



移动扫码阅读

陈冠益, 田禹, 汤琳, 等. AI驱动有机固废能源环境研究: 技术融合与未来展望[J]. 能源环境保护, 2026, 40(2): 1-18.

CHEN Guanyi, TIAN Yu, TANG Lin, et al. Artificial Intelligence-Driven Research on Organic Solid Waste in Energy and Environment: Technological Integration and Future Prospects[J]. Energy Environmental Protection, 2026, 40(2): 1-18.

AI驱动有机固废能源环境研究: 技术融合与未来展望

陈冠益^{1,2,3,*}, 田禹⁴, 汤琳⁵, 徐明⁶, 曲申⁷, 陶俊宇⁸

- (1. 天津商业大学机械工程学院, 天津 300134; 2. 天津大学环境科学与工程学院, 天津 300350;
3. 西藏大学生态环境学院, 拉萨 850000; 4. 哈尔滨工业大学环境学院, 黑龙江哈尔滨 150090;
5. 湖南大学环境科学与工程学院, 湖南长沙 410082; 6. 清华大学环境学院, 北京 100084;
7. 北京理工大学管理学院, 北京 100081; 8. 南开大学环境科学与工程学院, 天津 300350)

摘要: 有机固体废弃物的高效处理与资源化利用, 已成为推动生态文明建设和实现可持续发展的重要课题, 同时也是贯彻落实“固废十条”政策的重要举措。传统处理技术面临转化效率低、过程调控粗放、二次污染控制难等挑战。人工智能技术凭借其强大的数据建模、模式识别与智能决策能力, 为有机固废能源环境研究注入了新动力。本文系统阐述了在人工智能驱动下, 有机固废能源环境领域在研究方法、技术工艺与管理模式等方面的范式变革, 深入剖析了人工智能与有机固废大数据分析、转化过程调控、智能识别分类及处理设施智慧管理等环节的融合机制与特征。结合天工 AI 环境大模型、垃圾焚烧智慧电厂、厨余垃圾智能控制等典型案例, 展示了机器学习、计算机视觉与大语言模型等人工智能技术在提升系统能效、降低环境风险、优化管理模式等方面的实际应用效能。进一步展望了人工智能与物联网、区块链、量子计算等前沿技术交叉融合的未来研究方向, 并探讨了其智慧决策与管理等原理基础、多模态传感技术的融合难题, 以及在数据隐私、算法公平、责任归属等方面可能引发的伦理风险。研究表明, 人工智能正通过数据与知识的双重驱动, 推动有机固废处理领域向精细化、智能化、系统化方向演进, 为行业实现绿色低碳与可持续发展提供了重要的技术支撑与决策参考。

关键词: 人工智能; 有机固废; 能源回收; 环境治理; 智慧管理; 技术融合

中图分类号: X505; X705 **文献标识码:** A **文章编号:** 2097-4183(2026)02-0001-18

Artificial Intelligence-Driven Research on Organic Solid Waste in Energy and Environment: Technological Integration and Future Prospects

CHEN Guanyi^{1,2,3,*}, TIAN Yu⁴, TANG Lin⁵, XU Ming⁶, QU Shen⁷, TAO Junyu⁸

- (1. School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China; 2. School of Environmental Science and Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 3. School of Ecology and Environment, Xizang University, Lhasa 850000, China; 4. School of Environment, Harbin Institute of

收稿日期: 2026-02-18

修回日期: 2026-03-12

接受日期: 2026-03-15

DOI: 10.20078/j.eep.20260313

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(52336008); 国家重点研发计划资助项目(2021YFC1910400); 国家重点研发计划资助项目(2022YFD1601100)

第一/通讯作者: 陈冠益(1970—), 男, 江西玉山人, 教授, 主要研究方向为生物质能源利用与环境保护。E-mail: chengy@tjcu.edu.cn

Technology, Harbin 150090, China; 5. College of Environmental Science & Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 6. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 7. School Management, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 8. College of Environmental Science and Engineering, Nankai University, Tianjin 300350, China)

Abstract: The efficient treatment and resource utilization of organic solid waste have become critical issues for advancing environmental sustainability and addressing energy demands, serving as key responses to national environmental strategies. Traditional treatment technologies face challenges such as low conversion efficiency, coarse-grained process control, and difficulties in secondary pollution control. In contrast, artificial intelligence (AI) technology is rapidly emerging as a transformative force in organic solid waste energy and environmental research. By leveraging its powerful capabilities for high-dimensional data modeling, automated pattern recognition, feature extraction from multi-modal data streams, and intelligent sequential decision-making under uncertainty, AI offers unprecedented opportunities to address these limitations. This paper systematically reviews the paradigm shifts driven by AI in research methodologies, technological processes, and management modes within the field of organic solid waste energy and environment. It provides an in-depth analysis of the integration mechanisms and distinctive characteristics of AI with core operational aspects, including (i) big data analytics and knowledge graph construction for system-wide decision support and policy simulation; (ii) intelligent regulation and real-time optimization of biological and thermochemical conversion processes through hybrid modeling and reinforcement learning; (iii) automated identification, classification, and quality assessment of complex waste streams using advanced computer vision and multi-sensor fusion; and (iv) smart management of treatment facilities encompassing predictive maintenance, fault detection and diagnosis, and human-machine collaborative operation. Through representative large-scale implementation case studies—including the Tiangong AI Environmental Large Language Model for domain-specific knowledge retrieval and decision assistance, AI-powered smart waste-to-energy plants achieving multi-objective combustion optimization, and intelligent control systems for full-scale kitchen waste anaerobic digestion and composting facilities—this paper demonstrates the practical effectiveness of specific AI technologies. Notably, machine learning, computer vision, and large language models substantially enhance system energy efficiency, minimize environmental risks through proactive emission control, and transform conventional operational models toward autonomy and intelligence. Furthermore, the paper explores future research directions for the convergence of AI with cutting-edge technologies such as the Internet of Things (IoT), blockchain, and quantum computing. Crucially, it delves into the foundational principles underpinning AI-driven intelligent decision-making and management, addresses core technical challenges including the integration of multi-modal sensing technologies, and evaluates the potential ethical concerns related to data privacy, algorithmic fairness, and accountability. The study indicates that AI, through a data- and knowledge-driven mechanism, is advancing the organic solid waste treatment field toward refinement, intelligence, and systematization. This technological evolution provides essential scientific support and decision-making guidance for the industry to achieve green, low-carbon, and sustainable development within the broader context of the circular economy and carbon neutrality goals.

Keywords: Artificial intelligence; Organic solid waste; Energy recovery; Environmental governance; Smart management; Technology integration

0 引言

随着城市化进程推进与人口持续增长, 有机固体废弃物的产生量持续增加, 其高效处理与资源化利用已成为推进生态文明建设与可持续发展的重要课题。有机固废既是一种环境污染物, 也是一种潜在的资源, 通过焚烧发电、热解制油、厌氧消化产甲烷等资源化技术, 可将其转化为电能、燃料或热能, 从而在缓解环境压力的同时, 为能源结构优化作出贡献。然而, 当前能源转化技术的应用效果仍面临严峻挑战。传统处理技术如大规模焚烧、好氧堆肥^[1]、厌氧消化^[2]、热解与气化^[3]等, 虽已广泛应用, 但仍面临转化效率低、运行不稳定、过程调控粗放、二次污染控制难等挑战^[4-5]。

以上问题的根源在于有机固废体系固有的复杂系统。具体而言, 该体系呈现高度的非线性^[6](如微生物代谢活性对温度的响应为非线性)、多变量强耦合^[7](如热解过程中的温度、升温速率、停留时间与原料组分相互交织, 共同决定产物分布)以及强时变与扰动性^[8](如进料组分随季节、地域变化, 导致系统工况持续变化)。一方面, 基于第一性原理的机理模型, 如厌氧消化模型一号(ADM1), 虽能刻画过程机理, 但为提高模型的可解性, 往往需要对复杂的生化反应网络进行大量简化假设, 这限制了其在动态、非稳态工况下的预测精度和泛化能力。另一方面, 依赖人工经验的过程调控, 难以实时捕捉多参数的协同变化并做出最优决策, 尤其在面对突发扰动时, 响应迟滞且调控效果难以保证。因此, 迫切需要新的方法论来突破现有瓶颈。

近年来, 人工智能(AI)技术以其强大的数据建模、模式识别与智能决策能力, 为有机固废能源环境研究注入了新的动力^[9-11]。AI 核心价值在于无需依赖完整的物理先验知识, 直接从高维、异构的运行数据中自动学习系统的复杂映射关系, 逐渐成为提升有机固废处理效率与资源化水平的关键赋能工具。机器学习、深度学习等算法在过程预测、参数优化、状态识别等方面展现出显著优势, 从智能识别分类到转化过程调控, 从设施智慧管理到污染溯源分析, 人工智能正推动该领域向数字化、智能化、系统化方向深刻变革。

本文通过以下三方面工作, 以期为行业技术升级与政策制定提供参考。(一)聚焦能源与环境

双重属性, 系统性阐释了 AI 技术分别作用于有机固废的能源转化过程与环境治理环节的原理, 并剖析了二者之间的协同优化潜力;(二)从范式变革的视角出发, 梳理了 AI 技术的应用现状, 并深入探讨了其对研究方法论、技术工艺与管理模式的推动作用, 构建了从 AI 技术类别到驱动范式变革再到具体融合途径的逻辑框架;(三)将前沿技术展望与领域核心痛点紧密结合, 探讨了与物联网、区块链、量子计算的交叉融合, 直面了数据缺失、模型可解释性差等技术落地瓶颈, 并对伴随的伦理风险进行了审慎思考。

1 AI 驱动有机固废能源环境研究范式变革

1.1 AI 技术类别及其特征

人工智能技术体系由多个核心分支构成, 其中机器学习建模、启发式算法寻优、智慧感知、具身智能以及大语言模型与知识系统是当前推动科学技术进步的关键技术类别。它们具备独特的核心范式与能力特征, 共同构成了应对复杂系统问题的多层次方法论工具箱。

机器学习建模的核心特征在于其数据驱动的本质, 即通过算法自动发现数据中的统计规律与复杂映射关系。其关键能力在于对高维非线性模式的强大拟合与泛化, 并通过特征重要性分析等途径提供一定程度的模型可解释性, 从而构建由数据到机理的客观联系。

启发式算法寻优的技术特征源于其对自然演化或群体智能行为的模拟。这类算法不依赖于目标函数的梯度信息, 而是通过种群的迭代更新、概率性搜索等机制, 在复杂的解空间中进行高效全局探索^[12]。其核心优势在于处理多峰、非凸、多约束优化问题时具有鲁棒性和广泛适应性。

