

艾比湖湿地自然保护区土壤盐分多光谱遥感反演模型

周晓红^{1,2,3}, 张 飞^{1,2,3*}, 张海威^{1,2,3}, 张贤龙^{1,2,3}, 袁 婕^{1,2,3}

1. 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
2. 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046
3. 中亚地理信息开发利用国家测绘地理信息局工程技术研究中心, 新疆 乌鲁木齐 830002

摘 要 土壤盐分是衡量土壤质量的要素,也是作物生长发育的基本条件。因此,迫切地需要一种可以快速了解土壤盐分含量(SSC)的方法。针对艾比湖湿地自然保护区,基于Landsat8 OLI多光谱遥感影像,以该研究区36个土壤表层样品的盐分含量为数据源,选择相关性较好的多光谱遥感指数分析研究区土壤盐分分布状况,并将其分别与实测SSC构建线性、对数、二次函数模型,进而优选精度最高的模型来反演该研究区SSC。结果表明:(1)在多光谱遥感指数中,与SSC相关性最高的是增强型植被指数(EVI),其相关性范围为(-0.70~-0.67);其次是传统型植被指数(TVI),其范围为(-0.58~-0.46);土壤盐分指数(SI)与SSC的相关性最低,其范围为(-0.45~0.16),其中SI3和SI4与SSC均没有相关性。(2)将实测土壤盐分值所反演的分布图与EVI对比分析,发现在西北、正南方向的艾比湖湖边周围和东北方向盐池桥的SSC均较高,其EVI的值较低,说明通过该研究区实测土壤盐分值所反演的盐分分布图与EVI的空间分布结果较为一致,表明EVI对该地区土壤盐分具有一定的敏感性,能较好地反演SSC的空间分布;(3)分别将三种EVI与实测SSC建模分析比较,发现SSC与增强型比值植被指数(ERVI)所构建的二次函数模型最好;其验证集的决定系数(R^2)为0.92,均方根误差(RMSE)为2.48,相对分析误差(RPD)为2.09,模型精度较高、稳定性较为可靠,相比之下,说明ERVI对该湿地自然保护区土壤盐分有更高的敏感性,可以用来预测该区域SSC,从而进行空间反演。在TVI中加入Landsat8多光谱遥感影像的b6和b7波段,得到EVI,以此来反演SSC是可行的,且比传统可见光和近红外波段所构建的植被指数反演效果更好。因此该研究不仅可以为遥感反演提供理论参考,而且对该地区SSC的定量估算和动态监测具有重要的意义,也可作为其他区域SSC预测反演的备选方案。

关键词 自然保护区;增强型植被指数;土壤盐分指数;反演模型

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)04-1229-07

引 言

土壤盐渍化是由于自然和人类不合理的灌溉造成的,主要发生在地势低且气候干旱的地区,会严重影响耕地质量,致使土壤结块,农业生产损失,严重破坏地理生态环境,干扰人们的正常生活^[1]。因此,快速了解盐渍土的特征以及发展现状等对治理盐渍土尤为重要,同时也是盐渍土被科学改良、合理管理利用的前提条件。实地采样是获取土壤盐分含量(soil salinity content, SSC)的传统方法,该方法不仅实测

点少、典型性差,且不能大范围、实时动态地监测。遥感技术具有空间性、实时性、多波段性等特点,不仅能够全面、快速地监测SSC,可以为快速获取SSC提供了一种新的技术方法。

目前,遥感技术的一个研究热点就是通过各遥感指数的构建来分析某区域盐渍土的信息,王飞等^[2]以盐渍区实测SSC与landsat7和landsat8建立各种遥感指数和原始波段来构建线性和多个非线性模型,探讨其对新疆玛纳斯河绿洲、阜北地区和渭-库绿洲土壤盐度的敏感性;罗冲等^[3]利用Landsat8计算植被指数(VI),采用PLRS法对SSC与植被指

收稿日期:2018-02-06, 修订日期:2018-06-18

基金项目:国家自然科学基金项目(新疆联合本地优秀青年人才培养专项)(U1503302),自治区科技人才培养项目(“万人计划”后备人选培养项目)(QN2016JQ0041)资助

作者简介:周晓红,女,1994年生,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硕士研究生
e-mail: 18290622359@163.com * 通讯联系人 e-mail: zhangfei3s@163.com

