医疗PVC热解气有机氯微波脱除的机器学习预测与工艺优化

杨 帆[1,2,3],徐 磊[3],杨 圩[3],陈泽洲[3],车 磊[2,3],陈冠益[1],徐 浩[3]*,吴圣姬[3]

(1.天津大学环境科学与工程学院,天津 300350;2.浙江宜可欧环保科技有限公司,浙江 湖州 313000;
3.湖州师范大学 全省工业固废热解处置技术及智能化装备重点实验室,浙江 湖州 313000)

摘 要:针对医疗废弃聚氯乙烯(PVC)热解气中有机氯组分难深度脱除且脱氯效率受多工艺参数影响的问题,研究提出一种基于机器学习的微波碳化硅填充床热解脱有机氯的工艺参数寻优方法。以PVC热解特征有机氯组分氯丙烯为模型化合物,搭建连续式微波热解实验平台,系统采集79组工况样本。选取反应温度、氯丙烯挥发温度、氮气流速以及碳化硅粒径4个核心参数为输入,脱氯率为输出,构建径向基函数神经网络(RBF-NN)、K近邻、支持向量回归、梯度提升回归、随机森林和决策树6种回归预测模型。采用4种评价指标完成模型筛选,采用耦合粒子群(PSO)与蚁群优化(ACO)两种智能算法开展工艺参数全局寻优。结果表明:反应温度是决定脱氯率的最主要因素,降低氯丙烯挥发温度、减少氮气流速及减小碳化硅粒径可提升脱氯率。模型对比显示,RBF-NN模型预测精度最高,与ACO算法耦合后可实现最佳优化效果。最佳工艺条件为反应温度650 ℃、氯丙烯挥发温度50 ℃、氮气流速0.2 L/min、碳化硅粒径1~3 mm。预测脱氯率为95.79%,与实验测定值(95.71%)相近,相对误差低于1%。研究结果可为医疗废塑料热解气高效脱氯提供技术参考。

关键词:医疗聚氯乙烯热解气;微波加热;脱氯率;智能优化

中图分类号:TQ031.3 **文献标志码**:A **文章编号**:1005-3360(2026)09-0187-06

DOI:10.15925/j.cnki.issn1005-3360.2026.09.033

Machine Learning Prediction and Process Optimization of Microwave Removal of Organic Chlorine from Pyrolysis Gas of Medical PVC

YANG Fan[1,2,3], XU Lei[3], YANG Wei[3], CHEN Zezhou[3], CHE Lei[2,3], CHEN Guanyi[1], XU Hao[3]*, WU Shengji[3]

(1. School of Environmental Science and Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 2. Zhejiang ECO Environmental Protection Technology Co. , Ltd. , Huzhou 313000, China; 3. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Industrial Solid Waste Pyrolysis Disposal Technology and Intelligent Equipment, Huzhou Normal University, Huzhou 313000, China)

Abstract: To address the challenge of deep removal of organochlorine components from pyrolysis gas of medical waste polyvinyl chloride (PVC) and the influence of multiple process parameters on dechlorination efficiency, a machine learning-based method for optimizing process parameters for dechlorination of organochlorine in a microwave silicon carbide packed bed was proposed. Using allyl chloride, a characteristic organochlorine component of PVC pyrolysis, as the model compound, a continuous microwave pyrolysis experimental platform was established, and 79 sets of operating condition samples were systematically collected. Four core parameters, namely reaction temperature, volatilization temperature of allyl chloride, nitrogen flow rate, and silicon carbide particle size, were selected as inputs, with dechlorination efficiency as the output. Six regression prediction models were constructed: radial basis function neural network (RBF-NN), K-nearest neighbors, support vector regression, gradient boosting regression, random forest, and decision tree. Four evaluation metrics were employed for model screening, and two intelligent optimization algorithms, particle swarm optimization (PSO) and ant colony optimization (ACO), were coupled for global optimization of process

收稿日期Submitted date 2025-12-25;修回日期Revised date 2026-01-28;录用日期Accepted date 2026-02-22

基金项目:国家自然科学基金项目(52100143);中央引导地方科技发展资金项目(2025ZY01056);浙江省重点实验室项目(2025E10113)

*联系人,03443@huznu.edu.cn

引用本文:杨帆,徐磊,杨圩,等.医疗PVC热解气有机氯微波脱除的机器学习预测与工艺优化[J].塑料科技,2026,54(9):187-192.

