

热红外光谱的干旱区土壤含盐量遥感反演

夏军¹, 张飞²

1. 西华师范大学国土资源学院, 四川 南充 637009
2. 新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046

摘要 干旱区土壤盐渍化已对生态环境构成严重威胁, 通过遥感技术对土壤盐分含量进行定量反演具有重要意义。通过采集艾比湖流域的农田土壤和盐壳结晶, 在室内配制成不同含盐量梯度(盐分占盐土比重: 0.3%~30%)的土壤样品, 利用 102F FTIR 光谱仪测量土壤样品的热红外光谱, 并通过普朗克函数拟合得到土壤发射率数据。土壤发射率光谱曲线特征: 不同含盐量土壤的发射率光谱曲线在形态和变化趋势上基本一致, 发射率随含盐量增加而增大; 盐分因子对 Reststrahlen 吸收特征有抑制作用, 随着含盐量的增加, Reststrahlen 吸收特征会减弱。通过发射率与含盐量相关性分析: 土壤热红外发射率与盐分含量呈正相关关系, 最大相关系数达到 0.899, 对应的波段为 9.21 μm ; 8.2~10.5 μm 是土壤盐分因子的最敏感波段。通过一元线性回归、多元逐步回归和偏最小二乘法建模分析比较, 偏最小二乘法效果最佳, 模型预测的 R^2 达到 0.958, RMSE 为 1.911%。选择 ASTER, Landsat8 和 HJ-1B 卫星传感器的热红外波段, 进行发射率光谱模拟, 通过相关性分析: ASTER 的 B10, B11 和 B12 波段属于热红外光谱对盐分因子的敏感波段, 与土壤含盐量相关性较高, 相关系数分别为 0.706, 0.786 和 0.872。采用多元线性回归法建立基于 ASTER 热红外波段的土壤含盐量预测模型, 模型预测的 R^2 为 0.833, RMSE 为 3.895%。结果表明, 遥感传感器对土壤含盐量的预测能力, 取决于传感器的光谱波段对盐分因子的敏感程度, 通过卫星热红外遥感定量反演土壤含盐量是可行的, 为干旱区土壤盐渍化遥感监测提供了新的途径和参考。

关键词 土壤; 含盐量; 热红外光谱; 发射率; 波段模拟

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)04-1063-07

引言

土壤盐渍化主要是由土壤质地、水文、气候和地形等自然因素以及不合理的人类活动造成的^[1], 多出现于气候干旱、土壤蒸发量大、地下水位高且含有较多的可溶性盐的地区^[2]。盐渍化土壤在新疆分布很广, 总面积约 8.48×10^6 hm^2 ^[3-4]。土壤盐渍化已成为全球性问题^[5], 是土壤退化和沙化的主要形式之一, 已对生态环境构成巨大威胁^[6]。

随着遥感技术的发展, 使得大面积、低成本并快速获取土壤信息成为研究的热点。可见光-近红外光谱和微波雷达在预测土壤水分^[7]、有机质^[8-9]、含沙量^[10]、营养元素^[11]等方面取得了很好的效果, 在土壤盐渍化灾害监测方面也进行了广泛研究。翁永玲等^[12]利用 Hyperion 高光谱影像采用偏最小二乘法对青海茶卡-共和盆地土壤盐分进行了定量反演。曹雷等^[13]用国产高分一号卫星数据对新疆渭-库绿洲土壤盐

渍化信息进行提取和等级划分。雷磊等^[14]利用地面实测高光谱数据建立新疆渭干河-库车河绿洲土壤含盐量预测模型, 并用环境与灾害监测预报小卫星的高光谱数据进行盐渍化土壤分类。代希君等^[15]先将土壤光谱进行分类, 再用偏最小二乘法建模预测土壤含盐量。马驰^[16]和苏雯等^[17]证明了利用国产 GF-1 卫星影像也可以预测土壤盐分含量。

土壤信息的遥感技术应用较多集中在可见光和近红外波段, 而热红外遥感为土壤信息的获取提供了新的途径, 在预测土壤水分、有机质和含沙量等方面的应用已越来越多^[18-19]。近年来, 在热红外遥感定量反演土壤盐分含量方面也有一些研究。夏军等^[20]通过野外实测的地面热红外发射率光谱, 经过一阶导数、二阶导数等光谱变换, 采用线性回归法建立了新疆渭-库绿洲土壤含盐量定量估算模型。阿尔达克等^[21]利用艾比湖流域野外测量的热红外发射率光谱, 分析了土壤发射率与含盐量之间的相关性, 并使用多元回归方法建立了含盐量预测模型。在热红外遥感定量反演土壤含

