

doi: 10.12452/j.fxcxb.25123104

# 基于深度学习目标检测-显微拉曼光谱法的微塑料自动检测

梁维新<sup>1</sup>, 宋玉梅<sup>1</sup>, 廖振伟<sup>2</sup>, 雷永乾<sup>1</sup>, 郭鹏然<sup>1\*</sup>

(1. 广东省科学院测试分析研究所(中国广州分析测试中心), 广东省化学测量与应急检测技术重点实验室, 广东省水环境污染在线监测工程技术研究中心, 广州 510070; 2. 珠海东禹环保科技有限公司, 珠海 519000)

**摘要:** 开发了一种基于深度学习目标检测-显微拉曼光谱的微塑料自动检测方法。该方法将微塑料截留于金属滤膜上, 通过目标检测模型识别捕捉疑似微塑料, 经坐标转换后自动进行拉曼定性分析。结果表明: 实验训练的基于YOLOv8n的微塑料目标检测模型的精确率、召回率、mAP@0.5均在90%以上, mAP@0.5:0.95达74%, 具有良好目标定位和识别能力; 建立的基于优化权重命中质量指数(HQI)算法微塑料的拉曼图谱识别模型对7种微塑料的分类准确率为100%; 通过微塑料目标检测模型和拉曼图谱识别模型的联用则可实现微塑料自动检测, 方法的尺寸检出限为100 μm, 对实际水体中微塑料的加标回收率大于90%, 相对标准偏差(RSD)在10%以内, 显示了良好的准确度和精密度。该方法可应用于水中微塑料的快速、自动、准确检测。

**关键词:** 微塑料自动检测; YOLOv8; 深度学习目标检测模型; 拉曼图谱识别模型

**中图分类号:** O657.37; TB848.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-4957(2026)05-0001-08

## Automatic Detection of Microplastics Based on Deep Learning Object Detection Combined with Micro-Raman Spectroscopy

LIANG Wei-xin<sup>1</sup>, SONG Yu-mei<sup>1</sup>, LIAO Zhen-wei<sup>2</sup>, LEI Yong-qian<sup>1</sup>, GUO Peng-ran<sup>1\*</sup>

(1. Guangdong Provincial Key Laboratory of Chemical Measurement and Emergency Test Technology, Guangdong Provincial Engineering Research Center for Online Monitoring of Water Pollution, Institute of Analysis, Guangdong Academy of Sciences(China National Analytical Center, Guangzhou), Guangzhou 510070, China; 2. Zhuhai Dongyu Environmental Protection Technology Co., Ltd., Zhuhai 519000, China)

**Abstract:** An automated detection method for microplastic was developed by combining deep learning object detection and micro-Raman spectroscopy. Microplastics were retained on a metal filter membrane, and suspected microplastics were identified and captured by an object detection model, followed by automatic Raman qualitative analysis after coordinate transformation. The results showed that the trained YOLOv8n-based microplastic object detection model exhibited precision, recall and mAP@0.5 all above 90%, with the mAP@0.5:0.95 reaching 74%, indicating excellent performance in object localization and recognition. The established Raman spectral identification model for microplastics based on the optimized weight hit quality index(HQI) algorithm achieved 100% classification accuracy for seven types of microplastics. Automated detection of microplastic was realized by integrating the microplastic object detection model and the Raman spectral identification model. The size detection limit of the method was 100 μm. The spiked recoveries of microplastics in actual water samples were greater than 90% with relative standard deviations(RSDs) below 10%, demonstrating satisfactory accuracy and precision. This method could be used for the rapid, automatic and accurate detection of microplastics in water.

**Key words:** automated microplastic detection; YOLOv8; deep learning-based object detection model; Raman spectral identification model

**收稿日期:** 2025-12-31; **修回日期:** 2026-01-13

**基金项目:** 广东省科学院青年人才专项(2023GDASQNR-0326); 广东省科学院发展专项资金项目(2024GDASZH-2024010102); 广东省基础与应用基础研究基金项目(2023A1515011156, 2025A1515010325); 珠海市社会发展领域科技计划项目(2420004000029)

\* **通讯作者:** 郭鹏然, 博士, 研究员, 研究方向: 环境污染快速分析技术, E-mail: prguo@fenxi.com.cn

微塑料是指尺寸小于 5 mm 的塑料<sup>[1]</sup>, 其广泛存在于全球水体环境中, 对生态环境和人体健康均具有潜在风险, 是国际上广泛关注的新型污染物之一<sup>[2-3]</sup>。微塑料不仅有生长抑制、氧化损伤、免疫应激等直接毒性效应, 还可通过吸附持久性有机污染物(POPs)和内分泌干扰化学品(EDCs)等有毒有害物质而对人体产生间接生物效应<sup>[4-5]</sup>。我国高度重视微塑料污染, 先后颁布的《新污染物治理行动方案》《生态环境监测规划纲要(2020~2035年)》等相关政策文件, 皆强调要提升微塑料环境监测技术的支撑保障能力。因此, 亟需开发准确的微塑料分析方法, 为微塑料污染的源头管控和污染治理提供准确数据依据。

