

# 紫色土和黄壤含水率的室内光谱反演

韩陈<sup>1</sup>, 唐强<sup>2,4</sup>, 韦杰<sup>1,3</sup>

(1.重庆师范大学 地理与旅游学院, 重庆 401331; 2.西南大学 地理科学学院, 重庆 400715; 3.三峡库区地表过程与环境遥感重庆市重点实验室, 重庆 401331; 4.重庆金佛山喀斯特生态系统国家野外科学观测研究站, 重庆 400715)

**摘要:** [目的] 选择西南地区代表性土类紫色土和地带性黄壤, 分析其光谱信息, 构建土壤水分反演模型, 估测土壤含水率, 为西南地区土壤水分快速监测提供方法依据。[方法] 通过室内配置紫色土和黄壤不同土壤含水率水平, 运用地物光谱仪测量其光谱反射率, 比较不同含水率条件下两类土壤的高光谱特征; 采用多种数学变换和相关分析法提取特征波段, 运用多元逐步回归(SMLR)和BP神经网络(BPNN)分别构建土壤含水率的高光谱估测模型。[结果] ①随土壤含水率的增加, 紫色土和黄壤的光谱反射率均逐渐降低; 在相同含水率条件下, 紫色土的光谱反射率低于黄壤。②土壤含水率对可见光波段(380~760 nm)反射率的影响显著低于红外波段(760~2 500 nm); 均在1 400, 1 900, 2 200 nm附近存在明显水分吸收谷。③经数学变换的紫色土和黄壤光谱反射率均与土壤含水率存在极强的相关性。④基于BPNN建立的土壤水分反演模型整体优于SMLR模型。[结论] BPNN模型为西南地区紫色土和黄壤土壤含水率光谱反演的最优模型, 能够快速准确估测紫色土和黄壤土壤水分状况。

**关键词:** 土壤含水率; 高光谱; BP神经网络; 多元逐步回归; 紫色土; 黄壤

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2021)05-0174-07

中图分类号: S151.9

**文献参数:** 韩陈, 唐强, 韦杰. 紫色土和黄壤含水率的室内光谱反演[J]. 水土保持通报, 2021, 41(5): 174-180. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2021.05.024; Han Chen, Tang Qiang, Wei Jie. Estimating soil moisture content of purple soil and yellow soil using laboratory spectral conversion models [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(5): 174-180.

## Estimating Soil Moisture Content of Purple Soil and Yellow Soil Using Laboratory Spectral Conversion Models

Han Chen<sup>1</sup>, Tang Qiang<sup>2,4</sup>, Wei Jie<sup>1,3</sup>

(1.College of Geography and Tourism Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331,

China; 2.School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China; 3.Chongqing Key

Laboratory of Surface Process and Environment Remote Sensing in the Three Gorges Reservoir Area, Chongqing 401331,

China; 4.Chongqing Jinpo Mountain Karst Ecosystem National Observation and Research Station, Chongqing 400715, China)

**Abstract:** [Objective] Representative purple soil and zonal yellow soil in Southwest China were selected to analyze their spectral information and to estimate soil moisture content in order to provide a method basis for rapid soil moisture monitoring in Southwest China. [Methods] Different soil moisture content levels were established in two soil types in the laboratory, and spectral reflectance was measured by using a ground surface spectrometer. The hyperspectral characteristics were compared and analyzed, and the characteristic bands were extracted by various mathematical transformations and correlation analysis. Hyperspectral estimation models of soil moisture were then constructed by stepwise multiple linear regression (SMLR) and BP neural network (BPNN). [Results] ① The spectral reflectance of both purple soil and yellow soil decreased as soil moisture content increased, and the spectral reflectance of purple soil was lower than that of yellow soil under the same soil moisture content. ② The effect of soil moisture content on the reflectance of

收稿日期: 2021-04-19

修回日期: 2021-05-28

资助项目: 重庆市杰出青年基金项目“三峡库区坡耕地埂坎优势流及失稳判据研究”(cstc2019 jcyjqqX0025); 重庆英才青年拔尖人才项目(CQYC201905009); 四川省科技计划资助(2020 YFQ0002; 2020 YJ0202); 重庆市教委科技项目(KJZD-K201800502)

第一作者: 韩陈(1998—), 女(汉族), 重庆市奉节县人, 硕士研究生, 研究方向为水土保持与生态建设研究。Email: hchen1998@163.com。

通讯作者: 韦杰(1979—), 男(汉族), 四川省苍溪县人, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事土壤侵蚀与水土保持研究。Email: wei\_jie@mails.uicas.ac.cn。

infrared wavelengths (760—2 500 nm) was stronger than the reflectance of visible wavelengths (380—760 nm), and there were obvious water absorption valleys near 1 400, 1 900 and 2 200 nm. ③ There was a strong correlation between spectral reflectance and soil moisture content of purple soil and yellow soil after mathematical transformation. ④ The soil moisture prediction model based on BPNN was superior to SMLR. [Conclusion] The BPNN model was the best model for estimating soil moisture content of purple soil and yellow soil in Southwest China. The BPNN model can quickly and accurately obtain soil water status of purple soil and yellow soil.