智慧感知与具身智能代表了 AI 与物理世界深度融合的前沿方向。其核心范式是构建“感知-理解-决策-行动”的闭环, 强调多模态信息的实时融合、环境的语义理解, 以及基于序贯决策(如强化学习)的自主动态行为生成能力, 旨在实现智能体在真实复杂环境中的自主适应与交互^[13]。

大语言模型与知识系统标志着 AI 从感知认知迈向深层知识理解与推理的新阶段^[14]。其根本特征是基于超大规模语料训练获得的通用语义理解与生成能力, 并可通过注入领域知识、增强检索等技术, 支持知识问答、逻辑推演与复杂决策, 展现出结构化知识与因果关联分析的潜力。

有机固废处理与利用系统在设计、仿真与控制过程中的数据信息具有显著的非线性、强扰动、过程不可逆以及生物-物理-化学的强耦合特征,上述特点与AI技术的特点高度契合,使得AI技术能够为有机固废领域研究方法论的拓展、技术工艺的创新突破以及管理模式的系统性变革,开辟全新的路径与可能性。

1.2 AI驱动研究方法拓展

人工智能技术正从多个层面深刻变革有机固废能源环境领域的研究方法体系。具体而言,其在快速检索与综述文献、促进数值建模方法进步、自动化开展批量实验,以及深度分析研究数据等方面展现出独特价值,共同推动该领域研究向更高效、更精准、更具洞察力的方向演进。

在文献检索与知识整合方面,传统依赖人工查阅的方式已难以应对文献数量的指数级增长。人工智能技术,特别是结合自然语言处理与知识图谱的系统,能够实现对海量文献的智能解析与语义关联^[15]。这类系统不仅可以快速定位相关研究,还能自动提取核心观点、方法与数据,识别各研究间的内在联系与演进脉络,辅助研究者高效把握领域动态与前沿趋势,为创新研究奠定坚实的知识基础。

在数值建模方法发展上,人工智能带来了机理模型与数据模型相融合的新范式。面对有机固废处理中复杂的物理、化学与生物过程,传统机理模型常需进行较多简化假设,影响其预测精度与适用范围。人工智能技术通过引入机器学习算法,能够基于实验或运行数据构建高精度的数据驱动模型,有效捕捉系统的非线性动态特性。例如,孙远航等^[16]提出物理知情核函数神经网络(PIKNN),将微分方程物理约束嵌入网络结构与激活函数,实现梁/板弯曲正反问题的统一求解,从而提升模型的泛化能力与可解释性。

在实验科学研究层面,人工智能正在推动实验流程向自动化与高通量转变。传统研究的重复性实验往往耗时耗力,且容易受到人为因素干扰。通过整合自动化实验设备、机器人技术与人工智能算法,能够构建智能化的实验平台。此类平台可根据预设目标自动设计实验方案、执行操作流程、采集分析数据,并通过闭环优化算法实时调整后续实验方向。这极大地提升了实验效率与可重复性,为工艺参数优化、新材料筛选等研究提供了强有力的工具支撑。

在研究数据处理与分析方面,面对有机固废领域产生的多源、高维、异构数据,传统分析方法无法满足分析要求。人工智能技术,特别是深度学习算法,能够自动从复杂的实验数据、传感器信号、图像文本中提取有效特征、识别潜在模式、发现异常关联^[17]。这不仅实现了对海量数据的深度挖掘与高效利用,而且能揭示数据背后隐含的规律与机制,将研究从描述现象推进至理解机理,显著增强了研究的深度与科学性。

综上所述,人工智能技术通过革新知识获取、模型构建、实验执行与数据分析等核心研究环节,系统性地拓展了有机固废能源环境研究的整体能力。这种研究方法的智能化演进,不仅显著提升了研究效率与质量,而且将为后续技术工艺的创新提供坚实的方法论支撑与新的可能性。

1.3 AI驱动技术工艺创新

人工智能技术正通过赋能工艺过程的精准感知、智能决策与自适应控制,深刻推动有机固废处理技术工艺向精细化、智能化与高效化方向革新。具体而言,其在实现智能识别与精准操作、构建数据模型与优化调控,以及促进跨领域知识融合创新等方面,为工艺路线的升级与新工艺的创建提供了全新动力。

智能感知与精准操作技术正在重构有机固废处理的前端工艺。传统预处理环节依赖人工或简单机械分选,效率与精度受限。以计算机视觉和深度学习方法为核心,结合高光谱成像、激光诱导击穿光谱等多传感信息融合^[18-19],能够实现对复杂物料流的实时在线成分识别与特性分析。这使得后续的破碎、分选、调配等单元操作能够根据实时感知的物料特性进行自适应调整,形成精准预处理新工艺,为后续转化工序提供更均质、更适宜的进料,从源头提升整体工艺效率与稳定性。

数据建模与实时优化技术正在重塑核心转化过程的运行范式。针对燃烧反应、厌氧消化、好氧堆肥、热解气化等核心生物与热化学转化过程,基于机器学习的软测量技术能够对难以在线监测的关键过程变量(如厌氧消化过程的挥发性脂肪酸浓度、微生物活性、产物品质)进行实时预测与状态诊断。进一步地,通过将预测模型与模型预测控制、强化学习等先进控制算法结合,可实现对进料速率、温度、pH、曝气量等关键操作参数的动态闭环优化。刘晓宇等^[20]研究表明,基于578个样本构建并经贝叶斯优化与堆叠集成强化

的热解产物产率软测量模型可实现高精度预测, 生物炭、焦油与气体产率的决定系数分别达到 0.92、0.90 与 0.94, 同时夏普利加性解释(Shapley Additive Explanations, SHAP)与部分依赖图(Partial Dependence Plots, PDP)分析进一步得出了可用于闭环调控的最优工况窗口, 如 500 °C 且升温速率低于 20 °C·min⁻¹ 更利于生物炭生成, 而温度高于 750 °C 且升温速率处于 15~25 °C·min⁻¹ 时气体产率最大化。这种从“固定参数运行”到“模型引导的实时自适应调控”的转变, 显著提升了工艺应对原料波动与环境干扰的鲁棒性, 保障了处理过程的连续稳定与产物的高质量输出, 形成了智能化运行新工艺。

跨领域知识融合与生成式设计技术正在推动全新的工艺路线与系统集成方案的形成。传统的工艺开发多基于领域内已有知识和试错实验。以大语言模型为代表的人工智能技术, 通过学习和关联材料科学、反应工程、环境微生物学、过程控制等多学科海量知识, 能够辅助研究人员进行跨领域的创新构思。例如, AI 可以基于目标产物(如特定功能的生物炭、高纯度化学品)逆向推荐可行的原料配伍、反应器构型与工艺条件组合, 生成创新的技术方案。此外, 在多工艺耦合(如厌氧消化与热解联产)的系统集成优化中, AI 可以统筹模拟与优化物质、能量与信息的流股关系, 设计出能效更高、资源回收更彻底的集成创新工艺。

综上所述, 人工智能通过将精准感知嵌入操作环节、将智能模型融入控制核心, 并将跨领域知识注入设计过程, 正全方位驱动有机固废处理技术工艺的创新升级。这不但拓展了现有工艺的性能边界, 而且开拓了前所未有的资源化路径与系统解决方案, 为行业迈向高效、智慧、可持续的方向提供了坚实的技术支撑。

1.4 AI 驱动管理模式变革

人工智能正在改变有机固废处理设施的管理模式, 其变革主要体现在运行自动化、决策智能化和系统数据化三个层面。

在生产运行方面, AI 与物联网、机器人技术结合, 推动设施向少人化运行转型。智能巡检设备可替代人工进行全天候巡查, 自动识别设备异常; 智能分选与输送系统能精准完成物料处理作业; 核心工艺单元通过智能算法实现自适应闭环控制, 显著提升了运行稳定性与安全性。

在运营决策方面, AI 通过整合实时数据与外

部信息, 为管理提供量化支持。系统能够优化全厂的物料与能源调度, 在满足环保要求的同时实现经济效益最大化。面对突发工况, AI 可快速模拟多种应对方案, 辅助管理者进行科学决策, 提升应急响应能力。

在系统管理方面, 大数据平台汇聚了生产、设备、环境等多维度信息。基于设备运行数据的预测性维护模型, 能够准确预警故障, 将维修模式从定期检修转向按需维护。通过对能耗与物耗的智能分析, 可精准识别节能空间并提出优化建议。

总体而言, AI 通过驱动运行自动化、决策智能化和系统数据化, 使有机固废处理管理更加高效、精准与经济, 为行业可持续发展提供了新的管理范式^[21]。

2 AI 与有机固废能源环境技术融合途径及特征

2.1 有机固废大数据与智慧决策

有机固废的收集、运输、处理及资源化全过程持续产生多源异构数据, 构成了具有高维、动态特征的有机固废大数据。这些数据既包括在线监测的工艺参数(如温度、pH、气体浓度等时序数据), 又涵盖物料光谱、基因序列等非结构化信息, 同时涉及气候、市场、政策等外部关联数据。人工智能技术为有效整合、挖掘此类数据价值并实现智能决策提供了新的方法论。

在数据整合与特征提取方面, 人工智能能够突破传统方法的局限, 实现多源信息的有效融合。例如, 通过集成来自不同传感器、实验室分析系统及管理平台的异构数据, 孙瑞林等^[22]研究表明可结合随机森林等特征重要性评估筛选挥发性固体、氨氮和有机负荷率等关键变量, 为构建高精度厌氧消化产气预测模型奠定基础, 且人工神经网络(ANN)及其混合模型在沼气产量预测中通常可获得较高精度($R^2 > 0.97$)。

在状态感知与预测预警领域, 基于机器学习的时间序列分析已展现重要价值。王晶等^[23]构建了厌氧消化数学机理模型(ADM1)+ANN/支持向量机(Supporting Vector Machine, SVM)/随机森林(Random Forest, RF)/极端梯度提升(Extreme Gradient Boosting, XGBoost)的数据驱动算法的融合框架, 对木质纤维素生物质厌氧消化过程进行建模, 成功实现了对产气性能的预测与运行参数优化, 并可用于过程风险预警与稳定性提升。同

时,通过无监督异常检测算法(如孤立森林)对实时传感器数据进行在线分析,系统可自动识别因进料波动或设备异常导致的运行状态偏离,及时发出预警,辅助操作人员进行干预。

面对有机固废处理中经济成本、能源回收、环境效益等多目标协同优化的复杂决策需求,人工智能驱动的智慧决策系统可提供量化支持。例如,高世达等^[24]研究表明,在区域有机固废协同处理系统中,面向工业有机污染物临氧裂解/催化氧化治理,可结合 Aspen Plus 稳态模拟(含灵敏度分析)与改进 NSGA-II 多目标优化,在不同工况下获得兼顾“最低总能耗-最大废水处理量”的帕累托最优控制参数与协同调度方案,并通过动态模拟与实验验证其低能耗、高净化效率与良好响应性能。此外,强化学习技术也开始应用于工艺参数的实时优化,通过与环境交互自主学习控制策略,以适应原料组分与运行条件的变化。

