

# 大田葵花土壤含盐量无人机遥感反演研究

陈俊英<sup>1,2</sup> 姚志华<sup>1,2</sup> 张智韬<sup>1,2</sup> 魏广飞<sup>1</sup> 王新涛<sup>1</sup> 韩佳<sup>1</sup>

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 以内蒙古河套灌区沙壕渠灌域内大田葵花为研究对象, 划分4块不同盐分梯度的试验地, 利用无人机搭载六波段多光谱相机和热红外成像仪获取遥感数据, 并同步采集区域内不同土壤深度处的盐分数据。利用灰色关联法对构建的光谱指数进行筛选, 同时结合冠层温度数据, 采用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机(SVM)、反向传播神经网络(BPNN)和极限学习机(ELM)4种建模方法构建大田葵花不同生育期、不同土壤深度的盐分反演模型。结果表明, 基于葵花现蕾期数据构建的盐分反演模型整体效果优于开花期, 以优选盐分指数和光谱指数作为变量组构建的模型效果优于植被指数变量组, 盐分反演效果较好的土壤深度为0~20 cm和20~40 cm。不同建模方法对比结果表明, 机器学习盐分反演模型的效果优于偏最小二乘回归模型, 其中在葵花现蕾期0~20 cm土壤深度处, 以光谱指数作为变量组构建的BPNN盐分模型反演效果最好, 建模集和验证集 $R^2$ 分别达到0.773和0.718, 验证集RMSE、CC分别达到0.062%和0.813。本研究成果可为无人机遥感在大田葵花土壤盐分监测方面的应用及相关研究提供参考。

**关键词:** 无人机遥感; 葵花; 土壤含盐量; 光谱指数; 冠层温度; 灰色关联法

中图分类号: S127; S153.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)07-0178-14

OSID:



## UAV Remote Sensing Inversion of Soil Salinity in Field of Sunflower

CHEN Junying<sup>1,2</sup> YAO Zhihua<sup>1,2</sup> ZHANG Zhitao<sup>1,2</sup> WEI Guangfei<sup>1</sup> WANG Xintao<sup>1</sup> HAN Jia<sup>1</sup>

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. The Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** It is of great significance to obtain soil salt information timely and accurately for guiding rational irrigation, ensuring normal growth and development of crops, and realizing high yield. Sunflowers of four kinds of croplands with different salinizations in Shahaoqu District of Hetao Irrigation Area were set as the study object, remote sensing data were obtained by using multi-spectral camera and thermal infrared imager, meanwhile, the soil salt data at different soil depths in the region were collected. The soil salinity inversion models were constructed for sunflower field in different growth stages and soil depths with four regression methods, including partial least squares regression(PLSR), support vector machine(SVM), back propagation neural network(BPNN) and extreme learning machine(ELM), which were based on canopy temperature, and spectral index was screened by grey correlation method. The result showed that the effect of salt inversion model constructed based on the data of sunflower budding stage was better than that of flowering stage on the whole, the model constructed with the preferred salt index and spectral index as the variable group was better than that of vegetation index variable group and the soil depth with good salinity inversion was 0~20 cm and 20~40 cm. The comparison showed that the effect of machine learning salt inversion model was better than partial least squares regression model, BPNN salt model constructed with spectral index as variable group had the best inversion effect at the depth of 0~20 cm soil in sunflower germination stage, in which the modeling  $R^2$  and validation  $R^2$  were 0.773 and 0.718, and the RMSE and CC of validation reached 0.062% and 0.813, respectively. The

收稿日期: 2019-11-07 修回日期: 2020-01-14

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2017YFC0403302)、国家自然科学基金项目(41502225、51979232)和西北农林科技大学基本科研业务费前沿与交叉科学研究项目(2452019180)

**作者简介:** 陈俊英(1975—),女,副教授,主要从事节水农业和水土资源高效利用研究,E-mail: cjiyrose@126.com

research result provided a reference for the application of UAV remote sensing in sunflower field soil salinity monitoring and related research.

**Key words:** UAV remote sensing; sunflower; soil salinity; spectral index; canopy temperature; grey correlation method

0 引言

土壤盐渍化是全球范围内的生态问题,多发生于干旱-半干旱地区,是制约区域农业生产发展和导致土地退化的主要因素之一<sup>[1-2]</sup>。河套灌区是我国重要的粮油作物生产基地<sup>[3-4]</sup>,同时也是土壤盐渍化的高发区。已有学者研究发现,不同程度的盐分胁迫对作物根系的吸水功能会造成一定程度的影响,进而影响作物长势<sup>[5]</sup>。因此,研究植被覆盖状态下作物根系的土壤盐分信息,对于评估土壤盐分对作物生长状况的影响、采取有效措施增产增收具有极为重要的意义。葵花是河套灌区典型的油料作物,针对土壤盐分对葵花生理状态的影响已有大量的研究<sup>[6-8]</sup>。这些研究大多是以小区域的田间试验数据为基础,难以推广到大田区域,且这些研究数据获取的手段相对传统,获取方式也比较单一,难以满足现代化精准农业的客观要求。无人机遥感作为一种新兴的遥感手段,具有获取信息快、覆盖面积广及运行成本低等优势,近年来在作物系数估算、农田土壤含水率反演以及作物水分胁迫诊断等方面有着广泛的应用<sup>[9-11]</sup>。也有学者尝试将其应用到土壤盐渍化的研究上,并取得了不错的成果<sup>[12-13]</sup>。

已有研究表明,盐渍化土壤在光谱的可见光和近红外波段具有明显的光谱特征<sup>[14-15]</sup>。文献[16]通过构建不同的光谱指数来评价植被群落的土壤盐分,发现受盐分影响的植被冠层的光谱特征会随盐分水平的不同而发生变化。文献[17]利用卫星多光谱数据,采用不同的变量筛选方法优选变量,研究了我国西北部艾比湖地区的土壤盐渍化状况,发现经过变量筛选获取的反演模型可以有效估算该地区的土壤盐分。文献[18]在利用多光谱数据反演黄河三角洲地区的土壤盐分时发现,构建的模型在不同盐分水平上估算精度存在差异。针对河套灌区的土壤盐渍化研究,目前主要的手段是通过地面实地测量的光谱数据<sup>[19]</sup>或者卫星遥感监测得到的数据<sup>[20]</sup>、结合土壤样品的盐分含量数据进行反演。而利用无人机遥感对植被覆盖状态下农田土壤盐分开展的相关研究则相对较少,针对该地区单一作物葵花不同生育期、不同土层根系土壤盐分特点的研究也不多见。开展此类相关研究不仅是对不同状态下葵花农田土壤盐分特点的初步解析,而且对河套灌

区多元化遥感形式下的土壤盐渍化监测也有一定的积极意义。

在利用遥感数据反演土壤盐分状况的研究方法上,一般是通过光谱变换、波段或者指数筛选等方式筛选出对土壤盐分敏感的相关变量,进而进行模型验证分析<sup>[21-22]</sup>。因此,敏感变量的筛选是进行土壤盐分反演的关键。近年来,作为一种应用广泛的多因素统计方法,灰色评估系统在土壤盐分的光谱分析中可以更好地对敏感波段或指数进行筛选,因此被越来越多应用到区域土壤盐渍化的定量分析上<sup>[12,23]</sup>。机器学习算法在处理复杂的非线性关系问题上具有独到的优势,被许多学者应用到了土壤盐分反演模型的构建,并取得了较好的效果<sup>[24-27]</sup>。前人研究虽已涉及很多方面,但将灰色关联和机器学习算法相结合进行农田土壤盐分反演的研究却相对不多。

鉴于此,本文通过采集河套灌区大田葵花不同生育期内的无人机遥感影像数据及对应的土壤盐分数据,以灰色关联法筛选对盐分敏感的光谱指数,以不同类型的光谱指数及对应的冠层温度作为模型输入变量,利用偏最小二乘回归、支持向量机、反向传播神经网络和极限学习机等方法构建不同的盐分反演模型,对比在葵花不同生育期、不同指数类型及不同土壤深度下的模型精度,以期获得适应于大田葵花土壤含盐量反演的最优模型,同时也为盐渍化地区葵花农田土壤盐分的无人机遥感定量反演提供一定的参考。

1 材料与方法

1.1 研究区及试验地概况

内蒙古河套灌区位于内蒙古自治区西部,是中国设计灌溉面积最大的灌区,也是中国重要的粮油作物生产基地之一。研究区沙壕渠灌域是内蒙古河套灌区西北部解放闸灌域内部的一个独立单元,地理位置介于北纬 40°52'~41°0',东经 107°5'~107°10',其形状近似为一个狭长的倒三角形,南窄北宽,土壤类型以粉壤土、砂壤土和壤土为主。该地区的气候类型为典型的大陆性干旱-半干旱气候,冬长夏短,冬季严寒少雪,夏季高温少雨,年均降雨量 150 mm,年均蒸发量 2 000 mm,年平均气温 7℃,全年无霜期 130~150 d。主要种植农作物为葵花,同时还夹杂种植部分小麦、玉米和西葫芦等。灌区引水以引黄灌溉为主,全年视来水情况灌水 5~8 次,年均引黄

河水量约 12 亿  $\text{m}^3$ 。近年来由于灌区长期高灌低排、灌水利用效率不高和气候条件的影响,使得该地区面临着不同程度的次生土壤盐渍化问题,已经严重制约了农业生产的发展。

根据在沙壕渠灌域内实地调研结果,按照土壤盐渍化的不同程度,选择了 4 块不同盐渍化梯度的耕地作为试验地,并依次编号,分别为:1 号地(含盐量  $0.87 \sim 4.66 \text{ g/kg}$ )、2 号地(含盐量  $2.03 \sim 7.99 \text{ g/kg}$ )、3 号地(含盐量  $5.05 \sim 18.32 \text{ g/kg}$ )、4 号地(含盐量  $18.99 \sim 59.99 \text{ g/kg}$ ),见图 1。每块试验地的面积约为  $16 \text{ hm}^2$ ,主要种植作物为葵花,4 块地在研究区内呈“T”形分布,可以较好地代表研究区域内大田葵花的盐渍化分布状况及特点。

