应用生态学报 2016年6月 第27卷 第6期 http://www.cjae.net
Chinese Journal of Applied Ecology, Jun. 2016, 27(6): 1775-1784 DOI: 10.13287/j.1001-9332.201606.030

基于 Hyperion 影像植被光谱的土壤重金属含量空间分布反演——以青海省玉树县为例

杨灵玉[1] 高小红[1*] 张 威[1,2] 史飞飞[1] 何林华[1] 贾 伟[1]
([1]青海师范大学生命与地理科学学院青海省自然地理与环境过程重点实验室/青藏高原环境与资源教育部重点实验室, 西宁 810008; [2]哈尔滨工程大学航天与建筑工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要 本研究主要探讨了利用 Hyperion 影像植被光谱估算土壤重金属含量的可行性.以野外采集的三江源区玉树县 48 个表层土壤样品 As、Pb、Zn、Cd 实验室测定含量值,以及从两景 Hyperion 影像提取的 48 个土壤样本点相应的 176 个植被光谱反射率波段及构建的 5 种植被指数为数据源,利用偏最小二乘回归方法(PLSR)建立土壤各重金属含量与上述两套 Hyperion 影像上提取的变量之间的估算模型.模型分别为 176 个植被光谱反射率波段与土壤各重金属含量间的估算模型(植被光谱反射率模型),和以 5 种植被指数作为自变量,与土壤各重金属含量建立的估算模型(综合植被指数模型).运用验证样本的 4 种重金属元素实测含量值的标准差与均方根误差的比值(RPD)作为检验标准,As、Pb 两种模型 RPD 均小于 1.4,不具备粗略估算能力;Zn、Cd 两种模型 RPD 分别为 1.53、1.46 与 1.46、1.42,均具备粗略估算能力.根据上述结果将 Zn 的光谱反射率估算模型与 Hyperion 影像相结合反演得到土壤重金属 Zn 含量的空间分布,Zn 含量在 214 国道、308 省道和乡镇附近偏高,主要受到较强的人类活动影响.表明运用 Hyperion 高光谱影像植被光谱反射率可以间接估算土壤 Zn、Cd 元素含量.

关键词 高光谱影像; 土壤重金属含量; 偏最小二乘回归; 植被光谱反射率; 玉树县

Estimating heavy metal concentrations in topsoil from vegetation reflectance spectra of Hyperion images: A case study of Yushu County, Qinghai, China.

YANG Ling-yu[1], GAO Xiao-hong[1*], ZHANG Wei[1,2], SHI Fei-fei[1], HE Lin-hua[1], JIA Wei[1] ([1]*Qinghai Province Key Laboratory of Physical Geography and Environmental Process/Ministry of Education Key Laboratory on Environments and Resources in Qinghai-Tibet Plateau, School of Life and Geographical Science, Qinghai Normal University, Xining* 810008, *China*; [2]*College of Astronautics and Civil Engineering, Harbin Engineering University, Harbin* 150001, *China*).

Abstract: In this study, we explored the feasibility of estimating the soil heavy metal concentrations using the hyperspectral satellite image. The concentration of As, Pb, Zn and Cd elements in 48 topsoil samples collected from the field in Yushu County of the Sanjiangyuan regions was measured in the laboratory. We then extracted 176 vegetation spectral reflectance bands of 48 soil samples as well as five vegetation indices from two Hyperion images. Following that, the partial least squares regression (PLSR) method was employed to estimate the soil heavy metal concentrations using the above two independent sets of Hyperion-derived variables, separately constructed the estimation model between the 176 vegetation spectral reflectance bands and the soil heavy metal concentrations (called the vegetation spectral reflectance-based estimation model), and between the five vegetation indices being used as the independent variable and the soil heavy metal concentrations (called synthetic vegetation index-based estimation model). Using RPD (the ratio of standard deviation from the 4 heavy metals measured values of the validation samples to RMSE) as the validation criteria,

本文由青海省科技厅自然科学基金项目(2011-Z-903)、青海师范大学创新基金项目(QS2012-08)、青海省重点实验室发展专项(2014-Z-Y24, 2015-Z-Y01)资助 This work was supported by the Natural Science Foundation from Science and Technology Department of Qinghai Province, China (2011-Z-903), the Innovation Foundation of Qinghai Normal University (QS2012-08) and the Key Laboratory Development Projects of Qinghai Province, China (2014-Z-Y24, 2015-Z-Y01).
2015-12-02 Received, 2016-03-22 Accepted.
* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: xiaohonggao226@163.com

the RPDs of As and Pb concentrations from the two models were both less than 1.4, which suggested that both models were incapable of roughly estimating As and Pb concentrations; whereas the RPDs of Zn and Cd were 1.53, 1.46 and 1.46, 1.42, respectively, which implied that both models had the ability for rough estimation of Zn and Cd concentrations. Based on those results, the vegetation spectral-based estimation model was selected to obtain the spatial distribution map of Zn concentration in combination with the Hyperion image. The estimated Zn map showed that the zones with high Zn concentrations were distributed near the provincial road 308, national road 214 and towns, which could be influenced by human activities. Our study proved that the spectral reflectance of Hyperion image was useful in estimating the soil concentrations of Zn and Cd.

Key words: hyperspectral images; soil heavy metal concentrations; partial least squares regression (PLSR); vegetation spectral reflectance; Yushu County.

草地资源作为三江源区水源涵养和畜牧业生产的承载者,有着不容忽视的生态功能价值和社会经济作用[1],土壤的环境状况对草地良性生长至关重要.土壤中重金属含量超标会抑制多数植物的细胞增长分裂以及某些酶的活性,降低植物的光合作用,严重影响植物的生长[2],并可能通过食物链直接或间接地对人体健康产生危害[3].因此及时了解土壤中重金属含量及其空间分布,对草地资源的可持续利用具有重要的意义.一般认为三江源区人口稀少、人类活动相对较弱,土壤受到重金属污染的可能性较小.然而有研究表明,重金属元素及一些有机污染物可经过大气环流长距离输送到遥远的高海拔地区而难以降解,逐步沉积到土壤中形成污染物的"储库",造成区域土壤的重金属污染[4-5].那么无工业分布的三江源地区土壤环境是否会受到污染呢? 针对上述问题,研究三江源区土壤重金属环境状况,探索有效、快速获取重金属含量的方法,对于三江源区生态环境保护具有重要的意义.

