



移动扫码阅读

李丹妮, 李承宇, 王亚琢, 等. 基于人工智能的有机固废资源化技术研究进展 [J]. 能源环境保护, 2026, 40(2): 36-47.

LI Danni, LI Chengyu, WANG Yazhuo, et al. Research Progress in AI-Based Technologies for Organic Solid Waste Resource Recovery [J]. Energy Environmental Protection, 2026, 40(2): 36-47.

基于人工智能的有机固废资源化技术研究进展

李丹妮^{1,2}, 李承宇^{1,2}, 王亚琢^{1,2}, 陈虹媛^{1,2}, 萧垚鑫^{1,2}, 于振强^{1,2},
连希希^{1,2}, 孔德新^{1,2}, 单锐^{1,2,*}, 袁浩然^{1,2,*}

(1. 中国科学院广州能源研究所, 广东广州 510640; 2. 广东省退役新能源器件高质循环利用重点实验室, 广东广州 510640)

摘要: 随着全球有机固废产量攀升与环保要求提高, 热处置作为实现固废减量化并高效转化为能源及化学品的核心手段, 其重要性日益凸显。利用人工智能(AI)实现其高效、精准的资源化处理已成为焦点。本文系统综述了AI在有机固废资源化中的进展, 聚焦热解、气化及焚烧等核心热处置环节, 重点评述了人工神经网络(ANN)、随机森林(RF)及深度学习(DL)等主流算法在不同热处置场景下的表现。分析指出, 相较于传统统计模型, AI辅助模型可提高15%原料预测精度, 有效预测热解产物分布, 但在跨尺度多源数据融合方面仍存在局限。同时, 概述了AI在优化反应条件、调控污染物排放及全流程生命周期评价与智能化管理上的应用。最后, 提出了高质量数据集匮乏及模型机理可解释性不足等关键瓶颈及相应解决思路, 旨在推动AI与热处置技术深度融合, 最终实现固废处理的高效、高值与智能化。

关键词: 人工智能; 热处置; 数字孪生; 生命周期评价; 资源化

中图分类号: X705

文献标识码: A

文章编号: 2097-4183(2026)02-0036-12

Research Progress in AI-Based Technologies for Organic Solid Waste Resource Recovery

LI Danni^{1,2}, LI Chengyu^{1,2}, WANG Yazhuo^{1,2}, CHEN Hongyuan^{1,2}, XIAO Yaixin^{1,2},
YU Zhenqiang^{1,2}, LIAN Xixi^{1,2}, KONG Dexin^{1,2}, SHAN Rui^{1,2,*}, YUAN Haoran^{1,2,*}

(1. Guangzhou Institute of Energy Conversion, Chinese Academy of Sciences (CAS), Guangzhou 510640, China; 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of High-Quality Recycling of End-of-Life New Energy Devices, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Global generation of organic solid waste (OSW) is rapidly increasing due to population growth and urbanization, posing severe environmental risks when improperly managed. Accordingly, developing sustainable and efficient resource recovery strategies is essential to enable a circular economy. Thermal treatment technologies—primarily pyrolysis, gasification, and incineration—are critical and efficient conversion routes that substantially reduce waste volume and convert heterogeneous organic feedstocks into high-value biofuels, syngas, and biochemicals. However, the

收稿日期: 2026-01-29

修回日期: 2026-03-16

接受日期: 2026-03-18

DOI: 10.20078/j.eep.20260315

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2023-67)

第一作者: 李丹妮(1996—), 女, 山西长治人, 博士研究生, 主要研究方向为机器学习及固废高值化利用。E-mail: lidanni96@163.com

*通讯作者: 单锐(1982—), 男, 山东泰安人, 研究员, 主要研究方向为固废资源化与污染物控制。E-mail: shanrui@ms.giec.ac.cn

袁浩然(1981—), 男, 安徽合肥人, 研究员, 主要研究方向为有机固废高效清洁转化与物质循环利用研究。

E-mail: yuanhr@ms.giec.ac.cn

intrinsic heterogeneity of OSW and the complex, nonlinear multiphase reactions involved in thermal processes limit the accuracy and applicability of traditional kinetic and statistical models. In this context, advanced artificial intelligence (AI) techniques have emerged as an area of growing interest in environmental engineering and energy research for enabling intelligent, precise, and robust resource recovery. This review systematically evaluates recent advances in AI methods applied to OSW resource recovery, with particular emphasis on applications in core thermal treatment pathways. We critically examine the performance of mainstream machine learning and deep learning algorithms—including artificial neural networks (ANNs), random forests (RFs), support vector machines (SVMs), and state-of-the-art deep learning architectures—across diverse thermal scenarios. Analyses indicate that, compared with conventional statistical models, AI-assisted approaches can improve feedstock property prediction accuracy by approximately 15% on average and can more reliably predict pyrolysis product distributions. Nevertheless, significant challenges persist in cross-scale, multi-source data fusion and in maintaining dynamic adaptability under fluctuating industrial conditions. AI also contributes to real-time optimization of operational conditions and to intelligent control of secondary pollutant emissions (e.g., nitrogen oxides and dioxins). Beyond single-reactor applications, we summarize broader AI-enabled developments, including dynamic life cycle assessment (LCA) frameworks and digital twin systems that couple multi-sensor data with AI to provide comprehensive environmental impact assessments and to support sustainable decision-making. We further identify key bottlenecks that hinder industrial-scale deployment, notably the scarcity of standardized, high-quality industrial datasets and the limited mechanistic interpretability of black-box models. Finally, we propose corresponding solutions and research directions to facilitate the deeper integration of AI with thermal treatment technologies, thereby promoting efficient, high-value, and intelligent resource recovery of OSW.

Keywords: Artificial intelligence (AI); Thermal treatment; Digital twin; Life cycle assessment (LCA); Resource recovery

0 引言

随着生产、消费及各类社会活动的持续开展,全球有机固废产量不断攀升。有机固废是指富含生物可降解有机质的固体或半固体废弃物料,常见来源包括市政污水处理产生的污泥、城乡餐厨废弃物、农业生产秸秆、规模化养殖粪污,以及部分以生物质为原料的工业加工残渣等^[1-2]。这类物质通常具有含水率高、易腐败、热值低等特点,且常混杂塑料、金属等杂质,导致传统处置方式难度大、成本高。据统计,全球废弃物年产量预计从目前约 20.1 亿吨增至 2050 年的 34 亿吨,其中超过三分之一未得到安全、环保的处置^[3]。若管理不当,有机固废在自然腐解过程中会产生高浓度有机渗滤液,并释放氨气、硫化氢等恶臭气体以及强温室气体甲烷。这些污染物会对水、土壤、大气造成复合污染,并加剧气候变化^[4]。因此,发展高效、安全、低碳的有机固废资源化处理技术具有重要战略意义。

