

红壤区土壤有机质光谱特征与定量估算*

——以江西省吉安县为例

方少文^{1,2} 杨梅花^{1,2,3} 赵小敏^{1,2,3†} 郭熙^{1,2}

(1 江西农业大学江西省作物生理生态与遗传育种重点实验室,南昌 330045)

(2 土壤与农业可持续发展国家重点实验室(中国科学院南京土壤研究所),南京 210008)

(3 南昌师范高等专科学校,南昌 330103)

摘要 通过对江西省吉安县不同有机质含量土壤的光谱曲线吸收特征进行分析,得到不同有机质含量土壤的光谱曲线特征响应波段,建立了县级尺度基于有机质响应波段的定量估算模型。结果表明,红壤和水稻土土壤光谱曲线特征具有明显差异,560~710 nm 为吉安县土壤有机质含量的特征吸收波段;基于特征吸收波段范围的吸收面积(s)的对数和有机质含量的相关性为 0.86,拟合方程为 $y = -20.91 \ln(s) - 27.26$,决定系数为 0.74,经不同类型土壤的有机质数据检验,预测的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和预测相对分析误差(RPD)分别为 0.75、0.61 和 1.88;包络线去除和反射率的倒数的对数处理建立的偏最小二乘回归(PLSR)模型预测效果最佳,预测决定系数均达 0.83 以上,相对偏差均为 2.4 以上,基于特征吸收波段 560~710 nm 建立的模型能定量估算红壤地区有机质含量,为土壤有机质估测提供参考。

关键词 有机质;光谱特征;包络线去除;吸收面积;偏最小二乘回归

中图分类号 O657.39 **文献标识码** A

土壤有机质(SOM)不仅为植物和微生物的生命活动提供养分和能量,还对土壤结构的形成、改善土壤物理性状,提高土壤保肥能力起决定作用,是耕地质量、农业可持续发展及精准农业中一个很重要的指标。传统的实验室化学分析方法虽精确但耗时长、方法复杂、成本高且存在环境污染,难以满足现代农业的要求^[1]。越来越需要一种高效低廉的部分替代或全部替代传统化学分析方法的土壤分析方法。土壤有机质、水分、矿物氧化物及土壤质地可见光-近红外光谱区有独特的土壤光谱特性,且含量不同,对应的吸收强度不同^[2],因此,可以从土壤光谱中寻找这些物质的吸收特征,进而提取特征参数用于土壤各种属性的快速估算。

不同类型土壤有机质光谱特性差异很大。Stoner 和 Baumgardne 等^[3]通过对美国和巴西的 485 个土样,根据不同类型土壤的光谱曲线形状特征、斜率变化以及吸收波段出现与否来分析解译土壤

属性与土壤光谱之间的关系,为土壤分类和判别提供依据。早在 1979 年,Krishnan 等^[4]通过采集美国伊利诺斯不同类型质地的土壤,研究发现 624 nm 和 564 nm 的反射率的倒数的导数之比建立的土壤有机质模型决定系数为 0.92。卢艳丽等^[5]对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进行研究,黑土和黑钙土、黑土和暗棕壤的模型没有显著差异,即可以分别构建同质性模型来简化有机质的预测,但是预测精度有所降低。周清^[6]曾指出 SOM 含量的光谱特性不仅因 SOM 含量而变化,而且在很大程度上依赖于成土母质。张娟娟等^[7]研究得到不同类型土壤的光谱 554 nm 和 1 398 nm 两个波段的一阶导数组合而成的差值指数拟合方程决定系数为 0.90,估测模型具有较好的预测精度,其后来建立基于多元散射校正 + Norris 一阶导数光谱的 PLS-BPNN 模型可能是土壤有机质含量估测建模的最优方法^[8]。

* 国家自然科学基金项目(41361049)、土壤与农业可持续发展国家重点实验室开放基金项目(0812201202)和江西省自然科学基金项目(20122BAB204012)资助

† 通讯作者, E-mail: zhaoxm889@126.com

作者简介:方少文(1964—),男,博士研究生,主要从事土壤遥感信息和水土保持的研究。E-mail: jac1030@163.com

收稿日期:2013-03-26;收到修改稿日期:2014-04-16

众多研究表明,土壤反射光谱包含了许多有用的信息,值得进一步研究、开发和应用。不同类型的土壤有机质含量反演方法很多,但这些方法应用到特定土壤类型时会出现较大的差异,很难用通用的模型来反演土壤有机质,且针对不同的研究区域选取的波段也不尽相同^[9],目前对红壤地区不同土壤类型的有机质定性和定量反演研究很少。本文通过系统分析红壤地区吉安县不同类型土壤光谱曲线与有机质含量的关系,构建县域土壤有机质定量估测模型,为红壤地区有机质定量估算提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

