基于可见-近红外漫反射光谱的红壤有机质预测及其最优波段选择*

王　淼[1,2]　解宪丽[2]　周　睿[2]　王宝良[2]　王昌昆[2]　刘　娅[2]　潘剑君[1]　沈润平[3]　潘贤章[2†]

（1 南京农业大学资源与环境科学学院，南京　210095）

（2 中国科学院南京土壤研究所，南京　210008）

（3 南京信息工程大学遥感学院，南京　210044）

Determination of soil organic matter in red soils using VIS-NIR Diffuse Reflectance Spectroscopy and selection of optimal spectral bands

Wang Miao[1,2]　Xie Xianli[2]　Zhou Rui[2]　Wang Baoliang[2]　Wang Changkun[2]　Liu Ya[2]　Pan Jianjun[2]　Shen Runping[3]　Pan Xianzhang[2†]

(1 *College of Resource and Environmental Science, Nanjing Agricultural University, Nanjing*　210095, *China*)

(2 *Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing*　210008, *China*)

(3 *School of Remote Sensing, Nanjing University of Information and Technology, Nanjing*　210044, *China*)

关键词　红壤；有机质；最小二乘回归法；可见光-近红外波段

中图分类号　S151.9　　**文献标识码**　A

有机质是土壤肥力、土壤质量的重要指标，同时也是土壤碳库的重要组成部分。传统的土壤有机质测试方法费时、繁琐，难以满足快速监测土壤有机质含量的需求。近年来，具有无损、快速、简便等优点的可见-近红外光谱技术的应用为土壤有机质的快速监测提供了有效途径。

土壤有机质是影响土壤光谱的重要组分之一，其含量多少，分解程度和胡敏酸与富里酸的数量均对土壤光谱特性产生影响。有机质成分复杂、功能团多样，在整个 350 ~ 2 500 nm 范围内无吸收特征峰，一般表现为降低整个光谱的反射率。先后有报道指出，有机质在 500 ~ 1 200 nm、900 ~ 1 220 nm、800 nm 附近、640 ~720 nm、1 702 ~ 2 052 nm 和 1 726 ~ 2 426 nm 均存在光谱响应[1]。何挺、贺军亮等研究表明有机质与可见光波段的相关性高于近红外波段，认为利用可见光波段反射率或其他光谱形式可对有机质含量进行预测[2-3]，而 Dalal 和 Morral 等则认为短波红外更适宜土壤有机质含量预测[4-5]。大量研究结果表明在较宽的波段范围内运用偏最小二乘回归建立有机质预测模型可获得较高的精度[6-8]。Vasques 等采用多种方法建立有机碳预测模型，认为偏最小二乘回归模型是预测土壤有机碳的最优模型[9]。

从国内研究现状来看，大都选用北方高有机质含量土壤，针对南方有机质含量较低而铁锰氧化物含量较高红壤的研究较少。本研究以南方红壤为研究对象，选用不同的光谱波段范围，结合多种光谱数据预处理形式，运用偏最小二乘回归建立有机质预测模型并对结果进行验证，以明确红壤有

---

* 国家自然科学基金项目（40801081）、国家科技基础性工作专项项目（2008FY110600）和中国科学院南京土壤研究所所长基金项目（ISSASIP0717）资助

† 通讯作者，E-mail：xzpan1@gmail.com

作者简介：王　淼（1986−），女，四川成都人，硕士研究生，主要从事土壤遥感应用研究。E-mail：water862@sohu.com

收稿日期：　2010-06-11；收到修改稿日期：　2010-09-17

机质光谱定量分析的最优波段范围和光谱预处理形式，建立针对南方红壤的高精度有机质预测模型。

1 材料与方法

1.1 样品采集与分析

选择江西省的兴国、余江两县作为研究区，采集不同母质、多种地形部位、不同植被种类和覆盖度的红壤样品（图1），其中表层样品98件，剖面样品87件，共计195件。样品自然风干后，用木棒压碎后挑出沙砾及植物残体，过10目、60目和100目筛，供化学分析和光谱测试。土壤有机质含量采用重铬酸钾法[10]测定。

