

激光与光电子学进展

基于高分五号高光谱波段选择的矿区周边
土壤 Cd 含量反演刘雯¹, 韩玲^{2*}, 刘明², 李良志¹¹长安大学地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710064;²长安大学土地工程学院, 陕西 西安 710064

摘要 及时准确地掌握土壤重金属含量和分布尤为重要, 基于高分五号卫星高光谱影像, 对潼关县土壤 Cd 含量进行大范围反演。为准确筛选 Cd 元素的特征波段, 提高模型反演精度, 通过特征编码和随机变异, 耦合竞争性自适应重加权算法与遗传算法(CARS-GA), 按照先全局后局部的搜索策略对 Cd 元素的特征波段进行搜索, 并在标准正态变换(SNV)、一阶微分(FD)两种光谱增强方式下, 比较基于 CARS-GA 方法与其他波段选择方法(相关系数分析法、CARS 算法)构建的偏最小二乘模型(PLSR)精度, 最后选择最优模型应用到整个潼关县裸地区域。实验结果表明: 采用 CARS-GA 算法进行波段选择时, 基于 2 种光谱变换数据构建的 PLSR 模型精度均明显高于相关系数分析法和 CARS 算法所构建的模型精度, FD 光谱变换中验证集的决定系数分别提高了 0.288、0.093, SNV 变换光谱中验证集的决定系数分别提高了 0.372、0.088。该结果表明了利用 CARS-GA 算法进行波段选择可有效增强 Cd 含量估测模型的鲁棒性, 从而为环境污染评价及生态保护提供更好的数据支撑。

关键词 高光谱; 遥感; 土壤重金属; 波段选择; 竞争性自适应重加权算法; 遗传算法

中图分类号 TP79

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222358

Inversion of Cd Content in Soil Around Mining Area Based on GaoFen-5
Hyperspectral Band SelectionLiu Wen¹, Han Ling^{2*}, Liu Ming², Li Liangzhi¹¹College of Geological Engineering and Surveying, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;²College of Land Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China

Abstract It is crucial to determine the content and distribution of heavy metals in soil in a timely and accurate manner. Based on GaoFen-5 hyperspectral images, this study investigates a large-scale inversion of soil Cd content in Tongguan County. The competitive adaptive reweighting algorithm and genetic algorithm (CARS-GA) are coupled via feature coding and random mutation to accurately screen the characteristic bands of Cd and improve the inversion accuracy of the model. The characteristic bands of Cd are searched for, first based on the global search strategy and then local search. Under the two spectral enhancement methods of standard normal variate (SNV) and first differential (FD), the accuracy values of the partial least squares (PLSR) models established using the CARS-GA method and other band selection methods (correlation coefficient analysis method and CARS algorithm) are compared. Finally, the optimal model is selected and applied to the entire bare-land area of Tongguan County. The experimental results show that when the CARS-GA method is used for band selection, the accuracy values of the PLSR model constructed based on the two spectral transformation datasets are significantly higher than those constructed using the correlation coefficient analysis method and the CARS algorithm. During the FD spectral transformation, the coefficient of determination of the validation set increases by 0.288 and 0.093, respectively. In the SNV-transformed spectrum, the coefficient of determination of the validation set increases by 0.372 and 0.088, respectively. This study demonstrates that the band selection based on the CARS-GA algorithm can effectively enhance the robustness of the Cd-content estimation model, providing improved data support for environmental

收稿日期: 2022-08-21; 修回日期: 2022-09-15; 录用日期: 2022-10-09; 网络首发日期: 2022-10-19

基金项目: 国家科技重大专项(04-H30G01-9001-20/22)、国家自然科学基金(211035210511)、中央高校基本科研(300102352901)

通信作者: *hanling@chd.edu.cn

pollution assessment and ecological protection.

Key words hyperspectrum; remote sensing; heavy metals in soil; band selection; competitive adaptive reweighting algorithm; genetic algorithm

1 引言

随着矿山开发、工农业生产等人类活动的加剧,土壤重金属污染日趋严重。其中,采矿被认为是重金属污染最重要的因素之一^[1]。因在土壤中迁移慢、难以降解、具有毒性等,重金属对土壤造成了不可逆的破坏,且其还通过食物链的方式对生态系统及人类身体健康构成威胁^[2]。因此,持续评估土壤中重金属含量,监测生态系统健康,为进一步采取预防措施避免土壤污染至关重要。

