

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202503024



采用高光谱技术的川西矿区 周边土壤铬含量反演模型

王光羽¹, 杨斌^{1,2,3}, 魏添翼¹, 卓思杰¹, 陈卓尔¹, 沙英超¹

(1. 西南科技大学 环境与资源学院, 四川 绵阳 621010;

2. 西南科技大学 国家遥感中心绵阳科技城分部, 四川 绵阳 621010;

3. 西南科技大学 四川天府新区创新研究院, 四川 成都 610299)

摘要: 为快速检测出矿产资源开采及运输过程中对周边土壤的重金属的污染,以川西铜矿周边的土壤为研究对象,对原始光谱反射率进行 0~1 阶分数阶微分(阶数间隔 0.2);通过最小绝对收缩和选择算子(LASSO)算法对变换后的光谱进行特征波段筛选,并利用岭回归、支持向量机回归、自适应提升算法、反向传播神经网络、门控循环单元(GRU)算法构建铬元素含量(质量比)的反演模型。研究表明:与原始光谱相比,经 0.2 阶、0.4 阶微分后最大相关系数提升了 5% 和 9%,筛选出的特征波段集中在近红外光谱区;预测效果最好的模型为 0.4-GRU,其决定系数、均方根误差、相对分析误差分别为 0.799 2、4.875 0、2.300;该模型能较准确地预测出土壤铬含量。

关键词: 土壤; 川西矿区; 铬含量; 光谱分析; 高光谱反演; 分数阶微分

中图分类号: X 53(271)

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2025)04-0462-08

Inversion Model of Soil Cr Content Around Western Sichuan Mining Area Using Hyperspectral Technology

WANG Guangyu¹, YANG Bin^{1,2,3}, WEI Tianyi¹,
ZHUO Sijie¹, CHEN Zhuoer¹, SHA Yingchao¹

(1. School of Environment and Resource, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

2. Mianyang Science and Technology City Division, National Remote Sensing Center of China,
Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

3. Sichuan Tianfu New Area Innovation Research Institute,

Southwest University of Science and Technology, Chengdu 610299, China)

Abstract: To rapidly detect heavy metals pollution in the soil around caused by mineral resource exploitation and transportation, the soil around the copper mine in western Sichuan was taken as the research object. The original spectral reflectance was processed by fractional-order differentiation from 0 to 1 (an interval of 0.2), and the minimum absolute shrinkage and selection operator (LASSO) algorithm was used to screen the characteristic bands of the transformed spectrum. Inversion models of Cr content (mass ratio) were constructed using ridge regression, support vector regression, adaptive boosting algorithm, back propagation neural net-

收稿日期: 2025-03-02

通信作者: 杨斌(1979—),男,教授,博士后,博士生导师,主要从事遥感科学与技术在地学领域中综合应用的研究。
E-mail: xjgis@126.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(41201541);四川省军民融合研究院项目联合资助项目(39000005)

work, and gated recurrent unit (GRU) algorithms. The research results showed that, compared to the original spectra, the maximum correlation coefficient increased by 5% and 9% respectively after 0.2-order and 0.4-order differentiation, and the selected feature bands were concentrated in the near-infrared spectral region. The best prediction model was 0.4 GRU with determination coefficients of 0.799 2, root mean squared error of 4.875 0, and residual predictive deviation of 2.300. This model could accurately predict soil Cr content.

Keywords: soil; western Sichuan mining area; Cr content; spectroscopy analysis; hyperspectral inversion; fractional-order differentiation;

土壤作为陆地生态系统的重要组成部分,与生态系统其他部分不断循环转化^[1]。埋藏在土壤之下的矿产资源不仅推动了工业化发展,也对地方经济做出巨大贡献。矿产开采过程中的不当排放会导致重金属进入土壤,危害土壤环境^[2]。这些进入土壤的重金属富集后,随着降雨、地质活动等因素迁移、扩散至周边土壤、地下水和地表水中,并流入食物链,对动植物健康和生态环境构成巨大威胁^[3]。

