超标评级的个数,反映出设施需优化的程度。

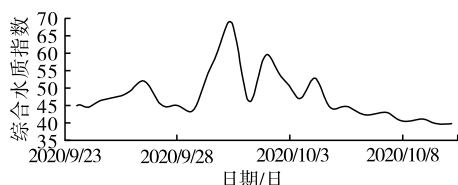


图 7 农污设施综合水质指数

表 5 监测点达到各综合污染指数评级个数

优/一级	良/二级	中/三级	差/四级	劣/五级	超标
0	740	2746	341	284	26

4 总结与展望

污水处理设施在处理农村生活污水方面已取得良好进展,其智能化发展也较为全面,该文在总结污水处理软测量研究进展的基础上,研究了软测量仪表开发的关键技术,并分析了应用案例。

(1) 污水处理过程软测量仪表发展迅速,在模型的选择上以神经网络为主,支持向量机次之,也可使用长短期记忆神经网络、随机森林模型,且模型发展趋向多模型集成、预测目标趋向多目标化;软测量仪表性能评价指标以 $RMSE$ 与 R^2 为主, $RMSE$ 较低者、 R^2 较高者为优。

(2) 优化了软测量出水预测模型,评价指标 $RMSE$ 值与 R^2 值表明模型效果较好;开发了水质监测软测量传感器的多参数高精度标定装置及方法,通过深度修正模型,获得校正后的软测量传感器模型,具有较高的目的性;集成和产品化了软测量仪表。

(3) 基于某 MABR 农污处理一体化设施出水软测量仪表应用案例分析,采用模糊分级的方法对其进行水质污染程度划分,补偿机器学习软测量传感器在绝对精度上的不足,提高其预测精度与速度,实现与实际管理需求的匹配,大幅降低污水处理设施维护难度,降低运行费用。

污水处理设施软传感器发展展望如下:

(1) 加强农村污水处理设施的系统规划,考虑建造成本、工艺控制与管理需求配置软传感器;

(2) 将污水处理设施软测量系统与知识图谱相结合,构建综合监督的污水处理设施信息化监管平台。

参考文献:

- [1] 张道广. 基于乡村振兴背景下农村污水治理应用现状 & 发展研究[J]. 清洗世界, 2023, 39(09): 120 - 122.
- [2] CHING P M L, SO R H Y, MORCK T. Advances in soft sensors for wastewater treatment plants: A systematic review[J]. Journal of Water Process Engineering, 2021, 44: 102367.
- [3] ZHU S, HAN H, GUO M, et al. A data - derived soft - sensor method for monitoring effluent total phosphorus [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2017, 25 (12): 1791 - 1797.
- [4] SAPMAZ A, KURBAN S, DUNDAR A G, et al. Deep

