

基于多源数据融合的盐分遥感反演与季节差异性研究

孙亚楠 李仙岳 史海滨 崔佳琪 王维刚 卜鑫宇

(内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018)

摘要: 为提高多光谱盐分遥感反演的精度, 利用实测高光谱与多光谱进行数据融合, 并分析了不同季节盐分遥感的差异性。以河套灌区永济灌域为研究区域, 以实测光谱仪测定的土壤高光谱数据和 Landsat-8 OLI 多光谱数据为基础, 通过光谱变换和多元逐步回归方法筛选特征波段和特征光谱指数, 构建了春、秋两季土壤盐分多光谱、高光谱反演模型, 并利用特征光谱指数的线性回归构建了高-多光谱数据融合反演模型。结果表明: 高光谱的反射率总体比多光谱高 36.83%, 春季反射率比秋季平均高 23.78%。利用模型中最优变量-特征光谱指数对多光谱模型与高光谱模型进行融合, 高-多光谱融合反演模型训练集和验证集 R^2 平均值分别为 0.651 和 0.635, RMSE 平均值分别为 2.44 g/kg 和 2.49 g/kg, 精度明显高于对应的多光谱反演模型, 其中训练集、验证集的 R^2 平均值分别提高了 36.19% 和 35.64%, RMSE 平均值分别降低了 34.28% 和 41.72%。春季多光谱、高光谱和融合反演模型的精度均高于秋季, 其中训练集 R^2 平均值比秋季模型分别提高了 6.03%、6.05% 和 4.40%, 验证集 R^2 平均值分别提高了 19.07%、12.21% 和 1.75%。构建的高-多光谱融合模型反演灌域春秋两季平均盐分含量分别为 6.05、5.97 g/kg, 平均相对误差分别为 9.65% 和 10.68%, 总体上该区域春季土壤主要为重盐化土, 秋季土壤主要为中盐化土。

关键词: 土壤盐分; 遥感反演; 高光谱; Landsat-8 OLI; 数据融合; 光谱指数

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)06-0169-12

OSID:



Remote Sensing Inversion of Soil Salinity and Seasonal Difference Analysis Based on Multi-source Data Fusion

SUN Ya'nan LI Xianyue SHI Haibin CUI Jiaqi WANG Weigang BU Xinyu

(College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China)

Abstract: The fusion technology based on measured hyperspectral and multispectral data was used to remote sensing inversion of soil salinity to improve the multispectral model precision, and the difference for different seasons was analyzed. Yongji of Hetao Irrigation District, a typical salinization region, was chosen as the study region for establishing hyper-multispectral inversion model of spring and autumn, respectively. The optimal spectral transformation and multiple stepwise regressions were used to get the characteristic bands and spectral indices by using the measured data of the hyperspectral inversion model and Landsat-8 OLI multispectral inversion model. Additionally, the fusion model was established with measured hyperspectral and multispectral data by multiple stepwise regression based on characteristic spectral indices. The results showed that the reflectivity of hyperspectral was 36.83% higher than that of the multispectral, and the average reflectivity in spring was 23.78% higher than that in autumn. The R^2 of the training set and validation set of the hyper-multispectral inversion model with characteristic spectral indices were 0.651 and 0.635 on average, the RMSE were 2.44 g/kg and 2.49 g/kg on average, respectively, R^2 were 36.19% and 35.64% higher than those of training set and validation set of the multispectral inversion model, and the RMSE were 34.28% and 41.72% lower than that, respectively. In addition, The accuracy of multispectral, hyperspectral and fusion inversion models in spring was higher than that in autumn, the R^2 of the training set was improved by 6.03%, 6.05% and 4.40% on average, and the verification set was improved by 19.07%, 12.21% and 1.75% on average. The average salinity of the spring and autumn was 6.05 g/kg and 5.97 g/kg which used the hyper-

收稿日期: 2019-08-18 修回日期: 2019-10-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51539005)、内蒙古水利科技重大专项(NSK2017-M1)和国家重点研发计划项目(2016YFC0400205)

作者简介: 孙亚楠(1994—),女,博士生,主要从事干旱区盐分遥感与应用研究,E-mail: 995021096@qq.com

通信作者: 李仙岳(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事干旱节水灌溉及盐碱地改良研究,E-mail: lixianyue80@126.com

multispectral fusion model inversed, respectively, and the average relative errors with the measured salinity were 9.65% and 10.68%, respectively. On the whole, the soil of this region was mainly highly salinization in spring and moderate salinization in autumn.

Key words: soil salinity; remote sensing; inversion; hyperspectral; Landsat - 8 OLI; fusion; spectral indices

0 引言

土壤盐渍化是全球性的生态环境问题,是制约灌区农业可持续发展的主要因素之一。我国盐渍化土壤分布广,主要集中在西北、华北、东北及沿海地区,其中陕、甘、宁、青、蒙、新的盐渍土面积占全国盐渍化土壤面积的 69.03%^[1],仅内蒙古河套灌区中度和重度盐渍化耕地面积就达 $1.067 \times 10^5 \text{ hm}^2$ ^[2]。因此,区域土壤盐渍化信息的快速、准确提取和分析对于盐碱地改良和治理具有重要意义。实地采样是获取土壤盐分信息的传统方法,但其无法实现对土壤盐分大范围、实时动态的监测,而遥感技术以其宏观、动态、信息丰富等特点,已成为区域土壤盐分监测的重要手段。

近年来,国内外学者基于 Landsat TM^[3-4]、ASTER^[5]、Landsat - 8 OLI^[6-7]、Quickbird^[8-9]、WorldView - 2^[10]等多光谱数据源构建了有效的土壤盐分遥感反演模型。高光谱成像技术具有光谱分辨率高、图谱合一等优势,与多光谱遥感相比,更利于地物的精细分类和识别。在基于高光谱技术的土壤盐分的遥感反演研究中,主要的高光谱数据源有 Hyperion^[11]、HSI^[12]等,但由于目前在轨高光谱卫星较少、空间分辨率较低、不易获取等因素制约了高光谱成像技术的应用。随着遥感卫星、传感器技术的发展及各类民用卫星平台的应用,农业遥感逐渐由光学资源卫星为主向高光谱、高空间、高时间分辨率的方向发展。如何将高光谱数据与多光谱数据进行融合,从而获得高空间分辨率、高光谱分辨率的数据已成为现代遥感反演技术研究的热点。

目前,针对多卫星的数据融合技术已被广泛研究,如基于 Hyperion 高光谱与 IKONOS 多光谱数据^[13]、Hyperion 高光谱与 WorldView - 2 多光谱数据^[14]、HIS 高光谱和 OLI 多光谱数据融合^[15]的目标含量的反演研究;基于 GF - 1 WFV 数据与 MODIS 数据^[16]、Landsat 数据与 MODIS 数据^[17]的融合算法研究。这些研究均基于多卫星数据融合,而高光谱卫星数据源在特定时间和特定区域不易获取,故部分学者采用实测 ASD (Analytical spectral device) 高光谱数据与多光谱数据融合的方法,以提高多光谱数据精度。阿尔达克·克里木等^[18]建立了基于重采样后的高光谱和影像光谱的土壤含盐量估算模型,

并对遥感影像光谱盐分估算模型进行了校正,结果表明,经 ASD 重采样光谱模型校正后的 ASTER 影像光谱的盐分估算模型精度 R^2 为 0.91,有效地提高了大尺度条件下土壤盐渍化的反演精度。张飞等^[19]依靠光谱数据库的数据支持,利用宽光谱光学遥感图像模拟细分光谱光学遥感图像的研究,实现了由实测端元尺度向多光谱像元尺度的光谱转换。尽管已有研究对实测高光谱与多光谱数据进行了融合,但均基于单一波段或单一变换建模,未考虑光谱指数与光谱变换方法。另外,灌区春季和秋季土壤表层盐分积聚程度及植被覆盖度不同,从而导致相同盐分条件下光谱存在差异,而现有模型均只采用单季数据源进行盐分反演训练和验证,忽视了不同季节遥感模型的差异性。

