



文章栏目：工业园区水污染防治专题

DOI 10.12030/j.cjee.202405013 中图分类号 X703.1 文献标识码 A

AI 运维决策控制化工废水深度处理的运行效果 中试应用

江云^{1,2}, 郭磊^{1,2,✉}, 郭慧³, 李纪元^{1,2}

1. 江苏方洋水务有限公司, 连云港 222248; 2. 江苏省石化废水深度处理减污降碳技术工程研究中心, 连云港 222248; 3. 江南大学环境与土木工程学院, 无锡 214122

摘要 在“碳达峰、碳中和”的双碳背景下, 污水处理中尤其是工业废水深度处理领域需要进行从达标外排到减污和降碳并存的绿色低碳转型升级。臭氧氧化是其深度处理中的主流工艺, 在实际运行中由于水质波动造成人为设置较高的运行安全边界, 导致处理过程中臭氧过度投加等高碳排放问题。近年来, 人工智能 (AI) 快速发展, 相较人工控制可进行更精准的控制和管理。为实现化工高盐废水深度处理中减污降碳的需求, 结合连云港石化产业基地工业废水综合治理中心现有污水处理工艺流程, 本研究通过 AI 运维决策控制和人工控制下臭氧氧化深度处理高盐化工废水运行效果对比, 验证 AI 运维决策控制系统的可靠性、安全性和稳定性。结果表明, AI 运维决策控制系统可以精准调控臭氧的投加量, 在保证出水稳定达标的同时, 实现臭氧运行成本较人工控制节约 20%, 具有较强的技术经济优势和应用前景。

关键词 人工智能; 难降解工业废水; 臭氧氧化; 减污降碳

石化基地工业废水处理过程中将产生高盐的反渗透 (RO) 浓水, 由于含有生物难降解物质, 因此需要经过三级深度处理才能满足达标排放和废水回用的要求^[1-4]。臭氧氧化作为废水深度处理的有效手段之一, 具有氧化能力强、反应速度快、使用方便 (包括臭氧的制造、输出和投加等)、不产生二次污染等优点^[5-7], 已广泛应用于国内外石化污水的深度处理^[8-9], 但使用成本相对较高。目前, 主要通过改进臭氧的生产工艺和设备选型降低电耗以及提高臭氧的利用率来降低其运行成本^[10-12]; 但实际运行中因为水质波动、工艺流程复杂、结果反馈滞后和运行人员经验水平不同等因素, 将导致对 TOC (COD) 控制延时响应, 造成药剂的过度消耗, 相较理论投加量增加高达 20%^[13]。

人工智能 (AI) 在实际应用中具备较强的自主学习性及自主决策性^[14-15], 可在较短的时间内根据信息的内容来进行科学的分析与处理, 模拟某领域中专家学者的经验解决人类专家难以处理的复杂问题^[16-17]。近年来, 人工智能系统已经在环保领域得到了一定的拓展应用, 例如净水厂臭氧消毒、土壤修复^[18-20], 污泥和工业废水处理等领域^[21-22], 智能控制系统也有望在精准曝气系统中得以应用^[13]。AI 运维决策系统控制可有效增强臭氧投加调整的及时性以降低投加量^[23-24]。目前已有研究通过分析污水处理工艺及污水处理过程的机理, 研究确定进水流量、污染物种类和浓度与药剂投加量及溶解氧浓度的关系^[25], 相关研究已有发表, 但目前污水处理厂的智能化控制技术仍在起步阶段, 因不同类型产业所排放的工业废水差距较大, AI 控制在实际应用前需进一步结合实际情况开展训练, 暂未形成对所有类型工业废水统一应用模板, 同时技术在实际应用时的可靠性、稳定性 (如数据包抓取的稳定性及断连的紧急处置方式等) 仍需完善, 因此还未广泛应用于污水处理厂^[13]。

针对污水处理运营过渡依赖经验、长期保守运行、低效高能耗等污水处理行业现状, 本研究以连云港石

收稿日期: 2024-05-07 录用日期: 2024-11-19

基金项目: 江苏省碳达峰碳中和科技创新专项资金 (BE2022861); 连云港市重点研发计划 (产业前瞻与关键核心技术) 项目 (CG2221)

第一作者: 江云 (1987—), 女, 硕士, 高级工程师, 452289437@qq.com

✉通信作者: 郭磊 (1984—), 男, 博士, 正高级工程师, 20134393@qq.com

化产业基地工业废水综合治理中心为试点，结合现有污水处理工艺流程并收集相关运营参数，通过 AI 运维决策控制和人工控制下臭氧氧化深度处理高盐化工废水运行效果对比研究，验证人工智能在污水系统控制中的可靠性、安全性和稳定性，最终实现基于现场运行在线数据的 AI 运维决策控制系统下智能臭氧精准投加，以达到减污降碳的目的，以期作为国内污水处理行业绿色转型的实践案例。