数进行模型构建、比较,从而确定玛纳斯流域绿洲土壤盐渍化分布状况;Alexakisa 等^[4]针对克里特岛中南部,希腊土壤盐渍化问题,基于 WV2 和 Landsat 8 计算土壤盐分指数(soil salinity index, SI),可知在该区域 S5 对 SSC 最为敏感,在高电导率 ECe 区域可为监测地表表层土壤盐分提供一种新的方案。TahaGorji^[5]等针对土耳其图兹湖周围的土壤盐渍化问题,基于 Landsat8 OLI 遥感影像提取出土壤盐分指数,经过回归分析,利用反演模型最好的 SI 反演出土耳其图兹湖周边土壤盐渍化的空间分布。根据以上研究可知,通过计算多光谱遥感影像中的 b3, b4 和 b5 波段得到的 TVI,虽然可以用来分析盐渍土性状,但用来识别盐渍土特征的准确性还是比较低的^[6]。TVI 仅仅是通过计算 b3, b4 和 b5 而得到的,并没有考虑到与土壤盐分和植被相关的短红外波段,所以 TVI 并没有包括全部的土壤、植被信息,故造成模型精度不高,预测能力差、难以快速准确地监测到 SSC。

本文在 TVI 计算中加入波长更长、信息量更大的 b6 和 b7 波段,来检验是否能够提高 SSC 建模反演的准确性,目前类似研究还比较少。在 TVI 中引入短红外波段得到 EVI,并以艾比湖湿地自然保护区为研究对象,拟尝试用实测土壤盐分数据和 OLI 多光谱遥感影像,计算各种植被指数和 SI 等十种多光谱遥感指数,探讨其对 SSC 的敏感性,选出最敏感指数,构建最优 SSC 反演模型,为该地区准确获取、监测 SSC 提供理论依据。

1 实验部分

1.1 研究区概况

艾比湖湿地自然保护区地处新疆维吾尔自治区博尔塔拉蒙古自治州境内,地理位置 43°38′—45°52′N, 79°53′—85°02′E 之间,三面环山,远离海洋,位于乌苏东部和托里县,气温变化强烈,干旱少雨,总面积为 2 670.85 km²,包括湖滨地带形成 5 500 km² 的湿地。近年来,由于艾比湖人口剧增、水土的大规模开发,致使湖面缩小、耕地盐渍化、草场退化严重、土地沙漠化等问题突出^[7]。所以人们正在大力改善生态环境,但并没有改变当地恶劣的生态环境,研究区地下水位每年仍然在下降,枯死的荒漠植被越来越多,气候也越来越干燥,致使该地区的土壤盐分也在不断地发生变化。

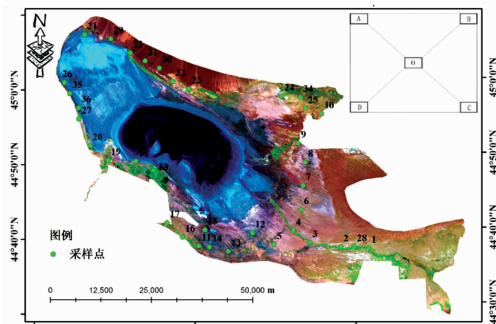


图 1 研究区概况和采样点分布
Fig. 1 Location of research area and distribution of sampling points

1.2 土样采样与多光谱遥感影像

土壤样品采样时间为 2016 年 5 月中旬,以 3~10 km 采样点间隔为原则并结合保护区的自然景观、土壤质地以及道路通达等实际情况,在各采样点 30 m×30 m 样方内且具有显著特征的地表表层选取土壤,在每个样方内按照“五点采样法”采集五份土壤,将其均匀混合在一起制成混合土样带回实验室内自然风干、磨碎,然后用 0.5 mm 孔径的筛子过滤,按水土比 5:1 的比例提取浸提液,使用 DDS-307A 型电导率仪测定其浸出液盐度,并转换为土壤含盐量(g·kg⁻¹)。

选用的多光谱遥感影像是由传感器陆地成像仪(OLI)在 2016 年 5 月获取的 Landsat 8 影像,获取时间与采样时间相对应。利用 Envi 5.1 软件,对该多光谱影像预处理,包括几何校正、辐射校正、大气校正、彩色合成,最后裁剪获得研究区影像;然后,利用 ArcGIS10.3 软件,将实测点的经纬度导入多光谱遥感影像,得到每个实测点所对应的反射率值,从而进行 SSC 的反演。

