DOI:10.11918/202507022

基于机器学习逆向设计的纳米气泡制备方法优化

刘海波[1,2],谢 博[2],肖嘉鑫[1],朱静怡[1],谢坤廷[1],伍洋涛[1],周石庆[1]

(1. 湖南大学 水安全保障技术及应用湖南省工程研究中心,长沙 410082;
2. 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司,长沙 410082)

摘 要:纳米气泡因比表面积大、Zeta电位负值高和稳定性强而在水处理中展现出应用潜力,但其稳定性受气体种类、压力、流速、介质、pH与温度等多因素耦合影响。传统依赖经验试错的方法效率低、可重复性差,缺乏普适性。为此,构建数据驱动的逆向设计框架,结合可解释机器学习与实验验证,揭示纳米气泡稳定性的关键规律并提出可迁移的制备准则。优化后的随机森林模型在测试集上的精确率、召回率和F_1值分别为0.816、0.814和0.810。模型特征分析表明:臭氧、碳酸盐或偏碱性介质、适宜压力和温度条件是提升稳定性的主要因素;依据逆向处方制备的纳米气泡在贮存21 d后仍保持高稳定性,在与过硫酸盐耦合的体系中对亚甲基蓝的去除率达(96.8±2.3)%,显著优于对照组。长期性能测试表明,NBs/PMS体系在模拟废水(NOM)中30 d内实现了约51%的TOC矿化,展现出在复杂基质下的持续氧化能力。能耗评估显示,在去除90%亚甲基蓝时,NBs/PMS体系的单次处理能耗约为常规UV/PMS工艺的35.7%,相当于降低约64.3%,体现出在能效与成本控制方面的优势。本研究不仅提供了稳定性调控的设计准则,还在理论上揭示了多因素协同作用规律,并从长期稳定性与工程能效的角度验证了其应用潜力,对推动纳米气泡技术的规模化应用和绿色水处理产业化具有意义。

关键词:纳米气泡;Zeta电位;机器学习;模型解释;逆向设计;高级氧化
中图分类号:TU991 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)06-0048-08

Optimization of nanobubble preparation method based on machine learning and inverse design

LIU Haibo[1,2], XIE Bo[2], XIAO Jiaxin[1], ZHU Jingyi[1], XIE Kunting[1], WU Yangtao[1], ZHOU Shiqing[1]

(1. Hunan Engineering Research Center of Water Security Technology and Application, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. PowerChina Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha 410082, China)

Abstract: Nanobubbles (NBs) exhibit great application potential in water treatment owing to their large specific surface area, highly negative Zeta potential, and extended stability. However, the stability of the NBs is affected by the coupled interaction of multiple factors such as gas type, pressure, flow rate, medium, pH, and temperature. Conventional empirical trial-and-error approaches are inefficient, difficult to reproduce, and non-generalizable. To overcome these limitations, this paper established a data-driven inverse design framework combining interpretable machine learning and experimental validation to reveal key laws of NBs′ stability and propose transferable preparation strategies. A random forest model was optimized, achieving a precision of 0.816, a recall of 0.814, and an F_1 score of 0.810 on the test set. Model feature analysis indicated that ozone, carbonate or mildly alkaline media, and suitable pressure and temperature were the main factors improving the stability. Guided by inverse prescriptions, NBs retained strong stability after 21 days of storage, and in the system coupled with persulfate, the removal rate of methylene blue by NBs reached (96.8±2.3)%, outperforming the control group. Long-term performance tests further showed that the NBs/PMS system achieved about 51% TOC mineralization of natural organic matter (NOM) within 30 days, demonstrating sustained oxidative capacity under complex matrices. Energy consumption evaluation indicated that, for 90% methylene blue removal, the single-treatment energy consumption of the NBs/PMS system was approximately 35.7% of that required by the conventional UV/PMS process, corresponding to a reduction of about 64.3%. This result highlights its advantages in energy efficiency and cost control. This study not only provides design principles for regulating the stability and theoretically reveals the laws of multi-factor synergistic effect but also verifies its application potentials in terms of long-term stability and engineering energy efficiency. It is of great significance for promoting the large-scale application of NB technology and the industrialization of green water treatment.

Keywords: nanobubble; Zeta potential; machine learning; model interpretation; inverse design; advanced oxidation

收稿日期:2025-05-10;**录用日期**:2025-09-18;**网络首发日期**:2025-10-30
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20251029.1728.006
基金项目:湖南省自然科学基金(2026JJ60469)
作者简介:刘海波(1984—),男,博士研究生;周石庆(1986—),男,教授,博士生导师
通信作者:周石庆,shiqingzhouwater@163.com

近年来，全球水安全面临的威胁持续加剧。人口增长和工业化进程的加速，不仅显著提高了市政与工业用水需求，也导致新兴污染物在水环境中的广泛存在，从而增加了城市与农村供水系统的复杂性[1-2]。面对这些日益严峻的挑战，传统水处理工艺在应对达标排放时已显现出明显的技术局限性，亟需开发更高效且可持续的新型处理方法。