目前微塑料的表征和检测方法主要包括人工目视/体视显微镜分析、拉曼光谱/显微拉曼光谱法(Raman/micro-Raman)、红外光谱法/显微红外光谱法(FTIR/micro-FTIR)、热裂解气相色谱-质谱法(Pyro-GC-MS)、扫描/透射电子显微镜(SEM/TEM)等<sup>[6]</sup>。其中, 水质中微塑料的传统检测方式是通过体视显微镜对制备好的样品镜检分析后, 将疑似微塑料的颗粒再进行红外/显微红外或拉曼/显微拉曼分析<sup>[7-9]</sup>。但这种检测方式需要复杂、耗时的样品制备步骤, 且存在效率低下、粒径检出限较高且易受操作人员主观经验影响等问题<sup>[10]</sup>; 而 Pyro-GC-MS 可以同时进行微塑料的定性和定量分析, 但无法得到微塑料的外观形态与丰度信息<sup>[11-12]</sup>; SEM/TEM 方法的尺寸检出限低, 但样品制备过程复杂, 分析效率较低且需要使用大型昂贵设备<sup>[13]</sup>; 采用显微拉曼成像或显微红外成像技术可以同时实现成像和定性分析, 但由于需要扫描区域范围内所有的像素点, 方法效率较低, 测定时间长。因此, 发展准确、快速、稳定的微塑料检测方法是目前微塑料分析表征的技术研究热点<sup>[14]</sup>。

近年来, 随着人工智能(AI)技术的快速发展, 特别是机器学习在环境分析领域取得的突破<sup>[15]</sup>, 为微塑料的自动、快速、准确检测提供了新的技术路径<sup>[16-17]</sup>。按照技术应用划分, 可分为基于图像或基于光谱数据分析的机器学习模型两大类。目前已有机器学习模型结合高清摄像<sup>[18]</sup>、高光谱成像<sup>[19]</sup>、电子显微镜成像<sup>[20]</sup>、全息成像<sup>[21]</sup>等技术实现微塑料图像进行识别与分类, 无需人工分拣处理, 显著提升了颗粒筛选效率, 但单一的图像分析仅能完成微塑料的形态定位与计数, 无法实现准确的化学定性分析; 也有利用卷积神经网络(CNN)<sup>[22]</sup>、K近邻(KNN)和随机森林等模型<sup>[23]</sup>对红外/拉曼光谱数据进行特征提取, 实现复杂基质中微塑料的成分自动判别, 但该类技术仍依赖人工分拣微塑料, 难以实现样品的高通量检测。通过结合基于深度学习的图像分类、目标检测等图像处理技术与光谱定性分析可显著提升检测效率, 并提供准确的化合物成分, 目前暂未见该类技术的研究报道。

基于上述技术难点, 本文建立了基于 YOLO 深度学习模型为核心的微塑料目标检测模型以及基于优化权重 HQI 算法的拉曼光谱识别模型, 通过图像预筛选和拉曼光谱联用可实现地表水中微塑料的快速、自动、高通量检测。

## 1 实验部分

### 1.1 仪器、试剂与材料

MR1-785PA 显微拉曼光谱仪(上海如海光电科技有限公司), BSA224S-CW 分析天平(德国赛多利斯公司), KQ-500E 型超声发生器(昆山市超声仪器有限公司)。

市售直径为 0.1~1 mm 微塑料颗粒, 包含聚乙烯(PE)、聚苯乙烯(PS)、聚丙烯(PP)、聚对苯二甲酸乙二酯(PET)、聚乳酸(PLA)、聚碳酸酯(PC)、聚氯乙烯(PVC)共 7 种常见类别的微塑料; 实际水样采集于广州市河涌的表层水体。

### 1.2 开发环境

硬件环境: GPU 采用 NVIDIA RTX 4090D(显存 24GB), 提供 YOLO 模型训练所需的并行计算算力。CPU 采用 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8474C, 负责数据预处理、代码逻辑调度等辅助计算。内存采用 80 GB DDR5 内存, 支撑大批次数据加载与模型参数临时存储。

软件开发环境: 采用 Python V3.11 版本; 深度学习框架: PyTorch 2.0; YOLO 库版本: Ultralytics 8.0; 开发工具: PyCharm, 用于代码编辑、脚本运行、调试与版本管理的集成开发环境 IDE; 操作系统: Windows 11。

### 1.3 模型建立

**1.3.1 微塑料图像目标检测模型的建立** 本文基于YOLO深度学习模型为核心训练微塑料目标检测模型，相比传统Faster R-CNN，Mask R-CNN等经典两阶段目标检测框架模型，YOLO系列模型具有推理速度快、流程简单、易于部署等优势，且可实现稳定的实时目标检测识别<sup>[18]</sup>。本文采用YOLOv8版本建立模型，模型的建立过程主要包括图像采集，微塑料目标标记和模型训练。

**图像采集：**将加入一定量微塑料的不锈钢滤膜放置在精密位移台上，调节焦距使成像清晰后，使用高清CCD相机搭配10X物镜拍摄不锈钢滤膜表面。通过控制精密位移台，移动不锈钢滤膜拍摄滤膜的不同位置，使用上位机软件保存不锈钢滤膜上与微塑料的图像。