1.3 多光谱遥感指数

本研究选取 VI 和 SI 分别与 SSC 进行相关性分析。TVI 分别是归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)、差值植被指数(difference vegetation index, DVI); TVI 就是由常用多光谱遥感波段 b3, b4 计算所得,而 EVI 就是在 b3, b4 和 b5 基础上再加入短红外波段 b6 和 b7 计算所得,分别是增强型归一化植被指数(enhanced normalized difference vegetation index, ENDVI)、增强型比值植被指数(enhanced ratio vegetation index, ERVI)、增强型差值植被指数(enhanced difference vegetation index, EDVI); 土壤盐分指数(soil salinity index, SI)是将多光谱遥感影像的 b1, b2, b3, b4 和 b5 波段相互参与计算,重新组合成 B1, B2, B3 和 B4 波段,以此得到四个 SI。

表 1 多光谱指数计算公式
Table 1 Multispectral indices formula

多光谱指数	计算公式	参考文献	
传统型 植被指数	RVI	b5/b4	[2]
	NDVI	(b5-b4)/(b5+b4)	[2]
	DVI	b5-b4	[2]
增强型 植被指数	ERVI	(b5+b7)/b4	[2]
	ENDVI	(b5+b7-b4)/(b5+b7+b4)	[2]
	EDVI	b5+b6-b4	[2]
土壤盐分 指数	SI1	$\sqrt{(B1 \times B3)}$ B1=b1-Blue, B3=b3-Red	[5]
	SI2	$\sqrt{(B2 \times B3)}$ B2=b2-Green, B3=b3-Red	[5]
	SI3	$\sqrt{B2^2+B3^2+B4^2}$ B2=b2-Green, B3=b3-Red, B4=b4-Near Infrared	[5]
	SI4	$\sqrt{(B2^2+B3^2)}$ B2=b2-Green, B3=b3-Red	[5]

1.4 模型反演与检验

首先给土样随机分组, 得到建模集样本 24 个, 验证集样本 12 个。然后利用建模集 SSC 和选定的多光谱遥感指数, 分别建立各种多光谱遥感指数与 SSC 的回归模型。在本研究

中运用 SPSS 19 软件完成一元线性、二次函数、对数函数、多元线性回归模型, 并将其进行比较分析, 从而选出最佳模型。

表 2 土壤盐分的描述性统计分析

Table 2 Descriptive statistics analysis of soil salinity

数据集	总样本数	平均/(g · kg ⁻¹)	最大值/(g · kg ⁻¹)	最小值/(g · kg ⁻¹)	标准差/(g · kg ⁻¹)	变异系数/%
总样本集	36	4.91	22.20	0	5.44	1.11
建模集	24	4.90	22.20	0	5.35	1.10
验证集	12	4.92	21.60	0	5.87	1.19

利用 12 个验证样本对上述构建的模型进行检验, 从两个方面评价反演模型的精度即模型的稳定性和预测能力, 稳定性用 R^2 的大小来检验^[8], 预测能力用 RMSE 和 RPD 综合评定。 R^2 越大, 说明模型精度越高; RMSE 越小, 模型预测能力越强; 当 $RPD > 2$ 时, 模型预测效果较好, $1.4 < RPD < 2$ 时, 模型预测效果一般, $RPD < 1.4$ 时, 模型无预测能力。各检验表达式如下所示:

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

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

$$RPD = \frac{stddev}{rmse} \quad (3)$$

其中, n 为采样点个数; Y_i^o 和 Y_i^s 分别为土壤样本 i 的观测值和模拟值。

2 结果与讨论

2.1 不同区域土壤盐分含量

植被的分布主要受气候条件、地形和土壤性状的影响, 其中 SSC 是影响植被分布的关键因素, 经过野外实地考察, 发现在西北方向的艾比湖湖边周围, 常年无植被生长, 可能是因为该区域盐渍土较多; 在正南方向的艾比湖湖周边, 其植被稀疏; 而在正北、东南方向上的山地, 植被生长较为茂盛, 可能是因为该区域在东南方向, 阿奇克苏河的支流使该区域水份充沛且山地上少有人生活, 因此植被生长较为茂盛。根据野外实地考察和 SSC 值, 将该研究区实测点主要分为植被生长区、无植被生长(稀疏)区、裸地三种区域, 如表 3。

该研究区属于典型湿地自然保护区, 路广等^[9]研究发现在湿地土壤盐渍化分布区, 植被覆盖变化与土壤盐分呈负相关性, 盐分较高的土壤会抑制植被的生长发育, 在土壤盐分较低的区域, 有较多的植被生长。王飞等^[10]研究发现在 SSC 较高区域的土壤表层在植被指数灰度图中较亮。由表 3 可以看出, 在有植被生长的区域, 其 SSC 较低, 范围在 $0 \sim 3.3 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间, 其实测点区域的土壤表层在植被指数灰度图亮度中较暗; 在无植被生长(稀疏)区, 其 SSC 在 $3.7 \sim 13.6 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间, 由于该区域土壤盐分比有植被生长区高, 因此在该区域的土壤表层在植被指数灰度图中的亮度比有植被生长区亮度更亮; 在裸地区, 其 SSC 较高, 均大于 $20 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 该区域的土壤表层在植被指数灰度图中较暗。