目前，纳米气泡技术因其多重独特性质，正迅速成为水处理领域的研究热点[3-4]。纳米气泡是指体积等效直径小于 1 μm 的气体空腔，其特有的高比表面积、强负 Zeta 电位、低浮力及自由基生成能力等物理化学特性，使其在物理、化学和生物水处理过程中广泛应用[5-7]。与常用的宏气泡和微气泡相比，纳米气泡在水中可稳定存在数小时甚至数月。其持久性显著提升了气泡在水处理中的效率[8-9]。研究表明，Zeta 电位绝对值是表征纳米气泡体系稳定性的关键指标，当 Zeta 电位绝对值较高时，可有效抑制气泡聚并，从而维持稳定[10-11]。纳米气泡的 Zeta 电位绝对值与压力、气体类型、液体介质和温度等参数密切相关[12-13]。然而，过去对这些复杂参数的确定多依赖耗时、劳动密集且往往不可持续的试错测试。因此，需要利用先进技术准确建模并预测纳米气泡稳定性的关键因素。

机器学习作为一种强大的人工智能技术，能够在无需显式物理或化学机制的情况下，通过对已有数据进行自动化模式学习并利用多特征输入实现精准预测[14-15]。以预测水性介质中金属和金属氧化物纳米材料的 Zeta 电位为例，Dimitra 等[16]通过构建共识机器学习模型预测了纳米材料的表面电荷特性。然而，在与水处理直接相关的条件下，尚缺乏使用机器学习预测和优化纳米气泡高稳定性生成参数的研究。

鉴于此，从文献中收集不同制备条件下的纳米气泡 Zeta 电位数据，并利用筛选调优的最佳机器学习模型学习生成参数与气泡稳定性的关联，从而预测最优制备条件；采用预测参数制得的高稳定性纳米气泡用水高级氧化水处理实验，评估其效果的可持续性。

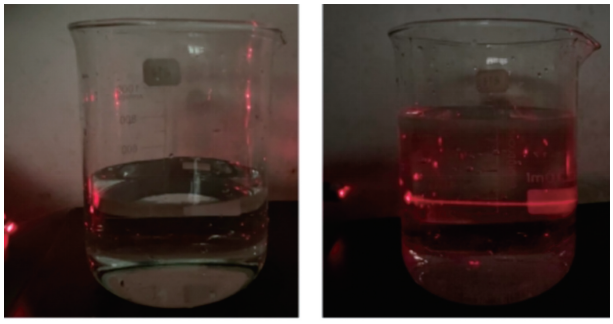
1　材料与方法

1.1　原始数据收集

该研究系统检索了近几十年间发表的水处理研究中与纳米气泡相关科学文献。具体来说，在中国知网、Elsevier 和 Web of Science 等数据库中，使用“纳米气泡”“水处理”“高级氧化”等关键词进行相关搜索。在数据收集阶段，仅纳入测得纳米气泡 Zeta 电位的实验数据，并排除未提供 Zeta 电位或标注为 NA 的记录。经过初步筛选，纳入 18 篇文献所涉及的 350 组参数条件，构建了涵盖压力、气体种类、流量等制备要素及相应 Zeta 电位的综合数据集。

1.2　数据预处理

在模型开发前，对原始数据集进行了系统预处理。针对相同制备条件下的重复实验结果，首先取平均值以保证数据代表性；随后，对气体种类等分类变量进行独热编码，对压力、流量、温度等数值变量进行归一化，以消除量纲差异。原始数据集的缺失值通过 K 最近邻插补法（$K=3$）进行填补。纳米气泡溶液虽难以肉眼辨识，但其胶体性质可通过观察“丁达尔效应”得以确认（图 1）。因此，本研究参考胶体稳定性划分标准，根据 Zeta 电位的绝对值分布情况，在数据集中新增“稳定性等级”标签：依次将 |Zeta 电位| < 10 mV、10 ~ 30 mV、> 30 ~ 40 mV、>40 mV标记为“不稳定”“较不稳定”“稳定性一般”和“较好的稳定性”[19]。最终将 350 条记录采用分层抽样按 8∶2 划分为训练集（280 条）和测试集（70 条）。



(a) 纯水　　(b) 纳米气泡溶液

图 1　纳米气泡水溶液的丁达尔效应识别

Fig. 1　Recognition of Tyndall effect in aqueous solution of NBs

1.3　模型开发与评估

为从多参数数据中提取纳米气泡稳定性与制备条件间的非线性关系，初筛了决策树、随机森林（RF）、支持向量机及梯度提升树等 12 种算法，并选取最优模型进行下一步开发[20]。在 5 折交叉验证中，RF 模型的平均 Precision、Recall、F_1 和 AUC 分别为 0.789、0.792、0.781 和 0.94，略高于 Extra Trees 的 0.783、0.789、0.777 和 0.93。尽管 Extra Trees 在个别折次表现更优，但 RF 的整体指标更高且波动更小，显示出更好的稳定性和泛化能力。基于本研究追求跨场景适用性的目标，最终选择 RF 作为核心模型，并在此基础上开展超参数优化。具体而言，利用五折交叉验证结合网格搜索（grid search）对决策树数量、最大深度和最大特征数等超参数进行调优；评估指标包括准确率、精确率、召回率和 F_1 值，