收稿日期: 2018-03-05, 修订日期: 2018-08-19

基金项目: 西华师范大学博士科研启动基金项目(17E035)资助

作者简介: 夏军, 1982年生, 西华师范大学国土资源学院讲师

e-mail: xiajun5518@163.com

盐量的研究中,一般是利用实测的热红外发射率,进行多种形式的数学变换,再通过线性或者非线性的分析方法建模和预测;但由于野外光谱测量受到自然条件影响大,使得测量得到的热红外发射率光谱不能更好的突出土壤盐分因子的信息。所以有必要在消除土壤质地、水分、粗糙度等的影响下,对热红外光谱与土壤盐分含量的关系进行研究。

通过采集艾比湖流域的农田土壤和盐壳结晶,在实内配制不同含盐量梯度的土壤样品,测量土壤的热红外发射率光谱,分析不同盐分含量的土壤热红外发射率光谱特征以及发射率与含盐量相关性,从而找出盐分因子敏感的波段,并采用一元线性回归、多元逐步回归和偏最小二乘法构建土壤含盐量定量预测模型。在此基础上,模拟 ASTER, Landsat8 和 HJ-1B 卫星传感器的热红外波段的发射率,构建土壤含盐量预测模型,探讨通过卫星热红外遥感反演土壤盐分含量的可行性。

1 数据采集与处理

1.1 土壤样品的制备

本试验需要配制不同含盐量的土壤样品,通过将纯盐跟空白土壤按照不同比重混合而成。空白土壤制备方法:选择艾比湖流域内无盐渍化发生的农田土壤作为空白土壤,采集 0~20 cm 深度的土壤,带回室内自然风干,然后磨碎,过 0.25 mm 孔径的筛以去除杂质。纯盐制备方法:选择流域内盐渍化现象严重的区域,采集地表盐溶液析出形成的盐壳和盐晶体,进行溶解、过滤和蒸发,并使用过氧化氢去除少量的有机质,得到白色的粉状纯盐。

按照预先设定的盐分梯度(盐占盐土重量比:0.3%~30%),称取不同重量的纯盐溶解于去离子水中,并加入土壤样品,搅拌均匀,放置于室内通风处,自然风干后将土壤碾碎,使其接近自然的盐土组合特征,从而得到不同含盐量的土壤样品。

1.2 热红外光谱仪参数及光谱测定

土壤的热红外光谱测量采用的是美国 Design&Prototypes 公司生产的 102F 现场及工业用便携式傅里叶变换红外光谱辐射仪(简称 102F FTIR 光谱仪),仪器主要参数见表 1。

测量选择在空旷的室外进行,天气晴朗,风力小于 3 级,气温为 15~35 °C,测量时间在上午 10—12 点。要获得土壤样品热红外发射率,需要同时测定冷、热黑体辐射、大气下行辐射和土壤样品辐射。大气下行辐射通过对漫反射金板(金板发射率 $\epsilon \approx 0.04$)的测量获得,金板温度采用非接触辐射温度计测量,精度为 ± 0.1 °C。冷、热黑体用氮气进行冷却,为了减小环境辐射和温度变化的影响,每 10~20 min 需用冷、热黑体进行标定一次。将配制好的土壤样品装入直径为 20 cm 的玻璃器皿中,水平轻轻晃动,将土壤表面摇晃均匀和平坦。为了消除大气成分(如:水汽和 CO₂)的影响,需要将样品放置于传感器探头正下方,距离探头不超过 1 m,每个土壤样品测量 3 次。

表 1 102F FTIR 光谱仪参数

Table 1 102F FTIR instrumental parameter

参数	值
光谱范围/ μm	2~16
光谱分辨率/ cm^{-1}	4, 8, 16 可调
光谱准确度/ cm^{-1}	整个光谱范围为 ± 1
工作温度范围/ $^{\circ}\text{C}$	0~45
噪声等效温差/ $^{\circ}\text{C}$	0.01
尺寸/($\text{cm} \times \text{cm} \times \text{cm}$)	36 \times 20 \times 23

1.3 热红外发射率的计算

根据基尔霍夫定律和大气辐射传输理论,对于自然地物而言,传感器探测到的能量总和包括大气吸收、大气辐射以及物体表面对周围物体辐射能量和太阳入射能量的反射。在近距离探测物体时,大气上行辐射可以忽略,那么传感器在温度 T_s 时探测到的光谱辐射亮度可近似表示为^[22]

$$L_s(\lambda) = \epsilon_s(\lambda)B(\lambda, T_s) + [1 - \epsilon_s(\lambda)]L_{\text{DWR}}(\lambda) \quad (1)$$

