

利用区域土壤光谱库研究土壤有机碳反演模型传递性

刘会增^{1,2,3} 石铁柱^{1,2,3} 王俊杰^{1,2,3} 陈奕云^{1,2,3} 邬国锋^{2,3}

1 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

2 海岸带地理环境监测国家测绘地理信息局重点实验室,广东 深圳,518060

3 深圳大学生命科学学院,广东 深圳,518060

摘要:土壤有机碳的有效评估对全球碳循环和农业可持续发展具有重要作用。可见光-近红外光谱技术已广泛用于土壤有机碳含量的反演研究。然而,基于可见光-近红外光谱的土壤有机碳反演模型通常具有一定的区域局限性。本文基于湖北钟祥市和洪湖市两个区域的土壤光谱和有机碳量测数据(样本数分别为 100 和 96),探究土壤有机碳反演模型在不同区域间的传递性。结果表明,钟祥市或洪湖市区域模型都不能用于另一个区域,但基于钟祥样本全集与洪湖区域 30 个土壤样本数据建立的模型对洪湖区域土壤有机碳含量有很好的预测效果($R^2=0.88$, $RMSE=2.51\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$)。尽管模型在不同区域间的传递性非常有限,但将少量目标区域样本添加到现有区域土壤光谱库中所建立的偏最小二乘回归模型能够估算目标区域土壤有机碳的含量,降低目标区域的采样和量测成本。

关键词:可见光-近红外光谱;土壤有机碳;传递性;偏最小二乘回归

中图法分类号:TP751; P951

文献标志码:A

土壤有机碳的动态平衡不仅影响土壤肥力和作物产量,而且其固存与排放对温室气体含量和全球气候变化也有重要影响。因此,人们不断探索如何准确有效地评估土壤有机碳储量及其变化的方法。近年来,光谱分析技术在土壤有机碳反演研究中广受关注^[1,2]。与传统方法相比,光谱技术具有方便快捷、价格低廉和无损等特点,且有自动化实地测量和同时分析多种土壤属性的潜力^[3]。

可见光-近红外光谱技术已广泛用于局部、区域和全球范围内土壤有机碳的评估研究,且基于单一实验区反演土壤有机碳含量能够获得较高的反演精度。然而,大部分模型具有区域性特点,为了解决这个问题,有学者提出全球土壤光谱库的设想,以便建立普适的土壤有机碳反演模型。如 Brown^[1]基于世界多地的 4 184 个样本(美国 3 768 个,其他地区 416 个)发现全球尺度下土壤光谱与土壤有机碳之间具有很好的相关性($R^2=0.87$)。但是,鉴于土壤样本处理方法不同,传感器

参数差异,共享机制及共享平台的缺失,可供全球使用的土壤光谱库至今尚未建立。

尽管土壤光谱在反演土壤有机碳研究中受到广泛关注,但模型的区域局限性和重复采样问题^[4,5]一直是限制其普遍应用的主要因素。基于湖北钟祥市和洪湖市两个研究区的土壤光谱和土壤有机碳量测数据,本文旨在探究土壤有机碳反演模型在区域间的传递性,即基于区域数据建立的土壤有机碳反演模型能否适用于另一区域,区域土壤光谱库与少量目标区域样本相结合能否提高土壤有机碳的估测精度。

1 数据与方法

1.1 研究区域和土壤采样

钟祥市(112°07'E~113°00'E, 30°42'N~31°36'N)位于湖北省中部,面积约 4 488 km²。全区域地貌分为山区、丘陵、岗地和平原,土壤主要由第四纪粘土、近代河流冲积物和页岩、板岩、石灰

岩、紫色砂土等母质演变而成,黄棕壤(43.65%)、水稻土(33.6%)和潮土(22.4%)占绝大部分。气候属东南亚热带季风气候,汉江自北而南穿过其中,耕作方式以旱田-水田轮作为主^[6]。

洪湖市(113°07'E~114°05'E,29°38'N~30°12'N)位于湖北省中南部、长江中游北岸,面积约2 519 km²。洪湖市地貌为冲积平原,以第四纪冲积、湖积物为主,地势广阔平坦。气候属东南亚热带季风气候,水热资源丰富;土壤主要为水稻土(62.4%)和潮土(37.5%),土壤肥沃,全区域以种植双季稻为主^[7]。