传统的土壤重金属污染研究耗时费力、效率低下,而且无法较好地获取元素的空间分布信息.高光谱遥感技术以快速、无损、无污染的优势为宏观获取土壤重金属元素信息提供了新的途径[6],高光谱遥感影像因具有窄而连续的波段、图谱合一等特点,成为近年来土壤科学新的研究热点.Chabrillat 等[7]研究表明,利用 AVIRIS 和 HyMap 高光谱影像通过滤波算法可以成功地反演裸土区的黏土矿物含量.Cécile 等[8]利用 HyMap 高光谱影像数据成功预测并反演了裸土区游离 Fe^{3+}、碳酸钙($CaCO_3$)、黏土矿物和阳离子交换量(CEC)4 种土壤指标,较好地反映了土壤成分的空间分布状况.Lu 等[9]利用 Hyperion 高光谱影像数据,分别采用多元逐步线性回归(MLSR)和偏最小二乘回归(PLSR)建立了张掖市裸土土壤成分模型,研究表明,其对土壤有机碳(SOC)、全磷(TP)含量和 pH 值估算具有较好的精度(决定系数 $R^2>0.6$,相对分析误差 RPD>1.5).目前土壤属性的遥感反演主要是针对裸土区域,而对有植被覆盖区域的土壤反演仍然面临诸多困难和挑战,还处于探索阶段.

尽管如此,仍有学者提出通过建立植被光谱反射率与土壤元素含量之间的关系来间接反演土壤属性[10].由于一些植物对重金属有富集作用,植物生长的土壤条件改变可以诱导植物叶绿素浓度、生理及冠层的改变,从而影响植被的光谱反射率[11].Kooistra 等[11-12]通过野外测量的植被高光谱反射率数据成功估测了土壤中的 Ni、Cd、Cu、Zn 和 Pb,以及其他一些属性.Anne 等[10]基于 Hyperion 高光谱影像,提取红树林冠层的反射光谱数据与土壤中的有机质、黏土矿物等土壤属性含量构建差值植被指数、比值植被指数模型及 PLSR 模型,并成功估测了这些土壤属性的含量.Piekarczyk 等[13]利用 PLSR 和 MLSR 方法建立黏土矿物、阳离子交换量及 pH 值与通过 ASTER 影像提取的植被光谱反射率之间的关系模型,成功估测了上述土壤属性的含量.

本文以三江源区青海省玉树县为例,试图以 Hyperion 高光谱遥感影像和野外采集的土壤样本数据为基础,分析植被光谱反射率与重金属含量之间的相关性,采用偏最小二乘回归法建立土壤重金属 As、Pb、Zn 和 Cd 含量与 Hyperion 高光谱影像植被反射率及植被指数之间的估算模型,最终探索利用 Hyperion 高光谱影像植被光谱反射率反演土壤重金属含量的可行性,为今后快速、有效获取三江源区土壤重金属元素含量及其空间分布提供方法支持.

1 研究区域与研究方法

1.1 研究区概况

玉树县(33°44′—33°46′ N,95°41′—97°44′ E)

位于三江源区南部，纵跨长江、澜沧江两大水系，土地总面积为 1.57×10^4 km^2[14]．地形以高原为主、山脉绵延，间有许多小盆地和湖盆，平均海拔为 4493.4 m．气候类型为冷热两季交替，干湿两季分明，日照时间长，辐射强烈，无明显四季区分的高原大陆性气候．土壤类型以高山草甸土为主，高山草原土、山地草甸土、灰褐土、沼泽土、高山寒漠土等土壤类型也有少量分布．主要植被类型以莎草科的蒿草及禾本科为主[15]，研究区地理位置及采样点分布见图 1．

1.2　样品采集与测定

于 2013 年 8 月 17—27 日，在研究区内沿公路每隔 0.5 km 采集一个样品，采集表层 0～30 cm 的土样，每份样品采集 1 kg 左右，共采集 40 个土壤样本．又将 2012 年 8 月 7—17 日用相同方法采集的落在研究区范围内的 8 个采样点补充到上述样本点中，共 48 个土壤样本点．利用手持 GPS 对所采土壤样点进行定位，并详细记录其土壤性状及植被覆被状况等相关信息．利用 ArcGIS 软件绘制采样点空间分布图（图 1）．土壤样品在室内自然风干，去除土壤以外的砂砾、植物残体等，用木棒研磨，分别过 20、60 和 100 目土壤筛，用于实验室元素化学成分测定．

土壤重金属元素（As、Pb、Zn、Cd）送交青海省有色地质测试中心测定，首先利用无污染的玛瑙球磨机对土样进行研磨，并用 HNO_3-HCl-$HClO_4$-HF 溶液对土壤样品进行微波消解．Pb、Zn、Cd 含量采用电感耦合等离子体质谱仪（ICP-MS）测定，As 含量采用原子荧光光度计（AFS-8130）测定．

1.3　土壤重金属污染评价

地质累积指数（Muller指数）[16] 不仅可以反映重金属分布的自然变化特征，而且可以判断人为活动对环境的影响，是区分人为活动的重要参数．其公式如下：

$$I_{geo}=\log_2(C_n/1.5B_n)$$

式中：I_{geo}为地质累积指数；C_n 为元素 n 的浓度；B_n 为元素 n 的背景值．

地质累积指数等级划分：$I_{geo}\leqslant0$，污染级别为 0，表示无污染；$0<I_{geo}\leqslant1$，污染级别为 1，表示轻度污染；$1<I_{geo}\leqslant2$，污染级别为 2，表示中度污染；$2<I_{geo}\leqslant3$，污染级别为 3，表示中-强污染；$3<I_{geo}\leqslant4$，污染级别为 4，表示强度污染；$4<I_{geo}\leqslant5$，污染级别为 5，表示强-极强污染；$I_{geo}>5$，污染级别为 6，表示极强污染．

1.4　遥感影像获取与植被光谱信息提取

本文所用遥感影像分别为 2 景 Hyperion 影像和 1 景 Landsat 8 OLI 影像，均从美国地质调查局网站（http://www.usgs.gov）免费获取．其中 Hyperion 影像编号分别为 EO1H1340372013215110Pa 和 EO1H1340372013223110Pa，接收时间为 2013 年 8 月 3 和 11 日，数据类型为 Level 1R 产品；Landsat 8 OLI 影像编号为 LO81350372013216BJC00，数据类型为 L1T，获取时间为 2013 年 8 月 30 日．