以平衡不同稳定性等级的判别效果。训练完成后,在独立测试集上验证模型性能,并结合混淆矩阵对预测结果进行综合评估。

1.4 模型解释

为提升模型的可解释性,引入 SHapley Additive exPlanations(SHAP)方法。通过计算单个预测样本在所有特征下的 SHAP 值,可获得特征对于预测结果的贡献度[21]。SHAP 值是基于合作博弈论计算每个特征对单次预测的贡献,既可以提供全局的特征重要性排序,又可以给出特征在不同取值下对预测结果的正负影响。具体而言,首先,根据平均绝对 SHAP 值对特征重要性进行全局排序,识别对纳米气泡稳定性影响最显著的制备参数;随后,通过 SHAP 总结图进一步解析特征取值与其对纳米气泡稳定性预测结果的正负影响关系,明确各参数的优化方向。模型的预处理、开发和解释操作均在 Anaconda3 平台的 Python(版本 3.9)环境中完成。

1.5 亚甲基蓝降解实验验证

采用机器学习模型逆向设计得到的最优参数制备纳米气泡,并以亚甲基蓝(MB)溶液为目标污染物开展高级氧化实验。实验设置优化组与对照组,均以过硫酸盐作为主要氧化剂,浓度为 1 mmol/L。在优化组中,采用逆向设计参数制备的纳米气泡,构建纳米气泡–过硫酸盐(NBs/PMS)体系;对照组则仅加入过硫酸盐,不引入纳米气泡。纳米气泡制备条件如下:气体类型为臭氧,注入压力控制在 0.3 MPa,流速约 100 mL/min;介质为碳酸盐或偏碱性溶液,pH 调节至 8;制备温度保持在 20 ~ 25 ℃。此外,采用流体跟踪激光分析仪对制备纳米气泡的粒径分布与浓度进行了测定。纳米气泡平均粒径为 167.2 nm,标准差为 50.2 nm。纳米气泡浓度经稀释校正后为 3.28×10^{11}/mL。结果显示,体系中纳米气泡数量充足且分布均一,具有良好的稳定性。

实验在 500 mL 玻璃反应器中进行,反应液体积为 500 mL。反应前通入气体 5 min 以形成纳米气泡,随后停止通气,加入污染物和氧化剂。亚甲基蓝的初始浓度设定为 20 μmol/L,体系温度保持在(25 ± 1)℃,通过水浴恒温并配合磁力搅拌维持 120 r/min。实验过程中定时取样,并使用 10 mmol/L $Na_2S_2O_3$ 溶液终止反应。样品通过紫外可见分光光度计在 664 nm 处测定残余 MB 浓度,计算降解率。每组实验均设置 3 个平行样本,结果采用方差分析(ANOVA)与 t 检验进行统计学处理,以确保数据的可靠性与显著性。

1.6 长期矿化性能与能耗评估

为定量评估 NBs/PMS 体系的长期矿化性能,以亚甲基蓝(MB)和天然有机质(NOM)为目标模型物质,分别考察其总有机碳(TOC)的变化规律。MB 溶液初始浓度为 20 μmol/L,NOM 溶液则来源于市售标准天然有机质,溶液 TOC 初始值调节至约 5 mg/L,用以模拟实际水样中复杂有机基质。实验均在 500 mL 玻璃反应器中进行,体系配置与 1.5 节相同,氧化剂为 1 mmol/L 过硫酸盐。NBs 的制备条件为:臭氧气体,注入压力 0.3 MPa,流速约 100 mL/min,介质调节为偏碱性碳酸盐溶液,温度控制在 20 ~ 25 ℃。反应前通气 5 min 以生成 NBs,随后停止通气并加入氧化剂与目标物。实验过程中采用水浴恒温(25 ℃ ± 1 ℃),并以磁力搅拌维持 120 r/min。为获得长期动力学,反应体系设置 0 ~ 30 d 的采样序列,其中,MB 体系采样频率为前 15 d 每日 1 次,NOM 体系在第 1 ~ 12 天每日 1 次,之后延长至 30 d。样品取出后立即加入 10 mmol/L $Na_2S_2O_3$ 终止反应,并通过高温催化燃烧 - 红外检测仪测定 TOC 浓度。矿化率以 TOC/TOC_0 表示。

此外,为评估能耗与工程应用潜力,采用单次处理能耗(E)作为表征指标,即

$$E = \frac{P \times t}{V \times \log(c_0/c_t)}$$

式中:P 为系统功率(kW),t 为反应时间(h),V 为处理水体积(m^3),c_0 与 c_t 分别为初始与反应后污染物浓度。本研究对比了 NBs/PMS 与常规紫外线/PMS 系统在去除 90% MB 时的能耗差异,以评估其在能效与运行成本方面的优势。

2 结果与分析

2.1 原始数据集描述性统计

本研究通过对收集的纳米气泡原始数据集进行统计分析,以了解不同制备条件下 Zeta 电位的总体分布情况。如图 2 所示,Zeta 电位绝对值分布呈现出较大的跨度,从最低仅数 mV 到最高超过 50 mV,表明纳米气泡的稳定性因制备条件不同而有显著差异。

直方图显示,大多数样本(66.4%)的 Zeta 电位绝对值低于 30 mV,仅仅有小部分样本(19.5%)产生了 Zeta 电位绝对值超过 40 mV 的高稳定性纳米气泡。表明当前已有研究中许多制备条件下产生的纳米气泡较不稳定,随着储存时间的增加容易扰动并发生聚并。此外,基于皮尔逊相关性分析,探究了数据集中连续数值型变量与纳米气泡 Zeta 电位绝对值之间的关系。如图 2 所示,纳米气泡 Zeta 电位绝对值与制备的压力和温度均呈现显著正相关($P < 0.01$)。然而,其相关系数相对较低,表明之间的多重共线性较弱。简单的线性模型可能不足以捕捉这些特征之间的复杂关系。

