

DOI:10.11766/trxb201805070182

基于反射光谱与 Landsat 8 OLI 多光谱数据的艾比湖 湿地土壤盐分估算*

梁 静^{1, 2} 丁建丽^{1, 2, 3†} 王敬哲^{1, 2} 王 飞^{1, 2, 3}

(1 新疆大学资源与环境科学学院, 乌鲁木齐 830046)

(2 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

(3 新疆大学智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

摘 要 土壤盐渍化是农业生产中最关键的生态问题之一, 是一种降低土壤质量, 严重影响作物产出的缓慢土壤退化过程。因此, 土壤盐分的监测及评估对干旱区的土地管理与恢复至关重要。选取艾比湖湿地为研究区, 基于 2016 年干湿两季 (5 月/9 月) 的 Landsat 8 OLI 遥感影像, 147 个土壤实测样点的电导率 (Electrical Conductivity, EC) 数据及其对应的室内反射光谱数据, 通过光谱重采样技术, 建立该研究区土壤 EC 的偏最小二乘 (partial least-squares regression, PLSR) 定量估算模型, 并尝试对干湿两季的土壤盐渍化状况进行对比分析。结果表明: (1) 艾比湖湿地土壤盐渍化较为严重, 湿季土壤 EC ($23.90 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$) 高于干季 ($11.62 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$); (2) 基于重采样处理后的光谱数据及 13 个光谱指数所建立的 PLSR 模型具有较好的精度 ($R^2 = 0.91$, $\text{RMSE} = 6.48 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$, $\text{RPD} = 2.45$), 说明该模型可以有效地对区域尺度的土壤 EC 进行定量估算。(3) 从 2016 年 5 月至 9 月, 艾比湖湿地的中度和重度盐渍土面积增加, 轻度盐渍土和盐土面积减少。本研究将两种不同分辨率的数据进行联合建模, 既提升了传统光学遥感影像模型的精度, 又将高光谱数据扩展至像元尺度上, 为土壤盐分信息的遥感提取提供了科学参考。

关键词 盐渍化; 艾比湖湿地; Landsat; 光谱指数; 偏最小二乘

中图分类号 TP79 **文献标识码** A

土壤盐渍化是世界范围内重要的资源及生态问题, 已经成为制约区域农业生产和经济可持续发展的主要障碍之一^[1-2]。作为国家重要的农垦区和后备耕地资源的新疆维吾尔自治区, 盐渍土面积约占全区耕地面积的 33%^[3]。而不断加重的土壤盐渍化以及随之而来的土地荒漠化, 不断威胁新疆的生态稳定和粮食安全^[4-5]。因此, 及时并准确掌握土壤的盐渍化信息对于区域生态稳定、合理防治

和配置土地资源至关重要。传统的原位调查方法所需要的人力物力成本高, 也只能获得有限的点状信息^[6]。遥感因其探测范围广、不限于地形和数据获取快等特点, 被广泛用于土壤盐渍化的动态监测和评价中^[7-8]。

近年来, 光学遥感与高光谱遥感技术已经被广泛应用于土壤盐分的定量估算。Nawar 等^[9]在埃及 El-Tina 平原基于土壤反射光谱和电导率

* 国家自然科学基金 (41771470, U1603241, 41661046) Supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos. 41771470, U1603241, 41661046)

† 通信作者 Corresponding author, E-mail: watarid@xju.edu.cn

作者简介: 梁 静 (1994—), 女, 河南新蔡人, 硕士研究生, 主要从事干旱区资源环境及遥感应用研究。E-mail: rs_liangjing@sina.com

收稿日期: 2018-05-07; 收到修改稿日期: 2018-07-24; 优先数字出版日期 (www.cnki.net): 2018-09-27

(Electrical conductivity, EC) 数据建立了区域的盐分预测模型, 结果表明基于MARS (multivariate adaptive regression splines) 建立的预测模型的精度更高 ($RPD \geq 2.00$)。Meng等^[10]利用Landsat OLI/ETM+影像与土壤EC等数据构建了多元线性回归 (multivariable linear regression, MLR) 模型, 并比较了模型在黄河三角洲农田和盐沼景观上的土壤盐分定量预测能力和尺度转换能力。Wang等^[11]基于室内测量土壤光谱数据和盐分数据, 结合HJ-CCD和Landsat 8 OLI遥感影像建立土壤含盐量估测模型, 并用Bootstarp-BP神经网络算法来比较所提出的模型性能。厉彦玲等^[12]融合多光谱与高光谱影像结合原位数据进行土壤盐分的预估, 并指出相较于单一影像所构建的模型, 影像融合技术能显著提高土壤盐分的估算精度 ($R^2 \geq 0.97$)。王爽等^[13]研究了不同盐渍土的光谱反射率, 优选敏感的波段, 结合Landsat TM影像构建土壤含盐量的估算模型, 实现了对干旱区绿洲大尺度和高精度的土壤盐渍化监测。王明宽等^[14]以垦利县为例对多个线性和非线性建模方法进行比较, 结果表明基于BP (back propagation) 神经网络所建立的模型精度最优, R^2 可达到0.85。土壤盐渍化的发生发展是一个动态过程, 虽然这些基于不同平台的遥感数据源所建立的土壤盐分估算模型取得了较为理想的结果, 但这些研究多是依据某一特定时期的遥感影像开展的, 仅能反映单一时期的土壤盐分信息。干旱区的土壤含盐量极易受到水分的影响, 土壤盐分在水热状况差异极大的干季 (9—10月) 和湿季 (4—5月) 变化极为显著^[15-16]。因此, 联合地面反射光谱与星载多光谱数据对区域土壤盐分进行定量估算, 并探讨季节对于土壤盐渍化影响是极为必要的。

新疆位于丝绸之路经济带的核心区域, 集地缘与资源优势于一身, 以三条通道为建设主线, 对通道沿线的生态和经济均将产生巨大的影响^[16-17]。艾比湖横跨中通道的沿线精河县和阿拉山口口岸区, 是新疆维吾尔自治区最大的咸水湖, 同时也是准噶尔盆地“绿洲-荒漠”生态系统的共轭演进中心, 对气候和人类活动十分敏感, 生态环境极为脆弱^[18]。基于此, 本研究选取艾比湖湿地为研究靶区, 联合研究区不同时期Landsat8 OLI遥感影像, 土壤EC数据及其对应的室内反射光谱