式(1)中, $\epsilon_s(\lambda)$ 为土壤样品的发射率; $B(\lambda, T_s)$ 为黑体辐射出射度, $L_{\text{DWR}}(\lambda)$ 为大气下行辐射; $L_s(\lambda)$ 是样品半球视场范围内大气和各种物体辐射的总和。由式(1)通过变换可得到发射率计算公式

$$\epsilon_s(\lambda) = \frac{L_s(\lambda) - L_{\text{DWR}}(\lambda)}{B(\lambda, T_s) - L_{\text{DWR}}(\lambda)} \quad (2)$$

根据测量得到的冷、热黑体辐射和大气下行辐射及样品辐射数据,采用普朗克函数对所测得的发射率曲线进行拟合,得到拟合的普朗克曲线和样品温度,再将温度代入式(2)即可计算得到土壤样品发射率。

2 结果与分析

2.1 含盐土壤的热红外发射率光谱曲线特征

将每个土壤样品测量和计算得到的 3 组发射率数据进行算术平均,得到该土壤样品的热红外发射率光谱数据。由于红外光谱仪自身原因和测量环境的影响,发射率光谱在热红外波段范围(8~14 μm),并不是一条平滑的曲线,而是出现一些噪声和锯齿,甚至出现剧烈波动。通过高斯滤波(Gaussian Filter)方法对光谱数据进行平滑去噪处理,可以提高光谱数据的信噪比。由于受测量环境和大气的影响,在 13~14 μm 波段范围的光谱曲线会呈现剧烈波动,甚至出现大于 1 的情况,因此需要去掉 13~14 μm 波段范围。图 1 为得到的含盐土壤热红外发射率光谱曲线(波长范围:8~13 μm)。

土壤的热红外发射率光谱主要由土壤类型、粗糙度、质地、水分、矿物种类及矿物的含量、有机质含量和温度等因素共同决定。从图 1 所示,在 8~13 μm 波长范围,土壤的热红外发射率光谱曲线整体特征明显,发射率较高,介于 0.93~0.98。在 8~10.5 μm 波段,由于 SiO₂ 矿物的强烈吸收作用,表现出典型的石英矿物特征,说明土壤含沙量较大。土壤中硅酸盐矿物导致发射率光谱曲线呈现明显的 Reststrahlen 吸收特征,即不对称双吸收谷,两个吸收谷分别位于 8.23 和 9.27 μm 波长附近,且后一个吸收谷深度较深,宽度较大。在 10.5~12 μm 波段,发射率曲线总体变化平缓,

但有较小波动,这是因为土壤中的碳酸盐(CO_3^{2-})基团内部基谐振动引起的残余辐射谱带。在 $12.3\sim 13.0\ \mu\text{m}$ 波段后有两个中等强度的吸收窄带,分别位于 12.5 和 $12.8\ \mu\text{m}$ 波长处,主要由 Si-O-Si , Si-O-Al , $(\text{Si}, \text{Al})-\text{O}-(\text{Si}, \text{Al})$ 等共价键的对称伸缩振动所致。因此,土壤中所含的硅酸盐类、碳酸盐类等矿物成分,在热红外波段范围具有明显的残余辐射谱带特征,可以用于土壤矿物成分的识别、分类和定量研究。

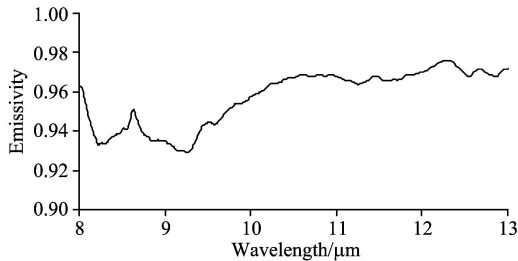


图 1 含盐土壤的热红外发射率光谱曲线

Fig. 1 Thermal infrared emissivity spectral curves of salt soil

2.2 不同含盐量的热红外发射率光谱特征

在本试验中,通过空白土壤和盐分结晶配制不同盐分含量的土壤样品,避免了在野外自然条件下由于土壤水分、表面粗糙度、颗粒大小等不同而造成的影响。所有土壤样品除了盐分含量有差异外,其他理化属性(如:土壤母质、粗粒度、颜色、干湿度、表面粗糙度、粒径大小等)都保持相同,可以认为盐分是影响热红外发射率光谱的唯一因子。

