



移动扫码阅读

蔡小雨, 谷稼良, 冯堃, 等. 机器学习在畜禽粪污资源化处理中的研究进展 [J]. 能源环境保护, 2026, 40(2): 19-35.

CAI Xiaoyu, GU Jialiang, FENG Kun, et al. Advances in Machine Learning for the Resource Utilization of Livestock and Poultry Manure [J]. Energy Environmental Protection, 2026, 40(2): 19-35.

# 机器学习在畜禽粪污资源化处理中的研究进展

蔡小雨<sup>1,2</sup>, 谷稼良<sup>1,2</sup>, 冯堃<sup>1,2</sup>, 南军<sup>1,2</sup>, 邢德峰<sup>1,2,\*</sup>

(1. 污泥安全处置与资源化技术国家工程研究中心, 黑龙江哈尔滨 150090;

2. 哈尔滨工业大学环境学院, 黑龙江哈尔滨 150090)

**摘要:** 畜禽粪污资源化利用是解决农业面源污染、实现国家碳中和目标的关键环节之一。当前主流的好氧堆肥与厌氧消化工艺受制于多相介质耦合、非线性动力学及微生物群落演替的“黑箱”特性, 长期面临有机质转化率低、过程易失稳及生物安全风险难以有效控制等瓶颈。传统机理模型因参数校准困难和结构刚性, 难以适应原料的高度异质性。针对这些难题, 本文系统综述了机器学习技术在该领域的应用进展与核心机制。解析了随机森林、极端梯度提升(XGBoost)等树模型, 人工神经网络及卷积神经网络等深度学习算法, 以及遗传算法等智能优化策略在工艺参数预测、微观机制解析及系统调控中的应用逻辑。结果表明, 机器学习凭借其非线性映射与特征自适应学习能力, 有效突破了传统机理模型参数校准的瓶颈, 实现了从经验依赖向智能化决策的范式转变。针对未来发展趋势和挑战, 提出了构建融合物理、化学、生物机制的“灰箱”模型, 并开发涵盖多组学参数的多模态预测系统, 以实现畜禽粪污资源化过程中效率与安全的协同提升。

**关键词:** 机器学习; 深度学习; 畜禽粪污; 好氧堆肥; 厌氧消化

中图分类号: X705

文献标识码: A

文章编号: 2097-4183(2026)02-0019-17

## Advances in Machine Learning for the Resource Utilization of Livestock and Poultry Manure

CAI Xiaoyu<sup>1,2</sup>, GU Jialiang<sup>1,2</sup>, FENG Kun<sup>1,2</sup>, NAN Jun<sup>1,2</sup>, XING Defeng<sup>1,2,\*</sup>

(1. National Engineering Research Center for Safe Disposal and Resources Recovery of Sludge, Harbin 150090, China; 2. School of Environment, Harbin Institute of Technology, Harbin 150090, China)

**Abstract:** The resource utilization of livestock and poultry manure represents a critical strategy for mitigating agricultural non-point source pollution and achieving carbon neutrality. However, mainstream technologies, specifically aerobic composting and anaerobic digestion, are significantly constrained by the "black box" nature of multiphase medium coupling, non-linear kinetics, and microbial community succession. Traditional mechanistic models, most notably the Anaerobic Digestion Model No. 1 (ADM1), struggle to accommodate the high heterogeneity of feedstocks due to challenges in parameter calibration and structural rigidity. Consequently, these processes face persistent engineering bottlenecks, including low organic matter conversion efficiency, process instability, and uncontrollable biosecurity risks. To address these challenges, this study systematically reviews recent advances in the application of machine learning technologies to livestock manure resource utilization.

收稿日期: 2026-01-29

修回日期: 2026-02-12

接受日期: 2026-03-02

DOI: 10.20078/j.eep.20260302

基金项目: 污泥安全处置与资源化技术国家工程研究中心科研基金项目(哈尔滨工业大学, Z2024A020)

第一作者: 蔡小雨(1992—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 助理研究员, 主要研究方向为固体废物资源化与无害化。E-mail: caixiaoyu1992@hit.edu.cn

\*通讯作者: 邢德峰(1977—), 男, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 主要研究方向为碳中和过程模拟与大数据分析。E-mail: dxing@hit.edu.cn

We classify and analyze the application logic of three primary algorithmic categories: (1) tree-based models such as Random Forests and eXtreme Gradient Boosting (XGBoost); (2) deep learning architectures including Artificial Neural Networks (ANNs) and Convolutional Neural Networks (CNNs); and (3) intelligent optimization techniques, exemplified by Genetic Algorithms (GAs). Their applications are evaluated in the modeling of multi-dimensional process parameters, interpretation of microbial community mechanisms, and contactless intelligent sensing. Furthermore, we examine the integration of these algorithms with traditional biological theories to circumvent the limitations of single-model approaches. Results demonstrate that machine learning algorithms outperform traditional mechanistic models in handling highly noisy and non-linear datasets. In process prediction, tree-based models such as Categorical Boosting (CatBoost) and XGBoost, when optimized by GAs, achieve high predictive accuracy for key physicochemical indicators, including the carbon-to-nitrogen ratio and seed germination index. For mechanistic interpretation, the Random Forest algorithm shows a strong capacity for feature selection, identifying core functional genera such as *Stenotrophomonas* and *Bacillus* involved in lignocellulose degradation, and revealing that mobile genetic elements are the principal biological drivers of horizontal gene transfer of antibiotic resistance genes. In dynamic simulation, ANNs and Nonlinear AutoRegressive models with eXogenous inputs (NARX) effectively capture the temporal fluctuations of biogas production at an industrial scale, significantly reducing prediction errors and surpassing the performance of Response Surface Methodology. In intelligent sensing, the incorporation of attention mechanisms such as Squeeze-and-Excitation Networks (SENet) and Efficient Channel Attention (ECA) into CNN architectures markedly enhances the accuracy of compost maturity identification under complex field conditions. Ultimately, machine learning enables a paradigm shift from empirical management to intelligent decision-making in livestock manure treatment by overcoming "black box" limitations through data-driven, non-linear mapping and autonomous feature learning. However, challenges remain concerning model interpretability and physical consistency. Future research should aim to develop "grey box" models that deeply integrate physicochemical mechanisms with data-driven algorithms, ensuring compliance with mass and energy conservation laws in data-scarce environments. Additionally, constructing multimodal predictive systems that incorporate multi-omics data is critical for simultaneously enhancing resource conversion efficiency and enabling precise control over biological safety risks.

**Keywords:** Machine learning; Deep learning; Livestock and poultry manure; Aerobic composting; Anaerobic digestion

## 0 引 言

随着我国畜禽养殖行业的规模化与集约化发展, 畜禽粪污的产量急剧增加<sup>[1]</sup>。据统计, 我国每年畜禽粪污产量达 38 亿吨, 若处置不当, 不仅会造成水体与土壤的严重污染, 还会排放温室气体, 加剧气候变化<sup>[2]</sup>。《“十四五”全国农业绿色发展规划》《关于加快构建废弃物循环利用体系的意见》等多项国家政策文件明确提出, 2025 年全国畜禽粪污综合利用率要达到 80% 以上, 畜禽粪污的资源化已经成为重要的国家战略。目前, 好氧堆肥和厌氧消化是实现畜禽粪污资源化利用的主

流工艺技术。然而, 在实际工程应用中, 好氧堆肥系统中的恶臭控制难、腐熟周期长, 以及厌氧消化系统在高负荷系统中酸败失稳等问题, 依然制约畜禽粪污的资源化处理效率<sup>[3-4]</sup>。

畜禽粪污的资源化处理本质上是一个涉及气-液-固三相的多变量耦合、非线性的复杂生化反应过程<sup>[5-6]</sup>。无论是好氧堆肥中的升温腐熟, 还是厌氧消化中的产甲烷过程, 均受原料组分波动、环境因子(温度、pH、C/N 比)及微生物群落演替的动态影响<sup>[7-8]</sup>。常规工程控制手段往往依赖人工经验或滞后的理化指标监测, 难以实现精准调控反应进程<sup>[9]</sup>。尽管基于 Monod 方程或 ADM1

(Anaerobic Digestion Model No.1)的传统机理模型发挥了一定的作用,但其结构固定、参数繁多且校准困难,难以适应实际工程中复杂的原料波动与未知的环境干扰,导致其在过程预测与实时优化方面存在显著的局限性<sup>[10-13]</sup>。

近年来,随着人工智能技术的快速发展,机器学习(Machine Learning, ML)作为一种数据驱动的模式,为解决上述“黑箱”系统的控制难题提供了新手段<sup>[14]</sup>。与传统机理模型不同,机器学习无需预设复杂的物理化学方程,而是通过挖掘输入数据(原料特性、工艺参数)与输出数据(产物产量、污染物浓度)之间的高维非线性映射关系,实现对复杂系统的精准模拟与预测<sup>[15-16]</sup>。特别是在处理高噪声、非结构化及多源异构数据方面,ML展现出传统方法无法比拟的优势<sup>[17]</sup>。

本综述聚焦好氧堆肥与厌氧消化两大畜禽粪污资源化核心工艺,系统梳理了机器学习在畜禽粪污资源化处理中的应用进展。重点阐述了

ML算法在处理效能预测、关键调控因素解析、系统优化调控以及微量污染物(如抗生素抗性基因(ARGs))在环境风险评估中的应用现状。同时,重点探讨了当前机器学习在模型构建与模型解释方面的挑战,展望了多模态与大语言模型(LLMs)在构建下一代智能畜禽粪污处理系统中的潜力,旨在为实现畜禽粪污处理的数字化与智能化转型提供理论参考与技术支持。

## 1 畜禽粪污资源化系统的特性与工程挑战

畜禽粪污组分复杂、有机质含量高且营养元素丰富,其资源化利用主要是通过微生物的生理代谢将有机物转化为稳定的腐殖质(好氧堆肥)或清洁能源(厌氧消化)的过程。然而,由于该过程涉及气-液-固三相介质的交互作用,且受限于微生物组演替的非线性动力学特征,实际工程运行中常面临转化效率受限、系统稳定性差及二次污染等严峻挑战(图1)。