近年来,随着高光谱技术的发展及其在估测土壤属性含量上的应用,国内外学者利用地面光谱仪获得的实验室或野外光谱,已成功对重金属含量进行了反演^[3-6]。

高光谱遥感影像具有覆盖范围广、波段数目多、现实性强等特点^[7-8],为土壤重金属含量快速、准确、大面积获取提供了可靠的技术手段^[9]。蔡东全等^[10]利用 Hyper-spectral imaging radiometer (HJ1A-HSI) 数据成功反演了龙口污水灌溉区的土壤 Cu、Mn、Pb 等 9 种重金属含量,并绘制了重金属含量空间分布图。Yin 等^[11]通过利用室内光谱建立的尾矿库土壤 Cu 含量估测模型,结合高光谱影像数据,完成了土壤 Cu 含量大面积填图。柏晗等^[12]采用遗传算法(GA)对高分五号(GF-5)数据进行波段选择,建立了陕西大西沟矿区 Cu 含量的估测模型,且与实地调查结果一致,证实了利用国产 GF-5 影像反演重金属含量的可靠性。然而,目前利用遥感影像反演重金属含量、去除冗余信息及噪声波段时,对高光谱数据特征波段的选择大多基于相关系数分析法或单一波段选择方法,模型精度较为受限。为了提取最优特征波段组合,提高重金属含量估测模型的精度,本文以潼关县矿区周边土壤 Cd 含量为研究对象,GF-5 高光谱影像作为数据源,通过耦合竞争性自适应重加权算法与遗传算法(CARS-GA),提取 Cd 元素的最优特征波段组合,建立其高光谱估测

模型,并与基于相关系数(CC)分析法和竞争性自适应重加权算法(CARS)构建的估测模型进行对比,验证该方法的优越性,进而为生态环境监测提供技术支撑。

2 研究区及数据处理

2.1 研究区概况

潼关县(110°09'~110°25'E, 34°23'~34°39'N)位于陕西省最东部,处于黄河中游大拐弯处。气候类型为温带大陆性季风型干旱气候,境内光照充足,降水偏少,有丰富的矿产资源,矿种主要有金、磁铁、石墨、蛭石、大理石、石英石等,其中金矿的工业储量超过 100 t,是我国第二大黄金产区。研究区位于潼关县的东部、小秦岭以北,由于早期在此区域开设了大量矿厂,且乱采滥挖现象严重,该区域的土壤重金属含量严重超出背景值^[13-14],极大地影响了当地的生态健康,而且土壤中的重金属还可能通过地下水等方式对黄河生态环境造成危害。

2.2 土壤数据及处理

2020 年 9 月,在研究区内进行野外调查和采样。在系统网格布点法的基础上,顾及安全可达性和土地覆盖情况,共设置了 480 个分布均匀的 30 m×30 m 样方区,并利用 GPS 定位技术记录样方区中心点的位置坐标。在每个样方区内利用五点采样法,采集土壤中 0~20 cm 的表层土壤,并用手机对周围的环境地形进行实地拍摄记录。将采集到的土壤混合起来去除碎屑、研磨并过 1 mm 筛,烘干密封后进行重金属含量的测定。

2.3 遥感数据及处理

本研究获取了 2020 年 4 月 9 日可覆盖整个研究区的 GF-5 高光谱数据,由可见短波红外高光谱相机 Advanced hyper spectral imager(AHSI)拍摄。AHSI 数据在可见光-近红外谱段具有较高的光谱分辨率,为环境参数的反演提供有力的数据支持,其详细信息如表 1 所示。

表 1 GF-5 卫星高光谱影像参数

Table 1 Hyperspectral image parameters of GF-5 satellite

Data	Spectral range /nm	Spectral resolution /nm	Number of bands	Spatial resolution /m	Width /km
VNIR	390-1030	≤5	150	30	60
SWIR	1000-2510	≤10	180	30	60

由于受传感器、大气、地形等多方面影响,获得的卫星影像在几何以及波段辐射值上都有所偏差,因此,在利用遥感数据对土壤重金属含量反演前需进行预处理。先去除因水汽吸收导致的信噪比较低的以及探测器范围重合的坏波段,并对剩余部分波段的坏线、条带

噪声进行降噪处理^[15],得到 269 个有效波段。通过辐射定标将像元的 digital number(DN)值转换为表观反射率数据,并利用 Fast line-of-sight atmospheric analysis of spectral hypercubes (FLAASH)^[16]大气校正法消除水汽、CO₂ 等分子和气溶胶影响,获取地表反射率数

据;为消除地形等引起的几何变形,利用 Landsat 8 同期影像数据与 ASTER GDEM 30 m 高程数据对 GF-5 影像进行正射校正,使其与基准影像误差控制在一个像元之内。

另外,由于获取的 GF-5 数据在成像时,不少样方区内及周围已有植被覆盖。为获得裸地的反射光谱,利用支持向量机算法将影像中的像元划分为裸地、植被、云、建设用地 4 类,提取出裸地区域。

2.4 样点光谱数据提取及变换

利用 ArcGIS 10.5 软件的 Extract multi values to points 工具提取裸地区域的样点光谱,经统计共获得 211 条土壤光谱。由于光谱反射信息在采集过程中容易受