表 3 土壤盐分含量分布

Table 3 The distribution of SSC

分布区	实测点	土壤含盐量/(g · kg ⁻¹)	实测点	土壤含盐量/(g · kg ⁻¹)	实测点	土壤含盐量/(g · kg ⁻¹)
植被区	1	1.9	2	1.3	3	1.2
	4	0	5	3.1	6	1.1
	9	3	10	2.3	13	2
	17	2.2	19	1.2	20	0.6
	22	3.01	23	2	24	1.4
	25	0	27	2.7	28	3.15
	29	3.4	30	2.4	31	2.1
	32	3.3	34	0.1		
无植被区	7	5.5	8	7	11	10.7
	12	12.3	14	4.8	15	4.3
	16	3.7	18	13.6	33	12.6
	35	9.3	36	3.7		
裸地	21	22.2	26	21.6		

2.2 多光谱指数与土壤盐分含量的相关性分析

通过 Envi5.1 中的 Band math 计算出 TVI, EVI 和 SI, 将其分别与 SSC 进行相关性分析, 从表 4 可以看出 ERVI, ENDVI, EDVI 与 SSC 的相关性最强, 其相关系数分别是 -0.70 , -0.70 和 -0.67 , 在 0.01 水平上显著相关; 其次是

NDVI, RVI 和 DVI, 其相关系数分别是 -0.46 , -0.46 和 -0.58 , 在 0.01 水平上显著相关; SI2 与 SSC 的相关系数为 -0.45 , 在 0.01 的水平上显著相关, SI1 与 SSC 的相关系数为 -0.40 , 在 0.05 的水平上显著相关, 而 SI3, SI4 与 SSC 均没有相关性。

表 4 多光谱指数和土壤盐分的相关性

Table 4 The correlation of Multispectral index and soil salinity

指数	EDVI	ENDVI	ERVI	NDVI	DVI	RVI	SI1	SI2	SI3	SI4
R	-0.67^{**}	-0.70^{**}	-0.70^{**}	-0.46^{**}	-0.58^{**}	-0.46^{**}	-0.40^*	-0.45^{**}	0.16	-0.04

** : 在 0.01 水平上显著相关, * : 在 0.05 水平上显著相关

** : Significantly correlated at the 0.01 level; * : Significantly correlated at the 0.05 level

2.3 增强型植被指数特征分析

由表 3 比较可知, ERVI, ENDVI, EDVI 与 SSC 的相关性最强。植物叶子内部结构会影响植被的反射光谱。健康植物的反射光谱值在 $380\sim 3000$ nm 波段范围内较高, 在 $2000\sim 2500$ nm 光谱范围之间, 光谱曲线存在着明显的变化, 有一个明显的峰值, 说明植被的光谱信息在 $2000\sim 2500$ nm 之间具有一定的敏感性, 因此加入远红外波段的 EVI, 可以用来表示植被的生长, 从而间接地了解到该地区的 SSC。

基于与 SSC 相关性最强的 EVI, 对 SSC 进行定量分析, 图 2 显示了该研究区实测点盐分反演的盐分分布图和 EVI 图。从实测点盐分反演的盐分分布图目视可知, SSC 较高的

区域主要分布在西北、正南方向的艾比湖湖边周围和东北方向的盐池桥, 这些区域的 EVI 都相对偏低。主要是因为艾比湖湖边周围土壤盐渍化较为严重, 因此植被生长较少, 植被覆盖率较低, 所以 EVI 值较低。而在东北方向上的盐池桥, 虽然 SSC 较高, 但其 EVI 值没有很低, 可能是因为在该区域两边都生长着茂盛的植被, 该区域可能有适宜植被生长的其他条件, 所以该区域生长着少量的植被, 因此其 EVI 值比艾比湖周边的高; 在正北、东南方向的山地, 其 SSC 较低, EVI 值较高, 可能是因为在该区域 SSC 较少, 且少有人在此生活, 因此该区域植被生长较为茂盛, EVI 值也相对较高。