作为江汉平原重要产粮区,钟祥和洪湖两市的作物类型和轮作方式在湖北省境内具有典型性,而且水稻土、潮土和黄棕壤等是湖北省农用地的主要土壤类型,因此本文选择钟祥和洪湖两市作为本文的研究区域。于2011年12月20~21日和2012年8月12~18日分别在钟祥和洪湖两市采集100和96个土壤样本。在每个采样点,移除表土杂质后,采集表土层0~10 cm,深度约1.0 kg土壤装于样本袋内密封保存,以用于实验室内的土壤有机碳分析和光谱测量。研究区域和采样点分布如图1所示。

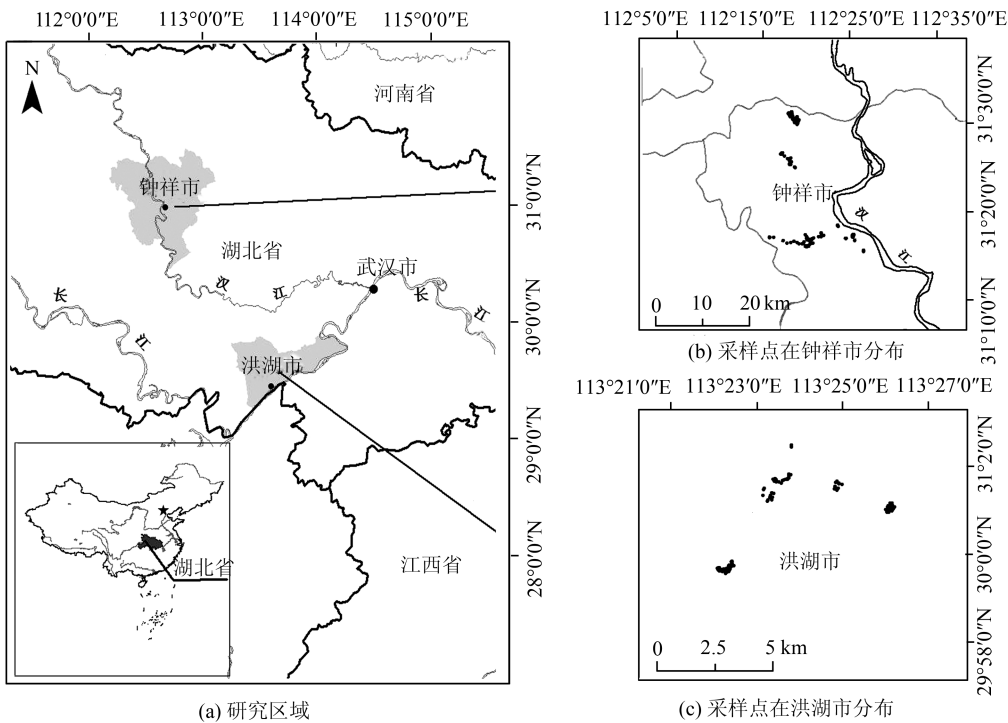


图1 研究区域及采样点在钟祥市和洪湖市的分布

Fig.1 Study Area and the Distribution of Soil Samples in Zhongxiang City and Honghu City

1.2 实验室分析与光谱测量

将土壤样本在室温下风干,用研钵磨碎,然后用100目网筛过滤。采用ASDFieldSpec 3便携式光谱仪在暗室内测定土壤光谱,观测几何采用周清^[8]提出的最优设置,光谱区间为350~2 500 nm、采样间隔为1 nm。对于每个土壤样本,连续测量10次,取其平均值作为最终的光谱曲线。土壤有机碳含量使用重铬酸钾容量法测定。

1.3 光谱预处理和统计分析

移除低信噪比的350~409 nm和2 451~2 500 nm波段,保留410~2 450 nm区间的土壤光谱用于后续的处理。为了提高模型的可靠性,采用主成分分析法探测异常样本^[9],在钟祥市和洪湖市数据集中各发现并剔除4和3个异常样本

点。之后,按照土壤有机碳含量分别把钟祥市和洪湖市两样本集由低到高分成三组,然后计算和分析各组样本的平均光谱。使用Kennard-Stone^[10]方法根据土壤光谱分别在钟祥市和洪湖市样本集各选择30个最具有光谱代表性的样本,剩下的样本分别组成66和63个样本子集,并对各样本集的土壤有机碳含量进行统计分析。为了进一步检测两个样本集的光谱结构,对两区域样本合集的光谱进行主成分分析。

