

安德玉, 邢前国, 赵庚星. 基于 HICO 波段的滨海土壤盐分遥感反演研究[J]. 海洋学报, 2018, 40(6): 51—59, doi:10.3969/j.issn.0253-4193.2018.06.005

An Deyu, Xing Qianguo, Zhao Gengxing. Hyperspectral remote sensing of soil salinity for coastal saline soil in the Yellow River Delta based on HICO bands[J]. Haiyang Xuebao, 2018, 40(6): 51—59, doi:10.3969/j.issn.0253-4193.2018.06.005

# 基于 HICO 波段的滨海土壤盐分遥感反演研究

安德玉<sup>1,2</sup>, 邢前国<sup>1,2\*</sup>, 赵庚星<sup>3</sup>

(1. 中国科学院烟台海岸带研究所 海岸带环境过程与生态修复重点实验室, 山东 烟台 264003; 2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 山东农业大学 资源与环境学院 土壤资源高效利用国家工程实验室, 山东 泰安 271018)

**摘要:** 本研究以黄河三角洲滨海盐渍土为例, 尝试使用 HICO(Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean)高光谱影像结合现场实测高光谱数据进行表层土壤全盐含量的反演。采用波段组合的方法建立光谱参量, 通过相关分析筛选出敏感光谱参量, 以决定系数  $R^2$  选出最佳模型; 利用 HICO 影像反射率与实测高光谱反射率之间的关系, 对模型进行修正, 并应用于影像。研究发现, 比值(RI)、差值(DI)波段组合方法建立的光谱参量与表层土壤全盐含量的相关性明显提高。 $DI_{(845, 473)}$ 、 $DI_{(839, 490)}$ 、 $DI_{(845, 496)}$  及  $DI_{(839, 501)}$  的幂函数模型效果最好, 且验证决定系数  $R^2$  均大于 0.86, 相对分析误差  $RPD > 3$ , RMSE 较小。此外, HICO 遥感影像的模型反演结果较为一致, 能够反映表层土壤全盐含量的分布。研究显示, 利用高光谱数据进行表层土壤全盐含量的反演建模具有可行性, 可为区域表层土壤全盐含量的定量反演提供参考。

**关键词:** 黄河三角洲; 盐渍土; 表层土壤全盐含量; 高光谱遥感反演

中图分类号: TP79; S156.4

文献标志码: A

文章编号: 0253-4193(2018)06-0051-09

## 1 引言

滨海土壤盐渍化是河口三角洲地带或滨海地区常见的土地退化现象之一, 对当地的农业生产和经济发展造成严重影响。黄河三角洲作为滨海盐渍土典型地区, 虽土地资源丰富, 但土壤盐渍化严重, 影响该区农业经济的可持续发展。因此, 及时获取盐渍土盐分状况信息, 对于该区土地资源的合理利用和区域生态保护具有重要意义。

传统的土壤盐分信息主要通过实地调查采样的方法获取, 虽然精度高, 但工作量大、耗时耗力, 难以满足区域性土壤盐分快速监测的需要。而遥感具有

高时效、低成本、大尺度等特点, 在区域土壤盐分变化的动态监测上极具优势, 主要方法有监督分类法<sup>[1]</sup>、影像比值或差值法<sup>[2]</sup>、决策树分类方法<sup>[3-4]</sup>、光谱与地形的综合指数法<sup>[5]</sup>、植被指数法<sup>[6-7]</sup>等, 但多用于定性研究。对地高光谱遥感观测技术的发展, 为探索土壤盐分与光谱特征的定量关系、定量估算土壤盐分含量提供了新的途径<sup>[8]</sup>。主要方法是, 根据地物的光谱特征, 通过各种参数(如土壤湿度<sup>[9]</sup>、土壤电导率<sup>[10]</sup>和综合光谱指数<sup>[11]</sup>等), 采用神经网络<sup>[12]</sup>、支持向量机<sup>[13]</sup>、偏最小二乘法<sup>[14]</sup>等方法建立盐分估测模型。

随着高光谱遥感技术在海岸带应用研究的不断

收稿日期: 2017-06-21; 修订日期: 2017-10-18。

基金项目: 国家自然科学基金(41676171); 中国科学院科研仪器研制项目(YJKYYQ20170048); 青岛海洋科技国家实验室创新项目(2016ASKJ02)。

作者简介: 安德玉(1989—), 女, 山东省烟台市人, 主要从事环境遥感研究。E-mail: dyan@yic.ac.cn

\* 通信作者: 邢前国(1975—), 男, 湖北省广水市人, 研究员、博士生导师, 主要从事环境遥感、数值模拟与评估工作。E-mail: qgxing@yic.ac.cn

发展<sup>[15-16]</sup>,利用现场光谱数据提取滨海土壤盐分光谱特征,并结合卫星遥感数据实现区域土壤盐分反演,成为区域盐渍土调查与监测研究的重要手段之一。An 等<sup>[17]</sup>基于野外实测高光谱数据结合 Landsat7 和 Landsat8 遥感影像数据,采用多元逐步线性回归的方法对黄河三角洲典型区域垦利县进行土壤盐分的高光谱估测和遥感反演,取得了较好的成果;翁永玲等<sup>[18]</sup>基于实验室测量的高光谱数据结合 Hyperion 高光谱影像,采用偏最小二乘回归的方法对青海茶卡—共和盆地的土壤盐分进行高光谱遥感反演,取得较好的反演结果。