1 项目概况与研究方法

1.1 项目概况和研究对象

本研究对象为工业废水综合治理中心生产废水的 RO 浓水，该处理中心主要承接连云港石化产业基地内企业产生的工业废水，涉水企业类型复杂，涉及合成纤维单（聚合）体制造、有机化学原料制造、原油加工及石油制品制造、热电联产、其他基础化学原料制造等行业，工业废水种类多且处理难度较大。2023 年，连云港石化产业基地内已投产的企业共计 14 家，工业废水排放量约 $8\times10^4\text{ t}\cdot\text{d}^{-1}$ ，该废水经集中处理后，70% 再生回用，剩余 30% 的 RO 浓水经深度处理达标后进入人工湿地进一步净化后排海，其中，RO 浓水源头为上游河道来水，其易降解 COD 经河道中微生物消化，供给地基内企业作为循环冷却水后浓缩后排放至工业废水综合治理中心，再次“超滤膜+反渗透膜”浓缩，所排放浓水具有盐分高、难降解 COD 占比高等特点，其电导率约 $7200\text{ }\mu\text{S}\cdot\text{cm}^{-1}$ ，化学需氧量约 $76\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，相关水质参数及其分析方法见表 1。针对该 RO 浓水，现有处理工艺主要为“一级臭氧氧化+一级生化+二级臭氧氧化+二级生化”，臭氧消耗量较大，年消耗量臭氧 550 t（18.84 g 臭氧/t 水），即液氧 5 500 t（188.36 g 液氧/t 水），产生的间接碳排放量为 8 900 t $\text{CO}_2\text{-eq/a}$ （304.79 g $\text{CO}_2\text{-eq/t}$ 水）。

1.2 臭氧中试装置

臭氧装置为自行设计并搭建，装置示意图见图 1。臭氧反应器为 50 L 的柱状容器，高度约 6 m，高径比 60。中试所用臭氧源为某工业污水厂现有的臭氧发生器（福建新大陆环保科技有限公司，NLO-40K），通过增加臭氧支管的方式为本中试装置提供臭氧。臭氧支管上安装有流量计和电动阀门，可读取臭氧流量并对臭氧流量进行控制。臭氧通过曝气盘从臭氧反应器底部进入与中试用水混合。中试废水由泵从储水桶中抽出，输送至臭氧反应器底部进入，从顶部出水口流出。在距离出水口液面下约 20 cm 处，设有回流口，由泵将回流液循环至进水口。

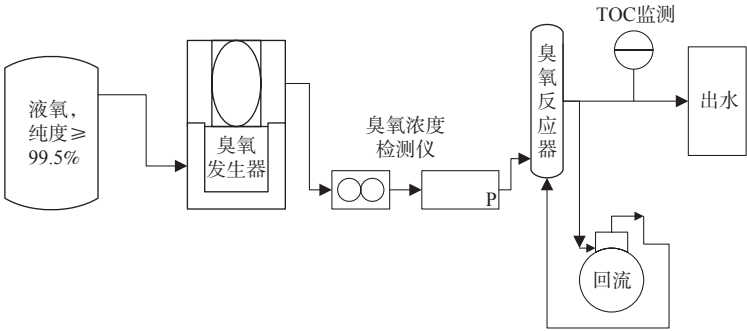


图 1 臭氧中试装置示意

Fig. 1 Schematic diagram of ozone pilot device

1.3 臭氧装置控制系统

针对连云港石化产业基地内生产废水 RO 浓水，开展 AI 运维决策系统与人工控制对臭氧氧化深度处理效果的中试研究，对比人工控制和 AI 控制下的臭氧去除 TOC 中试运行效果，验证 AI 精准控制对运行的及

时性、安全性和经济性（节约臭氧）是否起积极效果。本研究采取平行对照试验的方式：一组为 AI 控制系统，另一组为人工控制系统。

AI 控制系统的核心是 AI 运维决策控制系统。该系统通过装置上的设备和仪表进行数据采集，获得工艺单元的实时的臭氧浓度、臭氧流量、进出水 TOC 值、进水流量等数据，并通过 PLC 将数据传输至 AI 大脑，AI 大脑按照输入的控制要求（出水 TOC 值），通过元学习、贝叶斯优化、进化算法、仿真模拟等底层逻辑对控制参数（臭氧浓度和流量）进行大量计算，得到最适合当前运行情况的运行参数（臭氧浓度和流量），并通过 PLC 将该运行参数传输给控制设备，实现自动控制。AI 运维决策控制系统的技术路线如图 2 所示。通过 AI 控制模拟，预计可实现节约臭氧（液氧）用量 10% 以上。

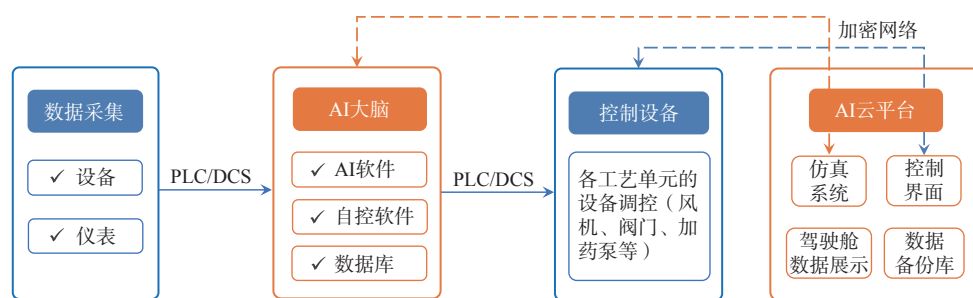


图 2 AI 运维管控技术路线

Fig. 2 AI operation and maintenance control technology roadmap

人工控制系统即采用传统的运维方式，由运维人员根据实际的运行数据和自身经验，按照日常的运维要求进行控制。人工控制系统的技术路线见图 3。

1.4 中试方法和控制参数

实际生产中，深度处理段臭氧投加量主要受进水水量和进水 TOC 浓度影响，因此本研究将在不同进水水量和进水 TOC 浓度的条件下开展。

根据臭氧反应器的尺寸，选择本研究的中试规模为进水流量 $250\sim 500\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($10.4\sim 20.8\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$)，两组中试研究中，出水 TOC 控制值均为 $18.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，出水 TOC 警戒值均为 $20.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 。AI 控制系统的出水 TOC 以控制值为中心波动，但不能超出警告值，人工控制系统中，TOC 在控制值以下，若超出则过量投加，连续 3 次出水 TOC 在控制值以下后逐步恢复低阶段投加量。试验过程中，通过控制臭氧发生器以调整臭氧浓度不变，控制阀门开度调整进水流量和臭氧投加量，通过掺入超纯水或原位蒸发后的中试进水（原水见表 1）调整进水 TOC 浓度。本研究采用稳态、进水流量波动、进水 TOC 浓度波动和进水负荷波动 4 种不同中试研究方式，其控制参数如下：