土壤粗糙度、颗粒大小、湿度以及随机环境等影响,降低了光谱数据的信噪比^[17-18],为了突出重金属元素的光谱特征,增强光谱信息,减弱噪声的影响,对光谱数据进行变换。通过 Savitzky-Golay 五点平滑法^[19]对原始光谱减弱噪声后,采用标准正态变换(SNV)、光谱一阶微分(FD)、光谱倒数(RE)及光谱的倒数对数(RL)4种变换方式对光谱进行变换。如图 1 所示,通过比较 4 种变换方式光谱中波段光谱值与 Cd 含量的皮尔逊相关系数,发现 FD 变换的光谱有与 Cd 含量相关性最大的波段,SNV 方式变换的光谱有最多的显著性波段(相关性在显著水平 0.01 和 0.05 以内的个数分别是 58 和 142)。因此,选择 FD 和 SNV 2 种光谱变换方式进行后续研究。

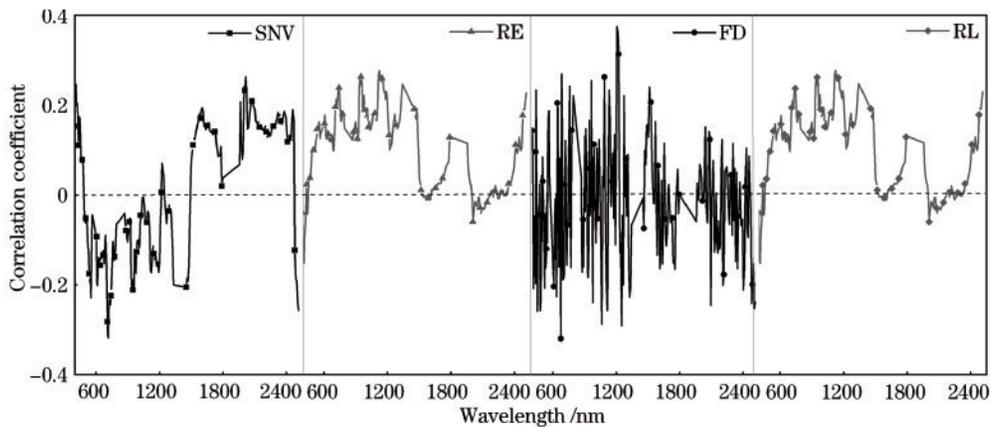


图 1 不同光谱变换与 Cd 含量的相关性分析

Fig. 1 Correlation analysis between different spectral transformations and Cd content

3 模型建立与方法

3.1 CARS-GA 波段选择方法

CARS 算法以达尔文进化论的“适者生存”为指导理论^[20],通过自适应重加权采样法和偏最小二乘模型(PLSR),在每次迭代中根据指数衰减函数去掉回归系数绝对值小的波长,保留绝对值大的波段集作为新的子集,最后根据交叉验证结果,选出交叉验证均方根误差(RMSECV)最低的子集作为最优特征波段集。

GA 是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的算法^[21]。GA 主要通过选择、交叉、变异等遗传操作产生下一代优化种群,淘汰适应度函数小的解,保留并增多适应度函数大的解。

CARS 算法可有效选择最优波长组合,能在一定程度上克服变量选择中的组合爆炸问题^[22],且波段选择速度快,但筛选到的波长并不稳定。GA 在波段选择上鲁棒性强,但是面临收敛速度慢、对初始种群有依赖性、“早熟”等问题^[23]。为了更好地协调 2 种波段选择方法,顾及 CARS 算法较快全局搜索能力和 GA 的局部搜索能力,将 CARS 算法与 GA 进行耦合。首先,将 CARS 算法多次运行筛选到的不同特征波段集

作为初筛结果(本次实验运行 5 次);其次,对初筛波段集进行编码、复制组成种群,并对种群中的个体随机选择若干个(本次实验选择 10)位置以 $p=0.5$ 的概率进行变异,将变异结果作为 GA 的初始化种群;最后,以 PLSR 模型的 RMSECV 值作为 GA 搜索特征波段的目标函数,通过种群迭代,选择 RMSECV 值最低的个体输出、解码获得最终精选的特征波段。波段选择的流程图如图 2 所示。

3.2 PLSR 模型与精度评定

PLSR 模型集中了主成分分析、典型相关分析、多元线性回归 3 种分析方法的特点,是目前较为常用的一种多元线性回归分析方法。PLSR 模型尤其适用变量数大于样本数的情况,通过采用降维思想,提取出对因变量解释性强的综合变量、去除冗余噪声,可以克服共线性问题,还能避免光谱建模中的过拟合问题,从而使得建立的模型有更好的鲁棒性^[24]。

另外本研究采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE) 2 种指标对模型性能进行评定。其中, R^2 反映模型的拟合程度,值越接近 1,表明拟合效果越好;RMSE 衡量预测值与真实值之间的偏差,值越低,说明模型的误差越低、精度越高。

