



环境科学研究

Research of Environmental Sciences

湖南省典型有色金属冶炼场地土壤重金属垂向分布特征及关键影响因素识别

李素莹 唐博 常文杰 刘文秀 马福俊 谷庆宝

Vertical Distribution Characteristics and Key Factors Affecting Soil Heavy Metals in Typical Non-Ferrous Metal Smelting Sites of Hunan Province

LI Suxuan, TANG Bo, CHANG Wenjie, LIU Wenxiu, MA Fujun, GU Qingbao

在线阅读 View online: <https://www.hjkxyj.org.cn/article/doi/10.13198/j.issn.1001-6929.2025.06.20>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

利用机器学习模型预测土壤重金属空间分布的研究进展

Predicting the Spatial Distribution of Heavy Metals in Soil Using Machine Learning Models: A Review

环境科学研究. 2025, 38(5): 1087–1097. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2025.03.06>

湖南省某典型流域农用地土壤重金属污染及影响因素

Heavy Metal Pollution and Influencing Factors of Agricultural Land in a Typical Watershed in Hunan Province

环境科学研究. 2021, 34(3): 715–724. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2020.10.06>

铜尾矿周边大气降尘重金属分布特征及对植物重金属富集的影响

Distribution Characteristics of Heavy Metals in Atmospheric Dust Collected from Copper Tailings and Their Effects on Heavy Metal Enrichment in Plants

环境科学研究. 2024, 37(12): 2641–2652. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2024.10.18>

基于Meta分析的中国工矿业场地土壤重金属污染评价

Evaluation of Soil Heavy Metal Pollution in China's Industrial and Mining Sites Based on Meta-Analysis

环境科学研究. 2023, 36(1): 9–18. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2022.08.14>

黄河流域典型铅锌冶炼企业重金属废水管控与碳排放协同研究

Collaborative Study on the Heavy Metal Wastewater Control and Carbon Emission of Typical Lead Zinc Smelting Enterprises in the Yellow River Basin

环境科学研究. 2024, 37(1): 212–220. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2023.12.06>

高地球化学背景地区重金属污染分布特征及源解析研究

Distribution Characteristics and Enrichment Mechanisms of Heavy Metal Pollution in High Geochemical Background Areas

环境科学研究. 2024, 37(12): 2745–2756. <https://doi.org/10.13198/j.issn.1001-6929.2024.08.25>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

湖南省典型有色金属冶炼场地土壤重金属垂向分布特征及关键影响因素识别

李素萱¹, 唐 博^{1,2}, 常文杰¹, 刘文秀¹, 马福俊^{1*}, 谷庆宝¹

1. 中国环境科学研究院土壤和地下水环境研究所, 北京 100012

2. 中国矿业大学(北京)化学与环境工程学院, 北京 100083

摘要: 重金属在污染场地土壤中的垂向分布差异显著, 然而影响其垂向分布的关键因素尚不明确。该研究综合考虑企业的规模、生产时间、地理位置及土壤类型等因素, 以湖南省 14 家典型有色金属冶炼场地为研究对象, 分析土壤中砷 (As)、镉 (Cd) 和铅 (Pb) 的垂向分布特征, 利用机器学习模型识别土壤重金属垂向分布的关键影响因素。结果表明: ①湖南省 14 家典型有色金属冶炼场地土壤重金属含量显著高于湖南省背景值, 表层 (0~0.5 m) 土壤 As、Cd 和 Pb 含量点位超背景值比例分别为 100%、100% 和 75%, 重金属主要累积在 0.5~4.0 m 填土层, 其含量随土壤深度的增加而下降。②采用随机森林 (RF)、XGBoost、支持向量机 (SVM)、线性回归 (LR) 以及神经网络 (NNET) 机器学习模型对土壤重金属垂向分布进行预测, 其中 RF 模型在预测土壤 As、Cd 和 Pb 含量上精度较高, 决定系数 (R^2) 分别为 0.97、0.76 和 0.67。③采用 RF 模型识别出土壤重金属垂向分布的关键影响因素为生产时间、土壤类型、pH、海拔和地下水埋深。研究显示, 湖南省典型有色金属冶炼场地土壤重金属垂向分布差异显著; 利用机器学习模型可有效识别土壤重金属垂向分布的关键影响因素。研究结果可为有色金属冶炼场地重金属污染土壤治理修复提供参考。

关键词: 冶炼场地; 重金属; 垂向分布; 影响因素; 机器学习

中图分类号: X53

文章编号: 1001-6929(2025)09-2001-09

文献标志码: A

DOI: 10.13198/j.issn.1001-6929.2025.06.20

Vertical Distribution Characteristics and Key Factors Affecting Soil Heavy Metals in Typical Non-Ferrous Metal Smelting Sites of Hunan Province

LI Suxuan¹, TANG Bo^{1,2}, CHANG Wenjie¹, LIU Wenxiu¹, MA Fujun^{1*}, GU Qingbao¹

1. Institute of Soil and Groundwater Environment, Chinese Research Academy of Environmental Sciences, Beijing 100012, China

2. School of Chemical & Environmental Engineering, China University of Mining & Technology-Beijing, Beijing 100083, China

Abstract: The vertical distribution of heavy metals in soils of contaminated sites varies greatly, but the key factors influencing their vertical distribution remain unclear. This study examines factors such as enterprise scale, production duration, geographical location, and soil type, focusing on 14 typical non-ferrous metal smelting sites in Hunan Province. It analyzes the vertical distribution characteristics of arsenic (As), cadmium (Cd), and lead (Pb) in the soil and uses machine learning models to identify the key factors influencing their vertical distribution. The results show that: (1) The concentrations of heavy metals at 14 typical non-ferrous metal smelting sites in Hunan Province are significantly higher than the provincial background values. In the surface layer (0-0.5 m), the percentages of sampling points exceeding background levels for As, Cd and Pb were 100%, 100% and 75%, respectively. Heavy metals primarily accumulate in the 0.5-4.0 m fill layer, and their concentrations decrease with increasing soil depth. (2) Random Forest (RF), XGBoost, Support Vector Machine (SVM), Linear Regression (LR), and Neural Network (NNET) machine learning models were used to predict the vertical distribution of soil heavy metals. Among these, the RF model demonstrated the highest accuracy in predicting soil As, Cd, and Pb concentrations, with coefficients of determination (R^2) of 0.97, 0.76 and 0.67, respectively. (3) The RF model identified production duration, soil type, pH, elevation, and groundwater depth as the key factors influencing the vertical distribution of soil heavy metals. The