人工智能技术因其智能化、自适应与高效能等特点,在有机固废治理领域展现出广阔的应用前景。该技术核心在于利用机器学习、深度学习及各类计算机算法,实现对废弃物处置全流程的智能感知、精准预测与动态优化。例如,通过构建人工神经网络(ANN)和支持向量机(SVM)等模型,可以精准预测区域废弃物的产生趋势、构成特征与收运需求,为资源化规划提供有力的数据支撑。同时,基于卷积神经网络(CNN)的视觉识别系统,还能实现有机废弃物高精度分类,提高可回收有机组分的纯度,从而优化后续处理效率^[5-7]。然而,人工智能的应用同样面临挑战,如数据依赖、模型泛化能力有限及算法可解释性不足等,可能影响系统的稳定与可靠度^[8]。在“无废城市”建设与“双碳”目标持续推进的背景下,将有机废弃物资源化处置体系与人工智能深度融合,已成为提升环境治理水平、推动资源循环利用的必然选择。

尽管人工智能在有机固废处置和管理领域展

现出显著潜力,但现有综述研究在系统阐述其与热处置技术深度融合方面仍存在以下不足。首先,当前研究多侧重于人工智能通用算法介绍或对特定热处置工艺的介绍,导致技术选择与工程应用之间的衔接尚不紧密。其次,相关综述主要讨论单一热处置技术,缺少对多种热处置方式智能模型选择规律的横向比较及共性机制的深入剖析。此外,现有文献普遍关注提升单一工艺单元的效率或产品品质,却较少探讨如何利用过程数据开展全生命周期分析,以量化其环境和经济效益,也鲜有涉及如何依托多源数据构建集成化智慧管理决策系统。

在此背景下,本文将针对上述研究缺口,基于有机固废热转化技术与人工智能关键技术的融合,系统梳理了其在固废资源化领域的适用性,并重点聚焦其在热解、气化等热处置技术中的具体应用进展、作用机制及当前挑战,以期构建高效、高值化的智能热转化技术体系提供理论参考与技术路径。

1 人工智能关键技术及其在固废资源化利用领域中的应用

人工智能(AI)作为一种前沿的通用赋能技术,已广泛应用于固体废弃物资源化领域,用于解决复杂系统性问题、支持智能决策、实现任务自动化以及提升预测精度^[9]。近年来,随着人工智能方法论的不断成熟,其在提升有机固废处理过程的效率与可持续性方面的潜力日益凸显,并迅速成为环境工程与资源循环领域的研究热点。在固体废物管理的建模与优化实践中,ANN、SVM、决策树(DT)以及遗传算法(GA)、线性回归(LR)是当前应用最广泛的人工智能工具,如图 1 所示^[6]。其中,ANN 因其强大的非线性拟合与特征学习能力,成为该领域最常用的算法体系。通过综合运用机器学习与深度学习技术,包括 ANN、CNN、SVM、循环神经网络(RNN)及其组合构成的混合模型,可以对废物管理全链条进行系统性优化,涵盖分类、收集、监测与处理等核心环节^[10]。这些技术进步显著降低了废物管理系统的环境负荷,减少了最终处置量,并促进资源高效循环利用,为构建可持续的废物管理体系提供了关键的技术支撑。在此基础上,人工智能通过废物精准分离、路径优化、预测分析、智能容器管理以及资源回收等多维度赋能,全面提升系统运行效能。

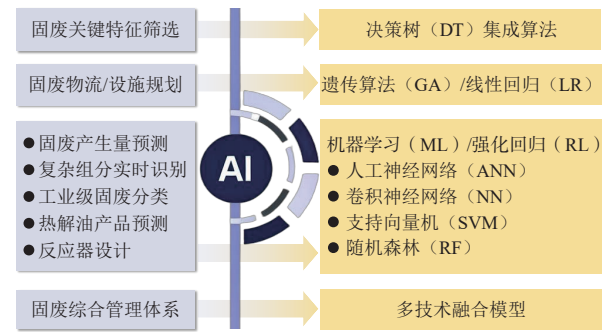


图 1 有机废弃物处理领域的关键人工智能技术

Fig. 1 Key artificial intelligence technologies in the field of organic waste treatment

在固废领域的研究实践中,上述人工智能技术已实现了从基础理论探索向全链条深度赋能的跨越式发展,其应用轨迹贯穿了固废产生预测、智能分选、物流优化及末端转化等各个关键环节。

ANN 作为模拟生物神经系统信息处理机制的非线性动力学系统,凭借其卓越的自学习能力和对高维复杂数据的拟合精度,已成为预测固废产生量及表征组分的核心方案。研究显示,ANN 能够通过调整多层神经元间的权重,有效抓取社会经济指标(如 GDP、人口密度)与气象参数(如温度、湿度)对垃圾产出量的非线性干扰^[11]。在最新的案例研究中,研究者利用改进的深度神经网络对旅游城市垃圾产量进行建模,其预测精度较传统统计模型提升了约 15%,为市政环卫设施的动态规划提供了科学依据^[12]。

SVM 基于结构风险最小化原则,在处理小样本、非线性及高维模式识别任务中展现显著优势。在智能分选流道工况下,SVM 通过核函数将原始物料特征映射至高维空间,构建最优分类超平面,从而实现对塑料、纸类及金属等复杂组分的实时识别^[13]。最新研究表明,结合基于主成分分析的尺度不变特征转换算法(SIFT-PCA)等轻量化特征提取技术的 SVM 模型在工业级垃圾分类中的准确率普遍超过 95%,且具有极低的计算延迟,极具实时部署潜力^[14]。

DT 及其集成算法则因其天然的直观规则表述能力,被广泛应用于固废资源化影响因子的识别与关键特征筛选。DT 通过递归分裂特征空间,能够清晰地揭示经济活动、生活方式与废物减量化目标之间的逻辑路径。相比于传统“黑箱”模型,DT 的高可解释性使其在政策影响评估及垃圾产生量关键因子排序中具有不可替代的作用,尤

其在评估不同收入水平家庭的排废模式时表现尤为突出^[15]。

针对复杂的固废物流配送网络,GA 在路径优化方面展现出强大的全局搜索与多目标优化能力。通过模拟生物进化中的交叉、变异及自然选择机制,GA 能有效解决清运路径优化中的 NP-hard 问题,并在突发公共卫生事件等极端条件下的供应链优化中,表现出极强的鲁棒性与适应性^[16]。

LR 作为基础性的统计建模工具,在数据样本量受限或线性特征显著的初步规划阶段仍是核心基石。通过引入增量学习技术,LR 能够利用有限的历史记录进行稳健的长期趋势预测。尤其在设施建设初期,LR 能以较低的计算成本建立废弃物体积与重量间的统计关联,为缺乏精细称重设备的转运站提供简便且可行的估算工具^[17]。此外,可解释人工智能的应用正逐步揭示复杂固废处理系统中特征变量间的非线性耦合机制,显著增强了模型在实际工程应用中的透明度与可靠性。