**微塑料目标标注：**采用LabelImg标注工具对采集的图像进行标记。首先对原始图像进行筛选，剔除成像模糊、运动拖影的无效图像，最终保留1409张图像，并按照YOLO系列模型要求的格式进行目标标注。

**模型训练：**按照8:2比例将采集的微塑料图像数据划分为训练集和验证集，其中训练集和测试集分别包含1127和282张图像以及对应的标记文件。基于相同数据集，采用3个不同规模的YOLOv8的版本进行训练，包括Nano(YOLOv8n)、Small(YOLOv8s)、Large(YOLOv8l)。训练过程中，图像大小为640，训练轮次(epochs)为300，且模型性能在20个epochs内不再提升时，自动停止训练。

**1.3.2 微塑料拉曼图谱识别模型的建立** 本文通过自编程序，基于命中质量指数(HQI, Hit Quality Index)算法建立拉曼光谱识别模型，相对于支持向量机、随机森林、卷积神经网络等依赖于大规模标注数据集进行模型训练等方法<sup>[24]</sup>。HQI无需训练过程，直接通过计算未知光谱与参考光谱库中已知标准光谱的相似度进行识别<sup>[25]</sup>。实验采集了1233个PVC、PS、PP、PLA、PET、PE、PC等7种常见微塑料的拉曼图谱(其中959个图谱用于建立数据库，274个图谱用于验证)。拉曼图谱采集过程中，激光功率设置为500 mw；积分时间为5 s；采集到拉曼图谱采用airPLS算法进行基线校正，平滑参数 $\lambda$ 为100 000；使用Whittaker平滑器进行平滑处理，参数设置为 $\lambda=20$ ，阶数为二阶。

在建立HQI模型前，通过主成分分析法(PCA)分析不同种类微塑料拉曼图谱之间的差异，并根据主成分的贡献度以及不同拉曼位移对应的载荷值计算各个拉曼位移的权重，将权重引入HQI模型中。计算方法如式(1)、(2)所示：式(1)中 $S_j$ 为第 $j$ 个拉曼位移的综合载荷， $w_{PC_i}$ 为第 $i$ 个主成分的贡献度(%)， $|L_{ij}|$ 为第 $i$ 个主成分中第 $j$ 个拉曼位移载荷的绝对值， $m$ 为主成分的个数。式(2)中 $w_{HQI_j}$ 为第 $j$ 个拉曼位移的HQI权重(%)， $\sum_{j=1}^n S_j$ 为所有拉曼位移的综合载荷总和， $n$ 为拉曼位移的总数。

$$S_j = \sum_{i=1}^m w_{PC_i} \times |L_{ij}| \quad (1)$$

$$w_{HQI_j} = \frac{S_j}{\sum_{j=1}^n S_j} \quad (2)$$

### 1.4 模型评价

采用精确率、召回率、平均精度均值等指标评价模型性能。计算方法如下，其中公式(3)、(4)中：Precision为精确率，Recall为召回率，TP、FP、FN分别为真阳性、假阳性、假阴性的个数；公式(5)-(6)中，mAP@0.5是交并比(IoU)阈值为0.5时的平均精度均值， $AP_i$ 为第 $i$ 个类别的平均精度，即该类别“精确率-召回率曲线”下的面积， $N_{cls}$ 为类别总数，mAP@0.5:0.95是IOU阈值为0.5~0.95(步长 $k=0.05$ )共10个阈值的平均精度均值。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$mAP@0.5 = \frac{1}{N_{cls}} \sum_{i=1}^{N_{cls}} AP_i |_{IoU_{th}=0.5} \quad (5)$$

$$mAP@0.5:0.95 = \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 mAP|_{IOU_{thr} = 0.5 + 0.05k} \quad (6)$$

## 1.5 样品测试方法

目前用于截留水中微塑料的滤膜主要有纤维素类(纤维素、玻璃纤维)滤膜、塑料类(聚碳酸酯膜、聚四氟乙烯)滤膜和金属滤膜等。由于纤维素滤膜纤维表面呈无规则分散状态,在显微成像中容易形成复杂背景,导致图像干扰而不利于图像目标检测模型的训练。而塑料类滤膜则具有强烈拉曼光谱背景信号,不适用于本研究。金属类滤膜主要为均匀的金属网状结构,且滤水后不会发生溶胀形变,因此在显微成像下可形成高度均一化的背景,容易与微塑料图像区分,因此后续实验使用金属滤膜过滤水中的微塑料。

取 1 升水样通过 5 mm 筛网过滤去除大块颗粒物后,加入至装有孔径为 0.1 mm 不锈钢滤膜的真空抽滤装置进行抽滤,使用金属镊子调整微塑料颗粒避免重叠,并将位于滤膜边缘处的微塑料移动至接近滤膜中心位置。最后将装有微塑料的不锈钢滤膜移动至显微拉曼光谱仪,使用自编程序和建立的微塑料目标检测模型和拉曼图谱识别模型对滤膜进行扫描检测。每组样品测定前均进行空白样品测试。

## 2 结果与讨论

### 2.1 方案整体原理与设计

本方案的整体原理和设计如图 1 所示,采用滤膜截留水样中的微塑料后,通过固定精密位移台在 X 轴和 Y 轴方向的移动步长,配合显微拉曼光谱仪的成像系统对不锈钢滤膜进行局部拍摄(拉曼光谱仪、精密位移台、激光器等模块采用自编程序单独控制)。采集滤膜图像后,采用已建立的目标检测模型自动识别滤膜上的疑似微塑料目标并记录其图像坐标,再将该坐标换算为精密位移台的实际坐标。最后,依据所得坐标,通过精密位移台自动移动至相应位置并进行拉曼光谱检测,实现微塑料的快速自动识别与定性分析。