吉安县位于江西省中部,地处 E114°25' ~ 115°10', N26°41' ~ 27°38' (图 1)。气候温和,雨水充沛,四季分明。境内地形复杂,为多山丘陵地区。典型的地带性土壤为红壤。水稻土主要分布在河谷平原、丘陵岗地和山沟沟谷的段田、垄田、排田,旱作红壤主要分布在赣江及其支流沿岸附近。

1.2 样品采集与分析

在土地利用现状图上叠加土壤图,采集不同土壤类型耕层(0~20cm)土壤样品 120 个,其中水稻土 54 个、红壤 66 个。红壤覆盖林地、草地、花生地、油菜地、果园等土地利用类型。土样清除植物残留物和石块后,于室内自然风干,经研磨后统一过 0.25mm 筛,四分法分成两份,一份用于实验室有机

质测定,另一份用于室内光谱测量。

有机质含量采用重铬酸钾容量法—外加热法测定,120 个土壤样品有机质含量见表 1。

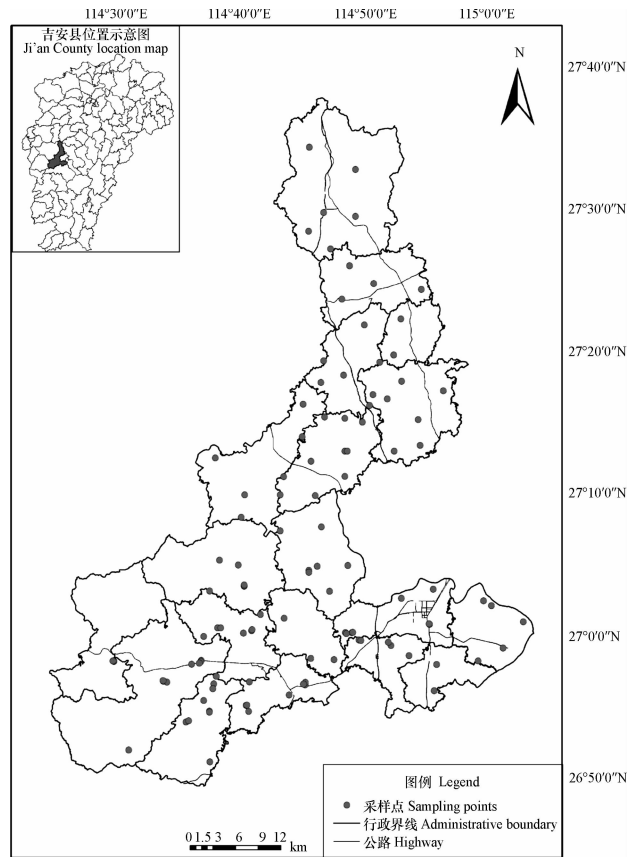


图 1 吉安县样点分布图

Fig. 1 Distribution of sampling sites in Ji'an County, Jiangxi Province

表 1 供试土壤有机质含量统计特征

Table 1 Statistic characteristics of organic matter content of the tested soil

土壤类型 Soil type	系统分类名称 Taxonomic names	样本数 Sample number	最大值 Maximum	最小值 Minimum	平均值 Mean	标准差 SD
水稻土 Paddy soil	水耕人为土 Stagnic Anthrosols	54	49.79	6.31	23.84	12.32
红壤 Red soil	普通黏化湿润富铁土 Typic Argic-Udic Ferrosols	66	36.89	2.73	15.80	9.34

1.3 光谱数据的获取与预处理

光谱测试采用美国 ASD 公司的 FieldSpec Pro FR 型光谱仪进行测定,其波长范围为 350~2 500 nm,采样间隔为 1.4 nm (350~1 000 nm) 和 2 nm (1 000~2 500 nm),重采样间隔为 1 nm,具体参见文献^[10]。每个土样采集 10 条光谱曲线,算术平

均后得到该土样的实际反射光谱数据,去除噪声较大波段 350~400 nm 和 2 400~2 500 nm。

包络线法作为光谱分析法,可以有效地突出光谱曲线吸收和反射特征,并将其归并到一致的光谱背景上,有利于和其他光谱曲线进行特征数值比较,从而提取出特征波段进行分类识别^[11]。以包

络线为背景,去掉包络线后便为光谱波段特征曲线(图2)。

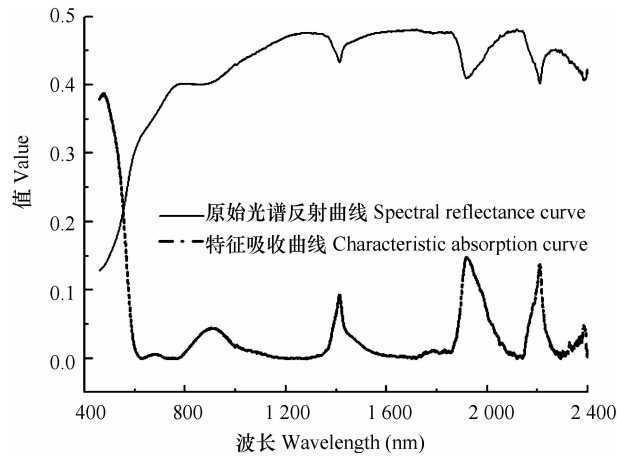


图2 原始光谱反射曲线与特征吸收曲线

Fig.2 Spectral reflectance and the characteristic absorption curve of the soils in Ji'an County, Jiangxi Province

