

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2026.05.015

基于机器视觉的电镀污泥成分预测模型构建

李俊芹¹, 景世沛²

(1. 郑州电子信息职业技术学院, 信息工程学院, 河南 郑州 451450; 2. 河南牧业经济学院, 信息工程学院, 河南 郑州 450046)

摘要: 电镀污泥作为电镀行业固体废物, 含 Cr、Fe 等多种重金属, 传统上依赖实验室的化学检测手段进行分析。因流程复杂、耗时较长, 难以适配其资源化回收过程中的动态监测需求。为了提升电镀污泥重金属含量检测效率与精准度, 提出了基于机器视觉的快速预测模型, 通过采集多来源电镀污泥样品, 经烘干、研磨、压片预处理后, 借助能量色散型 X 射线荧光光谱法(EDXRF)获取光谱数据, 经归一化、离散小波变换预处理提取特征峰净强度, 分别建立多元线性回归(MLR)与随机森林(RF)模型进行分析。结果表明, 基于实验的 150 条原始谱图, 随机森林模型对 Cr、Fe、Cu、Ni、Zn 的分类准确率达 100%, Fe 元素的均方根误差为 0.202%, 预测 Cr 元素的决定系数为 0.994; 多元线性回归模型预测 Cr 元素的决定系数为 0.954。其中, 多元线性回归模型适用于基础快速分析场景, 随机森林模型更适配复杂基体下的精准分析需求, 研究构建的双模型体系为电镀污泥重金属检测提供新路径。

关键词: 机器视觉; 随机森林(RF); 多元线性回归(MLR); 重金属预测

中图分类号: TQ153.2; TG17; TP181

文献标志码: A

Fabrication of prediction model for electroplating sludge composition based on machine vision

LI Junqin¹, JING Shipai²

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou Professional Technical Institute of Electronic & Information, Zhengzhou 451450, China; 2. School of Information Engineering, Henan University of Animal Husbandry and Economy, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Electroplating sludge, a solid waste from the electroplating industry, contains various heavy metals such as Cr and Fe. Conventional chemical detection methods relying on laboratory analysis are difficult to adapt to the dynamic monitoring needs of the resource recovery process due to their complex procedures and time consuming nature. To improve the efficiency and accuracy of heavy metal content detection in electroplating sludge, it proposes a machine vision based on rapid prediction model. Multi source electroplating sludge samples were collected, dried, ground, and compressed into tablets for preprocessing. Energy dispersive X-ray fluorescence spectroscopy (EDXRF) was employed to obtain spectral data, which underwent normalization and discrete wavelet transform preprocessing to extract net characteristic peak intensities. Multiple linear regression (MLR) and random forest (RF) models were established accordingly. The results indicate that the RF model achieved a classification accuracy of 100% for Cr, Fe, Cu, Ni, and Zn based on 150 original spectra from experiments. The root mean square error for Fe is only 0.202, and the coefficient of determination for predicting Cr reaches 0.994. In comparison, the MLR model achieves a

收稿日期: 2025-09-19 修回日期: 2025-11-07.

通信作者: 李俊芹(1979—), 女, 本科, 讲师, 研究方向为计算机科学与技术, e-mail: lijunqin332211@126.com

基金项目: 河南省科技厅科技攻关项目(212102210565)

引用信息: 李俊芹, 景世沛. 基于机器视觉的电镀污泥成分预测模型构建[J]. 电镀与精饰, 2026, 48(5): 105-113.

LI Junqin, JING Shipai. Fabrication of prediction model for electroplating sludge composition based on machine vision[J]. Plating and Finishing, 2026, 48(5): 105-113.

coefficient of determination of 0.954 for predicting Cr. The MLR model is suitable for basic rapid analysis scenarios, while the RF model is better adapted for precise analysis under complex matrix conditions. The dual model systems constructed in this study provide new approaches for heavy metal detection in electroplating sludge.

Keywords: machine vision; random forest (RF); multiple linear regression (MLR); heavy metal prediction

电镀污泥是电镀废水处理后的典型污染性有害固体废物,富含Cr、Fe、Cu、Ni、Zn等有毒重金属,其成分因生产工艺与原料纯度波动较大;部分还含有有机络合剂等成分,复杂性显著提高^[1-2]。若缺乏及时精准的重金属检测手段,将难以适配资源化回收中的提取工艺,且处置不当易通过淋溶或渗透污染土壤与地下水,破坏生态,并通过食物链富集威胁人体健康^[3]。因此,快速精准检测已成为污染防控与资源再生的关键环节。目前,传统实验室化学检测方法需经消解、反应、分离等繁琐步骤,单次检测耗时长达180~480 min,且样品单次分析消耗试剂25~50 mL,不仅成本高,还易产生二次污染,难以满足企业实时监测与动态调控需求。近年来,光谱技术结合机器学习成为重金属检测的主流方向,其中能量色散型X射线荧光光谱法因无损、快速的优势而被广泛应用。部分研究采用支持向量机模型,但其对复杂基体中多元素耦合的非线性干扰处理能力较弱,且对小样本数据敏感;另有研究基于反向传播神经网络构建预测模型,却易因电镀污泥光谱噪声与基线漂移导致过拟合,对低含量Cr、Zn等元素的预测精度不足^[4]。此外,X射线源波动和样品颗粒不均等因素引发的光谱干扰,进一步加剧了特征峰识别难度,制约了检测准确性^[5]。为此,本研究引入机器视觉技术,以能量色散型X射线荧光光谱法获取电镀污泥光谱数据,通过数据预处理优化特征提取,同步构建多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)与随机森林(Random Forest, RF)两种模型,旨在为电镀污泥污染防治不同领域的快速检测技术升级提供新思路。