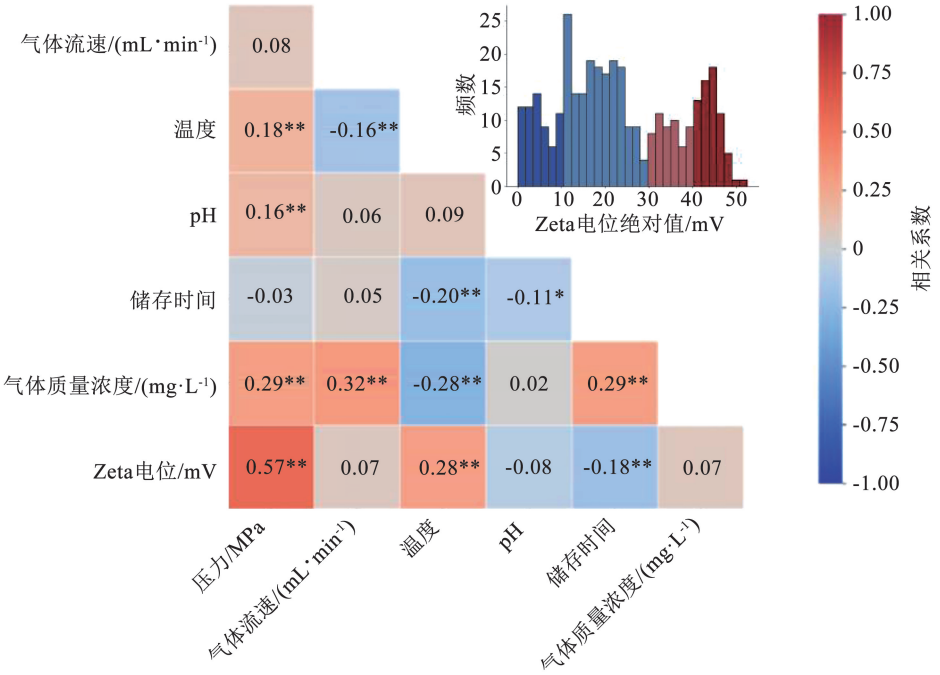


图 2　纳米气泡 Zeta 电位绝对值分布及其与连续制备参数的相关性分析

Fig. 2　Absolute value distribution of Zeta potential of nanobubbles and correlation analysis of absolute values and successive preparation parameters

2.2　模型开发与评估

针对当前环境领域常用的 12 种机器学习分类模型，在训练集上采用 5 折交叉验证对模型性能进行初步筛选。由图 3 可知，基于树的模型（决策树、RF、Extra Trees）整体表现较优，精确率、召回率与 F_1 均高于 0.75。树模型在处理高维度、复杂数据集方面具备良好性能，并能在一定程度上避免过拟合，对于稀缺数据的规律学习也具有较高的适应性[17]。其中，RF 在训练集 5 折交叉验证中取得了最佳结果，精确率、召回率和 F_1 分别达 0.789、0.792 和 0.780。该模型通过引入 Bagging 与随机特征选择，展现出良好的鲁棒性与泛化能力，可有效处理混合类型特征并捕捉特征间复杂的非线性交互关系[18]。基于初步筛选结果，选用 RF 采用贝叶斯优化与网格搜索进行超参数调优。表 1 显示了经超参数调优后的模型性能。在训练集 5 折交叉验证中，模型的精确率、召回率和 F_1 分别提升至 0.824、0.828 与 0.820，对于测试集，尽管指标略有下降，但仍保持在较高水平，精确率、召回率和 F_1 分别为 0.816、0.814 与 0.810。较高的精确率与召回率表明该模型不仅能识别出绝大部分阳性样本，同时保持了较好的预测准确度。

