

基于RS和GIS的石亭江中下游土壤铅和镍含量预测建模研究

姚 苹^{1,2}, 张 东³, 张世熔^{1,2*}, 徐小逊^{1,2}, 李 婷^{1,2}

(1.四川农业大学资源环境学院, 成都 611130; 2.四川省土壤环境保护重点实验室, 成都 611130; 3.德阳市农业局, 四川 德阳 618000)

摘 要: 为了快速高效地获取区域土壤重金属含量数据, 利用石亭江流域中下游 Landsat 7 ETM+遥感影像及 70 个样点土壤表层(0~20 cm)重金属铅镍含量和地面数据建立预测模型并进行了空间反演。结果表明, 仅用波段像元灰度值建立的土壤铅镍含量预测模型均达极显著水平($P=0.000$), 表明遥感图像的波段光谱信息能用于土壤铅镍含量的预测建模。在分别引入成土母质、海拔高度或 pH 等地面辅助因子后, 铅镍含量预测模型确定系数 R^2 明显增大($P=0.000$), 铅预测模型 R^2 从 0.276 分别提高到 0.571 和 0.606, 镍预测模型 R^2 从 0.304 分别提高到 0.513 和 0.551, 表明地面辅助因子能有效改善模型精度。与实测值分布图比较, 最优模型预测反演图能较好地表现区域土壤铅镍含量分布的基本格局, 但对于个别特殊值区域的反演效果仍有待进一步提高。

关键词: 铅; 镍; RS; 预测建模; GIS; 空间特征

中图分类号: X171.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-2043(2014)01-0095-08 doi:10.11654/jaes.2014.01.012

Modeling to Predict Lead and Nickel Contents in Soil of the Mid- and Lower Reaches of Shiting River Using RS and GIS

YAO Ping^{1,2}, ZHANG Dong³, ZHANG Shi-rong^{1,2*}, XU Xiao-xun^{1,2}, LI Ting^{1,2}

(1.College of Resources and Environment, Sichuan Agricultural University, Chengdu 611130, China; 2.Key Laboratory of Soil Environment Protection of Sichuan Province, Chengdu 611130, China; 3.Agricultural Bureau of Deyang, Deyang 618000, China)

Abstract: Predicting soil heavy metal contents is critical for soil pollution assessment and early warning management. In this work, the remote sensing spectral data from Landsat7 ETM+, soil Pb and Ni contents (70 samples from 0~20 cm soil layer) and the related ground parameters in the mid- and lower reaches of Shiting River were integrated to construct a model for predicting soil Pb and Ni contents in this area. The space inversion was employed to check the model reliability. Results indicated that the high prediction accuracy for Pb and Ni contents could be achieved by the constructed model using remote sensing spectral data only ($P=0.000$), implying its reliability to predict soil heavy metal contents. When taking ground parameters such as soil parent materials and elevation or pH into consideration, the R^2 values of the model were significantly increased ($P=0.000$), with R^2 values for Pb being increased from 0.276 to 0.571 and 0.606, and R^2 values for Ni from 0.304 to 0.513 and 0.551, indicating the involvement of prediction accuracy by including ground parameters. The predicted values were in good agreement with the observed Pb and Ni contents in most cases.

Keywords: lead; nickel; RS; prediction modeling; GIS; spatial distribution

随着工业化进程的不断推进,土壤重金属污染问题日益突出,已成为阻碍生态环境建设的重大限制因

素之一^[1-2]。铅和镍是常见的土壤重金属污染物,其含量一旦超标就会通过食物链威胁人类健康^[3-4]。通常土壤中重金属含量是由野外采样及室内分析化验获得^[5-6],但较大尺度区域的研究耗时费力且成本较高^[7]。因此,亟待寻找快速、高效地获取土壤重金属含量的方法。本世纪以来,遥感技术凭借其信息量大、速度快、现势性好且成本低等优势在环境重金属研究中逐

收稿日期:2013-07-17

基金项目:国家科技支撑计划(2012BAD14B18-02)

作者简介:姚 苹(1989—),女,四川泸州人,主要从事土壤污染评价研究。E-mail:Yaoping1122@163.com

* 通信作者:张世熔 E-mail:rsz01@163.com

渐被采用^[8-10]。Rosso 等的研究表明湿地生态系统中土壤重金属污染与其光谱反射特性存在联系^[11];李淑敏等研究发现区域农业土壤中 Pb、Ni 等重金属含量与可见-近红外光谱反射率显著相关^[12]。尽管这些研究结果表明土壤重金属含量与其遥感光谱信息之间存在定量关系,但均未就二者关系进行建模估测或预测。近年来,部分研究者进行了这类建模探索,例如:Choe 等利用 49 个样点的高光谱遥感数据与土壤重金属含量建立了预测模型^[13];解宪丽等采用 ASD 野外光谱辐射仪测定的 24 个样点数据与土壤重金属含量建立了预测模型^[14];龚绍琦等利用高光谱建立了滨海盐土中 Ni 含量多元回归模型,但因未引入其他辅助因子而精度稍差^[15];Liu 等结合高光谱数据和环境参数建立了水稻土中 Cu、Cd 含量的动态模糊神经网络模型^[16]。总之,这些研究虽然利用高光谱数据或野外光谱遥感辐射仪测定数据定量估测土壤重金属,但未进行空间反演,也鲜见利用 Landsat7 ETM+遥感影像数据进行预测建模并进行空间反演的研究报道。因此,本文拟利用价格低且易获得的 Landsat7 ETM+遥感影像数据,采用多元线性逐步回归建立区域土壤铅镍含量的预测模型,并探索地面辅助因子对其精度的影响。