HICO(Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean)搭载于国际空间站(ISS)上,是第一个针对近岸水体的高光谱成像仪,在 360~1 080 nm 范围内设置了 128 个波段,其中精度满足要求且可被一般用户获取波段为 87 个(405~897 nm),空间分辨率为 90 m,光谱分辨率为 5.7 nm,一景图像覆盖范围为 42 km×192 km<sup>[19]</sup>。HICO 高光谱卫星影像较高的光谱分辨率,相对于其他卫星(Landsat、Modis 等)能够更为细微地反映表层土壤全盐含量与反射率的关系;较广的空间覆盖范围,相对于其他高光谱卫星(如 Hyperion),更有利于区域土壤盐渍化监测的研究。但多被用于水体遥感研究<sup>[20]</sup>,针对近海岸陆地研究较少。黄河三角洲属于近海岸地区,可尝试使用该高光谱影像结合现场光谱数据进行表层土壤全盐含量的反演。故本研究在其典型地区垦利县,选择土壤积盐较重、植被覆盖较差的春季时相,基于 HICO 高光谱影像,结合现场实测高光谱数据,研究土壤光谱与表层土壤全盐含量的关系,构建表层土壤全盐含量的 HICO 高

光谱遥感反演模型,旨在探索更为方便、实用的表层土壤全盐含量高光谱遥感快速反演方法。

## 2 研究数据与方法

研究区为黄河三角洲典型区域——垦利县,地理位置为 37°24′~38°10′N, 118°15′~119°19′E,属于温带季风型大陆性气候<sup>[21]</sup>。该区域地势低平,地下水埋深浅、矿化度高,土壤质地偏轻。每年 3—5 月为少雨干旱多风期,土壤含水量为一年中最低值,加之蒸发强烈,下层土体及潜水中的盐分随水向表土聚集,形成积盐高峰<sup>[22]</sup>,土壤盐渍化严重。

### 2.1 土样样品采集及处理分析

本研究于 2013 年 4 月 27 日至 5 月 1 日进行了野外调查与采样,根据研究区的土壤类型图、地形图、土地利用现状图等分析土壤盐渍化状况,布设采样样点,共 81 个(图 1)。为避免植被干扰,尽量选择无植被或者具有代表性的植被覆盖位置进行采样,采样深度为 0~20 cm(表层土),每个土样的质量约为 1 kg。同时手持 GPS 定位仪测定样点实地坐标,实测土壤光谱。

土样带回室内自然风干后,剔除土壤以外的杂质(如植物根茎,小石块等),采用电导法和烘干法结合的方法测定表层土壤全盐含量,得到 81 个土壤样本的盐分数据(表 1)。根据相关的土壤盐渍化分级标准,将垦利县表层土壤全盐含量(g/kg)分为 5 级:<1,属于非盐渍化土;1~2,属于轻度盐渍化土;2~4,属于中度盐渍化土;4~6,属于重度盐渍化土;>6,则属于盐土。

表 1 土壤样本分组  
Tab.1 Soil samples grouping

表层土壤全盐含量/g·kg <sup>-1</sup>	<1	1~2	2~4	4~6	>6
建模样本数量	0	10	26	8	10
验证样本数量	0	5	13	5	4
合计	0	15	39	13	14

### 2.2 光谱数据采集及预处理

土壤高光谱数据采集采用的光谱仪是美国 ASD Fieldspec3,该光谱仪光谱范围为 350~2 500 nm,光谱重采样间隔为 1 nm。采集时间控制在中午前后(10:00—14:00)。采样时,面向太阳,手持手柄,保证

传感器探头垂直地面。探头视场角为 15°,距离地面约 1.2 m,探头接触土壤光谱的区域为面积约 1 m<sup>2</sup>的圆。每到一点,先进行白板校正,再采集土壤光谱。每个土样样点采集 10 条光谱曲线取平均作为该点的实际反射率光谱曲线。根据 HICO 影像数据的波段

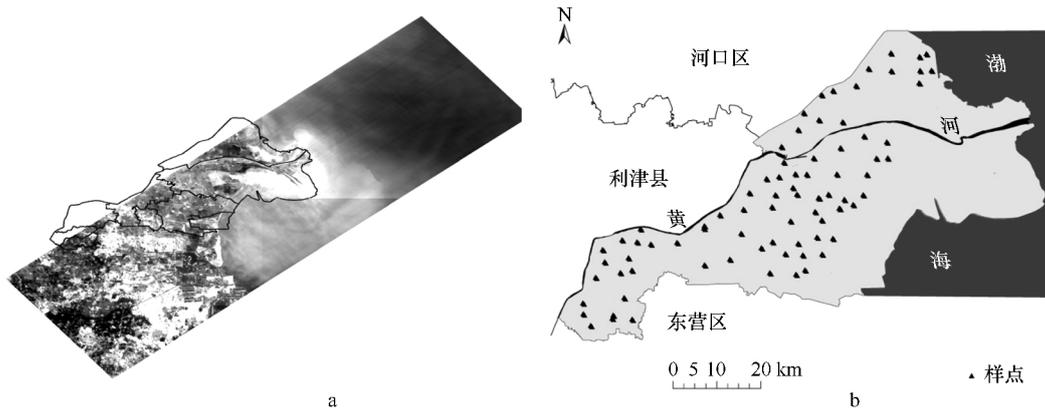


图1 研究区在 HICO 影像上的位置(a)及样点分布(b)