研究的创新点在于构建“数据获取-预处理-双模型”全链路框架,先通过烘干、研磨、压片制备均匀样本以保障数据基础,再借能量色散型X射线荧光光谱法获取光谱数据、电感耦合等离子体质谱法测定元素基准值,经归一化与离散小波变换预处理提取特征峰净强度,最终构建多元线性回归与随机森林双模型,旨在解决复杂基体检测难题,为其重金属检测提供双路径。

1 材料与设备

1.1 实验材料选择

实验材料以多来源电镀污泥为核心研究对象,该污泥含Cr、Fe、Cu、Ni、Zn等多种重金属,因生产工艺、原料纯度差异,成分波动显著,部分残留有机络合剂、添加剂,基体复杂性高。辅助材料包括盐酸-硝酸-氢氟酸混合消解液,体积比3:1:1,用于样品消解以获取元素含量基准值。氩气作为惰性保护气体,用于能量色散型X射线荧光光谱法检测时排除空气对轻元素检测的干扰,保障光谱数据准确性。

1.2 样本制备

样本制备围绕消除物理状态差异、保障检测一致性展开。先多批次多点位采集镀铬、镀铜、镀镍等不同来源电镀污泥,确保样本覆盖多元成分场景,随后依次进行预处理。

1.2.1 真空烘干

将污泥均匀平铺于不锈钢托盘,置于真空干燥箱中,设置温度60℃,在真空度-0.08~-0.095 MPa下烘干24 h,去除游离水,避免干扰光谱信号。

1.2.2 研磨过筛

烘干污泥转入行星式球磨机玛瑙罐,设球料比12:1、研磨转速300 r/min、研磨时间18 min,研磨后过200目筛,收集筛下物料,确保颗粒粒径 $\leq 74 \mu\text{m}$,减少颗粒效应影响。

1.2.3 压片成型

取过筛污泥3 g填入30 mm内径压模,以10 MPa压力恒压保压30 s,压制直径30 mm、厚度2 mm的光滑薄片,保证表面平整均匀,为光谱采集提供稳定样本。

1.3 实验设备

实验设备涵盖检测与数据处理两类核心装置。检测设备方面,采用能量色散型X射线荧光光谱仪(型号Thermo Scientific ARL QUANT'X),钨靶X射线管工作参数设为49 kV-800 μA ,激发120 s获取光谱数据;该仪器分辨率(Mn K α 线半高宽) $\leq 155 \text{ eV}$,检测元素范围为Na(11号元素)至U(92号元素),可精准

覆盖电镀污泥中Cr、Fe、Cu、Ni和Zn等目标重金属的检测需求。同时搭配电感耦合等离子体光学发射光谱仪(型号Agilent 5110),其波长范围为165~800 nm,对Cr、Fe、Cu、Ni和Zn的检出限分别为2、1、1、2和1 $\mu\text{g/L}$,相对标准偏差 $\leq 1.5\%$,用于测定消解后样品元素真实含量作为基准。

1.4 检测实验流程

电镀污泥是电镀废水经中和、沉淀等处理后产生的固体废物,属于危险废物,富含铜、镍、铬等有毒重金属,环境风险高。电镀污泥成分复杂,含多种重金属,其元素精准检测对资源化与污染防控至关重要^[6-7]。针对传统检测方法繁琐、耗时的问题,研究设计规范实验步骤,以消除样品物理状态差异,为构建高效、准确的定量分析模型提供数据与方法基础,从而解决元素检测难题。实验具体流程如图1所示。

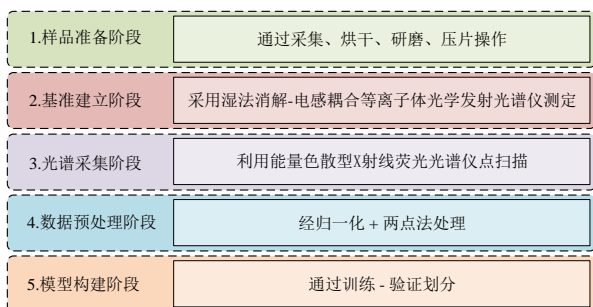


图1 电镀污泥测试实验流程图

Fig.1 Flowchart of testing experiment for electroplating sludge

根据图1可知,电镀污泥成分预测流程涵盖5个关键阶段,首先是样品准备阶段,需对电镀污泥样品进行烘干、研磨、过筛、压片等操作,为后续分析奠定基础。接着进入基准建立阶段,通过消解样品并利用电感耦合等离子体光学发射光谱法测定重金属实际浓度,作为模型校准的参照。随后是光谱采集阶段,借助能量色散型X射线荧光光谱仪对处理好的样片激发并采集光谱数据。之后的数据预处理阶段,首先采用内标法进行标准化,通过计算待测元素信号与预先加入的内标元素信号的强度比值,以校正进样与仪器波动。随后,应用自适应迭代重加权惩罚最小二乘法拟合并扣除复杂的背景基线,从而分离出纯净的分析峰,此外,流程还包含使用萨维茨基-戈莱滤波器对光谱进行平滑处理以抑制随机噪声。最后是模型构建阶段,划分数据并运用合适算法建立光谱与重金属含量的关系

