

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2023.117



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



人工智能在工业园区废水处理中的应用 研究现状及展望

张涛¹, 陈猷鹏²

(1. 重庆市传感器产业园建设运营有限公司, 重庆 400000; 2. 重庆大学环境与生态学院, 重庆 400045)

摘要: 工业园区废水处理体系是减少废水污染物和提高园区水环境质量的重要设施。自然条件波动、废水进水冲击、污染物成分多样性和废水处理技术的复杂性导致工业园区废水处理系统的不确定性和复杂性。这些不确定性导致工业园区出水水质和运行成本的波动, 以及后续受纳水体的环境生态风险。近年来, 人工智能技术已成为降低废水处理复杂性和系统风险性的有力工具。通过对人工智能技术在废水处理中的应用进行文献计量分析, 系统总结人工智能技术在工业园区废水处理监控、污染物去除、节能、管理和废水回用等5个方面的应用, 并对典型人工智能技术适宜的应用场景、预测精度和应用局限性进行总结。最后, 展望了在废水处理厂中利用人工智能技术的研究前沿和潜在方向, 提出了人工智能在解决复杂实际应用中的污染物去除、成本降低、废水重复利用和管理等方面的现存难点。

关键词: 人工智能; 废水处理; 废水回用; 运行管理; 工业园区

中图分类号: X703.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2024)06-0192-11

Research status and prospect of the application of artificial intelligence in industrial park wastewater treatment

ZHANG Tao¹, CHEN Youpeng²

(1. Chongqing SENSOR Industrial Park Construction and Operation Co., Ltd., Chongqing 400000, P.R. China;

2. College of Environment and Ecology, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China)

Abstract: Industrial park wastewater treatment is an important step in reducing pollutants and improve the quality of water environment. Natural conditions, influent impact, diversity of pollutant composition and complexity of wastewater treatment technology lead to uncertainty and change of wastewater treatment system in industrial parks. These uncertainties lead to fluctuations in effluent quality and operating costs in industrial parks, as well as environmental risks in receiving water bodies. Artificial intelligence has become a powerful

收稿日期: 2023-07-06

基金项目: 国家自然科学基金(42207022)

作者简介: 张涛(1986-), 男, 高级工程师, 主要从事市政、房建工程技术研究及产业园、EOD项目投资-建设-运营管理, E-mail: zhangtao151490@139.com。

陈猷鹏(通信作者), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: ypchen@cqu.edu.cn。

Received: 2023-07-06

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 42207022)

Author brief: ZHANG Tao (1986-), senior engineer, main research interests: municipal and housing engineering technology research, investment construction operation management of industrial parks and EOD projects, E-mail: zhangtao151490@139.com.

CHEN Youpeng (corresponding author), professor, doctoral supervisor, E-mail: ypchen@cqu.edu.cn.

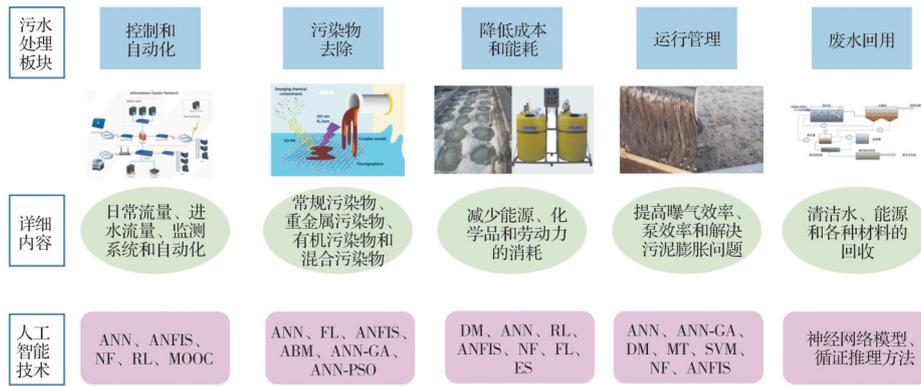


图2 人工智能在工业园区污水处理中的应用

Fig. 2 Application of artificial intelligence in wastewater treatment in industrial parks

造成了许多问题。AI方法最大化了从数据和操作人员经验中提取的知识,并将这些知识应用于帮助操作人员改善污水处理厂的管理和控制,使操作人员更好地了解和提高污水处理设施的性能和稳定性。该技术可用于解决复杂和动态的问题,包括污水处理厂的控制和自动化^[6]。最近,工业过程控制方面的专家们已经决定将基于人工智能的方法用于大规模工业过程,这导致了先进控制的革命。人工智能技术,如神经网络、模糊逻辑和遗传算法等单一模型以及其他混合系统,可以解决工业园区环境模型中的不确定性,并已被应用其中^[7]。

研究者还提出了许多通过将人工智能方法与传统线性方法或线性化控制技术结合起来控制废水处理过程的策略。Mirghasemi等^[8]通过自适应控制与神经网络的耦合产生了自适应神经网络方法,用于控制曝气率,该方法显示出对不同干扰的强大和鲁棒控制,是一种实时适应非线性模型的策略。也有文献报道可以利用神经模糊和模型预测控制等方法来控制活性污泥废水处理过程中溶解氧的浓度^[7]。此外,Gomm等^[9]提出了利用神经预测策略在线控制pH值的方法。

在不同的废水系统中,模糊逻辑已成功应用于城市焚烧炉、厌氧沼气池、厌氧反应器和好氧处理反应器,且已被证明具有鲁棒性和可靠性^[7]。此外,模糊逻辑还可以控制污泥量和营养物用量^[7]。Traoré等^[10]对模糊逻辑控制与序批式反应器中经典比例积分导数(PID)方法对溶解氧的控制进行了比较研究。他们注意到,由于过程的非线性,调整PID参数非常困难。然而,模糊控制器能够控制反应器并提高性能。在污水处理厂中,还可以采用模糊逻辑控制来控制污水处理厂的二级沉淀池污泥覆盖率、硝酸盐再循环负债率和外部加碳量,在步进过程中,采用模糊逻辑控制来优化各阶段的体积分布^[7]。控制是根据一个规则库形成的,该规则库对