综上所述,人工智能技术已全方位渗透固废管理体系,其研究重点正从单一任务的算法优化转向多技术融合的智慧治理方案,全面重塑了固废资源化利用的技术范式^[18]。

2 人工智能在热处置关键技术中的具体应用

2.1 原料特性的智能感知与预处理优化

有机固体废物在来源、组成及物理化学性质方面表现出显著的异质性,这种原料特性的不确定性是制约其资源化利用效率的关键因素之一^[19]。作为固体废物资源化利用的首要环节,分类与预处理的核心在于对原料特性的准确感知与有效调控。在自动化成本效益低的小规模处理场景中,人工分拣仍较为常见。该方式主要依靠人的视觉、触觉及经验对废物进行识别和分离,操作人员面临较高的健康风险^[20]。与此同时,人工的分拣效率和稳定性难以满足高质量回收的要求,分拣不充分往往导致可回收组分的污染或损失,削弱材料循环利用的整体效果^[21]。相比之下,基于人工智能的智能分拣系统通过引入多源传感技术和先进的数据处理算法,实现了废物分类过程的自动化与精细化。基于传感器的分选系统通常结合感应式传感器、可见光谱和近红外光谱等技术,对废物的组成、密度及光谱特征等物理化学属性进行快速分析^[19-20]。在人工智能算法的支持下,这些系统能够实现对不同废物流组分的高精度识别

与分离,从而显著提高分拣精度和处理吞吐量。研究表明,与 TensorFlow 集成的实时物体检测模型 YOLO 5 和 YOLO 7 已被应用于电子垃圾材料分类,其可有效提升可回收材料的纯度和回收率,为固体废物资源化利用和可持续资源管理提供了重要技术支撑^[22]。为了有效预防和控制餐厨垃圾在处理过程中产生的异味,研究者提出了一种结合表面增强拉曼光谱与人工智能的检测方法,用于识别其中的异味成分。该技术采用随机森林分类算法模型,对异味成分的预测准确率高达 86.5%,在餐厨垃圾气味的识别和防控方面展现出重要的研究价值^[23]。此外,鉴于颗粒污泥独有的结构特征和高生物量密度的特点,研究者基于 YOLOv 算法开发了一种机器学习模型,实现了污泥颗粒的自动监测和分类。该模型在交叉点与联合(IoU)阈值 0.5(mAP50)和 mAP50-95 阈值 0.837 时实现了 0.985 的平均精度,在污泥颗粒的分类中表现出高准确率^[24]。此外,包括 GA、ANN、群体智能和监督机器学习等多种人工智能技术被广泛应用于生物质能源的整个价值链中。研究显示,应用人工智能手段能减少 5%~10% 的 CO₂ 排放量,对实现低碳发展具有积极意义^[25]。

2.2 热处置过程的建模、控制与优化

2.2.1 热解过程

热解作为一种具有广阔应用前景的热化学转化技术,在可再生燃料和高附加值化学品生产方面展现出显著优势。然而,由于原料性质、操作条件与反应器构型之间存在复杂的非线性耦合关系,热解过程的精准建模与优化仍面临诸多挑战^[26]。近年来,ANN 及其他机器学习技术的快速发展为解决上述问题提供了新的思路。这些技术具有优异的非线性建模能力和对大规模数据的处理优势,在热解过程优化领域展现出良好应用潜力^[27]。ANN、RF 和 SVM 等模型在预测热解油产率、产物分布、能量效率及表观活化能等关键指标方面表现出较高的准确性,能够有效减少实验次数并降低研究成本^[28-30]。此外,ANN 在热解动力学建模、过程控制以及技术规模化方面也展现出独特优势,为热解技术向工业化应用推进提供了重要支撑^[31]。随着研究的深入,ANN 在能源系统中的应用已由单一的性能预测拓展至工艺条件优化、产品收率提升及实验验证等多个层面^[32]。相关研究表明,ANN、SVM 和 RF 等机器学习方法可有效优化热解操作条件,并用于分析反应器运行参

数、原料性质变化以及不同热解材料(如聚苯乙烯和污水污泥)对热解行为的影响^[30, 32]。同时,基于 ANN 的反应器设计与运行优化进一步提高了过程效率,改善了产物分布并提升了热解油质量。

2.2.2 焚烧过程

焚烧过程本质上是一个高度非线性、强耦合的动态热化学反应过程,其供氧量、燃烧温度、燃烧均匀性及烟气中污染物生成等关键变量之间存在复杂的动态交互关系。近年来,人工智能技术逐步被引入固体废物焚烧过程的建模、实时控制与运行优化中。例如,在过程建模层面,CHEN 等^[33]利用实际垃圾焚烧发电厂的历史运行数据,建立了深度神经网络模型,对焚烧炉运行状态进行建模,其建模基本框架如图 2 所示。该模型相比传统回归模型显著提高了对关键工况参数的预测精度,为焚烧过程状态感知与优化控制奠定了基础。在关键变量预测方面,TANG 等^[34]系统总结了 ANN 和 SVM 在城市生活垃圾焚烧过程建模中的应用,指出数据驱动模型在复杂工况下明显优于传统线性模型。针对焚烧过程中污染物排放预测与控制的核心难题,逐渐引入了梯度提升类模

型(如 XGBoost、CatBoost)^[35-36]。JIN^[37]针对垃圾焚烧烟气脱硫过程中的污染物预测与调控问题,构建了基于 CatBoost 的非线性回归模型,并结合置换特征重要性分析和遗传算法优化,实现了对 SO₂、H₂S 等污染物的高精度预测与脱硫过程参数优化。研究表明,该模型能够更好地反映焚烧烟气净化过程中的非线性和多变量耦合特征,并使污染物排放浓度降低 12% 以上,为焚烧过程污染控制与智能调节提供了新的技术路径。依托上述实时、高精度的预测能力,人工智能模型正逐步与焚烧厂的分布式控制系统深度融合,形成基于预测的智能控制策略。该策略通过实时预测焚烧过程的状态与未来变化趋势,动态调节配风量、给料速率及炉排运行参数,从而有效抑制燃烧波动、降低不完全燃烧风险,提升系统整体运行稳定性^[38]。随着数字孪生理念的引入,部分研究尝试将机理模型与数据驱动模型相结合,构建焚烧过程的数字孪生系统,用于虚拟仿真、运行预测与控制策略验证^[39]。该类系统能够在不干扰实际装置运行的前提下,对不同操作策略进行快速评估,为焚烧系统的智能化运行提供新的技术路径^[40]。