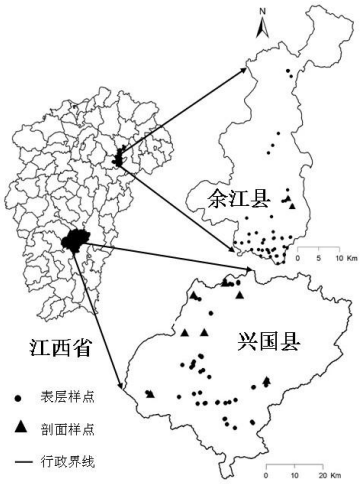

图1 土壤采样点分布图

1.2 土壤光谱测量

光谱测量在暗室内进行，采用美国ASD公司的Field Spec Pro FR型便携式分光辐射光谱仪(350 ~ 2 500 nm)采集过10目筛的土壤光谱曲线，光源为50W卤素灯。光谱测量几何条件：光源方位角70°，光源照射方向与垂直方向夹角15°，光源到土壤表层中心的距离为40 cm，光纤探头视场角为10°，探头垂直土样表面，探头到土样表面距离为15 cm。每件土样采集4个方向光谱，(每个方向自动采集5条光谱曲线)，共20条曲线，算术平均后为该土样可见光-近红外反射率曲线。每次测量前进行标准白板校正。由于350 ~ 380 nm与2 400 ~ 2 500 nm信噪比低，本研究去除上述波段。

1.3 光谱数据预处理

本研究光谱预处理形式包括原始光谱反射率(R)、对数转换光谱(A，A = log (1/R))[11]，标准正态变量转换(Standard normal variate, SNV)[13]、平滑[12]、一阶微分和二阶微分[13]。平滑处理与微分变换均采用Savitzky-Golay多项式，窗口数均分别设为3、9、11和39，二者组合光谱预处理形式共40种，总预处理形式共设置47种。此外，为了突出光谱曲线的吸收特征，便于进行光谱曲线特征比较，对数据进行去包络线处理[14]。

1.4 波段范围划分

根据电磁波谱的光学划分，选取全波段(380 ~ 2 400 nm)、可见光(380 ~ 750 nm)、近红波段(750 ~ 1 300 nm)、短波红外(1 300 ~ 2 400 nm)，4个波段范围进行光谱分析。

1.5 模型建立与验证

将195件样本分为建模样本(130个)和验证样本(65个)，其中建模样本量占2/3，验证样本量占1/3。将所有土样有机质含量按升序排序，每隔2个样本挑选1个样本作为验证样本。运用光谱数据建立预测模型时，异常样本会严重影响模型的预测精度，因此在模型建立和预测过程中去除残差(Residual)

大于3、马氏距离(Mahalanobis distance)大于其3倍平均值的异常样本[15]。

1.5.1 模型建立　　偏最小二乘回归(Partial Least Square Regression, PLS)是基于因子提取的多元回归分析方法，首先分别对光谱矩阵和组分含量矩阵作双线性分解，然后在变量系统中提取若干对系统有最佳解释能力的新综合变量(即因子提取)，因子的确定要求光谱矩阵分解得到的因子与含量矩阵分解得到的因子之间相关性最大，然后利用提取的因子进行回归分析，从而实现对光谱数据的有效压缩，避免连续光谱建模的过拟合问题[12]。

1.5.2 模型建立和验证评价参数　　本研究选择模型因子数(Number of PLS factors) [16]、建模集交互验证决定系数(Coefficient of determination in cross validation, R^2_{cv})、验证集决定系数(Coefficient of determination in prediction, R^2_P)、校正集交互验证标准误差(Standard error of cross validation, SECV)、验证集标准预测误差(Standard error of Prediction, SEP)、测定值标准偏差与标准预测误差的比值RPD(Ratio of standard deviation to standard error of prediction) [17]为模型评价参数。选择配对t检验，确定预测模型与经典方法差异的显著性。

1.6 数据统计

常规数学统计分析软件使用 SPSS (v. 10.0)和 Microsoft Excel 2003，偏最小二乘回归使用软件 The Unscrambler (v. 9.7)。

2 结果与分析

2.1 红壤有机质统计特征分析

由表1可知，验证样本与建模样本统计特征接近，说明验证样本选用具有代表性。由三组样本偏度>1.0、峰度<3.0和图2可知，红壤有机质含量呈偏态分布。有机质进行常用对数转换后，偏度值接近0，接近正态分布。故利用有机质对数值进行PLS建模，再将预测得到的有机质常用对数值进行转换。