根据《全国土壤污染状况调查公报》统计,工矿业是造成土壤污染或超标的重要原因之一,其中,重金属为代表的无机污染物超标点位占全部超标点位的 82.8%。目前,关于矿区的生产、废弃物排放和能源消耗的公开数据缺乏,导致人们不了解矿区周边的受影响状况^[4]。传统的土壤重金属含量(质量比)获取方法主要基于实验室化学分析,不仅耗时、耗力,还需要专业的仪器设备,很难大规模、动态、快速地进行检测^[5]。高光谱技术具备高效、可大范围监测等优势,成为土壤重金属监测的研究热点。近年来,土壤高光谱反演的研究热点集中在光谱前处理、反演模型优化等方向。李武耀等^[6]发现相较于原始光谱,分数阶微分处理的光谱对土壤有机质含量的反演效果更好。丁启东等^[7]联合分数阶微分与光谱指数对土壤中水分及有机质含量进行估算,水分的模型精度和机质的模型精度分别为 0.970 和 0.983。Zhang 等^[8]利用深度森林 2021 算法构建了土壤重金属 Cr、Zn 含量预测模型,该模型表现出较高的预测精度。Ye 等^[9]提出了一种结合地理加权回归与极端梯度提升算法的新模型,并将其应用于土壤重金属 As 含量的反演研究。基于此,本文采用高光谱技术对川西矿区周边土壤铬含量反演模型开展研究。

1 实验材料与方法

1.1 研究区概述

研究区位于四川省甘孜藏族自治州九龙县,地处攀西平原与青藏高原的过渡地带,地形切割强烈。区域气候冬季干燥寒冷,夏季温凉多雨,降水充沛,温度差较大,四季不分明,并且拥有较长的日照时间,同时植被覆盖率较大。该区域的主要土壤类型包括高山寒漠土、黑毡土、山地暗棕壤、棕壤^[10]。

1.2 土壤采集与光谱测定

研究区采样点分布图,如图 1 所示。

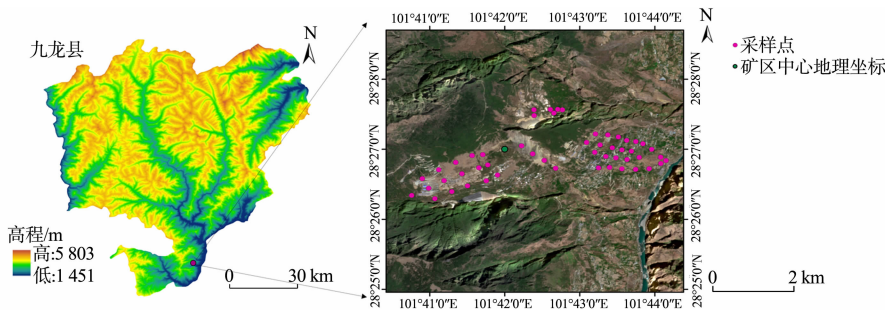


图 1 研究区采样点分布图

Fig. 1 Distribution map of sampling points in research area

研究区采样深度为 0~20 cm,将采集到的土样在实验室中自然风干、研磨过筛、去除杂质。按四分法将样品分为两份,一份通过 ICP-OES 型电感耦合等离子体发射光谱仪测定总铬含量;另一份使用(美国 Spectral Evolution 公司)PSR-2500 型光谱仪测定光谱数据,光谱仪的光谱范围为 350~2 500 nm,其中,350~1 000 nm 波段的采样间隔为 1.5 nm;1 001~2 500 nm 波段的采样间隔为 6 nm。每个土壤样

本测定 5 次光谱,取平均值作为样本的最终光谱反射率。原始光谱中 350~399、2 401~2 500 nm 两个边缘波段信噪比较低,因此,剔除这两个边缘波段^[11-12]。采用光谱化学特性共生距离(SPGY)算法将 51 个土壤样本按 2 : 1 划分为训练集和验证集。

1.3 光谱预处理

光谱采集误差不可避免受随机因素影响,为了降低噪声的影响,需要对光谱数据进行必要的预处理^[13]。采用多项式平滑(SG)对光谱数据进行平滑去噪,从而提高光谱数据的信噪比。为达到压缩波段、消除相邻波段间冗余信息的目的,将平滑后的光谱进行 10 nm 的光谱重采样,获得经过处理的原始光谱反射率(R)。分数阶微分(fractional-order differentiation,FOD)将整数阶微分推广到任意阶,其对光谱反射率的细节变化更为敏感,利用 MATLAB R2023a 软件对 R 进行 0~1 阶微分(步长为 0.2)。目前,分数阶微分的定义主要有 Grunwald-Letnikov(G-L)、Riemann-Liouville(R-L)、Caputo 三种形式。已有的研究表明,G-L 定义在处理一维光谱数据时是有效的,并且运行过程简单易行。G-L 的定义^[14-15]为

$$\frac{d^v f(x)}{dx^v} \approx f(x) + (-v)f(x-1) + \frac{(-v)(-v+1)}{2}f(x-2) + \cdots + \frac{\Gamma(-v+1)}{D(-v+D+1)}f(x-D)。(1)$$