本文在对实测高光谱、Landsat - 8 OLI 多光谱两种数据源的光谱反射率进行光谱变换的基础上,选取最优变换下的敏感波段、敏感光谱指数,利用多元逐步回归的方法筛选与土壤盐分显著相关的特征波段及特征光谱指数,分别基于特征波段与特征光谱指数构建春、秋两季土壤盐分的实测高光谱反演模型与多光谱反演模型,利用反演模型中最优变量对多光谱反演模型与高光谱反演模型进行融合,并通过高-多光谱融合反演模型对研究区进行土壤盐分的空间反演,旨在提高 Landsat - 8 OLI 多光谱数据源对研究区不同季节土壤盐分的反演精度,从而为区域土壤盐渍化的定量监测提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于内蒙古河套灌区永济灌域,边界坐标为 $107^{\circ}13' \sim 107^{\circ}42'E$, $40^{\circ}36' \sim 41^{\circ}13'N$,南北长 60 km,东西宽 40 km,总土地面积 $1.836 \times 10^5 \text{ hm}^2$,现灌溉面积约 $1.122 \times 10^5 \text{ hm}^2$,属于典型的温带大陆性干旱、半干旱气候带,干旱少雨,蒸发强烈,是典型的“无灌溉则无农业”地区。年均降水量为 145 mm,年均蒸发量为 2 275 mm,当地土壤盐渍化问题突出,其中约 1/2 耕地土壤有不同程度的盐碱化,土壤中氯化盐、硫酸盐和钠盐含量较高,盐分类型复杂,灌区的盐渍化问题始终限制着灌区农业的可持续发展。

1.2 数据采集与处理

野外采样选择在春灌前(2017 年 4 月 5—10 日和 2018 年 4 月 6—10 日)和秋浇前(2017 年 9 月 27 日—10 月 2 日和 2018 年 10 月 2—7 日)进行,这两个时段均是土壤盐分较大且植被、农作物等影响较小的时段。采样点通过 ArcGIS 软件进行网格布设,实际采样点根据道路、土壤类型、种植结构等因素进行适度调整,最终有效采样点为 90 个,采样点布设见图 1,具体采样方法见文献[20]。

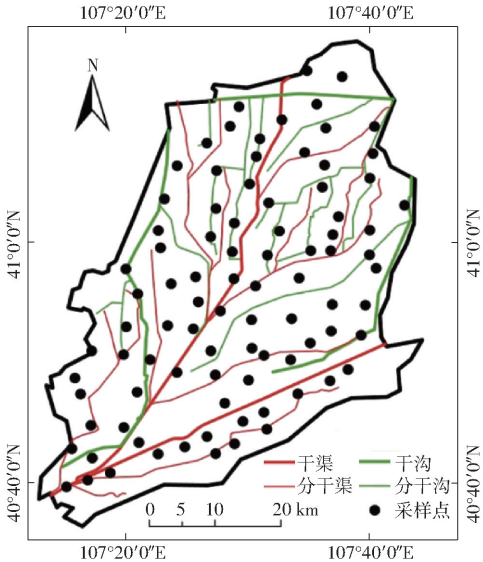


图1 研究区土壤采样点分布

Fig. 1 Distribution of soil sampling points in study area

(1) 土壤盐分测定

为减少植被等因素对采样的干扰,在预设点周围半径 30 m 范围内寻找平坦裸地进行采样,采样点为 15 m × 15 m 的样方区,利用五点采样法在表层(0 ~ 20 cm)^[18]采集样本,每个采样点取 5 个重复,经自然风干、碾碎过 2 mm 孔径筛,按质量比为 5:1 的水土比混合后进行各离子含量测定^[21],算出土壤盐分总量。

(2) 光谱采集及处理

选择晴朗无云天气,时间为 10:00—14:00,在盐分取样位置(取样前),利用美国地物光谱仪(FieldSpec 4 Hi-Res 型,ASD)进行土壤光谱反射率的测定。探头视场角为 25°,测定时保持探头距离地面 1 m^[22],连续测量 2 次,共获得 10 条光谱,取平均值后作为该采样点的实测高光谱数据^[20]。多光谱数据采用 Landsat-8 OLI 遥感影像数据(30 m 分辨率),行列号为 129/31、129/32 的两景遥感影像,下载网址 <https://earthexplorer.usgs.gov/>。选择与土壤及野外实测高光谱采样时间相近的影像,即选择 2017 年 3 月 30 日、2017 年 9 月 22 日、2018 年 4 月 2 日、2018 年 10 月 11 日的影像作为

Landsat-8 OLI 多光谱影像数据源。

为了消除噪声等对实测高光谱数据的影响,对实测高光谱数据进行一系列的预处理,其中包括均值化、去噪、平滑等,最终得到了土壤实测高光谱特性曲线。利用 ENVI 5.3 软件对 Landsat-8 OLI 遥感影像进行辐射定标、大气校正、几何精校正、无缝镶嵌、裁剪等预处理,通过 ArcGIS 10.3 软件提取采样点对应的多光谱反射率。为了提高光谱的灵敏度,对土壤的光谱反射率进行多种光谱变换,主要包括一阶导数 R' 、二阶导数 R'' 、倒数 $(1/R)$ 、倒数一阶导数 $(1/R)'$ 、倒数二阶导数 $(1/R)''$ 、对数 $\lg R$ 、对数一阶导数 $(\lg R)'$ 、对数二阶导数 $(\lg R)''$ 、平方根 $R^{0.5}$ 、平方根一阶导数 $(R^{0.5})'$ 、平方根二阶导数 $(R^{0.5})''$ 11 种光谱变换。

1.3 土壤光谱指数选择

近年来,利用光谱指数来分析区域土壤盐渍化信息已逐渐成为研究的热点^[23-25],其中光谱指数主要分为植被指数、盐分指数等,由于盐渍化在一定程度上会造成植被状况的改变,植被指数的变化有助于推测盐渍化的发展趋势^[24],而本文取样时段为春灌前与秋浇前,时段的特殊性使植被无法间接反映土壤盐分的状况,所以本文未将植被指数考虑其中,考虑了几种可见光及近红外波段在内的广泛应用的盐分指数作为本文土壤盐分反演模型的主要光谱指数,光谱指数如表 1 所示。

表 1 多光谱光谱指数

Tab.1 Spectral indices of multispectral	
指标	公式
亮度指数 (BI) ^[26]	$BI = (R^2 + NIR^2)^{0.5}$
盐分指数 (SI) ^[26]	$SI = (BR)^{0.5}$
盐分指数 ^[27]	$SI_1 = (GR)^{0.5}$
	$SI_2 = (G^2 + R^2 + NIR^2)^{0.5}$
	$SI_3 = (G^2 + R^2)^{0.5}$
盐分指数 ^[28]	$S_1 = B/R$
	$S_2 = (B - R)/(B + R)$
	$S_3 = GR/B$
	$S_4 = (BR)^{0.5}$
	$S_5 = BR/G$
	$S_6 = RNIR/G$

1.4 数据融合方法及模型评价指标

多元逐步回归是在模型构建过程中每一步只引入或剔除一个自变量,自变量是否被引入或剔除则取决于 F 检验或校正决定系数, F 检验的计算式^[29]为

$$F = \frac{\frac{S_{y_z}^2}{p}}{\frac{1 - S_{y_z}^2}{n - p - 1}} \tag{1}$$

式中 $S_{y_z}^2$ ——标准化变量的回归方差
 p ——敏感波段或敏感光谱指数的数量
 n ——样本数量

在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下, $F > F_\alpha$ 说明该回归方程显著, 否则不显著, 需要重新选取敏感波段进行计算。

假定 $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, 一元线性回归可表示为

$$y_i = a + bx_i + \varepsilon_i \tag{2}$$

式中 a, b ——常量
 ε_i ——随机变量(随机扰动项)

采用 SPSS 21 软件的多元逐步回归方法构建土壤盐分反演模型。其中采用决定系数 R^2 、均方根误差 RMSE^[30] 两种评价指标对模型模拟效果进行评价。春、秋两季模型均采用 2017、2018 年数据分别作为模型的训练集与验证集, 且训练集与验证集样本数量均为 90 个。

