

基于差异化光谱指数的盐渍土水分含量预测^① ——以滨海盐土为例

刘 娅^{1,2}, 潘贤章^{1*}, 王昌昆¹, 李燕丽^{1,2}, 石荣杰^{1,2}, 李志婷^{1,2}

(1 中国科学院土壤环境与污染修复重点实验室(南京土壤研究所), 南京 210008; 2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 以滨海盐土为研究对象, 通过添加不同浓度的盐溶液并模拟蒸发过程, 获取不同含水、含盐量的土壤样品, 并测定土壤光谱和土壤含水量, 分别运用光谱指数法和偏最小二乘回归法(PLSR)对土壤含水量进行预测。结果表明: 由 2 027 nm 和 1 878 nm 构建的土壤水分差异化光谱指数($NDMI_{2027,1878}$)是预测土壤水分的最优指数, 且适用于任何等级的盐渍化土壤, 其建模集和验证集的预测结果均优于 PLSR 方法, 验证集 R^2 达 0.99, $RMSE$ 仅为 21.84 g/kg, 可比较准确地预测盐渍化土壤的含水量。

关键词: 滨海盐土; 土壤含水量; 可见-近红外光谱; 光谱指数; 预测

中图分类号: S151.9

土壤水分不仅是土壤的重要组成部分, 更是植物生长、发育的必要条件, 且对热量平衡、土壤温度、农业墒情等具有重要意义。对盐渍化土壤而言, 土壤盐分状况更与水分含量密切相关, “盐随水来, 盐随水去” 已经成为基本的认知, 因此, 对盐渍化土壤含水量的准确、快速和低成本监测更为重要。常用的土壤水分监测方法中, 中子仪及张力计等对土壤和环境适应性有限, 且需要校正, 成本较高^[1]。近年来, 时域(TDR)、频域反射仪(FDR)等野外快速测定土壤含水量的方法已被广泛采用, 但是由于其测定主要依赖于土壤介电常数与土壤体积含水量之间的关系, 因而在测定高盐土壤含水量时容易出现较大误差^[2]。

近年来, 由于高光谱遥感可快速获取地面土壤的反射光谱信息, 为土壤水分监测研究提供了一种新的途径。有学者通过对不同含水量状态下黄河三角洲盐渍土含水量及光谱进行分析, 认为 552、862、1 201、1 430、2 029 和 2 218 nm 构建的 BP 神经网络土壤含水量预测模型优于多元线性回归分析模型^[3]。另有研究人员对不同含水、含盐量条件下土壤含水量及土壤光谱进行了研究, 结果表明一阶微分后 1 300 nm 和 1 970 nm 构建的差值光谱指数可准确反演土壤含水

量, 且不受土壤含盐量的影响^[4]。还有研究表明土壤含水量可作为反演土壤含盐量的一个变量, 参与盐分反演方程的构建^[5]。但前人研究对含盐土壤含水量的预测精度有限, 且难以实现对土壤水分的快速、准确、低成本预测。

因此, 本研究通过对 40 个不同含盐量的滨海盐土样品, 从水分饱和到风干过程中 19 次观测结果(共 760 组数据)的分析, 研究了反射光谱与滨海盐土土壤含水量之间的关系, 提出了土壤水分差异化光谱指数, 可较准确地预测滨海盐土土壤水分, 为土壤含水量的快速、准确获取提供了一种方法。

1 材料与方法

1.1 供试土壤与实验设计

供试的基础土壤为采自江苏省盐城市的 4 个土样, 均属滨海盐土亚类, 由沿海地区的盐渍淤泥发育而成。滨海盐土含盐量高, 尤其是 Cl^- 和 Na^+ 较多, pH 值较高, 是采样区内滨海盐土的典型代表。采集的 4 个土样经风干后, 挑出瓦砾、植被根茬等异物, 用木棒碾碎后过 2 mm 筛后待用。供试的 4 个土壤的基本理化性质如表 1 所示。

基金项目: 国家自然科学基金项目(41071140)、中国科学院战略性先导科技专项(XDB15040300)和土壤学科领域基础科学数据整合与集成应用项目(XXH12504-1-02)资助。

* 通讯作者(panxz@issas.ac.cn)

作者简介: 刘娅(1986—), 女, 山东菏泽人, 博士研究生, 主要从事土壤遥感方面的研究。E-mail: liuya@issas.ac.cn

表 1 基础土壤理化性质
Table 1 Basic properties of the tested soils

基础土壤	pH	C/N	全氮 (g/kg)	有机质 (g/kg)	全磷 (g/kg)	全钾 (g/kg)	速效磷 (mg/kg)	速效钾 (mg/kg)	黏粒 (g/kg)	粉粒 (g/kg)	砂粒 (g/kg)
No. 1	8.20	9.90	1.10	18.76	2.26	21.77	15.15	162	88.2	809.0	108.6
No. 2	8.14	10.22	1.01	17.85	1.55	21.39	6.87	92	84.2	791.0	125.1
No. 3	8.30	11.26	0.96	18.61	2.14	20.85	9.34	108	110.0	706.0	183.4
No. 4	8.07	8.56	0.92	13.53	2.10	20.97	12.24	106	69.5	815.0	115.4