### 1.2 试验数据获取及预处理

#### 1.2.1 无人机遥感平台及传感器配置

试验所用遥感平台为大疆创新科技有限公司生产的经纬 M600 型六旋翼无人机,如图 2a 所示。该机的最大续航时间  $40 \text{ min}$ ,最大起飞质量  $15.1 \text{ kg}$ ,最大上升和水平飞行速度分别为  $5、18 \text{ m/s}$ ,同时可承受最大  $8 \text{ m/s}$  的风速。其搭载的多光谱传感器为美国 Tetracam 公司生产的 Micro-MCA 型多光谱相机(简称 MCA),如图 2b 所示。该相机包括中心波长  $490 \text{ nm}$ (蓝光)、 $550 \text{ nm}$ (绿光)、 $680 \text{ nm}$ (红光)、 $720 \text{ nm}$ (红边)、 $800 \text{ nm}$ (近红外)、 $900 \text{ nm}$ (近红外)6 个波段的光谱采集通道,具有质量轻、体积小及远程

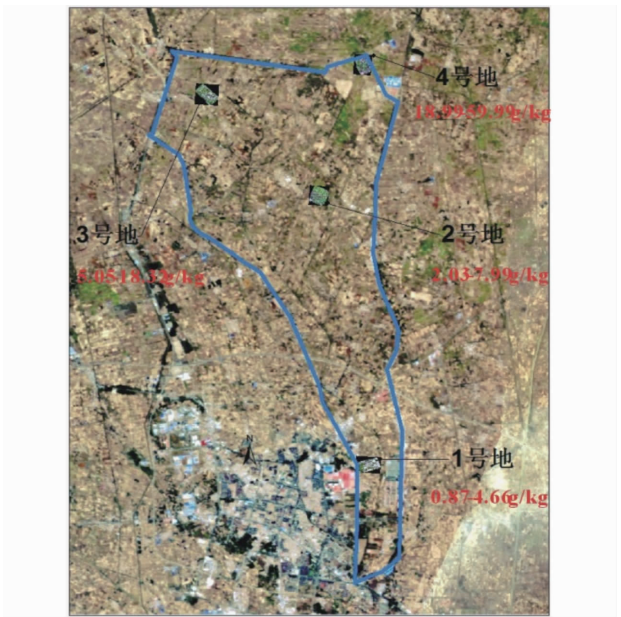


图 1 试验地示意图

Fig. 1 Sketch of location of study area and test site

触发等特点,非常适合在中小型无人机上进行搭载及拍摄。热红外传感器为大疆公司生产的禅思 XT 型热红外成像测温仪,如图 2c 所示。该成像仪使用 FLIR 系统的 Tau2 机芯,镜头焦距为  $19 \text{ mm}$ ,分辨率为  $640 \text{ 像素} \times 512 \text{ 像素}$ ,视场角  $32^\circ (\text{H}) \times 26^\circ (\text{V})$ ,波段范围  $7.5 \sim 13.5 \mu\text{m}$ ,温度测量范围  $-25 \sim 135^\circ\text{C}$ ,可以快速实时监测试验作物的冠层温度变化情况。

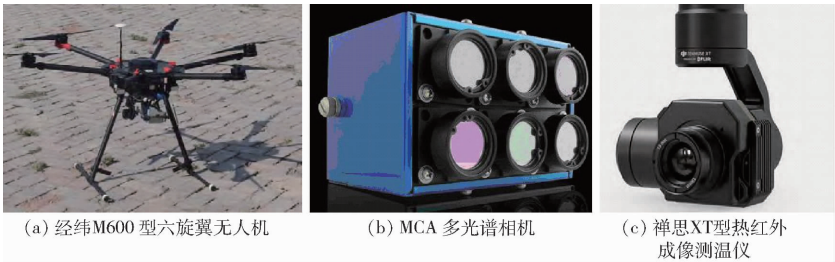


图 2 试验所用无人机与传感器配置

Fig. 2 UAV and sensor configuration used in test

#### 1.2.2 野外实测盐分数据

实测盐分数据分别于 2018 年 7 月 15—19 日和 8 月 12—16 日分两次采集于河套灌区沙壕渠灌域试验地,数据采集时间分别为葵花生长阶段的现蕾期和开花期,如图 3 所示。试验期间天气晴朗,一般选取  $11:00$  和  $14:00$  左右进行无人机的飞行试验。每块试验地均匀布置采样点 15 个,以现蕾期采样点分布为例,如图 4 所示。采样点均选取在有葵花覆盖的区域内,现蕾期各个采样点葵花覆盖度大部分在 80% 左右,其中 3 号地葵花长势最为旺盛,覆盖度也最高,2 号地覆盖度较 3 号地略低,但长势比较均一,而 1 号地和 4 号地各个采样点葵花覆盖度则

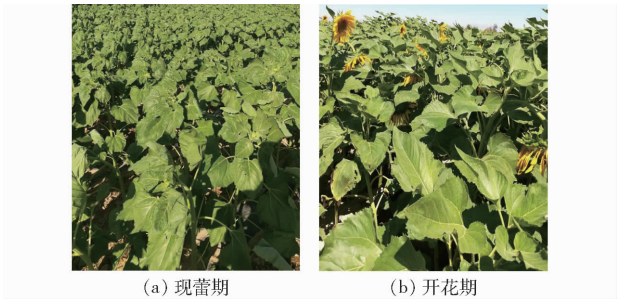


图 3 不同生育期葵花生理状态示意图

Fig. 3 Schematics of physiological status of sunflower in different growth stages

存在一定差异,其中最高的可达 88%,最低的仅为 39%。开花期各个采样点葵花覆盖度大部分在



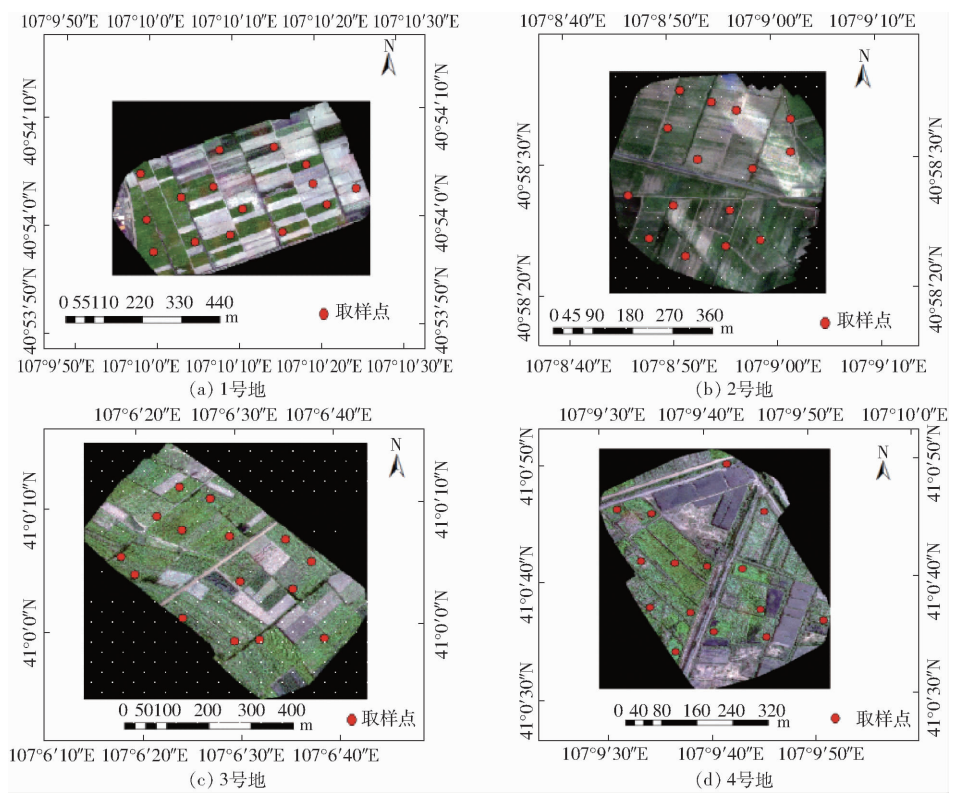


图 4 取样点分布示意图  
Fig. 4 Distribution diagrams of sampling points

90%左右,比现蕾期有所提高,但各个采样点覆盖度的具体分布情况与现蕾期基本类似。具体的采样方式为土钻取土,采集包含 0 ~ 20 cm、20 ~ 40 cm 和 40 ~ 60 cm 3 个不同深度处的土壤样本约 60 g 放于铝盒之中,同时采用手持式 GPS 仪记录每个采样点的位置。

取回的土样在实验室中经自然风干、缩分、研磨和过 2 mm 样品筛后,称取 20 g 土样置于 250 mL 振荡瓶中,加入 100 mL、(20 ± 1) °C 的蒸馏水,盖上瓶盖,放在往复式水平恒温振荡器上,于 (20 ± 1) °C 振荡 30 min。取下振荡瓶静置 30 min 后,将上清液经定性滤纸过滤,滤液收集于 100 mL 烧瓶中。配置好的提取液采用电导率仪 (雷磁 DDS - 307A 型,上海佑科仪器公司生产) 测定其电导率。用水冲洗电极数次,再用待测的提取液冲洗电极,按照电导率仪的使用说明书要求,将温度校正为 (25 ± 1) °C,直接从电导率仪上读取土壤提取液的电导率 (EC<sub>1:5</sub>, dS/m),并通过经验公式换算为土壤含盐量 (SSC, %) [20]。

1.2.3 葵花冠层光谱反射率

无人机多光谱影像数据的采集时间与地面数据的采集保持一致。无人机飞行模式为按照提前规划好的航线区域飞行,拍照模式选定等时间间隔,飞行高度为 120 m,多光谱相机镜头垂直向下,此时的影像地面分辨率为 0.065 m。每次光谱采集前均使用

