

土壤水分的高光谱响应特性及定量监测研究

张海涛 闫晓斌 冯美臣 杨武德 肖璐洁 宋晓彦 张美俊 王乐乐 王超

(山西农业大学农学院, 030801, 山西晋中)

摘要 为及时、准确地监测土壤含水量 (SMC), 采用室内条件下人工模拟不同 SMC 环境的方法, 通过测定各时间段的 SMC 及其对应的土壤光谱反射率, 运用连续投影算法 (SPA) 提取土壤水分的特征波长, 结合多元线性回归 (MLR) 方法, 构建 SMC 的高光谱定量监测模型。结果表明, 光谱反射率随着样本 SMC 的增加而逐渐降低, 二者存在明显的负相关关系; 采用 SPA 方法提取的光谱特征波段为 422、629、817、976、1121、1258、1359、1448、1830 和 2022nm; 构建的 SPA-MLR 土壤水分高光谱监测模型表现出良好的预测效果 (校正集的 $R^2=0.930$ 、 $RMSE=8.845$ 、 $RPD=3.794$, 验证集的 $R^2=0.927$ 、 $RMSE=8.799$ 、 $RPD=3.581$)。研究结果可为土壤水分的高效精准监测提供一定的实践探索和理论参考。

关键词 土壤水分; 高光谱; 连续投影算法—多元线性回归 (SPA-MLR); 监测模型

中国的总淡水资源量处于世界前列, 但是由于我国人口基数大, 人均水资源处于世界倒数^[1-2]。农田灌溉需要大量的水资源^[3], 以保障作物正常生长及实现作物的高产优质^[4]。因此, 坚持提高农田灌溉水利用率和节约农田灌溉用水仍是我国农业未来的重要发展需求和方向^[5-6]。采用农田精确灌溉技术是提高农田水分利用率和实现农田节水的有效途径, 而实时和准确监测农田土壤水分则是进行农田精确灌溉的关键和前提。

土壤含水量 (soil moisture content, SMC) 是农业部门指导耕作措施和评判土壤属性的重要依据^[7], 传统测定 SMC 的方法精度高, 但测定过程较为繁琐^[8], 且由于土壤水分存在瞬时的时空变异性, 尤其在大尺度和大数量样本条件下, 传统测定方法存在一定的局限性^[9]。高光谱技术具有信息量大、无破坏、同步监测、时效性强且范围广等特点^[10-11], 目前被广泛应用于 SMC、土壤有机质及氮素含量的估算研究中^[12]。刘焕军等^[13]利用黑龙江省的黑土进行室内光谱测定, 提取光谱特征参数, 并基于土壤水分与光谱特征参数之间的关系建立适宜该地区的黑土土壤水分预测模型。为实现利用高光谱技术对土壤水分进行精准监测的目标, 国内外专家学者对土壤水分与光谱信息的定性和定量关系进行了大量研究^[14]。Kahaer 等^[15]

在利用分数阶微分优化光谱指数监测盐渍化土壤水分的可行性研究中表明, 土壤光谱反射率随水分的增加有明显下降的趋势。李晨等^[16]综合分析滨海盐土的 SMC 与室内土壤表面高光谱反射率的关系, 构建基于比值光谱指数的土壤水分预测模型, 该模型的决定系数 (R^2) 达到 0.780。在大田条件下, 土壤高光谱极易受到土壤水汽、土壤粗糙度和秸秆杂物等因子的影响^[17], 这对于准确揭示土壤水分的光谱特征及分析二者之间的定量关系增加了难度, 所以翟浩然等^[18]在研究利用土壤表层含水量估测土壤耕层含水量的可能性时运用室外光谱, 利用多元线性回归方法建立的模型 R^2 达到 0.886。因室内测的光谱曲线与野外的土壤光谱曲线形状基本相近^[19], 为更好地揭示土壤水分与光谱反射率之间的相互关系, 本试验选择在室内进行土壤光谱的测定, 减少大田试验环境因素对光谱反射率的影响, 更好地揭示土壤水分与光谱反射率的相关关系, 提升土壤水分预测模型的精度。

