彭政栋,沈东升,徐茵茵,等.AI 在微塑料污染治理领域的应用与挑战 [J]. 中国环境科学, 2026,46(1):399-408.
Peng Z D, Shen D S, Xu Y Y, et al. AI applications and challenges in addressing microplastic pollution [J]. China Environmental Science, 2026,46(1):399-408.

AI 在微塑料污染治理领域的应用与挑战

彭政栋[1],沈东升[1],徐茵茵[2],龙於洋[1],孙晓慧[2],古佛全[1*] (1.浙江工商大学环境科学与工程学院,浙江省固体废物处理与资源化重点实验室,有色金属废弃物资源化浙江省工程研究中心,浙江 杭州 310012；2.浙江省生态环境监测中心,浙江 杭州 310012)

摘要：微塑料(MPs)是全球广泛关注的新污染物,因其体积小、易迁移、难降解等特性,对生态系统和人类健康构成潜在且严重的威胁,MPs 污染治理迫在眉睫.人工智能(AI)凭借其强大的数据处理、模式识别和预测能力,在 MPs 污染治理领域展现出日益重要的作用.本文综述了近年来 AI 技术在 MPs 收集与检测、污染源追踪、环境影响预测、治理策略优化等 MPs 污染治理环节的研究进展.重点对比分析了各环节所用的 AI 模型及其准确性,并深入探讨了当前面临的挑战以及未来的发展方向,旨在为推动 MPs 污染治理的科学化和智能化提供参考借鉴.

关键词：人工智能；深度学习；MPs；模型
中图分类号：X171 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-6923(2026)01-0399-10

AI applications and challenges in addressing microplastic pollution. PENG Zheng-dong[1], SHEN Dong-sheng[1], XU Yin-yin[2], LONG Yu-yang[1], SUN Xiao-hui[2], GU Fo-quan[1*] (1.Zhejiang Provincial Key Laboratory of Solid Waste Treatment and Recycling, Zhejiang Engineering Research Center of Non-ferrous Metal Waste Recycling, School of Environmental Science and Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310012, China；2.Ecological Environmental Monitoring Center of Zhejiang Province, Hangzhou 310012, China). *China Environmental Science*, 2026,46(1)：399~408

Abstract：Microplastics (MPs) are emerging contaminants of global concern, posing a potential and serious threat to ecosystems and human health due to their small size, ease of migration, and slow degradation. MPs pollution control is urgently needed. Artificial intelligence (AI) is becoming increasingly integral to MPs pollution management, leveraging its superior data processing, pattern recognition, and predictive power. This paper presents a comprehensive review of recent advances in AI applications across the MPs management lifecycle, including collection and detection, source apportionment, impact assessment, and strategic intervention. The AI models utilized in each phase are comparatively evaluated, with a focus on their accuracy and limitations. This paper critically examines the extant challenges and outlines prospective development pathways, ultimately aiming to facilitate more informed and effective strategies for the scientific and intelligent management of MPs pollution.

Key words：artificial intelligence；deep learning；MPs；model

微塑料(MPs)为尺寸≤5 毫米的固体塑料颗粒,其由聚合物、功能性添加剂以及其他有意和无意添加的化学物质组成[1].MPs 作为一种全球范围内备受关注的新污染物,已在海洋、土壤、大气等多种介质中广泛检出[2-3].因其微小、易迁移、难降解等特性,对生态系统和人类健康构成潜在且严重的威胁,亟需有效治理 MPs 污染.传统方法在 MPs 污染治理领域面临诸多挑战:(1)MPs 的尺寸微小、种类繁多,在复杂环境基质中难以有效分离、识别和分析[4].(2)MPs 来源复杂,且在环境中的长期累积和迁移使得污染源追踪难.(3)不同治理策略的效果往往受到多种因素的影响,难以准确评估其长期效益和潜在风险.

近年来,人工智能(AI)技术迅猛发展,并在环境领域展现出日益广泛的应用前景.AI 技术,尤其是机器学习和计算机视觉,正在显著提升我们对环境介质中 MPs 污染的认知水平[5-7].这些先进的计算方法,极大地促进了对海量数据集的高效处理,提高了 MPs 识别的准确性,并能揭示以往难以发现的分布模式.而以“AI” or “artificial intelligence”or “machine learning” and “microplastics” or “MPs”为检索词,在 WebofScience 数据库上对近十年环境领域的研究性论文进行检索,发现随着 AI 技术的发展,其应用于

收稿日期：2025-06-09
基金项目：浙江省科技计划项目领雁计划(2022C03059)
* 责任作者, 讲师, gufoquan@zjgsu.edu.cn

MPs 方面的发文量增长迅速,由 2016 年的 39 篇增长至 2024 年的 1081 篇(图 1(a)).对相关文献进行文献计量学分析发现,近年来相关研究热点,AI 技术的应用逐步从 MPs 污染预测转向 MPs 污染治理研究.此外,已有研究表明,AI 技术还可用于评估 MPs、污染的收集、特征描述、动态建模、环境和健康影响评估以及有效管理等全生命周期,从而为制定更有效的管理策略提供科学依据(图 1(b))[8].总之,AI 技术凭借强大的数据处理、模式识别和预测能力,为解决 MPs 污染治理难题提供了新的思路和方法,相关研究成果不断涌现.然而,目前仍缺乏对该领域 AI 应用现状的系统性综述.

鉴于此,本文旨在综述 AI 在 MPs 污染治理方面的最新研究进展,分析当前面临的挑战,并展望未来的发展方向,为推动 MPs 污染治理的科学化和智能化提供参考.