2 结果与分析

2.1 不同季节盐渍化土壤的多光谱与高光谱特征分析

按照《内蒙古河套灌区灌溉排水与盐碱化防治》^[31] 划分标准将盐渍化土壤划分为 5 个等级, 并对 2017 年春、秋两季不同等级土壤实测高光谱与多光谱进行均值处理, 得到春、秋两季土壤的实测高光谱、多光谱反射率曲线(图 2), 其中高光谱波长范围为 350 ~ 2 500 nm, 多光谱覆盖范围为 433 ~ 2 300 nm, 但高光谱可用波长明显多于多光谱。土壤盐分不同导致土壤的反射率存在差异, 但不同盐渍化的土壤光谱特征在形态上趋于一致, 波长在 355 ~ 1 600 nm 之间, 春、秋两季土壤高光谱反射率随着波长增加而增加, 其中在 355 ~ 885 nm 之间增加趋势最为明显, 在 2 100 ~ 2 300 nm 之间光谱反射率随着波长的增加而减小, 从总体上看, 随着土壤盐渍化的加重, 光谱反射率也随之增加, 即盐土反射率最大, 非盐化土反射率最小。春、秋两季土壤多光谱反射率呈先增加后减小的趋势, 减小区间为波段 6 或波段 7 之间, 除波段 5 中轻盐化土的反射率大于非盐化土的反射率外, 光谱反射率随着土壤盐渍化的加重而增加, 与高光谱特征一致。春季不同盐渍化程度的土壤反射率均大于秋季, 高光谱和多光谱春季平均盐分反射率比秋季分别高 7.52% 和 40.03%, 平均值为 23.78%。

总体上, 不同盐渍化程度的高光谱平均反射率明显大于多光谱反射率, 春季高光谱平均反射率比多光谱平均反射率高 18.86%, 秋季高 54.80%, 平均值为 36.83%。随着波长的增加, 高光谱与多光谱的反射率差值逐渐增大, 在春季 433 ~ 885 nm(波

段 1 ~ 5) 范围内, 不同盐渍化程度的高光谱与多光谱的反射率差异性较小, 高光谱平均盐分反射率比多光谱平均盐分反射率低 0.17%, 在 1 560 ~ 2 300 nm(波段 6 ~ 7) 范围相差较大, 高光谱平均盐分反射率比多光谱平均盐分反射率高 5.50%(图 2a)。在秋季, 高光谱反射率在不同波段均明显高于多光谱, 除 845 ~ 885 nm(波段 5) 范围外, 高光谱平均盐分反射率比多光谱平均盐分反射率高 75.91%(图 2b)。可见, 春季不同盐渍化程度土壤的高光谱与多光谱反射率比较相近, 由于春季土壤表层盐分积聚较为明显, 部分形成表层结皮, 导致春季的土壤光谱对不同盐渍化土壤的识别更加准确, 而在秋季由于作物收割留下的残茬及秸秆等残留物会形成更加复杂的混合像元, 从而对分辨率为 30 m 的 Landsat-8 OLI 多光谱数据产生一定的影响, 导致误差增大, 故秋季多光谱与实测高光谱反射率差异性明显高于春季。

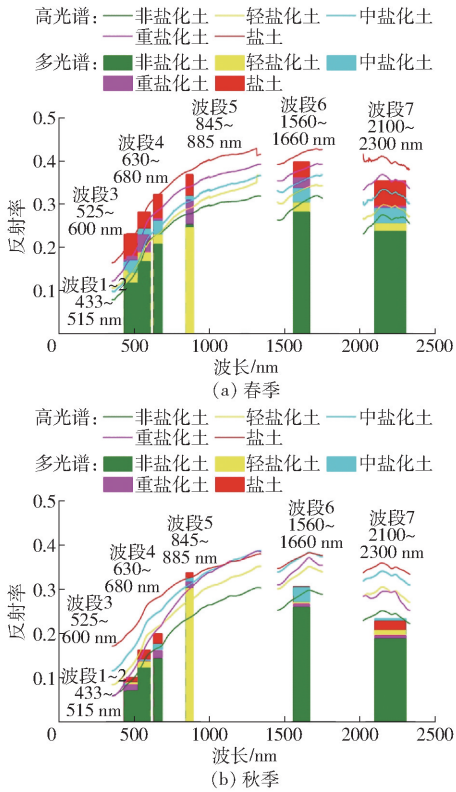


图2 春秋两季不同盐渍化土壤多光谱与高光谱的反射率对比

Fig.2 Comparative analyses of multispectral and hyperspectral reflectivity of different salinized soils in spring and autumn

2.2 不同季节多光谱盐分反演模型的构建

通过对 Landsat-8 OLI 多光谱反射率进行 11 种光谱变换、构建光谱指数, 并对各变换的波段、光谱指数与土壤盐分进行相关性分析(表 2), 筛选出土壤盐分的最优光谱变换形式、敏感波段 ($P < 0.01$)、敏感光谱指数 ($P < 0.01$)。在春、秋两季, 与

土壤盐分呈显著相关的变换形式均为 R (原始变换)、 $1/R$ 、 $\lg R$ 和 $R^{0.5}$,除 $1/R$ 变换外其余 3 种变换均与土壤盐分呈正相关。春季中,各变换的波段与盐分的相关系数均随波长的增加呈先增大后减小的趋势(表 2),在波段 5 处达到峰值,其中在波段 6 和波段 7 内各变换与盐分均无显著相关性;秋季各变换的相关系数在波段 1~4 无明显差异,在波段 5 处出现明显的下降趋势,其中在波段 5~7 内各变换与盐分均无显著相关性。春季多光谱波段、光谱指数的各变换形式与土壤盐分的相关系数均高于秋季,平均分别高 7.78%、22.44%。在春季, R 、 $1/R$ 、 $R^{0.5}$ 变换的光谱指数 S_1 与 S_2 与盐分无显著相关性,其余各变换的各光谱指数与盐分

均呈显著相关;在秋季, $1/R$ 、 $\lg R$ 变换的各光谱指数均与土壤盐分呈非显著相关,且 R 、 $R^{0.5}$ 变换的 3 种光谱指数(S_1 、 S_2 、 S_3)与土壤盐分无显著相关性。在春秋两季的光谱指数与盐分的相关性分析中 S_1 、 S_2 与土壤盐分的相关性较差,说明仅基于蓝波段与红波段的比值指数及归一化指数的效果较差,不适用于本地区光谱指数的构建。春秋两季波段、光谱指数的最优变换均为 R ,而 $R^{0.5}$ 变换与盐分的相关性与 R 变换相差不大,表明在多光谱的光谱分析中无需进行光谱变换。基于 R 变换的春季多光谱波段、光谱指数与土壤盐分相关系数绝对值的平均值分别为 0.362、0.371,秋季分别为 0.367、0.351。

表 2 多光谱波段、光谱指数与土壤盐分的相关性分析

Tab.2 Correlation analysis between multispectral bands and spectral indices with soil salinity

指标	春季					秋季			
	R	$1/R$	$\lg R$	$R^{0.5}$		R	$1/R$	$\lg R$	$R^{0.5}$
波段	b_1	0.382 **	-0.368 **	0.380 **	0.382 **	0.416 **	-0.254	0.345	0.385 **
	b_2	0.380 **	-0.356 **	0.374 **	0.378 **	0.423 **	-0.242	0.344	0.389 **
	b_3	0.412 **	-0.375 **	0.400 **	0.408 **	0.421 **	-0.255	0.348	0.388 **
	b_4	0.455 **	-0.419 **	0.443 **	0.451 **	0.400 **	-0.261	0.337	0.371
	b_5	0.463 **	-0.415 **	0.441 **	0.453 **	0.303	-0.267	0.285	0.294
	b_6	0.234	-0.149	0.193	0.214	0.285	-0.246	0.265	0.275
	b_7	0.206	-0.120	0.167	0.188	0.319	-0.228	0.272	0.296
光谱指数	BI	0.464 **	-0.425 **	-0.450 **	0.457 **	0.382 **	-0.271	-0.356	0.382 **
	SI	0.420 **	-0.386 **	-0.413 **	0.415 **	0.418 **	-0.256	-0.346	0.386 **
	SI_1	0.433 **	-0.396 **	-0.423 **	0.429 **	0.413 **	-0.260	-0.344	0.382 **
	SI_2	0.454 **	-0.398 **	-0.431 **	0.445 **	0.402 **	-0.264	-0.355	0.393 **
	SI_3	0.439 **	-0.390 **	-0.420 **	0.432 **	0.411 **	-0.260	-0.345	0.381 **
	S_1	0.038	-0.057	0.381 **	0.043	0.179	-0.160	0.127	0.176
	S_2	0.045	-0.045	0.383 **	0.047	0.175	-0.175	0.124	0.173
	S_3	0.462 **	-0.431 **	0.450 **	0.461 **	0.349	-0.237	0.321	0.327
	S_4	0.420 **	-0.386 **	-0.413 **	0.415 **	0.418 **	-0.256	-0.346	0.386 **
	S_5	0.425 **	-0.395 **	0.425 **	0.420 **	0.409 **	-0.247	0.333	0.376
	S_6	0.485 **	-0.443 **	0.468 **	0.476 **	0.308	-0.279	0.313	0.302