对光谱做一阶微分变化时,可以对重叠混合光谱进行分解以便识别,扩大样品之间的光谱特征差异;光谱反射率经倒数的对数变换后,能增强可见光区的光谱差异,消除背景噪音的影响,变非线性关系为线性关系^[12]。

特征吸收面积是指在敏感波长范围内,特征吸收曲线与对应波长范围包围的面积,通过数值积分运算可以求取该面积值,由此本文定义光谱吸收带的面积,即

$$S = \int D_i \Delta \lambda \quad (1)$$

式中, S 为特征吸收曲线在区间 460 ~ 560 nm、560 ~ 710 nm、750 ~ 1 113 nm、1 320 ~ 1 604 nm、1 712 ~ 2 069 nm、2 069 ~ 2 267 nm 范围内的面积, D_i 为其区间各波长所对应的导数值, $\Delta \lambda$ 为其区间内波长增量 d_i 。

1.4 模型建立与验证

将 120 个样本分为校正集和预测集。其中校正样本为 90 个,预测样本为 30 个。样本选取的原则是将土壤样品按有机质含量高低排序后,按每隔 3 个样本取出一个样品作为验证样本,这样可保证校正样本和预测样本的不同土地利用类型的有机质含量范围基本一致。

近红外光谱分析的关键技术是建立定量校正模型^[13]。较理想的建模方法是偏最小二乘回归(PLSR),其很好地解决了各变量内部高度线性相关、样本个数少于变量个数等问题。

模型的验证主要选用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和预测相对分析误差(RPD)(检验样本标准差 SD 与预测均方根误差 RMSE 的比值)来衡量。 R^2 越大, RMSE 越小说明模型的精度越高。此外,当 $RPD > 2$ 表明模型具有极好的预测能力,当 $1.4 < RPD < 2$ 表明模型可对样品作粗略估测,而 $RPD < 1.4$ 则表明模型无法对样品进行预测^[14]。

2 结果

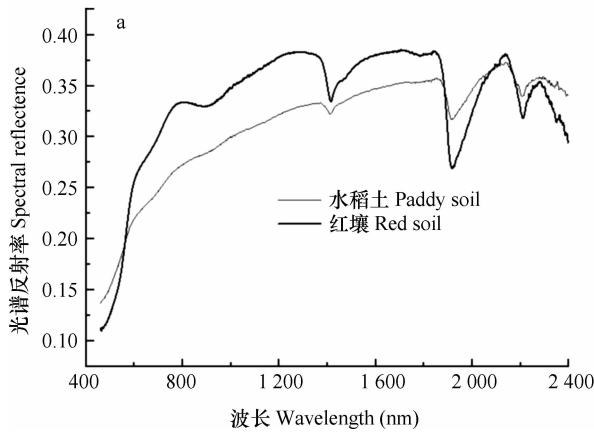
2.1 基于土壤类型和有机质含量差异的土壤光谱特征

土壤反射光谱特性是土壤有机质含量、土壤类型、土壤质地和土壤湿度等光谱特征的综合响应。图3中可以看出,土壤光谱曲线在 1 400、1 900 和 2 200 nm 处存在明显的水分吸收峰谷,常认为与黏土矿物中所含有的 OH⁻ 有关。图3a中可以看出相同有机质含量不同土壤类型光谱反射曲线差异明显,总体而言水稻土反射率较红壤低,在可见光区,红壤反射率斜率剧增,在 640 nm 有微弱的吸收,在 840 nm 有明显的吸收,在近红外光区,红壤斜率增加幅度不等,形成几个波折曲线上升。水稻土曲线整体缓慢上升,在 640 nm 和 840 nm 有微弱的吸收,根据曲线的形态变化,红壤应为陡坎型,水稻土为缓斜型^[15]。土样经过风干、研磨处理后,基本消除了土壤粒径和土壤湿度对土壤光谱的影响,土壤样品的反射光谱变化特性主要反映了有机质成分和土壤类型的变化特征。相同有机质含量的腐殖质的构成不同,水稻土在淹水条件下,以胡敏酸为主;红壤腐殖质以富里酸为主^[16]。Henderson 等^[2]通过对印第安不同成土母质的土壤有机质经过分离纯化研究得出有机质对土壤光谱的主要贡献是胡敏酸,而富里酸的贡献很小,一般而言,相同有机质含量的水稻土光谱反射率要较红壤低。