数据, 建立研究区土壤EC的PLSR (partial least-squares regression) 定量估算模型, 并尝试性地比较干湿两季的土壤盐渍化差异, 从而为艾比湖地区土壤盐渍化的防治和农业生产提供技术支持, 并在一定程度上丰富尺度转换等方面的研究。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

艾比湖湿地位于准噶尔盆地西南缘, 是内陆干旱区高盐湖泊湿地的典型代表, 地处天山北麓 ($44^{\circ}30' \sim 45^{\circ}10'N$, $82^{\circ}35' \sim 83^{\circ}50'E$), 地跨精河县、博乐市及阿拉山口口岸区^[18]。研究区三面环山, 地势西北高东南低, 西北部受阿拉山口影响, 全年8级以上大风可达165 d。艾比湖地处荒漠带, 属温带大陆性干旱气候, 年平均气温8.3 $^{\circ}C$, 年平均降水量不足100 mm, 年均潜在蒸发量达3 400 mm^[19]。研究区以灰漠土、灰棕漠土和风沙土为典型土壤。湖水面积逐年缩减, 伴随着地下水位下降和土壤含盐量的增加, 盐渍化过程进一步增强^[20]。同时, 受自然因素和人为活动双重作用使得艾比湖的盐渍化现象十分普遍, 严重危害当地的生态环境与农业生产生活^[19]。

1.2 样品采集与处理

研究团队根据艾比湖湿地的生态景观特征, 选取有代表性的绿洲、荒漠及交错带等景观布设样地, 在2016年5月 ($n = 57$) 及2016年9月 ($n = 90$) 进行土壤样品的采集, 样点位置如图1所示。样品采集前, 用GPS记录样地的位置, 5点混合法采集土样, 采样深度为0~10 cm, 共计147个土壤样品。待土壤样品自然风干后去除杂质 (草根, 石块等), 过2 mm (10目) 孔筛备用。土壤EC的测定采用德国Wissenschaftlich Technische Werkstätten公司生产的Cond 7310土壤测试仪在土壤悬浊液 (水土比5:1) 中进行。利用美国ASD (Analytical Spectral Devices) 公司生产的ASD Field Spec3 (波谱范围350~2 500 nm) 光谱仪室内采集土壤反射光谱数据。测量时在暗室内操作, 光源为50W卤化灯, 探头视场角为 25° , 将过筛后土样置于铝盒内, 用直尺刮平土样, 每个样点重复采集5次光谱曲线。土壤反射光谱数据采集结束后, 对光谱数据进行Savitzky-Golay滤波以去除噪

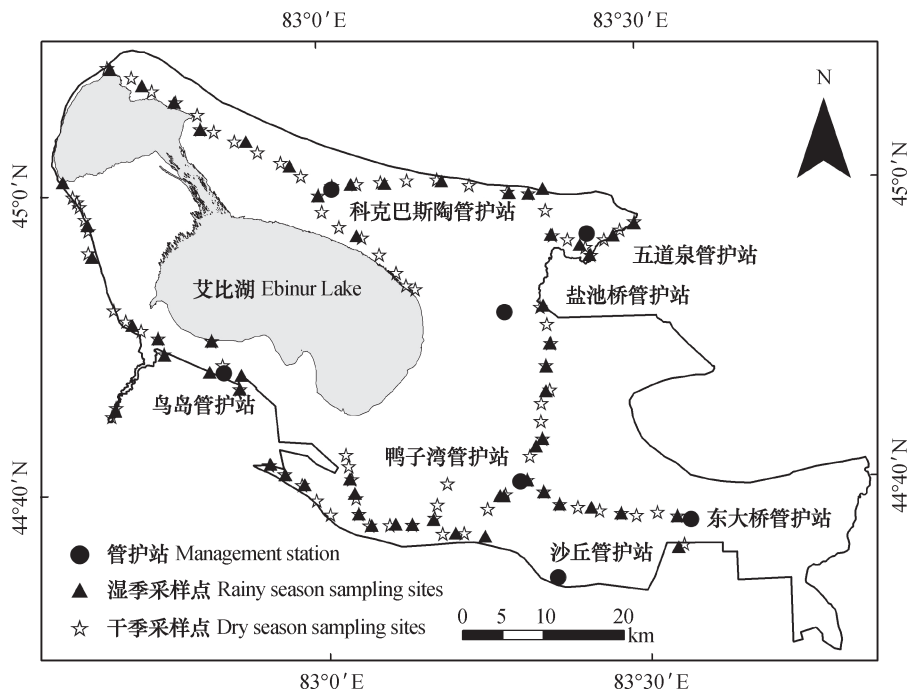


图1 研究区位置及采样点分布

Fig. 1 Distribution of the sampling sites ($n = 147$) and the location of the study area

声并对光谱曲线进行平滑, 然后取均值作为该土样的土壤光谱^[18]。

1.3 遥感影像获取及预处理

结合采样时间和云量 (<10%), 本文选取2016年5月21日和2016年9月10日的Landsat8 OLI影像, 数据来源于美国地质调查局 (United States Geological Survey, USGS <http://glovis.usgs.gov/>), 行列号为146/29, 数据等级为LIT, 空间分辨率为30 m。7个波段中心波长分别为0.443 0 μm (Coastal波段)、0.482 6 μm (蓝色波段)、0.561 3 μm (绿色波段)、0.654 6 μm (红色波段)、0.864 6 μm (NIR波段)、1.609 0 μm (SWIR1波段)和2.201 0 μm (SWIR2波段), 数据描述信息详见文献[21]。在ENVI 5.3中完成Landsat8 OLI影像的辐射定标、大气校正、几何校正等预处理工作。