为获取不同含盐量、含水量等级,对 4 个基础土壤均添加不同浓度的 NaCl 溶液,并将其置于室内自然蒸发,直至土壤含水量与光谱不再变化,整个蒸发过程中每隔 12 h 测量土壤光谱和水分含量一次。每个基础土壤均设置 10 个盐分梯度,共制备土壤样品 40 个。过筛后的土壤,分别装入 40 个直径 6.5 cm,深 2.5 cm,底部有小孔的铝盒内,表面用直尺刮平,底部分别放入盛有蒸馏水、1.5、3、6、9、12、16、20、30 和 35 g/kg 的 NaCl 溶液的培养皿中润湿,直到表层湿润达到饱和,放置 24 h 后待表层的自由水消失后,开始定时测定其质量含水量及反射光谱。制备后土壤样品的含水、含盐量范围如表 2 所示。

表 2 制备样品的含水、含盐量
Table 2 Soil water and salt contents of the prepared samples

基础土壤	土壤含盐量(g/kg)	土壤含水量(g/kg)
No. 1	0.30 ~ 16.93	21.36 ~ 487.60
No. 2	0.86 ~ 18.32	19.66 ~ 515.93
No. 3	0.38 ~ 17.70	19.54 ~ 509.63
No. 4	0.44 ~ 17.69	19.68 ~ 510.88

1.2 土壤含盐量数据获取

土壤含盐量通过计算得到,铝盒重为 W_1 ,盛满干土后的重量(铝盒重+干土重)为 W_2 ,放入培养皿中吸取不同浓度盐溶液之后的重量(铝盒重+土重+盐溶液重)为 W_3 ,盐溶液浓度是配制时已知记为 c ,则该样品吸收溶液中盐的质量为 $m=(W_3-W_2) \times c$,则土壤含盐量 $ssc(\text{g/kg})$ 可以由下式表示:

$$ssc = \frac{m}{W_2 - W_1 + m} \times 1000 + m_0 \quad (1)$$

式中: m_0 为土壤中原始含盐量。

1.3 土壤含水量数据获取

土壤含水量为质量含水量,单位为 g/kg。每次测量光谱的同时也称取样品的重量记为 W_i ,该样品第 i 次测量的含水量记为 θ_i ,该样品中盐的质量为 m ,则某个样品第 i 次观测时的含水量可由下式计算得到:

$$\theta_i = \frac{W_i - W_2 - m}{W_2 - W_1 + m} \times 1000 \quad (2)$$

1.4 光谱数据测量

光谱采集采用美国产 ASD FieldSpec 3 Hi-Res 地物光谱仪在暗室中进行,该光谱仪光谱范围为 350 ~ 2 500 nm,350 ~ 1 050 nm 之间采样间隔为 1.4 nm,1 000 ~ 2 500 nm 之间采样间隔为 2 nm,重采样间隔为 1 nm。采用 8° 视场角探头,探头到土样表面距离为 25 cm,光源为两盏 50W 的卤素灯,其到样品表面的距离为 40 cm,光源照射方向与垂直方向夹角为 45°。为消除阴影影响,每个样品采集 4 个方向的光谱,按 90° 间隔旋转样品盒,每个方向采集 5 条光谱曲线,共 20 条曲线,以 20 条光谱曲线的平均值代表该样品的光谱^[6]。每次测量前先做暗电流校正,然后用 25 cm × 25 cm 的漫反射标准参考板(Labsphere 生产)进行校正。由于 350 ~ 399 nm 与 2 400 ~ 2 500 nm 噪音比较大且不能反映土壤真实的光谱信息,本研究去除上述波段,光谱研究范围为 400 ~ 2 400 nm。

1.5 光谱数据预处理

光谱仪不同波段对能量的响应有所差别,测量所得的光谱曲线进而存在噪声,表现为光谱曲线上有很多毛刺,曲线不光滑。尤其是 2 300 ~ 2 500 nm 范围,由于光谱仪自身原因,反射率变化剧烈,信噪比很低,因此,需对所测光谱进行平滑优化处理,以减小噪声干扰。本文采用的平滑方式为 Savitzky-Golay 多项式平滑法^[7]。