从不同有机质含量的水稻土中可以看出(图3b),除有机质含量 10 g kg^{-1} 之外,其他有机质含量越高,曲线位置越低。一般而言,有机质含量越高,土壤反射率越低,而有机质含量 10 g kg^{-1} 的土壤曲线与红壤曲线形状相似,与有机质含量无对应关系,调查发现此类水稻土有机质含量偏低,有机质含量在 15 g kg^{-1} 以下,其一般位于丘陵或山地的高排田或梯田上,水耕熟化程度低,肥力差,光谱特征可能与氧化铁含量有关,因此江西典型红壤地区水稻土有机质含量的增加,其反射率减少的规律仅在

有机质含量大于 15 g kg^{-1} 时才存在。

图 4a 显示有机质四分位差的平均光谱,即按有机质含量的大小排列,平均分成 4 份。由图 4a 可



知,有机质含量较高曲线位置相对较低;由光谱特征吸收曲线(图 4b)清晰可见特征吸收在 $560 \sim 710 \text{ nm}$ 处,有机质含量越高吸收峰值越高。

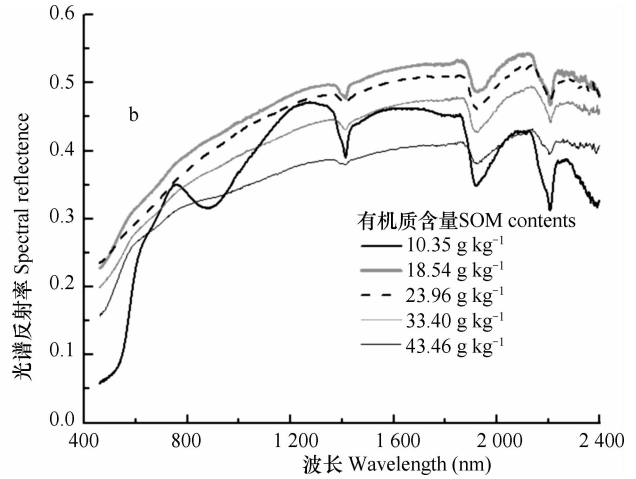
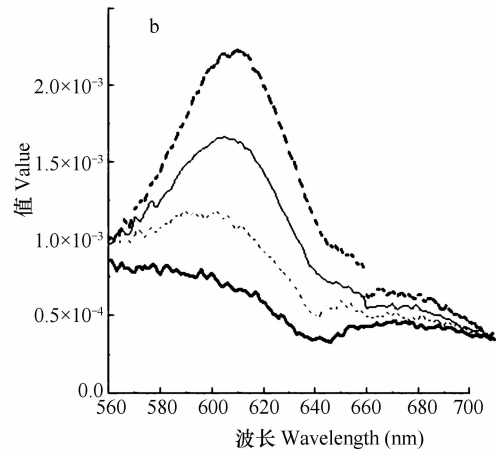
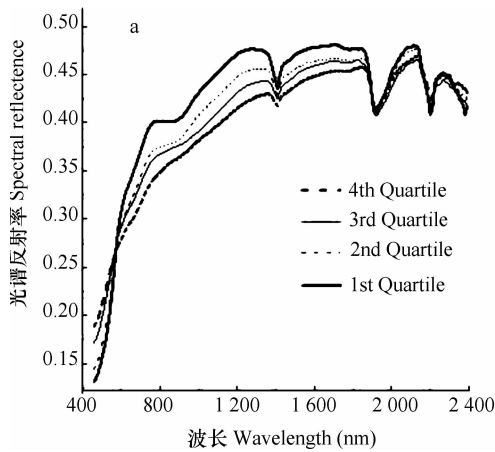


图 3 相同有机质含量的不同土壤类型 (35 g kg^{-1}) (a) 和不同有机质含量的水稻土 (b) 光谱特征

Fig. 3 Spectral characteristics of soils different in soil type, but the same in OM content (a) and paddy soils different in OM content (b)



注:1st,2nd,3rd 及 4th Quartile 分别代表有机质含量为 $7.75, 17.34, 28.24$ 和 40.21 g kg^{-1} 。图 a 为对应有有机质含量的光谱反射率曲线,图 b 为对应有有机质含量的特征吸收曲线 Note: The SOM contents in 1st,2nd,3rd and 4th Quartile is $7.75, 17.34, 28.24$ and 40.21 g kg^{-1} , respectively. Figure a and b represent the spectral reflectance curve and characteristic absorption curve

图 4 土壤有机质四分位平均光谱反射率 (a) 和特征波段吸收曲线深度值 (b)

Fig. 4 Mean spectral of quartiles (a) and band-depth after continuum removal (b) for SOM

