

文章编号:1001-9014(2011)02-0109-06

重金属含量的高光谱建模反演:考古土壤中的应用

徐明星^{1,2}, 吴绍华^{1,2*}, 周生路¹, 廖富强³, 马春梅¹, 朱诚¹

(1. 南京大学 地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210093;

2. 中国科学院南京土壤研究所 土壤与农业可持续发展国家重点实验室, 江苏 南京 210008;

3. 江西师范大学 地理与环境学院, 江西 南昌 330022)

摘要: 基于反射高光谱快速、无损的检测优势, 以不同历史时期考古土壤作为光谱信息来源, 应用相关分析和多元变量统计方法, 构建了历史时期土壤重金属含量的高光谱反演模型. 结果表明, Cd、Cr、Cu、Ni 和 Pb 含量与原始光谱在 400~550nm 和 1000~2500nm 存在显著相关, 微分转换有助于提取土壤中重金属元素信息. 一阶微分光谱的多元线性逐步回归模型为反演历史时期土壤重金属含量的最佳模型, 其判定系数最小为 0.92, 均方根误差最大为 1.83. As 与反射光谱相关性受到铁的氧化物、有机质及碳酸盐类矿物的影响; Cd、Cu 和 Ni 主要受到铁的氧化物、粘土矿物和有机质的影响; Cr 则受多种因素综合作用, 情况较复杂; Pb 主要受到铁的氧化物和粘土矿物的影响.

关键词: 高光谱; 土壤重金属含量; 多元线性逐步回归;

中图分类号: TP72 文献标识码: A

Hyperspectral reflectance models for retrieving heavy metal content: application in the archaeological soil

XU Ming-Xing^{1,2}, WU Shao-Hua^{1,2*}, ZHOU Sheng-Lu¹,

LIAO Fu-Qiang³, MA Chun-Mei¹, ZHU Cheng¹

(1. School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China;

2. State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;

3. School of Geography and Environment, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

Abstract: This paper, based on the rapid and nondestructive testing of hyperspectral reflectance compared with conventional methods, constructed hyperspectral models for retrieving soil heavy metal content in different historical period by correlation analysis and multivariable statistical method. The result shows that the correlation between content of Cd, Cr, Cu, Ni, Pb and hyperspectral reflectance of 400~550nm and 1000~2500nm is more distinguished than other bands, and that the correlation enhanced remarkably after the original spectra derivate transformed. The first derivate stepwise linear regression model is optimal for retrieving soil heavy metal content in different period, with a minimum determination coefficient of 0.92 and maximum RMSE of 1.83. The relationship of As with reflectance spectra was affected by ferrous oxides, organic matter and carbonate mineral; of Cd, Cu and Ni, by ferrous oxides, clay mineral and organic matter, respectively; of Cr, by many factors; and of Pb, by both ferrous oxides and clay mineral.

Key words: hyperspectral reflectance; heavy metal content; multiple linear stepwise regression

PACS: 89.60.Ec

引言

土壤重金属具有残留时间长、迁移性小、易累积等特点, 并可通过食物链威胁人体健康, 而备受关

注. 传统的土壤重金属调查方法成本高、效率低, 针对不同种类重金属元素, 需要不同的分析、测试方法, 因而无法对重金属含量做到快速、动态的监测.

光谱分析技术作为一种新型的快速、无损检测

收稿日期: 2010-05-04, 修回日期: 2010-10-08

Received date: 2010-05-04, revised date: 2010-10-08

基金项目: 土壤与农业可持续发展国家重点实验室开放基金课题(Y052010004); 江苏农用地质量动态监测研究(2004LY001); 国家自然科学基金重大项目(90411015)

作者简介: 徐明星(1983-), 男, 安徽滁州人, 博士研究生, 主要从事土地资源与环境研究, E-mail: xumingxing@smail.nju.edu.cn.

* 通讯作者: E-mail: shaohuawu@126.com.