式(1)中: x 为自变量; v 为微分阶数, $v=0$ 为原始光谱, $v=1$ 则为一阶微分; Γ 为 Gamma 函数; D 为微分的上下限差。

1.4 特征波段选取

为了消除冗余和无关信息、减小模型复杂度、加快模型运算速度,采用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)算法对 R 及光谱数据(经过 FOD 处理后)进行特征波段提取。LASSO 算法筛选特征变量是在回归模型的损失函数中引入一个 L1 正则化项,将不相关或冗余的特征系数压缩为零,只保留对目标变量有显著影响的特征。

1.5 反演模型构建与评价

1.5.1 反演模型 选取 5 种机器学习模型作为反演模型,分别为岭回归(Ridge)、支持向量机回归(SVR)、自适应提升算法(AdaBoost)、反向传播神经网络(BPNN)和门控循环单元(GRU)算法。

Ridge 是一种改良的最小二乘估计法,通过在损失函数中添加正则项来提升模型可靠度。模型中的 α 值设定在 $10^{-3} \sim 10^3$ ^[16],使用交叉验证法确定最佳 α 值。

SVR 是支持向量机的一个重要分支,通过将问题映射到高维空间,在高维空间寻找一个线性分离的超平面,从而实现建模。分别构建基于 RBF 核与 Linear 核的 SVR 模型,惩罚系数 C 设定为 0.001~100, Γ 设置为 $10^{-6} \sim 10$ ^[17],采用网格搜索对 C 和 Γ 进行寻优。

AdaBoost 算法是将多个弱回归器进行线性叠加,通过不断迭代调整每个弱分类器的权重,从而提升整体模型的性能。以决策树回归器作为模型的基学习器,学习率设置为 0.001~1、学习器数量设置为 1~150^[18-19],最佳参数通过反复训练获取。

BPNN 是深度学习领域中最基本、常用的算法之一,其核心在于通过梯度下降法更新神经网络的权重和偏置,从而优化整体性能。隐含层的激活函数为 tansig,输出层的函数选择 purelin,利用 trainlm 函数完成训练,输入层个数由特征波段数决定,输出层个数为 1。隐含层节点数(M)通过经验公式得出^[20-21],即

$$M=\sqrt{m+N}+a。(2)$$

式(2)中: m 和 N 分别为输入层和输出层个数; a 为 $[0,10]$ 之间的任意数。

GRU 算法是循环神经网络(RNN)的变种,其与长短期记忆网络(LSTM)相似,都是通过门控制单元解决 RNN 中不能长期记忆等问题,同时相较于 LSTM,GRU 网络架构更为简化^[22]。模型的学习率为 0.001,激活函数为 ReLU,训练中使用 Adam 优化器,最大迭代轮数为 400^[23-24]。

1.5.2 精度评价 选择决定系数(R^2)、相对分析误差(ϵ_{PD})和均方根误差(ϵ_{RMS})在验证集上评价模型精度。对于模型的评价采用如下现有评价标准。

- 1) 优秀模型为 $R^2>0.9, \epsilon_{PD}>3.0$;
 - 2) 良好模型为 $0.9>R^2>0.82, 3.0>\epsilon_{PD}>2.5$;
 - 3) 近似模型为 $0.82>R^2>0.65, 2.5>\epsilon_{PD}>2.0$;
 - 4) 具有一定的估算能力的模型为 $0.65>R^2>0.50, 2.0>\epsilon_{PD}>1.5$;
 - 5) 不具备估算能力的模型为 $R^2<0.50, \epsilon_{PD}<1.5^{[25-26]}$ 。
- 3 个参数的具体定义分别为

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^n(\widehat{y_i}-y_i)^2}{\sum_{i=1}^n(y_i-\overline{y})^2},$$

(3)

$$\epsilon_{RMS}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n(y_i-\widehat{y_i})^2}{n}},$$

