

doi: 10.6046/gtzyyg.2018.01.12

引用格式: 张雅莉,塔西甫拉提·特依拜,阿尔达克·克里木,等. 基于 Landsat8 OLI 影像光谱的土壤盐分估算模型研究[J]. 国土资源遥感,2018,30(1):87-94. (Zhang Y L, Tiyip T, Kelimu A, et al. Estimation model of soil salinization based on Landsat8 OLI image spectrum[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018,30(1):87-94.)

基于 Landsat8 OLI 影像光谱的土壤盐分估算模型研究

张雅莉^{1,2}, 塔西甫拉提·特依拜², 阿尔达克·克里木^{1,2}, 张东^{1,2},
依力亚斯江·努尔麦麦提^{1,2}, 张飞^{1,2}

(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)

摘要: 针对艾比湖流域盐渍化土壤盐分定量监测的需要, 利用 Landsat8 OLI 多光谱影像进行土壤盐分估算模型研究, 以提高土壤盐分反演的精度。通过分析不同含盐量土壤的影像光谱反射率特征和不同变换形式的光谱反射率与盐分的相关性, 寻求对盐分含量敏感的光谱波段; 采用多元逐步回归算法, 分别建立基于 OLI 影像光谱与 ASD 光谱仪重采样光谱的土壤盐分估算模型, 并对影像光谱模型进行校正。结果表明: ASD 重采样光谱数据的对数倒数一阶微分变换的土壤盐分估算模型精度较高, 模型的决定系数(R^2)为 0.779; 校正后的 OLI 影像光谱土壤盐分估算模型的 R^2 从 0.28 提高到 0.777 6, 且均方根误差值仅为 0.281。本研究实现了从实地测量光谱尺度向遥感多光谱尺度的转换, 为土壤盐渍化的遥感定量监测提供了科学参考。

关键词: 高光谱; Landsat8 OLI 影像; 盐渍化; 相关系数; 多元逐步回归

中图法分类号: TP 79; S 126 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2018)01-0087-08

0 引言

土壤盐渍化是土地退化和土壤荒漠化的主要表现之一, 已经严重制约绿洲农业经济的可持续发展, 威胁绿洲生态环境稳定, 是世界各国所面临的主要生态环境问题之一^[1-3]。新疆维吾尔自治区是我国最大的盐渍土壤分布区, 由于气候、地质地貌、水文等自然条件以及人类对水资源的不合理开发, 扰乱水、盐原有的自然动态平衡而导致土壤次生盐渍化大面积发展, 盐碱土的总面积达 2 181.4 万 hm^2 , 占全国盐碱土总面积(9 913 万 hm^2)的 22.01%。大面积的土壤盐渍化造成新疆绿洲的土壤质量不断退化, 盐渍化灾害不断加剧, 严重威胁当地的生态环境安全, 影响社会经济的发展^[4-5], 形势十分严峻。因此, 准确、科学、迅速获取盐渍化变化的程度、量化监测和预报盐渍化是当前土壤盐渍化监测研究的发展趋势^[6]。

盐渍土是表层(0~20 cm)土壤中含易溶性盐

类含量达 2 g/kg 以上、只生长某些耐盐植被的土壤。盐渍化土壤的光谱反射率是土壤矿物成分、土壤质地、有机质含量、水分含量和地表粗糙度等诸多因素共同影响的综合效应^[7]。已有研究表明, 土壤有机质、矿物质及盐分含量等因素对土壤光谱特征都有不同程度的影响^[8], 因此用遥感光谱手段研究土壤盐渍化已受到越来越广泛的关注。通过研究地物属性信息与遥感数据之间的关系, 可获得土壤光谱特性与土壤含盐量之间的相关关系, 从而定量估算土壤含盐量^[9]。高光谱数据能够完整、连续提供土壤光谱信息, 反映地物光谱的细微特征^[7], 具有准确、及时提取和监测土壤信息的技术优势^[10]。目前, 国内外学者主要利用可见光、近红外、热红外和高光谱遥感等技术, 结合地面实测光谱数据, 分析土壤属性与其光谱反射率的定量关系, 对土壤盐渍化进行研究。Dehaan 等^[11]通过观测和研究澳大利亚 Murray-Darling 盆地轻、中、重度盐渍土以及盐壳的光谱, 发现不同盐分含量的土壤在不同光谱波段的吸收作用有明显差异。Farifteh 等^[12]利用高光谱数

收稿日期: 2016-06-15; 修订日期: 2016-07-18

基金项目: 国家自然科学基金项目“干旱区湖泊流域陆面过程及人类活动适应性—以艾比湖为例”(编号: 41130531)、“新疆于田绿洲土壤盐渍化风险遥感定量评估研究”(编号: 41561089)和“变化环境下干旱区内陆艾比湖流域景观格局演变与水资源的水资源相互作用机理研究”(编号: 41361045)共同资助。

第一作者: 张雅莉(1990-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为干旱区土壤遥感应用。Email: yalii_zhang@163.com。

通信作者: 塔西甫拉提·特依拜(1958-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事地图学与地理信息系统方面的研究。Email: tash@xju.edu.cn。

