

含水率对土壤有机质含量高光谱估算的影响

司海青^{1,2}, 姚艳敏^{1,2*}, 王德营^{1,2}, 刘影^{1,2}

(1. 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100081; 2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081)

摘要: 土壤含水率对有机质 (soil organic matter, SOM) 含量高光谱估算精度有很大的影响。为了探讨 SOM 高光谱估算中土壤含水率的影响, 该文对烘干土、风干土和质量含水率为 5%~40% (按 5% 递增) 的土壤样本进行了室内高光谱测量, 对光谱数据进行了反射率、反射率一阶导数和反射率倒数对数 3 种光谱数据变换, 运用偏最小二乘回归法 (partial least squares regression, PLSR) 建立了相应的 SOM 估算模型。结果表明, 风干土的 SOM 高光谱估算精度较好; 当含水率水平小于 25% 时, SOM 估算模型精度受含水率的影响较大, 光谱数据进行反射率倒数对数变换后的模型精度最高; 当含水率水平大于等于 25% 时, 水分对土壤光谱反射率的影响要大于 SOM, 不适宜利用土壤光谱数据进行 SOM 含量高光谱估算。该研究可为大田环境不同含水率情况下光谱估算 SOM 提供参考。

关键词: 土壤; 土壤含水率; 回归; 有机质; 高光谱; 偏最小二乘

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.09.018

中图分类号: S153.6⁺21

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-09-0114-07

司海青, 姚艳敏, 王德营, 等. 含水率对土壤有机质含量高光谱估算的影响[J]. 农业工程学报, 2015, 31(9): 114-120.

Si Haiqing, Yao Yanmin, Wang Deying, et al. Hyperspectral prediction of soil organic matter contents under different soil moisture contents[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(9): 114-120. (in Chinese with English abstract)

0 引言

土壤有机质 (soil organic matter, SOM) 是土壤肥力的重要指标, 不仅能为作物提供养分, 改善土壤物理性质, 还具有保水和保肥的作用^[1]。快速、准确地估算 SOM 含量, 可以为耕地质量评价、地力培肥、粮食产量提高提供重要的决策依据。遥感技术的发展, 给土壤研究带来了新的方法, 许多研究者研究了土壤性质与光谱反射率之间的关系, 并使用反射光谱技术成功地预测了土壤成分^[2-6]。从 20 世纪 80 年代, 国内外学者开始利用土壤的光谱信息进行 SOM 含量的估算研究, 如 SOM 的光谱特征研究^[7-12]、不同土样类型的 SOM 估算^[13-18]以及高光谱影像估算^[19-22]等。这些研究多是以风干土样或烘干土样为样本探测光谱反射率, 建立 SOM 与土壤反射率及其数学变换的反演模型。土壤光谱特性是 SOM 含量、土壤含水率、氧化铁含量、土壤质地等属性的综合反映^[23-28], 在应用这些模型进行农田高光谱 SOM 含量估算, 以及采用高光谱遥感影像反演 SOM 含量时, 由于忽略了农田具有不同含水率等问题, 影响了高光谱估算 SOM 含量的

精度。研究表明, SOM 含量增加使土壤光谱反射率降低^[29-30], 而在一定的土壤含水率范围内, 土壤光谱反射率也会随着土壤含水率的增加而下降^[9], 因此, 土壤含水率对 SOM 高光谱估算精度的影响成为当前研究热点。Yucel 等、Chang 等^[31-32]认为烘干土样高光谱模型估算 SOM 精度更高; 而 Brown 等^[33]认为烘干土样建立的估算模型并不能提高 SOM 高光谱估算精度; Fystro 等^[34-35]研究则认为湿土样的估算精度要更好。综上, 不同土壤含水率下利用光谱数据估算 SOM 含量及影响机制还没有一致的结论。

本文对不同含水率的土样进行光谱测量, 利用偏最小二乘回归法 (partial least squares regression, PLSR) 建立了不同含水率水平下 SOM 含量高光谱反演模型, 探讨土壤含水率对 SOM 含量高光谱估算精度的影响, 以期得到适宜利用光谱数据估算 SOM 含量的含水率阈值。

1 材料与方法

1.1 研究区及土壤样本采集

本文研究区域为吉林省公主岭市、梨树县和黑龙江省宾县。公主岭市地处吉林省中西部, 位于 124°02'~125°18'E、43°11'~44°09'N 之间, 地貌类型为南部山地和北部平原。梨树县位于吉林省西南部, 介于 123°45'~124°53'E、43°02'~43°46'N 之间, 东与公主岭市相邻, 地势平坦, 土质肥沃。宾县位于黑龙江省南部, 地处张广才岭和松花江平原交汇处, 地跨 126°55'~128°19'E、45°30'~46°01'N, 全县以山地为主, 占全县总面积 50%, 耕地约占 45%, 其余为水域。3 个县以种植玉米和水稻为

收稿日期: 2014-11-21 修订日期: 2015-03-10

基金项目: 全球变化研究国家重大科学研究计划 (973 计划) (2010CB951501-2)、高分辨率对地观测系统国家科技重大专项 (09-Y30B03-9001-13/15)

作者简介: 司海青, 男, 山东济宁人, 研究方向为农业资源遥感。北京 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 100081。Email: sihaiqing@caas.cn.

*通信作者: 姚艳敏, 女, 河北石家庄人, 博士, 研究员, 研究方向为农业定量遥感。北京 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 100081。

Email: yaoyanmin@caas.cn.

