



基于 NIR-AI 融合的废旧塑料材质在线识别 与分拣决策系统研发

宋俊彦, 李晴焯, 叶晨, 叶炳雍*, 毕梦婷, 邓舜升

(阳光学院人工智能学院, 福建 福州 350015)

摘要: 针对废旧塑料回收过程中传统分拣方式效率低、精度差, 常规近红外 (NIR) 识别技术对深色、老化、改性塑料识别鲁棒性不足, 且缺乏适配工业场景的在线分拣全流程闭环系统等痛点, 本文研发了一套基于 NIR-AI 融合的废旧塑料材质在线识别与分拣决策系统。首先设计了“采集-预处理-识别-决策-执行”的软硬件一体化系统架构; 其次优化了光谱预处理流程, 提出了融合注意力机制的轻量级一维卷积神经网络 (1D-CNN) 识别模型; 最后设计了置信度分级、时序匹配、速度自适应的分拣决策算法。实验结果表明, 该系统对 8 种常见废旧塑料的实验室静态识别准确率达 99.32%, 在 2m/s 的工业线速下在线分拣平均准确率达 98.75%, 对黑色、老化污染塑料的识别准确率均超 96%, 兼具高精度、高实时性与强鲁棒性, 可为废旧塑料高值化回收提供技术支持。

关键词: 近红外光谱; 人工智能; 废旧塑料; 材质识别; 在线分拣系统

收稿时间: 2026年3月10日

中图分类号: TP319

通讯作者: 叶炳雍, 阳光学院人工智能学院

Research and Development of an Online Identification and Sorting Decision System for Waste Plastic Materials Based on NIR-AI Fusion

Junyan Song, Qingxuan Li, Chen Ye, Bingyong Ye*, Mengting Bi, Shunsheng Deng

(Yango University School of Artificial Intelligence, Fuzhou, Fujian 350015)

Abstract: In response to the shortcomings of traditional sorting methods in the recycling of waste plastics, such as low efficiency and poor accuracy, the insufficient robustness of conventional near-infrared (NIR) identification technology for dark, aged, and modified plastics, and the lack of an online sorting full-process closed-loop system suitable for industrial scenarios, this paper has developed a waste plastic material online identification and sorting decision-making system based on NIR-AI fusion. Firstly, an integrated software and hardware system architecture of "collection - preprocessing - identification - decision - execution" was designed; secondly, the spectral preprocessing process was optimized, and a lightweight one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) identification model integrating attention mechanism was proposed; finally, a sorting decision algorithm with confidence level classification, time sequence matching, and speed adaptation was designed. Experimental results show that the system has a laboratory static identification accuracy of 99.32% for 8 common waste plastics, an online sorting average accuracy of 98.75% at an industrial line speed of 2 m/s, and an identification accuracy of over 96%



for black, aged, and contaminated plastics. It has high precision, high real-time performance, and strong robustness, providing technical support for the high-value recycling of waste plastics.

Keywords: Near-infrared spectroscopy; Artificial intelligence; Waste plastics; Material identification; Online sorting system

1 引言

随着塑料制品在工业生产与日常生活中的广泛应用,全球塑料年产量已超4亿吨,其中仅有不到9%的废旧塑料实现了闭环回收,大量废弃塑料进入环境造成了严重的白色污染与资源浪费。我国是全球最大的塑料生产与消费国,每年产生的废旧塑料超6000万吨,实现废旧塑料的精准分类与高效回收,是推动循环经济发展、实现“双碳”目标的重要举措^[1]。

废旧塑料回收的核心环节是材质分拣,不同材质的塑料其理化性能与回收价值差异显著,混杂回收会大幅降低再生料的品质与应用范围。传统分拣方式以人工分拣为主,存在效率低、劳动强度大、分拣精度不稳定等问题,已无法适配规模化工业回收的需求;密度分选、静电分选等物理分选方式,仅能实现大类塑料的分离,对材质相近、改性塑料的分拣效果极差,且无法实现多品类同步分拣^[2]。