Fig.1 Location of the study area on the HICO (a) and the samples' distribution (b)

设置,采用累积平均的方法对光谱进行重采样,并进一步处理和分析。

### 2.3 土壤盐分高光谱遥感建模与反演

为建立适合当地表层土壤全盐含量的反演模型,将采样点随机分为两组,一组建模(共 54 个),一组验证(共 27 个)。对建模样本进行表层土壤全盐含量与光谱反射率的相关分析,并观察其光谱特征;采用比值(RI)、差值(DI)的波段组合方法来构建新的光谱参量,并与表层土壤全盐含量做相关分析,得到相关系数( $r$ ), $|r|$ 越大,表示两者相关性越大,由此筛选对表层土壤全盐含量具有较好反映的敏感光谱参量;利用敏感光谱参量建立表层土壤全盐含量高光谱估测模型,并用检验样本进行精度检验,筛选出最佳模型。通过判定系数  $R^2$  [公式(1)]、均方根误差 RMSE [公式(2)]和相对分析误差 RPD [公式(3)]来检验实测值和估测值的拟合效果。 $R^2$  越大, RMSE 越小,模型的拟合程度越好; RPD 越大,模型的预测能力越好。当  $RPD < 1.4$  时,模型预测能力差,反演结果不可靠;当  $1.4 < RPD < 2$  时,表明模型预测能力一般,可靠性有待提高;当  $RPD > 2$  时,表明模型预测性能良好,可靠性高<sup>[23]</sup>。

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \times \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \quad (1)$$

式中, $n$  代表两个变量  $x$  和  $y$  的个数,  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分代表两个变量  $x$  和  $y$  的平均值。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}}, \quad (2)$$

$$RPD = \frac{RMSE}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (3)$$

式中, $y$  和  $y'$  分别代表第  $i$  个样本的实测值和估测值,  $\bar{y}$  代表所有估测值的平均值。

本研究遥感反演所用的影像为与野外调查同期的 2013 年 4 月 25 日的 HICO 影像。利用 ENVI 中的 FLAASH 模块对影像进行大气校正,利用垦利县行政区划矢量数据进行裁剪,得到研究区遥感影像。提取所有样点在 HICO 上各波段的平均反射率,作为遥感反射率及其在对应的现场光谱上的平均反射率。分析两者之间的关系,以便对最佳模型进行订正,使其更适用于遥感反演。将订正后的模型应用到遥感影像上,得到表层土壤全盐含量遥感反演图;将反演结果按照盐分等级划分标准进行分级,形成表层土壤全盐含量等级分布图。

## 3 结果分析

### 3.1 土壤光谱特征及其与盐分的相关性分析

观察土壤光谱曲线(图 2),发现其曲线的总体形态相似,随波长的变化趋势也基本一致;反射率随着波长的增加而增加。在 650~750 nm 之间,部分样点呈现反射谷特征,在 675 nm 附近出现波谷,具有植被反射率特征(叶绿素对红光吸收作用强)。这是因为这些样点周围有少量植被覆盖,所以光谱曲线是土壤光谱曲线和植被光谱曲线的一个综合反映。

分析盐分与原始光谱反射率的相关性,结果显示表层土壤全盐含量与原始光谱反射率的总体相关性较低,在 404~507 nm、776~897 nm 波谱段  $|r|$  大于 0.2,  $|r|_{\max}$  仅为 0.365 3。为增强盐分与反射率的相关

性,通过差值、比值的简单运算方法进行波段之间的两两单一组合,分别形成 3 741 个光谱参量,并与表层土壤全盐含量进行线性相关分析(图 3)。可以看出反射率差值、比值与表层土壤全盐含量相关性明显提高,  $|r|_{DI-max}$  达到 0.724,  $|r|_{RI-max}$  达到 0.73;  $|r|_{DI}$  较

大多为蓝绿光与近红外之间的组合,  $|r|_{RI}$  多为蓝绿光之间的组合。说明对于定量分析土壤盐渍化有较好指示作用的波段主要是蓝绿光和近红外波段,与前人的研究较为一致<sup>[24-25]</sup>。

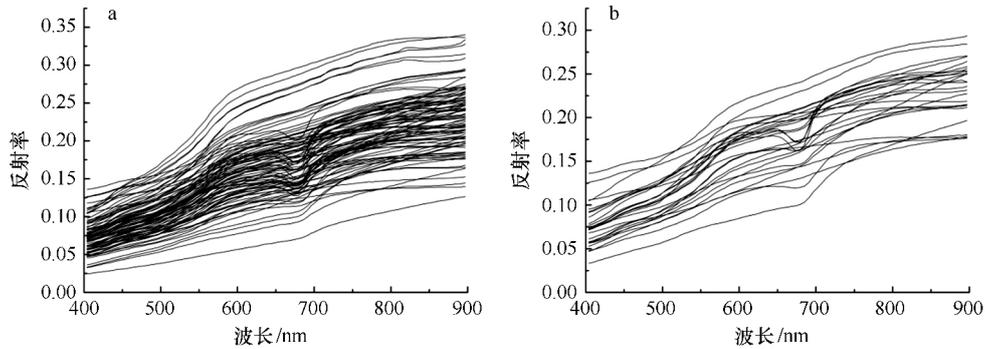


图 2 表层土壤反射率光谱曲线

Fig.2 Spectrum curves of the soil salinity

a.建模样点光谱曲线, b.验证样点光谱曲线

a.Reflectance of sampling sites used to build models, b. reflectance of sampling sites used to verify models