1.4 土壤盐度指数获取及计算

光谱指数与土壤表层属性关系极为密切, 是一种监测土壤盐渍化程度的有效指征^[22]。因此, 本研究在梳理前人研究及相关文献的基础上, 选取归一化盐分指数 (Normalized Difference Salinity Index, NDSI)、盐分指数 (Salinity Index, SI)、盐分指数1 (Salinity Index, SI1)、盐

分指数2 (Salinity Index, SI2)、盐分指数3 (Salinity Index, SI3)、盐分指数S1 (Salinity Index, S1)、盐分指数S2 (Salinity Index, S2)、盐分指数S3 (Salinity Index, S3)、盐分指数S5 (Salinity Index, S5)、盐分指数S6 (Salinity Index, S6)、强度指数1 (Intensity Index 1, Int1)、强度指数2 (Intensity index 2, Int2)和综合光谱响应指数 (Combined Spectral Response Index, CoSRI)共13种土壤盐分指数和影像的7个波段作为建模因子表征土壤盐渍化信息 (表1)。土壤盐度指数计算及采样点对应反射率数据的提取均基于遥感影像在ENVI 5.3中完成。

1.5 建模和验证

PLSR是一种常用的、具有主成分分析的多元回归方法^[23, 25]。为量化模型的拟合能力, 决策标准采用均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、决定系数 (Coefficient of determination, R^2)和相对分析误差 (Ratio of performance to deviation, RPD)。PLSR在MATLAB R2012b软件中实现。基于室内测量土壤反射光谱数据, 可以直接用于干旱区遥感影像的土壤盐分估算^[26]。本研究利用实验室获得的

表1 土壤盐分指数

Table 1 Selected soil salinity indices and their mathematical formulas

盐分指数 Soil salinity indexes	公式 Formula	参考文献 Reference
Int1	$(G+R) / 2$	[23]
Int2	$(G+R+NIR) / 2$	[23]
NDSI	$(R-NIR) / (R+NIR)$	[24]
S1	B/R	[24]
S2	$(B-R) / (B+R)$	[24]
S3	$(G \times R) / B$	[24]
S5	$(B \times R) / G$	[24]
S6	$(R \times NIR) / G$	[24]
S1	$\sqrt{B \times R}$	[24]
S11	$\sqrt{G \times R}$	[24]
S12	$\sqrt{G^2 + R^2 + NIR^2}$	[24]
S13	$\sqrt{R^2 + G^2}$	[24]
COSRI	$(B+G) / (R+NIR) \times NDVI$	[10]

注：R为红波段，G为绿波段，B为蓝波段，NIR为近红外波段，NDVI = $(NIR - R) / (NIR + R)$ Note: R stands for Red band; G for Green band; NIR for Near Infrared band; NDVI for $(NIR - R) / (NIR + R)$

土壤反射光谱数据，利用ENVI 5.3中的波谱重采样工具将其重采样，使之与Landsat 8 OLI影像的波段相匹配。然后分别提取采样点对应Landsat 8 OLI遥感影像7个多光谱波段和土壤盐分指数的数值，结合室内实测土壤EC数据建立PLSR模型。研究区147个采样点的EC数据按值从大到小排序，等间距选取98个样本作为训练集，其余的49个样本构成验证集，分别用于模型的建立及精度的验证。其中，模型的 R^2 越接近1模型的稳定性越高；RMSE越小模型的预测能力越强精度也越高；RPD大于2.0时表明模型具有较高的预测能力^[11]。

2 结 果

2.1 土壤EC的统计分析及其与盐分指数的相关性

艾比湖湿地湿季土壤样本的EC平均值为23.90 $mS \cdot cm^{-1}$ ，大于干季土壤样本的EC平均值（11.62 $mS \cdot cm^{-1}$ ）。干湿两季的变异系数分别为94.29%和74.14%，均属于中等变异强度。所选取的训练数据集（0.11 ~ 64.60 $mS \cdot cm^{-1}$ ）和验证数据集（0.03 ~ 59.80 $mS \cdot cm^{-1}$ ）的EC平均值分别为16.52 $mS \cdot cm^{-1}$ 和16.93 $mS \cdot cm^{-1}$ 。训练集和验证集的数据分布均保持了和研究区全部样本土壤EC相似的统计分布，避免了在模型校准和验证中的潜在偏估计。

表2 研究区土壤样品的EC统计特征

Table 2 Statistics of EC of the soil samples collected from the Ebinur Lake wetland / ($mS \cdot cm^{-1}$)

	最小值Min	最大值Max	平均值Mean	标准差SD	变异系数CV/%
湿季Rainy season	0.06	64.60	23.90	17.72	74.14
干季Dry season	0.03	54.80	11.62	10.96	94.29
训练集 Training dataset	0.11	64.60	16.52	15.17	91.80
验证集 Test dataset	0.03	59.80	16.93	15.16	89.55

注：SD: Standard Deviation; CV: Coefficient of Variation Note: SD: Standard Deviation; CV: Coefficient of Variation

基于预处理后的Landsat 8 OLI影像计算土壤盐分指数，然后根据样点数据的地理位置提

取盐分指数上相应点的信息, 采样点的EC与盐分指数之间的相关性见表3。结果表明, 干湿季采样点的EC与遥感影像的7个波段和盐分指数

之间的相关性均通过显著性检验。除Band6和Band7外, 其余指数相关性均在0.01水平下极显著。

表3 EC与光谱波段及衍生盐分指数之间的相关性

Table 3 Correlation coefficients between EC and spectral bands and salinity indices

Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6	Band7	CoSRI	Int1	Int2
0.572**	0.560**	-0.498**	-0.405**	0.362**	0.191*	-0.185*	-0.276**	0.578**	0.559**
NDSI	S1	S2	S3	S5	S6	SI	SI1	SI2	SI3
-0.278**	-0.323**	0.323**	-0.473**	0.601**	0.353**	0.599**	0.579**	0.549**	0.577**

注: **表示在 $P<0.01$ 水平显著, *表示在 $P<0.10$ 水平显著。Note: ** means significant at $P<0.01$ levels; * means significant at $P<0.10$ levels

