

土壤含水量对反射光谱法预测红壤土壤有机质的影响研究^①

王 淼^{1,2}, 潘贤章^{1*}, 解宪丽¹, 王昌昆¹, 刘 娅¹, 李燕丽¹, 潘剑君²

(1 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008; 2 南京农业大学资源与环境科学学院, 南京 210095)

摘 要: 研究土壤含水量对有机质预测的影响, 可为野外红壤有机质快速测定提供理论依据。本文在实验室条件下测量了不同含水量红壤的可见光-近红外光谱反射率, 运用偏最小二乘回归 (PLSR) 建立不同含水量的土壤有机质预测模型。结果显示, 随土壤含水量的增加, 有机质与一阶微分光谱的相关性先增加后下降, 含水量为 100~150 g/kg 时相关系数最大。分 380~2 400、380~1 300、1 300~2 400 nm 三个波段建立不同含水量的有机质预测模型, 模型预测精度均随土壤含水量增加而呈现先增加后下降的趋势。利用 1 300~2 400 nm 建立有机质预测模型可以有效避开氧化铁影响, 建立的模型预测精度最高。本研究认为, 当土壤含水量小于 200 g/kg 时, 可以利用在室内控制条件下测定的土壤反射率, 建立 1 300~2 400 nm 波段的 PLSR 模型, 进行红壤土壤有机质含量预测。

关键词: 红壤; 土壤有机质; 土壤含水量; 偏最小二乘回归;

中图分类号: S151.9

土壤有机质受土地利用方式、耕作及气候变化的影响, 掌握有机质的动态变化有助于人们提出土壤质量的调控措施和应对全球气候变化的措施。常规的土壤有机质测试方法费时、繁琐, 很难满足快速监测土壤有机质含量的需求。随着具有无损、快速、简便优点的近红外光谱技术的不断推广, 为土壤有机质的快速更新提供了有效途径。已有研究结果显示, 土壤光谱特性主要受土壤水分、土壤有机质含量、氧化铁含量、土壤质地、土壤含盐量等因素影响较大。其中, 土壤有机质是影响土壤反射率的主要因素之一。土壤有机质成分复杂, 功能团多样, 在整个 350~2 500 nm 范围内无吸收特征峰, 表现为降低土壤反射率。有机质含量高低、有机质分解程度、胡敏酸和富里酸数量均对土壤光谱产生影响^[1]。

土壤水分是土壤的重要组成部分, 亦对土壤的光谱反射率有较大影响, 干燥土壤较湿润土壤具有更高的光谱反射率。当土壤从干燥态过渡到风干态时, 土壤反射率几乎无变化, 但是随着含水量增加, 至田间持水量时, 土壤光谱反射率下降。Stoner 和 Baumgardner^[2]研究认为土壤反射率随土壤水分含量增加而降低, 土壤反射光谱曲线形状也因水分吸收带的存在而变化。Whiting 等^[3]研究认为, 当土壤水分达到田间持水量时, 土壤有机质的光谱指示信号几乎消失。

Chang 等^[4]通过对比鲜土样和风干土样发现, 利用土壤反射光谱估算有机碳含量, 风干土样的精度更高。Couillard 等^[5]的研究认为, 利用原状土样估算土壤有机碳含量的精度比风干土高, Fystro 等^[6]发现利用湿土样的估算精度比风干土样要好, 剔除土壤光谱中水吸收峰 (1 900 nm) 并未提高估算精度。

大部分研究选用风干土为研究对象, 但土壤有机质能改善土壤有效水含量, 有机质含量越高土壤持水能力越强。目前关于水分对土壤有机质预测精度的影响尚无定论, 若土壤水分对有机质预测存在不利影响, 则应该增加土壤干燥过程。若一定的土壤水分含量对于有机质预测没有不利的影响, 则可适当减少土壤的风干过程, 提高测定土壤有机质的效率。

因此, 本文在实验室条件下测量不同含水量红壤的可见光-近红外光谱反射率, 并对土壤含水量进行分组, 建立不同土壤含水量的土壤有机质预测模型, 研究土壤含水量对有机质预测精度的影响, 为野外进行土壤有机质光谱预测研究提供基础。