方法,已经被广泛应用于土壤有机质^[1]、盐分^[2]、碳和氮含量^[3]等方面的精确反演.就重金属而言,其在土壤中的含量很低,对土壤光谱曲线影响很微弱,甚至没有任何影响^[4],通过直接分析重金属元素的特征光谱来估算其含量比较困难.可是,基于有机质、铁锰氧化物和黏土矿物对土壤重金属元素吸附的机理^[5],利用反射光谱技术预测土壤重金属含量得到快速发展^[6,7].

光谱分析作为规避传统土壤重金属调查弊端的有效技术,除了对快速预测现代人类活动作用下的重金属含量有显著作用外,还应能够准确反演历史文化背景下土壤重金属的含量,然而关于这方面的应用还鲜有报道.利用历史时期的考古土壤作为光谱信息源,结合实验室实测重金属含量,尝试建立反演历史文化背景下土壤重金属含量的最佳模型.

1 样品采集和测试

1.1 采样与制样

试验土壤于2006年12月采自苏北梁王城考古遗址 T3802 探方南壁,根据考古地层的划分,样品从上到下分属以下11个层位:1为现代耕土层;2为淤泥层,土壤呈浅黄色;3为宋元层,土壤呈浅黄色;4为宋元层,土壤颜色加深;5为六朝层;6为六朝层;7为战国时期地层;8为西周时期地层,土壤呈深褐色;9为西周时期地层,土壤呈深灰色;10为大汶口、龙山文化层,土壤呈深灰色,夹有红烧土颗粒;11为次生土层,黄色土中夹深灰色条带土.每个层位采集1个土壤样品,共采集11个.土壤采集后,风干、磨细,分别过20,60和100目标标准筛,供土壤重金属及有机质含量测定.为了保持水分的相对一致性,将过100目标标准筛的适量土样在40℃条件下烘24h后,在干燥器中干燥24h,备光谱测试之用.

1.2 室内样品测定

1.2.1 土壤重金属含量测定

全 As 含量采用还原气法——原子荧光光谱法测定.全 Cd、全 Cr、全 Cu、全 Ni 和全 Pb 含量采用三酸(HF-HNO₃-HClO₄)消化法制备待测液,Cd 采用石墨炉原子吸收法测定,其余采用电感耦合高频等离子体发射光谱法(即 ICP 法)测定.有机质含量采用重铬酸钾加热法测定,样品测试在中科院南京土壤研究所分析测试中心完成,为保证分析质量,用国家地球化学标准样进行质量控制.

1.2.2 土壤光谱测定

采用 ASD FieldSpec Pro FR 型光谱仪(光谱范

围 350~2500nm)对过 100 目筛的土壤样品进行光谱测试.测试时以直径为 60mm 的培养皿装载土样,使用优良朗伯漫射材料聚四氟乙烯标定白板反射率(美国 Labsphere 公司产),使用功率为 50W 的卤素灯光源和 8°视场角的探头,探头垂直于土样表面,光源照射方向与垂直方向夹角 15°,探头到土样表面距离 15cm,光源到土样中心距离为 30cm,测试土样 4 个方向的光谱曲线,算术平均后作为该土样的反射光谱曲线.该光谱仪有较高的抽样间隔和光谱分辨率,在 350~1000nm 抽样间隔和光谱分辨率分别为 1.4nm 和 3nm,在 1000~2500nm 分别为 2nm 和 10nm,光谱仪重采样间隔为 1nm.由于波段测试范围两头(350nm 和 2500nm)附近为光谱数据不稳定区域,去除外界噪音影响较大的 350~399nm 和 2451~2500nm 两段数据^[8].

2 数据分析

由于光谱仪波段之间对能量响应上的差别,会使光谱曲线上存在许多“毛刺”噪声.选用长度为 9 的海明窗(Hamming)作为滤波器模板,对光谱曲线进行平滑优化处理.为了有效提取光谱信息,除了原始光谱外,还进行了一阶、二阶微分计算.