标准白板进行标定,对获取的单幅 6 波段遥感影像与对应的 GPS 数据在 pix4Dmapper 软件中完成初步拼接,形成整块试验地的多光谱遥感影像。再利用 ENVI 5.3 软件将野外实测的采样点按其 GPS 经纬度信息导入图像中,并以采集点为中心裁剪 200 像素 × 200 像素的单幅遥感影像,如图 5 所示。最后,以提取到的该区域内图像像素的 6 波段平均灰度除以标准白板的灰度作为该采样点对应的葵花冠层光谱反射率。

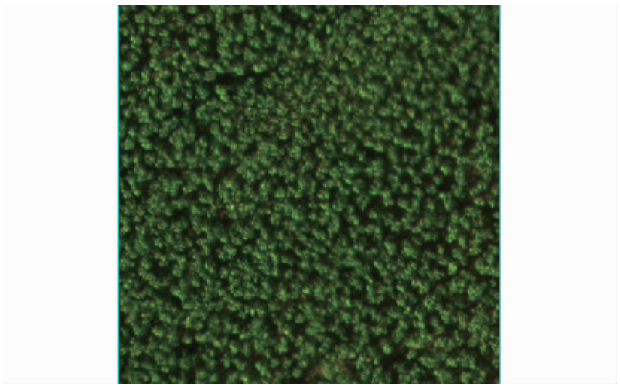


图 5 采样点多光谱 R、G、B 波段合成真彩色影像  
Fig. 5 True color images synthesized by multi-spectral R, G and B bands of sampling point

1.2.4 葵花冠层温度

葵花冠层温度利用与多光谱相机同步挂载飞行的热红外成像系统获得,数据采集时间及方式与多光谱系统保持一致,此时的影像地面分辨率为

0.155 m。每次起飞前在试验区域内放置近似黑体的一盆水,地面利用手持热红外测温仪同步测量水体温度及采样点附近葵花叶片温度,取不同叶片温度平均值作为取样点参考温度以作校准。将获取的热红外遥感影像通过 pix4Dmapper 软件进行拼接以及 ENVI 5.3 软件进行裁剪之后,导入 FLIR Tools (禅思 XT 热红外影像处理软件)中,如图 6 所示。设置辐射率为 0.96,将之前获取的叶片平均温度和水温作为参考温度,通过对比参考温度和热红外图像上相应像元温度对红外温度图像进行校准,获取最终采样点对应的葵花冠层温度。

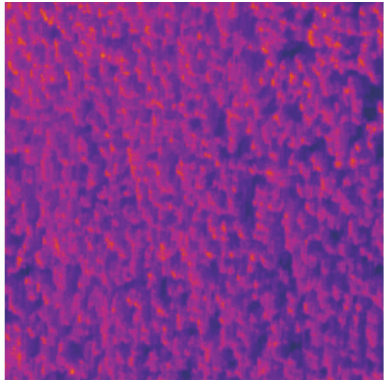


图 6 采样点热红外假彩色影像

Fig.6 Thermal infrared false-color image of sampling point

1.3 光谱指数的选取与计算

利用遥感图像提取到的光谱反射率,可以构建出各种不同的光谱指数。为探究植被指数和盐分指数在反演大田葵花土壤含盐量的特点,分别挑选应用广泛的 16 种植被指数(归一化植被指数 NDVI-1、归一化植被指数 NDVI-2、差值植被指数 DVI-1、差值植被指数 DVI-2、比值植被指数 SR-1、比值植被指数 SR-2、增强型植被指数 EVI-1、增强型植被指数 EVI-2、大气阻抗植被指数 ARVI-1、大气阻抗植被指数 ARVI-2、冠层盐度响应植被指数 CRSI-1、冠层盐度响应植被指数 CRSI-2、土壤调节植被指数 SAVI-1、土壤调节植被指数 SAVI-2、修改型土壤调节植被指数 MSAVI-1、修改型土壤调节植被指数 MSAVI-2)和 15 种盐分指数(归一化盐分指数 NDSI-1、归一化盐分指数 NDSI-2、盐分指数 SI、盐分指数 SI1、盐分指数 SI2-1、盐分指数 SI2-2、盐分指数 SI3、盐分指数 S1、盐分指数 S2、盐分指数 S3、盐分指数 S5、盐分指数 S6-1、盐分指数 S6-2、盐分指数 SI-T-1、盐分指数 SI-T-2)用于分析,其计算方法见文献[16,28-38]。

1.4 土壤盐分反演模型的构建与验证

将葵花 2 个生育期内每次获取的 60 个样本随机分为 2 组,其中 40 个用于建模,20 个用于验证。

1.4.1 模型构建

基于建模样本的土壤盐分数据及无人机遥感系统得到的冠层温度和优选出的光谱指数参量,分别采用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机(SVM)、BP 神经网络(BPNN)以及极限学习机(ELM)构建土壤盐分反演模型。

运用 SPSS 23 软件建立土壤盐分的偏最小二乘回归模型。偏最小二乘法是最常用的一种光谱建模方法,相当于主成分分析、多元线性回归以及典型相关分析的组合,可在一定程度上有效地消除参量之间的多重共线性。支持向量机、BP 神经网络以及极限学习机等机器学习模型分别采用 R 语言软件中的 e1071、nnet 和 elmNNRcpp 包完成。

1.4.2 模型验证

利用决定系数(Coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和一致性相关系数(The concordance correlation coefficient, CC)3 个指标对模型的验证精度进行评估。 $R^2$ 和 CC 越大、RMSE 越小,则说明模型效果越好<sup>[39]</sup>。

2 结果与分析

2.1 土壤盐分数据的统计特征分析

将采集的葵花 2 个生育期内不同土壤深度的采样点盐分按等级划分<sup>[20]</sup>:非盐土(含盐量小于 0.2%)、轻度盐渍化(含盐量 0.2%~0.5%)、重度盐渍化(含盐量 0.5%~1.0%)和盐土(含盐量大于 1.0%),具体的各项参数统计情况如表 1 所示。

2.2 葵花冠层温度与土壤盐分的相关性分析

将提取到的采样点葵花冠层温度与对应的不同深度土壤盐分进行相关性分析,并绘制出散点图,结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出,不同生育期、不同土壤深度的葵花冠层温度与土壤盐分的相关性均有所差异。但总体而言,随着土壤盐度的提高,冠层温度也在不断升高,这与文献[13]的研究结果一致。查皮尔逊(Person)相关系数界值表可得,当  $n=60$  时,若  $0.250 < |r| \leq 0.325$ ,则表示在 0.05 水平上显著;若  $|r| > 0.325$ ,则表示在 0.01 水平上显著。因此,所选数据均达到了 0.05 水平上显著,而在 0.01 水平上,现蕾期 0~20 cm 和 20~40 cm 深度处的数据达到了显著,40~60 cm 深度处数据未达到显著,而开花期则只有 0~20 cm 深度处的数据达到显著,另外 2 个深度均呈现不显著。对比可以发现 2 个生育期葵花在 0~20 cm 深度处的土壤盐分与葵花的冠层温度的相关性均最高,相关系数  $r$  分别为 0.422 和 0.404,其他 2 个深度处的相关性则略低一些。

表 1 土壤采样点盐分的描述性统计分析

Tab.1 Descriptive statistical analysis on soil salinity

| 土壤盐分统计参数 |       | 现蕾期-土壤深度/cm |         |         | 开花期-土壤深度/cm |         |         |
|----------|-------|-------------|---------|---------|-------------|---------|---------|
|          |       | 0 ~ 20      | 20 ~ 40 | 40 ~ 60 | 0 ~ 20      | 20 ~ 40 | 40 ~ 60 |
| 样本数      | 总计    | 60          | 60      | 60      | 60          | 60      | 60      |
|          | 非盐土   | 33          | 36      | 36      | 22          | 33      | 35      |
|          | 轻度盐渍化 | 25          | 21      | 19      | 37          | 25      | 24      |
|          | 重度盐渍化 | 2           | 3       | 5       | 1           | 2       | 1       |
|          | 盐土    | 0           | 0       | 0       | 0           | 0       | 0       |
| 含盐量      | 最大值/% | 0.603       | 0.540   | 0.675   | 0.557       | 0.595   | 0.520   |
|          | 最小值/% | 0.067       | 0.064   | 0.056   | 0.067       | 0.068   | 0.087   |
|          | 平均值/% | 0.213       | 0.210   | 0.221   | 0.226       | 0.226   | 0.221   |
|          | 标准差/% | 0.122       | 0.122   | 0.143   | 0.093       | 0.115   | 0.105   |
|          | 偏度    | 1.278       | 1.110   | 1.392   | 0.810       | 1.097   | 1.358   |
|          | 峰度    | 1.608       | 0.697   | 1.533   | 1.938       | 1.020   | 1.346   |
|          | 变异系数  | 0.570       | 0.578   | 0.646   | 0.410       | 0.508   | 0.474   |