1) 稳态工况。设定进水流量 $360\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($15.00\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$)，进水 TOC $25.85\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，对比出水 TOC 的稳定性和臭氧用量；本条件下，AI 运维决策控制系统调整周期约 2 h，选取 3 个周期（即 6 h）为研究对象，下同。

2) 进水流量波动工况。考虑实际生产中进水流量波动常处于 $\pm 25\%$ （下同），基于 $360\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($15.00\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$) 波动约 25%，设定进水流量波动范围 $264\sim 456\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($11.00\sim 19.00\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$)，进水 TOC $25.85\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，对比出水 TOC 的稳定性和臭氧用量。

3) 进水 TOC 浓度波动工况。考虑实际生产中的进水 TOC 浓度波动常处于 $-30\%\sim 10\%$ （下同），基于进水 TOC $25.85\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 向下波动约 30%，向上波动约 10%，设定进水流量 $360\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($15.00\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$)，进水 TOC 浓度波动范围为 $17.23\sim 29.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，对比出水 TOC 的稳定性和臭氧用量。

4) 进水负荷波动工况。设定进水流量波动范围为 $264\sim 456\text{ L}\cdot\text{d}^{-1}$ ($11.00\sim 19.00\text{ L}\cdot\text{h}^{-1}$)，进水 TOC 浓度波动范围为 $17.23\sim 29.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ ，对比出水 TOC 的稳定性和臭氧用量。

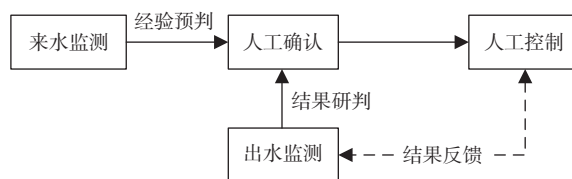


图 3 人工控制系统的技术路线

Fig. 3 Technical roadmap of manual control systems

1.5 分析方法与计算

pH 值采用酸度计 (pHS-3C, 上海雷磁仪器厂) 测定, Cond 采用电导仪 (DDSJ-308A, 上海雷磁仪器厂) 测定, COD 采用姜堰爱尔 HCA-100 型号快速消解器、分光光度计 (哈希 DR3900, 美国) 快速测定, 采用总有机碳分析仪 (TOC2100, 德国耶拿, 德国) 测定 TOC 浓度。

为对比评估 AI 运维决策控制和人工控制下臭氧氧化深度处理高盐化工废水运行效果, 本研究采用 O/T 比 (见式 (1)) 和臭氧投加量 (见式 (2))。

$$O/T \text{ 比} = \frac{\int_{t_1}^{t_2} \Delta \text{TOC} \times Q_{\text{进水流量}} dt}{c_{\text{臭氧浓度}} \times \int_{t_1}^{t_2} Q_{\text{臭氧流量}} dt} \quad (1)$$

$$\text{臭氧投加量} = c_{\text{臭氧浓度}} \times \int_{t_1}^{t_2} Q_{\text{臭氧流量}} dt \quad (2)$$

$$\text{反应器臭氧浓度} = \frac{Q_{\text{臭氧流量}} \times c_{\text{臭氧浓度}}}{Q_{\text{进水量}}} \quad (3)$$

式中: O/T 比 ($O_3/\Delta\text{TOC}$) 代表反应周期内消耗的臭氧和去除的 TOC 的质量比 (即臭氧氧化去除单位 TOC 的能力), 臭氧投加量代表臭氧消耗情况; ΔTOC 代表出水 TOC 去除量; $Q_{\text{进水流量}}$ 代表进水瞬时流量; $Q_{\text{臭氧流量}}$ 代表臭氧投加瞬时流量; $c_{\text{臭氧浓度}}$ 代表臭氧发生器产生的臭氧浓度; t 代表反应进行时间; t_1 为计算范围的起始时间; t_2 为计算范围的结束时间。

2 各工况下运行效果评价与讨论

2.1 稳态条件下臭氧投加量和出水 TOC 的变化

在稳定的进水条件下, 2 组控制方式下出水达到稳定状态所需的时间和 O/T 比的变化趋势如图 4 所示。由图 4 可见, 在 6 h 的反应时间内, AI 组的出水 TOC 在控制线 ($18.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 附近上下 $2.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 范围内波动, 人工组的出水 TOC ($15.00 \sim 16.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 在大部分时间内远低于控制线, 说明 AI 组对于出水 TOC 稳定性与合理性的控制优于人工组。从臭氧投加量的变化趋势可见, 在 6 h 的反应时间内, AI 组的臭氧投加量随着出水 TOC 数值变化, 做出 3 个周期性调整, 调整频率明显多于人工组, 同时 AI 组可在 20 min 内迅速做出反应, 表明 AI 组对于臭氧投加的及时性优于人工组。对比出水 TOC 和臭氧投加量变化趋势可以看出, 在反应时间接近 3 h 时, AI 组和人工组出水 TOC 尽管均低于超标线, 但 AI 组能够预测到出水即将超过控制线, 因此增加了臭氧投加量以控制出水 TOC 浓度, 表明 AI 组对于装置的运行有预判操作功能^[6]。