模型,以实现成分的快速预测。

1.5 机器视觉的电镀污泥分析方法建构

电镀污泥成分复杂,快速精准分析对其资源化与无害化处置至关重要^[8]。为克服传统检测方法的局限,研究引入机器视觉技术,结合MLR模型和RF模型,构建高效、无损的重金属含量快速预测体系。电镀污泥分析体系如图2所示。

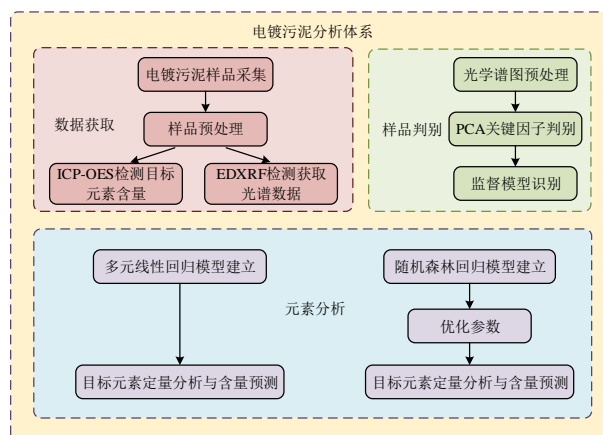


图2 电镀污泥分析体系框架图

Fig.2 Framework diagram of the electroplating sludge analysis system

根据图2可知,研究体系以电镀污泥为对象,构建“数据获取-样品判别-元素分析”设计链路。先多批次多点位采集不同来源污泥,经烘干、研磨、压片预处理后,用电感耦合等离子体光学发射光谱法测定目标元素含量作基准值,借能量色散型X射线荧光光谱法获取光谱数据建谱图库^[9]。再对谱图预处理降背景干扰,结合主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)提取关键特征因子,以RF和线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)为监督模式,比较筛选可靠目标元素特征谱峰,为污泥种类判别和多元定量分析简化输入变量^[10]。定量分析阶段,以特征谱峰净强度为输入,并行构建MLR和RF模型,适配污泥基体干扰场景,两者为污泥元素检测提供“精准适配”与“高效基础”双路径选择。

1.6 能量色散型X射线荧光光谱法检测方法

能量色散型X射线荧光光谱法检测通过X射线源照射样品,激发样品中原子产生具有元素特异性的特征X射线,特征X射线的反应过程如图3所示。

根据图3可知,特征X射线的产生始于X射线照射样品,使原子内层电子受激形成空穴,外层电子跃迁至低能级填补空穴,释放出特定能量的特征X

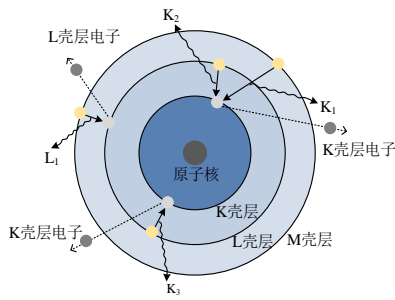


图3 特征X射线反应过程图

Fig.3 Diagram of the characteristic x-ray generation process

射线。不同元素所发射的特征X射线能量具有特异性，构成能量色散型X射线荧光光谱法进行元素定性与定量分析的基础。然而，能量色散型X射线荧光光谱法实际采集过程中易受X射线源能量波动、噪声和基线干扰的影响，导致特征峰信号强度不稳定、谱峰被掩盖^[11-12]。为解决该问题，研究采用归一化处理以削弱能量波动，提升不同批次谱图的可比性，并利用离散小波变换结合阈值去噪方法，有效实现噪声滤除、光谱平滑与基线校正。经上述预处理后，特征X射线谱峰得以清晰凸显，为后续电镀污泥元素分类与含量精准分析奠定可靠基础，显著提高了检测的准确性与稳定性。

2 电镀污泥成分定量预测方法

电镀污泥成分复杂且富含多种重金属，其精确量化是实现危险废物合规处置与有价金属资源化回收的关键前提^[13-14]。为初步建立光谱与元素含量的关联，研究引入MLR模型，验证技术路径可行性，也能为后续的模型优化方向更具针对性。MLR流程如图4所示。

