

深度学习赋能类芬顿处理高盐难降解有机废水研究进展

郭小龙¹, 刘 玠¹, 李惠平^{2*}, 黄 慧³, 赵 龙³, 董博文³

(1.招商局生态环保科技有限公司, 重庆 400000; 2.同济大学环境科学与工程学院, 上海 200092;
3.甘肃省生态环境科学设计研究院, 甘肃 兰州 730030)

摘要:综述高盐胁迫下类芬顿反应核心瓶颈,梳理深度学习在机理挖掘、参数优化、催化剂设计和过程控制等方面的研究进展,剖析模型可解释性不足、数据泛化性差、工程落地难和机理耦合薄弱等问题,展望可解释 AI、多尺度建模、边缘计算、低碳耦合与标准体系建设等发展方向,为深度学习赋能高盐废水智能治理与工程应用提供理论参考。

关键词:深度学习;类芬顿;高盐有机废水;难降解有机物;智能优化

中图分类号:X52

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2026)08-0038-06

DOI:10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2026.08.008

Research progress in deep learning-empowered Fenton-like processes for treating hypersaline recalcitrant organic wastewater

GUO Xiao-long¹, LIU Jie¹, LI Hui-ping^{2*}, HUANG Hui³, ZHAO Long³, DONG Bo-wen³

(1.China Merchants Ecological Environmental Protection Technology Co., Ltd., Chongqing 400000, China;

2.College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

3.Gansu Academy of Eco-Environmental Sciences, Lanzhou 730000, China)

Abstract: This paper summarizes the core bottlenecks of Fenton-like reactions under high-salt stress, reviews the research progress of deep learning in mechanism mining, parameter optimization, catalyst design and process control, analyzes the challenges of insufficient model interpretability, poor data generalization, difficulties in engineering implementation and weak mechanism coupling, and prospects the development directions such as explainable AI, multi-scale modeling, edge computing, low-carbon coupling and standard system construction, providing a theoretical reference for deep learning-empowered intelligent treatment and engineering application of high-salt wastewater.

Key words: deep learning; Fenton-like process; high-salt organic wastewater; refractory organics; intelligent optimization

高盐难降解有机废水是煤化工、制药和印染等行业的典型治理难题,该类废水盐度质量分数超3%,有机物结构稳定、可生化性差和毒性强,常规生物处理工艺因高盐胁迫导致微生物活性受抑,难以实现稳定达标。高级氧化工艺凭借强氧化性自由基的高效矿化能力,成为该类废水预处理与深度处理的核心技术,其中类芬顿工艺因反应条件温和、适用范围广和基建成本适中,在工业废水治理中应用最广泛。然而,高盐环境严重制约类芬顿反应效率, Cl^- 、 SO_4^{2-} 等离子会淬灭羟基自由基($\cdot\text{OH}$),降低活性物种利用率,同时改变金属催化剂配位环境和覆盖活性位点,引发催化效率下降、铁泥增量和运行成本升高等问题^[1]。此外,类芬顿体系受 pH、药剂投

加量和盐度等多因素耦合影响,呈现强非线性特征,传统试验与动力学模型无法实现精准预测与全局优化,工程应用中存在药剂过量、调控滞后和效率波动等缺陷^[2]。

深度学习凭借优异的非线性拟合与多源数据融合能力,可挖掘体系内隐藏关联,实现反应预测、参数优化与抗干扰调控一体化,弥补传统模型短板^[3]。当前相关研究多聚焦单一模型应用,缺乏高盐胁迫下深度学习与类芬顿工艺耦合的系统性综述。本文中围绕高盐难降解有机废水处理场景,梳理该技术在建模、优化、控制及机理挖掘中的研究进展,剖析现存问题与发展趋势,为工业化应用提供理论参考^[4]。

收稿日期:2026-03-30;修回日期:2026-05-30

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFC3200805);美丽中国视域下的甘肃省生态环境保护督察政策研究与应用(25JRZA165)

作者简介:郭小龙(1988-),男,硕士,高级工程师,研究方向为机器学习在水处理领域的应用及污水资源化利用,guoxl0828@126.com;李惠平(1995-),男,博士,助教,研究方向为机器学习在水处理领域的应用,通讯联系人,2210525@tongji.edu.cn。