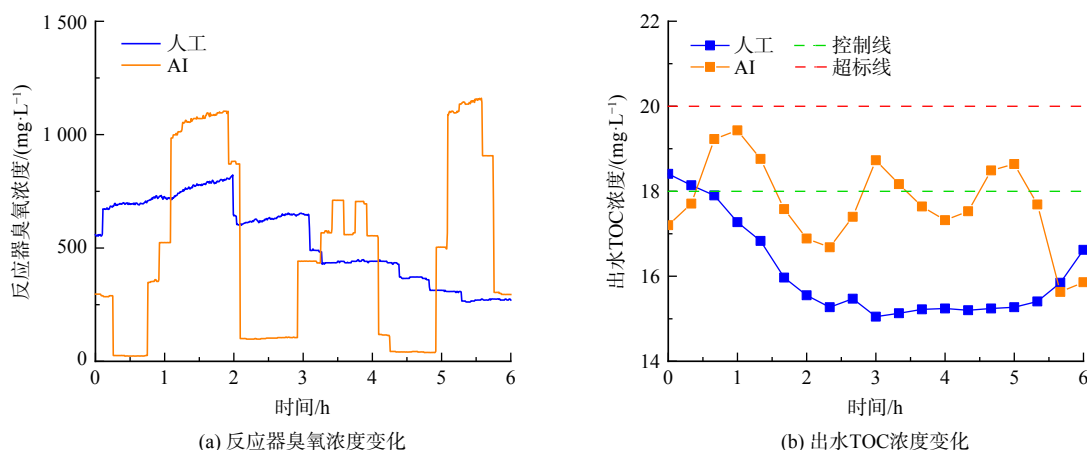


图4 稳态工况下中试结果

Fig. 4 Pilot test results under steady-state conditions

根据图 4 结果曲线并结合式 (1) 和式 (2), 计算得到人工组的 O/T 比为 60.76, AI 组的 O/T 比为 54.54; 6 h 内人工组臭氧投加量 48.23 g, AI 组臭氧投加量 43.92 g; AI 组的 O/T 比人工组减少 10.24%, AI 组的臭氧投加量比人工组降低 8.93%, 表明 AI 组较人工组臭氧用量更低。

因此,在稳定进水条件下,人工组和 AI 组的调控已显示出明显的差异。人工控制更加保守,为确保出水达标,即使在进水稳定的情况下也不会大幅降低臭氧投加量,从而导致臭氧的过量投加;相反,AI 控制会及时调节、学习新的规律并做出预判,使出水 TOC 稳定在 $18.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 附近波动,既保证安全性,又实现节约臭氧投加量约 9%,间接降碳。

2.2 进水流量波动条件下臭氧投加量和出水 TOC 的变化

臭氧投加量受上游来水流量的影响^[26]。为模拟瞬时水量波动对臭氧系统的影响,对进水流量进行随机调整后,对比 AI 和人工控制方式下的出水稳定性、调整及时性、臭氧投加的节约情况。

由图 5 可以看出,在 6 h 的反应时间内,AI 组的出水 TOC 在控制线附近上下波动,人工组的出水 TOC ($15.00 \sim 17.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 在大部分时间内远低于控制线,说明 AI 组对于出水 TOC 稳定性的控制优于人工组。由臭氧投加量变化曲线显示,在 6 h 的反应时间内,AI 组的臭氧投加会随着进水流量和出水 TOC 数值这 2 个变量做出 3 个周期性调整,调整频率明显多于人工组,说明 AI 组对于臭氧投加的及时性优于人工组。对比出水 TOC 和臭氧投加量变化曲线可知,在反应时间 1~2 h 内,由于出水 TOC 远低于控制线,即使进水流量处于较高的水平,AI 组能根据预测结果大幅降低臭氧投加量,表明 AI 组对于装置的运行有预判操作,同时,在反应时间 4~6 h 内,AI 组根据预测,在出水 TOC 低于控制线的短时间内大幅增加臭氧投加量,臭氧反应器内臭氧浓度由较低浓度(接近 $0 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$)迅速调整至约 $1000 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$,维持一段时间后再大幅降低臭氧投加量,控制 4.5~5.5 h 内的出水 TOC 几乎稳定在控制线上,并且臭氧投加量的调整与进水流量的变化不同步,说明 AI 组能通过多参数计算并预判装置的运行情况,并做出及时且合理的调整。根据图 5 曲线,按照式 (1) 和式 (2),计算得到人工 O/T 比 50.92, AI 组 O/T 比 44.41;时段内人工组臭氧投加量 45.13 g, AI 组臭氧投加量 40.00 g; AI 组的 O/T 比人工组减少 12.78%, AI 组的臭氧投加量比人工组降低 11.37%,说明 AI 组比人工组更节约臭氧用量。