注: ** 表示 $P < 0.01$ 。下同。

对多光谱的敏感波段、敏感光谱指数与土壤盐分进行多元逐步回归,建立不同季节特征波段、特征

光谱指数的土壤盐分的多光谱反演模型(表 3)。土壤盐分多光谱反演模型 R^2 平均值为 0.410, RMSE

表 3 多光谱特征波段、特征光谱指数与土壤盐分的回归模型

Tab.3 Regression model of soil salinity with multi spectral characteristic bands and characteristic spectral indices

参数	指标	特征指标	相关系数	回归方程	R^2	RMSE/(g·kg ⁻¹)
春季	波段	2、3、4、5	0.380 **, 0.411 **, 0.455 **, 0.463 **	$Y = -5.29 + 292.33b_2 - 776.48b_3 + 603.29b_4 - 69.12b_5$	0.371 **	3.94
	光谱指数	SI_2 、 SI_3 、 S_3	0.453 **, 0.438 **, 0.462 **	$Y = -4.737 - 56.08SI_2 - 75.278SI_3 + 46.45S_3$	0.492 **	4.20
秋季	波段	2、3、4	0.423 **, 0.421 **, 0.400 **	$Y = 0.61 + 25.492b_2 + 30.77b_3 - 12.17b_4$	0.313 **	3.21
	光谱指数	SI_2 、 SI_3 、 S_5	0.402 **, 0.411 **, 0.409 **	$Y = -1.138 + 12.650SI_2 - 8.80SI_3 + 31.523S_5$	0.464 **	3.21

平均值为 3.64 g/kg。春、秋两季基于特征光谱指数的多光谱反演模型优于基于特征波段的多光谱反演模型,春秋两季 R^2 分别提高了 32.61%、48.24%,平均提高了 40.43%,其中春季模型效果最好, R^2 为 0.492, RMSE 为 4.20 g/kg。从多光谱回归模型精度来看,基于特征光谱指数的秋季反演模型 R^2 比春季低 5.69%, RMSE 比春季低 23.57%,表明春季反演模型反演效果优于秋季,可能由于春季土壤表面较秋季土壤盐分聚积更加明显,且残茬较少。

2.3 不同季节高光谱盐分反演模型的构建

春、秋两季高光谱反射率 R'' 、 $(1/R)''$ 、 $(\lg R)''$ 、 $(R^{0.5})''$ 4 种二阶导数变换与土壤盐分的平均相关系数为 0.197,比对应的一阶导数变换与盐分的相关系数平均高 24.68%,可见,二阶导数变换更适合于土壤盐分反演模型的构建,这与冯雪力等^[32]、孙亚楠等^[20] 研究结果一致。选取与多光谱波段一致的光谱范围(波段 1~7),以高光谱反射率与土壤盐分的相关系数最大和显著相关的波长数量最多为原则选择最优变换形式,最终选取了 $(\lg R)''$ 、 $(1/R)''$ 分别作为 2017 年春季、秋季的高光谱最优变换形式(图 3),在最优变换下,春季高光谱显著波段主要集中在 350~900 nm 之间(图 3a),而秋季在 350~2 500 nm 均有显著相关波长,但较大值主要出现在 500~1 000 nm 之间(图 3b)。根据多光谱的波段范围进一步挑选敏感波长,最终挑选出波长为 478、484、479、493、562、592、640、641、846、877 nm 作为春季土壤盐分的敏感波长,波长为 487、512、543、544、556、674、677、678、871 nm 作为秋季土壤盐分的敏

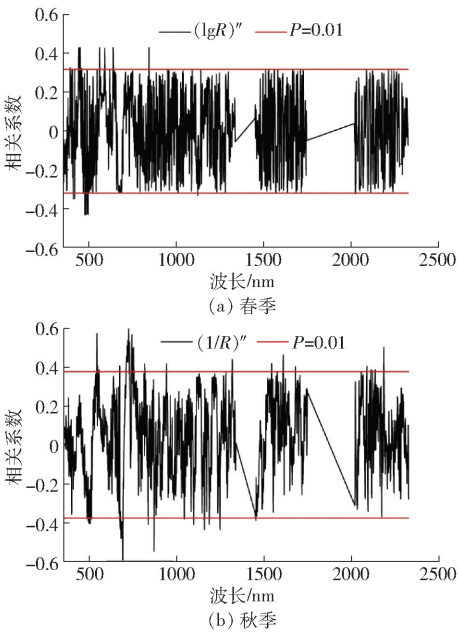


图3 最优变换下高光谱波长与土壤盐分的相关性分析

Fig.3 Correlation analysis of hyperspectral wavelengths with soil salinity under optimal transformation

感波长。利用敏感波长构建土壤盐分的高光谱光谱指数,并与土壤盐分进行相关性分析,挑选出敏感光谱指数(表 4),春、秋两季土壤盐分的敏感光谱指数数量相同,均为 6 个,春、秋两季敏感光谱指数与盐分的相关系数的绝对值分别在 0.434~0.614、0.459~0.562 之间,相关系数绝对值的平均值均为 0.521。与多光谱光谱指数相比,分别提高了 40.43%、48.34%。

表 4 高光谱敏感光谱指数构建
Tab.4 Construction of hyperspectral sensitive indices

季节	指数	公式	相关系数	季节	指数	公式	相关系数
春季	BI	$(R_{640}^2 + R_{877}^2)^{0.5}$	-0.499 **	秋季	BI	$(R_{678}^2 + R_{871}^2)^{0.5}$	0.459 **
	SI_2	$(R_{562}^2 + R_{641}^2 + R_{877}^2)^{0.5}$	-0.614 **		SI_2	$(R_{543}^2 + R_{677}^2 + R_{871}^2)^{0.5}$	0.524 **
	SI_3	$(R_{562}^2 + R_{641}^2)^{0.5}$	-0.587 **		SI_3	$(R_{543}^2 + R_{677}^2)^{0.5}$	0.562 **
	S_3	$R_{562}R_{640}/R_{493}$	-0.550 **		S_3	$R_{543}R_{678}/R_{487}$	0.535 **
	S_5	$R_{479}R_{640}/R_{562}$	-0.434 **		S_5	$R_{512}R_{674}/R_{544}$	0.548 **
	S_6	$R_{640}R_{846}/R_{592}$	0.442 *		S_6	$R_{677}R_{871}/R_{556}$	0.496 **

注: * 表示 $P < 0.05$ 。

利用多元逐步回归筛选出高光谱的特征波段、特征光谱指数并构建回归方程(表 5),实测高光谱反演模型 R^2 在 0.496~0.701 之间,平均值为 0.601, RMSE 在 2.11~3.23 g/kg 之间,平均值为 2.60 g/kg,其中基于特征光谱指数的春季高光谱反演模型精度最高, R^2 为 0.701,春、秋两季基于特征光谱指数的高光谱反演模型 R^2 比基于特征波段的高光谱反演模型平均高 30.96%。基于特征光谱指

数的春、秋两季高光谱反演模型比基于特征光谱指数的多光谱反演模型 R^2 分别提高了 42.48% 和 42.46%, RMSE 分别降低了 49.76% 和 11.84%。可见,利用高光谱构建的反演模型精度明显高于多光谱的反演模型,因为高光谱所采集的数据为纯像元,而分辨率为 30 m 的 Landsat-8 OLI 采集的数据为混合像元。

