

苏北沿海滩涂地区土壤有机质含量的高光谱预测

徐明星^{1,2}, 周生路^{1*}, 丁卫³, 吴绍华^{1,2}, 吴巍¹

(1. 南京大学地理与海洋科学学院, 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, 南京 210008;

3. 江苏省东台市国土资源局, 盐城 224200)

摘要: 基于反射高光谱快速、无损的检测优势, 以苏北沿海滩涂地区不同成陆年代土壤作为光谱信息源, 应用偏最小二乘回归 (PLSR) 方法, 研究了原始反射光谱 (REF)、微分光谱 (FDR)、反射率倒数的对数 ($\lg(1/R)$) 和波段深度 (BD) 对不同成陆年代土壤有机质含量的预测精度。结果表明, 不同成陆年代土壤有机质含量预测的最佳光谱指标存在差异。REF 是构建总体样本有机质含量 PLSR 预测模型的最佳光谱指标, 均方根误差 (RMSE) 和相关系数 (r) 分别为 2.7231 和 0.8701; FDR 是预测成陆千年土壤样本有机质含量的最佳光谱指标, RMSE 和 r 分别为 2.0110 和 0.9436; BD 所构建的成陆百年土壤有机质含量的 PLSR 预测模型为最优, RMSE 和 r 分别为 2.7051 和 0.8770。相关分析表明, 可见光波段、以 1 400 nm 为中心及 1 900~2 450 nm 的红外波段是估算土壤有机质含量的最佳波段。

关键词: 土壤, 有机质, 模型, 高光谱, 沿海滩涂

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.02.037

中图分类号: S151.9⁺5

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2011)-02-0219-05

徐明星, 周生路, 丁卫, 等. 苏北沿海滩涂地区土壤有机质含量的高光谱预测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 219-223.
Xu Mingxing, Zhou Shenglu, Ding Wei, et al. Hyperspectral reflectance models for predicting soil organic matter content in coastal tidal land area, northern Jiangsu[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(2): 219-223. (in Chinese with English abstract)

0 引言

苏北沿海地区资源丰富, 历史上即为开发利用的重点区域, 其不断淤涨的滩涂资源更是缓解人地矛盾的重要后备土地资源^[1]。随着精细农业的发展, 快速获取土壤信息, 成为对滩涂资源进行合理垦殖和科学改良的关键之一^[2]。就土壤有机质 (SOM) 而言, 其不仅能为作物提供所需的各种营养元素, 同时对土壤结构的形成及改善理化性状也具有决定性作用。作为衡量土壤肥力高低的重要指标, 首先必须弄清土壤有机质的含量。

光谱分析技术作为一种新型的快速、无损检测方法, 可以有效规避传统野外调查和实验室分析费时、费钱等缺点, 已经被广泛应用于土壤盐分含量^[3]、碳和氮含量^[4]及重金属含量^[5-6]等的精确预测。对土壤有机质含量的高光谱预测, 在中国已涉及西北内陆盐土^[7]、东北黑土^[8]和东部水稻土^[9]。在国外, Barthès 等^[10]利用近红外反射光谱测定了非洲不同粒径砂质土的有机质含量, Gomez 等^[11]对比分析了室内测试反射光谱和星载高光谱遥感影像数据 Hyperion 预测澳大利亚膨转土有机质含量的能力, 但

目前的研究对象均较少涉及沿海滩涂地区土壤。由于人类通过直接和间接的方式对土壤发生作用, 沿海地区不同成陆时间的土壤有机质含量差异显著^[1], 对滩涂地区不同成陆时间土壤有机质含量的光谱预测更是鲜有报道。本研究目的即利用不同成陆时间 (主要为千年和百年) 土壤作为光谱信息源, 结合实验室实测有机质含量, 尝试建立预测不同成陆时间背景下滩涂地区土壤有机质含量的最佳模型。