**Keywords:** soil moisture content; hyperspectral; BP neural network; stepwise multiple linear regression; purple soil; yellow soil

土壤水分是植物生长的关键限制因素<sup>[1-2]</sup>,开展土壤水分监测,掌握土壤水分动态变化,对农业生产和生态建设等具有重要意义。近年来,随着光谱分析技术的发展,高光谱已被广泛应用于有机质、含水率、养分等土壤参数的估测<sup>[3-5]</sup>,相较于传统测量土壤含水率的方法,高光谱技术能实时、快速和大面积的对目标区域进行监测,探测土壤水分微小差异的变化,为动态监测区域尺度土壤含水率提供了新的方法<sup>[6]</sup>。研究表明,土壤反射率随着土壤含水率的增大而逐渐降低,当含水率增大到田间持水量后,土壤反射率会随着含水率的增大而增大<sup>[7-8]</sup>;在 1 400,1 900,2 200 nm 附近存在明显的水分吸收带<sup>[9-10]</sup>。已有研究利用高光谱成像技术对黑土<sup>[6]</sup>、草甸土<sup>[11]</sup>、黄绵土<sup>[12]</sup>、碱土<sup>[13]</sup>等土壤水分进行监测,并构建土壤含水量定量估测模型,但关于提取土壤光谱信息和反演土壤含水率的结论不尽相同。土壤光谱是土壤有机质、机械组成、矿物组成等理化性质的综合反映<sup>[8]</sup>,土壤类型不同,光谱特征存在差异,土壤光谱对土壤含水率变化的响应方式不同。因此,有必要针对不同类型土壤光谱信息进行具体分析,定量分析含水率对土壤反射率的影响,为土壤含水率的光谱估测奠定基础。

紫色土和黄壤是西南地区主要的耕地资源,占西南地区耕地面积的 45% 以上<sup>[14]</sup>。紫色土是热带、亚热带地区三叠系、侏罗系、白垩系、第二系紫色砂页岩

风化发育形成的一种岩性土,具有风化成土快、生产性能高、结构稳定性差、抗蚀性弱等特点<sup>[15-17]</sup>。黄壤是发育于亚热带湿润山地或高原常绿阔叶林下的富含水合氧化铁的黄色土壤,是一种地带性土壤<sup>[14]</sup>。西南地区以山地丘陵地貌为主,侵蚀性降雨集中、人地矛盾突出、农地耕作强度大,水土流失问题十分突出。建立一种快速、精准、有效的紫色土和黄壤水分估测方法对农田水分高效管理和水土保持措施的合理配置具有重要意义。本文以紫色土和黄壤为研究对象,利用室内高光谱测量技术,通过数学变换和相关系数法寻找紫色土与黄壤光谱对于土壤水分的敏感波段,采用多元逐步回归(SMLR)和 BP 神经网络(BPNN)建立土壤含水率反演模型,为西南地区大面积土壤水分管理和生态恢复等工作提供依据。

## 1 材料与方 法

### 1.1 土壤采集及土壤含水率的配置

试验土样于 2018 年 3 月上旬采自重庆市沙坪坝区黄壤坡耕地和北碚区紫色土坡耕地。野外采样按 S 形布设 5 个土壤取样点,将表层杂物清除后采集 0—10 cm 深度的新鲜土壤 5 kg。将采集的土样剔除植物根系、石块等残渣,混合均匀后进行风干、研磨,过 2 mm 筛后分成两部分,用于紫色土、黄壤的理化性质测定(表 1)和室内土壤光谱测量。

表 1 供试土壤基本理化性质

土壤类型	土壤质地	pH 值	土壤容重/ (g · cm <sup>-3</sup> )	田间持水量/ %	颗粒组成/%		
					<0.002 mm	0.002~0.05 mm	>0.05~2 mm
紫色土	粉壤土	5.23	1.38±0.03	33.27±3.43	8.15±0.26	81.65±0.13	10.20±0.87
黄壤	粉壤土	4.49	1.26±0.02	30.58±1.86	7.51±0.44	75.91±1.76	16.58±1.57

为模拟野外环境下的土壤水分,结合紫色土和黄壤风干土含水率和田间持水量,本试验土壤含水率控制在 8%~29%。配置具有一定梯度的土壤含水率样本,设 8 个土壤含水率水平(8%,11%,14%,17%,20%,23%,26%,29%),避免偶然性每个含水率水平

做 3 个重复,共 48 组土样进行试验,另设独立的 6 个紫色土和 6 个黄壤样本对所建模型进行检验。根据设计所需含水率计算出不同含水率水平土样的去离子水需水量,均匀喷洒于土样上,用保鲜膜密封后置于常温环境下 24 h。

## 1.2 土壤高光谱测定方法

利用美国 Analytical Spectral Devices 公司 ASD FieldSpec4 型地物光谱仪进行土样光谱信息采集,其波谱范围为 350~2 500 nm,其中 350~1 000 nm 光谱分辨率为 3 nm(采样间隔为 1.4 nm),1 000~2 500 nm 光谱分辨率为 10 nm(采样间隔为 2 nm)。光谱测量和信息采集在暗室内进行,将处理后的土壤样本置于深 2 cm,直径 6.5 cm 的容器中,土壤表面用直尺刮平。光源采用与光谱仪配套的 50 W 卤素灯,光源到土壤表面距离为 30 cm,光源的入射角度为 45°。采用 25°视场角的光纤探头,探头垂直置于土壤样本表面上方 15 cm。用白板对光谱仪进行优化、标定后进行土壤光谱采集<sup>[6,10]</sup>。每个土样在视场范围内重复测定 10 次,取算术平均值作为该含水率土样的室内光谱反射率。

## 1.3 数据预处理与变换分析

采用 Savitzky-Golay 平滑算法(简称 SG 算法)对高光谱曲线进行平滑去噪处理<sup>[10]</sup>。对平滑后的光谱反射率进行对数(lgR)、一阶微分( $R'$ )、对数一阶微分 $[(\lg R)']$ 三种变换,通过 Pearson 相关分析法计算其与土壤含水率之间的相关系数,从中筛选出土壤含水率的特征波段。在 SPSS22.0 中进行数据的变换处理、相关性分析等具体过程。