Citation:YANG F, XU L, YANG W, et al. Machine learning prediction and process optimization of microwave removal of organic chlorine from pyrolysis gas of medical PVC[J]. Plastics Science and Technology, 2026, 54(9): 187-192.

parameters. The results showed that reaction temperature was the most critical factor determining dechlorination efficiency. Reducing the volatilization temperature of allyl chloride, decreasing the nitrogen flow rate, and reducing the silicon carbide particle size could enhance the dechlorination efficiency. Model comparison indicated that the RBF-NN model achieved the highest prediction accuracy, and its coupling with the ACO algorithm yielded the best optimization performance. The optimal process conditions were reaction temperature of 650 ℃, volatilization temperature of allyl chloride of 50 ℃, nitrogen flow rate of 0.2 L/min, and silicon carbide particle size of 1~3 mm. The predicted dechlorination efficiency was 95.79%, which was close to the experimentally determined value of 95.71%, with a relative error below 1%. The findings of the study provide a technical reference for the efficient dechlorination of pyrolysis gas from medical waste plastics.

Keywords: Medical waste PVC pyrolysis gas; Microwave heating; Dechlorination efficiency; Intelligent optimization

医疗废弃物中塑料类组分占比约为25%，属于高危固体废物，其无害化处置与资源化回收对公共卫生安全和固废循环产业发展至关重要[1]。填埋与直接焚烧是当前医疗废塑料的主流处置工艺，但存在资源利用率低、二噁英等剧毒污染物释放风险高、消耗大量填埋库容等短板[2]。热解技术可同步实现废塑料减容、能源回收与污染源头管控，已成为塑料危废清洁处置的主流研究方向[3]。

聚氯乙烯(PVC)是医用耗材的核心原料，在医疗塑料中占比接近30%，虽具高热值资源化潜力，但分子链高氯含量是制约其清洁利用的关键瓶颈[4]。在高温热解过程中，PVC除释放无机HCl外，还会生成氯丙烯、氯代芳烃等多种有机氯污染物。此类组分不仅劣化热解油气品质，还易在后续催化或燃烧工序中转化生成二噁英，严重限制热解产物的高值化利用[5]。目前，PVC热解气脱氯工艺以原位钙基吸附及后端水洗/碱洗为主[6]，但对无机HCl具有一定脱除效果，对气相有机氯的去除效率不足40%。同时，钙基吸附存在吸附容量有限、产生大量二次固废及再生成本高等不足，水洗工艺能耗高，废水处理负荷大，难以满足工业高温热解气深度脱除有机氯的刚性需求[7]。因此，开发针对热解气相有机氯的定向脱除新技术具有重要工程价值。微波加热具备升温速率快、热场分布均匀、能量选择性传递及热利用效率高等优势[8]。碳化硅(SiC)介电损耗系数高，可作为微波吸收载体构建稳定高温填充床，实现有机氯组分的原位高温裂解，为PVC热解气有机氯深度脱除提供新路径。然而，现有研究仍存在两处明显不足：(1)微波-SiC耦合体系下有机氯裂解的多参数耦合传质-反应机理尚不清晰，工艺参数与脱氯效率的非线性关联难以通过传统经验模型精准量化；(2)气相有机氯净化的工艺调控多依赖单因素实验，缺乏多变量全局寻优手段，最优工况易陷入局部最优。

机器学习算法可高效拟合化工过程中的多变量非线性映射关系，近年来在塑料热解、催化净化及固废资源化等复杂体系的性能预测与工艺优化中得到广泛应用[9]。径向基函数神经网络(RBF-NN)、K近邻(KNN)、支持向量回归(SVR)、梯度提升回归(GBR)、随机森林(RF)和决策树(DT) 6类回归模型在热化学过程预测中各有适用场景。RBF-NN收敛速度快，非线性拟合能力强，结构简单，对低维光滑数据拟合效果良好，但超参数敏感，泛化能力一般，复杂数据易出现过拟合[10-11]；KNN原理直观，实现简便，不需要复杂训练，对低维非线性数据具有一定的拟合能力，但对特征尺度敏感，泛化能力受近邻数影响较大，高维复杂数据易出现预测偏差[12-13]；SVR基于核函数实现非线性映射，泛化能力强，适合高维小样本数据，但核函数参数敏感，大规模数据运算速度较慢[14-15]；GBR非线性拟合能力强，预测精度高，可通过自动寻优优化超参数，适应性优异，但对异常数据敏感、训练耗时较长且易过拟合[16-17]；RF集成多棵决策树并行运算，抗干扰能力强，不易过拟合，泛化性能优异，适配非线性数据，但对高维噪声数据敏感性较差，对极端极值样本拟合精度偏低[18-19]；DT适用于低维特征、数据量偏小、对实时预测速度要求不高的回归场景，不适合大数据、高维度或工程快速的在线预测[20-21]。粒子群算法(PSO)[22]和蚁群算法(ACO)[23]可实现多约束条件下工艺参数的全局最优求解，弥补单因素实验优化的局限性。