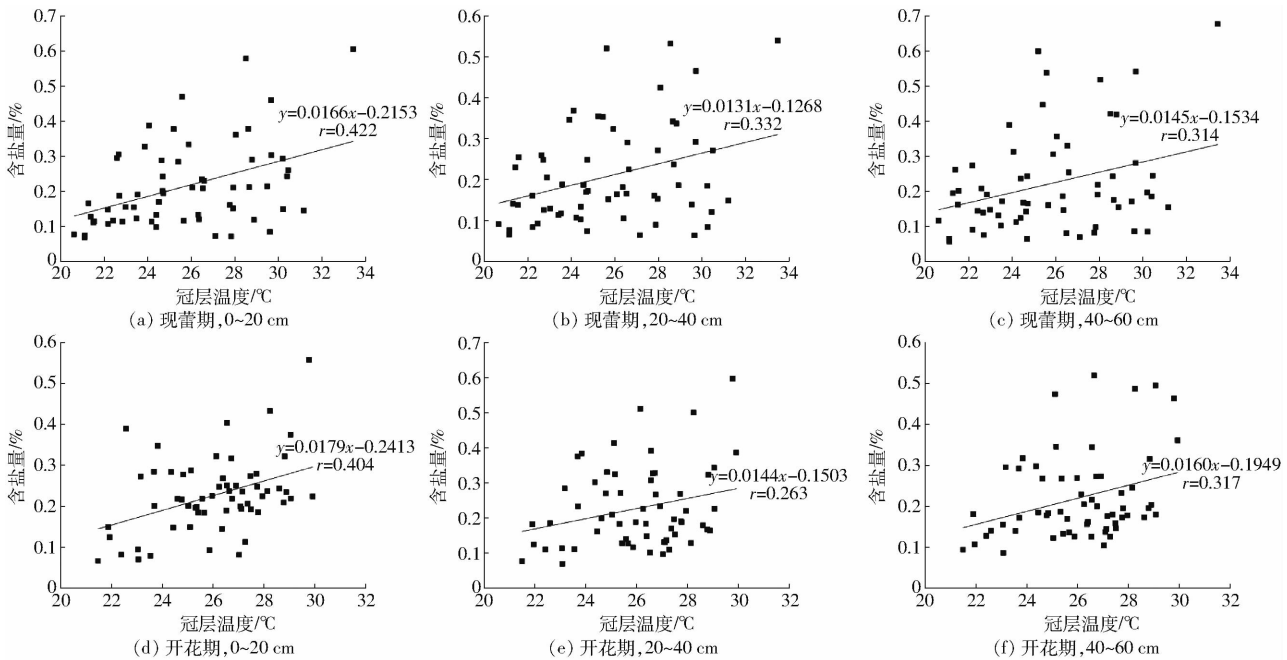


图 7 冠层温度与土壤盐分相关关系

Fig. 7 Correlation diagrams between canopy temperature and soil salinity

2.3 不同光谱指数与土壤盐分的灰色关联分析

利用灰色系统将不同生育期不同土壤深度的 16 种植被指数和 15 种盐分指数分别与对应的土壤含盐量逐一进行灰色关联分析,其灰色关联度及排序情况如表 2 和表 3 所示。

2.4 不同光谱指数的筛选结果统计

从表 2 和表 3 可以看出,不同生育期、不同深度的植被指数和盐分指数与土壤含盐量的关联度均有所差异,即使是同一种指数类型,利用不同的近红外波段来构建,其与土壤含盐量的关联度也不尽相同。但同一指数类型在不同深度处与土壤含盐量的关联度比不同类型指数间的关联度差异要小,而植被指数与盐分指数分别与土壤含盐量的关联度对比则不

是很明显。本研究在葵花生长的 2 个生育期内,筛选出不同土壤深度关联度排序前 6 的植被指数和盐分指数作为前 2 种模型输入变量,同时筛选出关联度排序前 3 的植被指数和盐分指数组成光谱指数变量作为第 3 种模型输入变量。具体的指数筛选结果统计情况如表 4 所示。

2.5 偏最小二乘回归模型的建立与分析

利用 SPSS 23 软件以 2.4 节筛选得到的光谱指数参量和对应的冠层温度作为自变量,以土壤含盐量为因变量,构建基于偏最小二乘回归的土壤盐分反演模型,模型效果如表 5 所示。

从表 5 可以看出,针对 2 个生育期数据,基于盐分指数和光谱指数建立的模型的建模预测效果更

表 2 不同生育期植被指数与土壤含盐量的灰色关联度统计

| 植被指数    | 现蕾期-土壤深度/cm |       |         |       |         |       | 开花期-土壤深度/cm |       |         |       |         |       |
|---------|-------------|-------|---------|-------|---------|-------|-------------|-------|---------|-------|---------|-------|
|         | 0 ~ 20      |       | 20 ~ 40 |       | 40 ~ 60 |       | 0 ~ 20      |       | 20 ~ 40 |       | 40 ~ 60 |       |
|         | 排序          | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序          | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序      | 关联度   |
| NDVI-1  | 6           | 0.818 | 5       | 0.813 | 8       | 0.825 | 9           | 0.832 | 10      | 0.811 | 9       | 0.791 |
| NDVI-2  | 14          | 0.786 | 15      | 0.777 | 15      | 0.794 | 5           | 0.850 | 6       | 0.823 | 5       | 0.806 |
| DVI-1   | 7           | 0.817 | 7       | 0.812 | 5       | 0.827 | 11          | 0.826 | 11      | 0.810 | 11      | 0.784 |
| DVI-2   | 12          | 0.787 | 12      | 0.779 | 13      | 0.795 | 7           | 0.844 | 7       | 0.820 | 7       | 0.800 |
| SR-1    | 10          | 0.791 | 9       | 0.787 | 9       | 0.810 | 14          | 0.814 | 13      | 0.798 | 14      | 0.779 |
| SR-2    | 11          | 0.789 | 11      | 0.786 | 10      | 0.809 | 13          | 0.814 | 14      | 0.797 | 12      | 0.781 |
| EVI-1   | 8           | 0.817 | 8       | 0.811 | 6       | 0.827 | 12          | 0.817 | 12      | 0.801 | 13      | 0.780 |
| EVI-2   | 15          | 0.786 | 13      | 0.779 | 12      | 0.798 | 8           | 0.835 | 8       | 0.815 | 8       | 0.794 |
| ARVI-1  | 9           | 0.793 | 10      | 0.787 | 11      | 0.805 | 16          | 0.778 | 16      | 0.765 | 16      | 0.739 |
| ARVI-2  | 16          | 0.743 | 16      | 0.735 | 16      | 0.758 | 15          | 0.811 | 15      | 0.793 | 15      | 0.769 |
| CRSI-1  | 3           | 0.852 | 3       | 0.846 | 3       | 0.856 | 4           | 0.864 | 4       | 0.830 | 4       | 0.820 |
| CRSI-2  | 4           | 0.830 | 4       | 0.827 | 4       | 0.837 | 1           | 0.868 | 3       | 0.835 | 3       | 0.829 |
| SAVI-1  | 5           | 0.819 | 6       | 0.812 | 7       | 0.826 | 10          | 0.830 | 9       | 0.812 | 10      | 0.790 |
| SAVI-2  | 13          | 0.787 | 14      | 0.777 | 14      | 0.795 | 6           | 0.849 | 5       | 0.824 | 6       | 0.805 |
| MSAVI-1 | 2           | 0.884 | 2       | 0.867 | 2       | 0.867 | 2           | 0.868 | 2       | 0.868 | 1       | 0.844 |
| MSAVI-2 | 1           | 0.889 | 1       | 0.870 | 1       | 0.874 | 3           | 0.867 | 1       | 0.872 | 2       | 0.843 |

表 3 不同生育期盐分指数与土壤含盐量的灰色关联度统计

| 盐分指数   | 现蕾期-土壤深度/cm |       |         |       |         |       | 开花期-土壤深度/cm |       |         |       |         |       |
|--------|-------------|-------|---------|-------|---------|-------|-------------|-------|---------|-------|---------|-------|
|        | 0 ~ 20      |       | 20 ~ 40 |       | 40 ~ 60 |       | 0 ~ 20      |       | 20 ~ 40 |       | 40 ~ 60 |       |
|        | 排序          | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序          | 关联度   | 排序      | 关联度   | 排序      | 关联度   |
| NDSI-1 | 13          | 0.832 | 13      | 0.836 | 13      | 0.827 | 15          | 0.842 | 15      | 0.798 | 15      | 0.806 |
| NDSI-2 | 14          | 0.802 | 14      | 0.804 | 14      | 0.796 | 13          | 0.858 | 14      | 0.811 | 14      | 0.820 |
| SI     | 1           | 0.911 | 1       | 0.901 | 2       | 0.883 | 5           | 0.899 | 3       | 0.885 | 3       | 0.879 |
| SI1    | 3           | 0.903 | 3       | 0.894 | 5       | 0.881 | 4           | 0.900 | 1       | 0.886 | 2       | 0.882 |
| SI2-1  | 10          | 0.885 | 8       | 0.881 | 7       | 0.873 | 3           | 0.901 | 8       | 0.858 | 7       | 0.863 |
| SI2-2  | 7           | 0.890 | 7       | 0.883 | 6       | 0.877 | 6           | 0.898 | 11      | 0.852 | 8       | 0.862 |
| SI3    | 2           | 0.904 | 2       | 0.895 | 4       | 0.882 | 2           | 0.902 | 4       | 0.885 | 1       | 0.882 |
| S1     | 12          | 0.873 | 11      | 0.874 | 9       | 0.869 | 10          | 0.879 | 13      | 0.831 | 10      | 0.847 |
| S2     | 15          | 0.791 | 15      | 0.787 | 15      | 0.768 | 11          | 0.869 | 12      | 0.849 | 12      | 0.845 |
| S3     | 8           | 0.888 | 9       | 0.881 | 10      | 0.868 | 8           | 0.892 | 2       | 0.885 | 5       | 0.869 |
| S5     | 4           | 0.902 | 5       | 0.888 | 8       | 0.871 | 9           | 0.880 | 5       | 0.872 | 9       | 0.859 |
| S6-1   | 5           | 0.899 | 4       | 0.888 | 3       | 0.883 | 1           | 0.903 | 6       | 0.863 | 4       | 0.874 |
| S6-2   | 6           | 0.898 | 6       | 0.886 | 1       | 0.883 | 7           | 0.895 | 10      | 0.853 | 6       | 0.866 |
| SI-T-1 | 11          | 0.882 | 12      | 0.874 | 12      | 0.862 | 14          | 0.858 | 9       | 0.856 | 11      | 0.846 |
| SI-T-2 | 9           | 0.886 | 10      | 0.875 | 11      | 0.864 | 12          | 0.866 | 7       | 0.858 | 13      | 0.840 |