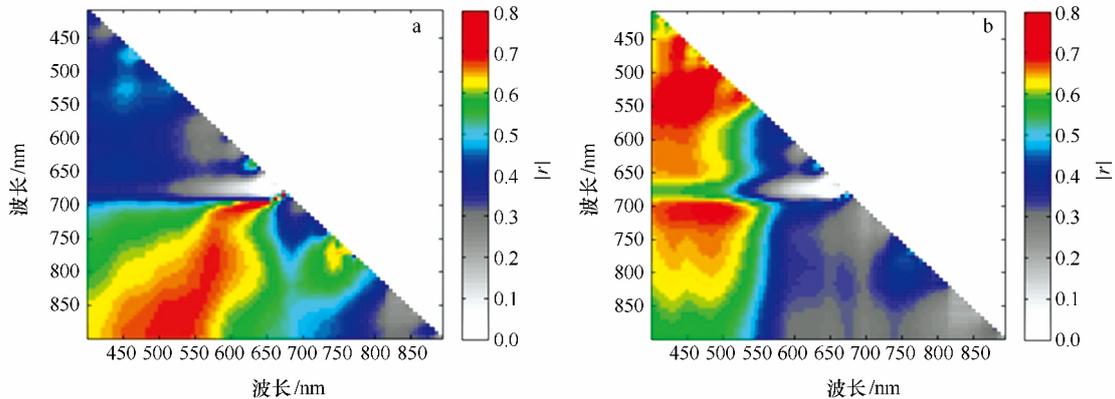


图 3 表层土壤全盐含量与反射率差值(a)、比值(b)的线性相关系数  $|r|$  (横、纵坐标表示 HICO 不同波段)

Fig.3 The absolute value of linear correlation between soil salinity and *DI* (a) or *RI* (b) of the reflectance (abscissa and ordinate represent the different bands of HICO)

### 3.2 土壤盐分状况高光谱遥感反演模型

综合以上分析,筛选出 12 个 *DI* ( $|r| > 0.69$ ) 和 12 个 *RI* ( $|r| > 0.72$ ), 共 24 个,用于高光谱遥感反演模型的建立。将 24 个敏感光谱参量进行单一变量的线性建模,自变量( $x$ )为敏感光谱参量,因变量( $y$ )为表层土壤全盐含量,结果显示  $R^2$  较小,在 0.5 左右。为提高建模精度,尝试进行非线性建模。

相对于 BP 神经网络、PLSR 等需要大量数据集的非线性建模方法,曲线拟合方法更为简洁高效。因

此,进行单一变量的曲线拟合分析(指数、对数、幂),建模  $R^2$  均大于 0.6,建模效果优于线性建模,且 *DI* 的曲线拟合效果优于 *RI*,其中  $DI_{(845, 473)}$ 、 $DI_{(839, 490)}$ 、 $DI_{(845, 496)}$ 、 $DI_{(839, 501)}$  的幂函数建模效果最好,  $R^2$  大于 0.7(图 4)。

为检验模型的可用性,将上述幂函数模型应用到验证样本(图 5)。可以看出实测值与估测值的拟合效果较为一致,原因是相近的波段之间存在强相关性 ( $r > 0.995$ )。但 4 个模型的拟合效果很好,  $R^2$  均大于