当前，PVC热解脱氯研究多聚焦于固相原位脱氯及热解尾气中无机HCl的吸附净化，针对气相有机氯定向微波裂解的系统性研究较少。同时，将多类机器学习模型横向对比、结合沙普利加性解释(SHAP)分析并耦合多种智能算法进行工况全局寻优的研究也相对匮乏。氯丙烯是PVC热解产物中含量最高、稳定性最强的有机氯代表组分[24]，常被用作模型化合物开展脱氯机理研究。为此，本研究以氯丙烯模拟医疗PVC热解有机氯气相组分，搭建微波SiC填充床连续反应装置，系统开展工况实验。本研究构建6种机器学习回归模型并进行性能筛选，耦合PSO和ACO算法实现工艺参数全局优化，结合SHAP分析揭示参数作用机理，最终通过小试验证最优工况的可靠性。

1 实验部分

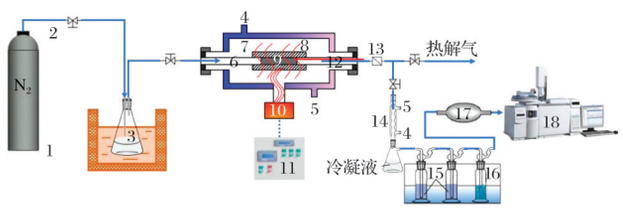
1.1 主要原料

氯丙烯，分析纯，上海阿拉丁生化科技股份有限公司；N_2，体积分数99.99%，湖州皓康气体有限公司；SiC颗粒，质量分数≥99%，清河县安迪金属材料有限公司。

1.2 仪器与设备

气相色谱-质谱联用仪，7890A-5975C，配备HP-5ms毛细管色谱柱(30 m×0.25 mm×0.25 μm)，美国安捷伦科技有限公司；气相色谱仪，GC-2010 Pro ATF，配备HP-5毛细管色谱柱(30 m×0.25 mm×0.25 μm)，日本株式会社岛津制作所；电子天平，AR423CN，奥豪斯仪器(上海)有限公司。

图1为氯丙烯裂解实验装置。氯丙烯的裂解反应在微波系统中进行，该微波反应器为定制设计。将SiC颗粒置于石英管中间，形成填充床，用两个穿孔石英隔板固定。将热电偶插入SiC床层中心，检测微波条件下的温度。



注：1—N_2；2—阀门；3—恒温水浴锅；4—冷凝水进口；5—冷凝水出口；6—石英管；7—谐振腔；8—保温耐火砖；9—SiC填充床；10—磁控管；11—微波控制箱；12—热电偶；13—过滤器；14—焦油冷凝器；15—酸性气体吸收液；16—硅胶；17—气体收集袋；18—气相色谱仪。

图1 氯丙烯裂解实验装置

Fig.1 Allyl chloride cracking experimental device

1.3 样品制备

实验前，用200 mL/min的N_2吹扫管路20 min，排尽空气，微波加热填充床至预设反应温度。恒温水浴加热氯丙烯产生蒸气，由N_2作为载气带入高温SiC床层进行热解反应。反应后气相经过多级冷却系统收集可凝组分，尾气经酸性吸收、干燥后收集备用。实验变量包括反应温度(t_r)、氯丙烯挥发温度(t_v)、N_2流速(q)和SiC粒径(d)。t_r取450~650 ℃，间隔50 ℃；t_v取50~60 ℃，间隔10 ℃；q取0.2~0.6 L/min，间隔0.1 L/min；d分别取1~3、3~5、5~8 mm。每组工况重复3次，累计获取79组不同工况数据用于建模。