表 5 高光谱特征波段、特征光谱指数与土壤盐分的回归模型

Tab. 5 Regression model of soil salinity with hyperspectral characteristic bands and characteristic spectral indices						
季节	指标	特征指标	相关系数	回归方程	R^2	RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)
春季	波长	478、479、 484、493、 562 nm	-0.430 **、-0.397 **、 -0.430 **、-0.426 **、 0.431 **	$Y = 13.32 + 40\,874.15R_{478} + 50\,167.19R_{479} -$ $344\,805.99R_{484} + 2\,785.90R_{493} -$ $42\,690.65R_{562}$	0.544 **	3.23
	光谱 指数	SI_2 、 SI_3 、 S_3	-0.614 **、-0.587 **、 -0.550 **	$Y = 14.90 - 385\,625.74SI_2 + 245\,205.41SI_3 -$ $35\,293.45S_3$	0.701 **	2.11
秋季	波长	487、544、 871 nm	-0.379 **、0.472 **、 -0.448 **	$Y = 4.15 - 2\,231.96R_{487} + 8\,642.39R_{544} -$ $157\,672.41R_{871}$	0.496 **	2.24
	光谱 指数	SI_2 、 SI_3 、 S_5	0.524 **、0.562 **、 0.548 **	$Y = 3.26 + 17\,436.89SI_2 - 14\,113.51SI_3 +$ $456.95S_5$	0.661 **	2.83

2.4 不同季节高光谱与多光谱数据融合及验证

在土壤盐分的多光谱反演模型和高光谱反演模型中,基于特征光谱指数的反演模型精度明显高于基于特征波段的反演模型精度, R^2 分别提高了40.43%和30.96%。因此本文利用特征光谱指数实现不同季节实测高光谱和多光谱数据的融合。分别对春、秋两季高光谱与多光谱的光谱指数进行相

关性分析并构建回归方程(图4),春季高光谱与多光谱的光谱指数呈负相关关系(图4a),反演模型 R^2 在0.626~0.767之间,平均值为0.688,其中 SI_2 光谱指数拟合精度最高;而秋季却呈正相关(图4b), R^2 在0.646~0.689之间,平均值为0.673,其中 S_5 光谱指数拟合精度最高。

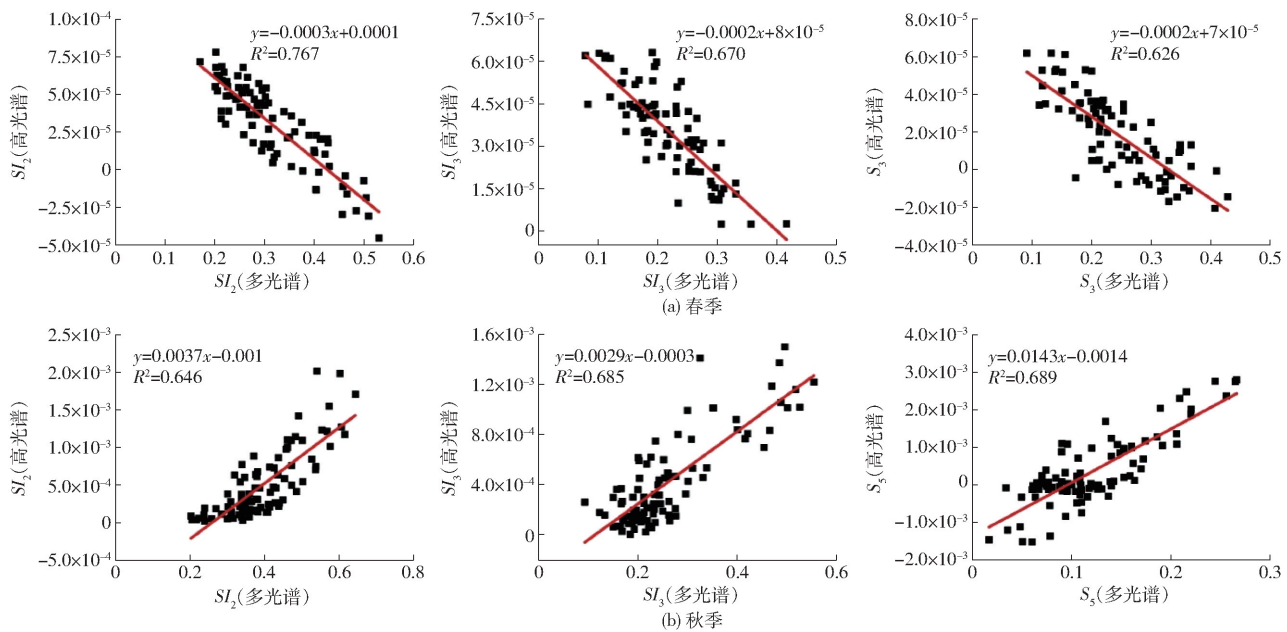


图 4 春秋两季土壤盐分的多光谱特征指数与高光谱特征光谱指数的相关性分析

利用春秋两季融合的光谱指数进行模型的构建(表6),春、秋两季融合反演模型的 R^2 分别为0.665和0.637,平均值为0.651, RMSE 分别为2.01、2.86 g/kg,平均值为2.44 g/kg,相比基于光谱指数的春秋两季多光谱反演模型 R^2 平均提高了36.19%, RMSE 平均降低了34.28%,可见利用实测高光谱数据与多光谱数据融合的方法提高多光谱盐分的反演精度可行。

表 6 高-多光谱特征光谱指数与土壤盐分的回归模型

Tab. 6 Regression model of soil salinity with hyper - multispectral spectral characteristic spectral indices						
参数	特征光谱指数 (融合后)	相关系数	回归方程	R^2	RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	
春季	SI_2 、 SI_3 、 S_3	0.542 **、0.507 **、0.501 **	$Y = -44.26 + 126\,701.13SI_2 + 146\,010.93SI_3 + 95\,439.68S_3$	0.665 **	2.01	
秋季	SI_2 、 SI_3 、 S_5	0.491 **、0.540 **、0.513 **	$Y = 2.449 + 3\,952.09SI_2 + 1\,784.27SI_3 + 589.30S_5$	0.637 **	2.86	

利用 2018 年数据分别对基于光谱指数的多光谱反演模型、高光谱反演模型、高-多光谱融合反演模型进行验证(图 5),验证集 R^2 平均值为 0.600, RMSE 平均值为 2.96 g/kg,其中高-多光谱融合反演模型 R^2 、RMSE 平均值分别为 0.635 和 2.49 g/kg。各模型验证集 R^2 平均值比训练集低 7.81%,验证集 RMSE 平均值比训练集高 21.70%,可见,模型验证集精度低于训练集精度。训练集和验证集中春季各模型精度高于秋季各模型,其中训练集 R^2 平均值比

秋季提高了 6.03%、6.05% 和 4.40%,验证集 R^2 平均值提高了 19.07%、12.21% 和 1.75%。在春秋两季验证集中,高-多光谱融合反演模型 R^2 比多光谱反演模型分别提高了 25.00% 和 46.28%,平均提高了 35.64%,RMSE 分别降低了 37.88% 和 45.55%,平均降低了 41.72%。可见,高-多光谱融合反演模型精度相对多光谱反演模型提升幅度较大,且秋季尤为明显。

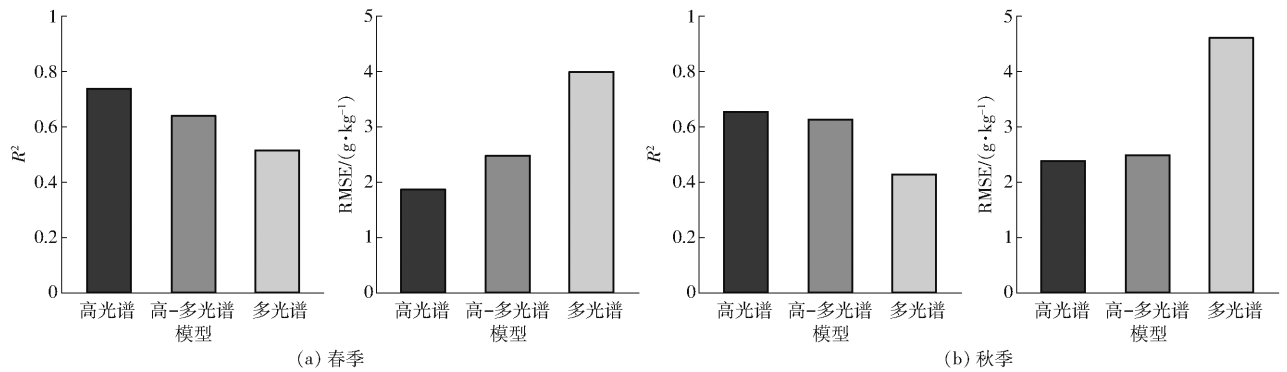


图 5 基于光谱指数的不同季节土壤盐分模型的验证

Fig. 5 Validation of soil salinity model based on spectral indices of different seasons