在对光谱数据进行微分处理时,虽然较大的光谱间隔可以得到更为平滑的反射光谱曲线,但是同样会造成信息量的损失.因此,首先需要确定微分光谱的最优光谱间隔,选取原则兼顾光谱最大的反射率与重金属含量相关性和最少的信息损失量.重金属含量与 3nm 光谱间隔的一阶微分光谱具有最高的相关性,见表 1,且 3nm 光谱间隔造成的信息损失量最少,故选择 3nm 为最佳光谱间隔进行后续分析.对光谱数据的平滑及微分处理均在 Unscrambler9.7 下进行.

表 1 重金属含量与不同光谱间隔一阶微分光谱反射率的相关性极值

Table 1 Maximal correlation coefficient between heavy metal content and the first derivate spectral reflectance of different sampling interval

| 重金属 | 光谱间隔(nm) | | | | |
|-----|----------|--------|--------|--------|--------|
| | 3 | 5 | 7 | 9 | 11 |
| As | 0.830 | 0.814 | 0.799 | 0.796 | 0.794 |
| Cd | -0.964 | -0.952 | -0.952 | -0.952 | -0.951 |
| Cr | -0.980 | -0.975 | -0.974 | -0.973 | -0.973 |
| Cu | 0.942 | 0.922 | 0.915 | 0.909 | 0.906 |
| Ni | -0.977 | -0.969 | -0.967 | -0.967 | -0.966 |
| Pb | -0.940 | -0.879 | -0.850 | -0.851 | -0.845 |

在分析光谱数据与重金属含量相关性的基础上,对土壤重金属含量与光谱变量应用线性回归分析、曲线估计理论进行拟合.稳定性和反演能力被用于评价模型,决定系数 r^2 用于判定模型的稳定性,均方根误差 RMSE 用于评估模型的反演能力.较高的判定系数和较小的均方根误差表明该模型更加稳定和精确.均方根误差 RMSE 可以表示为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i - u'_i)^2}, \quad (1)$$

式(1)中, u_i 为实测元素含量, u'_i 为预测元素含量, n 为土壤样品数量.

3 结果与讨论

3.1 重金属及有机质含量

重金属及有机质含量的统计结果见表 2, 供试土壤中 As 和 Cu 元素含量高于江苏省土壤元素背景值的平均值,但未达到显著水平 ($P_{As} = 0.31$ 、 $P_{Cu} = 0.20$). Pb 元素含量低于 ($P_{Pb} = 0.33$) 该背景值,其他 3 种元素含量均显著 (P_{Cd} 、 P_{Cr} 和 P_{Ni} 均小于 0.01) 低于该背景值. As 和 Cu 元素含量具有相对较大的变异系数(分别为 0.52 和 0.28),体现出两者容易受到人类活动的影响.总体而言,供试土壤有机质从底层至表层含量不断增加,至耕作层含量达到最大.

表 2 供试土壤重金属 ($\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$) 和有机质 (%) 含量统计结果

Table 2 Statistical result of soil heavy metals ($\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$) and organic matter content (%) for soil samples

| 元素 | 最小值 | 最大值 | 平均值 \pm 标准差 | 变异系数 | 背景值 | 有效样本数 |
|-----|-------|-------|------------------|------|-------|-------|
| As | 5.07 | 24.21 | 10.41 \pm 5.38 | 0.52 | 8.67 | 11 |
| Cd | 0.07 | 0.11 | 0.08 \pm 0.02 | 0.25 | 0.18 | 11 |
| Cr | 30.82 | 61.59 | 45.55 \pm 9.34 | 0.21 | 62.22 | 11 |
| Cu | 13.80 | 38.69 | 25.91 \pm 7.38 | 0.28 | 22.83 | 11 |
| Ni | 19.59 | 31.10 | 23.82 \pm 3.84 | 0.16 | 28.92 | 11 |
| Pb | 16.34 | 34.44 | 22.79 \pm 5.46 | 0.24 | 24.46 | 11 |
| 有机质 | 0.62 | 2.23 | 1.32 \pm 0.42 | 0.18 | | 11 |