## 1.4 建模与验证

在 SPSS22.0 软件上进行多元逐步回归建模(stepwise multiple linear regression, SMLR)。分别采用紫色土和黄壤  $R$ ,  $\lg R$ ,  $R'$ ,  $\lg R'$  与土壤含水率建立多元逐步回归方程,筛选出最优的光谱变换指标。

在 MATLAB R2018a 中实现 BP 神经网络建模(back propagation neural network, BPNN),分别采用原始光谱反射率(R-BPNN)和多元逐步回归筛选的最优特征波段(SMLR-BPNN)建立两种土壤的 BP 神经网络预测模型。根据前人研究经验<sup>[18]</sup>,按照 2:1 的比例设定训练集和测试集数据,建立预测模型。在网络学习过程中,对样本进行归一化处理,精度要求为  $10^{-5}$ ,训练次数最高为 1 000,输入层和隐含层之间的传递函数为双曲正切函数;隐含层与输出层之间的传递函数为 Purelin;隐含层函数选择 Logsig,隐含层节点个数根据(1)式确定:

$$Y = \sqrt{(A+B)} + C \quad (1)$$

式中: $Y$  为隐含层的节点数;  $A$  为输入层的节点数;  $B$  为输出层的节点数;  $C$  为 1—10 的常数。

选用决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和相对

分析误差(RPD)对两类建模方法的拟合优度和建模精度进行评价<sup>[10]</sup>。RPD 是样本实测值的标准差和均方根误差的比值,一般认为  $RPD \geq 2$  时,模型具有很好的定量预测能力;当  $1.4 \leq RPD < 2$  时,表明模型具有粗略估算样品含量的能力;当  $RPD < 1.4$  时,表明模型无法对样品含量进行预测。 $R^2$ , RMSE, RPD 计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (4)$$

式中: $y_i$  和  $\hat{y}_i$  表示样本的实测值和预测值;  $\bar{y}_i$  表示平均值;  $n$  为样本数; SD 为预测样本的标准差。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同含水率下土壤光谱特征分析

紫色土和黄壤的土壤光谱反射率在可见光—近红外波段曲线形态基本相似,均随土壤含水率的增加呈下降趋势(图 1)。紫色土土壤含水率从 8% 增加到 20%,土壤光谱反射率的下降幅度较大;当土壤含水率从 20% 增加到 29%,土壤光谱反射率的下降幅度较小。黄壤土壤含水率从 14% 增加到 23%,土壤光谱反射率的下降幅度最大;其次是含水率从 23% 增加到 29%,下降幅度最缓慢的是含水率从 8% 增加到 14%。相比而言,紫色土反射光谱对低含水率变化敏感;而黄壤反射光谱对中等含水率更敏感,可能是土壤矿物含量及其对水分的差异性吸收导致的<sup>[19]</sup>。

由图 1 可以看出,紫色土和黄壤在近红外波段范围内光谱反射率变化显著大于可见光波段范围,说明土壤含水率对反射率的影响主要集中在近红外波段。在 350~2 500 nm 波段范围内,两种土壤反射光谱曲线在 1 400, 1 900, 2 200 nm 波段附近均存在较明显的吸收谷,在 350~760 nm 波长范围内,不同含水率下光谱反射率差异较小;在 760~2 500 nm 间,紫色土光谱曲线表现平缓,黄壤光谱曲线表现较陡;在同一含水率下,土壤光谱反射率黄壤大于紫色土。这可能是由于两种土壤本身性质差异造成的,黄壤较紫色土土壤颜色浅,吸收率更低,因而反射率更高,同时矿物含量、有机质含量、土壤质地、表面粗糙度等也是造成两种土壤光谱吸收反射特征差异的原因<sup>[20]</sup>。

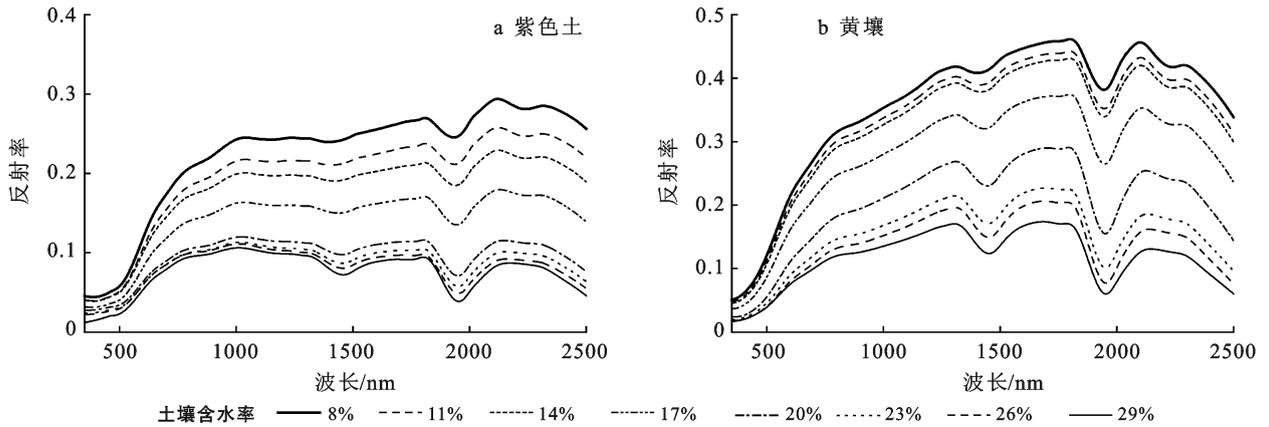


图 1 土壤含水率和光谱反射率的变化关系

2.2 相关分析及特征波段提取

将平滑后的紫色土、黄壤的光谱数据进行 lgR, R' 和 lgR' 处理,再与土壤含水率进行相关性分析,两种土壤含水率与光谱反射率不同变换形式的相关性曲线如图所示(图 2—3)。两种土壤的 R 和 lgR 与土