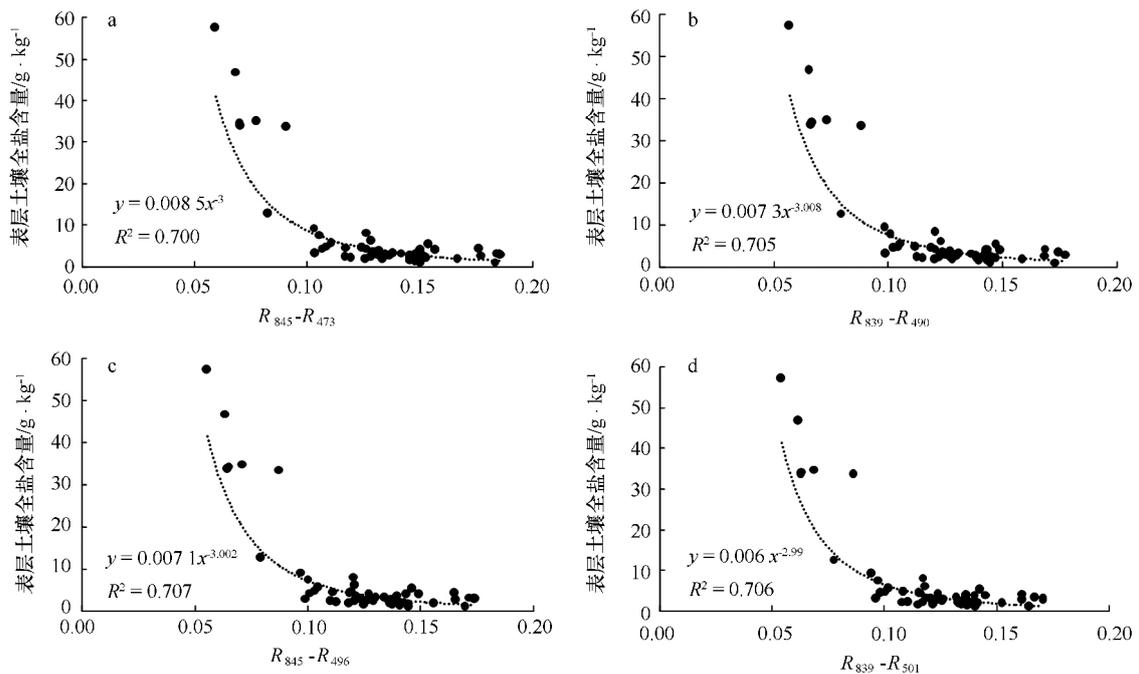


图4 差值光谱参量曲线拟合结果——幂函数模型(a.  $DI_{(845, 473)}$ , b.  $DI_{(839, 490)}$ , c.  $DI_{(845, 496)}$ , d.  $DI_{(839, 501)}$ )

Fig.4 Curve fitting results of the spectral features of difference: power function model established by

a.  $DI_{(845, 473)}$ , b.  $DI_{(839, 490)}$ , c.  $DI_{(845, 496)}$ , d.  $DI_{(839, 501)}$

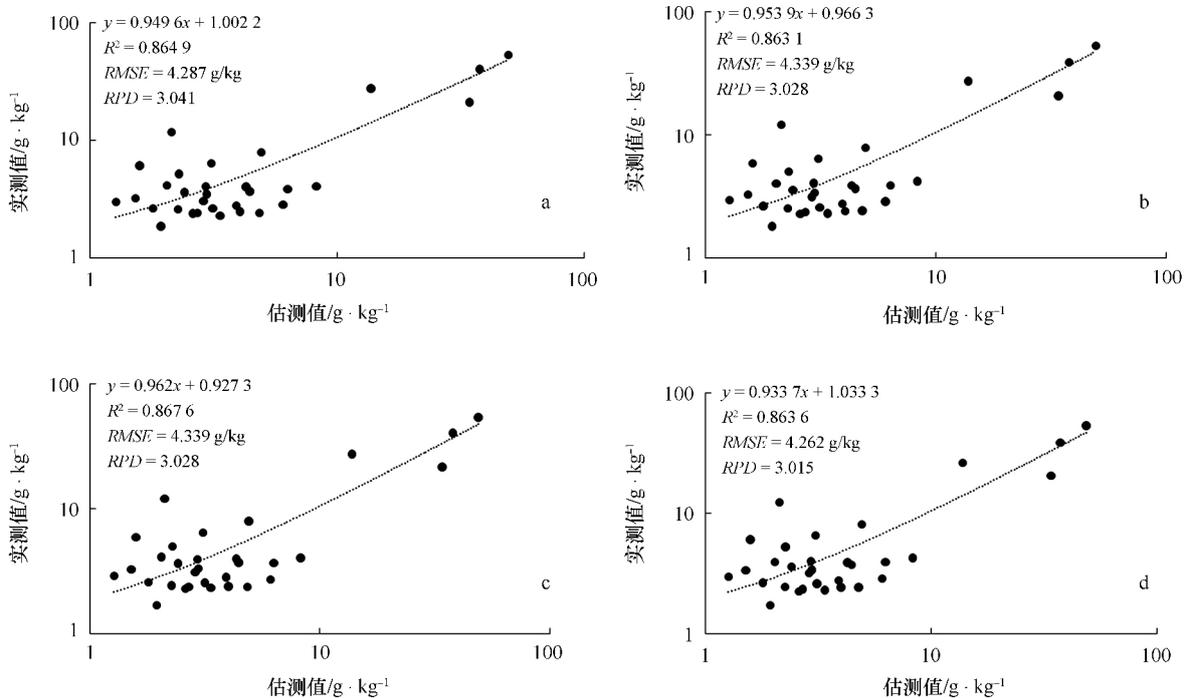


图5 表层土壤全盐含量实测值与估测值的拟合效果

Fig.5 Fitting effects of measured values and predicted values

a.  $DI_{(845, 473)}$ , b.  $DI_{(839, 490)}$ , c.  $DI_{(845, 496)}$ , d.  $DI_{(839, 501)}$

a.  $DI_{(845, 473)}$ , b.  $DI_{(839, 490)}$ , c.  $DI_{(845, 496)}$ , d.  $DI_{(839, 501)}$

0.86,且  $RPD > 3$ , RMSE 较小,模型可用性强,可靠性高。

3.3 土壤盐分含量遥感反演模型的应用

图 6 显示遥感反射率低于现场高光谱反射率,主要是因为卫星传感器在接受地物光谱信息的过程中,受大气影响较多,虽已经过大气校正,但无法完全消

除其影响。但两者的反射率随波长变化趋势具较好的一致性,相关性达到 0.992,可以通过比值法对上述所列模型进行修正,订正系数  $D_\lambda = R_{in\ situ_\lambda} / R_{HICO_\lambda}$  ( $\lambda$  代表波段),得到应用于 HICO 遥感影像上的修正模型(表 2)。

表 2 基于 HICO 波段的修正模型  
Tab.2 The modified models based on HICO bands

修正模型	
模型 1	$y = 0.0085 \times (R_{HICO_{845}} \times 1.3307 - R_{HICO_{473}} \times 1.4354)^{-3}$
模型 2	$y = 0.0073 \times (R_{HICO_{839}} \times 1.3372 - R_{HICO_{490}} \times 1.3439)^{-3.008}$
模型 3	$y = 0.0071 \times (R_{HICO_{845}} \times 1.3307 - R_{HICO_{496}} \times 1.3522)^{-3.002}$
模型 4	$y = 0.0067 \times (R_{HICO_{839}} \times 1.3372 - R_{HICO_{501}} \times 1.3450)^{-2.991}$