主, 主要土壤类型为暗棕壤、水稻土、白浆土、草甸土、黑土和黑钙土等。

分别于2012年4月18—21日在公主岭市和梨树县, 2014年4月28日—5月4日在公主岭市和宾县玉米播种前的耕地上采集土样。采样时考虑不同的土壤类型, 均匀采样, 采样深度为0~20 cm, 取土约2 kg, 装入土袋。共采集63个土样, 主要包括黑土、黑钙土和草甸土3种土壤类型。

1.2 土样处理及试验设计

采回的土样经过风干、研磨、过2 mm筛, 采用ASI (agro services international inc, 美国国际农化服务中心) 方法(土壤养分状况系统研究法)测定土样的有机质含量^[36-37]。土样有机质含量统计信息见表1。

表1 土样有机质含量统计

土类 Soil types	样本数量 Number of samples	有机质 Organic matter		
		最大值 Maximum/ (g·kg ⁻¹)	最小值 Minimum/ (g·kg ⁻¹)	均值 Mean/ (g·kg ⁻¹)
草甸土 Meadow soil	21	51.0	15.3	30.4
黑钙土 Chernozem	18	33.1	2.6	16.1
黑土 Black soil	24	48.4	9.9	21.8
总计 Total	63	51.0	2.6	23.0

为研究不同含水率对土壤有机质光谱估算的影响, 设计8个土壤质量含水率水平(5%、10%、15%、20%、25%、30%、35%和40%), 并以烘干土(含水率为0)和风干土(含水率为3.24)为对照。由于试验中土壤含水率控制是按照时间节点进行, 难以使实际土壤含水率恰好等于设计水平, 所以只能挑选接近于设计含水率水平的土壤样品作为待测样本用于后续光谱分析, 所选样品实际含水率统计描述见表2。

表2 不同含水率土样的实际含水率测定值统计

设计含水率 Designed moisture	最大值 Maximum	最小值 Minimum	差值 Difference	均值 Mean
40	42.15	38.48	3.67	40.12
35	36.56	33.52	3.05	35.02
30	31.79	28.47	3.32	29.87
25	26.42	23.65	2.77	24.95
20	21.44	18.58	2.86	20.01
15	16.83	13.84	3	15.19
10	10.9	9	1.9	10.04
5	5.77	4.59	1.18	5.1
3.24	4.41	1.86	2.55	3.24

1.3 光谱分析及数据预处理

土样高光谱测量在暗室进行, 采用美国 Analytical Spectral Devices 公司的 ASD Fieldspec Pro FR 型高光谱仪

(光谱范围为350~2500 nm)测定土壤光谱。光源为2个50 W的卤素灯, 平行放置于土样2侧, 光源入射角度为45°, 光源距离土样为60 cm。探头视场角为25°, 探头距离土样10 cm。每次测量自动采集3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。

土样放置于直径9 cm、深1.5 cm玻璃透明培养皿内, 每个土样设置3个重复。土样烘干之前, 先测量得到风干土光谱; 然后在105°C条件下烘8 h后称取质量并进行光谱测量, 得到烘干土光谱; 之后土样加水至饱和, 在40°C的烘箱进行烘干处理, 每隔1 h进行1次光谱测量, 并称取土样的质量, 计算土壤含水率。在这个过程中, 土样会出现干裂情况, 但土层较薄, 认为该过程中土样含水量均一, 对光谱测量影响的可以不计。

由于在350~400与2400~2500 nm受ASD高光谱仪光感度低和土壤反射率低的影响^[35], 信噪比低, 因此在研究时剔除该部分波段, 仅对401~2400 nm波段的土壤反射光谱进行分析。利用ViewSpecPro软件对光谱数据的断点处进行修正, 然后采用Savitzky-Golay平滑方法对光谱数据进行平滑^[38], 并对平滑后的光谱反射率数据(R)进行一阶导数变换(R')和倒数对数($\lg(1/R)$)变换。

1.4 建模与验证

将63个土样, 按有机质含量由大至小排序, 从第3个样本开始, 每隔2个样本挑选1个, 总计21个, 作为验证样本, 其他42个作为建模样本。为比较不同含水率对土壤有机质含量反演的影响, 使用不同含水率的光谱数据进行建模, 建模方法为PLSR, 分别将土壤光谱数据 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 作为建模数据。建模时, 选择留一法(leave one out)作为交叉验证方法^[38]。

采用的模型预测精度评价参数包括校正集决定系数(R^2_{cal})、校正集均方根误差(root mean square error of calibration, RMSEC)、验证集决定系数(R^2_{val})、验证集均方根误差(root mean square error of prediction, RMSEP)和相对分析误差(residual prediction deviation, RPD)。其中RMSEC和RMSEP的值应尽量小, 二者越接近说明模型越稳定, 预测能力越强; R^2_{cal} 和 R^2_{val} 越大, 模型精度也高。相对分析误差RPD计算公式如下:

$$RPD=SD/RMSEP \quad (1)$$

式中: SD为验证样本标准差。当 $RPD \geq 2.0$, 说明该模型适合于利用高光谱数据来估算SOM含量; 当 $RPD \leq 1.4$ 时, 则认为该模型并不可靠; 当 $1.4 < RPD < 2.0$ 时, 认为模型较可靠, 还可以通过其他的建模方法来提高模型的可靠性^[39]。

2 结果与分析

2.1 不同含水率土壤光谱特征分析

图1显示了不同含水率水平的土壤样本平均光谱反射率特征曲线。结果显示, 在可见光区域范围内, 土壤光谱反射率随着土壤含水率的增加而下降。在近红外区域范围内, 除烘干土外, 土壤光谱反射率的变化规律依然是随着含水率的增加而下降, 但烘干土的光谱反射率

