铅锌矿集区土壤重金属含量高光谱反演方法研究*

李会玲[1]，刘严松[1,2]，沈杜衡[1]，薛凯伦[1]，聂诗音[1]，唐方强[1]

（1.成都理工大学 地球勘探与信息技术教育部重点实验室， 四川 成都 610059；
2.四川三合空间科技有限公司， 四川 成都 610094）

摘要：铅锌矿区存在严重的重金属复合污染问题，可利用高光谱遥感技术，提取土壤光谱信息中重金属吸收特征波谱，实现矿区土壤重金属含量反演。以西藏斯弄多铅锌矿集区土壤为研究对象，基于高光谱开展了土壤重金属元素（Cd、Pb、As、Hg）含量的反演研究。对土壤样品进行高光谱数据采集，并进行一阶微分（FD）、二阶微分（SD）、倒数对数（AT）、倒数对数一阶微分（AFD）、倒数对数二阶微分（ASD）多种光谱变换，筛选出与重金属实测含量相关性较强的特征波段，最后建立多元逐步回归（SMLR）、支持向量机（SVM）、人工神经网络（ANN）、随机森林（RF）4种反演模型，选取决定系数（R^2）和均方根误差（RMSE）评价模型精度，得出各重金属的最优反演模型。研究结果表明：（1）不同光谱变换方式的数据降维效果与特征波段筛选区间不同，5种变换中SD变换效果最好，能够有效区分出特征波段，其次为ASD、AFD变换；（2）RF模型反演效果最好，适用性和反演精度优于SMLR、ANN和SVM；（3）As的最佳反演模型为AT-RF模型，Cd的最佳反演模型为SD-RF模型，Pb的最佳反演模型为ASD-RF模型，Hg的最佳反演模型为ASD-SMLR模型；（4）土壤的Cd、Pb、As、Hg含量模型评价均值超出西藏土壤背景值的124.2，89.8，0.70，1.24倍，说明该矿集区的土壤以Cd和Pb为主要污染因子，同时伴有As和Hg的复合污染。

关键词：高光谱反演；重金属元素；特征波段；含量预测；铅锌矿

中图分类号：TD163+.2；X833　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2025)02-0204-09

Research on Hyperspectral Retrieval Method for Heavy Metals Content of Soil in Lead-Zinc Mining Areas

LI Huiling[1], *LIU Yansong*[1,2], *SHEN Duheng*[1], *XUE Kailun*[1], *NIE Shiyin*[1], *TANG Fangqiang*[1]

(1.Key Laboratory of Earth Exploration and Information Techniques (Chengdu University of Technology), Ministry of Education, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China;
2.Sichuan Sanhe Space Technology Co., Ltd., Chengdu, Sichuan 610094, China)

Abstract: There is a serious problem of heavy metal compound pollution in lead-zinc mining areas. Hyperspectral remote sensing technology can be used to extract heavy metals absorption characteristic spectra from soil spectral information and achieve inversion of heavy metal contents in the soil of mining areas. Based on hyperspectral data, the heavy metals contents in soil, such as Cd, Pb, As and Hg, were retrieved from the soil of the Silongduo lead-zinc mining area in Xizang. The hyperspectral data from soil samples was collected and various spectral transformations were performed, including first differential (FD), second differential (SD), logarithm of the reciprocal (AT), first differential of logarithm of the reciprocal (AFD), and second differential of logarithm of the reciprocal (ASD). The characteristic bands that are strongly correlated with the measured content of heavy metal were selected and finally four inversion models were established, including stepwise multiple linear regression (SMLR), support vector machine (SVM), artificial neural network (ANN), and random forest (RF). The coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) were selected to evaluate the accuracy of the models and the optimal inversion model for each heavy metal was obtained. The research results show that the dimensionality reduction effect and feature band selection interval of different spectral transformation methods are different. Among the five transformations, SD transformation has the best effect and can effectively distinguish feature bands, followed by ASD and AFD transformations. The RF model has the best inversion effect, with a better applicability and inversion accuracy than SMLR,

* **收稿日期**：2024-03-19
基金项目：国家自然科学基金项目(41971226)；中国地质调查局地调项目(DD20221697)；四川省自然资源厅基金项目(KJ2016-16)；四川省教育厅基金项目(18ZB0065)；甘肃省教育厅高校教师创新基金项目(2023A-253)
作者简介：李会玲(2000—)，女，四川泸州人，硕士研究生，研究方向为构造地质学。E-mail：lihuiling@stu.cdut.edu.cn
通信作者：刘严松(1982—)，男，四川达州人，博士，副教授，研究方向为资源与环境遥感。E-mail：liuyansong2012@cdut.edu.cn

ANN, and SVM. The best inversion model for As is the AT-RF model, the best inversion model for Cd is the SD-RF model, the best inversion model for Pb is the ASD-RF model, and the best inversion model for Hg is the ASD-SMLR model. The average assessment values of Cd, Pb, As, Hg content models of soil exceeded the background value of Xizang soil by 124.2, 89.8, 0.70, 1.24 times, indicating that Cd and Pb were the main pollution factors of the soil in the mine concentration area, accompanied by the combined pollution of As and Hg.