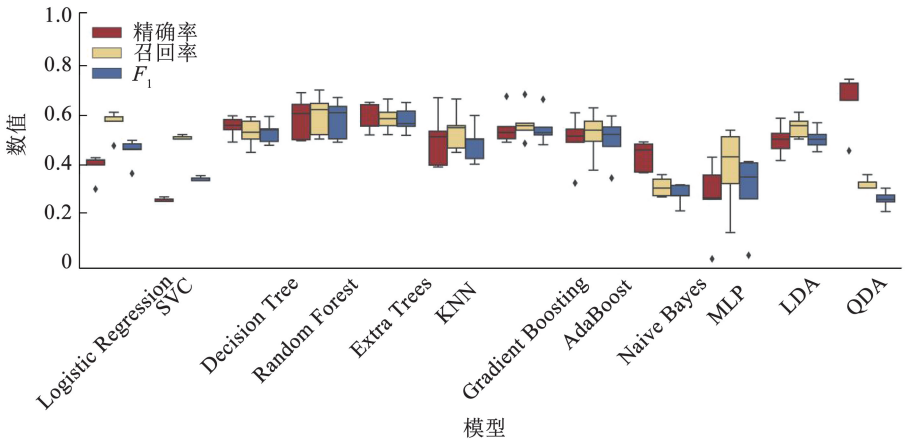


图 3　模型性能初步筛选

Fig. 3　Initial screening of model performance

表 1 模型经贝叶斯优化后的性能指标

Tab. 1 Performance metrics of model after Bayesian optimization

类别	精确率	召回率	F_1
交叉验证	0.824	0.828	0.820
测试集	0.816	0.814	0.810

具体而言,图 4 所示的混淆矩阵表明 RF 在从未见过的数据上仍具备优异的分类能力。在实际高稳定性样本中,约 81% 样本被正确预测为高稳定性,另有 19% 被误判为一般稳定性。因此,本研究开发的 RF 模型对不同纳米气泡稳定性类别均具有较高的区分度与可预测性,其优异的分类性能可为实验中高稳定性纳米气泡的制备提供可靠指导。

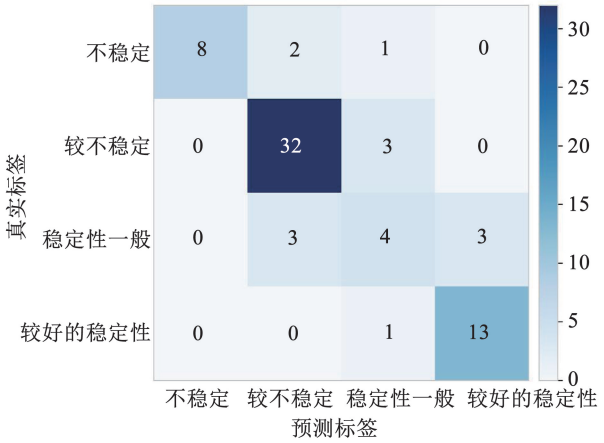


图 4 超参数优化后模型在测试集上的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrix of model on test set after hyperparametric optimization

2.3 模型解释与制备条件的逆向设计

为了给予制备条件的逆向设计提供更可靠的依据,基于 SHAP 值计算对 RF 模型进行了特征解析。图 5 展示了前 15 个输入特征的重要性排序,并以平均绝对 SHAP 值衡量各特征的重要性。其中,气体类型对模型输出的影响较为显著,臭氧被确定为其中最重要的输入特征。高特征值(红色)对应正的 SHAP 值,而低特征值(蓝色)对应负的 SHAP 值,这表明气体类型_臭氧与纳米气泡稳定性之间存在强烈的正相关关系。

这与实验统计结果一致,并得到了文献支持,其原因可能在于臭氧作为一种强氧化性气体,溶解后分解生成羟基自由基等活性氧物种。这些活性物质通过调控气液界面电荷分布,增强表面负电荷密度,促进稳定双电层的形成,从而显著提升气泡的稳定性[19]。此外,在液体介质这一分类特征中,基于 SHAP 值的拟合分析进一步探讨了排名较前的 4 类液体介质(Ca^{2+}、水、低 SUVA 和碳酸盐溶液)。结果表明,当液体介质为碳酸盐溶液时,模型输出略倾向于纳米气泡的高稳定性。这可能是因为碳酸盐溶液中氢氧根离子作为弱碱,可提升体系 pH,增强气泡表面的负电荷密度,从而增加胶体稳定性并抑制气泡聚并与溶解。