Hyperion 是在轨运行的高光谱星载成像光谱仪，其以推扫方式获取的数据包括 35 个可见光波段，35 个近红外波段和 172 个短波红外波段，共 242 个波段．其光谱分辨率高达 10 nm，地面分辨率为 30 m，扫描宽度为 7.5 km、长度为 42 km．由于获取的 Hyperion 影像存在着非正常像元、辐射畸变及几何畸变等问题，本文利用 ENVI 5.0 软件下的 Workshop

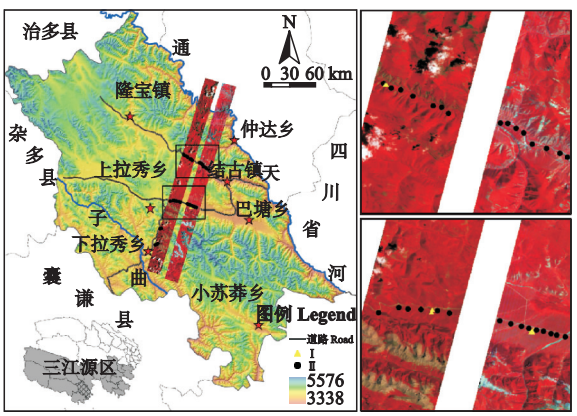


图 1　研究区地理位置及采样点分布

Fig.1　Location of the study area and distribution of soil sampling sites.

Ⅰ：2012 年采样点 Soil sampling sites in 2012；Ⅱ：2013 年采样点 Soil sampling sites in 2013.

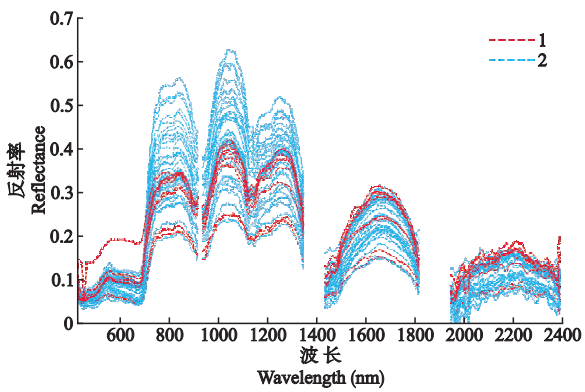


图 2　Hyperion 影像提取的植被光谱反射率

Fig.2　Vegetation reflectance spectrums extracted from Hyperion images.

1）2012 年土壤样本 Soil sampling sites in 2012；2）2013 年土壤样本 Soil sampling sites in 2013.

插件对 Hyperion 影像进行预处理:去除未定标和受水汽影响波段(剩余 176 个波段);将图像灰度值转为辐射能量值(可见光-近红外波段除以 40,短波红外波段除以 80)[17];坏线修复、条纹去除、Smile 效应(光谱在波长上的偏移[18])去除.影像噪声去除采用最小噪声分离法(MNF),即用 MNF 滤波算法分离噪声和图像信号,判定哪些波段包含相关图像,用波谱子集选择平滑噪声波段,然后进行反向 MNF 变换[18].将去噪后的影像进行 FLAASH 大气校正,利用 Landsat 8 OLI 影像作为基准图对 Hyperion 影像进行几何纠正(精度控制在半个像元之内),两景影像的几何校正总均方根误差分别为 0.17 和 0.23.在校正后的影像上提取与野外采样点相对应的植被光谱反射率,并绘制出植被光谱反射率曲线图(图 2).

1.5 基于光谱特征的植被指数计算

植被指数可以定量反映植被生物物理参数,监测植被的生长状况[19].可见光/近红外波段是植被光谱中最典型的两个波段,其间的反差是植物量变化最敏感的度量指标,对同一生物物理现象能够产生截然相反的光谱响应现象,因而采用可见光/近红外之间的波段组合有利于增强或揭示植被光谱隐含信息[2].Lee 等[20]指出,运用除可见光/近红外波段以外的其他波段组合对植被特征的估算和监测可能更有用.为了全面反映植被的光谱特征,本文选取 5 种植被指数:归一化差值植被指数(NDVI)、差值植被指数(DVI)、比值植被指数(SR)、水分胁迫指数(MSI)、归一化水体指数(NDWI).其中,$NDVI=(NIR-RED)/(NIR+RED)$,是反映生物量和植被监测的指标,值越大表明植被生长状况越好;$DVI=NIR-RED$,值越大,植被生长状况越好,受重金属污染胁迫越小;$SR=NIR/RED$,提供植被光谱吸收反射的重要信息,度量植被长势及丰度;$MSI=SWIR/NIR$,用于测量冠层水分含量;$NDWI=(NIR-SWIR)/(NIR+SWIR)$,用于测量冠层水分含量.

1.6 模型构建方法

偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)建模方法利用了主成分提取的思想,能够较好地简化光谱数据结构,尽可能地降低光谱数据的信息冗余和回归模型中的过拟合问题,有效地解决了高光谱数据多个波段间的多重相关性问题,提高了模型的稳健性[21].本文基于该方法建立光谱估算模型,利用交叉验证中的留一法(leave-one-out)来确定模型的最佳主成分个数,并利用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)及相对分析误差(RPD)等指标[22]评价模型的稳定性和估算精度.Chang 等[22]指出,当 $R^2>0.5$、RPD>2 时估算模型具有极好的预测能力;当 1.4<RPD<2.0 时,模型可以对样本进行粗略估算;RPD<1.4 表明模型无法进行估算.

2 结果与讨论

2.1 土壤重金属含量统计特征

对实测的玉树县土壤样品重金属含量进行统计分析,结果如表 1 所示.表中的标准为国家土壤环境质量标准(GB 15618—1995)规定的Ⅰ级标准和Ⅱ级标准[23].I 级标准的土壤环境质量基本保持自然背景水平;Ⅱ级标准的土壤环境质量基本上不造成植物和环境的危害[23].背景值为 1990 年青海省土壤环境背景值[24].从表 1 可以看出,研究区 As、Cd 含量的平均值略高于Ⅰ级标准,低于Ⅱ级标准; Pb、Zn 含量均低于Ⅰ级标准,基本保持自然背景水平.As、Pb、Zn 和 Cd 含量的平均值均高于 1990 年青海省土壤环境背景值,说明三江源区生态环境已经受到人类的干扰,有向污染发展的趋势.从地质累积指数看,As、Cd 值在 0~1 之间,表示已受到轻度污染,Pb、Zn 的值小于 1,表示未受到污染.变异系数可以反映土壤性质的变异程度,变异系数值在 0~10%为小变异,10%~100%为中等变异,大于 100%为高度变异[25].本研究中4种重金属元素的变异系数都处