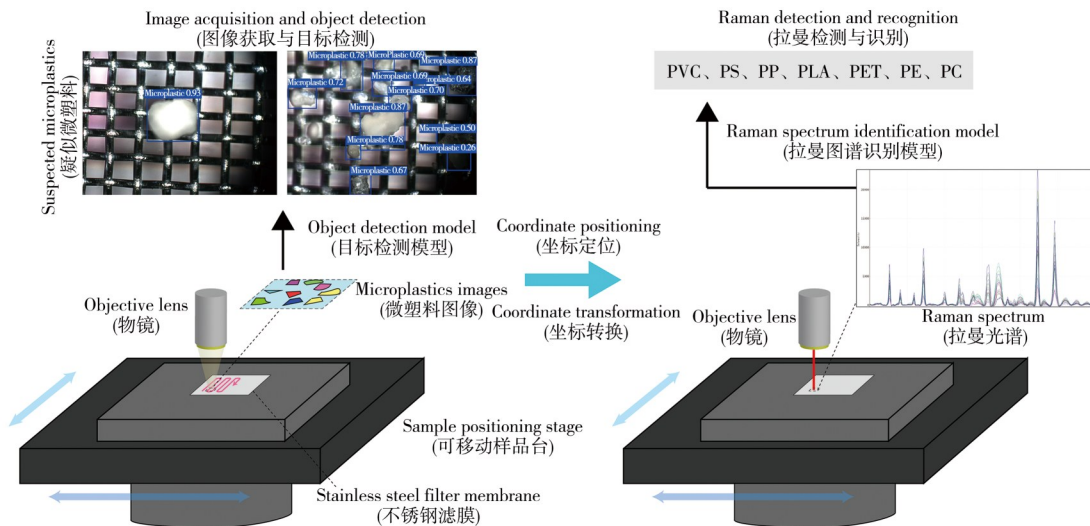


图 1 方案整体原理与设计

Fig. 1 Principle and design of this work

### 2.2 基于YOLOv8n的微塑料目标检测模型建立

2.2.1 模型性能评价 基于“1.3.1”的步骤建立基于YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8l的三组微塑料目标检测模型,并从性能参数和计算效率两个维度对建立的模型性能进行评价,实验结果如图 2 和表 1 所示。在模型的性能参数方面,三组模型的精确率、召回率、平均精度均值(mAP@0.5、mAP@0.5:0.95)均十分接近(见表 1),精确率和召回率均在 90% 以上;图 2A 显示三组模型的 Precision-Recall 曲线(P-R 曲线)均接近于右上角,PR 曲线是评估目标检测模型性能的核心曲线之一,能反映召回真实目标与模型准确程度之间的平衡关系,说明三组模型在保证高召回率的同时保持了较高的识别准确率。图 2B 显示三组模型的 mAP@0.5:0.95 均达到 74% 以上, mAP@0.5:0.95 是目标检测模型的核心综合精

度指标<sup>[26]</sup>，数据表明三组模型从宽松(IoU=0.5)到严格(IoU=0.95)的阈值范围内均保持了较高精度。在计算效率方面，本文采用的YOLOv8n/v8s/v8l作为同系列不同尺度的模型，其模型的网络深度乘数和宽度乘数存在显著差异，模型的浮点运算次数、模型体积、网络层数和总参数量依次递增，其中YOLOv8n作为轻量化版本，单张图像处理的计算负载最低，处理单张图像的时间为50.5 ms，在三个模型中最快(见表1)。由于训练后的目标检测模型需部署于仪器控制电脑中，不具备高性能GPU工作环境，因此经过充分训练后，三个模型的综合检测精度差异较小，结合模型的处理速度，后续实验选择轻量化的YOLOv8n作为微塑料目标检测模型。

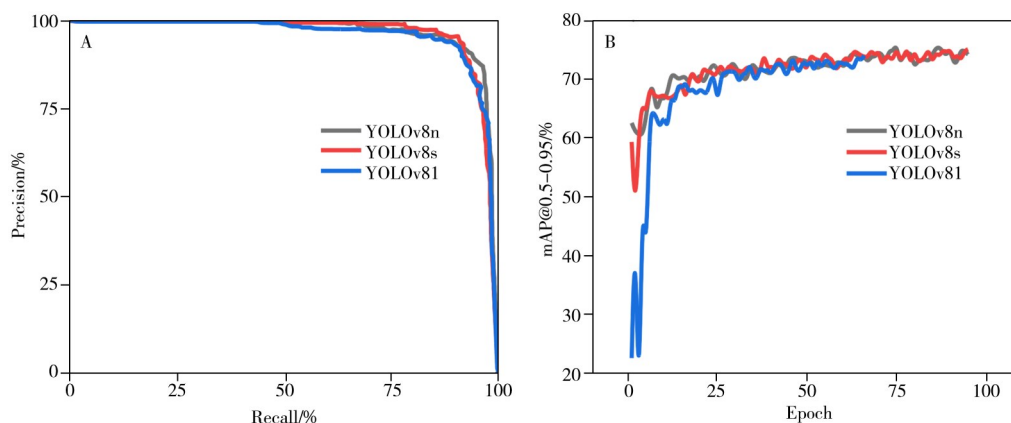


图2 基于YOLOv8n/v8s/v8l训练模型的P-R曲线(A)及mAP@0.5:0.95曲线(B)