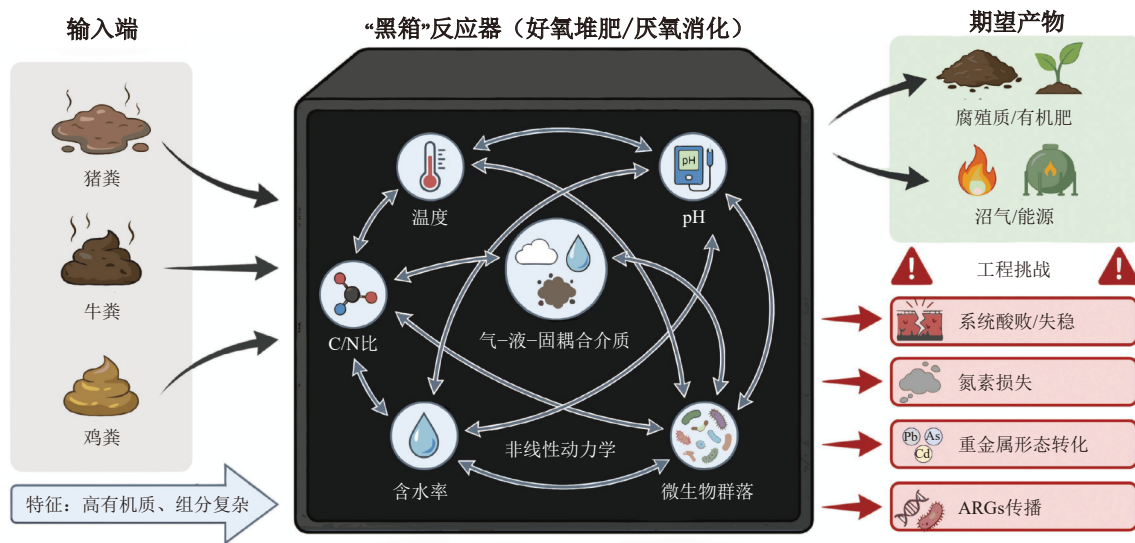


图1 畜禽粪污资源化系统的多相耦合与工程挑战

Fig. 1 Multiphase coupling and engineering challenges in the resource utilization of livestock and poultry manure

### 1.1 好氧堆肥的氮素损失与腐熟度判定

好氧堆肥是利用好氧微生物在人工控制的条件下,通过生物氧化作用降解有机物。虽然该工艺技术成熟、操作相对简单,但其核心痛点在于氮素的大量损失与腐熟周期的不确定性<sup>[18]</sup>。研究表明,在高温发酵阶段,氮素损失高达45%~75%,其中约79%~94%的氮元素会以氨气( $\text{NH}_3$ )的形式挥发。这不仅降低了堆肥产品的肥效,更是造成大气雾霾( $\text{PM}_{2.5}$ 前体物)和恶臭污染的主要源

头<sup>[19-20]</sup>。此外,工业化堆肥通常依赖温度、含水率等物理指标来间接判断腐熟度,缺乏对种子发芽指数(GI)等生物毒性指标的实时监测手段,导致“假熟”产品流入农田,引发烧苗或土传病害<sup>[21-22]</sup>。

### 1.2 厌氧消化的过程失稳与抑制效应

厌氧消化通过水解、产酸、产乙酸和产甲烷4个连续的生化阶段实现能量回收。然而,该过程对环境因子极度敏感,产甲烷菌作为代谢链的终端执行者,其生长速率远低于水解菌和产酸菌,同

时对 pH 和有毒物质耐受性差<sup>[23]</sup>。在处理高浓度畜禽粪污(特别是高氨氮底物,如鸡粪)时,极易发生游离氨抑制或挥发性脂肪酸累积,导致系统 pH 骤降,产生酸败现象,进而造成厌氧系统运行崩溃<sup>[24]</sup>。由于厌氧罐体通常为密闭的“黑箱”结构,一旦发生酸化,发酵罐通常需要换料并重新启动,给工程运行带来巨大的经济损失<sup>[25]</sup>。

### 1.3 生化反应过程的多变量耦合机制

畜禽粪污资源化系统中错综复杂的多变量耦合机制不清晰导致精准调控难。各工艺参数之间并非独立的线性关系,而是通过物理传质与生化反应的交互作用,形成非单调的制约网络。在好氧堆肥系统中,含水率、通气量(供氧)与堆体温度之间存在典型的强耦合特征。水分不仅是微生物代谢的载体,也是热量传递的介质。含水率过高会堵塞堆体空隙,阻碍氧气扩散,导致局部形成厌氧区域并产生恶臭;而含水率过低会抑制微生物活性,导致升温停滞<sup>[26-27]</sup>。同时,强制通风虽然能补充氧气,但过量的通风会带走大量热量和水分,反而导致堆体降温和干燥化,这种“气-水-热”的动态平衡具有高度的非线性,难以通过简单的比例-积分-微分控制(PID)实现最优解。

不同微生物功能种群在时空上的生态演替及微生物组装配,是维持高效资源化过程稳定的关键。以厌氧消化为例,启动期以水解酸化菌群为主导,稳定期以产甲烷菌群(如 *Methanosarcina* 或 *Methanothrix*)为主导,同时因底物浓度的变化而发生动态更迭<sup>[28]</sup>。这种群落结构的演替导致系统的宏观动力学参数(如最大比生长速率  $\mu_{\max}$ 、半饱和常数  $K_S$ )随时间不断漂移。传统的恒定参数模型难以捕捉这种生物相的时变特征,导致其在预测长周期运行时往往产生较大偏差。

### 1.4 污染物迁移转化与生物安全风险

除了常规的有机物降解,畜禽粪污中残留的抗生素、重金属及 ARGs 等微量污染物的归趋,是当前生态环境安全领域关注的焦点,也是过程控制中不可忽视的环节。在生化处理过程中,虽然部分胞内 DNA 可随宿主细胞的裂解而降解,但复杂的环境胁迫(如重金属共选择压力)往往会诱导 ARGs 通过质粒、转座子等移动遗传元件在不同菌属间发生水平转移(Horizontal Gene Transfer, HGT)<sup>[29]</sup>。由于 HGT 机制涉及极其复杂的分子生物学过程,且受温度、固含率、微生物多样性等多种因子的非线性影响,传统机理模型几乎无法对

其传播风险进行有效量化和预测。

畜禽粪污中残留的重金属在处理过程中不会消失,而是发生形态的转化。在好氧堆肥的腐殖化过程中,重金属通过与腐殖酸形成络合物而由生物有效态转化为稳定态(钝化);而在厌氧环境下,部分重金属可能与硫化物沉淀,或在酸性条件下重新释放<sup>[30-31]</sup>。这种形态转化过程与有机质的降解路径高度耦合,具有极强的不确定性,给有机质最终还田利用带来了潜在的生态风险。

## 2 传统机理模型在粪污处理中的应用

为解析畜禽粪污资源化这一复杂的生化过程,研究者建立并研究了基于质量与能量守恒及微生物增长动力学原理的多种数学模型。这些传统机理模型在理解工艺机理、指导反应器设计及优化运行参数方面发挥了重要作用,但也随着处理系统的日益复杂显露出其固有的局限性。

### 2.1 厌氧消化动力学模型

厌氧消化(AD)是一个多种微生物协同参与的复杂代谢网络。厌氧消化动力学模型的发展经历了从单一描述限速步骤到全过程网络模拟的演变。早期的厌氧消化模型主要基于 Monod 方程及其衍生形式。Monod 方程通过引入  $K_S$  和  $\mu_{\max}$ ,描述了微生物生长速率与限制性底物浓度之间的非线性双曲线关系<sup>[32]</sup>。针对高浓度有机废水或粪污处理中常见的底物抑制现象,研究者提出了 Haldane 模型,引入抑制常数( $K_i$ )来修正高浓度底物对微生物活性的抑制作用<sup>[33]</sup>。此外,Contois 模型考虑了微生物浓度对降解速率的影响,更适用于描述畜禽粪污等高固体浓度底物的水解过程<sup>[34]</sup>。这些经典方程结构简单、参数少,常用于描述厌氧消化的某一特定阶段(如产甲烷阶段),是构建复杂模型的基础组件。

为了统一模型结构便于学术交流与工程应用,国际水协会(IWA)厌氧消化建模工作组于 2002 年推出了 1 号厌氧消化模型(ADM1)。ADM1 是一个结构化的动态模型,该模型将厌氧消化过程细分为生化反应和物理化学过程两大类。生化过程包含 6 个酶促反应步骤(解体、水解、发酵产酸、产乙酸、产氢产甲烷及产乙酸产甲烷),涉及糖类、蛋白质、脂类等复杂有机物的梯级降解。物理化学过程涵盖了气液传质(如  $\text{CO}_2$ 、 $\text{CH}_4$  的释放)和离子解离平衡(如  $\text{NH}_4^+/\text{NH}_3$ 、 $\text{HCO}_3^-/\text{CO}_2$  体系),能够动态模拟系统的 pH 变化<sup>[35]</sup>。ADM1 极

大地提升了对厌氧消化内部中间产物(如挥发性脂肪酸 VFAs)行为的解释能力。

## 2.2 好氧堆肥过程模拟模型

与厌氧消化不同,好氧堆肥是一个涉及强烈热质交换的开放体系。其建模重点在于耦合有机物降解动力学与堆体内的热量/水分平衡。堆肥的核心是有机质的生物氧化。应用最广泛的是基于一级反应动力学的 Haug 模型<sup>[36]</sup>。该模型假设有机物的降解速率与剩余可降解底物浓度呈正比,并通过引入温度校正系数 $f(T)$ 、含水率校正系数 $f(W)$ 和氧气校正系数 $f(O_2)$ 体现环境因子对反应速率的综合影响<sup>[36]</sup>。其中,温度效应通常采用 Ratkowsky 方程描述,以体现嗜温菌与嗜热菌在不同温区的活性演替<sup>[37]</sup>。

为了解决工业化堆肥中的供氧与散热问题,现代堆肥模型逐渐向多物理场耦合方向发展。MASON<sup>[38]</sup>建立了基于多孔介质流体力学的传热传质模型,考虑了强制通风条件下空气在堆体孔隙中的流动阻力(Darcy 定律)及水分的蒸发潜热带走的热量。此模型能够模拟堆体内部的“温度分层”现象,即堆体核心高温区与边缘低温区的分布差异,为确定翻堆频率和优化通风策略提供了理论依据<sup>[38]</sup>。

## 2.3 传统机理模型的应用瓶颈

尽管上述机理模型在理论研究中取得了丰硕成果,但在面对畜禽粪污资源化工程的实际需求时,其规模化应用面临诸多困难。以 ADM1 模型为例,其标准结构包含多个生化过程、动态状态变量、化学计量系数和动力学参数<sup>[39]</sup>。在实际工程中,绝大多数参数(如特定菌群的半饱和常数、衰减系数)无法通过常规传感器在线测定,只能依赖实验室小试测定或文献参数。然而,畜禽粪污原料的异质性极强,不同批次的猪粪或牛粪组分差异较大,往往导致文献参数在实际系统中失效。此外,过多的未知参数导致模型出现“过参数化”问题,即多组不同的参数组合可能产生相同的模拟结果,极大地降低了模型预测的可信度和鲁棒性<sup>[40]</sup>。

传统机理模型是基于预设的物理化学规则构建的“白箱”模型,其结构具有高度的刚性。模型只能模拟预先定义好的反应路径,无法识别和适应未知的环境干扰。例如,当进料中突然混入一种模型中未定义的抗生素或重金属抑制剂时,ADM1 模型无法自动调整其动力学方程,从而导

致预测值与实测值发生巨大偏差<sup>[41]</sup>。此外,传统模型难以准确描述微量污染物的环境行为。ARGs 的水平转移和重金属的形态转化涉及基因漂移、共选择机制等复杂的微观过程,是典型的分子生物学及地球化学问题。目前的宏观动力学模型难以描述这些微观层面的随机过程。试图在 ADM1 或堆肥动力学模型中增加 ARGs 模块,会使得本已复杂的模型变得更加臃肿且难以求解<sup>[42]</sup>。