1 高盐类芬顿工艺瓶颈与深度学习适配性

1.1 高盐体系下类芬顿反应核心瓶颈

高盐环境中大量存在的 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、 NO_3^- 等阴离子,以及高离子强度形成的特殊水环境,从自由基氧化反应、催化剂结构功能和系统过程调控 3 个层面,对类芬顿反应造成系统性抑制,形成难以通过传统工艺优化解决的核心技术瓶颈(图 1)。

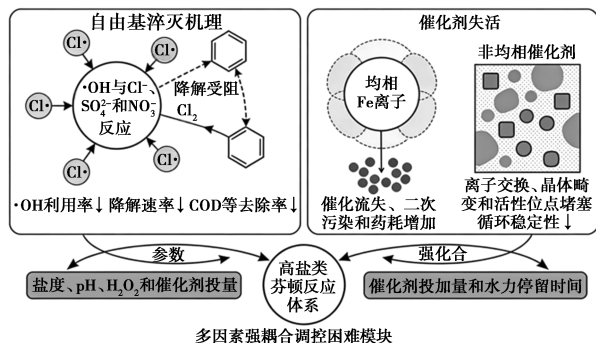


图 1 高盐体系下类芬顿反应瓶颈示意

1.1.1 自由基淬灭与氧化效率大幅衰减

$\cdot\text{OH}$ 作为类芬顿反应的核心活性物种,具有强氧化电位与非选择性氧化特性,是实现难降解有机物矿化的关键。但高盐体系中, Cl^- 、 SO_4^{2-} 等阴离子与 $\cdot\text{OH}$ 的反应速率常数远高于其与有机污染物的反应速率常数,可快速与 $\cdot\text{OH}$ 发生淬灭反应,生成氧化活性、选择性均显著降低的氯自由基($\text{Cl}\cdot$)等次级活性物种,大幅削弱体系对难降解有机物的降解与矿化能力^[5]。相关研究表明^[6],当废水盐度质量分数超过 3% 时,类芬顿体系 $\cdot\text{OH}$ 有效利用率骤降,污染物降解动力学速率常数显著降低,COD 去除率较无盐体系下降 30%~60%,且随着盐度升高,降解效率衰减趋势进一步加剧,部分难降解芳香族有机物甚至无法被有效分解。

1.1.2 催化剂结构破坏与功能失活

类芬顿催化剂分为均相与非均相 2 类,二者在高盐体系下均面临严重的性能劣化问题。均相类芬顿工艺以铁盐为催化剂,高盐环境下铁离子易与阴离子发生络合反应,同时水解过程受离子强度干扰,生成大量无催化活性的铁泥沉淀,不仅造成催化剂流失,还产生严重的固体废弃物二次污染,后续污泥处置成本大幅增加^[7]。非均相类芬顿催化剂凭借可回收和无铁泥污染的优势成为研究热点,但在高盐胁迫下,体系中阴离子易与催化剂表面金属活性位点发生离子交换,引发催化剂晶格畸变和晶相结构转变,直接堵塞表面活性孔隙与催化位点;同时高

离子强度会破坏催化剂表面的亲水-疏水平衡,导致污染物在催化剂表面的吸附-降解路径受阻,催化剂循环使用次数大幅减少,催化活性呈指数级衰减,长期运行稳定性难以满足工程要求^[8]。

1.1.3 多因素强耦合非线性作用

高盐类芬顿反应体系是典型的复杂非线性系统,盐度、进水 pH、药剂投加配比、水力停留时间、污染物组分及浓度等多项参数存在强耦合关联关系,单一参数的波动会通过链式反应影响整体反应效能,且这种关联无法通过传统线性动力学模型精准表征^[9]。传统工艺调控依赖经验参数与静态试验优化,采用正交试验和响应面法等方法获取的最优工况仅适用于特定水质条件,当实际废水盐度和污染物组分发生波动时,无法实现动态响应与最优决策,进而导致药剂投加过量、反应时间冗余和系统运行稳定性差等问题,大幅提升药耗与能耗,降低工艺整体经济性,制约工业化大规模应用^[10]。

