

## 利用随机森林方法优选光谱特征预测土壤水分含量

包青岭<sup>1,2</sup>, 丁建丽<sup>1,2\*</sup>, 王敬哲<sup>1,2</sup><sup>1</sup>新疆大学资源与环境科学学院智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;<sup>2</sup>绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

**摘要** 为了更加精确地分析土壤光谱中不同水分吸收带内的光谱吸收特征参数在估测土壤水分含量(SMC)中的重要性,以新疆渭干河-库车河绿洲为研究区,采集 38 个土壤样本进行土壤光谱反射率及 SMC 的测定。利用去包络线消除法提取反射光谱水分吸收特征参数,包括最大吸收深度  $D$ 、吸收谷右面积  $R_a$ 、吸收谷左面积  $L_a$ 、吸收谷总面积  $A$ 、面积归一化最大吸收深度  $D_A$  和对称度  $S$ ,将反射光谱水分吸收特征与 SMC 进行相关性分析,通过随机森林方法对光谱水分吸收特征参数进行分类,获取各参数对 SMC 的重要性。运用多元逐步回归模型建立 SMC 反演模型。结果表明: $D$ 、 $A$  与 SMC 的相关性最高,同时 2200 nm 及 1400 nm 波段范围内的光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性优于 1900 nm 波段范围内的光谱吸收特征参数;对 SMC 影响较为重要的前 5 个参数分别为  $D_{2200}$ 、 $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$  和  $R_{a2200}$ ;SMC 的最佳预测模型是采用  $A_{2200}$ 、 $D_{2200}$  建立的多元逐步回归模型,其建模集决定系数为 0.88,建模集均方根误差为 2.08,测试集决定系数为 0.89,预测均方根误差为 2.21,相对分析误差为 2.80。随机森林分类能得到对土壤含水量影响较为重要的光谱水分特征参数,为干旱区精准土壤水分快速估测提供了新方法。

**关键词** 光谱学;土壤水分含量;随机森林;吸收特征参数

中图分类号 O433

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.113002

## Prediction of Soil Moisture Content by Selecting Spectral Characteristics Using Random Forest Method

Bao Qingling<sup>1,2</sup>, Ding Jianli<sup>1,2\*</sup>, Wang Jingzhe<sup>1,2</sup><sup>1</sup>Key Laboratory of Wisdom City and Environmental Modeling, College of Resource and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;<sup>2</sup>Key Laboratory of Oasis Ecology, Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China

**Abstract** In order to more accurately analyze the importance of spectral absorption characteristic parameters, which in different soil moisture absorption bands in soil spectra, in soil moisture content estimation, we collect 38 soil samples in Ugan-Kuqa river oasis in Xinjiang to measure soil spectral reflectance and soil moisture content. The characteristic parameters of spectral water absorption are extracted with the continuum-removal method, the features include the maximum absorption depth  $D$ , the absorption peak right area  $R_a$ , the absorption peak left area  $L_a$ , the absorption peak total area  $A$ , area normalization maximum absorption depth  $D_A$ , and symmetry  $S$ . With the correlation analysis of the features and soil moisture content, we use random forest method to classify the characteristic parameters of spectral water absorption, and obtain the importance of each parameter to soil moisture content. Multiple stepwise regression model is used to establish soil moisture content inversion model. The results are as follows:  $D$  and  $A$  have the strongest correlation with the soil moisture content, the correlation between spectral absorption parameters in the band of 2200 nm or 1400 nm and SMC is better than that of 1900 nm band; the top five parameters that are important for soil moisture content are obtained, they are  $D_{2200}$ ,  $L_{a2200}$ ,  $A_{2200}$ ,  $D_{1900}$  and  $R_{a2200}$ , respectively; the best prediction model of SMC is the multiple stepwise regression model with  $A_{2200}$  and  $D_{2200}$ , the decision coefficient of the modelling set is 0.88, root mean square error of modeling set is 2.08, decision

收稿日期: 2018-03-23; 修回日期: 2018-05-08; 录用日期: 2018-05-15

基金项目: 国家自然科学基金(41771470);新疆自治区重点实验室专项基金资助项目(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

\* E-mail: watarid@xju.edu.cn

coefficient of the test set is 0.89, prediction root mean square error is 2.21, and the relative analysis error is 2.80. Random forest classification can obtain the important spectral water characteristic parameters which have great influence on soil moisture content, and it provides a new method for accurate and rapid estimation of soil moisture content in arid areas.