模糊集和干扰执行控制过程。Jiang等^[11]在研究模糊控制理论的基础上,建立了一个基于移动Agent服务器(MAS)理论的工业废水臭氧氧化过程Agent控制系统,并采用模糊控制方法实现。仿真结果显示了较强的稳定性,验证了基于MAS理论的分布式智能污水处理系统在实际控制过程中的可行性和适应性。

Huang等^[12]提出了一种基于神经网络和傅立叶变换的NF混合系统来实现污水处理厂的自适应软件传感器,其 R^2 为0.96~0.98的NF模型的仿真效果优于BP-ANN模型(反向传播人工神经网络模型)。Wen等^[13]提出了一种基于人工智能的混合自动控制系统,应用于G2[Gensym公司开发的专家控制系统(expert system)],实时控制污水处理过程的运行。ES控制的BOD范围为20.1~21.3 mg/L, AI混合系统控制的BOD范围为20.6~21.5 mg/L。这些结果表明,混合AI技术为操作复杂废水处理提供了另一种方法,提高了处理设备的效率,同时降低了操作过程中的能耗。Dai等^[14]采用多目标优化方法,解决出水水质、运行成本、运行稳定性等多重冲突的前景。研究表明,与传统方法相比,多目标优化在废水处理过程中具有更好的控制性能。

为了对整个废水处理系统的控制系统进行监控,克服传统的基于个体知识的控制策略和系统存在的主要问题,在21世纪初就有研究者开发了集成化分布式系统。ES由3个模块组成,分别用于检测故障、识别工厂运行问题和由与其他两个模块相关的问题引起的过渡过程状态。研究结果表明,开发的分布式ES将出水特性保持在可接受的范围内,同时以尽可能低的成本运行工厂^[15]。虽然专家系统已经可以每天24 h对污水处理厂进行监控,但必须事先从工厂操作员或以前的数据中获得专家系统的知识。Hernández-del-Olmo等^[16]提出了整个废水处理系统的自动化,一种基于学习能力的代理人基

模型(agent-based model, ABM)。这种方法适应性强,不过分依赖工厂操作员或工程师的操作和决策,模型由与环境的交互产生。

基于人工智能的方法,一种模拟人类神经系统的信息处理模式,具有控制工业园区废水处理过程提高废水处理效率和稳定性的巨大能力。它们基本上是一种统计分析工具,可用于构建系统行为模型。人工智能使得用解析形式、非线性系统或时变系统来表示复杂的函数关系成为可能。

2 人工智能在污水处理中去除污染物的应用

常规污染物指标,如化学需氧量(chemical oxygen demand, COD)、生化需氧量(biochemical oxygen demand, BOD)、总氮(total nitrogen, TN)、 NH_4^+ 、 NO_3^- 、总磷(total phosphorus, TP)、 PO_4^{3-} 等,其预测主要采用ANN、FL、ANFIS、ABM、ANN-GA等模型,其精度(R^2)在0.63~0.99之间。ANN、ANN-GA和粒子群算法(particle swarm optimization, ANN-PSO)对废水中重金属(Cu^{2+} 、 Cd^{2+} 、 As^{3+} 、 Mn^{2+} 和 Cr(VI))去除的预测精度高达0.948~1.000。有机污染物和混合污染物的去除主要采用人工神经网络进行研究,其 R^2 较高,约为0.99。大多数人工智能技术都使用实验数据进行建模,以模拟、预测、确认和优化废水处理过程中的污染物去除。

2.1 常规污染物去除

1) COD

在废水的生化和物化处理过程中,有许多用于模拟、预测和优化COD去除的模型。Moral等^[17]研究了伊斯肯德伦污水处理厂的活性污泥工艺,也使用了ANN模型,预测了测定系数(R^2)为0.632的出水COD。ANFIS用于预测使用缺氧或好氧工艺的造纸废水处理的COD去除率,最低平均绝对百分比误差为1.0%, R^2 为0.982^[18]。Huang等^[19]提出了一种用于厌氧消化操作多目标优化的GA-ANN和非优势排序GA-II。与ANN模型相比,GA-ANN模型具有较低的均方差、较高的均方根归一化误差、较高的平均绝对百分比误差和较高的相关系数。Sabour等^[20]使用响应面法(response surface method, RSM)和BP-ANN建模方法研究芬顿过程的性能;与RSM相比,BP-ANN表现出优异的性能, R^2 更高,为0.97~0.98, RMSE(root mean square error, 均方误差)为1.45~1.86,平均误差为2%~4%。一般来说,ANN模型被广泛应用于理解生化处理过程的单个模型,使用组合模型(GA-ANN和

ANFIS)进行模拟可以获得更好的结果。Chen等^[21]将灰色动态模型(Grey dynamic modeling, GM)和GA相结合的混合模型用于准确预测工业园区废水处理厂处理废水中的COD浓度。通过与ANN和Monte Carlo分析的结果进行比较,对该模型进行了评估,并给出了良好的预测性能($R^2=0.85$, RMSE为57.9,平均绝对百分比误差为20.2%)。Pai等^[22]采用3种类型的自适应神经模糊推理系统(ANFIS)来预测工业园区污水处理厂的出水悬浮物(SS_{eff})、化学需氧量(COD_{eff})和 pH_{eff} 。为了进行比较,还使用了人工神经网络(ANN)。结果表明,在出水预测方面,ANFIS在统计上优于ANN。使用ANFIS可以实现 SS_{eff} 、 COD_{eff} 和 pH_{eff} 的最小平均绝对百分比误差分别为2.67%、2.80%和0.42%。 SS_{eff} 、 COD_{eff} 和 pH_{eff} 的相关系数最大值分别为0.96、0.93和0.95。 SS_{eff} 、 COD_{eff} 和 pH_{eff} 的最小均方误差分别为0.19、2.25和0.00,最小均方根误差分别为0.43、1.48和0.04。ANFIS的体系结构可以克服传统神经网络的局限性。结果表明,进水指标可用于出水水质的预测。