传统机理模型在解释性上具有优势,但在面对非线性强、参数时变、干扰复杂的畜禽粪污处理系统时,存在预测精度低、校准成本高、泛化能力弱的短板。该困境促使研究者将目光转向无需预设物理结构、具备强大非线性映射能力的数据驱动方法——机器学习(图 2)。

## 3 机器学习在畜禽粪污资源化中的应用

在畜禽粪污等有机废弃物堆肥与环境管理研究中,ML 是建模与预测的重要工具<sup>[43-45]</sup>。面对堆肥与厌氧消化中复杂的非线性生化机制,传统方法难以精确模拟,而 ML 算法无需依赖深层机理假设,即可通过挖掘数据特征实现高精度的过程模拟与产物预测。这不仅显著降低了实验成本,更为工艺调控提供了智能决策支持(图 3)。本章节将系统梳理树模型、深度学习及智能优化算法在提升畜禽粪污资源化效率与环境风险管控中的具体应用。

### 3.1 基于树模型的机器学习算法

树模型算法是目前应用最为广泛的一类机器学习算法。其中,以决策树为基学习器、采用 Bagging 策略的随机森林(Random Forest, RF)因稳健性与高准确性在环境领域备受青睐;而采用 Boosting 策略的集成模型(如 XGBoost、LightGBM、CatBoost 等)则通过迭代优化残差,往往在预测性能和计算效率上更具优势。

#### 3.1.1 多维工艺参数建模与处理效能预测

在同一数据集上测试并对比不同模型的性能,已成为机器学习研究的标准范式。例如,研究通过构建包括线性回归(Linear Regression, LR)、RF、CatBoost 以及 XGB 等机器学习模型,用于预测猪粪堆肥过程中的碳氮比(C/N)和种子发芽率,结果表明各模型精度存在显著差异。其中 CatBoost 与 XGB 在训练集和测试集中均表现出优异的预测性能,进一步通过遗传算法(Genetic Algorithm, GA)对二者进行超参数优化,模型准确性得到了

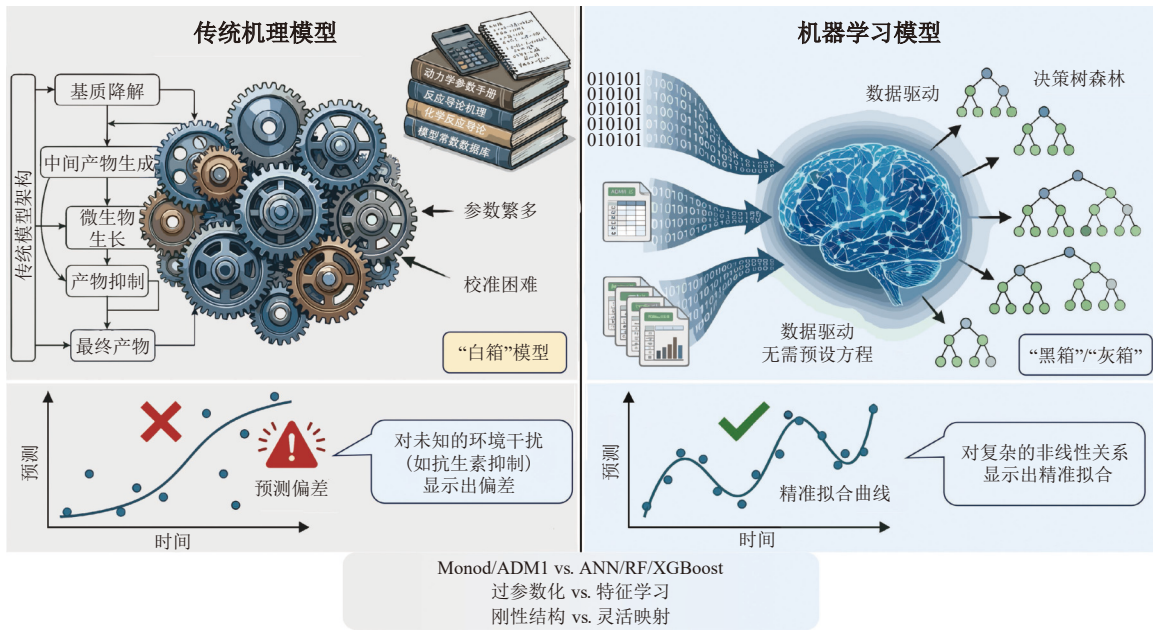


图 2 传统机理模型与机器学习模型建模范式对比

Fig. 2 Comparison of modeling paradigms between traditional mechanistic models and ML models

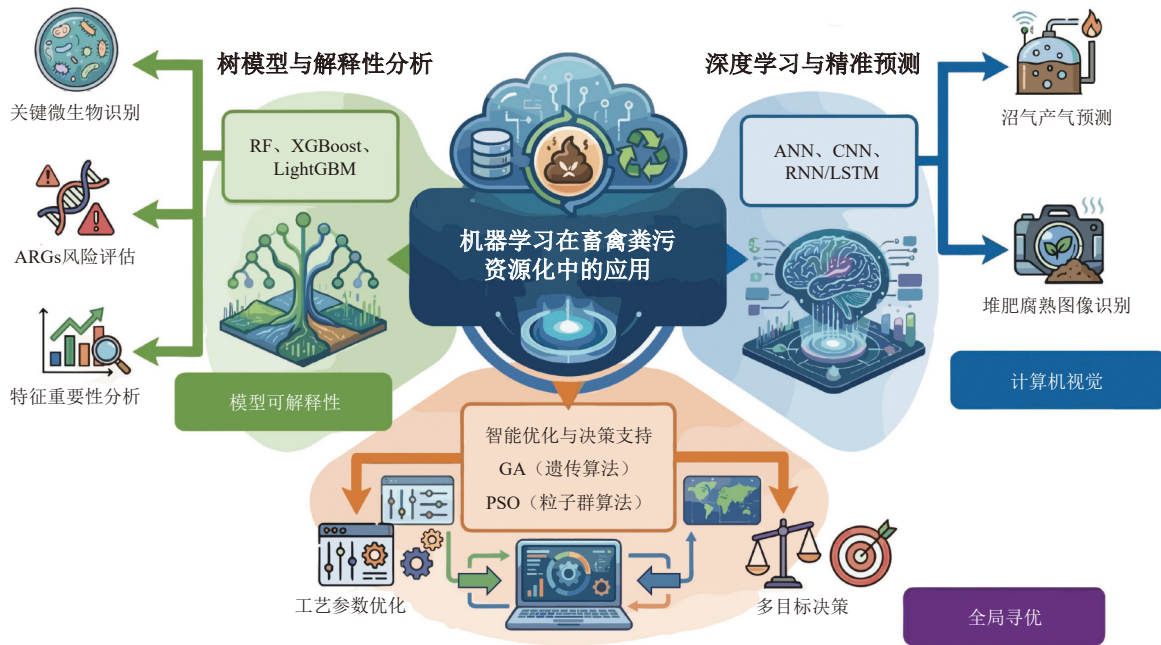


图 3 机器学习在粪污处理中的算法体系与应用领域

Fig. 3 Algorithmic framework and application domains of ML in manure treatment

明显提升<sup>[46]</sup>。除了预测堆肥效果之外，多模型对比的做法同样被应用于预测堆肥中重金属固定行为。基于实验数据进行训练的研究表明，梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)相比于多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)以及决策树(Decision Tree, DT)模型具有更高的预测性能，更准确地预测了重金属 Cu、Cd 与 Cr 的生

物有效性<sup>[47]</sup>。虽然来自 Boosting 家族的模型比随机森林能更有效降低误差、捕捉复杂的非线性关系与特征交互，但在应对不同任务时 RF 展现出更优的预测精度。在基于实验数据的粪便堆肥种子发芽率的预测中，RF 在测试集表现较 XGB、SVM 和多元非线性回归模型(Multivariate Nonlinear Regression Model, MNR)更好<sup>[48]</sup>。此外，另一项研究通过对比 3 种模型(RF、GBDT 和神经网络)对

260 组堆肥样本的数据集上的性能表现,在  $R^2$ 、MAE 和 RMSE 3 种指标的综合评价下,RF 同样是预测堆肥过程中铜和锌的生物有效态成分含量的最佳模型<sup>[49]</sup>。

在厌氧消化中,一项基于工厂运行数据建模的研究显示,RF 表现出较 XGB 与人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和 K 近邻算法(K-Nearest Neighbor, KNN)等模型更精确的沼气产量预测结果<sup>[50]</sup>。这些实践表明,面对种类繁多的机器学习算法,如何优中选优并对结果进行优化是建模过程中的重要问题之一。首先,模型的选择并非取决于算法的复杂程度,而是基于样本规模、特征维度、数据结构与任务需求等因素进行综合比较。对于样本量较少且特征维度较高的堆肥实验数据,基于 Bagging 策略的随机森林通常比深度神经网络表现出更好的泛化能力和抗过拟合能力;而对于拥有海量历史数据的工业级厌氧消化系统,具备时序记忆功能的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)或长短期记忆神经网络(LSTM)则相较于静态回归模型能更精准地捕捉系统的动态波动特征。其次,为了获得最优的模型结果,通常需要对模型进行系统性的超

参数优化。模型性能的差异往往源于结构参数(如决策树的深度、学习率、神经网络的隐藏层节点数)的设置。研究表明,相比于传统的手动试错,采用网格搜索(Grid Search)或进化算法(如 GA-XGBoost)对超参数进行自动寻优,能够显著挖掘模型的潜在性能,将预测误差(RMSE)进一步降低,确保模型输出结果的稳健性<sup>[51-52]</sup>。

### 3.1.2 基于特征重要性的关键功能微生物与生物风险解析

值得注意的是,随机森林模型不仅用于过程模拟,还早已被广泛用于识别驱动环境过程的核心微生物。该模型基于排列重要性评估特征贡献,即通过计算某一特征被随机打乱后模型预测均方误差(MSE)的相对增幅(%IncMSE)来量化其重要性。在堆肥领域,木质纤维素降解与加速腐殖化对提升堆肥品质至关重要。随机森林模型为解析这两个关键过程的微生物驱动力提供了有力工具(图 4)。在微生物分类学层面,该模型成功识别了不同原料体系中的关键功能菌属。在猪粪和牛粪参与的桑枝堆肥研究中, *Stenotrophomonas*、*Bacillus* 和 *Sinibacillus* 被识别为木质纤维素降解的核心优势菌属<sup>[53]</sup>。在猪粪与尿素为添加剂的