并不是最高。当土壤含水率从5%增加至25%时,土壤光谱反射率的下降幅度最大,与Mouazen等^[40]的研究结果一致。而当土壤含水率从25%增加至40%时,土壤光谱反射率下降幅度趋缓。说明土壤含水率<25%时,水分对土壤光谱反射率变化的影响最明显;当土壤含水率≥25%时,水分对土壤光谱反射率变化的影响不明显。Liu Weidong等^[28]研究表明土壤光谱反射率在土壤含水率小于田间持水量时,随土壤含水率的增加而降低,当土壤含水率超过田间持水量后,随土壤含水率的增加而增加。

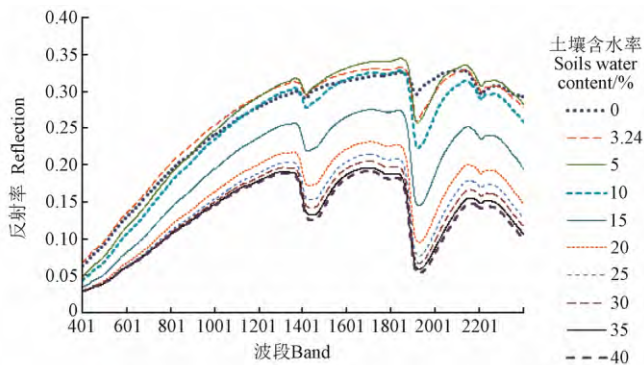


图1 不同含水率水平土壤光谱特征曲线

Fig.1 Reflectance of soil samples with different soil moisture contents

图1还显示,随着土壤含水率的增加,在1450和1900 nm波段范围附近的水分吸收谷出现增大的趋势,说明土壤含水率对土壤光谱反射率的影响主要在近红外区域^[41]。

2.2 SOM含量高光谱PLSR估算模型精度分析

将42个土样作为建模样本,21个作为验证样本,采用PLSR方法分别对 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 光谱数据变换形式进行SOM含量高光谱估算建模。模型预测精度评价参数包括 R^2_{cal} 、RMSEC、 R^2_{val} 、RMSEP和RPD。

从图2可以看出,对于5%~40%的含水率水平的模型结果,同一土壤含水率水平,光谱数据的 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 3种变换形式的建模结果精度,随土壤含水率水平的变化趋势基本相同,差异并不大,综合所有评价指标来看,光谱 $\lg(1/R)$ 变换形式建模精度较好。对于不同含水率水平的建模结果,光谱数据的3种变换形式的建模结果差异比较明显。由校正集决定系数 R^2_{cal} (图2a)和均方根误差RMSEC(图2b)可以看出,模型精度在含水率水平<25%时,出现波动;含水率水平≥25%时,模型精度有比较明显的上升趋势,以 R 光谱形式为例, R^2_{cal} 由0.75(含水率水平为25%)增长到0.77(含水率水平为40%)(图2a);RMSEC由5.54(含水率水平为25%)下降到4.67(含水率水平为40%)(图2b)。出现这种结果的原因是含水率<25%时,SOM的光谱特征受到土壤水分的影响,但还未被土壤水分的光谱特征掩盖,因此造成不同含水率的SOM估算结果出现波动。当含水率≥25%时,土壤水分的光谱特征掩盖了SOM的光谱特征,使模型结果出现“虚高”。图2c、2d、2e是模型的验证

结果,由验证集决定系数 R^2_{val} (图2c)和均方根误差RMSEP(图2d)可以看出,验证结果证实了建模结果的结论,即模型精度在含水率<25%时,出现波动;含水率≥25%时,模型精度有比较明显的上升趋势。由模型的RPD(图2e)可以看出,在含水率<25%时,RPD在1.5上下波动;含水率≥25%时,RPD稳定在1.5之上,且有随含水率增加而上升的趋势,同样印证了上述结论。

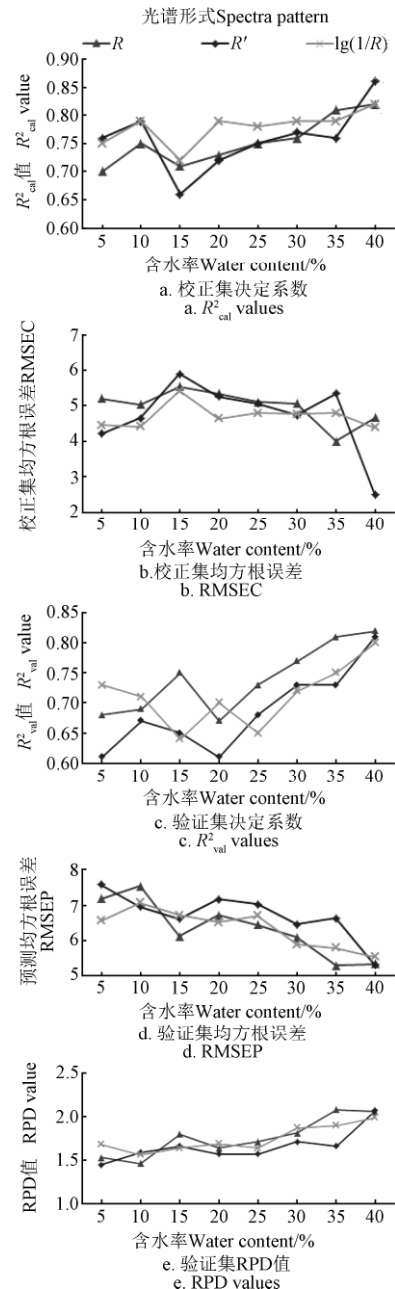


图2 建模和验证数据PLSR模型的评价指标

Fig.2 Evaluating indicator values of PLSR

由于含水率≥25%时的结果出现“虚高”,此时建立的模型不可靠。认为不同含水率建模结果中,风干土的模型精度较好,光谱 R 变换的 R^2_{cal} 、RMSEC、 R^2_{val} 、RMSEP和RPD分别为0.73、4.95、0.83、5.18和2.18。光谱 R' 变换的 R^2_{cal} 、RMSEC、 R^2_{val} 、RMSEP和RPD分别为0.79、3.50、0.81、4.95和2.28。光谱 $\lg(1/R)$ 变换的 R^2_{cal} 、RMSEC、