Fig. 2 Precision-Recall(P-R) curves(A) and mAP@0.5:0.95 curves(B) of models trained based on YOLOv8n/v8s/v8l

表1 基于YOLOv8n/v8s/v8l的微塑料目标检测模型的性能对比

Table 1 Performance comparison of microplastic object detection models based on YOLOv8n/v8s/v8l

Metric category	Specific metric	Model version		
		YOLOv8n	YOLOv8s	YOLOv8l
Performance parameter	Precision/%	91.8	92.5	92.7
	Recall/%	92.4	90.9	90.6
	mAP@0.5/%	97.0	95.8	95.7
	mAP@0.5:0.95/%	74.3	75.2	74.0
Computational efficiency	Inference speed/(FPS/ms)	50.5	102.6	423.7
	Computational complexity/( $10^9 \times$ FLOPs)	8.2	28.6	165.4
	Model file size/MB	6.1	21.9	85.6
	Number of network layers	129	129	209
	Total number of parameters/ $10^6$	3.0	11.1	43.6

2.2.2 目标检测效果 图3是本文基于YOLOv8n建立的微塑料目标检测模型对部分训练集图像输出的识别结果，其中图3A-D分别是目标检测模型对单目标(A)、多目标微塑料(B和C)以及滤膜背景图像(D)的检测输出结果。图中的蓝色方框是模型检测到疑似微塑料时自动输出的检测框，用于识别和定位微塑料，方框中的数值是模型对该区域属于微塑料的置信度(数值越接近1，微塑料的置信度越高)。图3A、B、C的检测结果显示，本文建立的目标检测模型对单目标和多目标微塑料图像均具有良好的检测效果，而图3D的检测结果显示，图像中未出现微塑料误检情况。

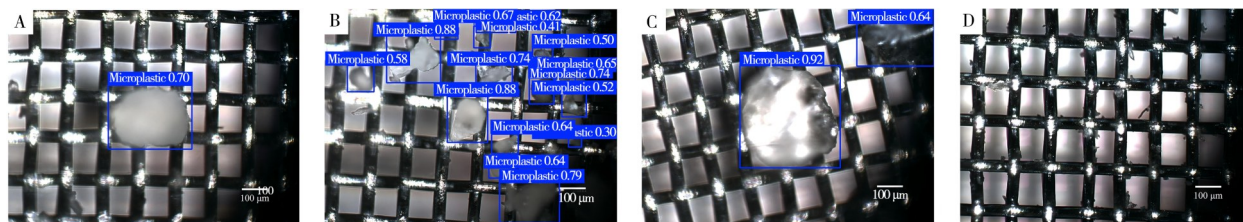


图3 基于YOLOv8n的微塑料目标检测模型对单目标(A)、多目标微塑料图像(B、C)及滤膜背景图像(D)的识别效果  
Fig. 3 Single-target(A), multi-target(B, C) microplastic image detection results, and filter membrane background image(D) detection result of the microplastic target detection model based on YOLOv8n

### 2.3 基于HQI的微塑料拉曼图谱识别模型的建立

在建立基于HQI的微塑料拉曼图谱识别模型前,通过主成分分析法对7种微塑料拉曼图谱进行分析,实验结果见图4A。7种微塑料拉曼图谱的整体差异度较高,但PLA和PS的置信区间存在重叠,说明这两种微塑料的整体拉曼图谱特征较为接近。为了提高模型预测的准确性,在建立HQI模型时根据主成分的贡献度以及拉曼位移对主成分的载荷值计算各拉曼位移的权重(计算方法见“1.3.2”),图4B是7种微塑料的典型拉曼图谱以及拉曼位移对应的权重,其中红色越深代表权重越高,蓝色越深代表权重越低,结果显示较高权重区域主要位于特征拉曼峰,而蓝色低权重区域主要位于右侧的基线位置。基于959个微塑料拉曼图谱(采集方法见“1.3.2”)作为数据库,分别建立包含和不包含权重的2种HQI模型,并采用已知成分的274个微塑料拉曼图谱对模型进行验证,当相似度75%以上时判定阳性。实验结果显示两种模型对微塑料的预测结果一致,其分类准确率均为100%。图4C为两种模型对验证数据的相似度统计箱线图,实验结果显示加入了拉曼位移权重计算后,HQI模型对微塑料计算的相似度均值从98.96%提升至99.01%,说明引入的拉曼位移权重可有效提高HQI模型的相似度准确性。