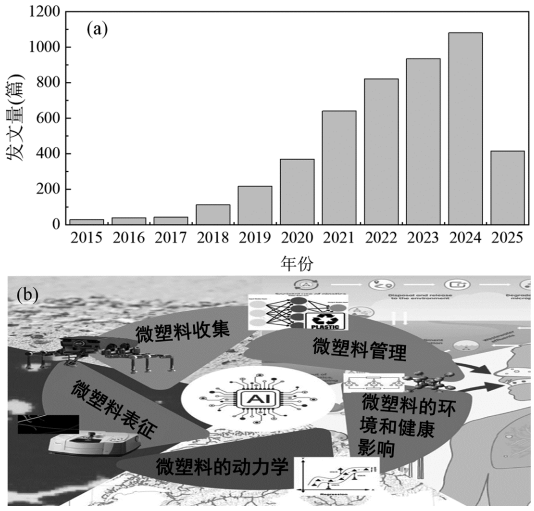


图 1 AI 在 MPs 研究领域的年发文量趋势图以及在 MPs 全生命周期中的应用[8]

Fig.1 AI in the field of MPs research: (a) The annual publication trend; (b) Applications across the life cycle of MPs[8]

1 AI 在 MPs 污染治理领域的应用进展

目前,AI 技术在 MPs 收集与检测、污染源追踪、环境影响预测、治理策略优化等 MPs 污染治理各个环节均表现出巨大的潜力.

1.1 收集与检测

AI 技术,尤其是机器学习和计算机视觉,已被广泛应用于 MPs 的自动化收集[9-10].例如,多种智能化设备(如 3D 打印仿生机器人鱼、无人机和智能车)可用于从水体、海滩和海底沉积物中高效收集 MPs.这些设备通过数字摄像头捕捉图像,并利用深度学习模型(如 YOLACT、Mask-RCNN、YOLOX、YOLOv7、YOLOv6、YOLOR、YOLOv4、SSD、MobileNet_V2 等)进行检测和识别,从而准确识别、定位塑料物体,并实现对设备的智能化控制.

图 2 展示了 MPs 通过 AI 技术采集及分析的操作流程.首先,利用仿生机器人、机器采集船和机器采集车等进行 MPs 收集.接着,通过机械臂分选进行 MPs 鉴定.在鉴定和表征环节,设备获取图像等数据,并运用机器学习、5G、物联网和云计算技术进行数据管理和分析,实现 MPs 的检测、定位、定量、可视化和预测.数据分析中,对光谱数据预处理后,构建机器学习(如 MLP(多层感知机)、SVM(支持向量机)等)和深度学习模型(如 CNN(卷积神经网络)、RNN(循环神经网络)等),并利用混淆矩阵评价模型效果.实物模型应用操作流程从初始状态的摄像机开始,传感器获取 RGB 色彩图像输入微型信息处理器,经深度学习算法(Faster-RCNN、YOLO)检测目标对象,发出命令实现状态更新,抓取目标,最终实现机器学习模型构建实物模型的闭环.整个流程体现了 AI 技术在 MPs 研究中从采集到分析再到模型构建及应用的系统性和科学性[11].Hertog 等[12]构建了一个基于地理聚类和动态规划算法终点值的有效搜索算法,该算法可实时优化海洋中塑料收集船的行驶路径,在一年的收集实践中,优化的路线将收集的塑料数量增加了 60%以上.

AI 辅助检测技术能够自动识别、分类和量化 MPs[13].通过使用标有 MPs 关键特征(如形状、大小、颜色和纹理)的图像来训练深度学习模型(如 Faster-RCNN、YOLOv5、Mask-RCNN 等),可实现模型对数码相机和显微镜采集的图像或视频进行 MPs 识别.通过对傅里叶变换红外光谱仪、拉曼光谱仪或高光谱相机获取的数据进行深度学习训练,则可实现对 PP、PVC、PET、PA 和 PS 等 MPs 的分类[14-16].

常用于 MPs 分类的机器学习模型包括 DT(决策树)、GNB(高斯朴素贝叶斯)、k-NN(K-近邻算法)、RF、SVM 和 MLP 等[17-18].例如,有研究在实验室条件下,利用高光谱数据构建了 DT、SVM 和 CNN 多

个土壤 MPs 定性检测模型,模型的 MPs 分类准确率分别达到 87.9%、85.6%和 92.6%,应用于实际环境土壤中,CNN 模型的 MPs 总体识别准确率超过 80%[19].鉴于现有光谱学方法在样品制备和仪器复杂性方面存在的不足,影响了 MPs 的快速检测效率,有研究开发了一种便携式高通量液滴微流控系统.该系统集成了负压驱动的液滴微流控技术、相差成像技术以及优化的 YOLOv8 模型,能够对包括去离子水、自来水、河水和海水在内的多种水样进行 MPs 的快速检测,准确率超过 85.3%[20].

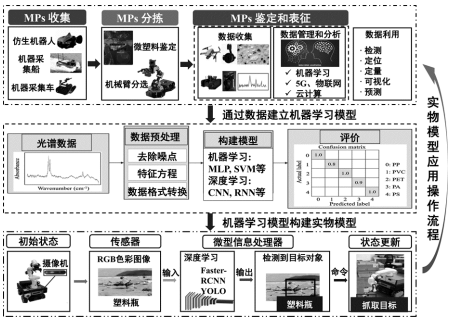


图 2　AI 驱动的 MPs 收集、处理和特征描述框架及闭环优化系统[11]

Fig.2　AI−driven framework and closed−loop optimization system for MPs collection, processing, and characterization[11]

1.2　污染源追踪

环境中 MPs 来源复杂,有效溯源对精准治理至关重要.传统追踪方法常基于环境因素评估 MPs 丰度以推断来源,但该过程繁琐易错,缺乏科学性.例如,赋存特征溯源法、正定矩阵因子分解模型、条件破碎模型等方法,其数据获取依赖于目检法(显微镜和图像软件),易受人工目视分析的主观偏差和人为误差影响[21].复杂环境样本中的有机/无机物干扰、微塑料形态/粒径/呈色异质性、以及光学显微镜分辨率不足等因素,均加剧了识别难度[22-23].此外,颗粒老化导致的特征演变和前处理流程的低效与污染风险,进一步限制了传统方法的应用[24-25].

AI 技术凭借其强大的分析能力,能够有效地识别 MPs 污染源的模式和相关性,有助于深入理解其来源、传播途径以及潜在生态风险,并显著提升传统追踪方法的效率.例如,Shu 等[26]基于 BP、RF、SVM、NB 和 k−NN 等多种机器学习算法,构建了一种用于污水溯源的框架,并提出了粒子群优化随机森林模型(PSO−RF),该模型能够自动优化模型参数,并成功应用于综合污水处理厂的废水源头追踪研究.实验结果表明,PSO−RF 在行业类型和制造商识别方面的准确率分别达到 96.55%和 94.25%.为进一步验证 PSO−RF 的应用价值(图 3),研究者使用不同比例的生活污水和工业污水混合废水进行了测试,结果一致表明 PSO−RF 能够有效追踪制药废水来源,并保持 85%以上的准确率,展现了良好的应用前景.

