



移动扫码阅读

江凤凤, 房怀英, 王明胜. 生活废塑料精细分选的多特征融合识别方法及实验研究[J]. 能源环境保护, 2026, 40(2): 192-200.

JIANG Fengfeng, FANG Huaiying, WANG Mingsheng. Multi-Feature Fusion Identification Method and Experimental Research for Fine Sorting of Domestic Waste Plastics[J]. Energy Environmental Protection, 2026, 40(2): 192-200.

生活废塑料精细分选的多特征融合识别方法及实验研究

江凤凤^{1,*}, 房怀英², 王明胜²

- 厦门陆海环保股份有限公司, 福建 厦门 361006;
- 华侨大学机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 在“双碳”目标与循环经济背景下, 生活废塑料的高值化利用意义重大。针对传统单一传感模式难以同步识别废塑材质与颜色、导致分选精度不足的问题, 提出一种具备通用性的 RGB 视觉与近红外光谱(NIR)多特征融合识别方法, 并以聚丙烯(PP)与聚对苯二甲酸乙二醇酯(PET)为研究对象, 通过多模态数据互补提升识别效能。本研究搭建了同步采集平台, 获取 640 像素×640 像素彩色图像与 935.9~1 722.5 nm 高光谱数据。采用黑白帧校正、Savitzky-Golay 滤波及标准正态变量变换(SNV)对光谱进行预处理, 消除光源波动与传感器干扰。基于光谱极值特征提出特征波段选择策略, 将 204 维数据精炼至 1 641.4~1 687.2 nm 关键区间。模型构建上, 开发了 Yolact 实例分割网络与支持向量机(SVM)相结合的双分支融合架构, 实现颜色-材质的协同映射。结果表明, 在 6 类细分废塑分选任务中, 该方法精度与召回率均达 97%, 准确率达 96%, 较单一 RGB 方法提升 6%~7%。特征波段选择使数据维度压缩 99.2%, 显著降低了模型复杂度与过拟合风险。该方法为废塑料自动化分选提供了算法支撑。

关键词: 生活废塑料; 近红外光谱; 多特征融合识别; 特征波段选择; 识别分类

中图分类号: X705

文献标识码: A

文章编号: 2097-4183(2026)02-0192-09

Multi-Feature Fusion Identification Method and Experimental Research for Fine Sorting of Domestic Waste Plastics

JIANG Fengfeng^{1,*}, FANG Huaiying², WANG Mingsheng²

- Xiamen Luhai Pro-Environment Inc., Xiamen 361006, China; 2. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: The efficient fine sorting of domestic waste plastics is crucial for enabling high-value recycling, improving the quality of recycled materials, and enhancing overall energy-conversion efficiency. This study addresses a common limitation of single-sensor systems—the difficulty of simultaneously identifying both material type and color, which constrains sorting accuracy. To overcome this limitation, we propose a multi-feature fusion identification method that integrates RGB vision with near-infrared (NIR) spectroscopy. Polypropylene (PP) and polyethylene terephthalate (PET) were selected as representative materials for experiments. A data-acquisition platform was built to

收稿日期: 2026-01-30

修回日期: 2026-03-14

接受日期: 2026-03-16

DOI: 10.20078/j.eep.20260316

基金项目: 福建省科技计划资助项目(2023Y3006)

第一/通讯作者: 江凤凤(1973—), 女, 福建南平人, 中级工程师、中级经济师, 主要研究方向为生活废塑回收及应用。

E-mail: jennifer.jiang@lh-ep.com

synchronously capture 640×640-pixel color images and hyperspectral data in the 935.9 – 1 722.5 nm range. Spectral data were preprocessed by dark and white reference correction, Savitzky-Golay filtering, and standard normal variate (SNV) transformation to remove noise. A feature-band selection strategy based on spectral extrema reduced the 204-dimensional spectral data to a key band interval (1 641.4 – 1 687.2 nm). We developed a dual-branch fusion model that combines a Yolact instance-segmentation network (ResNet50-FPN backbone) in the RGB branch to extract color and contour features, with a support vector machine (SVM) in the NIR branch to classify material types using the selected spectral bands. Decision-level fusion was used to integrate the two branches' outputs. Experimental results show that the proposed method achieves a precision of 97%, a recall of 97%, and an overall accuracy of 96% when classifying six categories of waste plastics (transparent, white, and colored PP and PET). These results represent an overall improvement of 6 – 7 percentage points across the evaluated metrics compared with an RGB-only baseline (Yolact). The feature-band selection strategy compresses spectral dimensionality by 99.2%, effectively reducing model complexity and the risk of overfitting. The proposed method provides a general and adaptable framework for algorithm development in automated sorting equipment. Validated on real-world production waste samples, the fusion architecture can be extended to identify other domestic waste plastics (e.g., PS, PVC, HDPE), thereby contributing to improved energy efficiency and environmental benefits through precise material and color sorting. We note a limitation: black plastics, which strongly absorb NIR light, were not included in this study. Future work will consider integrating mid-infrared spectroscopy or X-ray sensing for black plastic identification, evaluating lightweight backbone networks for real-time processing, exploring joint optimization of band selection and feature extraction, and investigating adaptive dynamic fusion strategies to enhance robustness in complex scenarios. The framework's adaptability and the demonstrated performance gains underscore its potential for practical industrial deployment in waste management systems.