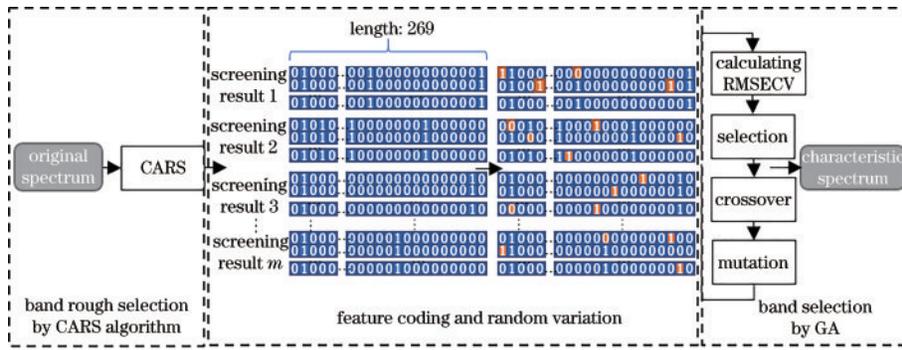


图 2 CARS-GA 波段选择流程图

Fig. 2 Flow chart of CARS-GA band selection

4 结果与分析

4.1 CARS-GA 方法特征波段筛选结果

以 FD 变换光谱为例,利用 CARS 算法筛选特征波段的过程图如图 3 所示。由图 3(a)可知,随采样次数增加,被选入波段数目逐渐减少,且速度变慢;图 3(b)是被选入的特征波段经十折交叉验证得到的

RMSECV 变化趋势图,随采样次数增加, RMSECV 整体呈先减少后增大的变化趋势。当采样次数为 38 时, RMSECV 值降至最低(0.40815),入选波段个数为 43。这说明在前 38 次波段筛选过程中,剔除了与 Cd 含量无关或相关性低的波段,模型误差降低。而在之后的筛选中,与 Cd 含量相关性高的波段也逐渐被去除,导致 RMSECV 值呈回升趋势,模型效果变差。

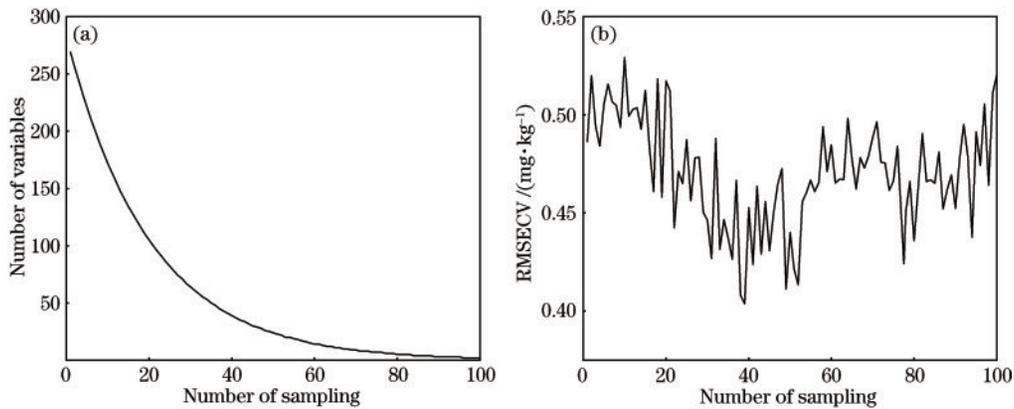


图 3 CARS 方法筛选变量。(a) 波段变量个数的变化; (b) RMSECV 变化

Fig. 3 Key variables selected by CARS method. (a) Change in number of waveband variables; (b) variation of RMSECV

图 4 是在 CARS 筛选的特征波段基础上,利用 GA 进行波段精细化筛选的过程。其中,种群个数设置为

200,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1(根据文献[25]及预实验所设置),纵轴代表目前为止最优个体的十折 RMSECV 值。由图 4 可知,随着迭代次数的增加,GA 通过局部搜索, RMSECV 值再次得到了降低,且中间有多次跳出了局部解,当迭代到第 309 次时,模型的误差保持不变,得到了最优解。证明了利用 GA 优化 CARS 算法的优越性,为 Cd 含量模型的反演提供了更好的特征波段组合。

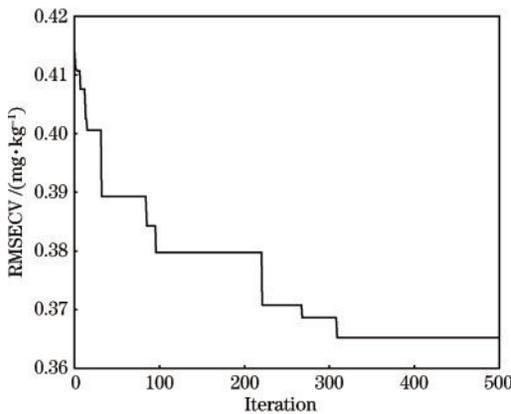


图 4 RMSECV 随迭代次数的变化

Fig. 4 RMSECV changes with the number of iterations

4.2 模型反演精度及对比分析

为了进一步说明 CARS-GA 波段选择方法在模型预测上的优越性,在标准正态变换和一阶微分 2 种变换光谱数据下,对 CC 分析法、CARS 算法和 CARS-GA 等 3 种波段选择方法提取到的波段分别建立 PLSR 模型,计算 R^2 、RMSE 并将其作为评价指标。其中,CC 分析法是通过逐步引进与 Cd 含量相关性最高