3.2 土壤光谱曲线分析

图 1(a) 显示的是光谱曲线经平滑优化预处理之后的结果.各层位的土壤光谱曲线形态大致相同,近似平行.在可见光波段(400 ~ 760nm),光谱反射曲线斜率较大,510nm,700nm 和 900nm 处存在微弱的 Fe^{2+} 和 Fe^{3+} 吸收峰.进入红外波段,曲线斜率变小,在 1400nm、1900nm 和 2200nm 附近出现强烈的吸收峰,通常认为与粘土矿物中所含的水分子和羟基有关^[9].耕土层土壤光谱反射率明显低于其它各

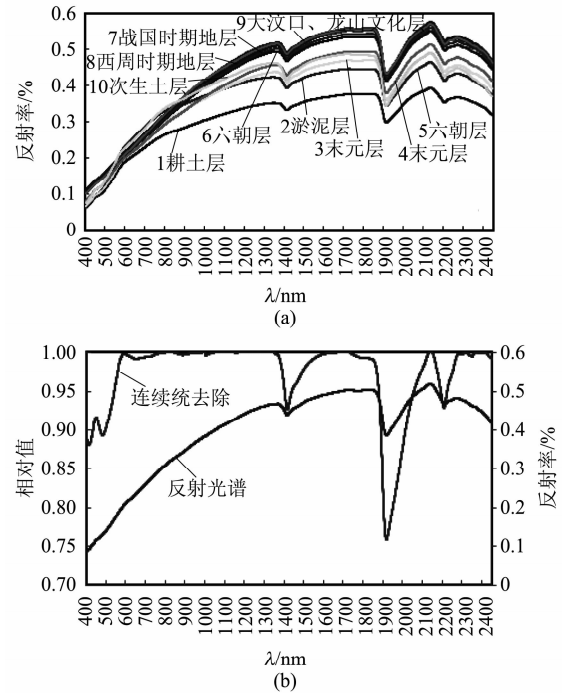


图 1 (a) 土壤样品的反射光谱曲线以及 (b) 特征吸收波段
Fig. 1 (a) Soil reflectance spectral curves (b) characteristic absorption bands

层,对应耕土层土壤具有最高的有机质含量.淤泥层、宋元层和次生土层土壤光谱反射率依次升高,处于光谱反射率的第二层次,其他各层的光谱反射率均处于反射率的最高层次.采用连续统去除法获得土壤的主要吸收波段的位置,明显的吸收带分别位于 509nm、697nm、1416nm、1915nm 和 2208nm 附近,见图 1(b).

3.3 重金属含量与光谱指标相关分析

将原始光谱、一阶微分光谱和二阶微分光谱与 6 种重金属元素进行相关分析,得到相关系数在各波段上的分布,见图 2.对于显著性水平 0.05、0.01,相关系数的临界值分别为 ± 0.549 、 ± 0.632 .

由图 2 可得,原始光谱与 As 的相关性未达到显著水平,而与 Cd、Cr、Cu、Ni 和 Pb 含量存在显著相关,集中于 400 ~ 550nm 和 1000 ~ 2500nm,涵盖了铁锰氧化物和粘土矿物的特征吸收区.其中,Cd、Cr 和 Ni 与原始光谱相关系数曲线形状接近,在大于 1000nm 的光谱范围内,相关系数随着波长的增长略有变大,而 Pb 则与之相反,Cu 与原始光谱相关系数分布方向与其他各元素相反,说明它对土壤光谱反射的贡献率反向于其他各元素.经一阶微分转换后,As、Cd、Cu、Ni 与 800 ~ 970nm 和 1020 ~ 1350nm 之间的光谱相关性得到显著增强,Cr 和 Pb 分别与 800

~900nm 和 800~870nm 之间的光谱相关性得到显著增强,这些波段范围也基本位于铁锰氧化物及其水化物的特征吸收光谱区域附近^[8].