Key words: Hyperspectral inversion, Heavy metal elements, Characteristic band, Content prediction, Lead-zinc mine

0 引言

我国铅锌矿产资源丰富,分布广泛。近年来,对铅锌矿区过度开采,造成了十分严重的重金属复合污染问题[1]。重金属污染具有迁移性、毒性、富集性和难治理等特点,随着径流、沉降、食物链等作用,会形成流域性和区域性的大范围重金属污染,直接影响到生态安全和人类健康[2],因此对铅锌矿区土壤重金属污染的监测研究十分有必要。

传统的重金属含量测定方法为电感耦合等离子体发射光谱法(ICP-OES)、电感耦合等离子体质谱法(ICP-MS)、原子荧光光谱法(AFS)和电位计法(POT)[2-3]。这些样品测定方式耗时耗力、成本高,而且不利于实现空间区域性的研究目标[4]。遥感技术的快速发展,为土壤污染评估提供了新的手段[5]。将高光谱应用于土壤重金属含量的反演,突破了技术方法上的困境,具有光谱分辨率高、波段多且连续、识别能力强等特点,可有效对地物进行精细分类和基于信息特征进行反演模拟[6-7]。根据土壤重金属在遥感光谱上的特殊波谱特征,可实现区域环境污染的快速评估。程先锋等[8]根据重金属含量与实测光谱的响应特征,构建了滇西兰坪铅锌矿区 Zn、Pb、As、Cd 四种重金属元素的多元线性回归反演模型。毛继华等[9]基于实测高光谱实现了河北铅锌矿区土壤重金属含量污染的快速估测。YANG Nannan 等[10]通过综合高光谱和多光谱数据,实现了金属尾矿区重金属含量的反演,并绘制 Hg 污染的重金属浓度分布图;ZHOU Wei 等[11]采集了三江源区的土壤反射率谱,并构建出了三江源区土壤重金属元素的高光谱反演模型。

研究表明,铅锌矿山区域土壤受到的复合污染以 Pb、Zn、Cd、Cu、As 等重金属元素为主,其中以 Pb、Cd、Zn 污染最为严重,其次为 Cu、As、Cr,部分还会存在 Hg、Ni、Mn 等污染[1,12-14]。因此,本文以西藏冈底斯成矿带斯弄多铅锌矿集区土壤为研究对象,通过探索不同光谱变换方法与不同反演模型组合,提出适合铅锌矿区土壤中 Cd、Pb、As、Hg 四种重金属元素含量的反演模型,以期为铅锌矿类型的土壤重金属污染监测和环境管理提供技术支持,对制定环境风险预警机制、提出污染治理规划和方案提供科学依据。

1 数据采集与预处理

1.1 样品采集与试验测定

根据斯弄多铅锌矿集区的地形地貌特征和采样点布设要求,按照野外“科学、客观、等量”的原则进行土壤采样,共采集土壤样品 100 份。在实验室内对样品进行杂物清除、分类整理、自然风干、挑选研磨、过筛等处理,控制样品粒径小于 75 μm,将处理好的样品分为 2 份,分别用于光谱数据采集和元素含量化学分析。

选用 ASD Field Spec 3 全光谱便携式地物光谱仪测定土壤样品的光谱。为保证采集数据的科学性,将测定环境设置为黑暗、无光线反射与漫反射条件。测定过程中以 10 min 为时间间隔,进行一次白板校正,对每个土壤样品采集 5 次光谱数据,去掉异常值后,取平均值作为土壤样品的实际反射率光谱数据。选用 OXFORD X-MET 7500 系列的手持式 XRF 荧光分析仪测定土壤样品的重金属元素含量。

1.2 数据预处理及光谱变换

使用 ASD 地物光谱仪配套的数据处理软件 View Spec Pro 对样品进行均值预处理,得到的样品原始反射光谱曲线见图 1。总体上,样品反射光谱曲线波谱特征稳定且异常明显。反射率相对集中在 0.4~0.6,在近红外、中红外区间存在多个吸收峰。

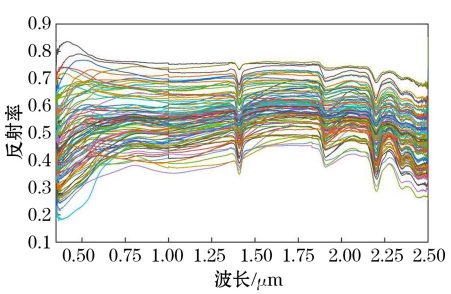


图 1 样品原始反射光谱曲线

Fig.1 Original reflection spectral curves of sample

为增强光谱数据与重金属相关的光谱信息,有效突出土壤光谱特征波段,提高模型反演精度,对原始光谱曲线进行一阶微分(FD)、二阶微分(SD)、倒数对数(AT)、倒数对数的一阶微分(AFD)、倒数对数的二阶微分(ASD)五种变换[15-16]。

2 研究方法

2.1 反演模型

多元逐步回归(Stepwise multiple linear regression,SMLR)是在多元线性回归的基础上,通过逐个检验筛选显著变量来建立回归模型,自动化选择有效变量,灵活性强[17]。支持向量机(Support vector machine, SVM)是基于结构化风险最小的统计学习方法,分析方法结构简单,适应性和泛化能力较强,训练速度快[18]。人工神经网络(Artificial eural network, ANN)具有高度非线性全局作用和强大的学习以及范化能力[19-21]。随机森林(RF)是结合多棵决策树的集成学习方法,学习效率高,能够处理多达数千个解释变量,并能解释若干自变量对于因变量的作用[22]。