2.5 基于高-多光谱数据融合的土壤盐分空间分布反演

通过对高-多光谱融合反演模型反演值与该区域土壤盐分的实测值进行比较可知(表 7),各指标的实测值与反演值误差在 3.25%~55.56%之间,其中 2017 年春秋两季实测值与反演值之间的误差平均值为 14.51%,2018 年春秋两季实测值与反演值之间的误差平均值为 17.07%。春秋两季土壤盐

分反演的平均值分别为 6.05、5.97 g/kg,其中 2017 年春秋两季土壤盐分反演的平均值与实测值的平均值间的误差分别为 8.99% 和 10.30%,平均值为 9.65%,2018 年分别为 9.11%、12.25%,平均值为 10.68%。按照变异系数等级的划分可知^[33],除 2017 年春季盐分呈中等变异性外,其余时期均为强变异性,其中 2017、2018 年土壤盐分反演平均值的变异系数分别为 97.32% 和 133.16%。

表 7 土壤盐分含量描述性统计分析

Tab. 7 Descriptive statistical analysis of soil salinity

样本	2017 年						2018 年					
	春季			秋季			春季			秋季		
	实测值/ (g·kg ⁻¹)	反演值/ (g·kg ⁻¹)	误差/ %	实测值/ (g·kg ⁻¹)	反演值/ (g·kg ⁻¹)	误差/ %	实测值/ (g·kg ⁻¹)	反演值/ (g·kg ⁻¹)	误差/ %	实测值/ (g·kg ⁻¹)	反演值/ (g·kg ⁻¹)	误差/ %
	(g·kg ⁻¹)	(g·kg ⁻¹)	%	(g·kg ⁻¹)	(g·kg ⁻¹)	%	(g·kg ⁻¹)	(g·kg ⁻¹)	%	(g·kg ⁻¹)	(g·kg ⁻¹)	%
最小值	3.23	2.61	19.20	0.09	0.14	55.56	0.42	0.21	50.00	0.16	0.21	31.25
最大值	34.38	30.20	12.16	40.25	36.64	8.97	40.31	32.08	20.42	34.23	25.56	25.33
平均值	6.23	6.79	8.99	5.92	5.31	10.30	6.15	6.71	9.11	5.96	5.23	12.25
总样本标准差	5.53	5.71	3.25	6.95	5.87	15.54	8.43	9.12	8.19	7.17	6.82	4.88
总样本变异系数/%	88.76	84.09	5.26	117.40	110.55	5.84	137.07	135.92	0.84	120.30	130.40	8.40

利用构建的高-多光谱融合模型对 2017、2018 年永济灌区春秋土壤盐分进行反演,得到了区域盐分分布图(图 6),并计算出各盐分等级的像元和比例(表 8),2017、2018 年春季土壤主要为重盐化土,分别占 33.76% 和 27.14%,2017、2018 年秋季土壤

主要为中盐化土,分别占 32.21% 和 40.57%,2018 年土壤盐渍化程度整体上较 2017 年有所减弱。2017、2018 年春季向秋季过渡过程中,部分重盐化土转变为中盐化土或轻盐化土。灌域盐分总体由北至南逐渐减小,这与黄权中等^[34]研究结果一致。

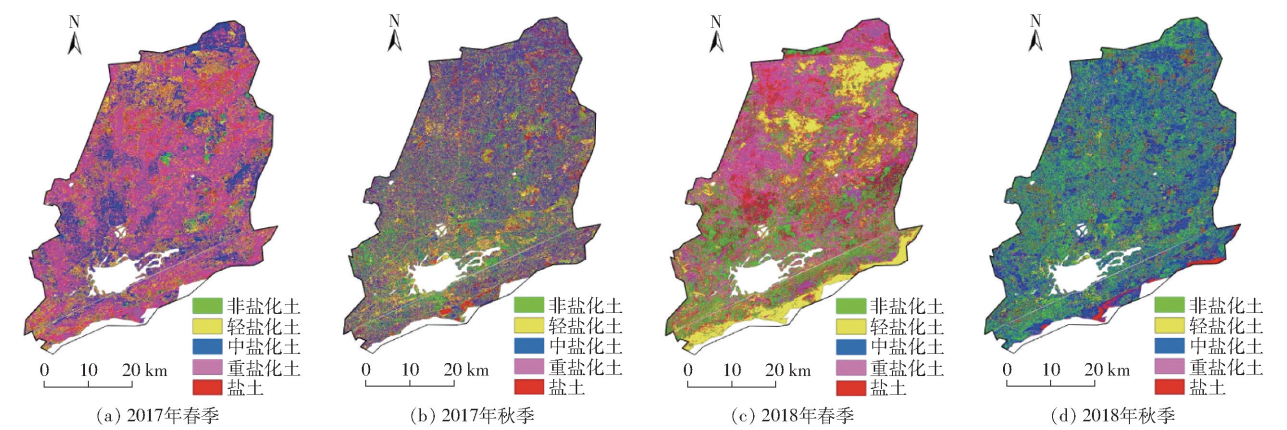


图6 2017、2018年春秋两季土壤盐分含量反演等级分布

Fig. 6 Grade distribution maps of soil salinity inverted in spring and autumn of 2017 and 2018

表8 不同土壤盐分等级的像元及比例

Tab.8 Pixel numbers and ratio of different salinity grades

类型	2017 年				2018 年			
	春季		秋季		春季		秋季	
	像元	占比/%	像元	占比/%	像元	占比/%	像元	占比/%
非盐化土	196 223	8. 96	408 861	18. 67	535 425	24. 45	851 055	38. 86
轻盐化土	468 473	21. 39	489 487	22. 35	508 845	23. 24	107 473	4. 91
中盐化土	405 294	18. 51	705 375	32. 21	72 957	3. 33	888 489	40. 57
重盐化土	739 323	33. 76	167 127	7. 63	594 341	27. 14	114 246	5. 22
盐土	380 519	17. 38	418 982	19. 13	478 264	21. 84	228 569	10. 44

3 讨论

通过光谱波段简单组合的光谱指数,建立与相应地物参量的相关关系,可用于地物参量的定量估算,已成为近年来的研究热点^[35-36],经光谱变换后构建的光谱指数估算精度更高。王波等^[37]发现,利用单一波段对植物进行探测的过程中,光谱信息损失大且对不同植物的辨别精度低,而利用光谱变换后的NDVI和RVI指数则可以提高对灌木植物的辨别精度。尼加提·卡斯木等^[38]发现对光谱数据进行适当的数学变换可以优化光谱指数,从而使土壤有机质质量比估算模型精度更高。针对盐分反演方面,经光谱变换或光谱指数构建的过程中使原始光谱或波段中一些隐藏的信息显露出来,使其与盐分的相关性得到提高,从而进一步提高了模型的精度。姚远等^[39]发现利用一阶微分变换后的光谱指数与EM38数据构建的土壤盐渍化监测模型比单纯利用盐分指数的模型精度更高。张贤龙等^[23]发现利用经光谱变换的光谱指数构建的模型精度高于基于单一光谱变换和光谱指数的模型。本研究也显示基于光谱变换和光谱指数构建的盐分反演模型精度比未经光谱变换或仅利用波段建立的反演模型高。

利用多源数据融合可以提高不同时间和空间尺度数据源的反演精度,而融合数据源构建的模型精

度较高是因为不同数据源间的优势互补,提高了多光谱数据分辨率,并减小了混合像元对模型构建及反演精度的影响,避免了时间的滞后性,所以利用高分辨率数据源融合低分辨率数据源,可提高低分辨率的反演精度,从而降低成本。对于盐分的数据融合方面,主要是利用高光谱数据源融合多光谱数据源,用于提高多光谱数据源的精度,如厉彦玲等^[15]利用HSI高光谱影像与Landsat-8OLI多光谱影像的融合,使土壤盐分遥感反演精度得到了显著提高。但是由于卫星高光谱影像数据源获取不可控,目前利用实测高光谱数据源融合多光谱数据源是一种常用的方法,如姚远等^[40]利用高光谱与电磁感应技术的结合通过尺度效应对LandsatTM数据进行校正,校正后的模型精度明显优于基于传统多光谱遥感方法构建的模型。本研究基于光谱指数实现了实测高光谱与Landsat-8OLI多光谱影像数据的融合,融合后的模型训练集、验证集的 R^2 平均值比基于光谱指数的多光谱模型训练集、验证集的 R^2 平均值分别提高36.19%、35.64%,RMSE平均值分别降低34.28%、41.72%,表明利用实测高光谱与Landsat-8OLI多光谱数据的融合技术对提高多光谱盐分的反演精度可行且有效。