表1 土壤样本有机质含量统计结果

	样本数	有机质实测值						有机质对数值	
		最小值 (g kg^{-1})	最大值 (g kg^{-1})	平均值 (g kg^{-1})	标准差 (g kg^{-1})	偏度	峰度	偏度	峰度
全部样本	195	2.64	68.77	16.06	12.96	1.42	2.07	-0.01	-1.04
建模样本	130	2.64	62.99	15.88	12.65	1.33	1.62	-0.03	-1.06
验证样本	65	2.81	68.77	16.42	13.64	1.58	2.90	0.02	-1.00

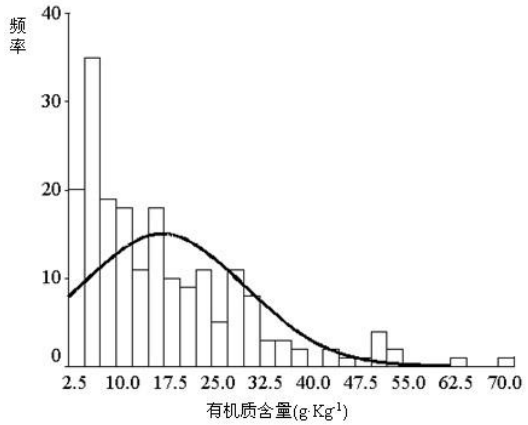

图2 有机质含量频率图

2.2 红壤光谱特征

以母质为第四纪红黏土，其上生长铁芒箕、木荷，植被覆盖条件较好的红壤剖面为例(见图3)，红壤的光谱反射率曲线基本属“陡坎型”。由于红壤含大量的铁，可见光范围反射率迅速上升，曲线斜率剧增，形状陡峻，在420 nm、480 nm、600 ~ 760 nm处存在不同程度的波折；760 ~ 1 100 nm反射率缓慢上升，800 ~ 1 000 nm反射率下降，曲线下凹；1 100 ~ 2 500 nm反射率缓慢下降，1 400 nm、1 900 nm、2 200 nm处存在强烈的水分吸收谷[1]。由图2可知，不同有机质含量的红壤光谱曲线形状相似，380～2 400 nm范围内反射率随有机质含量增加而降低。从连续统去除后的曲线可知，400、650、900 nm附近有Fe^{3+}的吸收峰。其中400 nm和650 nm的吸收峰是由Fe^{3+}的电子跃迁造成，900 nm附近的吸收峰由针铁矿(FeOOH)引起，针铁矿含-OH，使Fe^{3+}吸收峰位置发生偏移[1]。由图2还可知，有机质含量减少，氧化铁吸收峰越突出，说明有机质和氧化铁存在相互影响。

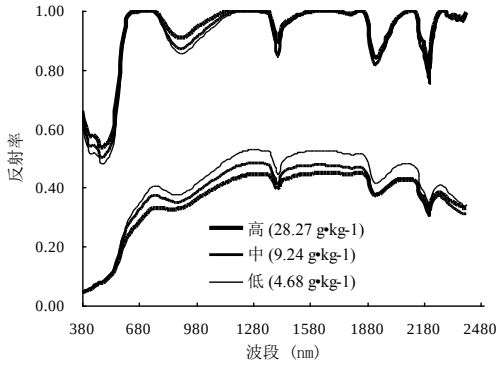

图3 不同有机质含量土壤反射率与包络线去除图

由图4可知，原始反射率在整个波段范围均有较高的相关性；一阶微分能有效突出部分波段有机质相关性，高相关性波段大量出现在1 300 nm之后；二阶微分光谱与有机质相关性整体下降，只在极少数波段表现出高相关性，说明二阶微分变换引入了新的噪声。