As 与一阶、二阶微分光谱最大相关性出现在 594nm ($r = 0.830$) 和 505nm ($r = 0.916$), 均位于 Fe^{2+} 的特征吸收区域^[10]. Cd、Cr 和 Ni 与原始光谱的高相关波段分别为 2160nm ($r = -0.843$), 1918nm ($r = -0.958$), 和 2209nm ($r = -0.858$), 基本上位于层状硅酸盐矿物的特征吸收波段处^[8]. 与一阶微分光谱的最大相关系数分别出现在 1127nm ($r = -0.964$)、1272nm ($r = -0.980$) 和 1622nm ($r = -0.977$) 处, 与二阶微分光谱的最大相关系数分别在 1000nm ($r = 0.935$)、1082nm ($r = -0.927$) 和 1001nm ($r = -0.953$) 处, 位于铁锰氧化物及其水化物的特征吸收光谱区域附近^[8]. 除了 535~1143nm, Cu 与其他原始光谱反射率均呈显著正相关, 最大相关波段位于 Fe^{3+} 的特征吸收区域 (402nm, $r = 0.794$). 经微分转换后, 达到显著相关水平的光谱范围覆盖许多波段, 最高相关分别为 0.942 (1350nm) 和 -0.811 (887nm). 相关分析结果表明, 作为研究区主要重金属累积元素, Cu 在土壤反射光谱的铁锰氧化物吸收区域最为活跃. 除 580~832nm 外, Pb 与其他波段原始光谱的相关均达到显著水平, 最高相关波段为 518nm ($r = -0.848$), 与一阶、二阶微分光谱分别在 465nm ($r = -0.940$) 和 853nm ($r = 0.841$) 处获得最高相关, 位于 Fe^{2+} 和 Fe^{3+} 的特征光谱吸收区.

3.4 重金属含量的建模反演

3.4.1 多元线性逐步回归模型

反演重金属含量的多元线性逐步回归模型建立过程中, F 统计值被看作为逐步回归的标准, 引入和删除值分别设定为 0.05 和 0.1. 由于重金属含量和一阶微分光谱的显著相关性, 将重金属含量作为因变量, 一阶微分光谱作为自变量, 进行逐步回归分

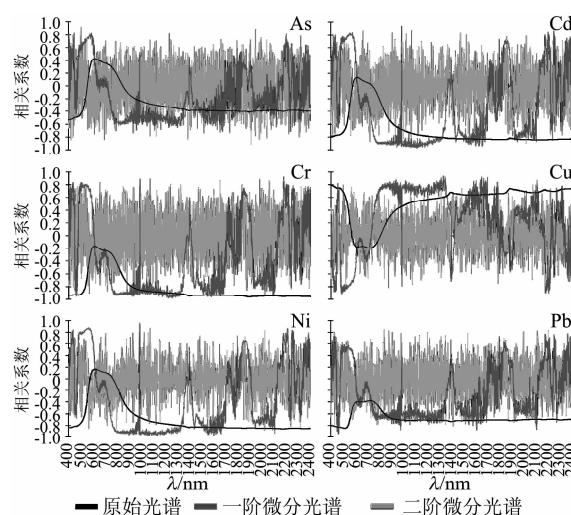


图2 原始、一阶微分和二阶微分光谱与重金属相关性系数分布

Fig. 2 Distribution of correlation coefficient of soil heavy metal with original, the first derivate and the second derivate spectral reflectance

析. 虽然逐步回归随着引入自变量数 (波段数) 的增加, 判定系数 (r^2) 不断增大, 但是由不确定性因素引起的噪音同样增加, 导致模型的稳定性和反演能力低, 也使得模型的解释变得更加困难^[1]. 因此, 如果判定系数 (r^2) 满足大于 0.90 的要求, 将引入较少的自变量至模型.