1 数据获取

1.1 样品采集与处理

试验土壤于 2009 年 12 月采自苏北沿海的东台市, 该区濒临黄海, 属江、淮和黄河冲击平原。范公堤 (今 204 国道) 贯穿南北, 将东台自然分为堤东、堤西两部分。堤东属苏北海相堆积平原, 本次样本采集主要集中于该区域。根据江苏海岸变迁历史再结合其他相关文献^[1,12-13], 可推断出东台由陆向海各段成陆年代。最终, 在采集的 99 个土壤样品中, 成陆年代为千年的样品 41 个, 成陆年代为百年的样品 58 个。土壤样品采集后, 风干、磨细, 分别过 20, 60 和 100 目标准筛, 供土壤有机质含量测定。为了保持水分的相对一致性, 将过 100 目标准筛的适量土样在 40℃ 条件下烘 24 h 后, 在干燥器中干燥 24 h, 备光谱测试之用。

1.2 有机质含量与光谱测量

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。采用 ASD

收稿日期: 2010-08-26 修订日期: 2010-01-22

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)

作者简介: 徐明星 (1983-), 男, 安徽滁州人, 博士生, 从事土地资源与环境研究。南京 南京大学地理与海洋科学学院, 210093。

Email: xumingxing@smail.nju.edu.cn

*通信作者: 周生路 (1968-), 男, 江西大余人, 教授, 博士生导师, 从事土地资源与环境研究工作。南京 南京大学地理与海洋科学学院, 210093。

Email: zhousl@nju.edu.cn

FieldSpec Pro FR 型光谱仪 (光谱范围 350~2 500 nm) 对过 100 目筛的土壤样品进行光谱测试。测试时以直径为 60 mm 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 50 W 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 15 cm, 光源到土样中心距离为 30 cm, 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 350~1 000 nm 抽样间隔和光谱分辨率分别为 1.4 和 3 nm, 在 1 000~2 500 nm 分别为 2 和 10 nm, 光谱仪重采样间隔为 1 nm。由于波段测试范围两头 (350 和 2 500 nm) 附近为光谱数据不稳定区域, 去除外界噪音影响较大的 350~399 nm 和 2 451~2 500 nm 两段数据^[14]。

1.3 光谱指标提取

由于光谱仪波段之间对能量响应上的差别, 使光谱曲线上存在许多“毛刺”噪声。本文选用了长度为 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, 基本消除了高频成分。为有效地提取光谱信息, 除了采用原始光谱反射率 (reflectance, REF), 还采用了以下 3 种光谱指标: 微分光谱 (first derivate reflectance, FDR)、光谱倒数之对数 ($\lg(1/R)$) 和波段深度 (bond depth)。这几种光谱指标已经在高光谱植被和土壤研究中得到了广泛应用, 并取得了很好的效果^[14-17]。本文对这几种光谱指标进行分析, 并比较它们对反演模型精度的影响。

反射率一阶微分 (FDR) 采用有限差分求导公式

$$FDR_{(\lambda)} = [R_{(\lambda_{i+1})} - R_{(\lambda_i)}] / (\lambda_{i+1} - \lambda_i) \quad (1)$$

式中, λ_i 为波长; $R_{(\lambda_i)}$ 为波长 λ_i 的光谱反射率。

波段深度 (BD) 的含义是由于某些物质成分在特定波段具有吸收特性使得比相邻波段的反射率低^[5], 其计算公式为

$$BD_{(\lambda)} = 1 - \rho_{(\lambda)} / \rho_{c(\lambda)} \quad (2)$$

式中, $\rho_{(\lambda)}$ 为原始光谱反射率; $\rho_{c(\lambda)}$ 为光谱反射率包络线。土壤光谱的包络线相当于去除了由土壤中特定物质化学键内电子跃迁引起的特征吸收带后的吸收特征, 相当于土壤在不受矿物晶体与有机成分吸收情况下所引发的吸收特征。 $\rho_{(\lambda)} / \rho_{c(\lambda)}$ 即土壤去包络光谱, 其值归一化到 0~1 的范围^[5-6]。