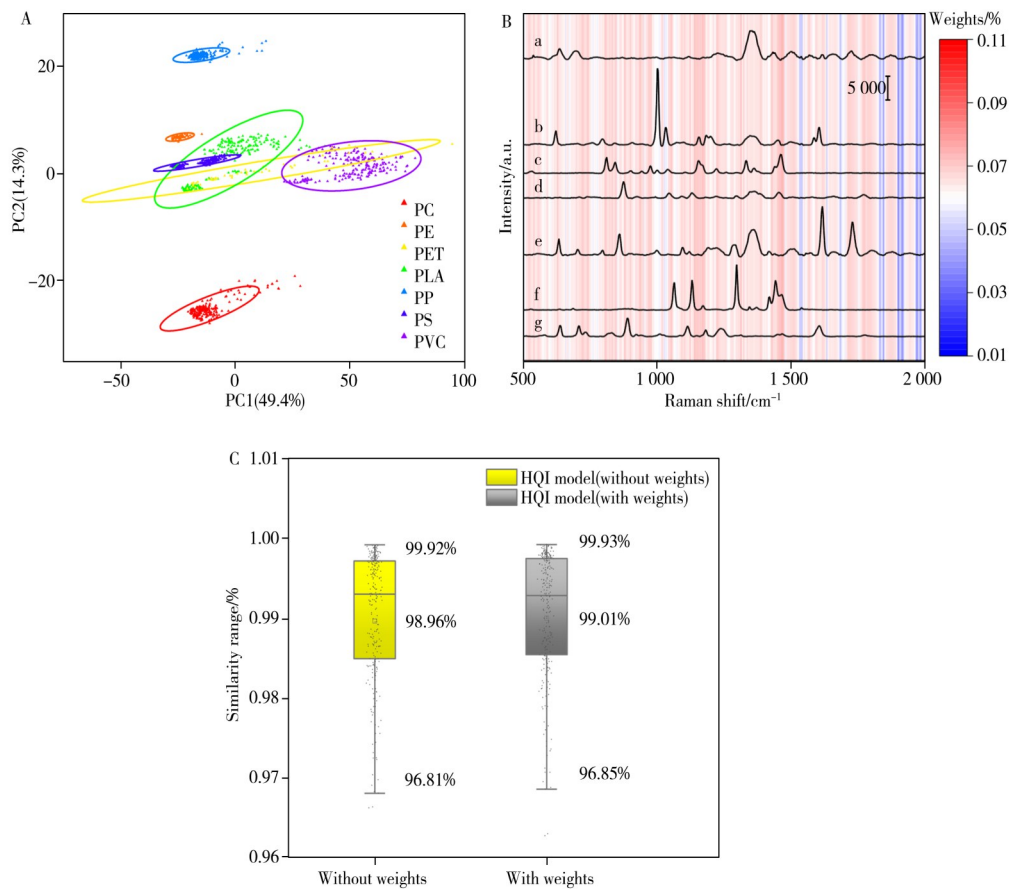


图4 7种微塑料的拉曼图谱PCA分析结果(A); 7种微塑料的典型拉曼图谱以及拉曼位移对应的HQI权重,其中a-g分别为PVC、PS、PP、PLA、PET、PE、PC拉曼图谱(B); 2种HQI模型的识别相似度箱线图(C)

Fig. 4 PCA analysis results of Raman spectra of 7 microplastics(A); typical Raman spectra of 7 microplastics and HQI weights corresponding to Raman shifts, where a-g represent the Raman spectra of PVC, PS, PP, PLA, PET, PE and PC, respectively(B); recognition similarity boxplots of two HQI models(C)

### 2.4 目标检测模型与拉曼图谱识别模型的联用

本文建立的基于YOLOv8n微塑料目标检测模型识别疑似微塑料颗粒后,自动记录图像中微塑料颗粒中心的相对坐标并输出。由于记录的是经过模型归一化的图像中的相对坐标点,因此需将其转换为精密位移台的实际 $x$ ,  $y$ 坐标轴位置。本工作中,通过自编软件自动记录精密位移台的起始扫描 $[x, y]$ 坐标,同时固定 $x$ ,  $y$ 方向的移动步长使其可拍摄连续且完整的滤膜图像,采用的精密位移台 $x$ ,  $y$ 方向的固定步长分别为1.4和1.05 mm(重复定位精度为 $\pm 1 \mu\text{m}$ ),即每张用于目标检测的图像实际面积为 $1.4 \times 1.05 \text{ mm}$ 。因此,在 $x$ 和 $y$ 方向各13个位置,每张滤膜共扫描169张图像共计 $18.2 \times 13.65 \text{ mm}$ 的滤

膜面积。通过精密位移台的记录起始坐标, 将微塑料目标检测模型导出的疑似微塑料图像的相对坐标转换为精密位移台的实际坐标, 再自动移动到相应的疑似微塑料位置进行拉曼检测, 实现图像目标检测模型和拉曼图谱识别模型的联用, 最后输出经拉曼检测后的微塑料数量, 实现微塑料的自动检测。

## 2.5 基于深度学习目标检测-显微拉曼光谱法的微塑料自动检测方法验证

**2.5.1 准确度和精密度** 为考察方法的准确性和稳定性, 向1 L高纯水中加入20个平均粒径0.5 mm的微塑料, 配制丰度为20个/L的微塑料分散液, 按照“1.5”步骤进行测定。在加标样测定前进行空白样品测试, 未发现有微塑料检出。测试结果如图5所示, 微塑料的加标数量与本方法测定值基本一致, 加标回收率为90%~105%, RSD为3.8%, 方法的准确度和精密度良好。