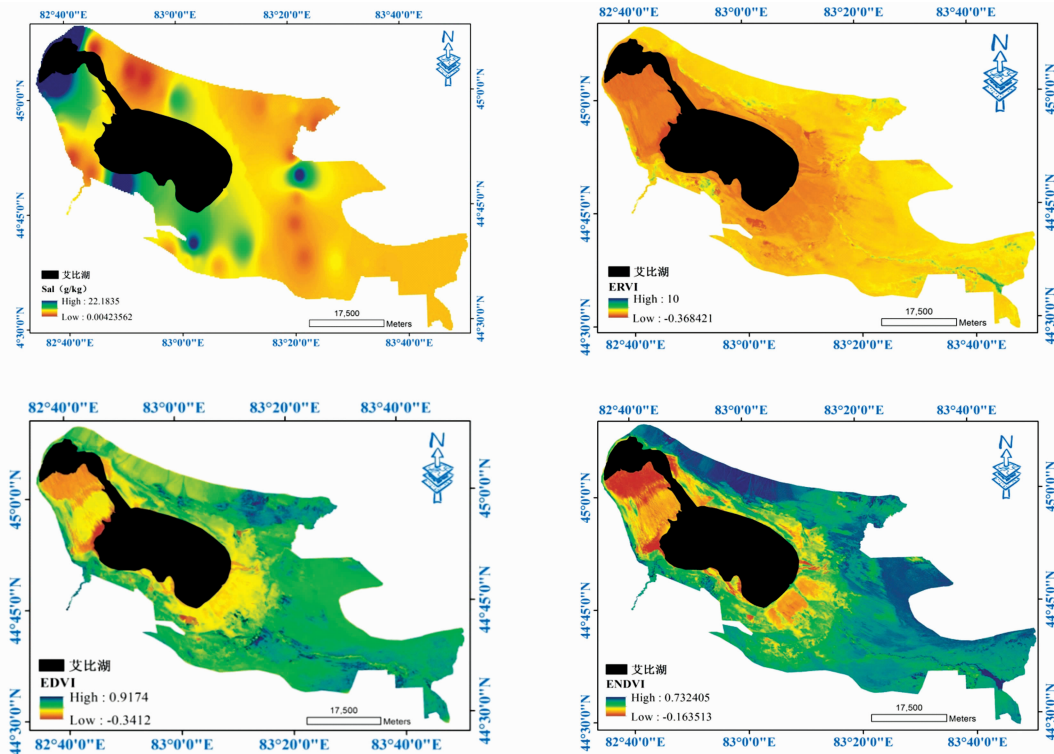


图 2 盐分分布图与增强型植被指数

Fig. 2 The distribution map of soil salinity and enhanced vegetation index

2.4 土壤盐分含量模型反演优选

在相关性分析和 SSC 定性分析的基础上, 将 ERVI, ENDVI, EDVI 与 SSC 分别进行回归分析, 构建简单的回归模型。由表 5 可以看出, 首先分别以 ERVI, ENDVI, EDVI 为自变量建立多元线性回归模型, 可得到建模集 R^2 为 0.59, 验证集 R^2 为 0.75, RMSE 为 3.42, 其次对 ENDVI, EDVI, ERVI 分别建立一元线性、对数函数、二次函数回归模型比较分析, 可以得到以 ENDVI 为自变量所构建的最优模型为

二次函数模型, 其建模集 R^2 为 0.51, 验证集 R^2 和 RMSE 分别为 0.61 和 3.88; 以 EDVI 为自变量所构建的最优模型为二次函数模型, 其建模集 R^2 为 0.53, 验证集 R^2 和 RMSE 分别为 0.74 和 3.02; 以 ERVI 所构建的模型, 其对数模型和二次函数模型建模集 R^2 分别为 0.60 和 0.62, 验证集 R^2 均为 0.92, RMSE 分别为 2.40 和 2.48, 其模型精度都相对较高, 基于 R^2 最大, RMSE 最小的原则, 表明 ERVI 对该研究区 SSC 的敏感性较强, 其与 SSC 所构建模型精度较高。

表 5 土壤盐分含量反演模型
Table 5 Soil salt content inversion model

指数	模型	建模集		验证集	
		R^2	回归方程	R^2	RMSE
EDV, ERVI, ENDVI	多元线性回归模型	0.59	$y = -31.08X_1 - 0.47X_2 - 15.24X_3 + 21.66$	0.75	3.42
	对数模型	0.51	$y = -14.53\ln(X_1) + 11.28$	0.61	3.91
ENDVI	一元线性回归模型	0.48	$y = -49.38X_1 + 21.60$	0.56	4.11
	二次函数模型	0.51	$y = 136.39X_1^2 - 132.9X_1 + 33.515$	0.61	3.88
ERVI	对数模型	0.60	$y = -8.63\ln(X_2) + 12.76$	0.92	2.40
	一元线性回归模型	0.41	$y = -3.76X_2 + 15.01$	0.86	3.66
EDVI	二次函数模型	0.62	$y = 1.19X_2^2 - 11.03X_2 + 5.01$	0.92	2.48
	一元线性回归模型	0.41	$y = -26.56X_3 + 13.61$	0.54	3.96
	二次函数模型	0.53	$y = 65.87X_3^2 - 59.85X_3 + 16.38$	0.74	3.02