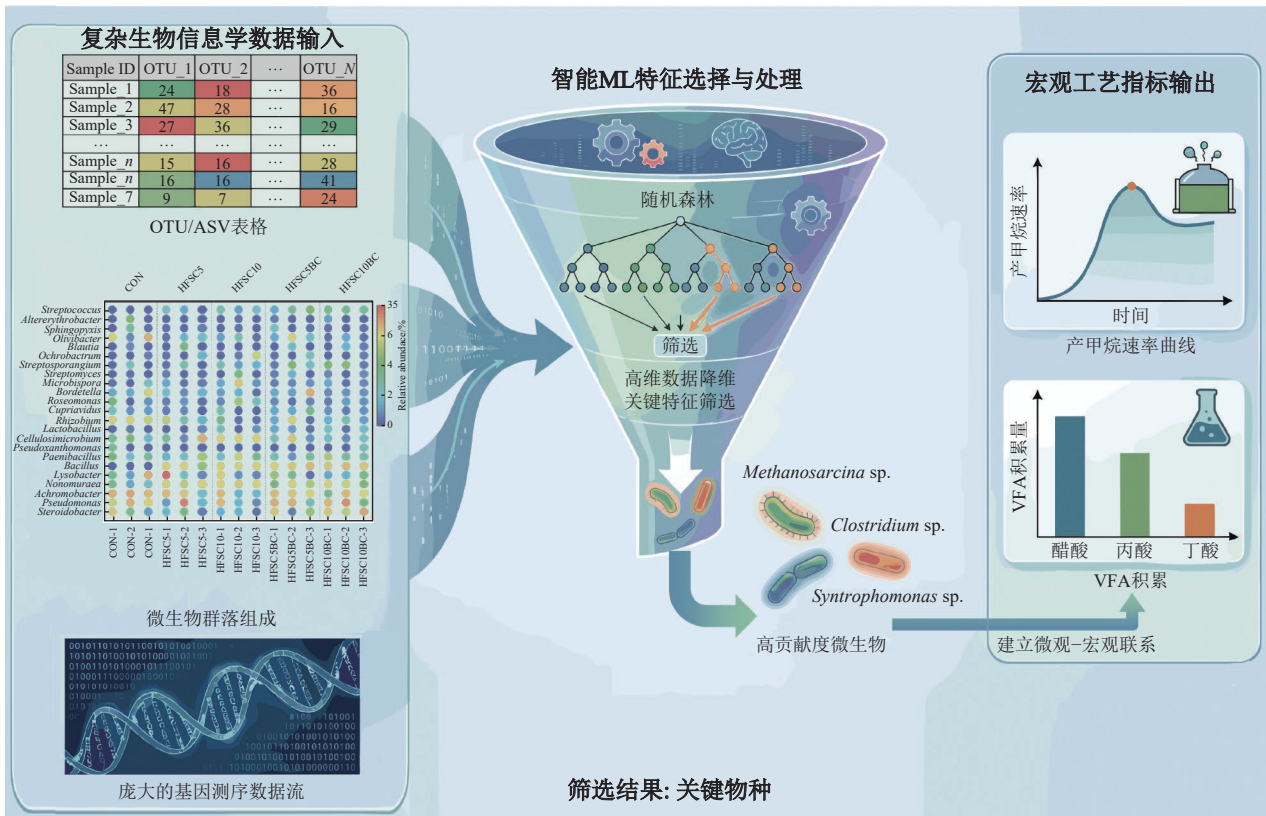


图 4 基于机器学习的微生物组-工艺性能关联分析框架

Fig. 4 ML-based framework for analyzing the correlations between microbiome and process performance

玉米秸秆堆肥体系中,模型揭示了 *Coprinus* 和 *Scedosporium* 分别与木质素降解和腐殖酸合成显著相关<sup>[54]</sup>。此外,在  $MnO_2$  改性生物炭驱动鸡粪堆肥腐殖化的过程中,模型识别出 *Microbacterium*、*Bacteroides*、*Kroppenstedtia*、*Gracilibacillus* 和 *Lentibacillus* 5 个菌属与腐殖质形成显著相关<sup>[55]</sup>。进一步深入到功能基因层面,RF 模型在鸡粪与餐厨垃圾堆肥中识别出 *glnE*、*gltB* 等与氨同化密切相关的基因,揭示了该代谢通路在氮素生物转化中的核心作用<sup>[56]</sup>。这些基于模型识别的关键微生物与量化贡献,为设计高效的合成微生物菌剂、定向提升堆肥效率提供了坚实的理论基础<sup>[54,57]</sup>。

此外,机器学习为深入探究堆肥中 ARGs 的归趋提供了有力工具。在一项长达十年的堆肥鸡粪还田研究中,RF 模型成功区分了不同因子的贡献:土壤 pH 和有机质被识别为影响 ARGs 分布的主要环境驱动因子,而水平基因转移及 *qacEA*(移动遗传元件(MGEs)的标记基因)丰度则是关键的生物驱动因子<sup>[58]</sup>。针对 ARGs 传播的核心载体 MGEs,RF 模型与路径分析进一步揭示了鸡粪超高温堆肥的去除机制。研究发现,超高温环境通过直接灭活 MGEs 及抗性宿主,并驱动嗜热菌(如 *Bacillus*)富集,形成了“高温-群落重构-功能代谢-MGE 抑制”的多层协同屏障,从而显著强化了对外排型和靶标修饰型 ARGs 的去除效果<sup>[59]</sup>。这些研究为优化堆肥工艺以协同削减 ARGs 和 MGEs 提供了理论依据。同时,考虑到噬菌体在基因传递中的潜在作用,未来研究应进一步拓宽视野,聚焦 ARGs 如何通过 MGEs 及病毒在不同微生物之间转移的复杂网络机制<sup>[58-60]</sup>。

### 3.2 以神经网络为核心的深度学习算法

与以树模型为基础的 ML 算法相比,以神经网络为核心的深度学习(Deep Learning, DL)在处理高维、非线性及时间序列数据方面展现出更强大的特征提取与泛化能力。这些优势使其在畜禽粪污处理的复杂生化过程模拟(如厌氧消化产气预测)以及非接触式智能感知(如堆肥腐熟度识别)中得到了广泛应用。

#### 3.2.1 复杂生化过程的动态模拟与产气预测

厌氧消化是一个高度非线性的动态生化过程,传统响应面法(Response Surface Methodology, RSM)往往难以捕捉其复杂的变化规律,而 ANN 在此类过程的建模与预测中展示出显著优势<sup>[61]</sup>。在为期 50 d 的牛粪与其他有机废弃物共消化反应

中,三层前馈反向传播神经网络(Backpropagation Neural Network, BPNN)模型以底物配比、温度与反应时间为输入参数,精确预测了沼气产率(误差  $\leq \pm 10\%$ ),进而通过修改原料配比和反应温度,提出了优化的工艺方案<sup>[62]</sup>。在另一项牛粪与奶牛场固废共消化的研究中,所构建的三层 ANN 模型实现了极高的预测精度,进一步证实了 ANN 模型在快速预测厌氧消化行为及识别最优运行条件方面的强大能力<sup>[63]</sup>。

除了实验室规模,ANN 同样适用于中试或大型的长期厌氧消化反应研究。在一项基于沼气工程的研究中,利用为期十个月的猪粪、牛粪与青贮原料共消化运行数据,研究人员综合了挥发性脂肪酸、铵态氮等化学指标以及中性洗涤纤维(Neutral Detergent Fiber, NDF)和酸性洗涤木质素(Acid Detergent Lignin, ADL)等营养物质指标,构建的 ANN 模型成功实现了沼气日产量的高精度预测<sup>[64]</sup>;同时,该研究进一步引入 GA 和蚁群优化算法优化特征选择,将测试集的  $R^2$  提高至 0.90。针对大型反应器因冲击负荷引起的动态波动问题,研究人员开发了一种非线性自回归外生(NARX)神经网络模型。该模型通过引入输入与输出变量的历史时序信息,有效捕捉了系统的动态响应特征,从而保证了沼气日产量预测的可靠性(预测值与实际值的相对误差  $\leq \pm 8\%$ )<sup>[65]</sup>。

此外,神经网络对于包含时间序列数据的堆肥研究同样具有可靠的预测精确度。以中试牛粪与市政固废共堆肥反应器为例,级联前向神经网络(Cascade Forward Neural Network, CFNN)相较于传统前馈神经网络(Feedforward Neural Network, FFNN)和 RSM 表现出更精确的预测结果。这得益于 CFNN 通过隐藏层采用非线性激活函数捕捉复杂的非线性动态,而输出层采用线性激活函数以准确拟合近似线性的过程变化<sup>[66]</sup>。

#### 3.2.2 基于计算机视觉的堆肥腐熟度智能感知

除数值模拟外,以计算机视觉为核心的深度学习为畜禽粪污堆肥的现场快速评价提供了新视角。堆肥过程中通常伴随着纹理与颜色的显著变化,计算机视觉能够有效提取图像信息并用于评估生物材料的不同状态,解决了传统理化分析方法耗时烦琐的问题,为农民与一线工人提供了一种低成本、原位、快速的腐熟度判别手段<sup>[48,67]</sup>。在具体应用层面,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)展现出强大的特征提取能力。通

过构建包含尾菜、秸秆与畜禽粪污的现场堆肥图像数据集(涵盖我国3个省份,共3万余张图片),研究者训练了一个CNN模型用于完成“腐熟”与“未腐熟”的二分类任务。该模型成功将堆肥表面特征与腐熟度关联,在真实复杂工况下的表现优于传统的“经典图像特征提取+分类器”方法<sup>[68]</sup>。为了进一步提升识别精度,注意力机制被引入模型设计中。研究表明,融合了注意力机制的CoAtNet模型实现了99%以上的判断准确率;特别是在集成SENet(Squeeze-and-Excitation Network)和ECA(Efficient Channel Attention)2种机制后,模型对畜禽粪污腐熟度的识别准确率达到100%,显著优于ResNet50、EfficientNetV2等主流网络架构模型<sup>[69-71]</sup>。该成果表明,融合注意力机制的视觉模型在畜禽粪污以及有机废弃物状态识别中潜力巨大,也为未来引入Transformer等全局建模能力更强的架构提供了重要启示。

### 3.3 以优化算法为系统提供智能决策方案

融合机器学习建模与多目标优化算法(如遗传算法),是系统性提升处理效能、实现高效智能优化并提供决策方案的优选范式。传统的响应面法虽能通过构建二次多项式模型求解最优运行参数,且在部分研究中表现出优于ANN的结果<sup>[61]</sup>。然而RSM仅适用于低维、近似二次型的平滑问题,难以精确捕捉高维、非线性或多峰复杂问题的真实响应关系,泛化能力较差。

相比之下,以遗传算法与粒子群优化算法为代表的元启发式算法在复杂优化问题中优势显著<sup>[72]</sup>。GA作为一种受生物进化机制启发的元启发式算法,通过模拟自然选择、交叉和变异在解空间中迭代寻优<sup>[73]</sup>,是优化堆肥或消化运行参数的可靠手段<sup>[74]</sup>。在禽类粪便与奶酪乳清共堆肥过程中,将高斯过程回归(Gaussian Process Regression, GPR)结合GA算法对进料比例与时间进行优化,成功实现了温度、pH、含水率等6项关键理化指标的协同提升,综合满意度接近100%<sup>[75]</sup>。在厌氧消化领域,GA与ANN的耦合不仅显著提升了甲烷产率,还为生物炭等添加剂的应用提供了策略支持<sup>[76]</sup>。此外,GA算法通过优化猪粪堆肥中调理剂种类、碳氮比、温度等运行参数实现了更高的重金属钝化率,从而降低畜禽粪污堆肥产物的重金属污染风险<sup>[47]</sup>。“ML建模+智能优化”策略大幅降低了对高成本实验的依赖,为未来结合ARGs削减等目标的精确控制提供了数据驱动框架。尽