在室内条件下, 研究随着土壤样本的自然蒸发, 获得不同梯度的 SMC 及相应的光谱数据, 之后对土壤光谱数据与 SMC 进行相关性分析、应用连续投影算法 (SPA) 提取 SMC 的高光谱特征波长, 并在此基础上运用 MLR 建立较高精度的土壤水分定量监测模型。为明确土壤水分的高光谱特

作者简介: 张海涛, 主要从事土壤光谱遥感研究, E-mail: zhanghaitao0211@163.com

王超为通信作者, 主要从事光谱遥感研究, E-mail: wcqxx2005@126.com

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31871571); 山西省应用基础研究计划项目 (202203021211275); 山西省现代农业小麦产业技术体系 (2022-07); 山西省重点研发项目 (201903D211002)

收稿日期: 2021-10-12; 修回日期: 2021-12-01; 网络出版日期: 2022-10-12

征, 实现 SMC 的定量监测提供了一定的理论参考。

1 材料与方法

1.1 土壤样品采集与处理

在晋南地区的小麦田选择 10 个采集点, 每个采样点间的距离约 20km, 取 0~20cm 的表层土为研究对象, 将其放入铝盒中并分别编号, 表 1 为土壤样本的基本理化性质。将土壤样本自然风干后去除秸秆和沙石等杂质, 用木棒碾碎, 用 2mm 筛处理碾碎后的土样。选取 10 个培养皿(直径为 10cm, 高 2cm) 并称重 (m), 将 10 份过筛土样分别置于培养皿中, 并平整样本表面。使用 1 个直径 5mm 的中空细管沿着培养皿壁垂直插入培养皿底部, 细

管上方再放置一个稍细于细管的漏斗, 并在漏斗中缓慢注入蒸馏水, 直至土壤表面有水分溢出, 可避免从上方加水形成的表面不平整问题, 以便下一步光谱测定时有较少的误差, 最后在室温条件下使其自然蒸发即可。为保证所获取 SMC 的差异性, 前 3d 和后 3d 分别进行时间间隔为 12 和 24h 的称重 (M_i) 以及高光谱测定, 最后将土样进行 80°C 烘干后称重 (M)。共测定 9 次, 共计 90 个样本数据, 剔除其中 2 个异常样本数据后进行分析。SMC 获取参考如下公式:

SMC (%) = $(\bar{M}_i - M) / (M - m) \times 100$, 式中, M 代表烘干后土样与培养皿的重量, M_i 代表风干过程中土样与培养皿的重量 ($i=1, 2, 3, \dots, 9$), m

表 1 土壤样本的理化性质
Table 1 Physicochemical properties of soil samples

编号 Number	全碳 Total carbon (%)	全氮 Total nitrogen (mg/g)	容重 Bulk density (g/cm ³)	黏粒含量 Clay content (%)	沙粒含量 Sand content (%)
1	0.583	4.318	1.293	22.875	77.125
2	0.236	3.669	1.167	15.376	84.624
3	1.084	4.081	1.268	30.112	69.888
4	0.897	1.395	1.574	38.163	61.837
5	0.806	3.268	1.292	26.084	73.916
6	1.293	2.328	1.394	26.829	73.171
7	1.303	3.421	1.343	28.107	71.893
8	1.491	3.192	1.387	26.884	73.116
9	1.397	2.464	1.480	35.202	64.798
10	2.955	2.828	1.467	32.694	67.306