1.2 深度学习在高盐类芬顿体系中的适配性优势

1.2.1 深度学习适配性

深度学习作为人工智能领域的核心技术,通过构建多层神经网络结构,自主挖掘数据内部隐藏的非线性关联特征,无需依赖先验机理假设,完美适配高盐类芬顿体系复杂、动态和强耦合的技术特性,相较于传统数学模型和机器学习方法,具备不可替代的适配性优势,可实现从反应模拟和参数优化到闭环控制的全流程技术赋能^[11](图 2)。

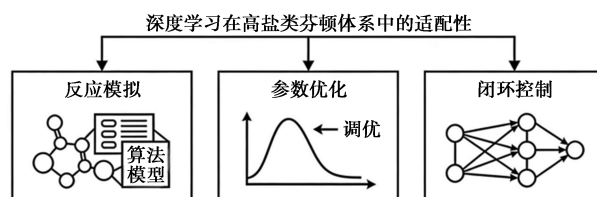


图 2 系统适配性示意

其一,超强非线性拟合能力,精准刻画复杂反应关联。高盐类芬顿体系中盐度、催化剂、污染物和活性自由基之间的相互作用具有高度非线性特征,传统机理模型与浅层机器学习无法完整表征其内在关系。深度学习通过多层卷积和循环神经元的非线性变换,可自动学习多变量间的隐性映射关系,精准刻画盐度对自由基淬灭和催化剂失活的影响规律,以及污染物降解与各工艺参数的量化关系,突破传统模型的线性假设局限,大幅提升反应过程模拟的精准度^[12]。其二,优异时序特征提取能力,适配动态反应过程模拟。类芬顿反应是随时间动态演变的过程

程, $\text{Fe}^{2+}/\text{Fe}^{3+}$ 循环转化、自由基生成-淬灭动态平衡和污染物浓度时序衰减均具有明显的时序依赖性。深度学习中的循环神经网络模块可有效捕捉反应过程的时序特征与滞后效应, 实现对不同盐度条件下反应中间产物变化、污染物降解趋势和活性物种浓度波动的实时模拟与精准预测, 为反应过程的提前调控提供数据支撑^[13]。其三, 强大多源数据融合能力, 整合多维监测信息。高盐类芬顿工艺调控需依托水质指标、在线传感器数据、催化剂表征信号和光谱图谱等多源异构数据, 传统数据处理方法难以实现多维度信息的有效整合。深度学习可对离散型水质数据、连续型传感数据和图像型光谱表征数据进行统一特征提取与融合, 全面挖掘高盐体系下反应过程的多维信息, 消除单一数据的片面性, 提升模型对复杂水质波动的适应能力^[14]。其四, 实时动态优化与闭环控制能力, 实现智能运行。深度学习模型可结合在线监测数据实现毫秒级响应, 根据进水盐度和污染物浓度等水质波动, 实时输出最优药剂投加量、pH 调控值和水力停留时间等工艺参数, 替代传统经验式控制, 实现智能加药和反应终点精准判别与水质波动抗干扰调节, 构建“监测-预测-优化-调控”的闭环控制系统, 有效降低药耗和提升处理效率与运行稳定性^[15]。

1.2.2 深度学习常用模型

针对高盐类芬顿体系的不同技术需求, 各类深度学习模型展现出差异化的应用优势, 核心模型及应用场景如表 1。

表 1 适配高盐类芬顿工艺深度学习常用模型

模型类型	核心优势	类芬顿应用场景
CNN ^[16]	图像/光谱特征提取	UV-Vis、拉曼光谱解析盐-催化剂-污染物相互作用
LSTM/双向 LSTM ^[17]	时序特征捕获	Fe^{2+} 再生、 $\cdot\text{OH}$ 产率时序预测、反应终点判断
GAN ^[18]	数据增强	合成高盐降解曲线, 解决实验数据稀缺问题
PPO/DQN ^[19]	动态决策	实时优化 H_2O_2 投加、pH、曝气, 误差 $\pm 2\%$
机理+DL ^[20]	泛化性+可解释性	ASM-LSTM、动力学约束神经网络, 数据需求降 40%