由于不同的光谱预处理方法对模型精度影响较大,且预处理方法的选择可能因建模样本和回归方法的不同而变化^[11],因此,建模前使用Savitzky-Golay(SG)平滑、吸收率转换(log(1/R))、均值中心化、SG导数变换、基线校正、连续统去除和归一化等多种常用的方法及其组合进行

光谱预处理,预处理方法的优劣根据模型交叉验证的精度确定。

1.4 模型校准与验证

基于钟祥市和洪湖市数据集及其组合分别建立 4 个 PLSR 土壤有机碳反演模型:钟祥市 96 个样本(钟祥模型),洪湖市 93 个样本(洪湖模型)、钟祥市 96 个样本和洪湖市 30 个样本(钟祥-洪湖模型),洪湖市 93 个样本和钟祥市 30 个样本(洪湖-钟祥模型)。PLSR 模型由 PLS_ToolBox^[12]实现,光谱预处理方法和因子数根据“留-法”交叉验证的最小均方根误差(root mean square error, RMSE)确定,偏最小二乘主成分用来辅助解释模型的预测精度^[13]。交叉验证的决定系数(coefficient of determination of cross-validation, R^2_{CV})、均方根误差(RMSE of cross-validation, $RMSE_{CV}$)用来评价模型的校准效果。

模型建立后,钟祥模型和钟祥-洪湖模型应用于洪湖市样本 63 个样本,洪湖模型和洪湖-钟祥模型应用于钟祥市 66 个样本,分别预测土壤有机碳含量,进行模型的独立验证。验证的决定系数(coefficient of determination of validation, R^2_{Val})、均方根误差(RMSE of validation, $RMSE_{Val}$)、预测偏差(Bias)和相对分析误差^[14](residual prediction deviation, RPD)用来评价模型的预测精度。

2 结果与讨论

2.1 土壤有机碳含量与土壤光谱

各样本集的土壤有机碳含量统计特征如表 1。钟祥市样本集比洪湖市样本集的土壤有机碳含量范围宽,而洪湖市样本集的标准差比钟祥市样本集大,这说明洪湖区域样本的土壤有机碳含量的离散程度相对较高。两区域样本的两种数目子集的统计特性与它们对应的全集相似,因此两种比例的子集可以很好地代表全集的特征。

表 1 钟祥和洪湖各样本集土壤有机碳的统计特征
Tab.1 Statistical Descriptions of Soil Organic Carbon of Each Dataset of Zhongxiang and Honghu

样本	最小值	最大值	均值	中值	标准差
钟祥 ⁹⁶	7.94	33.99	16.87	15.95	4.16
洪湖 ⁹³	4.86	27.46	16.03	16.58	6.08
钟祥 ³⁰	7.94	33.99	16.62	14.53	5.57
钟祥 ⁶⁶	10.16	25.96	16.99	16.20	3.37
洪湖 ³⁰	4.86	27.46	15.70	15.33	6.24
洪湖 ⁶³	4.92	25.59	16.19	17.04	6.04
钟祥 ⁹⁶ +洪湖 ³⁰	4.85	33.99	16.60	15.77	4.74
洪湖 ⁹³ +钟祥 ³⁰	4.86	33.99	16.18	15.61	5.94

两区域土壤有机碳含量低、中、高各组样本的平均光谱曲线和土壤有机碳含量如图 2 所示。土壤光谱曲线在 410~1 000 nm 区间上升较快,在 1 000~1 800 nm 区间缓慢上升,在 2 200~2 450 nm 区间缓慢下降。钟祥市土壤样本的光谱反射率整体比洪湖市高,分别考虑钟祥市和洪湖市两个区域,土壤有机碳含量越高其光谱反射曲线各波段值越低。