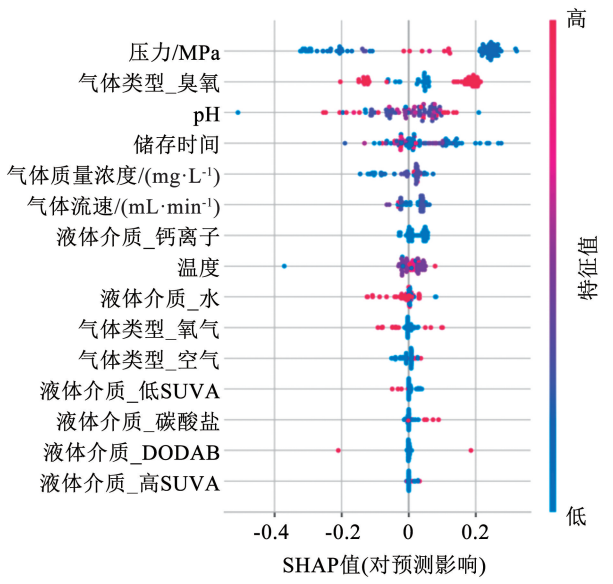


图 5 基于 SHAP 值的特征重要性排序

Fig. 5 Feature importance ranking based on SHAP values

此外,为了进一步探究压力、气体质量浓度、气体密度等 5 种可控条件在预测纳米气泡稳定性时的作用,对最优制备条件进行了 SHAP 值相关性分析。如图 6 所示,针对特征重要性排名第二的注入压力,在 0.1 ~ 0.4 MPa 内,注入压力的增加会使气泡尺寸减小,单位表面积的电荷密度升高。由此 Zeta 电位的绝对值上升,气泡稳定性也得到增强[20]。然而,当压力超过 0.3 MPa 时,其边际收益出现下降,原因在于过高压力会加剧气泡的破碎与湮灭,从而略微降低气泡群的整体稳定性[21]。与此同时,SHAP 分析还指出溶液 pH 在纳米气泡高稳定性的形成中起关键作用。偏碱性的环境显著促进氢氧根离子(OH^-)在气泡界面的吸附,使气泡表面带有更高的负电荷,从而提高其负 Zeta 电位。这种表面电位的升高增强了气泡之间的静电排斥力,进而提高了气泡的稳定性[22-23]。此外,对于温度因素,在 0 ~ 30 ℃内,模型预测结果表明,20 ~ 25 ℃制备的纳米气泡更具稳定性,可能由于此温度区间内溶液黏度与气泡扩散速率之间保持相对平衡,既避免了因温度过低导致气泡生成困难,也避免了高温下的气泡溶解或湮灭加剧[24]。最后,在气体流速方面,SHAP 分析显示,流速与稳定性之间存在一定的不利关联,高流速可能通过诱发湍流影响纳米气泡的整体密度与界面电荷,但该趋势尚不够显著,仍需结合更多实验加以验证[25]。

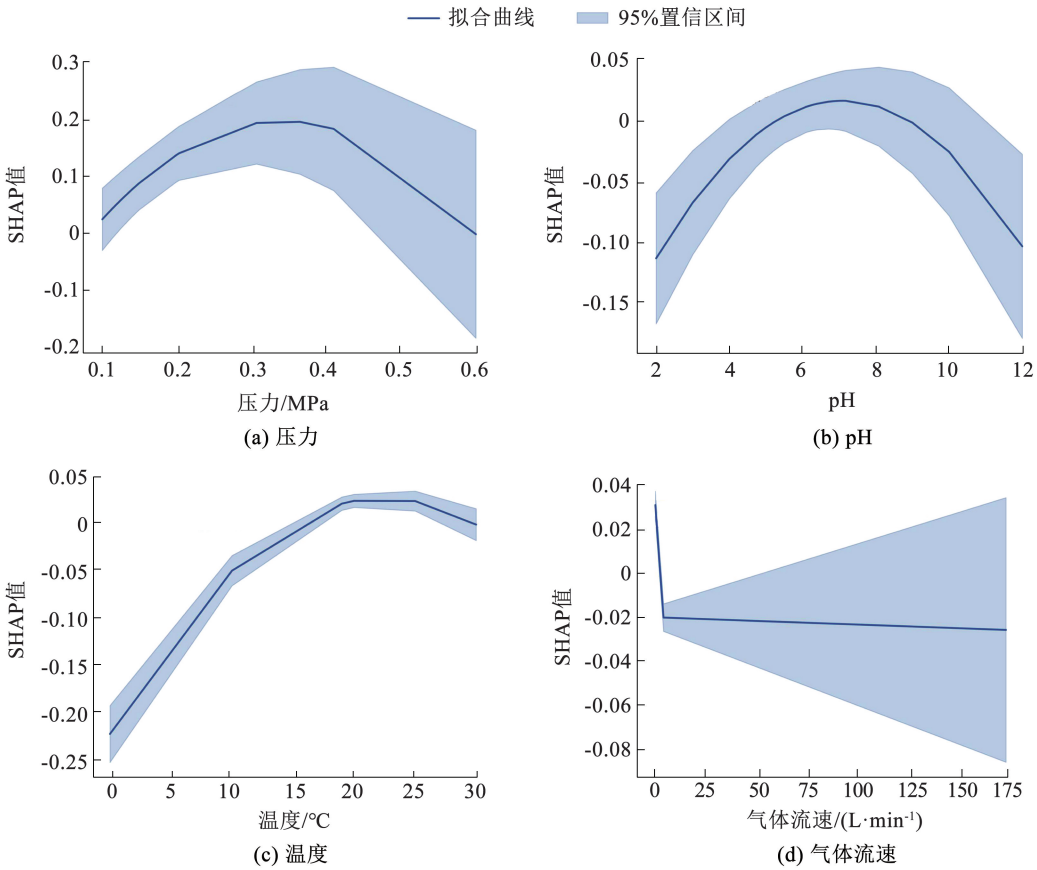


图 6　4 种制备条件下的 SHAP 值相关性分析图

Fig. 6　Correlation analysis of SHAP values under four preparation conditions

2.4　亚甲基蓝染料降解实验验证

本研究基于逆向设计参数制备的纳米气泡在储存 21 d 后，Zeta 电位仍为 −46.7 mV，具有较好的稳定性。在亚甲基蓝染料降解实验中，纳米气泡–过硫酸盐体系较单过硫酸盐体系展现出显著的降解增效作用。如图 7 所示，纳米气泡–过硫酸盐对亚甲基蓝的降解显著提升，反应 60 min 时去除率达(61.6 ± 1.7)%，而对照组仅为(30.2 ± 2.1)%。当反应延长至 180 min 时，纳米气泡 – 过硫酸盐体系的去除率进一步提升至(96.8 ± 2.3)%(n = 3)。独立样本 t 检验证实组间差异极显著(t = 6.32，P = 0.002 3)。结果表明，高稳定性纳米气泡通过增强·OH自由基生成并提高传质效率，有效提升了高级氧化工艺对污染物的降解效率。