卷积神经网络(CNN): 凭借局部感知与权值共享特性, 主要用于催化剂表征图像、紫外-可见光谱和红外光谱等数据的特征提取, 可自动识别高盐环

境下催化剂表面形貌、晶相结构及自由基反应的微观变化规律, 实现催化机制的定量分析^[16]。长短期记忆网络(LSTM)/双向长短期记忆网络(Bi-LSTM): 针对时序序列数据优化, 擅长捕捉长时间序列中的依赖关系, 可精准模拟高盐类芬顿反应中 $\text{Fe}^{2+}/\text{Fe}^{3+}$ 转化动力学、污染物浓度时序衰减和 $\cdot\text{OH}$ 浓度动态变化等过程, 实现反应效能的提前预测^[17]。生成对抗网络(GAN): 聚焦解决高盐废水处理实验周期长、样本量稀缺和数据分布不均衡的问题, 通过生成器与判别器的对抗训练, 生成高质量模拟实验数据, 扩充训练样本集, 提升模型在小样本条件下的泛化能力^[18]。强化学习(RL)/近端策略优化算法(PPO): 属于动态决策型模型, 以反应效能最优和运行成本最低为目标, 通过与反应环境的持续交互, 在线优化 H_2O_2 投加量、pH 和催化剂投加量等关键参数, 实现复杂水质波动下的动态最优调控^[19]。机理约束混合深度学习模型: 将类芬顿反应动力学方程和自由基反应机理等先验知识融入神经网络结构, 构建数据驱动与机理驱动相结合的混合模型, 既保留深度学习的非线性拟合能力, 又提升模型的物理可解释性与跨水质场景的泛化能力, 解决纯数据驱动模型可解释性差的行业痛点^[20]。

2 深度学习在类芬顿处理高盐废水中的应用

2.1 高盐类芬顿反应机理智能挖掘

2.1.1 基于深度学习的时序动态特征挖掘

类芬顿反应中 Fe^{2+} 再生、自由基生成与污染物降解存在显著时序滞后效应, 盐度波动易引发反应速率突变与效率骤降。LSTM 和 Bi-LSTM 模型可有效捕捉长时间序列中的依赖关系与滞后特征, 实现对 $\text{Fe}^{2+}/\text{Fe}^{3+}$ 转化动力学、自由基瞬时产率及污染物降解速率的连续预测。通过对 ORP、溶解氧和污染物浓度等时序信号挖掘, 可精准识别盐离子干扰下电子转移效率衰减节点, 揭示高盐胁迫下反应失稳的内在时序规律, 为动力学修正与反应阶段划分提供数据支撑^[21]。Ezati 等^[22]采用响应面法(RSM)结合机器学习模型, 以 MIL-100(Fe) 非均相催化剂活化过硫酸盐, 对电芬顿工艺进行多目标优化, 实现四环素去除率最大化与电能消耗最小化。基于中心复合设计(CCD)开展实验, RSM 二次回归模型拟合度优异; 得到 XGBoost 预测性能最优; 借助 NSGA-II 算法获得帕累托最优解, 为制药难降解废水处理系统设计提供可持续框架。

2.1.2 光谱-神经网络耦合原位表征

紫外-可见吸收光谱(UV-Vis)、傅里叶变换红外光谱(FT-IR)和拉曼光谱等可原位监测活性物种演化与配合物生成,但传统谱图解析依赖人工判读,定量精度有限。CNN 具备优异的高维特征提取能力,可对光谱数据进行降噪、特征筛选与定量反演,实现对 $[\text{FeCl}_4]^-$ 等铁氯配合物、催化剂表面官能团及活性氧物种的快速识别与浓度拟合。Fu 等^[23]通过模型构建、训练与预测的完整方法体系,将其应用于类芬顿单原子催化剂制备辅助。该方法高效筛选影响催化活性的关键合成参数,精准预测苯酚降解速率,揭示合成温度对 Fe-N 配位数的调控机制,经优化获得 Fe-N₃ 位点主导的高效催化剂,为单原子催化剂配位环境优化及高效研发提供可行范例。