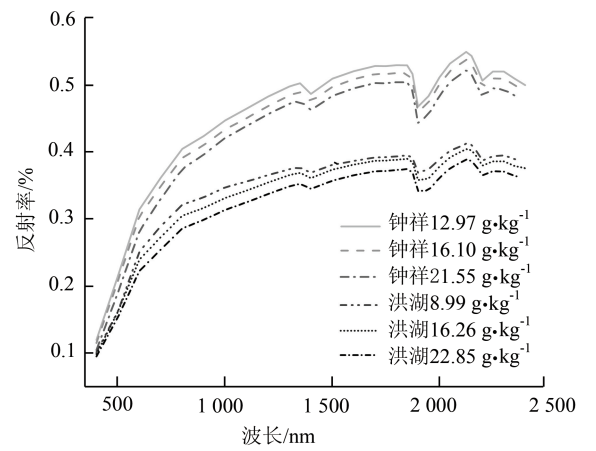


图 2 钟祥和洪湖各组土壤样本的平均光谱。
Fig.2 Mean Reflectance of Each Group of Soil Samples from Zhongxiang and Honghu

两区域样本合集的光谱主成分分析结果如图 3 所示,前两个主成了解释了 99.60% 的光谱变化;根据 Kennard-Stone 选择的 30 个样本点与各自区域其余样本点的分布较一致。两个样本集之间有明显的差别,洪湖市样本点大致聚成一簇,表明洪湖市样本具有较高的相似性,这与洪湖市相对单一地貌类型、土壤类型和耕作方式有关;而钟祥市样本点的分布相对分散,表明钟祥市样本之间差异性较大,这与钟祥区域地貌、成土母质、土壤类型和耕作方式的多样性一致。

2.2 模型校准与验证

2.2.1 模型校准

对于钟祥市模型,采用 SG 平滑(多项式次数 1,窗口大小 21 nm)、吸收率转换和均值中心化预处理方法组合,选取 14 个因子时,PLSR 模型获得最好的校准结果($R^2_{CV}=0.72$, $RMSE_{CV}=2.19$ $g \cdot kg^{-1}$);对于洪湖市模型,采用 SG 一阶卷积求导(多项式次数 1,窗口大小 9 nm)和均值中心化预处理方法组合,选取 10 个因子时,模型获得最高的校准精度($R^2_{CV}=0.90$, $RMSE_{CV}=1.88$ $g \cdot kg^{-1}$);对于钟祥-洪湖模型,采用 SG 平滑、吸收率转换和均值中心化预处理方法组合,选取 15 个因子时,模型获得最好的校准结果($R^2_{CV}=0.75$,

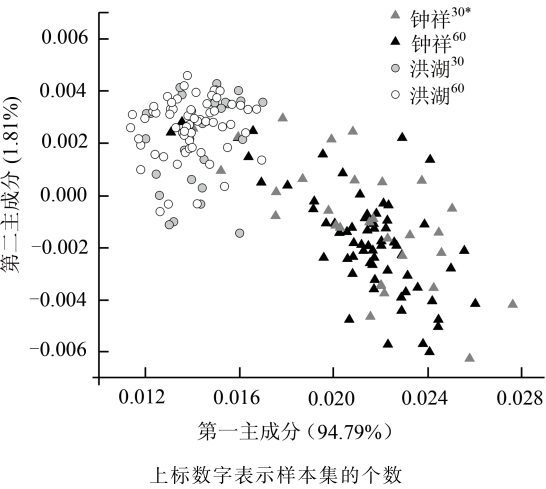


图 3 土壤光谱主成分分析得分图

Fig. 3 Score Plots of the Principal Component Analysis of Soil Spectra

$RMSE_{CV}=2.28\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$);对于洪湖-钟祥模型,采用 SG 一阶卷积求导和均值中心化预处理方法组合,选取 11 个因子时,模型获得最高的校准精度($R^2_{CV}=0.84$, $RMSE_{CV}=2.36\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$)。

4 个模型的校准效果均较好,但钟祥模型比洪湖模型有更大的校准误差。分别比较钟祥模型与钟祥-洪湖模型及洪湖模型与洪湖-钟祥模型,使用钟祥或洪湖单一区域样本全集建模的校准误