壤含水率之间均呈负相关;在整个波段范围内,相关系数绝对值>0.9,相关性显著,紫色土 R 和 lgR 最高值分别在 1 906 nm 和 1 908 nm 处,相关系数为 -0.96和-0.97;黄壤 R 和 lgR 最高值分别在 1 818 nm 和 1 047 nm 处,相关系数为-0.98。

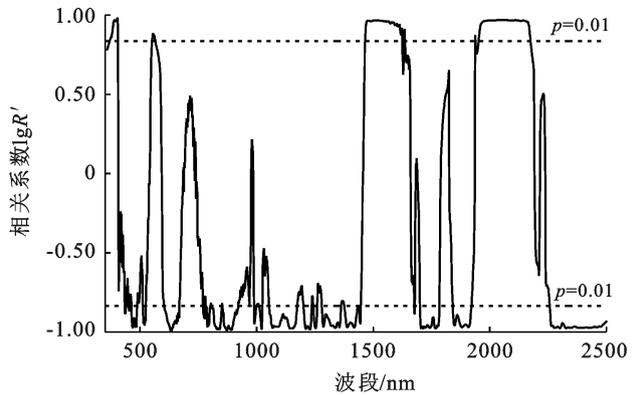
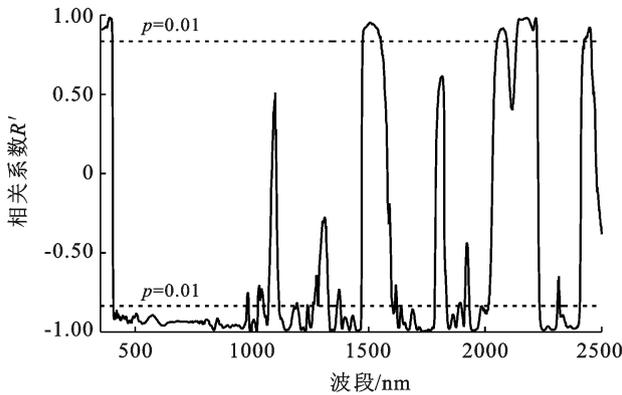
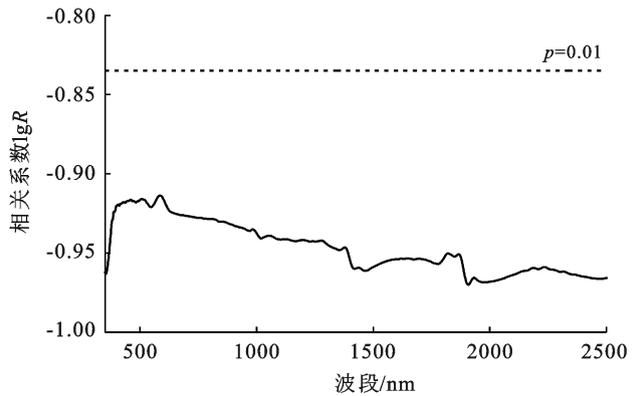
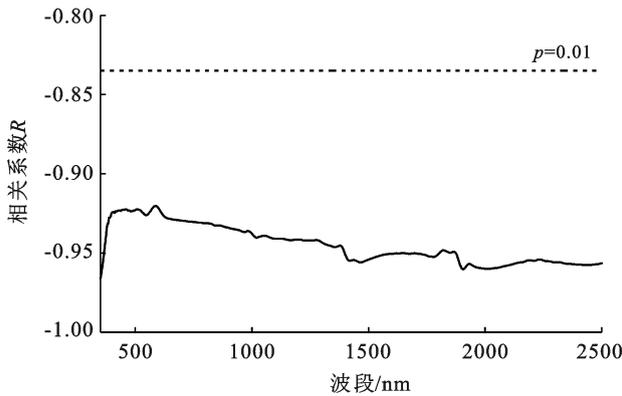


图 2 紫色土含水率与其光谱特征的相关分析

紫色土和黄壤土壤反射率经 R' 和 lgR' 变换后与土壤含水率的相关系数不再呈单一的负相关,曲线变化剧烈,相关系数随波长变化较大,且存在相关系数高、稳定的波段,两种土壤经 R' 和 lgR' 变换后与土壤含水率相关系数最大值均达到 -0.99。虽然光谱反

射率经变换后,显著相关波段减少,但它能够有效地突出土壤水分的光谱吸收和反射特征,提高了光谱对土壤含水率的敏感性。因此,在利用光谱数据提取土壤水分含量信息时进行数据变换是十分必要的。

根据紫色土和黄壤土壤含水率与 R, lgR, R' 和

$\lg R'$  的相关性分析结果,分别选取 10 个特征波段进行多元逐步回归建模。为避免相邻波段的多重自相关性, $R$  和  $\lg R'$  特征波段选取原则为:波段与土壤含