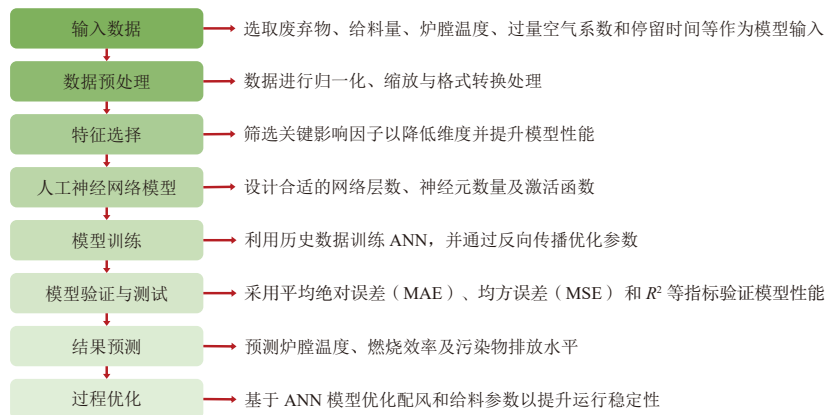


图 2 焚烧过程中人工神经网络的建模基本框架

Fig. 2 Basic framework of artificial neural network modeling in the incineration process

2.2.3 气化过程

气化作为一种典型的热化学转化技术,涉及“固-气-液”多相反应、热力学不稳定性、炉内物料迁移等复杂机制,其过程控制重点包括气化温度、氧化剂投量、炉床流动状态等。随着人工智能技术的引入,气化过程中建模与优化控制也逐渐摆脱传统经验公式的局限。一些研究利用深度学习模型对气化反应的动态行为进行预测,以提升对热动力学与动力学参数的调节精准性。例如,在热解与气化联合系统中,通过长短期记忆

(LSTM)模型训练热解气体生成趋势。模型采用 2 层 LSTM 架构,每层包含 128 个隐藏单元,输入变量包括原料组分、进料速率、温度及停留时间等关键工艺参数,训练数据集规模超过 10 000 条实验观测记录,能够实现对关键变量的高精度预测($R^2 > 0.99$),从而为实时控制策略提供数据支撑^[41]。此外,通过敏感性分析和可解释性方法(如 SHAP)识别关键工艺参数的影响,为优化操作条件和提高气化效率提供了决策依据。机器学习回归模型也被用于基于原料性质和操作条件预测气

化产气性能。QI 等^[42]构建了气化反应的多变量预测模型,能够量化气化温度、供氧量、停留时间等操作参数对 H₂ 产率及碳转化效率的影响。该研究还利用 SHAP 分析对各输入特征的贡献进行可解释性评估,明确揭示气化温度、氧化剂投加量和反应停留时间等对产氢效率的相对重要性。这为进一步优化工艺、选择操作参数以及工程设计提供了理论依据。此外,强化学习(RL)也开始应用于气化工艺优化中,RL 通过定义状态空间、动作空间和奖励函数学习,能够在在线运行环境中自主学习最优控制策略,实现对操作参数的动态调整,从而达成多目标优化(如在合成气高热值与低焦炭生成率之间取得平衡)。与经典模型预测控制等优化方法相比,RL 不依赖精确的机理模型,而是通过与环境的交互直接学习控制策略,因此在处理高维非线性、动态变化的工艺系统方面具有优势。RL 也可在模拟或数字孪生环境中预先训练与验证,为复杂过程控制提供了新的解决思路^[43];还可以根据历史和实时数据进行持续优化,从而进一步提升资源化效率与系统稳定性^[44]。针对气化过程的动态行为,将机器学习与 CFD 数值模拟相结合,用于提升复杂反应控制参数的预估能力。通过构建基于机器学习的反应速率

代理模型并将其嵌入 CFD 验证框架,从而实现炉膛内反应动力学的高效预测和实时更新。该策略在提高数值模拟精细度的同时大幅降低了计算成本,为制定和实时优化智能控制策略奠定了基础^[45]。

2.3 热处置过程产物分布预测与污染物排放智能监测

人工智能技术的快速发展,特别是机器学习与深度学习方法的日益成熟,为有机固废热处置过程中的产物分布预测与污染物排放监测提供了新的技术路径^[46-47]。通过基于历史实验或运行数据构建智能模型,人工智能能够建立从输入变量(如固废组分、含水率、温度、停留时间、气氛条件等)到输出变量(如燃气热值、焦油产率、生物炭特性等)的复杂映射关系,从而实现对产物产量与品质的快速、准确预测,为工艺优化与产品调控提供科学的决策支持^[48-50]。机器学习在产物分布预测中的典型应用见表 1、2。在具体研究方面,PRASERTPONG 等^[51]利用机器学习方法对生物质和塑料废弃物共热解过程中的石油产率及输入变量的协同效应进行了预测,并通过 SHAP 法识别出温度和生物质-塑料比为影响产物分布的最关键特征。KANTHASAMY 等^[52]采用数据驱动

表 1 机器学习在热解产物的应用

Table 1 Applications of machine learning in pyrolysis products

原料	模型	输入参数	输出参数	数据量/组	测试 R ²	文献
生物质	GBR、RFR、Ridge Regression、Lasso Regression	元素分析、加热速率、温度、水热反应中固液比	木质生物质热值	300	0.52-0.98	[53]
生物质	GBDT、RF	灰分含量、元素分析、蛋白质含量、液体、碳含量、温度、反应时间、固体含量	总氮含量、总有机碳含量、总磷含量、pH	136-257	0.86-0.96	[54]
污水污泥	RFR、ANN、GBR、RF、SVM	进料温度、空气温度、烟气温、工业分析、干燥器蒸汽温度、流速	流化床炉温度、蒸汽传热速率、干燥器停留时间	76	0.63-0.95	[55]
生物质	ANN	工业分析、加热速率、灰分、元素分析、木质纤维素含量、加热速率、提取物含量	反应级数、活化能、指前因子	133-662	0.92-0.99	[56]
藻类、污泥、动物粪便、林业、农业废弃物	GBR、RF	工业分析、元素分析、氢碳原子比、氮碳原子比、氧碳原子比、温度	生物油中 N 含量、含氮杂环	217	0.74-0.87	[57]

续表

原料	模型	输入参数	输出参数	数据量/组	测试 R^2	文献
污泥、食品废弃物、粪便	SVR	工业分析、元素分析、加热速率、反应时间	生物油热值、能量回收效率、能量密度化	165	0.79~0.95	[58]
农业废弃物	RF、DT、KNN、MLR	工业分析、木质纤维素含量、元素分析、粒径、温度、流速	比表面积	292	0.29~0.80	[59]
塑料	ANN、GP、SVM、DT	工业分析、元素分析、粒径、进料量、温度、蒸汽停留时间	液相和气相产物组成	274	0.53~0.86	[60]

注: GBR: 梯度提升回归; Ridge Regression, Lasso Regression; 岭回归、套索回归; GBDT: 梯度提升决策树; RFR: 随机森林回归; SVR: 支持向量回归; KNN: K最近邻算法; MLR: 多元线性回归; GP: 遗传规划。