3.4.2 比率模型

计算各形式光谱数据中与重金属含量有最大正相关和最大负相关波段光谱数据的比率, 模拟该比率与重金属含量之间的关系. 不同重金属最优比率模型不尽相同, 对 As 元素而言, 没有发现最优模拟模型, Cd 和 Cu 分别于 $R_{(\lambda_{622}/\lambda_{2160})}$ 和 $R'_{(\lambda_{350}/\lambda_{493})}$ 具有较好的线性相关性, 而 Cr 和 Ni 元素与 $R'_{(\lambda_{2448}/\lambda_{1272})}$ 及 $R'_{(\lambda_{1001}/\lambda_{1622})}$ 的线性相关性一般, Pb 元素含量则与 $R_{(\lambda_{733}/\lambda_{518})}$ 具有相对较好的二项式关系, 见表 4.

表3 一阶微分光谱的逐步回归模型

Table 3 Stepwise linear regression prediction model of the first derivate of spectra

| 预测公式 (Formulae) | 判定系数 (r^2) | 均方根误差 (RMSE) |
|---|----------------|--------------|
| As = $88157.09 \times R'(\lambda_{594}) + 246665.94 \times R'(\lambda_{1691}) + 31632.25 \times R'(\lambda_{2390}) - 56.70$ | 0.93 | 1.10 |
| Cd = $-208.14 \times R'(\lambda_{1127}) + 0.14$ | 0.92 | 0.004 |
| Cr = $-170967.85 \times R'(\lambda_{1272}) + 75.03$ | 0.95 | 1.83 |
| Cu = $152731.22 \times R'(\lambda_{1350}) - 41805.67 \times R'(\lambda_{2423}) - 8.58$ | 0.94 | 1.54 |
| Ni = $-175860.69 \times R'(\lambda_{1622}) + 44.09$ | 0.95 | 0.76 |
| Pb = $-107688.38 \times R'(\lambda_{465}) - 56279.91 \times R'(\lambda_{2273}) + 66.79$ | 0.93 | 1.19 |

表 4 重金属含量的比率预测模型

Table 4 Ratio prediction model of soil heavy metal

| 预测公式 (Formulae) | 判定系数 (r^2) | 均方根误差 (RMSE) |
|--|----------------|--------------|
| $Cd = 0.25 \times R(\lambda_{626}/\lambda_{2160}) - 0.03$ | 0.86 | 0.01 |
| $Cr = -6.93 \times R'(\lambda_{2448}/\lambda_{1272}) + 12.53$ | 0.59 | 5.85 |
| $Cu = 98.64 \times R'(\lambda_{1350}/\lambda_{493}) + 20.51$ | 0.91 | 2.17 |
| $Ni = 4.76 \times R'(\lambda_{1001}/\lambda_{1622}) + 46.38$ | 0.57 | 2.33 |
| $Pb = -111.68 \times [R(\lambda_{733}/\lambda_{518})]^2 + 440.93 \times R(\lambda_{733}/\lambda_{518}) - 406.35$ | 0.71 | 2.71 |

3.4.3 弓曲差模型

弓曲差是指 600nm 处光谱反射率与 550nm 和 650nm 光谱反射率均值之间的差值^[1],表示如下

$$C = [R_{(\lambda_{550})} + R_{(\lambda_{650})}] / 2 - R_{(\lambda_{600})} \quad (2)$$

以重金属含量为因变量,弓曲差为自变量,确定两者之间的回归模型,见表 5。

表 5 重金属含量弓曲差预测模型

Table 5 Bow-curvature prediction model of soil heavy metal

| 预测公式 (Formulae) | 判定系数 (r^2) | 均方根误差 (RMSE) |
|---|----------------|--------------|
| $As = -975.95 \times C + 5.41$ | 0.53 | 3.55 |
| $Cd = -3.03 \times C + 0.07$ | 0.71 | 0.01 |
| $Cr = -2028.3 \times C + 34.84$ | 0.74 | 4.69 |
| $Cu = 1403 \times C + 33.51$ | 0.55 | 4.95 |
| $Ni = -803.82 \times C + 19.77$ | 0.76 | 1.76 |
| $Pb = -194344 \times C^2 - 3483 \times C + 12.98$ | 0.69 | 2.79 |

