

干旱区绿洲土壤有机碳高光谱估测及其影响因子分析

周倩倩,丁建丽,黄 帅

(新疆大学资源与环境科学学院 绿洲生态教育部重点实验室,新疆 乌鲁木齐 830046)

摘要:为了揭示干旱区绿洲土壤有机碳的分布格局及环境因子的影响,以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲为研究区,通过实测土壤高光谱数据以及化学分析获取的剖面土壤有机碳数据,提出了一种土壤光谱和偏最小二乘回归预测模型相结合的土壤有机碳估算方法,并分析了表层土壤有机碳含量与环境因子之间的相关性。结果表明:土壤反射率二阶微分变换优于二阶微分,经二阶微分变换后的光谱可以较好地预测土壤有机碳含量,预测模型的决定系数 R^2 均大于0.8,RPD均大于1.5,模型具有较高的精度和较好的稳定性。绿洲剖面土壤有机碳含量介于0.172~17.376 g·kg⁻¹之间,且主要集中在0~60 cm;土壤有机碳的变异系数在35%~53%;各层土壤有机碳分布格局相似,绿洲内部明显高于绿洲外围,并均有向表层聚集的趋势。相关分析表明土壤含盐量是影响土壤有机碳含量最重要的环境因子。

关键词:土壤有机碳;高光谱;空间分布预测;环境因子

中图分类号:S127 **文献标志码:**A

Hyperspectral estimation of soil organic carbon and its influencing factors in arid oasis

ZHOU Qian-qian, DING Jian-li, HUANG Shuai

(Key Laboratory of Oasis Ecology; College of Resources and Environment Science; Xinjiang University; Urumqi, Xinjiang 830046, China)

Abstract: Soil organic carbon (SOC) concentration is a useful soil property which can guide agricultural applications of chemical inputs. Soil organic carbon is also an important factor affecting regional carbon budget. It is impending to develop more time and cost-efficient methodologies for SOC analysis. To reveal the distribution pattern of SOC and its influencing factors in arid area, the experiment was conducted in the delta oasis between the Weigan-Kuqa River Oasis. The SOC content was predicted by VNIR-PLSR model using kriging. The results showed that the SOC value in the oasis varies from 0.172 to 17.376 g·kg⁻¹ among the soil samples. The value of the coefficient of variation was between 35%~53%. The most important wavelengths for SOC prediction were 550nm and 650 nm in the visible, and 780nm, 818nm, 866nm, 1423nm, 1733nm, 2005 nm and 2172 nm in the near-infrared region. Second-order differential transformation was better than the first-order differential transformation. VNIR-PLSR regression model determination coefficient (R^2) was higher than 0.853 and all residual prediction deviation (RPD) was higher than 1.5. The distribution pattern of SOC in each layer was similar. The SOC accumulation in top soil and the content in the oasis was significantly higher than which in the oasis periphery. Soil salt content was the most important environmental factor for the content of SOC. Quantitative spectral analysis of SOC by vis-NIR reflectance spectroscopy was feasible. The spectrum transformed with second-order differential could accurately predict SOC content. The model with partial least squares regression model had higher prediction accuracy and better robustness.

Keywords: soil organic carbon; hyperspectral; spatial distribution prediction; environmental factors

收稿日期:2017-05-27

修回日期:2017-07-03

基金项目:国家自然科学基金(U1303381,41261090);自治区重点实验室专项基金(2016D03001);自治区科技支疆项目(201591101);教育部促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目

作者简介:周倩倩(1991-),女,硕士研究生,主要从事干旱区资源环境遥感研究。E-mail:xj_zqq0912@163.com

通信作者:丁建丽,男,教授,博士生导师,主要从事干旱区资源环境及遥感应用研究工作。E-mail:watarid@xju.edu.cn

土壤有机碳(soil organic carbon, SOC)是一个重要的土壤属性,对土壤和植物之间的相互作用影响较大。它不仅是土壤侵蚀和退化过程的反映,同时也是土壤持水能力和渗透能力的调节因子^[1]。土壤有机碳含量是衡量土壤肥力的重要参数,始终影响着土壤的物理和化学属性^[2],尤其在干旱与半干旱地区,土壤有机碳对绿洲农业起着决定性的作用。在人类活动的影响下,土壤有机碳循环的加速改变引起了土壤环境的变化,同时各种环境因子交互作用深刻影响着碳库的迁移和转化^[3]。对于时空变异小的小尺度区域有机碳的估算主要有直接测量法和涡度相关法^[4]等,而精准农业要实现高精度的土壤有机碳监测则需要较高的采样密度。然而,常规土壤分析往往更费时、费力和费钱^[5],因此发展出了一系列有机碳的间接估算方法,如对照样地法^[6]、遥感法^[7]等。