2 数据分析

多元逐步回归分析、主成分分析和偏最小二乘回归分析是分析土壤组成与反射光谱间关系的常用统计方法^[8,15,18]。本研究选用偏最小二乘回归方法, 该方法融合了多元回归和主成分分析的特点, 通过实施因变量 Y 对提取自变量 X 的主成分 t 进行逐步回归, 直至达到满意的精度为止。本研究中, 采用文献 4 的方法设置判断精度: 设入选的成分个数为 h , 则回归分析的决定系数 R^2_h 随着 h 的增大而增大, 当 $R^2_{h+1} - R^2_h < 1\%$ 时, 认为增加新的成分 t_{h+1} 对减少方程的预测误差无明显改善作用, 因而选取前 h 个成分进行分析。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, 检测精度用实测值和预测值的相关系数 r 表示。较高的检测精度和较小的 $RMSE$ 表明该模型更加稳定和精确。 $RMSE$ 表达式如下

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_i - u'_i)^2} \quad (3)$$

式中, 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。统计分析主要用统计软件 Unscrambler9.7 完成。

3 结果分析与讨论

3.1 有机质含量

经异常样本剔除后, 在 99 个土壤样本中共获得 97 个有效样本, 2 个异常样本均来自成陆时间为千年的样品。由土壤有机质含量的描述性统计特征 (表 1) 可见, 成陆千年和成陆百年的土壤样本数分别为 39 个和 58 个, 对应的有机质质量分数均值分别为 7.75 和 8.84 g/kg, 变异系数分别为 0.76 和 0.56, 总样本有机质质量分数的均值和变异系数分别为 8.40 和 0.64, 介于成陆时间千年和百年样品有机质含量均值和变异系数之间。

表 1 土壤有机质质量分数描述性统计特征

成陆时间	有效样本数 (N)		最小值	最大值	均值±标准差	变异系数
	建模样本	验证样本				
总体样本	68	29	0.30	22.40	8.40±5.33	0.64
千年尺度	29	10	0.30	26.50	7.75±5.92	0.76
百年尺度	39	19	2.00	20.80	8.84±4.90	0.56

3.2 光谱曲线分析

图 1a 显示的是光谱曲线经平滑优化预处理之后的结果。总体样品、成陆时间千年样品和成陆时间百年样品的光谱曲线形态大致相同, 在可见光波段 (400~760 nm), 光谱反射率几乎不存在分异, 且反射曲线斜率较大, 随着波段的增加, 反射率差异不断扩大。进入红外波段, 曲线斜率变小, 在 1 400、1 900 和 2 200 nm 附近出现强烈的吸收峰, 通常认为与黏土矿物中所含的水分子和羟基有关^[19]。成陆百年的土壤样本具有更高的光谱反射率, 其次为总体样本, 成陆千年土壤样本的光谱反射率最低, 与土壤有机质含量呈反向关系, 表明沿海滩涂土壤盐分含量等其他因素在一定程度上掩盖了土壤有机质含量的光谱信息, 对应了盐分含量直接影响光谱反射率的大小, 但不影响反射率曲线形状的研究结论^[7]。

根据反射光谱的变异系数曲线 (图 1b), 可见光波段光谱反射率的变异系数要大于其他波段, 位于 400 nm 和 625 nm 附近存在变异系数峰值和次峰值, 其中成陆千年样品的光谱反射率变异系数在此处最大, 次之为总体样本, 成陆百年样品的变异系数最小, 对应了千成陆年样品、总体样品和成陆百年土壤样本有机质含量的变异系数由大至小的变化特征。反射光谱变异系数的分析结果表明, 可见光—近红外—红外 (尤其是可见光波段) 波段是预测土壤有机质含量最重要的敏感区域, 据此可以建立土壤有机质含量的高光谱预测模型。