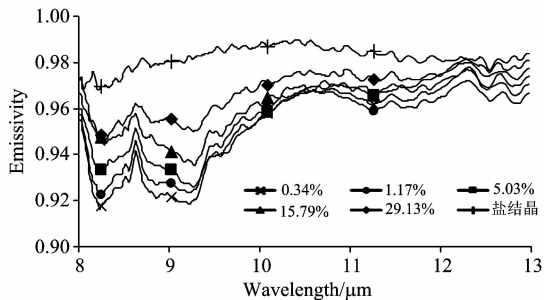


图 2 不同含盐量土壤的发射率光谱曲线

Fig. 2 Thermal infrared emissivity spectral curves of soil with different salt contents

为了更好地分析盐分对土壤发射率光谱的影响,选取了 6 条不同盐分土壤的发射率光谱数据进行对比,如图 2 所示:从整体来看,发射率随土壤含盐量的增加而增大;不同盐分的发射率曲线相对平行,曲线形态和变化趋势基本一致;随着含盐量的增大, $8\sim 9.5\ \mu\text{m}$ 范围内的两个吸收谷位置和宽度变化小,而深度逐渐变浅,且变化幅度较大;在不同波段,发射率随盐分变化的幅度不同, $8.2\sim 9.5\ \mu\text{m}$ 波长范围变化较大,而 $9.5\sim 13\ \mu\text{m}$ 范围变化较小;纯盐的发射率值最高,而且变化不大,曲线平缓,没有明显的 Reststrahlen 吸收特征。可见,土壤的热红外发射率光谱在 $8.2\sim 9.5\ \mu\text{m}$ 波段对盐分因子响应最大。

Reststrahlen 不对称双吸收谷主要是由土壤中 SiO_2 矿物强吸收所致,石英矿物和沙质土壤具有强烈的 Reststrahlen 吸收特征^[23]。由于土壤质地和理化性质不同,会导致热红外发射率光谱特征有所差异,表现为 Reststrahlen 吸收特征的波谷位置、宽度和深度的不同。艾比湖流域内表层土壤盐分阳离子主要为 Na^+ , Ca^{2+} , K^+ 和 Mg^{2+} , 阴离子主要是以 SO_4^{2-} , Cl^- 和 HCO_3^- 为主,随着土壤中盐分矿物成分的增大,盐分离子含量也增加,Reststrahlen 吸收谷的深度也随之减小,但位置和宽度变化不大。可见盐分离子对 Reststrahlen 吸收特征有抑制作用,且对吸收谷深度的影响大,而对吸收谷波长位置和宽度的影响较小。

2.3 土壤热红外发射率光谱与含盐量相关性分析

对 125 个土壤样品的热红外发射率与土壤含盐量进行相关性分析,如图 3 所示为在 $8\sim 13\ \mu\text{m}$ 波长范围的发射率与含盐量相关系数曲线。由图可知:土壤发射率与盐分含量呈正相关;在 $8.2\sim 10.1\ \mu\text{m}$ 波长范围相关性较高,其中 $9.21\ \mu\text{m}$ 波段最高,相关系数达到 0.899;在 $8.0\sim 8.05$ 和 $12.0\sim 12.7\ \mu\text{m}$ 波段相关性较低,相关系数不到 0.4。由此可知, $8.2\sim 10.5\ \mu\text{m}$ 波段是土壤热红外发射率光谱对盐分因子的最敏感波段。

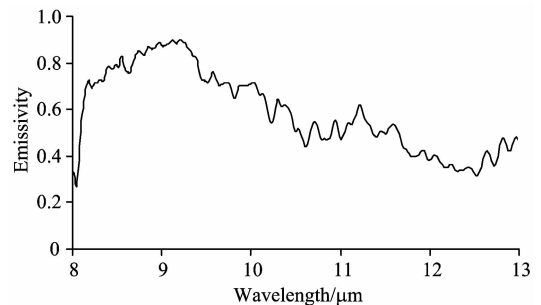


图 3 土壤含盐量与发射率相关性

Fig. 3 Correlation coefficient curve of salt content of soil and its thermal infrared emissivity

2.4 热红外发射率光谱定量预测

将 125 个土壤样本随机分成两组,其中 85 个用于含盐量预测模型的构建,剩下的 40 个样本用来验证模型的精度。将建模土壤样本的热红外发射率与含盐量进行回归分析,找出盐分响应敏感的波段和数学关系式,从而建立一个或多个波段发射率的含盐量预测模型。

采用 SPSS 22.0 软件进行一元线性回归和多元逐步回归分析,用 SIMCA-P 11.0 软件进行偏最小二乘法分析,三种方法建模和预测结果见表 2。一元线性回归分析方法采用最大相关系数对应的单个波段(波长为 $9.21\ \mu\text{m}$)与含盐量进行线性回归分析,模型拟合的 R^2 值为 0.775,均方根误差 RMSE 为 3.682%;预测的 R^2 值为 0.863,均方根误差 RMSE 为 3.853%。多元逐步回归分析方法入选 4 个波段,波长分别为 8.66 , 9.13 , 9.21 和 $9.43\ \mu\text{m}$,模型拟合的 S^2 值为 0.895,均方根误差 RMSE 为 3.400%;预测的 R^2 值为 0.879,均方根误差 RMSE 为 3.334%。偏最小二乘法使用了 8 个成分,对模型贡献度大的波段集中在 $8.4\sim 10.5\ \mu\text{m}$ 之