收稿日期: 2025-03-05 修订日期: 2025-06-13

作者简介: 李素萱(2001-), 女, 河南驻马店人, lisuanyan@163.com

* 责任作者: 马福俊(1985-), 男, 山东嘉祥人, 研究员, 博士, 主要从事污染场地修复研究, mafj@cras.org.cn

基金项目: 中国电建 2022 年度核心技术攻关项目 (No.DJ-HXGG-2022-10)

Supported by Core Technology Research Projects of Power China in 2022 (No.DJ-HXGG-2022-10)

study reveals that the vertical distribution of heavy metals varies considerably at typical non-ferrous metal smelting sites in Hunan Province. Machine learning models can effectively identify the critical factors affecting the vertical distribution of soil heavy metals. The findings provide valuable insight for the remediation of heavy metal-contaminated soils at non-ferrous metal smelting sites.

Keywords: smelting site; heavy metals; vertical distribution; influencing factors; machine learning

工业化和城市化的快速发展导致土壤重金属污染成为全球范围内备受关注的环境问题。土壤重金属具有易积累、难降解、隐蔽性强和残留时间长等特性,难以彻底去除。同时重金属可以通过迁移、滞留和沉降作用进入土壤并进一步污染地下水,威胁人类健康和周边生态系统。我国是世界上最大的有色金属生产国和消费国,根据工业和信息化部数据,2024年十大典型有色金属产量为7 918.8万吨。有色金属的大规模冶炼活动导致重金属在场地土壤中的累积,并成为土壤污染的主要贡献者。由于有色金属冶炼现场金属污染暴露率高,因此探究污染场地土壤中重金属的污染分布及其影响因素非常重要。

目前,对于有色金属冶炼场地的研究主要集中在单个冶炼场地土壤重金属污染垂向分布规律等方面,如湖南省某废弃锌冶炼场地土壤重金属主要累积在0~3 m杂填土层,重金属含量随土壤深度的增加而下降^[1];华中地区某铅锌冶炼场地重金属垂向迁移与土壤质地呈显著相关,重金属污染主要集中在0~3 m深度范围内^[2]。重金属在土壤中的垂向迁移受到多种因素的影响,如pH、土壤质地、冶炼活动的持续时间和强度等对土壤中重金属的迁移扩散具有显著影响。受土壤异质性和人为因素的影响,场地土壤重金属的垂向分布呈现显著差异,增加了确定关键影响因素的难度。

机器学习模型已通过多项研究证明了其在环境科学中的应用潜力。机器学习模型能够自动学习不同变量之间复杂的弱相关或非线性关系,并有效识别其中的趋势或重要特征^[3]。这使得机器学习模型对先验知识的依赖较少,并在推断隐藏的相关性方面显示出应用前景。目前文献中已经报道了许多机器学习模型,如随机森林(RF)、XGBoost、支持向量机(SVM)、线性回归(LR)、神经网络(NNET)和梯度提升决策树(GBDT)等^[4-6]。机器学习模型可用于对响应变量的类别进行分类,也可以用于预测连续变量的值,已成功应用于识别污染源、评估健康风险、评估环境质量和优化加工参数^[7-8]等方面。然而,利用机器学习模型精准识别有色金属冶炼场地土壤重金属垂向分布关键影响因素的研究仍相对有限且存在挑战。现有研究多聚焦于单一场地,缺乏在区域尺度上

对不同冶炼场地、复杂垂向剖面中多种重金属影响因子的系统性对比分析。此外,如何有效融合场地历史活动、土壤理化性质、水文地质特征等多维信息,并利用机器学习模型筛选关键影响因素仍需深入探索。

该研究选取湖南省14家典型有色金属冶炼场地,选择重金属砷(As)、镉(Cd)和铅(Pb)为研究对象,分析湖南省有色金属冶炼场地土壤中重金属的垂向分布特征,评估RF、XGBoost、SVM、LR和NNET模型对重金属垂向分布的预测精度,采用最优模型识别其垂向分布的关键影响因素,为有色金属冶炼场地重金属污染土壤的治理修复提供参考。

1 研究方法

1.1 研究区域及数据来源

湖南省地处我国中南地区,位于长江中游,地理位置为108.47°E~114.15°E、30.08°N~24.38°N。全省地形复杂,主要由山地、丘陵和平原组成,气候属于亚热带湿润气候,四季分明,年均气温15~18℃,年均降水量1 200~1 700 mm,年日照时数1 300~1 800 h。全省总面积21.18×10⁴ km²,约占全国国土面积的2.2%,拥有丰富的自然资源和多样的生态环境。

该研究选取湖南省典型有色金属冶炼场地为研究对象,为确保研究的全面性和代表性,所选场地规模包含“小型”“中型”和“大型”,场地生产时间跨度为10~50年,目前均处于关闭搬迁状态,具有较好的时空代表性和行业典型性。综合考虑企业的规模、生产时间、地理位置及土壤类型等多维度因素,选择14家有色金属冶炼场地作为研究对象(见图1)。为避免数据泄密,以A、B、C、...、N代表各有色金属冶炼场地。各有色金属冶炼场地的情况如表1所示。

1.2 样品采集与测定

基于研究区域相关资料分析和现场踏勘情况,采用系统布点法在研究区重点区域(场地冶炼区、原料及产品储库及废水处理区等潜在污染核心区域)进行布点,将重点区域分成面积相等(20 m×20 m)的若干工作单元,每个工作单元内布设一个采样点,并结合场地历史污染情况,对污染风险较高区域适当增加采样点数量,以确保数据的代表性和空间分布的合理性,最终在湖南省14个有色金属冶炼场地共布设