表 2 机器学习在热解产率的应用

Table 2 Applications of machine learning in pyrolysis yields

原料	模型	输入参数	输出参数	数据量/组	测试 R^2	参考文献
生物质与塑料	XGB	温度、停留时间、加热速率、流速、生物质-塑料比、粒径、质量负荷、元素分析、工业分析	生物油产率	60	0.88	[51]
农业废弃物	LMNN、SCGNN、SVM、GPR	温度、停留时间、加热速率、流量	生物炭产率	160	0.71~0.99	[52]
污泥	MLPNN、SVR、RFR	元素分析、工业分析、温度、停留时间、加热速率	生物炭产率、生物油产率、气体产率	245	0.53~0.92	[61]
藻类、污泥、动物粪便、林业农业废弃物	GBR、RF	工业分析、元素分析、氢碳原子比、氮碳原子比、氧碳原子比、温度、反应类型	生物油产率	217	0.74~0.87	[57]
木质纤维素生物质	RF	工业分析、元素分析、木质纤维素含量、粒径、温度、流速、加热速率、加热时间	生物炭产率、生物油产率、气体产率	645	0.78~0.87	[62]
污泥、食品废弃物、粪便	SVR	工业分析、元素分析、加热速率、反应时间	生物油产率	165	0.79~0.95	[58]
农业废弃物	RF、MLR、DT、KNN	工业分析、木质纤维素含量、元素分析、粒径、温度、流速	生物炭产率	292	0.51~0.82	[59]

注: XGB: 极端梯度提升; LMNN: 大间隔最近邻; SCGNN: 比例共轭梯度神经网络; MLPNN: 多层感知器神经网络。

方法模拟农业废弃物制备生物炭的过程。研究发现生物炭产率受温度、加热速率、停留时间和氮气流量等因素的显著影响。模型对比结果表明, 基于 ANN 的算法在预测精度上优于 SVM 和高斯

过程回归(GPR)模型, 具有更低的预测误差。

热处置过程中产生的污染物主要包括二噁英类、重金属(如 Pb、Cd、Hg)、酸性气体(SO_2 、 NO_x 、HCl)、颗粒物以及不完全燃烧产生的 CO

等。传统的在线监测仪器虽然能提供连续数据,但通常投资和维持成本高昂,且难以实现对二噁英等复杂污染物的实时监测。为此,利用人工智能技术构建更具经济性和高效性的污染物实时监测与预警体系。具体赋能路径主要体现在以下几个方面:一是构建软测量模型。借助易于在线监测的辅助变量(如燃烧温度、烟气成分、操作参数等),结合机器学习算法,能够间接推算出难以直接测量或测量成本较高的关键污染物浓度,从而完成对排放水平的实时估算^[63-64]。例如, XU 等^[63]针对焚烧过程中二噁英监测成本高、难以实时获取的问题,构建了在线集成软测量模型,基于历史工况与烟气数据间接估算二噁英排放,具备动态更新与漂移检测能力。二是应用时间序列分析模型进行污染物排放趋势预测与预警。该方法可提前识别潜在的超标风险,辅助操作人员及时调整运行参数^[65-66]。例如, LIN 等^[65]基于 LSTM 模型实现了焚烧炉烟气中多污染物(HCl、SO₂、NO_x和 PM)的协同排放预测,并将预测模型与粒子群优化(PSO)算法耦合,以 NO_x 为例开发的智能控制程序,实现了 NO_x 排放与氨水喷淋的协同调控。LI 等^[66]则采用自适应 LDWPSO-(Bi-LSTM)模型,成功实现了固体废物焚烧过程中 NO_x 排放趋势的有效预测。三是结合图像识别技术,对焚烧炉内火焰形态、烟羽颜色等特征进行实时分析,间接评估燃烧效率与污染物生成状况^[67]。此外,基于 AI 的监测模型不仅能提供状态信息,还可与控制层形成闭环。例如,将产物分布与污染物排放的预测模型嵌入模型预测控制(MPC)框架中,可实现以目标产物最大化和污染物排放最小化为导向的实时优化控制^[68]。此外,RL 方法可用于探索复杂工况下的最优控制策略,使监测-控制系统具备自学习、自适应能力,以有效应对原料特性波动或环境条件变化带来的不确定性。

3 全生命周期分析及智慧管理

3.1 全生命周期分析

近年来,越来越多研究开始采用全生命周期(LCA)分析来全面评估有机固废处理方式的环境与经济影响。相关研究不仅关注技术本身,还逐步拓展至成本效益、环境负荷及社会可接受度等多个维度。LI 等^[69]对农场有机残留物的集成固态厌氧消化和堆肥处理系统进行了生命周期评估,结果表明该集成工艺在减少温室气体排放和

酸化潜力方面表现最佳。FRANCINI 等^[70]对城市固体废物有机部分和污水污泥的不同资源化回收路径过程进行了环境和成本生命周期分析,研究发现,相较于常规共消化工艺,基于初步暗发酵预处理的处理方式在环境影响和经济效益方面具有明显优势,表现出更高的投资回报率和净现值。LEE 等^[71]对高固体厌氧共消化处理生物固体和有机废物进行了比较,研究结果表明厌氧共消化在减少温室气体排放和降低处理成本方面具有优势,是生物固体和有机废物管理的有效手段。然而,现有的 LCA 研究大多只关注特定情况,很少考虑整个系统的动态变化。事实上,政策调整、技术升级等因素都可能导致处理路径的环境与经济表现发生显著变化,而传统静态 LCA 模型往往难以反映这种动态性。此外,这类分析通常依赖局部数据和特定假设,其结果受地域、技术水平和数据来源影响较大,限制了结论的普遍适用性,也影响了其在实际决策中的指导作用。

随着人工智能技术的发展,将 AI 实时监测数据与 LCA 的“原料-处置-产物”各阶段结合,实现了全生命周期的动态评估。通过物联网技术实时收集有机固废处理过程中的关键数据,包括原料成分、处置条件、产物特性等,这些数据为 LCA 模型提供数据基础。在此基础上,利用机器学习算法对收集的数据进行整合和分析,提取对 LCA 评估有重要影响的关键参数,构建基于 AI 的动态 LCA 模型。该框架可根据实时输入数据自适应调整模型参数,模拟不同处置路径在不同运行条件下的环境负荷与资源效率变化。例如,采用 LSTM 等深度学习模型,预测未来某时期温室气体排放、能源消耗等关键指标的变化趋势,从而提供更加精准和及时的决策支持。

3.2 智慧管理

随着信息技术的迅猛发展,智慧管理系统在有机固废领域逐渐展现出显著优势。通过集成物联网、大数据与云计算等技术,可实现对固废处理全过程的实时感知与动态调控^[72]。借助智能传感网络对设备运行状态进行连续监测,并结合大数据分析优化运输路径与运行参数,不仅提升了处理效率,还提高了决策的科学性。然而,在固体废物智慧化管理体系构建过程中,涉及废弃物来源、组分信息、运输路径及处置工艺参数等多维度数据,数据安全与隐私保护成为系统设计中的核心问题。因此,需要构建完善的数据治理体系,在保