R^2_{val} 、RMSEP 和 RPD 分别为 0.82、3.32、0.86、4.42 和 2.55。

由于在大田环境中土壤含水率分布并不均匀,为了模拟这种现象,将 5%~40% 不同含水率水平的土样光谱数据进行混合,建立 SOM 估算模型。由于上文分析中,当含水率水平 $\geq 25\%$ 时,建模精度受含水率影响较大,以含水率水平 25% 为分界点,将光谱数据分为含水率水平 $< 25\%$ 、 $\geq 25\%$ 以及全部含水率 3 组,分别进行建模分析,结果见表 3。可以看出,含水率水平为 25%~40% 的模型建模结果较好,光谱数据的 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 3 种变换形式 R^2_{cal} 和 RMSEC 分别达到了 0.72、5.63, 0.81、4.09 和 0.70、5.87。但验证结果显示含水率水平为 5%~20% 的模型建模结果较好,光谱数据的 R 、 R' 和 $\text{Log}(1/R)$ 3 种变换形式 R^2_{val} 和 RMSEP 分别达到了 0.80、5.64, 0.77、5.89 和 0.65、7.61, 其 RPD 分别为 1.95、1.88 和 1.46。这种现象也在一定程度上解释了含水率水平 $\geq 25\%$ 时, SOM 光谱特征被土壤水分的光谱特征掩盖,使模型的精度“虚高”。

表 3 混合不同含水率的 PLSR 高光谱估算模型精度评定
Table 3 Accuracy assessment for hyperspectral SOM content estimation model by PLSR of mixed moisture content

含水率 Water content/%	光谱 形式 Spectra pattern	建模 Calibration		验证 Validation		
		R^2_{cal}	RMSEC	R^2_{val}	RMSEP	RPD
5~40	R	0.74	5.44	0.79	5.82	1.89
	R'	0.76	5.16	0.75	5.97	1.84
	$\lg(1/R)$	0.64	6.51	0.67	7.41	1.48
5~20	R	0.75	5.15	0.80	5.64	1.95
	R'	0.70	5.66	0.77	5.89	1.88
	$\lg(1/R)$	0.64	6.43	0.65	7.61	1.46
25~40	R	0.72	5.63	0.78	5.94	1.86
	R'	0.81	4.09	0.77	5.85	1.89
	$\lg(1/R)$	0.70	5.87	0.61	7.03	1.58

2.3 土壤含水率对高光谱估算 SOM 含量的影响分析

为了进一步分析土壤含水率对高光谱估算 SOM 含量精度的影响,对土壤含水率、SOM 含量与土壤反射率 3 种变换形式进行了相关性分析(图 3)。由于土壤光谱数据的 R 、 R' 和 $\text{Lg}(1/R)$ 变换形式与土壤含水率、SOM 含量的相关性变化趋势相同,以含水率(烘干土含水率为 0,不参与讨论,图 3b 中不列出)、有机质含量与 R 的相关性为例进行结果分析。

由图 3a 可以看出, SOM 与 R 的相关性在可见光到近红外区域的 550~950 nm 处呈明显的负相关性,在大于 1350 nm 的区域呈现正相关。随含水率的增加, SOM 与 R 相关性总体变化趋势差异并不大。当土壤含水率水平从烘干土到 25% 时,含水率的变化能明显引起 SOM 与 R 相关性的变化;而含水率水平为 25%~40% 时,含水率的变化对 SOM 与 R 相关性的变化影响不明显(图 3b)。从侧面说明当含水率水平 $\geq 25\%$ 时, SOM 的光谱特征被土壤水分的光谱特征掩盖。但含水率与 R 的相关

性变化明显,特别是当含水率水平为 40% 时,含水率与 R 的相关性趋势和有机质与 R 的相关趋势相似,这有可能是造成在含水率水平为 40% 时,模型精度“虚高”的原因。当含水率水平为 25%~40% 时,模型精度随含水率增加而升高,当含水率水平为 40% 时达到最大值。认为土样在含水率水平为 25%~40% 时,土壤水分对土壤反射率的影响要远大于有机质对土壤反射率的影响,会掩盖土壤有机质的光谱特性,而导致 SOM 高光谱估算模型精度的上升。对于这种现象,采用了变量投影重要性参数(variable importance in projection, VIP)做了进一步分析。