近红外光谱(Near Infrared Spectroscopy, NIR)技术基于高分子材料中C-H、O-H、N-H等化学键的倍频与合频振动特征,可实现塑料材质的无损、快速识别,已成为废旧塑料分拣的主流技术方向。但传统NIR识别技术仍存在明显短板:一是对黑色、深色塑料的识别能力弱,碳黑成分会吸收近红外光导致有效光谱信号缺失;二是对老化、污染、改性塑料的识别鲁棒性不足,光谱特征偏移易导致误判;三是现有研究多聚焦于实验室静态识别算法,缺乏适配工业高速生产线的在线识别与分拣决策一体化系统,识别与执行环节脱节导致分拣精度下降^[3]。

2 系统总体设计与工作原理

2.1 系统工作原理

本系统基于NIR光谱的分子指纹特征与AI算法的智能决策能力,实现废旧塑料材质的在线识别与精准分拣,核心工作原理分为三个环节:

1. 光谱特征感知:利用InGaAs近红外传感器采集900~1700nm波段的废旧塑料漫反射光谱,

该波段覆盖了塑料高分子中主要官能团的特征吸收峰,不同材质塑料的光谱曲线存在显著差异,是材质识别的核心依据;

2. AI智能识别:对原始光谱进行预处理消除干扰后,通过训练好的AI模型提取光谱深层特征,输出塑料材质分类结果与识别置信度,实现材质的快速精准判别;

3. 闭环分拣执行:分拣决策系统根据识别结果、输送带运行速度、物料位置信息,生成精准的执行指令,控制高压气阀阵列完成不同材质塑料的分流分拣,实现“感知-决策-执行”的全流程闭环。

2.2 系统整体架构

本系统采用分层模块化设计,分为硬件层、数据层、算法层、决策层、执行层五个核心层级,各层级功能独立且数据互通,整体架构如图1所示^[4]。

· 硬件层:是系统的物理基础,负责物料输送、光谱数据采集、设备状态感知与分拣动作执行,包括物料预处理单元、NIR光谱采集模块、变频输送单元、光电定位传感器、边缘计算与PLC控制单元、气动分拣执行机构;

· 数据层:负责光谱数据的传输、存储与管理,包括原始光谱数据库、预处理后数据集、模型训练样本库、分拣运行日志数据库,为算法训练与系统运维提供数据支撑;

· 算法层:是系统的核心,包括光谱预处理模块、特征提取模块、AI材质识别推理模块,实现从原始光谱到材质分类结果的智能转化;

· 决策层:是识别与执行的衔接核心,包括物料时序匹配模块、置信度分级决策模块、线速自适应调节模块、异常工况处理模块,实现识别结果到执行指令的精准转化;

· 执行层:负责分拣指令的落地执行,包括电磁阀驱动模块、高压气阀阵列、输送带变频控制模块、状态反馈模块,同时将执行状态回传至决策层,实现闭环控制。

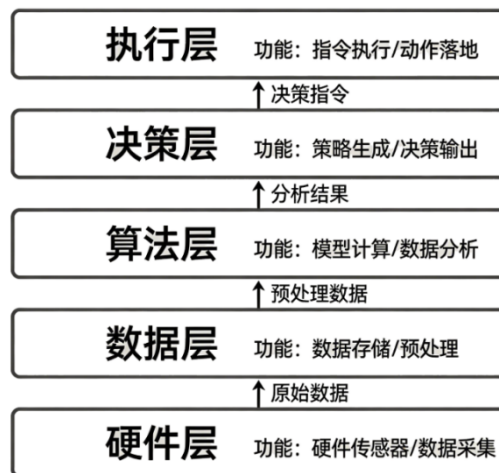


图 1 系统架构图

2.3 硬件系统设计

硬件系统围绕工业在线分拣的需求进行设计，需满足连续运行、高速响应、稳定可靠的工业级要求，核心硬件模块设计如下：

(1) 物料预处理与输送模块：由双轴剪切式破碎机、高压摩擦清洗机、离心干燥机、振动给料机与防静电输送带组成。破碎机将大块废旧塑料破碎至 10 ~ 50mm 的均匀碎片，清洗干燥单元去除物料表面的污渍、水分与标签，振动给料机将物料均匀单层铺展在输送带上，避免物料重叠导致的光谱采集失真，输送带采用变频驱动，运行速度 0.53m/s 可调，适配不同产能需求。