1.4 性能测试与表征

将可凝产物收集，称重。利用气相色谱-质谱联用仪测定冷凝液组分，气相色谱仪的柱箱初始温度为30 ℃，保持10 min。再以10 ℃/min的升温速度升至300 ℃，保持10 min。冷凝液中氯丙烯由配备的气相色谱仪测定，测试条件与气相色谱-质谱联用仪一致。微波体系中氯丙烯仅发生脱HCl裂解反应，无有机氯中间体累积，故可用氯丙烯转化率直接表征有机氯脱除率，即脱氯率(X)。

$$X=\frac{m_x-m_1c}{m_x}\times 100\% \quad (1)$$

式(1)中：X为脱氯率，%；m_x为放入氯丙烯的质量，g；m_1为冷凝液的质量，g；c为气相色谱测得冷凝液中氯丙烯的质量分数。

1.5 基于机器学习的回归模型建立与评估

以t_r、t_v、q和d这4项工艺参数为输入变量，X为输出变量，分别构建RBF-NN、KNN、SVR、GBR、RF和DT回归模型。79组样本按7∶3随机划分训练集(55组)和测试集(24组)。除RF外其余模型均做数据归一化处理，采用网格搜索完成超参数调优。选用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)及相对分析误差(RPD) 4项评价指标综合评价回归模型的拟合性能[25]。R^2越接近1、RMSE与MAE数值越小，代表预测精度越高。RPD数值大于2.0时，模型可满足定量预测需求[26-27]。

1.6 寻优算法及参数设置

以筛选后最优的回归模型为适应度函数，以X最高为目标，采用PSO和ACO分别开展工艺参数寻优。增加工业化应用约束边界，微波设备长期使用下最高耐受温度为650 ℃，N_2流速推荐范围为0.2~0.6 L/min，为规避填充床气流堵塞问题，SiC最小可用粒径为1~3 mm。变量约束区间t_r取400~650 ℃，t_v取50~70 ℃，q取0.2~0.6 L/min；离散变量d分别取1~3、3~5、5~8 mm，分别记作1、3、5 mm。

PSO算法设置粒子种群规模为50，最大迭代100次，惯性权重(w)为0.8，个体学习因子(c_1)为1.5，社会学习因子(c_2)为1.5。ACO算法设置蚂蚁数量为50，最大迭代100次，信息素因子(α)为1，启发因子(β)为3，信息素挥发系数(ρ)为0.1，信息素强度(Q)为1。

2 结果与讨论

2.1 工艺参数相关性分析

图2为数据集各变量的箱线图。从图2可以看出，79组实验数据均在合理的取值范围内，无极端异常点。t_r涵盖400~650 ℃的连续区间，兼具低温和高温典型工况，中位值为550 ℃，上下四分位距分别为500 ℃和600 ℃；t_v只设置50、60、70 ℃ 3个水平；q的取值范围为0.2~0.6 L/min，中位值0.4 L/min；d介于1.0~5.0 mm之间，中位数为3.0 mm；X的实测值为12%~92%，中位值为59%，整体偏上分布。这表明在大部分工况下，X处于中等水平，高反应温度配合低流速更易获得高脱氯率。

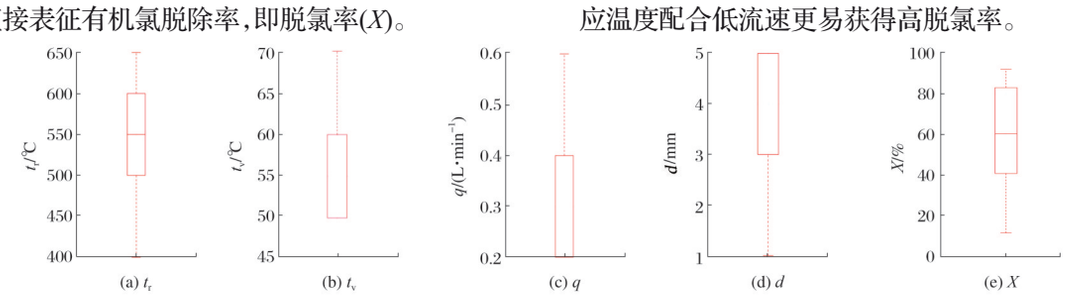


图2 数据集各变量的箱线图

Fig.2 Box plots of data set variables

图3为各工艺参数和输出变量间的皮尔逊相关系数。从图3可以看出，各工艺参数间的皮尔逊相关系数绝对值均小于0.85，不存在多重共线性，数据直接用于机器学习建模。其中，t_r与X的正相关性最强，皮尔逊相关系数达到0.92，是提升X的关键工艺参数。与X呈负相关的包括t_v、q和d，皮尔逊相关系数分别为-0.22、-0.18和-0.34，表明低挥发温度、低载气流速和小粒径填料更利于脱氯。

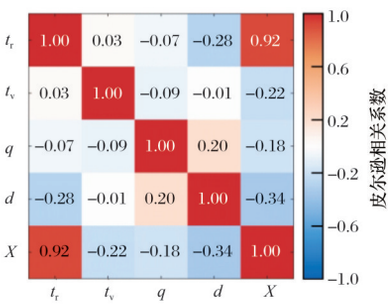


图3 各工艺参数和输出变量间的皮尔逊相关系数

Fig.3 Pearson correlation coefficient between various process parameters and output variables