石亭江流域位于四川盆地西北部,地势西北稍高东南略低,上游矿产资源丰富,人口密度为 961 人·km⁻²。在地形平坦、人口稠密、水网密集的川西平原地区,将遥感数据与地面调查分析结果相结合,建立土壤铅镍含量预测模型并对其进行反演的研究还鲜见报道。因此,本文将分析该区中下游土壤铅镍含量数据和 Landsat7 ETM+遥感影像光谱信息及地面辅助因子的定量关系,建立土壤铅镍含量的预测模型,探索地面辅助因子对模型精度的影响并反演土壤铅镍的空间分布,以期就该区土壤重金属铅镍污染状况对其土壤质量的监测和防治进行预警。

1 研究区域概况与研究方法

1.1 研究区概况

石亭江中下游流域位于成都平原西北边缘(104°00′~104°17′E, 31°05′~31°16′N)。该区地势西北稍高,向东南微倾。气候温和,雨量充沛,年均日照时长 1245 h,四季分明,属亚热带湿润季风气候区,年降水量 800~1220 mm,河网密集,无霜期 260~280 d,植被主要为竹林及路、渠植树和低山灌杂木。研究区成土母质主要为第四系更新统广汉粘土、全新统灰色冲

积物和紫色冲积物,土壤类型主要为水稻土,作物以水稻-小麦轮作或水稻-油菜轮作为主。

1.2 研究方法

1.2.1 土壤样品采集及分析

土壤样品采集:2008 年 4 月中旬,根据研究区域的社会经济条件以及自然环境包括成土母质、地形条件、土壤类型和土地利用等因素,共调查样点 70 个,每个样点土样由同一地块相距 10 m 的 3 个表层(0~20 cm)土壤样品混合组成,样点分布如图 1 所示。所采样品来源分别为小麦地 12 个,莴苣地 9 个,小葱及萝卜等低矮蔬菜地 26 个,油菜收割后的空地 17 个,当季末种植作物的闲置地 6 个。利用 GPS 采样时读取采样点的海拔高度值。

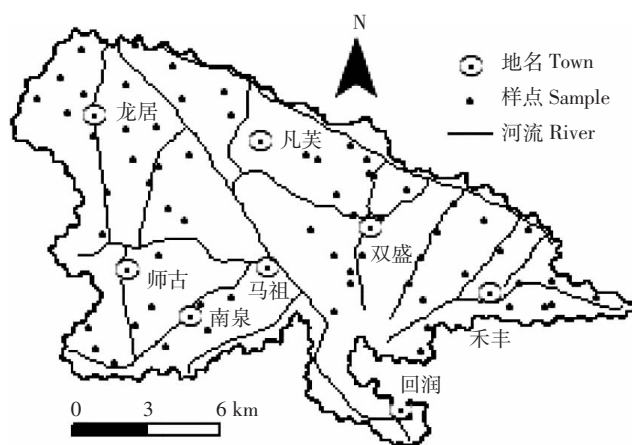


图 1 样点分布图

Figure 1 Distribution map of sampling points

土壤样品分析:土壤样品于实验室自然风干,去掉植物残体和石块,进行研磨,过 2 mm 筛。用硝酸、高氯酸和氢氟酸联合消煮土样,原子吸收分光光度计测定获得采样点土壤铅镍含量。土壤 pH 值采用 1:2.5 的土水比配置土壤悬液,电位计测定。

1.2.2 遥感数据处理

本研究采用 2008 年 4 月的 Landsat7 ETM+遥感影像,通过 ENVI4.8 对影像进行剪裁、几何校正及图像增强等处理,提取出采样点像元灰度值(Digital number, DN)。植被污染受土壤和大气沉积物等因素的影响,其指数一定程度上能表征土壤污染物的含量^[17-18]。植被指数均要求从高精度的多光谱或高光谱反射率数据中计算,因此本研究通过 FLAASH 大气校正法将样点 DN 值转换为反射率数据,计算样点 NDVI(归一化植被指数)值^[19]、RVI(比值植被指数)

值、 EVI (增强植被指数)值^[19]和 $ARVI$ (大气阻抗植被指数)值^[20]作为预测因子与8个波段DN值共同参与建模,计算公式如下:

$$NDVI = \frac{\rho_n - \rho_r}{\rho_n + \rho_r} \quad (1)$$

$$RVI = \rho_n / \rho_r \quad (2)$$

$$EVI = (1+L) \frac{\rho_n - \rho_r}{\rho_n + c_1 \rho_r - c_2 \rho_b + L} \quad (3)$$

$$ARVI = \frac{\rho_n - \rho_{rb}}{\rho_n + \rho_{rb}} \quad (4)$$

$$\rho_{rb} = \rho_r - \gamma(\rho_b - \rho_r) \quad (5)$$

式中: ρ_n 、 ρ_r 和 ρ_b 分别是近红外波段、红光波段和蓝光波段的反射率值,本研究中即为第4、3、1波段反射率值; L 值取1,为背景调节参数; c_1 和 c_2 为大气修正参数,分别取6和7.5; γ 为大气调节参数,取1。