(2) NIR 光谱采集模块：采用铟镓砷 (InGaAs) 面阵光谱传感器，有效检测波长范围 900 ~ 1700nm，光谱分辨率 10nm，最高采集频率 2000Hz，满足高速生产线的连续采集需求。模块集成了高均匀性漫射光源，以 30° 入射角安装在输送带上方 150mm 处，避免镜面反射导致的光谱失真；同时配备恒温控制单元与防尘镜头，减少环境温度与粉尘对采集精度的影响。光谱采集单元通过千兆以太网与边缘计算单元实时通信，实现光谱数据的高速传输。

(3) 边缘计算与控制单元：采用“工控机+PLC”的双核心架构。工控机搭载 NVIDIA Jetson Xavier NX 边缘计算模块，负责光谱数据预处理、AI 模型推理、分拣决策算法运行；PLC 采用西门子 S7-1200 系列，负责输送带变频控制、气阀驱动、

传感器信号采集与设备安全逻辑控制，二者通过 OPC UA 协议实现实时数据交互，兼顾算法算力与控制实时性。

(4) 分拣执行模块：采用 64 路高压气阀阵列，喷嘴中心间距 25mm，适配 1.2m 宽的输送带，气阀响应时间 $\leq 5\text{ms}$ ，最高喷射压力 0.8MPa，可实现高速运动物料的精准分流。模块配套二位五通电磁阀与储气罐，保证气压稳定；每个气阀可独立控制，对应输送带的不同横向区域，实现多材质塑料的同步分拣。同时在分拣位安装光电编码器，实时采集输送带运行速度，为物料时序匹配提供数据支撑。

2.4 软件系统设计

软件系统采用模块化、多线程设计，基于 Python 与 C++ 混合编程实现，兼顾算法开发灵活性与控制实时性，核心功能模块包括：

(1) 数据采集模块：通过 SDK 驱动光谱传感器与各类传感器，实现光谱数据、输送带速度、物料位置、设备状态等数据的同步采集与实时传输，具备数据缓存与断连重连功能，保证工业场景下数据采集的连续性。

(2) 光谱预处理模块：集成了黑白校正、波段裁剪、SG 平滑、SNV 变换、导数校正等预处理算法，支持用户自定义预处理流程组合，可对原始光谱数据进行批量或实时处理，消除干扰因素，放大光谱特征差异。

(3) AI 推理模块：基于 TensorRT 框架对训练



好的模型进行轻量化部署，实现光谱数据的实时推理，输出材质分类结果、置信度与特征值，支持模型在线更新与参数调整，单样本推理延迟 ≤ 3ms，满足在线实时性要求^[5]。

(4) 分拣决策模块：内置时序匹配、置信度分级、速度自适应等核心决策算法，根据 AI 推理结果、输送带速度、物料位置信息，实时生成气阀喷射指令，精准控制对应喷嘴的开启时间与时长，避免误喷与漏喷。

(5) 设备控制与可视化模块：基于 PLC 实现设备的启停、速度调节、故障报警等控制功能，通过人机交互界面实时显示光谱曲线、识别结果、分拣统计数据、设备运行状态，支持分拣参数的可视化调整与历史数据查询导出。

3 基于 NIR-AI 融合的材质识别核心算法

3.1 光谱数据预处理方法

废旧塑料在线采集的原始光谱数据，会受到随机噪声、基线漂移、物料表面散射、环境光干扰等因素的影响，导致光谱特征失真，直接用于模型训练会大幅降低识别精度。因此，本文设计了多步组合的预处理流程，最大化消除干扰，保留有效特征，具体流程如下：