尽管仍面临数据质量不一、模型可解释性不足、实时决策算力要求高等挑战,但随着数据标准化工作的推进、边缘计算架构的部署以及可解释人工智能技术的发展,基于大数据的智慧决策将成为提升有机固废系统整体效能、实现精细化运营管理的关键支撑。

2.2 AI 驱动有机固废转化过程调控

有机固废的资源化转化路径主要包括生物转化(如好氧堆肥与厌氧消化)和热化学转化(如热解与气化、焚烧)。前者依赖微生物作用产生稳定有机肥和沼气,后者通过高温裂解获取生物炭、生物油和合成气、热量-热力/电力。上述过程普遍存在系统非线性强、变量耦合复杂、运行扰动大等问题,传统机理模型与控制方法难以支撑动态工况下的精细化调控需求。近年来,AI 技术在过程建模、状态感知与参数优化等方面展现出强大潜力,为有机固废转化的高效运行提供了新范式。

在生物转化路径中,AI 技术广泛应用于厌氧消化的沼气产量预测和堆肥过程的成熟度判别。DE CLERCQ 等^[25]基于一座比利时工业化厌氧消化厂的数据,利用 XGBoost 和 RF 对 1~40 天范围内的日均产气量进行建模预测,测试集 R^2 高达 0.88。研究还通过特征重要性分析和偏依赖图揭示了协同底物(如餐厨垃圾与渗滤液)对产气的非线性增强作用,有助于精准优化进料策略。此外,AN 等^[26]结合温度、碳氮比(C/N)、有机负荷等变

量构建支持向量回归模型预测甲烷产率,显著提升了预测稳定性,且模型具备良好可解释性。在堆肥领域,一项基于 Extra Trees 的研究成功预测了绿废堆肥的种子发芽指数(Germination Index, GI)和转换值(T-value),并实现了成熟/未成熟状态的高准确率分类^[27]。ROSIK 等^[28]在实验室规模下采用 ANN、SVM、决策树(DT)等模型,对前 10 天的 NH_3 、 CO_2 、 CO 、 H_2S 排放量进行建模, $R^2_{\text{NH}_3} \approx 0.95$ 、 $R^2_{\text{CO}_2} \approx 0.81$, CO 和 H_2S 的模型具有可靠性,首次实现了对 CO 与 H_2S 排放的有效预测,表明 AI 技术在堆肥排放控制上的可行性。

热化学路径方面,LENG 等^[29]利用梯度提升回归(Gradient Boosting Regression, GBR)和 RF 模型对农林生物质热解过程中的生物炭产率、比表面积与含氮功能团进行建模,测试集 R^2 均在 0.90~0.95 之间,同时特征重要性分析指出热解温度、灰分和停留时间是主要控制因素。MADONDO 等^[30]进一步通过 XGBoost 模型对生物炭产率和碳含量进行预测,识别温度、原料组成与含水率为关键变量。XU 等^[31]使用 XGBoost 模型预测生物炭产率与碳含量,确认温度、原料组成和含水率为重要特征。

在实际工程的过程控制与调控层面,虽然目前多数工作仍集中于建模,但已有研究将 AI 嵌入模型预测控制(MPC)框架和数字孪生平台,用于温度、曝气速率与有机负荷等参数的实时优化调控。例如,部分研究使用基于模拟环境的数字孪生系统训练强化学习策略,实现了对热解和发酵过程的智能反应控制^[32-33]。虽然该技术尚无大规模部署,但为现场试验提供了风险较低的验证路径。

2.3 有机固废智能识别分类与污染溯源

有机固废的精准识别分类与污染物的快速溯源是提升资源化效率与实现环境精准监管的关键环节。传统方法依赖人工分拣和经验判断,存在效率低、一致性差、溯源困难等局限。人工智能技术,特别是计算机视觉、光谱分析与数据挖掘方法,为破解这些难题提供了高效、智能的解决方案。

在智能识别与分类方面,基于深度学习的计算机视觉技术已实现对复杂物料流的高精度实时识别。例如,肖立中等^[34]在 YOLO v5s 基础上提出轻量化垃圾检测模型 LGD-YOLO,并融合协调注意力机制与多感知模块增强关键信息聚焦与多

尺度检测能力,从而减少小目标漏检。实验结果显示,单张图像检测时间仅约 26.5 ms,且精度达到 $mAP@0.5=96.20\%$ 与 $mAP@0.5:0.95=77.77\%$,满足复杂场景下的实时分拣需求。张瑞萍等^[35]针对传统矩形边界框检测在多分类垃圾场景中边界刻画不足的问题,提出改进 Mask R-CNN 方法,以提升目标检测与实例分割的边界精度。结果表明,该方法平均分类准确率达到 91.1%,相比传统 Mask R-CNN 提升 2.35%,同时在分类精度与分割精度上均表现更优,验证了其在垃圾识别与定位任务中的有效性。此外,郑志敏等^[36]系统综述了近红外光谱(NIRS)与机器学习的融合应用,指出该方法可实现对有机固废关键化学组分(如水分、挥发性固体等)的快速、无损、在线定量识别,从而为精细化配料与过程工艺调控提供可实时更新的指纹数据支撑。

在污染溯源与环境监管领域,人工智能通过整合多源传感数据与时空信息,实现了对污染事件的快速定位与责任追溯。针对填埋场渗滤液泄漏或堆肥场恶臭气体扩散等典型问题,通过布设物联网传感器网络持续监测水质参数(如 COD、氨氮)或气体浓度(如 H_2S 、 NH_3),并结合气象数据、地形信息,利用地理信息系统(GIS)与机器学习算法(如梯度提升树)构建污染扩散反演模型。李艺等^[37]研究表明,在流域尺度上引入机器学习与多元统计耦合框架,可有效识别并量化 TP、TN、COD、BOD 及降水等多因子对水体氮磷化学计量特征(TN/TP)的季节性驱动机制,且推断出山东省典型流域年均 TN/TP 为 33.91~82.39,整体呈磷限制特征,为污染溯源与优先控制因子判定提供了数据化支撑。

此外,人工智能在微观层解析污染物成分上也展现出潜力。通过对质谱或光谱数据进行模式识别,可以辅助判断有机污染物的可能来源与转化途径,例如区分工业源与生活源有机物的组成特征,为污染责任认定与针对性治理提供科学依据。

尽管技术应用前景广阔,智能识别分类仍面临复杂光照、物料粘连、图像遮挡等实际工况的挑战;污染溯源则受限于传感器布点密度、模型泛化能力及跨部门数据共享机制。未来,随着多模态感知融合、边缘智能计算以及行业数据标准化的推进,人工智能有望在有机固废的全链条智慧监管与精准资源化中发挥更核心的作用。

2.4 有机固废处理设施智慧管理

传统有机固体废弃物处理设施在预处理与分类阶段往往较为粗放,限制了资源的高效利用。如何借助先进的信息技术手段,实现有机固废处理设施的智能化、系统化管理,是推动行业高质量发展的关键路径。通过引入 AI 技术赋能有机固废处理设施,可实现智能决策、多目标优化以及预测性维护,从而显著提升资源利用效率,减少环境污染,并延长设备的使用寿命。

首先, AI 技术可实现多源异构数据的实时监测与智能决策。在有机废物处理过程中,厌氧消化技术能够将废弃物与废水转化为以甲烷和二氧化碳为主的生物能源^[38]。SHARMA 等^[39]指出,鉴于该过程具有反应连续、系统复杂等特点,需综合考虑先进工艺与环境因素的协同作用。KAZEMI 等^[40]发现,尽管工业界已通过在线检测设备对反应过程进行实时监测,但仍依赖人工判断与决策,限制了运行效率的提升。LAKHOUIT 等^[41]的研究表明,利用 AI 提供的实时数据和智能分拣系统,可以减少对体力劳动的需求和提高材料回收率。FANG^[42]及 JIA 等^[43]发现,应用 AI 技术对传感器采集的多维数据(如温度、压力、pH 等)进行融合与结构化处理,可有效识别运行参数的异常波动(如厌氧消化罐中挥发性脂肪酸浓度的异常升高)及设备状态异常(如罐体振动、温度异常等),并实现潜在故障源的快速定位(如泵故障、搅拌不均、反应器酸化、微生物活性下降等)。此外,在实际工业应用中,通过预先嵌入历史案例与预警规则, AI 可在检测到异常时自动触发报警与应急响应措施。例如,当监测到 CO_2 浓度超标时,系统可自动启动通风装置或喷洒活性炭系统进行处理^[44]。

其次,利用 AI 技术有助于协同实现提高资源利用率、降低能耗和环境风险等目标。BU 等^[45]指出传统控制方法多依赖于线性的系统动力学模型、过程状态估计或操作人员的经验判断,从而导致处理过程中存在较大的不确定性。GAO 等^[46]在模拟废弃物生物精炼过程中引入强化学习机制,以不同类型垃圾的进料量作为“动作”,以最小化产气误差、总流量成本和储罐成本为目标函数,显著提高了精炼效率和资源利用率。MENG 等^[47]在此基础上提出,在 AI 学习过程中引入终身学习框架,可使模型动态调整参数以适应环境和工况变化。

此外, AI 可显著优化固废处理设施的维护策略。基于设备运行数据(如电流、温度)以及历史维护记录, WU 等^[48]通过构建长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)和门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)等深度学习模型, 实现了对关键设备(如泵、风机、压缩机、搅拌器等)剩余使用寿命的准确预测。SCAIFE 等^[49]进一步利用该技术优势, 将固废处理设施的维护模式从传统事后维修或定期维修转变为按需维修, 有效降低了非计划性停机事件频率和设备维护成本。

尽管 AI 在有机固废设施智慧管理中展现出广阔前景, 但当前仍面临诸多挑战。第一, 现有以 Transformer(一种基于自注意力机制的深度学习模型架构)为底座的大语言模型、计算机视觉基础模型等与行业需求之间仍存在差距, 这些模型可能无法直接适配厌氧消化过程中甲烷产量与底物浓度、微生物群落动态之间的非线性关系。第二, 不同设施间数据存储格式不一, 缺乏数据共享机制, 亟须建设针对有机固废的数据中枢以整合多源异构数据, 解决“数据孤岛”问题^[50]。第三, 目前专业人才短缺, 应鼓励市场和高校共同培养 AI 技术和有机固废处理工艺的复合型人才, 推动技术开发和应用落地。

3 有机固废能源环境领域 AI 技术应用案例

近年来, AI 技术在有机固废能源环境领域的应用日益成熟, 涌现出一系列具有重要潜力的应用案例。例如, 天工 AI 大模型赋能环境认知与决策、智慧电厂优化垃圾焚烧热化学过程、智能控制系统提升厨余垃圾生化处理效率、生活垃圾智能分类实现前端精准感知、智慧管控推动污泥处理跨介质协同等。