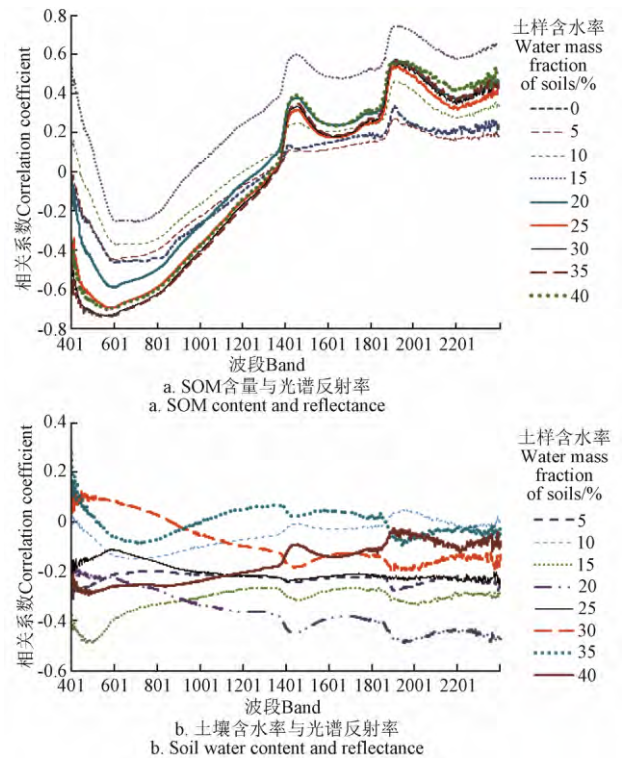


图 3 土壤 SOM 含量、含水率与光谱反射率的相关性
Fig.3 Correlation between SOM content, soil water content and reflectance

VIP 可以衡量 PLSR 模型中自变量 X 在解释因变量 Y 时的重要性^[42]。VIP 值遵循“大于 1”准则,即当变量 x_i 的 VIP 值接近或大于 1 时,认为变量 x_i 在 PLSR 模型中对因变量 Y 的解释能力较强^[43]。图 4 是 R (光谱反射率)建立的 PLSR 模型中, SOM 含量的 VIP 值图。可以看出,对于不同含水率水平,550~1110 nm 波段范围,对 SOM 含量的解释能力强,当含水率水平为 25%~40% 时, SOM 的 VIP 值变化不大。烘干土在 1400~1440 nm 波段范围内,对 SOM 含量的解释能力较强,但该波段范围是水分的特征波段范围,所以当含水率增加时,该波段范围对 SOM 含量的解释能力下降(VIP 值 < 1)。在 1870~2400 nm 波段范围内, SOM 的 VIP 值变化较大,特别是 1870~2110 nm 范围内,由于包含水分的特征波段, SOM 的 VIP 值随含水率增加出现明显的减小。当含水率水平增加到 25% 时,该波段范围受土壤水分的增加影响不明

显,进一步说明当土壤含水率 $\geq 25\%$ 时,SOM的光谱特征被土壤水分的光谱特征掩盖,不适宜利用高光谱进行SOM含量的估算。

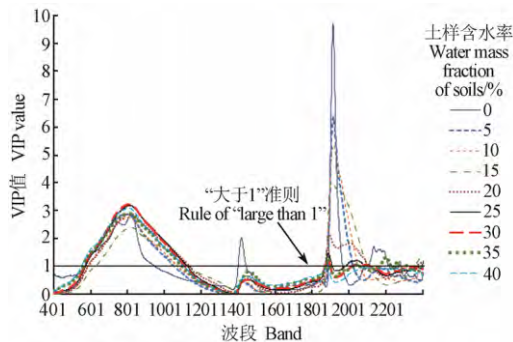


图4 PLSR模型中SOM VIP值

Fig.4 Variable importance in projection values of SOM by PLSR

3 讨论

土壤含水率对SOM高光谱估算精度的影响以及如何去除其影响的研究刚刚起步,目前还没有哪种方法被证明是有效的且广泛适用的。Budiman等^[38]利用外部参数正交化算法(external parameter orthogonalisation, EPO)去除土壤含水率的影响,提高了SOM含量估算的精度。Nocita等^[35]利用归一化土壤湿度指数(the normalized soil moisture index, NSMI)对土壤含水率进行分组并进行SOM含量估算,认为NSMI可以作为衡量土壤含水率的指标。陈红艳等采用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)结合相关分析筛选土壤水分特征光谱,构建去除水分因素的修正系数,形成湿土光谱的校正光谱,然后进行建模分析,估算精度得到了提高^[44]。

本文在不同含水率水平下建立了SOM高光谱估算模型。结果显示,风干土光谱数据建立的估算模型精度较高,与其他含水率水平的光谱数据建立的模型精度较高,与Chang等的研究结果一致^[32]。当含水率水平 $< 25\%$ 时,并不能确定哪一含水率水平的光谱数据最适宜用于SOM含量估算,但光谱数据 $\lg(1/R)$ 变换形式建立的估算模型精度较 R 和 R' 变换形式的模型精度高。当含水率水平 $\geq 25\%$ 时,土壤水分对土壤光谱反射率的影响增强,会掩盖SOM对土壤光谱反射率的影响,造成在 $25\% \sim 40\%$ 的含水率范围内,SOM光谱估算模型精度增加,会误导采用该含水率水平下的SOM高光谱估算模型。当含水率水平 $\geq 25\%$ 时,认为不适宜利用光谱数据进行SOM含量估算。Stenberg等^[45]认为湿润的土壤更适合用于高光谱估算SOM含量,并指出光谱波段位于 1700 、 2000 nm附近以及 $2300 \sim 2350$ nm范围内的波段对SOM含量的估算有重要意义。同时,Stenberg等认为含水率对高光谱数据估算SOM含量的影响在机理上还很难解释。含水率如何影响SOM光谱估算模型的精度还需进一步深入研究。