据进行土壤盐渍化分类时发现,土壤反射率对土壤表层盐分具有良好的响应特性,同时还建立了基于光谱反射率的最小二乘法与人工神经网络对盐渍化土壤的预测模型,认为盐渍化土壤与其光谱反射率存在线性关系。阿尔达克·克里木等^[13]以 ASTER 影像和实测含盐量为基础数据,建立了土壤含盐量估算模型。姚远等^[14]用实测高光谱数据和电磁感应数据(EM38)系统建立了遥感监测模型,并通过 TM 影像进行了土壤盐分的反演。雷磊等^[15]利用野外测量的高光谱数据建立土壤盐分反演模型,并校正 HSI 影像土壤含盐量估算模型,提高了盐渍化监测模型的精度。伍漫春等^[16]则通过对试验区不同盐渍化程度的植被和土壤高光谱数据进行变换与分析,建立了综合光谱指数土壤盐渍化监测模型。但目前以新一代 Landsat8 陆地成像仪(Operational Land Imager,OLI)多光谱结合实测高光谱进行土壤含盐量的反演相对较少。

本文以艾比湖流域为研究区,以 OLI 多光谱数据为源信息,结合实地采样点土壤表层的高光谱数据试测,使用多元逐步回归方法,分别构建基于 OLI 影像和美国 ASD(Analytical Spectral Devices)光谱仪实测且经重采样的光谱数据的盐分估算模型,并通过比较两者的精度,分析地面实测高光谱数据与星载多光谱数据间的相关关系,用实测光谱校正影像光谱模型,以期提升盐渍化土壤的多光谱遥感影像预测(或称反演,下同)精度提供一种新思路,从而为艾比湖流域土壤盐分快速的多光谱遥感定量监测提供技术手段,为土壤盐渍化的改良、治理及预测提供决策依据。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

研究区艾比湖流域位于新疆准噶尔盆地的西部, E79°53' ~ 85°02', N43°38' ~ 45°52' 之间,位于博乐市、温泉县和精河县境内。该地区属于典型的温带大陆性干旱气候,年平均降水量 100 mm 左右,主要集中在 5—8 月;多年平均蒸发量在 1 600 mm 以上,蒸发量远大于降水量;多年平均气温 7.8 °C,年极高、极低气温分别为 41.3 °C 和 -36.4 °C,多年平均无霜期为 190 d。位于研究区中心的艾比湖平均水深 1.4 m,蓄水量 7.3 亿 m³,湖面海拔 189 m。艾比湖仅靠精河和博尔塔拉河每年补给地表水 6 亿 m³,维持湖面面积在 500 km² 左右,是新疆第一大盐湖^[14]。流域内的地貌景观类型多样,海拔由低到高依次有湖积平原、细土平原、山前冲积平原和山地丘陵,是

我国少见的荒漠-湖泊湿地景观^[17]。湖滨周围广泛分布着盐化草甸土、沼泽土、草甸盐土、盐土(盐渍化土)、灰棕漠土和胡杨林土;植被种类繁多,有胡杨、怪柳、梭梭、旱生芦苇和琵琶柴等散布区内^[18]。因干旱和盐碱化的作用,植被覆盖稀疏,大量裸地变为盐渍地,致使湖滨地区荒漠化程度加剧,成为中国西部沙尘暴的主要发源地之一。近些年随着湖面的缩小,地下水位进一步下降,土壤盐渍化更加严重,盐尘活动越发频繁,生态环境遭到破坏^[19-20],直接威胁到天山北坡经济带的可持续发展和新亚欧大陆桥的安全运行。

1.2 野外实测样本采集

根据研究需要,于 2014 年 10 月 1—15 日在艾比湖流域进行了土壤样本数据采集,选择地势平坦、水分含量低、粗糙度小、植被覆盖少的地面作为采样单元。采样点分布如图 1 所示。OLI 影像的成像时

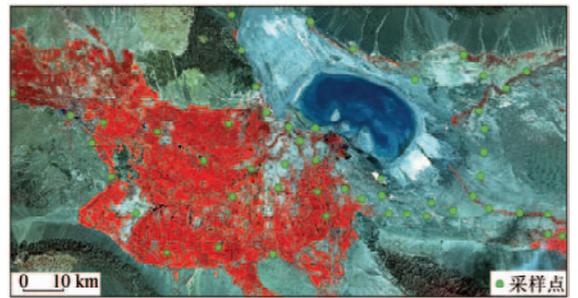


图 1 研究区及野外采样点分布

(影像底图为 Landsat8 OLI B1(R), B2(G), B3(B) 假彩色合成影像)

Fig. 1 Research area and distribution of field sampling points

间为 2014 年 9 月 21 日,野外数据采集时间与卫星扫描过境时间基本一致。野外数据采集包括 2 部分:

1) 表层土壤光谱数据采集。在晴天或云量较少时,使用美国 ASD 公司 FieldSpec®3 光谱仪(谱波范围为 350 ~ 2 500 nm)测量土壤光谱,测试时间为 10:00—14:00(北京时间);样方大小为 30 m × 30 m,每个样方内按 5 点梅花状对表层土壤光谱进行测定,连续测量 5 次取其平均值作为该采样单元的光谱值,共测定了 52 个样点的光谱反射率曲线。在对实测光谱数据处理分析之前,需要对光谱数据进行取平均值、纠正跳跃点及 Savitzky-Golay 滤波(一种基于最小二乘拟合原理的低通平滑滤波)平滑处理等预处理工作,以减少反射率曲线噪音引起的误差,获得更加准确的光谱曲线反射率值^[21]。

2) 表层土壤含盐量采集。与土壤光谱数据收集同时、同地进行,测量土壤光谱后,采集表层土壤(0 ~ 20 cm)装入采样袋,用 GPS 定位后记下经纬度

和编号带回实验室。土样自然风干后记号称重、磨碎、过 0.25 mm 筛后备用。采用德国 WTW (Wissenschaftlich Technische Werkstätten) 公司 inoLab® Cond 7310 电导率仪,按 1:5 的土/水比例进行过滤浸提后测定其盐度,最后用质量法转换成土壤样本的含盐量(单位为 g/kg)。