从图4中可以看出，元线性回归模型基于XRF光谱数据对电镀污泥中Cr、Fe等元素进行定量分析。首先采集多份样品，经预处理后利用XRF获取各元

素特征峰净强度，并以电感耦合等离子体光学发射光谱法测定值为基准，构建匹配数据集^[15-16]。通过

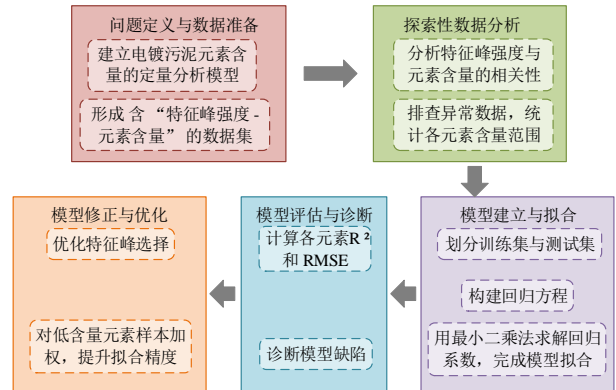


图4 MLR流程图

Fig.4 Flowchart of multiple linear regression

探索性分析验证光谱强度与元素含量的关联，剔除异常值并明确含量范围。随后划分训练集与测试集，以特征峰强度为自变量、元素含量为因变量，建立MLR方程，采用最小二乘法拟合系数。构建MLR方程，如式(1)所示。

$$H_{cs} = L_{sn} + \sum L_m T_{mc} \tag{1}$$

式中： H_{cs} 表示第c个电镀污泥样品中第s种目标元素的最终计算含量； L_{sn} 表示模型常数项； L_m 表示模型回归系数； T_{mc} 表示第c个样品中，第m条特征谱峰的归一化荧光计数率。模型通过决定系数和均方根误差评估性能，发现低含量元素预测偏差及基体干扰等问题。经特征峰优选和样本加权等优化，提升拟合精度^[17-18]。该模型可为元素含量提供快速初步判断，既验证技术可行性，也为后续复杂体系建模提供优化依据。MLR确认线性分析路径，随后，研究采用RF模型，通过集成多决策树克服线性约束，有效捕捉复杂非线性关系，实现更精准分析。RF模型流程如图5所示。

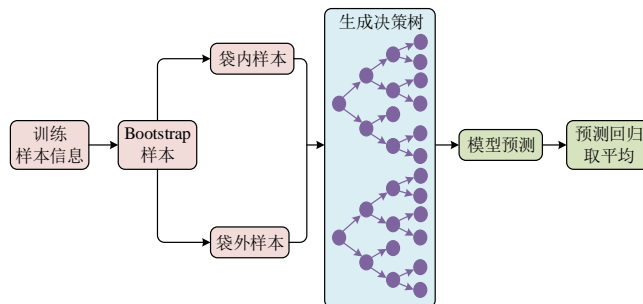


图5 多决策树的RF模型

Fig.5 Random forest model with multiple decision trees

从图5可以看出, 电镀污泥重金属元素定量分析的RF模型, 需先纳入所有样本特征信息, 划分出模型训练数据集。随后采用Bootstrap重采样技术对训练集随机抽样, 生成相互独立的袋内子样本集, 未抽中的原始样本作为袋外样本, 用于后续模型性能验证。然后对每个袋内样本分别构建分类与回归树, 每棵树生成时, 从所有特征中随机选取部分作为节点候选特征, 保障决策树多样性^[19]。所有决策树建成后, 形成由多棵独立决策树组成的RF模型。针对Cr、Fe、Cu、Ni、Zn等元素定量分析的回归任务, 取所有决策树预测结果的平均值作为模型最终输出, 实现元素含量精准估算^[20-21]。同时借助袋外样本评估模型泛化误差与预测性能, 确保实际应用中的可靠性和准确性。

3 实验测试结果

3.1 RF与LDA监督模型性能测试结果

研究为了验证机器视觉下的传统MLR模型和RF模型对于多元素定量分析的性能, 采用了15份不同来源电镀污泥为样本, 经过技术处理获取150条原始谱, 经归一化等预处理得净强度矩阵, 按2:1分为10样训练集与5样验证集。研究在Ubuntu 20.04 LTS操作系统下进行实验。实验环境具体配置如表1所示。

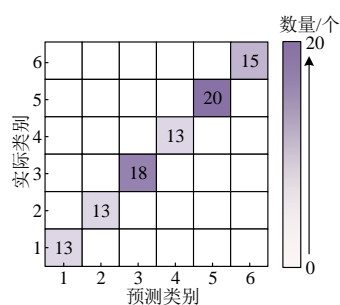
表1 测试平台的详细信息

Tab.1 Detailed information of the testing platform

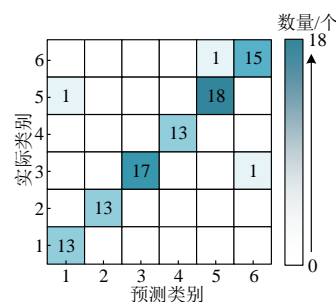
类别	配置	型号
硬件配置	中央处理器	Intel Xeon W-3300
	图形处理器	NVIDIA RTX A5000
	存储	1TB NVMe SSD+4TB HDD
	科研工作站	HOBO MX2202
软件配置	操作系统	Ubuntu 20.04 LTS
	核心建模库	Rhinoceos7+Grasshopper
	数据处理工具	Pandas 2.1.x
	图表绘制工具	Matplotlib 3.7.x