1 材料与方法

1.1 样品采集与分析

选择采自江西、福建、浙江 3 省的不同母质、不同地形部位、不同植被种类和覆盖度的 58 个红壤样

①基金项目: 国家自然科学基金项目 (41071140, 40801081)、中国科学院重大农业项目 (KSCX-YW-09-02-07) 和中国科学院南京土壤研究所创新前沿项目 (ISSASIP0717) 资助。

* 通讯作者 (panxz@issas.ac.cn)

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

品。样品为梅花法 5 点采集的混合样品,经自然风干后,用木棒压磨后挑出沙砾及植物残体,分别过 10、60 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测定^[7]。

1.2 土壤光谱测量

光谱曲线测量在暗室内进行,使用美国 ASD 公司的 Field Spec Pro FR 型便携式分光辐射光谱仪(光谱范围 350 ~ 2 500 nm)测量过 10 目筛的土壤光谱,光源为 50 W 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。每次自动采集 5 条光谱曲线,算术平均后为该土样的光谱曲线。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,本研究仅对 380 ~ 2 400 nm 波段的反射光谱进行分析。

1.3 土壤含水量监测

将土壤样品放置于直径 6.5 cm、深 0.5 cm 底部有小孔内衬定量滤纸的小铝盒内(干土重 + 铝盒重 + 滤纸重, W_1 , 精确到 0.01 g)。将盛有土壤的铝盒放在盛有蒸馏水的培养皿中,让土壤从下往上均匀吸水,直至土壤达到水分饱和和状态。将铝盒从培养皿中取出,拭去铝盒表面的水分,对土壤进行干燥,干燥过程中每隔一定时间持续进行土壤反射率测量,同时用天平读取湿土重量(湿土重 + 铝盒重 + 滤纸重, W_2)。设铝盒 + 滤纸重为 W_3 ,则每次监测时土壤质量含水量 θ_m 为:

$$\theta_m = \frac{W_2 - W_1}{W_1 - W_3} \times 1000 \quad (1)$$

徐彬彬等^[1]对宁芜地区黄棕壤的室外含水量进行分析发现,超过 250 g/kg 的情况较少,含水量最大值为 330 g/kg^[1],因此本实验舍弃含水量大于 350 g/kg 时测得的光谱反射率,并按照 50 g/kg 的水分差异对光谱曲线进行归类,分为风干土(0 ~ 50 g/kg)、50 ~ 100、100 ~ 150、150 ~ 200、200 ~ 250、250 ~ 300、300 ~ 350 g/kg 7 个水分等级。

1.4 光谱数据预处理

前期研究结果表明,短波红外 1 300 ~ 2 400 nm 能有效避免氧化铁对有机质预测的干扰,利于红壤有机质预测;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 PLSR 模型的最佳光谱预处理形式^[8]。本研究选择 1 300 ~ 2 400 nm 的一阶微分光谱为研究对象。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^[9]。

1.5 模型建立与验证

将 58 个样品分为建模样品(39 个)和验证样品(19 个),其中建模样品量占 2/3,验证样品量占 1/3。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,故去除模型建立和验证过程中残差(residual)大于 3、马氏距离(Mahalanobis distance)大于其 3 倍平均值的异常样本^[10]。

1.5.1 模型建立 本研究采用偏最小二乘回归(partial least square regression, PLSR)进行土壤有机质光谱预测。PLSR 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^[8]。

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)^[11]、建模集交叉验证决定系数(coefficient of determination in cross validation, R^2_{cv})、验证集决定系数(coefficient of determination in prediction, R^2_p)、校正集交叉验证标准误差(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)^[12]为模型评价参数。RPD > 2.0 说明模型适于估算土壤有机质,RPD < 1.4 时,模型不可靠;1.4 < RPD < 2.0,模型的可靠性可以通过不同的建模方法得到提高。由于不同土壤含水量的样本数不等,采用 F 检验,比较湿润土壤和风干土建立模型的显著性差异。