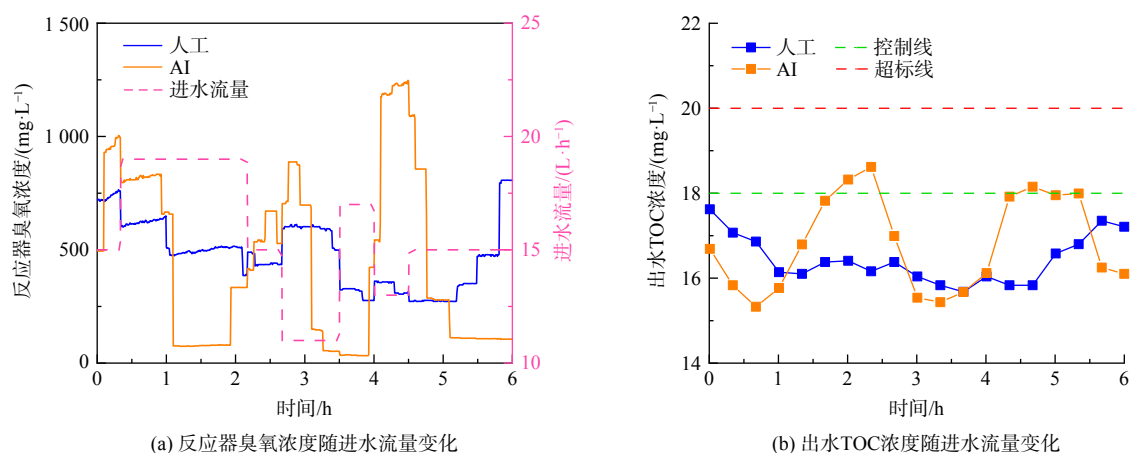


图 5 进水流量波动工况下中试结果

Fig. 5 Pilot test results under fluctuating inlet flow conditions

因此,在模拟瞬时水量对臭氧处理单元的冲击时,人工组和 AI 组在臭氧投加量相差 11.37%。人工控制下,为确保出水达标,即使出水 TOC 数值远低于控制线仍不会剧烈调整臭氧投加量,从而导致臭氧的过量投加;AI 组能根据出水 TOC 和进水流量进行综合判断,及时调节、学习新的规律并做出预判,使出水 TOC 稳定在 $18 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 附近波动,既保证了安全性,又实现了节约臭氧投加量,间接降碳。

2.3 进水 TOC 浓度波动条件下臭氧投加量和出水 TOC 的变化

进水污染物浓度作为工业废水处理中的重要参数,对臭氧投加量和反应时间具有较大影响^[6]。为模拟进水水质波动对臭氧系统的影响,通过随机调整进水 TOC 浓度,对比不同控制方式下的出水稳定性、调整及时性、臭氧投加的节约情况。

由图 6 可见,在 6 h 反应时间内,AI 组的出水 TOC 在控制线附近上下波动,臭氧投加量随着进水和出水 TOC 浓度的变化做出 3 次周期性调整,调整频率明显多于人工组;人工组的出水 TOC ($15.00 \sim$

$18.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 在大部分时间内低于控制线, 说明 AI 组对出水 TOC 稳定性和臭氧投加量的及时性控制优于人工组。对比图 6 中出水 TOC 浓度和臭氧投加量变化趋势可以看出, 在反应时间 0~2 h 内, 由于出水 TOC 浓度超过控制线, AI 组在短时间内多次大幅增加臭氧投加量, 将出水 TOC 浓度控制在超标线内, 当出水 TOC 浓度有明显下降趋势时, AI 组能根据预测结果大幅降低臭氧投加量, 确保出水 TOC 浓度稳定在控制线附近, 表明 AI 组能够很好地预判装置运行状况; 在反应时间 2~6 h 内, AI 组根据预测以及 0~2 h 内的学习经验, 多次在出水 TOC 浓度即将超过控制线时提前增加臭氧投加量, 确保了出水 TOC 浓度在控制线上下波动, 确保了出水的安全性。根据图 6 曲线, 结合式 (1) 和式 (2), 计算得到人工组的 O/T 比 79.78, AI 组的 O/T 比 74.89; 时段内人工组臭氧投加量 53.49 g, AI 组臭氧投加量 41.23 g; AI 组的 O/T 比人工组减少 6.13%, AI 组的臭氧投加量比人工组降低 22.93%, 说明 AI 组比人工组更节约臭氧用量。

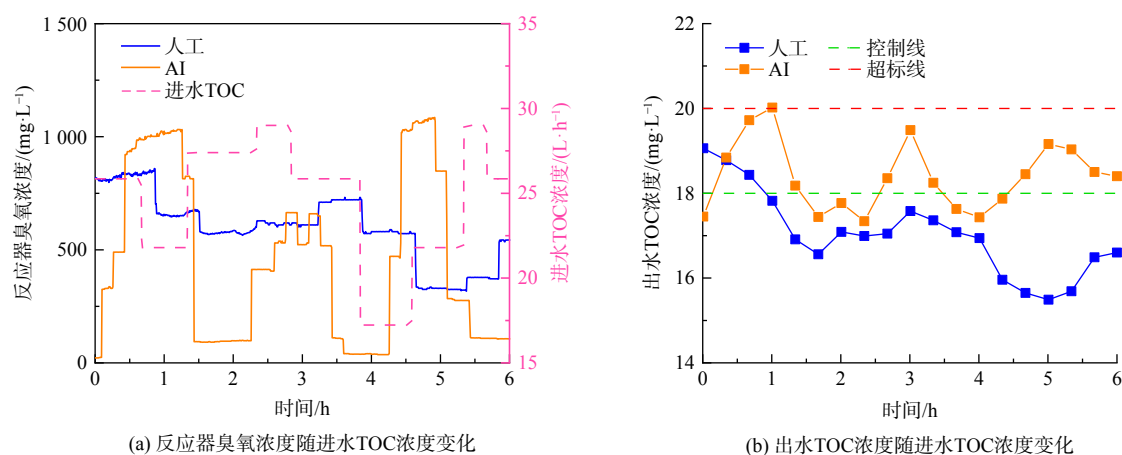


图 6 进水 TOC 浓度波动工况下中试结果

Fig. 6 Pilot test results under fluctuating TOC concentration in influent water

因此, 在模拟瞬时水质变化对臭氧处理单元的冲击时, 人工组和 AI 组反应差异较大: 人工控制更加保守, 为确保出水达标, 不会频繁或剧烈地调整臭氧投加量, 从而导致臭氧投加量较高; AI 组能根据出水 TOC 和进水浓度进行综合判断, 及时调节、学习新的规律并做出预判, 使出水 TOC 稳定在 $18 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$ 附近波动, 既保证了安全性, 又实现了节约臭氧投加量, 间接降碳。