**2.5.2 尺寸检出限** 为考察本方法对微塑料的尺寸检出限, 向不锈钢滤膜中加入粒径范围为50~150  $\mu\text{m}$ 的微塑料, 通过本方法进行测定。图6A、B为目标检测模型的检测结果, 加入的微塑料的检测置信度均在0.5以上, 自动将该微塑料坐标转换为精密位移台的坐标并采集其拉曼图谱。实验表明, 粒径大于70  $\mu\text{m}$ 的微塑料颗粒的拉曼图谱均可被有效识别, 相似度均在90%以上。由于本方法采用的滤膜过滤精度为100  $\mu\text{m}$ , 因此, 本方法对微塑料的尺寸检出限为100  $\mu\text{m}$ 。本方法达到了现有标准微塑料手动测定方法<sup>[9, 27]</sup>同等水平的尺寸检出限(50~330  $\mu\text{m}$ ), 同时实现了微塑料自动检测。

## 2.6 实际样品测试

向实际水样中加入一定数量不同种类微塑料颗粒, 稳定24 h后, 按照“1.5”方法处理水样, 分别采用本方法和手工测试方法进行测试。在加标实验前, 使用0.45  $\mu\text{m}$ 滤膜过滤水样。实验结果如表2所示: 本方法对三组样品的加标回收率均在90%以上, 相对标准偏差在10%以内, 测定结果与手工检测方法基本一致, 说明本方法可有效对水中的微塑料颗粒进行定性、定量分析, 其中加标回收率低于100%可能是由于较小尺寸粒径的微塑料在加标测试过程中部分损失所致。

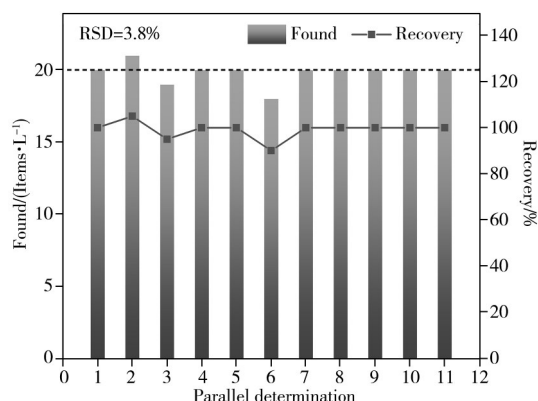


图5 方法的正确度与精密度

Fig. 5 Accuracy and precision of the method

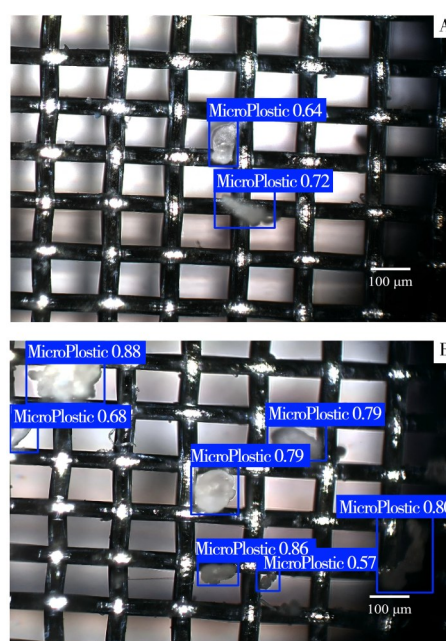


图6 基于YOLOv8n对小尺寸微塑料的识别结果  
Fig. 6 Recognition results of small-sized microplastics based on YOLOv8n

表2 实际水样的测试结果( $n=3$ )

Table 2 Determination of actual water samples( $n=3$ )

Sample	Spiked/(items/L)	Microplastic composition	Average particle size/ $\mu\text{m}$	Found/(items/L)		Recovery <sup>a</sup> /%	RSD <sup>b</sup> /%
				This method	Manual method		
S1	10	PVC	300	10.0 $\pm$ 0.0	10.0 $\pm$ 0.0	93.3	3.1
		PS	250	8.7 $\pm$ 0.6	9.3 $\pm$ 0.6		
S2	5	PLA	300	5.0 $\pm$ 0.0	5.0 $\pm$ 0.0	91.7	8.3
		PC	170	4.3 $\pm$ 0.6	4.7 $\pm$ 0.6		
		PS	250	4.3 $\pm$ 1.6	4.7 $\pm$ 0.6		
		PP	250	4.7 $\pm$ 0.6	4.7 $\pm$ 0.6		
S3	5	PC	170	3.7 $\pm$ 0.6	4.0 $\pm$ 0.0	93.3	3.1
		PLA	250	4.7 $\pm$ 0.6	4.7 $\pm$ 0.6		
		PS	250	5.0 $\pm$ 0.0	5.0 $\pm$ 0.0		
		PET	300	5.3 $\pm$ 0.6	5.0 $\pm$ 0.0		

A: the proposed method

### 3 结 论

本文基于深度学习目标检测-显微拉曼光谱法, 通过结合图像预筛选与拉曼光谱定性实现了水中 7 种微塑料的快速、自动化检测, 实际水体的加标回收率在 90% 以上。本工作取得了一定的成果, 但仍存在一定的局限性: 包括粒径检测范围有限, 无法进行形态表征和质量表征分析等。未来可从以下方向进一步完善优化: 采用实际样品中的微塑料进行建模提升方法准确性; 增加实例分割步骤实现微塑料的粒径量化检测; 整合尺寸分布、几何形状及颜色形态学特征的同步表征; 将微塑料目标检测模型与在线图像分析结合, 实现实时的目标检测与拉曼定性分析等。