差相对较小。这可能是由于钟祥市样本集采样范围广和土壤异质性较高,洪湖市样本集采样相对密集且土壤类型相对单一;而两区域的混合样本集比单区域样本集的异质性更高。

2.2.2 模型验证

4 个模型的独立验证结果如表 2 所示。钟祥模型解释了 51%的洪湖区域土壤有机碳变化,预测偏差为 $4.04\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,表明此模型高估了土壤有机碳含量;相对分析误差为 0.91,说明此模型对洪湖区域土壤有机碳的预测能力较差。洪湖模型只解释了 12%的钟祥区域土壤有机碳变化,预测偏差为 $-16.61\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,表明模型严重低估了土壤有机碳含量,相对分析误差为 0.19 说明此模型无法用于钟祥区域的土壤有机碳的预测;钟祥-洪湖模型解释了 88%的洪湖区域土壤有机碳变化,此模型稍微低估了土壤有机碳含量(预测偏差为 $-1.20\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$),相对分析误差为 2.40,表明此模型对洪湖区域土壤有机碳含量的预测精度很高。对于洪湖-钟祥模型应用于钟祥区域,虽然它的预测偏差($0.62\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$)最小,但 $R^2_{Val}=0.38$ 和相对分析误差为 1.03,表明此模型对钟祥区域土壤有机碳含量预测能力较差。可以看出,钟祥-洪湖模型和洪湖-钟祥模型的 RPD 比钟祥模型和洪湖模型有明显提高。

表 2 4 组 PLSR 模型的独立验证结果

Tab. 2 Statistics of Independent Validation Results of the PLSR Models

模型	决定系数	预测偏差 /($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	均方根误差 /($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	相对分析误差
钟祥模型	0.51	4.04	6.62	0.91
洪湖模型	0.12	-16.61	18.21	0.19
钟祥-洪湖模型	0.88	-1.20	2.51	2.41
洪湖-钟祥模型	0.38	0.62	3.26	1.03

4 个 PLSR 模型的得分如图 4 所示,4 个模型的前三个主成分分别解释了 94.92%、83.78%、97.18%和 90.72%的土壤光谱变化。对于钟祥模型和洪湖模型,建模集和验证集样本点均偏离较大,因而两个模型应用于另一区域的预测精度均较低(图 4(a)和图 4(b))。钟祥模型第一主成分和第三主成分得分图中洪湖区域部分样本点落在钟祥样本点中,钟祥区域土壤光谱概括了洪湖区域的部分土壤光谱特征,因而钟祥模型的预测精度相对较高。对于钟祥-洪湖模型,第一主成分和第二主成分、第二主成分和第三主成分两得分图中建模集的钟祥集样本与洪湖 30 子集偏离较大,验证集主要分布在洪湖 30 子集样本附近,第一主成分和第三主成分得分图中验证集样本点均

匀分布在建模集样本点中(图 4(c));对于洪湖-钟祥模型,三得分图中建模集的洪湖集样本与钟祥 30 子集均偏离较大,验证集主要分布在钟祥 30 子集样本点附近(图 4(d)),这与钟祥-洪湖模型不同。因而钟祥-洪湖模型比洪湖-钟祥模型解释了更多土壤有机碳变化,且具有更高的预测精度。

较高的预测精度和较低采样及量测成本是决定土壤有机碳高光谱反演模型得以实际应用的关键因素,很多学者进行了相关研究。如 Brown 尝试建立全球尺度的土壤光谱库^[1],且发现全球土壤光谱库与 377 个局部范围样本($2.5\text{ km}\times 2.5\text{ km}$)结合能较好地预测此范围内土壤有机碳含量($R^2=0.78$, $RPD=2.1$)^[15];Sankey^[16]比较了全球光谱库、局部样本及全球光谱库与局部样本结