Keywords: Domestic waste plastics; Near-infrared spectroscopy; Multi-feature fusion recognition; Feature band selection; Identification and classification

0 引 言

塑料污染已成为全球生态安全与能源可持续发展的紧迫挑战,我国废塑料处置问题尤为突出。2021年塑料废弃量达6 200万吨,资源化利用仅占30%,其余多依赖焚烧或填埋,既造成化石资源浪费、排放温室气体,又与“双碳”目标相悖^[1]。高效的废塑料回收不仅能减少不可再生能源消耗^[2]、避免固废处置引发的土壤与大气污染^[3],还能为固废能源化与循环经济提供物质支撑^[4]。我国禁止塑料废物进口,更推动了国内废塑料资源化技术的自主创新与发展^[5]。实现废塑料高值化利用的核心在于精细化分选,不同材质、颜色的生活废塑料理化性质差异显著,混合再生会降低产品附加值、劣化热化学转化效率,因此亟须满足材质-颜色双标准的精准识别技术^[6-7]。

传统人工分选效率低、稳定性差,浮选、电选等物化性质自动化分选方法,在处理密度或电性相近的塑料时精度骤降,且预处理要求严苛,应用受限^[8]。近年来,光谱技术结合化学计量学、计算机视觉和深度学习的方法,为废塑料高精度自动化分选提供了新路径^[9-10]。卷积神经网络(CNN)已实现塑料瓶高精度分类^[11],YOLOv8等轻量化模型推动了视觉检测的工程化应用^[12],而近红外光谱与视觉图像的多模态融合框架,也在复杂废塑料分选场景中展现出优异性能^[13-14],为回收系统能效提升奠定了技术基础。

材料混杂会严重劣化塑料再生制品性能^[15],近红外光谱(NIR)技术凭借快速、无损、对化学组成敏感的优势,成为识别废塑料材质的主流手段,其通过捕捉塑料分子的特征光谱指纹实现鉴别,且已拓展至塑料老化程度评估^[16-18]。然而,单一

NIR 模型在复杂混合物分类中表现有限, 还受黑色塑料近红外光强吸收、废塑料表面污染物光谱吸收的干扰, 识别精度显著降低^[19-22]。RGB 视觉方法擅长捕捉颜色与外形特征, 是颜色识别的优选方案, 但无法区分形似色同的不同材质塑料^[23]。光谱与视觉技术的性能呈互补且割裂状态, 单一传感模式难以满足废塑料材质-颜色共同识别的需求, 成为塑料资源高值化循环利用的关键技术瓶颈。

多模态融合技术是提升废塑料分选精度与鲁棒性的重要趋势^[24], 其中可见光与近红外信息融合^[25]、近红外特征波段自适应选择^[26], 为破解上述难题提供了有效思路。优选近红外特征波段可在保证精度的同时降低硬件成本^[27], 太赫兹与近红外融合也实现了黑色塑料的有效识别^[28], 这些研究为精细化分选技术研发奠定了基础。

为此, 面向能源环境保护与循环经济发展的重大需求, 本文提出一种融合 RGB 视觉与近红外光谱的多特征融合识别方法, 重点解决材料与颜色难以同步识别的问题。与现有单一模态方法相比, 本文的创新点在于(1)构建同步采集 RGB 与 NIR 图像的双通道平台;(2)提出基于光谱极值的特征波段优选策略, 显著降低数据维度;(3)构建一套具备通用性、可同步输出废塑料材料与颜色属性的识别模型, 并以 PP、PET 为典型代表开展实验验证。

1 实验材料、设备和方法

1.1 实验材料

我国在生活废塑料回收利用领域具有广阔的市场和需求, 对生活废塑料如 PP、PET、聚苯乙烯(PS)等通用塑料回收利用成为近年研究热点。基于对某废塑料分选公司的考察, 作为食品包装材料的 PP、PET 在城市生活废塑料中占主要地位, 故本次实验选择 PP、PET 为实验对象。由于不同颜色的塑料具有不同的回收价值, 根据颜色将塑料划分为透明、白色、彩色、黑色 4 类。黑色塑料价值较低, 且难以通过近红外光谱进行识别分类^[29], 故不在本实验研究范围之内。本实验使用的废塑料样品来自某生活废塑料分选公司的实际生产物料, 样品包括 PP、PET, 如图 1 所示。每个大类细分为透明、白色、彩色 3 个小类, 每个小类各 165 个样品, 总计 990 个样品作为原始样本。