2.2 模型精度评价

选择决定系数 R^2、均方根误差(RMSE)两个参数来检验反演模型的稳定性和精确性。决定系数用于检验回归方程对样本观测值的拟合程度,取值范围为 0~1,值越大,表示模型的拟合度越高,模型预测效果越好。均方根误差用于评价模型的预测精度,值越小,表示预测精度越高[23]。

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

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

式中:n 为样品数量;$\hat{y}_i$ 为元素的预测含量;y_i 为样品重金属元素的实测含量;$\bar{y}$ 为重金属元素含量的实测平均值。

3 结果与分析

3.1 土壤重金属元素含量分析

铅锌矿的开采会增加矿区土壤中重金属的含量,随着开采程度的加大,各重金属元素之间会出现相互伴生的现象[24]。对采集的样品进行重金属含量测定及特征统计,结果见表 1。从表 1 可以看出,研究区域的土壤重金属元素含量差异明显,其中 Cd 和 As 的含量值的范围较大,两种重金属元素受到铅锌矿床的直接影响,复合污染现象严重。变异系数(coefficient of variation,CV)作为反映环境变量总体波动特征的参数,可以表征各元素的积累状态,根据变异系数划分标准[25],分为弱变异($CV<0.1$)、中等变异($0.1\leqslant CV\leqslant 1.0$)、高度变异($CV>1.0$)。由表 1 可知,As 含量属于中等变异,Cd、Pd、Hg 的含量属于高度变异,且 $CV_{Pb}>CV_{Cd}>CV_{Hg}>CV_{As}$,说明空间异质性强,矿区重金属异常富集现象明显,而且是矿区土壤污染的主要贡献因子。

表 1 研究区土壤重金属元素实测含量统计分析

Table 1 Statistical analysis of the measured content of soil heavy metals in the study area

项目	元素			
	Cd/(mg·kg^{-1})	Pb/%	As/(mg·kg^{-1})	Hg/(mg·kg^{-1})
平均含量	9.779 70	0.169 10	14.070 40	0.029 78
最小含量	0.268 00	0.003 00	0.770 00	0.004 00
最大含量	49.200 00	1.480 00	47.500 00	0.220 00
偏度	1.648 44	3.012 33	1.122 88	3.476 94
峰度	2.244 51	10.532 09	0.867 90	14.966 86
变异系数	1.117 19	1.481 61	0.792 68	1.081 79

3.2 元素间相关性分析

采用相关系数矩阵可以反映出土壤中重金属元素的团聚共生程度和判断不同元素是否来自相同污染源[1],相关系数越高则相关程度越高,代表重金属元素来自同一来源的可能性越大。Cd、Pb 分析结果表明,土壤中 Cd、Pb 两种元素含量的相关性显著,说明重金属元素 Cd、Pb 含量的分布受到某些共同因素的影响,存在相似或相同的形成和迁移过程。

3.3 反射光谱相关性分析

通过分析土壤重金属含量与光谱的相关性,可以进一步确定土壤的特征光谱[25]。相关性分析结果(见图 2)表明,原始光谱数据经五种数学变换后,相关性系数显著增大,变换后相关性系数差异明显,对光谱曲线进行变换操作后,有效地剔除了冗余波段,保留了特征波段信息。AT 变换后的相关性系数均为正值且值较大,相关性较好;经 FD、SD、AFD、ASD 变换后,整体相关性较好,有明显的相关性系数变化趋势。

3.4 特征波段分析

为了筛选出与重金属含量具有较强相关性的特征波段,本文选择皮尔逊相关性系数 r 进行统计检验。根据不同变换方式的结果分析,设定 r 在 0.01 级别极显著相关下,选择大于 0.03 的对应波段作为光谱最优特征波段,统计经不同方式变换后的光谱特征波段数量及分布区间(见表 2)。