3.4.4 模型比较

显而易见,多元线性逐步回归得到的重金属含量反演模型要优于比率模型和弓曲差模型,其决定系数均大于 0.92,最大值为 0.95,均方根误差均小于 1.83,最小值仅为 0.004,表明多元线性逐步回归模型具有相对较高的稳定性,并可以有效反演历史文化时期的土壤重金属含量。不足之处在于,由于目前的工作只是阶段性成果,获得的样品数较少(共 11 个),因此缺乏验证集,不能对重金属含量的多元线性逐步回归模型的反演结果进行验证,后续工作会继续补充采样验证。

应用多元线性逐步回归模型反演 As 含量时见表 3,首先引入 594nm 的一阶微分光谱,该波段位于 Fe^{2+} 的光谱吸收区域,表明 As 受铁氧化物含量影响最大;其次引入 1691nm 波段,位于对有机质含量较敏感的 1630nm 附近^[11];最后引入了 2390nm 的一阶微分光谱,该波段位于大多数碳酸岩类地表矿物 2350nm 吸收峰的周围^[12]。对 Cd 而言,只需引入 1127nm 处的一阶微分光谱,该波段位于 Fe^{2+} 的 1000~1100nm 光谱吸收区附近^[10]。土壤中的 Cr 主要以可溶态存在,反演 Cr 含量时,引入的 1272nm

一阶微分光谱可能是水分含量、有机质等多种因素综合作用的表现。对 Cu 含量的反演,首先引入 1350nm 处的一阶微分光谱,该波段处于中心位置 1400nm 的水的吸收带,其次引入 2423nm 一阶微分光谱,表明 Cu 含量主要决定于粘土矿物含量。对 Ni 含量的反演,只需引入 1622nm 附近的一阶微分光谱,该波段对有机质含量变化较敏感,对应了碳等有机质还还原作用易使重金属沉降聚积。反演 Pb 含量时,首先引入位于 Fe^{3+} 光谱吸收区的 465nm 一阶微分光谱,其次为 2273nm 一阶微分光谱,该波段位于 Fe-OH 粘土矿物特征波段区^[13],对应了 Pb 在迁移过程可为粘土矿物所吸附的表生地球化学特性。

4 结论

(1) Cd、Cr、Ni、Cu 和 Pb 含量与 400~550nm 和 1000~2500nm 原始光谱存在显著相关,涵盖了铁锰氧化物和粘土矿物的特征吸收区。经微分转换后,光谱反射率与重金属含量相关性得到显著增强,主要集中于铁锰氧化物及其水化物的特征吸收区域附近,表明微分光谱有助于提取土壤中重金属元素信息。

(2) 利用一阶微分反射光谱能够有效的反演历史文化时期土壤重金属含量,基于多元线性逐步回归得到的反演模型要优于比率模型和弓曲差模型,为反演重金属含量的最佳模型,模型的决定系数均大于 0.92,最大值为 0.95,均方根误差则均小于 1.83,最小值仅为 0.004。

(3) As 与反射光谱同时受到铁的氧化物、有机质及碳酸盐类矿物的影响;对于 Cd,主要受到铁的氧化物(Fe^{2+} 形式)影响;Cr 是多种因素综合作用的结果,情况较复杂;Cu 和 Ni 的主要影响因素分别为粘土矿物和有机质;对于 Pb,铁氧化物(Fe^{3+} 形式)、粘土矿物(Fe-OH 形式)是其主要影响因素。

REFERENCES

- [1] Liu H J, Zhang Y Z, Zhang B. Novel hyperspectral reflectance models for estimating black-soil organic matter in Northeast China [J]. *Environ Monit Assess*, 2009, **154**:

- 147—154.
- [2] QU Yong-Hua, DUAN Xiao-Liang, GAO Hong-Yong, *et al.* Quantitative retrieval of soil salinity using hyperspectral data in the region of Inner Mongolia Hetao irrigation district [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (屈永华, 段小亮, 高鸿永, 等. 内蒙古河套灌区土壤盐分光谱定量分析研究. *光谱学与光谱分析*), 2009, **29**(5): 1362—1366.
- [3] Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. *Soil Science*, 2002, **167**(2): 110—116.
- [4] WU Yun-Zhao. Heavy metal pollution in suburban soils of the Nanjing area—a feasibility study of remote sensing geochemistry[D]. *Doctoral Thesis of Nanjing University* (吴昉昭. 南京城郊农业土壤重金属污染的遥感地球化学基础研究. *南京大学博士学位论文*), 2005.
- [5] WANG Lu, LIN Qi-Zhong, JIA Dong, *et al.* Study on the prediction of soil heavy metal elements content based on reflectance spectra[J]. *Journal of Remote Sensing* (王璐, 蔺启忠, 贾东, 等. 基于反射光谱预测土壤重金属元素含量的研究. *遥感学报*), 2007, **11**(6): 906—913.
- [6] Moron A, Cozzolino D. Exploring the use of near infrared reflectance spectroscopy to study physical properties and microelements in soils[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2003, **11**(2): 145—154.
- [7] Siebielec G, McCarty G, Stuczynski T I, *et al.* Near-and mid-infrared diffuse reflectance spectroscopy for measuring soil metal content[J]. *Journal of Environmental Quality*, 2004, **33**(6): 2056—2069.
- [8] XIE Xian-Li, SUN Bo, HAO Hong-Tao. Relationship between visible-near infrared reflectance spectroscopy and heavy metal of soil concentration[J]. *Acta Pedologica Sinica* (解宪丽, 孙波, 郝红涛. 土壤可见光—近红外反射光谱与重金属含量之间的相关性. *土壤学报*), 2007, **44**(6): 982—993.
- [9] XU Bin-Bin. Study on reflectance spectra of soil profiles [J]. *Soils* (徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究. *土壤*), 2000, **32**(6): 281—287.
- [10] ZHOU Ping. Quantitative retrieve of soil constituents using hyper spectrum[D]. *Doctoral Thesis of China University of Geosciences: Beijing* (周萍. 高光谱土壤信息的量化反演. *中国地质大学(北京)博士学位论文*), 2006.
- [11] Hummel J W, Sudduth K A. Soil moisture and matter prediction of surface and subsurface soil using and NIR soil [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2001, **32**(2): 149—165.
- [12] TIAN Qing-Jiu. Hyperspectral remote sensing archaeology on Xixi shell Mound site in Jiangsu [J]. *Remote Sensing Application* (田庆久. 江苏西溪贝丘遗址的高光谱遥感考古研究. *遥感应用*), 2007, (1): 22—25.
- [13] XIU Lian-Cun, ZHENG Zhi-Zhong, YU Zheng-Kui, *et al.* Mineral analysis technology application with near infrared spectroscopy in identifying alteration minerals [J]. *Acta Geologica Sinica* (修连存, 郑志忠, 俞正奎, 等. 近红外光谱分析技术在蚀变矿物鉴定中的应用. *地质学报*), 2007, **81**(11): 1584—1590.

(上接 108 页)

- [5] Wang W T, Qu J J, Hao X J, *et al.* An improved algorithm for small and cool fire detection using MODIS data: A preliminary study in the southeastern United States [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2007, **108**(2): 163—170.
- [6] Qian Y G, Yan G J, Duan S B, *et al.* A contextual fire detection algorithm for simulated HJ-1B imagery [J]. *Sensors*, 2009, **9**(2): 961—979.
- [7] Schroeder W, Prins E, Giglio L, *et al.* Validation of GOES and MODIS active fire detection products using ASTER and ETM+ data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, **112**(5): 2711—2726.