的前 n 个波段建立回归模型,选择模型精度最高所对应的波段组合作为特征波段。不同光谱变换下,3种

波段选择方法所建的模型在验证集上的 R^2 、RMSE 及筛选的特征波段数量对比图,如图 5 所示。

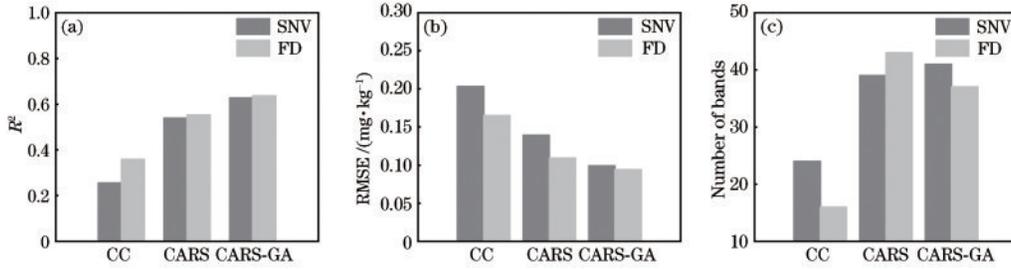


图 5 基于不同波段选择方法的 PLSR 模型结果对比。(a) R^2 对比图;(b) RMSE 对比图;(c) 特征波段数目对比图

Fig. 5 Comparison of PLSR model results based on different band selection methods. (a) Comparison chart of R^2 ; (b) comparison chart of RMSE; (c) comparison chart of number of characteristic bands

根据图 5(a)、图 5(b) 展示的精度评价结果,在任意一种变换光谱数据下,基于 CARS-GA 波段选择方法构建的 PLSR 模型精度均比基于 CC 分析法和 CARS 算法构建的模型精度高。以 FD 变换光谱为例, CARS-GA-PLSR 验证集的 R^2 为 0.636, 和 CC-PLSR、CARS-PLSR 模型验证集的 R^2 (0.358、0.553) 相比,分别提高了 0.288、0.093; CARS-GA-PLSR 验证集的 RMSE 为 0.094, 和 CC-PLSR、CARS-PLSR 模型验证集的 RMSE (0.165、0.109) 相比,分别降低了 0.073 和 0.017; 而波段选择的数目上, CARS-GA 算法

与 CC 分析法相比增加了有效特征波段,大大提高了模型精度,与 CARS 算法相比差异不大,但精度明显得到了提高。另外,同种波段选择方法中,基于 FD 变换光谱构建的模型精度要高于 SNV 光谱,展现了 FD 变换对 Cd 含量反演有较强的光谱信息增强能力。综上,利用 GA 优化 CARS 算法可有效选择最优波段组合,提高模型精度,且 6 种模型中, FD 变换下的 CARS-GA-PLSR 模型精度最高。

图 6、图 7 为基于 3 种波段选择方法的 PLSR 模型在验证集上样本实测值和预测值的散点图,可以看出

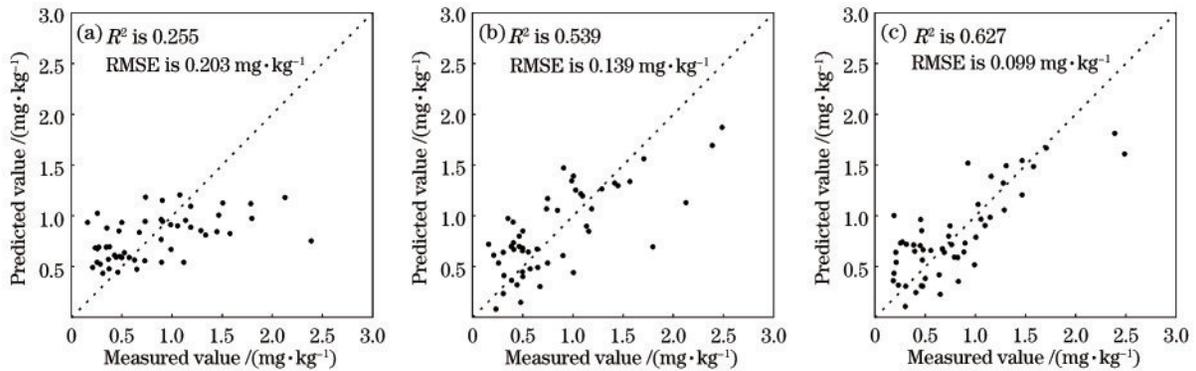


图 6 SNV 方式变换的光谱下模型验证集散点图。(a) CC-PLSR; (b) CARS-PLSR; (c) CARS-GA-PLSR

Fig. 6 Scatter diagram of model verification under transformed spectra by SNV. (a) CC-PLSR; (b) CARS-PLSR; (c) CARS-GA-PLSR