2.2 土壤光谱特征吸收面积与有机质含量的关系

从图 2 中发现,在 560 nm 、 900 nm 、 1420 nm 、 1900 nm 和 2200 nm 附近均具有强烈的特征吸收谷,然而不同波段的光谱吸收深度明显不同,所以从 $460 \sim 560 \text{ nm}$ 、 $560 \sim 710 \text{ nm}$ 、 $750 \sim 1113 \text{ nm}$ 、 $1320 \sim 1604 \text{ nm}$ 、 $1712 \sim 2069 \text{ nm}$ 、 $2069 \sim 2267 \text{ nm}$ 之间吸收带所包含的面积也不同,计算发现随着有机质含量增加, $560 \sim 710 \text{ nm}$ 波段范围内的特征吸收面积增大,有机质含量和吸收面积的对数相关性呈极显著。故基于验证集土样有机质与 $560 \sim$

710 nm 波段范围特征吸收面积对数的关系,得出模型为 $y = -20.25 \ln(s) - 25.76$, 相关系数绝对值达 0.88 (图 5a)。模型模拟的预测值与实测值的决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$) 和预测相对分析误差 (RPD) 分别为 0.75 、 6.02 g kg^{-1} 和 1.88 (图 5b), 预测精度较高。

2.3 有机质的偏最小二乘回归模型

PLSR 被认为是一种较有潜力的建模方法,本文运用 $560 \sim 710 \text{ nm}$ 和全波段范围内的光谱吸收面积作为偏最小二乘回归的自变量,建立有机质的预测模型。

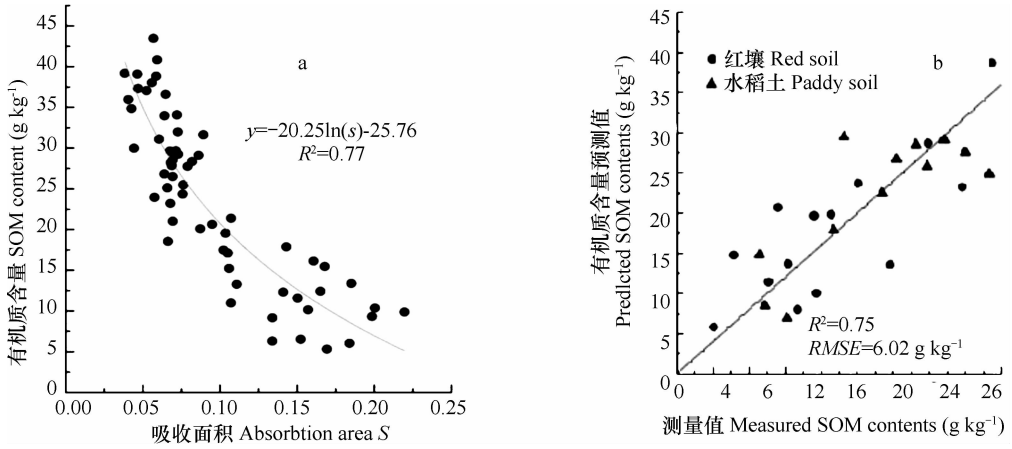


图 5 有机质含量与 560 ~ 710 nm 范围内的吸收面积的关系 (a) 和实测值与 560 ~ 710 nm 范围内吸收面积建模预测结果的比较 (b)

Fig. 5 Relationship between of SOM and absorption area in the range of 560 ~ 710 nm (a) and comparison between the measured and the estimated values of SOM using the model established on the absorption area in the range of 560 ~ 710 nm (b)

从表 2 中可以看出,全光谱范围内各种预处理所建模型的准确度均较低,决定系数 R^2 在 0.55 ~ 0.70 之间, RMSE 在 6.01 ~ 8.19 之间,其中去包络线的建模决定系数高于其他全光谱预处理,但建立的模型均不理想。在 560 ~ 710 nm 范围内,预处理后建立的模型 R^2 均在 0.89 以上,均高于原始光谱反射率所建模型的精度。模型的预测精度方面,倒数的对数(吸光度) + 一阶导数建模决定系数最高,为 0.91,但预测决定系数为 0.71, RPD 仅为 1.88,倒数的对数(吸光度)和一阶导数建模决定系数相同,但预测时倒数的对数决定系数 R^2 为 0.83, RPD

为 2.42,而一阶导数仅为 0.69, RPD 为 1.8。去包络线和倒数的对数建模和预测的效果相近,预测决定系数 R^2 大于 0.83, RPD 大于 2.42,精度高于未处理,而一阶导数和倒数的对数预处理后,模型的预测精度较未处理低。

图 6 给出了有机质含量实测值与预测值的比较,可以看出,包络线去除、倒数的对数处理所建模型的估算精度较高,建模样点和验证样点基本上均分布在 1:1 线附近,但图 6a 和图 6b 中红壤和水稻土并无明显规律。