2) BOD₅

ANN、监事会模糊逻辑(supervisory committee fuzzy logic, SCFL)、FL和神经网络组合(neural network ensemble, NNE)用于模拟、预测和优化生化废水处理过程中BOD₅的去除。ANN模型可有效预测工业园区的曝气扩散废水处理的BOD₅去除率, R^2 为0.63~0.81^[23]。Nadiri等^[24]发现,在预测Tabriz污水处理厂的BOD出水时,SCFL模型的 R^2 较高,为0.960,平均绝对百分比误差较低,为4%,优于单个FL。采用经典的认知模型:记忆、学习和识别(memory, learning and recognition, MLR)和3种不同的基于人工智能的非线性模型前馈神经网络(feed-forward neural network, FFNN)、ANFIS和支持向量机(support vector machine, SVM)来预测废水处理过程中BOD₅的去除性能。在预测BOD₅时,在验证阶段,集成模型通过简单平均集成、加权平均集成和NNE分别将AI建模的性能效率提高了14%、20%和24%^[24]。

3) 氮磷

有许多模型用于模拟、预测和优化生化和物理化学废水处理过程中的营养素去除。Chen等^[25]采用人工神经网络模型预测接触曝气工艺处理后废水的含氮量,该模型的预测精度可能达到90%。Bucci等^[26]开发了一种用于强化生物除磷的ABM,采用传统种群水平建模的聚磷酸盐累积生物体的标定最大醋酸盐摄取率比采用参数随机化的ABM低38%。Han等^[27]提出了一种改进的策略,基于改

进的多目标 PSO 算法,以获得废水处理中硝酸盐的最佳设定值。MOOC 平方误差的积分为 0.034 4,积分绝对误差为 0.101 2。Pang 等^[28]使用改进的 Q 学习算法开发了一种新的优化方法,通过生物除磷系统中厌氧和好氧过程的优化控制策略,达到优异和稳定的出水水质。Li 等^[29]为了预测处理生活污水的生物膜系统的性能,基于传统的厌氧/好氧工艺建立了一个堆栈降噪自动编码器(stack denoising auto encoder, SDAE)深度学习网络。贝叶斯网络(Bayesian network, BN)用于预测废水 SBR,以确定废水处理系统的出水质量。将预测结果与监测数据进行比较时, TN 出水和 TP 出水的准确率分别为 93.1% 和 95.2%。Zhang 等^[30]将 ANN 和 GA 结合,以模拟纳米复合吸收剂去除水中磷酸盐的潜力, R^2 为 0.99。总之,将人工神经网络与遗传算法结合,应用于生化处理过程中的养分去除。单个模型 ABM、ANN、SDAE 和 BN 的误差较大,精度较低。Antwi 等^[31]开发了两个新的前馈 BP-ANN 模型,以模拟 Anammox 和部分硝化过程中废水中 NH_4^+ 和 TN 的去除, R^2 为 0.989~0.997,一致性指数为 0.993~0.998。

2.2 典型污染物去除

1) 重金属

Messikh 等^[32]将 RBF-ANN 模型应用于工业园区乳化液膜工艺中,以预测除铜效率。与其他神经网络相比, RBF-ANN 的训练速度更快。预测值与实验数据非常吻合, R^2 为 0.997。Fawzy 等^[33]基于 ANFIS 研究了长苞香蒲对水溶液中 Cd^{2+} 离子的吸附效率,结果表明, Cd^{2+} 的吸附主要受 pH 值的影响。人工神经网络可预测废水中 As^{3+} 和 As^{5+} 的藻类修复效率,结果表明 As^{3+} 和 As^{5+} 的藻核介导率最高,分别为 85% 和 88%。实验和模型模拟数据的 R^2 为 0.999 8(针对 As^{3+} 和 As^{5+}),所建立的 ANN 模型可以确定不同条件下 As^{3+} 与 As^{5+} 的消除过程^[34]。在模拟氨基硫脲改性壳聚糖对 Pb^{2+} 去除的影响时,多层感知器人工神经网络(multilayer perceptron-artificial neural network, MLP-ANN)的预测精度(R^2 为 0.990)高于 RSM^[35]。

2) 有机污染物

ANN 可以准确预测海水中光诱导多环芳烃的降解^[36]。MLP-ANN 和 RBF-ANN 方法可以模拟和优化废水中亚甲基蓝和孔雀石绿的去效率, MLP-ANN 模型的预测结果优于其他方法^[37]。Ghaedi 等^[38]使用 ANN-GA 模拟了三酰胺在单壁和多壁碳纳米管上的吸附行为,结果表明, ANN-GA 模型预测的吸附效率比 MLR 模型更高。ANN-GA

的 R^2 为 0.986,均方差为 0.000 5。MLR 的 R^2 是 0.751,均方差是 0.011。此外, ANN 还可以很好地优化使用壳聚糖/沸石固定床柱去除废水中的微污染物(双酚 A、卡马西平、酮洛芬和托纳利)^[39]。Bararpour 等^[40]基于 RSM 和 ANN,研究了 $\text{K}_2\text{S}_2\text{O}_8$ 和 H_2O_2 对废水中 2-硝基苯酚降解的影响。ANN 的预测效果比 RSM 更好, R^2 更高,为 0.987 7。

2.3 混合污染物

基于 MLP-ANN 和 RBF-ANN 模拟 SBR 中污染物的去除, COD、TP 和 NH_4^+-N 去除率分别为 86%、79% 和 93%^[41]。对于所有 MLP-ANN 和 RBF-ANN 模型, R^2 在 0.90 到 0.99 之间变化, RMSE 接近于零。仿真结果表明,与 RBF-ANN 模型相比, MLP-ANN 模型具有更高的 R^2 和更低的 RMSE 值。SDAE 深度学习网络预测的 RMSE 为 5.94(COD)、1.27(NH_4^+-N)和 1.26(TN),与其他 5 个测试模型(BP-ANN、支持向量回归、极限学习机、梯度增强决策树和堆叠自动编码器)相比,效果最好^[42]。Kundu 等^[43]对 BP-ANN 模型进行了适当的训练和测试,以预测 SBR 期间的 COD 和 NH_4^+-N 去除率,实验误差为 3.3%, R^2 为 0.95。BP-ANN-GA 和 MLP-ANN 模型都可以模拟和优化水溶液中 Pb^{2+} 和孔雀绿的去除,去除率至少为 98.7%, R^2 大于 0.999(Pb^{2+} 与孔雀绿去除的 R^2 分别为 0.999 70 和 0.999 94)^[44]。Zhu 等^[45]发现随机森林具有良好的精度和预测性能(R^2 为 0.973),可用于模拟生物炭中 6 种重金属(Zn^{2+} 、 Cu^{2+} 、 Pb^{2+} 、 Cd^{2+} 、 Ni^{2+} 、 As^{3+})的吸附。一般来说,废水中重金属的去除主要包括物理和化学处理过程; ANN 及其组合是这些过程广泛使用的模型, R^2 接近 1。