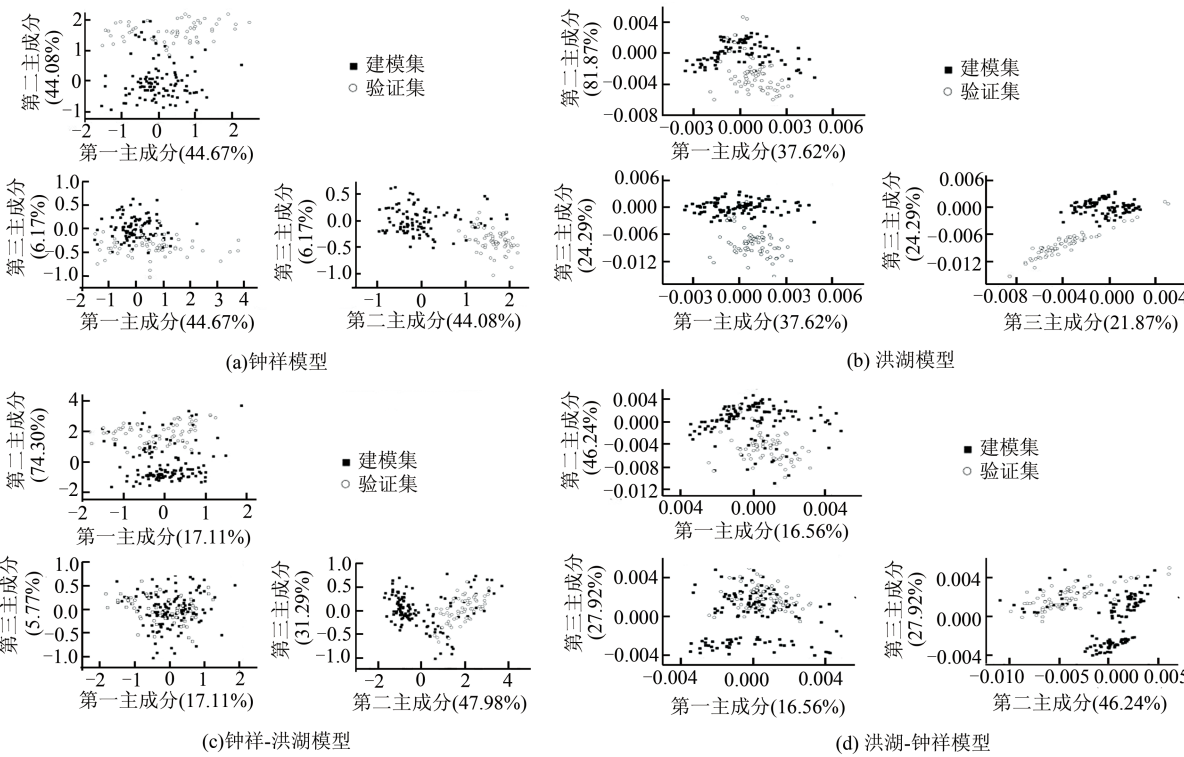


图 4 4 个 PLSR 模型得分图的前三个主成分空间中建模集和验证集样本的分布
Fig. 4 Scores Plots Showing the Distribution of Calibration and Validation Samples
in the First Three Components Space of Four PLSR Models

合三种建模策略对局部范围内土壤有机碳含量的预测效果,发现全球光谱库与局部样本结合有最高的预测精度。以上研究表明,全球或国家尺度的土壤光谱库与局部范围样本相结合能够增强对局部范围土壤有机碳含量的预测效果。但可使用的大规模的土壤光谱库很难获取,且这些研究的目标范围较小。

本文研究了区域尺度的土壤光谱库能否用于其他区域或增强其他区域土壤有机碳含量的预测效果。结果表明,基于单一区域样本建立的土壤有机碳反演模型应用于另一个区域的预测效果较差,因而两区域间模型的传递性非常有限。一方面可能是由于,土壤成分十分复杂,有机质、氧化铁、质地、成土母质和主导粘土矿物类型均能影响土壤的光谱特征^[17],土壤光谱是各成分综合作用的结果,而单一区域的土壤类型较少且样本数量有限,不足以概括另一个区域的土壤特征^[18];另一方面,尽管在土壤样本准备和数据量测时遵循了相关的方法和规范,但光谱量测时的温度和湿度等条件及仪器误差等因素也可能影响模型的传递性^[19]。两方面的因素叠加,使土壤有机碳含量相近的两区域样本的光谱曲线偏离较大(图 2),使得区域间模型的预测偏差较大,因而大大阻碍了区域间模型传递性。

研究发现,钟祥市样本集与少量洪湖市样本相结合可以提高模型对洪湖市区域土壤有机碳的预测精度,而洪湖市样本集与少量钟祥市样本共同建模对钟祥市区域土壤有机碳的预测效果仍较差。可能的原因是,一方面,为了获得较高的预测精度,建模集需要包含足够多的能够描述目标区域土壤特征变化的土壤样本^[13]。钟祥市区域土壤的成土母质和土壤类型的多样性较丰富,其土壤光谱涵盖洪湖市区域土壤的部分光谱特征,而洪湖区域土壤类型较单一,不足以涵盖钟祥市区域的土壤光谱特征,洪湖-钟祥模型可能需要包含更多的钟祥区域土壤样本。另一方面,土壤的异质性对有机碳反演模型的预测精度有显著影响,与建模样本相比,待预测样本土壤异质性越高则模型的预测精度越低^[20]。钟祥市土壤异质性较高,因而洪湖模型对钟祥区域土壤有机碳含量的预测精度较低。但把目标区域少量具光谱代表性的样本加入到另一个区域光谱库中可以显著降低对目标区域土壤有机碳含量的预测偏差,因而降低了预测的均方根误差。