1.3 遥感影像获取与预处理

本研究选取的遥感影像是美国 USGS (<http://glovis.usgs.gov/>) 网站提供的 Landsat8 OLI 遥感数据。Landsat8 卫星的 OLI 共有 9 个波段,其中包含 1 个空间分辨率为 15 m 的全色波段,其他波段空间分辨率为 30 m,光谱波段在 0.433 ~ 2.300 μm 范围内。选取 2014 年 9 月 21 日云量相对较少的 OLI 影像作为基础数据源,与土壤样本采集时间相近。利用图像处理软件 ENVI5.0 对 OLI 数据进行波段合成、辐射定标、大气校正和研究区范围裁剪等处理。

2 土壤盐分估算模型研建

2.1 盐渍土 OLI 影像光谱特征

Landsat 8 具有较高的空间分辨率,信息量丰富。为提取盐渍土信息和提高监测精度,首先必须了解不同程度的盐渍土在影像光谱上的反射特征^[22]。艾比湖湖泊周围土壤盐分含量极高,因剧烈蒸发和强风的作用,表层土壤形成盐壳,在影像上色调发白。图 2 为不同盐分含量的 OLI 影像光谱反射率曲线。从中可以看出,含盐量越高、反射率就越强。每条光谱曲线的变化总体趋势基本相似。盐渍土在可见光范围内反射率较低,变化幅度较平稳,随着波长的增加反射率也在平缓地增加。在 0.515 μm 波段处出现较弱的吸收谷,0.600 ~ 0.885 μm 范

围内反射率随波长的增加变化幅度明显、在 0.885 μm 处达到反射率最高值。

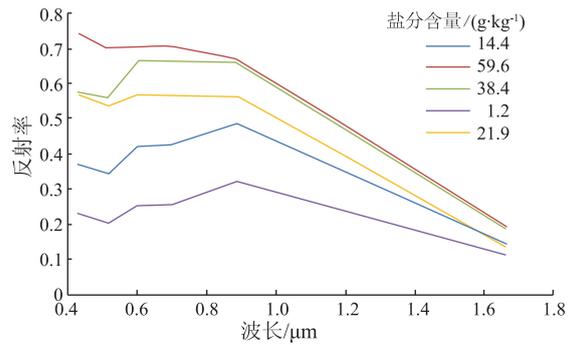


图 2 不同盐分含量的 OLI 影像光谱反射率
Fig. 2 Spectral reflectance of OLI images with different soil salinity

2.2 光谱反射率变换及相关性分析

为了找出光谱反射率与盐分之间的关系,对原始光谱反射率进行数学变换。变换后,可以减少遥感影像中因光照条件和地形变化等引起的误差,有效降低噪声对目标光谱的影响^[22],增强光谱数据与土壤含盐量之间的关系,从而找出对盐渍土敏感的光谱波段。

为了更进一步分析土壤光谱反射率与土壤盐分的关系,分别将每个采样点的盐分含量数据与土壤光谱反射率(均用 B 表示)进行数学变换,变换形式包括均方根(\sqrt{B})、对数($\lg B$)、倒数($1/B$)、对数的倒数($1/\lg B$)、倒数的一阶微分($(1/B)'$)、反射率一阶微分(B')、均方根一阶微分($(\sqrt{B})'$)、对数一阶微分($(\lg B)'$)、对数二阶微分($(\lg B)''$)、对数的倒数一阶微分($(1/\lg B)'$)和反射率二阶微分(B'')。然后求解 52 个样品的反射率及其变换结果与土壤含盐量数据的相关系数 r_j ,即

$$r_j = \frac{Cov(B, SC)}{\sqrt{D(B) \cdot D(SC)}} = \frac{\sum_{i=1}^n (B_{ij} - \bar{B}_j)(SC_i - \bar{SC})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (B_{ij} - \bar{B}_j)^2 \sum_{i=1}^n (SC_i - \bar{SC})^2}}, \quad (1)$$

式中: r_j 为土壤含盐量与光谱反射率及其变换形式(B)的单相关系数; i 为样品个数(共 33 个试验品); j 为波段号; B_{ij} 为第 i 个土壤样本第 j 波段的光谱反射率值(或其变换结果的值); \bar{B}_j 为 n 个土壤样本在第 j 波段的光谱反射率(或其变换结果)的平均值; n 为土壤样本的总个数; SC_i 为第 i 个土壤样本的含盐量; \bar{SC} 为实测 n 个土壤样本含盐量的平均值。

2.3 模型建立与精度检验

经过分析土壤反射率光谱数据变换结果与盐分

的相关性,在 Origin8 软件平台下采用多元逐步回归的数学方法,建立土壤含盐量估算模型,即

$$y = \beta_0 + \beta_1 \chi_1 + \beta_2 \chi_2 + \dots + \beta_{k-1} \chi_{k-1}, \quad (2)$$

式中: y 为因变量; χ_{k-1} 为自变量; $(k-1)$ 为自变量个数; β_0 为模型常数项; β_{k-1} 为回归系数。

根据 52 个样本的土壤盐分数据,随机选出 33 个样本用于建立盐分估算模型,剩余的 19 个样本用于均方根误差检验其精度,即

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [Z^*(S_i) - Z(S_i)]^2}, \quad (3)$$