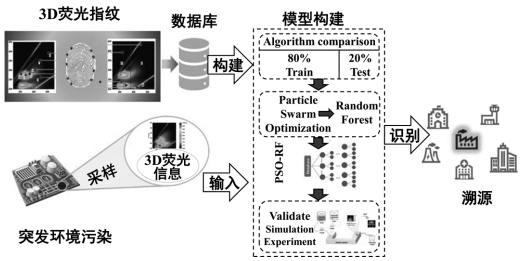


图 3　PSO−RF 追踪制药废水的溯源机制解析及应用[26]

Fig.3　Analysis and application of PSO−RF traceability mechanism for tracking pharmaceutical wastewater[26]

除了溯源,AI 在解析 MPs 在不同环境介质中的复杂归宿和迁移方面也展现出巨大潜力[27-30].例如,运用 SVM 和 XGBoost(极端梯度提升)模型,将无量纲直径、相对密度和最佳形状作为模型输入参数,来预测形状参数对 MPs 终端沉降速度的影响.结果表明,这些机器学习模型在预测不同形状类别和混合形状 MPs 的终端沉降速度时表现更佳(R^2>0.867),优于基于均方误差的现有理论模型和回归模型[31].类似地,有研究利用 BP−ANN(反向传播人工神经网络)模型追踪纳米塑料的流体动力学直径,来揭示纳米塑料复杂的聚集和悬浮行为[32].对比 RF、DT、XGBoost 和 k−NN 四种不同的机器学习模型预测水环境中 MPs 迁移行为,发现 RF 模型表现最佳,相关系数为 0.97,平均绝对百分比误差为 1.8%.此外,有研究以土壤水动力学参数、MPs 特性等 21 个可能影响 MPs 迁移的特征参数作为输入参数,分别采用 MLR(多元线性回归)、RF、XGBoost、k−NN、SVM 和 LightGBM(轻量级梯度提升机算法)六种机器学习模型预测了 MPs 在土壤中的垂直迁移能力,结果表明,XGBoost 模型在预测 MPs 垂直迁移能力方面表现出最高的准确性和最低的误差[33].

近年来,多项研究试图利用 AI 技术来更好地表

征 MPs 热解过程[34-35].Enyoh 等[34]基于热重分析数据,分别采用了 SVM、DT、RF 和 ANN 等机器学习模型预测了 PET 热解过程的质量损失,结果表明,RF 模型表现最佳(预测 R^2 为 0.999).Chen 等[35]通过使用独立并行反应(IPR)模型与粒子群优化(PSO)算法探究微塑料热解动力学,拟合优度均高于 95%.

1.3 环境影响预测

MPs 可吸附重金属、有机污染物和病原微生物等污染物,为系统评估和预测水环境中 MPs 和有机污染物的吸附特性,有研究从过去 10 年的文献中收集了 475 个数据点,并选择比表面积、碳含量、氢碳比、氧碳比等 4 个 MPs 性质参数和过量摩尔折射率、H 键酸性、H 键碱性、摩尔体积、偶极性/极化性等 5 个有机污染物性质参数作为输入参数用于模型训练.对比了 ANN、RF、GPR(高斯过程回归)、XCB(XC 绑定)、GA-ANN(遗传算法-人工神经网络)、GA-SVM(遗传算法-支持向量机)、CNN 和 LSTM(长短记忆网络)等 7 个机器学习模型预测 MPs 与有机污染物间的吸附能力,结果表明,GA-SVM 混合模型在训练集、测试集和验证集上的 R^2 值分别为 0.93、0.89 和 0.82,显示出最佳的预测性能[36].

在土壤生态系统中,AI 技术已被应用于预测和解释 MPs 如何影响土壤性质和微生物群落[37].DT、RF 和 GBR(梯度提升回归)是最常用的机器学习模型,并且根据不同的模型选择和任务,R^2 在 0.592 到 0.99 之间,其中 GBR 模型在预测和解释 MPs 对土壤性质的影响方面表现出最高的 R^2(0.86-0.99)[38].Zhang 等[5]将 RF、ANN 和 SVM 模型相结合开发了一种多特征叠加分析增强的机器学习(MFAB-ML)方法(图 4),从全球分布的 1354 个样本中分析了 34 个特征变量,用于评估 MPs 对真实环境中微生物群落的影响,该方法在预测微生物多样性方面表现出较高的准确性(R^2>0.8).

此外,AI 技术也被用于研究 MPs 的生态毒性.例如,采用 DT 模型评估 MPs 的细胞毒性,准确率可达 95%.采用 ANN、SVM 和 RF 模型来预测 MPs 中增塑剂和其他污染物的浸出,其中 ANN 和 SVM 模型表现出良好的准确性(R^2 分别为 0.96~0.98 和 0.93~0.99).采用 UNet-CNN(U 型网络-卷积神经网络)网络架构,对暴露于不同 MPs 浓度中的果蝇幼虫进行标记和行为轨迹预测,可评估和推断 MPs 对昆虫幼虫行为的毒性影响[38].

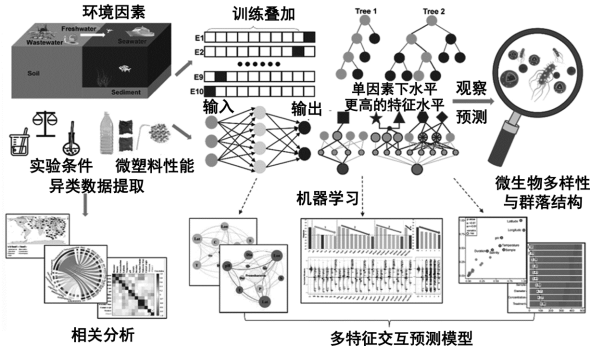


图 4 多特征叠加分析提升机器学习(MFAB-ML)方法的工作流程[5]

Fig.4 The workflow of the multifeature superposition analysis boosting machine learning approach[5]

1.4 治理策略优化

AI 技术在 MPs 污染治理领域具有广阔的发展前景[40-43].例如,有研究通过结合生物物理建模、分子动力学模拟、量子计算和 PPO(近端策略优化)强化学习算法来发现能够与塑料结合的肽,以创建基于生物的工具来对抗 MPs 污染.有研究采用 AI 技术优化实验条件,实现改性介孔磁性二氧化硅纳米颗粒对水体中的 MPs 和有机污染物的高效去除(图 5),并对比了 SVM、DF 和 RF 三种模型预测的准确性,发现 SVM 模型表现最佳(R^2 为 0.88)[44].