土壤反射光谱是土壤理化性质的重要体现,近年来可见光(VIS)和近红外(NIR)区域的成像光谱技术优势明显,是一种更高效、快速和较廉价的技术,它提供了具有高空间分辨率和时间分辨率的数据,其应用领域开始不断扩大,被广泛的应用于土壤有机碳^[8]的分析。目前,国内外的许多学者已经通过各种方法建立了土壤有机碳与高光谱反射率之间的反演模型,常用的方法有多元线性回归、主成分回归、人工神经网络等^[9,10],通常情况下,通过将可见/近红外区域的光谱信息集中到几个变量中,然后经过反复优化建立预测模型来估计土壤有机碳。偏最小二乘回归法(Partial Least Squares Regression, PLSR)是集多种分析方法优点于一身的新型的多元统计数据分析方法,可以同时从不同类型的光谱中定量的反映土壤理化性质,是一个用于分析土壤高光谱数据的常用工具,它较好地解决了样本个数少于变量个数等一系列问题^[11],大大提高了

模型的精度、可靠性以及应用能力。国内外很多学者都采用偏最小二乘回归模型对土壤参数进行分析,并取得了较好的效果^[12-14]。然而由于深层土壤取样工作较为困难,使目前有关土壤有机碳空间分布的研究都普遍集中于表层土壤,对土壤有机碳的垂直变化以及剖面土壤有机碳估算的研究相对较少^[15]。

本文在综合分析前人研究的基础上,以新疆典型的干旱区绿洲渭干河-库车河三角洲绿洲(以下简称渭-库绿洲)为研究区,对干旱区绿洲土壤有机碳进行研究。借助可见光/近红外光谱,分析其与土壤有机碳含量之间的相关性,并选择相关性好的光谱波段,利用机器学习方法构建了干旱区绿洲土壤有机碳的预测模型,选择最优预测模型估算的数据进行空间插值,以直观的反映出偏最小二乘回归模型的估算结果,并提高土壤有机碳含量的预测精度。此外,还对土壤表层有机碳及其环境影响因子进行分析,以揭示不同环境因子对土壤表层有机碳的影响大小。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

渭-库绿洲位于新疆维吾尔自治区塔里木盆地北缘,天山南麓,隶属阿克苏地区,包括库车、沙雅、新河三个县。地势西高东低、北高南低,是一个典型且完整的山前冲洪积扇平原绿洲^[16]。该区温差较大,年平均气温为10.5~14.4℃,最高气温为40.1~41.5℃,年均降水量仅43.1 mm,年均蒸发量高达1 992.0~2 863.5 mm,蒸降比高,属于干旱与极端干旱地区。主要土壤类型为潮土、灌淤土、草甸土、灌耕棕漠土、水稻土、灌耕风沙土、沼泽土、盐土、棕钙土等^[17]。研究区范围为东经82°10′~83°40′、北纬41°06′~41°40′。

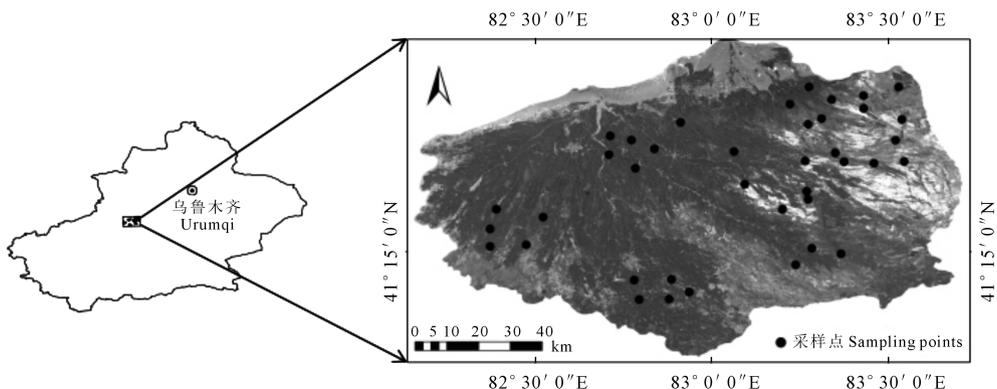


图1 研究区地理位置及采样点分布情况

Fig.1 Location of study area and distribution of sampling points

1.2 数据采集与处理

1.2.1 土壤样品采集与处理 由于该研究区是典型的极端干旱区,河流成为绿洲生存和发展的关键因素。绿洲内各区域土壤类型差异较大,因此根据渭-库绿洲主要土壤类型和水系分布,遵循多点混合的采样原则,利用 GPS 定位技术获取每个采样点的坐标,采用五点法沿渭干河、库车河进行采样并使采样点分散于绿洲内部、荒漠以及荒漠-绿洲交错带,以便得到整个绿洲土壤有机碳含量的差异及规律。参考该区域以往研究^[18-20],选取土壤类型为砂质土,土壤质地较为一致的典型样点 39 个(图 1),每个采样点的土壤分六层(0~10 cm、10~20 cm、20~40 cm、40~60 cm、60~80 cm、80~100 cm)进行采样,共采集土壤样品 234 个。将采集的土样装入塑料袋中,在实验室内自然风干、磨碎、过不同孔径筛。采用重铬酸钾容量法-外加热法(油浴)测定土壤有机碳含量^[20];烘干法测定土壤含水量;按 1:5 的土水比提取土壤浸提液,以测定土壤含盐量和 pH^[21]。