水率相关性较高,且被选择的波段间具有一定的距离; $R'$  和  $\lg R'$  分别选择显著相关区域中相关系数绝对值最大的波段作为特征波段。

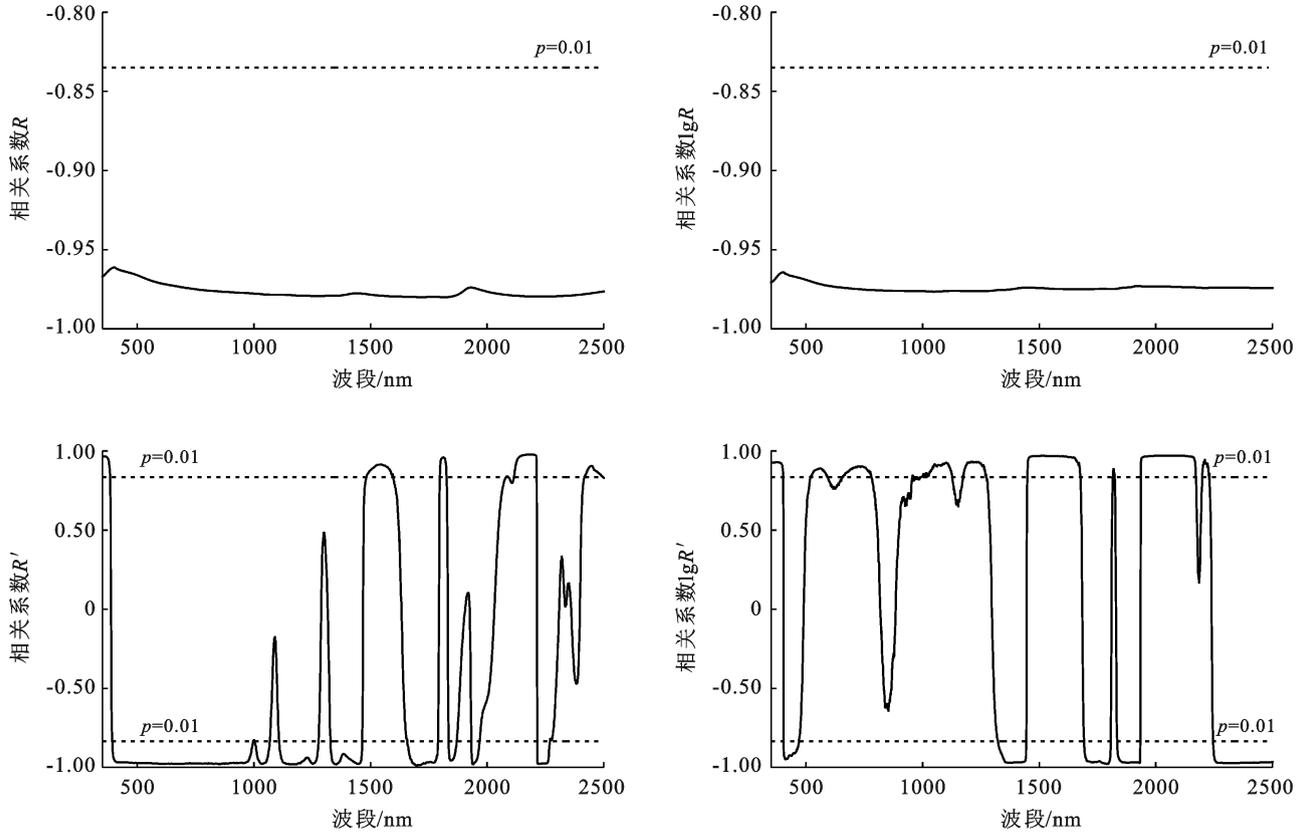


图 3 黄壤含水率与其光谱特征的相关分析

## 2.3 土壤含水率高光谱预测模型

**2.3.1 多元逐步回归模型** 将基于不同变换形式的光谱指标挑选的特征波段与土壤含水率进行多元逐步回归分析,并利用验证集样本对建立的模型进行精度评价。由表 2 可以看出,紫色土和黄壤的光谱反射率 4 种形式建模精度较高,都达到 0.90 以上,且经 3 种变换后,模型精度有所提高;根据 RMSE 值越小,  $R^2$ , RPD 值越大的原则,两种土壤以一阶微分变换后建立的土壤含水率估测模型建模精度最高。从两种土壤对比来看,除原始反射率外,对数、一阶微分、对数一阶微分建模效果均是紫色土优于黄壤;经筛选后紫色土和黄壤最敏感的波段分别为一阶微分变换后 1 736 nm 和 1 714 nm 波段。

**2.3.2 BP 神经网络模型** 采用原始光谱反射率 (R-BPNN) 和多元逐步回归筛选的最优特征波段 (SMLR-BPNN) 建立两种土壤的 BP 神经网络预测模型。R-BPNN 模型的输入层为 350~2 500 nm 波段的原始反射率数据;SMLR-BPNN 模型的输入层为经多元逐步回归筛选的最敏感波段,由多元逐步回归模型

可知,紫色土为  $R'_{1736}$ ,黄壤为  $R'_{1714}$ ,由于单个波段无法进行 BPNN 建模,选取两种土壤共同显著相关波段 1 688~1 784 nm 建立 SMLR-BPNN 模型。对 R-BPNN 和 SMLR-BPNN 模型分别建立 20 个子网模型,取其验证精度最优用于对土壤含水率进行预测,结果见表 3。两种土壤的 4 个 BP 神经网络最优子网模型建模精度较高,  $R^2$  大于 0.94, RMSE 小于 1.26,且 RPD 均大于 2, BPNN 具有通过土壤光谱对含水率定量预测的能力;经 SMLR 筛选后明显提高了 BPNN 模型的建模精度,是紫色土和黄壤最优预测模型;R-BPNN 和 SMLR-BPNN 模型,均是紫色土的建模效果优于黄壤。

**2.3.3 两种土壤含水率反演模型比较** 依据上述分析, BPNN 模型的预测精度高于 SMLR 预测模型,因此说明对于紫色土和黄壤的土壤含水率定量预测非线性模型优于线性模型。SMLR 模型只能粗略估算土壤含水率,而 BPNN 模型具备了定量预测紫色土和黄壤土壤含水率的能力;在 BPNN 模型中,以 SMLR-BPNN 模型的预测能力最好,说明经 SMLR 筛选后,减少了数据冗余,光谱与土壤含水率的关系