表 1 玉树县土壤重金属含量统计

Table 1 Summary statistics of the soil heavy metal contents in Yushu County

元素 Element	最大值 Maximum (mg·kg^{-1})	最小值 Minimum (mg·kg^{-1})	平均值 Mean (mg·kg^{-1})	标准差 SD	变异系数 CV (%)	青海省 1990 年背景值 Background value of Qinghai Province in 1990 (mg·kg^{-1})	地质累积指数 Geo-accumulation index	国家Ⅰ级标准 National primary standard (mg·kg^{-1})	国家Ⅱ级标准 National secondary standard (mg·kg^{-1})
As	36.60	9.71	21.48	5.29	24.6	13.20	0.12	15.00	30.00
Pb	34.37	19.48	26.70	3.52	13.2	20.10	−0.18	35.00	300.00
Zn	131.91	59.88	81.98	14.77	18.0	76.10	−0.48	100.00	250.00
Cd	0.80	0.11	0.26	0.12	44.7	0.13	0.42	0.20	0.30

于 10%~100%,为中等变异.相比较而言,As、Pb、Zn 变异系数较小,而 Cd 变异系数较高,为 44.7%,说明 Cd 含量在空间上的变异程度较大.

2.2　土壤重金属元素含量与植被指数的相关性

由于 5 种植被指数为宽波段植被指数,而可见光-近红外区域以及短波红外区域有很多波段,由此所构建的植被指数波段组合很多.利用 SPSS 对 As、Pb、Zn 和 Cd 4 种重金属元素与所构建的 5 种植被指数依次进行相关分析,并采用 P 统计量作显著性检验,以确定与每种元素相关性最大的植被指数组合波段,结果见表 2.从表 2 可以看出,As、Pb 与各植被指数的相关性相较于 Zn、Cd 整体上偏低.As、Pb、Zn 和 Cd 依次与植被指数 DMSI、DMSI、SR、NDVI 相关性最大,而且 4 种元素含量值与植被含水量有着密切的关系.有研究表明,重金属可以阻碍植物中水分输送,导致植物体内严重失水,影响植被光谱反射率[26].

2.3　基于植被光谱反射率和植被指数的重金属估算模型构建

本研究中集的 48 个土壤样本主要包括高山草甸土、高山碎石两种土壤类型,其中高山草甸土 41 个,高山碎石 7 个(见青海省 1 : 100 万土壤类型图).为了使建模样本和验证样本的重金属含量分析值都能覆盖土壤样品重金属含量的变化范围,代表总体样本,提高模型的估算精度.本文将 48 个土壤样本按照土壤重金属含量的大小排序,从第 1 个样本开始每隔 2 个样本抽取一个样本用于模型的检验,剩余样本作为建模样本,得到的建模样本有 32 个,验证样本 16 个.

将构建的 5 种植被指数分别与土壤重金属 As、Pb、Zn、Cd 含量建立线性回归方程,结果发现模型精度均未达到粗略估算样本的能力,R^2 为 0.19~0.39.这可能是因为单个的植被指数包含的光谱信息量少,无法全面地反映植被的光谱特征.因此将 5 种植被指数作为自变量,与土壤重金属含量建立 PLSR 模型(本文中将此模型称为综合植被指数模型),同时建立 Hyperion 高光谱影像提取的植被光谱反射率与土壤重金属含量之间的 PLSR 模型(本文中将此模型称为植被光谱反射率模型)与其进行对比.建模结果见表 3.

As、Pb 在植被光谱反射率模型中建模 R^2 达到 0.5,在综合植被指数模型中建模精度较低,R^2<0.5.两个模型的 RPD 均小于 1.4,不具备粗略估算样本能力.Zn、Cd 的两个模型都达到了粗略估算样本的能力且植被光谱反射率模型精度高于综合植被指数模型.虽然综合植被指数模型精度较低,但比起单一植被指数模型,从不能估算 Zn、Cd 含量到能够粗略估算其含量有了较大的提高.为了直观地显示模型

表 2　5 种植被指数最佳组合波段与 4 种重金属元素含量的相关系数

Table 2　Correlation coefficients between the optimal combination bands from five vegetation indices and four heavy metals concentrations

植被指数 Vegetation index	As		Pb		Zn		Cd	
	最佳波段组合 Optimal band combination	相关系数 Correlation coefficient	最佳波段组合 Optimal band combination	相关系数 Correlation coefficient	最佳波段组合 Optimal band combination	相关系数 Correlation coefficient	最佳波段组合 Optimal band combination	相关系数 Correlation coefficient
NDVI	b803 b742	−0.480**	b803 b742	−0.410**	b803 b732	−0.556**	b803 b732	−0.522**
DVI	b793 b691	−0.439**	b793 b691	−0.401*	b772 b732	−0.501**	b772 b732	−0.442**
SR	b996 b742	0.439**	b996 b742	0.431**	b772 b732	−0.558**	b772 b732	−0.518**
MSI	b1316 b762	0.575**	b1316 b762	0.533**	b1316 b996	0.529**	b1305 b864	0.478**
NDWI	b793 b1316	−0.608**	b793 b1316	−0.547**	b1316 b996	−0.542**	b1316 b996	−0.478**

* P<0.05; ** P<0.01.

表 3　重金属含量光谱估算模型参数

Table 3　Estimated spectral model parameters for soil heavy metal contents

元素 Element	植被光谱反射率模型 Vegetation spectral reflectance estimation model							综合植被指数模型 Synthetic vegetation indices estimation model						
	建模样本 Calibration sample	PC	建模集 Calibration		验证集 Validation			验证样本 Validation Samples	PC	建模集 Calibration		验证集 Validation		
			R_{2cv}	$RMSE_{cv}$	R_v^2	$RMSE_v$	RPD			R_{cv}^2	$RMSE_{cv}$	R_v^2	$RMSE_v$	RPD
As	32	6	0.54	3.747	0.38	4.088	1.29	16	4	0.46	3.835	0.36	4.302	1.23
Pb	32	6	0.52	2.296	0.47	2.982	1.25	16	4	0.35	2.789	0.35	2.880	1.26
Zn	32	6	0.66	8.988	0.60	8.786	1.53	16	4	0.51	11.177	0.53	9.221	1.46
Cd	32	4	0.55	0.084	0.54	0.064	1.46	16	5	0.51	0.089	0.52	0.066	1.42

PC: 主成分 Principal component.