障信息安全的前提下实现跨部门数据共享。同时,借助区块链技术保障数据传输与存储安全,利用其不可篡改与可追溯特性,可以有效防止数据泄露与非法使用。此外,在智慧管理系统规模化推广过程中,系统兼容性与互操作性问题逐渐显现。因此,有必要制定统一的数据标准与接口规范,通过采用对象表示法(JavaScript Object Notation, JavaScript, JSON)、可扩展标记语言(Extensible Markup Language, XML)等通用数据结构并构建标准化接口实现系统层面的互联互通。同时,开发数据集成中间件,实现多源传感器数据格式转换与协议映射,将异构数据转化为标准结构,从而提升平台整体运行效率与扩展能力^[73]。

尽管 LCA 与智慧管理在有机固废处理处置领域已取得显著进展,但仍面临诸多挑战。数据瓶颈、AI 模型可靠性、系统稳定性,以及 AI 与热处置技术的深度融合,仍是未来研究需要攻克的重点与难点。数据的不完整和不准确会直接影响 LCA 的结论可信度,而 AI 模型的泛化能力、鲁棒性则直接关乎智慧管理的实际效能。随着机理与数据融合技术的持续发展,开发适用于有机固废热解、气化、焚烧等热处置过程的 AI 模型有望成为现实。这将大幅提升预测精度与可靠性,为有机固废的资源化利用提供更为科学的决策支持。同时,数字孪生技术通过构建虚拟与现实相结合的仿真系统,有望实现处理过程的优化与资源最大化利用。跨学科合作的持续推进,必将为有机固废资源化利用领域的全面创新与发展注入持久动力。

4 结论与展望

尽管人工智能在有机固废热处置领域展现出巨大潜力,但其深度推广与工程落地仍面临一系列挑战。首先,数据瓶颈是制约 AI 模型可靠性和普适性的根源问题。有机固废来源广泛、成分复杂,其热处置过程所产生的实验数据往往具有高度特异性,难以有效整合与复用,从而限制了模型训练效果及其在不同场景下的适用性。当工况波动或输入数据分布发生变化时,模型的预测精度仍有待提高。其次,在复杂多变的工业现场环境中,模型的稳定性面临严峻考验,噪声干扰、物料波动、设备老化等因素均可能导致模型性能退化。此外,当前 AI 与热处置技术的融合深度仍需加强。多数研究停留在建立输入与输出的数据映

射关系,未能将反应动力学、传热传质机理、热力学平衡等先验知识深度嵌入模型架构,从而限制了模型在机理层面的解释能力与外推性能。

为应对上述挑战,推动 AI 技术与热处置工艺的深度融合,未来研究应从以下几个方向重点突破。第一,应在整合大量数据的基础上,借助数据增强、迁移学习和小样本学习等技术,构建数据驱动与机理约束相结合的普适性模型,提升模型的稳定性、通用性和准确性。此类模型不仅能够依托数据特征,还能遵循科学规律,即便在数据稀缺条件下仍能做出合理可靠的预测,同时增强结果的可解释性。第二,需针对不同热处理工艺(如焚烧、热解等)开发专用算法与模型,结合其工艺特点和反应机制,设计相应的模型,以提高其响应速度、预测精度和稳定性,实现对产物质量、能源效率和污染排放的精准调控。第三,数字孪生技术有望作为实现全流程智能管理的关键平台,通过提前测试操作方案、预测故障、优化运行参数,实现实时感知、预测预警与自动调控的完整智能闭环,推动有机固废处理向更灵活、更高效、更智能的方向发展。

参考文献 (References):

- [1] XU Su, LI Lin, ZHAN Jun, et al. Variation and factors on heavy metal speciation during co-composting of rural sewage sludge and typical rural organic solid waste[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 306: 114418.
- [2] GAO Yi, TAN Lu, LIU Fang, et al. Optimization of the proportion of multi-component rural solid wastes in mixed composting using a simplex centroid design[J]. *Bioresource Technology*, 2021, 341: 125746.
- [3] KAZA S, YAO L C, BHADA T P, et al. What a waste 2.0: A global snapshot of solid waste management to 2050 (English) [M]. Washington, D. C.: World Bank Group, 2021.
- [4] SINGH P, SIVAKUMAR BABU G L, HOYSALL C, et al. Assessing biogas valorization from municipal organic waste in India: Integrated environmental-economic analysis[J]. *Bioresource Technology*, 2026, 442: 133675.
- [5] YEVLE D V, MANN P S. Artificial intelligence based classification for waste management: A survey based on taxonomy, classification & future direction[J]. *Computer Science Review*, 2025, 56: 100723.
- [6] SINGH J, EL SAPPAGH S, ALI F, et al. Smart waste management: A systematic review and scientometric analysis of artificial intelligence applications[J/OL]. *Environment, Development and Sustainability*: 1–31[2026-01-24]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10668-025-05975-1>.