2.2 工艺参数对脱氯率影响的SHAP分析

为进一步揭示各工艺参数对X的影响与作用方向，采用SHAP分析方法对数据集进行解释性分析。图4为SHAP分析结果。从图4a可以看出，影响程度从大到小依次为t_r、d、q、t_v，与皮尔逊相关分析得到的规律保持一致。

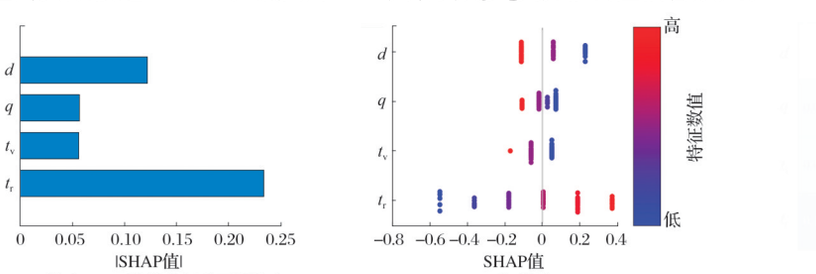
从图4b可以看出，当t_r处在400~550 ℃之间时，SHAP值为-0.546 0~0.004 6，表现为明显负向效应，降低X；当t_r升至600 ℃以上时，随着t_r的升高，SHAP值正向贡献增大；t_r在650 ℃左右时，SHAP值正向贡献接近0.371 8。氯丙烯脱氯反应属于热活化裂解，遵循阿伦尼乌斯动力学方程，反应速率与t_r呈指数正相关。低t_r工况下，反应速率低，C—Cl键断裂的动力学能垒难以克服，裂解反应难以大规模进行，对应SHAP值呈负贡献；随着t_r的升高，反应速率呈指数增长，C—Cl键断裂被显著促进，SHAP值由负转正并持续增大。

当d由5 mm降至1 mm时，SHAP值由-0.112 1逐步转为0.228 4，数值提升幅度可达0.340 5。小粒径SiC填充床比表面积更大，气固接触频次更高，为微波活化提供更多活性位点。

q影响反应物在床层的停留时间。当q为0.6 L/min高流速时，SHAP值为-0.108 4；当q为0.2 L/min低流速时，SHAP值转为正向贡献(0.071 9)。这表明q升高会缩短气相停留时间，反应物无法完成裂解，抑制脱氯效果。

t_v可调控气相进料浓度。当t_v为70 ℃时，SHAP值为-0.170 8；当t_v为50 ℃时，SHAP值为0.050 4。高温汽化会造成进料浓度过载，活性位点发生竞争吸附，削弱裂解效果。

SiC兼具微波吸波介质和气固反应载体的双重功能。微波进入材料后，通过介电损耗将电磁能转化为热能，实现床层全域均匀升温，区别于传统电阻炉的表面传热模式。床层形成了原位高温环境，为氯丙烯裂解提供热量，大量的分子获得足够能量跨越C—Cl键断裂的活化能垒。同时SiC颗粒构建的多孔填充床，增大了气固接触面积，延长气相反应物在高温区域的停留时间，强化了传热传质。t_r、d、q和t_v通过调控反应温度、气固接触条件、气相停留时间与进料浓度，共同改变裂解过程动力学与传质行为，形成多参数非线性耦合效应。



(a) 基于|SHAP值|的特征重要性排序 (b) 蜂群图

图4 SHAP分析结果

Fig.4 SHAP analysis results

2.3 脱氯率模型回归效果分析

完成机器学习的超参数优化后，将79组小样本数据集按7∶3固定比例划分训练集与测试集，依托验证集评价6种模型对X的预测能力。本研究样本总量有限，未额外设置交叉验证集，7∶3分层随机划分可充分分配样本用于模型训练与泛化性能检验，满足小样本工况下预测模型筛选需求。图5为回归模型预测性能拟合分析。从图5可以看出，RBF-NN和RF模型训练集与验证集样本均沿虚线均匀分布，预测偏差较小，泛化能力较好。GBR仅有少量点轻微偏离虚线。SVR和KNN样本离散程度较大。DT模型出现分层聚集、大幅偏离拟合线，无法有效描述多工艺参数耦合关系。