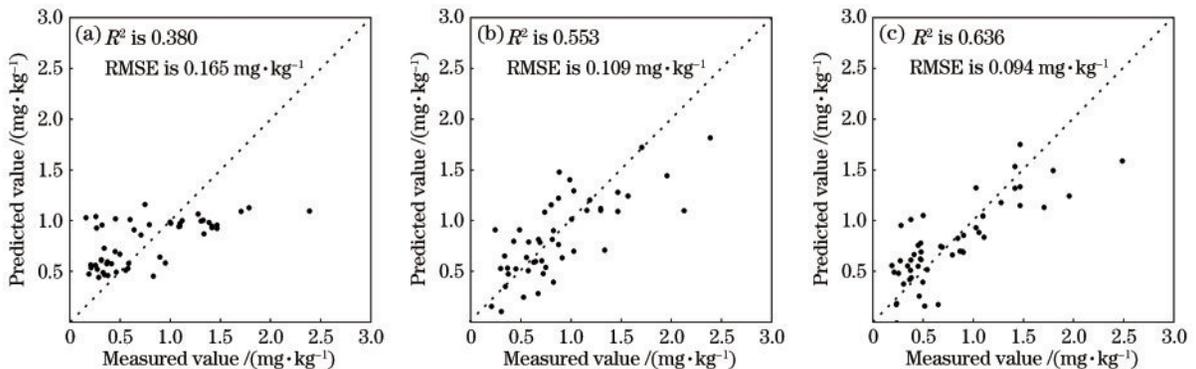


图 7 FD 方式变换的光谱下模型验证集散点图。(a) CC-PLSR; (b) CARS-PLSR; (c) CARS-GA-PLSR

Fig. 7 Scatter diagram of model verification under transformed spectra by FD. (a) CC-PLSR; (b) CARS-PLSR; (c) CARS-GA-PLSR

同种变换方式下,基于CC分析法构建的模型中,实测值和预测值的散点偏离 1:1 线最为严重,而基于 CARS-GA 算法所构建的模型散点更靠近 1:1 线。

4.3 特征波段分析

利用最优模型 FD-CARS-GA-PLSR 模型构建的 Cd 元素特征波段重要性图,如图 8 所示,其重要性是回归模型系数的绝对值经归一化计算所得。考虑到重金属元素通常具有较宽的光谱特征^[26],结合图 8 可知,对 Cd 含量估测起主导作用特征波段主要集中在以 544、715、1560、2142、2496 nm 为中心的几个波谱段内,该波段范围囊括在其他学者的研究结果内^[6, 27],而 Fe³⁺ 在 550、700 nm 处有明显的吸收谷,1400、2200、2455 nm 是土壤黏土矿物的反射峰^[28],这表明当地 Cd 元素主要受 Fe₂O₃ 以及黏土矿物等活性物质吸附作用的影响。

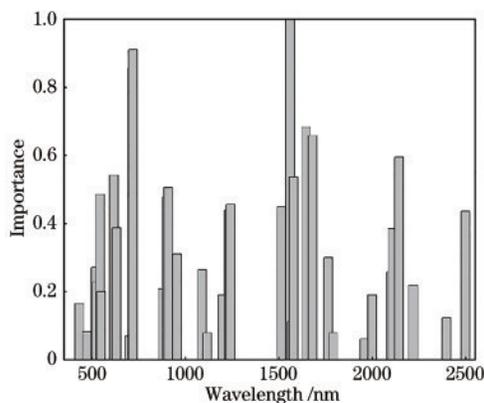


图 8 Cd 元素的特征波段重要性图

Fig. 8 Importance diagram of characteristic bands of Cd element

4.4 区域成图及分析

通过选取最优模型 (FD-CARS-GA-PLSR) 及 GF-5 数据,对整个潼关县裸地区域进行了 Cd 含量的反演,反演结果如图 9 所示。由图 9 可知,潼关县小秦

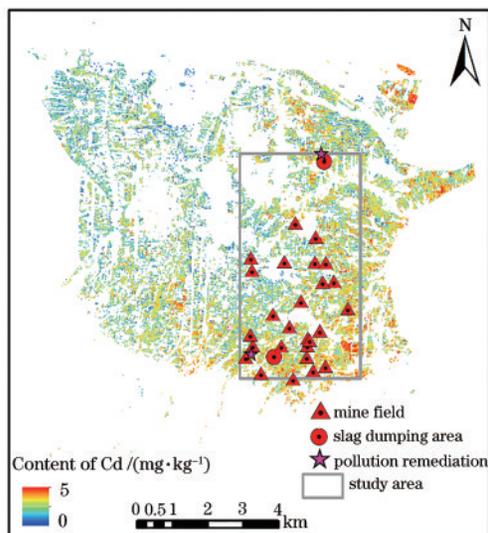


图 9 潼关县裸地区 Cd 含量分布图

Fig. 9 Distribution map of Cd content in bare area of Tongguan County

岭以北的东部地区(囊括了研究区)Cd 含量明显偏高,西北部 Cd 含量偏低,这与王爽^[29]利用克里金法插值潼关地区的 Cd 含量分布情况一致,且符合当地污染实际情况。