- [7] GURJAR R S, KUMAR S, KUILA A. Artificial intelligence in solid waste management in India: Current status and future prospects[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2025, 197(11): 1278.
- [8] JAYABAL R, PRABHAKAR P. Advanced strategies in food and agricultural waste valorisation: Integrating nano-engineering, artificial intelligence and smart bioconversion for sustainable resource recovery[J/OL]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*: 1–14[2026-01-24]. <https://scijournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/jsfa.70311>.
- [9] KUMARI N, PANDEY S, PANDEY A K, et al. Role of artificial intelligence in municipal solid waste management[J]. *British Journal of Multidisciplinary and Advanced Studies*, 2023, 4(3): 5–13.
- [10] SUGUMARAN D, UDAKANDAGE M D, KODIPPILI S P, et al. Artificial intelligence in sustainable organic waste treatment: A review[J]. *Waste Disposal & Sustainable Energy*, 2025, 7(3): 539–560.
- [11] THOMAZ I P L, MAHLER C F. Artificial neural network models to support urban waste management: A technological resource that drives the achievement of sustainable development goals[J]. *Engenharia Sanitaria E Ambiental*, 2024, 29: e20230085.
- [12] KRIDAKORN NA AYUTTHAYA T, JAKRAWATANA N, RINCHUMPHU D, et al. Application of artificial neural networks for predictive model of municipal solid waste collection in tourist cities[J]. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 2024, 10(4): 1859–1876.
- [13] ATILLO G N A. Performance of naïve bayes and support vector machine for solid waste classification in automated sorting systems[J]. *HCMCOU Journal of Science – Advances in Computational Structures*, 2025, 12(2): 17–28.
- [14] PUSPANINGRUM A P, ENDAH S N, SASONGKO P S, et al. Waste classification using support vector machine with SIFT-PCA feature extraction[C]//2020 4th International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS). IEEE, 2020: 1–6.
- [15] LIU Xiaoming, ZHI Wei, AKHUNDZADA A. Enhancing performance prediction of municipal solid waste generation: A strategic management[J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2025, 13: 1553121.
- [16] GHASEMI P, GOL I A, GOODARZIAN F, et al. Simulation-based genetic algorithm for optimizing a municipal cooperative waste supply chain in a pandemic[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 139: 109478.
- [17] WILUJENG S A. Estimating municipal solid waste using linear regression modelling at MRF south jakarta[J]. *International Journal of Multidisciplinary Research and Analysis*, 2025, 8(6): 3483–3489.
- [18] JOSE J, MANA S C, BABU K S, et al. Enhancing waste classification accuracy with channel and spatial attention-based multiblock convolutional network[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2025, 197(2): 198.
- [19] BELYAMANI I. Artificial intelligence in waste management systems: Applications, challenges, and prospects[J]. *Waste Management Bulletin*, 2025, 3(4): 100269.
- [20] ANDEOBU L, WIBOWO S, GRANDHI S. Artificial intelligence applications for sustainable solid waste management practices in Australia: A systematic review[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 834: 155389.
- [21] OMER S N, SARAVANAN P, KUMAR P, et al. Artificial intelligence and machine learning techniques in solid waste management: A sustainable way toward future[J]. *Computer Science Review*, 2026, 60: 100889.
- [22] SARSWAT P K, SINGH R S, PATHAPATI S V S H. Real time electronic-waste classification algorithms using the computer vision based on Convolutional Neural Network (CNN): Enhanced environmental incentives[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2024, 207: 107651.
- [23] CHEN Zhaoxian, CHEN Kejin, YU Wenrou, et al. SERS-AI based detection and bioanalysis of malodorous components in kitchen waste[J]. *Analytical Chemistry*, 2024, 96(49): 19615–19622.
- [24] ZENG Yu, ZHAO Chenguang, MA Danling, et al. Recognizing the state of aerobic granular sludge over its life-cycle in a continuous-flow membrane bioreactor with an artificial intelligence approach[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 384: 125527.
- [25] CHAUHAN S, SOLANKI P, PUTATUNDA C, et al. Recent advancements in biomass to bioenergy management and carbon capture through artificial intelligence integrated technologies to achieve carbon neutrality[J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2025, 73: 104123.
- [26] YANG Luchen, EL ALLAOU I B, WU Xinyun, et al. The role of artificial intelligence in biomass pyrolysis: Advancing predictive modelling and mechanistic understanding through machine learning—A comprehensive review[J]. *Bioresource Technology*, 2026, 443: 133777.
- [27] ZHONG Hanbin, XIONG Qingang, YIN Lina, et al. CFD-based reduced-order modeling of fluidized-bed biomass fast pyrolysis using artificial neural network[J]. *Renewable Energy*, 2020, 152: 613–626.
- [28] PASCARELLA A E, COPPOLA A, MARRONE S, et al. Critical assessment of machine learning prediction of biomass pyrolysis[J]. *Fuel*, 2025, 394: 135000.
- [29] BU Quan, BAI Jianmei, WANG Bufei, et al. Machine learning-assisted prediction of gas production during co-pyrolysis of biomass and waste plastics[J]. *Waste Management*, 2025, 200: 114748.
- [30] CHEN Xing, ZHANG Huiyan, SONG Yao, et al. Prediction of product distribution and bio-oil heating value of biomass fast pyrolysis[J]. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, 2018, 130: 36–42.
- [31] LAOUIDI K, HABCHI S, FANEZOUNE C K, et al.

- Advancements in artificial neural networks and fast pyrolysis of biomass processing: A comprehensive review and a bibliometric analysis[J]. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 2025, 189: 107098.
- [32] WANG Rupeng, HE Zixiang, CHEN Honglin, et al. Enhancing biomass conversion to bioenergy with machine learning: Gains and problems[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 927: 172310.
- [33] CHEN Xueru, WU Rongtai, SUN Yan, et al. Synergistic effects on the co-pyrolysis of agricultural wastes and sewage sludge at various ratios[J]. *ACS Omega*, 2022, 7(1): 1264–1272.
- [34] TANG Jian, WANG Tianzheng, XIA Heng, et al. An overview of artificial intelligence application for optimal control of municipal solid waste incineration process[J]. *Sustainability*, 2024, 16(5): 2042.
- [35] LIU Yingzhao, ZHANG Ming, WEN Sijie, et al. Prediction of dioxins emissions from modern WtE plants with machine learning: In view of capacities, operation, and age of incinerators[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2025, 200: 107353.
- [36] DING Xiaosong, FENG Chong, YU Peiling, et al. Gradient boosting decision tree in the prediction of NO_x emission of waste incineration[J]. *Energy*, 2023, 264: 126174.
- [37] JIN Qianfeng. Prediction and optimization of flue gas desulfurization in waste incineration using catboost and permutation-based feature importance[J]. *Proceedings of SPIE*, 2025, 13682: 136821B.
- [38] 王博康, 汤健, 夏恒, 等. 基于自组织 IT2FNN 的城市固废焚烧过程炉膛温度预测控制 [J]. *北京工业大学学报*, 2025, 51(12): 1527–1543.
WANG Bokang, TANG Jian, XIA Heng, et al. Furnace temperature prediction control based on self-organizing IT2FNN for municipal solid waste incineration process[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2025, 51(12): 1527–1543.
- [39] LI Yuan, MA Pengfei, YU Yunsong, et al. Digital twin model for solid waste treatment in rotary kiln[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2025, 268: 125931.
- [40] PANG Dongjie, MOLINER C, WANG Tao, et al. A mini review on AI-driven thermal treatment of solid waste: Emission control and process optimization[J]. *Green Energy and Resources*, 2025, 3(2): 100132.
- [41] WANG Lin, YANG Yongbin, OU Yang, et al. Preparation of formed coke product as a coke substitute using a solid waste fuel: Trimethylbenzene improvement on coal tar pitch[J]. *Fuel*, 2023, 346: 128275.
- [42] QI Yaping, HE Pinjing, LAN Dongying, et al. Novel method for predicting concentrations of incineration flue gas based on waste composition and machine learning[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 373: 123588.
- [43] DOGRU O, XIE Junyao, PRAKASH O, et al. Reinforcement learning in process industries: Review and perspective[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(2): 283–300.
- [44] WANG Zijie, GU Yujiong, LIU Haochen, et al. Optimizing thermal-electric load distribution of large-scale combined heat and power plants based on characteristic day[J]. *Energy Conversion and Management*, 2021, 248: 114792.
- [45] ZHAO Pengxiang, HUI Yunze, QIU Yuhang, et al. A machine learning and CFD modeling hybrid approach for predicting real-time heat transfer during cokemaking processes[J]. *Fuel*, 2024, 373: 132273.
- [46] YE Zhiping, YANG Jiaqian, ZHONG Na, et al. Tackling environmental challenges in pollution controls using artificial intelligence: A review[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 699: 134279.
- [47] BHUSHAN D, HOODA S, MONDAL P. Co-pyrolysis of biomass and plastic wastes and application of machine learning for modelling of the process: A comprehensive review[J]. *Journal of the Energy Institute*, 2025, 119: 101973.
- [48] SONI N K, PRABHANSU, BHALE P V. Prediction of biochar yield from the pyrolysis of sewage sludge: Supervised machine learning models assisted approach for better accuracy[J]. *Biomass and Bioenergy*, 2026, 209: 108961.
- [49] LI Jie, LIU Taiyang, PALANSOORIYA K N, et al. Zeolite-catalytic pyrolysis of waste plastics: Machine learning prediction, interpretation, and optimization[J]. *Applied Energy*, 2025, 382: 125258.
- [50] LU Cheng, LI Dixuan, XI Beidou, et al. Machine learning-aided model for predicting oily sludge pyrolysis under various feedstock and operating conditions[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2025, 489: 137654.
- [51] PRASERTPONG P, ONSREE T, KHUENKAEON N, et al. Exposing and understanding synergistic effects in co-pyrolysis of biomass and plastic waste via machine learning[J]. *Bioresource Technology*, 2023, 369: 128419.
- [52] KANTHASAMY R, ALMATRAFI E, ALI I, et al. Biochar production from valorization of agricultural wastes: Data-driven modelling using Machine learning algorithms[J]. *Fuel*, 2023, 351: 128948.
- [53] ZHOU Xinxing, ZHAO Jun, CHEN Meizhu, et al. Effects of hydration parameters on chemical properties of biocrudes based on machine learning and experiments[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 350: 126923.
- [54] LENG Lijian, ZHANG Weijin, LIU Tonggui, et al. Machine learning predicting wastewater properties of the aqueous phase derived from hydrothermal treatment of biomass[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 358: 127348.
- [55] ADIBIMANESH B, POLESEK KARCZEWSKA S, BAGHERZADEH F, et al. Energy consumption optimization in wastewater treatment plants: Machine learning for monitoring incineration of sewage sludge[J]. *Sustainable*