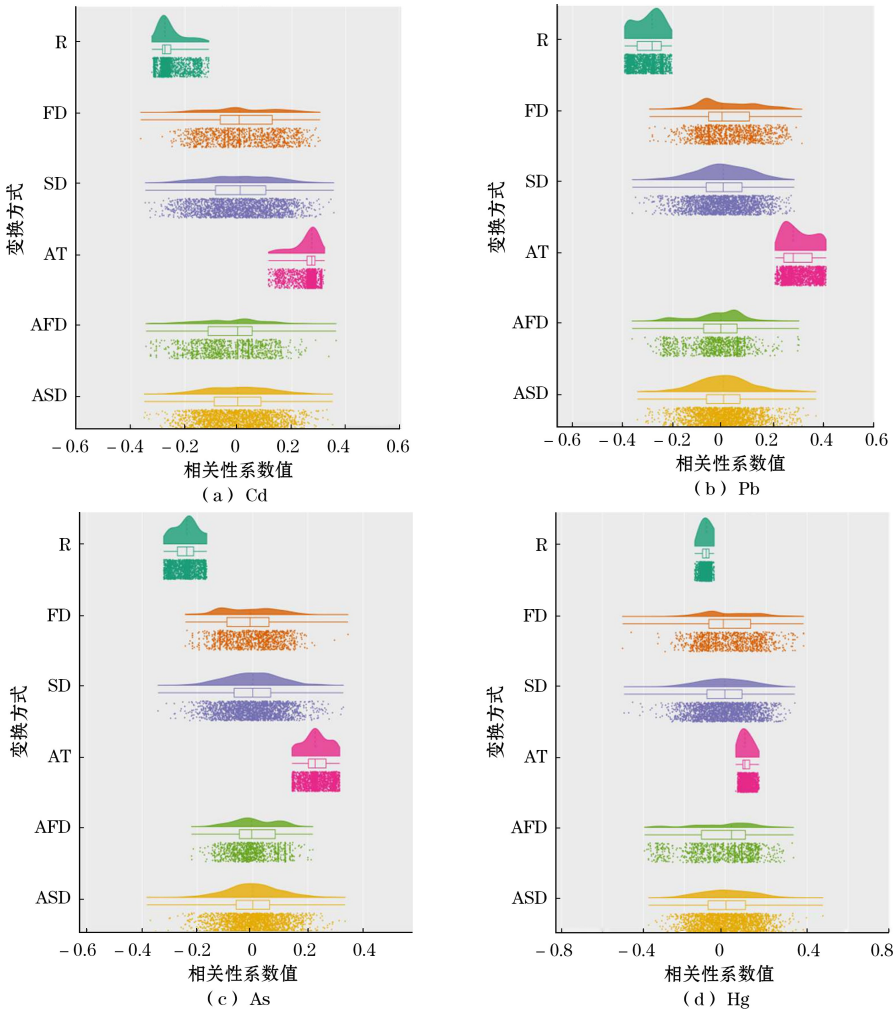


图 2 不同变换光谱反射率的相关性系数

Fig.2 Correlation coefficients of reflectance of different transform spectra

表 2 不同变换光谱的特征波段数量及分布区间

Table 2 Numbers and distribution intervals of characteristic band of different transform spectra

元素	变换方式	特征波段个数	特征光谱分布的波段区间/nm
Cd	FD	19	519,527,530,533～542,546～548,1406,2376,2492。
	SD	57	378,430,485～486,517,570,592～593,605,623～624,654,665,670,697,724～725,745,756,798,963,977,980,1176,1216,1224,1235～1236,1393～1395,1468,1493,1554～1555,1560～1562,1615,1709,1711～1713,1917～1920,2110,2122～2123,2167,2175～2176,2353～2354,2486,2495。
	AT	111	404～405,408～410,412～462,464,466～469,472～474,476～477,479～523,527。
	AFD	37	458～460,463～464,518～520,522～530,534～550,2375～2376,2380。
	ASD	37	371,378,430,485,486,517,534,592～593,625,654,657,671,697,724,794～795,798,1224,1235～1236,1553～1554,1559～1561,1615,1665,1711,1713,1719,1918～1920,1975,2122,2123。
Pb	FD	14	531～532,590,591,601,604,998～1003,2197,2474。
	SD	27	429,456,485,493,575～581,592～596,604～605,619～620,1002～1006,1246,2220。
	AT	58	1810,1814～1817,1819～1871。
	AFD	17	461～464,466,487,496,499,502,530,998,999～1003,2273。
	ASD	56	429,441,455～458,466,483～485,493,576～581,593～596,598～599,616,768,844,870,995～1006,1247,1589,1826～1836,1920,2218～2220。
As	FD	2	2416,2417。
	SD	19	939,945,982,987～988,1488,1654,1656,1794,1797～1798,1803～1805,1971,2413～2414,2419,2420。
	AT	150	1522～1671。
	AFD	0	—
	ASD	19	470,637,651,982,1490,1492,1656～1657,1749,1794,1797,1804～1805,1811,2108,2413～2414,2419,2420。

（续表）

元素	变换方式	特征波段个数	特征光谱分布的波段区间/nm
Hg	FD	18	536～537,1447～1449,1858～1861,1870,1889,1914,1934～1937,1949,1952,1953,2001～2002,2010～2023,2027～2029,2033～2035,2037～2400,2474。
	SD	92	441,479～480,494,497,561,565～575,581～584,609～611,646,652,684,708,764,788,819,824,891,914～915,1057～1059,1123,1134～1135,1140,1452,1454～1455,1464,1530,1633～1634,1640～1641,1653,1733,1857,1898,2294,2321。
	AT	0	—
	AFD	121	529,1435,1444～1446,1863,1873～1875,1879,1894～1895,1898,1914～1932,1935,1941～2024,2143,2284～2285,2348,2443,2474。
	ASD	59	441,454,479～482,504,523,561,564～565,567～574,581～583,609,623,647,708,787,823,826,891,900,914,960,1057,1059,1057,1117,1134～1135,1140,1167,1452～1454,1540,1633～1634,1641,1700,1857～1859,1897～1900,2281,2294,2416。

为了建立稳定有效的高光谱反演模型，综合考虑各元素与其特征波段之间的相关性程度以及特征波段的数量，在去除原始光谱的基础上，根据元素变换情况，最终确定各重金属元素含量反演模型的自变量如下：Cd、Pb 为 5 种变换筛选出的特征波段；As 为 SD、AT、ASD 变换后筛选出的特征波段；Hg 为 FD、SD、AFD、ASD 变换后筛选出的特征波段。