**Key words** spectroscopy; soil moisture content; random forest; absorption characteristic parameter

**OCIS codes** 300.6550; 110.4234; 300.6340; 350.6980

## 1 引言

土壤水分含量(SMC)对水-热-溶质耦合运移以及土壤-植被-大气连续体中的物质迁移过程具有重要影响<sup>[1-2]</sup>。传统的 SMC 测定方法难以满足对土壤水分检测的需求。遥感技术以大面积、非接触、时效性等优势在 SMC 的估测研究中得到了广泛应用<sup>[3]</sup>。

目前,基于近红外光谱测定土壤水分的方法主要是利用反射率随 SMC 变化的规律,通过各种相关指标进行 SMC 定量估算<sup>[4]</sup>,或直接利用近红外吸收波段对 SMC 的敏感度进行反演<sup>[5-6]</sup>,较少有研究人员利用 SMC 吸收波段处的光谱特征参数对 SMC 反演进行深入探究。由于 SMC 的敏感性光谱特征主要表现在 1400,1900,2200 nm 波长附近的光谱吸收带,因此可以通过提取这些波长处的光谱吸收特征参数,来实现 SMC 的定量估算<sup>[7]</sup>。对于 SMC 与土壤光谱反射特征之间的关系,国内外学者研究发现<sup>[8-11]</sup>:土壤反射率会随着 SMC 的增加而下降,当 SMC 高于田间持水量时,由于水体的镜面作用,反射率会出现回升。已有的 SMC 近红外光谱预测模型<sup>[12-15]</sup>以反射率及数学变换形式居多,而针对反射光谱特征机理的定量分析比较缺少。金慧凝等<sup>[16]</sup>利用去包络线方法提取光谱吸收特征指标,建立了 SMC 近红外光谱预测模型;刘秀英等<sup>[17]</sup>通过提取水分吸收特征参数对黄绵土中的水分含量进行反演;习万英等<sup>[18]</sup>比较了人工神经网络和光谱水分特征参数模型的性能。

前人的研究多集中在光谱水分吸收特征参数与 SMC 的定量估算上,较少有人考虑通过数据挖掘模型进行光谱吸收特征参数的优选,并进行 SMC 反演。鉴于此,本课题组尝试以干旱区土壤样本为研究对象,首先获取土壤反射率,分析土壤光谱特征并提取光谱水分吸收特征参数;然后结合随机森林数据挖掘模型,对光谱水分吸收特征参数进行重要性分类;最后进行 SMC 的预测,并对其模拟结果进行验证,探讨随机森林方法结合土壤光谱水分吸收特征参数优选对干旱区 SMC 进行预测的潜力,以期作为监测干旱区表层 SMC 提供新方法与新思路。

## 2 材料与方法

### 2.1 研究区概况

研究区位于新疆南部塔里木盆地中北部的渭干河-库车河绿洲(41°08′~41°55′N,81°06′~83°37′E),属于温带大陆性干旱气候,年均气温 14.50 °C,干燥度系数为 44.37,年均降水量为 51.60 mm,植物全年生长周期为 220 d 以上,无霜期为 209.7~226.3 d<sup>[19]</sup>。

### 2.2 数据获取

2017 年 7 月,本课题组根据研究区的特点共布设了 38 个具有代表性的样点。这 38 个样点覆盖了绿洲内部区域的不同土地利用方式、不同土壤类型和不同土壤质地,包括农田、荒地、盐渍地和林地。在各样点采用五点混合法采集样本,采集样本的深度为 0~10 cm,各样点均采集 2 份样本,其中一份装入铝盒内,另一份装入塑料袋内,带回实验室;然后将铝盒中的样品置于 105 °C 的恒温箱中进行烘干(48 h),获得相应的 SMC;另一份样本在未风干之前获取其反射率数据。