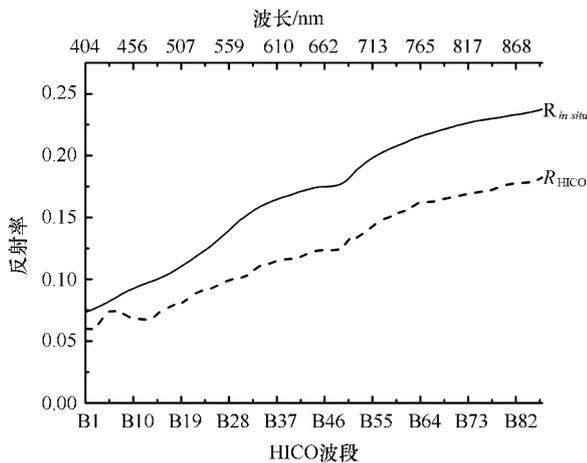


图 6 HICO 影像遥感反射率( $R_{HICO}$ )与现场高光谱反射率( $R_{in\ situ}$ )  
Fig.6 HICO reflectance ( $R_{HICO}$ ) and *in situ* hyperspectral reflectance ( $R_{in\ situ}$ )

表 2 中,  $y$  代表表层土壤全盐含量,  $R_{HICO_\lambda}$  代表 HICO 影像  $\lambda$  波段的反射率。4 个修正模型的估测值与实际值之间的拟合系数  $R^2$  为 0.5 左右,  $1.5 < RPD < 2$ ,  $RMSE < 9$  g/kg, 模型反演结果较好。

从模型的应用结果(图 7)——表层土壤全盐含量等级分布图及各等级面积所占比例(表 3)可以看出 4 个模型的反演结果在空间分布上较为一致;各等级所占面积比例差别较小,相差为  $\pm 2\%$ ;研究区表层土壤全盐含量整体较高,土壤盐渍化严重。受海水和高矿化地下水的影响,靠近沿海区域的土壤盐渍化程度较高;受地形、坡度等自然因素以及农田灌溉、农作物种植等人为因素的影响,靠近黄河或耕地区域的土壤盐渍化程度较轻。土壤盐渍化程度大体呈自东向西,盐分含量逐渐减少的趋势。模型的反演结果与前人研究较为一致<sup>[7]</sup>。

表 3 各等级面积比例  
Tab.3 Area proportion of each grade

	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
非盐渍化	2.87%	3.60%	2.78%	2.95%
轻度盐渍化	6.37%	6.28%	5.89%	6.28%
中度盐渍化	24.68%	23.89%	23.80%	23.99%
重度盐渍化	15.29%	14.91%	14.87%	14.71%
盐土	50.79%	51.32%	52.66%	52.07%

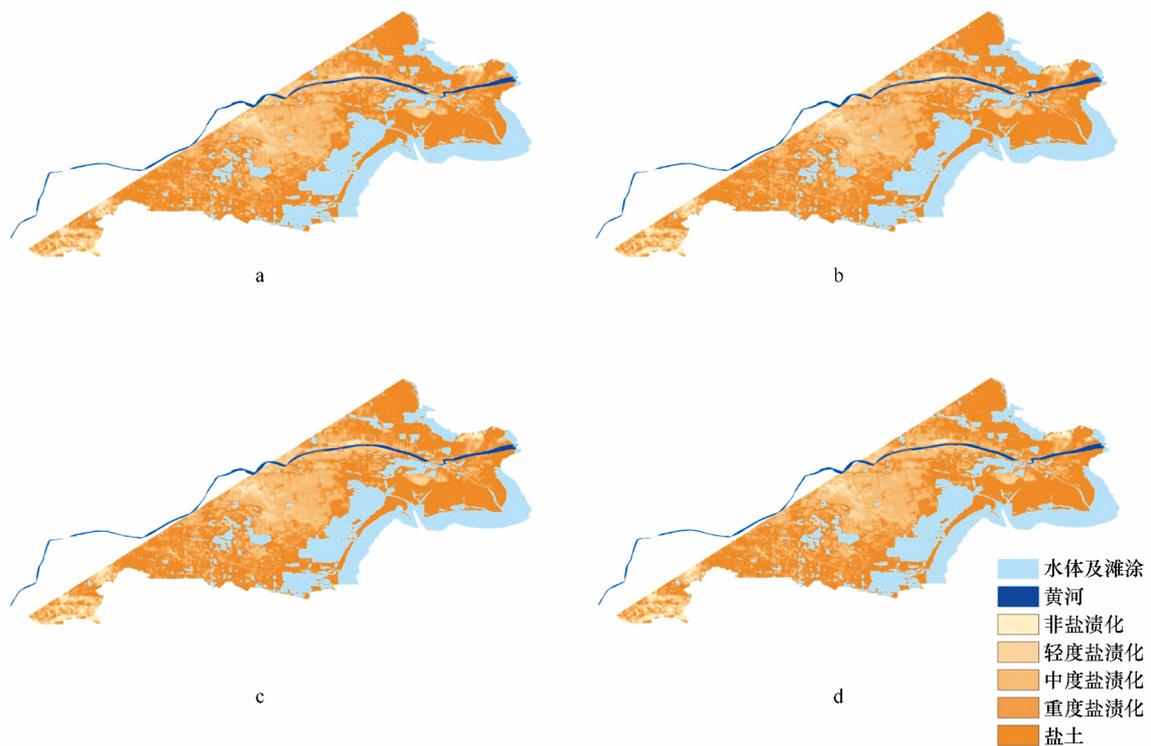


图7 HICO 遥感影像反演结果——表层土壤全盐含量等级分布图

Fig.7 Inversion results of HICO remote sensing images—the figure of soil salinity distribution

a. 模型 1, b. 模型 2, c. 模型 3, d. 模型 4  
a. Model 1, b. Model 2, c. Model 3, d. Model 4