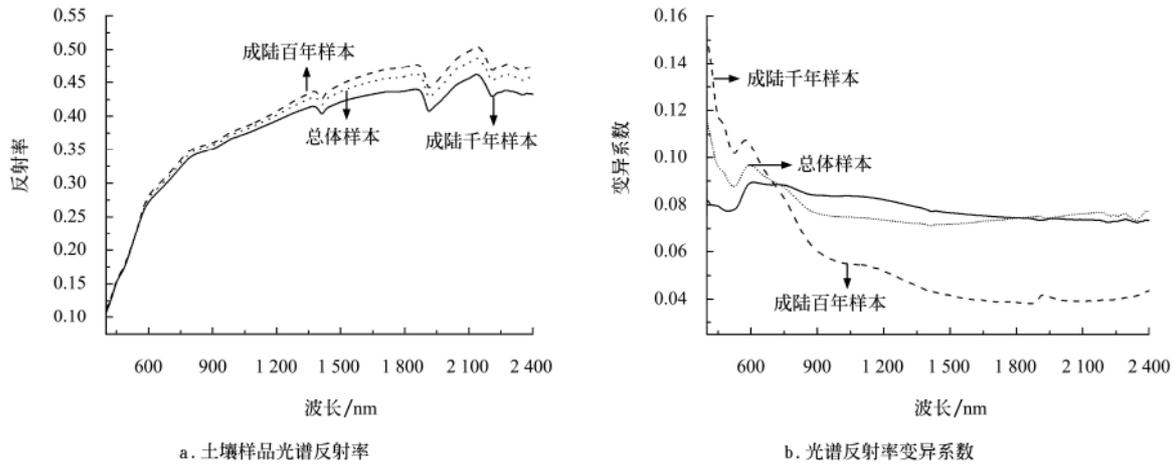


图 1 土壤样品光谱反射率曲线及其变异系数

Fig.1 Spectral reflectance of soil samples and its coefficient of variation

3.3 模型分析

表 2 给出了 REF、FDR、Log(1/R)和 BD 4 个光谱指标运用偏最小二乘法得到的不同成陆时间土壤有机质含量的建模和预测结果。对总体样品而言，上述 4 个指标的偏最小二乘回归方程的收敛速度较慢且相差不大，分别选择了 11、13、15 和 13 个成分，其中 FDR 光谱指标的偏最小二乘回归的建模精度最高，判定系数和均方根误差分别为 0.9884 和 0.5361。对回归模型进行验证时发现，REF 的检验精度最高，相关系数达 0.8701，均方根误差为 2.7231；对成陆年代千年样本而言，回归方程的收敛速度差异较大，最少选择了 7 个成分，最多为 14 个成分，其中 BD 光谱指标的建模精度最高，均方根误差和判定系数为 0.5232 和 0.9917，而检验精度最高的为 FDR，相关系数和均方根误差分别为 0.9436 和 2.0110；成陆时间百年样本的回归方程的收敛速度差异不大，选择的成分介于 10~14 个之间，FDR 光谱指标的建模精度最高，均方根误差和判定系数为 0.2823 和 0.9957，而检验精度最高的为 BD，相关系数和均方根误差分别为 0.8770 和 2.7051。

表 2 有机质含量偏最小二乘回归分析

Table 2 Results of PLSR analysis applied to SOM concentration

成陆时间	光谱指标	建模			验证	
		均方根误差	决定系数	成分个数	均方根误差	相关系数
总体样本	REF	1.8019	0.8693	11	2.7231	0.8701
	FDR	0.5361	0.9884	13	3.1324	0.8435
	Log(1/R)	1.3284	0.9289	15	3.3996	0.8067
	BD	1.4101	0.9199	13	2.9272	0.8583
成陆千年样本	REF	0.7079	0.9849	12	3.2570	0.8466
	FDR	0.7109	0.9847	7	2.0110	0.9436
	Log(1/R)	0.6542	0.9871	12	3.9634	0.7969
	BD	0.5232	0.9917	14	3.0299	0.8423
成陆百年样本	REF	0.6188	0.9793	14	3.1170	0.8494
	FDR	0.2823	0.9957	10	3.7841	0.7631
	Log(1/R)	0.7690	0.9681	12	3.1127	0.8531
	BD	0.5857	0.9815	11	2.7051	0.8770

由不同成陆年代土壤有机质含量预测最佳光谱指标所建立的 PLSR 模型系数(图 2)可见，模型系数在 1 900~2 450 nm 的短红外波段较大，表明其对于有机质含量 PLSR 回归模型的贡献率最大，其次为可见光波段(400~