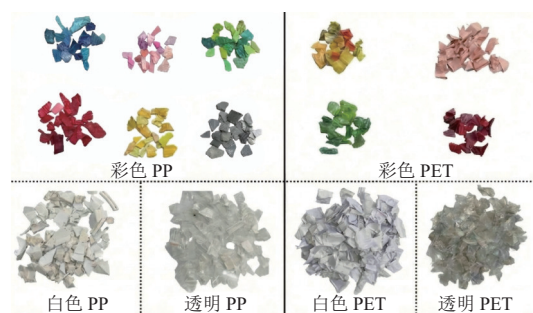


图 1 部分研究样品

Fig. 1 Selected samples used in this study

1.2 实验平台与数据采集

本研究选用 SPECIM 公司生产的 FX17 近红外成像光谱仪配备卤素光源实现光谱数据的采集, 光谱仪能够采集 935.9~1 722.5 nm, 共 224 个波段的光谱数据。选用 Dalsa 公司生产的 LA-GC-04K05B 线扫相机配备同轴光源, 实现样品彩色图像数据采集。选用可变速的输送带作为进料结构。综合考虑光谱仪、线扫相机的拍摄分辨率和帧率, 确定实验采集图像大小为 640 像素×640 像素(彩色图为 3 通道, 光谱图为 224 通道), 像素分辨率为 1 mm/pixel, 输送带的速度为 0.36 m/s。为实现同步采集数据, 安装时需要保证 2 台相机平行安装, 且轴线相连后与传送带运行方向一致。相机采集的数据通过数据线实时传送至 PC 端进行存储。实验数据采集平台示意如图 2 所示。

基于上述平台采集的生活废塑料碎片制作数据集。数据集中每组数据均由一张彩色图和一张光谱图组成, 每张图片中确保含有 6 个以上的样品。实验共采集了 593 组数据, 其中 507 组作为训练集, 86 组作为测试集。

1.3 数据处理与实验方法

1.3.1 数据预处理

相机内部具备自动校正亮度、色彩的功能, 故采集的图像无需进行进一步处理。

为了消除光源亮度、光谱仪暗电流对数据造成的影响, 需要对原始数据 $I_{0(y,x,c)}$ 进行校准, 将其由反射光强转化为反射率^[30]。校正方法为在与原始图像相同条件下采集标准漫反射白板数据, 从而获得白帧参考图像 $W_{(x,c)}$, 关闭光源和镜头盖后采集数据, 获得黑帧参考图像 $D_{(x,c)}$, 基于黑、白帧图像对原始数据采用式(1)进行变换:

$$I_{(y,x,c)} = \frac{I_{0(y,x,c)} - D_{(x,c)}}{W_{(x,c)} - D_{(x,c)}} \quad (1)$$

式中: y 代表图片像素纵向坐标, x 代表图片像素横

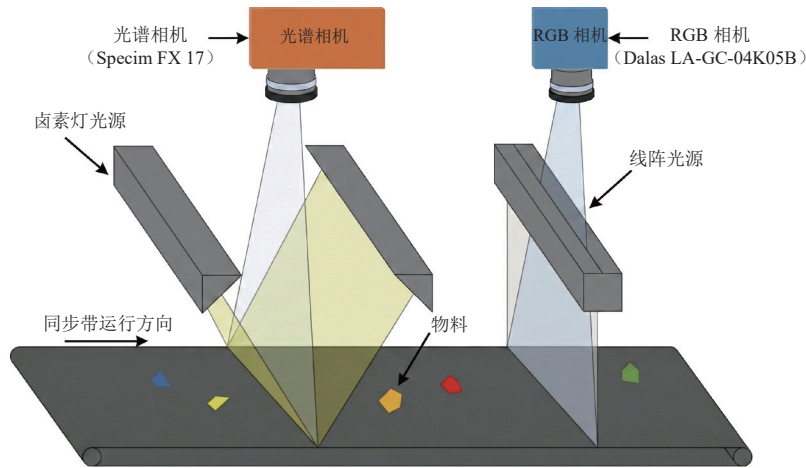


图2 实验平台

Fig. 2 Experimental platform

向坐标, c 代表波段对应的通道, W 代表白帧参考图像, D 代表黑帧参考图像。原始数据结构如图3所示。

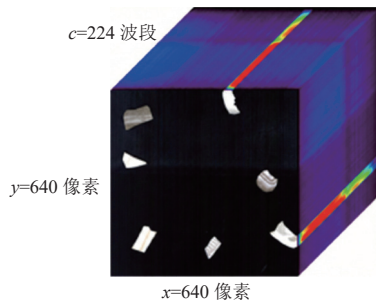


图3 原始光谱数据结构

Fig. 3 Structure of raw spectral data

由于首尾波段光谱数据信噪比较低, 所以去除 935.9~967.7 nm 及 1 690.8~1 722.5 nm 的光谱数据, 即使用 971.2~1 687.2 nm, 共 204 个波段的光谱作为有效数据^[31]。对于生活废塑料分类而言, 由于 204 个波段的光谱数据存在许多冗余波段, 不仅会提升模型的复杂程度、降低预测效率, 还极易造成模型的过拟合现象, 降低模型的鲁棒性。因此, 在对光谱进行预处理的同时, 还需要采用合适的方法进行光谱降维, 选取较为合适的波段用于模型分类。