采用美国 FiledSpec 3 型光谱仪在暗室内采集光谱数据,光谱仪波长范围 350~2500 nm,在 350~1000 nm 波长范围内的采样间隔为 1.4 nm,在 1000~2500 nm 波长范围内的采样间隔为 2 nm。在黑色器皿(直径 11 cm,深 1.4 cm)中装满过 2 mm 孔径的土样,以 50 W 的卤素灯为作为光源,光源与样品间隔 50 cm,光源天顶角为 15°,光谱仪探头与样本之间相距 10 cm,如图 1 所示。测量前用漫反射标准参考板定标,每个土样均采样 10 次,取最后的平均值作为该样点的光谱数据。

### 2.3 随机森林分类

随机森林模型(RFM)是一种组成式的有监督的学习方法。随机森林方法能较好地处理过拟合现象,是一种相对成熟的数据挖掘模型。随机森林分类特征参数的步骤为 3 步:1) 从 18 种光谱特征数据集中随机采样得到新的训练集;2) 重复随机采样  $B$  次得到  $B$  个新的训练集,同时针对  $B$  个不同的训练集分别训练一颗树;3) 在训练过程中从所有特征中随机选择  $m$  个特征作为备选,从这  $m$  个特

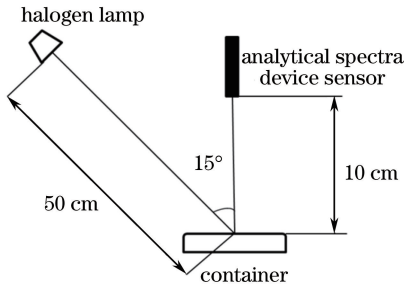


图1 光谱采集实验示意图

Fig. 1 Schematic of spectral acquisition experiment

征中选出最优的一个来划分预测空间。在众多的光谱特征参数中选取 18 种参数,利用随机森林方法对 SMC 与这 18 种光谱特征参数建立模型,从而确定哪些光谱特征参数对 SMC 最为重要。在 R 语言中,利用 Random Forest 工具包对 RFM 进行拟合,在进行拟合前,将需要生成树的数量参数设定为 100,将每个节点处用于分割节点的预测变量树参数设定为 6。模型的分类预测性能可以通过预测相关系数  $R^2$ 、均方根误差  $e_{RMSE}$  这 2 个指标来衡量。根据各光谱特征参数对 SMC 的重要性,利用平均精度下降指标对光谱特征参数进行排序。RFM 的  $R^2$  越大,  $e_{RMSE}$  越小,说明 RFM 估算的准确性越高,平均精度下降指标越小,光谱特征参数对 SMC 的影响贡献度越小;反之,准确性越差,平均精度下降指标越大,光谱特征参数对 SMC 的影响贡献度越大<sup>[20]</sup>。

## 2.4 数据处理与模型建立

首先对光谱数据进行多元散射校正,以消除颗粒分布产生的光谱噪声,接着采用 Savitaky-Golay

方法对数据进行平滑去噪处理<sup>[21]</sup>,然后根据实测土壤样本光谱吸收特征波段的分析以及其他研究者的结论可以得到:近红外区 1400, 1900, 2200 nm 波段范围是 SMC 的最强吸收波段<sup>[22-23]</sup>。因此可以利用去包络线消除法提取这 3 个波段的光谱吸收特征参数,包络线消除后可以提取光谱水分吸收特征参数,主要有吸收谷附近的最大吸收深度  $D$ 、吸收谷右面积  $R_a$ 、吸收谷左面积  $L_a$  及吸收谷总面积  $A$  ( $A = R_a + L_a$ )。其他一些参数包括面积归一化最大吸收深度  $D_A$  ( $D_A = D/A$ ) 及对称度  $S$  ( $S = L_a/R_a$ )。包络线消除在 ENVI 4.8 中实现<sup>[17]</sup>。

