

基于高光谱成像和机器学习的废旧纺织品成分检测

崔海滨, 高琦煜, 谢正超, 王飞*

(浙江大学能源高效清洁利用全国重点实验室, 浙江杭州 310027)

摘要: 针对复杂废旧纺织品中聚酯纤维和氨纶纤维含量检测精度低、模型易过拟合及泛化能力不足等问题, 本文提出了一种基于近红外高光谱成像与优化机器学习算法的快速无损检测方法, 用于实现废旧纺织品的自动化识别与分选。采用工作波段为 1 000~1 700 nm 的推扫式高光谱成像系统采集不同混纺比例样本的光谱数据, 并通过黑白板校正、Savitzky-Golay 滤波及标准正态变换对数据进行预处理, 以降低噪声和散射干扰。针对聚酯纤维含量预测, 利用主成分分析提取光谱特征, 并构建基于蛇优化算法优化的多层感知机模型(MLP-SO); 针对氨纶纤维检测, 通过相关性分析筛选敏感波段, 结合核主成分分析特征建立随机森林(RF)模型。结果表明, MLP-SO 模型在聚酯含量预测中取得决定系数(R^2)为 0.963、均方根误差(RMSE)为 3.546 的性能, 显著优于传统机器学习模型; RF 模型在氨纶含量预测中获得 R^2 为 0.901 78、RMSE 为 1.48, 明显优于偏最小二乘回归模型。相关性分析显示 1 000~1 100 nm 和 1 400~1 500 nm 为氨纶含量敏感波段, 特征可视化结果验证了不同氨纶浓度样本的良好可分性。研究结果表明, 高光谱成像结合优化算法可实现复杂废旧纺织品中聚酯与氨纶纤维的快速、无损和定量检测, 为纺织品资源回收与绿色循环利用中的高效自动化分选提供了可靠技术支撑。

关键词: 高光谱成像; 机器学习; 废旧纺织品; 聚酯纤维; 氨纶; 神经网络

中图分类号: X705

文献标识码: A

Composition Detection of Waste Textiles Based on Hyperspectral Imaging and Machine Learning

CUI Haibin, GAO Qiyu, XIE Zhengchao, WANG Fei*

(State Key Laboratory of Clean Energy Utilization, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Accurate and rapid determination of polyester and spandex fiber contents in complex waste textile matrices is a critical prerequisite for automated textile sorting and high-value resource recycling. However, existing analytical methods often suffer from limited detection accuracy, strong dependence on sample pretreatment, model overfitting, and insufficient generalization capability when applied to heterogeneous textile blends. To overcome these limitations, this study proposes a rapid, non-destructive, and quantitative detection framework that integrates near-infrared hyperspectral imaging with optimized machine learning and deep learning algorithms for efficient waste textile identification and sorting. A push-broom hyperspectral imaging system operating in the near-infrared spectral range of 1 000–1 700 nm was employed to acquire high-dimensional spectral data from waste textile samples with various polyester–spandex blending ratios. To improve spectral quality and suppress interference caused by noise, baseline drift, and light scattering, the raw spectral data were preprocessed using black–white reference correction, Savitzky-Golay (S-G) smoothing, and standard normal variate (SNV)

收稿日期: 2026-01-22

修回日期: 2026-03-10

接受日期: 2026-03-12

DOI: 10.20078/j.eep.20260314

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2024YFC3909000)

第一作者: 崔海滨(1991—), 男, 河南信阳人, 博士后, 主要研究方向为基于高光谱成像的固废感知技术。E-mail: cuihaibin1991@zju.edu.cn

*通讯作者: 王飞(1972—), 男, 四川泸州人, 教授, 主要研究方向为固废能源化利用。E-mail: wangfei@zju.edu.cn

transformation. For polyester fiber content prediction, principal component analysis (PCA) was used to extract representative spectral features and reduce data dimensionality. For spandex fiber detection, Pearson and Spearman correlation analyses were conducted to identify wavelength bands that are highly sensitive to spandex content. Feature distribution characteristics were further explored using t-distributed stochastic neighbor embedding (t-SNE) visualization. Two complementary modeling strategies were developed to address the distinct spectral characteristics of polyester and spandex fibers. First, a multilayer perceptron model optimized by the Snake Optimization algorithm (MLP-SO) was proposed for polyester content prediction. The SO algorithm enabled global optimization of the MLP hyperparameters, effectively reducing the risk of getting trapped in local optima and enhancing model robustness. Second, for spandex content prediction, a random forest (RF) model was constructed using kernel principal component analysis (KPCA)-derived nonlinear features, enabling effective modeling of complex and weak spectral responses associated with low spandex concentrations. Experimental results demonstrated that the proposed models achieved superior predictive performance compared with conventional approaches. The MLP-SO model attained a coefficient of determination (R^2) of 0.963 and a root mean square error (RMSE) of 3.546 on an independent test set, significantly outperforming traditional models such as XGBoost, generalized additive models (GAM), and partial least squares regression (PLSR). For spandex fiber content prediction, the RF model achieved an R^2 of 0.901 78 and an RMSE of 1.48, markedly surpassing the performance of the PLSR model. Correlation analysis revealed that the 1 000–1 100 nm and 1 400–1 500 nm wavelength regions were highly sensitive to spandex content. Meanwhile, t-SNE visualization confirmed clear separability of spectral features corresponding to different spandex concentration levels. Overall, this study validates the feasibility of combining hyperspectral imaging with optimized learning algorithms for the rapid, non-destructive, and accurate quantification of polyester and spandex fibers in heterogeneous waste textiles. The proposed framework effectively overcomes the limitations of traditional linear and conventional machine learning models when handling high-dimensional spectral data, providing a robust and scalable technical solution to support automated textile sorting and sustainable resource recovery in the textile recycling industry.