1.3.2 多特征融合方法

本文提出一种结合 RGB 和 NIR 的多特征融合方法, 基于 Yolact(You Only Look At CoefficientTs) 实例分割网络和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)构建了一个多特征融合模型。模型采用双分支结构, RGB 分支将基于 RGB 图像进行识别, NIR 分支将基于 NIR 图像进行识别, 将

2 个分支的识别结果进行融合, 获取最终的识别结果。

在 RGB 分支中, 分支的输入为 640 像素×640 像素的彩色图像, 将图像输入 ResNet50 主干网络进行初步特征提取 5 个特征层, 再将 C3、C4、C5 3 个特征层输入特征金字塔网络(FPN), FPN 通过对输入的特征层进行交互, 最终生成 5 张特征图。检测头采用了 Yolact 的双分支模式, P3 层输入 Protonet 获得若干个 proto 原型; P3~P7 层输入对应的 PredictionHead 检测头以获得若干组位置、类别置信率、mask 系数信息, 这些信息由 NMS 处理后与 proto 原型进行组合运算, 即可获取基于 RGB 的识别结果。RGB 分支结构如图 4 所示。

在 NIR 分支中, 分支的输入为降维后的 640 像素×640 像素光谱反射率图像。对输入图像进行矩阵变换后, 先使用 Savitzky-Golay(S-G)对数据进行平滑处理, 再使用标准正则变量(Standard Normal Variate, SNV)消除颗粒表面形貌、光照强度、光程对反射光谱造成的影响^[30]。使用训练好的 SNV 模型进行逐点预测, 以获取每个点的预测类别, 并将预测结果还原为基于预测种类的 640 像素×640 像素掩码图, 并以此作为 NIR 的识别结果。NIR 分支结构如图 5 所示。将 RGB 分支与 NIR 分支的识别结果进行融合, 即可得到对样品类别、形状、位置的最终预测结果。RGB 分支与 NIR 分支的融合方法如图 6 所示。