管GA算法在理论寻优中具有诸多优势,但其应用往往伴随更高的计算成本、大量调参操作,实践中需要注意变量间的约束关系以及优化结果的合理取值。相比于遗传算法,粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种模拟自然界生物群体行为的随机搜索算法,适合多维非线性的动态堆肥或消化系统,且在生物能源研究中提供了有效的优化策略<sup>[77-79]</sup>。研究表明,通过PSO和模拟退火(SA)算法优化厌氧消化过程的水力停留时间及温度等参数,理论上可使沼气增产12%并减少65%的H<sub>2</sub>S排放<sup>[80]</sup>。然而,PSO的应用也面临挑战,其对参数设置敏感,在处理复杂多峰问题时易因群体多样性丧失而陷入局部最优,且优化后期往往存在收敛速度减慢的问题,需在实践中审慎处理变量约束与结果取值。

### 3.4 多模型协同与耦合架构

面对畜禽粪污资源化过程中高度的非线性与时变特性,单一算法往往难以同时兼顾预测的精度与泛化能力。近年来,不同机器学习模型的相互支撑与衔接逐渐受到关注,可概括为“模型协同”的研究思路,成为突破“黑箱”局限的新范式,主要表现为集成堆叠、级联衔接与物理信息融合3种形式。集成堆叠通过引入元学习器来整合不同基模型(如RF在高噪声操作参数下的鲁棒性与ANN的非线性拟合能力)的预测结果,能有效纠正单一模型的结构性偏差。在预测厌氧消化产气率时,基于SMOTER数据平衡方法、遗传算法优化与极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)相结合,构建SMOTER-GA-ELM混合预测框架,可显著提升模型在不平衡样本条件下的预测精度<sup>[81]</sup>。级联模型通过“分类-回归”的串联结构实现分阶段建模,例如先利用无监督聚类(如高斯混合模型)识别堆肥的“升温期”或“高温期”,再衔接针对该特定阶段训练的监督回归模型,从而捕捉传统全局模型难以捕捉的阶段动力学特征<sup>[82]</sup>。更进一步的模型协同体现在机理模型与数据驱动模型的深度融合。物理信息神经网络(PINNs)将生物化学定律(如Monod方程或ADM1动力学约束)作为惩罚项嵌入神经网络的损失函数中。在处理餐厨垃圾渗滤液的厌氧消化研究中,融合修正Gompertz方程的PINN模型不仅在预测精度上优于纯数据驱动模型,而且在数据稀疏区域仍能严格遵守质量守恒定律,有效解决了纯机器学习模型容易出现的“物理违背”问题,实现了

机理可解释性与数据泛化能力的双重提升<sup>[83]</sup>。

### 3.5 模型预测与实际结果的印证策略

机器学习模型的重要应用目标之一是为工程实践提供决策支持,因此建立严谨的“预测-实测”

印证体系至关重要(表 1)。结合现有研究与工程实践,模型预测结果的验证通常可归纳为三个层级:第一层级是统计学验证,通过保留独立的测试集计算  $R^2$  与 RMSE,评估模型对未见数据的泛化

表 1 畜禽粪污处理过程相关的机器学习建模数据

Table 1 ML modeling data for livestock and poultry manure treatment processes

废物类型	处理方式	数据类型	模型	过程优化算法	重要指标	目标变量	参考文献
猪粪、鸡粪、羊粪、牛粪与兔粪	堆肥	实验数据	RF、XGB、SVM、MNR	无	含水率、有机质	种子发芽率	[48]
猪粪	堆肥	实验数据	MLP、SVM、DT、GBDT	GA	重金属初始生物有效性因子 $BF_{ini}$	重金属生物有效性、重金属生物钝化率	[47]
禽类粪污与奶酪乳清	堆肥	实验数据	GPR、SVM、ANN	GA	奶酪乳清用量、堆肥时间	温度、pH、电导率、含水率、总氮与C/N	[75]
畜禽粪污与花生壳	AD	实验数据	ANN、RSM	RSM	pH	沼气产率	[61]
牛粪与绿藻	Co-AD	实验数据	ANN、RSM	无	无	沼气产率	[84]
畜禽粪污与小麦秸秆	Co-AD	实验数据	ANN、RSM	GA	C/N、TS、生物炭	甲烷产率	[76]
畜禽粪污与木质纤维素	AD	实验数据	ELM、ANN、RF	无	丁酸、乙酸和pH	沼气产量	[85]
牛粪与奶牛场农业固废	Co-AD	实验数据	ANN	无	底物配比、化学药剂投加、HRT与运行温度	累积甲烷产量	[63]
牛粪与竹粉、甘蔗渣、锯末	Co-AD	实验数据	ANN	无	底物配比	沼气产率	[62]
畜禽粪污与食物废物	AD	工程运行数据	RF、ANN、XGB	SA、PSO	时间序列、pH、温度和HRT	总产气量、甲烷与硫化氢含量	[80]
牛粪	AD	工程运行数据	ANN	无	无	沼气产量	[65]
猪粪、牛粪与玉米青贮、牧草青贮	Co-AD	工程运行数据	ANN	无	HRT、TS、NDF、ADL与正丁酸	沼气产率	[64]
牛粪与城市固废	共堆肥	工程运行数据	CFNN、FFNN、RSM	GA	无	pH、电导率、含水率、TOC与TN	[66]
畜禽粪污与屠宰场废料	AD	工程运行数据	RF、ANN、KNN、SVM、XGB	无	碱度与挥发性脂肪酸	沼气产量	[50]
猪粪	堆肥	文献综述	LR、RF、CatBoost、XGB、ANN	PDP	通风率、堆体温度、含水率	种子发芽指数、C/N	[86]
猪粪	堆肥	文献综述	XGB、RF	无	高温期时长	ARGs	[87]
畜禽粪污	堆肥	文献综述	DT、KNN、RF、XGB、MLP	无	有机质、铵态氮、堆肥时间	氨气排放、全球变暖潜势与堆肥腐熟度	[88]
畜禽粪污、尾菜与秸秆	堆肥	图像识别	CoAtNet	无	无	腐熟度	[71]
畜禽粪污、尾菜与秸秆	堆肥	图像识别	CNN	无	无	腐熟度	[68]

能力。第二层级是“干-湿闭环”实验验证,即将模型预测(干实验)与实验条件下的实际操作结果(湿实验)进行对照验证。针对优化算法提出的最优工艺参数(如最佳 C/N 比或接种比例),研究者通常需要在实验室或中试反应器中重现该工况(湿实验),将实际产物效能与模型预测值(干实验)进行比对。仅当相对误差控制在工程或工艺可接受范围内时,该优化方案才具备实际参考价值。例如,研究通过建模耦合部分依赖图(Partial Dependency Plots, PDP)分析提取堆肥过程的最优动态控制参数,随后通过实验室反应器严格复现该工况进行实测,最终证实实际堆肥质量与氮素保留效果显著优于对照组且符合模型预测。第三层级是工程级实地验证,即将图像识别或在线控制模型部署于实际处理场景。例如,基于机器视觉的腐熟度判别模型,其输出结果需与传统的理

化指标(如种子发芽指数、腐殖酸含量)进行相关性分析验证,以确保智能化感知的生物学准确性。只有经过多维度的实证检验,机器学习模型才能真正从“数值游戏”走向工程应用。

#### 4 人工智能在畜禽粪污处理中的挑战与机遇

尽管机器学习在畜禽粪污资源化的过程模拟与优化中展现出显著优势,但其广泛的工程化应用仍面临多重制约。从数据维度的质量参差与特征筛选难题,到模型维度的“黑箱”不可解释性,均限制了 AI 技术在机理探究中的深度应用。与此同时,多模态学习与大语言模型(Large Language Models, LLMs)等前沿技术的爆发为突破现有瓶颈提供了新契机(图 5)。本章节将辩证地探讨当前 AI 应用面临的核心挑战,并展望生成式 AI 与可解释性工具带来的变革性机遇。

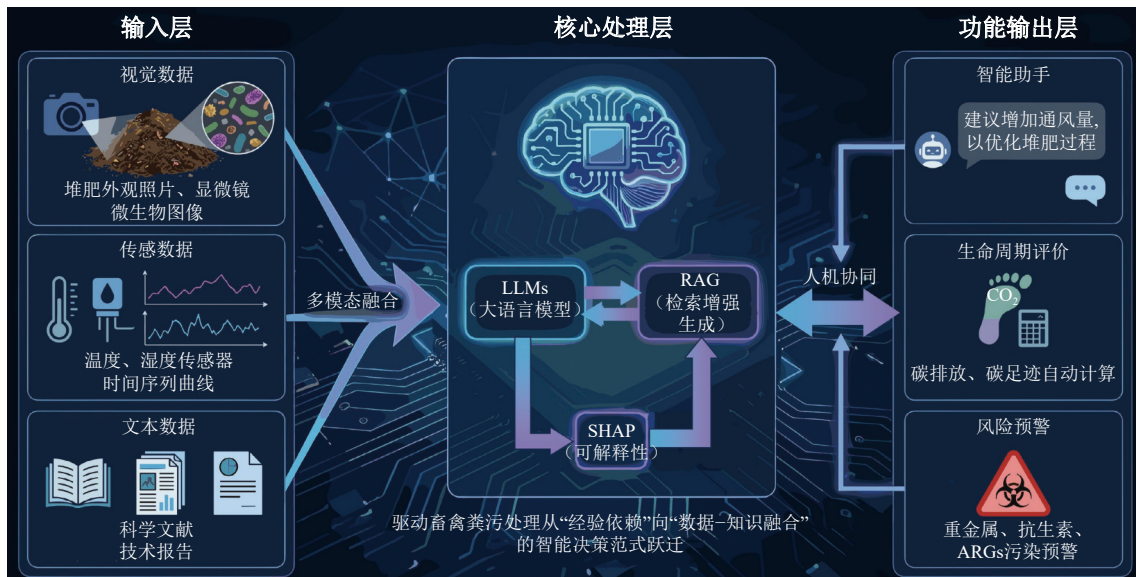


图 5 基于多模态感知与大语言模型的下一代畜禽粪污资源化智能决策系统概念架构

Fig. 5 Conceptual architecture of the next-generation intelligent decision-making system for the resource utilization of livestock and poultry manure based on multimodal sensing and Large Language Models (LLMs)