由图 9 可知,当地的矿山开采主要分布在潼关县南部的小秦岭山下,且经过高分影像目视解译及实地调研,在研究区中发现了很多现存的矿厂、矿渣倾倒区及污染修复区,这些污染源大多分布在研究区南部(小秦岭以北的东南区域),对附近的土壤造成了直接性污染。而研究区北部(潼关县东北部)不少提金厂在 20 世纪虽已被取缔或修复,但过去监管不严,提金所产生的矿渣和废弃物滥堆乱倒现象严重,从而造成了土壤重金属的严重污染。

5 结 论

利用 CARS-GA 波段选择方法筛选 Cd 元素的特征波段,建立潼关矿区周边土壤 Cd 含量的高光谱估测模型,并进行大面积反演。通过对比不同波段选择方法构建的模型精度,证明了 CARS-GA 波段选择方法的优越性,可以为重金属含量反演提供更好的精度支持;CARS-GA 算法通过先全局后局部的搜索策略,可最大程度搜索最优波段组合,根据 Cd 元素特征波段及其重要性分析,其特征波段主要集中在以 544、715、1560、2142、2496 nm 为中心的几个波谱段内;大面积反演裸地区域发现 Cd 污染主要分布在小秦岭以北的东部地区,这与其他研究结果一致。本研究在波段的选择方法上进行了一定的改善,使精度得到提升,但由于 GF-5 影像空间分辨率的限制,仅通过提取裸地区域进行反演仍无法避免混合像元的影响,因此后续研究将着重考虑光谱重建的问题,从数据源提高重金属含量估测精度。

参 考 文 献

- [1] Liu R P, Xu Y N, Zhang J H, et al. Effects of heavy metal pollution on farmland soils and crops: a case study of the Xiaolinling Gold Belt, China[J]. China Geology, 2020, 3(3): 402-410.
- [2] 余杨, 王雨春, 周怀东, 等. 三峡库区蓄水初期大宁河重金属食物链放大特征研究[J]. 环境科学, 2013, 34(10): 3847-3853.
Yu Y, Wang Y C, Zhou H D, et al. Biomagnification of heavy metals in the aquatic food chain in Daning River of the Three Gorges Reservoir during initial impoundment [J]. Environmental Science, 2013, 34(10): 3847-3853.
- [3] 李春婷, 张优优, 陈华舟, 等. 基于模拟退火的土壤钾含量近红外光谱波段优选[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(13): 1330002.
Li C T, Zhang Y Y, Chen H Z, et al. Near-infrared spectral waveband selection for soil potassium content based on simulated annealing[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(13): 1330002.