采用多元逐步回归 (MLSR) 法对 SMC 与经过随机森林分类筛选出来的前 5 个光谱吸收特征进行建模,参数包括建模集决定系数  $R_c^2$ 、测试集决定系数  $R_p^2$ 、建模集均方根误差  $e_{RMSEC}$ 、预测集均方根误差  $e_{RMSEP}$  以及相对分析误差  $R_{PD}$ 。 $R_c^2$  与  $R_p^2$  越大,表示模型的精度越高;  $e_{RMSEC}$  与  $e_{RMSEP}$  表示预测模型的准确性,其值的大小与预测模型的精度成反比。当  $R_{PD} \geq 2$  时,预测模型的效果较好;当  $1.4 \leq R_{PD} < 2$  时,预测模型的效果一般;当  $R_{PD} \leq 1.4$  时,模型无预测能力。

## 3 结果与讨论

### 3.1 土壤样本含水量状况

表 1 为研究区表层 SMC 的统计特征值,建模集与测试集对应的 SMC 均值在 14.50% 左右,最大值与最小值分别在 22.00% 与 1.70% 左右,变异系数 (CV) 在 40% 左右,属于中等变异。

表 1 土壤样本含水量统计特征

Table 1 Statistical characteristics of soil sample moisture content

Sample set	Sample size	Mean value	Standard deviation	Maximum value	Minimum value	CV / %
Whole set	38	14.59	5.76	23.94	1.48	39.48
Calibration set	25	15.10	5.44	23.94	1.48	36.01
Validation set	13	13.61	6.45	21.15	1.95	47.38

### 3.2 土壤光谱特征与水分吸收特征

图 2 示出 3 个不同 SMC 土壤样本的光谱反射率及吸收特征曲线。由图 2(a) 可见:在可见光至短波红外的所有波段内,当 SMC 低于田间持水量时,土壤样本的反射率随着 SMC 的减小而增加;反射光谱曲线整体比较平缓;不同的波段对 SMC 的响应不同,当土壤含水量较低时,随着 SMC 增加,短波红外波段的反射率变化幅度较大;不同 SMC 土壤样本光谱间的主要差别表现为 460 nm 左右的反射率及吸收深度,特别是在以 1400, 1900, 2200 nm

波段为主的水分吸收波段,形成了典型的吸收谷峰。通过对光谱反射率进行包络线去除,得到了反映土壤水分吸收状况的吸收特征曲线,如图 2(b) 所示。可见:随着 SMC 减小,1400 nm 和 1900 nm 波段附近水分吸收峰的波段向短波方向偏移,而 2200 nm 波段附近没有明显变化;在 3 个水分吸收带中,以 1900 nm 波段附近的吸收最为强烈,吸收深度与吸收面积均最大,其次为 2200 nm 与 1400 nm 波段附近的吸收。因此,分别提取 1400, 1900, 2200 nm 波段附近的光谱吸收特征参数进行 SMC 的定量估算。

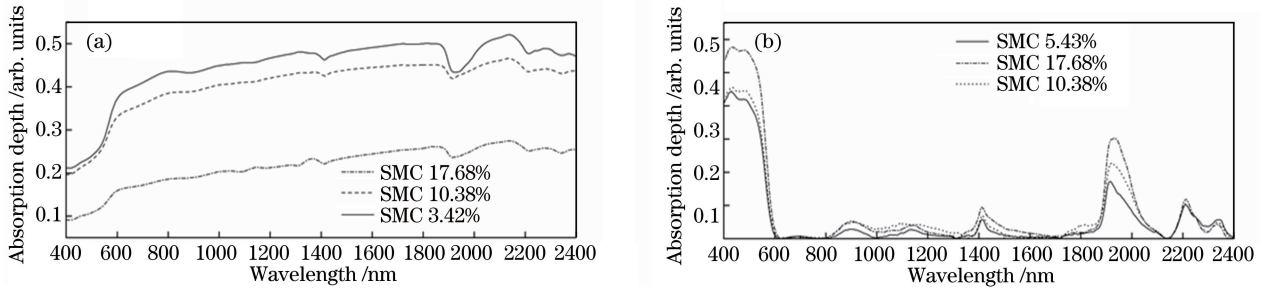


图2 不同 SMC 土壤样本光谱的反射率曲线及吸收特征曲线。(a)光谱反射率曲线;(b)吸收特征曲线

Fig. 2 Spectral reflectance curves and spectral absorption characteristic curves of sample with

different soil moisture contents. (a) Spectral reflectance curves; (b) spectral absorption characteristic curves