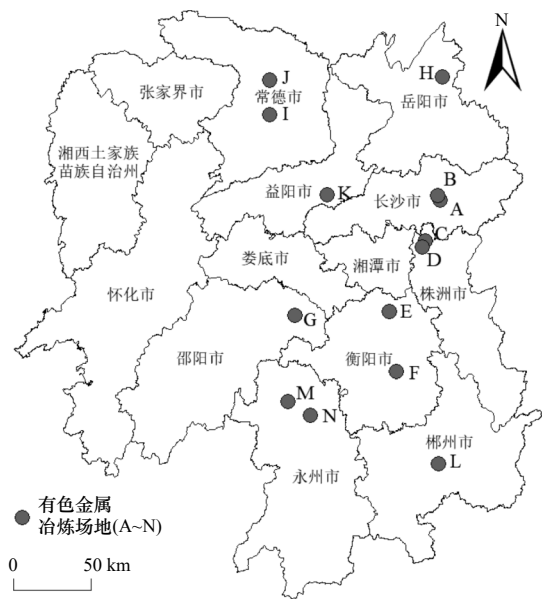


图 1 湖南省典型有色金属冶炼场地分布
Fig.1 Distribution of typical non-ferrous metal smelting sites in Hunan Province

175 个采样点。土壤垂直方向的采样深度是去除表层的硬化层及建筑垃圾后,在 0~8 m 深度范围内按 0.5、2、4、6 和 8 m 分层采样,具体采样方法参照《建设用地土壤污染状况调查技术导则》(HJ 25.1—2019)。根据调查数据的统计分析,选取 3 种冶炼行业较为典型的土壤重金属 As、Cd 和 Pb 作为研究对象。

采集的样品用密封袋保存并在有效期内带回实验室,根据表 2 所示分析方法测定 As、Cd 和 Pb 等含量。为保证采样和分析测试质量,所有钻孔和采样工具在使用前和切换点位前均清洗干净。分析过程中

采用平行双样进行质量控制,样品回收率范围为 95%~105%。

1.3 影响因素选取

土壤重金属受自然因素和人为因素的综合影响^[9-10]。该研究选取影响因素时在综合参考已有研究成果^[11-12]基础上,结合研究区有色金属冶炼场地实际情况,最终确定 17 个影响因素(见表 3)。其中,人为因素包括生产时间、占地面积和污染面积,反映企业生产强度和规模,与重金属累积程度密切相关;自然因素包括年均降水量、年均蒸发量、土壤容重、pH 和土壤类型(素填土、粉质黏土和粉砂岩)等,自然因素会增强土壤中重金属的积累。

1.4 模型的选择及训练

利用机器学习模型研究土壤中重金属垂向分布与影响因素之间的关系,选择 RF、XGBoost、SVM、LR 和 NNET 模型进行训练,建模过程主要包括模型训练和验证两个阶段(见图 2)。以 17 个影响因素为输入数据预测目标重金属的垂向分布。为减少数据的冗余性,提高数据的完整性,采用归一化对数据进行标准化处理。

数据集被随机分为训练数据集(80%)和测试数据集(20%),前者用于训练模型,后者用于检验模型的准确性。在训练过程中对数据集进行 10 折交叉验证,以避免过度拟合并提高模型可靠性。将训练集随机分成 10 个大致相等的部分(折),依次将每个折作为验证集,其余 9 个折作为训练集,进行 10 次迭代。计算实际值与预测值的相关系数(R^2)和均方根误差(RMSE),以评价每种机器学习算法的预测准确度^[13]。

表 1 湖南省典型有色金属冶炼场地情况统计

Table 1 Statistical overview of typical non-ferrous metal smelting sites in Hunan province

场地规模	场地代号	生产时间/a	占地面积/m ²	采样点个数	类型	海拔/m	土壤类型
小型	A	10	1 263	5	镉锌冶炼	167	0~2 m 为素填土,2 m 以下为粉质黏土
	B	10	2 379	5	镍钴冶炼	98	0~4 m 为粉质黏土,4 m 以下为粉砂岩
	C	10	4 986	7	铅冶炼	55	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
中型	D	18	7 356	8	锑冶炼	35	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	E	20	7 446	8	铅锌冶炼	204	0~2 m 为素填土,2 m 以下为粉质黏土
	F	28	11 860	9	铜冶炼	72	0~6 m 为素填土,6 m 以下为粉质黏土
	G	50	13 340	11	锑冶炼	110	0~2 m 为素填土,2 m 以下为粉质黏土
	H	21	19 435	11	铅锌冶炼	53	0~2 m 为素填土,2 m 以下为粉质黏土
大型	I	11	23 361	15	锌冶炼	72	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	J	11	29 113	18	锑冶炼	117	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	K	10	35 900	20	钒铅冶炼	266	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	L	35	40 000	18	铜冶炼	94	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	M	19	46 567	15	锌冶炼	98	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土
	N	26	56 133	25	铅锌冶炼	175	0~4 m 为素填土,4 m 以下为粉质黏土

表 2 土壤指标分析方法

Table 2 Soil indicator analysis methods

项目	分析方法	检出限
As	微波消解/原子荧光法	0.01 mg/kg
Cd	石墨炉原子吸收分光光度法	0.1 mg/kg
Pb	石墨炉原子吸收分光光度法	0.01 mg/kg
pH	电位法	
有机质含量	重铬酸钾容量法	0.4 g/kg
容重	环刀法	0.6 g/cm ³
颗粒密度	比重瓶法	0.001 g/cm ³
含水率	重量法	0.1%

表 3 土壤重金属垂向分布的影响因素

Table 3 Affecting factors of vertical distribution of heavy metals in soil

影响因素类型	指标	单位	数据来源	数据类型
人为因素	生产时间	a	企业环评报告	数值变量
	占地面积	m ²	企业环评报告	数值变量
	污染面积	m ²	实测数据	数值变量
自然因素	年均降水量	mm	企业环评报告	数值变量
	年均蒸发量	mm	企业环评报告	数值变量
	年均气温	℃	企业环评报告	数值变量
	相对湿度	%	企业环评报告	数值变量
	平均风速	m/s	企业环评报告	数值变量
	海拔	m	企业环评报告	数值变量
	容重	kg/dm ³	实测数据	数值变量
	颗粒密度	kg/dm ³	实测数据	数值变量
	含水率	%	实测数据	数值变量
	有机质含量	g/kg	实测数据	数值变量
	基岩深度	m	实测数据	数值变量
	地下水埋深	m	实测数据	数值变量
	pH		实测数据	数值变量
	土壤类型		实际调查	分类变量