间,模型拟合的 R^2 值为 0.978, RMSE 值为 1.224%; 预测的 R^2 值为 0.958, 均方根误差 RMSE 为 1.911%。从模型的构建和预测两方面比较, R^2 值越大, 说明模型的拟合度越好, RMSE 值越小表示模型预测的总体误差小。这三种方法入选的波段或者对模型贡献度大的波段均位于盐分因子的敏感光谱区间, 都对土壤含盐量都具有一定的预测能力, 其中偏最小二乘法效果最佳。

表 2 土壤含盐量与发射率的建模和预测结果

Table 2 Modeling and predicting results for soil salinity and emissivity

建模方法	变量数	建模		预测	
		R^2	RMSE/%	R^2	RMSE/%
一元线性回归	1 波段	0.775	3.682	0.863	3.853
多元逐步回归	4 波段	0.895	3.400	0.879	3.334
偏最小二乘法	8 成分	0.978	1.224	0.958	1.911

注: $p < 0.01$, 各模型均达到显著水平

Note: $p < 0.01$, all models reached a significant level

图 4 为三种不同方法预测的土壤含盐量与实测含盐量之间的散点图, 从图 4 可以看出一元线性回归和多元逐步回归方法对含盐量预测结果呈现低值偏高和高值偏低趋势, 采用偏最小二乘法构建的模型, 对含盐量的预测效果更好。

2.5 模拟卫星热红外波段定量预测

选择 ASTER, Landsat8 和 HJ-1B 卫星传感器的热红外波段进行光谱模拟, 根据传感器热红外通道的波谱响应函数(图 5), 将实测的土壤热红外发射率重采样到对应的宽波段发射率, 从而模拟出卫星传感器热红外波段的发射率光谱。

根据波谱响应函数模拟卫星传感器宽波段光谱所用的计算公式如式(3)

$$E = \frac{\sum_{\lambda=\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} S_{\lambda} E_{\lambda}}{\sum_{\lambda=\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} S_{\lambda}} \quad (3)$$

式(3)中, E 为模拟卫星传感器宽波段的发射率, λ 为波长, λ_{\min} 和 λ_{\max} 分别为传感器某波段的起始波长, S_{λ} 为传感器在波长 λ 处的波谱响应函数值, E_{λ} 为土壤样品在波长 λ 处的发射率值。

将模拟卫星传感器宽波段得到的发射率与土壤含盐量进行相关性分析, 结果见表 3: HJ-1B 卫星 B8 为热红外波段, 它与土壤含盐量相关性最低, 相关系数 R 只有 0.495; Landsat8 卫星热红外传感器有两个波段 B10 和 B11, 与土壤含盐量的相关性都不高; ASTER 传感器有 5 个热红外波段, 其中 B10, B11 和 B12 波段与土壤含盐量相关性较高, 都大于 0.7, 而 B13 和 B14 两个波段与含盐量相关性低。根据之前对土壤热红外发射率与土壤含盐量之间的相关性分析, 对盐分敏感波段的范围为 $8.2 \sim 10.5 \mu\text{m}$, 而这些波段中, ASTER 的 B10, B11 和 B12 正好属于盐分敏感波段, 所以光谱波段对盐分因子的敏感程度, 是卫星传感器定量反演土壤含盐量的决定因素。