研究为了选择更优的监督模式, 通过6种不同来源电镀污泥的能量色散型X射线荧光光谱法光谱数据, 经小波去噪与特征提取后, 分别输入RF、LDA模型进行训练与测试, 测试集占比30%, 用于评估模型分类性能与稳定性, 测得每种样品的正确判别数量, 测试结果如图6所示。

根据图6(a)可知, RF模型混淆矩阵对角线全为深色、非对角线全白, 验证样本全正确归类, 准确



(a) 随机森林混淆矩阵图



(b) 线性判别分析混淆矩阵图

图6 不同监督模式的混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrices for different supervision modes

率为100%。这源于其构建多棵决策树时采用Bootstrap抽样使各树训练集有差异, 且节点分裂仅随机选部分特征, 削弱Cu、Fe等含量接近批次的共线性干扰, 降低过拟合风险。根据图6(b)可知, 线性判别分析混淆矩阵在1、5、6区域有3个错分点, 平均准确率降至94.9%。因该方法假设变量服从同一协方差正态分布, 而污泥中元素谱峰重叠、基体效应使特征空间呈非线性边界。RF凭借集成非线性弱分类器, 突破线性约束, 实现复杂污泥光谱精准溯源。

3.2 多元线性回归多元素定量预测结果

研究为了探究传统MLR模型对电镀污泥中的Fe、Cu、Zn、Cr元素定量分析效果, 选训练集和测试集分别为10和5份, 每份测5个点位得25组数据用于分析。实验结果如图7所示。

根据图7(a), Cu元素的预测值普遍低于基准值。含量约15%的样本预测偏差显著, 而低含量样本偏差较小。原因在于低含量时Cu-K α 谱线计数率较低、易受本底噪声影响; 高含量时基体吸收增强, 导致预测稳定性下降。根据图7(b), Fe元素的预测值在基准线上下波动, 含量分布于1%~15%, 整体偏差较小。偏差主要源于Fe-K α 强度在高浓度下受到含水基体的非线性吸收增强。根据图7(c), Cr元素预测值在0.05%~0.40%范围内分布于参考线两侧。主要因Cr-K α 信号较弱, 在高本底背景下净强度被压缩, 尤

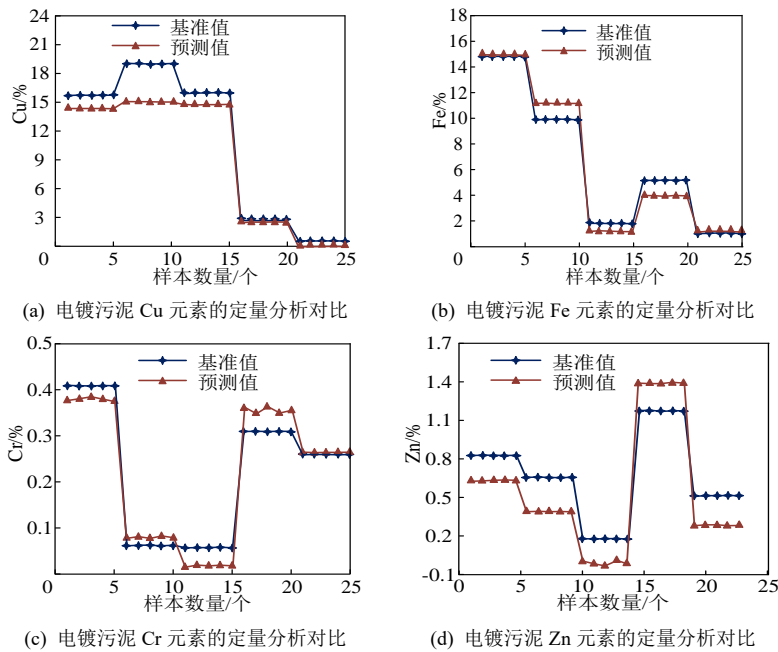


图 7 MLR 模型的多元素定量分析

Fig.7 Multi-element quantitative analysis by the MLR model

其在低浓度区间出现系统性的低估。根据图7(d), Zn 元素预测值在-0.1%~1.5%区间剧烈振荡, 与基准值差异显著。其波动与样品含水不均和表面粗糙度密切相关, 导致Zn-K α 强度受散射路径随机扰动。此外, 部分样品Zn含量极低, 接近方法检出限, 净强度经本底校正后误判为负值, 加剧预测偏差。同时, 实验表明元素间存在相互干扰, Cu高含量时基体吸

收增强致预测偏差, Fe高浓度受含水基体非线性吸收, Cr信号弱被本底压缩。

3.3 随机森林模型的定量预测结果

研究为了探究RF对电镀污泥中的Fe、Cu、Zn、Cr元素定量分析效果, 选训练集和测试集分别为10和5份, 每份测5个点位得25个数据用于分析。实验结果如图8所示。