6种模型的泛化性能排序为：RBF-NN≈RF>GBR>SVR>KNN>DT。RBF-NN和RF在训练集与测试集预测精度较高，无明显过拟合或欠拟合现象。

表1和表2分别为回归模型的训练集和测试集性能对比。从表1和表2可以看出，RBF-NN模型训练集和测试集的R^2均为最高，分别为0.999 8和0.983 3。径向基函数局部拟合优势搭配贝叶斯正则化，使其在小样本条件下兼顾拟合能力和抗过拟合性能。RF模型基于集成决策树具备良好的抗噪性，测试集RMSE和MAE在全部模型中均处于最低水平，泛化稳定性较好。SVR训练集拟合精度尚

可，但测试集预测性能下降显著。KNN和DT测试集的RPD仅略高于2，预测误差较大，不适用于定量预测。

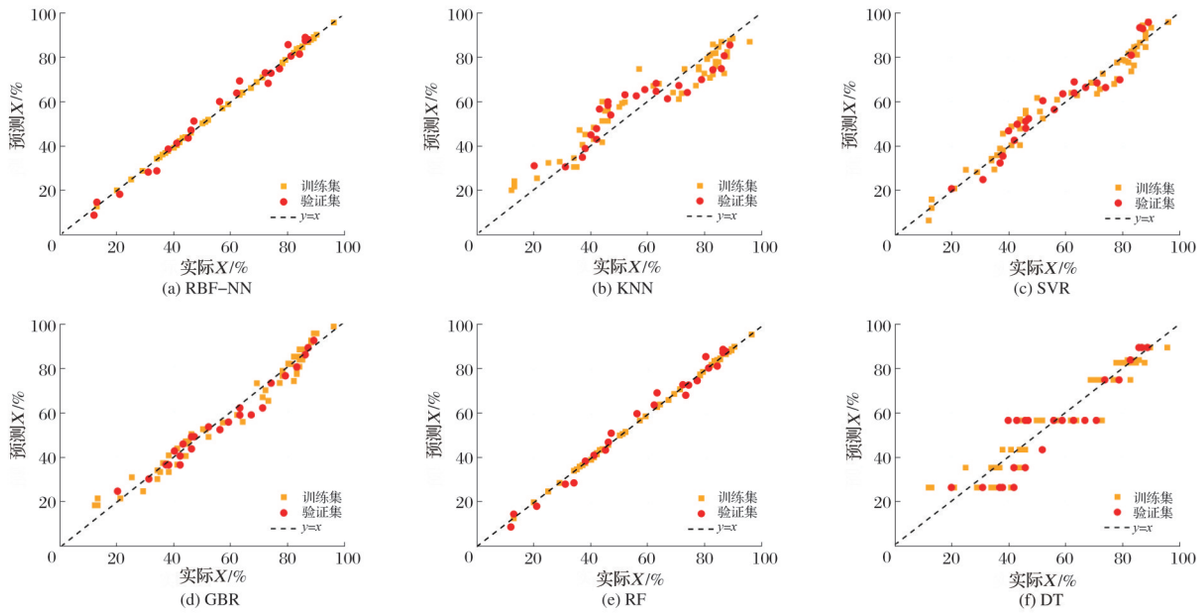


图5 回归模型预测性能拟合分析

Fig.5 Fitting analysis of prediction performance of regression model

表1 回归模型的训练集性能对比

Tab.1 Comparison of training set performance of regression models

回归模型	R^2	RMSE	MAE	RPD
RBF-NN	0.999 8	0.002 8	0.002 0	79.411 8
KNN	0.907 7	0.073 3	0.061 6	3.322 1
SVR	0.960 3	0.048 0	0.035 3	5.068 1
GBR	0.973 8	0.039 1	0.032 2	6.232 2
RF	0.995 9	0.015 5	0.010 6	15.734 8
DT	0.931 3	0.063 2	0.046 3	3.849 5

表2 回归模型的测试集性能对比

Tab.2 Comparison of test set performance of regression models

回归模型	R^2	RMSE	MAE	RPD
RBF-NN	0.983 3	0.030 3	0.025 1	7.909 9
KNN	0.831 4	0.078 1	0.067 2	2.488 0
SVR	0.927 9	0.051 1	0.043 2	3.804 7
GBR	0.961 2	0.037 5	0.030 3	5.185 9
RF	0.975 1	0.030 0	0.024 0	6.478 2
DT	0.780 1	0.089 2	0.074 8	2.178 4