- [4] Kemper T, Sommer S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy[J]. *Environmental Science & Technology*, 2002, 36(12): 2742-2747.
- [5] Ma W B, Tan K, Du Q, et al. Estimating soil heavy metal concentration using hyperspectral data and weighted K-NN method[C]//2016 8th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS), August 21-24, 2016, Los Angeles, CA, USA. New York: IEEE Press, 2016.
- [6] 邹滨, 涂宇龙, 姜晓璐, 等. 土壤 Cd 含量实验室与野外 DS 光谱联合反演[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(10): 3223-3231.
- Zou B, Tu Y L, Jiang X L, et al. Estimation of Cd content in soil using combined laboratory and field DS spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(10): 3223-3231.
- [7] 刘嘉敏, 郑超, 张丽梅, 等. 基于图像重构特征融合的高光谱图像分类方法[J]. *中国激光*, 2021, 48(9): 0910001.
- Liu J M, Zheng C, Zhang L M, et al. Hyperspectral image classification method based on image reconstruction feature fusion[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(9): 0910001.
- [8] Feng F B, Li W, Du Q, et al. Dimensionality reduction of hyperspectral image with graph-based discriminant analysis considering spectral similarity[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(4): 323.
- [9] 蒙继华, 吴炳方, 杜鑫, 等. 遥感在精准农业中的应用进展及展望[J]. *国土资源遥感*, 2011, 23(3): 1-7.
- Meng J H, Wu B F, Du X, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2011, 23(3): 1-7.
- [10] 蔡东全, 吴泉源, 曹学江, 等. 基于 HJ1A-HSI 的龙口污水灌溉区土壤重金属含量反演[J]. *安全与环境工程*, 2015, 22(5): 33-39.
- Cai D Q, Wu Q Y, Cao X J, et al. Quantitative retrieval of soil heavy metal content in Longkou wastewater irrigation area based on HJ1A-HSI images[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2015, 22(5): 33-39.
- [11] Yin F, Wu M M, Liu L, et al. Predicting the abundance of copper in soil using reflectance spectroscopy and GF₅ hyperspectral imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102420.
- [12] 柏晗, 杨耘, 崔琴芳, 等. 基于 GA-XGBoost 模型的 GF-5 卫星影像土壤重金属含量反演研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 1230001.
- Bai H, Yang Y, Cui Q F, et al. Retrieval of heavy metal content in soil using GF-5 satellite images based on GA-XGBoost model[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1230001.
- [13] 林葇, 梁文静, 焦暘, 等. 陕西潼关县金矿矿区周边农田土壤重金属生态健康风险评估[J]. *中国地质*, 2021, 48(3): 749-763.
- Lin J, Liang W J, Jiao Y, et al. Ecological and health risk assessment of heavy metals in farmland soil around the gold mining area in Tongguan of Shaanxi Province[J]. *Geology in China*, 2021, 48(3): 749-763.
- [14] 王海洋, 韩玲, 谢丹妮, 等. 矿区周边农田土壤重金属分布特征及污染评价[J]. *环境科学*, 2022, 43(4): 2104-2114.
- Wang H Y, Han L, Xie D N, et al. Distribution characteristics of heavy metals in farmland soils around mining areas and pollution assessment[J]. *Environmental Science*, 2022, 43(4): 2104-2114.
- [15] 康一飞, 王树根, 韩飞飞, 等. 资源一号 02C 影像条带噪声去除的改进矩匹配方法[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2015, 40(12): 1582-1587.
- Kang Y F, Wang S G, Han F F, et al. Destriping methods of CBERS-02C satellite image based on improved moment matching[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(12): 1582-1587.
- [16] Adler-Golden S M, Matthew M W, Bernstein L S, et al. Atmospheric correction for shortwave spectral imagery based on MODTRAN4[J]. *Proceedings of SPIE*, 1999, 3753: 61-69.
- [17] 朱永豪, 邓仁达, 卢亚非, 等. 不同湿度条件下黄棕壤光谱反射率的变化特征及其遥感意义[J]. *土壤学报*, 1984, 21(2): 194-202.
- Zhu Y H, Deng R D, Lu Y F, et al. Varying characteristics of spectral reflectivity in different humidities of yellow-brown earth and its significance in remote sensing[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 1984, 21(2): 194-202.
- [18] 赵海龙, 甘淑, 袁希平, 等. 基于多尺度连续小波分解的土壤氧化铁反演[J]. *光学学报*, 2022, 42(22): 2230002.
- Zhao H L, Gan S, Yuan X P, et al. Inversion of soil iron based on multi-scale continuous wavelet decomposition [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(22): 2230002.
- [19] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [20] 胡军, 刘燕德, 欧阳爱国, 等. 基于 CARS 波段筛选的甲醇汽油中甲醇含量中红外光谱检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(23): 233002.
- Hu J, Liu Y D, Ouyang A G, et al. Mid-infrared spectroscopy detection of methanol content in methanol gasoline based on CARS band screening[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(23): 233002.
- [21] 姚欣, 李浩南, 张亚强, 等. 基于遗传算法和等效电路模型的窄带通频率选择表面光窗设计方法[J]. *中国激光*, 2022, 49(6): 0603004.
- Yao X, Li H N, Zhang Y Q, et al. Design method of optical window with narrow bandpass frequency selective surface based on genetic algorithm and equivalent circuit model[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(6): 0603004.
- [22] Li H D, Liang Y Z, Xu Q S, et al. Key wavelengths screening using competitive adaptive reweighted sampling method for multivariate calibration[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2009, 648(1): 77-84.
- [23] 唐世浩, 朱启疆. 遗传算法中初始种群与交叉、变异率

- 对解的影响及其解决方案[J]. 科技通报, 2001, 17(3): 1-7.
- Tang S H, Zhu Q J. Effects of the initial population, crossover and mutation rate to the results of genetic algorithms and a possible solution scheme[J]. Bulletin of Science and Technology, 2001, 17(3): 1-7.
- [24] Wold S, Sjöström M, Eriksson L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2001, 58(2): 109-130.
- [25] Kong W J, Ding J L, Chai T Y, et al. Large-dimensional multi-objective evolutionary algorithms based on improved average ranking[C]//49th IEEE Conference on Decision and Control, December 15-17, 2010, Atlanta, GA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 502-507.
- [26] 黄长平, 刘波, 张霞, 等. 土壤重金属 Cu 含量遥感反演的波段选择与最佳光谱分辨率研究[J]. 遥感技术与应用, 2010, 25(3): 341, 353-357.
- Huang C P, Liu B, Zhang X, et al. Study on band selection and optimal spectral resolution for prediction of Cu contamination in soils[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(3): 341, 353-357.
- [27] 江振蓝, 杨玉盛, 沙晋明. GWR 模型在土壤重金属高光谱预测中的应用[J]. 地理学报, 2017, 72(3): 533-544.
- Jiang Z L, Yang Y S, Sha J M. Application of GWR model in hyperspectral prediction of soil heavy metals[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(3): 533-544.
- [28] 成永生, 周瑶. 土壤重金属高光谱遥感定量监测研究进展与趋势[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(11): 3450-3467.
- Cheng Y S, Zhou Y. Research progress and trend of quantitative monitoring of hyperspectral remote sensing for heavy metals in soil[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(11): 3450-3467.
- [29] 王爽. 陕西省潼关县农田土壤及农作物重金属污染现状研究[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2014: 20-21.
- Wang S. The study of heavy metal pollution of agricultural soils and crops of Tongguan Shaanxi Province [D]. Xi'an: Northwest A & F University, 2014: 20-21.