最佳算法被确定为在测试数据集上具有最高 R^2 和最小 RMSE 的算法。选择最优模型识别重金属垂向分布的关键影响因素。两个指标的计算公式如下:

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (2)$$

式中: x_i 和 y_i 分别为各重金属含量的预测值和真实值, mg/kg; $\bar{y}$ 为所有样本的平均值, mg/kg; n 为数据集。

1.5 数据处理方法

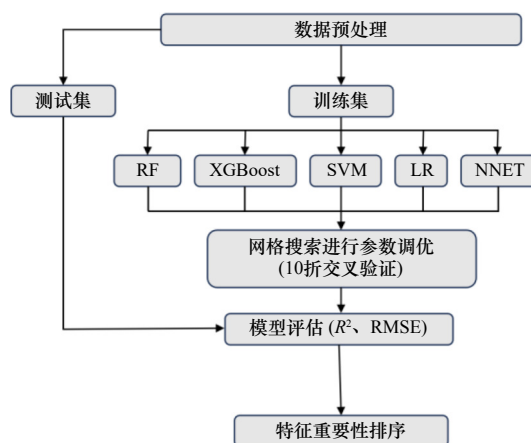


图 2 机器学习模型训练与评估流程

Fig.2 Machine learning models training and evaluation process

利用 Excel 2021 软件对数据进行预处理, 利用 Python 3.9 软件的 scikit-learn 库进行模型构建, 利用 Origin 2022 完成绘图。

2 结果与讨论

2.1 土壤中重金属含量分析

不同深度土壤中 pH 范围为 3.31~11.20, 总体呈弱酸性, 局部区域呈碱性。研究区土壤中不同深度重金属含量的统计特征如表 4 所示。表层 (0~0.5 m) 土壤 As、Cd 和 Pb 含量分别为 (1 327.82±2 436.15)、(197.74±319.10) 和 (1 571.29±2 353.64) mg/kg, 与湖南省土壤重金属背景值^[14]相比, 分别超 (78.11±143.30) 倍、(1 521.11±2 454.62) 倍和 (54.18±81.16) 倍。

与湖南省土壤重金属背景值相比, 地面以下 0.5、2、4、6 和 8 m 处土壤 As 含量点位超背景值比例分别为 100%、95.84%、89.49%、86.75% 和 69.77%; Cd 含量点位超背景值比例分别为 100%、97.55%、91.84%、93.29% 和 97.67%; Pb 含量点位超背景值比例分别为 75%、65.13%、68.58%、77.91% 和 80.43%。参照不同深度土壤中 As、Cd 和 Pb 含量超《土壤环境质量建设用地土壤污染风险管控标准 (试行)》(GB 36600—2018) 中第二类用地筛选值的点位比例分别为 34.88%~74.58%、4.65%~47.41% 和 8.69%~44.23%。综上, 湖南省有色金属冶炼场地中 As、Cd 和 Pb 污染较为严重。该结果与曾晓娜等^[15]、邵慧琪等^[16]的研究结论一致, 均表明 As、Cd 和 Pb 是有色金属冶炼场地土壤的主要污染物。

变异系数 (CV) 是描述变异程度即样本数据离散程度的重要参数, 可以消除单位和平均值不同对数据变异程度的影响。根据 CV 的分类标准^[17], CV<10% 时为弱变异, 10%<CV<90% 时为中等程度变异, CV>90%

表 4 有色金属冶炼场地土壤重金属含量

Table 4 Heavy metal content in soils of non-ferrous metal smelting sites

重金属	深度/m	含量/(mg/kg)					变异系数		超湖南省	超GB 36600—2018中第二
		范围	平均值	标准差	背景值	筛选值	范围	平均值	背景值比例/%	类用地筛选值比例/%
As	0.5	23.80~10 700.00	1 327.82	2 436.15			11%~70%	183%	100.00	74.58
	2	5.75~13 300.00	637.14	1 605.71			38%~68%	252%	95.84	59.17
	4	2.06~6 240.00	501.55	1 252.74	17	60	28%~72%	250%	89.49	46.18
	6	5.84~4 905.00	373.49	724.49			11%~67%	194%	86.75	42.77
	8	5.48~638.00	134.10	179.46			21%~72%	134%	69.77	34.88
Cd	0.5	0.14~1 873.00	197.74	319.10			28%~92%	161%	100.00	44.08
	2	0.12~1 590.50	178.95	267.36			38%~124%	149%	97.55	47.41
	4	0.10~1 460.75	110.62	197.15	0.13	65	11%~110%	178%	91.84	38.44
	6	0.11~755.25	57.01	108.93			14%~109%	191%	93.29	28.66
	8	0.16~189.70	18.94	40.32			22%~97%	213%	97.67	4.65
Pb	0.5	1.01~16 600.00	1 571.29	2 353.64			31%~138%	150%	75.00	44.23
	2	0.18~19 405.60	1 068.04	1 745.76			18%~154%	163%	65.13	28.92
	4	0.47~9 147.70	952.74	1 663.97	29	800	12%~79%	175%	68.58	28.04
	6	0.42~7 392.50	605.81	1 038.22			17%~71%	171%	77.91	23.31
	8	15.30~2 146.40	286.47	411.77			11%~54%	144%	80.43	8.69

时为高程度变异。由表 4 可知, 湖南省有色金属冶炼场地整体的重金属含量变异系数显著高于单个场地重金属含量变异系数, 表明湖南省不同有色金属冶炼场地间的重金属含量存在显著差异, 且 3 种重金属 As、Cd 和 Pb 皆为中等程度变异以上 ($CV>10\%$), 反映出其在场地中的空间异质性较强, 受人类活动的影响较大^[18]。此外, 地面以下 6 m 深处土壤仍受到 As、Cd 和 Pb 严重污染, 这可能与有色金属冶炼场地生产年限较长, 长期淋滤导致重金属不断向下迁移有关^[1]。