式中： $Z^*(S_i)$ 为预测盐分值； $Z(S_i)$ 为实测盐分值； M 为采样单元的数量。

3 结果与讨论

3.1 OLI 影像光谱分析及估算模型建立

为了使 ASD 仪器实测光谱数据的波长与 OLI 影像(6 个波段)的波长相对应,根据各波段的中心

波长,将 OLI 影像 0.433 ~ 2.300 μm 范围的波长分为 6 个区间,节点分别为 0.433 μm ,0.52 μm ,0.62 μm ,0.68 μm ,0.885 μm 和 1.67 μm 。对 OLI 影像的光谱反射率及其变换结果与土壤盐分含量数据进行相关性分析,筛选出相关系数较高的波段作为自变量;以 33 个土壤样本的含盐量作为因变量,运用多元逐步回归分析(式(2))建立 OLI 影像的土壤含盐量估算模型,结果如图 3 和表 1 所示。

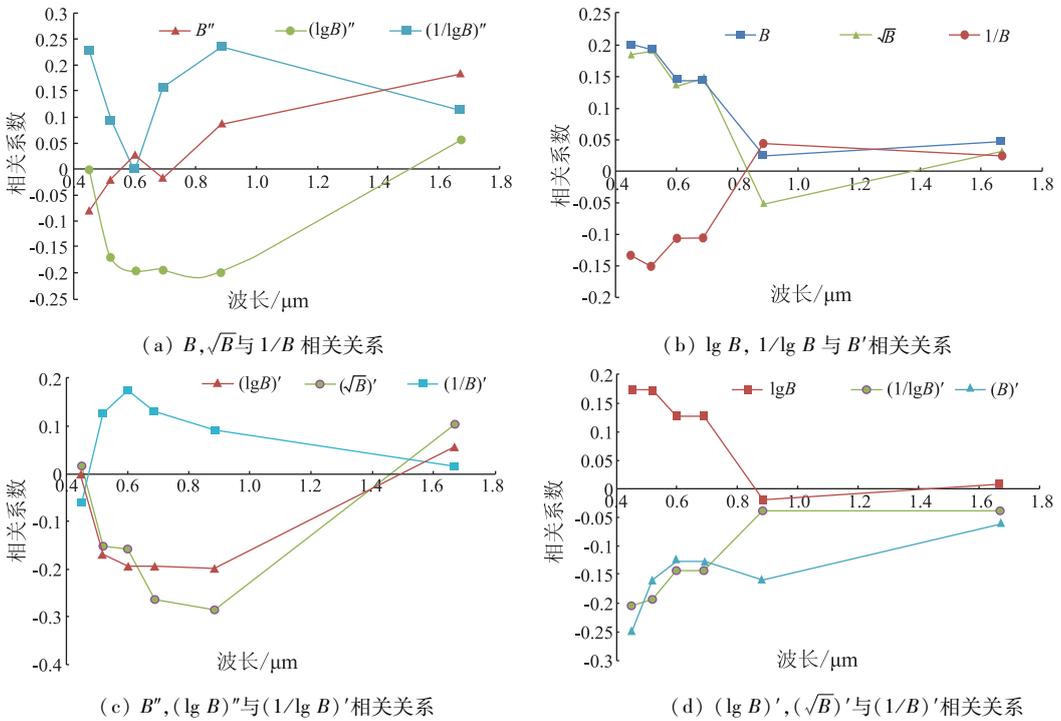


图 3 OLI 光谱反射率及其变换结果与土壤含盐量的相关关系

Fig. 3 Correlation coefficient between OLI spectral reflectivity as well as its different transformed results and soil salinity

表 1 OLI 土壤盐分估算模型

Tab. 1 Soil salinity inversion model of OLI

变换形式	回归方程 ^①	R^2	RMSE
B	$Y = 18.32X_{0.49} + 13.457$	0.210	0.276
\sqrt{B}	$Y = 226.15X_{0.49} - 208.74X_{0.68} + 10.33$	0.280	0.216
$\lg B$	$Y = 1.44X_{0.49} + 0.493X_{0.68} + 21.82$	0.181	0.452
$1/\lg B$	$Y = -1.014X_{0.87} + 0.404X_{0.68} + 2.773$	0.084	0.871
$1/B$	$Y = 0.947X_{0.91} - 1.151X_{0.68} + 217.3$	0.090	0.535
B'	$Y = 3.039X_{0.62} + 9.392X_{0.68} + 3.664$	0.148	0.751
$(\sqrt{B})'$	$Y = 4.040.193X_{0.82} + 7.754.244X_{0.68} + 12.405$	0.260	0.873
$(\lg B)'$	$Y = 80.78X_{0.57} + 276.949X_{0.68} + 6.045$	0.190	0.545
$(1/\lg B)'$	$Y = 102.5X_{0.92} + 154.661X_{0.68} + 6.410$	0.241	0.257
$(1/B)'$	$Y = 100.4X_{0.62} + 7.1X_{0.68} + 87$	0.188	0.398
B''	$Y = 232.566X_{1.69} + 154.661X_{0.68} + 6.410$	0.200	0.331
$(\lg B)''$	$Y = 56.6X_{1.69} + 47X_{0.68} + 250$	0.169	0.387

①： $X_{0.49}$ 表示波长为 0.49 μm 处的 OLI 影像光谱值； R^2 为决定系数；RMSE 为均方根误差。

通过对 OLI 影像土壤光谱反射率及变换结果与采样点盐分含量相关系数的分析,发现相关系数普遍非常低。从表 1 中可以看出,均方根(\sqrt{B})变换

的模型相对最佳(波段组合为 0.49 μm 和 0.68 μm)，模型 $R^2 = 0.280$, $RMSE = 0.216$ 。用其余的 19 个采样点盐分含量数据对模型进行精度验证,验证结果如图 4 所示。