代表培养皿重。

1.2 光谱采集

本试验在暗室内采用美国 ASD 公司的 Field Spec Pro FR 型便携式光谱仪(光谱区域为 350~2500nm) 测定 2mm 过筛土样的光谱。光谱测量时, 光源(50W 卤素灯) 照射方向与垂直方向的夹角为 15°, 光源距土壤样品表面 30cm, 探头视场角为 10°, 传感器探头距土壤样品表面 20cm。测量时保持培养皿静止不动, 探头随机选取 5 点, 每点采集 10 条光谱曲线, 每次测量前进行标准白板校正, 每个样本所得的光谱数据共计 50 个, 剔除异常值后, 将所采集到的光谱数据平均值作为该土样实际室内的光谱反射率^[20]。

1.3 模型评价指标

研究采用 R^2 、均方根误差 (RMSE) 及相对分析误差 (RPD) 3 个参数评判模型的预测精度^[21],

计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i' - \bar{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y}_i)^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_i')^2} \quad (2)$$

$$RPD = SD / RMSE \quad (3)$$

式中, n 代表样本个数; Y_i' 和 Y_i 代表样本的预测值和实测值; \bar{Y}_i 是样本实测值的平均值; SD 和 RMSE 分别表示样本标准差和均方根误差。

1.4 数据处理

使用 View Spec Pro 光谱分析软件对原始土壤光谱数据进行预处理, 利用 Matlab 2010 和 SPSS 22.0 软件进行特征波段提取及模型的建立, 利用 Origin 2019b 软件制图。

2 结果与分析

2.1 土壤含水量数据分析

由表 2 可知，总样本共有 88 个，选择 3:1 作

为校正集和验证集的比值；其中校正集的样本含水量的变化范围为 0.022%~106.999%，标准差为 33.554%；验证集的样本含水量的样本变化范围为 0.021%~91.492%，标准差为 31.510%。

表 2 土壤含水量的描述性统计分析
Table 2 Descriptive statistical analysis of the SMC %

	样本数 Sample	范围 Range	最小值 Min.	最大值 Max.	平均值 Average	标准差 SD	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis
总样本 Total sample	88	106.978	0.021	106.999	24.981	32.899	0.968	-0.487
校正集 Calibration set	66	106.978	0.022	106.999	25.691	33.554	0.962	-0.479
验证集 Validation set	22	91.471	0.021	91.492	22.853	31.510	1.035	-0.459

2.2 土壤含水量与光谱的响应特性

为研究土壤水分与土壤光谱的响应特性，分析了不同土壤含水量梯度下的土壤光谱反射率，结果如图 1 所示。由图 1 可知，土壤含水量的光谱反射率可明显分为 3 组：含水量为 0%~20%时，土壤光谱反射率为最大值；含水量为 20%~60%时，存在明显的 2 个水分吸收谷，分别在 1400 和 1900nm 附近；含水量为 60%~107%时，由于土壤表面存在大量的水分，此时土壤样本的光谱反射率特征表现为水体光谱反射率特征，在 1400~2450nm 的近红外光谱区域，光谱反射率几乎为 0%。土壤含水量从 0%~107%逐渐上升时，相对应的光谱反射率不断降低。但反射率在可见光波段（380~780nm）变化的幅度明显小于近红外波段（780~2450nm）。且在可见光波段，光谱反射率随波长的增加均有明显升高的趋势，5 个分段含水

量光谱反射率的增长斜率随土壤含水量的增加而不断降低，依次为 0%~20% > 20%~40% > 40%~60% > 60%~80% > 80%~107%。

2.3 土壤含水量与光谱的相关性分析及土壤含水量的高光谱特征

采用相关分析法进一步分析土壤含水量与土壤光谱之间的相关关系，并利用 SPA 提取土壤水分的光谱波段，结果如图 2 所示。由图 2 可得，在波长为 380~780nm 范围内，相关性开始降低，且在 780nm 附近土壤含水量与光谱的相关性最弱；在 780~1000nm 之间相关性开始递增，在 1100~1400nm 之间相关系数与波长间呈现明显的负相关关系；在 1400 和 1900nm 波段附近，土壤光谱反射率与土壤含水量的相关系数出现 2 个极值，这 2 个极值的出现是因为该光谱区域的光谱吸收与水分较为密切。曲线上的点为基于 SPA 提取的 10 个光谱波段，其中在可见光范围内有 2 个光谱波段，即 422 和 629nm。近红外短波段范围内有 817 和 976nm 2 个特征波段，由图 1 可知当土