Keywords: Hyperspectral imaging; Machine learning; Waste textiles; Polyester fiber; Spandex; Neural networks

0 引 言

在“双碳”目标引领下,固废循环利用已成为能源环保领域的核心议题之一。纺织工业作为能源消耗与固废排放重点行业,每年产生的纺织垃圾超过两千万吨^[1]。当前纺织废料的资源化利用率相对较低,这使得废旧纺织品的高效回收与再利用成为制约纺织行业绿色转型与能源环保领域固废闭环管理的紧迫问题之一^[2-3]。当前,大部分废旧纺织品仍以焚烧、填埋等方式处置^[4],会对土壤、水体、大气生态系统及能源生产周边环境安全造成系统性威胁^[5]。焚烧处置通常伴随二噁英、挥发性有机物等有毒有害气体排放^[6-7]。填埋处置则会产生大量微纤维,微纤维进入水体后,在

鱼、海龟^[8]和贝类^[9]等水生生物体富集。含纳米材料、全氟烷基衍生物、甲醛等添加剂的微纤维被人体吸入后,可能导致肺部炎症和间质纤维化^[10]。

聚酯纤维与棉纤维是废旧纺织品的主要原料,其高效精准分选是实现废旧纺织品再生利用的前提^[11]。目前,废旧纺织品材质检测技术以物理分选(密度分选^[12-13]、静电分选^[14-16])与化学检测(红外光谱检测^[17-20]、色谱检测)为主。其中,红外光谱法可实现聚酯纤维与氨纶的定性识别。RIBA等^[21]提出基于衰减全反射傅里叶变换红外光谱的自动分选技术,无需样品预处理即可实现废旧纺织品中天然纤维、合成纤维及细分品类的高精度精准分类。ZHOU等^[22]提出基于计算机视觉的废旧纺织品颜色分选系统,通过双相机成像

与统计模型精准识别纺织品颜色特征,为纺织循环经济提质增效提供技术支撑。精准高效的分选技术是纺织固废资源化的核心前提,为循环经济落地提供关键技术保障^[23-26]。近年来,国内外逐步开展高光谱成像技术在固废检测中的应用研究^[27],国外在土壤重金属高光谱检测领域^[28]已形成成熟的特征提取方法,国内则聚焦于城市固废等相关检测技术构建^[29-30]。然而针对废旧纺织品中聚酯纤维的高光谱检测研究仍较为薄弱^[31-32]。现有研究多采用偏最小二乘回归等线性模型或传统机器学习方法^[33],面对废旧纺织品成分复杂、织物结构多变所导致的高度非线性光谱响应,这类方法在模型泛化能力与对低含量成分的检测灵敏度方面常显不足,易出现过拟合现象,限制了其在工业分选场景下的实际应用精度与鲁棒性。

高光谱图像通过获得逐点的光谱信息检测材质,是实现废旧纺织品快速无损检测的理想方法。本研究以废旧纺织品中聚酯纤维与氨纶含量检测为目标,采用1 000~1 700 nm波段推扫式高光谱成像技术,通过黑白板校正、Savitzky-Golay (S-G)滤波与标准正态变换优化数据预处理流程,构建一种基于神经网络的新型优化算法,实现纤维含量精准预测。本研究旨在解决复杂纺织基质干扰下检测灵敏度低、模型泛化能力弱的关键问题。通过优化数据预处理流程以抑制非目标信号干扰,采用主成分分析(PCA)与t-分布邻域嵌入(t-SNE)挖掘光谱特征,针对聚酯与氨纶的不同特性,分别构建基于蛇优化算法改进的多层感知机模型与随机森林模型,最终实现废旧纺织品中聚酯与氨纶含量的高精度、快速预测。本研究为废旧纺织品的高效自动化分选提供了新的技术方案,可为纺织行业固废资源化与绿色转型提供支撑。

1 检测方法

1.1 高光谱检测原理

近红外高光谱成像技术融合了光谱分析的物质辨识功能与成像技术的空间定位特性,通过捕捉目标物体在1 000~1 700 nm近红外波段的连续光谱信息,构建同时包含二维空间信息和一维光谱信息的三维数据立方体。该波段内的光谱特征主要来源于分子中含氢官能团(如C—H、N—H、O—H等)的倍频与合频振动。由于不同纤维材料在化学结构上的内在差异,其在特定波长处表现出具有差异性的吸收或反射特征峰,从而为材料

成分的定量分析提供了分子层面的理论基础。

相较于传统近红外光谱的单点检测模式,高光谱成像技术可同步获取每个像素点的光谱数据,能有效规避织物表面污渍、褶皱等局部缺陷对检测结果的干扰。相较于化学溶解法、热分析法等传统检测手段,该技术无需对样品进行预处理,且无化学污染产生,检测耗时更短。值得注意的是,物质反射率的变化规律受多重因素制约,包括材料自身的化学组成、物理结构以及外部测量条件。尤其在780~2 500 nm的近红外波段,材料中的O—H、C—H、N—H等基团会对特定波长的光线产生泛音吸收或组合吸收效应,进而在反射光谱中形成特征吸收谷。这些吸收特征具备显著的波长选择性与成分敏感性,是实现非接触、无损检测分析的关键基础。

近红外高光谱成像系统通常由特定波段光源、红外传感器、分光模块与推扫平台构成,同时配备相应的终端设备用于光谱数据分析处理。光源发射的光线照射至待测目标表面后,与目标物质发生相互作用。携带物质信息的光信号被红外相机接收,通过分光元件按波长进行分离。分离后的各单波长光投射至红外面阵探测器上,从而同步获取目标的空间信息和光谱信息。