优。同时对比发现,0 ~ 20 cm 和 20 ~ 40 cm 深度处的土壤盐分模型效果要好于 40 ~ 60 cm,特别是在开花期。其中在开花期 40 ~ 60 cm 土壤深度处基于植被指数建立的模型效果最差,验证集  $R^2$  仅为 0.068,验证集 RMSE、CC 分别为 0.079% 和 0.255。而现蕾期在此深度处的模型更优,这可能是因为生育期不同,葵花的根系活动范围也存在差异。

2.6 机器学习模型的建立与分析

2.6.1 支持向量机模型

支持向量机模型的建立主要是由 R 语言软件

中的 e1071 包实现,利用网格搜索法进行模型参数 gamma 和成本参数 cost 的寻优,选定交叉验证误差最小的模型参数构建模型作为最终的盐分反演模型,结果如表 6 所示。

从表 6 可以发现,在所有已构建的土壤盐分 SVM 模型中,模型效果最好的是在现蕾期中基于光谱指数建立的 0 ~ 20 cm 深度处的盐分反演模型,建模集  $R^2$  和验证集  $R^2$  分别为 0.739 和 0.574,验证集 RMSE、CC 分别为 0.080% 和 0.711。效果最差的是开花期中基于植被指数建立的 40 ~ 60 cm 深度处的

表 4 不同生育期光谱指数的灰色关联度分析筛选结果统计

| Tab.4 Grey correlation analysis and screening results statistics of spectral indexes at different growth stages |         |         |       |       |         |         |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|---------|-------|-------|---------|---------|
| 土壤深度/cm                                                                                                         | 植被指数    |         | 盐分指数  |       | 光谱指数    |         |
|                                                                                                                 | 现蕾期     | 开花期     | 现蕾期   | 开花期   | 现蕾期     | 开花期     |
| 0 ~ 20                                                                                                          | MSAVI-1 | CRSI-2  | SI    | S6-1  | MSAVI-1 | CRSI-2  |
|                                                                                                                 | MSAVI-2 | MSAVI-1 | SI3   | SI3   | MSAVI-2 | MSAVI-1 |
|                                                                                                                 | CRSI-1  | MSAVI-2 | SI1   | SI2-1 | CRSI-1  | MSAVI-2 |
|                                                                                                                 | CRSI-2  | CRSI-1  | S5    | SI1   | SI      | S6-1    |
|                                                                                                                 | SAVI-1  | NDVI-2  | S6-1  | SI    | SI3     | SI3     |
|                                                                                                                 | NDVI-1  | SAVI-2  | S6-2  | SI2-2 | SI1     | SI2-1   |
| 20 ~ 40                                                                                                         | MSAVI-1 | MSAVI-2 | SI    | SI1   | MSAVI-1 | MSAVI-2 |
|                                                                                                                 | MSAVI-2 | MSAVI-1 | SI3   | S3    | MSAVI-2 | MSAVI-1 |
|                                                                                                                 | CRSI-1  | CRSI-2  | SI1   | SI    | CRSI-1  | CRSI-2  |
|                                                                                                                 | CRSI-2  | CRSI-1  | S6-1  | SI3   | SI      | SI1     |
|                                                                                                                 | NDVI-1  | SAVI-2  | S5    | S5    | SI3     | S3      |
|                                                                                                                 | NDVI-1  | NDVI-2  | S6-2  | S6-1  | SI1     | SI      |
| 40 ~ 60                                                                                                         | MSAVI-1 | MSAVI-1 | S6-2  | SI3   | MSAVI-1 | MSAVI-1 |
|                                                                                                                 | MSAVI-2 | MSAVI-2 | SI    | SI1   | MSAVI-2 | MSAVI-2 |
|                                                                                                                 | CRSI-1  | CRSI-2  | S6-1  | SI    | CRSI-1  | CRSI-2  |
|                                                                                                                 | CRSI-2  | CRSI-1  | SI3   | S6-1  | S6-2    | SI3     |
|                                                                                                                 | DVI-1   | NDVI-2  | SI1   | S3    | SI      | SI1     |
|                                                                                                                 | EVI-1   | SAVI-2  | SI2-2 | S6-2  | S6-1    | SI      |

表 5 基于不同生育期不同深度土壤含盐量的 PLSR 模型

| Tab.5 PLSR regression model based on soil salinity at different depths in different growth stages |      |             |      |       |        |       |        |       |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------|------|-------------|------|-------|--------|-------|--------|-------|
| 生育期                                                                                               | 指数类型 | 土壤深度/<br>cm | 主因子数 | 建模集   |        | 验证集   |        |       |
|                                                                                                   |      |             |      | $R^2$ | RMSE/% | $R^2$ | RMSE/% | CC    |
| 现蕾期                                                                                               | 植被指数 | 0 ~ 20      | 5    | 0.387 | 0.100  | 0.409 | 0.083  | 0.595 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 6    | 0.194 | 0.106  | 0.468 | 0.099  | 0.470 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 5    | 0.265 | 0.123  | 0.518 | 0.097  | 0.634 |
|                                                                                                   | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 4    | 0.678 | 0.072  | 0.554 | 0.081  | 0.699 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 6    | 0.544 | 0.079  | 0.554 | 0.087  | 0.657 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 6    | 0.471 | 0.104  | 0.513 | 0.099  | 0.671 |
|                                                                                                   | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 6    | 0.734 | 0.066  | 0.547 | 0.084  | 0.695 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 5    | 0.539 | 0.080  | 0.539 | 0.089  | 0.642 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 6    | 0.412 | 0.110  | 0.568 | 0.093  | 0.661 |
| 开花期                                                                                               | 植被指数 | 0 ~ 20      | 6    | 0.317 | 0.079  | 0.372 | 0.067  | 0.492 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 5    | 0.425 | 0.093  | 0.384 | 0.071  | 0.556 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 4    | 0.281 | 0.099  | 0.068 | 0.079  | 0.255 |
|                                                                                                   | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 6    | 0.506 | 0.067  | 0.510 | 0.059  | 0.686 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 5    | 0.521 | 0.085  | 0.381 | 0.074  | 0.598 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 5    | 0.302 | 0.098  | 0.097 | 0.080  | 0.309 |
|                                                                                                   | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 5    | 0.494 | 0.068  | 0.455 | 0.063  | 0.650 |
|                                                                                                   |      | 20 ~ 40     | 3    | 0.500 | 0.087  | 0.355 | 0.075  | 0.565 |
|                                                                                                   |      | 40 ~ 60     | 3    | 0.288 | 0.099  | 0.076 | 0.080  | 0.271 |

盐分反演模型,建模集  $R^2$ 和验证集  $R^2$ 分别为 0.397 和 0.203,验证集 RMSE、CC 分别为 0.068% 和 0.008。其余模型的精度差异较小,建模集和验证集的决定系数均在 0.3 以上,均方根误差均在 0.2% 以下,说明基于支持向量机算法建立的盐分反演模型整体效果较好。

2.6.2 BP 神经网络模型

BPNN 是一种按误差逆传播算法训练的多层前

馈神经网络,本研究的 BP 神经网络模型同样采用 R 语言软件完成。首先利用 caret 调用 nnet 包训练单隐含层人工神经网络,然后利用网格搜索法按照误差最小的原则进行参数寻优,将选定的模型参数代入模型并输入相关变量进行模型运算,结果如表 7 所示。

从表 7 可以发现,在所有已构建的土壤盐分 BP 神经网络模型中,现蕾期的模型整体效果较好,



表 6 基于不同生育期不同深度土壤含盐量的 SVM 模型

Tab.6 SVM regression model based on soil salinity at different depths in different growth stages

| 生育期 | 指数类型 | 土壤深度/<br>cm | 建模集   |        | 验证集   |        |       |
|-----|------|-------------|-------|--------|-------|--------|-------|
|     |      |             | $R^2$ | RMSE/% | $R^2$ | RMSE/% | CC    |
| 现蕾期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.401 | 0.101  | 0.402 | 0.085  | 0.510 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.396 | 0.093  | 0.437 | 0.099  | 0.501 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.413 | 0.112  | 0.498 | 0.099  | 0.637 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.684 | 0.072  | 0.550 | 0.079  | 0.707 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.527 | 0.082  | 0.609 | 0.087  | 0.618 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.454 | 0.108  | 0.456 | 0.107  | 0.509 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.739 | 0.065  | 0.574 | 0.080  | 0.711 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.585 | 0.078  | 0.576 | 0.095  | 0.508 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.458 | 0.107  | 0.477 | 0.108  | 0.495 |
| 开花期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.362 | 0.078  | 0.400 | 0.066  | 0.533 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.416 | 0.096  | 0.331 | 0.079  | 0.474 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.397 | 0.118  | 0.203 | 0.068  | 0.008 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.532 | 0.065  | 0.520 | 0.059  | 0.641 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.591 | 0.079  | 0.421 | 0.071  | 0.644 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.480 | 0.086  | 0.372 | 0.065  | 0.593 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.483 | 0.071  | 0.492 | 0.061  | 0.603 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.470 | 0.114  | 0.443 | 0.087  | 0.149 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.525 | 0.084  | 0.324 | 0.069  | 0.517 |

表 7 基于不同生育期不同深度土壤含盐量的 BPNN 模型

Tab.7 BPNN regression model based on soil salinity at different depths in different growth stages

| 生育期 | 指数类型 | 土壤深度/<br>cm | 建模集   |        | 验证集   |        |       |
|-----|------|-------------|-------|--------|-------|--------|-------|
|     |      |             | $R^2$ | RMSE/% | $R^2$ | RMSE/% | CC    |
| 现蕾期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.405 | 0.099  | 0.439 | 0.080  | 0.605 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.421 | 0.090  | 0.409 | 0.099  | 0.493 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.421 | 0.110  | 0.510 | 0.097  | 0.646 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.675 | 0.073  | 0.540 | 0.078  | 0.695 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.512 | 0.082  | 0.572 | 0.087  | 0.642 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.499 | 0.102  | 0.587 | 0.091  | 0.681 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.773 | 0.062  | 0.718 | 0.062  | 0.813 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.560 | 0.079  | 0.542 | 0.093  | 0.578 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.465 | 0.106  | 0.558 | 0.097  | 0.603 |
| 开花期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.264 | 0.083  | 0.303 | 0.071  | 0.386 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.413 | 0.094  | 0.348 | 0.073  | 0.531 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.191 | 0.117  | 0.140 | 0.071  | 0.004 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.511 | 0.067  | 0.548 | 0.058  | 0.641 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.563 | 0.081  | 0.440 | 0.068  | 0.639 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.216 | 0.117  | 0.163 | 0.070  | 0.001 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.498 | 0.068  | 0.475 | 0.061  | 0.629 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.448 | 0.122  | 0.459 | 0.093  | 0.016 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.225 | 0.117  | 0.195 | 0.071  | 0.007 |