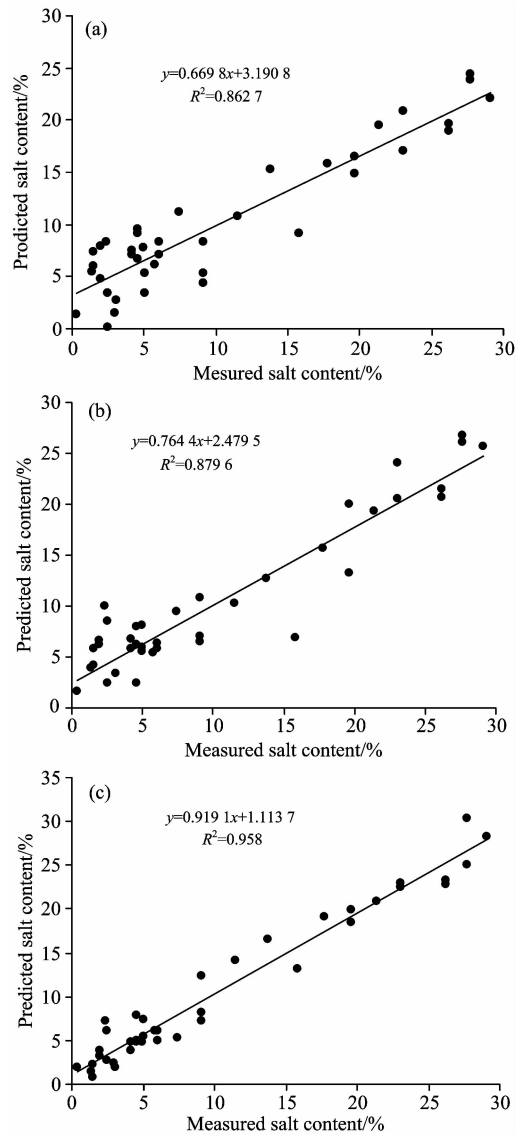


图 4 土壤含盐量预测值与实测值散点图

(a): 一元线性回归法; (b): 多元逐步回归法; (c): 偏最小二乘法

Fig. 4 Scatter plot of predicted value and measured value of soil salt content

(a): Monadic linear regression; (b): Multiple stepwise regression; (c): Partial least squares

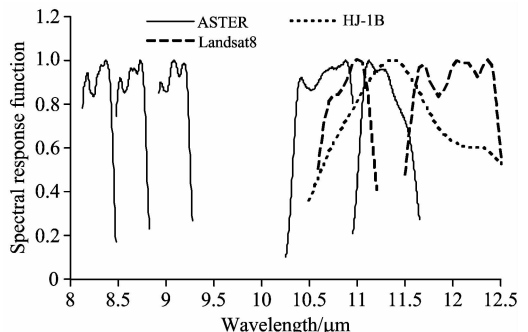


图 5 ASTER, HJ-1B 和 Landsat8 热红外波段波谱响应函数

Fig. 5 Spectral response function of thermal infrared wavebands of ASTER, HJ-1B and Landsat8

表 3 模拟发射率与土壤含盐量的相关系数
Table 3 Correlation coefficient between simulated emissivity and soil salinity

传感器	波段	相关系数
ASTER	B10	0.706
	B11	0.786
	B12	0.872
	B13	0.499
	B14	0.520
Landsat8	B10	0.547
	B11	0.419
HJ-1B	B8	0.495

选用之前建模的 85 个土壤样本数据, 采用多元线性回归方法, 对 ASTER B10, B11 和 B12 三个波段的模拟发射率跟土壤含盐量进行线性拟合, 回归方程为 $Y=1\ 910.666E_{B10}-2\ 455.767E_{B11}+990.811E_{B12}-385.922$, R^2 为 0.831, RMSE 为 3.190%, Y 为土壤含盐量, E_{B10} , E_{B11} 和 E_{B12} 分别表示 ASTER 传感器的 B10, B11 和 B12 波段的模拟发射率的值。用剩下的 40 个样本数据进行预测, 图 6 为模型预测结果, 实测含盐量与预测含盐量拟合的 R^2 为 0.833, RMSE 为 3.895%。含盐量低于 10% 的土壤样品预测值偏高, 含盐量高于 10% 的土壤样品预测结果偏低。由此可知, 通过对模拟的热红外宽波段发射率定量反演土壤含盐量的研究, 说明利用卫星热红外遥感反演土壤盐分含量是可行的。

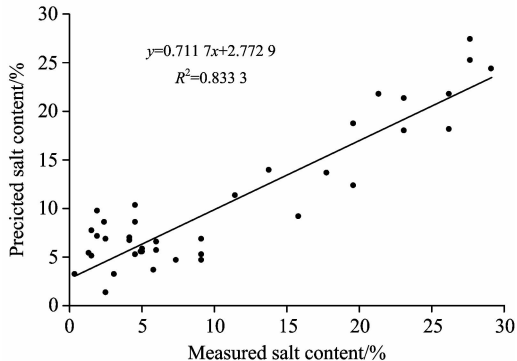


图 6 模拟发射率预测的含盐量与实测含盐量散点图

Fig. 6 Scatter plot between measured salt content and predicted base on simulated emissivity