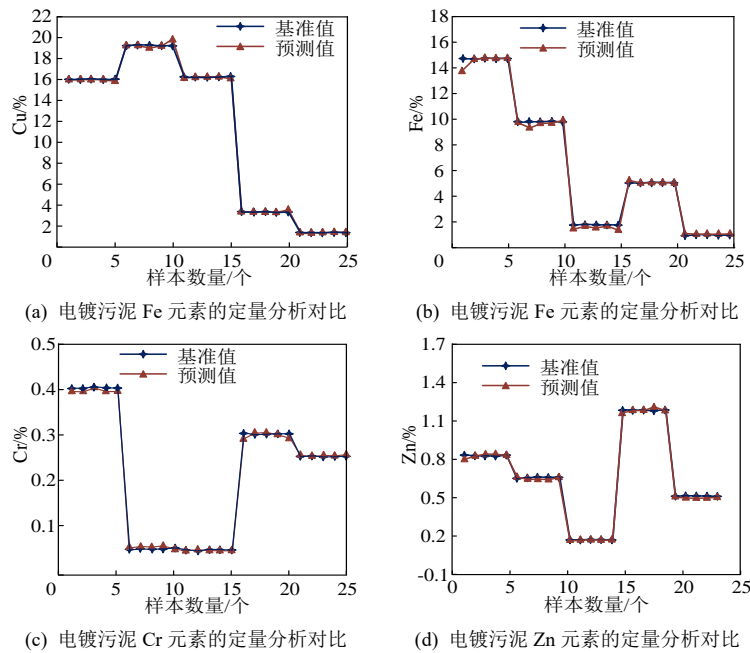


图 8 RF 模型的多元素定量分析

Fig.8 Multi-element quantitative analysis by RF model

如图8(a)所示,在1%~20%含量范围内,Cu元素的RF模型预测曲线与参考线高度吻合。这得益于RF的集成学习机制,通过多树投票有效抑制了谱峰重叠和颗粒噪声,使高、低含量区的预测均保持平滑稳定。在图8(b)中,Fe元素预测值分布于1%~15%,与参考值变化趋势一致,仅高含量区略有偏低。RF能够对Fe-K α 信号进行非线性拟合,克服线性模型的过估倾向,从而避免系统性高估。从图8(c)可见,Cr元素预测值集中于0.05%~0.50%,整体略低于参考值。因RF对计数率较弱的Cr-K α 信号采取保守投票策略,在基体抬升导致本底增强时自动下调输出,造成低浓度区系统负偏。图8(d)显示,Zn元素在0~1.4%区间呈“锯齿”状收窄分布。RF通过袋外样本剪枝技术抑制极端跳变,将剧烈振荡转化为贴近参考线的微幅波动,显著提升了低含量Zn预测的准确性与稳定性。

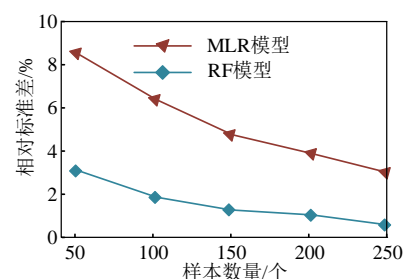
3.4 MLR与RF模型性能测试结果

研究为了探究MLR与RF模型的稳定性以及预测精度,实验以电感耦合等离子体光学发射光谱法定值为基准,通过多次重复预测计算相对标准偏差(Relative Standard Deviation, RSD),对比不同样本量下RSD变化,同时对Cr、Fe、Cu、Ni和Zn元素进行预测,计算偏差率,实验测试结果如图9所示。

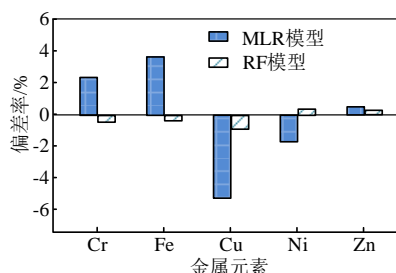
根据图9(a)可知,随训练样本量增加,MLR与RF模型的RSD均下降,但RF优势显著。50个样本量

时,MLR的RSD为8.5%,RF为3.2%。250个样本时,MLR为3.3%,下降幅度为15.4%,RF为0.5%,下降幅度为28.6%。原因是样本量增加使模型特征信息更全面,预测离散度降低,但MLR作为线性模型,对电镀污泥复杂基体学习能力有限,样本量达阈值后边际效应减弱。RF通过Bootstrap重采样构建多决策树,泛化能力强,即便边际效应减弱仍保持低RSD。根据图9(b)可知,MLR模型对各元素预测偏差显著大于RF模型。Cr元素MLR偏差率较基准值高2.1%,RF较基准值低0.2%;Cu元素MLR低出5.2%,RF低出0.3%;Zn元素MLR高出0.7%,RF高出0.05%。同时,MLR各元素偏差率波动范围远大于RF。原因是MLR基于线性拟合,电镀污泥复杂基体的非线性干扰破坏线性关系,尤其高含量元素偏差更明显,而RF为集成学习算法,结合数据预处理消除光谱干扰,多决策树协同捕捉非线性关系,抑制跳变噪声。研究为验证回归模型的性能,对比了传统实验室化学法、MLR模型及RF模型在电镀污泥重金属检测中的综合表现。实验采集了多来源的电镀污泥样品,经烘干、研磨、压片预处理后,使用3种方法检测了Cr、Fe等重金属含量,并记录了耗时与试剂消耗等指标。其中,1个★为低风险:重金属浸出浓度均低于GB 5085.3限值,总量低,稳定易处置;2~3个★表示中风险:部分浸出浓度接近限值,需严控处置;4~5个★表示高风险:多项浸出浓度超限值,总量高,易淋溶污染环境。测试结果如表2所示。