1.2.3 数据统计分析

研究区共采集70个土壤样本,其中63个用于建模,7个用于模型检验。通过SPSS13.0软件对地面数据和遥感信息进行描述性统计,并分析土壤铅镍实测值与DN值、 $NDVI$ 值、 RVI 值、 EVI 值、 $ARVI$ 值、成土母质、海拔高度、土壤类型、pH及土地利用类型的相关性。其中,非定量化的地面辅助因子成土母质、土壤类型及土地利用类型以“哑变量”的形式,根据对应的土壤铅镍平均含量大小的顺序进行赋值转化为定量数据,土壤类型和土地利用类型定性数据均在采样时获取,成土母质定性数据来源于第二次土壤普查的成土母质图。

先利用光谱信息独立建立预测模型,再结合地面辅助因子进一步建模,建模方法均采用多元线性逐步

回归法。模型建立后,运用未参与建模的7个样本对其进行检验。参考各模型的确定系数 R^2 、概率 P 值,以及样本实测值与模型预测值之间的平均误差、总均方根误差和平均相对误差选取最优模型,比较不同建模方法下模型精度的差异。

1.2.4 空间分布特征反演

运用ArcGIS10.0软件采用普通克里格空间插值法(Ordinary Kriging),分别引入实测值以及建模预测值反演土壤铅镍含量的空间分布。将所得分布图进行对比,观察预测模型反演效果,分析石亭江流域土壤铅镍含量的空间分布特征。

2 结果与讨论

2.1 土壤铅镍含量及光谱信息描述统计

采用SPSS13.0软件运用K-S非参数检验法对石亭江中下游土壤样品中铅镍的含量和遥感光谱信息进行描述性统计。结果表明(表1),研究区70个样点的表层土壤中铅和镍含量均服从正态分布,其土壤铅和镍含量分别为 $(33.98 \pm 5.60) \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和 $(31.96 \pm 5.63) \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 。研究区土壤镍含量均低于国家2008年修订版土壤环境质量二级标准,而位于南部南泉镇附近的菜地中铅含量为 $50.89 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 超过了 $50.00 \text{ mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 的国家二级标准,表明区内有小面积的土壤达到轻度污染。

像元灰度值统计特征反映了研究区遥感影像所包含的信息,图像数据的标准差越大说明图像反差越大,包含的信息也越丰富,而波段间相关信息越小,表明该波段的独立性越高,信息的冗余度越小^[21]。通过对遥感光谱信息的统计分析,可为预测模型的波段组

表1 土壤铅镍含量与遥感光谱信息的统计特征($n=70$)

Table 1 Statistical eigenvalues of soil Pb, Ni and remote sensing spectral information

项目 Item	最大值 Max/ $\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$	最小值 Min/ $\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$	平均值 Mean/ $\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$	标准差 Std. Dev	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis
Pb	50.89	19.80	33.98	5.60	0.07	0.58
Ni	46.14	16.14	31.96	5.63	-0.28	0.26
B1	87	72	77.51	3.02	1.12	1.97
B2	72	58	64.21	2.81	0.50	0.93
B3	75	51	59.74	4.87	0.72	0.32
B4	111	59	87.07	8.96	-0.14	1.37
B5	80	39	59.37	8.16	0.41	-0.14
B6	147	133	137.97	3.77	0.67	-0.77
B7	87	61	76.80	4.17	-1.21	4.07
B8	61	26	39.33	8.02	0.57	-0.61

注:B1:第1波段像元灰度值,B2~B8以此类推。下同。

Note: B1: Digital number of the first band. And so on, for B2~B8. The same below.

合选择提供依据。从表1可知,波段4、5、8标准差较大,其反映的土壤信息量较丰富。

2.2 土壤铅镍与建模因子相关性分析

表2是15个变量的Pearson相关系数矩阵,包括铅和镍2种重金属元素、成土母质、海拔高度、土壤类型、pH值和土地利用类型以及遥感8个波段的像元灰度值。结果表明,铅镍之间存在极显著的相关性($P<0.01$),说明两者在表生环境下有着相似的富集或迁移规律。

土壤pH值是影响重金属含量的重要因子^[22]。本研究土壤pH值在5.1~7.8之间(表2),且与铅镍含量之间呈极显著负相关($P<0.01$)。这与Sari等^[23]得出的Pb含量在pH值5~8范围内随土壤酸性增强而积累的结论相似。同时,土壤铅镍的含量均与海拔高度呈极显著正相关($P<0.01$),即由南向北随着海拔升高土壤铅镍含量逐渐增加。石亭江上游有磷矿和铅锌矿,矿山中的重金属通过地表水和人为活动等作用向中下游地区扩散,是导致土壤铅镍含量由高处向低处递减的原因之一。此外,土壤铅含量与第1波段极显著相关($P<0.01$),与第2、5波段显著相关($P<0.05$);土壤镍含量与8个波段像元灰度值的相关系数不显著($P>0.05$)。