1.5.1 光谱指数法 高光谱波段众多,不同的波段组合方式往往可生成新的反演土壤含水量的指数。研究表明,不同的波段组合可以增强地物的光谱反射特性。本文采用波段组合方式生成归一化水分光谱指数 (NDMI),其计算公式为:

$$\text{NDMI} = \frac{R_m - R_n}{R_m + R_n} \quad (3)$$

式中: R_m 和 R_n 分别为两个波段的反射率。

1.5.2 偏最小二乘回归法 偏最小二乘回归 (PLSR)吸收了主成分分析中提取主成分的思想,实现了数据结构的简化^[8],解决了自变量之间多重相关的问题,同时克服了主成分分析对自变量有较强解释能力但对因变量解释能力不足的缺点^[6],近年来受到国

内外学者的青睐。

1.6 模型评价方法

为了客观且准确地评价所建模型的建模及预测精度，本研究选用以下参数对其预测结果进行评价。决定系数(R^2)，均方根误差($RMSE$)。其中 $RMSE$ 的计算公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mu_i - \hat{\mu}_i)^2} \quad (4)$$

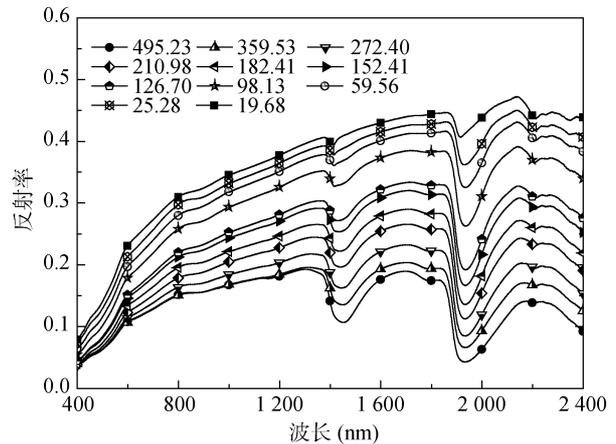
式中： μ_i 为实测值， $\hat{\mu}_i$ 为预测值， n 为建模集样本数。

2 结果与分析

2.1 不同含水量下光谱变化

以供试土壤中某一土壤样品为例(含盐量为 17.69 g/kg)，图 1 指示了其蒸发过程中土壤反射率随含水量的变化。在土壤从湿润到风干的过程中(含水量 19.68 ~ 495.23 g/kg)，随着含水量的减少，光谱反射率逐渐升高，且水分吸收峰的深度逐渐变浅，这与土壤水分对光谱的吸收减弱有关，这一结论与国内外很多学者的结论一致^[9-11]。随含水量的减少，光谱曲线形状没有变化，整个过程中的曲线基本平行，仅表现为反射率高低的变化。蒸发初期，即土壤含水量较高时，光谱反射率随土壤含水量变化较缓慢，且 1 400、1 900 和 2 200 nm 处的吸收峰较深；在蒸发末期，光谱反射率的变化也较缓慢，上述 3

个吸收峰变浅。



(为了图示清楚，图中省略了部分含水量状态下的光谱曲线)

图 1 不同含水量(g/kg)盐土光谱曲线

Fig. 1 Reflectance spectra of saline soil with different soil moisture

2.2 NDMI 建模及验证结果

将 400 ~ 2 400 nm 波段范围内所有波段两两组合成 NDMI 形式，并与土壤含水量构建一元线性回归方程，所得方程的决定系数(R^2)如图 2 所示。决定系数较高的区域基本都在短波红外区(1 300 ~ 2 400 nm)，在水分的两个特殊吸收波段 1 400 nm 和 1 900 nm 以及矿物的特殊吸收波段 2 200 nm 附近表现更为显著，尤其是 1 400 ~ 1 900 nm 和 2 000 ~ 2 200 nm 波段范围内相互组合而构成的 NDMI， R^2 均在 0.95 以上。

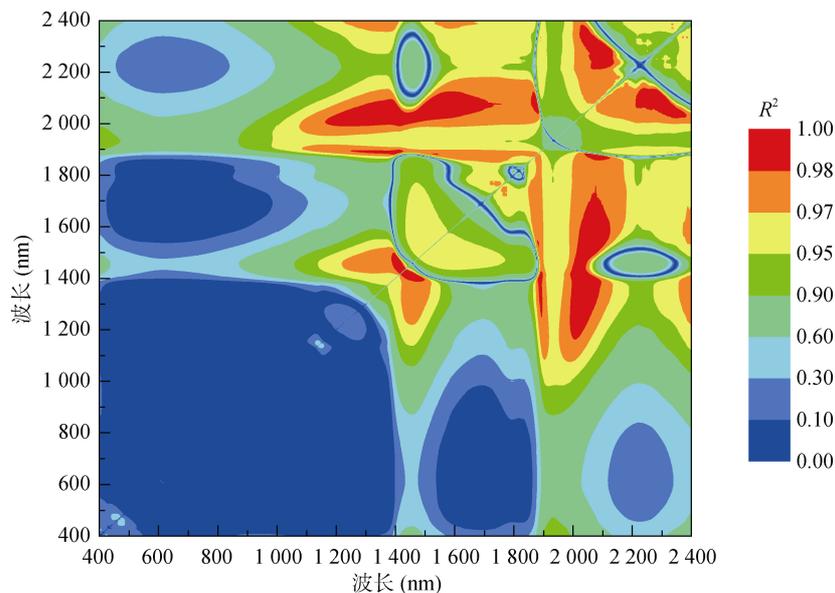


图 2 土壤含水量与 NDMI 的线性决定系数(R^2)等势图

Fig. 2 The contour map of the coefficient of R^2 between soil water content and NDMI