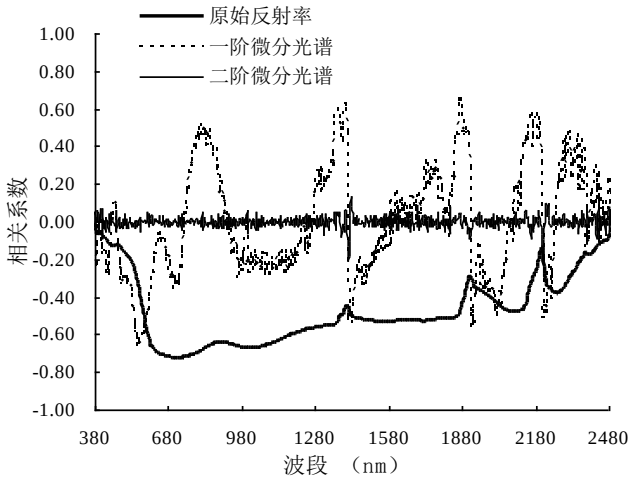

图4 红壤有机质含量与原始光谱反射率、一阶和二阶微分光谱的相关系数曲线图（n=195）

2.3 建模及验证结果

2.3.1 光谱波段选择　　由于47种光谱预处理形式的4个波段范围的建模结果相似，故仅列出原始反射率4个波段范围的建模结果。由表2可知，可见光380 ~ 750 nm建立的模型，R^2_{cv}为0.70，SEP为7.34 g kg^{-1}，RPD为1.80，模型有待进一步改进。750 ~ 1 300 nm建模和模型验证过程中去除的异常样本数目较多。380 ~ 2 400 nm和1 300 ~ 2 400 nm波段范围建模结果接近，预测结果经F检验无显著差异(p<0.05)，但1 300 ~ 2 400 nm建立模型的因子数少，因此，可以认为，1 300 ~ 2 400 nm与380~2 400 nm预测精度接近，是预测红壤有机质的优势波段。

表 2　原始反射率不同波段范围建模和验证结果表

波段 (nm)	模型建立						模型验证					
	样本数	因子数	交互验证决定系数	范围 (g kg^{-1})	标准差 (g kg^{-1})	交互验证预测误差 (g kg^{-1})	样本数	范围 (g kg^{-1})	标准差 (g kg^{-1})	决定系数	预测误差 (g kg^{-1})	RPD
380～2 400	129	9	0.86	2.64~ 2.99	12.33	4.62	63	2.81~68.77	12.53	0.88	4.87	2.57
380～750	129	8	0.70	2.64~62.99	12.66	8.71	64	2.81~68.77	13.23	0.73	7.34	1.80
750～1 300	124	9	0.83	2.64~62.99	12.49	6.24	63	2.81~68.77	13.35	0.81	5.81	2.30
1 300～2 400	127	8	0.87	2.64~62.99	12.41	5.34	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.78	2.72

2.3.2 光谱预处理形式选择　　各种预处理建模及验证结果见表 3。二阶微分建模结果不理想，限于篇幅，在此略去。由表 3 可知，从数据预处理形式来看，虽然对数光谱处理的 SEP 最小，仅 3.62 g kg^{-1}，但验证样本为 61 个，有机质含量预测范围为 2.81~50.34 g kg^{-1}；而一阶微分光谱模型虽然 SEP 稍大，但其所有处理形式的模型因子数均少于原始反射率(R)、平滑光谱、对数光谱和标准正态转换(SNV)光谱模型的因子数，说明一阶微分光谱可避免过拟合现象的发生。

表 3　1 300 ~ 2 400 nm 波段不同光谱形式 PLS 建模和验证结果表

预处理形式	模型建立						模型验证					
	样本数	因子数	交互验证决定系数	范围 (g kg^{-1})	标准差 (g kg^{-1})	交互验证预测误差 (g kg^{-1})	样本数	范围 (g kg^{-1})	标准差 (g kg^{-1})	决定系数	预测误差 (g kg^{-1})	RPD
R	127	8	0.87	2.64~62.99	12.41	5.34	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.78	2.72
log (1/R)	127	9	0.87	2.64~62.99	12.42	6.94	61	2.81~50.34	10.87	0.89	3.62	3.00
SNV	126	9	0.87	2.64~62.99	12.38	8.24	64	2.57~60.95	13.00	0.84	5.35	2.43
0-0-3	127	8	0.87	2.64~62.99	12.41	5.34	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.79	2.71
0-0-9	127	8	0.87	2.64~62.99	12.41	5.34	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.81	2.70
0-0-19	127	8	0.86	2.64~62.99	12.41	5.35	64	2.81~68.77	13.00	0.87	4.88	2.66
0-0-39	127	8	0.79	2.64~ 2.99	12.41	5.40	64	2.81~68.77	13.00	8.70	5.17	2.52
0-1-3	128	5	0.79	2.64~62.99	12.74	6.94	63	2.81~51.62	12.04	8.32	4.97	2.42
0-1-9	126	5	0.85	2.64~62.99	12.43	6.01	63	2.81~68.77	12.34	0.84	5.04	2.45
0-1-19	126	5	0.85	2.64~ 2.99	12.43	5.88	64	2.81~68.77	13.00	0.83	5.31	2.45
0-1-39	127	6	0.87	2.64~ 2.99	12.41	5.34	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.64	2.81
3-1-3	129	6	0.82	2.64~ 2.99	12.7	6.58	64	2.81~68.77	13.00	0.87	4.73	2.75
3-1-9	127	5	0.84	2.64~ 2.99	12.38	6.17	63	2.81~68.77	12.34	0.84	5.13	2.41