2.3 模型建立及检验

将参与建模的63个样点的光谱信息,即DN值、

NDVI值、RVI值、EVI值、ARVI值及五个地面辅助因子导入SPSS13.0进行多元线性回归建模,根据模型的 R^2 值、 P 值、平均误差、总均方根误差及平均相对误差值对土壤铅镍含量预测模型进行评估(表3)。

(1)仅用波段光谱信息建模。用第1、3、4、5、8波段像元灰度值与土壤铅镍含量分别建立的回归预测模型达极显著水平($P=0.000$),表明单独利用Landsat7 ETM+遥感影像的光谱信息建模预测土壤铅镍含量是可行的。其中土壤铅的预测模型与Choe等利用高光谱遥感信息和解宪丽等利用ASD野外光谱辐射仪测定数据建立的土壤铅预测模型效果相似^[13-14]。

(2)波段光谱信息结合地面辅助因子建模。将遥感光谱信息与成土母质、海拔高度、土壤类型、pH及土地利用类型等地面辅助因子结合,共同进行多元线性逐步回归,并根据模型的 R^2 值、 P 值、平均误差、总均方根误差以及平均相对误差值,各自选取2个精度较高的铅镍预测模型列于表3。土壤铅含量预测模型2、3分别由第1、3、4、6波段像元灰度值、pH值、海拔高度和成土母质值组成,相较模型1,其 R^2 从0.276分别提高到0.571和0.606,总均方根误差RMSE从4.883分别减少到3.775和3.649,平均相对误差MRE也从-0.033减少到-0.025和0.012。其中,参与土壤铅建模的第4波段波长范围为760~900 nm,第6波段波长范围为1040~1250 nm。这不仅与Kooistra等^[24]

表2 土壤铅镍含量与建模因子的相关矩阵

Table 2 Pearson correlation coefficient matrix for soil Pb, Ni and modeling factors

	Pb	Ni	PM	EL	ST	pH	LU	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
Pb	1														
Ni	0.727**	1													
PM	0.002	-0.119	1												
EL	0.311**	0.315**	0.209	1											
ST	0.145	0.211	-0.201	0.434**	1										
pH	-0.663**	-0.554**	0.195	-0.095	-0.324*	1									
LU	-0.102	-0.128	0.128	-0.038	0.256*	0.008	1								
B1	-0.346**	-0.070	0.022	-0.397**	-0.249*	0.337**	0.024	1							
B2	-0.266*	0.017	-0.020	-0.136	-0.210	0.320**	-0.095	0.860**	1						
B3	-0.110	0.136	-0.061	0.335**	0.011	0.240*	-0.220	0.556**	0.810**	1					
B4	0.173	-0.033	-0.126	-0.244*	0.181	-0.419**	0.217	-0.356**	-0.397**	-0.568**	1				
B5	0.253*	0.226	0.185	0.578**	0.357*	0.220	-0.122	-0.088	0.260*	0.617**	-0.036	1			
B6	0.114	0.126	0.029	0.694**	0.209	0.105	-0.199	-0.012	0.165	0.622**	-0.592**	0.609**	1		
B7	0.165	0.071	-0.043	-0.271*	0.094	-0.319**	0.137	0.051	0.113	-0.105	0.733**	0.202	-0.388**	1	
B8	0.134	0.214	-0.125	0.595**	0.256*	-0.055	-0.148	0.090	0.417**	0.785**	-0.373**	0.912**	0.758**	-0.057	1

注:PM:成土母质,EL:海拔高度,ST:土壤类型,LU:土地利用类型;*,**:相关显著($P<0.05$)和极显著($P<0.01$)。

Note: PM: Soil parent material, EL: Elevation, ST: Soil type, LU: Land-use type; *, **: The correlation coefficients are significant at $P<0.05$ and $P<0.01$ levels, respectively.

表 3 土壤 Pb 与 Ni 回归预测模型及检验
Table 3 Regression prediction model and its testing for soil Pb and Ni

模型 Model	R^2	P	ME	$RMSE$	MRE
Pb					
1. $Y=206.079-39.397\ln X_0+0.034[(\sin X_2-\sin X_1)/(\sin X_2+\sin X_1)]-2.333\cos X_1$	0.276	0.000	-0.37	4.883	-0.033
2. $Y=38.504+1.626\sin X_4-5.306X_8+0.041X_9+2.107X_{10}$	0.571	0.000	-0.42	3.775	-0.025
3. $Y=35.237-1.645\cos X_0+2.137\sin X_4-5.521X_8+0.049X_9+2.008X_{10}$	0.606	0.000	-0.04	3.649	0.012
Ni					
1. $Y=4.402+2.303\sin X_0+2.002\sin X_3+2.004\cos X_5+7.324\ln X_5$	0.304	0.000	-0.15	4.997	-0.023
2. $Y=48.664+1.836\cos X_5-163.566X_6^3-5.376X_8+0.032X_9$	0.513	0.000	0.02	3.944	-0.017
3. $Y=104.481-0.494X_4+1.676\cos X_5-259.462X_6^3-5.435X_8+0.057X_9$	0.551	0.000	-0.64	3.876	-0.037

注:Y:预测值,X0:第1波段像元灰度值,X1:第3波段像元灰度值,X2:第4波段像元灰度值,X3:第5波段像元灰度值,X4:第6波段像元灰度值,X5:第8波段像元灰度值,X6:归一化植被指数,X8:pH值,X9:海拔高度,X10:成土母质,ME:平均误差,RMSE:总均方根误差,MRE:平均相对误差。

Note: Y: Predicted value, X0: Digital number of the first band, X1: Digital number of the third band, X2: Digital number of the fourth band, X3: Digital number of the fifth band, X4: Digital number of the sixth band, X5: Digital number of the eighth band, X6: Normalized difference vegetation index, X8: Value of pH, X9: Elevation, X10: Soil parent material, ME: Mean error, RMSE: Root-mean-square error, MRE: Mean relative error.