2.2 Landsat8 OLI数据评估

由于土壤盐分和土壤EC之间的关系显著, 土壤含盐量可用水土质量比为5:1的溶液测得的EC数据来进行替代分析。依据土壤盐渍化水平分类标准, 本研究的土壤样本可以划分为以下5类: EC $> 16 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ 为盐土, $8 \sim 16 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ 为重度盐渍化, $4 \sim 8 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ 为中度盐渍化, $2 \sim 4 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ 为

轻度盐渍化, $0 \sim 2 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ 为非盐渍化^[27]。从图2中可以看出, 室内获取的土壤光谱反射率与从OLI数据得到的光谱数据之间存在很高的相关性, 并且室内测量的光谱反射率高于OLI影像上相应点的光谱反射率值。此外, 不同盐分含量的土壤样本的光谱曲线走势基本一致, 但随着土壤盐分的增加, 土壤光谱反射率基本呈现随之增加的趋势^[9]。

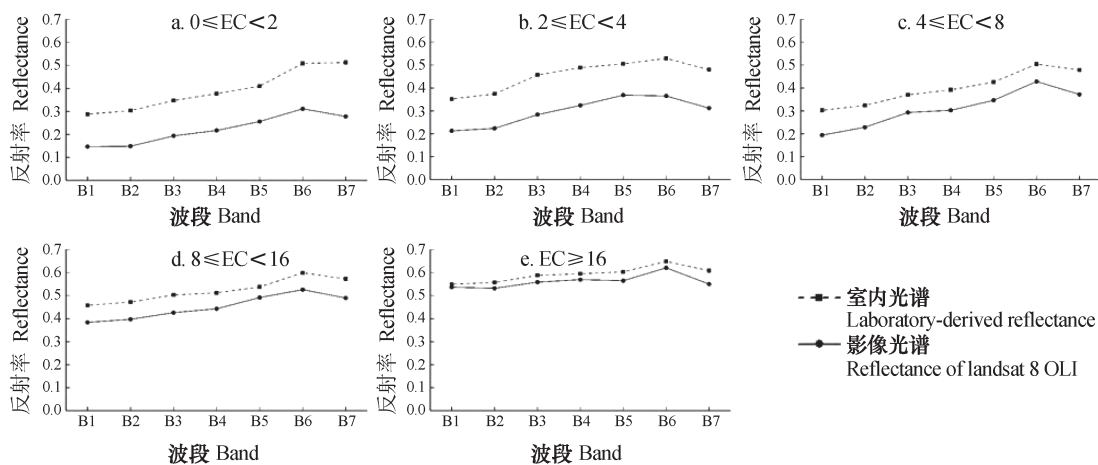


图2 不同EC水平下土壤的室内光谱和Landsat8 OLI影像的反射率

Fig. 2 In-lab spectra and Landsat8 OLI spectral reflectance of soil samples different in EC level / ($\text{mS}\cdot\text{cm}^{-1}$)

2.3 基于PLSR模型的土壤含盐量估算模型

PLSR模型可以综合筛选变量信息, 使因变量具有最强的解释能力; 在减少噪声信息干扰的同时, 充分利用所有参与建模的数据信息^[23]。因此, 本研究选取13种土壤盐分指数和7个波段作为建模因子对两期数据构建基于PLSR的土壤EC估算模型。在图3中, 显示了PLSR模型的回归系数分

析结果。各个变量对盐分的敏感程度不同, 在模型中的权重也存在一定差异, 其中红波段(B4)和NIR(B5)波段对预测土壤EC的贡献最大, 其次是盐分指数S5, Costal Aerosol(B1), 绿波段(B3), 盐分指数S3, SWIR-1波段(B6)和SWIR-2波段(B7), 盐分指数Int1、SI1和SI3对估算土壤EC的贡献率最低。以上结果表明, 基于

波谱重采样后的光谱数据校正后的Landsat8 OLI影像的反射率数据进行区域土壤EC的定量估算及空间制图是可行的。对于艾比湖保护区，土壤含盐量的建模精度和验证精度均较高。预测模型的

R^2 为0.89，RMSE为6.99 $\text{mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ ，RPD为2.19；模型验证 R^2 为0.91，RMSE为6.48 $\text{mS}\cdot\text{cm}^{-1}$ ，RPD为2.45。土壤EC估算模型建模和验证精度见图4。