- Learning Based Soft Sensor to Predict Total Suspended Solids of Refinery Water Treatment Plant Using Real Process Data[J]. IFAC – PapersOnLine, 2022, 55(33): 60–65.
- [5] KOVACS D J, LI Z, BAETZ B W, et al. Membrane fouling prediction and uncertainty analysis using machine learning: A wastewater treatment plant case study[J]. Journal of Membrane Science, 2022, 660: 120817.
- [6] BA – ALAWI A H, AL – MASNI M A, YOO C. Simultaneous sensor fault diagnosis and reconstruction for intelligent monitoring in wastewater treatment plants: An explainable deep multi – task learning model[J]. Journal of Water Process Engineering, 2023, 55: 104119.
- [7] ZHU J, JIANG Z, FENG L. Improved neural network with least square support vector machine for wastewater treatment process[J]. Chemosphere, 2022, 308: 136116.
- [8] WU X, ZHENG Z, WANG L, et al. Coupling process – based modeling with machine learning for long – term simulation of wastewater treatment plant operations[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 341: 118116.
- [9] ZHANG Y, LI C, DUAN H, et al. Deep learning based data – driven model for detecting time – delay water quality indicators of wastewater treatment plant influent[J]. Chemical Engineering Journal, 2023, 467: 143483.
- [10] FARHI N, KOHEN E, MAMANE H, et al. Prediction of wastewater treatment quality using LSTM neural network[J]. Environmental Technology & Innovation, 2021, 23: 101632.
- [11] ZAGHLOUL M S, ACHARI G. Application of machine learning techniques to model a full – scale wastewater treatment plant with biological nutrient removal[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2022, 10(3): 107430.
- [12] JIA R, SONG Y, PIAO D, et al. Exploration of deep learning models for real – time monitoring of state and performance of anaerobic digestion with online sensors[J]. Bioresource Technology, 2022, 363: 127908.
- [13] JANG J, ABBAS A, KIM M, et al. Prediction of antibiotic – resistance genes occurrence at a recreational beach with deep learning models[J]. Water Research, 2021, 196: 117001.
- [14] 姚亭吉, 刘娴, 张爱茜. 基于机器学习的环境污染物 EGFR 结合活性的预测研究: 中国毒理学会第十次全国毒理学大会[C]. 中国广东珠海, 2023.
- [15] LI G, JI J, NI J, et al. Application of deep learning for predicting the treatment performance of real municipal wastewater based on one – year operation of two anaerobic membrane bioreactors[J]. Science of The Total Environment, 2022, 813: 151920.
- [16] 张成彬, 邵星, 徐燕萍, 等. 基于物联网与深度学习的污水处理智能监控系统设计[J]. 软件导刊, 2017, 16(10): 89–91.
- [17] PENG C, ZEYU L, Gongming W, et al. An effective deep recurrent network with high – order statistic information for fault monitoring in wastewater treatment process[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 167: 114141.
- [18] 齐哈兵, 李怀治, 王秋实, 等. 光谱预处理 – 卷积神经网络模型预测油田污水含油量研究[J]. 当代化工, 2023, 52(02): 407–410.
- [19] MUNIAPPAN A, TIRTH V, Almujiab H, et al. Deep convolutional neural network with sine cosine algorithm based wastewater treatment systems[J]. Environmental Research, 2023, 219: 114910.
- [20] CHEN K, WANG H, Valverde – Pérez B, et al. Optimal control towards sustainable wastewater treatment plants based on multi – agent reinforcement learning[J]. Chemosphere, 2021, 279: 130498.
- [21] XU R, CAO J, FANG F, et al. Integrated data – driven strategy to optimize the processes configuration for full – scale wastewater treatment plant predesign[J]. Science of The Total Environment, 2021, 785: 147356.
- [22] 鲁树武, 伍小龙, 郑江, 等. 基于动态融合 LOF 的城市污水处理过程数据清洗方法[J]. 控制与决策, 2022, 37(05): 1231–1240.
- [23] 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.
- [24] 郭利进, 李博仑. 基于 GNFA – SVR 污水出水总氮软测量研究[J]. 工业水处理, 2022, 42(10): 111–117.
- [25] 钱维坤, 毕新忠, 张蕊, 等. 数据驱动的油田污水处理水质预测研究[J]. 工业安全与环保, 2023, 49(04): 77–81.
- [26] 陈园, 李明河, 朱琳. 基于 BAS 优化 SVM 的出水 COD 软测量建模[J]. 广东化工, 2020, 47(21): 107–109.
- [27] WANG G, JIA Q, ZHOU M, et al. Soft – sensing of wastewater treatment process via deep belief network with event – triggered learning[J]. Neurocomputing, 2021, 436: 103–113.
- [28] 王旭, 钟炜. 一种污水处理厂设备预测及辅助维护智能平台[J]. 中国给水排水, 2023, 39(10): 121–125.
- [29] 赵超, 戴坤成, 王贵评, 等. 基于 AWLS – SVM 的污水处理过程软测量建模[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(08): 1792–1800.
- [30] 黄学平, 吴留兴, 辛攀, 等. 基于 3 种机器学习模型的污水处理厂出水总氮预测分析[J]. 能源研究与管理, 2023(02): 100–105.