### 3.3 SMC 与光谱吸收特征参数的相关性

光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性分析结果见表 2。由表 2 可知:80% 以上的光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性均达到了 0.01 极显著检验水平(S 没有达到显著检验水平);在 1400 nm 波段附近的吸收特征参数( $D$ 、 $A$ 、 $L_a$  和  $R_a$ )与 SMC 的相关性系数均达到 0.90 以上;在 1900 nm 波段附近,除  $D_A$  及  $S$  外,80% 以上的光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性系数均达到了 0.70 以上,其中  $D$  达到 0.86;在 2200 nm 波段附近,80% 以上的光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性系数均达到 0.90 以上,但  $D_A$

表 2 光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性分析

Table 2 Correlation analysis between spectral absorption characteristic parameters and SMC

Spectral absorption characteristic parameter	SMC absorption band /nm	Correlation coefficient
$D$	1400	0.90**
$A$	1400	0.95**
$D_A$	1400	-0.68**
$L_a$	1400	0.95**
$R_a$	1400	0.93**
$S$	1400	-0.13
$D$	1900	0.86**
$A$	1900	0.73**
$D_A$	1900	0.49**
$L_a$	1900	0.72**
$R_a$	1900	0.71**
$S$	1900	-0.05
$D$	2200	0.93**
$A$	2200	0.90**
$D_A$	2200	-0.04
$L_a$	2200	0.90**
$R_a$	2200	0.90**
$S$	2200	0.30

Note: \*\* means passing significance test at 0.01 level.

及  $S$  没有达到显著性水平,特别是最大吸收深度和吸收面积这两个参数与土壤含水量的相关性最强,这与其他研究者的结论一致<sup>[15]</sup>。此外,由表 2 还可以看出,1400 nm 波段的光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性优于 1900 nm 和 2200 nm 波段。综上,光谱吸收特征参数与 SMC 的相关性分析可以说明光谱吸收特征参数具有定量评价 SMC 的潜力。

### 3.4 SMC 与光谱吸收特征参数的重要性分析

本研究使用 K-S 方法进行样本划分,其中 25 个样本为训练集,13 个样本为测试集。以 SMC 为因变量,18 种光谱吸收特征参数为自变量,建立随机森林分类预测模型。表 3 为 RFM 精度拟合结果:对于训练集, $R^2 = 0.87$ , $e_{RMSE} = 1.82$ ;对于测试集, $R^2 = 0.83$ , $e_{RMSE} = 2.46$ 。可见,随机森林分类预测模型的模拟精度达到了可靠水平,无论是训练集还是预测集, $R^2$  均在 0.8 左右, $e_{RMSE}$  为 1~2,符合期望。

表 3 表层 SMC 的模拟精度

Table 3 Simulation accuracy of SMC at surface layer

Model	Training set		Test set	
	$R^2$	$e_{RMSE}$	$R^2$	$e_{RMSE}$
Random forest	0.87	1.82	0.83	2.46

图 3 列出了 18 种光谱吸收特征参数对 SMC 影响的贡献度。由图 3 可见,当取样深度为 0~10 cm 时,对 SMC 影响最大的是  $D_{2200}$ ,然后依次为  $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$ 、 $R_{a2200}$ 、 $R_{a1400}$ 、 $L_{a1400}$ 、 $A_{1400}$ 、 $D_{1400}$ 、 $L_{a1900}$ 、 $D_{A2200}$ 、 $D_{A1400}$ 、 $R_{a1900}$ 、 $A_{1900}$  及  $D_{A1900}$ ,而  $S_{2200}$ 、 $S_{1900}$  与  $S_{1400}$  对 SMC 的影响最小。总体来看, $D_{2200}$ 、 $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$  和  $R_{a2200}$  对 SMC 的影响较为重要, $D_{2200}$ 、 $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$  和  $R_{a2200}$  的平均精度下降分别为 86.00、76.43、65.00、53.94 和 47.46。因此本研究选择重要性排名前 5 的光谱吸收特征参数建立 SMC 模型。