1.3.3 数据预处理

针对分类模型, 本实验选取以下指标用于模型分类效果的评价: 精度($P, \%$)、召回率($R, \%$)、

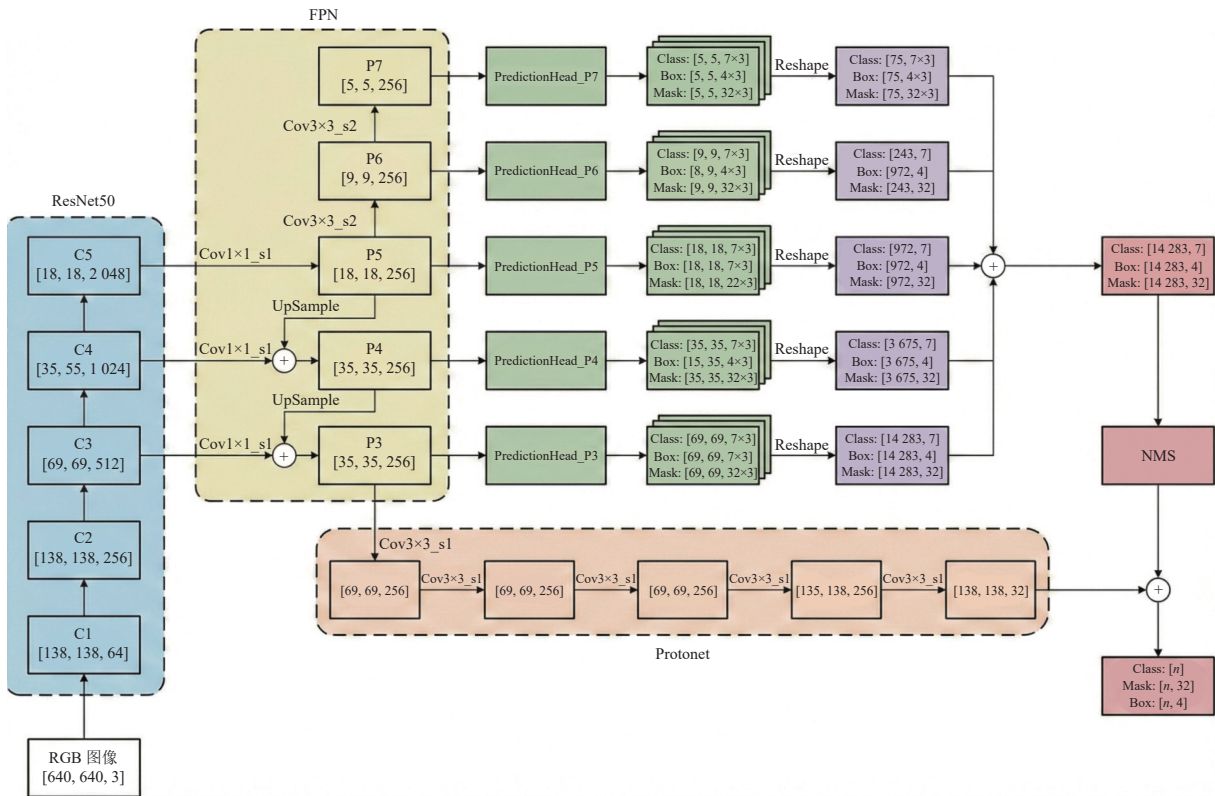


图 4 RGB 分支

Fig. 4 RGB branch

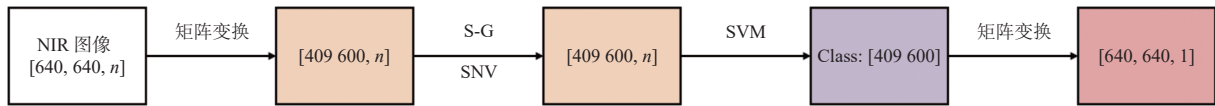


图 5 NIR 分支

Fig. 5 NIR branch

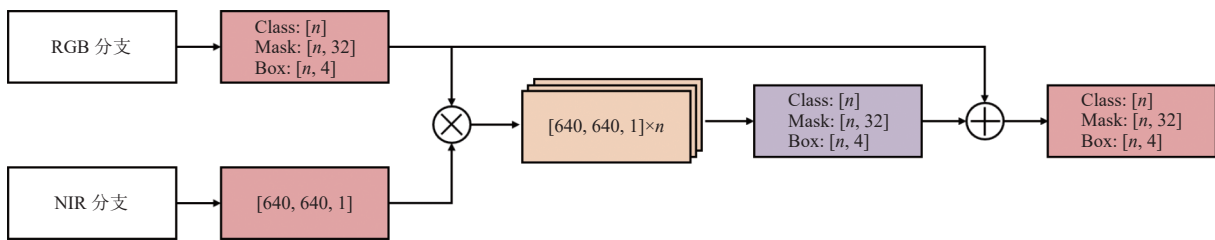


图 6 分支融合

Fig. 6 Branche fusion

F1 值(F , %)和准确率(Ac , %)。方程式如下所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$F = \frac{2PR}{P + R} \times 100\% = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \times 100\% \quad (4)$$

$$Ac = \frac{TP}{Sum} \times 100\% \quad (5)$$

式中: 真阳性(TP)代表正确识别的目标类别样

本, 假阴性(FN)代表目标类别中被错误识别的样本, 假阳性(FP)代表错误识别为目标类别的样本, Sum 代表样本总数。

2 实验结果与讨论

2.1 光谱特征波段选择

为了降低噪声干扰和模型复杂程度, 提升模型预测效率和鲁棒性, 需要对原始光谱进行滤波和降维。由于预测时背景也需要被识别, 所以在

光谱分类模型中将背景单独作为一类。为了获取特征显著的光谱曲线,对光谱曲线进行SG滤波及SNV标准正态变换。由于光谱曲线的极值位置存在较多的特征信息^[31],为了对比不同光谱特征区间的分类效果,本实验基于光谱曲线的极值点,在204个波段中选取了7个宽度在11~15波段不等的特征区间,针对光谱曲线的区间选择结果如图7所示。具体区间见表1。

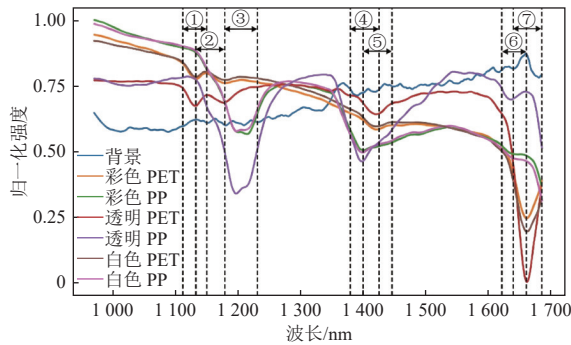


图7 光谱特征区间选择

Fig. 7 Spectral feature interval selection

表1 光谱波段区间表

Table 1 Spectral band intervals

波段代号	波段值/nm
波段区间①	1 112.3~1 151.1
波段区间②	1 133.5~1 179.3
波段区间③	1 179.3~1 232.2
波段区间④	1 380.4~1 426.2
波段区间⑤	1 401.5~1 447.4
波段区间⑥	1 623.7~1 662.5
波段区间⑦	1 641.4~1 687.2