(4)

$$\epsilon_{PD}=\epsilon_e/\epsilon_{RMS}。$$

(5)

式(3)~(5)中: y_i 为样本重金属铬含量的实测值变量; $\widehat{y_i}$ 为对应的预测值变量; \overline{y} 为实测值均值变量; n 为预测样本数; σ_e 为样本重金属铬含量实测值的标准差。

2 实验结果与分析

2.1 土壤重金属 Cr 含量

土壤重金属 Cr 含量统计特征值,如表 1 所示。表 1 中: w_{max} 为铬含量最大值; w_{min} 为铬含量最小值; \overline{w} 为铬含量平均值; σ 为标准差。

由表 1 可知:研究区内铬含量最大值为 $220.13\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$,平均值为 $106.83\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$,铬含量平均值高于四川省背景值($73.7\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)^[27] 及全国背景值($61\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)^[28],部分点位的铬含量高于国家标准 GB 15618—2018《土壤环境质量-农用地土壤污染风险管控标准(试行)》中有关农业用地的风险筛选值($150\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)。

表 1 土壤重金属 Cr 含量统计特征值

Tab. 1 Statistical characteristics of heavy metal Cr content in soil

样品类型	<i>n</i> /个	$w_{max}/\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	$w_{min}/\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	$\overline{w}/\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$	$\sigma/\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$
总样本	51	220.13	61.98	106.83	28.999
训练集	34	220.13	61.98	107.03	34.829
验证集	17	125.77	89.12	106.43	11.213

2.2 铬含量相关分析与特征波段提取

不同 FOD 处理下光谱与铬含量的相关系数,如图 2 所示。图 2 中: r 为相关系数; $|r_{max}|$ 为最大相关系数绝对值; v 为阶数; λ 为波长。

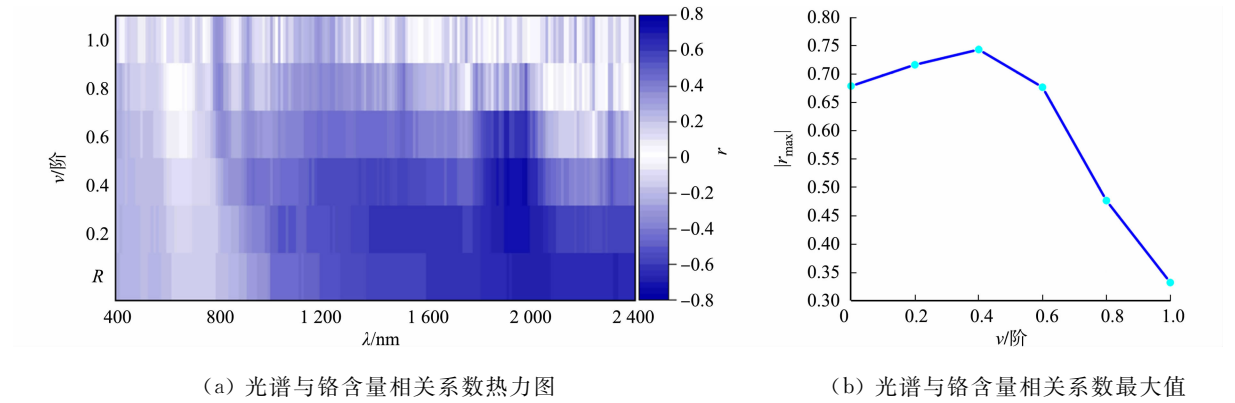


图 2 不同 FOD 处理下光谱与铬含量的相关系数

Fig. 2 Correlation coefficients between spectra and Cr content under different FOD treatments

由图 2 可知:光谱经 0.2 阶、0.4 阶微分后,其最大相关系数较原始光谱有一定提升,但随着阶数的增加,相关性下降明显; R 阶、0.2 阶、0.4 阶、0.6 阶阶微分在 $1\,900\text{ nm}$ 附近有较高的相关性,而 0.8 阶

和 1.0 阶微分在 2 000~2 400 nm 相关性更强。特征波段数量,如表 2 所示。表 2 中: $\lambda_{\text{特征}}$ 为特征波长。