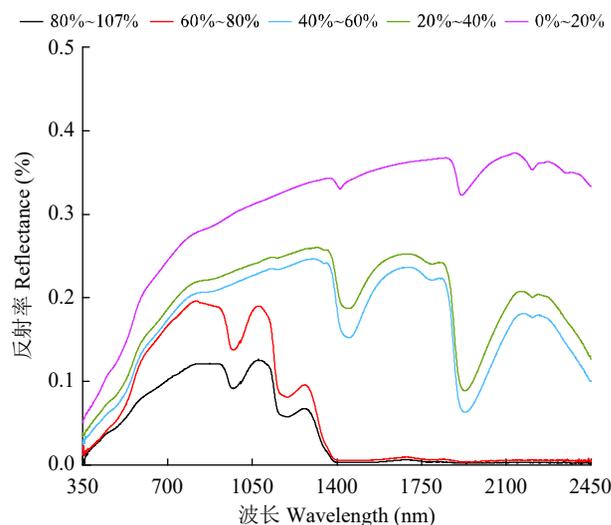


图 1 不同土壤含水量条件下的高光谱的特性
Fig.1 Hyperspectral characteristics under different levels of the SMC

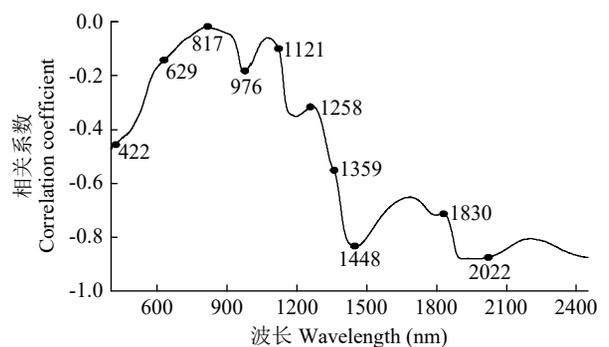
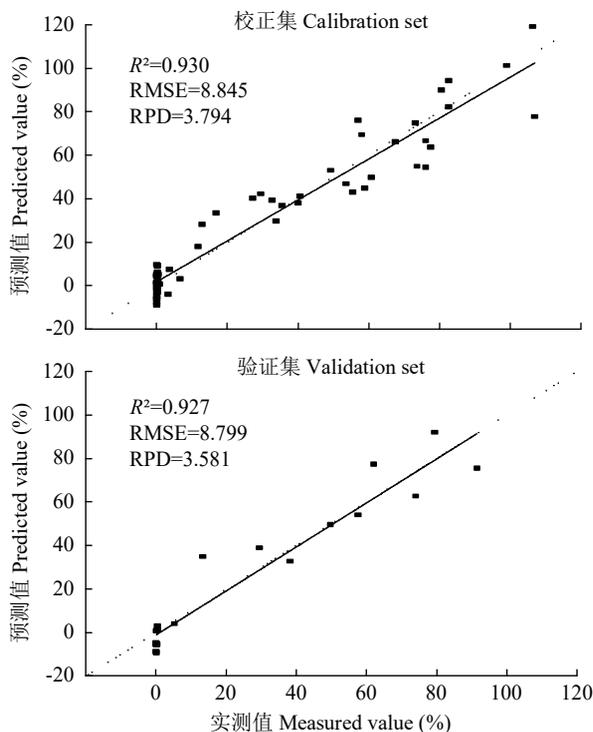


图 2 土壤含水量与光谱的相关性和土壤水分的高光谱特征波段
Fig.2 Relationship between the SMC and soil spectra and hyperspectral characteristic bands of the SMC