2.4 负荷波动条件下臭氧投加量和出水 TOC 的变化

通过调整进水 TOC 浓度及进水流量, 考察瞬时水量和水质波动对臭氧系统运行效果的影响, 结果如图 7 所示。在 6 h 的运行时间内, AI 组的出水 TOC 在控制线附近上下波动, 而且臭氧投加量会随着进水量、进水浓度和出水 TOC 浓度 3 个变量做出多次调整, 调整频率明显多于人工组, 调整幅度也大于人工组; 人工组的出水 TOC 浓度在大部分时间内低于控制线, 说明 AI 组对于出水 TOC 稳定性及臭氧投加的及时性控制优于人工组。对比图 7 中出水 TOC 浓度和臭氧投加量的变化曲线可知, 在反应时间 0~2 h 内, AI 组多次调整臭氧投加量, 臭氧反应器内臭氧浓度由较低浓度 (接近 $0 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 迅速调整至约 $1000 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$, 将出水 TOC 稳定在控制线附近; 在反应时间 2~4 h 内, 当出水 TOC 有明显下降趋势时, AI 组能根据预测结果可多次大幅降低臭氧投加量, 使出水 TOC 浓度在 1.5 h 内调整到控制线附近; 在反应时间 4.5~5 h 时, AI 组出水 TOC 浓度已有明显下降趋势, 但出水 TOC ($18.50 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 仍高于控制线, 此时, 当进水负荷略升高时, AI 组再次略微提高臭氧投加量, 后续出水 TOC 下降趋势明显时, AI 组可在短时间内连续大幅降低臭氧投加量, 表明在进水负荷实时变化的情况下, AI 组能根据多方变量进行计算优化, 及时调控装置的运行。由式 (1) 和式 (2), 计算得到人工组的 O/T 比 90.55, AI 组的 O/T 比 68.95; 时段内人工组臭氧投加量 57.95 g, AI 组臭氧投加量 45.51 g; AI 组的 O/T 比人工组减少 23.85%, AI 组的臭氧投加量比人工组降低 21.47%, 说明 AI 组比人工组更节约臭氧用量。

由上述结果可以得出, 在瞬时水量和水质变化对臭氧处理单元的冲击时, 人工和 AI 反应差异较大。人工控制更加保守, 为确保出水达标, 不会频繁或剧烈地调整臭氧投加量, 从而导致臭氧投加量较高; AI 组能

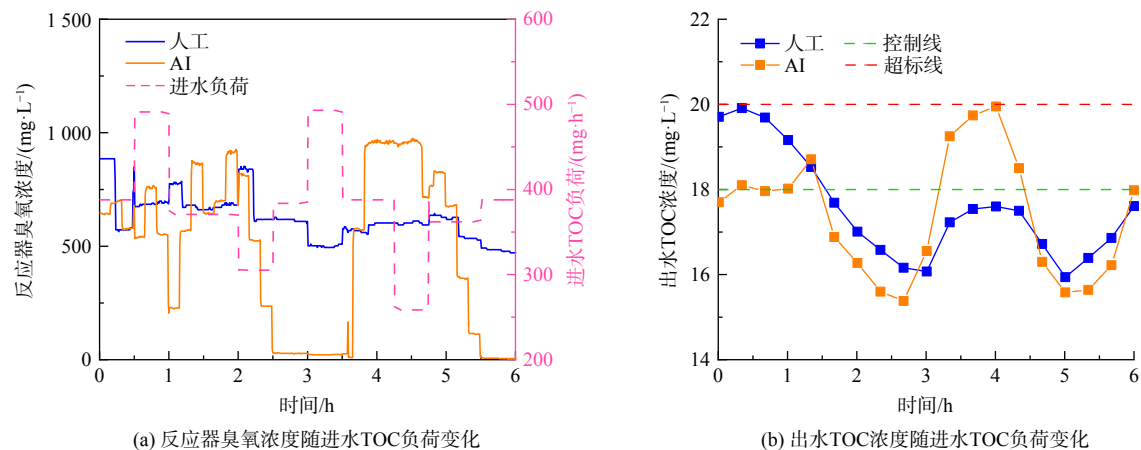


图 7 进水 TOC 负荷波动工况下中试结果

Fig. 7 Pilot test results under fluctuating TOC load conditions of inlet water

根据出水 TOC、进水流量和进水 TOC 浓度进行综合判断，及时调节、学习新的规律并做出预判，使出水 TOC 浓度稳定在 $18.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$ 附近波动，既保证了安全性，又实现了节约臭氧投加量，间接降碳。