3.5 反演结果分析

将最终筛选出的特征波谱数据，利用多元逐步回归（SMLR）、支持向量机（SVM）、人工神经网络（CNN）、随机森林（RF）四种模型预测各元素的含量，通过 R^2、$RMSE$ 检验模型预测效果，结果如图 3 所示。

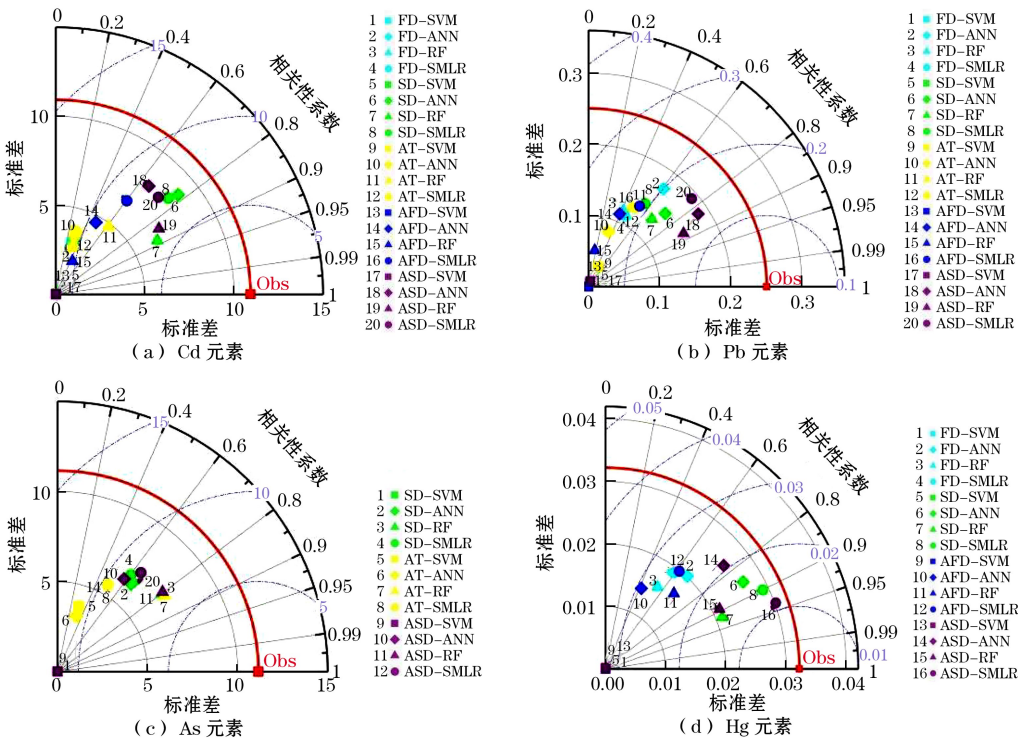


图 3 重金属元素反演模型泰勒图

Fig.3 Taylor diagrams of heavy metal element inversion model

反演结果表明，从不同光谱变换处理方式来看，Cd、Pb、As、Hg 四种元素经 SD 和 ASD 变换处理后的决定系数较高，表明这两种变换方式的预测稳定性和预测效果相对其他变换方式更好。从不同模型的建模效果来看，RF 的反演精度优于 SMLR、ANN 和 SVM。总体来说，不同重金属元素采用不同变换方式获得的模型预测效果不同。

基于最佳光谱变换方式和最佳模型的组合，绘制重金属元素含量预测值散点图（见图 4），不同重金属元素的最佳模型都具有较好的预测效果。

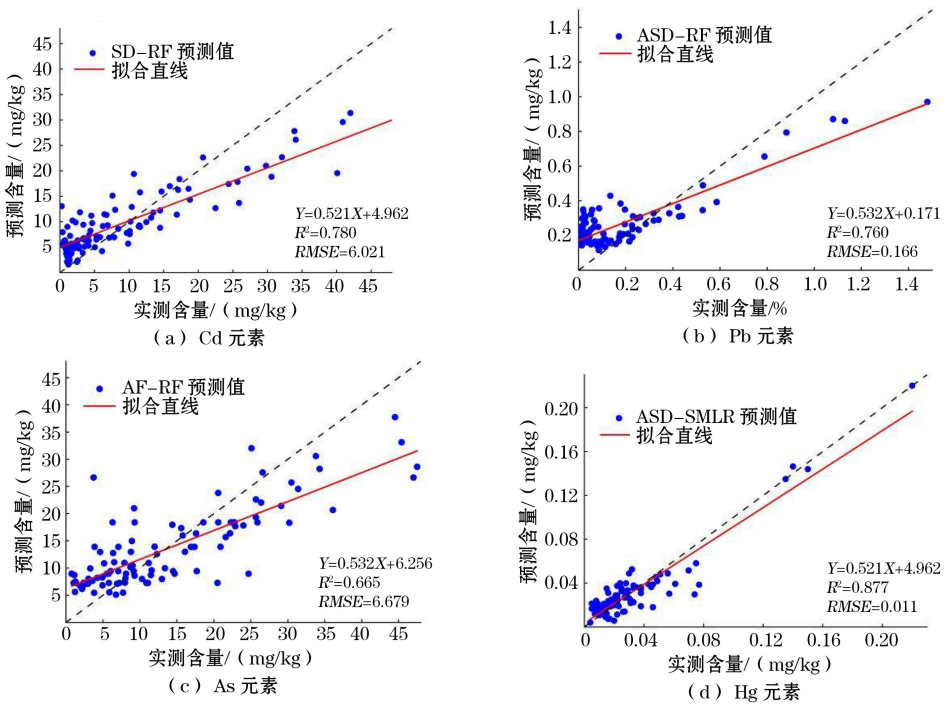


图 4　元素含量实测值与预测值散点图

Fig.4　Scatter plot diagrams of measured and predicted values of the elements content