2.1.3 自由基与非自由基路径智能区分

高盐环境下, $\cdot\text{OH}$ 和硫酸根自由基($\text{SO}_4^{\cdot-}$)等自由基易被阴离子淬灭,而表面电子转移和单线态氧介导等非自由基路径占比显著提升,反应机制呈现路径竞争特征。依托深度神经网络算法融合污染物分解产物分析、活性物种捕获表征及电化学测试多维数据,可定量解析各氧化反应路径在污染物降解过程中的贡献占比,精准区分体系内自由基与非自由基 2 种主导降解机制^[24]。Wang 等^[25]采用二元与计数型摩根指纹表征农药分子结构,构建模型预测其在过硫酸盐、芬顿及臭氧氧化体系中的降解速率。结果显示,C-MF-XGBoost 模型性能最优,测试集 R^2 最高达 0.971。SHAP 分析揭示分子结构对降解速率的显著影响,并明确了最佳 pH 区间与关键官能团作用。基于谷本系数(TC)验证模型适用性,为有机物结构量化及降解性能预测提供了新框架。

2.2 多参数智能优化与抗盐性能提升

2.2.1 全局操作参数多目标智能优化

BP 神经网络和径向基函数(RBF)网络等可构建进水水质-操作参数-处理效能间的非线性映射模型,结合贝叶斯优化、遗传算法和粒子群算法等,实现 H_2O_2 投加量、催化剂投加量、pH 和反应时间等参数的全局多目标优化。相较于传统静态优化方法,该类策略优化效率提升 5~10 倍,在高盐体系中可使 COD 去除率提升 15%~25%^[26]。

强化学习算法(PPO、DQN 等)以实时进水盐度、pH、ORP 和污染物浓度为状态输入,以药剂投加量与工况参数为决策变量,通过与反应系统持续交

互实现动态最优决策。在水质大幅波动条件下可自适应调整运行策略,避免药剂过度投加,在高氯废水体系中可降低药耗 25%~35%,提升系统经济性与稳定性^[27]。

2.2.2 抗盐型催化剂结构智能设计

深度学习可对催化剂组分、晶相结构、缺陷位点和界面电场等与抗盐性能的构效关系进行建模预测,通过训练大量实验数据实现催化性能反向推演,辅助高稳定性非均相催化剂设计。模型可快速筛选金属活性位点、载体类型及异质结结构,预测氧空位浓度、价态分布与界面电子传输能力,指导制备 $\text{ZrO}_2@\text{Fe}_3\text{O}_4$ 、 $\text{CuO}/\text{ZnFe}_2\text{O}_4$ 等抗盐型复合材料。部分研究通过深度学习实现驱盐疏水面与活性位点的定向构筑,使催化剂在 500 mmol/L Cl^- 浓度下仍保持 80% 以上的催化活性,显著缓解位点中毒与晶格畸变问题。同时,基于深度学习的反应路径调控策略可优先激活非自由基氧化途径,降低氯离子对自由基的淬灭与竞争吸附作用,提升高盐体系下污染物降解选择性与催化剂循环稳定性,延长使用寿命^[28]。

2.3 多传感融合与过程闭环智能控制

实际高盐废水处理中,进水负荷波动大、关键参数在线监测困难,易导致加药滞后、过度氧化和运行不稳定等问题。以深度学习为核心的多传感器数据融合技术,可构建虚拟传感与闭环控制系统,实现过程精准调控。通过融合 pH、ORP、电导率、 UV_{254} 和流量等在线监测数据,深度学习模型可实现 $\cdot\text{OH}$ 瞬时浓度、污染物降解程度与反应进程的虚拟感知,指导 H_2O_2 与催化剂精准投加,投加误差控制在 $\pm 2\%$ 以内。模型可智能判断反应终点,避免无效氧化,降低能耗与药耗。针对进水盐度和 COD 浓度突变等工况扰动,系统具备快速自适应调节能力,显著提升抗干扰性能^[29]。

2.4 数据稀缺场景下的机理-数据混合建模

实际高盐废水体系复杂、工况波动大,存在实验成本高、样本量不足和数据分布不均等问题,导致纯数据驱动模型泛化能力不足和外推性能差。近年来,融合机理约束与深度学习的混合建模成为重要创新方向。借助生成对抗网络(GAN)完成降解动力学曲线与光谱数据的增强生成,扩充有限样本数据集,显著优化模型训练精度;采用迁移学习将低盐体系训练得到的基础模型迁移至高盐场景,减少高盐条件下实验量与数据需求;将类芬顿经典动力学方程和物料守恒关系嵌入神经网络结构构