建模集  $R^2$ 和验证集  $R^2$ 均达到了 0.4 以上,验证集 RMSE 均位于 0.1% 以下,CC 均位于 0.4 以上。而在开花期,40 ~ 60 cm 土壤深度处的模型效果明显差于其他 2 个深度处,特别是基于植被指数建立的模型,建模集  $R^2$ 和验证集  $R^2$ 仅为 0.191 和 0.140,基于盐分指数和光谱指数建立的模型效果也较差。

2.6.3 极限学习机模型

极限学习机是一种单隐含层前馈神经网络的快速学习算法,它的网络训练模型由输入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层的神经元个数需人为确定。在 R 语言软件中,调用 elmNNRcpp 包输入训练样本,设置 tansig 为激活函数。隐含层神经元节点数确定方法是通过将节点数量由 2 调整到

100, 每一步增加 2 个, 以调节最优隐含层的节点数, 每个模型结构重复 500 次, 以减少 ELM 模型的

随机性, 最后由模型输出层输出运算结果, 结果如表 8 所示。

表 8 基于不同生育期不同深度土壤含盐量的 ELM 模型

Tab.8 ELM regression model based on soil salinity at different depths in different growth stages

| 生育期 | 指数类型 | 土壤深度/<br>cm | 建模集   |        | 验证集   |        |       |
|-----|------|-------------|-------|--------|-------|--------|-------|
|     |      |             | $R^2$ | RMSE/% | $R^2$ | RMSE/% | CC    |
| 现蕾期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.409 | 0.098  | 0.386 | 0.086  | 0.593 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.372 | 0.093  | 0.426 | 0.097  | 0.528 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.432 | 0.108  | 0.419 | 0.108  | 0.626 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.661 | 0.074  | 0.545 | 0.076  | 0.715 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.563 | 0.078  | 0.592 | 0.087  | 0.627 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.548 | 0.096  | 0.508 | 0.098  | 0.643 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.517 | 0.088  | 0.521 | 0.088  | 0.652 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.583 | 0.076  | 0.545 | 0.087  | 0.652 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.408 | 0.110  | 0.411 | 0.107  | 0.533 |
| 开花期 | 植被指数 | 0 ~ 20      | 0.382 | 0.075  | 0.388 | 0.067  | 0.500 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.409 | 0.094  | 0.354 | 0.074  | 0.570 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.136 | 0.109  | 0.177 | 0.064  | 0.309 |
|     | 盐分指数 | 0 ~ 20      | 0.468 | 0.070  | 0.509 | 0.059  | 0.640 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.548 | 0.083  | 0.412 | 0.071  | 0.618 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.112 | 0.110  | 0.293 | 0.061  | 0.343 |
|     | 光谱指数 | 0 ~ 20      | 0.420 | 0.073  | 0.442 | 0.064  | 0.634 |
|     |      | 20 ~ 40     | 0.455 | 0.091  | 0.413 | 0.069  | 0.609 |
|     |      | 40 ~ 60     | 0.218 | 0.104  | 0.126 | 0.071  | 0.336 |

由表 8 可知, 在所有已构建的土壤盐分极限学习机模型中, 0 ~ 20 cm 和 20 ~ 40 cm 土壤深度处的模型效果优于 40 ~ 60 cm, 但也有例外, 如在现蕾期基于植被指数建立的 40 ~ 60 cm 深度处的盐分模型效果优于其他深度, 它的建模集  $R^2$  和验证集  $R^2$  分别为 0.432 和 0.419, 验证集 RMSE、CC 分别为 0.108% 和 0.626。此外, 对比发现, 现蕾期的模型效果整体优于开花期, 特别是 40 ~ 60 cm 深度处的模型, 差异更加明显。

2.7 模型的综合评价

本文以通过灰色关联法筛选得到的不同指数和对应的作物冠层温度为自变量, 以相应的不同深度土壤的含盐量为因变量, 统计 2 个生育期的数据, 利用偏最小二乘回归、支持向量机、BP 神经网络以及极限学习机等建模方法, 共计构建不同类型的土壤盐分反演模型 72 个, 其模型反演效果统计如表 9 所示。由于各个模型间的验证集 RMSE 差异较小, 为了更直观地观察各个模型之间的区别, 以验证集  $R^2$ 、CC 和 RMSE 等评价指标为参量, 绘制出不同模型的模型评价指标堆积条形图, 如图 8 所示, 以观察分析模型反演效果, 图中反演模型 PLSR - 20 表示在 0 ~ 20 cm 深度处的偏最小二乘回归模型, SVM - 20 表示在 0 ~ 20 cm 深度处的支持向量机模型, BPNN - 20 表示在 0 ~

20 cm 深度处的 BP 神经网络模型, ELM - 20 表示在 0 ~ 20 cm 深度处的极限学习机模型; PLSR - 40 表示 20 ~ 40 cm 深度处的偏最小二乘回归模型, SVM - 40 表示在 20 ~ 40 cm 深度处的支持向量机模型, BPNN - 40 表示在 20 ~ 40 cm 深度处的 BP 神经网络模型, ELM - 40 表示在 20 ~ 40 cm 深度处的极限学习机模型; PLSR - 60 表示在 40 ~ 60 cm 深度处的偏最小二乘回归模型, SVM - 60 表示在 40 ~ 60 cm 深度处的支持向量机模型, BPNN - 60 表示在 40 ~ 60 cm 深度处的 BP 神经网络模型, ELM - 60 表示在 40 ~ 60 cm 深度处的极限学习机模型。

从表 9 可以看出, 就整体而言, 无论是现蕾期还是开花期, 所建立的盐分模型均表现出了良好的反演效果, 但对比发现, 现蕾期的效果要优于开花期。对比不同指数类型建模发现, 基于盐分指数和光谱指数建立的模型反演效果更好。对比不同的土壤深度建模发现, 在 0 ~ 20 cm 和 20 ~ 40 cm 深度处建立的盐分反演模型反演效果优于 40 ~ 60 cm 深度处的, 特别是在开花期, 这种情况更加明显。对比 4 种建模方法可以看出, 基于机器学习方法建立的盐分反演模型精度更高, 而在这 3 种机器学习模型中, 反演效果最好的是 ELM 模型, SVM 模型次之, 最差的是 BPNN 模型。

表 9 不同建模类型的盐分反演模型反演效果统计分析

| Tab.9 Statistical analysis of inversion effects of salt inversion models of different modeling types |      |         |                |        |       |                |        |       |                |        |       |                |        |       |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|---------|----------------|--------|-------|----------------|--------|-------|----------------|--------|-------|----------------|--------|-------|
| 生育期                                                                                                  | 指数类型 | 土壤深度/cm | PLSR           |        |       | SVM            |        |       | BPNN           |        |       | ELM            |        |       |
|                                                                                                      |      |         | R <sup>2</sup> | RMSE/% | CC    | R <sup>2</sup> | RMSE/% | CC    | R <sup>2</sup> | RMSE/% | CC    | R <sup>2</sup> | RMSE/% | CC    |
| 现蕾期                                                                                                  | 植被指数 | 0 ~ 20  | 0.409          | 0.083  | 0.595 | 0.402          | 0.085  | 0.510 | 0.439          | 0.080  | 0.605 | 0.386          | 0.086  | 0.593 |
|                                                                                                      |      | 20 ~ 40 | 0.468          | 0.099  | 0.470 | 0.437          | 0.099  | 0.501 | 0.409          | 0.099  | 0.493 | 0.426          | 0.097  | 0.528 |
|                                                                                                      |      | 40 ~ 60 | 0.518          | 0.097  | 0.634 | 0.498          | 0.099  | 0.637 | 0.510          | 0.097  | 0.646 | 0.419          | 0.108  | 0.626 |
|                                                                                                      | 盐分指数 | 0 ~ 20  | 0.554          | 0.081  | 0.699 | 0.550          | 0.079  | 0.707 | 0.540          | 0.078  | 0.695 | 0.545          | 0.076  | 0.715 |
|                                                                                                      |      | 20 ~ 40 | 0.554          | 0.087  | 0.657 | 0.609          | 0.087  | 0.618 | 0.572          | 0.087  | 0.642 | 0.592          | 0.087  | 0.627 |
|                                                                                                      |      | 40 ~ 60 | 0.513          | 0.099  | 0.671 | 0.456          | 0.107  | 0.509 | 0.587          | 0.091  | 0.681 | 0.508          | 0.098  | 0.643 |
| 开花期                                                                                                  | 光谱指数 | 0 ~ 20  | 0.547          | 0.084  | 0.695 | 0.574          | 0.080  | 0.711 | 0.718          | 0.062  | 0.813 | 0.521          | 0.088  | 0.652 |
|                                                                                                      |      | 20 ~ 40 | 0.539          | 0.089  | 0.642 | 0.576          | 0.095  | 0.508 | 0.542          | 0.093  | 0.578 | 0.545          | 0.087  | 0.652 |
|                                                                                                      |      | 40 ~ 60 | 0.568          | 0.093  | 0.661 | 0.477          | 0.108  | 0.495 | 0.558          | 0.097  | 0.603 | 0.411          | 0.107  | 0.533 |
|                                                                                                      | 植被指数 | 0 ~ 20  | 0.372          | 0.067  | 0.492 | 0.400          | 0.066  | 0.533 | 0.303          | 0.071  | 0.386 | 0.388          | 0.067  | 0.500 |
|                                                                                                      |      | 20 ~ 40 | 0.384          | 0.071  | 0.556 | 0.331          | 0.079  | 0.474 | 0.348          | 0.073  | 0.531 | 0.354          | 0.074  | 0.570 |
|                                                                                                      |      | 40 ~ 60 | 0.068          | 0.079  | 0.255 | 0.203          | 0.068  | 0.008 | 0.140          | 0.071  | 0.004 | 0.177          | 0.064  | 0.309 |