表 2 基于偏最小二乘回归建立土壤有机质含量的估测模型与验证

Table 2 Calibration and validation of the PLSR model for estimation of soil SOM

预处理方法 Preprocessing methods	全光谱 Full bands		560 ~ 710 nm				
	建模集 Calibration sets		建模集 Calibration sets		预测集 Prediction sets		
	R^2	RMSE(g kg ⁻¹)	R^2	RMSE(g kg ⁻¹)	R^2	RMSE (g kg ⁻¹)	RPD
未处理 Unprocessed	0.55	8.19	0.80	5.19	0.70	5.55	2.18
包络线去除 Continuum removal	0.70	6.61	0.89	3.91	0.84	4.78	2.48
倒数的对数 Logarithm of reciprocal	0.66	6.87	0.90	3.73	0.83	5.00	2.42
一阶导数 1st derivative	0.62	7.32	0.90	3.67	0.69	6.72	1.80
倒数的对数 + 一阶导数 Logarithm of reciprocal + 1st derivative	0.62	7.30	0.91	3.55	0.71	6.44	1.88

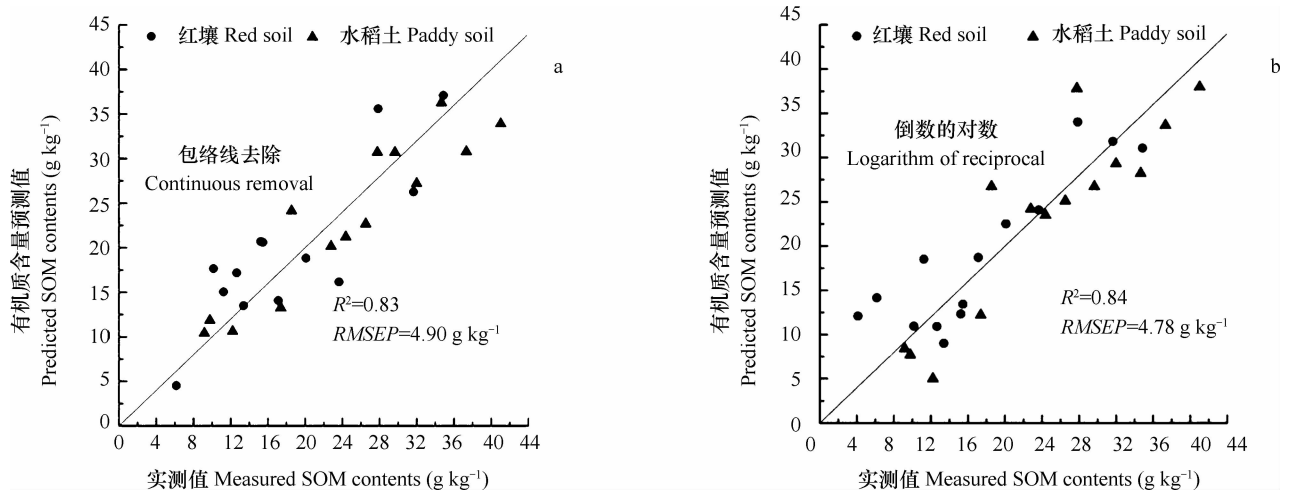


图6 基于包络线去除(a)和倒数的对数(b)的有机质含量实测值与560~710 nm范围内PLSR模型模拟结果的比较

Fig. 6 Comparison of the measured value of SOM with the estimated value using the PLSR model in the range of 560~710 nm based on continuum removal (a) and logarithm of reciprocal method (b)

3 讨论

土壤光谱反射曲线反映土壤的综合性状,它能综合地反映土壤发生过程中物质和能量的转移,以及周围环境的变化^[15],故有可能分析江西典型红壤地区土壤光谱曲线和有机质含量之间的关系。相同有机质含量的红壤和水稻土,由于构成腐殖质的主要物质胡敏酸和富里酸的比值不同,反射率大小不同。一般而言,水稻土反射率低于红壤;红壤光谱曲线为陡坎型,水稻土的为缓斜型;有机质含量 $>15 \text{ g kg}^{-1}$ 的水稻土光谱曲线的高低与有机质含量成对应关系,有机质含量 $<15 \text{ g kg}^{-1}$ 的水稻土由于地理环境等约束,熟化程度低,其光谱反射率曲线与红壤类似,有机质对光谱曲线的影响较小。本文在采集土壤光谱反射曲线前,土壤经风干、磨碎和过筛处理,因此光谱曲线基本上能反映有机质含量对土壤光谱的影响,能作为江西典型红壤地区有机质含量的定性判断。

高光谱曲线上的峰谷特征是探测目标物质各项组成成分的关键区域,通过包络线去除,有效地突出光谱曲线的吸收和反射特征,经研究发现560~710 nm范围,有机质含量和曲线峰的高低成正比关系,这与Summers等^[17]的研究基本一致,范围稍有出入,可能与土壤类型有关。包络线去除归一化发现红壤地区水稻土和红壤有机质含量与560~710 nm范围的特征吸收面积的对数显著相关,其建立的一元回归模型的验证结果发现实测值和预测值基本上在1:1附近,相对偏差为1.88。因此,采

用560~710 nm范围内的特征吸收面积能粗略估测红壤地区土壤有机质含量,在褐土上也有类似报道^[18-19],对于潮土等其他土壤类型的有机质含量估测还有待进一步研究。