SVM是建立在统计学习理论基础上的新一代机器学习算法,通过引入核函数解决了在高维空间中的内积运算问题,从而解决了非线性分类问题。本实验将对对比SVM在不同的光谱特征波段下针对材料种类的分类效果及针对材料种类、颜色的分类效果,进而选取最佳的光谱特征波段,实验结果见表2、表3。

表2 不同波段下SVM基于材料的分类结果

Table 2 Material-based classification results of SVM under different spectral bands

类别	评价指标	波段区间①	波段区间②	波段区间③	波段区间④	波段区间⑤	波段区间⑥	波段区间⑦	%
PET	<i>P</i>	99	99	99	96	92	97	99	
	<i>R</i>	97	98	99	96	94	97	98	
	<i>F</i>	98	98	99	96	93	97	99	
PP	<i>P</i>	97	98	99	96	94	97	98	
	<i>R</i>	99	99	99	96	92	97	99	
	<i>F</i>	98	98	99	96	93	97	99	
合计	<i>P</i>	98	98	99	96	93	97	99	
	<i>R</i>	98	98	99	96	93	97	99	
	<i>F</i>	98	98	99	96	93	97	99	
	<i>Ac</i>	98	98	99	96	93	97	99	

表3 不同波段下SVM基于材料和颜色的分类结果

Table 3 Material and color-based classification results of SVM under different spectral bands

类别	评价指标	波段区间①	波段区间②	波段区间③	波段区间④	波段区间⑤	波段区间⑥	波段区间⑦	%
彩色PET	<i>P</i>	46	51	52	38	41	27	48	
	<i>R</i>	23	43	49	16	24	2	51	
	<i>F</i>	30	46	50	23	30	3	50	
彩色PP	<i>P</i>	36	25	85	67	47	56	56	
	<i>R</i>	9	9	30	43	15	31	24	
	<i>F</i>	14	13	44	52	23	40	34	

续表

类别	评价指标	波段区间①	波段区间②	波段区间③	波段区间④	波段区间⑤	波段区间⑥	波段区间⑦
透明PET	<i>P</i>	85	82	68	71	59	75	68
	<i>R</i>	71	82	74	61	57	77	64
	<i>F</i>	77	82	71	65	58	76	66
透明PP	<i>P</i>	73	81	91	87	53	80	79
	<i>R</i>	68	47	83	76	59	80	74
	<i>F</i>	70	59	88	81	56	80	77
白色PET	<i>P</i>	51	59	54	52	53	48	71
	<i>R</i>	83	66	52	90	85	92	68
	<i>F</i>	63	62	53	66	65	63	70
白色PP	<i>P</i>	51	47	57	62	60	62	58
	<i>R</i>	98	99	98	92	87	88	97
	<i>F</i>	57	64	72	74	71	72	73
合计	<i>P</i>	57	57	68	63	52	56	63
	<i>R</i>	58	58	65	63	54	62	63
	<i>F</i>	54	55	63	60	50	56	61
	<i>Ac</i>	58	58	65	63	54	62	63

由表2可知, SVM预选的7个光谱特征波段在根据材料分类生活废塑料时, 均达到较好的分类结果, 其中波段③、⑦的*P*、*R*、*F*和*Ac*均达到了99%。从表3可以发现, 依靠光谱难以对材料的颜色进行区分, 这与MASOUMI等^[17]观点一致。

基于上述实验, 使用特征波段③(1 179.3~1 232.2 nm)、⑦(1 641.4~1 687.2 nm)时能够最有

效地对不同材料的生活废塑料样品进行划分, 故选用这2个特征波段进行融合。

2.2 模型的效果对比

为了验证多特征融合方法的识别效果, 使用基于Yolact的单一RGB视觉方法作为基线进行对比。2种方法的识别结果见表4。

从实验结果可以看出, 多特征融合模型在融合波段⑦(1 641.4~1 687.2 nm)时获得了更优秀的

表4 模型效果对比

Table 4 Model performance comparison

%

类别	评价指标	Yolact	融合③波段	③波段提升幅度	融合⑦波段	⑦波段提升幅度
彩色PET	<i>P</i>	94	99	+5	99	+5
	<i>R</i>	81	92	+11	94	+13
	<i>F</i>	87	95	+8	96	+9
彩色PP	<i>P</i>	86	96	+10	99	+13
	<i>R</i>	95	100	+5	100	+5
	<i>F</i>	90	98	+8	99	+9
透明PET	<i>P</i>	91	95	+4	94	+3
	<i>R</i>	82	89	+7	89	+7
	<i>F</i>	86	92	+6	91	+5
透明PP	<i>P</i>	93	98	+5	98	+5
	<i>R</i>	98	99	+1	99	+1
	<i>F</i>	95	98	+3	98	+3