土壤元素背景值是指尚未受到或少受到污染和破坏的土壤中的元素含量。用模型评估得到的土壤 Cd、Pb、As、Hg 含量均值分别是西藏土壤背景值的 124.2，89.8，0.70，1.2 倍。模型评估的土壤污染情况与实测污染情况结果一致，该矿集区土壤以 Cd 和 Pb 为主要污染因子，同时伴有 As 和 Hg 的复合污染。

4　讨论与结论

4.1　讨论

土壤重金属含量反演模型除了会受到污染源的复杂性、金属流动性变化的影响外[26-27]，还与不同的光谱变换方式、特征波段的筛选规则以及反演模型的选择有关[28]。但提高模型精度的关键在于光谱数据变换处理和特征波段的筛选[29]。光谱变换可有效增强波段信息，减少光谱数据自身的噪声影响，剔除波段冗余信息。微分变换在一定程度上能消除部分线性噪声对目标光谱的影响，有效实现基线漂移校正，增强光谱特征[30]。倒数对数变换可增强光谱差异，减少随机因素产生的影响，增强光谱与重金属之间的相关性。

对于特征波段的选择，往往会有机理性不足和数据冗余的困扰，因此目前没有统一的特征波段筛选规则，较为常见的方法有两种：一是选择单一波段进行反演，根据光谱变换后的相关性系数值降序排列，选择相关性最大的对应波段为特征波段[23,31]；二是根据反演元素的吸附属性与波段复合，以区间范围内的波段为特征波段[18,22,30,32]。本文建立的波段筛选规则设定为在极显著相关性下，设定下限界点阈值，在扩大波段范围的同时避免数据冗余的问题，以求达到最佳的反演效果。

变换方式与建模方法的排列组合，能对比选择出最佳的反演模型。但由于研究区域的地理位置和环境的可变性，以及土壤的物理和化学性质差异，会导致反演模型的推广性受到限制，因此对于同一元素的变换与反演模型的选择没有固定性[33-35]。RF 作为一种比较新的机器学习模型，在高光谱反演中展现出强大的预测性能[11]。在此次研究中，RF-ASD 的组合对于斯弄多铅锌矿区的 Cd、Pb、As、Hg 四种元素反演适用性较强。

利用实测反射光谱与重金属含量间的相关性进行重金属含量反演，可快速评价矿区土壤的重金属污染情况，进一步开展面域范围的高光谱遥感定量反演。在土壤重金属含量反演模型的选择上，对

传统的线性与非线性的模型进行了对比,后续可尝试将人工智能建模方法应用于土壤重金属反演分析。

4.2 结论

(1) 数据预处理是光谱分析、特征波段选择、模型构建、反演预测等的基础,不同光谱变换方式的数据降维效果与特征波段筛选区间不同。在本文所述的 5 种变换方式中,SD 变换的效果最好,能够有效区分出特征波段,其次为 ASD、AFD 变换。

(2) 通过一定的光谱变换处理后,多元逐步回归(SMLR)、人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)4 种模型均具有一定的预测能力,且大部分的模型效果决定系数 R^2 大于 0.6,说明这 4 种模型均能够有效实现研究区土壤重金属元素含量的反演,并且 RF 模型稳定性较高,适用性和反演精度优于 SMLR、ANN 和 SVM,对研究区的土壤重金属含量反演效果较好。

(3) Pb 的最佳反演模型为 ASD-RF 模型,Cd 的最佳反演模型为 SD-RF 模型,As 的最佳反演模型为 AT-RF 模型,Hg 的最佳反演模型为 ASD-SMLR 模型。

(4) 研究矿集区土壤 Cd、Pb、As、Hg 含量的模型评估均值超出西藏土壤背景值的 124.2, 89.8, 0.70, 1.24 倍,说明该矿集区土壤以 Cd 和 Pb 为主要污染因子,同时伴有 As 和 Hg 的复合污染。

致谢:感谢中国地质调查局成都地质调查中心、中国地质科学院矿产综合利用研究所及成都理工大学珠峰项目团队为本研究项目野外调查和室内分析提供的帮助。

参考文献(References):

[1] 张健琳,瞿明凯,陈剑,等.中国西南地区金属矿开采对矿区土壤重金属影响的 Meta 分析[J].环境科学,2021,42(9):4414-4421.
ZHANG Jianlin, QU Mingkai, CHEN Jian, et al. Meta-analysis of the effects of metal mining on soil heavy concentrations in Southwest China [J]. Environmental Science, 2021,42(9):4414-4421.

[2] 余涛,蒋天宇,刘旭,等.土壤重金属污染现状及检测分析技术研究进展[J].中国地质,2021,48(2):460-476.
YU Tao, JIANG Tianyu, LIU Xu, et al. Research progress in current status of soil heavy metal pollution and analysis technology[J]. Geology in China,2021,48(2):460-476.