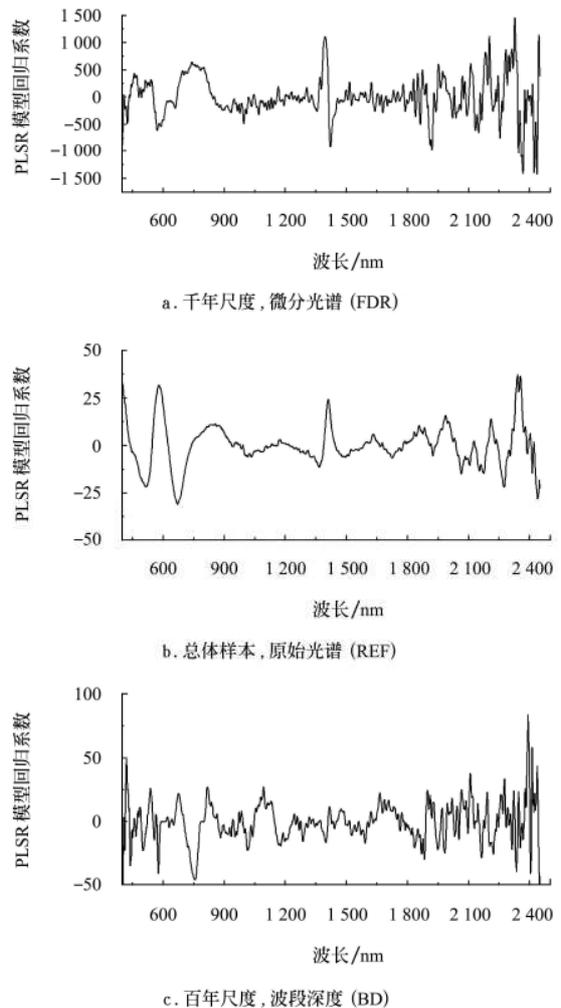


图 2 不同成陆时间土壤有机质含量预测最佳光谱指标建立的 PLSR 模型系数曲线

Fig.2 Coefficient curve of PLSR models based on optimal spectral index for soil organic matter of different pedogenic time

760 nm), 对总体样本和成陆年代千年样本而言, 中心为 1 400 nm 的短红外波段对有机质含量 PLSR 回归模型也有一定的贡献, 但对成陆年代百年样本的回归模型而言, 似乎并不存在特别的贡献, 其余波段的回归模型系数均普遍偏小。

由不同成陆时间样本有机质含量的最佳预测值与实

测值的散点图(图 3)可以看出, REF 得到的回归方程对总体样本有机质含量的预测结果较好, FDR 和 BD 分别为预测成陆千年和成陆百年土壤有机质含量的最佳光谱指标。有机质含量较大样本的预测值与实测值较含量较小样本更为接近, 似乎表明 PLSR 回归方程对中、高有机质含量具有比较好的解释能力。

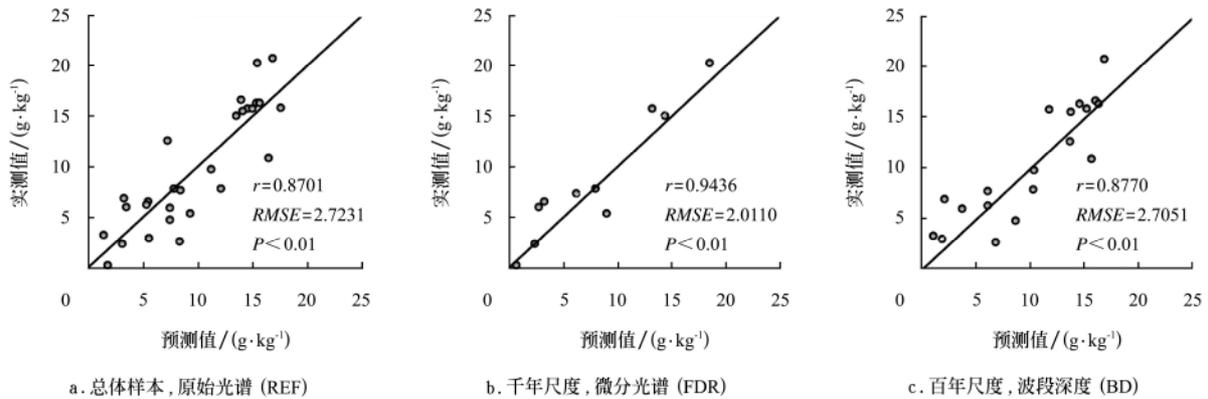


图 3 土壤有机质含量实测值和估算值散点图

Fig.3 Scatter plots between measured soil organic matter and predicted soil organic matter