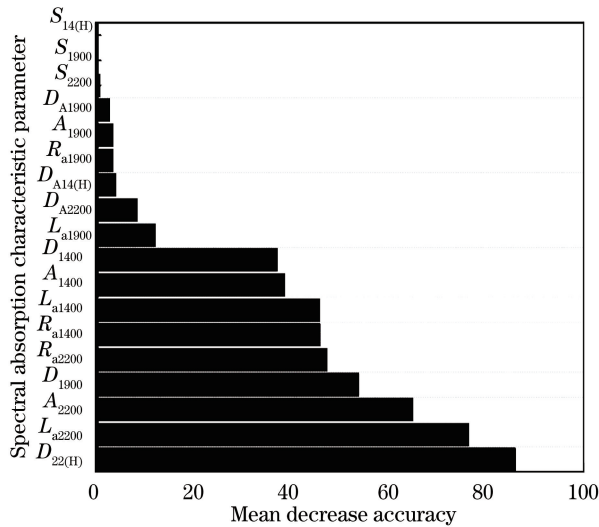


图3 18种光谱吸收特征参数对SMC影响的贡献度  
Fig. 3 Contribution degree of 18 spectral absorbance characteristic parameters on SMC

### 3.5 SMC反演模型构建与验证

参照图3,对随机森林生成的光谱吸收特征参

表4 SMC的预测结果

Table 4 Predicted SMC

Model	Regression equation	Calibration set		Validation set		
		$R_c^2$	$e_{RMSEC}$	$R_p^2$	$e_{RMSEP}$	$R_{PD}$
MLSR	$Y = 3.68 + 2.16A_{2200} + 96.29D_{2200}$	0.88	2.08	0.89	2.21	2.80

图4是MLSR模型中实测值和预测值的散点图。预测模型的实测值样点和预测值样点基本分布在1:1线附近,证明预测效果较好。将25个建模样点与13个测试样点的SMC与不同光谱吸收特征参数建立的MLSR模型的预测值与实测值进行散点绘图。以 $D_{2200}$ 和 $A_{1400}$ 为自变量建立的多元逐步线性回归模型的预测效果较好, $e_{RMSEC} = 2.08$ , $R_c^2 = 0.88$ , $R_{PD} = 2.80$ 。综上所述,MLSR模型能准确预测干旱区的SMC。

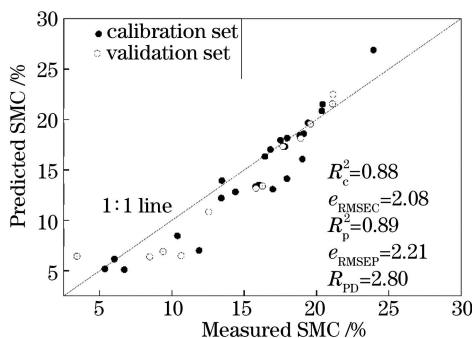


图4 SMC实测值与预测值的比较

Fig. 4 Measured and predicted values of SMC

数排序,选择排名前5的光谱特征参数为模型的自变量,分别为 $D_{2200}$ 、 $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$ 和 $R_{a2200}$ ,SMC为模型因变量,建立MLSR SMC预测模型。根据表4中的 $R_c^2$ 、 $e_{RMSEC}$ 、 $R_p^2$ 、 $e_{RMSEP}$ 和 $R_{PD}$ 来分析SMC与光谱吸收特征参数模型的精度。MLSR预测模型通过了0.01的F检验, $R_c^2 > 0.85$ ,预测模型对自变量的解释程度在85%以上,说明MLSR预测模型对研究区SMC与光谱特征吸收参数的拟合效果较好,其中 $R_c^2 = 0.88$ , $e_{RMSEC} = 2.08$ , $R_p^2 = 0.89$ , $e_{RMSEP} = 2.21$ , $R_{PD} = 2.80$ 。总体来看,MLSR模型的检验精度有不同程度的异质性,但是都能在一定程度上反映光谱特征参数 $D_{2200}$ 、 $A_{2200}$ 与实测SMC之间的关系。2200 nm波段的最大吸收深度能够很好地预测SMC,这与前人的研究结论一致。此外,由于吸收面积综合了吸收深度和宽度信息,对SMC非常敏感,因此预测精度较高。以上结果说明,由吸收面积与最大吸收深度构建的MLSR模型对于干旱区绿洲浅层SMC的预测能力较强,在监测浅层SMC方面的潜力巨大,可以作为干旱区SMC的预测模型。