2.2 土壤重金属垂向分布

重金属随土壤深度的分布特征反映了重金属从表层土壤到深层土壤的相对迁移能力。由于研究区 0~0.5 m 深度范围内土壤重金属的含量差异较大, 以 GB 36600—2018 中第一类用地风险管制值为分界值, 将有色金属冶炼场地分为低浓度污染场地和高浓度污染场地。

通过比较不同深度土壤中重金属的含量 (见图 3) 发现, 0.5~4 m 深度范围内 As、Cd 和 Pb 含量波动较大, 重金属富集现象明显, 这是因为该深度范围主要为杂填土, 填土层中的黏土矿物等对重金属吸附能力强, 导致 As、Cd 和 Pb 出现明显积累^[19]。而土壤深度超过 4 m 后各重金属含量明显降低, 变幅相对较小, 可能是因为场地填土下层为粉质黏土, 土壤渗透性较低, 在一定程度上可阻止重金属迁移^[20]。As 和 Cd 迁移能力较强, 因此大部分场地重金属的迁移深度能够超过 6 m, 这与 Zeng 等^[21]的研究结果相一致。

2.3 不同机器学习模型对比分析

不同机器学习模型预测各重金属垂向分布的 R^2 和 RMSE 结果 [见图 4(a)] 显示, 各模型在预测精度上表现出显著差异。对于 As, RF 模型表现出较高的 R^2 和较低的 RMSE 值, 表明 RF 模型在 As 垂向分布预测中具有更好的泛化能力和拟合效果, 可能与其对非线性关系的捕捉能力有关^[22]。对于 Cd, SVM 模型显示出较高的预测精度, R^2 相对较高, RMSE 值相对较低, 表明 SVM 模型在 Cd 垂向分布预测中具有显著优势, 可能是 SVM 模型比 RF 模型更能避免初始拟合性能不佳的问题^[23]。对于 Pb, XGBoost 模型表现出优异的性能, 具有较高的预测精度, SVM 模型和 RF 模型的表现也较为突出, 相比之下, LR 模型和 NNET 模型在 Pb 垂向分布预测的适用性有限。 R^2 和 RMSE 的结果分析显示, RF 模型对 As(第一等级)、Cd(第二等级) 和 Pb(第二等级) 的预测精度较高。因此, 本研究选择 RF 模型作为最优预测模型。

重金属的含量预测值和实测值对比如图 4(b) 所示。RF 模型对 As($R^2=0.89$)、Cd($R^2=0.84$) 和 Pb($R^2=0.63$) 的预测精度较高。Azizi 等^[24]采用 RF 模型, 利用遥感数据、地形属性和土壤特性的组合, 预测了某些重金属 (Ni、Fe、Cu、Mn) 的空间分布, RF 模型对 Ni($R^2=0.67$) 和 Cu($R^2=0.60$) 的预测精度较高, 与本研究结果一致。

2.4 基于 RF 模型识别土壤重金属垂向分布的关键影响因素

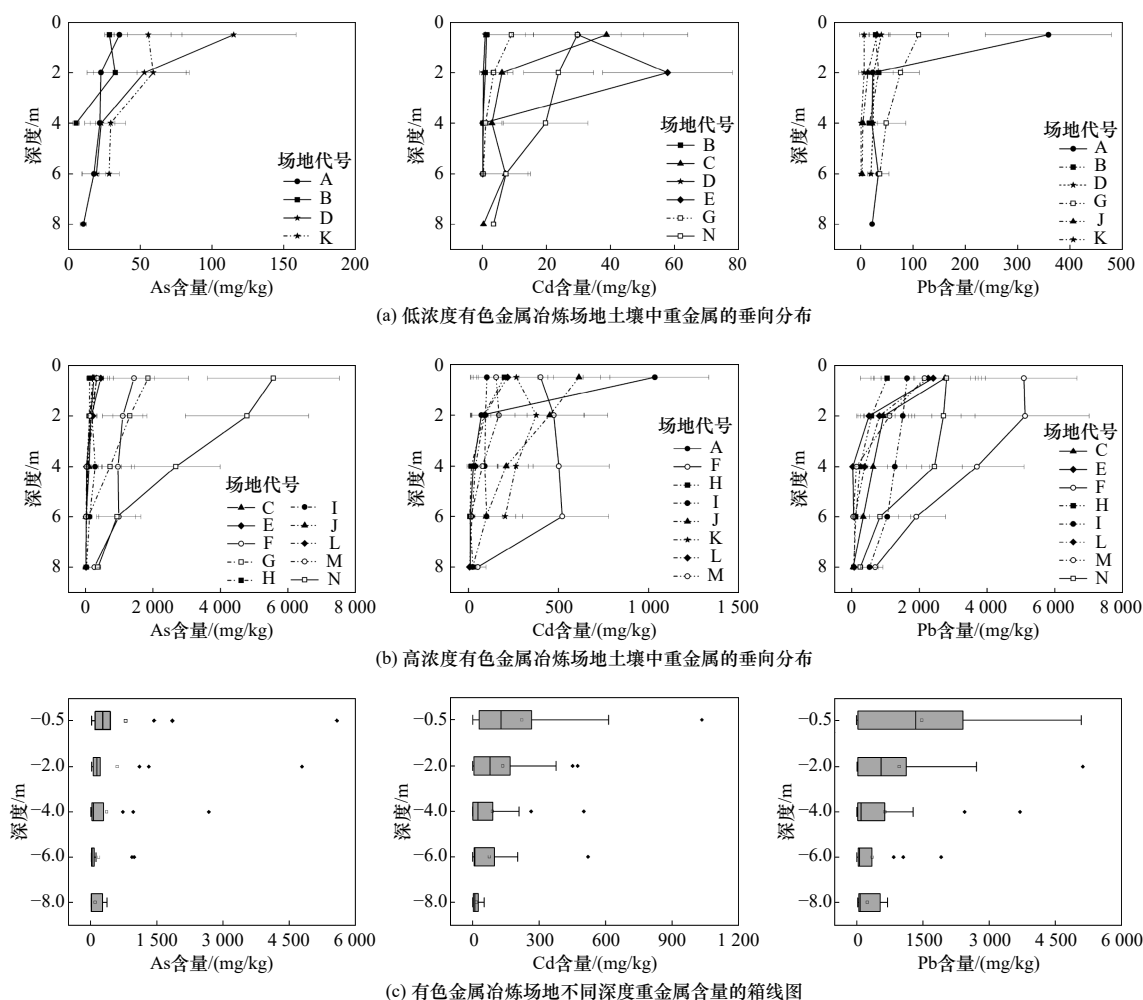


图3 湖南省有色金属冶炼场地土壤中重金属的垂向分布

Fig.3 Vertical distribution of heavy metals in soil of non-ferrous metal smelting site in Hunan Province