与全球或国家尺度的土壤普查数据相比,区域尺度的土壤调查数据更容易获取,因而区域尺度的光谱库更容易建立。区域土壤光谱库对区域范围内的数字土壤制图、土壤碳排放和汇集估算

及精细农业具有重要的作用。区域土壤光谱库与少量目标区域的样本结合共同建模具有提高目标区域土壤有机碳含量的预测精度的潜力,这有助于充分利用原有区域土壤调查数据和降低目标区域的采样和量测成本。基于土壤类型丰富的样本集建立的模型具有更广泛的应用范围,在建立土壤光谱库和选择建模样本时,通过对土壤样本或土壤光谱进行初步的判别或许能够减少不必要的采样和量测。针对目标区域的土壤特征,从已有的区域土壤光谱库中选择合适的样本添加到建模集中或许能更好地适用于目标区域,这将是今后的研究目标。

参 考 文 献

[1] 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

[2] Peng Xiaoting, Gao Wenxiu, Wang Junjie. Inversion of Soil Parameters from Hyperspectra Based on Continuum Removal and Partial Least Squares Regression[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(7): 862-866 (彭小婷, 高文秀, 王俊杰. 基于包络线去除和偏最小二乘的土壤参数光谱反演[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2014, 39(7): 862-866)

[3] Barnes E M, Sudduth K A, Hummel J W, et al. Remote and Ground-Based Sensor Techniques to Map Soil Properties[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2003, 69: 619-630

[4] Shi Zhou, Guo Yan, Jin Xi, et al. Advance Mentin Study on Proximal Soil Sensing[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2011(6): 1 274-1 281 (史舟, 郭燕, 金希, 等. 土壤近地传感器研究进展 [J]. 土壤学报, 2011(6): 1 274-1 281)

[5] He Ting, Wang Jing, Lin Zongjian, et al. Spectral Features of Soil Organic Matter[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(11): 975-979 (何挺, 王静, 林宗坚, 等. 土壤有机质光谱特征研究[J]. 武汉大学学报 · 信息科学版, 2006, 31(11): 975-979)

[6] Lu Mingxing, Xu Hui, He Liyuan, et al. The Spatial and Temporal Changes of the Farmland Soil Fertilities in the Zhongxiang City, Hubei Province [J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2009, 28(4): 431-437 (鲁明星, 徐辉, 贺立源, 等. 湖北省钟祥市耕地土壤养分时空变化分析 [J]. 华中农业大学学报, 2009, 28(4): 431-437)

[7] Liu Gang, Shen Shouyun, Yan Wende, et al. Char-

acteristics of Organic Carbon and Nutrient Content in Five Soil Types in Honghu Wetland Ecosystems [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2011, 24: 7 625-7 631 (刘刚, 沈守云, 闫文德, 等. 洪湖湿地生态系统土壤有机碳及养分含量特征 [J]. 生态学报, 2011, 24: 7 625-7 631)

[8] Zhou Qing, Zhou Bin, Wang Renchao, et al. Effect of Geometric Conditions on Soil Hyperspectral Data Scatter Characteristic in Laboratory Test[J]. *Journal of South China Agricultural University*, 2005, 26(1): 31-35 (周清, 周斌, 王人潮, 等. 室内几何测试条件对土壤高光谱数据离散性的影响 [J]. 华南农业大学学报, 2005, 26(1): 31-35)

[9] Esbensen K, Guyot D, Westad F, et al. Multivariate Data Analysis-in Practice: An Introduction to Multivariate Data Analysis and Experimental Design[M]. Oslo, Norway: CAMO Press, 2001

[10] Galvao R K H, Araujo M C U, José G E, et al. A Method for Calibration and Validation Subset Partitioning[J]. *Talanta*, 2005, 67(4): 736-740

[11] Vasques G M S, Grunwald J O, Sickman. Comparison of Multivariate Methods for Inferential Modeling of Soil Carbon Using Visible/Near-infrared Spectra[J]. *Geoderma*, 2008, 146(1/2): 14-25