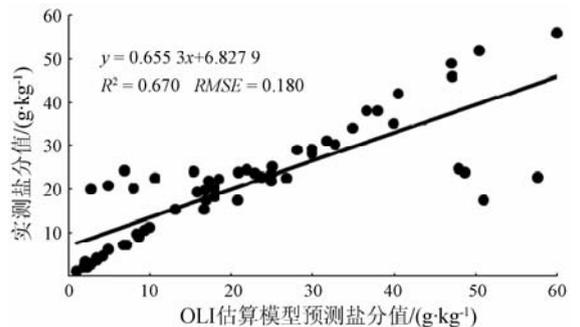


图 4 用实测盐分值验证 OLI 影像预测盐分值

Fig. 4 Verification for soil salinity values of OLI image predicted by field measured

由图 4 可知,验证预测结果的 $R^2 = 0.670$, $RMSE = 0.180$ 。根据研究需要,只列出了模型效果较佳的精度验证结果。

3.2 ASD 光谱数据重采样及估算模型建立

ASD 光谱仪光谱波段范围在 0.35 ~ 2.5 μm 之间,而 OLI 影像光谱波段在 0.433 ~ 2.300 μm 之间,为了使 OLI 影像光谱与 ASD 测量光谱波段相匹配,以 ASD 仪器测量的光谱作为基准数据,通过影像传感器波谱响应函数将 ASD 光谱仪 0.35 ~ 2.500 μm 波段光谱重采样成与 OLI 影像光谱相一致的 6

个波段,波长分别为 0.433 μm,0.52 μm,0.62 μm,0.68 μm,0.885 μm 和 1.67 μm。通过对 ASD 重采样光谱反射率与盐分的相关性分析,确定土壤盐分反射率的响应波段,按照相关性最大的原则选择敏感波段。利用式(1)对 ASD 光谱重采样后的反射率及其变换结果与盐分含量数据进行相关性分析(图 5)。

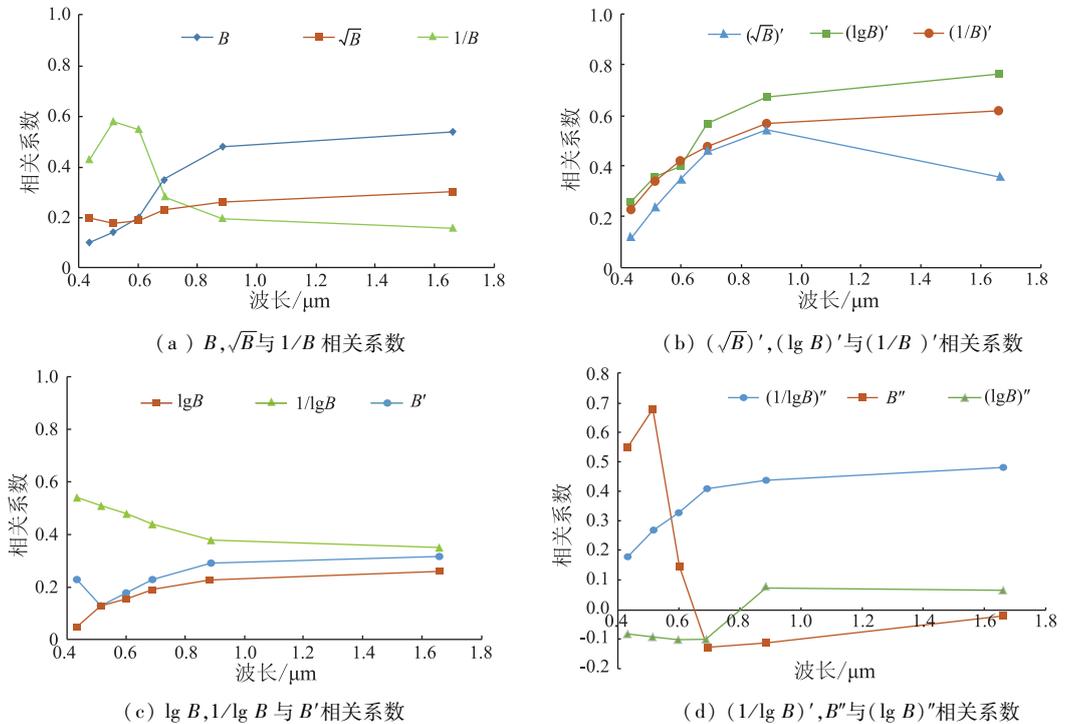


图 5 ASD 光谱反射率及其变换结果与土壤含盐量的相关关系

Fig. 5 Correlation coefficient between ASD spectral reflectivity as well as its different transformed results and soil salinity

不同形式变换后的光谱反射率与盐分的敏感波段基本在 0.433 μm,0.62 μm 和 0.68 μm 处,因此,针对每一种数学变换,选择相关性较高的 2 个波段组合作为土壤含盐量的特征波段,建立估算模型。从图 5 可以看出,ASD 重采样后的反射率值及其变换值与盐分含量的相关性比 OLI 影像(图 3)有了很大的提高,相关系数最高能达 0.80。同样,对其利用多元回归算法建立与土壤盐分含量的估算模型,并用同样的 19 个实测盐分数据检验估算模型的精度,模型结果与检验精度见表 2。由表 2 可知,ASD 反射率及其变换值与土壤含盐量的估算模型比 OLI 影像盐分估算模型结果较好。ASD 重采样后光谱反射率对数的倒数一阶微分(1/lg R)'模型(波段组合为 0.433 μm 和 0.68 μm)的 $R^2 = 0.779$,且 $RMSE = 0.203$ 。建模用的盐分值是前文用的 33 个采样点,用剩余的 19 个采样点检验模型的精度。图 6 为对 ASD 数据的对数的倒数一阶微分(1/lg B)'模型检验结果,可知模型的 $R^2 = 0.7903$, $RMSE = 0.214$ 。