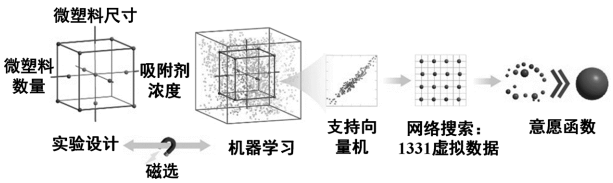


图 5 AI 辅助优化纳米颗粒对 MPs 和有机污染物的高效去除[43]

Fig.5 AI-assisted optimization of the efficient removal of MPs and organic pollutants by nanoparticles[43]

此外,有研究采用 LR(逻辑回归)、SVM、DTR(决策树回归)、RF、SVR(支持向量回归)、ANN 等模型来进行生物质、塑料废料气化制氢优化,并采用 MLP-NN(多层感知器神经网络)、RBF-NN(径向基函数神经网络)、SVM、RF、XGBoost、WFML(网页特征建模语言)等模型来进行氢气的储存优化,表明了 AI 技术在利用气化塑料废料和生物质实现可持续制氢方面的潜力[40,45].

结合 AI 模型检测 MPs 的操作流程分析,AI 技术在 MPs 污染治理方面的策略优化可从以下几方面展开:(1)检测识别优化[46].如增强提升图像识别精度,结合高光谱成像实现种类鉴别,多传感器融合+边缘计算实现实时监测等[46-48].(2)溯源预测优化.如基于地理/环境/人文数据的机器学习溯源模型,水动力−AI 耦合的迁移扩散预测系统.(3)治理清除优化[49].包括智能清理设备:开发搭载 AI 系统的清理机器人,如水面清洁船、水下无人机等.利用目标识别算法引导设备自动定位、抓取 MPs.通过强化学习让机器人在复杂环境中不断优化清理策略,提高清理效率.以及协同治理调度:利用 AI 统筹协调不同治理主体和设备.例如,根据不同区域 MPs 污染程度,智能调度清理船只、环卫车辆等资源,实现高效协同作业.还可通过 AI 预测设备故障,提前维护,保障治理工作连续性.(4)评估反馈优化[32].如生态−治理多维度评估体系,基于评估结果的闭环优化机制.

综上所述,AI 技术在 MPs 污染治理的各个环节均展现出显著的潜力.在精准识别方面,AI 可通过解析 MPs 的光谱/形态学等关键特征,实现对复杂环境基质中 MPs 的精确识别,深度学习模型(如 CNN、ANN)能够将识别准确率提升至 95%以上,并显著降低人力成本,迭代优化的算法架构(如 YOLO)进一步增强了模型对实际场景的鲁棒性.在精准溯源方面,前述 PSO−RF 模型在行业识别和制造商识别方面的准确率分别达到了 96.55%和 94.25%.在迁移规律解析方面,AI 技术在解析 MPs 在不同环境介质中的复杂归宿和迁移方面也展现出潜力,如 GBR 模型揭示了预测和解释 MPs 对土壤性质的影响机制.此外,AI 技术在环境影响预测和治理策略优化上也展现出巨大的发展潜力,如预测土壤生态系统中 MPs 的影响、优化检测识别、溯源预测、治理清除和评估反馈等各个环节.

2　MPs 研究中常见 AI 模型优缺点对比

鉴于不同机器学习算法的基本概念和结构差异,它们在执行各类任务时表现出不同的优势.然而,AI 模型的性能在训练前具有不可预测性,因此通常需要采用多种甚至十余种算法对同一数据集进行训练,以期获得最优性能模型.常见的机器学习模型包括 DT、RF 和 SVM 等.DT 是一种树形结构的算法,由根节点、内部节点和叶节点构成,分别代表数据集、属性测试和决策结果.作为较早开发的机器学习模型,DT 随着算法技术的不断发展,衍生出 RF、GBDT(梯度提升决策树)以及 XGBoost 等多种先进算法,并在环境科学领域获得成功应用.SVM 理论基础扎实,具有通用性和鲁棒性等优点.然而,SVM 在处理大型数据集时存在训练时间长、效率低等局限性.因此,当多种算法参与模型构建时,难以实现全局优化,且算法性能高度依赖于数据特性与任务目标.传统机器学习模型(如 SVM、RF)在模型复杂度和可解释性之间寻求平衡.SVM 和 RF 的主要差异表现在以下几个方面:模型原理(SVM 基于间隔最大化理论,RF 基于集成学习)、决策机制(SVM 通过构建几何边界进行分类,RF 采用多数投票/均值方法)以及适用场景(SVM 更适用于高维小样本数据集,而 RF 更适用于特征缺失较多的数据集).具体而言,SVM 的优势在于能够有效处理高维数据,对小样本数据集具有较好的泛化能力,且对异常值较为敏感,同时具备较强的几何可解释性,但其计算复杂度较高,难以扩展到大规模数据集.相比之下,RF 具有更广泛的适用性,在大数据场景下训练速度明显优于 SVM,但其决策边界不够精确,且在处理高维稀疏数据时的性能会显著下降.另一方面,深度学习模型(如 CNN、ANN)则通过增加计算资源投入来提升高阶特征提取能力.CNN 在处理具有空间/时序局部相关性的数据(例如图像、视频和语音)方面具有显著优势,可以视作 ANN 在空间数据上的特化版本.ANN 更适合于结构化向量数据的输入,或对任务复杂度要求较低、无需复杂特征提取的场景,理论上能够拟合任意连续函数(万能逼近定理),适用于非结构化数据的处理,并且可以通过灵活调整隐藏层数和神经元数量来适应不同复杂度的任务需求.在实际应用中,需通过交叉验证进行对比验证,以避免陷入“局部最优”(如 K 均值模型(K−Means))或“过拟合”(如 DT)等问题.根据数据集是否具有标签,机器学习可分为无监督学习算法和有监督学习算法两大类.在此基础上,针对特定数据结构,衍生出了专为网格结构数据设计的 CNN 以及适用于非线性数据、使用反向传播进行降维的 MLP 等机器学习算法.表 1 列举了环境研究中常用的常用机器学习算法的优缺点和性能分析.