注: X_1 是 ENDVI; X_2 是 ERVI; X_3 是 EDVI

Note: X_1 represents ENDVI; X_2 represents ERVI; X_3 represents EDVI

2.5 模型验证

用剩下的 12 个实测值, 对上述所选最佳模型进行验证, 其中以 ERVI 所建立的对数回归模型验证集 R^2 为 0.92, RMSE 为 2.40; 二次函数回归模型验证集 R^2 为 0.92, RMSE 为 2.48, 根据以上结果剔除 ERVI 所建立的一元线性回归模型, 然后比较对数、二次函数回归模型建模集精度与

验证集精度[见图 3(a)和(b)], 可知对数函数模型的建模集 R^2 为 0.597, 验证集 RPD 为 2.181; 二次函数模型的建模集 R^2 为 0.624, 验证集 RPD 为 2.089, 根据 R^2 最大, RMSE 最小, RPD>2 的原则, 确定二次函数模型为 SSC 的最佳反演模型。

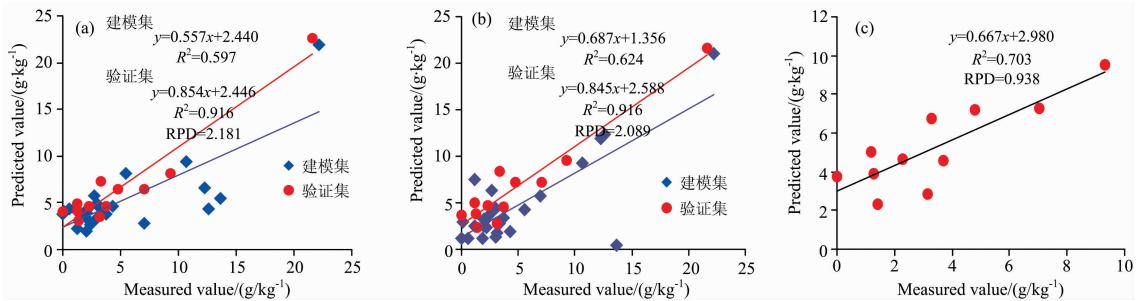


图 3 模型预测值和实测值线性拟合图

(a): 对数模型; (b): 二次函数模型; (c): 预测值和实测值拟合图

Fig. 3 Linear fit of measured values and predicted values with the model

(a): Logarithmic model; (b): Quadratic function model; (c): Linear fit of measured values and predicted values

从图 3(b)可以看出, 二次函数模型的验证点基本上都分布在对角线附近, 该模型建模集 R^2 为 0.624, 验证集 R^2 为 0.916, RPD 为 2.089, 除个别异常点偏离对角线附近外, 其他验证点的线性拟合程度均较好, 因此所构建的 SSC 模型的预测能力通过了检验, 在一定程度上可以用来反演该地区 SSC, 同时该模型为了保持建模集与验证集数据分布的大致

一致性, 在建模集和验证集中都存在一个 SSC 相对较高的值, 使其造成建模集与验证集精度差异较大; 若将验证集的 SSC 最高值去掉, 见图 3(c), 验证集 R^2 将达到 0.703, RPD 为 0.938, 由于 RPD<1.4, 表明该模型预测能力较差, 由此可以说明验证集与预测集数据分布的一致性对模型的预测是很有必要的。

3 结 论

以艾比湖湿地自然保护区为研究区,利用野外实测地表表层 SSC,并结合从多光谱遥感影像中提取出的各种多光谱遥感指数,选择出相关性较高的指数将其与实测点盐分值反演的盐分分布图进行定性分析,并构建统计回归模型来预测 SSC,探究最佳多光谱遥感指数最佳模型在预测 SSC 的适用性,结论如下:

(1) 从多光谱遥感影像中提取出 SI, TVI, EVI, 分别将其与 SSC 进行相关性分析比较可知, EVI 与 SSC 的相关性最高,其相关系数平均比 TVI 高 0.15 左右, EVI 和 SSC 的相关系数分别为 0.70, 0.70 和 0.67, SI 与 SSC 的相关性最低。