2.5 人工与 AI 操作下臭氧处理单元运行状况对比分析

表 2 对比了 4 种工况时 AI 运维决策控制和人工控制的 O/T 比和臭氧投加量，分析可知，AI 组体现出一定优势。从安全性考虑，AI 组的出水 TOC 浓度 ($16.00\sim20.00\text{ mg}\cdot\text{L}^{-1}$) 能保证在控制线附近小范围波动，未出现超标现象，表明在 AI 的控制下，整个装置运行的安全性良好。根据出水 TOC 的数据反馈，以及进水流量和进水浓度的感知，AI 组能在 20 min 内快速响应，及时调整臭氧投加量，体现了 AI 控制的及时性。AI 组在运行过程中体现了仿真模拟系统实时运算、实时学习与评估、及时决策的特点。根据人为设定的控制线和超标线，AI 组能根据数据反馈和负荷感知，及时调整臭氧投加量、学习新的规律并作出预判，将出水 TOC 浓度稳定在控制线附近波动，体现出 AI 控制的合理性，该试验所得规律与本研究 1.3 章节中的 AI 控制的模拟情况相近。与中试前模拟可降低臭氧（液氧）用量 10% 相比，在非稳态工况情况下（实际生产与中试负荷波动相近）中试实际臭氧投加量可降低臭氧（液氧）用量高达约 20%。AI 组的臭氧投加量明显低于人工组，降低臭氧用量，即可同步降低能耗，实现间接降碳，预期投入实际工况生产后，综合节约臭氧投加量 12% 以上，可节约液氧 $667\text{ t}\cdot\text{a}^{-1}$ (22.84 g 液氧/t 水)，减少因生产液氧而产生的间接碳排 $1\,067\text{ t CO}_2\text{-eq/a}$ ($36.54\text{ g CO}_2\text{-eq}\cdot(\text{t 水})^{-1}$)，即，节约费用 $39.22\times10^4\text{ 元}\cdot\text{a}^{-1}$ ($0.013\text{ 元}\cdot(\text{t 水})^{-1}$)。

2.6 AI 运维决策控制系统的应用前景

通过本次中试应用验证，AI 运维决策控制系统可基于给定的运行条件，通过实时监测和分析对运行过程中的各项参数（如污染物浓度变化等）自行调整，与人工控制相比，AI 控制更加稳定可靠，提高运行安全性和经济性，针对研究对象，最终反映在臭氧投加量的降低。连云港石化产业基地内化工项目产品种类多，工业废水水质复杂，后续将结合其他工艺单元（如曝气单元、双氧水投加、碳源投加、除磷工艺单元）进一步联动控制，以期实现在污水处理领域的推广和应用，如在全厂范围内利用 AI 技术中的机器学习和深度学习算法，通过模拟实验和数据分析，监测污水处理过程中的关键参数（如污染物浓度、pH 值、温度等），实时调整和优化处理工艺，提高处理效率和水质质量；同时，AI 运维决策控制系统可帮助现场工作人员及时发现并制定相应的解决方案，提前预测并诊断设备故障，减少设备停机时间和维修成本，为污水处理厂提供智能化建议和支持。

表 2 人工与 AI 操作下臭氧处理单元运行状况对比

Table 2 Comparison f the operational status of ozone treatment units under manual and AI operations

工况类型	O/T 比			臭氧投加量		
	人工	AI	AI 优势	人工/g	AI/g	AI 优势
稳态工况	60.76	54.54	-10.24	48.23	43.92	-8.93%
流量工况	50.92	44.41	-12.78%	45.13	40.00	-11.37%
浓度工况	79.78	74.89	-6.13%	53.49	41.23	-22.93%
负荷工况	90.55	68.95	-23.85%	57.95	21.47	-21.47%

但 AI 运维决策控制系统在实际运用中亦存在数据获取与分析方面的问题。通过实际污水处理厂运行经验,污水处理过程中涉及的数据量较大,且数据的质量和数量将受到多种因素的影响,如监测点位的筛选、传感器的精度、数据传输的稳定性等,因此,后续 AI 运维决策控制系统在各个工艺单元应用前,需明确在应用单元中监测的点位和频次以压降成本,建立一套完善的数据采集和处理体系以保证数据的质量和数量,通过提高传感器的精度、优化数据传输的稳定性等措施,确保数据采集的准确性和完整性,为 AI 运维决策控制系统的应用提供可靠的数据基础。

3 结论

1) AI 运维决策控制和人工控制下水质均可达标,但出水 TOC 在确保不超标时控制线 ($18.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$) 小范围内调整,人工控制下水质 TOC 通常低于控制线 $3.00 \sim 5.00 \text{ mg} \cdot \text{L}^{-1}$,在保证安全的同时 AI 运维决策控制调控更精准。

2) 通过算法实现仿真模拟运算, AI 运维决策控制可在 20 min 内根据出水 TOC 浓度实现快速响应,而人工控制受经验影响常需 40 min 或更久进行响应, AI 运维决策控制调控更具及时性。

3) AI 运维决策控制系统可以通过出水 TOC 浓度的变化趋势,精准控制臭氧投加量,考虑在实际生产中的进水流量及进水 TOC 波动的情况下,相较人工控制下可综合节约臭氧投加量 10% 以上,实现间接降碳。