[3] 夏芳,彭杰,王乾龙,等.基于省域尺度的农田土壤重金属高光谱预测[J].红外与毫米波学报,2015,34(5):593-598+605.
XIA Fang, PENG Jie, WANG Qianlong, et al. Hyperspectral prediction of heavy metals in farmland soil based on provincial scale [J]. Journal of Infrared and Millimeter Wave,2015,34(5):593-598+605.

[4] 李曼琪.矿山地质环境遥感解译研究:以陕西省旬阳县红花坪铅锌矿区为例[D].西安:长安大学,2023.
LI Manqi. Research on remote sensing interpretation of mine geological environment: taking Honghuaping lead-zinc mining area in Xunyang County, Shaanxi Province as an example[D]. Xi'an:Chang'an University,2023.

[5] OZOBIALU Benedicta, EMEH Chukwuebuka, IGWE Ogbonnaya, et al. Environment-human bioaccumulation of lead resulting from artisanal lead-zinc mining activities in Ebonyi State, Southeastern Nigeria [J]. Soil and Sediment Contamination,2023,32(8):1095-1115.

[6] 刘洪成,黄涛,鲁纳川,等.GF-5 星载 AHSI 和航空高光谱矿物填图对比:以新疆雪米斯坦地区为例[J].世界核地质科学,2022,39(3):546-553.
LIU Hongcheng, HUANG Tao, LU Nachuang, et al. Comparison of mineral identification between GF-5-AHSI and Airborne CASI/SASI data: a case study of Xuemisitan Area,Xinjiang[J]. World Nuclear Geoscience,2022,39(3):546-553.

[7] 韩玲,刘志恒,宁昱铭,等.矿区土壤重金属污染遥感反演研究进展[J].矿产保护与利用,2019,39(1):109-117.
HAN Ling, LIU Zhiheng, NING Yuming, et al. Research progress in remote sensing inversion of soil heavy metal pollution in mining areas[J]. Mineral Resources Protection and Utilization,2019,39(1):109-117.

[8] 程先锋,宋婷婷,陈玉,等.滇西兰坪铅锌矿区土壤重金属含量的高光谱反演分析[J].岩石矿物学杂志,2017,36(1):60-69.
CHENG Xianfeng, SONG Tingting, CHEN Yu, et al. Retrieval and analysis of heavy metal content in soil based on measured spectra in the Lanping Zn-Pb mining area, western Yunnan Province [J]. Acta Petrologica et Mineralogica,2017,36(1):60-69.

[9] 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.
MAO Jihua, ZHAO Hengqian, JIN Qian, et al. Comparative study on the hyperspectral inversion methods for soil heavy metalcontents in Hebei lead-zinc tailings reservoir areas[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2023,39(22):144-156.

[10] YANG Nannan, HAN Ling, LIU Ming. Inversion of soil heavy metals in metal tailings area based on different spectral transformation and modeling methods[J]. Heliyon, 2023,9(9):e19782.

[11] ZHOU Wei, YANG Han, XIE Lijuan, et al. Hyperspectral inversion of soil heavy metals in Three-River Source Region based on random forest model[J]. Catena, 2021, 202:105222.

[12] 吴燕红,曹斌,夏建新.铅锌矿区环境中重金属含量及其分布特征[J].科技导报,2008(8):56-62.
WU Yanhong, CAO Bin, XIA Jianxin. Contents and distribution of heavy metals in the environment of Pb-Zn mining area[J]. Science & Technology Review, 2008(8): 56-62.

[13] 徐佩,吴超.我国铅锌矿山土壤重金属污染综述及现状分析[J].环境保护前沿,2014,4(5):187-194.
XU Pei, WU Chao. Analysis of soil heavy metals pollution and its present situation around lead-zinc mining areas in China[J]. Advances in Environmental Protection, 2014, 4(5): 187-194.

[14] 徐佩,吴超,邱冠豪.我国铅锌矿山土壤重金属污染规律研究[J].土壤通报,2015,46(3):739-744.
XU Pei, WU Chao, QIU Guanhao. Study on the law of soil heavy metals pollution around lead-zinc mining areas in China[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2015, 46(3): 739-744.

[15] 郭学飞,曹颖,焦润成,等.基于高光谱的北京铁矿区土壤重金属镍元素含量反演研究[J].土壤通报,2021,52(4):960-967.
GUO Xuefei, CAO Ying, JIAO Runcheng, et al. Aninversion of soil nickel contents with hyperspectral in iron mine area of Beijing[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2021,52(4):960-967.

[16] WANG Y, NIU R, HAO M, et al. A method for heavy metal estimation in mining regions based on SMA-PCC-RF and reflectance spectroscopy[J]. Ecological Indicators, 2023, 154:110476.

[17] 莫中平,顾功开,伍中华.多元逐步回归模型在滑坡变形预测分析中的应用[J].水电与新能源,2021,35(3):24-28.
MO Zhongping, GU Gongkai, WU Zhonghua. Application of multivariant stepwise regression model in prediction and analysis of landslide deformation[J]. Hydropower and New Energy, 2021, 35(3): 24-28.