#### 4.1 数据质量与特征选择问题

机器学习的预测精度高度依赖数据质量与特征工程。畜禽粪污相关的机器学习建模数据多源自实验室、工程运行、文献以及公开数据库(表 1)。实验室数据通常具备较高准确性,常可省略异常值或缺失值管理等常规数据清洗步骤,但受限于数据量小、单一工况以及研究者对特定特征的偏好,易忽视其他理化性质或潜在影响因素。例如,基于实验室堆肥数据的机器学习研究认为含水率

与有机质含量是影响堆肥的最主要因素<sup>[48]</sup>,基于大量文献数据的分析则指出通风率与堆体温度同样具有主导作用<sup>[86]</sup>。两项研究均以 XGB 为最优模型,相比之下大量文献汇总的研究通常涵盖更全面的特征,在特征规模与多样性上更具优势,更适合作为机器学习建模的基础<sup>[86-88]</sup>。

特征选择是避免多重共线性和过拟合的关键步骤。尽管 Pearson 相关系数法被广泛使用<sup>[49, 88]</sup>,但当前研究普遍缺乏严格的特征筛选标准,且倾

向于选择温度、pH等易测定的理化或工艺指标,往往忽略微生物群落数据。原因可能出于以下三点:一是研究目的决定数据选择逻辑,结合机器学习的畜禽粪污资源化研究目的在于确定特定反应器或工程的最优运行参数,实现工程优化,并非通过微生物指标揭示驱动机制<sup>[61]</sup>;二是在因果关系中理化性质是自变量,而微生物群落是中介变量<sup>[89-90]</sup>,且微生物因素可以被工艺参数和理化性质解释;三是引入微生物指标增加了特征维度,依靠实验数据的样本量难以支持高维数据训练,存在过拟合风险,同时微生物数据采集和分析相对复杂且滞后,提高了研究成本。

#### 4.2 “黑箱”模型的问题

与传统过程模型(如ADM1)相比,机器学习模型由数据驱动而非先验知识,但由于其“黑箱”特性,难以解释模型如何利用输入特征进行决策。为此,源于博弈论的SHapley Additive exPlanations (SHAP)方法被引入,通过量化每个特征对模型输出的边际贡献,显著提升了模型的透明度<sup>[91-92]</sup>,为畜禽粪污资源化过程的驱动因素解析提供了有力工具。同时SHAP分析方法具有良好的扩展性,通过与多层感知器模型进行耦合,系统解释了牛粪沼渣好氧发酵过程中含氨臭气排放的驱动因素<sup>[93]</sup>。尽管与传统RF模型中内置的%IncMSE重要性排序结果可能存在出入,SHAP算法具体计算了每个特征全部取值范围下对目标变量的影响<sup>[48-49]</sup>。在堆肥过程影响ARGs丰度的研究中,SHAP分析不仅揭示了高温期时长与高温阶段平均温度对ARGs的关键作用,同时量化了其边际效应,为通过精准调控堆肥工艺参数以有效控制ARGs传播风险提供了科学依据<sup>[87]</sup>。尽管SHAP提供了特征重要性的排序,但是据此直接进行特征选择的做法仍存在风险:若特征筛选过程包含了测试集在内的全样本信息,再用同一数据集评估新模型,将导致数据泄露,从而产生虚高的性能评估;其次,基于特定模型的SHAP排序不应被直接假定适用于所有模型,这种做法有悖于数据驱动模型构建的基本原则<sup>[48]</sup>。

#### 4.3 多模态模型的应用

随着深度学习的发展,多模态学习(Multimodal Learning, MML)通过融合多种类型数据(图像、音频、文本、统计数据等),可以弥补机器学习局限于单一任务的短板,能够在环境研究中提供更全面、更深入的表征与理解<sup>[94]</sup>。例如,在探究环境中

微塑料老化因素的研究中,利用多模态将傅里叶变换红外光谱数据与扫描电子显微镜的图像信息进行整合,可精确识别多种常见微塑料的老化途径,有助于更精确开展老化微塑料的环境风险评估<sup>[95]</sup>。在污水处理厂出水水质与毒性研究中,多模态融合来自多个水厂的以数值记录的水质参数、以文本记录的工艺信息以及三维荧光光谱图像数据,基于表征融合与决策融合策略,精确预测了包含4种水质信息以及生物毒性削减率<sup>[96]</sup>。然而,多模态应用于畜禽粪污资源化处理的研究较少。在图像识别的基础上,通过搭建多模态数据融合框架,将堆肥图像数据与温度、湿度、pH等统计数据融合,提高了堆肥腐熟度的预测准确性<sup>[71]</sup>。多模态在畜禽粪污资源化研究中具有巨大潜力,但仍存在样本标注、计算成本、模型选择等诸多挑战。由于多模态高度依赖数据驱动,需通过先进传感器<sup>[97]</sup>、高通量筛选平台<sup>[98]</sup>等办法以确保高精度数据的即时获取。此外,多模态数据存在单一模态数据稀疏的风险,也可通过小样本学习确保模型预测的准确性<sup>[99]</sup>。

#### 4.4 大语言模型的潜力

大语言模型作为近年来发展迅速的生成式AI,凭借强大的多模态理解、知识整合与推理能力,在环境监测、风险评估等方面展现出引领未来环境科学研究的潜力<sup>[100-101]</sup>。在实际应用中,大模型微调(Fine-tuning)被广泛用于解决特定环境领域问题的研究<sup>[102]</sup>,而检索增强生成(Retrieval-Augmented Generation, RAG)是一种大模型在回答问题之前,先从外部知识库检索相关信息,将真实资料数据融入生成过程的技术,2种策略提高了模型的回答质量以及可靠性。生命周期评价(Life Cycle Assessment, LCA)过程中,为解决排放因子缺失以及获取数据耗时费力的瓶颈问题,通过对大模型LLaMa-2-7B进行微调,结合RAG实现了自动化生命周期清单数据的精确检索,显著提升了LCA建模的可扩展性与精确度,为化工和塑料行业的可持续发展提供了有力工具<sup>[103]</sup>。此外,为避免现有研究中过度依赖端到端的LLMs应用而忽视人类专家的作用,研究通过构建以LLMs为辅助数据提取工具、以人类专家为核心的人机协同工作流,已在催化氧化领域证明了其挖掘复杂文献知识的高效性;同时在研究中对比了多种大模型(DeepSeek-R1、GPT-4o、Gemini与Qwen-Max等9种)的表现,揭示了不同模型在应对不同任务

时的性能差异<sup>[104]</sup>。

尽管 LLMs 在畜禽粪污资源化处理领域仍处于摸索阶段,但在未来其广泛应用将重塑行业实践,例如大模型可整合堆肥中的多源数据,通过智能分析解释腐殖化机制,进而动态优化工艺参数;以自然语言交互为农户提供精确指导,推动资源化过程向高效、低碳、智能化发展。LLMs 的时代已经到来,这意味着更多的机遇与挑战,LLMs 应当作为辅助工具提供更高效的工作流而非替代人类科学家的科研、决策与内容创作,其核心价值在于助力解决复杂的环境可持续发展问题。

## 5 结 论

随着人工智能技术的发展和渗透,畜禽粪污资源化处理正经历着从传统工程技术向数字化、智能化转型的深刻变革。本文综述了机器学习在该领域的理论基础、应用场景及前沿挑战,得出以下核心结论。

(1)机器学习算法优势与精准预测:数据驱动的机器学习模型,特别是集成树模型(如 Random Forest、XGBoost)和深度神经网络(ANN、CNN),在处理畜禽粪污处理系统固有的非线性、时变性及多变量耦合特征方面,展现出远超传统机理模型(如 ADM1)的适应性与预测精度。它们不仅能实现对产气量、腐熟度等宏观指标的精准预判,还能通过特征归因分析,量化微观工艺参数对系统性能的边际贡献。

(2)智能感知与决策的落地:计算机视觉技术在堆肥腐熟度快速判别中的成功应用,标志着非接触式智能感知技术的成熟。同时,ML 模型作为代理模型与多目标优化算法(如 GA、PSO)的耦合,成功解决了资源转化率与污染物排放之间的帕累托最优问题,为工程运行提供了可执行的各种优化策略。

(3)未来路径与突破方向:当前研究仍受限于高质量标注数据的匮乏及模型的“黑箱”不可解释性。未来研究方向应聚焦可解释性 AI(XAI)的开发,以增强工程人员对模型决策的信任;机理与数据融合的“灰箱”建模,利用物理/生化约束提高模型的泛化能力;多模态数据融合,集成图像、传感器及宏基因组数据,构建全要素的数字孪生系统。通过上述路径,机器学习将不仅是提升处理效率的工具,更是保障农业生态环境安全的智慧屏障。

## 参考文献 (References) :

- [1] LIN Haoyu, JIAO Hongchao, LIN Hai, et al. The evolution of policies for the resource utilization of livestock manure in China[J]. *Agriculture*, 2025, 15(2): 153.
- [2] LOU Yueshang, MO Kexin, SHAO Wankui, et al. Exploring the dual nature of integrated crop-livestock systems: A review of environmental benefits and risk challenges[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2025, 73(12): 7019–7033.
- [3] 辛立庆. 厨余垃圾生物干化促腐熟工艺及其机理研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2023: 6–15.  
XIN Liqing. Development and mechanism of biodrying-enhanced composting process for kitchen waste treatment[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2023: 6–15.
- [4] LU Dongxue, LI Min, NIE Erqi, et al. Microbial volatile organic compounds produced during the anaerobic digestion process can serve as potential indicators of microbial community stability[J]. *Water Research*, 2025, 277: 123286.
- [5] SUN Likun, GUAN Wenping, TAI Xisheng, et al. Research progress on microbial nitrogen conservation technology and mechanism of microorganisms in aerobic composting[J]. *Microbial Ecology*, 2025, 88(1): 19.
- [6] GUO Yanyan, ZHAO Youcai, LI Zongsheng, et al. Exploring interactive effects of environmental and microbial factors on food waste anaerobic digestion performance: Interpretable machine learning models[J]. *Bioresource Technology*, 2025, 416: 131762.
- [7] REN Xiuna, CHEN Xing, JIAO Minna, et al. Investigating factors driving phytotoxicity dynamics during composting: Environmental factors, microbial community and metabolites[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2025, 519: 165289.
- [8] 魏亮亮, 邵朔澄, 冯立魁, 等. 面向高寒、高固、高稳定性的城镇污泥高效厌氧消化产甲烷技术发展方向 [J]. *能源环境保护*, 2025, 39(5): 69–78.  
WEI Liangliang, SHAO Shuocheng, FENG Likui, et al. Development directions for high-efficiency anaerobic digestion technology with high cold tolerance, high solid content, and high stability for sewage sludge methane production[J]. *Energy Environmental Protection*, 2025, 39(5): 69–78.
- [9] 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.
- [10] 马垚. 基于宏基因组学的餐厨垃圾厌氧消化超负荷失稳机理研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2024: 1–17.  
MA Yao. Metagenomic analysis of instability mechanisms in the anaerobic digestion of food waste under overloading conditions[D]. Chongqing: Chongqing University, 2024: 1–17.
- [11] 李莉莉. 厨余垃圾厌氧消化系统的强化传质及效能与机制 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2023: 2–15.