就污染物类型而言,人工智能技术在工艺园区除磷方向的应用是未来研究的热点。此外,由于监测技术的不断进步,人们意识到从废水中去除不断发现的新型污染物的重要性,人工智能技术在新型污染物去除中的研究有望成为未来研究的重点。

3 人工智能在废水处理降低成本和能耗中的应用

AI 技术的应用还可以通过使用 DM、ANN、RL、ANFIS、NF、FL 和 ES 模型减少工业园区中废水处理的能源、化学品和劳动力的消耗,从而降低高达 30% 的运营成本。通过控制曝气,人工智能技术可以平均减少 15% 的能源消耗。

3.1 能源消耗

Han 等^[27]提出了一种改进的 MOOC 策略,并开发了一种可描述水质和能耗复杂动态过程的自适

应核函数模型。与自适应多目标差分进化算法和比例积分控制器策略相比,该MOOC策略在干燥、下雨和暴风雨天气条件下分别降低了1.6%、1.2%和2.2%的能耗值。Kusiak等^[46]采用DM法通过控制待处理废水中的DO来优化活性污泥工艺。如果能源节约优先于污水质量,气流可以减少15%。Asadi等^[47]将DM开发的模型应用于曝气过程的优化;由于曝气氧气减少,能源消耗降低了31.4%,同时保持相同(高于标准)的出水质量。泵系统是工业园区污水处理过程中耗能的重要组成部分,Zhang等^[48]采用神经网络对泵能耗和流体流速进行建模,以降低能耗,模型误差 $<3\%$ 。Filipe等^[49]将统计学习和深度RL结合在一种创新的预测控制中,降低了电力消耗,与正常运行条件相比减少了16.7%。Zhang等^[50]为改善污水泵送系统性能而开发的数据驱动神经网络,在保持泵送性能的同时,能够节约能源,平均节约10%;最高的节能场景代表能源使用量减少25%。Fiter等^[51]采用FL控制来降低废水处理的能耗,结果表明曝气模糊控制可以在保持良好去除水平的同时实现超过10%的节能。在一系列的计算机仿真中,模糊神经被用来演示ANFIS控制器在实现经济目标方面的性能。作为一种功能强大且高效的DO控制工具,该模型可节省近33%的运行成本^[2]。

3.2 其他成本

Hernández-Del-Olmo等^[16]使用RL模型来最小化运行成本,并将水质保持在可接受的水平,从而提高污水处理工艺的性能。Mandal等^[34]建立BP-ANN来预测 As^{3+} 在盐酸铈上的吸附,降低了吸附剂材料的成本。Chen等^[52]将模糊系统与BP-ANN结合,模拟曝气淹没生物膜废水处理过程中的曝气过程。为了解决工业园区废水进水速率和有机负荷要求变化的问题,AI系统控制了废水处理过程中的气流速率。采用模糊控制,系统可节省38%的运行成本。为了提高控制系统的精度,Chen等^[25]设计了一种基于粗糙集的混合NF控制系统,包括神经网络、遗传算法和神经网络。这种高效的混合控制实现了工业园区废水处理过程中处理不确定性的实时控制目标。基于粗糙集的模糊控制系统(rough set based fuzzy control system, RsFLC)的平均运行成本比模糊逻辑控制系统低1.2%。Sweetapple等^[53]采用非优势排序遗传算法ii研究了一种经济的、减少废水处理过程中温室气体排放的方法,最大减排量为18.5%,可降低4.1%的运营成本。Bozkurt等^[54]建立了基于专家系统的数学规划框架,提出了多准则改进措施。由于沼气产量高、

能耗低,选择并优化了厌氧氨氧化反应器作为处理工艺。总的来说,使用DM、GA、ANN、NF、FL和ES模型优化了工业园区建筑设计和运营成本(包括能源和试剂),可降低高达30%的成本。

4 人工智能在废水处理运行管理中的应用

人工智能技术主要在废水处理管理中使用ANN、ANN-GA、DM、标准树(model tree, MT)、SVM、NF和ANFIS等模型,帮助模拟、预测、评价和诊断工业园区废水处理中的管理问题。在废水生物处理过程中,AI技术在提高曝气效率、泵效率和解决污泥膨胀问题(R^2 为0.82~0.99)方面起到了辅助作用。采用人工神经网络和人工神经网络-遗传算法控制废水物理处理和废水处理中的膜污染(R^2 为0.99)。

4.1 生物工艺

生物废水处理工艺时常遇到各种运行问题,而从一个废水处理系统的运行中获得的经验很难应用到另一个废水处理系统中。Huang等^[3]建立了好氧生物废水处理工艺的ANFIS和ANN评价系统。研究表明,ANFIS诱导的曝气性能优于ANN。ANFIS模型的 R^2 为0.99,ANN的 R^2 为0.95。Sattar等^[55]基于自适应学习网络进化的多项式回归(evolutionary polynomial regression, EPR)和MT评估并预测了3种流态下阶梯氮气的充气效率,其性能优于现有的基于回归的方程。此外,EPR优于MT,因为它为每个状态提供一个方程,而MT可以提供多个方程。NF模型被用来预测高速厌氧过程(厌氧流化床,厌氧过滤器和上流式厌氧污泥床反应器)对不同干扰的性能。实验表明,神经模糊建模能较好地模拟系统性能。在厌氧流化床上,体积甲烷生产率、进水总有机碳(total organic carbon, TOC)和挥发性脂肪酸(volatile fatty acid, VFA)的RMSE分别为0.146、6.67和6.55, R^2 分别为0.99、0.83和0.72。厌氧滤池中体积甲烷生产率、TOC和VFA的RMSE分别为0.154、39.92和50.62, R^2 分别为0.93、0.97和0.88。而对于上流式厌氧污泥床,体积甲烷生产率、TOC和VFA的RMSE分别为0.40、9.37和7.24, R^2 分别为0.88、0.84和0.81^[56]。Sahely等^[57]利用神经网络对厌氧废水处理系统的干扰进行了诊断。当混合液挥发性悬浮固体浓度达到25 000 mg/L时,COD去除率和甲烷产率分别提高到98%和25 L/d。污水处理过程中发生的突发有机物过载是污水处理过程中主要的干扰因素。Mahanty等^[58]通过人工神经网络和统计回归模型评估了位于韩国蔚山工业园区的造纸、化工、石化、汽