表 2 特征波段数量
Tab. 2 Number of characteristic bands

ν /阶	筛选波段数量	$\lambda_{\text{特征}}/\text{nm}$	$ r_{\text{max}} $
R	8	400、620、630、880、890、1 320、1 350、2 350	0.663
0.2	9	400、410、610、880、1 180、1 320、1 910、2 340、2 350	0.712
0.4	4	400、590、1 240、1 980	0.743
0.6	9	400、570、580、800、1 100、1 180、1 240、1 980、2 010	0.665
0.8	10	400、570、790、1 100、1 180、1 240、1 980、2 000、2 010、2 400	0.476
1.0	11	400、420、790、1 000、1 030、1 180、1 240、2 220、2 230、2 240、2 400	0.332

由表 2 可知:特征光谱涵盖了可见光和近红外波段,但更多的特征波段集中在近红外光谱区(780~2 500 nm)。特征波段集中在近红外区是因为不同光谱变化下该区域都有更高的相关系数,并且在前人的研究中,Cr 的特征波段更多的位于该区域^[29-30]。

2.3 反演模型精度评价

土壤重金属 Cr 含量反演模型精度评价,如表 3 所示。

表 3 土壤重金属 Cr 含量反演模型精度评价
Tab. 3 Accuracy evaluation of heavy metal Cr content inversion model

预测反演模型	ν /阶	训练集		验证集		
		R^2	ϵ_{RMS}	R^2	ϵ_{RMS}	ϵ_{PD}
Ridge	R	0.798 2	15.412 7	0.565 0	7.174 0	1.563
	0.2	0.802 0	15.266 5	0.580 5	7.046 1	1.591
	0.4	0.761 9	16.741 5	0.427 6	8.230 0	1.362
	0.6	0.700 2	18.788 8	0.433 7	8.186 3	1.370
	0.8	0.674 5	19.575 4	0.340 9	8.831 4	1.270
	1.0	0.662 3	19.939 3	0.108 7	10.269 6	1.092
SVR	R	0.771 6	16.399 5	0.668 2	6.265 9	1.789
	0.2	0.750 3	17.146 8	0.681 8	6.136 0	1.827
	0.4	0.859 8	12.846 3	0.600 4	6.876 2	1.631
	0.6	0.736 9	17.600 0	0.758 0	5.351 3	2.095
	0.8	0.682 8	19.324 9	0.499 7	7.694 4	1.457
	1.0	0.685 7	19.236 0	0.042 8	10.642 8	1.054
AdaBoost	R	0.975 8	5.338 8	0.709 2	5.866 5	1.911
	0.2	0.976 6	5.248 6	0.612 3	6.773 3	1.655
	0.4	0.987 7	3.804 3	0.321 2	8.961 9	1.251
	0.6	0.882 5	11.762 8	0.325 2	8.935 5	1.255
	0.8	0.996 1	2.154 6	0.271 6	9.283 7	1.208
	1.0	0.999 9	0.312 8	0.611 0	6.784 1	1.653
BPNN	R	0.802 9	12.350 7	0.677 8	6.174 1	1.816
	0.2	0.816 1	11.622 0	0.600 0	6.879 8	1.630
	0.4	0.843 2	15.137 3	0.572 5	7.112 7	1.576
	0.6	0.817 4	14.491 2	0.591 5	6.952 5	1.613
	0.8	0.769 2	13.347 0	0.152 1	10.016 4	1.119
	1.0	0.462 3	30.281 4	0.446 6	8.092 2	1.386
GRU	R	0.703 4	18.687 2	0.527 1	7.480 7	1.499
	0.2	0.999 9	0.067 0	0.680 3	6.150 5	1.823
	0.4	0.685 4	19.244 9	0.799 2	4.875 0	2.300
	0.6	0.999 9	0.159 0	0.649 1	6.443 8	1.740
	0.8	0.999 9	0.170 9	0.295 2	9.132 2	1.228
	1.0	0.181 0	31.051 9	0.154 7	10.001 2	1.121

由表 3 可知:最佳的预测反演模型为 0.4 阶的 GRU(0.4-GRU),其 R^2 值、 ϵ_{RMS} 值、 ϵ_{PD} 值分别为

0.799 2、4.875 0、2.300,该反演模型能较为准确地出土壤重金属 Cr 含量;效果最差的反演模型为 1.0 阶的 SVR(1.0-SVR),其 R^2 、 ϵ_{PD} 极低,不具备估算能力;从光谱变换角度来看,0.2、0.4 阶微分能明显地提升反演模型精度;从模型的角度来看,线性 Ridge 与其他几种非线性反演模型的性能存在一定差距;5 种反演模型中,GRU 的性能更为优异,表明该反演模型在小样本非时序数据下也有很好的性能。