3 MPs 研究中 Al 模型优化方法

通常情况下,损失函数是量化机器学习模型训练过程中预测值与实际值之间差距的关键指标.损失函数值越小,说明训练数据的误差越小.因此,有研究提出了提高模型性能的策略,包括适当的数据集处理和算法优化,从而提高 MPs 研究对机器学习模型的理解和应用(图 6).模型构建完成后,可以利用混淆矩阵来评估模型的性能,提高模型的可信度[50].

为优化和评估机器学习模型性能,研究者常采用多种数据预处理、超参数优化和模型评估方法.数据预处理方面,归一化因其对模型训练的普遍助益而被广泛应用于各类机器学习任务,旨在消除各维度数据之间的数量级差异.常用的归一化策略包括最大最小法和均值方差法(图 6a).针对 MPs 频谱中常见的背景干扰、仪器误差导致的锯齿状小波和基线偏移问题(图 6b, c),基线校正、平滑和小波去噪等方法对原始数据调整至关重要.对于无效特征较多的数据集,主成分分析(PCA)算法可将其转化为较小的正交主成分集(图 6d),实现降维并保留关键特征信息.此外,数据扩增(图 6e)有助于提高模型泛化性能、降低过拟合风险并增强模型鲁棒性.在模型训练阶段,超参数优化至关重要.研究人员通常结合交叉验证(CV)使用网格搜索、随机搜索和贝叶斯优化等方法(图 6f~h)以寻找最佳超参数值.其中,网格搜索和随机搜索因其简单易懂的特性,常被用于超参数优化的初期探索.而贝叶斯优化法在处理复杂高维超参数搜索问题时优势显著,随着模型复杂度的增加,其重要性将日益凸显.模型评估方面,混淆矩阵(图 6i)作为分类模型的基础评估工具,因其高使用频率而被广泛采用.Roc 曲线(图 6j)则主要用于二分类模型评估,通过比较不同模型的性能,其 AUC 值可量化模型性能.结合多种优化和评估方法的集成策略,能够取长补短,具有极大的发展潜力.表 2 为上述优化方法与评估方式的优缺点分析.

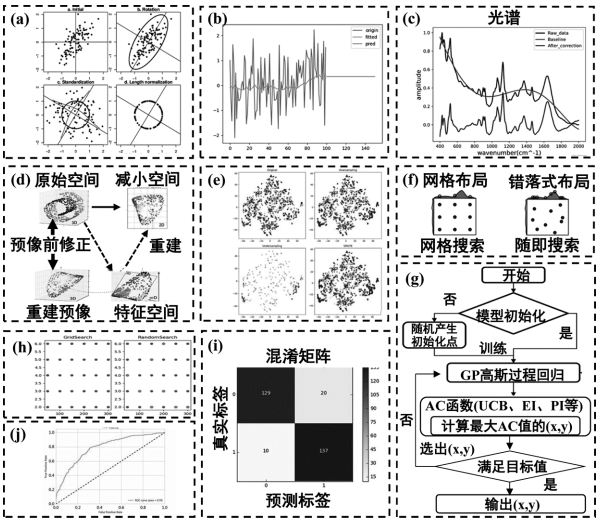


图 6 机器学习模型的优化和评估 [50]

Fig.6 Machine learning model optimization and evaluation[50]

(a)归一化;(b)平滑化;(c)基线校正;(d) PCA 降维;(e)数据过采样和欠采样;(f)随机搜索法;(g)网格搜索法;(h)贝叶斯优化法;(i)混淆矩阵;(j) Roc 曲线

表 1 常用机器学习算法的优缺点和性能分析

Table 1 Advantages and disadvantages, and performance analysis of commonly used machine learning algorithms

运算法则	支持的直接输入数据类型	优点	缺点	所属类型
K-Means 聚类算法	数字数据	结构简单,可解释性强	1.对噪声敏感、局部最优、数据量越大速度越慢 2.需预先指定聚类数量	无监督学习算法
SVM	数值数据、分类数据、自然语言过程	1.稳健性强、精度高、适用性广 2.适合小样本数据,对噪声鲁棒性强	1.参数调整的挑战、计算成本高 2.核函数选择对结果影响大	监督学习算法
DT	数值数据、分类数据	解决多输出问题,可视化流程	容易过度拟合、不稳定性、计算复杂度高	监督学习算法
k-NN	数字数据	简单模型、对离群值的鲁棒性、无需显式训练模型,直接通过数据相似性进行预测	对噪声敏感,计算复杂度高	监督学习算法
主成分分析	数字数据	降低维度,加快计算速度	信息丢失,对离群值敏感	无监督学习算法
RF	数值数据、分类数据	1.高精度、低偏差、不易过度拟合 2.处理高维数据,抗过拟合 3.可输出特征重要性	计算成本高,需要调整超参数	监督学习算法

续表 1

运算法则	支持的直接输入数据类型	优点	缺点	所属类型
XGBoost	数字数据	高精度、正规化、灵活性	计算密集、黑盒模型	监督学习算法
逻辑回归	数字数据	模型简单,计算资源少、	对噪声敏感,对高维数据弱,不适用于非线性数据	监督学习算法
ANN	数字数据、自然语言处理	1.灵活性高,可处理各种类型的数据,应用广泛 2.自动提取复杂特征	容易过度拟合,计算要求高	监督学习算法
CNN	数字数据	在图像数据上表现出色,学习复杂特征	需要更多训练数据、计算复杂度高、可解释性有限	监督/半监督学习(专为网格结构数据设计)
MLP	数字数据	适用于非线性使用反向传播数据降尺度	容易过度拟合,训练速度慢	前馈人工神经网络

表 2　机器学习模型的优化和评估方法的适用类型及优缺点

Table 2　Applicable types and advantages and disadvantages of optimization and evaluation methods for machine learning models