分析结果表明由 2 027 nm 和 1 878 nm 波段构建的 NDMI 反演含水量的结果最好，所得 R^2 最

高，因此将上述两个波段组合提取出来，并计算 $NDMI_{2027,1878}$ ，以具体分析该指数预测土壤含水量的

能力。分别将 4 个基础土壤所对应的土壤含水量与 NDMI 建立线性回归模型，结果如图 3 所示。4 个基础土壤所建立的模型决定系数均为 0.99， P 值均小于

0.001，达极显著水平，且各基础土壤所建线性回归方程的斜率和截距相差不大，表明该指数有很好的稳定性。

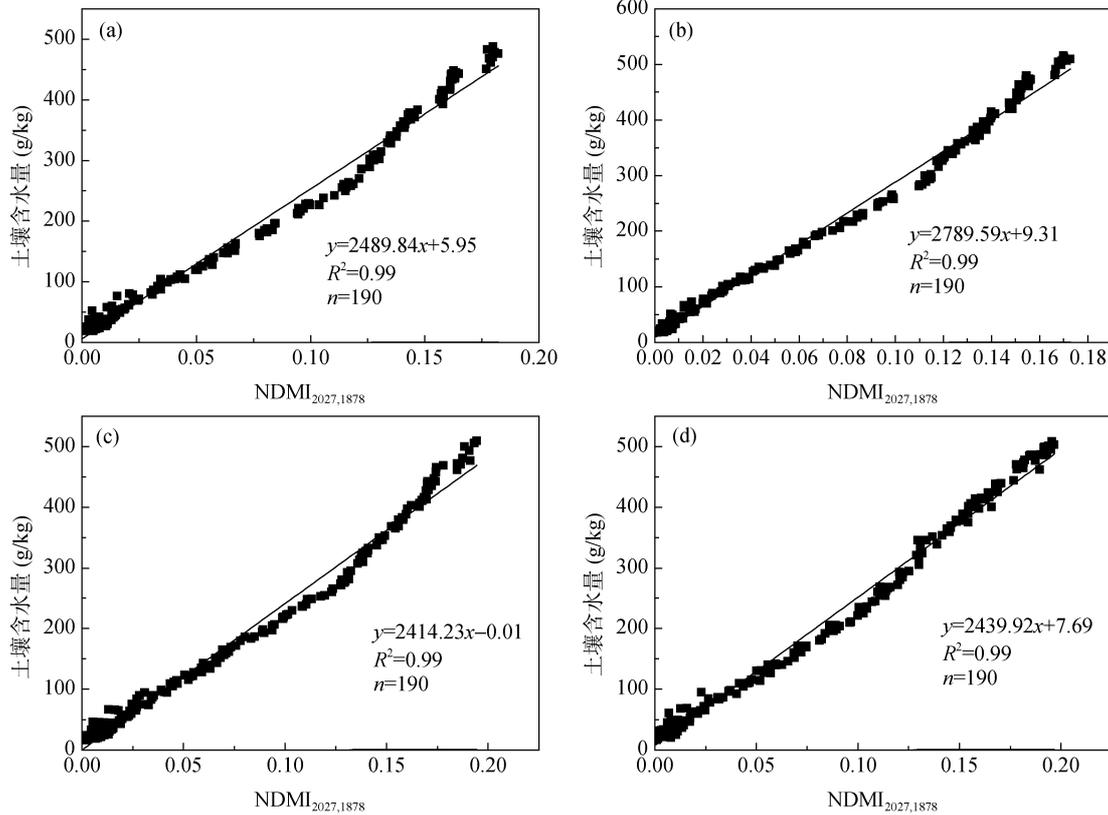


图 3 四种基础土壤质量含水量与 NDMI_{2027,1878} 的关系
Fig. 3 Regression relationships between NDMI_{2027,1878} and moisture contents of four basic soils

将所有 760 组数据按含水量降序排序，每隔两个样品取出一个作为独立验证集，其他作为建模集，并用独立验证集对建模集所得模型进行验证，结果如图 4 所示。建模集所建线性回归方程为 $y = 2502.57x + 7.10$ ，方程决定系数 R^2 为 0.98， $P < 0.001$ 达极显著水平(图 4a)。将上述回归方程用于