[18] 马伟波,谭琨,李海东,等.基于超限学习机的矿区土壤重金属高光谱反演[J].生态与农村环境学报,2016,32(2):213-218.
MA Weibo, TAN Kun, LI Haidong, et al. Hyperspectral inversion of heavy metals in soil of a mining area using extreme learning machine[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2016, 32(2): 213-218.

[19] 王竟仪,王治国,陈宇民,等.深度人工神经网络在地震反演中的应用进展[J].地球物理学进展,2023,38(1):298-320.
WANG Jingyi, WANG Zhiguo, CHEN Yumin, et al. Deep artificial neural network in seismic inversion[J]. Progress in Geophysics, 2023, 38(1): 298-320.

[20] 周玉辉,龚杰,盛广龙,等.基于人工神经网络的页岩油藏产量预测定量表征模型[J].大庆石油地质与开发,2023,42(5):147-153.
ZHOU Yuhui, GONG Jie, SHENG Guanglong, et al. Quantitative characterization model of shale reservoir production prediction based on artificial neural network[J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2023, 42(5): 147-153.

[21] RAO Xiang, ZHAO Hui, DENG Qiao. Artificial-neural-network (ANN) based proxy model for performances forecast and inverse project design of water huff-n-puff technology [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 195: 107851.

[22] 赖思翰,刘严松,李成林,等.铅锌矿石稀散元素镉含量的高光谱反演研究[J].光谱学与光谱分析,2023,43(4):1275-1281.
LAI Sihan, LIU Yansong, LI Chenglin, et al. Hyperspectral inversion of cadmium content in lead-zinc ores [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1275-1281.

[23] 王颖,王志一,黄勇,等.矿区土壤重金属砷含量高光谱反演研究[J].世界核地质科学,2023,40(1):89-97.
WANG Ying, WANG Zhiyi, HUANG Yong, et al. Study on hyperspectral quantitative inversion of soil arsenic content in the mine area[J]. World Nuclear Geoscience, 2023, 40(1): 89-97.

[24] 冯玮隽.汉源唐家铅锌矿地区重金属形态分布特征和生物可利用性研究[D].成都:成都理工大学,2007.
FENG Weijuan. The study of heavy metal forms and bioavailability around Tangjia zink-leak mine in Hanyuan [D].Chengdu: Chengdu University of Technology, 2007.

[25] 王祥浩.土壤有机质高光谱反演模型研究[J].黑龙江工程学院学报,2019,33(5):34-39.
WANG Xianghao. Research on high spectral inversion model of soil organic matter[J]. Journal of Heilongjiang Institute of Technology, 2019, 33(5): 34-39.

[26] GOLIK V I, DMITRAK Y V, KHADZARAGOVA E A, et al. Evaluation of population and mine personnel health impacts of heavy metals with regard to local ecology[J]. Mining Informational and Analytical Bulletin, 2020, 11(1): 106-117.

[27] CAO Jie, XIE Chengyu, HOU Zhiru. Ecological evaluation of heavy metal pollution in the soil of Pb-Zn mines[J]. Ecotoxicology, 2022, 31(2): 259-270.

[28] 肖捷颖,王燕,张倩,等.土壤重金属含量的高光谱遥感反演方法综述[J].湖北农业科学,2013,52(6):1248-1253+1259.
XIAO Jieying, WANG Yan, ZHANG Qian, et al. Review on methods of monitoring soil heavy metal based on hyperspectral remote sensing data[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2013, 52(6): 1248-1253+1259.

[29] 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):394-401.

LI Wuyao, Mamat Sawut, Maihemuti Balati. Fractional differential-based hyperspectral inversion of soil organic matter content[J]. Laser & Optoelectronics Progress,2023,60(7):394-401.

[30] 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.
ZHANG Xia, SUN Youxin, SHANG Kun, et al. Soil Cd content retrieval from hyperspectral remote sensing data based on organic matter characteristic spectral bands[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(1):186-195.

[31] 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.
GUO Yunkai, LIU Ning, LIU Lei, et al. Hyper-spectral inversion of soil Cu content based on BP neural network model[J]. Science of Surveying and Mapping,2018,43(1):135-139+152.

[32] 曹发生,刘严松,何政伟,等.基于可见光/近红外反射光谱的沉积型稀土矿 La 元素含量无损检测[J].分析化学,2021,49(2):292-300.
CAO Fasheng, LIU Yansong, HE Zhengwei, et al. Non-destructive detection of La content in sedimentary rare earth ores based on visible-near infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry,2021,49(2):292-300.

[33] 贺军亮,张淑媛,查勇,等.高光谱遥感反演土壤重金属含量研究进展[J].遥感技术与应用,2015,30(3):407-412.
HE Junliang, ZHANG Shuyuan, ZHA Yong, et al. Review of retrieving soil heavy metal content by hyperspectral remote sensing [J]. Remote Sensing Technology and Application,2015,30(3):407-412.

[34] HUO Xiaoni, ZHANG Weiwei, SUN Danfeng, et al. Spatial pattern analysis of heavy metals in Beijing agricultural soils based on spatial autocorrelation statistics [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health,2011,8(6):2074-2089.

[35] LIU Yang, MA Zongwei, LYU Jianshu, et al. Identifying sources and hazardous risks of heavy metals in topsoils of rapidly urbanizing East China[J]. Journal of Geographical Sciences,2016,26(6):735-749.