1.2.2 光谱数据采集与处理 采用美国 ASD 公司的 ASD Fieldspec3 便携式光谱仪进行光谱测定,波长范围为 350~2 500 nm,光谱分辨率为 1 nm。将过 0.25 mm 孔径筛的土样装入直径 12 cm、深 1.8 cm 的盛样皿内,将土样用直尺刮平,在暗室内进行光谱测量,每个土样重复测 10 次,取平均值作为该土

样的反射率光谱值^[22]。

利用 View SpecPro 对土壤反射率光谱曲线进行断点校正以及平均值的计算并去除噪声较大的波段(350~399 nm 和 2 451~2 500 nm),运用 OriginPro 9.0 对光谱曲线进行 Savitaky-Golay(2 次多项式,5 个点)平滑去噪处理,最终得到 400~2 450 nm 波段的光谱反射率,将其作为原始光谱数据。对实测土壤反射光谱进行分析时,将光谱进行微分变换是比较常用的方法,相关研究表明,土壤原始反射率光谱经微分变换后,反射率曲线随波长变化更明显,更能凸显出细微差异引起的反射率变化。与土壤原始反射率和一阶微分的反射率相比,土壤有机碳与二阶微分的反射率有更强的相关性^[23]。对反射率进行反射率一阶微分 A' 、二阶微分 A'' 、倒数 $1/A$ 、倒数一阶微分 $(1/A)'$ 、倒数二阶微分 $(1/A)''$ 、对数 $\lg A$ 、对数一阶微分 $(\lg A)'$ 、对数二阶微分 $(\lg A)''$ 等 8 种变换后与原始反射率一起作为光谱指标,通过分析 9 种土壤光谱指标与土壤有机碳含量的相关性,选择敏感波段用于建模。

1.2.3 DEM 数据处理 在 ArcGIS 10.2 for Desktop 中对研究区空间分辨率为 90 m 数字高程数据(Digital Elevation Model, DEM)进行处理并提取研究区高程(Elevation)、坡度(Slope)、坡向(Aspect)、曲率(Curvature)4 个地形因子数据(图 2)。