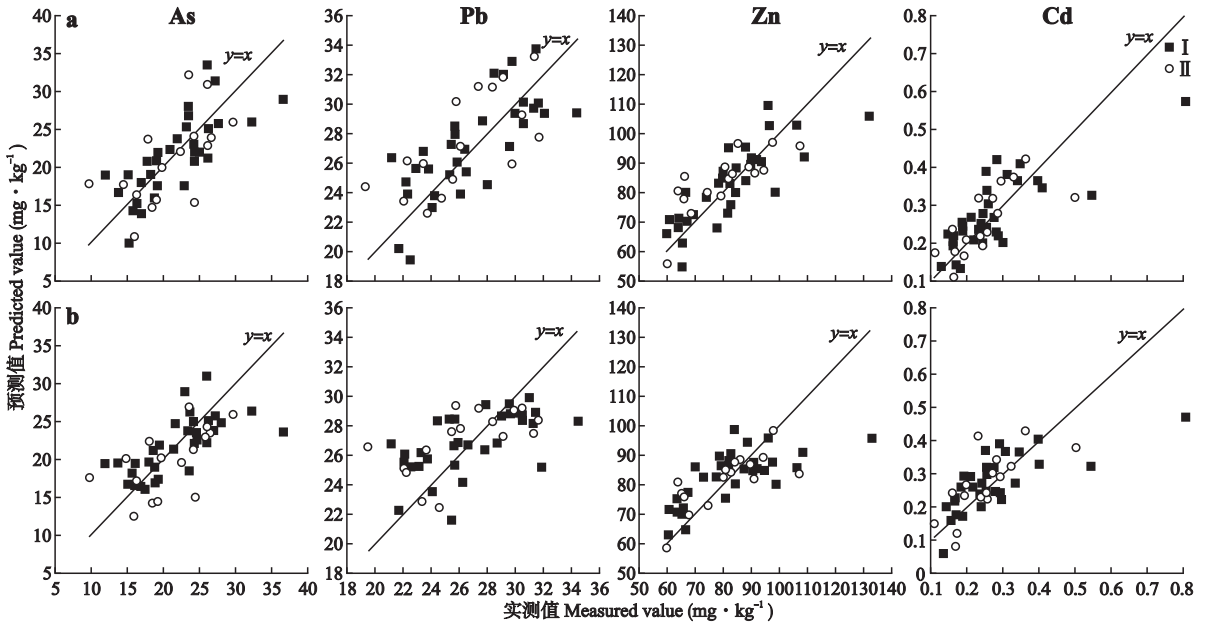


图 3 重金属含量建模样本(Ⅰ,n=32)和验证样本(Ⅱ,n=16)实测值与预测值的散点图

Fig.3 Scatter plots of the measured and predicted values for soil heavy metal contents from calibration (Ⅰ, n=32) and validation datasets (Ⅱ, n=16).

a) 植被光谱反射率模型 Vegetation spectral reflectance estimation model; b) 综合植被指数模型 Synthetic vegetation indies estimation model.

的建模精度和验证精度,利用 MatlabR2010b 绘制了各重金属含量建模、验证的实测值与预测值的散点图(图 3).

从散点图上可以看出,植被光谱反射率模型中 As、Pb、Zn 和 Cd 建模样本实测值和预测值的散点集中在 $y=x$ 线附近,而验证样本中 As、Pb 实测值和预测值的散点偏离 $y=x$ 线较远,两种元素模型验证精度均较低,而 Zn、Cd 的实测值和预测值散点除部分偏离 $y=x$ 线外,其余都在 $y=x$ 线附近;在综合植被指数模型中,As、Pb 建模样本和验证样本中实测值与预测值的散点偏离 $y=x$ 线均较远,Zn、Cd 建模样本和验证样本的实测值与预测值的散点偏离 $y=x$ 线较基于光谱反射率模型中的远,而且高值低估现象严重.

由于本文主要利用遥感影像的植被光谱反射率间接反演土壤重金属含量,因此分析植被光谱反射率与土壤重金属含量的关系十分重要.图 4 为 As、Pb、Zn 和 Cd 的 PLSR 模型系数图,从中可以看出,对 4 种元素含量估算影响较大的波段大都集中在近红外-短波红外区域(906~2300 nm).可见光区,As 和 Zn 对 620 nm 附近的波段较为敏感,而 Cd 对 400~500 nm 处的波段较敏感,这些波段为叶绿素吸收区域与 Kooistra 等[11]的研究结果相一致.近红外-短波红外区,Zn 较敏感的波段有:956、1426、1996~2300 nm 附近,这些波段为叶片中蛋白质、木质素及淀粉的吸收区域;As 和 Pb 较为敏感的波段有:920、1426、2200~2300 nm 附近,这些波段主要为蛋白质、木质素、糖、淀粉、纤维素和氮的吸收区域[11];Cd 仅对短波红外区 2000~2300 nm 波段敏感.重金属元素之所以对这些波长(段)敏感,是因为其进入植物体内会破坏植物细胞质膜的组成和完整性,而这些参量是构成植物细胞必不可少的因子[27].对于 Cd 来说,近红外区几乎没有敏感波段,今后在预测 Cd 含量时可直接用可见光波段和短波红外波段进行预测,减少工作量.

2.4 基于 Hyperion 影像的土壤重金属含量空间分布格局反演

由于 As、Pb 模型精度没有达到估算要求,Cd 模型精度和 Zn 的综合植被指数模型精度虽然达到了估算要求,但其精度偏低,不适合大面积反演,故本文只利用植被光谱反射率模型对 Zn 含量进行空间分布反演.

为了减少影像上水体和云对反演精度的影响,本文采用归一化差值植被指数 NDVI 对研究区的水体和云进行提取.根据研究区实际情况,经过反复试验,设定 NDVI<0.1 时为水体和云,在 ENVI 5.0 中利用监督分类法将其提取出来,并运用 ArcGIS 10.1 中的 Eliminate 对提取结果进行去碎图斑处理,最后制作掩膜文件对反演前的影像进行掩膜处理.利用光谱反射率估算模型结合Hyperion影像进行反演,得