根据表2可知,传统实验室化学法在各项指标中表现最差。单次检测耗时长达180~480 min,MLR模型为15 min至20 min,RF模型需20~25 min。并且传统实验室化学法试剂消耗量达25~50 mL/样,二次污染风险等级为最高的5星,而MLR与RF模型无需化学试剂,污染风险为1星。MLR与RF模型在预处理步骤上也有显著优势,均仅3步,远少于传统方法的6步,MLR检测成本略低于RF模型。由于传统方法依赖消解、试剂反应等复杂流程,导致耗时久、耗材多、污染高;MLR模型依托线性拟合实现快速分析,但难以处理电镀污泥复杂基体的非线性干扰,适配性受限;RF模型通过Bootstrap重采样与节点随机选特征,增强了对复杂体系的适应能力,因此适配度更优。研究为了对比RF模型与MLR模型在电镀污泥元素定量分析中的性能,以15份不同处理工段电镀污泥为对象,先通过化学方法标定Cr、



(a) 两种模型在不同样本量下的预测稳定性



(b) 不同重金属元素在两种模型下的预测偏差率

图9 MLR与RF模型的性能比较

Fig.9 Performance comparison of the MLR and RF models

Fe、Cu、Ni、Zn元素含量作基准值，以决定系数(R^2 、均方根差(Root Mean Square Error, RMSE)为指标，评估模型准确度和精密度。测试结果如图10所示。

根据图10(a)可知，RF对Cr、Fe、Cu、Ni、Zn的 R^2 均高于MLR。Cr元素多元回归 R^2 为0.954，RF R^2 为0.994，Cu、Ni达1.00。因MLR难处理污泥复杂基体非线性干扰，RF借多决策树集成学习，捕捉元素

特征峰与含量复杂关系，提升定量准确度。根据图10(b)可知，RF模型的RMSE均低于MLR。Fe元素RF RMSE为0.202%，多元回归RMSE为0.74%，Cu元素的RMSE分别为0.17%和0.918%，由于Cr、Ni、Zn元素含量基数小，Cr、Ni、Zn元素RF RMSE也分别降至0.01%、0.015%、0.01%。MLR受X射线波动、样品不均干扰，预测离散度高，RF借特征筛选与袋外验证减噪，凸显预测稳定性。

表 2 不同方法在电镀污泥重金属检测中的综合性能

Tab.2 Comprehensive performance of different methods in heavy metal detection of electroplating sludge

检测方法	单次检测耗时 /min	每样试剂量/mL	样品预处理步骤数	每样检测成本/元	二次污染风险等级
传统实验室化学法	180~480	25~50	取样→消解→过滤→定容→反应→检测	80~120	★★★★★
MLR 模型	15~20	0	烘干→研磨→压片	30~45	★
RF 模型	20~25	0	烘干→研磨→压片	35~50	★

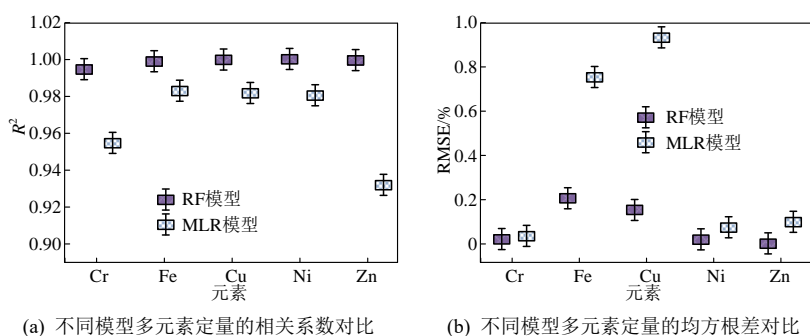


图 10 不同模型多元素定量决定系数和均方根差对比情况

Fig.10 Comparison of coefficient of determination and root mean square error for multi-element quantification by different models

4 结语

针对电镀污泥重金属检测中传统化学分析效率低、复杂基体干扰导致模型预测稳定性不足的问题，亟需开发适配性更强的快速分析技术。研究旨在通过机器视觉构建能精准预测电镀污泥中重金属含量的模型，实现电镀污泥中Cr、Cu、Ni等重金属含量的快速检测。研究通过采集多批次不同来源电镀污泥样品，经烘干、研磨、压片预处理后，借助能量色散型X射线荧光光谱法获取光谱数据，经归一化、离散小波变换预处理提取特征峰净强度，分别构建MLR与RF模型。结果显示，MLR模型对Cu高含量样本预测值显著低于基准值，Zn预测值波动区间达-0.1%~1.5%，对Cr、Fe、Cu、Ni和Zn元素