3-1-19	126	5	0.86	2.64~62.99	12.43	5.88	64	2.81~68.77	13.00	0.83	5.31	2.45
3-1-39	127	6	0.90	2.64~62.99	12.41	5.59	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.64	2.81
9-1-3	127	6	0.85	2.64~62.99	12.75	6.45	64	2.81~68.77	13.00	0.89	4.42	2.94
9-1-9	126	5	0.86	2.64~62.99	12.43	5.92	63	2.81~68.77	12.34	0.84	4.97	2.48
9-1-19	124	5	0.87	2.64~62.99	12.41	5.64	63	2.81~68.77	12.34	0.84	5.01	2.46
9-1-39	128	5	0.85	2.64~62.99	12.37	5.71	63	2.81~68.77	12.34	0.84	5.04	2.45
19-1-3	128	5	0.85	2.64~62.99	12.37	5.93	64	2.81~68.77	13.00	0.84	5.32	2.48
19-1-9	127	5	0.84	2.64~62.99	12.37	5.91	64	2.81~68.77	13.64	0.84	5.33	2.56
19-1-19	127	6	0.87	2.64~62.99	12.41	5.56	64	2.81~68.77	13.00	0.88	4.58	2.84
19-1-39	129	5	0.84	2.64~62.99	12.33	5.74	62	2.81~68.77	12.39	0.85	4.86	2.55
39-1-3	129	5	0.84	2.64~62.99	12.33	5.68	64	2.81~68.77	13.00	0.82	5.54	2.35
39-1-9	129	5	0.84	2.64~62.99	12.33	5.67	64	2.81~68.77	13.00	0.82	5.53	2.35
39-1-19	129	5	0.85	2.64~62.99	12.33	5.64	64	2.81~68.77	13.00	0.83	5.50	2.36
39-1-39	129	5	0.85	2.64~62.99	12.33	5.57	64	2.81~68.77	13.00	0.83	5.39	2.41

注：第一位数字代表 Savitzky-Golay 平滑窗口数，第二位数字代表 Savitzky-Golay 微分阶数，第三位数字代表 Savitzky-Golay 微分平滑窗口数

表3结果显示，直接对原始反射率进行一阶微分，验证集SEP较大，需在一阶微分前对原始反射率进行平滑处理。当平滑窗口数为39时，一阶微分的4种平滑预处理，SEP均大于5.00 g kg^{-1}。平滑窗口数为19时，19-1-3、19-1-9形式的SEP也大于5.00 g kg^{-1}，表明平滑窗口数过多，会增大预测误差。平滑窗口数为3时，3-1-9、3-1-19形式的SEP大于5.00 g kg^{-1}，说明平滑窗口数过少不但没有去除光谱噪声，反而引入了新的噪声，降低模型的预测精度。比较4种平滑窗口数预处理结果，认为一阶微分之前进行Savitzky-Golay多项式9点平滑模型预测结果较好。从采用9点平滑光谱进行一阶微分的4种平滑预处理预测结果来看，9-1-3预处理的模型因子数为6，SEP为4.42 g kg^{-1}，RPD为2.94，是建立的PLS模型最优光谱预处理形式。