各种PLSR模型结果显示:560~710 nm范围建立的PLSR模型精度高于全光谱范围,可见光范围能够提供更多有机质信息,经包络线去除归一化和倒数的对数两种预处理建立的估测模型决定系数达0.8以上,相对偏差2.4以上,可以较精确地估算红壤地区有机质含量。Viscarra Rossel等^[20]比较了可见光、近红外、中红外及整个波段的各种土壤属性发现,不同波段估算不同土壤属性的精度不同,一般可见光的精度低,但预测有机碳时用可见光和其他波段建立的PLSR的差异很小。Bayer等^[11]和Kooistra等^[21]用全光谱建立的PLSR估测模型决定系数分别为0.74和0.69,精度较低,这与本文的研究相符,然而刘磊等^[18]对江西省余江县和泰和县采集的34个红壤土样光谱去包络线找到光谱吸收带,建立于全部光谱吸收带的PLSR模型对预测样品有机质含量进行估测,其验证决定系数为0.91,在近红外区域有研究者^[22]应用PLSR建立的有机质估测模型的决定系数在0.9以上,这可能是采用全波段建模对土壤光谱技术估测的机理并不明确。由于本文采集的土样样品(红壤和水稻土)数量较少,并未研究模型对不同土壤类型土壤有机质定量估算的差异,今后还需要扩大范围对更多的土壤类型进一步研究来确定。

4 结 论

土壤反射光谱包含了许多有用的信息,相同有机质含量的不同类型土壤、不同有机质含量的相同土壤类型的土壤光谱存在明显差异。相同有机质含量的水稻土与红壤相比,水稻土的曲线反射率总体上要低于红壤。560~710 nm 范围为典型红壤地区有机质的特征敏感波段。基于吸收面积建立的模型简单,相比基于特征波段建立的 PLSR 模型精度稍低,能粗略地估算有机质含量。用特征吸收波段建立的 PLSR 模型解决了敏感波段之间的共线性问题,且精度较高。因此,用特征吸收波段 560~710 nm 范围的吸收面积的对数和包络线去除以及倒数的对数建立的一元线性回归模型和偏最小二乘回归建立的有机质估测模型涉及的波段范围小,能够很好地估测红壤地区有机质含量,有助于便携式土壤有机质监测设备的研发和应用^[5]。

致 谢 江西农业大学研究生王芳东、汪璐、谢碧玉等参与土样采集工作。光谱测定在浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所进行,在此一并表示感谢!

参 考 文 献

[1] Rossel R A V, Webster R. Predicting soil properties from the Australian soil visible-near infrared spectroscopic database. *European Journal of Soil Science*, 2012, 63(6): 848—860

[2] Henderson T L, Baumgardner M F, Franzmeier D P, et al. High dimensional reflectance analysis of soil organic matter. *Soil Science Society of America Journal*, 1992, 56(3): 865—872

[3] Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Science Society of America Journal*, 1981, 45(6): 1161—1165

[4] Krishnan P, Alexander J D, Butler B, et al. Reflectance technique for predicting soil organic matter. *Soil Science Society of America Journal*, 1980, 44(6): 1282—1285

[5] 卢艳丽, 自由路, 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. *植物营养与肥料学报*, 2011, 17(2): 456—463. Lu Y L, Bai Y L, Yang L P, et al. Homogeneity of retrieval models for soil organic matter of different soil types in Northeast Plain using hyperspectral data (In Chinese). *Plant Nutrition and Fertilizer Science*, 2011, 17(2): 456—463

[6] 周清. 土壤有机质含量高光谱预测模型及其差异性研究. 杭州:浙江大学环境与资源学院, 2004. Zhou Q. Study on the hyperspectral prediction models of soil organic matter and its differences among soil types (In Chinese). Hangzhou: College of Environmental and Resource Sciences, Zhejiang University, 2004

[7] 张娟娟, 田永超, 朱艳, 等. 不同类型土壤的光谱特征及其有机质含量预测. *中国农业科学*, 2009, 42(9): 3154—3163. Zhang J J, Tian Y C, Zhu Y, et al. Spectral characteristics and estimation of organic matter contents of different soil types (In Chinese). *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(9): 3154—3163

[8] 田永超, 张娟娟, 姚霞, 等. 基于近红外光声光谱的土壤有机质含量定量建模方法. *农业工程学报*, 2012, 28(1): 145—152. Tian Y C, Zhang J J, Yao X, et al. Quantitative modeling method of soil organic matter content based on near-infrared photo acoustic spectroscopy (In Chinese). *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(1): 145—152

[9] 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: 信息科学版*, 2006, 31(11): 975—979. He T, Wang J, Lin Z J, et al. Spectral features of soil organic matter (In Chinese). *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(11): 975—979

[10] 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波段. *红外与毫米波学报*, 2012, 31(3): 277—282. Ji W J, Shi Z, Zhou Q, et al. VIS-NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils (In Chinese). *Infrared Millim Waves*, 2012, 31(3): 277—282