3 结 论

野外自然条件下的土壤是错综复杂的, 其理化属性(如: 水分、表面粗糙度和颗粒大小等)都不相同, 为了揭示出热红外光谱对土壤盐分这一单因子的物理响应, 本文从艾比湖流域采集的农田土壤和盐壳结晶, 配制不同含盐量的土壤样品。使用 102F FTIR 光谱仪进行热红外发射率测量, 分析含盐土壤光谱特征以及发射率与含盐量的相关性, 构建了基于实测热红外发射率光谱的土壤含盐量预测模型, 并模拟 ASTER, Landsat8 和 HJ-1B 卫星热红外波段对土壤含盐量进行建模和预测。得出以下结论:

(1) 通过光谱特征分析, 含盐土壤热红外发射率光谱具有明显的 Reststrahlen 吸收特征, 即在 8.23 和 9.27 μm 波长附近有两个较深的不对称吸收谷, 而在 10~12 μm 发射率波动幅度不大, 曲线变化平缓。不同含盐量土壤的热红外发射率光谱曲线在形态和变化趋势上基本一致, 随着含盐量的增加, 整体发射率变大。盐分因子对 Reststrahlen 吸收特征有明显抑制作用, 随着盐分含量的增大, Reststrahlen 吸收特征呈减弱趋势。

(2) 通过相关性分析, 土壤热红外发射率与盐分含量呈正相关, 最大相关系数达到 0.899, 对应的波段为 9.21 μm , 8.2~10.5 μm 是土壤盐分因子的最敏感波段。采用一元线性回归、多元逐步回归和偏最小二乘三种方法构建的模型对含盐量都具有一定的预测能力。其中偏最小二乘法构建的土壤含盐量预测模型, R^2 达到 0.958, RMSE 为 1.911%, 具有最佳的预测能力。

(3) 选择 ASTER, Landsat8 和 HJ-1B 卫星传感器的热红外波段进行模拟, 通过模拟发射率与含盐量的相关性分析: ASTER 的 B10, B11 和 B12 波段与土壤含盐量相关性较高, 其中 B12 波段相关系数 R 达到 0.872。采用多元回归法建立了基于 ASTER 热红外波段的土壤含盐量预测模型, 模型预测的 R^2 为 0.833, RMSE 为 3.895%, 表明采用热红外遥感定量反演土壤盐分含量是可行的, 这主要取决于传感器的波段对土壤盐分因子的敏感程度。

实验揭示了含盐土壤热红外发射率光谱与含盐量之间的关系, 阐明了通过卫星热红外遥感定量反演土壤含盐量的可行性。但野外自然地表实际情况非常复杂, 需要尽可能减小干扰, 加强盐分因子光谱特征的提取。

References

- [1] Sreenivas K, Venkataratnam L, Narasimha Rao P V. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(4): 641.
- [2] WENG Yong-ling, GONG Peng(翁永玲, 龚鹏). Scientia Geographica Sinica(地理科学), 2006, 26(3): 369.
- [3] TIAN Chang-yan, ZHOU Hong-fei, LIU Guo-qing(田长彦, 周宏飞, 刘国庆). Arid Land Geography(干旱区地理), 2000, 23(2): 178.
- [4] YANG Jing-song(杨劲松). Soils(土壤), 1995, (1): 23.
- [5] Dehaan R L, Taylor G R. Remote Sensing of Environment, 2002, 80: 406.
- [6] CUI Bao-shan, LIU Xing-tu(崔保山, 刘兴土). Scientia Geographica Sinica(地理科学), 2001, 21(3): 250.
- [7] PENG Xiang, HU Dan, ZENG Wen-zhi, et al(彭翔, 胡丹, 曾文治, 等). Transactions of Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2016, 32(11): 167.
- [8] ZHANG Rui, LI Zhao-fu, PAN Jian(张锐, 李兆富, 潘剑). Transactions of Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)