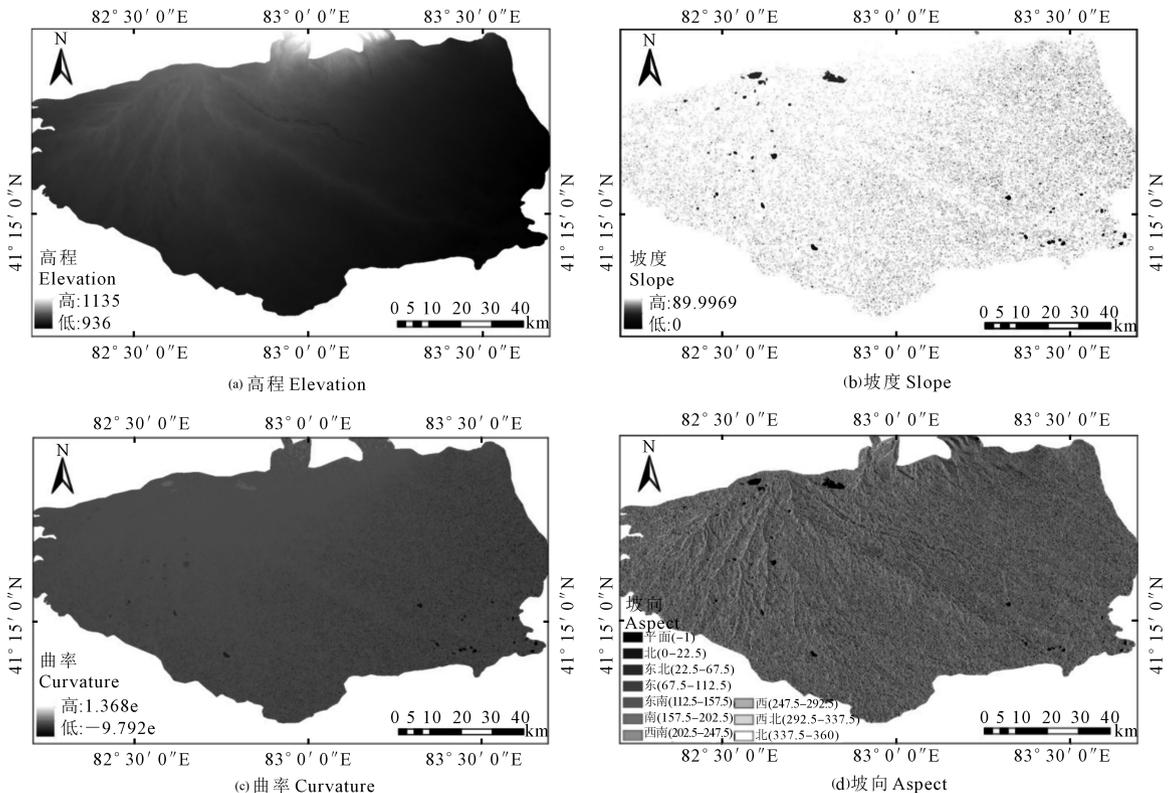


图 2 研究区地形因子

Fig.2 Terrain attributes of study area

1.2.4 模型数据及检验标准 在 39 个样本中随机选择 29 个作为建模样本集,10 个作为验证样本集。以土壤有机碳含量作为估算模型的因变量,敏感波段的值为自变量,分析其相关性,选择相关性较好的变换处理和特征波段运用偏最小二乘法建立土壤碳含量的估算模型。模型估测精度通过决定系数 R^2 、均方根误差(RMSE)、相对分析(RPD)3 个参数进行检验, R^2 越接近 1,RMSE 越小,模型估算稳定性越好、准确性越高;当 $RPD < 1.4$ 时,模型预测精度一般,当 $1.4 \leq RPD \leq 2.0$ 时,说明模型预测能力尚可,当 $RPD > 2.0$ 时,说明模型具有较好的预测能力^[25]。

2 结果与分析

2.1 土壤有机碳描述性统计特征分析

对渭-库绿洲土壤 39 个土壤样本的有机碳含量数据进行描述性统计分析发现土壤有机碳含量的垂直分布具有明显的规律性,结果如表 1 所示。1 m 深土壤内有机碳含量在 $0.172 \sim 17.376 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 范围内变化,并主要富集在 0~60 cm 深度的土壤中,在这 4 个土层,有机碳含量约占到整个采样剖面的 80%,说明作物残余物分解后输入土壤的有机碳都聚集在土壤表层,导致土壤有机碳的表聚性较明显;而 60 cm 以下土层,土壤有机碳含量差异变小,

这主要是因为土壤成土母质大致相同,植物残留及外界差异对其影响较小。0~10 cm、10~20 cm、20~40 cm、40~60 cm、60~80 cm、80~100 cm 土壤有机碳均值分别为 7.806、4.442、3.621、3.117、2.844、2.492 ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$),表明土壤深度与有机碳含量呈负相关性;土壤有机碳具表聚性,随土层深度增加,土壤含碳量呈减少趋势。各深度土壤有机碳含量的变异系数相差不大,在 35%~53%之间,均表现为中等变异^[24]。

2.2 光谱与土壤有机碳相关性分析

将土壤光谱原始反射率、一阶微分 A' 、二阶微分 A'' 、倒数 $1/A$ 、倒数一阶微分 $(1/A)'$ 、倒数二阶微分 $(1/A)''$ 、对数 $\lg A$ 、对数一阶微分 $(\lg A)'$ 、对数二阶微分 $(\lg A)''$ 、与土壤含碳量进行相关性分析,并对相关系数进行 0.005 的显著性检验,结果如图 3 所示。

表 1 土壤有机碳统计特征

土壤深度 Soil horizon /cm	最大值 Max /($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	最小值 Min /($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	均值 Mean /($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	标准差 SD	变异系 数 CV/%
0~10	17.376	1.551	7.806	3.679	47.133
10~20	11.077	1.280	4.442	2.330	52.447
20~40	6.572	1.022	3.621	1.374	37.960
40~60	6.424	1.336	3.117	1.158	37.142
60~80	4.698	0.345	2.844	1.008	35.466
80~100	4.057	0.172	2.492	1.009	40.478