发现 700~1100 nm 是土壤铅近红外敏感波长范围的结果相似,也与温健婷等^[25]研究提出的土壤铅敏感波长范围一致。土壤镍含量预测模型 2、3 则分别由第 1、5、6、8 波段像元灰度值、NDVI 值、pH 值和海拔高度组成,相较模型 1 的 R^2 从 0.304 分别提高到了 0.513 和 0.551,总均方根误差 $RMSE$ 从 4.997 分别减少到 3.944 和 3.876。

将余下 7 个未参与建模的样点数据分别代入相应的模型中,进一步检验模型。总体趋势上(图 2),引地面辅助因子后的模型 2、3 中 7 个未参与建模的样点在图中的点位比未引入地面辅助因子模型 1 的点位更趋近于对角线。土壤铅的模型 2 最靠近对角线,精度最高;对土壤镍而言,模型 3 较模型 2 更靠近对角线,精度更高。可见,土壤铅镍含量预测模型 2、3 精度优于模型 1。

综上,第二种利用光谱信息结合成土母质、海拔高度、土壤类型、pH 值及土地利用类型等地面辅助因子共同建立预测模型的方法精度明显优于第一种单独使用光谱信息的建模方法。在引入地面辅助因子后,土壤铅镍预测模型确定系数 R^2 均明显增大,总均方根误差 $RMSE$ 和平均相对误差 MRE 也有不同程度的降低。Kheir 等^[26]利用多个辅助因子建立土壤重金属锌含量预测模型时,pH 也表现出极显著相关。同时,地形因素也是影响土壤重金属等建模的重要因素之一^[25,27]。龚绍琦等^[15]在利用高光谱信息建立的土壤 Ni 含量预测模型效果时指出,未引入辅助因子参与建模也可能是模型精度较低的原因之一。可见,引入地面辅助因子能有效地改善土壤铅镍含量预测模型

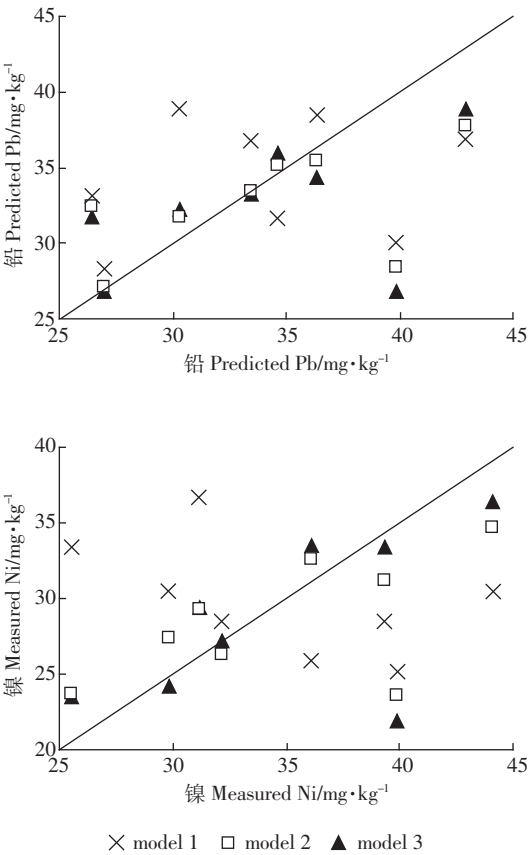


图 2 回归模型精度验证
Figure 2 Validation of the model tested

的精度。

2.4 土壤铅镍的空间分布反演

表 3 中的误差和图 2 仅能看出样点土壤铅镍模型预测值与实测值在数量上的差异,但很难反映二者

在空间布局上的不同。因此,本研究将模型预测值进行空间反演后与实测值的空间分布进行比较,以进一步考察土壤铅镍预测建模的精度或效果。结合 70 个样点的实测数据与利用回归预测模型计算得到的预测值,利用 ArcGIS10.0 平台上的扩展功能模块(Geo-statistical Analyst)地统计分析功能,采用普通克里格(Ordinary Kriging)插值法,分别反演出石亭江中下游流域土壤铅镍的空间分布状况。

从土壤铅实测值与 3 组预测值反演出的分布图(图 3)可知,土壤铅的空间分布以北部凡英村和西南部南泉镇为两个高值中心($38.00\sim51.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$),总体上由西北部向东南部呈条带状递减至含量为 $20.00\sim29.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$ 的低值区,西中部龙居镇及师古镇交界地区 Pb 含量较周围低。模型 2 是模型中反演效果最好的,表现出了北部、南部 2 个高值中心和中部的中值中心($32.00\sim35.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$),整个铅含量的变化趋势也与实测值接近。模型 1 反映了土壤铅含量变化的大致格局,但对高值区和低值区的反演效果稍差。模型 2、3 均能较好地反演区域土壤铅的空间格局,对个别特殊值区域反演效果相较模型 1 虽有所提