依据三维数据立方体的构建方式,近红外高光谱成像技术在原理层面可划分为多种主要类型。其中,推扫式系统借助狭缝仅采集场景中单条空间线的光谱信息,单次曝光即可获得该空间线在全波长范围内的数据。为获取完整的二维空间图像,需通过相机或载物台沿垂直于狭缝的方向逐行扫描,将连续采集的光谱线拼接形成数据立方体。该模式具备光谱分辨率高、光能量利用率优的特点,广泛应用于实验室检测与工业在线监测场景。点扫描式系统则采用逐点扫描场景的方式,在每个空间点位获取完整的点光谱数据,再通过二维扫描完成图像构建。面阵式/快照式系统则可通过单次曝光同步获取二维空间图像与三维光谱信息,无需额外扫描操作,适用于快速动态变化的场景,但通常需在空间分辨率或光谱分辨率方面做出一定权衡。上述不同成像原理各具优势,分别适配实验室/工业地物检测、航空遥感、卫星遥感等不同应用场景与平台。

点扫描式成像以单点为检测单元,但成像效率极低,仅适用于微小区域、少量样品的精细化检测,难以满足本研究中批量纺织样品的高效检测

需求。快照式成像相机成像速度最快,然而其光谱分辨率相对较低,且易受样品表面光泽度、平整度影响,导致光谱信号失真,难以精准捕捉纺织样品中聚酯纤维的特征光谱差异,与本研究的定量检测需求不匹配。推扫式兼顾了光谱分辨率与成像效率,且光谱信号稳定性强,不易受外界干扰,是实验室静态、匀速样品检测的最优选择。因此本实验采用的实验平台为 FS-18 推扫式高光谱成像系统。

如图 1 所示,相机基于推扫式原理,通过内部狭缝采集样品单条空间线的光谱信息。成像范围为 900~1 700 nm,共 512 个波段,选取其中 1 000~1 700 nm 光谱范围,共 433 个波段。实验过程中,由外部控制的运动平台带动样品匀速移动,相机同步连续采集光谱数据,最终通过配套软件合成样品的完整高光谱数据立方体。该采集模式能够对静止或匀速运动的样品实现高精度、无空间畸变的数据获取。

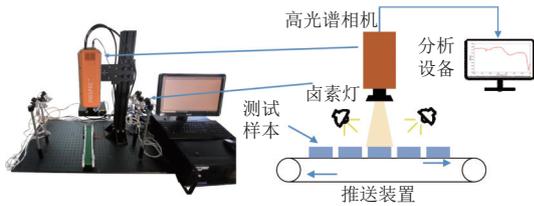


图 1 高光谱实验设备图

Fig. 1 Hyperspectral experimental equipment

1.2 数据预处理

采集得到的原始高光谱数据属于高维度复杂数据,通常包含噪声干扰、散射效应以及系统自身引入的误差,须经过数据处理与分析流程,方可提取出有价值的信息。常规的数据处理流程主要包括 3 个环节:(1)预处理,通过辐射定标、几何校正以及各类噪声去除,提升数据质量与可靠性;(2)特征提取或变量选择,从高维光谱数据中筛选出最具代表性或判别能力的特征,或选取最优波段子集,实现数据降维,简化模型结构,减少冗余信息;(3)模型构建与分析,运用化学计量学或机器学习等方法建立分析模型,进行物质定性定量分析。

1.3 模型评价指标

预测模型均为回归模型,评价指标为均方根误差(RMSE, E_{RMS})与 R^2 ,计算公式如下:

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

式中: n 为样本数量, y_i 为第 i 个样本的真实值, \hat{y}_i 为模型对第 i 个样本的预测值, \bar{y} 为样本真实值的均值。

1.4 实验样品

实验样本均来源于检测机构提供的校准样品,涵盖聚酯-氨纶、棉-氨纶、尼龙-聚酯等多种混纺类型,氨纶质量分数范围为 0~20%(含部分无氨纶样品),聚酯纤维质量分数范围为 20%~100%,符合工业标称与检测标准规范(原始数据精确至 0.1%,按舍入规则取整)。样本以浅色为主,包括黄、红、白、蓝、绿等颜色,涵盖针织和机织 2 种织物类型,厚度为 0.2~1.0 mm,表面无特殊装饰。

2 聚酯纤维含量检测

2.1 数据预处理结果

通过高光谱数据采集系统对不同聚酯纤维含量的混纺织物进行光谱信息采集,结果如图 2 所示。机织织物采用平纹、斜纹织造方式,纤维排列致密,光谱反射率相对稳定;与之相反,针织织物的纤维结构疏松,易导致其光谱反射率出现基线漂移现象。即使聚酯纤维含量相同,织物结构差异仍会使其光谱特征存在显著区别。为消除由织物结构差异和表面光泽度变化引发的基线漂移对模型训练的干扰,本研究采用了黑白校正、S-G 滤波与标准正态变换组合数据预处理流程。该集成预处理方法可有效抑制由织物结构差异和表面光泽度变化带来的整体光谱漂移,保障了后续模型训练中聚酯纤维相关光谱特征的完整性。在聚酯混纺织物的光谱反射率曲线中,碳氢键的吸收强度随聚酯纤维含量的增加呈逐步增强趋势,并在 1 140、1 189 以及 1 650~1 750 nm 光谱区间出现特征吸收峰。当聚酯含量低于 50% 时,碳氢键的反射特征会显著减弱,而其他纤维组分的化学键特征则表现出明显增强的趋势。

分别对聚酯纤维含量 $\geq 50\%$ 和 $< 50\%$ 的混纺织物光谱数据进行主成分分析(PCA)处理,分析结果如图 3 所示。图 3 包含 PCA 得分图与载荷图两类图谱。其中,得分图反映各样本在主成分 1(PC1)和主成分 2(PC2)上的得分分布情况(图 3