## 4 结论

本研究通过测定SMC和高光谱反射率数据,利用包络线消除法提取1400,1900,2200 nm波段的土壤光谱吸收特征参数,通过分析SMC与18种光谱吸收特征参数的相关性,以及采用随机森林建模分类,得到了对因变量SMC影响最大的前5种光谱吸收特征参数,最后采用MLSR模型对SMC进行预测,得出以下结论:

1) 与SMC相关性最好的光谱吸收特征参数分别为最大吸收深度、吸收总面积、吸收峰右面积、吸收峰左面积,2200 nm与1400 nm波段处的光谱吸收特征参数与SMC的相关性优于1900 nm波段处的光谱吸收特征参数。

2) 通过对SMC与18种光谱吸收特征参数进行随机森林建模排序后发现,对SMC影响最大的前5种光谱吸收特征参数依次为 $D_{2200}$ 、 $L_{a2200}$ 、 $A_{2200}$ 、 $D_{1900}$ 和 $R_{a2200}$ ,在以后的研究中,可以重点考虑这5种光谱吸收特征对SMC的影响。

3) SMC的预测模型以 $A_{2200}$ 、 $D_{2200}$ 建立的

MLSR 模型效果较好,模型的  $R_c^2 > 0.85$ ,  $R_p^2 > 0.92$ ,  $R_{PD} > 2$ ,  $e_{RMSEP} < 3$ 。

本研究是对采用近红外光谱特征参数预测土壤含水量方法的探讨,因样本数量较少,该方法目前尚不能作为一种成熟的实用方法。要使本方法实用化,尚需要增加样本的代表性和样本数量,建立可信、稳定的近红外光谱校正模型。