高,但仍有待进一步加强。

土壤镍(图 4)则是在北部龙居镇及凡英村呈现出一个高值中心($36.00\sim46.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)。该区一侧呈北南向,从龙居镇经南泉镇($30.00\sim33.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)递减至回澜镇($16.00\sim27.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$),另一侧为西北东南向从凡英村向禾丰镇一带呈条带状递减($16.00\sim27.00\text{ mg}\cdot\text{kg}^{-1}$),含量分布总体上也是呈由西北部向东南部递减的规律。对比土壤镍实测值与 3 个模型值反演图可知,模型 1 反映了土壤镍含量变化的大致格局,模型 2 和模型 3 反演效果相当,均显现出研究区北部高值区。

综合石亭江流域中下游土壤铅镍含量的空间特征可知,该区土壤铅镍含量较高的地区为龙居镇和凡英村一带,整体分布是由西北部向东南部呈条带状递减。从整体反演效果来看,预测模型能较好地表现区域土壤铅镍含量空间分布的基本格局(图 3 和图 4)。与仅用光谱信息的预测模型反演结果相比(图 3b 和图 4b),增加地面辅助因子的预测模型反演结果(图 3c-d 和图 4c-d)更接近于实测土壤铅镍的空间分布格局(图 3a 和图 4a)。但是,由于土壤铅镍含量受多

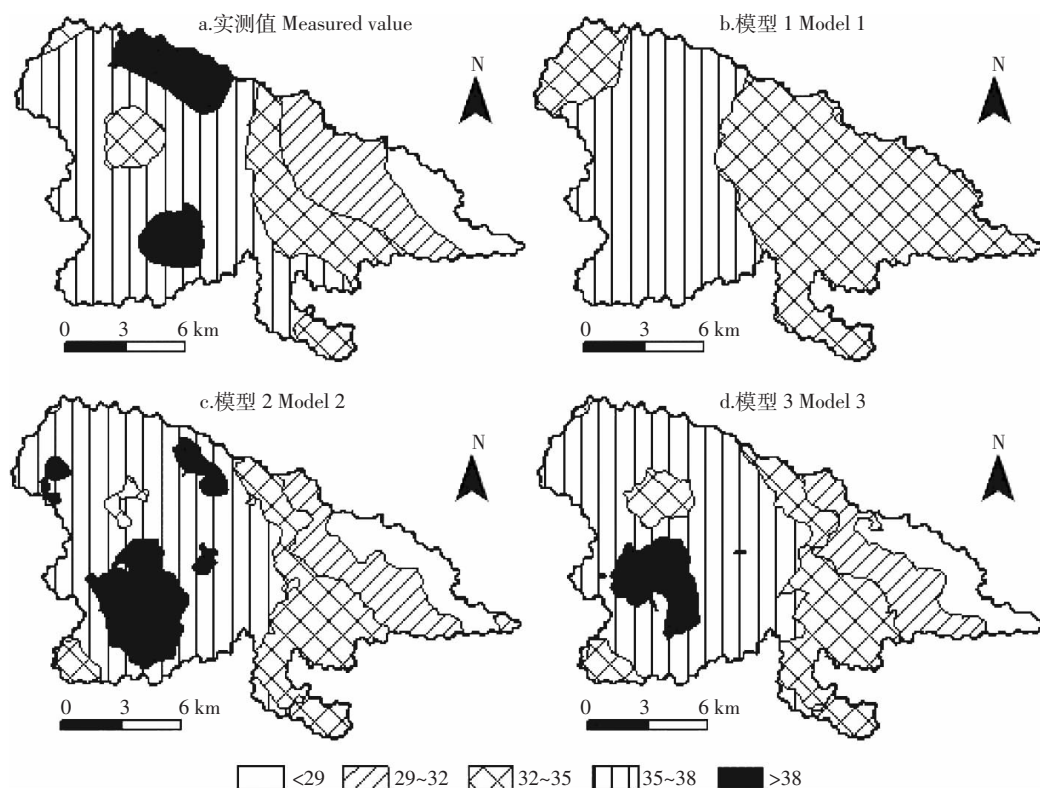


图 3 土壤 Pb 实测值与各模型预测值分析结果对比($\text{mg}\cdot\text{kg}^{-1}$)