(a)(c)); 载荷图表征不同特征维度下各主成分对

样本空间分布的贡献率(图 3(b)(d))。

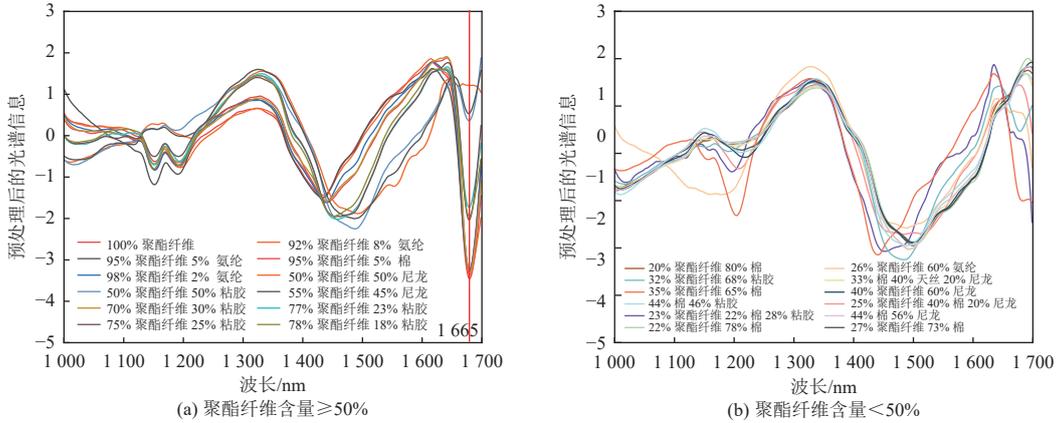


图 2 降噪后的不同含量聚酯纤维光谱曲线图

Fig. 2 Denoised spectral curves of polyester fibers with different contents

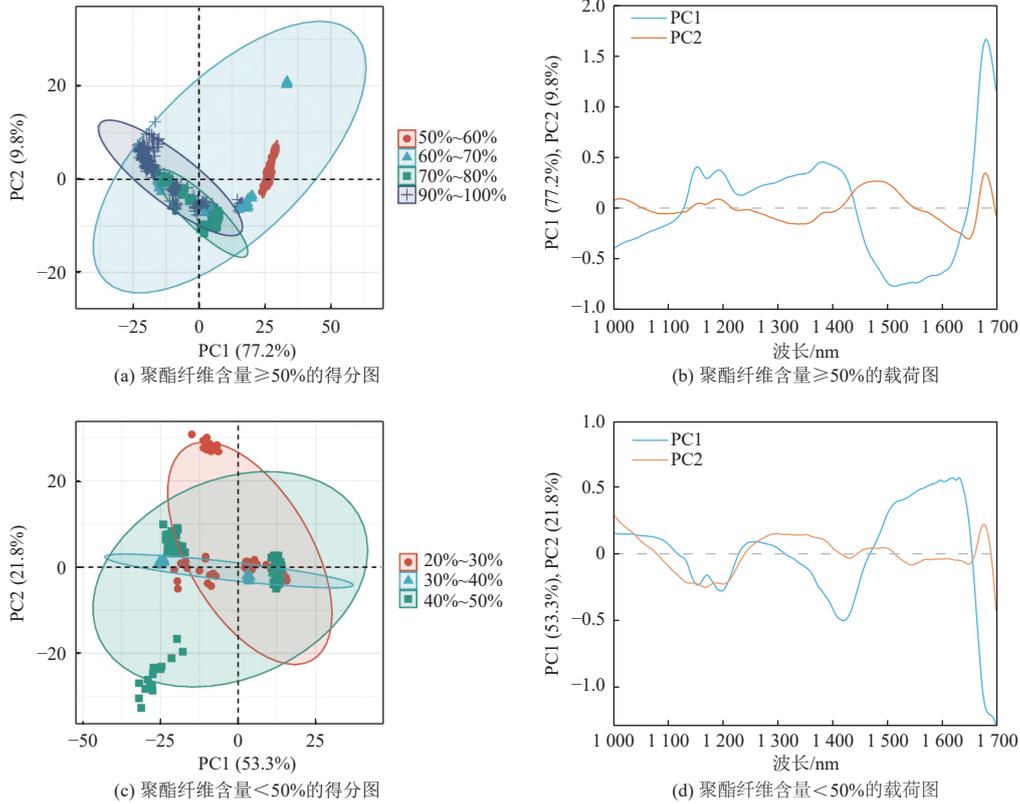


图 3 光谱信息的主成分分析图

Fig. 3 PCA of spectral information

在聚酯纤维含量 $\geq 50\%$ 的混纺织物 PCA 分析结果中,主成分 1 的方差贡献率为 77.2%,主成分 2 的方差贡献率为 9.8%。从 PC1 与 PC2 的得分图可知:仅依靠 PC1 即可区分聚酯纤维含量处于 50%~60% 区间和其他含量区间的混纺织物,而若要区分其余含量区间的样品,则需结合 PC1 与 PC2 进行联合分析。聚酯纤维含量 90%~100% 的

样品对 PC1 主要呈负向贡献,含量 50%~60% 的样品对 PC1 则呈正向贡献;聚酯纤维含量 60%~70% 与 70%~80% 的样品对 PC2 主要呈负向贡献。PC1 载荷图显示,贡献率最高的正向信号出现在 1679 nm 处,该信号由 1660~1680 nm 波段内碳氢键(C—H)的倍频振动产生;同时,1140 nm 与 1189 nm 处的正向信号源于碳氢键的 3 次倍频

振动。从 PC2 载荷图可知,高贡献率正向信号分布在 1 679 nm 和 1 469 nm 处,高贡献率负向信号则分布在 1 644 nm 和 1 315 nm 处。