建机理约束模型,提升模型物理可解释性与边界外推能力^[30]。

3 现存问题与挑战

(1)可解释性不足:深度学习“黑箱”特性无法直观反映高盐下类芬顿反应微观机制,难以提供机理解析支撑,与环境工程机理解析范式相悖。

(2)数据适配性差:实验室配水数据与工业高盐废水复杂工况差异显著,工程数据存在噪声与样本不足问题,导致模型跨场景迁移能力弱,难以落地。

(3)工程化瓶颈:高盐环境下传感器稳定性差、边缘计算部署成本高、系统与 DCS 兼容度低,制约智能控制系统规模化应用。

(4)机理协同缺失:研究重过程优化轻机理耦合,缺乏“催化剂-反应路径-深度学习模型”一体化设计,模型精准调控能力不足。

4 未来发展方向

(1)机理融合 XAI:引入 SHAP、LIME 等方法,结合类芬顿机理解析模型决策逻辑,实现“数据驱动+机理解译”双支撑,破解不可解释性难题。

(2)多尺度智能建模:构建微观(分子动力学)、介观(传质动力学)和宏观(反应器运行)多尺度模型,全流程精准模拟与智能调控。

(3)边缘装备一体化:开发轻量化模型,整合边缘计算与水处理装备,实现现场实时推理,推动智能装置工程化落地。

(4)低碳智能耦合:融合原位电生成、光助催化和绿电驱动等低碳技术,构建低碳智能治理体系,实现高效与低碳协同。

(5)标准体系构建:建立专用数据集、评价体系与部署规范,推动 AI 技术在高盐废水提标改造中的标准化和规范化应用。

5 结论

高盐难降解有机废水的类芬顿处理技术面临盐离子干扰、催化剂失活和过程调控粗放等瓶颈,深度学习为破解上述难题提供了高效智能解决方案。在反应机理解析、多参数优化、抗盐性能提升、智能加药与闭环控制等方面展现出显著优势,可大幅提升降解效率、降低药耗与运行成本,推动类芬顿工艺从经验运行向精准智能调控转型。

参考文献

- [1] Hua L C, Ouyang R C, Zhao Z, *et al.* Homogeneous versus heterogeneous Mn(II) oxidation in peroxymonosulfate assisting chlorination: Synergistic role for enhanced Mn(II) oxidation in water treatment[J]. *Water Research*, 2024, 265: 122265.
- [2] Ahn Y Y, Choi J, Kim M, *et al.* Chloride-mediated enhancement in heat-induced activation of peroxymonosulfate: New reaction pathways for oxidizing radical production[J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 55(8): 5382–5392.
- [3] Ergan B T, Yucel O, Gengec E, *et al.* Integrating machine learning regression and classification for enhanced interpretability in optimizing the Fenton process for real wastewater treatment conditions[J]. *Separation and Purification Technology*, 2025, 363: 132182.
- [4] Yakut S M, Atasever S. Modeling textile dye removal by ultrasound-assisted fenton process using machine learning approaches[J]. *Environmental Progress & Sustainable Energy*, 2025, 44(6): e70089.
- [5] Zhou D, Yin R, Chen Q, *et al.* Visualizing the transformation of reactive species in PMS/Cl⁻ system via in-situ EPR spectroscopy: Direct detection and mechanistic confirmation of HO·[J]. *Water Research*, 2026, 292: 125195.
- [6] Yang B, Zhou P, Zhang G, *et al.* Halide ions in homogeneous Fenton/ Fenton-like systems: The double-edged sword effect from molecular mechanisms to selective regulation of high-salinity wastewater[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2026, 506: 141639.
- [7] Vallés I, Juanes L S, Amat A M, *et al.* Humic acids as complexing agents to drive photo-Fenton at mild pH in saline matrices: Process performance and mechanistic studies[J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2023, 11(6): 111391.
- [8] Chen C, Wang Y R, Wang Y J, *et al.* Built-in electric field augments hypersalinity resistance of heterostructured metal oxides for efficient Fenton-like catalysis[J]. *ACS Nano*, 2025, 19(32): 29616–29626.
- [9] Wang Y, Zhong C, Zhang P, *et al.* Ultrafast hypersaline wastewater decontamination via salinity-mediated surface redox with ultralow H₂O₂[J]. *Water Research*, 2025, 285: 124120.
- [10] Liu S, Du J, Wang H, *et al.* How hetero-single-atom dispersion reconstructed electronic structure of carbon materials and regulated Fenton-like oxidation pathways[J]. *Water Research*, 2024, 254: 121417.
- [11] 郭小龙, 陶伟光, 何小新, 等. 机器学习在人工湿地水质净化领域的研究进展[J]. *环境科学*, 2026, 47(2): 1125–1138.
- [12] Palma D, Antela K U, Prevot A B, *et al.* Artificial neural networks applied to photo-Fenton process: An innovative approach to wastewater treatment[J]. *Water Science and Engineering*, 2025, 18(3): 324–334.
- [13] Karpagavalli C, Harsha A S R I, Mahadevan N, *et al.* Advanced wastewater treatment using energy-efficient fenton process optimised with deep learning[J]. *Oxidation Communications*, 2024, 47(4): 828.
- [14] Jia W, Li Y, Chen C, *et al.* Unveiling the fate of metal leaching in bimetal-catalyzed Fenton-like systems: Pivotal role of aqueous ma-