方法类型	名称	适用类型	优点	缺点
优化方法	归一化	适用于各特征数据范围差异大的场景,如不同特征取值范围从 1-10 和 100-1000.	加快模型收敛速度,避免数值大的特征主导模型训练;提高梯度下降法求解效率;某些模型要求数据归一化,如神经网络、支持向量机.	改变数据原始分布;若数据存在异常值,归一化效果受影响.
	平滑化	常用于时间序列数据或光谱数据,去除噪声干扰.	有效降低数据噪声,使数据趋势更明显;提升模型对数据趋势的捕捉能力.	可能平滑掉数据中重要细节;过度平滑会使数据失真.
	基线校正	主要用于光谱分析等领域,校正因仪器等因素产生的基线漂移.	消除基线漂移影响,使光谱数据更准确;提高基于光谱数据模型的精度.	不同校正方法假设条件不同,选择不当可能引入误差;对复杂基线漂移校正效果有限.
	PCA 降维	适用于特征维度高、存在特征相关性的数据集.	减少数据维度,降低计算复杂度;去除数据冗余,保留主要信息;缓解维度灾难问题.	降维后特征解释性变差;可能丢失少量重要信息.
	数据过采样和欠采样	处理数据集类别不平衡问题.过采样用于少数类样本过少情况;欠采样用于多数类样本过多情况.	过采样增加少数类样本,使模型学习到更多少数类特征;欠采样减少多数类样本,降低计算量.	过采样可能导致过拟合;欠采样可能丢失多数类重要信息.
	随机搜索法	适用于超参数搜索空间大的模型,如神经网络.	简单易行,可快速搜索超参数空间;相比穷举搜索,计算成本低.	搜索具有随机性,不一定能找到最优超参数组合;可能遗漏最优解.
	网格搜索法	适用于超参数组合较少的模型,能系统搜索超参数.	能全面搜索超参数组合,可找到全局最优解(理论上).	计算量大,超参数组合多的时候耗时久;对高维超参数空间搜索效率低.
	贝叶斯优化法	适用于计算昂贵的模型,如深度学习模型.	基于先验知识迭代搜索,效率高,能快速找到较优超参数;避免盲目搜索.	实现相对复杂;依赖先验分布假设,假设不准确会影响效果.
评估方法	混淆矩阵	用于分类模型评估.	直观展示分类模型预测结果,可计算精确率、召回率等指标;了解模型对各类别的分类情况.	类别多的时候矩阵复杂;不能直接反映模型整体性能.
	Roc 曲线	主要用于二分类模型评估,比较不同模型性能.	综合考虑分类器在不同阈值下性能;不受类别不平衡影响;AUC 值可量化模型性能.	不适用于多分类问题(需扩展);只关注分类准确性,不考虑预测值具体大小.

4　AI 在 MPs 污染治理领域面临的挑战

AI 技术在 MPs 收集与检测、污染追踪、环境影响预测和治理策略优化等方面展现出巨大潜力,但仍面临诸多挑战.

数据稀缺和质量问题.AI 模型依赖于大量高质量、良好标记的数据集,然而 MPs 的数据收集与分析过程费时费力,样本采集成本高.实验室数据难以反映真实环境的复杂性,且缺乏标准化的 MPs 数据库和统一的数据格式.此外,MPs 形态、聚合物类型和老化程度的差异,以及环境介质和仪器差异导致的数据异质性,也加剧了数据挑战.未来研究应优先考虑自动化和高通量的数据收集,开发标准化协议,扩大样本来源,同时发展小样本学习和元学习算法,构建轻量化边缘计算架构,以及多模态预训练大模型.

智能检测与识别技术的挑战.智能检测与识别技术的突破是解决数据稀缺问题的关键,也是未来技术发展的重点.当前主要存在的问题与挑战包括:缺乏端到端的“采样-预处理-检测-分类”AI 集成

系统,限制了数据获取的效率和自动化程度;缺乏结合微型光谱仪与手机成像的便携式检测设备,难以进行快速、便捷的现场检测;缺乏无人机搭载的广域 MPs 分布快速扫描技术等全流程自动化检测系统,限制了大规模环境监测能力;同时,针对复杂环境样品和风化 MPs 的精准识别仍然面临挑战,亟需发展融合拉曼光谱、红外光谱与显微图像的跨模态识别算法以及针对风化 MPs 表面特征的深度学习识别方法.

数据管理挑战.AI 技术在处理 MPs 数据时,需要解决数据质量、标准化和隐私保护问题.由于缺乏 AI 模型性能评估的统一标准和监管机构的认可,AI 模型在 MPs 领域乃至其他领域的应用都面临标准与认证缺失的问题.同时,需要建立明确的政策和法规来指导数据所有权、共享和使用.

模型可解释性、透明度和可重复性问题.实验室环境中的 AI 模型在实际应用效果有待验证.深度学习模型常因缺乏可解释性而难以获得对结论推理过程的洞察,影响结果的验证和科学理解.某些稀有 MPs 类别样本量不足,以及新型塑料添加剂的出现导致模型泛化能力下降,迁移学习面临源域与目标域分布差异大的问题,使得模型技术遇到了小样本学习问题的挑战.此外,如何有效地整合光谱数据、图像数据和化学分析数据,解决时空异质性导致环境行为预测模型精度受限,都是 AI 技术在多模态数据融合上的难题.未来研究应关注模型数据的适用性,强化实验验证,提高模型的解释性.

当前阶段,AI 技术在 MPs 治理中的应用,正处于从实验室研究向实际应用转化的关键阶段.应对这些挑战,亟需环境、材料、计算机等多学科的深度合作,以及政府、企业和研究机构的共同投入.