3.1 天工 AI 环境大语言模型

天工 AI 环境大语言模型(Tiangong-ENV)由清华大学环境学院徐明教授团队开发, 是国内首个专注于生态环境领域的专业大语言模型(<https://www.tiangong-china.com/>), 如图 1 所示。其开发背景为当前通用大模型在环境专业领域存在知识盲区与幻觉问题, 难以满足科研、管理与决策中对精准、可靠信息的需求。团队旨在构建一个深度融合了环境科学知识体系, 并能理解复杂专业术语与逻辑的智能基座, 以推动人工智能在该领域的落地应用。

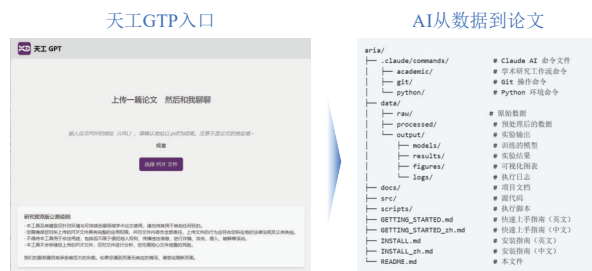


图 1 天工 GTP

Fig. 1 Tiangong GTP

该模型的核心功能体现在其专业的问答、分析与辅助决策能力上。通过在海量环境领域文献、政策法规、技术标准与工程案例等专业语料上训练, 能够对各类环境问题(如有机固废处理技术路径比选、污染物溯源、碳核算方法等)提供精准、可靠的解答与分析, 显著提升了信息获取与研究的效率。目前, 该模型已初步应用于辅助环境科研文献综述、技术方案论证以及环境专业知识科普等场景, 正逐步发展为环境领域重要的智能基础设施。

3.2 垃圾焚烧智慧电厂

面对垃圾组分复杂多变、燃烧过程难以精准控制以及环保要求日益严格的多重挑战, 传统垃圾焚烧电厂正依托人工智能技术, 向以数据深度感知与智能自主决策为核心的智慧电厂演进, 如图 2 所示。这一转型旨在通过对入炉、燃烧、排放及设备管理全链条的智能化改造, 实现运行效率、环保绩效与经济收益的系统性提升。

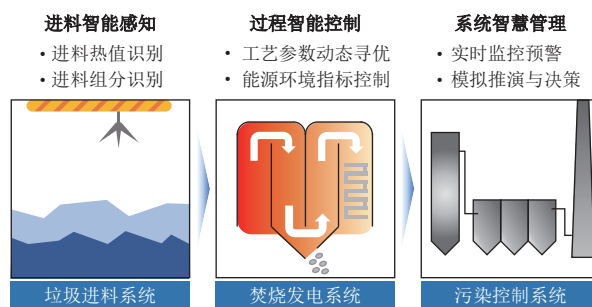


图 2 智慧焚烧电厂

Fig. 2 Smart incineration power plant

智慧电厂的实践首先体现在对关键过程的智能感知与优化控制。在入炉环节, 通过计算机视觉等技术对垃圾进行实时识别与热值预测, 为燃烧控制提供前置依据。在核心的焚烧炉内, 基于机器学习算法构建的高维模型^[51], 能够动态分析风量、炉温、料层厚度等数百个参数, 并自动寻优, 实现燃烧稳定、蒸汽产量最大化与污染物初始

生成量最小化的多目标平衡^[52]。国内部分领先工程项目已通过部署此类系统,在保障环保达标的同时,有效提升了垃圾发电效率。

超越单个工艺环节,智慧电厂正致力于构建覆盖全厂的协同优化与智慧管理平台。通过集成物联网、数字孪生与预测性维护技术,该平台能够实现设备健康状态的实时监控与故障预警,大幅降低非计划停机风险。更进一步,利用强化学习等算法,平台可以在全厂范围内进行能源流与物料流的协同调度,并对掺烧比例调整、设备启停等关键操作进行模拟推演,预先评估其综合影响,从而支撑从日常操作到长期规划的科学决策。

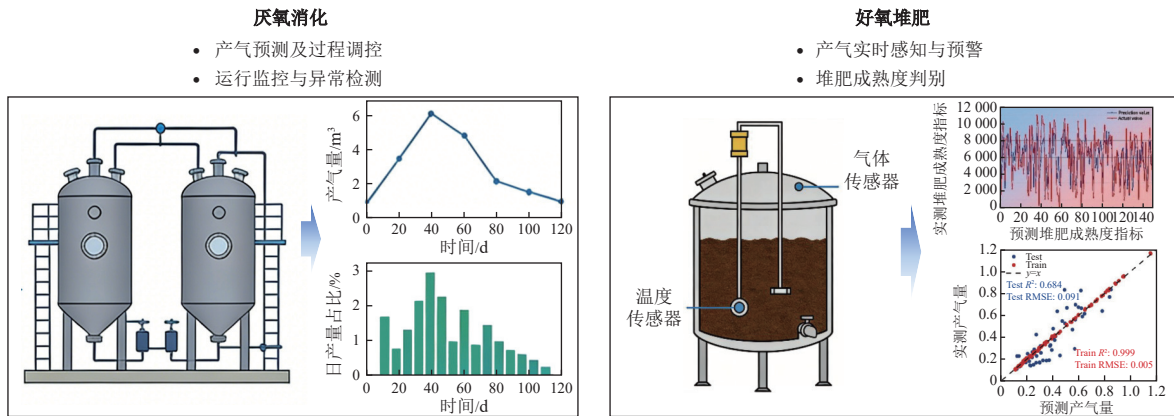


图3 AI与厨余垃圾处理

Fig. 3 AI and food waste treatment

在处理厨余垃圾的干式厌氧消化系统中,实时监测与稳定运行是核心挑战。2024年,ZOU等^[53]基于全尺度厨余垃圾干式消化器的研究中,使用类别型特征提升(Categorical Boosting, CatBoost)、RF、SVR等8种机器学习模型,对沼气产量与挥发性脂肪酸/碱度比(VFA/ALK)进行预测,并构建了软传感器监控系统。CatBoost模型在测试集上实现了 R^2 在0.604~0.915区间的产气预测精度,并揭示进料量、化学需氧量(COD)与游离氨氮(FAN)对VFA/ALK的主要影响作用,提供了稳定性预警机制。同时,RUTLAND等^[54]研究指出AI模型(如RF、XGBoost、LSTM)在厌氧消化过程的运行性能预测和异常检测中表现出色,同时软传感与控制系统成为判别进料不平衡、温度或pH波动的新手段,为智能控制策略奠定了基础。此外,传统在线传感器常受腐蚀、污染或响应延迟等问题限制,导致关键过程参数(如中间产物VFA、氨氮产量等)难以实时获取,因此软传感器成为构建智能控制系统的重要工具。GUO等^[55]

尽管在数据质量、模型可解释性及与传统工控系统融合方面仍存在挑战,但智慧电厂代表的发展方向已十分明确。随着边缘计算、5G通信等技术的成熟,人工智能与焚烧工艺的深度融合,将持续推动垃圾焚烧行业向更高效、更清洁、更智慧的能源工厂形态迈进。

3.3 厨余垃圾处理处置过程智能控制

厨余垃圾的处理路径主要包括厌氧消化产生沼气与好氧堆肥转化为有机肥两大过程。智能控制技术在这两方面的应用正在引领处理效率、资源化程度和环境性能提升的新趋势,如图3所示。

指出,基于集成学习与特征选择算法的软传感器不仅可提升预测准确性,而且有助于筛选影响过程稳定性的关键变量,为后续控制器设计提供了理论基础。同时,融合物理传感器数据与历史运行信息可进一步提高模型鲁棒性,减少模型对特定工况的过拟合倾向。

厨余垃圾好氧堆肥过程中常伴随 NH_3 、 CO_2 、 CO 、 H_2S 等气体排放,需实时感知与预警。HWANG等^[56]研究了厨余垃圾添加成熟堆肥(MC)和蚯蚓堆肥(VC)对 NH_3 和温室气体排放的影响。DING等^[57]进一步比较ANN、SVM、RF等算法对厨余垃圾堆肥成熟度进行建模,确认可整合成熟度指标与气体浓度,实现工艺分段调控支持。

虽然大多数研究仍聚焦建模与状态感知,但已有案例将AI模型集成至控制系统中。在厌氧消化中,软传感器结合MPC或调节规则,可实时控制进料速率与碱添加策略,实现工况稳定。在堆肥过程中,热成像信号融合成熟度预测模型也被应用于数字孪生平台上,以模拟翻堆或曝气操

作效果,这些研究可为后续实际运行的智能控制策略提供参考^[55]。然而,目前这些方法多处于中试验证或半自动运行阶段,与全面工业部署仍存在一定差距。一方面,厨余垃圾本身组分复杂、含水率高、可变性大,使得模型的迁移学习与泛化能力成为难点;另一方面,AI模型与工控平台(如PLC/SCADA)的接口标准化尚不统一,缺乏可直接部署的通用解决方案。此外,模型长期维护、异常数据处理与人工操作干预机制的集成问题也亟待解决。因此,智能控制技术尽管展示出广阔潜力,但其落地仍需跨学科系统集成与工程实践的持续推进。

3.4 生活垃圾智能分类

生活垃圾源头分类的准确性与投放便利性是影响其后续资源化利用效率的关键。针对居民分类意识不足、人工督导成本高昂、传统机械分选精度有限等现实困境,人工智能技术,特别是基于深度学习的计算机视觉与多传感器融合方案,正推动生活垃圾分类从依赖人力向智能化、无人化模式快速演进,为构建全链条智慧环卫体系提供了核心支撑。

当前,智能分类的前沿实践主要集中在投放端与分选端,如图4所示。在居民投放端,智能分类回收设备通过集成摄像头、称重传感器与触摸屏,综合应用目标检测与行为识别算法,能对居民投入的垃圾进行实时图像识别与材质判断,并提供分类正确与否的即时反馈与积分激励。例如,国内多个城市部署的智能垃圾分类箱房,通过内置的视觉识别系统,能够对常见的瓶罐、纸箱、厨余垃圾等进行有效辨识,其识别准确率在规范投放场景下可达95%以上^[58],显著提升了居民参与度与分类纯净度。在专业分选端,应用于分拣中心的智能机器人系统则面临更复杂的工况。该智能机器人通常配备高分辨率视觉与高速机械臂,通过对传送带上高速运动的混合垃圾进行逐帧分析,利用深度学习模型精准定位并抓取特定类别的物品(如塑料瓶、铝罐、硬纸板)^[59]。实际运行数据显示,此类智能分选系统的分拣效率可达人工的2~3倍,且能稳定保持高纯度,极大提升了后端资源化原料的质量与价值。