车和食品工业的工业污泥在沼气生产共消化中的特征和影响,结果表明,人工神经网络的建模和可预测性优于回归模型,准确度(AF)1.01,偏差(BF)1.00,均方根误差3.56,预测标准误差2.51%。化工污泥对甲烷比产量的影响最大,相对重要性为28.59%,其次是造纸污泥(20.07%)、食品污泥(19.59%)、石化污泥(15.92%)和汽车污泥(15.82%)。

Carrasco等^[59]开发了一种模糊ES来诊断污水处理厂的中试状态,分析其运行趋势,并为操作员提供可靠的信息和良好的建议。Carrasco等^[60]用FL对工业园区厌氧污水处理厂的酸化状态进行了诊断。为了监测SVI,建立了神经网络模型(MLP-ANN和RBF-ANN)来预测污水生物处理的污泥膨胀。MLP-ANN的预测结果比RBF-ANN的预测结果更准确;此外,MLP-ANN对于非正态化数据具有最高的 R^2 值(0.99)和最低的RMSE值(4 mL/g)^[41]。为提高污水生物处理中SVI的预测精度,Han等^[61]提出了一种面向信息的自组织循环径向基函数神经网络结构和改进的Levenberg-Marquardt算法,在该研究中,故障变量的检测准确率为1.0%,提出的智能检测方法有效。Hamed等^[62]采用神经网络、基因表达式编程和最小二乘支持向量机等方法,通过计算膜污染阻力,模拟优化膜生物反应器的性能。其中,最小二乘支持向量机优化效果最好(均方差为0.0002, R^2 为0.99)。Yu等^[63]将一种基于变频突变策略的改进粒子滤波算法方法用于活性污泥废水处理过程故障诊断。该算法在活性污泥过程中具有良好的估计精度和故障诊断能力。Dehghani等^[64]建立了ANFIS和灰狼优化算法的混合模型,从短期到长期对进水流量进行建模和预测。与ANFIS模型相比,该混合模型具有更好的预测精度和更高的效率。

4.2 物理过程

AI还可用于控制污水过滤和废水处理过程中的膜污染。Aydiner等^[65]通过FFNN模型模拟了横流微过滤中的通量下降,该模型提供了准确的预测, R^2 为0.99。MLP-ANN和ANN分别被很好地用来表示废水处理中横流微过滤和膜生物反应器中整体水力阻力的演变^[66]。人工神经网络可用于预测大型膜生物反应器中的污染,结果表明(除了传统的人工神经网络模型外)支持向量机、递归神经网络(recurrent neural network, RNN)、神经网络(elman neural network, ENN)、小波神经网络(wavelet neural network, WNN)和自组织映射(self-organizing map, SOM)也具有很强的膜污染预测能力^[67],WNN的预

测精度高于BP-ANN模型。Najafzadeh等^[68]采用前馈BP-ANN、ANFIS、RBF-ANN和支持向量机技术模型对影响废水处理性能的进水流量进行预测。基于5年数据的模型性能结果表明,支持向量机和前馈BP-ANN预测流量比ANFIS和RBF-ANN更准确。

5 人工智能在废水回用中的应用

AI技术可以通过水回用支持工业园区的污水处理的可持续发展,在改善园区环境质量和产生经济效益的同时增加节水。许多研究人员对工业园区废水处理的可持续水/废水管理展开了研究^[5, 69-72]。AI技术可以实现废水处理过程中清洁水、能源和各种材料的回收。废水回用可以改善环境质量,产生经济效益,同时节约水资源^[54]。Chen等^[25]利用建立的神经网络模型评估了接触曝气对地下水回用产生的废水回用潜力。为了提高废水回用的成本效益,在模型中考虑降雨指数作为有用的输入,并根据天气条件做出不同的决策。Akhoundi等^[70]以循证推理方法优先考虑废水回用应用和处理技术,废水回用主要面向农业灌溉、人工地下水回灌和工业应用。基于证据的推理方法为废水回用的可持续性评估提供了一种协调、综合的方法。

6 人工智能技术在废水处理应用中的局限性

毫无疑问,人工智能在工业园区各种水处理过程中表现出比传统建模程序更优越的性能。这些技术的成功实施刺激了模型结构的进一步研究和创新,以克服水处理行业中这些技术有效运行的一些限制。现有人工智能技术的缺点包括:1)实际工程中,尤其是工业园区中在运行条件下由于自然限制和过程动力学的变化会经历很多波动,训练数据的可变性导致用历史数据训练的模型的结果不够准确;2)神经元之间的随机偏差和权重导致模型的再现性较差,并且分析通常导致局部最优,而不是整个过程动力学的覆盖范围。此外,局部收敛和无法检测过拟合也是其缺点。自动化领域未来的研究需要集中在分析整个工业园区的废水处理的模型开发上,包括混凝、消毒、BOD和COD测定等几个串联过程,以便对整体动力学进行建模。开发的混合模型通过所产生的模型的协同性能显示出卓越的可解释性。因此,除了已经开发的混合人工智能模型结构外,还应该提出通过引入混合结构来减少限制的深入分析。