在聚酯纤维含量<50%的混纺织物 PCA 分析结果中,主成分 1 的方差贡献率为 53.3%,主成分 2 的方差贡献率为 21.8%。从 PC1 与 PC2 的得分图可知:仅使用 PC1 难以区分不同聚酯纤维含量的混纺织物,即使联合 PC1 与 PC2 进行分析,也仅能勉强实现不同含量样品的区分。不同聚酯纤维含量区间的样品对 PC1 和 PC2 均同时存在正向贡献与负向贡献。图 3(d)的 PC1 载荷图显示,贡献率最高的正向信号出现在 1 623 nm 处,由碳氢键的倍频振动产生;同时,1 140 nm 与 1 189 nm 处的负向信号源于碳氢键的 3 次倍频振动,1 420 nm 处的负向信号由羟基(O—H)振动产生,1 672 nm 处的负向信号则由碳氢键振动产生。从 PC2 载荷图可知,高贡献率正向信号分布在 1 672 nm 和 1 000 nm 处,高贡献率负向信号则分布在 1 700 nm 以及 1 100~1 200 nm 波段内。

2.2 模型预测结果

将主成分分析提取得到的 5 个主成分作为输入变量,以聚酯含量作为输出变量,分别采用 XGBoost 模型与广义加性模型(GAM)模型对上述数据开展训练;偏最小二乘回归(PLSR)模型则采用未经过主成分分析的原始数据集。光谱数据共 675 组,训练集、验证集与测试集按数量比例为 8 : 1 : 1 划分,训练结果见表 1。

表 1 机器学习模型的评价指标

Table 1 Evaluation metrics of machine learning models			
模型算法		RMSE	R^2
XGBoost	训练集	0.90	0.99
	验证集	13.48	0.64
	测试集	10.27	0.65
GAM	训练集	0.04	1.00
	验证集	8.33	0.66
	测试集	10.52	0.01
PLSR	训练集	10.04	0.71
	验证集	12.44	0.36
	测试集	4.58	0.73

对 3 种机器学习算法模型的评估指标进行分析,模型在训练集上的表现相对较好,但在验证集与测试集上的表现却欠佳,表明这 3 种机器学习

模型存在过拟合问题。过拟合现象的产生,源于训练数据中存在干扰数据,且特征数据的选择方法不当。这些问题导致模型仅能收敛至局部最优解,而非全局最优解,最终使得模型的泛化能力较差,无法对未知数据进行准确预测。

为了解决上述问题,提出多层感知机结合蛇优化算法(MLP-SO)的预测模型。初始神经网络的隐藏层设为 2 层,每层包含 16 个神经元,学习率取值为 0.01;蛇优化算法的种群规模设为 20,最大迭代次数设为 100;自变量取值范围为 0~1,因变量取值范围为 20~100,初始温度范围设定为 500~800。预处理后的数据(未经过 PCA 降维)按照数量比 8 : 1 : 1 划分为训练集、验证集和测试集。模型训练结果如图 4 所示,模型评价指标见表 2。

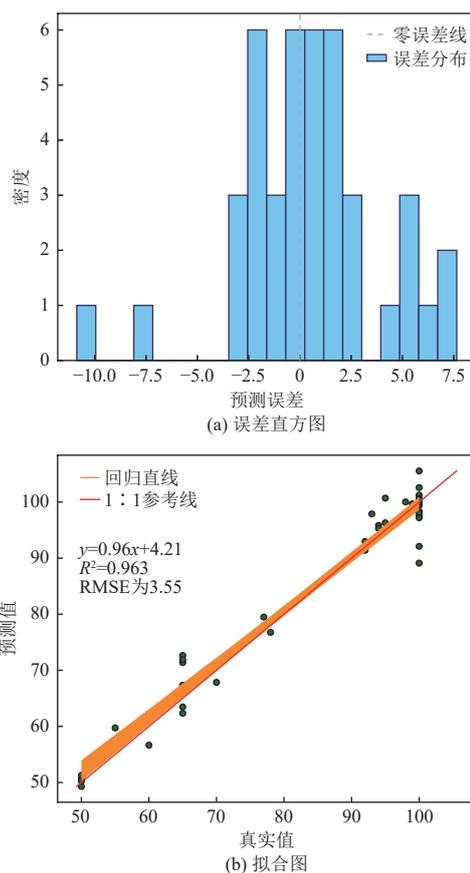


图 4 MLP-SO 模型的测试集性能图

Fig. 4 Performance of the MLP-SO model on the test set

MLP-SO 模型在训练集上的 R^2 均接近 1,在测试集上的 R^2 为 0.963。可见,借助深度学习模型可实现高维数据的直接训练,无需提前进行特征提取,所构建的预测模型具备较强的泛化能力;即便存在干扰数据,模型表现出更强的全局搜索能力。

表 2 MLP-SO 的模型评价指标

Table 2 Evaluation metrics of the MLP-SO model

数据集	训练集		验证集		测试集	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
数值	0.999 8	0.238	0.952	3.034 1	0.963	3.546

综上,采用高光谱图像预测混纺织物的聚酯含量具备可行性,且基于 MLP-SO 构建的预测模型性能远优于传统机器学习模型。MÄKELÄ等^[33]采用 PLS 线性模型对 1%~100% 聚酯含量混纺织物进行预测,模型训练集的 RMSE 为 2.48,验证集的 RMSE 为 3.50,测试集 RMSE 为 6.63,测试集的 RMSE 比本研究的 MPL-SO 模型的 RMSE 高了 86%。可见采用 PLS 线性建模方法在面对非线性数据时会产生较高的过拟合现象,而 MLP-SO 模型可以从全局出发找到全局最优解。

3 氨纶纤维含量检测

3.1 数据预处理

氨纶在混纺织物中的含量少,光谱特征弱,如果采用大窗口滤波会导致其光谱特征被平滑消除,因此采用小窗口低阶 S-G 滤波的方法对光谱数据进行处理,保证氨纶的光谱特征存在且与噪声进行分离,并采用标准正态变换对氨纶的特征进行放大。具体参数设置: S-G 滤波窗口大小为 3,多项式阶数为 2; SNV 变换通过标准化处理降低样本间的系统误差。