- trices and machine learning prediction [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2024, 477: 135291.
- [15] Zhang C, Sun W, Wei H, *et al.* Application of artificial intelligence for predicting reaction results in advanced oxidation processes [J]. *Environmental Technology & Innovation*, 2021, 23: 101550.
- [16] Ashkanani Z, Mohtar R, Al-Enezi S, *et al.* Efficacy of advanced Fenton-photo systems for the degradation of petroleum hydrocarbons using complex neural networks [J]. *RSC Advances*, 2026, 16 (3): 1993–2006.
- [17] Li H, Jiao Y, Davey K, *et al.* Data-driven machine learning for understanding surface structures of heterogeneous catalysts [J]. *Angewandte Chemie International Edition*, 2023, 62 (9): e202216383.
- [18] Hua T W, Huang G X, Qian C, *et al.* Data-driven recursive kinetic modeling for Fenton reaction [J]. *Environmental Science & Technology*, 2025, 59 (45): 24473–24480.
- [19] Hou F, Liu S, Yin W X, *et al.* Machine learning for high-precision simulation of dissolved organic matter in sewer: Overcoming data restrictions with generative adversarial networks [J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 947: 174469.
- [20] Hernández-García S, Cuesta-Infante A, Moreno-SanSegundo J Á, *et al.* Deep reinforcement learning for automated search of model parameters: Photo-fenton wastewater disinfection case study [J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35 (2): 1379–1394.
- [21] Cheng Y, Zhang G, Chen Z, *et al.* Unraveling electronic structure modulation mechanism in cobalt spinel Fenton-like catalysis by integrating density functional theory and machine learning [J]. *Water Research*, 2026, 289: 124915.
- [22] Ezati S, Ganjidoust H, Ayati B. Hybrid application of response surface methodology (RSM) and machine learning for multi-objective optimization of heterogeneous electro-Fenton process in pharmaceutical wastewater treatment [J]. *Results in Engineering*, 2026, 30: 109818.
- [23] Fu H, Li K, Zhang C, *et al.* Machine-learning-assisted optimization of a single-atom coordination environment for accelerated Fenton catalysis [J]. *ACS Nano*, 2023, 17 (14): 13851–13860.
- [24] Xiao Z, Yang B, Feng X, *et al.* Density functional theory and machine learning-based quantitative structure – activity relationship models enabling prediction of contaminant degradation performance with heterogeneous peroxymonosulfate treatments [J]. *Environmental Science & Technology*, 2023, 57 (9): 3951–3961.
- [25] Wang J, Huangfu X, Huang R, *et al.* Evaluating degradation efficiency of pesticides by persulfate, Fenton, and ozonation oxidation processes with machine learning [J]. *Environmental Research*, 2025, 277: 121548.
- [26] Baghani M, Soltanian M, Sarrafzadeh M H. Energy optimization in electrochemical oxidation for wastewater treatment using interpretable machine learning [J]. *Chemical Engineering Journal Advances*, 2026, 25: 101044.
- [27] Shin Y U, Kim D, Yu S, *et al.* Smart control of oxychlorine species using reinforcement learning in saline electrochemical oxidation [J]. *npj Clean Water*, 2025, 8 (1): 102.