- 报), 2017, 33(1): 175.
- [9] WEI Chang-long, ZHAO Yu-guo, LI De-cheng, et al(魏昌龙, 赵玉国, 李德成, 等). Transactions of Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2014, 30(1): 81.
- [10] XIAO Qing, LIU Qin-huo, LI Xiao-wen(肖青, 柳钦火, 李小文, 等). Journal of Infrared and Millimeter Waves(红外与毫米波学报), 2003, 22(5): 373.
- [11] ZHANG Yao, LI Min-zan, ZHENG Li-hua, et al(张瑶, 李民赞, 郑立华, 等). Transactions of Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2015, 31(9): 121.
- [12] WEN Yong-ling, QI Hao-ping, FANG Hong-bin, et al(翁永玲, 戚浩平, 方洪宾, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2010, 47(6): 1255.
- [13] CAO Lei, DING Jian-li, UMUT Halik, et al(曹雷, 丁建丽, 玉米提·哈力克, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2016, 53(6): 1399.
- [14] LEI Lei, DING Jian-li, JIANG Hong-nan, et al(雷磊, 丁建丽, 江红南, 等). Journal of Desert Research(中国沙漠), 2013, 33(4): 1104.
- [15] DAI Xi-jun, PENG Jie, ZHANG Yan-li, et al(代希君, 彭杰, 张艳丽, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2016, 53(4): 909.
- [16] MA Chi(马驰). Journal of Arid Land Resources and Environment(干旱区资源与环境), 2017, 31(7): 85.
- [17] SU Wen, DING Jian-li, YANG Ai-xia(苏雯, 丁建丽, 杨爱霞). China Rural Water and Hydropower(中国农村水利水电), 2017, (2): 9.
- [18] DING Jian-li, ZENG Xiao-ji, LI Zheng-guang(丁建丽, 曾小箕, 李争光). Bulletin of Soil and Water Conservation(水土保持通报), 2014, 34(1): 321.
- [19] SUN Qian, TASHPOLAT·Tiyip, HOU Yan-jun, et al(孙倩, 塔西甫拉提·特依拜, 侯艳军, 等). China Mining Magazine(中国矿业), 2015, 24(5): 137.
- [20] XIA Jun, TASHPOLAT·Tiyip, MAMAT·Sawut, et al(夏军, 塔西甫拉提·特依拜, 买买提·沙吾提, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2012, 32(11): 2956.
- [21] Ardak·Kelimu, TASHPOLAT·Tiyip, ZHANG Fei, et al(阿尔达克·克里木, 塔西甫拉提·特依拜, 张飞, 等). Transactions of Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2015, 31(17): 115.
- [22] Carl S, Craig J M. Image Exploitation and Target Recognition, Algorithms for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery Ⅲ, 2001, 4381: 172.
- [23] XU Jun, JIANG Jian-jun(徐军, 蒋建军). Journal of Anhui Agricultural Sciences(安徽农业科学), 2012, 40(28): 14099.

A Study on Remote Sensing Inversion of Soil Salt Content in Arid Area Based on Thermal Infrared Spectrum

XIA Jun¹, ZHANG Fei²

1. School of Land and Resources, China West Normal University, Nanchong 637009, China

2. College of Resources and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

Abstract The soil salinization has faced a serious threat to the ecological environment in arid areas, and it is of great significance to quantitative inversion of the salt content of soil by remote sensing technology. In this paper, we gathered the farmland soil and salt crystal in Ebinur lake watershed, to prepare into soil samples with different salt content (the proportion of salt and saline soil: 0.3%~30%) in the laboratory. We measured the thermal infrared emissivity spectral of soil samples using 102F FTIR spectrometer, and through the Planck function fitting to obtain soil emissivity data, and then used the Gaussian filter method for smoothing emissivity curve to eliminate the background and noise effects. The saline soil emissivity spectral curve features were as bellow. The emissivity spectrum curve of soil with different salt content was basically consistent in shape and change tendency, and with the increase of salt content, the value of emissivity increased. Soil salinity factors had inhibitory effect on Reststrahlen absorption characteristics, which would be weakened with the increase of salt content, that presented as the depth of the asymmetric absorption valleys decreased, but the position and width changed a little. Based on the correlation analysis of emissivity and salt content, we found that: It was positively correlated between thermal infrared emissivity and salt content of soil, with the maximum correlation coefficient being 0.899, and the corresponding waveband 9.21 μm ; 8.2~10.5 μm was the most sensitive wave bands for soil salinity. Using monadic linear regression, multiple stepwise regression and partial least square method to construct the prediction model, the value of R^2 were respectively 0.863, 0.879 and 0.958, and RMSE were respectively 3.853%, 3.334% and 1.911%. It was proved that these three kinds of methods had certain prediction ability for salt con-

tent of soil, but partial least square was the best method. The thermal infrared wave bands of ASTER, Landsat8 and HJ-1B satellite sensors were chosen for the emissivity spectrum simulation according to the spectral response function of the sensor, and the correlation analysis results showed: ASTER's B10, B11 and B12 bands are sensitive to the salt factor with thermal infrared spectroscopy and have a high correlation with soil salinity, and their correlation coefficient are up to 0.706, 0.786 and 0.872 respectively. Furthermore, the prediction model of soil salt content based on ASTER thermal infrared wavebands was established through the multiple linear regression method, R^2 and RMSE of the predicted model was 0.833 and 3.895%. At last, the results showed that: it is feasible to quantitatively inverse salt content of saline soil by satellite thermal infrared remote sensing, which will provide a new way and reference for the remote sensing monitoring of soil salinization in arid areas.

Keywords Soil; Salt content; Thermal infrared spectrum; Emissivity; Waveband simulation

(Received Mar. 5, 2018; accepted Aug. 19, 2018)