(1) 黑白校正与波段裁剪：首先对原始光谱进行黑白校正，消除暗电流与光照不均的影响，校正公式如式(1)所示：

$$R(\lambda) = \frac{I(\lambda) - I_{dark}(\lambda)}{I_{white}(\lambda) - I_{dark}(\lambda)} \times 100\%$$

式中， $R(\lambda)$ 为校正后的反射率， $I(\lambda)$ 为原始光谱强度， $I_{dark}(\lambda)$ 为暗电流光谱， $I_{white}(\lambda)$ 为标准白板光谱。

校正完成后，裁剪掉两端信噪比低的无效波段，保留 1100 ~ 1650nm 的有效特征波段，将光谱维度从 334 维降至 220 维，减少冗余数据对模型效率的影响。

(2) Savitzky-Golay 卷积平滑：采用 5 点 2 阶 SG 卷积平滑算法对光谱进行去噪处理，该算法在平滑噪声的同时可有效保留光谱的峰形与特征细节，避免移动平均平滑导致的特征失真。平滑窗口多项式拟合公式如式(2)所示：

$$\hat{I}_i = \sum_{k=-m}^m a_k I_{i+k}$$

式中， \hat{I}_i 为平滑后的光谱强度， I_{i+k} 为原始光谱强度， m 为平滑半窗口宽度， a_k 为平滑系数。

(3) 标准正态变量变换 (SNV)：通过 SNV 变换消除物料表面粗糙度、颗粒大小差异导致的散射效应，变换公式如式(3)所示：

$$I_{SNV,i} = \frac{I_i - \bar{I}}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I})^2}}$$

式中， $I_{SNV,i}$ 为变换后的光谱强度， \bar{I}_i 为单条光谱的平均强度， n 为光谱波长点数。

(4) 一阶导数校正：采用一阶导数处理消除光谱基线漂移与背景干扰，放大不同材质塑料的光谱特征差异，同时解决光谱重叠问题，为后续特征提取与模型训练提供高质量数据。

为验证预处理流程的有效性，本文对比了 5 种不同预处理组合对模型识别准确率的影响，结果表明，本文采用的“SG 平滑 + SNV + 一阶导数”组合，可使模型平均识别准确率较原始光谱提升 4.6%，是最优预处理策略^[6]。

3.2 光谱特征提取

预处理后的光谱数据仍存在维度较高、特征冗余的问题，直接输入模型会增加计算量，降低推理速度。本文采用主成分分析 (PCA) 对光谱数据进行降维与特征提取，通过正交变换将相关的波长变量转化为互不相关的主成分，在保留 99% 以上光谱特征信息的前提下，将光谱维度从 220 维降至 10 维，大幅减少模型输入维度，提升推理速度。

通过 PCA 特征提取，不仅降低了数据冗余，还可有效消除光谱中的共线性干扰，使模型更易捕捉不同材质塑料的核心特征差异，同时降低模型过拟合风险。经测试，PCA 特征提取后，模型单样本推理时间缩短 42%，而识别准确率仅下降 0.21%，在精度与效率之间实现了良好平衡。

3.3 轻量级 AI 识别模型设计

针对工业在线场景对模型精度与实时性的双重需求，本文设计了一种融合通道注意力机制的轻量级一维卷积神经网络 (1D-CNN) 识别模型，该模型可自动提取光谱的深层非线性特征，解决传统线性算法对复杂光谱拟合能力不足的问题，同时轻量化的结构设计适配边缘端实时推理^[7]。