4 结论

本研究在室内条件下,通过控制土壤含水率水平,测量得到烘干土、含水率水平为 $5\% \sim 40\%$ 和风干土的光

谱数据,对土壤光谱数据的 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 构建SOM含量估算的PLSR模型。结论如下:

1) 将不同含水率水平土壤样本光谱数据和混合不同含水率水平的光谱数据进行建模发现,风干土光谱数据建立的SOM估算模型精度较高。

2) 土壤光谱数据的 R 、 R' 和 $\lg(1/R)$ 3种变换形式中,光谱 $\lg(1/R)$ 变换的建模结果较好。

3) 当含水率水平 $\geq 25\%$ 时,认为不适宜利用光谱数据进行SOM含量估算。

本研究还难以在机理上解释含水率是如何影响的SOM高光谱估算精度,特别是含水率 $\geq 25\%$ 时,是如何引起的估算精度的提高的问题,并没有解决。由于土壤光谱特性受多种因素影响,比如土壤颜色、土壤质地和粗糙度等的影响,本研究并没有过多考虑这些因素的影响。未来研究中,可考虑如何去除含水率的影响,以提高SOM高光谱估算的精度,为未来利用高光谱影像估算SOM奠定基础。同时,还要顾及除含水率外的其他土壤光谱特性影响因素对建模结果的影响。并且适当引入新的数据处理技术,如光谱估算参数等,以提高高光谱估算SOM的精度。

[参 考 文 献]

- [1] 窦森. 土壤有机质[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [2] 徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究[J]. 土壤, 2000(6): 281-287.
Xu Binbin. Reflectance spectra of soil profiles[J]. Soils, 2000(6): 281-287. (in Chinese with English abstract)
- [3] 徐彬彬, 季耿善. 土壤光谱反射特性研究及其应用[J]. 土壤学进展, 1987(1): 1-9.
Xu Binbin, Ji Gengshan. Soil spectral reflectance characteristics and its application[J]. Progress of Soil Science, 1987(1): 1-9. (in Chinese with English abstract)
- [4] 黄应丰, 刘腾辉. 土壤光谱反射特性与土壤属性的关系——以南方主要土壤为例[J]. 土壤通报, 1989(4): 158-160.
Huang Yingfeng, Liu Tenghui. Relationship of spectral reflectance characteristics and soil properties[J]. Chinese Journal of Soil Science, 1989(4): 158-160. (in Chinese with English abstract)
- [5] Baumgardner M F, Kristof S, Johannsen C J, et al. Effects of organic matter on the multispectral properties of soils[J]. Proceedings of the Indiana Academy of Science, 1970(79): 413-422.
- [6] 吴昉昭, 田庆久, 季峻峰, 等. 土壤光学遥感的理论、方法及应用[J]. 遥感信息, 2003(1): 40-47.
Wu Junzhao, Tian Qingjiu, Ji Junfeng, et al. Soil remote sensing research theory method and application[J]. Remote Sensing Information, 2003(1): 40-47. (in Chinese with English abstract)
- [7] 徐彬彬, 戴昌达. 南疆土壤光谱反射特性与有机质含量的相关分析[J]. 科学通报, 1980(6): 282-284.
Xu Binbin, Dai Changda. Correlation analysis of organic matter content and spectral reflection properties of the soil in South Xin Jiang[J]. Chinese Science Bulletin, 1980(6): 282-284. (in Chinese with English abstract)
- [8] 彭杰, 张杨珠, 庞新安, 等. 新疆南部土壤有机质含量的高光谱特征分析[J]. 干旱区地理, 2010, 33(5): 740-746.
Peng Jie, Zhang Yangzhu, Pan Xin'an. Hyperspectral features of soil organic matter content in South Xinjiang[J]. Arid Land Geography, 2010, 33(5): 740-746. (in Chinese with English abstract)
- [9] 刘焕军, 赵春江, 王纪华, 等. 黑土典型区土壤有机质遥感反演[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 211-215.