(2) 选择出与 SSC 相关性较好的 ERVI, ENDVI 和 EDVI, 将其与实测点盐分值反演的盐分分布图进行定性分析,可以发现 EVI 分布图与盐分分布图具有空间一致性,表明 EVI 对该区域土壤盐分具有一定的敏感性。

(3) 将 SSC 与多光谱遥感指数进行建模,基于 R^2 最大, RMSE 最小和 RPD >2 的原则比较分析,可知 ERVI 所建的二次函数模型的 R^2 为 0.92, RMSE 为 2.48 和 RPD 为 2.09, 该模型满足 R^2 最大, RMSE 较小和 RPD >2 的原则,表明模型精度较高,可以用来预测 SSC。

本研究选用多光谱遥感影像构建的 EVI,首次用于预测艾比湖湿地自然保护区 SSC,且该反演模型精度较高,是因为在 TVI 公式中加入 b6 和 b7 波段重新组合得到 EVI,使其具有较为全面的植被、土壤光谱信息,从而使 SSC 反演模型的稳定性得到明显改进,精度较高,对该研究区盐渍土的治

理与监测尤为重要。前人也验证过短红外波段可用来反映植被的光谱信息,用光谱范围(2 100~2 300 nm)之间的波段来构建植被指数,能够反映出某区域植被的生长状况差异和覆盖度^[11],根据植被的生长状况间接地反演出该地区的土壤盐分。而且,许多关于土壤的研究都证明了 SSC 对 2 100~2 400 nm 范围的光谱都具有显著影响,该光谱范围可认为是 SSC 的典型谱段^[12-13]。还有研究利用 2 153~2 254 和 1 941~2 092 nm 数据来计算光谱指数、构建土壤盐分的反演模型,来预测某区域 SSC,取得了理想的效果^[14]。但是在该研究中出现了建模与验证精度差异较大的情况,主要是采集的土壤盐分异常点较多造成的,作者从三个方面来讨论异常点较多的原因:首先,艾比湖位于阿拉山口大风口通道,气候干燥,常年大风,发生沙尘暴机率增加,导致该研究区土壤表层盐分分布不均匀;其次在 5 月中旬,日照时间长,水分蒸发量大,致使土壤盐分随之向上蒸发,聚集在地表,导致该区域土壤表层盐分分布不均;另外,艾比湖土壤类型的不同,也是造成异常点较多的一个重要因素。砂土土壤颗粒间孔隙较大,持水性较差,盐分会随着水分的蒸发聚集在地表,地表土壤盐分较多,粘土质地粘重,土粒之间孔隙小,透水性差,土壤盐分聚集在地下深层,因此地表土壤盐分较少。以上原因造成该模型精度较不稳定。

根据前人研究,张添佑等^[15-16]利用多光谱遥感指数来进行干旱区 SSC 反演,均取得较好的反演效果。该研究区艾比湖湿地自然保护区属于典型干旱区,利用多光谱遥感指数来进行 SSC 反演,得到加入 2100~2400nm 范围的 EVI 对该区域 SSC 更为敏感,与前人研究^[13]结果相符, ERVI 所构建的 SSC 反演模型效果最好,因此可以用多光谱遥感指数与 SSC 建立的模型作为干旱区 SSC 预测、反演的备选方案。

References

- [1] Netter G I, Zinck J A. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 1.
- [2] WANG Fei, DING Jian-li, WEI Yang, et al(王 飞, 丁建丽, 魏 阳, 等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2017, 37(15): 5007.
- [3] LUO Chong, WANG Ling, PENG Li, et al(罗 冲, 王 玲, 彭 丽, 等). Journal of Shihezi University · Natural Science(石河子大学学报·自然科学版), 2016, 34(6): 779.
- [4] Alexakis D D, Daliakopoulos I N, Panagea I S, et al. Geocarto International, 2016, 33(4): 321.
- [5] Gorji T, Sertel E, Tanik A. Ecological Indicators, 2017, 74: 384.
- [6] Gorji T, Sertel E, Tanki A, et al. Geoderma, 2011, 162: 1.
- [7] SU Xiang-ming, LIU Zhi-hui, WEI Tian-feng, et al(苏向明, 刘志辉, 魏天锋, 等). Research of Soil and Water Conservation(水土保持研究), 2016, 23(3): 252.
- [8] PENG Xiang, HU Dan, ZENG Wen-zhi, et al(彭 翔, 胡 丹, 曾文治, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(11): 167.
- [9] LU Guang, HAN Mei, WANG Min, et al(路 广, 韩 美, 王 敏, 等). Ecology and Environmental Sciences(生态环境学报), 2017, 26(3): 422.
- [10] WANG Fei, DING Jian-li, WU Man-chun(王 飞, 丁建丽, 伍漫春). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2010, 26(8): 168.
- [11] Steig E J, Ding Q, Battisti D S, et al. Annals of Glaciology, 2012, 53(60): 19.
- [12] LIU Ya, PAN Xian-zhang, WANG Chang-kun, et al(刘 娅, 潘贤章, 王昌昆, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2012, 49(4): 824.
- [13] LAI Ning, LI Xin-guo, LIANG Dong(赖 宁, 李新国, 梁 东). Journal of Arid Land Resources and Environment(干旱区资源与环境), 2015, 29(2): 151.