5 总结与展望

AI 技术深度融合机器视觉、集成学习与物理建模,正系统性重塑 MPs 污染治理范式.在检测识别层面,YOLOv8、CNN 等模型可实现 MPs 精准定位,多模态分析显著提升实验室识别准确率,便携式微流控-YOLO 集成装置突破水样检测效率瓶颈,克服了传统目视分析的局限.污染源追踪领域,PSO-RF 模型可高精度解析污水来源,XGBoost 模型则在预测 MPs 垂直迁移方面表现突出.环境影响预测方面,AI 技术不仅用于构建 MPs-污染物吸附模型,更通过 MFAB-ML 评估 MPs 对微生物群落的扰动,而 UNet-CNN 对生物行为轨迹的量化则开辟了毒性机制研究新路径.治理策略优化呈现闭环智能特征,XGBoost 指导的塑料气化制氢与 SVM 优化的纳米材料设计推动资源化利用.当前技术突破指向自动化系统、边缘计算装备及可解释 AI 模型,亟待跨学科协作攻克小样本学习、多模态融合等瓶颈,构建多尺度智能治理体系.总体而言,AI 技术在精准检测识别、污染源追踪、迁移规律解析、环境影响预测及治理策略优化等方面取得了显著进展,有效提升了传统方法的效率和准确性.

尽管 AI 技术在微塑料(MPs)研究中展现出潜力,但其应用仍存在分散、缺乏系统性的问题,这限制了其整体效能.未来,AI 技术在 MPs 研究领域将集中于智能检测与识别、环境行为与风险预测、治理技术与材料研发的智能化、数据共享与知识发现体系构建以及标准化与政策支持体系等方面.为提升其应用价值,需加强跨学科协作,攻克小样本学习、多模态融合等技术瓶颈,构建多尺度智能化治理体系,并持续改进算法、完善数据管理、加强技术验证和完善监管制度,以实现对环境行为和生态风险的深入预测与评估,最终将 AI 技术打造为解决 MPs 污染问题的关键工具.

参考文献:

[1] Hartmann N B, Hu¨ffer T, Thompson R C, et al. Are we speaking the same language? Recommendations for a definition and categorization framework for plastic debris [J]. Environmental Science & Technology, 2019,53:1039-1047.

[2] Qiu Y, Zhou S, Zhang C, et al. Identification of potentially contaminated areas of soil microplastic based on machine learning: A case study in Taihu Lake region, China [J]. Science of the Total Environment, 2023,877:162891.

[3] Li Y, Hou Y, Hou Q, et al. Soil microbial community parameters affected by microplastics and other plastic residues [J]. Frontiers in Microbiology, 2023,14:1258606.

[4] Fazil A, Gomes P I, Sandamal K R. Applicability of machine learning techniques to analyze microplastic transportation in open channels with different hydro-environmental factors [J]. Environmental Pollution, 2024,357:124389.

[5] Zhang J, Yu F B, Hu X G, et al. Multifeature superposition analysis of the effects of microplastics on microbial communities in realistic environments [J]. Environment International, 2022,162:107172.

[6] Kong F, Jin H, Xu Y, et al. Behavioral toxicological tracking analysis

of drosophila larvae exposed to polystyrene microplastics based on machine learning [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 359:120975.

[7] 王星程,王好雨,潘欣语,等.机器学习在环境微塑料领域的应用:分类识别、定量分析和吸附性能预测 [J/OL]. 中国环境科学, 1-15 [2025-06-08].https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250507.002.
Wang X C, Wang H Y, Pan X Y, et al. Applications of machine learning in the environmental microplastics studies: classification identification, quantitative analysis, and adsorption performance prediction [J/OL]. China Environmental Science, 1-15[2025-06-08]. https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250507.002.

[8] Zhao B, Richardson R E, You F. Advancing microplastic analysis in the era of artificial intelligence: From current applications to the promise of generative AI [J]. Nexus, 2024,1(4):100043.

[9] Herb F, Boley M, Fong W K. Machine learning outperforms 'humans in microplastic characterization and reveals human labelling errors in FTIR data [J]. Journal of Hazardous Materials, 2025,487:136989.

[10] Astorayme M A, Vazquez-Rowe I, Kahhat R. The use of artificial intelligence algorithms to detect macroplastics in aquatic environments: A critical review [J]. Science of the Total Environment, 2024,945: 173843.

[11] Guo P, Wang Y, Moghaddamfard P, et al. Artificial intelligence-empowered collection and characterization of microplastics: A review [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024,471:134405.

[12] Hertog D, Pauphilet J, Pham Y, et al. Optimizing the path towards plastic-free oceans [J]. Operations Research, 2025,73(3):1165-1183.

[13] Hu B, Dai Y, Zhou H, et al. Using artificial intelligence to rapidly identify microplastics pollution and predict microplastics environmental behaviors [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024, 474:134865.

[14] Liu Y, Yao W, Qin F, et al. Spectral classification of large-scale blended (micro)plastics using FT-IR raw spectra and image-based machine learning [J]. Environmental Science & Technology, 2023,57 (16):6656–6663.

[15] 杨　颖,吴玉暄,潘　巍,等.气气相色谱/质谱和红外光谱测定鱼体内微塑料 [J/OL]. 中国环境科学, 1-11[2025-06-08]. https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250109.004.
Yang Y, Wu Y X, Pan W, et al. Determination of microplastics in fish by gas chromatography/mass spectrometry and infrared spectroscopy [J/OL]. China Environmental Science, 1-11[2025-06-08].https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250109.004.

[16] Li F, Liu D, Guo X, et al. Identification and visualization of environmental microplastics by Raman imaging based on hyperspectral unmixing coupled machine learning [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024,465:133336.

[17] Chen B, Zhang Z, Wang T, et al. Global distribution of marine microplastics and potential for biodegradation [J]. Journal of Hazardous Materials, 2023,451:131198.

[18] Liu Z, Wang W, Geng Y, et al. Integrating automated machine learning and metabolic reprogramming for the identification of microplastic in soil: A case study on soybean [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024,478:135555.

[19] Ai W, Chen G, Yue X, et al. Application of hyperspectral and deep learning in farmland soil microplastic detection [J]. Journal of Hazardous Materials, 2023,445:130568.

[20] Jeon J, Choi J K, Shin Y et al. Machine learning-integrated droplet microfluidic system for accurate quantification and classification of microplastics [J]. Water research, 2025,274:123161.

[21] 马雪纯,张佳佳,赵　萌,等.不同环境介质中微塑料溯源方法研究进展 [J/OL]. 环境科学, 1-19[2025-08-10]. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202504049.
Ma X C, Zhang J J, Zhao M, et al. Advances in Microplastics Source Tracing Methodology in Different Environmental Media [J/OL]. Journal of Environmental Sciences, 1-19[2025-08-10].https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202504049.