- [Energy Technologies and Assessments](#), 2023, 56: 103040.
- [56] BALSORA H K, KARTIK S, DUA V, et al. Machine learning approach for the prediction of biomass pyrolysis kinetics from preliminary analysis[J]. [Journal of Environmental Chemical Engineering](#), 2022, 10(3): 108025.
- [57] LENG Lijian, LI Tanghao, ZHAN Hao, et al. Machine learning-aided prediction of nitrogen heterocycles in bio-oil from the pyrolysis of biomass[J]. [Energy](#), 2023, 278: 127967.
- [58] LI Jie, PAN Lanjia, SUVARNA M, et al. Fuel properties of hydrochar and pyrochar: Prediction and exploration with machine learning[J]. [Applied Energy](#), 2020, 269: 115166.
- [59] HAI A, BHARATH G, PATAH M F A, et al. Machine learning models for the prediction of total yield and specific surface area of biochar derived from agricultural biomass by pyrolysis[J]. [Environmental Technology & Innovation](#), 2023, 30: 103071.
- [60] CHENG Yi, EKICI E, YILDIZ G, et al. Applied machine learning for prediction of waste plastic pyrolysis towards valuable fuel and chemicals production[J]. [Journal of Analytical and Applied Pyrolysis](#), 2023, 169: 105857.
- [61] SHAHBEIK H, RAFIEE S, SHAFIZADEH A, et al. Characterizing sludge pyrolysis by machine learning: Towards sustainable bioenergy production from wastes[J]. [Renewable Energy](#), 2022, 199: 1078–1092.
- [62] DONG Zixun, BAI Xiaopeng, XU Daochun, et al. Machine learning prediction of pyrolytic products of lignocellulosic biomass based on physicochemical characteristics and pyrolysis conditions[J]. [Bioresource Technology](#), 2023, 367: 128182.
- [63] XU Chaofan, TANG Jian, XIA Heng, et al. Dioxin emission detection based on dynamic pruning online ensemble binary tree algorithm[J]. [IEEE Transactions on Automation Science and Engineering](#), 2025, 22: 15549–15564.
- [64] YANG Weiwei, TANG Jian, TIAN Hao, et al. Flue gas oxygen content model based on Bayesian optimization main-compensation ensemble algorithm in municipal solid waste incineration process[J]. [Sustainability](#), 2025, 17(7): 3048.
- [65] LIN Xiaoqing, WANG Ren, WEN Chaojun, et al. Collaborative prediction and intelligent control of multiple pollutants emission from a large-scale waste incinerator[J]. [Journal of Environmental Management](#), 2025, 379: 124874.
- [66] LI Zhenghui, YAO Shunchun, CHEN Da, et al. Modelling nitrogen oxide emission trends from the municipal solid waste incineration process using an adaptive bi-directional long and short-term memory network[J]. [The Canadian Journal of Chemical Engineering](#), 2024, 102(3): 1225–1237.
- [67] BHAVANI N P G, SUJATHA K, RAJENDRAN P. Soft sensors for monitoring combustion quality and flue gas emissions in power station boilers[J]. [American Journal of Applied Sciences](#), 2018, 15(1): 95–115.
- [68] NOROUZI A, HEIDARIFAR H, BORHAN H, et al. Integrating machine learning and model predictive control for automotive applications: A review and future directions[J]. [Engineering Applications of Artificial Intelligence](#), 2023, 120: 105878.
- [69] LI Yangyang, MANANDHAR A, LI Guoxue, et al. Life cycle assessment of integrated solid state anaerobic digestion and composting for on-farm organic residues treatment[J]. [Waste Management](#), 2018, 76: 294–305.
- [70] FRANCINI G, LOMBARDI L, FREIRE F, et al. Environmental and cost life cycle analysis of different recovery processes of organic fraction of municipal solid waste and sewage sludge[J]. [Waste and Biomass Valorization](#), 2019, 10(12): 3613–3634.
- [71] LEE E, OLIVEIRA D S B L, OLIVEIRA L S B L, et al. Comparative environmental and economic life cycle assessment of high solids anaerobic co-digestion for biosolids and organic waste management[J]. [Water Research](#), 2020, 171: 115443.
- [72] DI MARIA F, MICALÈ C. Life cycle analysis of management options for organic waste collected in an urban area[J]. [Environmental Science and Pollution Research](#), 2015, 22(1): 248–263.
- [73] ANDERSEN J K, BOLDRIN A, CHRISTENSEN T H, et al. Mass balances and life cycle inventory of home composting of organic waste[J]. [Waste Management](#), 2011, 31(9–10): 1934–1942.