7 研究现状总结与未来前景

通过文献计量分析和系统综述,从技术、经济、管理和废水回用4个方面分析了人工智能技术在工业园区废水处理中的应用。ANN和FL模型是单一模型中使用最广泛的方法,而NF和ANN-GA在混合模型中使用得更频繁。从预测和优化常规污染物、典型重金属、有机污染物和混合污染物的去除方面分析了人工智能对废水处理的技术支持。在常规污染物(NH_4^+ 、 NO_3^- 、TP和 PO_4^{3-})去除研究中,主要使用了ANN、FL、ANFIS、ABM和ANN-GA等模型,其准确度(R^2)在0.63~0.99之间。ANN、ANN-GA和ANN-PSO对废水中重金属(Cu^{2+} 、 Cd^{2+} 、 As^{3+} 、 Mn^{2+} 和 Cr^{6+})去除的预测精度高达0.948~1.000。人工神经网络主要研究了有机污染物和混合污染物的去除,其 R^2 高达0.99左右。人工智能技术的应用还可以通过使用DM、ANN、RL、ANFIS、NF、FL和ES模型来减少能源、化学品和劳动力的消耗,从而将运营成本降低30%。通过控制曝气,AI技术可以平均降低15%的能耗。人工智能技术在污水处理管理中主要使用ANN、GA、DM、MT、SVM、NF和ANFIS等模型来帮助模拟、预测、评估和诊断污水处理操作。在污水生物处理过程中,人工智能技术有助于提高曝气效率、泵效,以及解决污泥膨胀问题(R^2 为0.82~0.99)。在水和废水处理的物理处理中,使用ANN和ANN-GA控制膜污染(R^2 为0.99)。人工智能技术(ANN、ANFIS、NF、RL和MOOC)通过控制日流量、进水流量、监测系统以及污水处理厂的自动化(R^2 为0.90~0.99)来提高处理效率,降低成本。人工智能技术可以通过水的再利用来支持污水处理的可持续发展,在提高环境质量和产生经济效益的同时提高节水率。ANN、FL、DM和GA是废水处理中使用最广泛的单一模型,尽管NF和ANN-GA等组合方法可以提供更高的精度和更低的误差。

未来人工智能在废水处理厂中应用时,应当同时解决复杂实际应用中的污染物去除、成本降低、水重复利用和管理挑战。

1)需要对单个或混合人工智能模型进行优化,以期在复杂的运行环境下显示出更大的潜力,实现运行最优、污染物去除率更高和运行成本更低。

2)通过废水处理过程重要参数的变化,增强AI技术的预测能力,为操作人员提供有能力管理参数冲击的机会,确保废水排放水质标准。

3)基于实验的数据规模较小、范围狭窄,限制了AI模型的实际应用;建议未来的研究提供更多的

现场或在线数据,以期在废水处理的实际应用中AI模型变得更友好,执行得更快、更准确。

4)应该开发一种结合废水处理系统和综合方面的模式,这种模式应有助于同时充分解决污染物去除、成本降低、水回用和管理挑战。

参考文献

- [1] 郝馨,付绍珠,于博洋,等.焦化废水处理难点、新型技术与研究展望[J].土木与环境工程学报(中英文),2020,42(6):153-164.
- [2] HAO X, FU S Z, YU B Y, et al. Difficulties, new technology and research prospect of coking wastewater treatment [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2020, 42(6): 153-164. (in Chinese)
- [3] FAISAL M, MUTTAQI K M, SUTANTO D, et al. Control technologies of wastewater treatment plants: The state-of-the-art, current challenges, and future directions [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 181: 113324.
- [4] HUANG M Z, MA Y W, WAN J Q, et al. A sensor-software based on a genetic algorithm-based neural fuzzy system for modeling and simulating a wastewater treatment process [J]. Applied Soft Computing, 2015, 27: 1-10.
- [5] SHI J X, HUANG W P, HAN H J, et al. Pollution control of wastewater from the coal chemical industry in China: Environmental management policy and technical standards [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 143: 110883.
- [6] IKE I S, ASADU C O, EZEMA C A, et al. ANN-GA, ANFIS-GA and thermodynamics base modeling of crude oil removal from surface water using organic acid grafted banana pseudo stem fiber [J]. Applied Surface Science Advances, 2022, 9: 100259.
- [7] MANNINA G, REBOUÇAS T F, COSENZA A, et al. Decision support systems (DSS) for wastewater treatment plants: A review of the state of the art [J]. Biore-source Technology, 2019, 290: 121814.
- [8] IRATNI A, CHANG N B. Advances in control technologies for wastewater treatment processes: Status, challenges, and perspectives [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2019, 6(2): 337-363.
- [9] MIRGHASEMI S, MACNAB C J B, CHU A. Dissolved oxygen control of activated sludge bioreactors using neural-adaptive control [C]//2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Control and Automation (CICA). December 9-12, 2014, Orlando, FL, USA. IEEE, 2015: 1-6.
- [10] GOMM J B, DOHERTY S K, WILLIAMS D. Control of pH in-line using a neural predictive strategy [C]//UKACC International Conference on Control.