常规数学统计分析软件使用 SPSS10.0 和 Microsoft Excel 2003,偏最小二乘回归使用软件 The Unscrambler9.7。

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,由三组样本偏度 > 1,峰度 < 3 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 0.00,接近正态分布。故选用有机质对数值进行 PLSR 建模,模型验证中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

Table 1 Statistics of soil organic matter in soil sample groups

样本类型	样本数	有机质实测值						有机质对数值	
		最小值 (g/kg)	最大值 (g/kg)	平均值 (g/kg)	标准差 (g/kg)	偏度	峰度	偏度	峰度
全部样本	58	3.07	62.99	19.78	13.85	1.31	1.44	-0.30	-0.34
建模样本	39	3.07	62.99	19.51	14.13	1.38	1.77	-0.26	-0.40
验证样本	19	3.49	53.26	20.37	13.62	1.27	1.43	-0.42	0.17

2.2 土壤光谱反射率随土壤含水量变化特征

由于不同母质发育的红壤光谱曲线整体形状相似,故以红砂岩发育的红壤为例说明土壤反射率曲线随水分含量的变化情况(图1)。由图1可知,随土壤含水量增加(风干土~328.2 g/kg),光谱反射率不断降低,这与土壤水分的光谱吸收有关。随水分含量增加,光谱曲线形状在380~1200 nm的变化较小,1300~2400 nm变化较大,2200 nm处的水分吸收峰较微弱。由包络线去除后的曲线可知,500、1400、1900 nm处的吸收峰的吸收深度随水分增加而增加,900、1100、2200 nm附近的吸收峰得到一定增强,但变化较小。

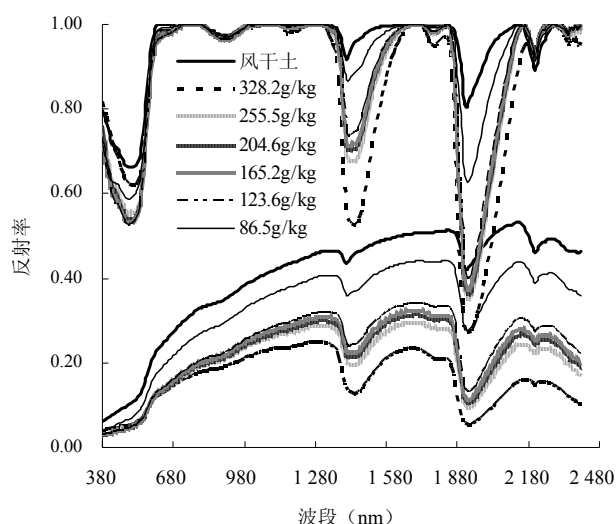


图 1 不同含水量土壤光谱反射率和去包络线后光谱曲线

Fig. 1 Reflectance spectra and continuum removed of samples under different soil moistures

2.3 土壤有机质的光谱相关性随水分变化

将反射率进行一阶微分转换,然后与土壤有机质测定值的对数值进行相关分析,图2显示了380~2400 nm波段内全部土壤样品($n=58$)有机质对数值与一阶微分光谱的相关性。因相关曲线复杂,忽略>250

g/kg 含水量的曲线。由图2可知,相关系数随土壤含水量增加呈先增加后下降的趋势。当风干土逐步过渡到含水量为150 g/kg时,相关系数持续增加,含水量为100~150 g/kg时相关系数最大。含水量大于150 g/kg后,相关系数减小,这与土壤含水过大,而水分的光谱吸收掩盖了有机质的光谱响应有关。从图2还可看出,380~1300 nm土壤有机质与一阶微分光谱曲线的相关系数随水分变化较小,而1300~2400 nm相关性随水分变化较大,故分别选用380~1300、1300~2400和380~2400 nm三个波段范围建立有机质预测模型。