预测的 R^2 及RMSE表现欠佳。在拟合精度上，RF对Cu和Ni元素的 R^2 达1.00，对Cr元素 R^2 亦达0.994，即便针对含量跨度较大的Fe、Zn元素，也能以低至0.202、0.01的RMSE，精准适配不同含量量级元素的检测需求。在预测稳定性层面，当样本量达250个时，RF模型0.5%的相对标准偏差，仅为MLR模型3.3%的1/6左右，凸显其在数据量充足时更强的抗干扰能力与结果一致性。因此，RF模型在电镀污泥重金属检测中适配性与精准度更优，MLR模型虽性能表现不显著，但仍可作为高效基础分析方案，MLR与RF构成的双模型体系能满足不同场景检测需求。研究不足在于对极低浓度重金属预测存轻微系统偏差，且样本覆盖有限。未来可扩大样本来源与数量，纳入不同生产工艺、原料的污泥样本，结合深

度学习优化特征提取, 增强低含量元素信号捕捉能力, 提升模型泛化性与精度, 推动技术工业现场实时监测规模化应用。

参考文献

- [1] 李红娟. 电镀污泥资源化无害化处置技术研究进展[J]. 中国有色冶金, 2025, 54(4): 22-37.
- [2] 朱佳天, 赖夏鹏, 孙盼, 等. 电镀污泥资源化处理技术现状及发展趋势[J]. 环境科学与技术, 2023, 46(S1): 184-191.
- [3] 周兆安, 刘小文, 李俊, 等. 铜镍电镀污泥硫化熔炼中冰镍的热力学及工艺研究[J]. 矿冶工程, 2025, 45(2): 141-146, 151.
- [4] 焦奥博, 刘牡丹, 吕先谨, 等. 高镍电镀污泥中镍的分离与硫酸镍的制备研究[J]. 矿冶工程, 2025, 45(1): 86-91, 102.
- [5] 罗振, 兰馨, 曲展, 等. P204 顺序萃取分离电镀污泥中铁铝镍试验研究[J]. 湿法冶金, 2024, 43(5): 559-565.
- [6] 孟畅, 红梅, 李斐. 高光谱敏感波段筛选与机器学习协同提升土壤重金属预测精度[J]. 生态环境学报, 2025, 34(6): 950-960.
- [7] 任顺, 丁浩, 洪子钰, 等. 基于频次优选策略与 IRIV-BOSS 的土壤重金属含量预测研究[J]. 分析测试学报, 2025, 44(8): 1712-1718.
- [8] 李伟艳, 滕婧, 郑智慧, 等. EDXRF 与机器学习结合用于含重金属电镀污泥的快速分类识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2025, 45(5): 1283-1289.
- [9] 李智缘, 田安红. 基于光谱指数的土壤重金属 Zn 的定量预测与空间分布研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(11): 3287-3293.
- [10] 贾黎黎, 胡飞跃, 李婷婷, 等. 融合空间及环境要素机器学习模型的重金属含量预测: 以矾洲岛为例[J]. 高校地质学报, 2024, 30(4): 485-495.
- [11] 赵萍, 阮旭东, 刘亚风, 等. 基于遗传算法和 BP 神经网络的矿区土壤重金属含量空间分布预测[J]. 土壤, 2024, 56(4): 889-896.
- [12] FU Z Z, WAN Q R, DUAN Q N, et al. A novel spectroscopy-deep learning approach for aqueous multi-heavy metal detection[J]. Analytical Methods, 2025, 17(5): 1053-1061.
- [13] 解雪峰, 郭炜炜, 濮励杰, 等. 基于多源辅助变量和随机森林模型的耕地土壤重金属含量空间分布预测[J]. 环境科学, 2024, 45(1): 386-395.
- [14] 陈敏, 董泽馨, 秦莉, 等. 基于 SMOTE 辅助分区误差控制的随机森林土壤重金属含量预测模型[J]. 农业资源与环境学报, 2025, 42(3): 580-591.
- [15] 年福东, 胡玉洁, 陈富强, 等. 激光诱导击穿光谱结合半监督序列学习的白芍重金属元素定量预测方法[J]. 中国激光, 2024, 51(23): 145-156.
- [16] 周亚楠, 叶文华, 张朝宏, 等. 电感式传感器识别废金属的影响因素研究[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(12): 17-20+24.
- [17] 季宏飞, 李志猛, 陈金明, 等. 电渗析技术在电镀废水零排放方面的应用研究[J]. 电镀与精饰, 2023, 45(9): 64-68.
- [18] 安亚男, 万勇, 郭朝晖, 等. 金属矿区/冶炼场地环境风险扩散途径及其关键因子识别研究[J]. 矿冶工程, 2023, 43(5): 92-97.
- [19] 葛保成, 曾莉莉. 铬废水在线回收装置工艺流程及效益分析[J]. 电镀与精饰, 2023, 45(3): 101-109.
- [20] 郑瑞立, 吕建芳, 宋卫锋, 等. 含铜电镀污泥熔炼过程中主要元素的迁移转化行为研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2023, 54(7): 2563-2575.
- [21] 张浩峰, 黄凯华, 杨思原, 等. 含铬电镀污泥碱性氧化浸出试验[J]. 电镀与涂饰, 2023, 42(9): 68-75.