Figure 3 Comparative map for measured and predicted values for soil Pb

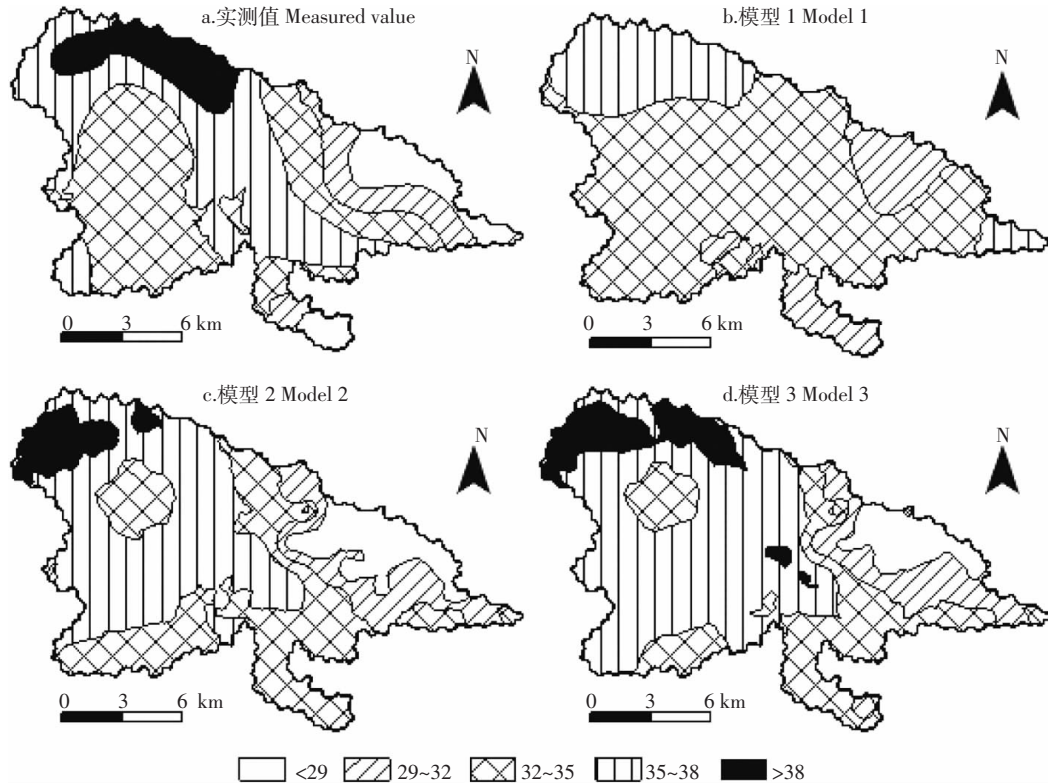
图4 土壤Ni实测值与各模型预测值分析结果对比($\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$)

Figure 4 Comparative map for measured and predicted values for soil Ni

种因素影响,而本文只考虑了成土母质、海拔高度、土壤类型、酸碱度及土地利用类型等五个地面辅助因子,这可能是空间反演效果有限的原因之一。因此,寻找最佳地面辅助因子以提高预测模型精度是进一步研究应关注的问题。

3 结论

(1)该区土壤铅镍平均含量分别为(33.98 ± 5.60) $\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$ 和(31.96 ± 5.63) $\text{mg} \cdot \text{kg}^{-1}$,两者均呈由西北向东南递减的空间分布格局。

(2)结合2008年4月的石亭江流域中下游Landsat7 ETM+遥感影像以及地面数据建立的区域土壤铅镍含量预测模型达极显著水平($P < 0.01$),表明遥感波谱信息能用于土壤铅镍含量的预测。在引入成土母质、海拔高度或pH等地面辅助因子后,预测模型的精度明显提高,铅预测模型 R^2 从0.276分别提高到0.571和0.606,镍预测模型 R^2 从0.304分别提高到0.513和0.551,表明地面辅助因子能有效改善模型精度。

(3)从空间反演的效果来看,预测模型能表现出区域土壤铅镍的整体分布格局,但对于个别特殊值区

域的反演精度仍有待进一步提高。

参考文献:

- [1] Wang Y P, Shi J Y, Wang H, et al. The influence of soil heavy metals pollution on soil microbial biomass, enzyme activity, and community composition near a copper smelter[J]. *Ecotoxicology and Environment Safety*, 2007, 67(1):75-81.
- [2] Man Y B, Sun X L, Zhao Y G, et al. Health risk assessment of abandoned agricultural soils based on heavy metal contents in Hong Kong, the world's most populated city[J]. *Environment International*, 2010, 36(6):570-576.
- [3] Whyte A L H, Hook G R, Greening G E, et al. Human dietary exposure to heavy metals via the consumption of greenshell mussels (*Perna canaliculus* Gmelin 1791) from the Bay of Islands, northern New Zealand[J]. *Science of the Total Environment*, 2009, 407(14):4348-4355.
- [4] Olawoyin R, Oyewole S A, Grayson R L. Potential risk effect from elevated levels of soil heavy metals on human health in the Niger delta[J]. *Ecotoxicology and Environment Safety*, 2012, 85(1):120-130.
- [5] 聂明, 万佳蓉, 陈晓枫, 等. 亚热带自然林与人工林土壤重金属含量的研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(11):3098-3100.
- [6] Nie M, Wan J R, Chen X F, et al. Comparison of heavy elements between natural and plantation forests in a subtropical montane forest[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(11):3098-3100.
- [6] García-Delgado M, Rodríguez-Cruz M S, Lorenzo L F, et al. Seasonal