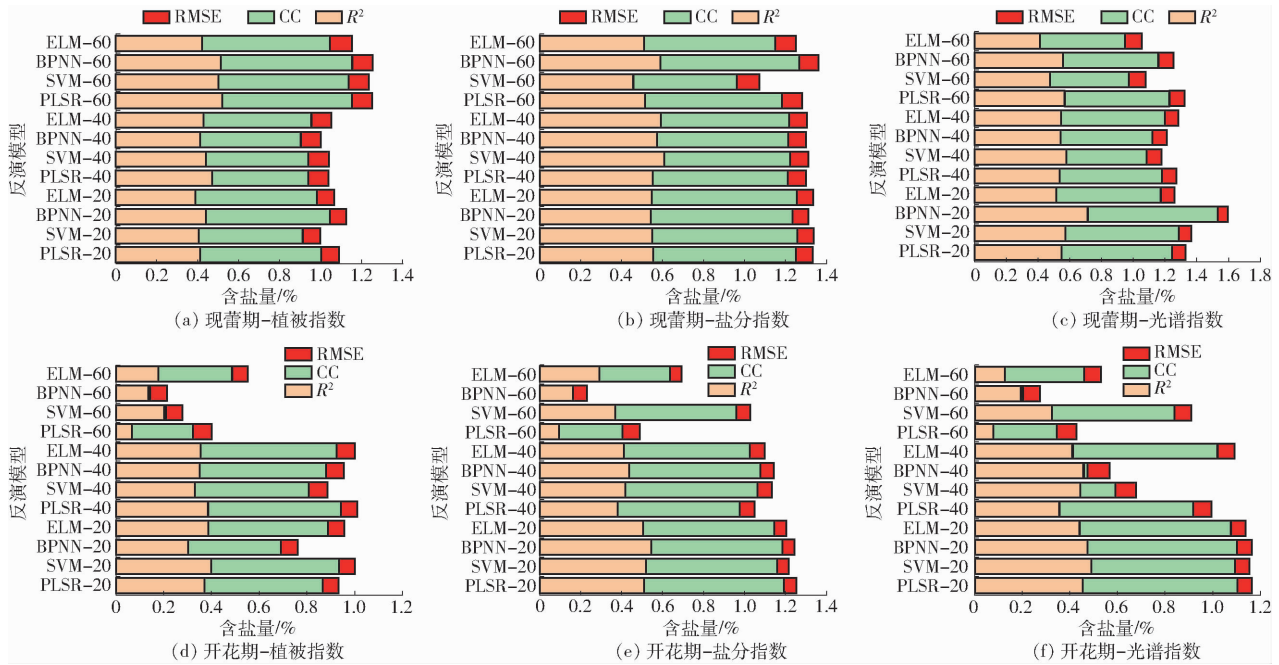


图 8 不同土壤盐分反演模型评价指标堆积条形图

Fig.8 Different soil salinity inversion model evaluation index accumulation bar charts

从图 8 中可以看出,在开花期的 40 ~ 60 cm 土壤深度处,建立的盐分反演模型效果明显差于其他深度,各个条形图的长度出现较大差异。而在现蕾期基于盐分指数建立的不同模型反演效果则比较均匀,各个条形图长度差别不大。通过对现蕾期和开花期的模型整体作对比,也可以看出现蕾期的模型整体反演的效果更好,模型的稳定性也高于开花期。同时还可以看出,大部分模型评价指标堆积条的最

长处均集中在 0 ~ 20 cm 和 20 ~ 40 cm 深度处,说明这 2 个深度更适宜于盐分的反演。通过观察还可以发现,即使在同一深度处,由于建模方法的不同,模型的效果也会有很大的差异,这说明建模方法的选择对盐分模型反演也很重要。

3 讨论

无人机遥感有着监测范围广、获取信息快以及

工作效率高等优势,在大面积获取作物冠层信息方面有着广泛的应用,也是未来精准农业的发展方向。在葵花生长旺盛的生育期内,土壤中的盐分高低会改变作物根域的水土环境,进而影响到作物的生长。本文通过提取到不同生育期内葵花的冠层多光谱和热红外信息,来对其对应根域不同土壤深度处的含盐量进行建模反演,取得了较好的反演效果。文献[40]研究证明土壤盐分对葵花生长的限制会随着作物生育阶段的增加而减弱,而文献[41]在沙壕渠试验站内进行的试验也得出了葵花不同生育期内对盐分的敏感性存在显著差异的结论,本研究发现葵花现蕾期对根系土壤盐分更为敏感,建模效果也更好,与上述研究结果基本类似。已有研究表明盐渍农田葵花的最大侧根深不到 40 cm,且侧根密度随深度的增加而降低<sup>[40]</sup>。在本研究中,普遍存在 0~20 cm 和 20~40 cm 土层深度处的葵花根系对土壤盐分的敏感程度高于 40~60 cm 的现象,这说明土壤盐分对作物生长的影响程度与其根系的延伸程度密切相关。此外,本研究中基于植被指数组构建的盐分反演模型反演效果相对较差,这可能是由于土壤盐分对作物最直接的影响就是覆盖度降低,进而导致各种植被指数的变化,而本研究所选择的两个生育期葵花长势旺盛、覆盖度较高,因此土壤盐分对各种植被指数的作用不是特别明显。

通过添加包含有温度信息的热红外波段数据共同构建盐分反演模型,可以使模型的整体性能更加完备,已有学者做过类似的探索<sup>[13]</sup>。本文在模型构建方面采用了传统的偏最小二乘回归以及 3 种机器学习算法,对比发现,盐分反演的机器学习模型精度高于偏最小二乘回归模型,这可能是因为盐渍化农田作物所反映的光谱信息与土壤参数之间的转换函数是复杂的非线性关系,而机器学习具有自主学习的能力,可以很好地处理这类关系,在反演土壤盐分方面具有优越性<sup>[33]</sup>。文献[26]在利用多光谱和高光谱融合影像反演土壤盐分时,同样发现机器学习模型的反演效果明显优于统计分析模型。在 3 种机器学习模型中,ELM 模型的效果最好,SVM 模型次之,BPNN 模型最差。这表明极限学习机作为一种改进的神经网络算法,它的学习速率高、泛化能力强,相比其他 2 种机器学习方法,更加适合于本研究的土壤盐分反演。文献[27]在基于光谱指数与机器学习算法的土壤电导率估算研究中也用到了本文的 3 种机器学习算法,最后的结果同样是 ELM 模型表现最优,这说明 ELM 在土壤盐分的定量研究中拥

有广阔的应用前景。但值得说明的是机器学习方法本身并无优劣之分,究竟哪种机器学习方法更适用于土壤盐分的反演,目前尚无定论。

然而本研究也存在明显的不足之处,对于葵花而言,苗期是其生长发育的关键时期,此时葵花的根系较浅,不同土层深度的盐分与植被冠层信息之间的关系也更为复杂,而成熟期的葵花根系活动范围基本不再变化,此时期内根系土壤盐分的分布可能会影响到作物的产量。由于试验条件的限制,本研究只探索了葵花现蕾期和开花期土壤盐分特点,在苗期和成熟期的结果如何,还有待进一步探索。此外,作物的冠层光谱信息不仅与作物根系土壤盐分有关,如文献[42]探究了土壤盐分与施氮量交互作用对葵花生长的影响,发现在 0~20 cm 的土层深度中,土壤盐分在 0.5% 上下时,会影响到葵花对氮肥的吸收,进而影响作物长势。文献[43]的研究则表明在遥感反演土壤盐分的过程中,不同的土壤水分和盐分条件下也会呈现出不同的光谱信息,因此,考虑各种因素与土壤盐分的交互作用对作物冠层光谱信息的影响应该是后续研究的重点。由于取样深度、数据采集时间、建模和验证方法以及研究区域地理环境的差异,本文的研究成果是否适用于其他地区葵花的土壤含盐量反演还有待进一步研究。

#### 4 结论

(1)对比不同生育期、不同土壤深度的盐分反演模型发现,葵花现蕾期盐分模型的反演效果整体优于开花期,0~20 cm 和 20~40 cm 土壤深度处的盐分模型反演效果整体优于 40~60 cm 深度处。

(2)对比不同指数类型变量组构建的盐分模型发现,基于盐分指数和光谱指数变量组、结合冠层温度构建的盐分反演模型效果优于基于植被指数组对应的盐分反演模型。其中基于植被指数组构建的模型反演效果最好的验证集  $R^2$ 、RMSE 和 CC 分别为 0.510、0.097% 和 0.646,反演效果最差的验证集  $R^2$ 、RMSE 和 CC 仅分别为 0.140、0.071% 和 0.004。

(3)基于机器学习方法构建的盐分反演模型效果优于偏最小二乘回归模型,在所有构建的偏最小二乘回归模型中,反演效果最好的模型  $R^2$ 、RMSE 和 CC 分别为 0.554、0.081% 和 0.699,对应的机器模型反演效果最好的  $R^2$ 、RMSE 和 CC 分别达到了 0.718、0.062% 和 0.813。在 3 种机器模型中,ELM 模型效果最好,SVM 模型次之,最差的是 BPNN 模型。