[12] Wise B, Gallagher N, Bro R, et al. PLS_Toolbox for Use with MATLAB, Version 5. 5. 1[R]. Eigenvector Research, Inc, Wenatchee, USA, 2009

[13] Viscarra Rossel R A, Jeon Y S, Odeh I O A, et al. Using a Legacy Soil Sample to Develop a Mid-IR Spectral Library[J]. *Soil Research*, 2008, 46(1): 1-16

[14] Chang C W, Laird D A. Near-infrared Reflectance Spectroscopic Analysis of Soil C and N[J]. *Soil Science*, 2002, 167(2): 110-116

[15] Brown D J. Using a Global VNIR Soil-spectral Library for Local Soil Characterization and Landscape Modeling in a 2nd-order Uganda Watershed [J]. *Geoderma*, 2007, 140(4): 444-453

[16] Sankey J B, Brown D J, Bernard M L, et al. Comparing Local vs. Global Visible and Near-infrared (VisNIR) Diffuse Reflectance Spectroscopy (DRS) Calibrations for the Prediction of Soil Clay, Organic C and Inorganic C[J]. *Geoderma*, 2008, 148(2): 149-158

[17] Ji Wenjun, Shi Zhou, Zhou Qing, et al. VIS-NIR Reflectance Spectroscopy of the Organic Matter in Several Types of Soils [J]. *J Infrared Millim Waves*, 2012, 31(3): 277-282 (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 [J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 277-282)

[18] Brown D J, Bricklemyer R S, Miller R. Validation Requirements for Diffuse Reflectance Soil Characterization Models With a Case Study of VNIR Soil C Prediction in Montana[J]. *Geoderma*, 2005, 129 (3): 251-267

[19] Honorato F A, Galvao R K H, Pimentel M F, et al. Robust Modeling for Multivariate Calibration Transfer by the Successive Projections Algorithm [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2005, 76(1): 65-72

[20] Brunet D, Barthès B G, Chotte J L, et al. Determination of Carbon and Nitrogen Contents in Alfisols, Oxisols and Ultisols from Africa and Brazil Using NIRS Analysis: Effects of Sample Grinding and Set Heterogeneity[J]. *Geoderma*, 2007, 139 (1/2): 106-117

Transferability of Retrieval Models for Estimating Soil Organic Carbon Contents Based on Regional Soil Spectral Libraries

LIU Huizeng^{1,2,3} SHI Tiezhu^{1,2,3} WANG Junjie^{1,2,3} CHEN Yiyun^{1,2,3} WU Guofeng^{2,3}

1 School of Resource and Environmental Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Key Laboratory for Geo-Environment Monitoring of Coastal Zone of the National Administration of Surveying, Mapping and GeoInformation, Shenzhen 518060, China

3 College of Life and Marine Sciences, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

Abstract: Assessing soil organic carbon (SOC) effectively is crucial to understand the global carbon cycle and achieve sustainable management of agricultural systems. Visible/near-infrared spectroscopy has been widely used to retrieve SOC content. However, retrieval models with visible/near-infrared spectroscopy generally have regional limitations. The objective of our work was to study the transferability of models between regions using the spectra and SOC measurements of the soil samples collected from Zhongxiang and Honghu(number of samples are 100 and 96 respectively), Hubei province, Peoples Republic of China. Our results show that the regional model calibrated with Zhongxiang or Honghu datasets could not be used in another region. However, the model calibrated with the entire Zhongxiang dataset and 30 samples from Honghu performed well when estimating the SOC contents in Honghu ($R^2=0.88$, $RMSE=2.51\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$). Although the transferability of this regional model is very limited, nevertheless, this study illustrates that by combining a small set of samples from target region with the regional soil spectral library of anther region can improve the performance when estimating SOC contents in target region, and thus can reduce the cost of sampling, measurement, and determination in a target region.

Key words: VIS-NIR spectroscopy; soil organic carbon; transferability; partial least square regression

First author: LIU Huizeng, master, specializes in quantitiative retrieval of environmental remote sensing. E-mail: zhongzheng@whu.edu.cn

Corresponding author: WU Guofeng, PhD, professor. E-mail: guofeng.wu@szu.edu.cn

Foundation support: The Forestry Nonprofit Industry Scientific Research Special Project “The Research of Ecosystem Service and Evaluation Techniques of Coastal Wetlands, China”, No. 201404305.