## 4 结论与展望

本研究尝试使用 HICO 高光谱影像结合现场高光谱数据进行表层土壤全盐含量的反演,在光谱参量的建立及选择上,采用比值、差值的波段组合方法建立的光谱参量与表层土壤全盐含量的相关性明显提高。以线性拟合和曲线拟合方法建立的遥感反演模型中, $DI_{(845, 473)}$ 、 $DI_{(839, 490)}$ 、 $DI_{(845, 496)}$ 、 $DI_{(839, 501)}$  的幂函数模型效果最好,验证  $R^2$  均大于 0.86,且  $RPD > 3$ , $RMSE$  较小,模型可用性强,可靠性高。将模型应用到 HICO 遥感影像上,进行表层土壤全盐含量的反演,4 个模型的反演结果在空间分布和面积比例上均

较为一致,证明将卫星高光谱遥感和现场高光谱数据结合用于表层土壤全盐含量的反演方法具有可行性,为区域表层土壤全盐含量的动态监测提供了理论依据和技术支持。

由于土壤质地、土壤含水量、植被覆盖等因素会对表层土壤全盐含量的测定以及现场光谱测量造成影响,加之卫星自身传感器误差的影响,使模型的反演效果可能会有所降低。鉴于不同地区盐渍土的特性可能存在地域差异,本文模型可能仅适用于黄河三角洲垦利县春季表层土壤全盐含量的反演,对于大区域大时空表层土壤全盐含量的反演模型有待进一步探索。

## 参考文献:

- [1] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 1—20.
- [2] Dwivedi R S, Rao B R M. The selection of the best possible landsat TM band combination for delineating salt affected soils[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(11): 2051—2058.
- [3] 李百红, 赵庚星, 秦元伟, 等. 黄河三角洲滨海盐碱退化土地变化遥感监测研究[J]. 江西农业大学学报, 2009, 31(6): 1166—1171.  
Li Baihong, Zhao Gengxing, Qing Yuanwei, et al. A study of remote sensing detection of salt-affected coastal Land degradation in the Yellow River Delta[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2009, 31(6): 1166—1171.