2.5　长期稳定性与能效对比分析

为了定量评估 NBs/PMS 体系的长期性能，跟踪了含有亚甲基蓝和天然有机质(NOM)溶液中的 TOC 变化。如图 8 所示，在无额外投加的条件下，NBs/PMS 体系的反应可持续较长时间，对于亚甲基蓝，在 15 d 内 TOC 的矿化率超过 90%，表明其具有快速的矿化动力学。此外，监测了天然有机质样品的 TOC 变化，该样品是一类复杂混合物，用于模拟真实水样。在 12 d 内实现了约 34% 的 TOC 去除，并在第 30 天时进一步提高至约 51%，显示了其在复杂基质下的持续矿化能力。这些结果证实，NBs/PMS 体系能够在无外部能量或试剂输入的情况下维持自我驱动的氧化，利用气–液界面作为可再生反应平台。最后，通过单次处理能耗(E，kWh/m^3)计算了部分初步成本数据，并与常规紫外线/PMS 系统进行对比。结果表明，在去除 90% 亚甲基蓝的条件下，NBs/PMS 系统的能耗约为传统紫外线光解工艺的 35.7%，相当于降低约 64.3%。进一步表明该方法在工程化应用中具有降低运行成本和提升处理效益的潜力。

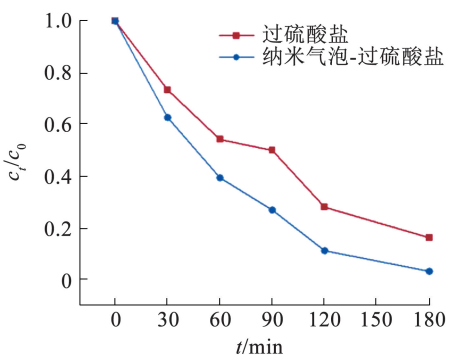


图 7　亚甲基蓝降解动力学对比

Fig. 7　Comparison of methylene blue degradation kinetics

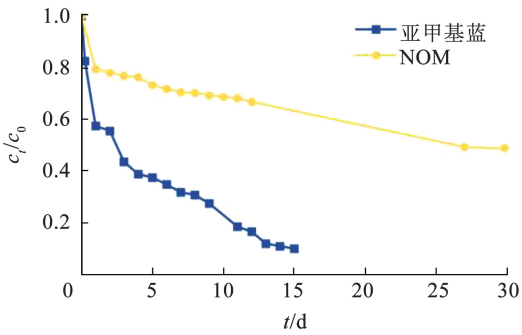


图 8 纳米气泡–PMS 体系中 TOC 矿化动力学

Fig. 8 TOC mineralization kinetics in NBs/PMS system

3 结 论

报道了一组基于机器学习逆向设计的纳米气泡制备条件,并将其成功应用于亚甲基蓝染料降解实验。主要的结论如下:

1)提出了可解释机器学习结合实验验证的逆向设计范式,并将“多参数耦合影响纳米气泡稳定性”的经验认识上升为可迁移的设计规则与判定准则。该范式不依赖单一装备或单一水质背景,具有跨场景推广潜力。

2)基于 SHAP 值计算的机制化解读揭示了气体类型、介质化学和操作窗口之间的协同规律,尤其突出气体氧化性与介质碱度对界面电荷重分布的放大效应。由此形成的“可操作处方”能够直接对接实验与工程配置,而非仅提供黑箱式预测。

3)在高级氧化验证中,纳米气泡与过硫酸盐的耦合不仅提升了速率与终点去除,更表现出对传质限制的缓解与自由基利用效率的提高。这一结果支持将纳米气泡视为“界面工程”手段,与氧化剂投加、pH 调控、反应器水力学形成互补优化关系。

4)长期性能测试表明,NBs/PMS 体系在模拟废水(NOM)中 30 d 内实现了约 51% 的 TOC 矿化,说明该体系在复杂基质下仍具备持续的氧化与矿化能力。能耗对比显示,在相同去除率下,其单次处理能耗显著低于传统 UV/PMS 工艺,验证了其在能效与成本上的优势。

5)本研究主要基于常用实验配置,未来仍需在更广泛的条件下开展深入测试。通过拓展数据规模、多维度引入装备与基质特征并改进模型结构,可进一步增强对纳米气泡形成与稳定性的精准预测与调控,为其在环境与工业领域的应用提供坚实的理论与技术支撑。

参考文献

[1]TEKILE A, KIM I, LEE J Y. Applications of ozone micro-and nanobubble technologies in water and wastewater treatment[J]. Journal of Korean Society of Water and Wastewater, 2017, 31(6): 481. DOI: 10.11001/jksww.2017.31.6.481

[2]KUMAR M, BORAH P, DEVI P. Arnsterdam: inorganic pollutants in water[M]. Amsterdam: Elsevier, 2020: 33. DOI: 10.1016/B978-0-12-818965-8.00003-2

[3]SAKR M, MOHAMED M M, MARAQA M A, et al. A critical review of the recent developments in micro-nano bubbles applications for domestic and industrial wastewater treatment[J]. Alexandria Engineering Journal, 2022, 61(8): 6591. DOI: 10.1016/j.aej.2021.11.041

[4]XIAO Yatao, LIU Hailin, SUN Chaoxiang, et al. Research progress of micro-nano bubbles in environmental remediation: mechanisms, preparation methods, and applications[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 375: 124387. DOI: 10.1016/j.jenvman.2025.124387

[5]TAKAHASHI M, SHIRAI Y, SUGAWA S. Free-radical generation from bulk nanobubbles in aqueous electrolyte solutions: ESR spin-trap observation of microbubble-treated water[J]. Langmuir, 2021, 37(16): 5005. DOI: 10.1021/acs.langmuir.1c00469