续表

类别	评价指标	Yolact	融合③波段	③波段提升幅度	融合⑦波段	⑦波段提升幅度
白色PET	<i>P</i>	96	93	-3	93	-3
	<i>R</i>	87	99	+12	99	+12
	<i>F</i>	91	96	+5	96	+5
白色PP	<i>P</i>	84	97	+13	98	+14
	<i>R</i>	97	99	+2	99	+2
	<i>F</i>	90	98	+8	98	+8
合计	<i>P</i>	91	96	+5	97	+6
	<i>R</i>	90	96	+6	97	+7
	<i>F</i>	90	96	+6	97	+6
	<i>Ac</i>	90	96	+6	96	+6

分类表现。结合使用 RGB、NIR 的多特征融合方法, 总体分类精度从单一 RGB 方法的 91% 提升至 97%, 召回率从 90% 提升至 97%, F1 值从 90% 提升至 97%, 总体提升幅度为 6%~7%。

3 结 论

本文针对难以同步识别生活废塑料材质与颜色的共性技术痛点, 提出一种具备通用适配性的 RGB-NIR 多特征融合识别方法, 以 PP、PET 为典型实验对象开展理论分析、模型构建与实验验证, 得出如下核心结论。

该方法通过光谱特征区间筛选, 确定 1 641.4~1 687.2 nm 为识别 PP 与 PET 的最优波段。基于此构建的双分支融合模型, RGB 分支依托 Yolact 实例分割网络完成颜色与轮廓信息提取, NIR 分支经 Savitzky-Golay 滤波、标准正态变换预处理及特征波段选择实现材料属性判别, 通过决策级融合达成精细化分类。实验结果显示, 该方法对透明、白色、彩色 PP 与 PET 6 类生活废塑料的分类精度、召回率均达 97%, 准确率为 96%, 较单一 RGB 基线方法提升 6%~7%, 充分验证了多模态特征互补融合的优越性。同时, NIR 分支通过光谱降维将原始 204 维数据压缩至特定波段区间, 显著降低了模型复杂度与过拟合风险, 为同类多模态识别任务提供了可借鉴的技术范式。

从应用价值分析, 本方法以生活废塑料分选企业实际生产物料为实验样本, 涵盖不同颜色、形状及表面状态的废塑料, 模型泛化能力与工业适用性良好, 其通用化的融合架构无需适配即可推广至其他品类生活废塑料的分选场景, 可直接服务于废塑料再生利用产业, 通过材质与颜色的精

细化分选提升再生产品附加值, 为自动化分选设备的算法开发提供技术支撑。

本方法仍存在一定局限性, 黑色塑料因近红外光吸收强、信噪比低暂未纳入识别范围, 需结合中红外光谱或 X 射线等传感技术补充解决。未来可从以下方面进一步研究: 一是引入轻量化骨干网络优化模型推理效率, 适配实时分选需求; 二是构建波段选择与特征提取的联合优化机制, 提升特征利用效率; 三是扩展样本类别至 PS、聚氯乙烯(PVC)、高密度聚乙烯(HDPE)等更多生活废塑料类型, 完成全品类通用化识别模型的构建与验证; 四是探索动态特征融合策略, 实现模态权重自适应调节, 进一步增强复杂场景下的识别鲁棒性。

参考文献 (References):

- [1] 于成峰. 中国废塑料回收利用量世界第一 [J]. *环境*, 2022(6): 59-61.
YU Chengfeng. China's waste plastic recycling volume ranks first in the world[J]. *Environment*, 2022(6): 59-61.
- [2] WANG Zhaokun, PENG Binbin, HUANG Yanjun, et al. Classification for plastic bottles recycling based on image recognition[J]. *Waste Management*, 2019, 88: 170-181.
- [3] TSAKONA M, RUCEVSKA I. Baseline report on plastic waste[R]. UNEP, 2020.
- [4] SALEM K S, CLAYSON K, SALAS M, et al. A critical review of existing and emerging technologies and systems to optimize solid waste management for feedstocks and energy conversion[J]. *Matter*, 2023, 6(10): 3348-3377.
- [5] HUANG Qiao, CHEN Guangwu, WANG Yafei, et al. Modelling the global impact of China's ban on plastic waste imports[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2020, 154: 104607.
- [6] NANDHINI R, BERSLIN D, SIVAPRAKASH B, et al. Thermochemical conversion of municipal solid waste into