壤含水量大于 60% 时, 光谱波段 817nm 附近有明显的波谷, 在 976nm 附近有明显的波峰, 说明这 2 个波段与土壤水分具有重要的关系。在近红外长波范围内有 6 个特征波段, 其中 1448 和 2022nm 附近存在强烈的水分吸收谷, 是经典的土壤水分特征波段。

2.4 基于 SPA-MLR 的土壤含水量光谱监测

图 3 为土壤水分高光谱监测模型的 1:1 拟合图, 此图可直观地看出模型的表现。由图 3 可知, 校正集和验证集的 R^2 分别为 0.930 和 0.927, 接近于 1, RMSE 分别为 8.845 和 8.799, RPD 均达到 2.000 以上, 校正集和验证集的实测值和预测值的拟合线与 1:1 拟合线基本重合, 表明 SPA-MLR 模型的预测效果好, 可以实现利用高光谱对土壤含水量的精准定量监测。



虚线为 1:1 拟合线, 实线为实测值和预测值拟合线
The dashed line is a 1:1 fitting line, the solid line is a fitting line of predicted and measured values

图 3 土壤水分的光谱监测模型的 1:1 拟合图

Fig.3 The 1:1 fitting diagram of SMC spectral monitoring model

3 讨论

本研究通过分析土壤含水量与高光谱反射率间的相关性得出, 在 780nm 附近二者的相关性最低, 在 1448 和 1900nm 附近二者的相关性最高。

780nm 是可见光波段与近红外波段的分界线, 在 350~780nm 范围内, 不同含水量的光谱曲线变化规律基本相似; 在 780~2450nm 范围内, 因土壤含水量的不同, 5 个分段的含水量光谱反射率数值相差较大, 土壤含水量对可见光波段光谱反射率的影响要明显小于近红外波段, 其原因是随着土壤含水量的逐渐增大, 可见光波段的光谱反射率会逐渐趋于饱和^[22]。在土壤吸收水分的过程中, 首先是土粒的表面吸水形成吸湿水和膜状水, 然后水分再增加就会进入土壤的大小孔隙形成毛细水^[23], 所以在可见光波段范围内土壤含水量的不同对光谱的反射率基本没有影响^[24]。1400 和 1900nm 附近的波段是土壤水分的光谱敏感波段, 在这 2 个波段附近土壤含水量与光谱反射率相关性较高^[25], 但在利用遥感反演大田土壤水分时, 由于受到大气中水蒸气的干扰, 这 2 个波段没有实际作用^[21]。Sun 等^[26]对土壤样本进行野外光谱数据采集时表明, 所获得的光谱曲线在 1400 和 1900nm 附近存在明显的光谱数据噪声, 不能用于水分的反演。

利用全波谱的光谱数据对土壤水分含量进行反演时, 由于全波谱的土壤光谱数据中存在大量的冗余信息和噪声会增加模型的复杂度, 最终影响模型的精度^[27]。因此, 对光谱数据进行降维以减少冗余信息和简化模型的结构是很有必要的。传统的波段选择方法主观性太强, 缺乏系统有效的选择标准, 而 SPA 是一种在前向循环中选择变量的方法, 可从复杂的光谱信息中提取有效信息, 最小化光谱变量间的共线性问题^[28]。相较全波谱的波长数量相比, 本研究采用 SPA 筛选的特征波长数量为 10 个, 极大地缩减了变量个数, 且筛选出的特征波长在可见光及近红外区域都有分布, 最终基于特征波长建立了精度较高且稳定性较好的土壤水分预测模型。

由于本试验旨在揭示土壤含水量与光谱反射率的关系, 需要排除周围环境因素对试验的干扰, 因此本研究选择在室内实验室条件下进行。本研究建立的模型验证集和校正集的 R^2 均达到了 0.900, 且通过观察土壤水分的光谱监测模型的 1:1 拟合图, 发现校正集和验证集的预测值和实测值最佳拟合线与 1:1 线基本重合, 说明 SPA-MLR