3.3.1 模型整体结构

模型整体结构分为输入层、特征提取模块、

注意力模块、分类输出层四个部分，具体结构参数如表 1 所示。

表 1 1D-CNN 识别模型结构参数

网络层	卷积核大小	步长	输出通道数	激活函数	功能说明
输入层	-	-	1 × 10	-	输入 PCA 降维后的特征
卷积层 1	3 × 1	1	32	ReLU	提取浅层光谱特征
最大池化层 1	2 × 1	2	32	-	降维, 保留关键特征
卷积层 2	3 × 1	1	64	ReLU	提取深层光谱特征
最大池化层 2	2 × 1	2	64	-	降维, 减少计算量
CBAM 注意力模块	-	-	64	-	强化关键特征权重
全连接层 1	-	-	128	ReLU	特征整合
Dropout 层	-	-	128	-	防止过拟合, 失活率 0.3
全连接层 2	-	-	8	Softmax	输出材质分类与置信度

3.3.2 核心模块设计

(1) 多尺度卷积特征提取模块：采用两个堆叠的一维卷积层构建特征提取模块，通过 3 × 1 的小尺寸卷积核提取光谱的局部特征，堆叠结构可扩大感受野，捕捉光谱的全局特征差异。卷积层后采用 ReLU 激活函数，引入非线性变换，解决传统线性模型无法拟合复杂光谱特征的问题；最大池化层在降维的同时，保留光谱的峰值、峰位等关键特征，提升模型的抗干扰能力。

(2) CBAM 混合注意力模块：在卷积层后引入卷积块注意力模块 (CBAM)，该模块融合了通道注意力与空间注意力，可自动学习不同特征通道的权重，强化对材质分类贡献大的关键特征通道，抑制无关噪声特征的干扰。注意力模块的引入，可有效解决深色、老化塑料光谱特征微弱导致的识别精度下降问题，提升模型的鲁棒性。

(3) 轻量化与防过拟合设计：模型采用小卷积核与窄通道设计，整体参数量仅 286KB，适配边缘计算设备的部署；同时引入 Dropout 层与 L2 正则化，在训练过程中随机失活部分神经元，降低模型对训练样本的依赖，避免过拟合。

3.3.3 模型训练与优化

(1) 数据集构建：为保证模型的泛化能力，本文采集了 8 种工业界最常见的回收塑料样本，包括聚对苯二甲酸乙二醇酯 (PET)、高密度聚乙烯 (HDPE)、聚氯乙烯 (PVC)、低密度聚乙烯 (LDPE)、聚丙烯 (PP)、聚苯乙烯 (PS)、丙烯腈 - 丁二烯 -

苯乙烯共聚物 (ABS)、聚酰胺 (PA)。样本涵盖透明、白色、彩色、黑色等不同颜色，不同老化程度、污染程度与改性配方的废旧塑料，共采集有效光谱数据 12000 条，每种材质 1500 条。按 7:2:1 的比例随机划分为训练集、验证集与测试集，分别用于模型训练、超参数优化与性能测试。

(2) 数据增强：针对深色、老化塑料样本数量少的问题，采用光谱平移、加高斯噪声、幅值缩放等方式进行数据增强，将小样本类别数据扩充 3 倍，解决样本不均衡问题，提升模型对复杂样本的识别能力。

(3) 训练参数设置：模型采用交叉熵损失函数，Adam 优化器，初始学习率设置为 0.001，批大小为 64，最大迭代轮次为 200。训练过程中采用早停策略，当验证集损失连续 10 轮未下降时，提前终止训练，避免过拟合。模型训练与测试基于 Python 3.9、PyTorch 2.0 框架实现。

3.4 模型性能对比

为验证本文模型的性能优势，在相同数据集上，将本文模型与偏最小二乘判别分析 (PLS-DA)、随机森林 (RF)、支持向量机 (SVM) 三种传统常用算法进行对比，测试指标包括准确率、精确率、召回率与单样本推理时间，测试结果如表 2 所示。

从测试结果可以看出，本文提出的 1D-CNN 模型在识别准确率、精确率与召回率上均显著优于传统算法，较传统 PLS-DA 算法准确率提升 6.76 个百分点，充分证明了深度学习算法对复杂光谱