理论上地表盐分与光谱间的关系是恒定的,构建的模型可适用于不同时期,大部分学者只考虑了

利用同一时期的数据进行建模和验证^[41-42]。但实际上 Landsat-8 OLI 所获取的多光谱数据在不同季节存在较大的差异,这是由于 Landsat-8 OLI 的影像分辨率为 30 m,而不同时期在 30 m 里的地物存在较大的差异。河套灌区每年秋收后会进行翻耕与秋浇,秋浇后翌年地表无覆盖,且春季土壤表层聚盐,从而使光谱对盐渍化土壤的识别更加准确,而秋季土壤表面有作物残茬及部分秸秆存在,从而使分辨率为 30 m 的多光谱数据获得的光谱反射率实际上是土壤与作物残茬等的混合像元,对于同一盐分条件下春秋多光谱的反射率会存在较大的差异,故构建的春季反演模型的精度会高于秋季,本研究中,春季的多光谱反演模型精度比秋季的高 11.07%,另外,从数据融合也可以看出,秋季高-多光谱融合后的模型精度提高幅度比春季高 38.90%。

通过高-多光谱融合后的模型反演图可知,永济灌域春秋两季土壤盐分在程度上差异较明显。春季土壤盐分主要以重盐化土为主且呈区域分散型斑状分布,这主要是由于春季土壤状态较为稳定,经过较长时间的地下水垂向蒸发,致使盐分表聚加重,土壤表层形成盐渍结皮,对高光谱的响应较为明显;而秋季土壤盐分主要以中盐化土为主且盐分由南至北逐渐增加,呈区域零星连片分布,这主要是由于生育期灌溉水与作物生长对盐分的淋洗与消耗从而对表层土壤结构产生破坏所致。春秋两季永济灌域地下水排泄方式除垂向蒸发外,主要还有地下径流,由于研究区南部地势较北部高,地下径流总体由南部向北部排泄,土壤质地也逐渐变细,使之排水不畅,加剧了盐分逐渐向北部聚集。

4 结论

(1)春季光谱反射率总体比秋季大,且高光谱

反射率比多光谱反射率大。春季高光谱和多光谱的平均盐分反射率分别比秋季高 7.52% 和 40.03%,平均值为 23.78%。春季和秋季高光谱平均盐分反射率比多光谱分别高 18.86% 和 54.80%,平均值为 36.83%。

(2)春、秋两季多光谱的最优变换均为 R ,高光谱的最优变换分别为 $(\lg R)''$ 、 $(1/R)''$,春、秋两季特征光谱指数分别为 SI_2 、 SI_3 、 S_3 与 SI_2 、 SI_3 、 S_3 ,3 种模型的反演精度春季均高于秋季,其中训练集的 R^2 平均值比秋季分别提高了 6.03%、6.05% 和 4.40%,验证集 R^2 平均值分别提高了 19.07%、12.21% 和 1.75%。

(3)基于特征光谱指数的反演模型均优于基于特征波段的反演模型。高光谱的反演模型优于多光谱的反演模型,且基于特征光谱指数的春、秋两季高光谱反演模型比多光谱反演模型 R^2 分别提高了 42.48% 和 42.46%,RMSE 分别降低了 49.76% 和 11.84%。

(4)基于特征光谱指数的高-多光谱融合反演模型精度明显高于多光谱反演模型,融合反演模型的训练集、验证集 R^2 平均值分别为 0.651 和 0.635, RMSE 平均值分别为 2.44 g/kg 和 2.49 g/kg,其中高-多光谱融合反演模型训练集和验证集的 R^2 平均值比多光谱分别提高了 36.19% 和 35.64%,RMSE 平均值分别降低了 34.28% 和 41.72%。

(5)利用高-多光谱融合反演模型反演的 2017、2018 年灌域平均盐分含量分别为 6.05、5.97 g/kg,与实测盐分平均相对误差分别为 9.65% 和 10.68%,平均变异系数分别为 97.32% 和 133.16%。灌域盐分总体由北至南逐渐减小,春季土壤主要为重盐化土,秋季土壤主要为中盐化土。

参 考 文 献

[1] 杨劲松. 中国盐渍土研究的发展历程与展望[J]. 土壤学报,2008,45(5):837-845.
YANG Jinsong. Development and prospect of the research on salt-affected soils in China[J]. Acta Pedologica Sinica,2008,45(5):837-845. (in Chinese)

[2] 屈永华,段小亮,高鸿永,等. 内蒙古河套灌区土壤盐分光谱定量分析研究[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(5):1362-1366.
QU Yonghua, DUAN Xiaoliang, GAO Hongyong, et al. Quantitative retrieval of soil salinity using hyperspectral data in the region of Inner Mongolia Hetao irrigation district[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1362-1366. (in Chinese)

[3] FAN Xingwang, WENG Yongling, TAO Jinmei. Towards decadal soil salinity mapping using Landsat time series data[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2016(52): 32-41.

[4] SUN D F, JIANG W B. Agricultural soil alkalinity and salinity modeling in the cropping season in a spectral endmember space of TM in temperate drylands, Minqin, China[J]. Remote Sensing, 2016, 8(9):714

[5] MELEENDEZ-PASTOR I, NAVARRO-PEDREÑO J, KOCH M, et al. Applying imaging spectroscopy techniques to map saline soils with ASTER images[J]. Geoderma, 2010,158(1-2): 55-65.

[6] 梁静,丁建丽,王敬哲,等. 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[J]. 土壤学报,2019,56(2):320-330.
LIANG Jing, DING Jianli, WANG Jingzhe, et al. Quantitative estimation and mapping of soil salinity in the Ebinur Lake Wetland