4 结论

本文构建了实验室相对稳定条件下不同成陆时间土壤多项光谱指标与有机质含量的偏最小二乘回归(PLSR)预测模型, 结果表明不同成陆时间土壤有机质含量预测的最佳光谱指标存在差异。原始反射光谱(REF)是构建总体样本有机质含量 PLSR 预测模型的最佳光谱指标, 均方根误差(RMSE)和相关系数(r)分别为 2.7231 和 0.8701; 微分光谱(FDR)是预测沿海滩涂地区成陆千年土壤有机质含量的最佳光谱指标, RMSE 和 r 分别为 2.0110 和 0.9436; 波段深度(BD)所构建的成陆百年土壤有机质含量的 PLSR 预测模型的 RMSE 和 r 分别为 2.7051 和 0.8770。相关分析表明, 可见光波段、以 1 400 nm 为中心及 1 900~2 450 nm 的短红外波段是估算土壤有机质含量的最佳波段。

在野外现场测定中, 很多因素都可能影响到光谱测定准确性, 进而影响对有机质含量的预测。对沿海滩涂地区而言, 土壤水分含量、土壤颗粒大小、土壤表面的状况以及土壤盐分含量(特别是成陆时间仅为百年的土壤样品)对野外现场测定有什么影响、影响程度如何, 是下一步工作的方向。另外, 如何建立实验室测试的土壤光谱数据与野外光谱数据和高光谱遥感影像的电量关系, 实现基于遥感影像的滨海盐土特性的区域预测也将是下一步工作的重点。

[参 考 文 献]

[1] 廖富强. 苏北沿海滩涂土壤性质和景观格局时空变化研究[D]. 南京: 南京大学, 2008.
Liao Fuqiang. The Basic Characters of Tidal Soil and Landscape Spatial and Temporal Variability in Coastal Zone of North of Jiangsu Province[D]. Nanjing: Nanjing University, 2008. (in Chinese with English abstract)

[2] 朱登胜, 吴迪, 宋海燕, 等. 应用近红外光谱法测定土壤的有机质和 pH 值[J]. 农业工程学报, 2008, 24(6): 196—199.
Zhu Dengsheng, Wu Di, Song Haiyan, et al. Determination of organic matter contents and pH values of soil using near infrared spectroscopy[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(6): 196—199. (in Chinese with English abstract)

[3] 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[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(5): 1362—1366.
Qu Yonghua, Duan Liaoliang, Gao Hongyong, et al. Quantitative retrieval of soil salinity using hyperspectral data in the region of Inner Mongolia Hetao Irrigation District[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1362—1366. (in Chinese with English abstract)

[4] Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. Soil Science, 2002, 167: 110—116.

[5] 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[J]. 遥感学报, 2007, 11(6): 906—913.
Wang Lu, Lin Qizhong, Jia Dong, et al. Study on the prediction of soil heavy metal elements content based on reflectance spectra[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(6): 906—913. (in Chinese with English abstract)

[6] 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[D]. 南京, 南京大学博士学位论文, 2005.
Wu Yunzhao. Heavy metal Pollution in Suburban soils of the Nanjing area: A feasibility Study of Remote-sensing Geochemistry[D]. Nanjing, Doctoral Thesis of Nanjing University, 2005. (in Chinese with English abstract)

[7] Xu Binbin, Dai Changda. Correlation analysis of organic matter content and spectral reflectance properties of the soil in Southern Xinjiang[J]. Chinese Science Bulletin, 1980, 6: 282—284.