- [14] Weng Y L, Gong P, Zhu Z L. *Pedosphere*, 2010, 20(3): 378.
- [15] ZHANG Tian-you, WANG Ling, WANG Hui, et al(张添佑, 王 玲, 王 辉, 等). *Acta Ecologica Sinica(生态学报)*, 2017, 37(9): 3009.
- [16] WANG Duo-duo, JIA Wen-xiao, WANG Zhi-bao, et al(王多多, 贾文晓, 王志保, 等). *Journal of Agricultural Science and Technology(中国农业科技导报)*, 2018, 20(3): 55.

A Study of Soil Salinity Inversion Based on Multispectral Remote Sensing Index in Ebinur Lake Wetland Nature Reserve

ZHOU Xiao-hong^{1,2,3}, ZHANG Fei^{1,2,3*}, ZHANG Hai-wei^{1,2,3}, ZHANG Xian-long^{1,2,3}, YUAN Jie^{1,2,3}

1. College of Resources & Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

2. Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

3. Engineering Research Center of Central Asia Geoinformation Development and Utilization, National Administration of Surveying, Mapping and Geoinformation, Urumqi 830002, China

Abstract Soil salinity is an important factor for measuring soil quality, and it is also a basic condition for the growth of crops. Therefore, it is urgent to find a method that can understand soil salt content quickly. This paper is based on the Landsat8 OLI multispectral remote sensing image for the Ebinur Lake Wetland Nature Reserve, and we use the salt content of 36 soil surface samples in the study area as the data source, and choose several multispectral remote sensing indices which have the superior correlation with soil salinity to analyze the soil salinity distribution in the study area. The linear, logarithmic and quadratic function models were constructed with the measured soil salinity, and optimum inversion model of soil salt content was selected. The result shows that: (1) Among these multispectral remote sensing indices, the enhanced vegetation indices show the closest correlation with soil salinity, and the correlation coefficient range is between -0.67 and -0.70 . The second is the traditional vegetation indices, and the correlation coefficient range is between -0.46 and -0.58 . The correlation of soil salt index is the farthest, and its range is between 0.16 and -0.45 , and there is no correlation between SI3, SI4 and soil salt content. (2) Comparing and analyzing the salt distribution map inverted by measured soil salinity values and the spatial distribution of Enhanced Vegetation indices, we found that the soil salt content around the Ebinur Lake of the northwest and south direction and the Yan Chi Bridge in the northeast is higher, but the enhanced vegetation indices are lower. The result shows that the salt distribution map inverted by measured soil salinity values is consistent with the spatial distribution of Enhanced Vegetation indices. It indicates that the enhanced vegetation indices have a higher sensitivity to soil salinity, which can better reverse the spatial distribution of soil salinity in the study area. (3) From the comparison and analysis of those models, which builds the three enhanced vegetation indices and measured soil salt content respectively. We found that the enhanced ratio vegetation index is the best choice to construct the quadratic function model. The determination coefficient of its validation set (R^2) is 0.92 , and the root mean square error (RMSE) is 2.48 , and the relative analysis error (RPD) is 2.09 . The data show that this model is more accurate and reliable. In summary, ERVI is more sensitive to soil salinity and predict the soil salinity content, while is more suitable for inversion of soil salinity in this study area. Therefore, the study indicates that it is feasible to invert the soil salinity by the enhanced vegetation index constructed by the b6 and b7 band of Landsat8 multispectral remote sensing imagery. And its inversion effect is better than that of traditional visible light band. Therefore, this study not only provides a theoretical reference for remote sensing inversion, but also has important implications for the quantitative estimation and dynamic monitoring of soil salinity for the study area. Otherwise, it can be used as an alternative offer for prediction of soil salt content in other regions.

Keywords Natural reserve; Enhanced vegetation index; Soil salinity index; Inversion model

(Received Feb. 6, 2018; accepted Jun. 18, 2018)

* Corresponding author