验证集土壤含水量的反演，含水量实测值与预测值线性回归方程的 R^2 达 0.99， $RMSE$ 仅为 21.84 g/kg，含水量实测值与预测值的散点基本都分布在 1:1 线附近(图 4b)。表明所建模型可以比较准确地反演土壤含水量，NDMI_{2027,1878} 是反演土壤含水量的最优指数。

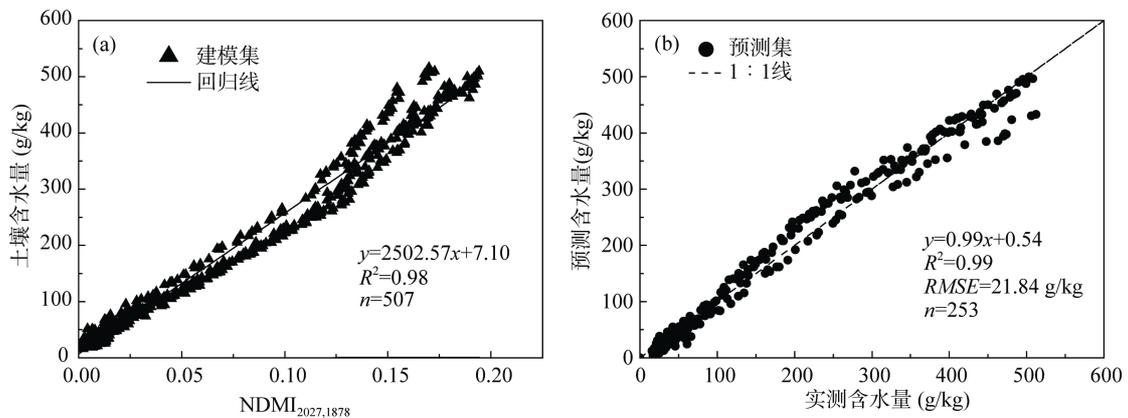


图 4 建模集 NDMI_{2027,1878} 与土壤含水量的回归关系(a)和验证集实测含水量与预测含水量的关系(b)
Fig. 4 Regression relationships between NDMI_{2027,1878} and water contents of calibration dataset (a) and relationship between measured soil water contents and predicted soil water contents (b)

2.3 PLSR 建模及验证结果

采用 2.2 节同样的建模集和验证集划分方式，用 PLSR 方法对建模集进行分析，并用验证集对所建立的 PLSR 模型进行验证，结果如图 5 所示。建模集含水量实测值与预测值线性回归的 R^2 为 0.96， $RMSE$ 为

29.99 g/kg，含水量实测值与预测值的散点基本都分布在 1:1 线附近(图 5a)。验证集的 R^2 为 0.96， $RMSE$ 为 29.80 g/kg，实测值与预测值散点均匀分布在 1:1 线周围(图 5b)。表明 PLSR 方法也可以准确反演土壤含水量，但是和 $NDMI_{2027,1878}$ 光谱指数相比，结果稍差。

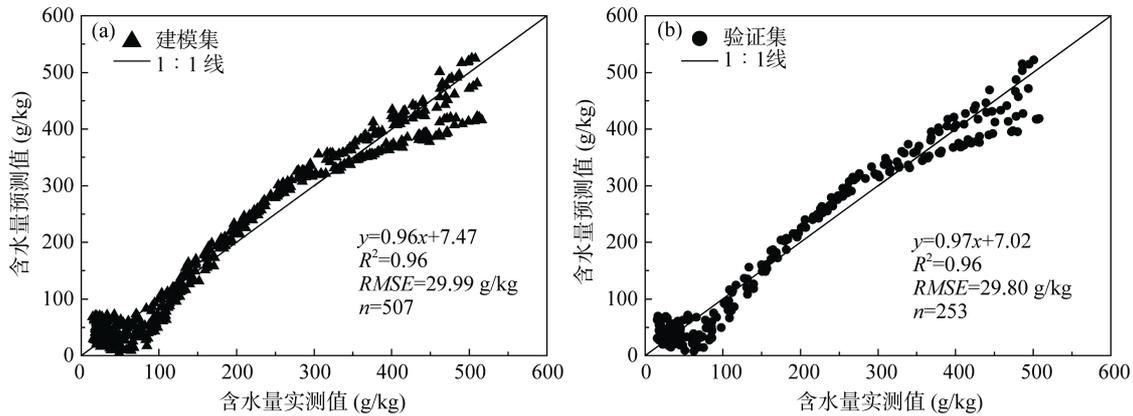


图 5 建模集(a)和验证集(b)的 PLSR 模型结果

Fig. 5 Relationship between measured soil water content and predicted soil water content in (a) calibration and (b) prediction