2.4 建模及验证结果

不同波段不同土壤含水量 PLSR 建模及验证结果见表2。从表2的 R^2_p 、SEP以及RPD数值可以看出,3个波段的模型预测精度基本上随土壤水分增加而呈现先增加后下降的趋势。对于380~2400 nm波段,当含水量为100~150 g/kg时建立的有机质预测模型RPD值大于2.0。对于380~1300 nm波段,模型因子数多于其余两个波段范围,当含水量为100~150、150~200、250~300 g/kg时模型RPD大于2.0。对于1300~2400 nm波段,模型主成分数目少于其他两个波段,但模型预测精度较高,且当含水量为50~100、100~150和150~200 g/kg时,模型RPD均大于2.0。当土壤含水量超过200 g/kg后,模型RPD值均小于2.0,含水量为300~350 g/kg时模型预测结果甚至出现负值。这些结果表明,土壤含水量小于200 g/kg时有利于有机质预测。

通过比较380~2400、380~1300、1300~2400 nm三个波段的验证结果,发现1300~2400 nm建立的不同含水量预测模型因子数适中,含水量50~200 g/kg模型的RPD值均大于2.0,表明该波段适宜进行湿润土壤的有机质预测。

为明确1300~2400 nm湿润土壤有机质模型与风干土有机质预测精度的差异性,将含水量为50~

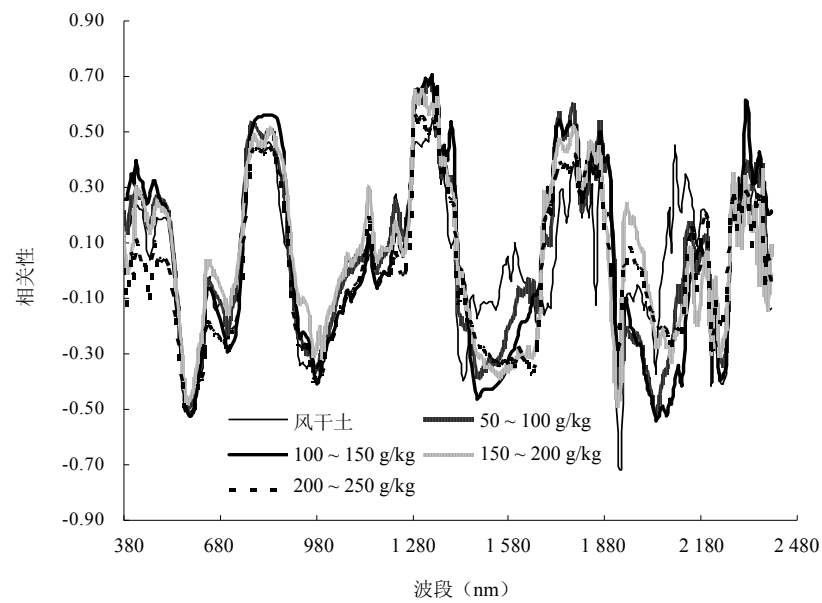


图 2 不同含水量土壤一阶微分光谱与有机质对数值的相关系数图

Fig. 2 Correlogram of logarithm of organic matter under different soil moistures from 1st order differential spectra

表 2 不同波段不同土壤含水量 PLSR 建模和验证结果表

Table 2 Summary for different spectra range PLSR model under different water contents

波段 (nm)	含水量 (g/kg)	模型建立				模型验证			
		样本数	因子数	R^2_{cv}	SECV	样本数	R^2_p	SEP	RPD
380 ~ 2 400	风干土	39	5	0.63	9.83	19	0.73	7.25	1.88
	50 ~ 100	39	7	0.68	11.11	19	0.69	7.86	1.73
	100 ~ 150	37	7	0.69	12.38	18	0.85	5.98	2.34
	150 ~ 200	39	6	0.79	8.25	18	0.84	7.22	1.89
	200 ~ 250	38	5	0.58	8.88	19	0.53	9.87	1.38
	250 ~ 300	39	5	0.59	10.64	19	0.51	10.01	1.36
	300 ~ 350	36	4	0.68	10.08	19	0.78	12.92	1.04
380 ~ 1 300	风干土	39	7	0.37	12.01	19	0.56	10.06	1.35
	50 ~ 100	39	8	0.48	11.61	19	0.70	7.97	1.71
	100 ~ 150	37	8	0.62	10.95	19	0.88	4.92	2.77
	150 ~ 200	39	6	0.57	10.75	19	0.81	6.61	2.06
	200 ~ 250	38	5	0.53	10.22	19	0.76	7.70	1.77
	250 ~ 300	39	6	0.60	9.53	19	0.79	6.51	2.09
	300 ~ 350	36	4	0.57	10.77	19	0.78	7.92	1.72
1 300 ~ 2 400	风干土	38	9	0.71	9.78	19	0.63	9.93	1.37
	50 ~ 100	37	4	0.49	11.60	19	0.82	6.02	2.26
	100 ~ 150	36	5	0.43	14.36	18	0.86	5.50	2.55
	150 ~ 200	38	5	0.45	11.71	18	0.87	6.40	2.19
	200 ~ 250	38	5	0.32	12.03	19	0.30	12.47	1.09
	250 ~ 300	39	4	0.28	13.26	19	0.61	9.59	1.42
	300 ~ 350	36	6	0.67	9.09	19	0.66	11.93	1.13