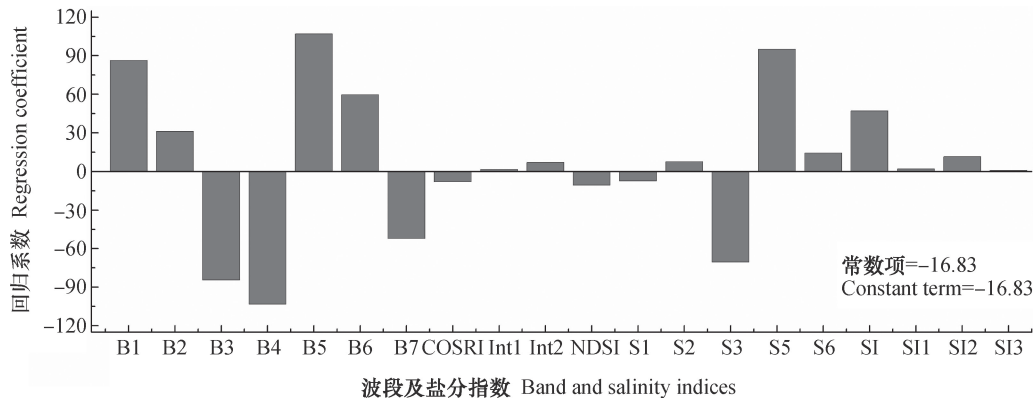


图3 PLSR模型的回归系数

Fig. 3 Regression coefficients of the PLSR model

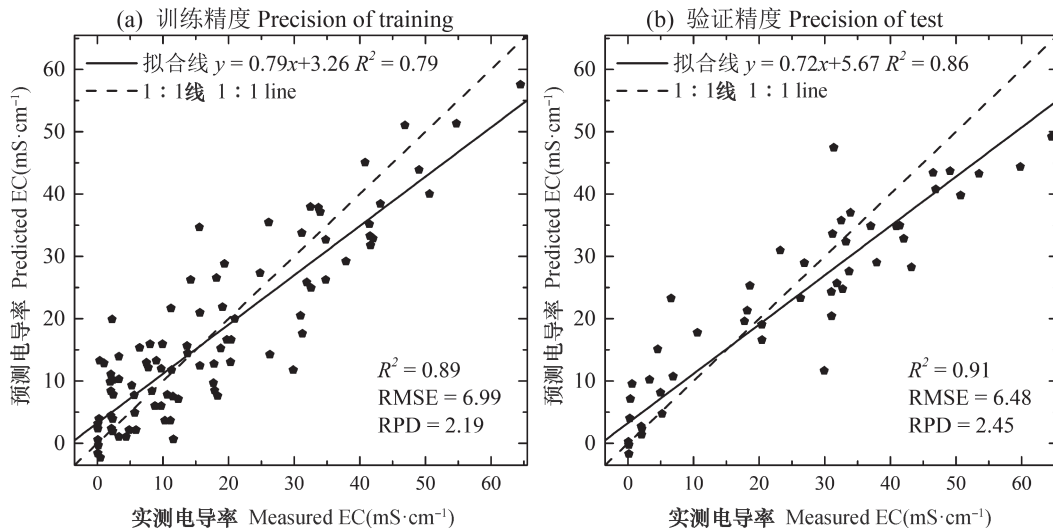


图4 电导率预测值与实测值关系散点图

Fig. 4 Scatter plot of measured and predicted

2.4 研究区土壤盐分的空间分布

联合PLSR土壤EC预测模型和遥感影像以绘制土壤EC分布图。从整体变化趋势看，以艾比湖水体为中心，自中心到保护区外围边界，土壤盐渍化情况不断减轻，与野外实际调查结果基本一致，说明估算模型的效果是可信的。从研究区北部土石区和水体可以看出，本文所建立的土壤盐渍化定量估算模型可对盐渍土和非盐渍土极为敏感；从研究区南部的盐田的识别效果极可以再次证明模型的准

确性。

艾比湖生态脆弱，是新疆及中国西北部的重要生态屏障。伴随着湖滨地区荒漠化加剧，该地区已成为中国西部沙尘暴的主要策源地之一。同时，干旱区土壤盐渍化易受季节性降水的影响^[25]。因此，增强对区域年内（干湿季）土壤盐渍化分布及含量状况的了解对于区域的生态治理与修复是极为必要的。由表4可知，从2016年5月到2016年10月，艾比湖保护区盐渍土总面积增加了33.4 km^2 。

从湿季到干季，中度盐渍土和重度盐渍土面积分别增加34.5 km²和20.7 km²，轻度盐渍土、盐土面积共减少21.8 km²，非盐渍土面积减少57 km²，水体面积增加23.6 km²。

就整个保护区而言，鸭子湾管护站以西的地区干季的土壤含盐量大于湿季，而鸭子湾管护站以东则呈现相反的状况，这与研究团队野外调查结果是相符的。乌岛管护站西北方向的间歇性干涸湖底干季以盐土为主，其中间或分布重度盐渍土，而湿季盐渍化状况大幅减轻，重度盐渍土为主，夹杂非

盐渍土；科克巴斯陶管护站以北多为非盐渍土，其他方向主要分布重度盐渍土和盐土，相较而言湿季的盐土斑块更加破碎；从盐池桥管护站、鸭子湾管护站至其西南部，沿线湿季盐渍化加重且主要分布盐土，以西临近水体附近从干季以盐土和重度盐渍土块状分布转变为湿季的重度盐渍为主零星分布中度盐渍土，以东到东大桥管护站盐渍化状况加重从中度、重度盐渍土为主转变为重度盐渍土和盐土为主；东大桥管护站东南方向小部分区域由重度盐渍土转为盐土（图5）。

表4 2016年5月至2016年10月艾比湖保护区盐渍化转移矩阵

Table 4 Area variation matrix of soil salinity in the studied area from May to October in 2016 /km²

	水体 Water body	非盐渍化 Non-salinized	轻度盐渍化 Slightly salinized	中度盐渍化 Moderately salinized	重度盐渍化 Severely salinized	盐土 Saline soil	总面积 Total area
干季 Dry season	664.3	1659	64.4	192.7	424.4	179.2	3184
湿季 Rainy season	640.7	1716	68.2	158.2	403.7	197.2	3184

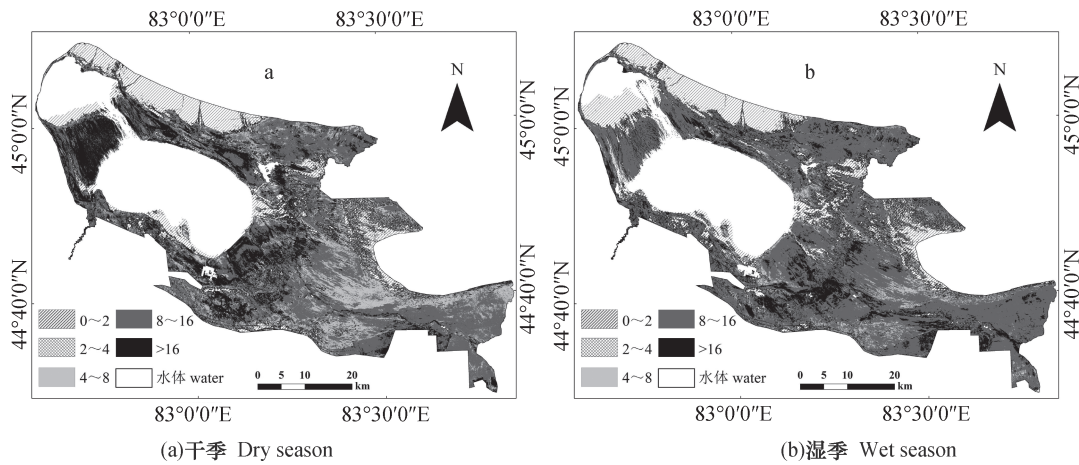


图5 艾比湖湿地表层土壤EC分布图

Fig. 5 Soil salinity (EC) maps of the Ebinur Lake wetland

3 讨论

已有研究所建立的土壤EC含量定量估算模型，多是基于多光谱影像或高光谱数据等单一数据源构建的。本研究以艾比湖湿地采集的147个表层土壤为研究对象，结合室内测量土壤反射光谱数据和遥感影像的反射率数据，经空间尺度转换后建立了艾比湖湿地土壤EC的估算模型。将两种不同分辨率的数据进行联合建模，既提升了传统光学遥感