参考文献

- [1] 魏潇淑,高红杰,陈远航,等.人工智能技术在水污染治理领域的研究进展[J].环境工程技术学报,2022,12(6): 7.
- [2] KONG Z, LI L, XUE Y, et al. Challenges and prospects for the anaerobic treatment of chemical-industrial organic wastewater: A review[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 231: 913-927.
- [3] NASIR F B, LI J. Understanding machine learning predictions of wastewater treatment plant sludge with explainable artificial intelligence[J]. *Water Environment Research: A Research Publication of the Water Environment Federation*, 2024, 96(10): e11136.
- [4] ALPROL A E, MANSOUR A T, IBRAHIM E D, et al. Artificial intelligence technologies revolutionizing wastewater treatment: Current trends and future prospective[J]. *Water*, 2024, 16(2): 314.
- [5] 王瑞霖,张洪良,张功良,等.基于污水处理厂提标改造需求的难降解工业废水处理工艺改进——以湖南省某城镇污水处理厂为例[J].环境工程学报,2021,15(11): 8.
- [6] 王盈盈,张晶,潘立卫,等.臭氧催化氧化工艺处理工业废水的研究进展[J].应用化工,2019,48(8): 6.
- [7] 王学良,杨奎奎.臭氧催化氧化在单晶硅切割液废水处理的工程应用[J].工业水处理,2024,44(3): 195-198.
- [8] 余波,李箫宁,张名,等.臭氧催化氧化技术用于工业园区综合废水处理研究[J].给水排水,2023,59(11): 74-79.
- [9] 曾明,郭庆贺,徐贵达,等.化工园区综合污水厂的工程改造及运行分析[J].中国给水排水,2022,38(18): 101-106.
- [10] 钟璐,胡小吐,薛学良,等.臭氧投加均布与强化混合数值模拟技术及其工业应用[J].广东化工,2020,47(18): 4.
- [11] 王兵,税奕瑜,刘璞真,等.臭氧在柱式反应器中的强化传质过程[J].环境工程学报,2017,11(2): 9.
- [12] 孙昕远.人工神经网络在厌氧废水处理中的应用与展望[J].环境污染与防治,2024,46(8): 1192-1199.
- [13] 王丽,刘丽红,陈明月,等.污水处理智能控制技术及其在精准曝气中的应用[J].净水技术,2022,41(S1): 1-7.
- [14] 郭亮.人工智能技术在水污染治理领域的应用探析[J].中国战略新兴产业,2024(14): 54-56.
- [15] 金美松,陈子璇,苗艳坤.人工智能技术在水污染治理领域的应用研究[J].当代化工研究,2024(12): 86-88.
- [16] 李万超.人工智能技术在水务行业的应用前景探讨[J].能源与环境,2019(6): 2.
- [17] 李艳琴.人工智能技术在水污染治理领域的应用研究[J].皮革制作与环保科技,2023,4(15): 112-114.
- [18] 徐伟忠,于红涛,宋鑫峰,等.水厂生产管理智慧化建设实践[J].净水技术,2019,38(S2): 126-129.
- [19] 王文兵,李春阳,董纤凌,等.双碳背景下污染场地修复策略与技术前景[J].环境工程学报,2023,17(1): 9.
- [20] 高嵩,邱勇,孟凡琳,等.污水处理工艺数据分析技术的现状与趋势[J].环境工程,2022,40(6): 194-203.
- [21] GUO Z, SHEN Y, BASHIR A K, et al. Graph embedding-based intelligent industrial decision for complex sewage treatment processes[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2021, 37(12): 10423-10441.
- [22] 王田力,陈伊宁,李昂,等.人工智能在废水处理领域研究的发展态势分析[J].安全与环境学报,2024,24(5): 1985-1996.
- [23] 青岛理工大学.污水中难降解有机物实时监测及臭氧智能投加控制方法: 202210260267.9[P]. 2023-09-05.
- [24] MA S, ZHU Z, LIU Y, et al. Artificial intelligence-enabled predictive planning for sewage treatment based on improved dnn and lstm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 198: 110636-110636.
- [25] 张铭,孙文全,周俊,等.臭氧催化氧化机理及催化剂制备研究进展[J].净水技术,2023,42(8): 20-28.
- [26] 王冬生,周杏鹏.净水厂臭氧自动投加控制系统的设计与实现[J].给水排水,2010,36(9): 108-111.

(责任编辑:陶雪)

Pilot application on the operational effectiveness of AI operation and maintenance decision control for advanced treatment of chemical wastewater

JIANG Yun^{1,2}, GUO Lei^{1,2,*}, GUO Hui³, LI Jiyuan^{1,2}

1. Jiangsu Fangyang Water Co., Ltd., Lianyungang, Lianyungang, Jiangsu 222248, China; 2. Jiangsu Petrochemical Wastewater Deep Treatment and Carbon Reduction Technology Engineering Research Center, Lianyungang, Jiangsu 222248, China; 3. School of Environment and Civil Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

*Corresponding author, E-mail: 20134393@qq.com

Abstract Under the background of "carbon peak and carbon neutral", it requires green and low-carbon transformation and upgrading in wastewater treatment, especially in the field of deep treatment of industrial wastewater, from pursuing the standard discharge to both pollution reduction and carbon reduction. Ozone oxidation is the mainstream process in its deep treatment. In actual operation, due to the fluctuation of water quality, it causes the artificial setting of higher operational safety boundaries, resulting in high carbon emission problems such as excessive ozone dosing. In recent years, artificial intelligence has been developing rapidly, which can carry out more precise control and management compared with manual control. In order to realize the demand of pollution reduction and carbon reduction in the deep treatment of high-salt chemical wastewater and combine with the existing wastewater treatment process applied in Industrial Wastewater Comprehensive Treatment Center of Lianyungang Petrochemical Industry Base, this study compared the operational effects of ozone oxidation deep treatment of high salt chemical wastewater through AI operation and maintenance decision control system and manual operation, and verified the reliability, safety, and stability of the AI O&M decision control system. The results showed that the AI O&M decision control system could precisely regulate the ozone dosage and achieve 20% savings in ozone operation cost compared with manual control while ensuring stable effluent compliance, which had strong technical and economic advantages and application prospects.

Keywords artificial intelligence; refractory industrial wastewater; ozone oxidation; pollution reduction and carbon reduction