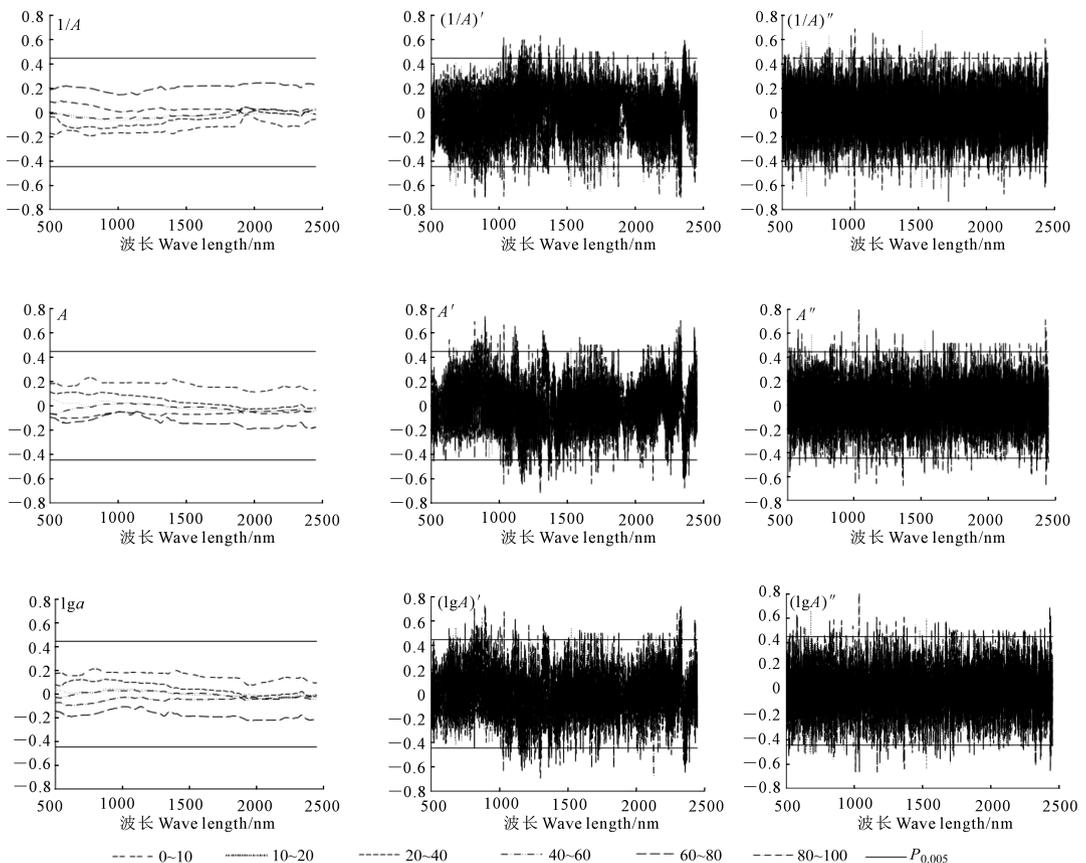


图 3 不同处理的光谱数据与土壤有机碳含量之间的相关性分析

Fig.3 The correlation coefficient between soil spectral reflectance and soil organic carbon content

土壤光谱 A 、 $\lg A$ 和 $1/A$ 与土壤碳含量的相关性较小,没有通过 0.005 显著性检验的波段,因此不能作为自变量进行建模分析。而 A' 、 A'' 、 $(\lg A)'$ 、 $(\lg A)''$ 、 $(1/A)'$ 、 $(1/A)''$ 与土壤有机碳含量的相关性均符合自变量的选取要求,这是由于光谱经过微分变换,突出了光谱反射率与土壤有机碳的关系所致。土壤光谱与土壤有机碳含量相关系数绝对值最大的波段 550 nm、650 nm、780 nm、818 nm、866 nm、1 423 nm、1 733 nm、2 005 nm 以及 2 172 nm 等 9 个波段相关性较强。

2.3 土壤有机碳的最优偏最小二乘估算模型

将土壤光谱 A' 、 A'' 、 $(\lg A)'$ 、 $(\lg A)''$ 、 $(1/A)'$ 、 $(1/A)''$ 6 种处理中通过 0.005 显著性检验的波段作为自变量,土壤有机碳含量作为因变量,利用 The Unscrambler 9.7 建立偏最小二乘回归模型。本文共建立 36 组土壤含碳量预测模型,对建模结果的 R^2 、 $RMSE$ 、 RPD 进行对比分析,选择出 6 组最优模型,结果如表 2 所示,各土层最佳处理方式依次为对数二阶微分、对数二阶微分、二阶微分、对数二阶微分、对数二阶微分、倒数二阶微分,通过偏最小二乘回归拟合,主成分个数在 6~7 之间。以上模型建模集的 R^2 均大于 0.8,验证集的 R^2 均大于 0.6,且各组 RPD 均大于 1.5,各项参数显示出模型精度和稳定性均较高,因此可以利用这些模型对土壤有机碳含量进行较精确的估算。

2.4 土壤有机碳插值结果

克里金 (kriging) 插值方法在不同的样点分布条件下,预留空间信息的能力较强,对总体和局部趋势均具有良好表现,预测精度较高,属于最优无偏内插计量方法。为了更加直观的反映出土壤有机碳的反演结果,对研究区土壤有机碳估算得到的数据应用 kriging 插值并绘制了土壤有机碳的空间分布图(图 4)。