基于 RF 模型识别重金属垂向分布的关键影响因素,采用 RMSE 值作为特征重要性评估指标。RMSE 值越大,表明该特征对重金属含量的影响越显著^[25]。基于特征重要性排序分析,该研究确定了影响各重金属垂向分布的关键因素(见图 5)。

根据 RMSE 分析结果,各因素对 As 垂向分布的影响程度表现为生产时间>土壤类型>海拔>地下水埋深,对 Cd 表现为 pH>污染面积>土壤类型>生产时间>海拔,对 Pb 则表现为地下水埋深>土壤类型>海拔>生产时间>pH。结果表明,人为因素中,生产时间是 As、Cd 和 Pb 共同的影响因素,随着生产时间的增加,场地内重金属呈现明显的累积效应^[26]。自然因素中,土壤类型是 As、Cd 和 Pb 共同的影响因素,土壤类型(如填土、黏土)对重金属的吸附和解吸过程也有重要影响,不同质地的土壤对重金属的吸附能力不同,从而影响其在土壤中的分布和含量,且 Yang 等^[6]研究发现土壤类型是重金属含量的主要影响因素,进

一步证实了土壤类型对重金属含量的显著影响^[27];海拔对于 As、Cd 和 Pb 的含量作用显著,可能因为海拔较高的区域土壤母质风化作用显著,释放出更多的矿物质和微量元素,从而导致重金属的积累^[28];pH 对 Cd 含量的影响也较为显著,与 Li 等^[29]的研究结果一致。高 pH 有利于土壤中 Cd 的积累,随着土壤 pH 的增加,土壤氧化物胶体的吸附和结合能力变得更强,进而导致 Cd 的积累^[30];地下水埋深也是 As 和 Pb 含量的主要影响因素,浅层地下水埋深会增强重金属的迁移能力^[31]。因此,生产时间、土壤类型、pH、海拔和地下水埋深是土壤中重金属垂向分布的关键影响因素。

年均降水量、年均蒸发量和年均气温等气候因素对土壤重金属垂向分布的影响相对有限,可能与湖南省区域内气候条件的空间异质性较低有关,导致其对重金属空间分异的解释力较弱。这表明在区域尺度研究中,当环境背景参数的空间变异性不足时,其

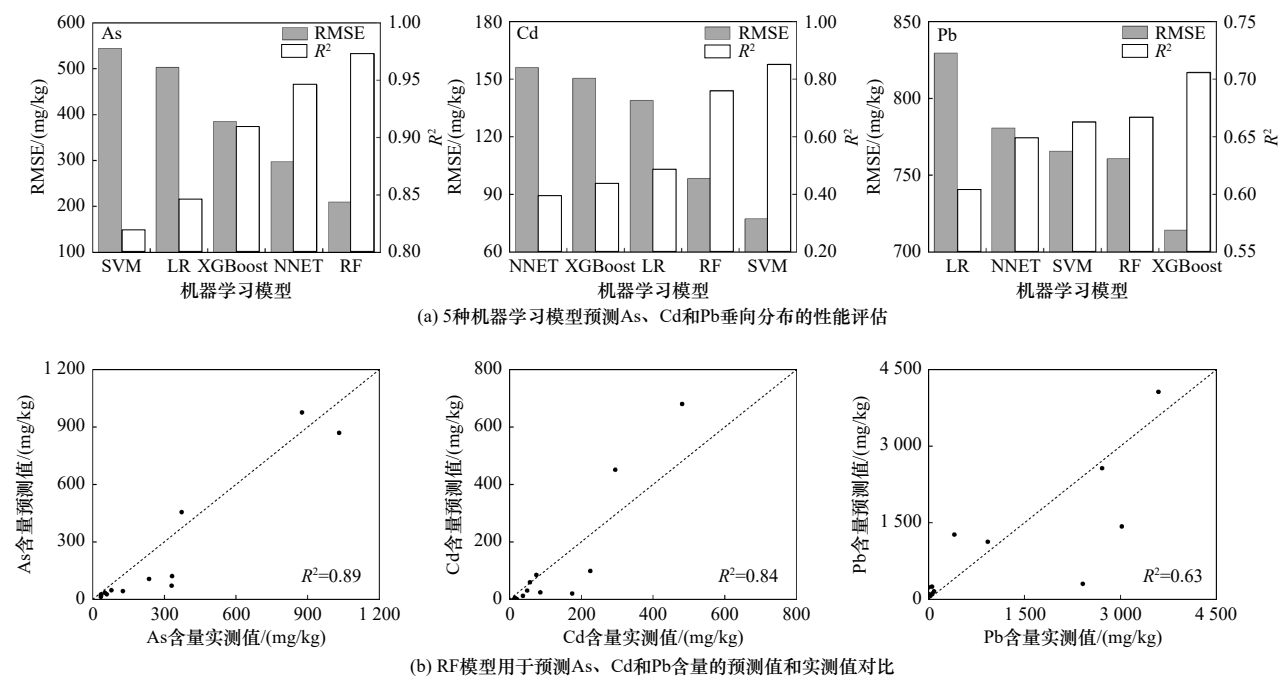


图 4 不同机器学习模型在污染场地土壤重金属预测中的性能比较

Fig.4 Performance comparison of different machine learning models for soil heavy metals prediction at contaminated sites