2.3.3 验证结果　　由图 5 可知建立的最优红壤有机质预测模型，决定系数达 0.89，显示了模型较好的预测能力。对最佳模型预测结果进行 t 检验，可知 t =1.36，小于临界值 2.0 (α= 0.05)，模型预测方法与经典化学方法相比，无显著性差异。

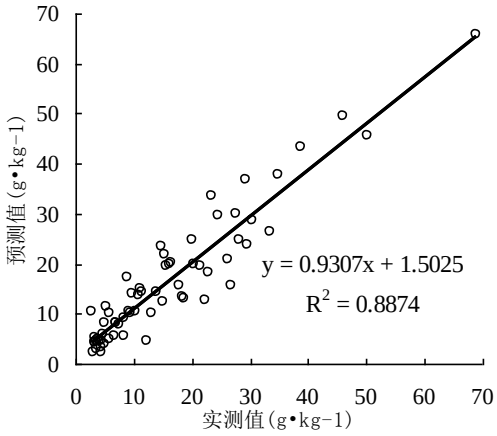

图 5 最佳 PLS 模型预测值与实测值比较

3 讨　论

有机质含量进行常用对数转换缩小了样本有机质含量的差异，使数据呈正态分布，利于建模分析。原始光谱、平滑光谱、对数光谱和标准正态变换光谱PLS建模结果不理想，平滑与一阶微分相结合是PLS建模的最佳光谱变换形式。一阶微分变换能去除部分线性或接近线性的背景、噪声光谱对目标光谱的影响，消除不同组分之间的吸收光谱谱线重叠的现象。平滑窗口数目关系到建立模型预测精度的好坏，窗口数过多会去掉许多有用信息；窗口数过少易引入新的噪声，均会降低模型的预测精度[18]。

Cozzolino等用350～2 500 nm原始光谱结合PLS法预测了农田土壤粗砂、细砂以及黏粒和粉粒中的有机碳含量，模型因子数为8，SECV分别达到1.0、0.6和3.0 g·kg^{-1}，SEP为0.9、0.9和2.5 g·kg^{-1}，RPD均大于2[7]。Vanwaes等运用1 100～2 500 nm一阶微分光谱建立PLS预测模型，成功预测了农业草地和自然草地土壤的有机碳含量，最佳模型因子数为12，SECV为3.90 g·kg^{-1}，SEP为3.95 g·kg^{-1}，RPD达到2.9[19]。本研究选用短波红外1 300～2 400 nm范围一阶微分与平滑相结合光谱进行PLS回归，最佳模型主因子数为6，SEP为4.42，R^2_P为0.89，RPD到达2.94，可较好地预测红壤有机质含量。

通常人眼对土壤颜色的判别集中在可见光波段，土壤颜色的深浅在一定程度上可反映有机质含量的多少，土壤颜色随有机质含量增加而加深，很多研究认为可见光波段是预测土壤有机质的有效波段。Gunsaulis等研究表明，土壤有机质含量与红光波段的反射率具有较强的相关性[20]，徐彬彬等认为400～1 100 nm(尤其是620～660 nm)平均反射率的高低和600 nm处“弓曲差”的大小可衡量有机质含量高低，900 nm附近存在三价铁的强吸收带，其强弱可充分显示土壤中游离氧化铁的含量[21]。

Galvao等对巴西土壤进行脱有机质研究，发现去除有机质，Fe_2O_3在400～900 nm相关系数提高，相关系数最大值出现在700 nm附近，表明可见光范围氧化铁和有机质存在干扰[22]。Stoner研究指出，高氧化铁含量(>4%)的土壤，反射率与氧化铁之间的关系甚至较与有机质的关系更密切[23]。Henderson等研究发现可见光(425～695 nm)与有机质相关性最大达到0.991，但是该波段范围也与铁锰氧化物呈显著相关，认为中红外波段与有机质相关性最好[24]。

本研究以红壤为对象，红壤普遍存在有机质含量较低，铁锰氧化含量较高的特性。因此，选择短波红外1 300～2 400 nm建立PLS有机质预测模型，可有效避免氧化铁的干扰，提高模型的预测精度和稳定性。