然而,智能分类技术的规模化落地仍面临诸多挑战。在技术层面,垃圾类别的多样性、物品的相互遮挡与变形,以及复杂的光照环境,对识别算法的鲁棒性与泛化能力提出了极高要求。在成本



图 4 智能分选设备

Fig. 4 Intelligent sorting equipment

与运维层面,高性能视觉系统与机器人的初始投资较高,且需要持续的数据标注、模型优化与硬件维护。此外,如何将分类数据与环卫清运、资源回收系统打通,形成“分类-运输-处理”的数据闭环与业务联动,是实现其最大价值的系统工程。未来,随着轻量化边缘AI芯片、更低成本传感器的开发以及大规模行业数据集的构建,智能分类的精度与经济性将进一步提升,并与无人收运车、智慧管理平台深度融合,最终推动生活垃圾全生命周期管理的智能化。

3.5 污泥处理过程智慧控制

城镇污泥作为污水处理的终端产物,具有组分复杂、含水率高、处理处置链条长且能耗物耗高等特点。其处理过程(包括浓缩、脱水、厌氧消化、干化乃至焚烧或土地利用)普遍存在强烈的非线性、大滞后性和多变量耦合等控制难题,传统基于固定参数或粗略经验的控制策略难以实现稳定、高效与经济的最优平衡。人工智能技术正通过数据建模、状态感知与实时优化,为污泥处理工艺的精细化、智能化运行管理提供了创新的解决方案。

当前,AI驱动的智慧控制已在污泥处理的多环节展开应用探索,如图5所示。在厌氧消化环节,针对产气效率与系统稳定性,机器学习模型被广泛用于构建软测量与预警系统。例如,利用LSTM或GBR模型,可依据进水污泥的有机负荷、pH、温度等易测参数,高精度预测难以在线监测的关键指标,如VFA浓度、碱度比或甲烷产率。赵可等^[60]研究表明,针对化学除磷导致的“化学生物污泥”厌氧产酸效率下降问题,随机森林模型在多模型对比中表现最佳,测试集决定系数达0.9463,并识别出pH与可挥发性悬浮物(VSS)为关键驱动因子,且铝盐影响强于铁盐,为工程优化提供了明确调控方向。国内一些大型污泥厌氧消化工程已尝试部署此类系统,实现了对“酸化”风险的早期预警,为调整进料或投加碱度

提供了关键时间窗口,有效保障了消化系统的长期稳定运行。在深度脱水与干化环节, AI 技术则聚焦药耗与能耗的协同优化。通过建立混凝剂投加量与污泥性质(如 Zeta 电位、含固率)、脱水效果(泥饼含水率)及运行成本之间的复杂关系模

型,智能加药系统可实现药剂投加的精准动态控制,在满足脱水要求的前提下,显著降低药剂消耗。同时,基于机器学习的干化过程模型,可优化热源温度、进料速率等参数,在确保干化效果的同时最大限度地提升热能利用效率。

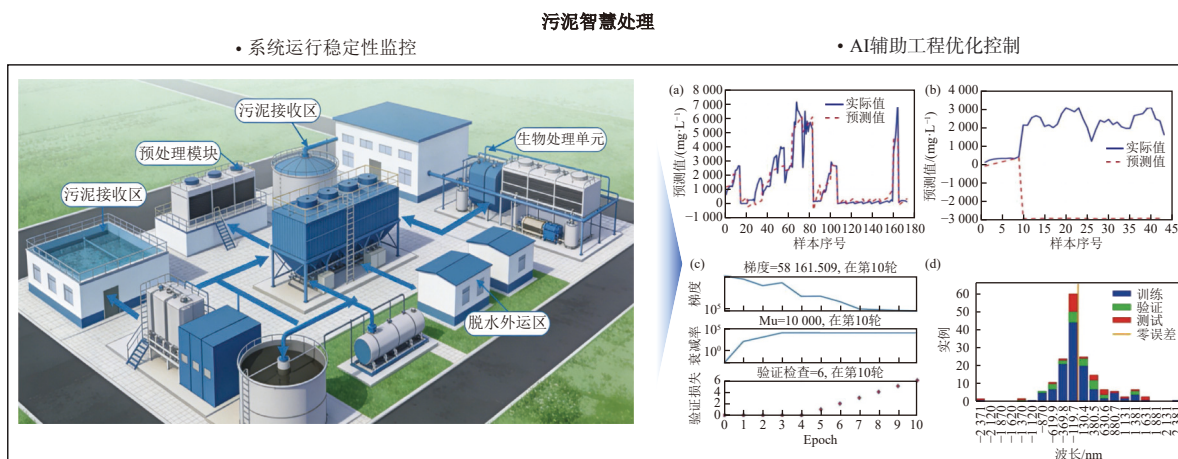


图 5 AI 与污泥处理

Fig. 5 AI and sludge treatment

尽管污泥处理过程的全面智慧化已展现出巨大潜力,但仍面临多重挑战^[61]。污泥性质受上游污水处理厂工艺、季节等因素影响而剧烈波动,导致数据分布不稳定,对模型的泛化与自适应能力提出极高要求。同时,处理过程中许多关键生化参数(如微生物活性、胞外聚合物含量)仍缺乏可靠、低成本的在线传感器,制约了高质量数据集的构建与模型输入的完整性。此外,将先进的 AI 算法与现有的、相对保守的工业可编程逻辑控制器(PLC)系统进行安全、可靠、高效的集成,并在实际工程中验证其长期运行的稳定性与经济性,仍需大量的跨学科工程实践^[62]。

未来,随着多模态传感技术、边缘计算与物联网平台的进一步发展, AI 在污泥处理中的应用将更加深入。通过构建融合机理知识与数据驱动的数字孪生系统,有望实现对污泥从“产生”到“归宿”全链条的虚拟映射、实时优化与前瞻性调控,最终推动污泥处理处置行业迈向资源回收最大化、环境影响最小化、运行成本最优化的智慧新阶段。

4 未来研究展望

展望未来, AI 技术在有机固废能源环境领域的深度融合将沿着一条逐步深化的路径持续演进。近期, AI 技术将主要围绕固废处理全链条中的关键节点,实现与现有工艺和管理系统的初步

融合,通过数据赋能提升单元过程的效率与稳定性。发展中期,随着物联网、数字孪生等技术的成熟, AI 将从单点应用向系统集成拓展,推动有机固废处理设施从单元优化走向全链条的智慧管控与协同调度。从长期来看,当量子计算、具身智能等颠覆性技术逐步突破,有望催生具有自主学习和演化能力的新一代智慧系统,实现有机固废资源化过程的高度智能化与全局最优调控,为碳中和目标下的循环经济体系提供底层智能支撑。接下来从 5 个关键方向分别阐述该未来图景。

4.1 大语言模型结合历史数据积累赋能智慧决策

以大语言模型为代表的人工智能技术,其自然语言处理的强大能力,正为有机固废能源环境领域的决策模式带来深刻变革。这一变革的核心驱动力并非模型本身,而在于将其与领域内长期积累的多模态历史数据进行深度融合^[63]。这种结合旨在将原本分散于报告、日志、数据库中的经验和知识,转化为一个能够持续学习、推理并支持复杂决策的动态知识系统,从而推动决策模式从依赖个人经验和有限分析,迈向系统化、数据化和前瞻化的新阶段。

实现智慧决策的关键在于让大语言模型真正理解并运用历史数据。通过学习和关联海量的技术文献、项目报告、运行记录、故障案例以及经济数据,模型可以构建一个不断演化的领域知识图

谱。当面临新的工程问题或管理决策时,该系统能够快速进行全景式信息检索和深度分析,不仅能总结历史规律,更能进行类比推理和因果推断。例如,在评估一项新技术路线的可行性时,系统可以自动对比历史上类似技术的应用效果、瓶颈与成本数据,模拟在不同地域、原料和市场条件下的潜在表现,为决策者提供多维度的量化参考和风险预警。

在具体应用层面,这种结合预计在多个层面产生价值。在战略规划层面,它可以成为辅助制定长期技术路线和区域设施布局的高级分析工具。在运营管理层面,通过实时数据与历史案例库的交互,系统能够提供从异常诊断到优化建议的闭环支持。在政策与市场层面,它可以模拟分析不同政策对行业发展的影响,提升决策的前瞻性。然而,该路径也面临诸多挑战,包括确保模型输出的可靠性与透明度,实现非文本类工程数据的深度理解,以及建立有效的人机协同决策流程。未来,随着相关技术的进步,大语言模型有望从静态的知识库演进为能够主动整合信息,并与现实系统持续交互的智能核心,从而显著提升整个有机固废能源环境系统应对复杂性和不确定性的能力。

4.2 AI+物联网与多模态传感技术结合赋能智慧监管

随着城市环境管理和固废处理任务的复杂化,AI与物联网(IoT)的深度融合(AIoT)正在逐步重塑智慧监管的技术体系。传统环境监管手段在时效性、精度和覆盖广度方面均存在局限,而AIoT系统通过将智能算法与多模态传感器网络相结合,打通了数据采集、智能识别、自动响应的全流程闭环,在垃圾处理、渗滤液管理、堆肥过程等多个场景中表现出卓越的监管能力^[42]。

在感知层面,AIoT系统集成了气体、温湿度、图像、压力、流量等多类型传感器,能够实现对环境状态的高频、多维监测。以有机固废堆肥场为例,DONG等^[64]研究指出,通过布设温度、湿度、pH传感器和NH₃、CO₂等气体传感器,配合边缘设备处理与云端AI模型分析,可实时判断堆体状态并预测成熟程度,为翻堆和曝气策略提供依据。相比传统单模态传感,融合视觉、气体与结构性数据的多模态传感网络不仅增强了环境感知的准确性,也提升了数据的冗余性和鲁棒性,从而适应复杂动态工况下的智能监管需求。

为应对海量数据与实时性需求,边缘计算架构在智慧监管系统中日益关键。有研究在多模态环境传感系统中,通过将声学、图像和气体检测整合于边缘设备,与云端协同调用,成功实现对垃圾场中噪声和甲烷泄漏的低延迟报警和本地化处理,验证了边缘AI在约束资源环境下的可行性与稳定性^[65]。

在监管执行层面,AIoT系统与现场工控平台(如PLC/SCADA)的深度融合正形成完整的“感知-决策-执行”闭环。例如,SCADA已从单纯数据监测向支持AI触发与响应模式转变,IoT传感发送参数异常后,PLC可自主启动通风设备或遮盖机制^[66]。ALIYU等^[67]指出,引入AI与云安全框架后,SCADA系统在能耗、故障预防和异常识别方面性能显著提升,为智慧填埋与堆肥场景提供了示范作用。

AI与物联网及多模态传感技术的融合正在为环境智慧监管带来根本性变革。该融合不仅实现了环境数据从被动采集向主动识别的跃升,还推动了监管逻辑从静态管理向动态协同的演进。尽管AIoT系统仍面临传感器稳定性、标准化接口、数据安全与模型透明性等方面的挑战,但其在环境治理、垃圾管理与污染防控等领域已展现出广阔应用前景,是实现智能化、精细化、自动化环境监管不可或缺的技术路径。