- [31] 赵帅,李妍君,熊伟丽. 基于 KPCA - Bagging 的高斯过程回归建模方法及应用[J]. 控制工程,2019,26(01): 131 - 136.
- [32] WANG K, ZHANG H, SHEN Y, et al. Impact of salinity on anaerobic ceramic membrane bioreactor for textile wastewater treatment: Process performance, membrane fouling and machine learning models[J]. Journal of Environmental Management,2023,345:118717.
- [33] NGUYEN X C, LY Q V, PENG W, et al. Vertical flow constructed wetlands using expanded clay and biochar for wastewater remediation: A comparative study and prediction of effluents using machine learning[J]. Journal of Hazardous Materials,2021,413:125426.
- [34] WANG D, THUNELL S, LINDBERG U, et al. A machine learning framework to improve effluent quality control in wastewater treatment plants[J]. Science of The Total Environment,2021,784:147138.
- [35] QAMBAR A S, AL KHALIDY M M. Optimizing dissolved oxygen requirement and energy consumption in wastewater treatment plant aeration tanks using machine learning[J]. Journal of Water Process Engineering, 2022,50: 103237.
- [36] YANG B, XIAO Z, MENG Q, et al. Deep learning - based prediction of effluent quality of a constructed wetland[J]. Environmental Science and Ecotechnology, 2023,13: 100207.
- [37] JEONG K, ABBAS A, SHIN J, et al. Prediction of biogas production in anaerobic co - digestion of organic wastes using deep learning models [J]. Water Research,2021,205: 117697.
- [38] 周长亮,苗盛,王明丽,等. 基于深度学习和物联网技术的智慧污水管控系统[J]. 安全与环境工程,2021,28(01): 191 - 196.
- [39] CHANG P, LI Z. Over - complete deep recurrent neural network based on wastewater treatment process soft sensor application[J]. Applied Soft Computing,2021,105: 107227.
- [40] 薛同来,赵冬晖,韩菲,等. SVR 在城市污水 BOD 预测中的应用[J]. 新型工业化,2019,9(04): 94 - 98.
- [41] 周铭睿,曲江北,李彭,等. 分散式农村污水基于三维荧光光谱和紫外 - 可见全波段吸收光谱的“聚类 - 回归”COD 预测模型[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(07): 2113 - 2119.
- [42] NIU C, TAN K, JIA X, et al. Deep learning based regression for optically inactive inland water quality parameter estimation using airborne hyperspectral imagery[J]. Environmental Pollution,2021,286:117534.
- [43] WANG X, KVAAL K, Ratnaweera H. Explicit and interpretable nonlinear soft sensor models for influent surveillance at a full - scale wastewater treatment plant[J]. Journal of Process Control,2019,77:1 - 6.
- [44] WIJAYA J, OH S. Machine learning reveals the complex ecological interplay of microbiome in a full - scale membrane bioreactor wastewater treatment plant [J]. Environmental Research,2023,222:115366.
- [45] ASADI M, MCPHEDRAN K N. Greenhouse gas emission estimation from municipal wastewater using a hybrid approach of generative adversarial network and data - driven modelling [J]. Science of The Total Environment,2021,800:149508.
- [46] 韩红桂,张璐,乔俊飞. 一种基于自适应回归核函数的污水处理能耗模型[J]. 化工学报,2016,67(03): 947 - 953.
- [47] SZELĄG B, ZABOROWSKA E, MAKINIA J. An algorithm for selecting a machine learning method for predicting nitrous oxide emissions in municipal wastewater treatment plants[J]. Journal of Water Process Engineering,2023,54:103939.
- [48] 李畅,潘丰. 基于 XGBoost 的出水氨氮和总磷浓度的软测量研究[J]. 计算机与数字工程,2021,49(05): 1003 - 1008.
- [49] BELLAMOLI F, DI IORIO M, VIAN M, et al. Machine learning methods for anomaly classification in wastewater treatment plants[J]. Journal of Environmental Management,2023,344:118594.
- [50] LIU H, ZHANG Y, ZHANG H. Prediction of effluent quality in papermaking wastewater treatment processes using dynamic kernel - based extreme learning machine [J]. Process Biochemistry,2020,97:72 - 79.
- [51] ZHAO F, LIU M, WANG K, et al. A soft measurement approach of wastewater treatment process by lion swarm optimizer - based extreme learning machine[J]. Measurement, 2021,179:109322.
- [52] SAFDER U, LOY - BENITEZ J, NGUYEN H, et al. A hybrid extreme learning machine and deep belief network framework for sludge bulking monitoring in a dynamic wastewater treatment process [J]. Journal of Water Process Engineering, 2022,46:102580.
- [53] 于丽昕,张家昌,韩红桂,等. 城市污水处理水质多尺度自适应特征提取[J]. 控制工程,2023,30(03): 552 - 559.
- [54] WANG R, YU Y, CHEN Y, et al. Model construction and application for effluent prediction in wastewater treatment plant: Data processing method optimization and process parameters integration[J]. Journal of Environmental Management,2022,302:114020.