100、100~150、150~200 g/kg 模型分别与风干土建立的模型的 SEP 进行 F 检验, F 值分别为 2.72、3.26、2.41 大于临界值 ($F_{0.05}=2.25$, $F_{0.01}=3.19$), 呈显著差异甚至极显著差异, 说明利用湿润土 (土壤含水量 < 200 g/kg) 进行有机质预测, 模型预测精度高于利用风干土建立的模型。

建立最优模型 (含水量为 100~150 g/kg, $n=18$) 预测结果与实测值比较结果如图 3 所示。

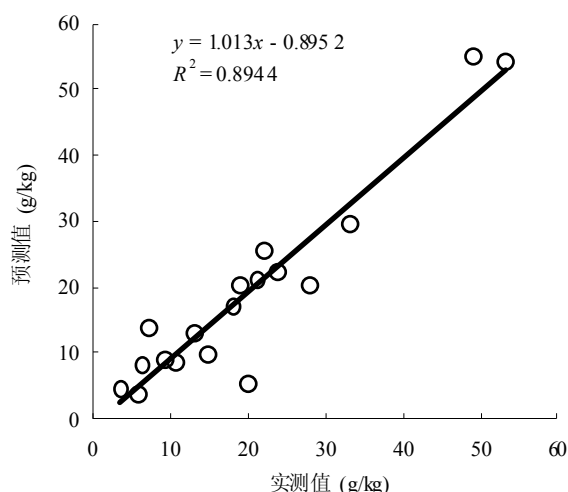


图3 最佳预测模型预测值与实测值比较

Fig. 3 Comparison of measured and predicted soil organic matter by optimal model

3 讨论

本文采用偏最小二乘回归法研究了不同土壤含水量的红壤有机质预测模型。结果表明随土壤含水量的增加, 土壤反射率降低。Liu 等^[13]研究认为土壤含水量存在“临界值”, “临界值”之下, 土壤反射率随土壤含水量增加而降低, 土壤含水量大于“临界值”时, 土壤反射系数则随土壤含水量的增加而升高。本研究的土壤含水量小于 350 g/kg, 当含水量为 0~350 g/kg 时土壤光谱反射率随含水量增加而降低, 未出现反射增加的情况。

红壤由于成土过程中强烈的脱硅富铝化作用, 使红壤氧化铁含量较高。Hunt 等^[14]研究发现 Fe^{2+} 吸收波长为 430、450、510、550 nm 以及 1000~1100 nm, Fe^{3+} 的吸收位置在 400、450、490、700 以及 870 nm。季耿善等^[15]通过脱氧化铁实验也证实土壤去铁后土壤反射率增加, 主要范围在 400~1100 nm。由于 380~1300 nm 包含了氧化铁的吸收波段, 故模型因子数多于 1300~2400 nm, 但预测精度低于 1300~2400 nm

建立的模型。可能与红壤氧化铁含量较高有关, 当土壤含水量较低时, 氧化铁对有机质预测形成干扰; 随土壤水分增加, 土壤颜色随之变深可在一定程度上减小氧化铁对有机质预测的影响。