不同光谱变换预测散点图,如图 3 所示。图 3 中: w_p 为预测值; w_r 为实测值。

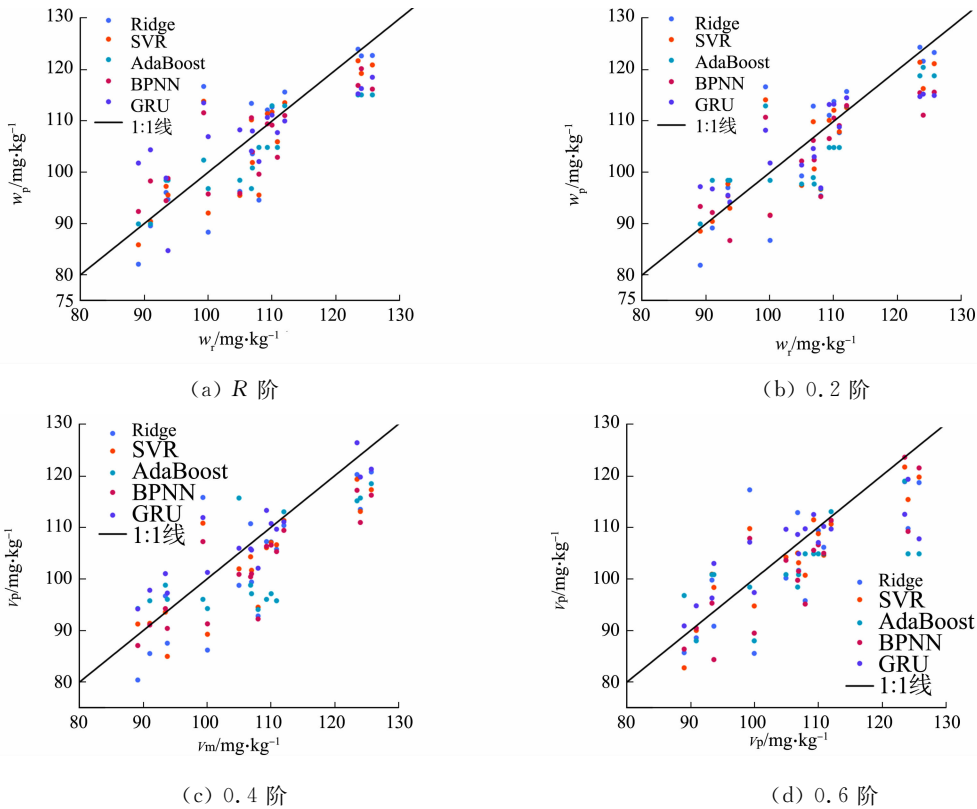


图 3 不同光谱变换预测散点图

Fig. 3 Scatter plots of prediction from different spectral transformations

由图 3 可知:经 0.2 阶、0.4 阶、0.6 阶阶微分处理的反演模型预测值更贴近 1 : 1 线,而经 0.8 阶和 1.0 阶微分变换所构建的反演模型,大部分都不理想,许多预测点偏离 1 : 1 线。因此,较低阶的 FOD 处理能更好地突出光谱细节,基于较低阶微分光谱构建的反演模型具有更好的预测性能,而较高阶的微分光谱可能更强调光谱的细节变化,甚至放大噪声,导致构建出的预测反演模型性能欠佳。

3 结论

以川西某铜矿周边土壤作为研究对象,筛选出不同光谱变换方法的特征波段,建立土壤重金属 Cr 含量高光谱反演模型,并分析对比不同模型的优劣,得出以下 3 个结论。

1) 研究区内重金属 Cr 含量高于四川省背景值及全国背景值,部分点位的铬含量高于国家农业用地风险筛选值。相较原始光谱,经过 0.2 阶、0.4 阶微分变换后最大相关系数有一定提升,并且经 0.4 阶微分处理后的光谱与土壤重金属铬的相关性最高。6 种光谱变换方法的特征波段主要集中在近红外光谱区。