- energy and hydrogen: A review[J]. *Environmental Chemistry Letters*, 2022, 20(3): 1645–1669.
- [7] RAGAERT K, DELVA L, VAN GEEM K. Mechanical and chemical recycling of solid plastic waste[J]. *Waste Management*, 2017, 69: 24–58.
- [8] GUNDUPALLI S P, HAIT S, THAKUR A. A review on automated sorting of source-separated municipal solid waste for recycling[J]. *Waste Management*, 2017, 60: 56–74.
- [9] NEO E R K, YEO Z, LOW J S C, et al. A review on chemometric techniques with infrared, Raman and laser-induced breakdown spectroscopy for sorting plastic waste in the recycling industry[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2022, 180: 106217.
- [10] LU Weisheng, CHEN Junjie. Computer vision for solid waste sorting: A critical review of academic research[J]. *Waste Management*, 2022, 142: 29–43.
- [11] LIU G, LEE S H. Municipal waste classification system design based on Faster-RCNN and YoloV4 mixed model[J]. *International Journal of Advanced Culture Technology*, 2021, 9(3): 305–314.
- [12] LI Pan, XU Jiayin, LIU Shenbo. Solid waste detection using enhanced YOLOv8 lightweight convolutional neural networks[J]. *Mathematics*, 2024, 12(14): 2185.
- [13] MA Wanqi, CHEN Hong, LONG Ruyin. An integrated detection-semantic fusion and near-infrared system for food-delivery packaging waste[J]. *Waste Management*, 2025, 207: 115125.
- [14] ARBASH E, DE LIMA RIBEIRO A, RIZALDY A, et al. Investigating state of the art hyperspectral imaging classification models for plastic types identification[C]//2024 14th Workshop on Hyperspectral Imaging and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS). IEEE, 2025: 1–6.
- [15] SEILEEM A G, YEHIA A A, SHAFIK A L. A new approach to recycling PET bottles by blending polyethylene-terephthalate and HDPE using chemical reactions in one step process[J]. *Applied Science and Innovative Research*, 2022, 6(2): 55.
- [16] WU Xiaoyu, LI Jia, YAO Linpeng, et al. Auto-sorting commonly recovered plastics from waste household appliances and electronics using near-infrared spectroscopy[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 246: 118732.
- [17] MASOUMI H, SAFAVI S M, KHANI Z. Identification and classification of plastic resins using near infrared reflectance spectroscopy[J]. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial, Mechatronic and Manufacturing Engineering*, 2012, 6: 877–884.
- [18] GEIER J, BARRETTA C, MESSIHA M, et al. Detection of degraded high-density polyethylene via near-infrared hyperspectral imaging[J]. *Waste Management*, 2025, 204: 114960.
- [19] DUAN Qinyuan, LI Jia. Classification of common household plastic wastes combining multiple methods based on near-infrared spectroscopy[J]. *ACS ES&T Engineering*, 2021, 1(7): 1065–1073.
- [20] ROZENSTEIN O, PUCKRIN E, ADAMOWSKI J. Development of a new approach based on midwave infrared spectroscopy for post-consumer black plastic waste sorting in the recycling industry[J]. *Waste Management*, 2017, 68: 38–44.
- [21] ROMING L, KRONENWETT F, BÄCKER P, et al. Black plastic identification by hyperspectral imaging in mid-wave infrared[J]. *Waste Management*, 2026, 209: 115175.
- [22] MHADDOLKAR N, KOINIG G, VOLLPRECHT D, et al. Effect of surface contamination on near-infrared spectra of biodegradable plastics[J]. *Polymers*, 2024, 16(16): 2343.
- [23] CAI Zhenxing, YANG Jianhong, FANG Huaiying, et al. Research on waste plastics classification method based on multi-scale feature fusion[J]. *Sensors*, 2022, 22(20): 7974.
- [24] KONSTANTINIDIS F K, SIFNAIOS S, ARVANITAKIS G, et al. Multi-modal sorting in plastic and wood waste streams[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2023, 199: 107244.
- [25] LIU Haonan, YANG Jianhong, FANG Huaiying, et al. MSI-RGB dual-source multiscale fusion-based solid waste object detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 2533712.
- [26] JI Tianchen, FANG Huaiying, ZHANG Rencheng, et al. Low-value recyclable waste identification based on NIR feature analysis and RGB-NIR fusion[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, 131: 104693.
- [27] WERNER T, DAWOUD M, ASCHENBRENNER D, et al. Cost-efficient detection of plastics from post-consumer packaging waste using selected bands in the near-infrared spectrum[J]. *Macromolecular Materials and Engineering*, 2025, 310(10): e00143.
- [28] OKUBO K, MANAGO G, TANABE T, et al. Identifying plastic materials in post-consumer food containers and packaging waste using terahertz spectroscopy and machine learning[J]. *Waste Management*, 2025, 196: 32–41.
- [29] SERRANTI S, CESARE D, MARINI F, et al. Classification of oat and groat kernels using NIR hyperspectral imaging[J]. *Talanta*, 2013, 103: 276–284.
- [30] SERRANTI S, LUCIANI V, BONIFAZI G, et al. An innovative recycling process to obtain pure polyethylene and polypropylene from household waste[J]. *Waste Management*, 2015, 35: 12–20.
- [31] VIDAL M, GOWEN A, AMIGO J M. NIR hyperspectral imaging for plastics classification[J]. *NIR News*, 2012, 23(1): 13–15.