- [28] Yuan Q, Wang X, Xu D, *et al.* Machine learning-assisted catalysts for advanced oxidation processes: Progress, challenges, and prospects [J]. *Catalysts*, 2025, 15 (3): 282.
- [29] Li N, Xu J, Gao W, *et al.* Machine learning-enabled advanced oxidation processes: Catalytic active site engineering, oxidation pathway regulation, and reaction condition optimization [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2026, 528: 172413.
- [30] Gao W, Xu Y, Chang X, *et al.* Machine learning-driven global optimization of single-atom catalyst-mediated advanced oxidation processes [J]. *Environmental Science & Technology*, 2025, 59 (44): 24044–24054. ■
-
- (上接第 37 页)
- [17] Yu Y J, Wang Y J, Liu W J, *et al.* Exploration of highly efficient light conversion agents for agricultural film based on the bay-substituted perylene diimides derivatives [J]. *Dyes and Pigments*, 2018, 15 (9): 483–490.
- [18] Li J F, Zhang H R, Wang P, *et al.* Luminescence properties of high-quality $\text{Ca}_2\text{Si}_5\text{N}_8 : \text{Eu}^{2+}$ phosphor: CaH_2 -raw material [J]. *ECS Journal of Solid State Science and Technology*, 2013, 2 (9): R165–R168.
- [19] 阎峰云, 高红梅, 刘兰, 等. 共沉淀法 $\text{Sr}_3\text{Al}_2\text{O}_6 : \text{Eu}^{3+}$ 荧光粉的制备研究 [J]. *硅酸盐通报*, 2015, 34 (9): 2487–2490, 2495.
- [20] 刘书彤, 周建伟, 刘耕, 等. 含吡啶环稀土配合物的合成与表征 [J]. *辽宁化工*, 2025, 54 (7): 1089–1092.
- [21] 张丽华. 水热法稀土掺杂 LaF_3 发光材料的制备及其荧光性能研究 [J]. *陶瓷*, 2021, (1): 24–30.
- [22] Li J J, Zhang L L, Zhang X, *et al.* Effects of light conversion film on the growth of leafy vegetables in facilities under haze weather [J]. *Agronomy*, 2022, 12 (10): 2391.
- [23] 梁溥森, 李会兴, 梁佩琼, 等. L-蓝光膜的研究和试验 [J]. *中国塑料*, 1995, (1): 53–56.
- [24] 廉世勋, 毛向辉, 吴振国. 稀土无机发光材料 $\text{CaS} : \text{Eu}, \text{Cl}$ 的过程优化和在农膜上的应用原理 [J]. *稀土*, 1996, (3): 27–31.
- [25] Chu X H, Zhang P, Shi S Z, *et al.* Hydrophobic self-cleaning micro-nano composite polyethylene-based agricultural plastic film with light conversion and abrasion resistance [J]. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, 2023, 65 (8): 130621–130630.
- [26] Yang Y, Zhao Y, Hu Y, *et al.* Xylan-derived light conversion nano-composite film [J]. *Polymers*, 2020, 12 (8): 1779–1787.
- [27] Yu Y L, Xu P F, Jia S L, *et al.* Exploring polylactide/poly (butylene adipate-co-terephthalate)/rare earth complexes biodegradable light conversion agricultural films [J]. *International Journal of Biological Macromolecules*, 2019, 127 (2): 10–21.
- [28] Jiang Y P, Yan C P, Zhang H, *et al.* Biodegradable polylactide/rare earth complexes in light conversion agricultural films [J]. *Coatings*, 2021, 11 (2): 139–142.
- [29] Yu X R, Pu H B, Sun D W. Nano light conversion agents: Recent advances, future prospects and challenges in enhancing plant green cultivation [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 426 (21): 138919–138931.
- [30] 张雪, 刘志明, 余慧, 等. 纳米纤维素复合转光膜的制备及应用进展 [J]. *广东化工*, 2017, 44 (7): 144–145. ■