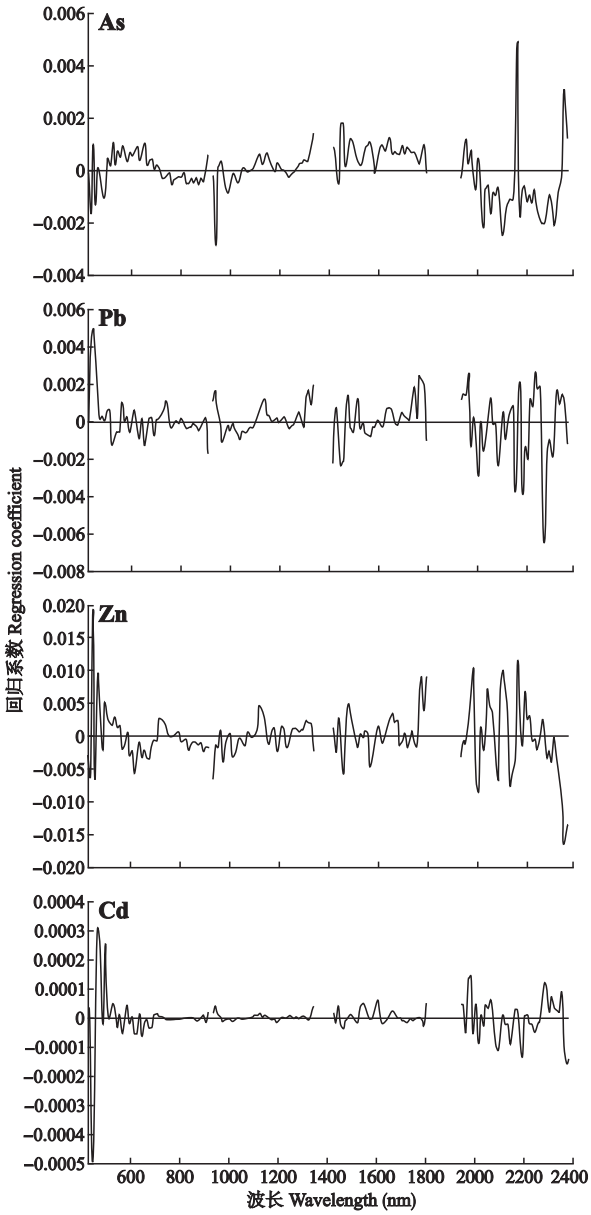


图 4　基于植被光谱反射率的 PLSR 模型回归系数

Fig.4　Regression cofficients of the PLSR estimation models from the vegetation spectral reflectance.

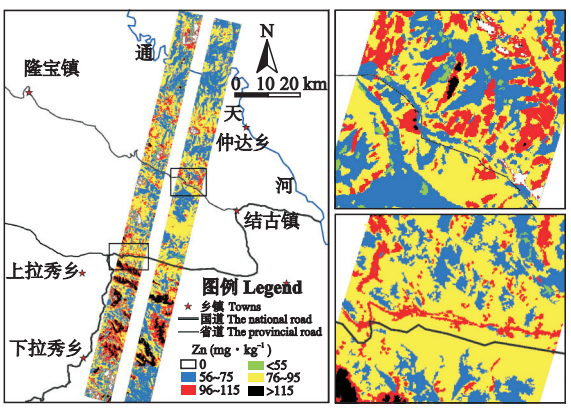


图 5　土壤重金属含量反演空间分布

Fig.5　Inversion spatial distribution of soil heavy metal contents.

表 4　土壤重金属 Zn 含量实测值与预测值对比

Table 4　Comparison between the measured and predicted values for soil heavy metal Zn content (mg · kg^{-1})

	最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Mean	标准差 SD
实测值 Measured value	106.785	59.880	80.400	13.443
反演值 Predicted value	95.521	55.893	82.514	11.847

到 Zn 含量空间分布图(图 5).

统计采样点的实测值和影像的反演结果如表 4 所示.Zn 实测结果与反演结果相比标准差偏小,均值接近,反演值相对集中.虽然利用 Hyperion 影像反演得到的土壤重金属含量与实测值有一定的偏差,但精度达到估算要求,表明偏最小二乘模型与植被高光谱相结合能够反映土壤重金属含量空间分布特征.

从 Zn 含量空间分布来看,影像所覆盖的大部分区域 Zn 含量值处于平均偏下水平,在最高值和最低值范围内的区域均很少,说明大部分地区保持自然水平,没有受到污染.结古镇、仲达乡西北方向附近,土壤 Zn 含量有部分高值区.上拉秀乡东部方向附近区域 Zn 含量偏高,其中大部分区域达到 115 mg · kg^{-1};上拉秀乡东部 214 国道附近,下拉秀乡东北部方向附近区域的土壤 Zn 含量也偏高;在 308 省道和 214 国道附近,Zn 含量值偏高,在 96 mg · kg^{-1} 以上.从空间分布图来看,反演结果纹理清晰、层次分明,能够较好地体现出区域土壤重金属含量的变化特征.

从总体上来看,Zn 含量在 214 国道附近相对偏高,可能是由于国道行驶车辆比较多,汽车尾气、轮胎磨损、机动车零部件老化以及发动机机油泄漏等致使公路两侧土壤重金属含量高[28];各乡镇(例如仲达乡、上拉秀乡、下拉秀乡)周围的重金属含量相对偏高,可能与玉树地震灾后城市恢复建设有关,其产生的较多的气体和粉尘以气溶胶的形态进入大气,经过自然沉降和降水进入土壤,引起周边土壤重金属含量偏高.

3　讨　　论

本文运用从 Hyperion 影像提取的植被反射率数据与实测土壤 As、Pb、Zn、Cd 含量值建立的综合植被指数模型与植被光谱反射率模型成功地估算了 Zn、Cd 含量,而运用单一的植被指数均不能估算土壤重金属 As、Pb、Zn、Cd 含量值.与本研究相比,郭云开等[2]用单一植被指数与重金属元素 Pb、Cd 建

立了良好的回归关系,可能是因为本研究中重金属元素含量太低(As、Cd 轻度污染,Pb、Zn 均未超标;郭云开等[2]研究中除 Zn 为轻度污染外,Pb、Cd 含量严重超标)无法估算重金属含量值.植被光谱反射率估算模型中,Cd、Zn 的模型精度(R^2_{Cd} = 0.54; R^2_{Zn} = 0.60)与 Kooistra 等[11]的研究(R^2_{Cd} = 0.52; R^2_{Zn} = 0.50)相比,精度均稍高.可能由于本文所用光谱数据范围(400~2500 nm)较 Kooistra 等[11]的光谱数据范围宽(400~1350 nm),包含的光谱信息丰富,致使估算精度偏高.模型结果证明了利用高光谱影像植被光谱反射率数据估算重金属 Zn、Cd 含量是可行的.