### 参 考 文 献

- [1] Wang Y Q, Shao M A, Liu Z P. Spatial variability of soil moisture at a regional scale in the Loess Plateau [J]. *Advances in Water Science*, 2012, 23(3): 310-316.  
王云强, 邵明安, 刘志鹏. 黄土高原区域尺度土壤水分空间变异性[J]. *水科学进展*, 2012, 23(3): 310-316.
- [2] Wang J H, Li L, Li X H. Study on transformation among atmosphere water, surface water, soil water and ground water[J]. *Journal of China Hydrology*, 2008, 28(4): 5-8.  
王加虎, 李丽, 李新红. “四水”转化研究综述[J]. *水文*, 2008, 28(4): 5-8.
- [3] Wu D H, Fan W J, Cui Y K, *et al.* Review of monitoring soil water content using hyperspectral remote sensing [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(11): 3067-3071.  
吴代晖, 范闻捷, 崔要奎, 等. 高光谱遥感监测土壤含水量研究进展[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(11): 3067-3071.
- [4] Kaleita A L, Tian L F, Hirschi M C. Relationship between soil moisture content and soil surface reflectance[J]. *Transactions of the ASAE*, 2005, 48(5): 1979-1986.
- [5] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(3): 722-727.
- [6] Liu W D, Baret F, Gu X F, *et al.* Relating soil surface moisture to reflectance[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2/3): 238-246.
- [7] Yao Y M, Wei N, Tang P Q, *et al.* Hyper-spectral characteristics and modeling of black soil moisture content [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(8): 95-100.  
姚艳敏, 魏娜, 唐鹏钦, 等. 黑土土壤水分高光谱特征及反演模型[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(8): 95-100.
- [8] Roosjen P P J, Bartholomeus H M, Clevers J G P W. Effects of soil moisture content on reflectance anisotropy: laboratory goniometer measurements and RPV model inversions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 170: 229-238.
- [9] Sadeghi M, Jones S B, Philpot W D. A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 164: 66-76.
- [10] Yin Z, Lei T W, Yan Q H, *et al.* A near-infrared reflectance sensor for soil surface moisture measurement [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 99: 101-107.
- [11] Cheng J L, Ji W J, Zhou Y, *et al.* Soil bidirectional reflectance characteristics as affected by soil moisture [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2011, 48(2): 255-262.  
程街亮, 纪文君, 周银, 等. 土壤二向反射特性及水分含量对其影响研究[J]. *土壤学报*, 2011, 48(2): 255-262.
- [12] Cai L H, Ding J L. Wavelet transformation coupled with CARS algorithm improving prediction accuracy of soil moisture content based on hyperspectral reflectance[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(16): 144-151.  
蔡亮红, 丁建丽. 小波变换耦合 CARS 算法提高土壤水分含量高光谱反演精度[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(16): 144-151.
- [13] Li M L, Li X C, Zhang S. Grey relation estimating pattern of soil water content based on hyper-spectral data [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2016, 33(2): 163-168.  
李明亮, 李西灿, 张爽. 土壤含水量高光谱灰色关联度估测模式[J]. *测绘科学技术学报*, 2016, 33(2): 163-168.
- [14] Zhang R, Li Z F, Pan J J. Coupling discrete wavelet packet transformation and local correlation maximization improving prediction accuracy of soil organic carbon based on hyperspectral reflectance[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(1): 175-181.  
张锐, 李兆富, 潘剑君. 小波包-局部最相关算法提高土壤有机碳含量高光谱预测精度[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(1): 175-181.
- [15] Cai L H, Ding J L. Inversion of soil moisture content based on hyperspectral multi-scale decomposition[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 013001.  
蔡亮红, 丁建丽. 基于高光谱多尺度分解的土壤含水量反演[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(1):

- 013001.
- [16] Jin H N, Zhang X L, Liu H J, *et al.* Soil moisture predicting model based on spectral absorption characteristics of the soil[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53(3): 627-635.  
金慧凝, 张新乐, 刘焕军, 等. 基于光谱吸收特征的土壤含水量预测模型研究[J]. *土壤学报*, 2016, 53(3): 627-635.
- [17] Liu X Y, Wang L, Chang Q R, *et al.* Prediction of moisture content in loess using continuum-removed method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(5): 661-668.  
刘秀英, 王力, 常庆瑞, 等. 利用包络线消除法反演黄绵土水分含量[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(5): 661-668.
- [18] Diao W Y, Liu G, Hu K L. Estimation of soil water content based on hyperspectral features and the ANN model [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2017, 37(3): 841-846.  
刁万英, 刘刚, 胡克林. 基于高光谱特征与人工神经网络模型对土壤含水量估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(3): 841-846.
- [19] Li X, Ding J L. Soil moisture monitoring based on measured hyperspectral index and HSI image index [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(19): 68-75.  
李相, 丁建丽. 基于实测高光谱指数与 HSI 影像指数的土壤含水量监测[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(19): 68-75.
- [20] Shen R P, Guo J, Zhang J X, *et al.* Construction of a drought monitoring model using the random forest based remote sensing[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2017, 19(1): 125-133.  
沈润平, 郭佳, 张婧娴, 等. 基于随机森林的遥感干旱监测模型的构建[J]. *地球信息科学学报*, 2017, 19(1): 125-133.
- [21] He T, Wang J, Lin Z J, *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.
- [22] Shepherd K D, Walsh M G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(3): 988-998.
- [23] Pu R L, Gong P. *Hyperspectral remote sensing and its applications* [M]. Beijing: Higher Education Press, 2000: 23-46.  
浦瑞良, 宫鹏. *高光谱遥感及其应用* [M]. 北京: 高等教育出版社, 2000: 23-46.