土壤有机碳含量在绿洲不同区域存在明显的分布差异。为探索绿洲内部不同区域有机碳分布的差异,对绿洲内不同土壤深度的有机碳含量进行

空间插值,用以揭示土壤剖面有机碳空间分布依深度变化的特征。从其垂直分布来看,绿洲不同区域的土壤有机碳含量均集中于土壤表层,与土层深度呈负相关性。主要原因是植物根系的集中程度从表层往下逐渐递减,植被掉落物均在土壤表层,从而为土壤表层提供了大量的有机碳。但各土层土壤有机碳水平空间分布也存在一定的差异,均呈现出东南高、西北低的分布格局,这与地形、水资源状况、土地利用等因素有关。尤其是 0~10 cm 土壤层,南部和北部土壤有机碳含量明显高于中部,与其它各层均有较大差异。其原因主要是由于土壤表层受外界环境影响较大,如地表温度、植被覆盖等因素,但这些差异在垂直方向上随着深度的增加,对土壤有机碳的影响逐渐减小。

2.5 环境影响因子分析

对有机碳而言,各环境因素的变化可以直接影响土壤中有有机碳含量,对有机碳的空间分布格局也产生影响。当生态系统中各环境因子作用于土壤时,土壤表层最易受环境的影响,引起土壤性质的改变。不同的环境因子对有机碳含量的影响程度不同,揭示不同环境因子,对土壤有机碳影响的大小在土壤有机碳含量和分布研究中具有重要意义^[26]。

为了更清楚地分析绿洲表层土壤有机碳的差异性,本文选择土壤 pH、含盐量 (Salt)、含水率 (Moisture content, 简称 MC)、海拔高度 (Elevation)、坡度 (Slope)、坡向 (Aspect) 和曲率 (Curvature) 与 39 个采样点的表层土壤有机碳含量进行 Pearson 相关性分析。相关分析结果表明,各环境因子与土壤有机碳含量的相关性存在明显差异。各环境因子对有机碳含量的影响程度由大到小依次为:土壤含盐量>土壤含水率>曲率>坡度>高程>pH,造成这种结果的主要原因是研究区属于盐渍化严重的干旱区绿洲,盐渍化严重的地区地表具有盐结皮,对土壤有机碳含量的影响较大,从而导致表层与其它层在空间分布上的差异。

表 2 各土层的土壤光谱最优处理形式的偏最小二乘回归建模和验证

Table 2 Optimal partial least squares regression model and validation of soil spectrum in 6 soil layers

土壤深度/cm Soil horizon	变换形式 Transformation method	参与建模波段数 Band numbers of model	建模集 Modeling sets		验证集 Validation sets		RPD
			R^2	RMSE	R^2	RMSE	
0~10	$(\lg A)''$	7	0.893	0.209	0.685	0.294	1.637
10~20	$(\lg A)''$	6	0.846	0.114	0.663	0.168	1.664
20~40	A''	6	0.866	0.679	0.607	0.851	1.573
40~60	$(\lg A)''$	7	0.839	0.589	0.703	0.801	2.136
60~80	$(\lg A)''$	6	0.920	0.372	0.699	0.634	2.153
80~100	$(1/A)''$	7	0.911	0.373	0.757	0.510	1.649