本研究结果能对 Zn、Cd 含量进行估算,但不能估算 As、Pb 含量,其原因可能有以下几点:首先,与植物对重金属的吸收能力存在差异有关.胡文[29]指出,植物对重金属的吸收能力的差异,将导致重金属的生物有效性不同;而重金属生物有效性的高低会影响重金属对植物毒害作用的大小[11],进而通过影响植被光谱反射率来影响重金属的估算结果.本研究中采样点区域植被类型主要以嵩草(*Kobresia myosuroides*)和紫花针茅草(*Stipa purpurea*)为主,其对 4 种重金属元素吸收能力均很强[16],说明本研究结果受植物对重金属吸收能力的差异性影响不是主要原因;其次,与重金属在土壤中的迁移能力有关.土壤对重金属吸附能力的强弱直接影响其对植物的有效性和毒性,迁移能力越强,其对植物的有效性和毒性越大,对植被光谱反射率影响越大,从而间接影响重金属估算精度.王新等[30]研究表明,外源重金属(Cd、Pb、Cu、Zn、As)进入土壤后,土壤首先吸附 Pb,其次是 Cu、As,对 Cd、Zn 吸附能力最弱,因此 Cd、Zn 在土壤中的迁移能力最强,对植物的有效性最高,成为可以估算 Zn、Cd 的一个可能的原因.再者,与重金属值域范围有关.已有研究表明,模型估算精度较高的重金属含量值域范围较宽[31].本研究中 Zn 和 Cd 的值域范围分别为 59.88~131.91 mg · kg^{-1}和 0.11~0.80 mg · kg^{-1},比 As(9.71~29.54 mg · kg^{-1})、Pb(19.48~34.37 mg · kg^{-1})值域范围宽很多.

由于研究区地形复杂、交通不便,并且 Hyperion 高光谱影像的幅宽较窄,土壤采样路线主要是沿交通沿线一定距离进行采集,采集的样点相对较少且没有均匀分布在影像上,样点布设主要为东西方向,而在南北方向上缺少样点分布,这势必会在一定程度上影响空间反演的准确性.但影像所覆盖的地区土壤类型单一,采集的土壤样本点基本涵盖了影像所覆盖区域的所有土壤类型,估算模型较为准确,在一定程度上也会降低空间反演的误差.本研究结果表明,在三江源区利用影像植被光谱反射率间接反演某些土壤重金属含量的可行性.在今后的研究中将根据研究区的土壤类型、地形特征和空间变异特点合理加密采样点,以提高光谱遥感估算土壤重金属含量的精度及空间反演的准确性.

4 结 论

本文运用偏最小二乘回归方法分别建立了研究区土壤 As、Pb、Zn、Cd 含量与 Hyperion 影像基于植被反射率数据的和基于植被指数的 PLSR 估算模型,并尝试利用所建立的基于植被光谱反射率的 PLSR 估算模型和 Hyperion 影像相结合反演了土壤 Zn,得到了其含量空间分布图.主要得到以下结论:

1)研究区土壤 As、Pb、Zn 和 Cd 含量的平均值均高于 1990 年青海省土壤环境背景值[24],说明三江源区生态环境已经受到人类的干扰,有向污染发展的趋势,今后应该通过控制污染源来控制重金属的污染.从地质累积指数来看,三江源区 As、Cd 值在 0~1 之间,已受到轻度污染,而 Pb、Zn 的值<1,表示未受到污染.As、Cd 含量的平均值处于国家土壤环境质量标准规定的 I 级标准和 II 级标准之间,土壤环境适用于牧场,基本上对植物和环境不造成危害和污染;Pb、Zn 含量均低于 I 级标准,满足自然保护区的土壤要求.

2)土壤重金属元素含量与 5 种植被指数相关性分析表明,整体上 Zn、Cd 与各植被指数的相关性高于 As、Pb.As、Pb、Zn、Cd 分别依次与 DMSI、DMSI、SR、NDVI 相关性最大,表明这 4 种元素对上述几种植被指数较为敏感.

3)将构建的 5 种植被指数分别与土壤重金属 As、Pb、Zn、Cd 含量依次建立线性回归方程,结果发现,模型均未达到粗略估算样本的能力.运用偏最小二乘回归方法分别构建基于综合植被指数和基于植被光谱反射率的估算模型,结果表明,综合植被指数估算模型比单个植被指数建立的线性回归模型精度有了较大提高,Zn、Cd 模型达到了粗略估算样本的能力;植被光谱反射率模型精度高于综合植被指数估算模型精度,利用反射率光谱与 As、Pb 建立的模型的建模精度(R^2>0.5)高于综合植被指数建模精度(R^2<0.5),但两者模型验证 RPD 均<1.4,不具备粗略估算能力;Zn、Cd 含量分别与上述两种模型建立了相对较好的回归模型,具备粗略估算样本能力.

表明运用 Hyperion 高光谱影像植被光谱反射率可以间接估算 Zn、Cd 含量.

4）运用建立的土壤重金属含量光谱估算模型与 Hyperion 影像相结合反演 Zn，得到研究区土壤重金属 Zn 含量空间分布图.可以看出，Zn 含量在 214 国道、308 省道附近偏高，可能是由于交通运输造成的；乡镇附近土壤重金属元素相对偏高，可能是城市建设产生的气体和粉尘以气溶胶的形态进入大气，经过自然沉降和降水进入土壤，引起周边土壤重金属元素含量的升高.

参考文献

[1] Xu X-L（徐新良），Liu J-Y（刘纪远），Shao Q-Q（邵全琴），*et al*. The dynamic changes of ecosystem spatial pattern and structure in the Three-River Headwaters region in Qinghai Province during recent 30 years. *Geographical Research*（地理研究），2008，**27**(4)：829-838（in Chinese）

[2] Guo Y-K（郭云开），Cao X-Y（曹小燕），Shi Z-G（石自桂）. Inversion model of total amount of soil heavy metal based on spectral characteristics of rice canopy. *Remote Sensing Information*（遥感信息），2015，**30**(3)：116-123（in Chinese）

[3] Dong W-J（董文君）. The Pollution and Risk Assessment of Heavy Metals in Soil of the High Cancer Area of Huai River Basin. Master Thesis. Kaifeng：Henan University，2014（in Chinese）

[4] Li Z（李　真）. Study on the Heavy Metals in Snow and Ice from Muztagata Glacier，China. PhD Thesis. Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute，Chinese Academy of Sciences，2006（in Chinese）

[5] Fang L-J（方利江），Wu Y-F（吴有方），Ding Z-Y（丁中原），*et al*. Long-range transport potential of typical organic pollutants in nanjing. *Environmental Science*（环境科学），2012，**33**(7)：2330-2334（in Chinese）