- [4] 李晋, 赵庚星, 常春燕, 等. 基于 HSI 高光谱和 TM 图像的土地盐渍化信息提取方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(2): 520—525.  
Li Jin, Zhao Gengxing, Chang Chunyan, et al. Land salinization information extraction method based on HSI hyper-spectral and TM imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(2): 520—525.
- [5] Liu Ya, Pan Xianzhang, Wang Changkun, et al. Can subsurface soil salinity be predicted from surface spectral information?—From the perspective of structural equation modelling[J]. Biosystems Engineering, 2016, 152: 138—147.
- [6] Bouaziz M, Matschullat J, Gloaguen R. Improved remote sensing detection of soil salinity from a semi-arid climate in northeast Brazil[J]. Comptes Rendus Geoscience, 2011, 343(11/12): 795—803.
- [7] 陈红艳, 赵庚星, 陈敬春, 等. 基于改进植被指数的黄河河口区盐渍土盐分遥感反演[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 107—112, 114.  
Chen Hongyan, Zhao Gengxing, Chen Jingchun, et al. Remote sensing inversion of saline soil salinity based on modified vegetation index in estuary area of Yellow River[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 107—112, 114.
- [8] 蒲瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000.  
Pu Ruiliang, Gong Peng. Hyperspectral Remote Sensing and Its Application[M]. Beijing: Higher Education Press, 2000.
- [9] Ben-Dor E, Patkin K, Banin A, et al. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data. A case study over soils in Israel[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(6): 1043—1062.
- [10] 张飞, 塔西甫拉提·特依拜, 丁建丽, 等. 塔里木河流域中游渭干河—库车河绿洲盐渍土水盐信息光谱特征研究[J]. 地理与地理信息科学, 2012, 28(1): 65—70.  
Zhang Fei, Tashpolat · Tiyip, Ding Jianli, et al. Study on water-salt information and Spectral characteristics of saline soil in the Weigan and Kuqa River delta oasis of the middle[J]. Geography and Geo-Information Science, 2012, 28(1): 65—70.
- [11] 丁建丽, 伍漫春, 刘海霞, 等. 基于综合高光谱指数的区域土壤盐渍化监测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(7): 1918—1922.  
Ding Jianli, Wu Manchun, Liu Haixia, et al. Study on the soil salinization monitoring based on synthetical hyper-spectral index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(7): 1918—1922.
- [12] 王静, 刘湘南, 黄方, 等. 基于 ANN 技术和高光谱遥感的盐渍土盐分预测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 161—166.  
Wang Jing, Liu Xiangnan, Huang Fang, et al. Salinity forecasting of saline soil based on ANN and hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(12): 161—166.
- [13] 杨佳佳, 姜琦刚, 赵静, 等. 基于环境减灾卫星高光谱数据的盐碱地等级划分[J]. 农业工程学报, 2011, 27(10): 118—124.  
Yang Jijia, Jiang Qigang, Zhao Jing, et al. Quantitative retrieval and classification of saline soil using HJ-1A hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(10): 118—124.
- [14] 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.
- [15] 任广波, 张杰, 马毅. 基于 HJ-1A 高光谱的黄河口碱蓬和柽柳盖度反演模型研究[J]. 海洋学报, 2015, 37(9): 51—58.  
Ren Guangbo, Zhang Jie, Ma Yi. Suaeda-salsa and tamarisk fractional cover inversion models by HJ-1A hyperspectral remote sensing image in Yellow River Estuary[J]. Haiyang Xuebao, 2015, 37(9): 51—58.
- [16] Xing Qianguo, Lou Mingjing, Chen Chuqun, et al. Using in situ and Satellite hyperspectral data to estimate the surface suspended sediments concentrations in the Pearl River Estuary[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(2): 731—738.
- [17] An Deyu, Zhao Gengxing, Chang Chunyan, et al. Hyperspectral field estimation and remote-sensing inversion of salt content in coastal saline soils of the Yellow river delta[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(2): 455—470.
- [18] 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 Yongling, Qi Haoping, Fang Hongbin, 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.
- [19] 娄明静, 邢前国, 施平. 海岸带高光谱遥感与近海高光谱成像仪(HICO)[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(4): 627—632.  
Lou Mingjing, Xing Qianguo, Shi Ping. Hyperspectral remote sensing for coastal zone and hyperspectral imager for the coastal ocean[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(4): 627—632.
- [20] Gitelson A A, Gao Bocai, Li Rongrong, et al. Estimation of chlorophyll *a* concentration in productive turbid waters using a hyperspectral imager for the coastal ocean—the Azov sea case study[J]. Environmental Research Letters, 2011, 6(2): 024023.
- [21] 范晓梅, 刘高焕, 唐志鹏, 等. 黄河三角洲土壤盐渍化影响因素分析[J]. 水土保持学报, 2010, 24(1): 139—144.  
Fan Xiaomei, Liu Gaoquan, Tang Zhipeng, et al. Analysis on main contributors influencing soil salinization of Yellow River Delta[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2010, 24(1): 139—144.
- [22] 关元秀, 刘高焕, 王劲峰. 基于 GIS 的黄河三角洲盐碱地改良分区[J]. 地理学报, 2001, 56(2): 198—205.  
Guan Yuanxiu, Liu Gaoquan, Wang Jinfeng. Regionalization of salt-affected land for amelioration in the Yellow river delta based on GIS[J]. Acta Geographica Sinica, 2001, 56(2): 198—205.
- [23] Chang Chengwen, Laird D A, Mausbach M J, et al. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analysis of soil properties[J]. Soil Science Society of America Journal, 2001, 65(2): 480—490.
- [24] Rao B R M, Sharma R C, Sankar T R, et al. Spectral behavior of salt-affected soils[J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(12):

2125—2136.

[25] 李晓明, 韩霁昌, 李娟. 典型半干旱区土壤盐分高光谱特征反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 1081—1084.

Li Xiaoming, Han Jichang, Li Juan. Research on hyperspectral inversion of soil salinity in typical semiarid area[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 1081—1084.

## Hyperspectral remote sensing of soil salinity for coastal saline soil in the Yellow River Delta based on HICO bands

An Deyu<sup>1,2</sup>, Xing Qianguo<sup>1,2</sup>, Zhao Gengxing<sup>3</sup>

(1. Yantai Institute of Coastal Zone Research, Chinese Academy of Sciences, Yantai 264003, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. National Engineering Laboratory for Efficient Utilization of Soil and Fertilizer Resources, College of Resource and Environment, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China)

**Abstract:** This study aims to use hyperspectral reflectance to estimate soil salinity. Taking the coastal saline soil of the Yellow River Delta as an example, we collected *in situ* ground surface reflectance and soil samples for salinity analysis, and integrated with the HICO (Hyperspectral Imager for the Coastal Ocean) imagery data to map the distribution of salinity. The spectral features were established by band combination method. The sensitive features were selected by correlation analysis. The optimal models were selected by the determination coefficients  $R^2$ . The relationship between the *in situ* reflectance and the HICO hyperspectral reflectance is used to modify the model. And these models were applied to HICO images. The study showed that the models of band ratio ( $RI$ ) and band difference ( $DI$ ) with significantly high correlations with the soil salinity were established. The power function models established by  $DI_{(845, 473)}$ ,  $DI_{(839, 490)}$ ,  $DI_{(845, 496)}$ ,  $DI_{(839, 501)}$  were the best ones (the determination coefficients  $R^2 > 0.86$ , and the relative prediction deviation  $RPD > 3$ ). The inversion results in the HICO from these models were consistent with each other, and can reflect the distribution of soil salinity for the Yellow River Delta. This study suggests that it is feasible to estimate the soil salinity by using the hyperspectral data, which can provide a reference for quantitative inversion of soil salinity in the coastal region.

**Key words:** the Yellow River Delta; saline soil; soil salinity; hyperspectral remote sensing