影像模型的精度，又将高光谱数据从孤立的点状信息扩展至像元尺度及区域尺度上。这对于发挥遥感技术的优势是至关重要的。

室内测量的土壤光谱数据的重采样处理是本研究中的一个重要步骤。Landsat8 OLI数据的光谱反射率与重采样的光谱波段具有较高的相关性，这主要与采样点位于裸土区域（纯净像元）有关。其次，研究区干湿两季的NDVI均小于0.1，且干湿季降水量的差异较小（<20 mm），加之区域极强

的蒸散作用，可忽略植被和水分对遥感影像的干扰，使得室内土壤光谱数据与影像上的土壤光谱具有高度重叠的现象^[28]。但两者之间仍存在一定的差异，预处理时，大气校正的准确性会影响OLI数据光谱反射率；在重新采样时仅考虑传感器的光谱分辨率，而忽略了辐射分辨率、空间分辨率、传感器的几何形状和信噪比等其他因素^[9]。相较于Nawar等^[9] ($R^2 = 0.70$, $RPD = 1.82$)和曹雷等^[23] ($R^2 = 0.78$)建立的土壤EC估算模型，本研究所构建的PLSR模型的精度和稳定性均得以提升 ($R^2 = 0.89$, $RPD = 2.19$)。这可能是由于艾比湖的干湿季土壤含水量和降水差异小且蒸发量极高，外界条件对于地表反射率的影响十分微弱，土壤EC含量和土壤光谱之间的高相关，并且OLI数据的波段对于土壤盐分较为敏感^[29-30]。本研究所构建模型中，红波段和NIR波段对土壤盐分估算模型的贡献度较高，这与Nawar等^[9]的结果是一致的；但Meng等^[10]在黄河三角洲研究区建立的模型中除了近红波段外，COSRI指数对模型的贡献度最大，这与本研究中COSRI的贡献度是相反的。这可能是由于研究区受人为干扰少，植被覆盖度低且采样点多分布在纯像元内。

艾比湖保护区表层土壤的盐分分布在湿季与干季呈现显著差异(图5)。在春季，随气温升高冰雪消融，土壤中的可溶性盐随水流动使得地表盐分较为均匀，在蒸发与地形的影响下盐分向某一方向聚集，同时受到来自阿拉山口的强风影响，致使湿季的重盐土和盐土成块状分布在鸭子湾附近。但干季盐渍土的总面积增加，轻度盐渍土和盐土面积的减少，这可能与干季艾比湖湖面积增加、土壤在干燥季节盐碱地地下水接近土壤表面时，和高蒸发速率导致盐在土壤表面积聚有关^[25]。艾比湖保护区湿季的轻度盐土和盐土面积大于干季，且盐渍土主要分布在艾比湖保护区的东南部，及西北部，土壤含盐量靠近农田的区域土壤含盐量远大于远离农田的区域。虽然Wang等^[11]在本研究区建立的模型精度较高，但样点数量较少 ($n = 44$)。本研究在增加样点数量的基础上，几乎覆盖了整个保护区的所有地类，同时为进一步揭示土壤盐渍化的干湿季变化规律，对区域EC的估算结果进行了可视化表达，获得了艾比湖区域土壤EC更为合理的空间分布状况。此外，为了展示不同盐渍化程度土壤的

空间变化趋势，辅以土地利用转移矩阵以定量表达其变化情况。但受Landsat8 OLI数据的空间分辨率(30 m)的限制，单纯依据遥感影像计算盐渍化土壤面积空间分布的准确性可能会受到制约。

基于遥感技术的土壤盐渍化信息提取是以土壤盐分的光谱反射率为前提的。定量遥感反演的困难之处在于响应变量往往不可控^[25]。土壤的光谱反射率除了盐分含量以外，还会受到矿物成分、质地结构、有机质含量及表面粗糙度等理化性质的影响。后续的研究将在探讨干湿季对土壤EC影响的同时，进一步扩大样本数量以丰富土壤数据库，并利用长时间序列的影像与原位数据，以提高模型的泛化能力与准确性。

4 结 论

本研究以艾比湖湿地的表层土壤为研究对象，通过分析艾比湖保护区的Landsat8 OLI数据估算土壤盐分及其波段和光谱指数与土壤EC之间的关系，利用147个表层土壤样品的室内测量反射光谱数据、含盐量及其电导率数据，建立土壤EC含量PLSR定量估算模型，得出以下结论：艾比湖保护区土壤盐渍化较为严重，湿季土壤样本EC含量的平均值高于干季。基于Landsat8 OLI遥感影像结合室内实测光谱数据建立PLSR模型估算土壤盐分模型具有较好的精度。从2016年5月至2016年9月，艾比湖保护区中度盐渍土和重度盐渍土面积增加，轻度盐渍土、盐土面积减少。

参 考 文 献

- [1] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85 (1): 1—20
- [2] Gorji T, Sertel E, Tanik A. Monitoring soil salinity via remote sensing technology under data scarce conditions: A case study from Turkey. *Ecological Indicators*, 2017, 74: 384—391
- [3] 李晓明, 杨劲松, 杨奇勇. 基于电磁感应的南疆典型田块土壤盐分空间异质性研究. *水土保持学报*, 2011, 25 (1): 167—170
- Li X M, Yang J S, Yang Q Y. Spatial heterogeneity of soil salinity in a typical field in south Xinjiang based on electromagnetic induction (In Chinese). *Journal of Soil and Water Conservation*, 2011, 25 (1):