- and time variability of heavy metal content and of its chemical forms in sewage sludges from different wastewater treatment plants[J]. *Science of the Total Environment*, 2007, 382(1):82–92.
- [7] Sridhar B B M, Vincent R K, Witter J D, et al. Mapping the total phosphorus concentration of biosolid amended surface LANDSAT™ data[J]. *Science of the Total Environment*, 2009, 407(8):2894–2899.
- [8] 刘 华, 张利权. 崇明东滩盐沼土壤重金属含量的高光谱估算模型[J]. *生态学报*, 2007, 27(8):3427–3434.
- Liu H, Zhang L Q. A predictive model for the hyperspectral character of saltmarsh soil to its heavy metal content at Chongming Dongtan[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2007, 27(8):3427–3434.
- [9] Mozgawa W, Król, Bajda T. Application of IR spectra in the studies of heavy metal cations immobilization on natural sorbents[J]. *Journal of Molecular Structure*, 2009, 924–926(30):427–433.
- [10] Tan K L, Wan Y Q, Sun S X, et al. Prospecting for coal in China with remote sensing[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2008, 18(4):537–545.
- [11] Rosso P H, Pushnik J C, Lay M, et al. Reflectance properties and physiological responses of *Salicornia virginica* to heavy metal and petroleum contamination[J]. *Environment Pollution*, 2005, 137(2):241–252.
- [12] 李淑敏, 李 红, 孙丹峰, 等. 利用光谱技术分析北京地区农业土壤重金属光谱特征[J]. *土壤通报*, 2011, 42(3):730–735.
- Li S M, Li H, Sun D F, et al. Characteristic and diagnostic bands of heavy metals in Beijing agricultural soils based on spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Soils Science*, 2011, 42(3):730–735.
- [13] Choe E, Freek V D M, Frank V R, et al. Mapping of heavy metal pollution in stream sediments using combined geochemistry, field spectroscopy, and hyperspectral remote sensing: A case study of the Rodalquilar mining area, SE Spain[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(7):3222–3223.
- [14] 解宪丽, 孙 波, 郝洪涛. 土壤可见光-近红外反射光谱与重金属含量之间的相关性[J]. *土壤学报*, 2007, 44(6):982–993.
- Xie X L, Sun B, Hao H T. Relationship between visible-near infrared reflectance spectroscopy and heavy metal of soil concentration[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2007, 44(6):982–993.
- [15] 龚绍琦, 王 鑫, 沈润平, 等. 滨海盐土重金属高光谱遥感研究[J]. *遥感技术与应用*, 2010, 25(2):169–177.
- Gong S Q, Wang X, Shen R P, et al. Study on heavy metal element content in the coastal saline soil by hyperspectral remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2010, 25(2):169–177.
- [16] Liu M L, Liu X N, Wu M X, et al. Integrating spectral indices with environmental parameters for estimating heavy metal concentrations in rice using a dynamic fuzzy neural-network model[J]. *Computers & Geosciences*, 2011, 37(10):1642–1652.
- [17] Sharma R K, Agrawal M, Marshall F M. Heavy metal (Cu, Zn, Cd and Pb) contamination of vegetables in urban India: A case study in Varanasi[J]. *Environmental Pollution*, 2008, 154(2):254–263.
- [18] Emilio M D, Macchiato M, Ragosta M, et al. A method for the integration of satellite vegetation activities observations and magnetic susceptibility measurements for monitoring heavy metals in soil[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2012, 241–242:118–126.
- [19] Huete A, Didan K, Miura T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1–2):195–213.
- [20] Huete A, Justice C, Liu H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3):224–234.
- [21] 孙 华, 林 辉, 熊育久, 等. Spot5 影像统计分析及最佳组合波段选择[J]. *遥感信息*, 2006, 86(4):57–60.
- Sun H, Lin H, Xiong Y J, et al. The Analysis of statistical characteristics of Spot 5 image and its optimum band combination[J]. *Remote Sensing Information*, 2010, 25(2):169–177.
- [22] Sari A, Tuzen M, Uluözlü Ö D, et al. Biosorption of Pb(II) and Ni(II) from aqueous solution by lichen (*Cladonia furcata*) biomass[J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2007, 37(2):151–158.
- [23] Sari A, Tuzen M. Kinetic and equilibrium studies of biosorption of Pb(II) and Cd(II) from aqueous solution by macrofungus (*Amanita rubens*) biomass[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2009, 164(2–3):1004–1011.
- [24] Kooistra L, Salas E A L, Clevers J G P W, et al. Exploring field vegetation reflectance as an indicator of soil contamination in river floodplains[J]. *Environmental Pollution*, 2004, 127(2):281–290.
- [25] 温健婷, 张 霞, 张 兵, 等. 土壤铅含量高光谱遥感反演中波段选择方法研究[J]. *地球科学进展*, 2010, 25(6):625–629.
- Wen J T, Zhang X, Zhang B, et al. A study of band selection method for retrieving soil lead content with hyperspectral remote sensing data[J]. *Advance in Earth Science*, 2010, 25(6):625–629.
- [26] Kheir R B, Greve M H, Abdallah C, et al. Spatial soil zinc content distribution from terrain parameters: A GIS-based decision-tree model in Lebanon[J]. *Environment Pollution*, 2010, 158(2):520–528.
- [27] Thompson J A, Pena Y E M, Grove J H. Soil-landscape modeling across a physiographic region: Topographic patterns and model transportability[J]. *Geoderma*, 2006, 133(1–2):57–70.