- [3] GONSER M, HOGAN T. Arc Welding health effects, fume formation mechanisms, and characterization methods [M]. In Tech, 2011.
- [4] FLOROS N. Welding fume main compounds and structure [J]. Welding in the World, 2018, 62(2):311-316.
- [5] 朱珍文, 石玗, 顾玉芬, 等. 焊接烟尘的危害及综合治理研究现状[J]. 电焊机, 2022, 52(05):1-12.
- [6] 吴洋. 焊接烟尘对健康的影响及防护措施[J]. 技术与市场, 2017, 24(11):167.
- [7] 代志刚, 颜晓飞. 焊接烟尘的污染及净化设备分析[J]. 环境保护与循环经济, 2020, 40(04):34-36.
- [8] 滕建礼, 莫杏梅, 高晓晶, 等. 电焊烟净化设备生产现状及存在的问题[J]. 中国环保产业, 2018(09):36-37.
- [9] 张峰, 徐明娜. 基于 PLC 的全自动工业洗衣机控制系统的设计[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(01):87-91.
- [10] 徐和林. 一种便携式空气净化器的创新设计与研究[J]. 中国新技术新产品, 2019(17):17-18.
- [11] 陈长锋. 现代电气控制及 PLC 应用技术分析[J]. 中国设备工程, 2022(18):186-188.
- [12] 高浩源. 多功能清洁净化器系统电气控制办法[J]. 物联网技术, 2022, 12(02):73-75.
- [13] 宋云飞, 常博景, 朱磊, 等. 智能可移动的空气净化器的设计[J]. 机电工程技术, 2020, 49(11):46-47.
- [14] 邢满荣, 张鹏, 王晓冬, 等. 基于 PLC 和 MCGS 组态的机械手控制系统的设计[J]. 制造业自动化, 2015, 37(07):11-23.
- [15] 吴海翔, 盛亚英. 基于 PLC 组态分析原理的自动化编程控制系统设计[J]. 制造业自动化, 2021, 43(11):153-156.
- [16] 李志瑶, 王颖, 李金秋, 等. 人机交互式空气净化器控制系统的设计[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(12):73-75.
- [17] 戴艺, 孙慧霞, 申立朝, 等. 基于物联网的智能空气净化系统的设计[J]. 机电产品开发与创新, 2021, 34(06):31-33.
- [18] 王领, 何志超, 张岩, 等. 车载空气净化器的设计与性能研究[J]. 日用电器, 2022(11):117-120.
- [19] 庞宗强, 吴浩, 王严晖, 等. 基于 STM32 的智能物联网空气净化系统[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(01):87-92.
- [20] 李宏燕, 刘行宇, 陈浩浩, 等. 多功能空气净化器设计及试验[J]. 机械设计与研究, 2023, 39(01):230-235.

(上接第 67 页)

- [55] SHEN Y, LI H, ZHANG B, et al. An artificial neural network-based data filling approach for smart operation of digital wastewater treatment plants[J]. Environmental Research, 2023, 224:115549.
- [56] CHANG P, LI Z. Over-complete deep recurrent neural network based on wastewater treatment process soft sensor application[J]. Applied Soft Computing, 2021, 105:107227.
- [57] CHING P M L, ZOU X, WU D, et al. Development of a wide-range soft sensor for predicting wastewater BOD5 using an eXtreme gradient boosting (XGBoost) machine[J]. Environmental Research, 2022, 210:112953.
- [58] 裴力锋, 陈伟杰, 徐敬生, 等. 基于自注意力机制的污水处理厂精确加药模型预测控制[J]. 环境工程, 2023:1-14.
- [59] 刘杰, 李佟, 李军. 基于改进支持向量回归机的污水处理厂出水总氮预测模型[J]. 环境工程学报, 2018, 12(01):119-126.
- [60] ZHANG H, YANG C, SHI X, et al. Effluent quality prediction in papermaking wastewater treatment processes using dynamic Bayesian networks[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 282:125396.
- [61] XIONG J, TAO Z, HUA L, et al. An evolutionary robust soft measurement technique via enhanced atom search optimization and outlier robust extreme learning machine for wastewater treatment process[J]. Journal of Water Process Engineering, 2023, 55:104102.
- [62] 柴伟, 池彬彬. 基于区间预测模型的污水处理厂传感器故障检测[J]. 计算技术与自动化, 2020, 39(01):23-28.
- [63] 邱勇, 刘雪洁, 田宇心, 等. 一种水质监测物联网传感器的标定装置及方法: CN202210713258.0[P]. 2023-08-08.