- LI Lili. Enhancement of mass transfer and efficiency and mechanism of anaerobic digestion system of food waste[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2023: 2-15.
- [12] 何晓满, 郭静远, 沈德魁, 等. 机器学习在有机固废厌氧消化中的应用进展与展望 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2025, 55(3): 743-750.
- HE Xiaoman, GUO Jingyuan, SHEN Dekui, et al. Application of machine learning in anaerobic digestion of organic solid waste: Recent advances and prospects[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2025, 55(3): 743-750.
- [13] 陈亚松, 刘家雯, 赵云鹏, 等. 基于机器学习的人工湿地出水水质预测与影响因素 [J]. 中国环境科学, 2025, 45(6): 3161-3170.
- CHEN Yasong, LIU Jiawen, ZHAO Yunpeng, et al. Prediction of effluent water quality and analysis of influencing factors in constructed wetlands based on machine learning[J]. China Environmental Science, 2025, 45(6): 3161-3170.
- [14] RUDIN C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead[J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1(5): 206-215.
- [15] ASNICAR F, THOMAS A M, PASSERINI A, et al. Machine learning for microbiologists[J]. Nature Reviews Microbiology, 2024, 22(4): 191-205.
- [16] TSUI T H, VAN LOOSDRECHT M C M, DAI Yanjun, et al. Machine learning and circular bioeconomy: Building new resource efficiency from diverse waste streams[J]. Bioresource Technology, 2023, 369: 128445.
- [17] HUANG Liting, HOU Jiayi, LIU Hongtao. Machine-learning intervention progress in the field of organic waste composting: Simulation, prediction, optimization, and challenges[J]. Waste Management, 2024, 178: 155-167.
- [18] LIN Binfeng, ZHANG Yu, HAO Yuhao, et al. Insights into nitrogen metabolism and humification process in aerobic composting facilitated by microbial inoculation[J]. Environmental Research, 2025, 269: 120894.
- [19] ZHAO Lin, HUANG Yuhan, RAN Xue, et al. Nitrogen transformation mechanisms and compost quality assessment in sustainable mesophilic aerobic composting of agricultural waste[J]. Sustainability, 2025, 17(2): 575.
- [20] JI Zhenhua, BAO Zhongqiang, CHEN Hao, et al. Overview of the generation mechanism, influence factors, and control technologies of NH<sub>3</sub> emissions from road transport vehicles[J]. Environmental Science & Technology, 2025, 59(43): 23024-23055.
- [21] ASPRAY T J, DIMAMBRO M E, WALLACE P, et al. Static, dynamic and inoculum augmented respiration based test assessment for determining in-vessel compost stability[J]. Waste Management, 2015, 42: 3-9.
- [22] NASER A G, NAWI N M, ZAKARIA M R, et al. A real-time gas sensor network with adaptive feedback control for automated composting management[J]. Sustainability, 2025, 17(22): 10152.
- [23] 暴涵, 陈克龙, 章妮, 等. 模拟增温对青海湖湿地土壤产甲烷菌群落的影响 [J]. 环境科学与技术, 2023, 46(3): 40-47.
- BAO Han, CHEN Kelong, ZHANG Ni, et al. Effects of simulated warming on soil methanogens community in wetland of Qinghai Lake[J]. Environmental Science & Technology, 2023, 46(3): 40-47.
- [24] 姜琪, 张波, 苏艳, 等. 餐厨垃圾生物炭强化餐厨废水甲烷发酵效能与作用机制 [J]. 环境工程技术学报, 2024, 14(6): 1867-1876.
- JIANG Qi, ZHANG Bo, SU Yan, et al. Batch experiments on the performance and mechanism of methane fermentation of kitchen wastewater enhanced by food waste biochar[J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2024, 14(6): 1867-1876.
- [25] 李双双, 张毅, 胡致远, 等. 生物强化对餐厨垃圾厌氧消化酸败的恢复作用 [J]. 新能源进展, 2025, 13(5): 535-542.
- LI Shuangshuang, ZHANG Yi, HU Zhiyuan, et al. Restorative effect of bioaugmentation on acidification in food waste anaerobic digestion[J]. Advances in New and Renewable Energy, 2025, 13(5): 535-542.
- [26] 詹亚斌, 陈云峰, 陶兴玲, 等. 熟料回用对餐厨废弃物好氧堆肥进程及臭气排放的影响 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22(36): 16253-16259.
- ZHAN Yabin, CHEN Yunfeng, TAO Xingling, et al. Effects of recycled materials instead of auxiliary materials on maturity and odor emissions of kitchen waste compost[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(36): 16253-16259.
- [27] 张浩然, 魏晶晶, 王慧春. 畜禽粪便堆肥过程中碳氮保蓄效果的影响因素研究进展 [J]. 生态科学, 2023, 42(4): 225-230.
- ZHANG Haoran, WEI Jingjing, WANG Huichun. Research progress on factors affecting carbon and nitrogen storage during livestock manure composting[J]. Ecological Science, 2023, 42(4): 225-230.
- [28] ZHANG Rong, ZHANG Min, MOU Huaqian, et al. Comparison of mesophilic and thermophilic anaerobic co-digestion of food waste and waste activated sludge driven by biochar derived from kitchen waste[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 408: 137123.
- [29] GAO Fangzhou, HU Lixin, LIU Yousheng, et al. Unveiling the prevalence of metal resistance genes and their associations with antibiotic resistance genes in heavy metal-contaminated rivers[J]. Water Research, 2025, 281: 123699.
- [30] SUN Qinghong, MING Chenshu, JIANG Zhao, et al. Small molecule carbon sources drivers increase in heavy metal passivation during chicken manure composting by regulating microbial functional and metabolic pattern[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 380: 124948.
- [31] BAI Fuliang, LIU Shuo, MA Jun, et al. Biodegradation of sulfate and elimination of heavy metals by immobilized-

- microbial bioaugmentation coupled with anaerobic membrane bioreactor[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2023, 473: 145196.
- [32] MONOD J. The growth of bacterial cultures[M]//Selected Papers in Molecular Biology by Jacques Monod. Amsterdam: Elsevier, 1978: 139–162.
- [33] ANDREWS J F. A mathematical model for the continuous culture of microorganisms utilizing inhibitory substrates[J]. *Biotechnology and Bioengineering*, 1968, 10(6): 707–723.
- [34] CONTOIS D E. Kinetics of bacterial growth: Relationship between population density and specific growth rate of continuous cultures[J]. *Journal of General Microbiology*, 1959, 21: 40–50.
- [35] MO Rongrong, GUO Wenjie, BATSTONE D, et al. Modifications to the anaerobic digestion model No. 1 (ADM1) for enhanced understanding and application of the anaerobic treatment processes—A comprehensive review[J]. *Water Research*, 2023, 244: 120504.
- [36] KHAMFOROUSH M, BIJAN MANESH M J, HATAMI T. Application of the Haug model for process design of petroleum hydrocarbon-contaminated soil bioremediation by composting process[J]. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 2013, 10(3): 533–544.
- [37] RATKOWSKY D A, OLLEY J, MCMEEKIN T A, et al. Relationship between temperature and growth rate of bacterial cultures[J]. *Journal of Bacteriology*, 1982, 149(1): 1–5.
- [38] MASON I G. Mathematical modelling of the composting process: A review[J]. *Waste Management*, 2006, 26(1): 3–21.
- [39] PARKER W J. Application of the ADM1 model to advanced anaerobic digestion[J]. *Bioresource Technology*, 2005, 96(16): 1832–1842.
- [40] DONOSO BRAVO A, MAILIER J, MARTIN C, et al. Model selection, identification and validation in anaerobic digestion: A review[J]. *Water Research*, 2011, 45(17): 5347–5364.
- [41] YANG Zheng, LARSEN O C, MUHAYODIN F, et al. Review of anaerobic digestion models for organic solid waste treatment with a focus on the fates of C, N, and P[J]. *Energy, Ecology and Environment*, 2025, 10(1): 1–14.
- [42] BATSTONE D J, KELLER J, STEYER J P. A review of ADM1 extensions, applications, and analysis: 2002–2005 [J]. *Water Science and Technology*, 2006, 54(4): 1–10.
- [43] AYDIN TEMEL F, CAGCAG YOLCU O, TURAN N G. Artificial intelligence and machine learning approaches in composting process: A review[J]. *Bioresource Technology*, 2023, 370: 128539.
- [44] CHEN Long, HE Pinjing, ZHANG Hua, et al. Applications of machine learning tools for biological treatment of organic wastes: Perspectives and challenges[J]. *Circular Economy*, 2024, 3(2): 100088.
- [45] 马鸿志, 刘忆婵, 赵继华, 等. 机器学习在有机固体废物资源化的应用进展 [J]. *工程科学学报*, 2025, 47(3): 550–561.
- MA Hongzhi, LIU Yichan, ZHAO Jihua, et al. Advances in machine learning applications to resource technology for organic solid waste[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(3): 550–561.
- [46] 吴璇. 基于机器学习的猪粪好氧堆肥保氮工艺优化研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2025: 15–24.
- WU Xuan. Machine learning-based optimization of nitrogen retention in aerobic swine manure composting[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2025: 15–24.
- [47] GUO Haonan, LIU Hongtao, WU Shubiao. Simulation, prediction and optimization of typical heavy metals immobilization in swine manure composting by using machine learning models and genetic algorithm[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 323: 116266.
- [48] 李婉婷, 朱宝刚, 陈芝梅, 等. 基于机器学习的畜禽粪便资源化预测研究 [J]. *中国土壤与肥料*, 2023(7): 156–166.
- LI Wanting, ZHU Baogang, CHEN Zhimei, et al. Prediction of livestock and poultry manure utilization based on machine learning[J]. *Soils and Fertilizers Sciences in China*, 2023(7): 156–166.
- [49] BAI Bing, WANG Lixia, GUAN Fachun, et al. Prediction models for bioavailability of Cu and Zn during composting: Insights into machine learning[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2024, 471: 134392.
- [50] YILDIRIM O, OZKAYA B. Prediction of biogas production of industrial scale anaerobic digestion plant by machine learning algorithms[J]. *Chemosphere*, 2023, 335: 138976.
- [51] LIU Yanxin, JIANG Ying, NASAR N, et al. Improving ADM1 predictions via Bayesian analysis for continuous anaerobic digestion[J]. *Journal of Environmental Management*, 2026, 398: 128537.
- [52] SADOUNE H, RIHANI R, MARRA F S. DNN model development of biogas production from an anaerobic wastewater treatment plant using Bayesian hyperparameter optimization[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2023, 471: 144671.
- [53] LIU Qiumei, HE Xunyang, LUO Gongwen, et al. Deciphering the dominant components and functions of bacterial communities for lignocellulose degradation at the composting thermophilic phase[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 348: 126808.
- [54] DONG Shijia, LI Ruoqi, ZHOU Kaiyun, et al. Response of humification process to fungal inoculant in corn straw composting with two different kinds of nitrogen sources[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 946: 174461.
- [55] QI Haishi, GAO Wenfang, XIE Lina, et al. Effect of MnO<sub>2</sub>-biochar composites on promoting humification during chicken manure composting[J]. *Biochar*, 2024, 6(1): 32.
- [56] ZHANG Zishuai, ZU Guofeng, LIU Quanli, et al. Confirming the key factors influencing the biosynthesis and regulation of organic nitrogen in composting[J]. *Journal of*