显著提高,预测模型的精度得到提升。从两种土壤对比来看, SMLR 和 BPNN 模型整体建模效果紫色土

优于黄壤,说明土壤含水率的两类模型对紫色土的适用性高于黄壤。

表 2 紫色土与黄壤多元逐步回归分析

土壤类型	变换方式	特征波段/ nm	回归方程	建模集		验证集		
				R <sub>c</sub> <sup>2</sup>	RMSEC/%	R <sub>v</sub> <sup>2</sup>	RMSEV/%	RPD
紫色土	R	352,998,1 902,1 906,1 910,2 006,2 013,2 019,2 037,2 100	$Y = -0.895X_{1906} + 0.30$	0.90	2.13	0.87	3.47	0.76
	lgR	1 900,1 905,1 908,1 915,1 945,1 977,1 980,1 996,2 012,2 040	$Y = -0.24X_{1908} - 0.05$	0.92	1.90	0.92	2.58	1.40
	R'	390,622,837,1 142,1 508,1 736,2 072,2 177,2 288,2 447	$Y = -2 406.62X_{1736} + 0.21$	0.98	1.08	0.95	1.74	1.96
	lgR'	403,556,633,872,1 142,1 507,1 725,1 881,2 045,2 328	$Y = -1 514.88X_{872} + 0.50$	0.94	1.83	0.93	3.03	1.68
黄壤	R	1 698,1 715,1 720,1 724,1 740,1 806,1 818,1 822,1 825,1 830	$Y = -0.59X_{1818} + 0.37$	0.91	2.05	0.90	3.01	1.29
	lgR	991,999,1 007,1 042,1 047,1 051,1 057,1 070,1 074,1 089	$Y = -0.405X_{1047} - 0.07$	0.92	1.98	0.93	3.12	1.36
	R'	621,1 037,1 150,1 355,1 543,1 714,1 816,1 940,2 195,2 251	$Y = -2 144.95X_{1714} + 0.20$	0.96	1.39	0.94	1.85	1.58
	lgR'	412,727,1 097,1 207,1 377,1 523,1 795,1 932,2 108,2 298	$Y = -1 554.25X_{1795} - 0.02$	0.95	1.60	0.86	3.83	1.54

注:Y 为土壤含水率; X<sub>1906</sub> 为 1 906 nm 波段对应的光谱数据变换后反射率的值。两种土壤样本数均为 30。

表 3 最优子网模型回归分析结果

土壤类型	模型	建模集		验证集		RPD
		R <sub>c</sub> <sup>2</sup>	RMSEC/%	R <sub>v</sub> <sup>2</sup>	RMSEV/%	
紫色土	R-BPNN	0.99	0.61	0.95	1.20	2.64
	SMLR-BPNN	0.99	0.37	0.98	0.78	3.54
黄壤	R-BPNN	0.98	0.83	0.94	1.26	2.03
	SMLR-BPNN	0.99	0.56	0.96	1.13	2.21

### 3 讨论

(1) 不同含水率和土壤类型光谱特征。在不同土壤含水率下,光谱反射率大小存在差异,但曲线形状具有相似性。本研究紫色土与黄壤土壤含水率的范围为 8%~29%,小于两种土壤的田间持水量,随着土壤含水率的增加光谱反射率逐渐降低,这与姚艳敏等<sup>[6]</sup>、Gou 等<sup>[10]</sup>的研究结果一致。而当土壤含水率超过田间持水量时,土壤表层出现水层,光线射入时会形成镜面,增大反射率<sup>[21]</sup>。在同一含水率下黄壤的土壤光谱反射率整体高于紫色土且在 1 450~2 200 nm 波段黄壤的变化幅度更加明显。主要原因可能与紫色土和黄壤的矿物类型和含量差异有关,已有研究表明在可见光区的吸收主要与含铁矿物(如赤铁矿、针铁矿)有关<sup>[22]</sup>;近红外波段主要受到 CH,CO,NH 等基团的影响;1 400 nm 附近的吸收谷主要是土壤表面吸附水、黏土矿物晶格结构水等吸收引起,1 900 nm 附近蒙脱石类矿物有较强的吸收带,2 200 nm 附近主要存在黏土矿物(高岭石)的吸收带<sup>[20]</sup>。

(2) 土壤含水率的光谱特征波段。土壤光谱信息是土壤所有性质的综合表达,不同土壤类型的光谱特征和特征波段往往存在差异。研究者们采用各种数据分析方法对不同土壤类型进行特征波段提取结果见表 4。由表 4 可知,张俊华等<sup>[13]</sup>和彭杰等<sup>[11]</sup>分别对碱土和草甸土的研究结果较为一致,认为土壤水分的特征波段主要在可见光波段。姚艳敏等<sup>[6]</sup>、何挺等<sup>[12]</sup>和 Peng 等<sup>[21]</sup>则认为近红外波段更适合光谱的特征波段提取。本研究紫色土与黄壤最优特征波段分别为 1 736 nm 和 1 714 nm,属于近红外波段,与姚艳敏等<sup>[6]</sup>的研究结果更为接近,但在不同土壤类型下,各研究者所提取的具体波段均有所不同。除土壤本身性质影响外,数据处理方法对特征波段的提取也有较大影响,例如微分变换通过计算不同阶数的微分,将光谱数据中的一些隐匿信息揭示出来,快速确定波长范围内的拐点及最大、最小反射率位置,同时可以消除噪音及其他背景对光谱的影响,提高光谱的灵敏性;而包络线消除法能够有效地突出某波段处光谱曲线的吸收和反射特征,将其归一化到统一的光谱背景上与其他光谱进行波段特征比较,从而确定敏感波段<sup>[23]</sup>。Gou 等<sup>[10]</sup>对同一土壤光谱反射率采用微分变换和去包络线处理提取得出了不同的特征波段。本研究原始光谱反射率经 lgR,R' 和 lgR' 处理后,与土壤含水率的最高相关系数波段均发生变化;在数值上,两种微分变换的相关系数最大值较 R,lgR 有所