4.3 AI+量子计算赋能工程项目数字孪生

数字孪生技术在构建有机固废处理设施等复杂工程系统的虚拟镜像时,其核心价值在于实现高保真的模拟、预测与优化。然而,当系统涉及多物理场耦合、微生物群落动态演化、长周期物质转化等高度复杂的计算问题时,传统经典计算机的算力瓶颈日益凸显,限制了数字孪生模型在更大尺度、更高精度和实时性上的突破。人工智能与量子计算的前瞻性结合,为突破这一瓶颈提供了可能性,旨在赋能下一代具有超强解析与推演能力的工程数字孪生。

量子计算的核心潜力在于其基于量子比特叠加与纠缠特性的并行计算能力,有望在特定问题上实现指数级加速。将其引入数字孪生体系,与人工智能相结合,可能从三个层面带来根本性改变。首先是复杂模型的快速求解与训练。在数字孪生中,对反应动力学、流体力学或大规模能源网络进行精确模拟,常常需要求解传统计算机难以高效处理的复杂方程或优化问题^[68]。量子算法有

望大幅加速这些计算过程,从而使得在数字孪生中运行更高精度的机理模型或训练更复杂的 AI 代理模型具备可行性。其次是处理超高维度的优化与设计。在工艺设计或全局调度中,面对成千上万个相互关联的变量,寻找最优解是一个巨大挑战。量子优化算法可能在这些组合爆炸问题中,更快地寻找到全局最优或近似最优的解决方案,例如用于设计全新的反应器结构或优化全厂级的能源与物流网络。最后是提升系统对不确定性的量化能力与风险分析精度。量子计算在模拟概率性和随机性问题上具有天然优势,可以更高效地对数字孪生中各种输入参数的不确定性进行量化分析,从而提供更可靠的风险评估和鲁棒性决策支持。

目前 AI 与量子计算融合赋能数字孪生处于早期探索阶段,仍面临一系列重大挑战。当前可用的量子计算机规模有限、存在噪声,且开发适用于实际工程问题的量子算法本身是一项前沿科研挑战。如何将经典计算、人工智能模型与量子计算单元进行高效协同,形成混合计算架构,是技术落地的关键。此外,该领域需要既了解量子计算又熟悉环境工程与人工智能的复合型人才。

展望未来,该技术融合虽然尚未进入大规模工程应用阶段,但其代表了一种突破现有计算范式限制的根本性方向。随着量子硬件的进步、量子算法的成熟以及跨学科合作的深入,有望构建出能够真正实时模拟、解析并自主优化超复杂环境系统的下一代数字孪生,从而为有机固废乃至整个环境基础设施的规划设计、运行管理与颠覆性创新提供前所未有的强大工具。

4.4 AI+区块链技术赋能有机固废产排监管与碳核算

总体而言,我国有机固废处理设施的数据采集、处理与反馈机制已逐步实现自动化和信息化,但在产排监管与碳核算方面仍面临诸多挑战。这主要缘于有机固废处理流程复杂,信息来源广泛且分散,涉及回收、运输、处理及排放等多个环节,易引发数据不完整和不透明问题,导致监管数据可信度低^[69]。此外,基于排放因子法核算碳排放时,既依赖准确的排放因子,又依赖翔实的测量数据,对数据精度要求极高,故易产生较大误差。

区块链通过加密技术将数据以区块的形式链接起来,形成不可篡改的链式结构。例如,在医疗行业,QU 等^[70]发现区块链有助于记录和追溯疗程

信息和保护患者隐私;在金融领域,HUANG 等^[71]利用区块链保障数据安全性的同时,有效提高了交易的透明度和效率。基于此,AL SADAWI 等^[72]发现利用区块链技术能够保障有机固废信息在传输和存储过程中的安全性。同时,AI 在数据采集、验证与深度分析方面具备实时、高精度的优势。将 AI 输出结果上传至区块链,再以区块链上不可篡改的数据反哺 AI 持续学习与优化。DAWAR 等^[73]和 ALABDALI 等^[74]发现基于机器学习和深度学习的 AI 技术能对废物进行实时分类,优化收集和回收过程,而区块链技术在其中用于保障数据的完整性与不可篡改性。二者有机结合形成数据到模型的正循环,能够系统性地破解有机废物处理行业长期存在的信息不透明、难追溯与精度差的顽疾。同时,MUZUMDAR 等^[75]发现 AI 与区块链为碳核算提供了实时更新、安全可信的高质量数据。这种基于实际过程数据的核算机制相较于传统方法在透明度和准确性方面具有显著优势。

区块链与 AI 的协同融合,能够显著提升有机固废处理行业碳排放监管的数据可信度、透明度与核算精度,推动行业向精细化、智能化方向发展,助力行业监管效率提升与绿色低碳转型。然而,该技术路径在实际应用中仍面临诸多制约因素。一方面,AI 与区块链技术融合的基础设施尚不成熟,系统部署、运行与维护成本较高,同时其计算性能(如处理速度、吞吐能力、延迟响应)仍有待提升,亟须发展边缘计算、分布式计算及轻量化区块链等支撑技术^[76-77]。另一方面,目前缺乏统一的数据采集标准与区块链协议接口规范,导致跨平台、跨区域的数据传输与协同应用受限^[78],亟待建立标准化体系以实现行业间的有效整合。

4.5 AI 在固废处理中的潜在伦理风险

人工智能技术在驱动有机固废处理领域智能化变革的同时,也伴生出一系列复杂且不容忽视的潜在伦理风险。这些风险若得不到前瞻性的审视与妥善应对,不仅可能削弱技术应用的实际效益,还可能引发新的社会公平、安全信任及责任归属问题^[79]。系统性地识别和探讨这些风险,是推动该领域人工智能技术健康、负责任发展的必要前提。

首要的伦理风险集中在数据隐私、安全与算法公平性层面。智慧固废系统的运行依赖于对各类数据的广泛采集,包括垃圾产生者的投放习惯、

运输车辆的轨迹、处理设施的详细运行参数,乃至通过图像识别获取的废弃物中包含的敏感信息。这些数据若在收集、传输、存储与使用过程中发生泄露或滥用,将直接侵犯个人与企业的隐私权,甚至可能被用于不当的商业或社会行为。同时,若用于训练智能算法的数据本身存在偏差,例如某些区域或群体的数据代表性不足,可能导致算法在垃圾分类识别、服务资源配置等方面产生系统性偏见,从而加剧社会不公。

其次,责任归属的模糊与人类主体性的削弱构成了另一重核心风险。随着自动化与智能决策程度的加深,当出现因算法错误或自主决策导致的运行事故、经济损失或环境危害时,其责任在开发者、运营者、设备制造商与用户之间如何清晰界定,将成为严峻的挑战。过度依赖人工智能系统还可能使运营人员的关键技能退化,降低其对复杂异常状况的独立判断与干预能力,导致人类在关键决策中被边缘化,形成所谓的技术依赖与问责鸿沟。

更深层次的风险涉及技术垄断与数字鸿沟。先进的AI技术及数据基础设施所需的开发与部署成本高昂,可能主要被大型企业或发达地区所掌握。这可能导致技术资源和由此带来的效率提升、成本优势过度集中,从而挤压中小型处理企业的生存空间,并扩大不同地区在固废管理现代化水平上的差距,形成一种新的、基于技术能力的数字鸿沟,这与环境治理的普惠性目标背道而驰。

此外,人工智能的“黑箱”特性及其在长远环境影响预测上的不确定性也带来伦理问题。许多复杂的机器学习模型,特别是深度学习,其内部决策逻辑往往缺乏透明度和可解释性。当这类模型被用于指导具有长期生态影响的决策时,人们难以理解其建议背后的完整推理链条,也无法充分评估其可能带来的、未被预设的远期环境后果,这有悖于环境决策中公认的审慎原则和公众知情参与原则。

人工智能在有机固废处理领域的应用绝非单纯的技术命题。技术进步的步伐必须与相应的伦理思考、风险治理框架的建设以及社会包容性对话的开展同步推进。通过制定清晰的数据伦理规范、倡导算法的公平性与可解释性设计、明确人机协同的责任框架,并确保技术发展的包容性与普惠性,才能引导人工智能真正成为推动有机固废领域实现可持续和公平发展的负责任工具。

5 总 结

本文系统论述了人工智能技术驱动下有机固废能源环境研究在范式、方法与技术层面的深刻变革,深入剖析了人工智能与有机固废处理各环节技术路径的融合机制与特征,并结合典型案例展示了其在提升处理效率、优化过程控制与实现智慧管理等方面的实际效能,进一步展望了人工智能与物联网、区块链、量子计算等前沿技术交叉融合的未来方向及其伴随的潜在伦理挑战。总体而言,人工智能正通过数据与知识的双轮驱动,从研究方法革新、技术工艺创新和运营管理升级等多个维度,推动有机固废处理领域向精细化、智能化、系统化的方向演进,为解决该领域长期存在的复杂性与不确定性问题提供了创新性解决方案,并为行业实现绿色低碳与可持续发展提供了新生动能。

参考文献 (References):

- [1] 范洪勇, 张闻轩, 王华伟, 等. 有机固废好氧堆肥中物化除臭技术及机理研究进展 [J]. *环境工程*, 2023, 41(8): 270-276+285.
FAN Hongyong, ZHANG Wenxuan, WANG Huawei, et al. Research progress of physicochemical deodorization technologies and their mechanisms in aerobic composting of organic solid waste[J]. *Environmental Engineering*, 2023, 41(8): 270-276+285.
- [2] 刘梦瑶, 何忻, 赵智强. 含铁沼渣基生物炭的制备及其对城镇有机固废厌氧消化性能的影响 [J]. *能源环境保护*, 2025, 39(5): 181-190.
LIU Mengyao, HE Xin, ZHAO Zhiqiang. Preparation of iron-containing digestate-based biochar and its impacts on anaerobic digestion performance of urban organic solid wastes[J]. *Energy Environmental Protection*, 2025, 39(5): 181-190.
- [3] 杨建志, 陈海涛, 祝星, 等. 有机固废热解气化催化剂研究进展 [J]. *能源环境保护*, 2025, 39(3): 113-123.
YANG Jianzhi, CHEN Haitao, ZHU Xing, et al. Research progress on catalysts for pyrolysis and gasification of organic solid waste[J]. *Energy Environmental Protection*, 2025, 39(3): 113-123.
- [4] 魏汝飞, 龙红明, 丁冉, 等. 钢铁工业典型难处理固废资源化利用: 现状、挑战与突破路径 [J]. *中国冶金*, 2025, 35(7): 32-52+76.
WEI Rufe, LONG Hongming, DING Ran, et al. Resource utilization of typical difficult-to-treat solid waste in steel industry: Current status, challenges, and breakthrough pathways[J]. *China Metallurgy*, 2025, 35(7): 32-52+76.