因此，6种模型的泛化性能排序为：RBF-NN≈RF>GBR>SVR>KNN>DT。本研究选取RBF-NN和RF作为工艺寻优代理模型。

2.4 最优工艺参数预测与验证

依托性能最优的RBF-NN和RF代理模型，分别耦合PSO和ACO智能算法开展工艺参数全局寻优。表3为寻优结果对比。从表3可以看出，RBF-NN+ACO的最优X为95.79%，为4组方案中最高。RF+PSO的最优X为90.84%；RF+ACO的最优X为92.99%；RBF-NN+PSO的最优X为89.01%，工况参数偏离最优区间，受迭代步数约束，算法早熟收敛，仅得到局部最优解。因此，RBF-NN+ACO算法的优化效果最优。

表3 寻优结果对比

Tab.3 Comparison of optimization results

寻优算法	t_r/℃	t_v/℃	q/(L·min^{-1})	d/mm	X/%
RBF-NN+PSO	650.00	50.26	0.60	5	89.01
RBF-NN+ACO	650.00	50.00	0.20	1	95.79
RF+PSO	650.00	50.00	0.20	1	90.84
RF+ACO	637.37	52.22	0.21	1	92.99

为验证优化结果的可靠性，选取RBF-NN+ACO的优化结果开展实验验证。表4为RBF-NN+ACO实验验证结果。从表4可以看出，采用RBF-NN+ACO寻优得到的最优工况(t_r取650 ℃，t_v取50 ℃，q取0.2 L/min和d取1~3 mm)开展验证实验，X为95.71%。实验值和预测结果的相对误差(δ_r)仅为0.08%，表明该RBF-NN模型耦合ACO算法具备较好的预测精度。

表4 RBF-NN+ACO实验验证结果

Tab.4 Experimental verification results of RBF-NN+ACO

t_r/℃	t_v/℃	q/(L·min^{-1})	d/mm	X/%	δ_r/%
650.00	50.00	0.20	1~3	95.71	0.08

3 结论

根据单因素规律探究、SHAP分析、多模型性能评测、两种智能算法优化和实物验证试验结果，总结得到各操作条件对氯丙烯微波脱氯的作用规律，筛选出适配本体系的预测模型与最佳工艺参数。从相关系数与SHAP量化结果可知，t_r是影响脱氯效率的首要条件，t_r升高有利于有机氯脱除。降低t_v、减小q、选用小粒度SiC填料同样能够改善脱氯效果，对现场工艺调整具备指导意义。对比6种回归模型的实测拟合结果可知，RBF-NN和RF在训练和测

试样本中各项评价参数表现优良，模型稳定性较好，不存在过拟合，适用于脱氯效率预测。GBR、KNN、SVR和DT预测偏差较大，泛化能力难以满足脱氯工程预测要求。将优选模型结合PSO和ACO算法开展工艺参数寻优。结果表明，RBF-NN+ACO组合优化方案效果最佳。最优工艺条件如下：t_r为650 ℃，t_v为50 ℃，q为0.2 L/min，d为1~3 mm。在该条件下模型预测的X为95.79%，优于其他优化方案。验证实验结果表明，最优工况下X实测值为95.71%，与RBF-NN+ACO预测值的δ_r仅为0.08%。本研究所建的RBF-NN+ACO优化方法结果可靠，可以精准表征微波脱氯工艺的规律。本研究构建了“实验探究-机器学习预测-智能算法参数寻优-实验验证”的闭环研究思路，能够为含氯医疗废塑料热解资源化利用和含氯污染物管控提供参考。后续可开展连续中试、多组分热解气试验，构建兼顾能耗与脱氯率的多目标优化体系。

参考文献

[1] NANDA S, BERRUTI F. Municipal solid waste management and landfilling technologies: A review[J]. Environmental Chemistry Letters, 2021, 19(2): 1433-1456.

[2] 孙昱楠, 张帆, 李建园, 等. 废塑料处置与利用技术研究进展[J]. 中国工程科学, 2023, 25(3): 182-196.

[3] 欧阳萍, 李晋楼. 废塑料热解制燃料技术研究进展[J]. 化工进展, 2026, 45(7): 4304-4316.

[4] 徐敏, 雷俊伟, 高瑞通, 等. 聚氯乙烯热解动力学及热解产物组成研究[J]. 石油学报(石油加工), 2024, 40(2): 462-471.

[5] 龙勤, 李伟, 吕学斌, 等. 塑料基医疗废物的热解处理与高值化利用研究进展[J]. 塑料科技, 2026, 54(6): 175-180.

[6] 郝清泉, 隋立华, 刘静如, 等. 聚氯乙烯废塑料水热脱氯技术研究进展[J]. 化工进展, 2025, 44(7): 4117-4125.