2.4 NDMI 与土壤含盐量的关系

为检验土壤含盐量是否对 NDMI 指数造成干扰，将土壤含盐量与 NDMI 指数做线性回归，所建方程的决定系数等势图如图 6 所示。结果表明 NDMI 与土壤含盐量并没有显著相关性，所有模型的决定系数

均未超过 0.60，大部分在 0~0.02 之间，水分反演所用的最优 NDMI 组合 $NDMI_{2027,1878}$ 与土壤含盐量所建方程的决定系数 R^2 为 0。说明 $NDMI_{2027,1878}$ 指数并不受土壤含盐量的干扰，仅与土壤含水量有显著相关关系。

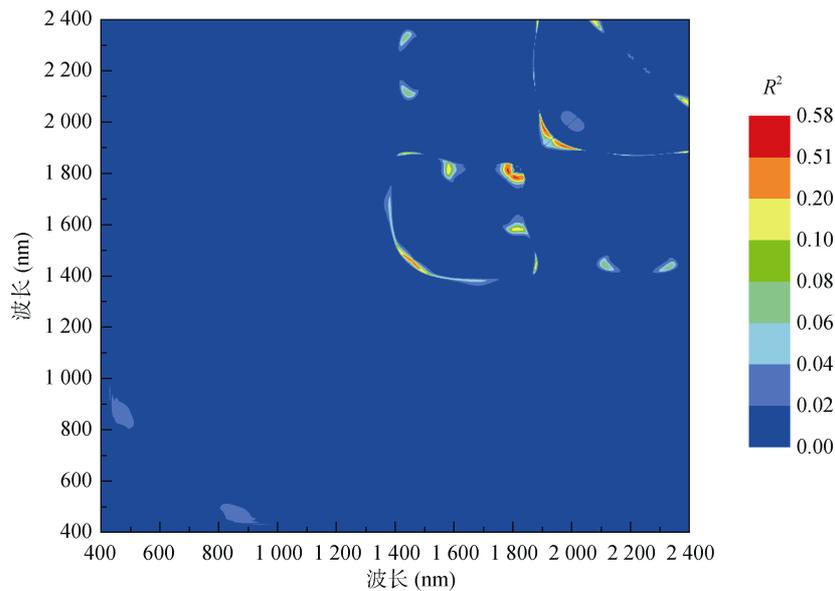


图 6 土壤含盐量与 NDMI 的线性决定系数(R^2)等势图

Fig. 6 The contour map of the coefficient of R^2 between soil salt content and NDMI

为进一步检验土壤含盐量与 $NDMI_{2027,1878}$ 的关系，按照王遵亲等^[12]制定的盐渍土等级划分标准，将所有样品分为非盐渍化土壤、轻度盐渍化土壤、中度盐渍化土壤、重度盐渍化土壤和盐土 5 级，然后对

每个级别的土壤含水量与 $NDMI_{2027,1878}$ 分别建立线性拟合模型，结果如图 7 所示，每个盐渍化等级的土壤含水量与 $NDMI_{2027,1878}$ 均有较高相关性， R^2 均为 0.98，同样证明 $NDMI_{2027,1878}$ 与土壤含水量之间的线