2) 构建出的 Cr 含量最佳反演模型为 0.4-GRU,其 R^2 、 ϵ_{PD} 分别为 0.799 2 和 2.300,该模型能较为准确地预测出土壤重金属 Cr 含量。在 5 种模型中,GRU 的预测性能最佳,表明其在小样本非时序数据下的应用潜力。光谱的 FOD 变换能明显地提升模型精度,特别是较低阶 FOD 变换构建的模型有更好的预测能力。

3) 高光谱数据基于实验室实测光谱,并没有与遥感数据结合,导致实验结果缺乏一定的普适性。希望以后的研究中能将地面光谱与遥感影像结合,建立适用于大范围土壤重金属污染定量评估的模型。

由于采样点个数的限制,模型性能是否充分发挥也需进一步验证。后续研究可通过扩大采样点数量,并对不同类型和不同重金属污染程度的土壤进行研究,探索出兼顾普适性和可靠性的反演方法。

参考文献:

[1] ANIKWE M,IFE K. The role of soil ecosystem services in the circular bioeconomy[J]. *Frontiers in Soil Science*, 2023,3:1209100. DOI:10. 3389/fsoil. 2023. 1209100.

[2] ZHANG Yangxi,WEI Lifei,LU Qikai,*et al.* Mapping soil available copper content in the mine tailings pond with combined simulated annealing deep neural network and UAV hyperspectral images[J]. *Environmental Pollution*, 2023,320:120962. DOI:10. 1016/j. envpol. 2022. 120962.

[3] JIANG Xiawei,LIU Wenhong,XU Hao,*et al.* Characterizations of heavy metal contamination, microbial community, and resistance genes in a tailing of the largest copper mine in China[J]. *Environmental Pollution*, 2021,280: 116947. DOI:10. 1016/j. envpol. 2021. 116947.

[4] MAUS V,WERNER T. Impacts for half of the world's mining areas are undocumented[J]. *Nature*, 2024,625 (7993):26-29. DOI:10. 1038/d41586-023-04090-3.

[5] 张霞,孙友鑫,尚坤,等. 基于有机质特征谱段的土壤 Cd 含量高光谱遥感反演[J]. *农业机械学报*, 2024,55(1):186-195. DOI:10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2024. 01. 017.

[6] 李武耀,买买提·沙吾提,买合木提·巴拉提. 基于分数阶微分的土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2023,60(7):404-411. DOI:10. 3788/LOP220715.

[7] 丁启东,王怡婧,张俊华,等. 基于高光谱信息的宁夏引黄灌区中低产田土壤水分和有机质含量估算[J]. *应用生态学报*, 2023,34(11):3011-3020. DOI:10. 13287/j. 1001-9332. 202311. 013.

[8] ZHANG Zihao,GUO Fei,XU Zhen,*et al.* On retrieving the chromium and zinc concentrations in the arable soil by the hyperspectral reflectance based on the deep forest[J]. *Ecological Indicators*, 2022,144:109440. DOI:10. 1016/j. ecolind. 2022. 109440.

[9] YE Miao,ZHU Lin,LI Xiaojuan,*et al.* Estimation of the soil arsenic concentration using a geographically weighted XGBoost model based on hyperspectral data[J]. *Science of the Total Environment*, 2023,858:159798. DOI:10. 1016/j. scitotenv. 2022. 159798.

[10] 陈晓杰,何政伟,薛东剑. 基于模糊综合评价的土壤环境质量研究:以九龙县里伍铜矿区为例[J]. *水土保持研究*, 2012,19(1):130-133.

[11] CHEN Lihan,LAI Jian,TAN Kun,*et al.* Development of a soil heavy metal estimation method based on a spectral index: Combining fractional-order derivative pretreatment and the absorption mechanism[J]. *Science of the Total Environment*, 2022,813:151882. DOI:10. 1016/j. scitotenv. 2021. 151882.

[12] WANG Xi,AN Shi,XU Yaqing,*et al.* A back propagation neural network model optimized by mind evolutionary algorithm for estimating Cd, Cr, and Pb concentrations in soils using Vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. *Applied Sciences*, 2019,10(1):51. DOI:10. 3390/app10010051.

[13] 杨林婧,杨莎,张圣杨,等. 农田土壤有机碳高光谱特征及定量监测研究[J]. *激光生物学报*, 2024,33(4):316-325. DOI:10. 3969/j. issn. 1007-7146. 2024. 04. 004.