[7] ZOU Y Y, PAU D, YI L L, et al. Optimizing *in-situ* capture of Cl and C through HCl acidification and crystal formation in PVC-based cable pyrolysis[J]. Journal of Thermal Analysis and Calorimetry, 2025, 150 (15): 11893-11906.

[8] GUO F Q, DONG Y C, TIAN B L, et al. Applications of microwave energy in gas production and tar removal during biomass gasification [J]. Sustainable Energy & Fuels, 2020, 4(12): 5927-5946.

[9] 赵慧婷, 解玉姣, 徐东倩, 等. 基于机器学习的纤维素转化制备乙酰丙酸过程预测与优化[J]. 燃料化学学报(中英文), 2026, 54(7): 264-283.

[10] 皮卫, 熊建武. 基于RBF神经网络断路器注塑成型工艺优化[J]. 塑料科技, 2023, 51(6): 70-74.

[11] DEYLAMI S, SABZEVARI M H, GHAEDI M, et al. Efficient photodegradation of disulfine blue dye and tetracycline over robust and green g-CN/Ag_3VO_4/PAN nanofibers: Experimental design, RSM, RBF-NN and ANFIS modeling[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2023, 169: 71-81.

[12] OTARU A J, ZAID Z A A A, ALMITHN A S, et al. Comparative reaction modelling and K-nearest neighbors analysis of cocos nucifera shell thermal degradation[J]. Polymers, 2026, 18(9): 1070.

[13] GREEN N M, PUTNAM J L B, HAMMOND RACHEL I, et al. Illuminating the interface of blocc chemistry and data science: An introduction to K-nearest neighbor analysis and k-medoids clustering [J]. Journal of Chemical Education, 2025, 102(12): 5273-5281.

[14] 何恩洋, 施文光, 王全荣. 基于机器学习方法的地层水中二氧化碳溶解度变化规律研究[J]. 安全与环境工程, 2025, 32(6): 252-260.

[15] AN H Q, LIU Z, TIAN F C. A machine learning framework for coal gasification process simulation and operation optimization[J]. Fuel, 2025, 401: 135934.

[16] 甄少聪, 付小龙, 陈启航, 等. 基于GBR模型机器学习方法的NEPE推进剂燃速预测[J]. 火炸药学报, 2026, 49(3): 227-237.

[17] LI K K, CHANG F, SHI S S, et al. A new method of ionic fragment contribution-gradient boosting regressor for predicting the infinite dilution activity coefficient of dichloromethane in ionic liquids[J]. Fluid Phase Equilibria, 2023, 564: 113622.

[18] POTNURI R, SELVASEMBIAN R. Hybrid random forest and GA-optimized ANFIS modeling for predicting biochar, bio-oil and syngas yields in microwave biomass pyrolysis[J]. Biomass and Bioenergy, 2026, 213: 109432.

[19] HOODA S, MONDAL P. Predictive modeling of plastic pyrolysis process for the evaluation of activation energy: Explainable artificial intelligence based comprehensive insights[J]. Journal of Environmental Management, 2024, 360: 121189.

[20] SUNSHINE E M, BUCCI G, CHATTERJEE T, et al. Multiscale optimization of formic acid dehydrogenation process via linear model decision tree surrogates[J]. Computers & Chemical Engineering, 2025, 194: 108921.

[21] 程绍忠. VOCs监测装置研制及浓度预测模型研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2025.

[22] 刘月云, 刘碧俊. 基于BP神经网络及PSO算法的食品输送齿轮注塑工艺参数优化研究[J]. 塑料科技, 2018, 46(1): 80-84.

[23] 梁潇楠, 郑旭, 秦文龙, 等. 基于机器学习的焊膏印刷工艺参数优化[J]. 微电子学, 2026, 56(2): 351-357.

[24] SUN Q L, SHI X G, LIN Y L, et al. Thermogravimetric-mass spectrometric study of the pyrolysis behavior of PVC[J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2007, 17(2): 242-245.

[25] MONTGOMERY D C, PECK E A, VINING G G. Introduction to linear regression analysis[M]. Hoboken, NJ: Wiley, 2012.

[26] WILLIAMS P, NORRIS K. Near-infrared technology: In the agricultural and food industries[M]. St. Paul, Minn.: American Association of Cereal Chemists, 2001.

[27] 汪香君, 陈晨, 李军, 等. 基于近红外光谱检测技术构建PLA/PBAT共混物定量模型与验证研究[J]. 塑料科技, 2025, 53(5): 158-164.