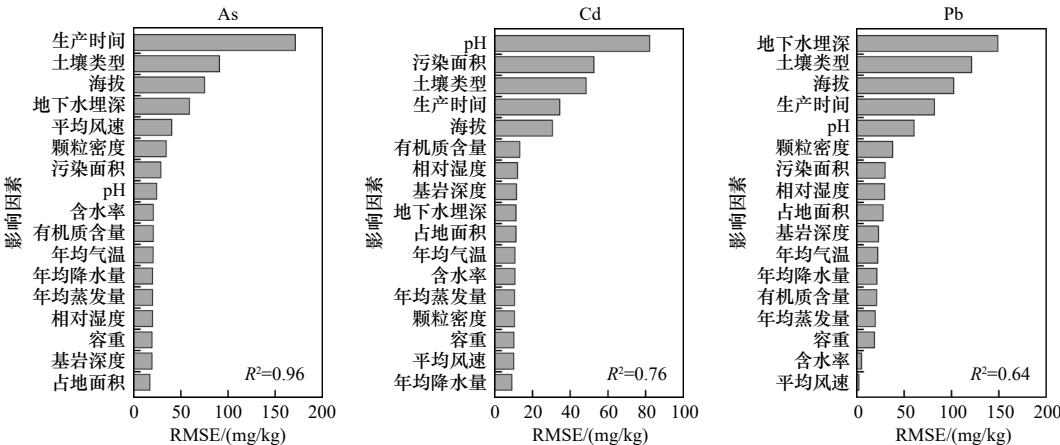


图 5 场地土壤中重金属垂向迁移的影响因素重要性排序

Fig.5 Ranking of factors affecting vertical transport of heavy metals in site soils

与污染物分布的关联性可能会被削弱。综合上述研究结果,有色金属冶炼场地土壤重金属的含量主要受生产时间、土壤类型、pH、海拔和地下水埋深的影响,上述多因素共同作用决定了有色金属冶炼场地土壤中重金属污染的垂向分布特征。

3 结论

a) 湖南省有色金属冶炼场地重金属污染程度存在显著差异,土壤剖面 As、Cd 和 Pb 含量波动较大,污染主要集中在 0.5~4 m 深度范围内。3 种重金属含量皆为中等程度变异及以上,受人类活动的影响较大,随剖面深度增加,重金属含量呈下降趋势。

b) 比较 RF、XGBoost、SVM、LR 以及 NNET 模

型预测重金属垂向分布的性能,RF 模型的拟合效果最优, R^2 分别为 0.97、0.76 和 0.67,能更好地解释有色金属冶炼场地土壤重金属污染和相关影响因素的非线性关系。

c) 采用 RF 模型识别出有色金属冶炼场地土壤重金属垂向分布的关键影响因素为生产时间、土壤类型、pH、海拔和地下水埋深。

参考文献 (References):

[1] 王倩如,肖细元,周文强,等. 锌冶炼地块土壤重金属垂向分布特征及影响因素 [J]. 环境化学, 2024, 43(7): 2291-2302.
WANG Q R, XIAO X Y, ZHOU W Q, et al. Vertical distribution of heavy metals in soils and its influencing factors from a zinc

- smelting site[J]. *Environmental Chemistry*, 2024, 43(7): 2291-2302.
- [2] 张雨菲, 谭静强, 邓敏, 等. 华中某铅冶炼场地土壤重金属空间分布及其生态风险评价 [J]. *中国科学院大学学报*, 2022, 39(4): 481-489.
- ZHANG Y F, TAN J Q, DENG M, et al. Spatial distribution and ecological risk assessment of heavy metals in a lead smelting site in Central China[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2022, 39(4): 481-489.
- [3] BZDOK D, ALTMAN N, KRZYWINSKI M. Statistics versus machine learning[J]. *Nature Methods*, 2018, 15(4): 233-234.
- [4] 陈亚松, 刘家雯, 赵云鹏, 等. 基于机器学习的人工湿地出水水质预测与关键影响因素分析 [J]. *中国环境科学*, 2025. doi: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250205.005.
- CHEN Y S, LIU J W, ZHAO Y P, et al. Prediction of effluent water quality in constructed wetlands and analysis of key influencing factors based on machine learning[J]. *China Environmental Science*, 2025. doi: 10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250205.005.
- [5] GUO Z H, ZHANG Y X, XU R, et al. Contamination vertical distribution and key factors identification of metal(loid)s in site soil from an abandoned Pb/Zn smelter using machine learning[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 856: 159264.
- [6] YANG H R, HUANG K, ZHANG K, et al. Predicting heavy metal adsorption on soil with machine learning and mapping global distribution of soil adsorption capacities[J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 55(20): 14316-14328.
- [7] 孙浩伟, 程茹樊, 李仲龙, 等. 基于机器学习模型的南宁盆地地下水中硝酸盐浓度预测及健康风险评价 [J]. *安全与环境工程*, 2025, 32(1): 273-280.
- SUN H W, CHENG R F, LI Z L, et al. Prediction and health risk assessment of groundwater nitrate concentration in Nanning Basin using machine learning models[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2025, 32(1): 273-280.
- [8] 张容硕, 谢沛远, 陈宏飞, 等. 基于机器学习的郑州市大气 PM_{2.5} 与 O₃ 浓度预测方法及气象因子的影响分析 [J]. *环境科学研究*, 2024, 37(3): 469-478.
- ZHANG R S, XIE P Y, CHEN H F, et al. Prediction method and meteorological factors impact analysis of atmospheric PM_{2.5} and O₃ concentration in Zhengzhou City based on machine learning[J]. *Research of Environmental Sciences*, 2024, 37(3): 469-478.
- [9] LIU H W, ZHANG Y, YANG J S, et al. Quantitative source apportionment, risk assessment and distribution of heavy metals in agricultural soils from Southern Shandong Peninsula of China[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 767: 144879.
- [10] 余雪莲, 李启权, 彭月月, 等. 成都平原核心区土壤砷空间变异特征及影响因素 [J]. *环境科学研究*, 2020, 33(4): 1005-1012.
- YU X L, LI Q Q, PENG Y Y, et al. Spatial variability and influencing factors of soil arsenic in the core area of Chengdu Plain [J]. *Research of Environmental Sciences*, 2020, 33(4): 1005-1012.
- [11] 苗瑞雪, 贺银海, 刘孝阳, 等. 利用机器学习模型预测土壤重金属空间分布的研究进展 [J]. *环境科学研究*, 2025, 38(5): 1087-1097.
- MIAO R X, HE Y H, LIU X Y, et al. Predicting the spatial distribution of heavy metals in soil using machine learning models: a review[J]. *Research of Environmental Sciences*, 2025, 38(5): 1087-1097.
- [12] ZHANG Y, LEI M, LI K, et al. Spatial prediction of soil contamination based on machine learning: a review[J]. *Frontiers of Environmental Science & Engineering*, 2023, 17(8): 93.
- [13] YANG H, WANG P L, CHEN A Q, et al. Prediction of phosphorus concentrations in shallow groundwater in intensive agricultural regions based on machine learning[J]. *Chemosphere*, 2023, 313: 137623.
- [14] 潘佑民, 杨国治. 湖南土壤背景值及研究方法 [M]. 北京: 中国环境科学出版社, 1988.
- [15] 曾晓娜, 贺秋华, 吕世豪, 等. 典型冶炼企业集中区土壤重金属污染分析及风险评价 [J]. *有色金属 (冶炼部分)*, 2021(12): 98-104.
- ZENG X N, HE Q H, LV S H, et al. Pollution level and risk assessment of heavy metals in a typical nonferrous metal smelting concentration area[J]. *Nonferrous Metals (Extractive Metallurgy)*, 2021(12): 98-104.
- [16] 邵慧琪, 张义文, 曲琛, 等. 典型钒矿冶炼厂区域土壤重金属污染及陆生植物富集能力 [J]. *工程科学学报*, 2020, 42(3): 302-312.
- SHAO H Q, ZHANG Y W, QU C, et al. Analysis of heavy metal contamination in the soil and enrichment capabilities of terrestrial plants around a typical vanadium smelter area[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(3): 302-312.
- [17] 刘昭明, 费杨, 师华定, 等. 基于 UNMIX 模型和莫兰指数的湖南省汝城县土壤重金属源解析 [J]. *环境科学研究*, 2021, 34(10): 2446-2458.
- LIU Z Y, FEI Y, SHI H D, et al. Source apportionment of soil heavy metals in Rucheng County of Hunan Province based on UNMIX model combined with moran index[J]. *Research of Environmental Sciences*, 2021, 34(10): 2446-2458.
- [18] WU H W, LIU Q Y, MA J, et al. Heavy Metal(oids) in typical Chinese tobacco-growing soils: concentrations, influence factors and potential health risks[J]. *Chemosphere*, 2020, 245: 125591.
- [19] JIANG Z C, GUO Z H, PENG C, et al. Adsorption of Cd on soils with various particle sizes from an abandoned non-ferrous smelting site: characteristics and mechanism[J]. *Bulletin of Environmental Contamination and Toxicology*, 2022, 109(4): 630-635.
- [20] YANG S S, FENG W Z, WANG S Q, et al. Farmland heavy metals can migrate to deep soil at a regional scale: a case study on a wastewater-irrigated area in China[J]. *Environmental Pollution*, 2021, 281: 116977.
- [21] ZENG J Q, LUO X H, CHENG Y Z, et al. Spatial distribution of toxic metal(loid)s at an abandoned zinc smelting site, Southern China[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2022, 425: 127970.
- [22] 史广, 刘庚, 赵龙, 等. 基于多源环境数据和随机森林模型的农田土壤砷空间分布模拟 [J]. *环境科学学报*, 2020, 40(8): 2993-3000.
- SHI G, LIU G, ZHAO L, et al. Prediction of arsenic for farmland soil based on multi source environmental data and random forest model [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2020, 40(8): 2993-3000.