- 167—170
- [4] Ma L G, Ma F L, Li J D, et al. Characterizing and modeling regional-scale variations in soil salinity in the arid oasis of Tarim Basin, China. *Geoderma*, 2017, 305: 1—11
- [5] Scudiero E, Skaggs T H, Corwin D L. Regional scale soil salinity evaluation using Landsat 7, western San Joaquin Valley, California, USA. *Geoderma Regional*, 2014, 2: 82—90
- [6] Ding J L, Yu D L. Monitoring and evaluating spatial variability of soil salinity in dry and wet seasons in the Werigan—Kuqa Oasis, China, using remote sensing and electromagnetic induction instruments. *Geoderma*, 2014, 235: 316—322
- [7] 丁建丽, 姚远, 王飞. 干旱区土壤盐渍化特征空间建模. *生态学报*, 2014, 34 (16): 4620—4631
Ding J L, Yao Y, Wang F. Detecting soil salinization in arid regions using spectral feature space derived from remote sensing data (In Chinese). *Acta Ecologica Sinica*, 2014, 34 (16): 4620—4631
- [8] 李新国, 李和平, 任云霞, 等. 开都河流域下游绿洲土壤盐渍化特征及其光谱分析. *土壤通报*, 2012, 43 (1): 166—170
Li X G, Li H P, Ren Y X, et al. Analysis on the characteristics of the Oasis soil salinization and soil spectrum in the lower reaches of Kaidu River Basin, Xinjiang (In Chinese). *Chinese Journal of Soil Science*, 2012, 43 (1): 166—170
- [9] Nawar S, Buddenbaum H, Hill J, et al. Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and Landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS). *Remote Sensing*, 2014, 6 (11): 10813—10834
- [10] Meng L, Zhou S, Zhang H, et al. Estimating soil salinity in different landscapes of the Yellow River Delta through Landsat OLI/TIRS and ETM+ Data. *Journal of Coastal Conservation*, 2016, 20 (4): 271—279
- [11] Wang X P, Zhang F, Ding J L, et al. Estimation of soil salt content (SSC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR), Northwest China, based on a Bootstrap-BP neural network model and optimal spectral indices. *Science of the Total Environment*, 2018, 615: 918—930
- [12] 厉彦玲, 赵庚星, 常春艳, 等. OLI与 HSI 影像融合的土壤盐分反演模型. *农业工程学报*, 2017, 33 (21): 173—180
Li Y L, Zhao G X, Chang C Y, et al. Soil salinity retrieval model based on OLI and HSI image fusion (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33 (21): 173—180
- [13] 王爽, 丁建丽, 王璐, 等. 基于地表光谱建模的区域土壤盐渍化遥感监测研究. *干旱区地理*, 2016, 39 (1): 190—198
Wang S, Ding J L, Wang L, et al. Remote sensing monitoring of soil salinization based on surface spectral modeling (In Chinese). *Arid Land Geography*, 2016, 39 (1): 190—198
- [14] 王明宽, 莫宏伟, 陈红艳. 基于多光谱影像反演土壤盐分的建模方法研究. *土壤通报*, 2016, 47 (5): 1036—1041
Wang M K, Mo H W, Chen H Y. Study on model method of inversion of soil salt based on multispectral image (In Chinese). *Chinese Journal of Soil Science*, 2016, 47 (5): 1036—1041
- [15] Wang J, Zhang F, Kung H, et al. Linkage analysis of land use/cover patterns and hydro-chemical characteristics in different seasons in Ebinur Lake Watershed, China. *Water*, 2017, 9 (11): 888
- [16] 任岩, 张飞, 王娟, 等. 新疆艾比湖流域地表水丰水期和枯水期水质分异特征及污染源解析. *湖泊科学*, 2017, 29 (5): 1143—1157
Ren Y, Zhang F, Wang J, et al. Spatio-temporal characteristics and source identification of surface water pollutants in Lake Ebinur Watershed, Xinjiang (In Chinese). *Journal of Lake Sciences*, 2017, 29 (5): 1143—1157
- [17] 杨雅楠, 阿里木江·卡斯木. “一带一路”背景下新疆城镇交通优势度与区域经济发展水平的关系分析. *干旱区地理*, 2017, 40 (3): 680—691
Yang Y N, Alimujiang·Kasimu. Relationship between regional transportation advantage and development of regional economy in Xinjiang under the background of the national strategy of the Belt and Road (In Chinese). *Arid Land Geography*, 2017, 40 (3): 680—691
- [18] 杨爱霞, 丁建丽. 新疆艾比湖湿地土壤有机碳含量的光谱测定方法对比. *农业工程学报*, 2015, 31 (18): 162—168
Yang A X, Ding J L. Comparative assessment of two methods for estimation of soil organic carbon content by Vis-NIR spectra in Xinjiang Ebinur Lake Wetland (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31 (18): 162—168
- [19] 鄢雪英, 丁建丽, 李鑫, 等. 艾比湖湿地退化对盐尘暴发生及运移路径的影响. *生态学报*, 2015, 35 (17): 5856—5865