- [5] 李金惠. 固体废物处理利用行业高质量发展面临挑战及重要举措 [J]. *中国环保产业*, 2024(12): 20–21.
LI Jinhui. Challenges and important measures for the high-quality development of the solid waste treatment and utilization industry[J]. *China Environmental Protection Industry*, 2024(12): 20–21.
- [6] WANG Yin, TANG Taotao, HE Qiang, et al. Metagenomics deciphers the evolution of microbial metabolic mechanisms at low temperatures: Focusing on cellular metabolism[J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2025, 75: 107945.
- [7] ZHANG Yongnan, SHEN Tianhao, LIANG Yunyi, et al. High-pressure and high-temperature pyrolysis of poplar wood catalyzed by copper slag- Al_2O_3 composites: Enhancing syngas composition via thermal-chemical activation[J]. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 2025, 191: 107175.
- [8] LI Fangyi, ZHANG Qi, XIE Wu, et al. Assessing the carbon reduction potential of municipal solid waste incineration at the county level in China[J]. *Resources, Environment and Sustainability*, 2026, 24: 100310.
- [9] 张子杭, 许丹, 胡艳军, 等. 机器学习在有机固废全链条处置中的应用进展 [J]. *能源环境保护*, 2023, 37(1): 184–193.
ZHANG Zihang, XU Dan, HU Yanjun, et al. Application progress of machine learning in the whole chain disposal of organic solid waste[J]. *Energy Environmental Protection*, 2023, 37(1): 184–193.
- [10] 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.
- [11] XU Pei, ZHENG Hao. A multi-AI approach to predicting municipal solid waste generation and recycling demand in Hong Kong[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2026, 225: 108590.
- [12] 张梦婷, 张军, 何承烽. 元启发式算法研究综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2026, 62(2): 40–53.
ZHANG Mengting, ZHANG Jun, HE Chengfeng. A survey on meta-heuristic algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2026, 62(2): 40–53.
- [13] 曹育箐, 陈希亮, 董浩洋, 等. 大模型辅助的强化学习奖励设计方法研究综述 [J/OL]. *计算机工程与应用*: 1–31 [2026-01-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20251229.1407.006>.
CAO Yuqing, CHEN Xiliang, DONG Haoyang, et al. A survey of reward design methods for reinforcement learning assisted by large models[J/OL]. *Computer Engineering and Applications*: 1–31 [2026-01-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20251229.1407.006>.
- [14] 黄孝喜, 查正超, 陆诗佳. 基于大语言模型的中文隐喻多维度评估 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2026, 60(2): 388–395.
HUANG Xiaoxi, ZHA Zhengchao, LU Shijia. Multi-dimensional evaluation of Chinese metaphor based on large language models[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2026, 60(2): 388–395.
- [15] 鄢永庚, 王跃虎, 赵健, 等. 基于 CiteSpace 软件知识图谱法的固废资源化制砖研究进展综述 [J]. *中国矿业*, 2026, 35(1): 275–284.
YAN Yonggeng, WANG Yuehu, ZHAO Jian, et al. Review on research progress of solid waste resource utilization for brick making based on CiteSpace knowledge graph method[J]. *China Mining Magazine*, 2026, 35(1): 275–284.
- [16] 孙远航, 蒋泉, 陈巨兵. 基于物理信息核函数神经网络的自适应配点法求解梁板弯曲正、逆问题 [J]. *力学季刊*, 2025, 46(2): 327–339.
SUN Yuanhang, JIANG Quan, CHEN Jubing. An adaptive collocation method based on physics-informed kernel function neural network in solving forward and inverse bending problems of beams and plates[J]. *Chinese Quarterly of Mechanics*, 2025, 46(2): 327–339.
- [17] 高焕芝, 刘庆杰, 魏晓龙, 等. 有色金属固废智能检测与闭环调控综述 [J]. *中国有色金属学报*, 2025, 35(12): 4258–4281.
GAO Huanzhi, LIU Qingjie, WEI Xiaolong, et al. Review on intelligent detection and closed-loop regulation of non-ferrous metal solid waste[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2025, 35(12): 4258–4281.
- [18] 王庆林, 郭宝峰, 黄飞庆, 等. 一种基于 CNN-GCN 联合网络的高光谱图像分类方法 [J/OL]. *光学学报*: 1–21 [2026-01-25]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1252.o4.20260121.2043.066>.
WANG Qinglin, GUO Baofeng, HUANG Feiqing, et al. A hyperspectral image classification method based on CNN-GCN joint network[J/OL]. *Acta Optica Sinica*: 1–21 [2026-01-25]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1252.o4.20260121.2043.066>.
- [19] 孙晓丽, 孟坤. 基于多模态注意力机制的太赫兹光谱识别研究 [J/OL]. *激光与光电子学进展*: 1–18 [2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20260121.1808.094.html>.
SUN Xiaoli, MENG Kun. Research on terahertz spectrum recognition based on multimodal attention mechanism[J/OL]. *Laser & Optoelectronics Progress*: 1–18 [2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20260121.1808.094.html>.
- [20] 刘晓宇, 李奇辰, 霍丽丽, 等. 基于机器学习算法的生物质热解产物产率预测研究 [J/OL]. *化工学报*: 1–26 [2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1946.TQ.20260107.1035.002.html>.
LIU Xiaoyu, LI Qichen, HUO Lili, et al. Prediction of biomass pyrolysis product yield based on machine learning

- algorithm[J/OL]. *CIESC Journal*: 1–26[2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1946.TQ.20260107.1035.002.html>.
- [21] 蔡瑞杰. 一般工业固废动态管控系统的发展与智能化监管展望[J]. *清洗世界*, 2025, 41(11): 120–122.
CAI Ruijie. The development of dynamic control system for general industrial solid waste and the prospect of intelligent supervision[J]. *Cleaning World*, 2025, 41(11): 120–122.
- [22] 孙瑞林, 王哲, 翟承晖. 人工神经网络在厌氧消化产气建模与优化中的应用研究进展[J]. *水处理技术*, 2025, 51(12): 10–17.
SUN Ruilin, WANG Zhe, ZHAI Chenghui. Application of artificial neural networks in anaerobic digestion: Progress and prospects for biogas production modeling and optimization[J]. *Technology of Water Treatment*, 2025, 51(12): 10–17.
- [23] 王晶, 朱伟民, 张兴泽, 等. 木质纤维素生物质厌氧消化产甲烷强化策略研究进展[J/OL]. *生物技术通报*: 1–11[2026-01-24]. <https://doi.org/10.13560/j.cnki.biotech.bull.1985.2025-0963>.
WANG Jing, ZHU Weimin, ZHANG Xingze, et al. Research progress on strategies for enhancing methane production from anaerobic digestion of lignocellulosic biomass[J/OL]. *Biotechnology Bulletin*: 1–11[2026-01-24]. <https://doi.org/10.13560/j.cnki.biotech.bull.1985.2025-0963>.
- [24] 高世达, 薄翠梅, 李俊, 等. 工业有机污染物治理过程的多目标优化控制[J]. *控制理论与应用*, 2022, 39(1): 187–199.
GAO Shida, BO Cuimei, LI Jun, et al. Multi-objective optimization control of industrial organic pollutants treatment process[J]. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(1): 187–199.
- [25] DE CLERCQ D, WEN Zongguo, FEI Fan, et al. Interpretable machine learning for predicting biomethane production in industrial-scale anaerobic co-digestion[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 712: 134574.
- [26] AN Jinhang, YUN Sining, WANG Wei, et al. Enhanced methane production in anaerobic co-digestion systems with modified black phosphorus[J]. *Bioresour. Technol.*, 2023, 368: 128311.
- [27] LI Yalin, XUE Zhuangzhuang, LI Suyan, et al. Prediction of composting maturity and identification of critical parameters for green waste compost using machine learning[J]. *Bioresour. Technol.*, 2023, 385: 129444.
- [28] ROSIK J, KARCEWSKIM, STEGENTA DĄBROWSKA S. Optimizing the early-stage of composting process emissions-artificial intelligence primary tests[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 27299.
- [29] LENG Lijian, YANG Lihong, LEI Xinni, et al. Machine learning predicting and engineering the yield, N content, and specific surface area of biochar derived from pyrolysis of biomass[J]. *Biochar*, 2022, 4(1): 63.
- [30] MADONDO M, AZMAT M, DIPIETRO K, et al. A SWAT-based reinforcement learning framework for crop management[EB/OL]. (2023) [2025-12-26]. arXiv: 2302.04988. <https://arxiv.org/abs/2302.04988>.
- [31] XU Qingsheng, DU Long, DENG Rui. Using machine learning to predict biochar yield and carbon content: Enhancing efficiency and sustainability in biomass conversion[J]. *BioResources*, 2024, 19(3): 6545–6558.
- [32] PIGA D, FORGIONE M, FORMENTIN S, et al. Performance-oriented model learning for data-driven MPC design[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2019, 3(3): 577–582.
- [33] MAUKY E, WEINRICH S, NÄGELE H J, et al. Model predictive control for demand-driven biogas production in full scale[J]. *Chemical Engineering & Technology*, 2016, 39(4): 652–664.
- [34] 肖立中, 胡凡. 基于 LGD-YOLO 高精度轻量化目标检测网络的垃圾检测研究[J]. *环境工程*, 2024, 42(06): 169–177.
XIAO Lizhong, HU Fan. Research on garbage detection based on LGD-YOLO high-precision lightweight target detection network[J]. *Environmental Engineering*, 2024, 42(06): 169–177.
- [35] 张睿萍, 宁芊, 雷印杰, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的生活垃圾检测[J]. *计算机工程与科学*, 2022, 44(11): 2003–2009.
ZHANG Ruiping, NING Qian, LEI Yinjie, et al. Garbage detection based on mask R-CNN[J]. *Computer Engineering and Science*, 2022, 44(11): 2003–2009.
- [36] 郑志敏, 杨金忠, 迭庆杞, 等. 指纹图谱技术研究现状及其在固废领域的应用[J]. *中国环境科学*, 2025, 45(8): 4410–4422.
ZHENG Zhimin, YANG Jinzhong, DIE Qingqi, et al. Research status of fingerprinting and its application in the field of solid waste[J]. *China Environmental Science*, 2025, 45(8): 4410–4422.
- [37] 李艺, 张亚峰, 张锟, 等. 基于机器学习与通径分析的山东省多流域氮磷季节变化机制解析[J/OL]. *农业资源与环境学报*: 1–15[2026-01-24]. <https://doi.org/10.13254/j.jare.2025.0937>.
LI Yi, ZHANG Yafeng, ZHANG Kun, et al. Analysis of seasonal variation mechanisms of nitrogen and phosphorus in multiple watersheds of Shandong Province based on machine learning and path analysis[J/OL]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*: 1–15[2026-01-24]. <https://doi.org/10.13254/j.jare.2025.0937>.
- [38] PRASANNA KUMAR D J, MISHRA R K, CHINNAM S, et al. A comprehensive study on anaerobic digestion of organic solid waste: A review on configurations, operating parameters, techno-economic analysis and current trends[J]. *Biotechnology Notes*, 2024, 5: 33–49.
- [39] SHARMA P, BANO A, SINGH S P, et al. Sustainable organic waste management and future directions for environ-