采用线性相关 Pearson 系数和单调相关 Spearman 系数,量化 1 000~1 700 nm 波长范围内光谱信号与氨纶含量的相关性,识别敏感波长段。Pearson 系数描述线性相关强度,取值范围 $[-1,1]$; Spearman 系数描述单调相关趋势,不受数据分布影响。采用 t-SNE 算法将高维光谱数据降维至二维空间,直观分析不同氨纶含量样本的光谱特征分布规律。

图 5 为 1 000~1 700 nm 波长范围内光谱信号与氨纶含量的 Pearson 和 Spearman 系数变化曲线。由图 5 可知,1 000~1 100 nm 和 1 400~1 500 nm 为氨纶含量敏感波长段,与氨纶分子中脲键 N—H 伸缩振动一阶倍频(1 500 nm 附近)、酯基 C—O 伸缩振动与 N—H 弯曲振动组合带(1 420 nm 附近)的特征吸收相关。

图 6 为 t-SNE 降维后的二维可视化结果(颜色深浅对应氨纶含量高低)。15%~20% 的高氨纶

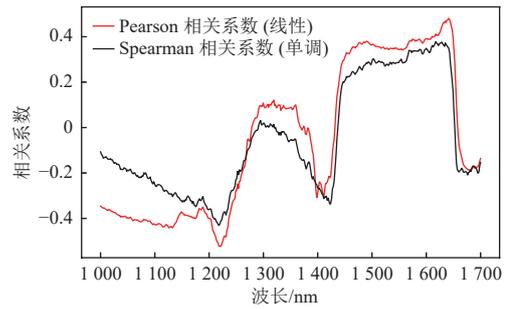


图 5 光谱信息线性分析图

Fig. 5 Linear analysis of spectral information

含量样本(黄色)在左侧与上侧形成局部聚集,光谱特征一致性强、结构紧凑;1%~5% 的低氨纶含量样本(紫色)分散为多个簇群,光谱特征差异较大,易受其他纤维干扰;中等含量样本呈局部梯度变化,但部分区域存在不同含量样本的特征重叠。整体来看,不同氨纶含量样本的光谱特征具有一定可区分性。

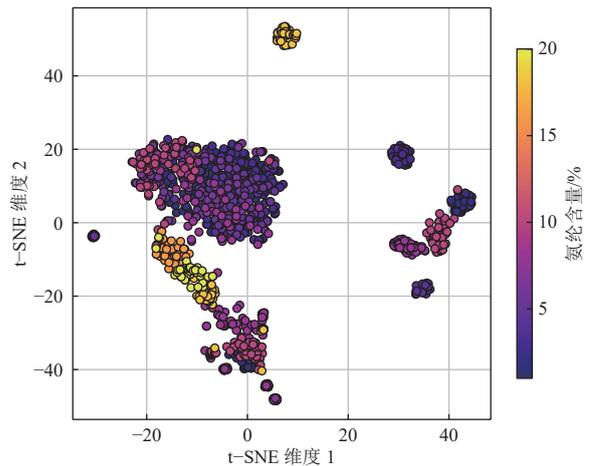


图 6 t-SNE 二维可视化图

Fig. 6 2D visualization of t-SNE results

氨纶含量在混纺织物中通常较少,混纺织物的光谱曲线以高含量纤维的光谱特征为主导,氨纶含量与光谱曲线特征呈非线性关系。因此在对光谱数据进行降维时,需采用非线性降维方法,t-SNE 方法适合做二维可视化降维,核主成分分析(KPCA)适合将光谱信息降维至多维空间以便作为机器学习模型的训练数据。

3.2 模型预测结果

采用小窗口低阶 S-G 滤波与标准正态变换的数据预处理后,选取含氨纶的 1 500 组光谱数据作为研究对象,按数量比 8 : 2 划分为训练集(1 200 组)和测试集(300 组),选取经典机器学习回归算法:随机森林回归和偏最小二乘回归算法,其中

RF 采用 KPCA 降维后的数据(累计方差贡献率 $\geq 90\%$, 选取 10 个主成分)作为输入, 偏最小二乘回归算法直接采用原始光谱数据输入。

图 7 为 RF 与 PLS-R 模型的测试集拟合图, 二者性能差异显著。RF 模型(图 7(a))表现优异, 其决定系数 R^2 为 0.901 78(接近 1, 拟合度高), RMSE 与平均绝对误差(MAE)分别低至 1.48、0.79, 且散点整体紧密围绕拟合线分布, 各氨纶含量区间的预测值与真实值偏差均较小。这表明 RF 模型能有效捕捉光谱数据与氨纶含量间的非线性关联, 预测精度与稳定性都较强。PLSR 模型(图 7(b))表现较差, 其 R^2 仅 0.650 33, RMSE、MAE 为 RF 的近 2 倍, 拟合线性相关性较弱; 散点与拟合线的偏离程度显著增加, 尤其是氨纶含量 5%~15% 的区间, 散点分散且簇状偏离明显。这是由于 PLSR 作为线性模型, 无法充分适配混纺织物光谱与氨纶含量的复杂非线性关系, 预测精度与稳定性均低于 RF 模型。