[11] Bayer A, Bachmann M, Müller A, et al. A comparison of feature-based MLR and PLS regression techniques for the prediction of three soil constituents in a degraded southern African ecosystem. *Applied and Environmental Soil Science*, 2012, 2012: 1—20

[12] Nocita M, Kooistra L, Bachmann M, et al. Predictions of soil surface and topsoil organic carbon content through the use of laboratory and field spectroscopy in the Albany thicket biome of eastern cape province of south Africa. *Geoderma*, 2011, 167/168: 295—302

[13] Mouazen A, Kuang B, De Baerdemaeker J, et al. Comparison among principal component, partial least squares and back propagation neural network analyses for accuracy of measurement of selected soil properties with visible and near infrared spectroscopy. *Geoderma*, 2010, 158(1): 23—31

[14] O'Rourke S M, Holden N M. Determination of soil organic matter and carbon fractions in forest top soils using spectral data acquired from visible-near infrared hyper spectral images. *Soil Science Society of America Journal*, 2012, 76(2): 586—596

[15] 王人潮, 苏王. 浙江省主要土壤光谱反射特性及其模糊分类在土壤分类中的应用研究. *浙江农业大学学报*, 1986, 12(4): 464—471. Wang R C, Su W. Studies on spectral reflectance of typical soils and its fuzzy category in soil classification in Zhejiang Province (In Chinese). *Acta Agricultural Universities Zhejiang*, 1986, 12(4): 464—471

[16] 徐菊生. 江西土壤. 北京: 中国农业科技出版社, 1991. Xu J S. Jiangxi soil (In Chinese). Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 1991

[17] Summers D, Lewis M, Ostendorf B, et al. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil proper-

- ties. *Ecological Indicators*, 2011, 11(1): 123—131
- [18] 刘磊, 沈润平, 丁国香. 基于高光谱的土壤有机质含量估算研究. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(3): 762—766. Liu L, Shen R P, Ding G X. Studies on the estimation of soil organic matter content based on hyper-spectrum (In Chinese). *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2011, 31(3): 762—766
- [19] 谢伯承, 薛绪掌, 刘伟东, 等. 基于包络线法对土壤光谱特征的提取及其分析. *土壤学报*, 2005, 42(1): 171—175. Xie B C, Xue X Z, Liu W D, et al. Hull-curve-method-based extraction and analysis of soil spectral characteristics (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2005, 42(1): 171—175
- [20] Viscarra Rossel R A, Walvoort D J J, McBratney A B, et al. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, 2006, 131(1): 59—75
- [21] Kooistra L, Wanders J, Epema G, et al. The potential of field spectroscopy for the assessment of sediment properties in river floodplains. *Analytical Chemical Acta*, 2003, 484(2): 189—200
- [22] Tekin Y, Tumsavav Z, Mouazen A M. Effect of moisture content on prediction of organic carbon and pH using visible and near-infrared spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*, 2012, 76(1): 188—198

SPECTRAL CHARACTERISTICS AND QUANTITATIVE ESTIMATION OF SOM IN RED SOIL TYPICAL OF JI'AN COUNTY, JIANGXI PROVINCE

Fang Shaowen^{1,2} Yang Meihua^{1,2,3} Zhao Xiaomin^{1,2,3*} Guo Xi^{1,2}

(1 Key Laboratory of Crop Physiology, Ecology and Crop Genetic Breeding of Jiangxi Province, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China)

(2 State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China)

(3 Nanchang Teachers College, Nanchang 330103, China)

Abstract The objectives of the study were to analyze spectral characteristics of red soils different in SOM (soil organic matter) content in Ji'an, Jiangxi, for establishment of county-scale SOM quantitative estimation models based on SOM reflectance bands, it was found that red soil and paddy soil differed sharply in soil spectral characteristic. The wave range of 560 ~ 710 nm was the spectral absorption band specific of SOM in the soils of Ji'an county. Correlation coefficient of the log of the absorption area in the range of characteristic absorption bands with soil SOM was 0.86, fitting equation was $y = -20.91 \ln(s) - 27.26$, and determination coefficient was 0.74. After calibration with the data of SOM in various types of soils, the determination coefficients for prediction (R^2), the root mean square error (RMSE) and the relative error analysis (RPD) was found to be 0.75, 0.61 and 1.88, respectively. The partial least squares regression (PLSR) model, established on continuum removal and logarithm processing of reciprocal of the reflectance, was the highest in estimation accuracy, with prediction determination coefficient R^2 being over 0.83, RMSE less than 5.00 and RPD more than 2.4. These findings indicate the model based on specific absorption bands 560 ~ 710 nm can be used to quantitatively estimate soil SOM in red soil regions.

Key words SOM; Spectrum characteristic; Continuum removal; Absorption area; PLSR

(责任编辑:檀满枝)