- Yan X Y, Ding J L, Li X, et al. Effect of salt dust storm migration pathways on degradation of Ebinur Lake Wetland (In Chinese). *Acta Ecologica Sinica*, 2015, 35 (17): 5856—5865
- [20] 秦璐, 傅德平, 杨军, 等. 艾比湖湿地自然保护区典型群落土壤理化性质分析. *干旱区资源与环境*, 2011, 25 (8): 144—151
- Qin L, Fu D P, Yang J, et al. The soil physiochemical properties of typical communities in Ebinur Lake Wetlands nature reserve (In Chinese). *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2011, 25 (8): 144—151
- [21] 徐涵秋, 唐菲. 新一代Landsat系列卫星: Landsat 8 遥感影像新增特征及其生态环境意义. *生态学报*, 2013, 33 (11): 3249—3257
- Xu H Q, Tang F. Analysis of new characteristics of the first Landsat 8 image and their eco-environmental significance (In Chinese). *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33 (11): 3249—3257
- [22] Fourati H T, Bouaziz M, Benzina M, et al. Modeling of soil salinity within a semi-arid region using spectral analysis. *Arabian Journal of Geosciences*, 2015, 8 (12): 11175—11182
- [23] 曹雷, 丁建丽, 玉米提·哈力克, 等. 基于国产高分一号卫星数据的区域土壤盐渍化信息提取与建模. *土壤学报*, 2016, 53 (6): 1399—1409
- Cao L, Ding J L, Umüt-Halik, et al. Extraction and modeling of regional soil salinization based on data from GF-1 satellite (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53 (6): 1399—1409
- [24] Allbed A, Kumar L, Aldakheel Y Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: Applications in a date palm dominated region. *Geoderma*, 2014, 230: 1—8
- [25] Wang J Z, Ding J L, Abulimiti A, et al. Quantitative estimation of soil salinity by means of different modeling methods and visible-near infrared (VIS-NIR) spectroscopy, Ebinur Lake Wetland, Northwest China. *PeerJ*, 2018, 6: e4703
- [26] Nawar S, Buddenbaum H, Hill J. Estimation of soil salinity using three quantitative methods based on visible and near-infrared reflectance spectroscopy: A case study from Egypt. *Arabian Journal of Geosciences*, 2015, 8 (7): 5127—5140
- [27] Scudiero E, Skaggs T H, Corwin D L. Regional-scale soil salinity assessment using Landsat ETM+ canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 169: 335—343
- [28] 胡江玲, 武胜利, 金海龙, 等. 艾比湖流域近 48 年来降水变化特征分析. *干旱区资源与环境*, 2010, 24 (9): 94—99
- Hu J L, Wu S L, Jin H L, et al. Precipitation in Aibi Lake Basin of Xinjiang from 1961 to 2008 (In Chinese). *Journal of Arid Land Resource and Environment*, 2010, 24 (9): 94—99
- [29] Arnous M O, Green D R. Monitoring and assessing waterlogged and salt-affected areas in the Eastern Nile Delta region, Egypt, using remotely sensed multi-temporal data and GIS. *Journal of Coastal Conservation*, 2015, 19 (3): 369—391
- [30] 朱海强, 李艳红, 李发东. 艾比湖湿地典型植物群落土壤酶活性季节变化特征. *应用生态学报*, 2017, 28 (4): 1145—1154
- Zhu H Q, Li Y H, Li F D. Seasonal variations of soil enzyme activity in typical plant communities in the Ebinur Lake wetland (In Chinese). *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2017, 28 (4): 1145—1154

Quantitative Estimation and Mapping of Soil Salinity in the Ebinur Lake Wetland Based on Vis-NIR Reflectance and Landsat 8 OLI Data

LIANG Jing^{1,2} DING Jianli^{1,2,3†} WANG Jingzhe^{1,2} WANG Fei^{1,2,3}

(1 College of Resources and Environmental Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

(2 Key Laboratory of Oasis Ecology under Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

(3 Key Laboratory of Smart City and Environment Modelling of Higher Education Institute, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract 【Objective】 Soil salinization, one of the most critical ecological problems in agriculture, is a progressive soil degradation process that reduces soil quality and hence crop yield and agricultural

production. Therefore, it is necessary to monitor soil salinity for prevention and mitigation of land degradation in the arid regions. Producers and decision-makers also require updated accurate soil salinity maps of agronomically and environmentally relevant regions. 【 Method 】 A total of 147 soil samples were collected from the Ebinur Lake wetland, Xinjiang Uyghur Autonomous Region of China, during the rainy season (May) and dry season (September) in 2017 for analysis of electrical conductivity (EC) when prepared into suspensions, 1 : 5 in soil and distilled water ratio, and for acquisition of Vis-NIR (visible-near infrared) reflectance spectra in the laboratory. Spectra were resampled in line with Landsat8 OLI sensor's resolution, i.e., band 1 (Coastal) 433 ~ 453 nm, band 2 (Blue) 450 ~ 515 nm, band 3 (Green) 525 ~ 600 nm, band 4 (Red) 630 ~ 680 nm, band 5 (Red) 845 ~ 885 nm, band 6 (SWIR 1) 1 560 ~ 1 660 nm, and band 6 (SWIR 7) 2 100 ~ 2 300 nm. Furthermore, NDSI (Normalized Difference Vegetation Index), SI (Salinity Index), SI1 (Salinity Index 1), SI2 (Salinity Index 2), SI3 (Salinity Index 3), S1 (Salinity Index, S1)、 S2 (Salinity Index), S3 (Salinity Index), S5 (Salinity Index), S6 (Salinity Index), Int1 (Intensity Index 1), Int2 (Intensity index 2) and COSRI (Combined Spectral Response Index) were also calculated in this study. A quantitative estimating model was constructed based on partial least squares regression (PLSR), and evaluated in light of its root mean square error (RMSE), determination coefficient (R^2) and ratio of performance to deviation (RPD). 【 Result 】 Results show that the surface soil of the Ebinur lake wetland was strongly salt-affected, with soil salinity during the rainy season ($23.90 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$) being much higher than that during the dry season ($11.62 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$). 2) The PLSR model based on resampled spectral data and 13 spectral indexes performed quite ideally in predicting soil EC in the study area, with quite high accuracy ($R^2 = 0.91$, RMSE = $6.48 \text{ mS}\cdot\text{cm}^{-1}$, and RPD = 2.45), which indicates that the model constructed in the study could be used to predict quantitatively EC in the Ebinur Lake wetland; and 3), the areas of slightly saline soil and saline soil decreased, while those of moderately and heavily salinized soils increased during the study period (from May to September). 【 Conclusion 】 In the present study, the model, established by combining two types of remote sensing data different in resolution, has obviously improved the traditional optical remote sensing (Landsat8 OLI) model in precision, as well as elevated the Vis-NIR spectral data to the pixel scale, thus providing certain scientific reference for remote sensing extraction of soil salinity information. The performance of Vis-NIR-based prediction of soil salinity might be affected by adsorption capacity of soluble salts in these electromagnetic ranges being lower than that of: water, soil iron, organic matter, certain types of clay minerals, and some other soil components. To further improve the prediction accuracy, further efforts should be done to define the most dominated factor affecting spectral reflectance of soils different in salinity degree.

Key words Soil salinization; Ebinur Lake wetland; Landsat; Spectral Index; PLSR

(责任编辑: 檀满枝)