[6]CHEN Keyong, ZHANG Xiaobing, LI Jun. Advanced treatment of oilfield production wastewater by an integration of coagulation/flotation, catalytic ozonation and biological processes[J]. Environmental Technology, 2016, 37(19): 2536. DOI: 10.1080/09593330.2016.1153159

[7]THOMAS B, OHDE D, MATTHES S, et al. Comparative investigation of fine bubble and macrobubble aeration on gas utility and biotransformation productivity[J]. Biotechnology and Bioengineering, 2021, 118(1): 130. DOI: 10.1002/bit.27556

[8]DEMANGEAT J L. Gas nanobubbles and aqueous nanostructures: the crucial role of dynamization[J]. Homeopathy, 2015, 104(2): 101. DOI: 10.1016/j.homp.2015.02.001

[9]GHAANI M R, KUSALIK P G, ENGLISH N J. Massive generation of metastable bulk nanobubbles in water by external electric fields[J]. Science Advances, 2020, 6(14): eaaz0094. DOI: 10.1126/sciadv.aaz0094

[10]NIRMALKAR N, PACEK A W, BARIGOU M. On the existence and stability of bulk nanobubbles[J]. Langmuir, 2018, 34(37): 10964. DOI: 10.1021/acs.langmuir.8b01163

[11]BUI T T, NGUYEN D C, HAN M. Average size and zeta potential of nanobubbles in different reagent solutions[J]. Journal of Nanoparticle Research, 2019, 21(8): 173. DOI: 10.1007/s11051-019-4618-y

[12]SOYLUOGLU M, KIM D, KARANFIL T. Characteristics and

stability of ozone nanobubbles in freshwater conditions [J]. Environmental Science & Technology, 2023, 57(51): 21898. DOI: 10.1021/acs.est.3c07443

[13] MA Xiaotong, LI Mingbo, SUN Chao. Effect of ionic environment in aqueous solution on nucleation and stabilization of bulk nanobubbles[J]. Applied Surface Science, 2024, 656: 159726. DOI: 10.1016/j.apsusc.2024.159726

[14] HAO Jingwei, ZHANG Junke, LI Xuewei, et al. Machine learning facilitates the application of electrochemically induced precipitation for the removal of phosphorus [J]. ACS ES&T Water, 2023, 3(2): 616. DOI: 10.1021/acsestwater.2c00631

[15] 朱静怡, 黄苑曦, 衣启航, 等. 基于机器学习的高锰酸钾与有机污染物反应活性预测[J]. 中国给水排水, 2024, 40(11): 41 ZHU Jingyi, HUANG Yuanxi, YI Qihang, et al. Prediction of reactivity between potassium permanganate and organic pollutants based on machine learning[J]. China Water & Wastewater, 2024, 40(11): 41. DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000 - 4602.2024.11.007

[16] VARSOU D D, BANERJEE A, ROY J, et al. The round-robin approach applied to nanoinformatics: consensus prediction of nanomaterials zeta potential [J]. Beilstein Journal of Nanotechnology, 2024, 15(1): 1536. DOI: 10.3762/bjnano.15.121

[17] GUPTA D L, MALVIYA A K, SINGH S. Performance analysis of classification tree learning algorithms[J]. International Journal of Computer Applications, 2012, 55(6): 39. DOI: 10.5120/8762 - 2680

[18] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5. DOI: 10.1023/A:1010933404324

[19] MICHAILIDI E D, BOMIS G, VAROUTOGLOU A, et al. Bulk nanobubbles: production and investigation of their formation/stability mechanism[J]. Journal of Colloid and Interface Science, 2020, 564: 371. DOI: 10.1016/j.jcis.2019.12.093

[20] AHMED A K A, SUN Cuizhen, HUA Likun, et al. Generation of nanobubbles by ceramic membrane filters: dependence of bubble size and zeta potential on surface coating, pore size and injected gas pressure[J]. Chemosphere, 2018, 203: 327. DOI: 10.1016/j.chemosphere.2018.03.157

[21] VAN L H D, RAYCHAUDHURI S. Stabilized bubbles in the body: pressure-radius relationships and the limits to stabilization [J]. Journal of Applied Physiology, 1997, 82(6): 2045. DOI: 10.1152/jappl.1997.82.6.2045

[22] DA S J, NOBREGA E, STACIAKI F, et al. Beyond bubbles: unraveling the interfacial pH effects on bubble size distribution[J]. Chemical Engineering Journal, 2024, 494: 152943. DOI: 10.1016/j.cej.2024.152943

[23] QIAO Chenyu, YANG Diling, MAO Xiaohui, et al. Recent advances in bubble-based technologies: underlying interaction mechanisms and applications[J]. Applied Physics Reviews, 2021, 8(1). DOI: 10.1063/5.0040331

[24] TORAMARU A. Numerical study of nucleation and growth of bubbles in viscous magmas[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 1995, 100(B2): 1913. DOI: 10.1029/94JB02775

[25] CORCHERO G, MONTAÑÉS J L, TÉLLEZ J C. Effect of flow rate conditions on bubble formation[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2012, 55(19/20): 5044. DOI: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2012.05.002

（编辑　刘　彤）