- Control '96. Exeter, UK. IET, 1996: 2: 1058-1063.
- [10] TRAORÉ A, GRIEU S, PUIG S, et al. Fuzzy control of dissolved oxygen in a sequencing batch reactor pilot plant [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2005, 111(1): 13-19.
- [11] JIANG Y B, JIANG J Y, WEI X D, et al. Bioaugmentation technology for treatment of toxic and refractory organic waste water based on artificial intelligence [J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2021, 9: 696166.
- [12] HUANG M Z, WAN J Q, MA Y W, et al. A fast predicting neural fuzzy model for on-line estimation of nutrient dynamics in an anoxic/oxic process [J]. *Bioresource Technology*, 2010, 101(6): 1642-1651.
- [13] WEN C H, VASSILIADIS C A. Applying hybrid artificial intelligence techniques in wastewater treatment [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 1998, 11(6): 685-705.
- [14] DAI H L, CHEN W L, LU X W. The application of multi-objective optimization method for activated sludge process: A review [J]. *Water Science and Technology*, 2016, 73(2): 223-235.
- [15] GERNAEY K V, VAN LOOSDRECHT M C M, HENZE M, et al. Activated sludge wastewater treatment plant modelling and simulation: State of the art [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2004, 19(9): 763-783.
- [16] HERNÁNDEZ-DEL-OLMO F, LLANES F H, GAUDIOSO E. An emergent approach for the control of wastewater treatment plants by means of reinforcement learning techniques [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 2355-2360.
- [17] MORAL H, AKSOY A, GOKCAY C F. Modeling of the activated sludge process by using artificial neural networks with automated architecture screening [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, 32(10): 2471-2478.
- [18] WAN J Q, HUANG M Z, MA Y W, et al. Prediction of effluent quality of a paper mill wastewater treatment using an adaptive network-based fuzzy inference system [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(3): 3238-3246.
- [19] HUANG M, HAN W, WAN J, et al. Multi-objective optimisation for design and operation of anaerobic digestion using GA-ANN and NSGA-II [J]. *Journal of Chemical Technology & Biotechnology*, 2016, 91(1): 226-233.
- [20] SABOUR M R, AMIRI A. Comparative study of ANN and RSM for simultaneous optimization of multiple targets in Fenton treatment of landfill leachate [J]. *Waste Management*, 2017, 65: 54-62.
- [21] CHEN H W, YU R F, NING S K, et al. Forecasting effluent quality of an industry wastewater treatment plant by evolutionary grey dynamic model [J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2010, 54(4): 235-241.
- [22] PAI T Y, YANG P Y, WANG S C, et al. Predicting effluent from the wastewater treatment plant of industrial park based on fuzzy network and influent quality [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2011, 35(8): 3674-3684.
- [23] ALTOWAYTI I W A H, SHAHIR S, EISA T A E, et al. Smart modelling of a sustainable biological wastewater treatment technologies: A critical review [J]. *Sustainability*, 2022, 14(22): 15353.
- [24] NADIRI A A, SHOKRI S, TSAI F T C, et al. Prediction of effluent quality parameters of a wastewater treatment plant using a supervised committee fuzzy logic model [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 180: 539-549.
- [25] CHEN J C, CHANG N B, SHIEH W K. Assessing wastewater reclamation potential by neural network model [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(2): 149-157.
- [26] BUCCI V, MAJED N, HELLWEGER F L, et al. Heterogeneity of intracellular polymer storage states in enhanced biological phosphorus removal (EBPR): Observation and modeling [J]. *Environmental Science & Technology*, 2012, 46(6): 3244-3252.
- [27] HAN H G, ZHANG L, LIU H X, et al. Multiobjective design of fuzzy neural network controller for wastewater treatment process [J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 67: 467-478.
- [28] PANG J W, YANG S S, HE L, et al. An influent responsive control strategy with machine learning: Q-learning based optimization method for a biological phosphorus removal system [J]. *Chemosphere*, 2019, 234: 893-901.
- [29] LI D, YANG H Z, LIANG X F. Prediction analysis of a wastewater treatment system using a Bayesian network [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2013, 40: 140-150.
- [30] ZHANG Y Y, PAN B C. Modeling batch and column phosphate removal by hydrated ferric oxide-based nanocomposite using response surface methodology and artificial neural network [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2014, 249: 111-120.
- [31] ANTWI P, ZHANG D C, XIAO L W, et al. Modeling the performance of Single-stage Nitrogen removal using Anammox and Partial nitrification (SNAP) process with backpropagation neural network and response surface methodology [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 690: 108-120.
- [32] MESSIKH N, CHIHA M, AHMEDCHEKKAT F, et al. Application of radial basis function neural network for removal of copper using an emulsion liquid membrane process assisted by ultrasound [J]. *Desalination and*

- Water Treatment, 2015, 56(2): 399-408.
- [33] FAWZY M, NASR M, ADEL S, et al. Environmental approach and artificial intelligence for Ni(II) and Cd(II) biosorption from aqueous solution using *Typha dominicensis* biomass [J]. Ecological Engineering, 2016, 95: 743-752.
- [34] MANDAL S, MAHAPATRA S S, SAHU M K, et al. Artificial neural network modelling of As(III) removal from water by novel hybrid material [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2015, 93: 249-264.
- [35] ZAFERANI S P G, EMAMI M R S, AMIRI M K, et al. Optimization of the removal Pb(II) and its Gibbs free energy by thiosemicarbazide modified chitosan using RSM and ANN modeling [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2019, 139: 307-319.
- [36] GIWA A, YUSUF A, BALOGUN H A, et al. Recent advances in advanced oxidation processes for removal of contaminants from water: A comprehensive review [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2021, 146: 220-256.
- [37] ASFARAM A, GHAEDI M, HAJATI S, et al. Synthesis of magnetic γ -Fe₂O₃-based nanomaterial for ultrasonic assisted dyes adsorption: Modeling and optimization [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2016, 32: 418-431.
- [38] GHAEDI A M, GHAEDI M, POURANFARD A R, et al. Adsorption of triamterene on multi-walled and single-walled carbon nanotubes: Artificial neural network modeling and genetic algorithm optimization [J]. Journal of Molecular Liquids, 2016, 216: 654-665.
- [39] VAKILI M, MOJIRI A, KINDAICHI T, et al. Cross-linked chitosan/zeolite as a fixed-bed column for organic micropollutants removal from aqueous solution, optimization with RSM and artificial neural network [J]. Journal of Environmental Management, 2019, 250: 109434.
- [40] BARARPOUR S T, FEYLIZADEH M R, DELPARISH A, et al. Investigation of 2-nitrophenol solar degradation in the simultaneous presence of K₂S₂O₈ and H₂O₂: Using experimental design and artificial neural network [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 176: 1154-1162.
- [41] BAGHERI M, MIRBAGHERI S A, EHTESHAMI M, et al. Modeling of a sequencing batch reactor treating municipal wastewater using multi-layer perceptron and radial basis function artificial neural networks [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2015, 93: 111-123.
- [42] SHI S, XU G R. Novel performance prediction model of a biofilm system treating domestic wastewater based on stacked denoising auto-encoders deep learning network [J]. Chemical Engineering Journal, 2018, 347: 280-290.
- [43] KUNDU P, DEBSARKAR A, MUKHERJEE S. Artificial neural network modeling for biological removal of organic carbon and nitrogen from slaughterhouse wastewater in a sequencing batch reactor [J]. Advances in Artificial Neural Systems, 2013, 2013: 1-15.
- [44] DIL E A, GHAEDI M, ASFARAM A, et al. Preparation of nanomaterials for the ultrasound-enhanced removal of Pb²⁺ ions and malachite green dye: Chemometric optimization and modeling [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2017, 34: 677-691.
- [45] ZHU X Z, WANG X N, OK Y S. The application of machine learning methods for prediction of metal sorption onto biochars [J]. Journal of Hazardous Materials, 2019, 378: 120727.
- [46] KUSIAK A, WEI X P. Optimization of the activated sludge process [J]. Journal of Energy Engineering, 2013, 139(1): 12-17.
- [47] ASADI A, VERMA A, YANG K, et al. Wastewater treatment aeration process optimization: A data mining approach [J]. Journal of Environmental Management, 2017, 203: 630-639.
- [48] ZHANG Z J, ZENG Y H, KUSIAK A. Minimizing pump energy in a wastewater processing plant [J]. Energy, 2012, 47(1): 505-514.
- [49] FILIPE J, BESSA R J, REIS M, et al. Data-driven predictive energy optimization in a wastewater pumping station [J]. Applied Energy, 2019, 252: 113423.
- [50] ZHANG Z J, KUSIAK A, ZENG Y H, et al. Modeling and optimization of a wastewater pumping system with data-mining methods [J]. Applied Energy, 2016, 164: 303-311.
- [51] FITER M, GÜELL D, COMAS J, et al. Energy saving in a wastewater treatment process: An application of fuzzy logic control [J]. Environmental Technology, 2005, 26(11): 1263-1270.
- [52] CHEN J C, CHANG N B. Mining the fuzzy control rules of aeration in a submerged biofilm wastewater treatment process [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2007, 20(7): 959-969.
- [53] SWEETAPPLE C, FU G T, BUTLER D. Multi-objective optimisation of wastewater treatment plant control to reduce greenhouse gas emissions [J]. Water Research, 2014, 55: 52-62.
- [54] BOZKURT H, VAN LOOSDRECHT M C M, GERNAEY K V, et al. Optimal WWTP process selection for treatment of domestic wastewater: A realistic full-scale retrofitting study [J]. Chemical Engineering Journal, 2016, 286: 447-458.
- [55] SATTAR A A, ELHAKEEM M, REZAIE-BALF M, et al. Artificial intelligence models for prediction of the aeration efficiency of the stepped weir [J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2019, 65: 78-89.
- [56] TAY J H, ZHANG X Y. A fast predicting neural fuzzy