[14] 赵启东,葛翔宇,丁建丽,等. 结合分数阶微分技术与机器学习算法的土壤有机碳含量光谱估测[J]. *激光与光电子学进展*, 2020,57(15):253-261. DOI:10. 3788/LOP57. 153001.

[15] 丁松滔,张霞,尚坤,等. 基于分数阶微分的土壤重金属高光谱遥感图像反演[J]. *遥感学报*, 2023,27(9):2191-2205. DOI:10. 11834/jrs. 20232513.

[16] 郭立笑,陈志超,马彦鹏,等. 基于无人机多光谱和多波段组合纹理的马铃薯 LAI 估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2024,44(12):3443-3454. DOI:10. 3964/j. issn. 1000-0593(2024)12-3443-12.

[17] 王梦迪,何莉,刘潜,等. 基于小麦冠层无人机高光谱影像的农田土壤含水率估算[J]. *农业工程学报*, 2023,39(6): 120-129. DOI:10. 11975/j. issn. 1002-6819. 202207170.

[18] LIN Nan,JIANG Ranzhe,LI Genjun,*et al.* Estimating the heavy metal contents in farmland soil from hyperspectral images based on Stacked AdaBoost ensemble learning[J]. *Ecological Indicators*, 2022,143:109330. DOI:10. 1016/j. ecolind. 2022. 109330.

[19] ZHAN Dexi,MU Yongqi,DUAN Wenxu,*et al.* Spatial prediction and mapping of soil water content by TPE-GBDT model in Chinese coastal delta farmland with sentinel-2 remote sensing data[J]. *Agriculture*, 2023,13(5):1088.

DOI:10.3390/agriculture13051088.

[20] 毛继华,赵恒谦,金倩,等. 河北铅锌尾矿库区土壤重金属含量高光谱反演方法对比[J]. 农业工程学报,2023,39(22):144-156. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.202307092.

[21] 郭云开,刘宁,刘磊,等. 土壤 Cu 含量高光谱反演的 BP 神经网络模型[J]. 测绘科学,2018,43(1):135-139,152. DOI:10.16251/j.cnki.1009-2307.2018.01.023.

[22] YUAN Quan,WANG Jiajun,ZHENG Mingwei,*et al.* Hybrid 1D-CNN and attention-based Bi-GRU neural networks for predicting moisture content of sand gravel using NIR spectroscopy[J]. Construction and Building Materials,2022,350:128799. DOI:10.1016/j.conbuildmat.2022.128799.

[23] GHOLAMI H,MOHAMMADIFAR A,GOLZARI S,*et al.* Interpretability of simple RNN and GRU deep learning models used to map land susceptibility to gully erosion[J]. Science of the Total Environment,2023,904:166960. DOI:10.1016/j.scitotenv.2023.166960.

[24] WU Xijun,ZHAO Zhilei,TIAN Ruiling,*et al.* Total synchronous fluorescence spectroscopy coupled with deep learning to rapidly identify the authenticity of sesame oil[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy,2021,244:118841. DOI:10.1016/j.saa.2020.118841.

[25] 张霞,王一博,孙伟超,等. 基于铁氧化物特征光谱和改进遗传算法反演土壤 Pb 含量[J]. 农业工程学报,2020,36(16):103-109. DOI:10.11975/j.issn.1002-6819.2020.16.013.

[26] SAEYS W,MOUAZEN A M,RAMON H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy[J]. Biosystems Engineering,2005,91(4):393-402. DOI:10.1016/j.biosystemseng.2005.05.001.

[27] 胡圆园,张一澜,王英英,等. 四川攀西地区典型金属采选与冶炼企业周边农用地重金属污染评价及来源解析[J]. 四川环境,2024,43(2):72-78. DOI:10.14034/j.cnki.schj.2024.02.010.

[28] 刘茂生. 全国金属采矿业矿区周边土壤重金属污染评价及潜在污染区域识别[D]. 赣州:江西理工大学,2023. DOI:10.27176/d.cnki.gnfyc.2023.000930.

[29] 尹翠景. 青海省湟中区甘河工业园区土壤重金属污染反演研究[D]. 西安:长安大学,2022. DOI:10.26976/d.cnki.gchau.2022.000639.

[30] 杨晗. 三江源区土壤重金属含量高光谱反演研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2020. DOI:10.27671/d.cnki.gcjtc.2020.000859.

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 方德平)