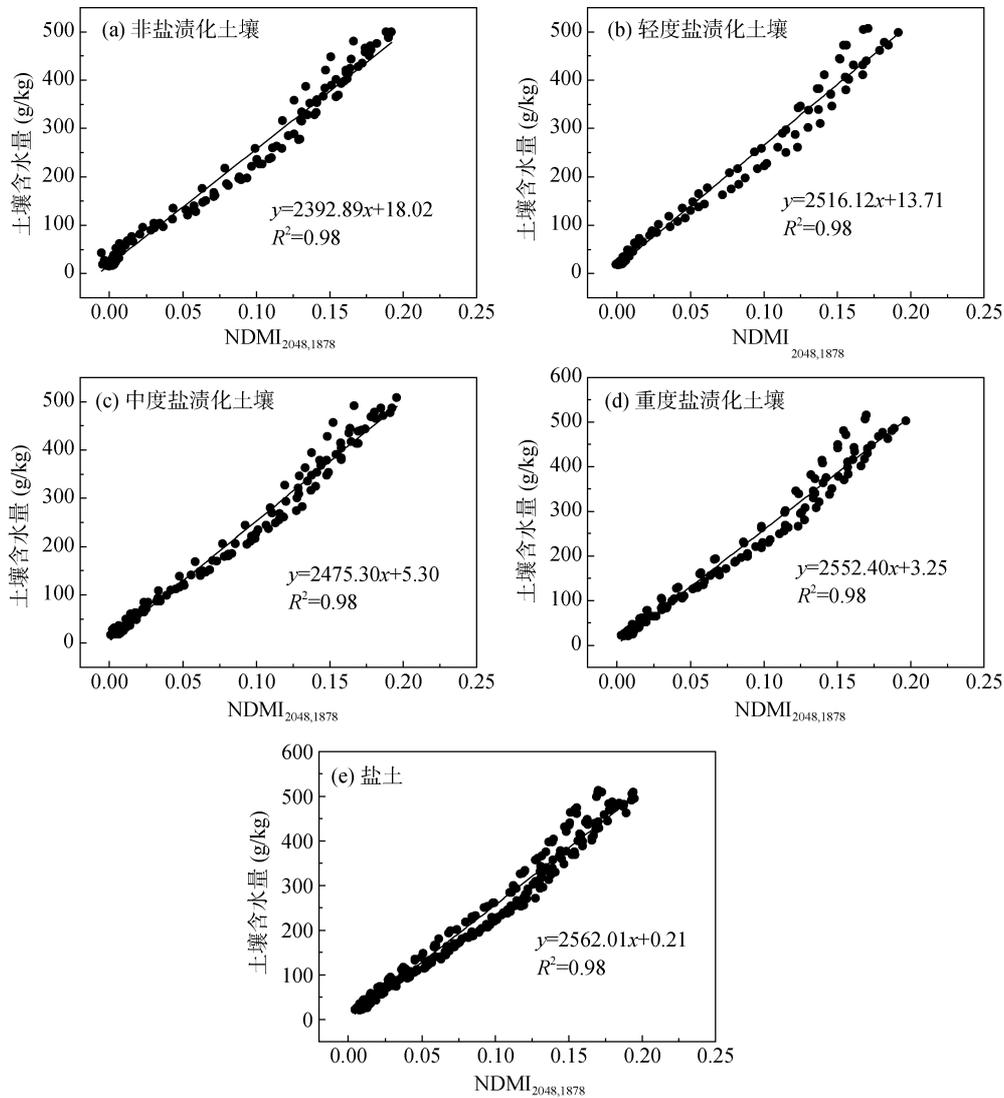


图 7 五个盐渍化等级的土壤含水量与 $\text{NDMI}_{2048,1878}$ 的关系

Fig. 7 The relationship between soil moisture content and $\text{NDMI}_{2027,1878}$ of soil salt contents in five grades

性关系在不同的含盐量条件下都存在,受土壤含盐量的影响很小。

3 讨论

盐渍化土壤含水量与土壤含盐量有密切的关系,对作物生长及农业墒情监测也有重要意义,快速、准确获取盐渍土的含水量一直是国内外学者研究的热点。本文分别用差异化水分光谱指数法和偏最小二乘回归分析法对土壤含水量进行预测,结果表明 2 027 nm 与 1 878 nm 波段组合而成的水分光谱指数 $\text{NDMI}_{2027,1878}$ 是土壤水分预测的最优波段组合,其预测结果略优于 PLSR 法的预测结果,且光谱指数法相比 PLSR 方法所需波段少,更简单、易操作。

研究表明 1 900 nm 为水分极强的吸收谱带^[13],

由于 1 878 nm 位于土壤水分的特殊吸收峰附近,而 2 027 nm 位于反射率由吸收峰最低值逐渐升高的位置,因此两个波段组合更能反映土壤含水量的变化状况。刘洋等^[14]研究表明 2 060 nm 处光谱反射率以及 1 870 nm 处倒数对数的微分值对含水量有很强的响应,并对含水量进行等级划分,不同等级采用不同的模型预测土壤含水量,所得模型最高 R^2 为 0.945。本文采用的波段与刘洋等^[14]探寻的特征波段位置类似,模型适用于文中所有含水量范围(19.54 ~ 515.53 g/kg),无需对含水量分级,且结果略优于刘洋等^[14]所得最优结果。另有学者研究表明建立多元线性回归模型时,经反射率对数一阶微分变换后的数据 1 432、1 546、1 760、1 916、2 060 nm 波段组合反演土壤含水量的精度最高^[15],与本研究的 2 027 nm 和 1 878 nm 也有接近的波段,微弱的波段差异可能由于研究所

用的土壤类型不同导致,上述研究所用土壤为沙土和黄绵土,而本研究所用土壤为滨海盐土。综上,NDMI_{2027,1878} 是准确预测盐渍化土壤含水量的最佳选择。

野外实测土壤光谱易受到空气中水汽的影响,在水分的特殊吸收峰会出噪声,信噪比较低,后续分析中一般会切除 1 351 ~ 1 450 nm 和 1 800 ~ 1 950 nm,这将影响到 NDMI_{2027,1878} 中 1 878 nm 处反射率。随着技术的进步,高密度接触式反射探头的出现有效克服了这一难题,它不仅能够消除天气状况对光谱测试的限制作用,也有利于随时随地创造人工暗室条件,有效避免杂散光的影响,也使得本研究提出的 NDMI_{2027,1878} 土壤水分高光谱指数有更广泛的应用前景。