土壤光谱曲线形状也随土壤含水量增加而发生变化, 1300~2400 nm 光谱反射率下降, 整个土壤反射率曲线趋于平缓。徐彬彬和季耿善^[1]从水的能量角度出发, 认为 1400 nm 附近的水分吸收带是以羟基为主的羟基 (-OH) 带谱, 1900 nm 附近是以层间水为主的 H_2O 谱带, 2200 nm 附近的吸收带为羟基伸缩振动与 Al-OH 和 Mg-OH 弯曲振动的合谱带。Chang 等^[16]认为土壤含水量的微小变化, 能改变土壤反射基线, 增加 1400 nm 和 1900 nm 吸收峰强度。随着土壤含水量增加, 1400 nm 和 1900 nm 处的水分吸收峰不断增强, 而 2200 nm 处吸收峰深度逐渐减小^[17], 大量的土壤孔隙水会对土壤晶体水光谱的响应存在掩盖作用。

Morgan 等^[18]选用田间原状土 (土壤水势: -5.8~0 MPa)、风干原状土、田间原状摊开土、风干磨碎土分别预测土壤有机碳和无机碳, 认为各种含水量下的土壤有机碳和无机碳预测精度会下降, 但对湿润土壤而言, 增加土壤的其他属性信息如土壤门赛尔颜色等, 可增加模型的预测精度。由于 Morgan 等^[18]研究原状土的含水量大于本研究, 其研究结论对本研究存在一定的参考意义。Chang 等^[16]研究认为预测土壤属性虽然风干土精度略高于湿润土壤 (含水量 27~98 g/kg), 但选用湿润土壤进行土壤属性预测也是可行的。Terhoeven-Urselmans 等^[19]利用 PLRS 预测田间原状土 (含水量 140~280 g/kg) 和快速冷冻风干磨碎土的多种土壤属性, 认为原状土利于预测土壤有机碳。Stenberg 等^[20]认为湿润土壤适合于预测土壤有机碳, 但是在机理上还很难解释, 因为能促进土壤有机碳预测精度的光谱波段位于 1700 nm 和 2000 nm 附近以及 2300~2350 nm, 但是与水分影响的潜在的直接关系却很难得出。

作者认为土壤含水量小于 200 g/kg 时可直接用于测定有机质, 其原因可能与有机质含大量亲水胶体腐植酸, 其具有疏松、多孔的特性, 有保水蓄水的作用, 当有机质孔隙中的水分对光谱响应时, 也在一定程度上增加有机质的光谱响应。由于有机质在整个近红外波段均存在光谱响应, 随着土壤水分增加, 1400、1900、2200 nm 处水分吸收峰随之增加, 可能在一定程度上增加了有机质的光谱响应, 进而增加有机质的预测精度。

4 结论

本文在实验室条件下测定了不同含水量红壤样品的可见光-近红外的光谱反射率,对土壤水分含量进行分级,结合一阶微分光谱,运用 PLSR 建立有机质预测模型。结果表明:有机质对数值与一阶微分光谱的相关性随土壤含水量增加呈先增加后降低趋势,当土壤含水为 100~150 g/kg 时相关系数最大。模型预测精度也随土壤含水量增加,先增加后下降。研究还表明,土壤含水量小于 200 g/kg 时,仍然可直接测定湿润土壤光谱,用于红壤有机质含量预测。

参考文献:

- [1] 徐彬彬, 季耿善. 土壤光谱反射特性与理化性状的相关性分析. 土壤专报, 1987, 41: 66-76
- [2] Stoner ER, Baumgardner MF. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Science Society of America Journal*, 1981, 45: 1 161-1 165
- [3] Whiting ML, Li L, Ustin SL. Predicting water content using Gaussian model on soil spectra. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 89(4): 535-552
- [4] Chang CW, Laird DA, Hurburgh CR. Influence of soil moisture on near-infrared reflectance spectroscopic measurement of soil properties. *Soil Science*, 2005, 170(4): 244-255
- [5] Couillard A, Turgeon AJ, Shenk JS, Westerhaus MO. Near infrared reflectance spectroscopy for analysis of turf soil profiles. *Crop Science Society of America*, 1997, 37(5): 1 554-1 559
- [6] Fystro G. The prediction of C and N content and their potential mineralization in heterogeneous soil samples using Vis-NIR spectroscopy and comparative methods. *Plant and Soil*, 2002, 246(2): 139-149
- [7] 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
- [8] 王淼, 解宪丽, 周睿, 王宝良, 王昌昆, 刘娅, 潘剑君, 沈润平, 潘贤章. 基于可见光-近红外漫反射光谱的红壤有机质预测及最优波段选择. *土壤学报*, 2011, 48(5): 1 083-1 089
- [9] Clark RN, Roush TL. Reflectance spectroscopy quantitative analysis techniques for remote sensing application. *Journal of Geophysical Research*, 1984, 89: 6 329-6 340
- [10] 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
- [11] Haaland DM, Thomas EV. 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
- [12] Chang CW, Laird DA, Mausbach MJ, Hurburgh CR. Near - infrared reflectance spectroscopy principal components regression analyses of soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, 2001, 65(2): 480-490
- [13] Liu WD, Baret F, Gu X, Tong Q, Zheng L, Zhang B. Relating soil surface moisture to reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81: 238-246
- [14] Hunt GR. Spectroscopy properties of rock and minerals. *Handbook of physical Properties of Rocks*. CRC Press, Boca Raton, FL. 1982: 295-385
- [15] 季耿善, 徐彬彬. 土壤粘土矿物反射特性及其在土壤学上的应用. *土壤学报*, 1987, 24(1): 67-76
- [16] Chang CW, Laird DA, Hurburgh CR. Influence of soil moisture on near-infrared reflectance spectroscopic measurement of soil properties. *Soil Science*. 2005, 170: 244-255
- [17] Lesaignoux A, Fabre S, Briottet X and Olioso A. Influence of surface soil moisture on spectral reflectance of bare soil in the 0.4-1.5 μ m domain. *Geoscience and remote sensing symposium 2009*, Cape Town, 2009, 3: 522-525
- [18] Morgan CL, Waiser TH, Brown DJ, Hallmark CT. Simulated in situ characterization of soil organic and inorganic carbon with visible near-infrared diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 2009, 151: 249-256
- [19] Terhoeven-Urselmans T, Schmidtb H, Joergensenc RG, Ludwig B. Usefulness of near-infrared spectroscopy to determine biological and chemical soil properties: Importance of sample pre-treatment. *Soil Biology & Biochemistry*, 2008, 40: 1 178-1 188
- [20] Stenberg B. Effects of soil sample pretreatments and standardised rewetting as interacted with sand classes on Vis-NIR predictions of clay and soil organic carbon. *Geoderma*, 2010, 158: 15-22

Effects of Soil Moisture on Determining Red Soil Organic Matter Using VIS-NIR Diffuse Reflectance Spectroscopy

WANG Miao^{1,2}, PAN Xian-zhang¹, XIE Xian-li¹, WANG Chang-kun¹, LIU Ya¹, LI Yan-li¹, PAN Jian-jun²

(¹ *Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;*

² *College of Resources and Environmental Science, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China*)

Abstract: The effect of soil moisture on the determination of red soil organic matter (SOM) is a theoretical basis for the rapid predication of SOM in the field. Spectral measurements (350–2 500 nm) of soil samples under different moistures were conducted in a controlled laboratory environment and partial least-squares regression (PLSR) was used to establish SOM prediction model. The results showed that the correlation of SOM and first order derivative reflectance firstly were increased, and then decreased as soil moisture increased, the highest correlation occurred when soil moisture was at 100–150 g/kg. Spectral regions of 380–2 400 nm, 380–1 300 nm and 1 300–2 400 nm were selected to establish SOM prediction models under different soil moistures. The accuracy of prediction model were increased firstly and then decreased with the increase of soil moisture. Using 1 300–2 400 nm to build SOM prediction model could avoid the influence of iron oxide and get highest prediction accuracy. The results demonstrated that when soil moisture was less than 200 g/kg, SOM of red soil could be predicted by PLSR using first order derivative reflectance in 1 300–2 400 nm under a controlled environment.

Key words: Red soil, Soil organic matter, Soil moisture, Partial least squares regression