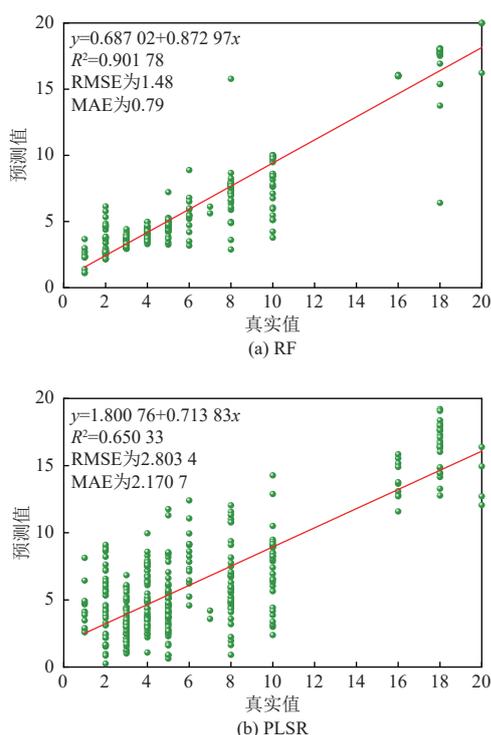


图 7 RF 与 PLSR 的测试集拟合图

Fig. 7 Fitting results of RF and PLSR models on the test set

4 结 论

通过高光谱成像技术结合优化算法, 实现了废旧纺织品中聚酯与氨纶纤维含量的快速、无损检测, 得出以下结论。

(1) 针对聚酯纤维, MLP-SO 模型在测试集上 R^2 达 0.963, 表现出优异的泛化能力与抗干扰性; 针对氨纶纤维, RF 模型在测试集上 R^2 为 0.901 78, 能有效捕捉光谱与含量间的非线性关系。这验证了高光谱技术在复杂纺织基质中定量检测的可行性, 为废旧纺织品的精准分选提供了新方法。

(2) 传统机器学习模型在验证集与测试集上表现较差, 存在过拟合问题, 表明高维光谱数据中干扰信息较多, 需通过特征优化与算法改进提升模型鲁棒性。此外, 氨纶含量较低时, 光谱特征易受其他纤维干扰, 可能导致检测灵敏度下降, 需进一步优化预处理与特征提取方法。

(3) 相较于现有研究较多关注红外光谱、计算机视觉等单一技术, 本研究通过融合高光谱成像与深度学习算法, 在检测精度与泛化能力上展现出显著优势。与同类高光谱纺织检测研究相比, 本研究引入蛇优化算法对神经网络进行优化, 有效提升了模型收敛效率与预测稳定性。

参考文献 (References):

- [1] 董爽, 孔昱莹, 关晋平, 等. 废旧涤纶/棉混纺军训服的化学分离回收 [J]. 纺织学报, 2022, 43(1): 178-185.
DONG Shuang, KONG Yuying, GUAN Jinping, et al. Chemical separation and recycling of waste polyester/cotton blended military training uniforms[J]. Journal of Textile Research, 2022, 43(1): 178-185.
- [2] ZENG Beini, WANG Xungai, BYRNE N. Cellulose beads derived from waste textiles for drug delivery[J]. *Polymers*, 2020, 12(7): 1621.
- [3] 张玉, 骆宇新, 邢桐贺, 等. 双碳目标下废旧聚酯纺织品的回收再利用研究进展 [J]. 高分子材料科学与工程, 2023, 39(10): 182-190.
ZHANG Yu, LUO Yuxin, XING Tonghe, et al. Progress in research of resource recycling and reusing of waste polyester textiles under dual carbon target[J]. *Polymer Materials Science & Engineering*, 2023, 39(10): 182-190.
- [4] 王翠芳, 黎焕敏, 随献伟, 等. 废弃塑料的回收及高值化再利用 [J]. 高分子材料科学与工程, 2021, 37(1): 335-342.
WANG Cuifang, LI Huanmin, SUI Xianwei, et al. Recycling and value-added utilization of waste plastics[J]. *Polymer Materials Science & Engineering*, 2021, 37(1): 335-342.
- [5] 庞明科. 废旧涤纶醇解产物制备含氟水性聚氨酯及棉织物的疏水改性研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2024: 9-10.
PANG Mingke. Preparation of fluorinated waterborne polyurethane by alcoholysis products of waste polyester and hydrophobic modification of cotton fabric[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2024: 9-10.