模型在室内实验室条件下能够有效监测土壤水分含量。但在利用室外光谱数据进行土壤水分反演的研究中，大多模型结果的 R^2 较低^[29-30]。因此，本研究建立的土壤水分预测模型是否适用于野外环境条件下土壤水分的监测还有待进一步验证。

4 结论

本研究对晋南地区的 10 份土壤样本分别进行不同土壤含水量的人工模拟，通过对获取的室内土壤光谱及相对应的土壤含水量分析表明，光谱反射率随着土壤含水量的增加而逐渐减小，且在可见光波段反射率的绝对变化小于近红外波段。利用 SPA 方法，筛选出能反映土壤水分光谱特征的特征波段为 422、629、817、976、1121、1258、1359、1448、1830 和 2022nm。采用 MLR 方法构建土壤含水量高光谱监测模型，校正模型表现为 $R^2=0.930$ ， $RMSE=8.845$ ， $RPD=3.794$ ，验证集为 $R^2=0.927$ ， $RMSE=8.799$ ， $RPD=3.581$ ，表明所构建模型具有较高的准确性和稳健性，在室内实验室条件下可精确地监测土壤水分含量。SPA-MLR 模型可以通过特定数量的波长实现对土壤含水量高效率、高精度的预测。

参考文献

[1] 陈东, 银永安, 王永强, 等. 中国农业节水灌溉技术现状及其发展对策. 作物研究, 2018, 32(4): 330-333.

[2] 廖佐毅, 张庐陵, 廖章一, 等. 浅析我国农业节水灌溉技术研究及进展. 南方农机, 2021, 52(7): 84-86.

[3] 康绍忠. 水安全与粮食安全. 中国生态农业学报, 2014, 22(8): 880-885.

[4] 韩东, 王鹏新, 张悦, 等. 农业干旱卫星遥感监测与预测研究进展. 智慧农业, 2021, 3(2): 1-14.

[5] 李睿, 姜运生, 张震, 等. 节水灌溉和遮光强度对水稻生长发育的耦合影响. 中国农业气象学, 2018, 39(11): 14-26.

[6] 吕平. 精准农业节水灌溉技术推广与应用. 山西水利科技, 2020(2): 60-64.

[7] 卢艳丽, 自由路, 王磊, 等. 农田不同粒级土壤含水量光谱特征及定量预测. 中国农业科学, 2018, 51(9): 1717-1724.

[8] Wu S W, Wang C K, Liu Y, et al. Inversion and mapping of the moisture content in soil profiles based on hyperspectral imaging technology. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(9): 2847-2854.

[9] 朱亚星. 土壤水分敏感波段优选与耕层土壤含水量估测研究. 武汉: 华中师范大学, 2018.

[10] 杨涛, 宫辉力, 李小娟, 等. 土壤水分遥感监测研究进展. 生态学报, 2010, 30(22): 6264-6277.

[11] Wang C, Feng M C, Yang W D, et al. A new method to decline

the SWC effect on the accuracy for monitoring SOM with hyperspectral technology. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(12): 3495-3499.

[12] Lin L X, Wang Y J, Xiong J B. Hyperspectral extraction of soil available nitrogen in nan mountain coal waste scenic spot of Jinhuaogong mine based on enter-PLSR. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(6): 1656-1659.

[13] 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. 土壤通报, 2018, 49(1): 38-44.

[14] Li X X, Liang B W, Bai X B, et al. Research progress of spectroscopy in the detection of soil moisture content. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(12): 3705-3710.

[15] Kahaer Y, Tashpolat N, Shi Q, et al. Possibility of zhuhai-1 hyperspectral imagery for monitoring salinized soil moisture content using fractional order differentially optimized spectral indices. Water, 2020, 12(12): 3360.