特征的强拟合能力^[9]。同时，本文模型的单样本推理时间仅 2.3ms，完全满足工业生产线 2000Hz

采集频率下的实时推理需求，实现了精度与效率的兼顾。

表 2 不同算法模型性能对比

算法模型	准确率(%)	精确率(%)	召回率(%)	单样本推理时间(ms)
PLS-DA	92.56	91.87	92.13	1.2
随机森林	95.38	94.92	95.05	2.8
SVM	94.72	94.15	93.89	1.8
本文 1D-CNN 模型	99.32	99.18	99.25	2.3

4 自适应分拣决策系统设计

在工业在线分拣场景中，仅实现高精度的材质识别不足以保证分拣效果，识别结果与分拣执行的精准匹配、复杂工况的自适应决策是决定最终分拣精度的关键。针对高速生产线中物料运动时序匹配难、置信度不足样本易导致误分拣、线速波动导致漏喷等问题，本文设计了自适应分拣决策系统，核心逻辑如下。

4.1 物料定位与时序匹配算法

废旧塑料在输送带上连续运动，光谱采集位与分拣气阀位存在固定的物理距离，需精准计算物料从采集位运动到分拣位的时间，实现识别结果与气阀喷射的精准时序同步，避免提前喷射或延迟喷射导致的漏分拣与误分拣。

本文基于输送带光电编码器的实时速度数据，建立物料运动时序模型，如式(4)所示：

$$t_{\text{delay}}=L/v$$

式中， t_{delay} 为气阀喷射延迟时间，L 为光谱采集位与分拣气阀位的水平距离，v 为编码器实时采集的输送带线速度。

系统为每个物料分配唯一的 ID，将物料的横向位置、材质识别结果、置信度、进入采集位的时间戳绑定，当物料运动至气阀位时，精准触发对应位置的气阀开启，实现“一物一阀”的精准匹配。同时，系统实时监测输送带速度波动，动态更新延迟时间，解决线速变化导致的时序错位问题。

4.2 置信度分级分拣策略

在实际工业场景中，部分物料因表面污渍、老化、重叠等问题，会导致识别置信度偏低，若直接执行分拣，易造成误分拣，降低回收料纯度；若直接归入杂料，会降低回收率。针对该问题，本文设计了置信度分级分拣策略，设置三级置信度

阈值，对不同置信度的样本执行差异化决策：

(1) 高置信度样本：识别置信度 $\geq 95\%$ ，判定为有效识别结果，系统直接根据材质分类结果，生成对应气阀的喷射指令，执行精准分拣；

(2) 中置信度样本：识别置信度在 $85\% \sim 95\%$ 之间，判定为待校验样本，系统调用二次特征校验算法，将该样本的光谱特征与标准材质特征库进行匹配，若匹配度达标则执行分拣，否则归入杂料仓；

(3) 低置信度样本：识别置信度 $< 85\%$ ，判定为无效识别结果，系统不执行分拣指令，物料直接进入杂料仓，避免误分拣导致的成品纯度下降。

通过该分级策略，系统在保证分拣纯度的同时，最大化提升了物料回收率，解决了传统分拣系统“精度与回收率不可兼得”的痛点。

4.3 多工况自适应决策逻辑

针对工业现场的复杂工况，系统设计了多维度的自适应决策逻辑：

(1) 物料重叠处理：通过光电传感器与光谱特征联合判断物料重叠情况，当检测到物料重叠时，无论识别置信度高低，均将重叠物料归入杂料仓，避免多材质物料混入选料仓；

(2) 线速自适应调节：系统实时统计来料密度与识别负荷，当来料密度过大、识别负荷超过阈值时，自动降低输送带运行速度，保证识别与分拣精度；当来料密度较小时，自动提升线速，最大化分拣效率；

(3) 异常工况处理：当系统连续检测到低置信度样本、气阀压力异常、光谱信号异常等工况时，自动触发报警机制，同时暂停进料，避免大量物料误分拣，保障系统稳定运行。

4.4 决策系统实现