#### 参考文献:

- [1] Li J Y, Liu H H, Chen J P. *Water Res.*, **2018**, 137: 362-374.
- [2] Zhang K, Xu S, Zhang Y, Lo Y, Liu M, Ma Y, Chau H S, Cao Y, Xu X, Wu R. *Water Res.*, **2022**, 223: 118992.
- [3] Zhang K, Cheng M C Y, Liu M Y, Xu S F, Ma Y, Chau H S, Chen L L, Cao Y R, Yan M, Xu X R, Thoe W, Sun S W C, Yang R R, Leung K M Y, Lam P K S. *Mar. Pollut. Bull.*, **2024**, 205: 116635.
- [4] Yuan Z H, Nag R, Cummins E. *Sci. Total Environ.*, **2022**, 823: 153730.
- [5] Liu S Q, Feng S M, Zhang Y P, Zheng Y, Jiang R F, Ouyang G F. *J. Hazard. Mater.*, **2025**, 492: 138000.
- [6] Möller J N, Löder M G J, Laforsch C. *Environ. Sci. Technol.*, **2020**, 54(4): 2078-2090.
- [7] Karlsson T M, Kärrman A, Rotander A, Hassellöv M. *Environ. Sci. Pollut. Res.*, **2020**, 27(5): 5559-5571.
- [8] Lü L L, Yan X M, Feng L M, Jiang S Q, Lu Z F, Xie H F, Sun S L, Chen J J, Li C Y. *Water Environ. Res.*, **2021**, 93(1): 5-15.
- [9] DB37/T 4323-2021. Technical specification for microplasties monitoring in mariculture zone. Local Standard of Shandong Province(海水增养殖区环境微塑料监测技术规范. 山东省地方标准).
- [10] Cluzard M, Kazmiruk T N, Kazmiruk V D, Bendell L I. *Arch. Environ. Contam. Toxicol.*, **2015**, 69(3): 310-319.
- [11] Peters C A, Hendrickson E, Minor E C, Schreiner K, Halbur J, Bratton S P. *Mar. Pollut. Bull.*, **2018**, 137: 91-95.
- [12] Wang J M, Gao X. *J. Instrum. Anal.* (王佳敏, 高峡. 分析测试学报), **2025**, 44(05): 936-946.
- [13] Fries E, Dekiff J H, Willmeyer J, Nuelle M T, Ebert M, Remy D. *Environ. Sci.: Processes Impacts*, **2013**, 15(10): 1949-1956.
- [14] Peng H R, Wan X Z, Guo L X, Jiang T Q, Li L, Yuan D D, Tong Y D, Cui X Y. *J. Instrum. Anal.* (彭浩然, 万希哲, 郭乐霞, 姜天琪, 李梁, 员东丹, 童银栋, 崔晓宇. 分析测试学报), **2025**, 44(6): 1219-1226.
- [15] Lin J Y, Liu H T, Zhang J. *Chemosphere*, **2022**, 307: 136092.
- [16] Coleman B R. *Environ. Sci.: Processes Impacts*, **2025**, 27(10): 3043-3049.
- [17] Zhang Y Y, JingMang, Sun Z L, Du J J. *J. Instrum. Anal.* (张艺严, 马静, 孙振丽, 杜晶晶. 分析测试学报). **2025**, 44(8): 1557-1567.
- [18] Gebejes A, Hrovat B, Semenov D, Kanyathare B, Itkonen T, Keinänen M, Koistinen A, Peiponen K E, Roussey M. *Sci. Total Environ.*, **2024**, 944: 173811.
- [19] Goyetche R, Kortazar L, Amigo J M. *TrAC Trends Anal. Chem.*, **2023**, 166: 117221.
- [20] Shi B, Patel M, Yu D, Yan J, Li Z, Petriw D, Pruyn T, Smyth K, Passeport E, Miller R J D. *Sci. Total Environ.*, **2022**, 825: 153903.
- [21] Bianco V, Memmolo P, Carcagnì P, Merola F, Paturzo M, Distante C, Ferraro P. *Adv. Intell. Syst.*, **2020**, 2(2): 1900153.
- [22] Zeng G N, Ma Y, Du M M, Chen T S, Lin L Y, Dai M Z, Luo H W, Hu L L, Zhou Q, Pan X L. *Sci. Total Environ.*, **2024**, 913: 169623.
- [23] Yan X Y, Cao Z, Murphy A, Qiao Y S. *J. Environ. Chem. Eng.*, **2022**, 10(4): 108130.
- [24] Shen L, Sun Y, Yu Z Y, Ding L, Tian X M, Tao D C. *ACM Comput. Surv.*, **2025**, 57(3): 1-36.
- [25] Fan X Q, Wang Y, Yu C X, Lv Y X, Zhang H L, Yang Q, Wen M, Lu H M, Zhang Z M. *Anal. Chem.*, **2023**, 95(11): 4863-4870.
- [26] You C Z, Kong H Z. *IEEE Access*, **2024**, 12: 99570-99577.
- [27] DB37/T 4323-2021. Determination of Microplasties in Seawater-Micro-fourier Transform Infrared Spectroscopy. Local Standard of Liaoning Province(海水中微塑料的测定 傅立叶变换显微红外光谱法. 辽宁省地方标准).

(责任编辑: 龙秀芬)