- mental protection and techno-economic perspectives[J]. *Current Pollution Reports*, 2024, 10(3): 459–477.
- [40] KAZEMI P, BENGGOA C, STEYER J P, et al. Data-driven techniques for fault detection in anaerobic digestion process[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2021, 146: 905–915.
- [41] LAKHOUIT A. Revolutionizing urban solid waste management with AI and IoT: A review of smart solutions for waste collection, sorting, and recycling[J]. *Results in Engineering*, 2025, 25: 104018.
- [42] FANG Bingbing, YU Jiacheng, CHEN Zhonghao, et al. Artificial intelligence for waste management in smart cities: A review[J]. *Environmental Chemistry Letters*, 2023, 21(4): 1959–1989.
- [43] JIA Ru, SONG Y C, PIAO Dongmei, et al. Exploration of deep learning models for real-time monitoring of state and performance of anaerobic digestion with online sensors[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 363: 127908.
- [44] KATE. The role of monitoring and AI in biogas plant safety [EB/OL]. (2024-07-11) [2025-06-16]. <https://biogascommunity.com/2024/07/11/the-role-of-monitoring-and-ai-in-biogas-plant-safety/>.
- [45] BU Quan, CAI Jin, LIU Yuanyuan, et al. The effect of fuzzy PID temperature control on thermal behavior analysis and kinetics study of biomass microwave pyrolysis[J]. *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, 2021, 158: 105176.
- [46] GAO Ji, WAHLEN A, JU C, et al. Reinforcement learning-based control for waste biorefining processes under uncertainty[J]. *Communications Engineering*, 2024, 3: 38.
- [47] MENG Yuan, BING Zhenshan, YAO Xiangtong, et al. Preserving and combining knowledge in robotic lifelong reinforcement learning[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2025, 7(2): 256–269.
- [48] WU Yuting, YUAN Mei, DONG Shaopeng, et al. Remaining useful life estimation of engineered systems using vanilla LSTM neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2018, 275: 167–179.
- [49] SCAIFE A D. Improve predictive maintenance through the application of artificial intelligence: A systematic review[J]. *Results in Engineering*, 2024, 21: 101645.
- [50] GUPTA R, OUDERJI Z H, UZMA, et al. Machine learning for sustainable organic waste treatment: A critical review[J]. *npj Materials Sustainability*, 2024, 2: 5.
- [51] 商煜, 喻武, 李豫军, 等. 基于时间序列神经网络模型预测垃圾焚烧炉运行参数的研究 [J]. *环境卫生工程*, 2025, 33(5): 11–17.
- SHANG Yu, YU Wu, LI Yujun, et al. Research on prediction of waste incinerators operational parameter based on time series neural network model[J]. *Environmental Sanitation Engineering*, 2025, 33(5): 11–17.
- [52] 董益斌. 基于多源数据与智能预测的大型固废焚烧炉燃烧控制优化 [D]. 杭州: 浙江大学, 2024: 1–100.
- DONG Yibin. Optimization of combustion control for large-scale municipal solid waste incinerators based on multi-source data and intelligent prediction[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2024: 1–100.
- [53] ZOU Jinlin, LYU Fan, CHEN Long, et al. Machine learning for enhancing prediction of biogas production and building a VFA/ALK soft sensor in full-scale dry anaerobic digestion of kitchen food waste[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 371: 123190.
- [54] RUTLAND H, YOU J, LIU Haixia, et al. A systematic review of machine-learning solutions in anaerobic digestion[J]. *Bioengineering*, 2023, 10(12): 1410.
- [55] GUO Haonan, WU Shubiao, TIAN Yingjie, et al. Application of machine learning methods for the prediction of organic solid waste treatment and recycling processes: A review[J]. *Bioresource Technology*, 2021, 319: 124114.
- [56] HWANG H Y, KIM S H, SHIM J, et al. Composting process and gas emissions during food waste composting under the effect of different additives[J]. *Sustainability*, 2020, 12(18): 7811.
- [57] DING Shang, HUANG Wuji, XU Weijian, et al. Improving kitchen waste composting maturity by optimizing the processing parameters based on machine learning model[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 360: 127606.
- [58] 梁蕊, 陈冠益, 颜蓓蓓, 等. 城市生活垃圾智能分类技术研究与应用进展 [J]. *中国环境科学*, 2022, 42(1): 227–238.
- LIANG Rui, CHEN Guanyi, YAN Beibei, et al. Advances in research and application of intelligent municipal solid waste classification technologies[J]. *China Environmental Science*, 2022, 42(1): 227–238.
- [59] 牟俐蓉, 张雯婕, 王大地, 等. 基于图像识别技术的城市垃圾智能分类装置设计 [J]. *造纸装备及材料*, 2023, 52(4): 73–75.
- MOU Lirong, ZHANG Wenjie, WANG Dadi, et al. Design of municipal solid waste intelligent sorting device[J]. *Papermaking Equipment and Materials*, 2023, 52(4): 73–75.
- [60] 赵可, 李天乐, 刘常杰, 等. 基于机器学习预测化学-生物混合污泥厌氧发酵过程中的产酸性能 [J/OL]. *环境工程*: 1–11 [2025-12-05]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2097.X.20251204.1536.002>.
- ZHAO Ke, LI Tianle, LIU Changjie, et al. Machine learning-based prediction of acidogenic performance in anaerobic fermentation of chemical-biological sewage sludge[J/OL]. *Environmental Engineering*: 1–11 [2025-12-05]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2097.X.20251204.1536.002>.
- [61] 吴济舟, 李雪娇, 梁慧超. 国内常用污泥协同处置技术现状及创新趋势分析 [J]. *中国水泥*, 2025(S1): 27–30.
- WU Jizhou, LI Xuejiao, LIANG Huichao. Advances and innovative trends of sewage sludge co-disposal technologies

- in China[J]. *China Cement*, 2025(S1): 27–30.
- [62] 代雨桐, 陈浩玺, 张珈晨, 等. 含油污泥热解处理技术 PLC 控制系统设计 [J]. *工业仪表与自动化装置*, 2023(6): 40–43+88.
DAI Yutong, CHEN Haoxi, ZHANG Jiachen, et al. Design of PLC control system for oily sludge pyrolysis treatment technology[J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2023(6): 40–43+88.
- [63] 周鑫, 曹雷, 陈希亮, 等. 大语言模型赋能强化学习智能体研究综述 [J/OL]. *计算机科学*: 1–28[2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.tp.20251222.0819.002>.
ZHOU Xin, CAO Lei, CHEN Xiliang, et al. A survey on large language model empowered reinforcement learning agents[J/OL]. *Computer Science*: 1–28[2026-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.tp.20251222.0819.002>.
- [64] DONG Yinhuan, HE Guoxiong, ARSLAN T, et al. Crowdsourced indoor positioning with scalable WiFi augmentation[J]. *Sensors*, 2023, 23(8): 4095.
- [65] FAY C D, HEALY J P, DIAMOND D. Advanced IoT pressure monitoring system for real-time landfill gas management[J]. *Sensors*, 2023, 23(17): 7574.
- [66] ADDAS A, KHAN M N, NASEER F. Waste management 2.0 leveraging Internet of Things for an efficient and eco-friendly smart city solution[J]. *PLoS One*, 2024, 19(7): e0307608.
- [67] ENEMOSAH A, IFEANYI O G. SCADA in the Era of IoT: Automation, Cloud-driven security, and machine learning applications[J]. *International Journal of Science and Research Archive*, 2024, 13(1): 3417–3435.
- [68] 王金龙, 宣泳辉, 冀秀坤, 等. 基于单向降阶高保真代理模型的 CFRP 机翼力学状态数字孪生研究 [J/OL]. *机械工程学报*: 1–13[2026-01-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2187.TH.20251215.1657.010>.
WANG Jinlong, XUAN Yonghui, JI Xiukun, et al. Digital twin research on mechanical state of CFRP wing based on unidirectional reduced-order high-fidelity surrogate model [J/OL]. *Journal of Mechanical Engineering*: 1–13[2026-01-24]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2187.TH.20251215.1657.010>.
- [69] ZHANG Zhechen, CHEN Zhonghao, ZHANG Jiawen, et al. Municipal solid waste management challenges in developing regions: A comprehensive review and future perspectives for Asia and Africa[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 930: 172794.
- [70] QU Jia. Blockchain in medical informatics[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2022, 25: 100258.
- [71] HUANG Huawei, KONG Wei, ZHOU Sicong, et al. A survey of state-of-the-art on blockchains: Theories, models, and tools[J]. *ACM Computing Surveys*, 2022, 54(2): 1–42.
- [72] AL SADAWI A, MADANI B, SABOOR S, et al. A comprehensive hierarchical blockchain system for carbon emission trading utilizing blockchain of things and smart contract[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 173: 121124.
- [73] DAWAR I, SRIVASTAVA A, SINGAL M, et al. A systematic literature review on municipal solid waste management using machine learning and deep learning[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2025, 58(6): 183.
- [74] ALABDALI A M. Blockchain based solid waste classification with AI powered tracking and IoT integration[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 15197.
- [75] MUZUMDAR A, MODI C, VYJAYANTHI C. A permissioned blockchain enabled trustworthy and incentivized emission trading system[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 349: 131274.
- [76] XUE He, CHEN Dajiang, ZHANG Ning, et al. Integration of blockchain and edge computing in Internet of Things: A survey[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2023, 144: 307–326.
- [77] ASAITHAMBI S, NALLUSAMY S, YANG Jing, et al. A secure and trustworthy blockchain-assisted edge computing architecture for industrial Internet of Things[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 15410.
- [78] LI Wenqing, LIU Zhenguang, CHEN Jianhai, et al. Towards blockchain interoperability: A comprehensive survey on cross-chain solutions[J]. *Blockchain: Research and Applications*, 2025, 6(3): 100286.
- [79] 郝娜, 桂泽堃. 生成式人工智能赋能高水平研究型大学建设: 图景呈现、风险生成与路向探索 [J]. *高校教育管理*, 2026, 20(1): 79–89.
HAO Na, GUI Zekun. The picture presentation, risk generation and direction exploration of generative artificial intelligence empowering the construction of high-level research universities[J]. *Journal of Higher Education Management*, 2026, 20(1): 79–89.