4 结　论

本研究在实验室条件下测量了红壤可见光-近红外的反射率，选择了不同波段范围，多种光谱预处理形式，建立了有机质预测的 PLS 模型。结果表明：1 300～2 400 nm 建立的有机质预测模型，能有效避免氧化铁对有机质预测的干扰；平滑与一阶微分结合的形式，能有效减少模型的因子数目，提高模型的稳定性和预测能力，是短波红外建立 PLS 回归模型的最佳光谱预处理形式；PLS 预测模型与传统化学方法相比无显著性差异(p<0.05)，可用于红壤有机质速测。

参 考 文 献

[1] Ben D. Quantitative remote sensing of soil properties. Advances in Agronomy, 2002, 75: 173-243

[2] 何挺,王静,林宗坚,等. 土壤有机质光谱特征研究. 武汉大学学报, 2006, 31(11):975-979

[3] 贺军亮,蒋建军,周生路,等. 土壤有机质含量的高光谱特性及其反演. 中国农业科学,2007,40(3):638-643

[4] Dalal R C, Henry R J. Simultaneous determination of moisture, organic carbon and total nitrogen by near infrared

reflectance spectroscopy. Soil Sci Soc Am J,1986,50: 120-123

[5] Morra M J, Hall M H, Freeborn L L. Carbon and nitrogen analysis of soil fraction using near-infrared reflectance spectroscopy. Soil Sci Soc Am J, 1991, 55: 288-291

[6] Cozzolino D, Moron A. Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions. Soil & Tillage Research, 2006, 85: 78-85

[7] McCarty G W, Reeves J B, Reeves V B, et al. Mid-infrared and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for soil carbon measurement. Soil Sci Soc Am J, 2002, 66: 640-646

[8] Aichi H, Fouad Y, Walter C, et al. Regional prediction of soil organic carbon content from spectral reflectance measurement. Biosystems Engineering, 2009, 104: 442-446

[9] Vaques G M, Grunwald S, Sickman J O. Comparison of multivariate method for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra. Geoderma, 2008, 146:14-25

[10]鲁如坤. 土壤农业化学分析方法. 北京:中国农业科技出版社, 2000: 106-109

[11]何挺,王静,程烨,等. 土壤水分光谱特征研究. 土壤学报, 2006, 43(6):1 027-1 032

[12]许禄,邵学广. 化学计量学方法. 北京: 科学出版社, 2004: 88-92

[13]Duckworth J. Mathematical data preprocessing. Chapter 6//Roberts C A, Workman J Jr, Reeves J B III. Near-infrared spectroscopy in agriculture. Agronomy 44. American Society of Agronomy, Inc., Crop Science Society of America, Inc., Soil Science Society of America, Inc. Publishers, Madison WI, 2004

[14]Clark R N, Roush T L. Reflectance spectroscopy quantitative analysis techniques for remote sensing application. Journal of Geophysical Research, 1984, 89: 6 329-6 340

[15]闵顺耕,李宁,张明祥. 近红外光谱分析中异常值的判别与定量模型优化. 光谱学与光谱分析, 2004, 24(10):1 205-1 209

[16]Haaland D M, Thomas E V. Partial least-square method for spectral analyses.1. Relation to other quantitative calibration method and the extraction of qualitative information. Analytical Chemistry,1988, 60(11): 1 193-1 202

[17]Chang C W, Laird D A, Mausbach M J, et a1. Near-infrared reflectance spectroscopy principal components regression analyses of soil properties. Soil Sci Soc Am J, 2001, 65(2): 480-490

[18]冯华. 土壤有机质 NIR 光谱分析的模型优化与稳定性. 广州: 暨南大学,2009

[19]Vanwaes C, Meatdagh I, Lootens P, et al. Possibilities of near infrared reflectance spectroscopy for the prediction of organic carbon concentrations in grassland soil. Journal of Agricultural Science, 2005,143: 487-492

[20]Gunsaulis F R, Kocher M F, Griffis C L. Surface structure effects on close-range reflectance as a function of soil organic matter content. American Society of Agricultural Engineer, 1991, 34: 641-649

[21]徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究. 土壤, 2000, 32(6): 281-287

[22]Galvao L S, Vitorello. Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(10): 1 969-1 979

[23]Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. Soil Sci Soc Am J, 1981, 45: 1 161-1 165

[24]Henderson T L, Baumgardner M F, Franzmeier D P, et al. High dimensional reflectance analysis of soil organic matter. Soil Sci Soc Am J, 1992, 56: 865-872