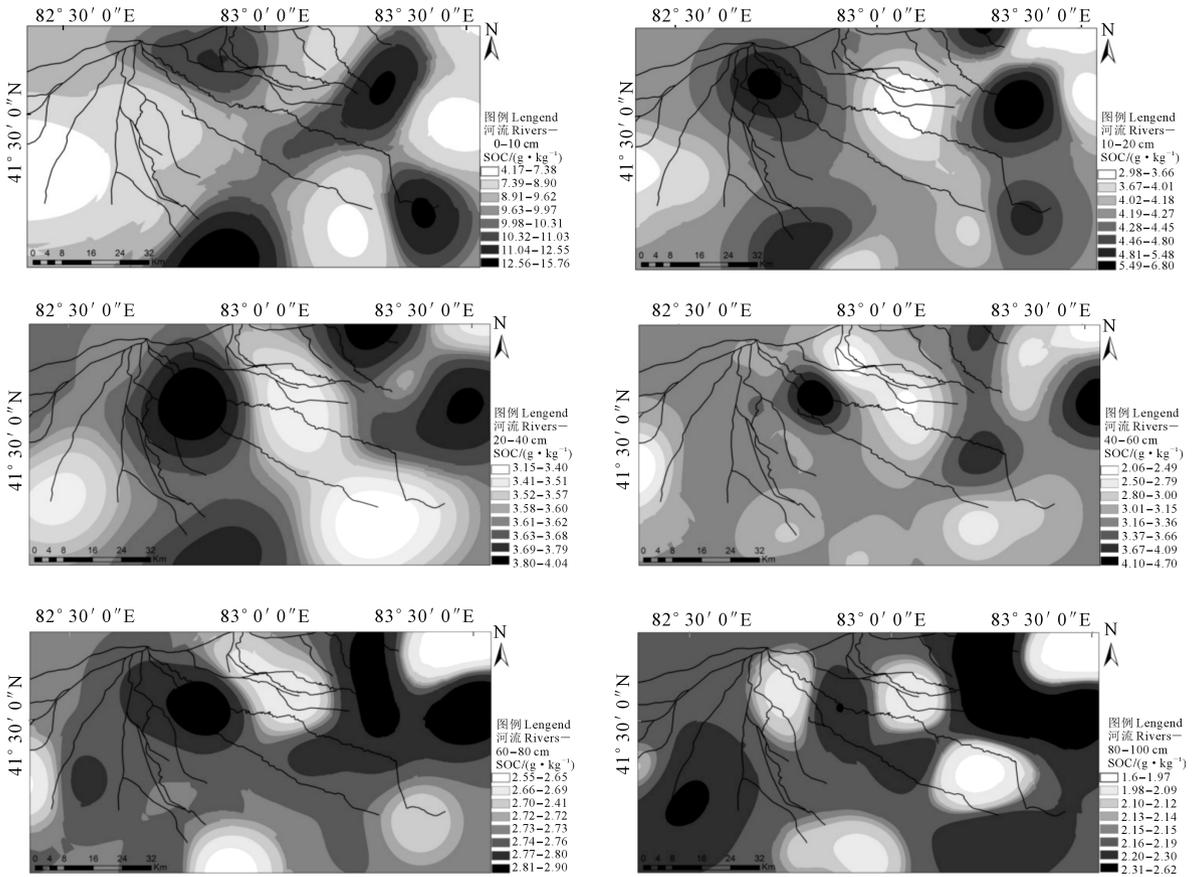


图 4 研究区各层土壤有机碳的空间分布图

Fig.4 Spatial distribution of soil organic carbon in the study area

表 3 表层土壤有机碳与环境因子的 Pearson 相关性分析

Table 3 Correlations analysis between environmental factors and SOC

项目 Item	SOC	pH	Salt	MC	Elevation	Slope	Curvature	Aspect
SOC	1							
pH	0.006	1						
Salt	0.490**	0.297	1					
MC	0.412*	0.028	0.036	1				
Elevation	0.156	-0.324	-0.446*	0.299	1			
Slope	0.336	-0.043	-0.152	0.172	0.206	1		
Curvature	0.397*	0.165	0.290	0.118	-0.027	0.235	1	
Aspect	-0.153	0.193	-0.065	0.107	-0.31	-0.202	0.236	1

注: * 和 ** 分别表示在 0.05 和 0.01 水平下显著相关。

Note: * and ** are significantly correlated at 0.05 and 0.01 levels respectively.

3 讨论

干旱区绿洲土壤有机碳的分布非常不均,有机碳含量多的地区可达 $17.376 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 最少的地区含量仅为 $1.551 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 。尽管不同土壤类型的光谱曲线在形状上大致相似,但是光谱反射率差异较为明显,Srivastava^[12]等研究认为,印度河-恒河平原地区土壤有机碳与 460 nm、470 nm、550 nm、1 400 nm、1 420 nm、1 920 nm、2 040 nm、2 210 nm、2 270 nm、2 320 nm 具有显著的相关关系;本研究中土壤有机碳含量与 550 nm、650 nm、780 nm、818 nm、866

nm、1 423 nm、1 733 nm、2 005 nm 以及 2 172 nm 等 9 个波段相关性较强,即不同类型土壤有机碳的敏感波段存在差异。

基于干旱区绿洲土壤有机碳建模结果表明,建模均方根误差小于交叉验证均方根误差,建模集 R^2 大于验证集 R^2 。就本研究中对土壤光谱原始反射率的不同预处理方法的效果而言,原始反射率与一阶微分在 3 种预处理方法中效果较差,基于反射率二阶微分所建立模型的效果最好,这与 Yang^[27]天山北坡土壤有机碳反演的研究结果一致,这表明虽然不同的土壤类型存在高度异质性,但最佳预处理

方法存在一致性。偏最小二乘回归模型估算结果表明土壤有机碳在垂直方向上呈现为表聚性,水平方向上表现为绿洲内部高于绿洲外围,与实地考察结果一致。

由于不同区域、不同类型土壤的成土因素复杂,土壤的属性存在较明显的差异,本研究发现土壤含盐量是与土壤有机碳含量相关性最大的环境因子,这也是干旱区土壤的特色之一,此结论与杨顺华^[28]研究结果不同,表明不同区域土壤属性的空间变异性的影响因子是不同的。由于不同区域盐渍土的形成过程以及地域环境的差异,在未来的研究中有待更大范围的研究,以了解不同区域盐渍化土壤的属性以及光谱反射率等特征对于估算土壤有机碳含量的影响,为干旱区绿洲地区土壤有机碳估算、农业生产及土壤改良等提供参考。