增加,但  $R$  与  $\lg R$  差异不大,表明微分变换比对数变换更适合作为紫色土和黄壤特征波段提取的变换方式。因此,对不同类型土壤进行具体研究,分析各土

壤类型下的最优数据变换方式和特征波段提取方法,寻找出共同规律,为区域尺度乃至全球尺度的土壤水分信息的快速获取奠定理论基础。

表 4 不同土壤类型下土壤含水率的特征波段

土壤类型	数据处理方法	特征波段/nm	来源
草甸土	反射率倒数	698,702,703,746,747	彭杰等 <sup>[11]</sup>
碱土	一阶微分	408,521,751	张俊华等 <sup>[13]</sup>
黑土	对数和一阶微分	1 328,1 438,1 742,2 156	姚艳敏等 <sup>[6]</sup>
潮土	CARS	443~449,1 408~1 456,1 916~1 943,2 209~2 225	于雷等 <sup>[9]</sup>
黄棕壤、红黏土和潮土	小波变化	503,1 048,1 464,1 482,1 902,1 920,1 977,2 151,2 158,2 215	Peng 等 <sup>[22]</sup>
黄绵土和风沙土	对数、一阶微分、对数一阶微分、包络线消除	1 450 nm 和 1 925 nm 附近吸收带	何挺等 <sup>[12]</sup>

(3) 土壤含水率的光谱估测模型。分别采用线性和非线性模型对土壤含水率进行反演, SMLR 和 BPNN 模型预测精度均较高,  $R^2 \geq 0.86$ ,  $RMSEV \leq 3.83$ , 且经数学变换后,提高了 SMLR 模型的精度,这与其他研究者的结论一致<sup>[6,10]</sup>,表明适当的光谱变换不仅有利于提取特征波段,且能有效提高建模精度。从两类模型对比来看,紫色土和黄壤 BPNN 最优模型的  $R^2$  比 SMLR 最优模型分别增大了 0.03, 0.02,  $RMSEV$  分别减少了 0.96, 0.72,  $RPD$  分别增加了 1.58, 0.63, 表明 BPNN 模型的预测能力优于 SMLR 模型。这与沈润平等<sup>[18]</sup>、张娜等<sup>[24]</sup> 研究土壤有机质、土壤质地的高光谱估测模型结论一致。其原因可能是土壤光谱信息与土壤性质之间不是单一的线性关系, SMLR 模型只能进行线性回归预测,而 BPNN 模型同时具备线性和非线性处理能力<sup>[22]</sup>;另一方面, SMLR 模型的算法特点是将使误差增大的特征波段剔除, BPNN 模型则保留了更多的波段,光谱信息更加丰富,因而模型精度更高。综上所述,对于西南地区紫色土和黄壤土壤含水率快速获取, BPNN 建模方法更好。

本文采用室内光谱测量分析技术,消除了野外大气状况、植被覆盖等因素的影响;通过控制变量,减小了土壤性质如有机质、质地、成土母质等对土壤反射光谱的影响,检验结果表明模型精度较高。但大气状况和土壤理化性质等因素有可能影响野外估测精度,因此需要结合室内光谱反演和室外遥感应用,以提高模型的可靠性和实用性。此外,本文中估测模型的构建基于西南地区两种典型土壤类型,今后仍需对不同地区不同土壤类型光谱数据进行测试和完善,以增强土壤含水率估测模型的稳定性和普适性。

## 4 结论

(1) 当土壤水分小于田间持水量时,紫色土和黄

壤的光谱反射率都随含水率的增加呈降低趋势,均在 1 400, 1 900, 2 200 nm 附近存在明显的水分吸收谷。相同含水率下,黄壤的光谱反射率大于紫色土。

(2) 数据变换能有效提高光谱对土壤含水率的敏感性,  $R'$ ,  $\lg R'$  比  $R$ ,  $\lg R$  更能明显、稳定地提取特征波段。

(3) 根据光谱反射率及其变换形式建立的两类土壤含水率的线性和非线性预测模型, BPNN 模型预测效果优于 SMLR 模型,其中以经 SMLR 筛选特征波段后建立的 BPNN 预测能力最好。

## [ 参 考 文 献 ]

- [1] Western A W, Grayson R B, Blöschl G, et al. Observed spatial organization of soil moisture and its relation to terrain indices [J]. *Water Resources Research*, 1999, 35 (3): 797-810.
- [2] Zhang Yongwang, Deng Lei, Yan Weiming, et al. Interaction of soil water storage dynamics and long-term natural vegetation succession on the Loess Plateau, China [J]. *CATENA*, 2016, 137: 52-60.
- [3] 李海萍, 庄大方, 熊利亚. 北京周边沙源区沙化土地光谱特征初探[J]. *地理研究*, 2002, 21(5): 599-607.
- [4] 李民赞, 郑立华, 安晓飞, 等. 土壤成分与特性参数光谱快速检测方法及其传感技术[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(3): 73-87.
- [5] 吴龙国, 王松磊, 何建国. 基于高光谱技术的土壤水分无损检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(8): 2563-2570.
- [6] 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.
- [7] Muller E, Décamps H. Modeling soil moisture-reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 173-180.
- [8] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(3): 722-727.