表 2 ASD 土壤盐分估算模型

Tab. 2 Soil salinity inversion model of ASD

变换形式	回归方程 ^①	R^2	RMSE
B	$Y = 229.6X_{0.433} - 275.7X_{0.62} + 29.55$	0.465	0.351
\sqrt{B}	$Y = 258X_{0.433} - 289.8X_{0.62} + 28.3$	0.431	0.354
$\lg B$	$Y = 17.54X_{0.433} - 16.2X_{0.62} + 9.6$	0.161	0.812
$(1/\lg B)$	$Y = -1.014X_{0.433} + 0.404X_{0.68} + 2.773$	0.409	0.331
$1/B$	$Y = 0.947X_{0.433} - 1.151X_{0.62} + 6.071$	0.034	0.745
$(B)'$	$Y = 3.039X_{0.433} + 9.392X_{0.62} + 3.664$	0.215	0.561
$(\sqrt{B})'$	$Y = 4.040.193X_{0.433} + 7.754.244X_{0.62} + 12.405$	0.419	0.313
$(\lg B)'$	$Y = 80.78X_{0.433} + 276.949X_{0.62} + 6.045$	0.619	0.235
$(1/\lg B)'$	$Y = 96.957X_{0.433} + 37.491X_{0.68} + 3.886$	0.779	0.203
$(1/B)'$	$Y = 232.566X_{0.433} + 154.661X_{0.62} + 6.410$	0.249	0.591
$(B)''$	$Y = 939.573X_{0.433} - 940.738X_{0.68} + 5.435$	0.500	0.295
$1/\lg B)''$	$Y = 3563.708X_{0.433} + 8558.546X_{1.79} + 3.886$	0.389	0.452

①: $X_{0.433}$ 表示波长为 0.433 μm 处的 ASD 光谱值; R^2 为决定系数; $RMSE$ 为均方根误差。

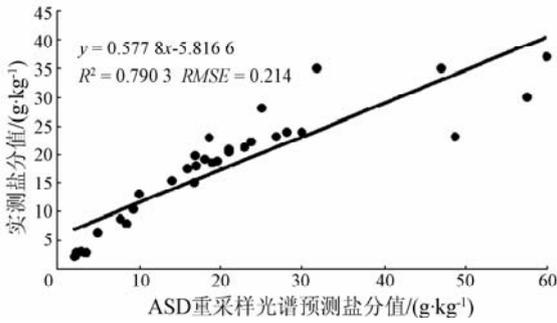


图 6 用实测盐分值验证 ASD 重采样光谱预测盐分值
Fig. 6 Verification for soil salinity values of ASD resampling predicted by field measured

3.3 模型校正及精度检验

为提高模型的监测精度并实现地面到空间的衔接,探索 ASD 重采样后的光谱数据与 OLI 影像光谱估算的盐分值之间的关联性,建立了两者之间的关系式,即

$$y = 0.9068x + 2.1138 \quad (4)$$

式中: x 为 OLI 影像光谱估算的盐分值, g/kg ; y 为 ASD 重采样光谱估算的盐分值, g/kg 。

图 7 示出 ASD 重采样模型与 OLI 模型预测的盐分值的

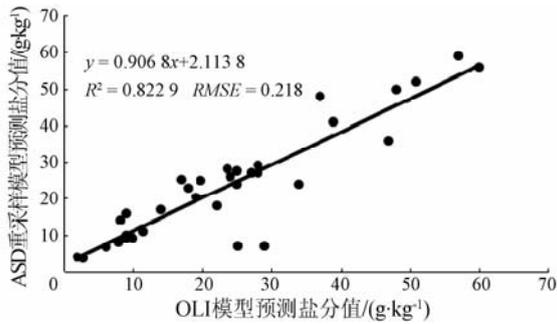


图 7 ASD 重采样模型与 OLI 模型预测盐分值的
Fig. 7 Relationship between soil salinity values predicted by ASD resampling model and OLI model

将表 1 中 OLI 影像光谱的均方根 (\sqrt{B}) 估算模型作为自变量带入式(4),得到校正后的模型,校正结果如图 8 所示。

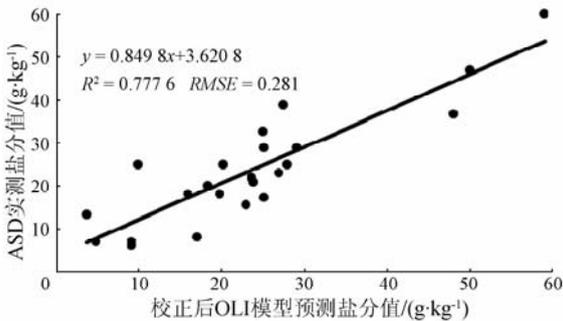


图 8 校正后 OLI 影像光谱预测和 ASD 实测盐分值散点图
Fig. 8 Scatterplot of soil salinity values predicted by corrected OLI image spectral and measured by ASD

结果表明,校正后的 OLI 影像土壤盐分含量估算模型的 R^2 有了较大幅度的提高,从 0.28 提高到 0.7776, $RMSE = 0.281$,说明该模型能有效提高大区域尺度条件下的土壤盐渍化信息提取精度。

4 结论

Khan 等^[23] 研究发现 Landsat ETM 影像的中红波段 ($0.62 \sim 0.68 \mu m$) 光谱范围对不同土壤盐分程度比较敏感,运用本方法得出的主要敏感波段范围与其基本一致。本文分别利用 landsat8 OLI 影像光谱和 ASD 重采样光谱数据,采用多元逐步回归的方法建立土壤盐分预测模型,并实现了用实测光谱对影像光谱模型的校正。主要得出以下结论:

1) OLI 影像光谱土壤含盐量估算模型的决定系数 (R^2) 普遍偏低,土壤光谱反射率均方根模型为最佳,模型为 $y = 226.15 x_{0.49} - 208.74 x_{0.68} + 10.33$ (最佳波段组合为 $0.49 \mu m$ 和 $0.68 \mu m$),模型检验样本的 $R^2 = 0.67$, $RMSE = 0.180$ 。

2) 经 ASD 重采样后的土壤盐分估算模型中,光谱反射率对数的倒数一阶微分的变换模型为最佳,模型为 $y = 96.957 x_{0.433} + 37.491 x_{0.68} + 3.886$ (最佳波段组合为 $0.433 \mu m$ 和 $0.68 \mu m$),检验样本的 $R^2 = 0.7903$, $RMSE = 0.214$ 。

3) 经过 ASD 重采样土壤盐分实测光谱数据校正后的 OLI 影像土壤含盐量估算模型,模型 R^2 得到了较好的提升,模型精度有了较大提高。

通过 ASD 光谱仪实测的光谱数据重新采样成与 Landsat 8 OLI 影像相匹配的波段,并校正遥感影像光谱盐分估算模型,具有较大的实践意义,可提高和促进土壤盐渍化定量遥感监测的精度;实现了不同尺度光谱比较,并为由点到面的拓展提供了方法依据^[24]。但将高光谱地面数据与多光谱遥感数据拟合目前还是尝试性的,鉴于研究区采样点表层土壤水分含量极少、地势平坦等特点,忽略了其他因素对光谱反射率的影响。本研究所建立的土壤盐分估算模型只考虑了盐分因素,而没有更加具体地与盐基离子等土壤理化性质相结合,无疑还有一定的局限性。建议在将来的工作中采用微波遥感等更高分辨率的影像进行整个研究区的盐分反演,以达到区域尺度下对土壤含盐量的及时、准确、动态监测。

参考文献 (References):

[1] 文振旺. 新疆土壤地理[M]. 北京: 科学出版社, 1965.
Wen Z W. Soil Geography of Xinjiang[M]. Beijing: Science Press, 1965.