[22] Kotar S, McNeish R, Murphy-Hagan C et al. Quantitative assessment of visual microscopy as a tool for microplastic research: Recommendations for improving methods and reporting [J]. Chemosphere, 2022,308(Pt 3):136449.

[23] Cowger W, Gray A B, Christiansen S, et al. Critical review of processing and classification techniques for images and spectra in microplastic research [J]. Applied spectroscopy. 2020,74(9):989-1010.

[24] Adhikari S, Kelkar V, Kumar R, et al. Methods and challenges in the detection of microplastics and nanoplastics: a mini‐review [J]. Polymer International, 2022,71:543-551.

[25] Ruggero F, Gori R, Lubello C. Methodologies for microplastics recovery and identification in heterogeneous solid matrices: A review [J]. Journal of Polymers and the Environment, 2020,28:739-748.

[26] Shu Y, Kong F, He Y, et al. Machine learning-assisted source tracing in domestic-industrial wastewater: A fluorescence information-based approach [J]. Water Research, 2025,268(Pt A):122618.

[27] Zhang J, Yu F, Hu X, et al. Multifeature superposition analysis of the effects of microplastics on microbial communities in realistic environments [J]. Environment International, 2022,162:107172.

[28] Zhen Y, Wang L, Sun H, et al. Prediction of microplastic abundance in surface water of the ocean and influencing factors based on ensemble learning [J]. Environmental Pollution, 2023,268(Pt 2):121834.

[29] Sukkuea A, Inpun J, Cherdsukjai P, et al. Automatic microplastic classification using dual-modality spectral and image data for enhanced accuracy [J]. Marine Pollution Bulletin, 2025,213:117665.

[30] 李煜瑄,窦　明,李桂秋,等.水体中微塑料迁移行为的水力学实验与数值模拟 [J]. 中国环境科学, 2025,45(3):1765-1776.
Li Y X, Dou M, Li G Q, et al. Hydraulic experiments and numerical simulation of microplastics migration in aquatic environments [J]. China Environmental Science, 2025,45(3):1765-1776.

[31] Qian S, Qiao X, Zhang W, et al. Machine learning-based prediction for settling velocity of microplastics with various shapes [J]. Water Research, 2024,249:121001.

[32] Li X, Tian Z, Kong Y, et al. The suspension stability of nanoplastics in aquatic environments revealed using meta-analysis and machine learning [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024,471:134426.

[33] Qiu Y, Niu J, Zhang C, et al. Interpretable machine learning reveals transport of aged microplastics in porous media: Multiple factors co-effect [J]. Water Research, 2025,274:123129.

[34] Enyoh C E, Ovuoraye P E, Rabin M H, et al. Thermal degradation

evaluation of polyethylene terephthalate microplastics: Insights from kinetics and machine learning algorithms using non−isoconversional TGA data [J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2024, 12(2):111909.

[35] Chen W H, Sun S C, Ocreto J B, et al. Thermodegradation characterization of microplastics: Dispersion effect and pyrolysis kinetics by artificial intelligence [J]. Chemical Engineering Journal, 2023,457:141285.

[36] Qiu Y, Li Z, Zhang T, et al. Predicting aqueous sorption of organic pollutants on microplastics with machine learning [J]. Water Research, 2023,244:120503−120503.

[37] Zhang L, Wang F, Wang W, et al. Using machine learning to reveal drivers of soil microplastics and assess their stock: A national−scale study [J]. Journal of Hazardous Materials, 2024,478:135466.

[38] Withana P A, Li J, Senadheera S S, et al. Machine learning prediction and interpretation of the impact of microplastics on soil properties [J]. Environmental Pollution, 2024,341:122833.

[39] Xie L, Ma M, Ge Q, et al. Machine learning advancements and strategies in microplastic and nanoplastic detection [J]. Environmental Science & Technology, 2025,59(18):8885−8899.

[40] Bin Abu Sofian A D A, Lim H R, Chew K W, et al. Hydrogen production and pollution mitigation: Enhanced gasification of plastic waste and biomass with machine learning & storage for a sustainable future [J]. Environmental Pollution, 2024,342:123024.

[41] Zhou G, Chen G, Tang P, et al. Revealing the removal behavior of five neglected microplastics in coagulation−ultrafiltration processes: Insights from experiments and predictive modeling [J]. Journal of Hazardous Materials, 2025,491:137857.

[42] Gao Z, Ren Z, Cui T, et al. Machine learning−based analysis of microplastic−induced changes in anaerobic digestion parameters influencing methane yield [J]. Journal of Environmental Management, 2025,377:124627.

[43] Zhu T, Tao C, Cheng H, et al. Versatile in silico modelling of microplastics adsorption capacity in aqueous environment based on molecular descriptor and machine learning [J]. Science of the Total Environment, 2022,864:157455.

[44] Rushdi I W, Hardian R, Rusidi R S, et al. Microplastic and organic pollutant removal using imine−functionalized mesoporous magnetic silica nanoparticles enhanced by machine learning [J]. Chemical Engineering Journal, 2025,510:161595.

[45] Li S, Gao H, You F. AI for science in electrochemical energy storage: A multiscale systems perspective on transportation electrification [J]. Nexus, 2024,1(3):100026.

[46] Meyers N, Catarino A I, Declercq A M, et al. Microplastic detection and identification by Nile red staining: Towards a semi−automated, cost− and time−effective technique [J]. Science of the Total Environment, 2022,823:153441.

[47] Zhang J, Choi C E. Towards A universal settling model for microplastics with diverse shapes: Machine learning breaking morphological barriers [J]. Water Research, 2025,272:122961.

[48] Yu F, Hu X. Machine learning may accelerate the recognition and control of microplastic pollution: Future prospects [J]. Journal of Hazardous Materials, 2022,432:128730.

[49] Gao H, Liu Q, Yan C, et al. Macro−and/or microplastics as an emerging threat effect crop growth and soil health [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2022,186:106549.

[50] Su J, Zhang F, Yu C, et al. Machine learning: Next promising trend for microplastics study [J]. Journal of Environmental Management, 2023, 344:118756.

作者简介：彭政栋(2003−),男,浙江温州人,浙江工商大学硕士研究生,主要从事固体废物资源化与无害化研究.发表论文 4 篇.23020160015@pop.zjgsu.edu.cn