- Liu Huanjun, Zhao Chunjiang, Wang Jihua, et al. Soil organic matter predicting with remote sensing image in typical black soil area of Northeast China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2011, 27(8): 211—215. (in Chinese with English abstract)
- [10] 周萍, 王润生, 阎柏琨, 等. 高光谱遥感土壤有机质信息提取研究[J]. 地理科学进展, 2008, 27(5): 27—34. Zhou Ping, Wang Runsheng, Yan Bokun, et al. Extraction of soil organic matter information by hyperspectral remote sensing[J]. Progress in Geography, 2008, 27(5): 27—34. (in Chinese with English abstract)
- [11] Vasques G M, Grunwald S, Sickman J O. Comparison of multivariate methods for inferential modeling of soil carbon using visible/near-infrared spectra[J]. Geoderma, 2008, 146(1/2): 14—25.
- [12] 程朋根, 吴剑, 李大军, 等. 土壤有机质高光谱遥感和地统计定量估算[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 142—147. Cheng Penggen, Wu Jian, Li Dajun, et al. Quantitative prediction of soil organic matter content using hyper spectral remote sensing and geo-statistics[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(3): 142—147. (in Chinese with English abstract)
- [13] 卢艳丽, 白由路, 杨俐苹, 等. 东北平原不同类型土壤有机质含量高光谱反演模型同质性研究[J]. 植物营养与肥料学报, 2011, 17(2): 456—463. Lu Yanli, Bai Youlu, Yang Liping, et al. Homogeneity of retrieval models for soil organic matter of different soil types in Northeast Plain using hyperspectral data[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2011, 17(2): 456—463. (in Chinese with English abstract)
- [14] 武彦清, 张柏, 宋开山, 等. 松嫩平原土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. 中国科学院研究生院学报, 2011, 28(3): 187—194. Wu Yanqing, Zhang Bo, Song Kaishan, et al. Retrieval of soil organic matter content from hyper-spectral in Songnen Plain[J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2011, 28(3): 187—194. (in Chinese with English abstract)
- [15] 刘焕军, 吴炳方, 赵春江, 等. 光谱分辨率对黑土有机质估算模型的影响[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(3): 739—742. Liu Huanjun, Wu Bingfang, Zhao Chunjiang, et al. Effect of spectral resolution on black soil organic matter content predicting model based on laboratory reflectance[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(3): 739—742. (in Chinese with English abstract)
- [16] 张娟娟, 余华, 乔红波, 等. 基于高光谱特征的土壤有机质含量估测研究[J]. 中国生态农业学报, 2012, 20(5): 566—572. Zhang Juanjuan, Yu Hua, Qiao Hongbo, et al. Soil organic matter content estimation based on hyperspectral properties[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2012, 20(5): 566—572. (in Chinese with English abstract)
- [17] 纪文君, 史舟, 周清, 等. 几种不同类型土壤的 VIS-NIR 光谱特性及有机质响应段[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 277—282. Ji Wenjun, Shi Zhou, Zhou Qing, et al. VIS-NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(3): 277—282. (in Chinese with English abstract)
- [18] 于士凯, 姚艳敏, 王德营. 基于高光谱的土壤有机质含量反演研究[J]. 中国农学通报, 2013(23): 146—152. Yu Shikai, Yao Yanmin, Wang Deying, et al. Studies on the inversion of soil organic matter content based on hyper-spectrum[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2013(23): 146—152. (in Chinese with English abstract)
- [19] Antoine Stevens, Bas van Wesemael, Harm Bartholomeus, et al. Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils[J]. Geoderma, 2008, 144(1/2): 395—404.
- [20] Cécile Gomez, Raphael A, Viscarra Rossel, Alex B McBratney. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field VIS-NIR spectroscopy: An Australian case study[J]. Geoderma, 2008, 146(3/4): 403—411.
- [21] Cécile Gomez, Philippe Lagacherie, Guillaume Coulouma. Regional predictions of eight common soil properties and their spatial structures from hyperspectral VIS-NIR data[J]. Geoderma, 2012, 189/190(6): 176—185.
- [22] Christine Hbirkou, Stefan Pätzold, Anne-Katrin Mahlein, et al. Airborne hyperspectral imaging of spatial soil organic carbon heterogeneity at the field-scale[J]. Geoderma, 2012, 175/176(3): 21—28.
- [23] 李天杰, 赵焯, 张科利, 等. 土壤地理学 [M]. 第三版. 北京: 高等教育出版社, 2004.
- [24] 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[J]. 土壤学报, 1987, 24(1): 67—76. Ji Genshan, Xu Binbin. Reflectance of soil clay minerals and its application in pedology[J]. Acta Pedologica Sinica, 1987, 24(1): 67—76. (in Chinese with English abstract)
- [25] 何挺, 王静, 程焯, 等. 土壤氧化铁光谱特征研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(2): 30—34. He Ting, Wang Jing, Cheng Ye, et al. Study on spectral features of soil Fe₂O₃[J]. Eography and Geo-information Science, 2006, 22(2): 30—34. (in Chinese with English abstract)
- [26] 彭杰, 向红英, 周清, 等. 土壤氧化铁的高光谱响应研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(2): 502—506. Peng Jie, Xiang Hongying, Zhou Qing, et al. Influence of soil iron oxide on VNIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(2): 502—506. (in Chinese with English abstract)
- [27] 朱永豪, 邓仁达, 卢亚非, 等. 不同湿度条件下黄棕壤光谱反射率的变化特征及其遥感意义[J]. 土壤学报, 1984, 21(2): 194—202. Zhu Yonghao, Deng Renda, Lu Yafei, et al. Varying characteristics of spectral reflectivity in different humidities of yellow-brown earth and its significance in remote sensing[J]. Acta Pedologica Sinica, 1984, 21(2): 194—201. (in Chinese with English abstract)
- [28] Liu Weidong, F. Baret, Gu Xingfa, et al. Relating soil surface moisture to reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2): 238—246.
- [29] 冯云山, 吴培祥, 刘亚娟, 等. 土壤光谱反射特性的研究[J]. 吉林农业大学学报, 1989, 11(2): 72—76. Feng Yunshan, Wu Peixiang, Liu Yajuan, et al. The Study of The Soil Spectral Characteristics[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 1989, 11(2): 72—76. (in Chinese with English abstract)
- [30] 彭杰, 张杨珠, 周清. 去除有机质对土壤光谱特性的影响[J]. 土壤, 2006, 38(4): 453—458. Peng Jie, Zhang Yangzhu, Zhou Qing. Spectral Characteristics of Soils in Hunan Province as Affected by Removal of Soil Organic Matter[J]. Soils, 2006, 38(4): 453—458. (in Chinese with English abstract)
- [31] Yucel Tekin, Zeynal Tumsavas, Abdul Mounem Mouazen. Effect of moisture content on prediction of organic carbon and pH using visible and near-infrared spectroscopy. Soil Science Society of America Journal[J]. 2012, 76(1): 188—198.
- [32] Chang C W, Laird D A, Hurburgh C R. Influence of soil moisture on near-infrared reflectance spectroscopic measurement of soil properties[J]. Soil Science, 2005, 170(4): 244—255.
- [33] Brown D J, Shepherd K D, Walsh M G, et al. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Geoderma, 2006, 132(3/4): 273—290.