- [23] HUANG B Y, LÜ Q X, TANG Z X, et al. Machine learning methods to predict cadmium (Cd) concentration in rice grain and support soil management at a regional scale[J]. *Fundamental Research*, 2023, 4(5): 1196-1205.
- [24] AZIZI K, AYOUBI S, NABIOLLAHI K, et al. Predicting heavy metal contents by applying machine learning approaches and environmental covariates in west of Iran[J]. *Journal of Geochemical Exploration*, 2022, 233: 106921.
- [25] PALANSOORIYA K N, LI J, DISSANAYAKE P D, et al. Prediction of soil heavy metal immobilization by biochar using machine learning[J]. *Environmental Science & Technology*, 2022, 56(7): 4187-4198.
- [26] 彭驰, 刘旭, 周子若, 等. 铜冶炼场地周边土壤重金属污染特征与风险评价[J]. *环境科学*, 2023, 44(1): 367-375.
PENG C, LIU X, ZHOU Z R, et al. Characteristics and risk assessment of heavy metals in the soil around copper smelting sites[J]. *Environmental Science*, 2023, 44(1): 367-375.
- [27] ZHANG Y X, GUO Z H, XIE H M, et al. Impact of migration and prediction on heavy metals from soil to groundwater in an abandoned lead/zinc smelting site[J]. *Journal of Central South University*, 2024, 31(4): 1136-1148.
- [28] 刘旭, 王训, 王定勇. 亚热带高山森林土壤典型重金属的空间分布格局及其影响因素: 以云南哀牢山为例[J]. *环境科学*, 2021, 42(7): 3507-3517.
LIU X, WANG X, WANG D Y. Spatial distribution trends and influencing factors of typical heavy metals in subtropical alpine forest soils: a case study from ailao mountain in Yunnan Province[J]. *Environmental Science*, 2021, 42(7): 3507-3517.
- [29] LI X Y, GENG T, SHEN W J, et al. Quantifying the influencing factors and multi-factor interactions affecting cadmium accumulation in limestone-derived agricultural soil using random forest (RF) approach[J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2021, 209: 111773.
- [30] HOSSEINI N S, SOBHANARDAKANI S, CHERAGHI M, et al. Heavy metal concentrations in roadside plants (*Achillea wilhelmsii* and *Cardaria draba*) and soils along some highways in Hamedan, west of Iran[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2020, 27(12): 13301-13314.
- [31] 叶文娟, 钱诗颖, 吴诗怡, 等. 典型电镀场地重金属污染及迁移特征[J]. *环境化学*, 2024, 43(4): 1353-1364.
YE W J, QIAN S Y, WU S Y, et al. Contamination and migration characteristics of heavy metals at a typical electroplating site[J]. *Environmental Chemistry*, 2024, 43(4): 1353-1364.

(责任编辑: 周巧富)