[16] 李晨, 张国伟, 周治国, 等. 滨海盐土土壤水分的高光谱参数及估测模型. 应用生态学报, 2016, 27(2): 525-531.

[17] 李美婷. 新疆不同质地土壤含水量光谱特征分析. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2012.

[18] 翟浩然, 李西灿, 钟浩, 等. 耕层土壤含水量间接光谱估测模型. 中国农学通报, 2020, 36(11): 86-91.

[19] 刘焕军, 张柏, 宋开山, 等. 黑土土壤水分光谱响应特征与模型. 中国科学院研究生院学报, 2008, 25(4): 503-509.

[20] 郝千萍. 石灰性褐土及玉米对菌糠配施生物炭的响应研究. 晋中: 山西农业大学, 2019.

[21] 刘秀英, 王力, 宋荣杰, 等. 黄绵土风干过程中土壤含水率的光谱预测. 农业机械学报, 2015, 46(4): 266-272.

[22] 姜径, 徐建辉, 周燕林, 等. 干旱区土壤含水量光谱特征分析与反演. 安徽农业科学, 2016, 44(13): 99-101, 126.

[23] 刘洋, 丁潇, 刘焕军, 等. 黑土土壤水分反射光谱特征定量分析与预测. 土壤学报, 2014, 51(5): 1021-1026.

[24] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance. Soil Science Society of America Journal, 2002, 66(3): 722-727.

[25] Peng J, Shen H, He S W, et al. Soil moisture retrieving using hyperspectral data with the application of wavelet analysis. Environmental Earth Sciences, 2013, 69(1): 279-288.

[26] Sun Y J, Zheng X P, Qin Q M, et al. Modeling soil spectral reflectance with different mass moisture content. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(8): 2236-2240.

[27] Xia K, Xia S S, Shen Q, et al. Optimization of a soil particle content prediction model based on a combined spectral index and successive projections algorithm using Vis-NIR spectroscopy. Spectroscopy, 2020, 35(12): 24-34.

[28] Liu F, He Y. Application of successive projections algorithm for variable selection to determine organic acids of plum vinegar. Food Chemistry, 2009, 115(4): 1430-1436.

[29] 李萍, 赵庚星, 高明秀, 等. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演. 土壤学报, 2015, 52(6): 1262-1272.

[30] 尹业彪, 李霞, 赵钊, 等. 沙质土壤含水量高光谱预测模型建立及分析. 遥感技术与应用, 2011, 26(3): 355-359.

Hyperspectral Response Characteristics and Monitor on Soil Water

Zhang Haitao, Yan Xiaobin, Feng Meichen, Yang Wude, Xiao Lujie,
Song Xiaoyan, Zhang Meijun, Wang Lele, Wang Chao

(College of Agriculture, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, Shanxi, China)

Abstract In order to timely and accurately monitor the soil water content (SMC), using the method of artificial simulation of different SMC environments under indoor conditions, by measuring the SMC and its corresponding soil spectral reflectance, using the continuous projection algorithm (SPA) to extract the characteristic wavelength of soil moisture, combined with multiple linear regression (MLR) method, constructed the hyperspectral quantitative monitoring model of SMC. The results showed that the spectral reflectance gradually decreased with the increase of SMC, and there was an obvious negative correlation between them. These spectral wavelengths of 422, 629, 817, 976, 1121, 1258, 1359, 1448, 1830 and 2022nm extracted by the method of SPA were proved to be closely related with the SMC. The combined method of SPA-MLR was adopted to construct the predictive model of SMC based on the extracted spectral wavelengths and it achieved good accuracy and stability (calibration set: $R^2=0.930$, RMSE=8.845, RPD=3.794; validation set: $R^2=0.927$, RMSE=8.799, RPD=3.581). The research results would provide some practical exploration and theoretical reference for the efficient monitoring of SMC with the hyperspectral technology.

Key words Soil moisture; Hyperspectral; Successive projection algorithm-multiple linear regression (SPA-MLR); Monitor model