- [34] Fystro G. The prediction of C and N content and their potential mineralization in heterogeneous soil samples using Vis-NIR spectroscopy and comparative methods[J]. *Plant and Soil*, 2002, 246(2): 139–149.
- [35] Marco Nocita, Antoine Stevens, Carole Noon, et al. Prediction of soil organic carbon for different levels of soil moisture using Vis-NIR spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2013(3), 199: 37–42.
- [36] 加拿大钾磷研究所北京办事处. 土壤养分状况系统研究法 (ASI) [M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1992.
- [37] 张宪茹, 曲均峰. ASI 法测定土壤有机质与国标法的相关性研究[J]. *磷肥与复肥*, 2009, 24(4): 77–78.
Zhang Xianru, Qu Junfeng. Study on the correlation between ASI and GB method for soil organic matter determination[J]. *Phosphate and Compound Fertilizer*, 2009, 24(4): 77–78. (in Chinese with English abstract)
- [38] Budiman Minasny, Alex B McBratney, Veronique Bellon-Maurel, et al. Removing the effect of soil moisture from NIR diffuse reflectance spectra for the prediction of soil organic carbon[J]. *Geoderma*, 2011, 167/168(8): 118–124.
- [39] Chang C W, Laird A D, Mausbach M J, et al. Near infrared reflectance spectroscopy: Principal components regression analysis of soil properties[J]. *Soil Science Society of America Journal*. 2001, 65(2): 480–490.
- [40] Mouazen A M, Baerdemaeker J De, Ramon H. Effect of wavelength range on the measurement accuracy of some selected soil properties using visual-near infrared spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectros*, 2006, 14(3): 189–199.
- [41] 徐彬彬, 季耿善, 朱永豪. 中国陆地背景和土壤光谱反射特性的地理分区的初步研究[J]. *环境遥感*, 1991, 6(2): 142–151.
Xu Binbin, Ji Genshan, Zhu Yonghao. A preliminary research of geography regionalization of China land background and spectral reflectance characteristics of soil[J]. *Remote Sensing of Environment China*, 1991, 6(2): 142–151. (in Chinese with English abstract)
- [42] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防科技出版社, 1999.
- [43] Wold S, Sjöström M, Eriksson L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2001, 58(1): 109–130.
- [44] 陈红艳, 赵庚星, 张晓辉, 等. 去除水分影响提高土壤有机质含量高光谱估测精度[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(8): 91–100.
Chen Hongyan, Zhao Gengxing, Zhang Xiaohui, et al. Improving estimation precision of soil organic matter content by removing effect of soil moisture from hyperspectra[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2014, 30(8): 91–100. (in Chinese with English abstract)
- [45] 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[J]. *Geoderma*, 2010, 158(1/2): 15–22.

Hyperspectral prediction of soil organic matter contents under different soil moisture contents

Si Haiqing^{1,2}, Yao Yanmin^{1,2*}, Wang Deying^{1,2}, Liu Ying^{1,2}

(1. Key Laboratory of Agri-informatics, Ministry of Agriculture, Beijing 100081, China; 2. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: Soil moisture content has great influence on the prediction accuracy of soil organic matter (SOM) content using hyperspectral data. The purpose of this study was to find the threshold of soil moisture content suitable for using hyperspectral data to predict SOM content. A total of 63 soil samples including black soil, chernozem and meadow soil were collected from crop fields in Lishu and Gongzhuling county, Jilin province and in Binxin county, Heilongjiang province. The soil samples were air-dried and sieved through a 2-mm sieve. SOM contents were measured in the laboratory. The soil samples were divided into two groups including 42 samples for calibration and 21 for validation. Reflectance of soil samples with over-dried, air-dried and 5% to 40% soil moisture contents (the interval of 5%) were measured using ASD Fieldspec Pro High Spectrometer in a dark room. Soil spectral reflectance (R) was mathematically transformed into first derivatives of reflectance (R') and the logarithm of the inverse of the reflectance ($\text{Log}(1/R)$). SOM content spectral prediction models were set up respectively by using partial least squares regression (PLSR) method. The method of variable importance in projection (VIP) was used to analyze which spectral ranges were important to explain SOM content under different soil moisture contents by using PLSR. The results showed that soil spectral reflectance had a larger decline with soil moisture content increasing from 5% to 25%, but the decline trend slowed down when soil moisture content increased from 25% to 40%. That means the soil moisture content with less than 25% had more obvious effect on soil spectral reflectance change than soil moisture content with higher than 25%. With the increase of soil moisture content, moisture absorption valley appeared a large tendency on bands of 1 450 and 1 900 nm. It indicated that effects of soil moisture content on soil spectral reflectance happened mainly in the near infrared wavelength range. SOM content spectral prediction model for air-dried soil samples had better accuracy. When the soil moisture content was less than 25%, the accuracy of SOM content estimation model was affected by soil moisture content largely, and the highest prediction accuracy was $\text{Log}(1/R)$ spectral data transformation model. When the soil moisture content was or more than 25%, it was not suitable to be used for hyperspectral SOM content estimation, because SOM spectral characteristics was covered by soil moisture spectral characteristics. The VIP values of reflectance bands from 1 870 to 2 400 nm with higher than 25% soil moisture contents were less than 1. That means those wavelength had weak explanation ability of SOM content. This study can provide valuable information for SOM content spectral estimation in the crop field that has different soil moisture conditions.

Key words: soils; soil moisture; regression analysis; organic matter; hyperspectral; partial least squares