[6] Shi Z（史　舟）. Principle and Method of Ground High-spectal Remote Sensing in Soil. Beijing：Science Press，2014（in Chinese）

[7] Chabrillat S，Goetz AF，Krosley L，*et al*. Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soils and the role of spatial resolution. *Remote Sensing of Environment*，2002，**82**：431-445

[8] Cécile G，Philippe L，Guillaume C. Regional predictions of eight common soil properties and their spatial structures from hyperspectral VIS-NIR data. *Geoderma*，2012，**190**：176-185

[9] Lu P，Wang L，Niu Z，*et al*. Prediction of soil properties using laboratory VIS-NIR spectroscopy and Hyperion imagery. *Journal of Geochemical Exploration*，2013，**132**：26-33

[10] Anne NJP，Abd-Elrahman AH，Lewis DB，*et al*. Modeling soil parameters using hyperspectral image reflectance in subtropical coastal. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*，2014，**33**：47-56

[11] Kooistra L，Salas EAL，Clevers JGPW，*et al*. Exploring field vegetation reflectance as an indicator of soil contamination in river floodplains. *Environmental Pollution*，2004，**127**：281-290

[12] Kooistra L，Leuvenjr SEW，Wehrensi R，*et al*. A comparison of methods to relate grass reflectance to soil metal contamination. *International Journal of Remote Sensing*，2003，**20**：4995-5010

[13] Piekarczyk J，Kazmierowski C，Krolewicz S. Relationships between soil properties of the abandoned fields and spectral data derived from the advanced space borne thermal emission and reflection radiometer（ASTER）. *Advances in Space Research*，2012，**49**：280-291

[14] Zhang X-Z（张忠孝）. Qinghai Geographic. Xining：Qinghai People's Press，2004：262-270（in Chinese）

[15] Office of Agricultural Resources Division of Qinghai Province（青海省农业资源区划办公室）. Qinghai Soil. Beijing：China Agriculture Press，1995（in Chinese）

[16] Zhang H（张　华）. The Analysis on the Enrichment of Traffic-related Heavy Metals in Soils and Plants in the Tibet Plateau. PhD Thesis. Beijing：University of Chinese Academy of Sciences，2012（in Chinese）

[17] Wang F（王　芳），Li X（黎　夏），Zhuo L（卓莉），*et al*. Stressed level of urban vegetation：Its assessment based on Hyperion hyperspectral data. *Chinese Journal of Applied Ecology*（应用生态学报），2007，**18**(6)：1286-1292（in Chinese）

[18] Qiao Z-M（乔振民），Xing L-X（邢立新），Li M-M（李淼淼），*et al*. Mapping of maize chlorophyll content with hyperion data. *Remote Sensing Technology and Application*（遥感技术与应用），2012，**27**(2)：275-281（in Chinese）

[19] Liu Q-S（刘庆生），Zhang M（张　敏），Ning J（宁吉），*et al*. Difference of concentration of tourism website information flow distance decay and its examination. *Geography and Geo-Information Science*（地理与地理信息科学），2011，**27**(3)：86-104（in Chinese）

[20] Lee KS，Cohen WB，Kennedy RE，*et al*. Hyperspectral versus multispectral data for estimating leaf area index in four different biomes. *Remote Sensing of Environment*，2004，**91**：508-520

[21] Liu X-Y（刘秀英），Wang L（王　力），Chang Q-R（常庆瑞），*et al*. Prediction of total nitrogen and alkali hydrolysable nitrogen content in loess using hyperspectral data based on correlation analysis and partial least squares regression. *Chinese Journal of Applied Ecology*（应用生态学报），2015，**26**(7)：2107-2114（in Chinese）

[22] Chang CW，Lairdd A，Mausbach M J，*et al*. Near-Infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties. *Soil Science*，2001，**65**：480-490

[23] General Administration of Environmental Protection（国

家环境保护总局), General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China (国家质量技术监督局). Environmental Quality Standard for Soils (GB 15618-1995). Beijing: China Standards Press, 1995 (in Chinese)

[24] China Environmental Monitoring Station (中国环境监测总站). Chinese Soil Elements Background Value. Beijing: China Environmental Science Press, 1990 (in Chinese)

[25] Li L (李 玲), Zhang S-K (张少凯), Wu K-N (吴克宁), *et al*. Analysis on spatio-temporal variability of soil organic matter in Henan Province based on soil taxonomy. *Acta Pedologica Sinica* (土壤学报), 2015, **52** (5): 23-33 (in Chinese)

[26] Li T (李 婷), Liu X-N (刘湘南), Liu M-L (刘美玲). Regional application and verification of spectral analysis model for assessing heavy-metal stress of rice. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (农业工程学报), 2012, **28** (12): 176-182 (in Chinese)

[27] Song A-L (宋阿琳). Responses of *Brassica chinensis* L. to Cadmium Stress and Silicon-Alleviated Cadmium Toxicity. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2009 (in Chinese)

[28] Wang XD, Cheng GW, Zhong XH, *et al*. Trace elements in sub-alpine forest soils on the eastern edge of the Tibetan Plateau, China. *Environmental Geology*, 2008, **58**: 635-643

[29] Hu W (胡 文). Heavy Metal Bio-availability and Its Affecting Factors in Soil-plant System. PhD Thesis. Beijing: Beijing Forestry University, 2008 (in Chinese)

[30] Wang X (王 新), Liang R-L (梁仁禄). Interaction and ecological effect of combined pollution for heavy metals on soil-rice paddy system. *Chinese Journal of Ecology* (生态学杂志), 2000, **19** (4): 38-42 (in Chinese)

[31] Bilgili AV, Van Es HM, Akbas F, *et al*. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. *Journal of Arid Environments*, 2009, **74**: 229-238

作者简介 杨灵玉,女,1990 年生,硕士研究生. 主要从事遥感应用与地理数据空间分析研究. E-mail: yang_lingyu@126.com

责任编辑 肖 红

杨灵玉, 高小红, 张威, 等. 基于 Hyperion 影像植被光谱的土壤重金属含量空间分布反演——以青海省玉树县为例. 应用生态学报, 2016, **27**(6): 1775-1784

Yang L-Y, Gao X-H, Zhang W, *et al*. Estimating heavy metal concentrations in topsoil from vegetation reflectance spectra of Hyperion images: A case study of Yushu County, Qinghai, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2016, **27**(6): 1775-1784 (in Chinese)