(下转第 190 页)

- Indicators, 2018, 84: 820-827.
- [15] Liu Meiling, Liu Xiangnan, Wu Ling, et al. Establishing forest resilience indicators in the hilly red soil region of Southern China from vegetation greenness and landscape metrics using dense Landsat time series [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 121: 106985.
- [16] 刘家旗, 茹少峰. 基于生态足迹理论的黄河流域可持续发展研究[J]. *改革*, 2020(9): 139-148.
- [17] 彭翀, 王静. 河南省经济空间带动性发展格局及其城镇化空间策略研究[J]. *经济地理*, 2014, 34(9): 68-73.
- [18] 汪芳, 安黎哲, 党安荣, 等. 黄河流域人地耦合与可持续发展人居环境[J]. *地理研究*, 2020, 39(8): 1707-1724.
- [19] 张佰发, 苗长虹. 黄河流域土地利用时空格局演变及驱动力[J]. *资源科学*, 2020, 42(3): 460-473.
- [20] Beisner B E, Haydon D T, Cuddington K. Alternative stable states in ecology [J]. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 2003, 1(7): 376-382.
- [21] UNU-IAS, Bioversity International, IGE, et al. Toolkit for the indicators of resilience in socio-ecological production landscapes and seascapes (SEPLS) [EB/OL]. [2020-04-30].
- [22] 尹莎, 杨新军, 陈佳. 人地系统适应性研究进展: 概念、理论框架与方法[J]. *地理科学进展*, 2021, 40(2): 330-342.
- [23] Lambin E F, Meyfroidt P. Land use transitions: Socio-ecological feedback versus socio-economic change [J]. *Land Use Policy*, 2010, 27(2): 108-118.
- [24] 王帅, 傅伯杰, 武旭同, 等. 黄土高原社会—生态系统变化及其可持续性[J]. *资源科学*, 2020, 42(1): 96-103.
- [25] 孙晶, 王俊, 杨新军. 社会—生态系统恢复力研究综述[J]. *生态学报*, 2007, 27(12): 5371-5381.
- [26] 宋世雄, 梁小英, 梅亚军, 等. 基于 CBDI 的农户耕地撂荒行为模型构建及模拟研究: 以陕西省米脂县冯阳坳村为例[J]. *自然资源学报*, 2016, 31(11): 1926-1937.
- [27] 陈佳, 杨新军, 尹莎, 等. 基于 VSD 框架的半干旱地区社会: 生态系统脆弱性演化与模拟[J]. *地理学报*, 2016, 71(7): 1172-1188.
- [28] Thompson I, Mackey B, McNulty S, et al. Forest Resilience, Biodiversity, and Climate Change. A synthesis of the biodiversity/resilience/stability relationship in forest ecosystems [Z]. Secretariat of the Convention on Biological Diversity, Montreal. Technical Series No.43, 2009.
- [29] 乌宁巴特, 刘新平, 马相平. 叶尔羌河流域土地生态脆弱性差异评价[J]. *干旱区地理*, 2020, 43(3): 849-858.
- [30] Zhang Lihui, Nie Qingyun, Chen Biying, et al. Multi-scale evaluation and multi-scenario simulation analysis of regional energy carrying capacity: Case study, China [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 734: 139440.

(上接第 180 页)

- [9] 于雷, 朱亚星, 洪永胜, 等. 高光谱技术结合 CARS 算法预测土壤水分含量[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(22): 138-145.
- [10] Gou Yu, Wei Jie, Li Jinlin, et al. Estimating purple-soil moisture content using Vis-NIR spectroscopy [J]. *Journal of Mountain Science*, 2020, 17(9): 2214-2223.
- [11] 彭杰, 向红英, 王家强, 等. 基于野外实测高光谱数据的干旱区耕作土壤含水量反演研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2013, 31(2): 241-246.
- [12] 何挺, 王静, 程焯, 等. 土壤水分光谱特征研究[J]. *土壤学报*, 2006, 43(6): 1027-1032.
- [13] 张俊华, 贾科利. 典型龟裂碱土土壤水分光谱特征及预测[J]. *应用生态学报*, 2015, 26(3): 884-890.
- [14] 李治玲. 生物炭对紫色土和黄壤养分、微生物及酶活性的影响[D]. 重庆: 西南大学, 2016.
- [15] 李仲明. 中国紫色土(上册)[M]. 北京: 科学出版社, 1991: 40-79.
- [16] 何毓蓉. 中国紫色土(下册)[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 8-18.
- [17] 陈俊佳, 陈志彪, 陈志强, 等. 不同水土保持措施对闽西紫色土速效养分及可蚀性的影响[J]. *水土保持学报*, 2019, 33(1): 45-50.
- [18] 沈润平, 丁国香, 魏国栓, 等. 基于人工神经网络的土壤有机质含量高光谱反演[J]. *土壤学报*, 2009, 46(3): 391-397.
- [19] 刘焕军, 王翔, 张小康, 等. 松嫩平原主要土壤类型含水量高光谱预测模型[J]. *土壤通报*, 2018, 49(1): 38-44.
- [20] 赵明松, 谢毅, 陆龙妹, 等. 基于高光谱特征指数的土壤有机质含量建模[J]. *土壤学报*, 2021, 58(1): 42-54.
- [21] Peng Jian, Shen Hong, He Sanwei, et al. Soil moisture retrieving using hyperspectral data with the application of wavelet analysis [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2013, 69(1): 279-288.
- [22] Stenberg B, Viscarra Rossel R A, Mouazen A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science [M]// *Advances in Agronomy*. Amsterdam: Elsevier, 2010: 163-215.
- [23] Steinberg A, Chabrilat S, Stevens A, et al. Prediction of common surface soil properties based on vis-NIR airborne and simulated EnMAP imaging spectroscopy data: Prediction accuracy and influence of spatial resolution [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(7): 613.
- [24] 张娜, 张栋良, 李立新, 等. 基于高光谱的区域土壤质地预测模型建立与评价: 以河套灌区解放闸灌域为例[J]. *干旱区资源与环境*, 2014, 28(5): 67-72.