- based on vis-NIR reflectance and Landsat 8 OLI data[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2019, 56(2): 320–330. (in Chinese)
- [7] ABUELGAASIM A, AMMAD R. Mapping soil salinity in arid and semi-arid regions using Landsat 8 OLI satellite data[J]. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2019, 13: 415–425.
- [8] 朱忠鹏,熊黑钢,张芳. 基于 Quickbird 影像的碱化土壤 pH 值定量监测研究[J]. *干旱区研究*, 2016, 33(3): 493–498.
- ZHU Zhongpeng, XIONG Heigang, ZHANG Fang. Quantitative monitoring of pH values of alkalinized soil based on Quickbird image[J]. *Arid Zone Research*, 2016, 33(3): 493–498. (in Chinese)
- [9] SIDIKE A, ZHAO S H, WEN Y M. Estimating soil salinity in Pingluo county of China using QuickBird data and soil reflectance spectral[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 26: 156–175.
- [10] 吾木提·艾山江,买买提·沙吾提,依力亚斯江·努尔麦麦提,等. 基于 WorldView-2 影像的土壤含盐量反演模型[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(24): 200–206.
- UMUT Hasan, MAMAT Sawut, ILYAS Nurmamat, et al. Inversion model of soil salt content based on WorldView-2 image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(24): 200–206. (in Chinese)
- [11] 毕经武,徐跃通. 基于 Hyperion 光谱信息的鲁西北盐碱地特性探析[J]. *绿色科技*, 2015(3): 210–214.
- BI Jingwu, XU Yuetong. Analysis of the characteristics of saline and alkaline land in northwest Shandong Province based on Hyperion spectral information[J]. *Journal of Science and Technology*, 2015(3): 210–214. (in Chinese)
- [12] 马驰. 基于 HJ1A-HSI 反演松嫩平原土壤盐分含量[J]. *干旱区研究*, 2014, 31(2): 226–230.
- MA Chi. Quantitative retrieval of soil salt content in the Songnen plain based on HJ1A-HIS images[J]. *Arid Zone Research*, 2014, 31(2): 226–230. (in Chinese)
- [13] THENKABAIL P S, ENCLONA E A, ASHTON M S, et al. Hyperion, IKONOS, ALI, and ETM+ sensors in the study of African rainforests[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 90(1): 23–43.
- [14] KATTENBORN T, MAACK J, FAßNAHT F, et al. Mapping forest biomass from space-fusion of hyperspectral EO1-Hyperion data and Tandem-X and WorldView-2 canopy height models[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2015, 35: 359–367.
- [15] 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[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(21): 173–180.
- LI Yanling, ZHAO Gengxing, CHANG Chunyan, et al. Soil salinity retrieval model based on OLI and HSI image fusion[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(21): 173–180. (in Chinese)
- [16] 平博,孟云闪,苏奋振. 面向 GF-1 WFV 数据和 MODIS 数据的时空融合算法对比分析[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(2): 157–167.
- PING Bo, MENG Yunshan, SU Fenzhen. Comparisons of spatio-temporal fusion methods for GF-1 WFV and MODIS data[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2019, 21(2): 157–167. (in Chinese)
- [17] 魏永霞,杨军明,吴昱,等. 基于多源数据融合模型的水稻面积提取[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 300–306.
- WEI Yongxia, YANG Junming, WU Yu, et al. Rice planting area extraction based on multi-source data fusion[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 300–306. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181034&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.034. (in Chinese)
- [18] 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.
- ARDAK Kelimu, TASHPOLAT Tiyp, ZHANG Dong, et al. Calibration and validation of soil salinity estimation model based on measured hyperspectral and ASTER image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(12): 144–150. (in Chinese)
- [19] 张飞,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等. 实测端元光谱和多光谱图像之间的模拟与细分[J]. *光电工程*, 2012, 39(6): 62–69.
- ZHANG Fei, TASHPOLAT Tiyp, DING Jianli, et al. Simulation and subsection between fields measured endmember spectrum and multi-spectrum image of TM[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2012, 39(6): 62–69. (in Chinese)
- [20] 孙亚楠,李仙岳,史海滨,等. 河套灌区土壤水溶性盐基离子高光谱综合反演模型[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 344–355.
- SUN Ya'nan, LI Xianyue, SHI Haibin, et al. Hyperspectral integrated inverse model for water-soluble salt ions content in Hetao irrigation district[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 344–355. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190539&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.039. (in Chinese)
- [21] 鲍士旦. 土壤农化分析[M]. 3 版. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [22] 李志婷,王昌昆,潘贤章,等. 基于模拟 Landsat-8 OLI 数据的小麦秸秆覆盖度估算[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(增刊): 145–152.
- LI Zhiting, WANG Changkun, PAN Xianzhang, et al. Estimation of wheat residue cover using simulated Landsat-8 OLI datas[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(Supp.): 145–152. (in Chinese)
- [23] 张贤龙,张飞,张海威,等. 基于光谱变换的高光谱指数土壤盐分反演模型优选[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 110–117.
- ZHANG Xianlong, ZHANG Fei, ZHANG Haiwei, et al. Optimization of soil salt inversion model based on spectral transformation from hyperspectral index[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(1): 110–117. (in Chinese)
- [24] 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 hyperspectral index[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(7): 1918–1922. (in Chinese)

- [25] 周晓红,张飞,张海威,等. 艾比湖湿地自然保护区土壤盐分多光谱遥感反演模型[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(4): 1229 – 1235.
ZHOU Xiaohong, ZHANG Fei, ZHANG Haiwei, et al. A study of soil salinity inversion based on multispectral remote sensing index in Ebinur Lake Wetland Bature Reserve[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(4): 1229 – 1235. (in Chinese)
- [26] KHAN N M, RASTOSKUEV V V, SATO Y, et al. Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators[J]. Agricultural Water Management, 2005, 77(1): 96 – 109.
- [27] DOUAOU A E K, NICOLAS B H, WALTER C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote-sensing data[J]. Geoderma, 2006, 134(1–2): 217 – 230.
- [28] ABBAS A, KHAN S. Using remote sensing techniques for appraisal of irrigated soil salinity[C]//International Congress on Modelling and Simulation. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand, 2007: 2632 – 2638.
- [29] 咸云浩,张恒德,谢永华,等. 多元逐步回归与卡尔曼滤波法在霾预报中应用[J]. 系统仿真学报,2018,30(4):1482 – 1489.
XIAN Yunhao, ZHANG Hengde, XIE Yonghua, et al. Application of multiple-stepwise and Kalman filtering in Haze forecast [J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4):1482 – 1489. (in Chinese)
- [30] 张录,张芳,熊黑钢,等. 不同季节强碱土土壤呼吸影响因子分析与模型预测[J]. 干旱地区农业研究,2017,35(1):71 – 78.
ZHANG Lu, ZHANG Fang, XIONG Heigang, et al. Impact factor analysis and model prediction of strong alkaline soil respiration in different seasons [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2017, 35(1): 71 – 78. (in Chinese)
- [31] 王伦平. 内蒙古河套灌区灌溉排水与盐碱化防治[M]. 北京:水利电力出版社,1993.
- [32] 冯雪力,刘全明. 基于多源遥感协同反演的区域性土壤盐渍化监测[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(7):127 – 133.
FENG Xueli, LIU Quanming. Regional soil salinity monitoring based on multi-source collaborative remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(7): 127 – 133. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180716&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.07.016. (in Chinese)
- [33] 雷志栋. 土壤水动力学[M]. 北京:清华大学出版社,1988.
- [34] 黄权中,徐旭,吕玲娇,等. 基于遥感反演河套灌区土壤盐分分布及对作物生长的影响[J]. 农业工程学报,2018, 34(1):102 – 109.
HUANG Quanzhong, XU Xu, LÜ Lingjiao, et al. Soil salinity distribution based on remote sensing and its effect on crop growth in Hetao irrigation district[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(1):102 – 109. (in Chinese)
- [35] AASEN H, GNYP M L, MIAO Y X, et al. Automated hyperspectral vegetation index retrieval from multiple correlation matrices with hyperCor[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2014, 80(8): 785 – 795.
- [36] SINGH H V, THOMPSON A M. Effect of antecedent soil moisture content on soil critical shear stress in agricultural watersheds [J]. Geoderma, 2016, 262: 165 – 173.
- [37] 王波,柳小妮,王洪伟,等. 东祁连山高寒灌丛六种灌木植物的光谱特征分析[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(5): 1509 – 1516.
WANG Bo, LIU Xiaoni, WANG Hongwei, et al. Spectral characteristics analysis on six shrubs in different alpine brushlands of Eastern Qilian Mountains[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(5):1509 – 1516. (in Chinese)
- [38] 尼加提·卡斯木,茹克亚·萨吾提,师庆东,等. 基于优化光谱指数的土壤有机质含量估算[J/OL]. 农业机械学报,2018, 49(11):155 – 163.
NIJAT Kasim, RUKEYA Sawut, SHI Qingdong, et al. Estimation of soil organic matter content based on optimized spectral index[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 155 – 163. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181118&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.018. (in Chinese)
- [39] 姚远,丁建丽,张芳,等. 基于高光谱指数和电磁感应技术的区域土壤盐渍化监测模型[J]. 光谱学与光谱分析,2013, 33(6):1658 – 1664.
YAO Yuan, DING Jianli, ZHANG Fang, et al. Research on model of soil salinization monitoring based on hyperspectral index and EM38[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(6): 1658 – 1664. (in Chinese)
- [40] 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 Yuan, DING Jianli, AADAK Kelimu, 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. (in Chinese)
- [41] 彭杰,王家强,向红英,等. 土壤含盐量与电导率的高光谱反演精度对比研究[J]. 光谱学与光谱分析,2014,34(2):510 – 514.
PENG Jie, WANG Jiaqiang, XIANG Hongying, et al. Comparative study on hyperspectral inversion accuracy of soil salt content and electrical conductivity[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(2): 510 – 514. (in Chinese)
- [42] 张俊华,贾萍萍,孙媛,等. 基于高光谱特征的盐渍化土壤不同土层盐分离子含量预测[J]. 农业工程学报,2019, 35(12):106 – 115.
ZHANG Junhua, JIA Pingping, SUN Yuan, et al. Prediction of salinity ion content in different soil layers based on hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(12): 106 – 115. (in Chinese)