[8] Liu Huan Jun, Zhang Yuan Zhi, Zhang Bai. Novel hyperspectral reflectance models for estimating black-soil organic matter in Northeast China[J]. Environ Monitor

- Assessment, 2009, 154: 147–154.
- [9] 周清, 周斌, 张杨珠, 等. 成土母质对水稻土高光谱特性及其有机质含量光谱参数模型影响的初步研究[J]. 土壤学报, 2004, 41(6): 905–911.
Zhou Qing, Zhou Bin, Zhang Yangzhu, et al. Influence of parent materials on paddy soil hyperspectral characteristics and SOM spectral – parameter – models[J]. Acta Pedologica Sinica, 2004, 41(6): 905–911. (in Chinese with English abstract)
- [10] Barthe`s B G, Brunet D, Hien E, et al. Determining the distributions of soil carbon and nitrogen in particle size fractions using near-infrared reflectance spectrum of bulk soil samples[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2008, 40: 1533–1537.
- [11] Gomez C, Viscarra Rossel R A, McBratney A B. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study[J]. Geoderma, 2008, 146: 403–411.
- [12] 凌申. 地名与历史时期江苏海岸变迁的相关研究[J]. 海洋科学, 2002, 26(1): 26–29.
Ling Shen. Relevant studies of the placenames and changes of Jiangsu coastline during the historical periods[J]. Marine sciences, 2002, 26(1): 26–29. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘志岩, 孙林, 高蒙河. 苏北海岸线变迁的考古地理研究[J]. 南方文物, 2006(4): 77–82.
Liu Zhiyan, Sun Lin, Gao Menghe. Archaeological geography research on the coastline change in North Jiangsu Province[J]. Relics From South, 2006(4): 77–82. (in Chinese with English abstract)
- [14] 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[J]. 土壤学报, 2007, 44(6): 982–993.
Xie Xianli, Sun Bo, Hao Hongtao. Relationship between visible-near infrared reflectance spectroscopy and heavy metal of soil concentration[J]. Acta Pedologica Sinica, 2007, 44(6): 982–993. (in Chinese with English abstract)
- [15] Li Y, Demetriades-Shash T H, Kanemasu E T, et al. Use of Second Derivation Canopy Reflectance for Monitoring Prairie Vegetation over different Soil Backgrounds[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 44: 81–87.
- [16] Palacios-Orueta A, Ustin S L. Remote Sensing of soil properties in the santa monica mountains I. Spectral analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 65: 170–183.
- [17] Mutanga O, Skidmore A K, Prins H H T. Predicting in situ pasture quality in the kruger national park, South Africa, using continuum removed absorption features[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 89: 393–408.
- [18] 黄启厅, 周炼清, 史舟, 等. FPXRF——偏最小二乘法定量分析土壤中的铅含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(5): 1434–1438.
Huang Qiting, Zhou Lianqing, Shi Zhou, et al. Analysis of lead in soil with partial least square regression(PLS) method and field portable x-ray fluorescence(FPXRF) analyzer[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1434–1438. (in Chinese with English abstract)
- [19] 徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究[J]. 土壤, 2000, 32(6): 281–287.
Xu Binbin. Research on the spectral reflectance of soil section[J]. Soils, 2000, 32(6): 281–287. (In Chinese with English abstract)

Hyperspectral reflectance models for predicting soil organic matter content in coastal tidal land area, northern Jiangsu

Xu Mingxing^{1,2}, Zhou Shenglu^{1*}, Ding Wei³, Wu Shaohua^{1,2}, Wu Wei¹

(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. Dongtai Municipal Land and Resources Bureau, Yancheng 224200, China)

Abstract: Based on the advantage of rapid and non-destructive testing of hyperspectral reflectance compared with conventional methods, the hyperspectral models for predicting soil organic matter (SOM) content of different pedogenic time by partial least square regression (PLSR) was conducted in this study. Besides original spectra, several spectral indices were also calculated, including first derivative reflectance spectra (FDR), inverse-log spectra ($\lg(1/R)$) and band depth (BD). The root mean square error (RMSE) and correlation coefficient (r) were used to validate the models. The results show that there is a difference in spectral indices for construct optimal model. REF is the optimal index of building PLSR model, which RMSE and r is 2.7231 and 0.8701, respectively, for predicting SOM content of overall samples. FDR and BD are better index for predicting SOM content form in millennium and century scales, r is 0.9436 and 0.8770, respectively. Correlation analysis shows that visible light region, near infrared that centered in 1 400 nm, and ranged in 1 900–2 450 nm is optimal band for predicting SOM content.

Key words: soils, organic matter, models, hyperspectral, coastal tidal land area