- [6] YING Yuxuan, MA Yunfeng, WANG Xiaoxiao, et al. Emission, partition, and formation pathway of polychlorinated dibenzo-p-dioxins and dibenzofurans during co-disposal of industrial waste with municipal solid waste[J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2023, 11(1) : 109242.
- [7] JUNG E S, KIM J W, IM M H, et al. Continuous measurement of air pollutant emissions from textile tenting and drying processes using low-cost sensors[J]. *Microchemical Journal*, 2025, 209: 112666.
- [8] DUNCAN E M, BRODERICK A C, FULLER W J, et al. Microplastic ingestion ubiquitous in marine turtles[J]. *Global Change Biology*, 2019, 25(2): 744–752.
- [9] 薛丽媛, 黄锋林. 纺织品微纤维的研究现状与防治措施[J]. *材料导报*, 2020, 34(S2): 567–571.
XUE Liyuan, HUANG Fenglin. Research status and prevention of textile microfibers[J]. *Materials Review*, 2020, 34(S2): 567–571.
- [10] PERIYASAMY A P. Microfiber emissions from functionalized textiles: Potential threat for human health and environmental risks[J]. *Toxics*, 2023, 11(5): 406.
- [11] 杜欢政, 陆莎, 孙荐, 等. 生活源废旧纺织品高值化回收再利用体系的构建研究[J]. *纺织学报*, 2021, 42(6): 1–7.
DU Huanzheng, LU Sha, SUN Jian, et al. Research on constructing high-value recycling systems for municipal textile wastes[J]. *Journal of Textile Research*, 2021, 42(6): 1–7.
- [12] BALOYI R B, GBADEYAN O J, SITHOLE B, et al. Recent advances in recycling technologies for waste textile fabrics: A review[J]. *Textile Research Journal*, 2024, 94(3–4): 508–529.
- [13] MU Bingnan, YANG Yiqi. Complete separation of colorants from polymeric materials for cost-effective recycling of waste textiles[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2022, 427: 131570.
- [14] ACHOURI I E, ZEGHLOUL T, MEDLES K, et al. Improving the efficiency of tribo-electrostatic separation of textile fibers from shredded end-of-life hoses[J]. *Journal of Electrostatics*, 2025, 135: 104081.
- [15] DASCALESCU L, ZEGHLOUL T, MEDLES K, et al. Recent advances in the electrostatic separation of particulate matter[J]. *Journal of Electrostatics*, 2025, 134: 104036.
- [16] LANZ I E, LABORDA E, CHAINE C, et al. A mapping of textile waste recycling technologies in Europe and Spain[J]. *Textiles*, 2024, 4(3): 359–390.
- [17] 耿响, 桂家祥, 要磊, 等. 近红外光谱快速检测技术在纺织领域的应用[J]. *上海纺织科技*, 2013, 41(4): 25–27+33.
GENG Xiang, GUI Jiexiang, YAO Lei, et al. Application of near-infrared spectroscopy technology in textiles[J]. *Shanghai Textile Science & Technology*, 2013, 41(4): 25–27+33.
- [18] 柴金朝, 金尚忠. 近红外光谱技术在纺织品定性检测中的应用[J]. *纺织学报*, 2009, 30(4): 55–58.
CHAI Jinchao, JIN Shangzhong. Application of near infrared spectroscopy technology to qualitative inspection of textiles[J]. *Journal of Textile Research*, 2009, 30(4): 55–58.
- [19] 冯红年, 甘彬, 金尚忠. 棉涤混合纺织面料含量的近红外光谱检测[J]. *激光与红外*, 2005, 35(10): 768–770.
FENG Hongnian, GAN Bin, JIN Shangzhong. Concentration test of textile mixture of cotton and terylene with NIR method[J]. *Laser & Infrared*, 2005, 35(10): 768–770.
- [20] 朱耀麟, 李政, 张强, 等. 基于近红外光谱和多特征网络的羊毛和羊绒定量检测[J]. *纺织学报*, 2025, 46(9): 104–111.
ZHU Yaolin, LI Zheng, ZHANG Qiang, et al. Quantitative detection of wool and cashmere based on near infrared spectroscopy and multi-feature network[J]. *Journal of Textile Research*, 2025, 46(9): 104–111.
- [21] RIBA J R, CANTERO R, CANALS T, et al. Circular economy of post-consumer textile waste: Classification through infrared spectroscopy[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 272: 123011.
- [22] ZHOU Jie, ZOU Xingxing, WONG W K. Computer vision-based color sorting for waste textile recycling[J]. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 2022, 34(1): 29–40.
- [23] 李文霞, 杜宇君, 王悦, 等. 基于 CNN 的废旧纺织品在线 NIR 高效识别与自动分选技术研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(7): 2139–2145.
LI Wenxia, DU Yujun, WANG Yue, et al. Research on on-line efficient near-infrared spectral recognition and automatic sorting technology of waste textiles based on convolutional neural network[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(7): 2139–2145.
- [24] FAGHIIH E, SAKI Z, MOORE M. A systematic literature review—AI-enabled textile waste sorting[J]. *Sustainability*, 2025, 17(10): 4264.
- [25] TSAI P F, YUAN S M. Using infrared raman spectroscopy with machine learning and deep learning as an automatic textile-sorting technology for waste textiles[J]. *Sensors*, 2025, 25(1): 57.
- [26] CURA K, RINTALA N, KAMPPURI T, et al. Textile recognition and sorting for recycling at an automated line using near infrared spectroscopy[J]. *Recycling*, 2021, 6(1): 11.
- [27] TAO Junyu, GU Yude, HAO Xiaoling, et al. Combination of hyperspectral imaging and machine learning models for fast characterization and classification of municipal solid waste[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2023, 188: 106731.
- [28] WANG Yibo, ZHANG Xia, SUN Weichao, et al. Effects

- of hyperspectral data with different spectral resolutions on the estimation of soil heavy metal content: From ground-based and airborne data to satellite-simulated data[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 838: 156129.
- [29] 张鹏强, 孙一帆, 常勃豪, 等. 基于光流估计的“珠海一号”高光谱卫星遥感数据的固体废弃物识别方法——以河南省济源示范区为例 [J]. *测绘通报*, 2024(1): 44-50.
ZHANG Pengqiang, SUN Yifan, CHANG Qinghao, et al. Solid waste identification of Zhuhai-1 hyperspectral satellite remote sensing data based on optical flow estimation: A case study of Jiyuan demonstration area in Henan Province[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(1): 44-50.
- [30] 金庆花, 朱丽丽, 张立新, 等. 矿产资源评价与矿山环境监测中高光谱遥感技术方法应用的实例 [J]. *地质通报*, 2009, 28(2): 278-284.
JIN Qinghua, ZHU Lili, ZHANG Lixin, et al. Examples of using hyperspectral remote sensing technology for mineral resource evaluation and mining environment monitoring[J]. *Geological Bulletin of China*, 2009, 28(2): 278-284.
- [31] 梁慧芳, 张惠芳, 从明芳, 等. 高光谱成像技术在纺织检测领域的研究进展 [J]. *现代纺织技术*, 2022, 30(6): 211-218+260.
LIANG Huifang, ZHANG Huifang, CONG Mingfang, et al. Research progress of hyperspectral imaging technology in textile testing[J]. *Advanced Textile Technology*, 2022, 30(6): 211-218+260.
- [32] 金肖克, 田伟, 朱炜婧, 等. 基于高光谱成像系统的纺织品成分定性鉴别 [J]. *纺织学报*, 2018, 39(10): 50-57.
JIN Xiaoke, TIAN Wei, ZHU Weijing, et al. Qualitative identification of textile chemical composition based on hyperspectral imaging system[J]. *Journal of Textile Research*, 2018, 39(10): 50-57.
- [33] MÄKELÄ M, RISSANEN M, SIXTA H. Machine vision estimates the polyester content in recyclable waste textiles[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2020, 161: 105007.