- [2] 魏云杰,许 模. 新疆土壤盐渍化成因及其防治对策研究[J]. 地球与环境,2005,33(s1):593-597.
Wei Y J,Xu M. Study on soil salinization and countermeasures of its prevention in Xinjiang[J]. Earth and Environment,2005,33(s1):593-597.
- [3] 丁建丽,姚 远,王 飞. 干旱区土壤盐渍化特征空间建模[J]. 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[J]. Acta Ecologica Sinica,2014,34(16):4620-4631.
- [4] 田长彦,周宏飞,刘国庆. 21 世纪新疆土壤盐渍化调控与农业持续发展研究建议[J]. 干旱区地理,2000,23(2):177-181.
Tian C Y,Zhou H F,Liu G Q. The proposal on control of soil salinizing and agricultural sustaining development in 21's century in Xinjiang[J]. Arid Land Geography,2000,23(2):177-181.
- [5] 董新光,周金龙,陈跃滨. 干旱内陆区水盐监测与模型研究及其应用[M]. 北京:科学出版社,2007:1-27.
Dong X G,Zhou J L,Chen Y B. Monitoring Water and Soil with the Model and Its Application in Arid Inland Area[M]. Beijing:Science Press,2007:1-27.
- [6] Mougnot B,Pouget M,Epema G F. Remote sensing of salt affected soils[J]. Remote Sensing Reviews,1993,7(3/4):241-259.
- [7] 彭 杰,迟春明,向红英,等. 基于连续统去除法的土壤盐分含量反演研究[J]. 土壤学报,2014,51(3):459-469.
Peng J,Chi C M,Xiang H Y,et al. Inversion of soil salt content based on continuum - removal method[J]. Acta Pedologica Sinica,2014,51(3):459-469.
- [8] Farifteh F,Farshad A,George R J. Assessing salt - affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics[J]. Geoderma,2006,130(3/4):191-206.
- [9] 翁永玲,戚浩平,方洪宾,等. 基于 PLSR 方法的青海茶卡 - 共和盆地土壤盐分高光谱遥感反演[J]. 土壤学报,2010,47(6):1255-1263.
Weng Y L,Qi H P,Fang H B,et al. PLSR - based hyperspectral remote sensing retrieval of soil salinity of Chaka - Gonghe basin in Qinghai Province[J]. Acta Pedologica Sinica,2010,47(6):1255-1263.
- [10] 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[J]. 土壤学报,2016,53(6):1399-1409.
Cao L,Ding J L,Umut H,et al. Extraction and modeling of regional soil salinization based on data from GF - 1 satellite[J]. Acta Pedologica Sinica,2016,53(6):1399-1409.
- [11] Dehaan R L,Taylor G R. Field - derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation - induced soil salinization [J]. Remote Sensing of Environment,2002,80(3):406-417.
- [12] Farifteh J, Van der Meer F, Atzberger C, et al. Quantitative analysis of salt - affected soil reflectance spectra: A comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN) [J]. Remote Sensing of Environment,2007,110(1):59-78.
- [13] 阿尔达克·克里木,塔西甫拉提·特依拜,张 东,等. 基于高光谱的 ASTER 影像土壤盐分模型校正及验证[J]. 农业工程学报,2016,32(12):144-150.
Kelimu A,Tiyip T,Zhang D,et al. Calibration and validation of soil salinity estimation model based on measured hyperspectral and AS-
- TER image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2016,32(12):144-150.
- [14] 姚 远,丁建丽,阿尔达克·克里木,等. 基于实测高光谱和电磁感应数据的区域土壤盐渍化遥感监测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(7):1917-1921.
Yao Y,Ding J L,Kelimu A,et al. Research on remote sensing monitoring of soil salinization based on measured hyperspectral and EM38 data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2013,33(7):1917-1921.
- [15] 雷 磊,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等. 基于 HJ - 1A 高光谱影像的盐渍化土壤信息提取——以渭干河 - 库车河绿洲为例[J]. 中国沙漠,2013,33(4):1104-1109.
Lei L,Tiyip T,Ding J L,et al. Soil salinization information extraction by using hyperspectral data of HJ - 1A HSI: A case study in the oasis of Ugan & Kuqa, Xinjiang, China [J]. Journal of Desert Research,2013,33(4):1104-1109.
- [16] 伍漫春. 绿洲区域尺度水盐遥感研究——以渭干河库车河绿洲为例[D]. 乌鲁木齐:新疆大学,2011.
Wu M C. Research on the water - salt of the Oasia at the regional scale by remote sensing[D]. Urumchi:Xinjiang University,2011.
- [17] 吴敬禄,刘建军,王苏民,等. 近 1500 年来新疆艾比湖同位素记录的气候环境演化特征[J]. 第四纪研究,2004,24(5):585-590.
Wu J L,Liu J J,Wang S M,et al. Climatic change record from stable isotopes in lake Aibi, Xinjiang during the past 1500 years[J]. Quaternary Sciences,2004,24(5):585-590.
- [18] 何学敏,吕光辉,秦 璐,等. 艾比湖荒漠湿地生态系统非生长季碳通量数据特征[J]. 生态学报,2014,34(22):6655-6665.
He X M,Lü G H,Qin L,et al. Research on data characteristics during non - growing season of desert wetland ecosystem in Ebinur lake[J]. Acta Ecologica Sinica,2014,34(22):6655-6665.
- [19] 冉启祥,吕光辉,魏雪峰,等. 艾比湖自然保护区土壤酶活性及理化性质[J]. 干旱区研究,2014,31(4):715-722.
Ran Q X,Lü G H,Wei X F,et al. Enzyme activities and physicochemical properties of soils in the Ebinur lake nature reserve in Xinjiang, China [J]. Arid Zone Research,2014,31(4):715-722.
- [20] 赵顺阳,王文科. 艾比湖流域典型植物生长的水文地质条件研究[J]. 新疆环境保护,2005,15(1):13-17.
Zhao S Y,Wang W K. Research on hydrogeological condition of Aibi lake valley Typical plant growth[J]. Environmental Protection of Xinjiang,2005,15(1):13-17.
- [21] 李 慧,蔺启忠,王钦军,等. 基于小波包变换和数学形态学结合的光谱去噪方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(3):644-648.
Li H,Lin Q Z,Wang Q J,et al. Research on spectrum denoising methods based on the combination of wavelet package transformation and mathematical morphology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2010,30(3):644-648.
- [22] Palacios - Orueta A,Ustin S L. Multivariate statistical classification of soil spectra[J]. Remote Sensing of Environment,1996,57(2):108-118.
- [23] Kan N M,Sato Y. Monitoring hydro - salinity status and its impact in irrigated semi arid areas using IRS - 1B LISS - II data[J]. Asian Journal of Geoinform,2001,1(3):63-73.

[24] 李 相,丁建丽. 基于实测高光谱指数与 HSI 影像指数的土壤含水量监测[J]. 农业工程学报,2015,31(19):68-75.
Li X,Ding J L. Soil moisture monitoring based on measured hyper-

spectral index and HSI image index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2015,31(19):68-75.

Estimation model of soil salinization based on Landsat8 OLI image spectrum

ZHANG Yali^{1,2}, Tashpolat · Teyibai², Ardak · Kelimu^{1,2}, ZHANG Dong^{1,2}, Ilyas · Nuermaiti^{1,2}, ZHANG Fei^{1,2}
(1. College of Resources and Environment Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; 2. Key Laboratory of Oasis Ecology under Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: The purpose of this paper is to improve the precision of salinity monitoring model with Landsat8 OLI multi-spectral images in the oasis of arid area. In this paper, the authors chose the Ebinur Lake region as the study area, and reflectivity of saline soil based on OLI image and spectral reflectivity from resampled ASD data were measured respectively. According to the findings of the correlation analysis of twelve transforms of soil spectral reflectance with soil salt content, multiple stepwise regression analysis algorithm was used. Based on the analysis, the authors chose the most sensitive band ranges to establish a soil salinization monitoring model using the ASD actual measurement data and corrected OLI image inversion of soil salinity. The results show that the soil salt content inversion model based on the measured field spectral is satisfying, the first-order of the logarithm of the reciprocal with the best accuracy and the R^2 is 0.779. Spectral reflectivity after resampling data performed better than those monitoring models with OLI spectral data, the coefficient of determination (R^2) is raised from 0.28 to 0.777 6, and the RMSE is 0.281. The authors realized the scale transformation of the soil salt content spectral inversion model from field measurements of spectral scales to spectral scale of multi-spectral remote sensing, and the results could provide a theoretical reference for further improvement of the accuracy of quantitative remote sensing monitoring of soil salt content at the regional scale.

Keywords: hyperspectral; Landsat8 OLI image; soil salinization; correlation coefficient; multiple stepwise regression

(责任编辑:李 瑜)