- model for high-rate anaerobic wastewater treatment systems [J]. *Water Research*, 2000, 34(11): 2849-2860.
- [57] SAHELY B S G E, BAGLEY D M. Diagnosing upsets in anaerobic wastewater treatment using Bayesian belief networks [J]. *Journal of Environmental Engineering*, 2001, 127(4): 302-310.
- [58] MAHANTY B, ZAFAR M, PARK H S. Characterization of co-digestion of industrial sludges for biogas production by artificial neural network and statistical regression models [J]. *Environmental Technology*, 2013, 34(13/14): 2145-2153.
- [59] CARRASCO E F, RODRÍGUEZ J, PUÑAL A, et al. Rule-based diagnosis and supervision of a pilot-scale wastewater treatment plant using fuzzy logic techniques [J]. *Expert Systems with Applications*, 2002, 22(1): 11-20.
- [60] CARRASCO E F, RODRÍGUEZ J, PUÑAL A, et al. Diagnosis of acidification states in an anaerobic wastewater treatment plant using a fuzzy-based expert system [J]. *Control Engineering Practice*, 2004, 12(1): 59-64.
- [61] HAN H G, LIU Z, GUO Y N, et al. An intelligent detection method for bulking sludge of wastewater treatment process [J]. *Journal of Process Control*, 2018, 68: 118-128.
- [62] HAMED I, EHTESHAMI M, AHMAD MIRBAGHERI S, et al. New deterministic tools to systematically investigate fouling occurrence in membrane bioreactors [J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2019, 144: 334-353.
- [63] YU P, CAO J, JEGATHEESAN V, et al. Activated sludge process faults diagnosis based on an improved particle filter algorithm [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2019, 127: 66-72.
- [64] DEGHANI M, SEIFI A, RIAHI-MADVAR H. Novel forecasting models for immediate-short-term to long-term influent flow prediction by combining ANFIS and grey wolf optimization [J]. *Journal of Hydrology*, 2019, 576: 698-725.
- [65] AYDINER C, DEMIR I, YILDIZ E. Modeling of flux decline in crossflow microfiltration using neural networks: The case of phosphate removal [J]. *Journal of Membrane Science*, 2005, 248(1/2): 53-62.
- [66] SCHMITT F, DO K U. Prediction of membrane fouling using artificial neural networks for wastewater treated by membrane bioreactor technologies: Bottlenecks and possibilities [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2017, 24(29): 22885-22913.
- [67] BAGHERI M, AKBARI A, AHMAD MIRBAGHERI S. Advanced control of membrane fouling in filtration systems using artificial intelligence and machine learning techniques: A critical review [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2019, 123: 229-252.
- [68] NAJAFZADEH M, ZEINOLABEDINI M. Prognostication of waste water treatment plant performance using efficient soft computing models: An environmental evaluation [J]. *Measurement*, 2019, 138: 690-701.
- [69] LÓPEZ-MORALES C A, RODRÍGUEZ-TAPIA L. On the economic analysis of wastewater treatment and reuse for designing strategies for water sustainability: Lessons from the Mexico Valley Basin [J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2019, 140: 1-12.
- [70] AKHOUNDI A, NAZIF S. Sustainability assessment of wastewater reuse alternatives using the evidential reasoning approach [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 195: 1350-1376.
- [71] 孙永利, 李鹏峰, 范波, 等. 污水处理厂预处理单元跌水复氧问题识别及控制技术研究 [J]. *给水排水*, 2022, 58(10): 72-77.
- SUN Y L, LI P F, FAN B, et al. Study on identification and control technology of falling water reoxygenation in pretreatment unit of sewage treatment plant [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 58(10): 72-77. (in Chinese)
- [72] 陈贺添, 李伟, 丁日新, 等. 污水处理厂智能化运营平台搭建思路探讨 [J]. *给水排水*, 2016, 52(Sup1): 293-296.
- CHEN H T, LI W, DING R X, et al. Discussion on the construction of the intelligent operation platform for wastewater treatment plants [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2016, 52(Sup1): 293-296. (in Chinese)

(编辑 王秀玲)