- Environmental Management*, 2025, 376: 124436.
- [57] CHEN Shuangshuang, LIU Qiumei, LI Dejun. Synthetic microbial community enhances lignocellulose degradation at the composting thermophilic phase: Metagenomic and metabolic pathway insights[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2025, 520: 165847.
- [58] ZHENG Jin, LI Yaying, LU Yusheng, et al. Impact of different continuous fertilizations on the antibiotic resistome associated with a subtropical triple-cropping system over one decade[J]. *Environmental Pollution*, 2025, 367: 125564.
- [59] LI Xu, ZHANG Yanping, ZHAO Chaoyue, et al. Breaking the cycle of resistance: Hyperthermophilic composting establishes a multi-layered defense against ARG dissemination[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2026, 501: 140801.
- [60] LI Zong, GUO Xiaoxiao, LIU Bingxin, et al. Metagenome sequencing reveals shifts in phage-associated antibiotic resistance genes from influent to effluent in wastewater treatment plants[J]. *Water Research*, 2024, 253: 121289.
- [61] DAHUNSI S O, ORANUSI S, EFEVBOKHAN V E. Pretreatment optimization, process control, mass and energy balances and economics of anaerobic co-digestion of *Arachis hypogaea* (Peanut) hull and poultry manure[J]. *Bioresource Technology*, 2017, 241: 454–464.
- [62] DAS GHATAK M, GHATAK A. Artificial neural network model to predict behavior of biogas production curve from mixed lignocellulosic co-substrates[J]. *Fuel*, 2018, 232: 178–189.
- [63] ALMOMANI F. Prediction of biogas production from chemically treated co-digested agricultural waste using artificial neural network[J]. *Fuel*, 2020, 280: 118573.
- [64] BELTRAMO T, KLOCKE M, HITZMANN B. Prediction of the biogas production using GA and ACO input features selection method for ANN model[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2019, 6(3): 349–356.
- [65] DHUSSA A K, SAMBI S S, KUMAR S, et al. Nonlinear Autoregressive Exogenous modeling of a large anaerobic digester producing biogas from cattle waste[J]. *Bioresource Technology*, 2014, 170: 342–349.
- [66] BAYINDIR Y, CAGCAG YOLCU O, AYDIN TEMEL F, et al. Evaluation of a cascade artificial neural network for modeling and optimization of process parameters in co-composting of cattle manure and municipal solid waste[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 318: 115496.
- [67] XUE Wei, HU Xuejiao, WEI Zhong, et al. A fast and easy method for predicting agricultural waste compost maturity by image-based deep learning[J]. *Bioresource Technology*, 2019, 290: 121761.
- [68] 薛卫, 胡雪娇, 韦中, 等. 基于卷积神经网络的堆肥腐熟度预测 [J]. *植物营养与肥料学报*, 2019, 25(11): 1977–1988.
- XUE Wei, HU Xuejiao, WEI Zhong, et al. Prediction of compost maturity based on convolutional neural network[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2019, 25(11): 1977–1988.
- [69] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 770–778.
- [70] TAN Mingxing, LE Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[EB/OL]. (2019) [2025-11-26]. arXiv: 1905.11946. <https://arxiv.org/abs/1905.11946>.
- [71] 丁雯丽. 基于深度学习的堆肥腐熟度识别研究 [D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023: 22–32.
- DING Wenli. Research on compost maturity recognition based on deep learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2023: 22–32.
- [72] YANG Xinshe. Nature-inspired optimization algorithms: Challenges and open problems[J]. *Journal of Computational Science*, 2020, 46: 101104.
- [73] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2002, 6(2): 182–197.
- [74] YILMAZ E C, AYDIN TEMEL F, CAGCAG YOLCU O, et al. Modeling and optimization of process parameters in co-composting of tea waste and food waste: Radial basis function neural networks and genetic algorithm[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 363: 127910.
- [75] ŞAHİN C, AYDIN TEMEL F, CAGCAG YOLCU O, et al. Simulation and optimization of cheese whey additive for value-added compost production: Hyperparameter tuning approach and genetic algorithm[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 370: 122796.
- [76] ZHAN Yuanhang, ZHU Jun. Response surface methodology and artificial neural network-genetic algorithm for modeling and optimization of bioenergy production from biochar-improved anaerobic digestion[J]. *Applied Energy*, 2024, 355: 122336.
- [77] LONG Fei, FAN J, LIU Hong. Prediction and optimization of medium-chain carboxylic acids production from food waste using machine learning models[J]. *Bioresource Technology*, 2023, 370: 128533.
- [78] LONG Fei, LIU Hong. An integration of machine learning models and life cycle assessment for lignocellulosic bioethanol platforms[J]. *Energy Conversion and Management*, 2023, 292: 117379.
- [79] LONG Fei, LIU Hong. Enhancing resource recovery from acid whey through chitosan-based pretreatment and machine learning optimization[J]. *Bioresource Technology*, 2025, 418: 131932.
- [80] LONG Fei, XU Meicai, LIAO Wei, et al. Machine learning for predicting and optimizing the performance of a commercial-scale anaerobic digester with diverse feedstocks and operating conditions[J]. *Bioresource Technology*, 2025, 435: 132940.

- [81] ZHANG Yi, LI Linhui, REN Zhonghao, et al. Plant-scale biogas production prediction based on multiple hybrid machine learning technique[J]. *Bioresource Technology*, 2022, 363: 127899.
- [82] HE Jing, TANG Jing, HE Zhonghao, et al. Multi-model machine learning framework for prediction of greenhouse gas emissions during composting of organic solid waste [J]. *Bioresource Technology*, 2026, 443: 133901.
- [83] WANG Zhujun, WANG Shizhuo, ZHENG Xinnan, et al. Integrating kinetic models with physics-informed neural networks (PINNs) for predicting methane production from anaerobic co-digestion of enzyme-modified biodegradable plastics and food waste leachate[J]. *Water*, 2025, 17(23): 3411.
- [84] ŞENOL H, ÇOLAK E, ELIBOL E A, et al. Optimisation of biochar dose in anaerobic co-digestion of green algae and cattle manure using artificial neural networks and response surface methodology[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2024, 493: 152750.
- [85] PEI Zhanjiang, LIU Shujun, JING Zhangmu, et al. Understanding of the interrelationship between methane production and microorganisms in high-solid anaerobic co-digestion using microbial analysis and machine learning[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 373: 133848.
- [86] WU Xuan, REN Ying, WU Weilong, et al. Optimizing swine manure composting parameters with integrated CatBoost and XGBoost models: Nitrogen loss mitigation and mechanism[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, 388: 125995.
- [87] YU Xiaohui, LYU Yang, WANG Qing, et al. Deciphering and predicting changes in antibiotic resistance genes during pig manure aerobic composting via machine learning model[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2024, 31(23): 33610–33622.
- [88] YANG Jiwen, HAN Shu, ZHAI Weixiang, et al. Synchronous multi-target prediction of NH<sub>3</sub> emissions, GWP, and maturity during composting by extreme gradient boosting[J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2025, 13(6): 119359.
- [89] WU Junqiu, ZHAO Yue, QI Haishi, et al. Identifying the key factors that affect the formation of humic substance during different materials composting[J]. *Bioresource Technology*, 2017, 244: 1193–1196.
- [90] YANG Shuo, CHEN Zhiqiang, WEN Qinxue. Impacts of biochar on anaerobic digestion of swine manure: Methanogenesis and antibiotic resistance genes dissemination[J]. *Bioresource Technology*, 2021, 324: 124679.
- [91] GE Xiaodong, XIE Danni, MULDER J, et al. Reevaluating the drivers of fertilizer-induced N<sub>2</sub>O emission: Insights from interpretable machine learning[J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(35): 15672–15680.
- [92] CHEN Xin, MA Wei, ZHENG Feixue, et al. Identifying driving factors of atmospheric N<sub>2</sub>O<sub>5</sub> with machine learning[J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(26): 11568–11577.
- [93] 孟洁, 朱星宇, 徐明月, 等. 腐熟牛粪沼渣对模拟含氨臭气的去除效能及建模分析研究 [J]. *生态环境学报*, 2025, 34(6): 922–930.
- MENG Jie, ZHU Xingyu, XU Mingyue, et al. Experimental study and modeling analysis on the removal of simulated ammonia containing odor by decomposed cow manure residue[J]. *Ecology and Environment Sciences*, 2025, 34(6): 922–930.
- [94] LIU Wenjia, CHEN Jingwen, WANG Haobo, et al. Perspectives on advancing multimodal learning in environmental science and engineering studies[J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(38): 16690–16703.
- [95] LI Yunlong, WANG Xue, ZHANG Han, et al. Tracing microplastic aging processes using multimodal deep learning: A predictive model for enhanced traceability[J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(41): 18335–18344.
- [96] HU Jie, YIN Ran, PAN Yao, et al. Multimodal learning-assisted identification of effluent water quality and toxicity in wastewater treatment plants[J]. *Environmental Science & Technology*, 2025, 59(27): 13857–13869.
- [97] MAZURYK J, KLEPACKA K, KUTNER W, et al. Glyphosate separating and sensing for precision agriculture and environmental protection in the era of smart materials[J]. *Environmental Science & Technology*, 2023, 57(27): 9898–9924.
- [98] HUANG Ruili, XIA Menghang, SAKAMURU S, et al. Modelling the Tox21 10 K chemical profiles for in vivo toxicity prediction and mechanism characterization[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 10425.
- [99] SONG Yisheng, WANG Ting, CAI Puyu, et al. A comprehensive survey of few-shot learning: Evolution, applications, challenges, and opportunities[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(13s): 1–40.
- [100] WU Yipeng, XU Ming, LIU Shuming. Generative artificial intelligence: A new engine for advancing environmental science and engineering[J]. *Environmental Science & Technology*, 2024, 58(40): 17524–17528.
- [101] ZHU Junjie, JIANG Jinyue, YANG Meiqi, et al. ChatGPT and environmental research[J]. *Environmental Science & Technology*, 2023, 57(46): 17667–17670.
- [102] ZHANG Yuanxin, LIN Sijie, XIONG Yaxin, et al. Fine-tuning large language models for interdisciplinary environmental challenges[J]. *Environmental Science and Ecotechnology*, 2025, 27: 100608.
- [103] KUMAR A, NAZEMI F, KODAMANA H, et al. A large language model-based framework to retrieve life cycle inventory and environmental impact data from scientific literature[J]. *Environmental Science & Technology*, 2025, 59(42): 22533–22543.
- [104] WU Jinghang, SHI Ran, ZHOU Xiao, et al. Empowering chemistry experts with large language models for literature interpretation in single-atom catalysis toward advanced oxidation[J]. *Angewandte Chemie (International Ed in English)*, 2026, 65(2): e202520525.