本研究仅以滨海盐土为研究对象,结果表明所得差异化水分指数 NDMI_{2027,1878} 适用于滨海盐土土壤水分的预测,但该指数是否适用于其他土壤类型及研究区还需进一步验证。

4 结论

本研究以 4 个滨海盐土为研究对象,通过添加不同浓度的盐溶液,采用室内模拟蒸发法,获取不同含水量范围内(19.54 ~ 515.53 g/kg)的土壤光谱数据 760 组,采用两两组合的方式逐波段建立 NDMI 指数,并与土壤含水量建立线性回归关系,从中选择最优的光谱指数,其为 NDMI_{2027,1878},所建模型验证集 R^2 达 0.99, RMSE 为 21.84 g/kg,略优于 PLSR 的建模结果,且 NDMI_{2027,1878} 受土壤含盐量的干扰很小。本研究为盐渍化土壤含水量的快速、准确获取提供了有效的方法。

致谢:部分数据来自于中国土壤数据库,特此感谢。

参考文献:

- [1] 张学礼,胡振琪,初士立. 土壤含水量测定方法研究进展[J]. 土壤通报, 2005, 36(1): 118-123
- [2] 曹巧红,龚元石. 土壤电导率对时域反射仪测定土壤水分的影响[J]. 土壤学报, 2001, 38(4): 483-490
- [3] 王丽娜. 基于高光谱技术的黄河三角洲盐碱土水盐含量估测研究[D]. 山东泰安: 山东农业大学, 2013
- [4] Wang Q, Li P, Pu Z, Chen X. Calibration and validation of salt-resistant hyperspectral indices for estimating soil moisture in arid land[J]. Journal of Hydrology, 2011, 408(3/4): 276-285
- [5] 刘娅,潘贤章,王昌昆,等. 土壤湿润条件下基于光谱对称度的盐渍土盐分含量预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10): 2 771-2 776
- [6] 刘娅,潘贤章,王昌昆,等. 基于可见-近红外光谱的滨海盐土土壤盐分预测方法[J]. 土壤学报, 2012, 49(4): 824-829
- [7] 王淼,解宪丽,周睿,等. 基于可见光-近红外漫反射光谱的红壤有机质预测及其最优波段选择[J]. 土壤学报, 2011, 48(5): 1 083-1 089
- [8] 张婷婷. 基于 PLS 模型的农业土壤成分高光谱遥感反演研究[D]. 吉林长春: 吉林大学, 2010
- [9] Lobell DB, Asner GP. Moisture effects on soil reflectance[J]. Soil Science Society of America Journal, 2002, 66(3): 722-727
- [10] 魏娜. 土壤含水量高光谱遥感监测方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2009
- [11] Stoner E R, Baumgardner M F. Physicochemical, site, and bidirectional reflectance factor characteristics of uniformly moist soils[M]. Indiana. 1980
- [12] 王遵亲,祝寿泉,俞仁培. 中国盐渍土[M]. 北京: 北京科学出版社, 1993
- [13] Ben-Dor E. Quantitative remote sensing of soil properties[J]. Advances in Agronomy, 2002, 75: 173-243
- [14] 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[J]. 土壤学报, 2014, 51(5): 1 021-1 026
- [15] 王晓. 土壤含水量高光谱特性与估测模型研究[D]. 山东泰安: 山东农业大学, 2012

Prediction of Saline Soil Moisture Content Based on Differential Spectral Index: A Case Study of Coastal Saline Soil

LIU Ya^{1,2}, PAN Xianzhang^{1*}, WANG Changkun¹, LI Yanli^{1,2}, SHI Rongjie^{1,2}, LI Zhiting^{1,2}

(1 Key Laboratory of Soil Environment and Pollution Remediation, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China; 2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Soil samples with various salt and moisture contents were artificially prepared by adding different amount of NaCl solutions to coastal saline soil to simulate the evaporation process. During the evaporation process, soil moisture contents and soil spectra were regularly collected, and then analyzed using spectral indices and partial least squares regression (PLSR) to quantify soil moisture content. The results showed that the differential moisture index derived from the reflectance value of 2 027 nm and 1 878 nm was the best index to predict soil moisture content, and the indexes obtained from $NDMI_{2027,1878}$ in both calibration and validation process were slightly better than these from PLSR, with the determined coefficient (R^2) of the prediction as high as 0.99. The root mean square error ($RMSE$) was only 21.84 g/kg, and not affected by the salinity grades. It could be concluded that soil moisture content can be accurately predicted by $NDMI_{2027,1878}$.

Key words: Saline soil; Soil moisture content; Vis-NIR spectroscopy; Spectral index; Prediction