4 结 论

选取新疆塔里木盆地南缘渭-库绿洲为研究对象,利用光谱仪测定的土壤高光谱数据,结合实验室测定的土壤有机碳数据,研究出一种土壤高光谱和偏最小二乘回归模型相结合的土壤有机碳估算方法,并分析了表层土壤有机碳含量与环境因子之间的相关性。可得如下结论:

1)通过对土壤光谱原始反射率、一阶微分、二阶微分、倒数、倒数一阶微分、倒数二阶微分、对数、对数一阶微分、对数二阶微分 9 种光谱指标进行分析,发现经过数学变换后,明显提高了土壤有机碳与高光谱的相关性,反射率二阶微分效果明显优于原始反射率和反射率一阶微分。建模分析发现对数二阶微分、原始二阶微分、倒数二阶微分变换在该研究中效果较好,所建模型可以实现土壤有机碳的快速估算。

2)在研究区 1m 的土壤深度内,土壤有机碳含量介于 $0.172 \sim 17.376 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间,并与土壤深度呈显著负相关。土壤有机碳主要富集在 0~60 cm 土层内,占到整个剖面有机碳含量的 80%。六个土层土壤有机碳的偏最小二乘最优估算模型的 R^2 均大于 0.8,且各组残留预测偏差 RPD 均大于 1.5,模型精度和稳定性均较好。从土壤有机碳的空间插值结果来看,由于该地区独特的地理环境,研究区土壤有机碳的分布存在显著的空间差异。

3)不同环境因子与土壤有机碳的 Pearson 相关性分析结果表明,土壤含盐量对土壤有机碳的影响最为显著,说明干旱区绿洲土壤盐渍化对土壤作物

的影响作用于土壤有机碳,盐渍化越重越不利于有机碳的积累。

参 考 文 献:

- [1] Moslem L, Hoseinail B, Sayedkazem A, et al. Estimating soil organic carbon from soil reflectance: a review[J]. Precision Agriculture, 2010, 11(1): 82-99.
- [2] Reeves D W. The role of soil organic matter in maintaining soil quality in continuous cropping systems[J]. Soil and Tillage Research, 1997, 43(1-2): 131-167.
- [3] 贡璐,朱美玲,刘曾媛,等.塔里木盆地南缘典型绿洲土壤有机碳、无机碳与环境因子的相关性[J].环境科学,2016,37(4): 1516-1522.
- [4] Baldocchi D D, Hincks B B, Meyers T P. Measuring biosphere-atmosphere exchanges of biologically related gases with Micrometeorological methods[J]. Ecology, 1988, 69(5): 1331-1340.
- [5] Kerry R, Oliver M A, Frogbrook Z L. Sampling in Precision Agriculture [M]. Berlin: Springer Netherlands, 2010.
- [6] Post W M, Kwon K C. Soil carbon sequestration and land-use change: processes and potential [J]. Global Change Biology, 2000, 6(3): 317-327.
- [7] Fu C X, Zheng S X, Sheng Y D, et al. Using GIS spatial distribution to predict soil organic carbon in subtropical China[J]. Pedosphere, 2004, 14(4): 425-431.
- [8] Rinnan R, Rinnan A. Application of near infrared reflectance (NIR) and fluorescence spectroscopy to analysis of microbiological and chemical properties of arctic soil[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2007, 39(7): 1664-1673.
- [9] Yang H, Li J. Predictions of soil organic carbon using laboratory-based hyperspectral data in the northern Tianshan mountains, China[J]. Environmental Monitoring & Assessment, 2013, 185(5): 3897.
- [10] 卢延年,刘艳芳,陈奕云,等.江汉平原土壤有机碳含量高光谱预测模型优选[J].中国农学通报,2014,30(26): 127-133.
- [11] Cambardella C A, Moorman T B, Novak J M, et al. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils[J]. Soil Science Society of America Journal, 1994, 58(5): 1501-1511.
- [12] Srivastava R, Sarkar D, Mukhopadhyay S S, et al. Development of hyperspectral model for rapid monitoring of soil organic carbon under precision farming in the Indo-Gangetic Plains of Punjab, India[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2015, 43(4): 751-759.
- [13] 史舟,王乾龙,彭杰,等.中国主要土壤高光谱反射特性分类与有机质光谱预测模型[J].中国科学:地球科学,2014,44(5): 978-988.
- [14] Vaudour E, Gilliot J M, Bei L, et al. Regional prediction of soil organic carbon content over temperate croplands using visible near-infrared airborne hyperspectral imagery and synchronous field spectra[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2016, 49: 24-38.