## 参 考 文 献

- [1] ALLBED A, KUMAR L, SINHA P. Mapping and modelling spatial variation in soil salinity in the Al Hassa Oasis based on remote sensing indicators and regression techniques[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(2): 1137–1157.
- [2] ALLBED A, KUMAR L. Soil salinity mapping and monitoring in arid and semi-arid regions using remote sensing technology: a review[J]. *Advances in Remote Sensing*, 2013, 2(4): 373–385.
- [3] 刘全明, 成秋明, 王学, 等. 河套灌区土壤盐渍化微波雷达反演[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(16): 109–114.  
LIU Quanming, CHENG Qiuming, WANG Xue, et al. Soil salinity inversion in Hetao Irrigation District using microwave radar [J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(16): 109–114. (in Chinese)
- [4] 郝远远, 徐旭, 任东阳, 等. 河套灌区土壤水盐和作物生长的 HYDRUS-EPIC 模型分布式模拟[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(11): 110–116.  
HAO Yuanyuan, XU Xu, REN Dongyang, et al. Distributed modeling of soil water-salt dynamics and crop yields based on HYDRUS-EPIC model in Hetao Irrigation District[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(11): 110–116. (in Chinese)
- [5] 贾科利, 张俊华. 不同碱化程度土壤对其上覆植被冠层光谱特征的影响[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(3): 782–786.  
JIA Keli, ZHANG Junhua. Impacts of different alkaline soil on canopy spectral characteristics of overlying vegetation [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(3): 782–786. (in Chinese)
- [6] 孔东, 史海滨, 霍再林, 等. 河套灌区不同盐分含量土壤对向日葵生长的影响[J]. *沈阳农业大学学报*, 2004, 10(5): 414–416.  
KONG Dong, SHI Haibin, HUO Zailin, et al. Effects on growth of sunflower under different saline soils in the Hetao Irrigation Area[J]. *Journal of Shenyang Agricultural University*, 2004, 10(5): 414–416. (in Chinese)
- [7] 张景俊, 李仙岳, 彭遵原, 等. 河套灌区葵花农田生物地膜覆盖下土壤水-热-氮-盐分布特征[J]. *生态环境学报*, 2018, 27(6): 1067–1075.  
ZHANG Jingjun, LI Xianyu, PENG Zunyuan, et al. The distribution of soil water, temperature, nitrogen and salinity under biofilm mulching in Hetao sunflower field[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2018, 27(6): 1067–1075. (in Chinese)
- [8] 遆晋松, 童文杰, 周媛媛, 等. 河套灌区向日葵耐盐指标评价[J]. *中国生态农业学报*, 2014, 22(2): 177–184.  
TI Jinsong, TONG Wenjie, ZHOU Yuanyuan, et al. Evaluation of salinity tolerance index of sunflower in Hetao Irrigation District[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2014, 22(2): 177–184. (in Chinese)
- [9] 韩文霆, 邵国敏, 马代健, 等. 大田玉米作物系数无人机多光谱遥感估算方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(7): 134–143.  
HAN Wenting, SHAO Guomin, MA Daijian, et al. Estimating method of crop coefficient of maize based on UAV multispectral remote sensing [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(7): 134–143. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180717&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180717&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.07.017. (in Chinese)
- [10] 王敬哲, 丁建丽, 马轩凯, 等. 基于光谱指数的绿洲农田土壤含水率无人机高光谱检测[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(11): 164–172.  
WANG Jingzhe, DING Jianli, MA Xuankai, et al. Detection of soil moisture content based on UAV-derived hyperspectral imagery and spectral index in oasis [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(11): 164–172. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20181119&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181119&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.019. (in Chinese)
- [11] 张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 剔除土壤背景的棉花水分胁迫无人机热红外遥感诊断[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 250–260.  
ZHANG Zhitao, BIAN Jiang, HAN Wenting, et al. Diagnosis of cotton water stress using unmanned aerial vehicle thermal infrared remote sensing after removing soil background [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 250–260. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20181028&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20181028&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.028. (in Chinese)
- [12] 王丹阳, 陈红艳, 王桂峰, 等. 无人机多光谱反演黄河口重度盐渍土盐分的研究[J]. *中国农业科学*, 2019, 52(10): 37–48.  
WANG Danyang, CHEN Hongyan, WANG Guifeng, et al. Salinity inversion of severe saline soil in the Yellow River estuary based on UAV multi-spectra[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(10): 37–48. (in Chinese)
- [13] IVUSHKIN K, BARTHOLOMEUS H, BREGT A K, et al. UAV based soil salinity assessment of cropland[J]. *Geoderma*, 2018, 338: 502–512.
- [14] RAO B R M, SHARMA R C, RAVI S T, et al. Spectral behaviour of salt-affected soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(12): 2125–2136.
- [15] 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.
- [16] ALLBED A, KUMAR L, ALDAKHEEL Y Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries; applications in a date palm dominated region[J]. *Geoderma*, 2014, 230–231: 1–8.
- [17] WANG Jingzhe, DING Jianli, YU Danlin, et al. Capability of Sentinel-2 MSI data for monitoring and mapping of soil salinity in dry and wet seasons in the Ebinur Lake region, Xinjiang, China[J]. *Geoderma*, 2019, 353: 172–187.
- [18] FAN Xingwang, LIU Yuanbo, TAO Jinmei, et al. Soil salinity retrieval from advanced multi-spectral sensor with partial least square regression[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(1): 488–511.
- [19] 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)



- [20] 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)
- [21] 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)
- [22] 郭鹏,李华,陈红艳,等. 基于光谱指数优选的土壤盐分定量光谱估测[J]. 水土保持通报, 2018, 38(3): 193–199.  
GUO Peng, LI Hua, CHEN Hongyan, et al. Quantitative spectral estimation of soil salinity based on optimum spectral indices [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(3): 193–199. (in Chinese)
- [23] 依力亚斯江·努尔麦麦提,师庆东,阿不都拉·阿不力孜,等. 灰色评估模型定量评价于田绿洲土壤盐渍化风险[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 176–184.  
ILYAS Nurmamet, SHI Qingdong, ABDULLA Abliz, et al. Quantitative evaluation of soil salinization risk in Keriya Oasis based on grey evaluation model [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(8): 176–184. (in Chinese)
- [24] TRIKI F H, BOUAZIZ M, BENZINA M, et al. Modeling of soil salinity within a semi-arid region using spectral analysis [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2015, 8(12): 11175–11182.
- [25] FARIFTEH J, MEER F V D, 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.
- [26] 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)
- [27] 曹肖奕,丁建丽,葛翔宇,等. 基于光谱指数与机器学习算法的土壤电导率估算研究[J]. 土壤学报, 2019, 57(4): 1–9.  
CAO Xiaoyi, DING Jianli, GE Xiangyu, et al. Estimation of soil electrical conductivity based on spectral index and machine learning algorithm [J]. Acta Pedologica Sinica, 2019, 57(4): 1–9. (in Chinese)
- [28] KE Y, IM J, LEE J, et al. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations [J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 298–313.
- [29] SHIRAZI M, ZEHTABIAN G H, MATINFAR H R. Survey of capability of remote sensing indices for enhancement of land cover in arid areas (case study: Najmabad) [J]. Iranian Journal of Range & Desert Research, 2010, 17(2): 256–272.
- [30] CHEN M J. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1996, 22(3): 229–242.
- [31] HUI Q L, HUETE A. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1995, 33(2): 457–465.
- [32] 冯娟,丁建丽,杨爱霞,等. 干旱区土壤盐渍化信息遥感建模[J]. 干旱地区农业研究, 2018, 36(1): 266–273.  
FENG Juan, DING Jianli, YANG Aixia, et al. Remote sensing modeling of soil salinization information in arid areas [J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2018, 36(1): 266–273. (in Chinese)
- [33] 王飞,杨胜天,丁建丽,等. 环境敏感变量优选及机器学习算法预测绿洲土壤盐分[J]. 农业工程学报, 2018, 34(22): 102–110.  
WANG Fei, YANG Shengtian, DING Jianli, et al. Environmental sensitive variable optimization and machine learning algorithm using in soil salt prediction at oasis [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(22): 102–110. (in Chinese)
- [34] JIANG Z, HUETE A, DIDAN K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3833–3845.
- [35] QI J G, CHEHBOUNI A R, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index [J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119–126.
- [36] 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(1–3): 96–109.
- [37] ENNAJI W, BARAKAT A, KARAOUI I, et al. Remote sensing approach to assess salt-affected soils in the north-east part of Tadla plain, Morocco [J]. Geology, Ecology, and Landscapes, 2018, 2(1): 22–28.
- [38] ABBAS A, KHAN S. Using remote sensing techniques for appraisal of irrigated soil salinity [C] // International Congress on Modelling and Simulation (MODSIM), Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand Brighton, 2007: 2632–2638.
- [39] HU J, PENG J, ZHOU Y, et al. Quantitative estimation of soil salinity using UAV-borne hyperspectral and satellite multispectral images [J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 736.
- [40] 胡守忠,乔冬梅,史海滨. 油料向日葵根系生态与生理特性分析[J]. 干旱区资源与环境, 2006(6): 192–197.  
HU Shouzhong, QIAO Dongmei, SHI Haibin. Analysis on root ecological and physiological characteristics of sunflower [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2006(6): 192–197. (in Chinese)
- [41] 孔东,史海滨,魏占民,等. 干旱区不同水盐处理对向日葵生理性状的影响研究[J]. 灌溉排水学报, 2004, 23(1): 44–46.  
KONG Dong, SHI Haibin, WEI Zhanmin, et al. Effect on physiological properties of sunflower under water-saving irrigation in the arid areas [J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2004, 23(1): 44–46. (in Chinese)
- [42] 曾文治,徐驰,黄介生,等. 土壤盐分与施氮量交互作用对葵花生长的影响[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 86–94.  
ZENG Wenzhi, XU Chi, HUANG Jiesheng, et al. Interactive effect of salinity and nitrogen application on sunflower growth [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(3): 86–94. (in Chinese)
- [43] WANG Q, LI P, CHEN X. Modeling salinity effects on soil reflectance under various moisture conditions and its inverse application: a laboratory experiment [J]. Geoderma, 2012, 170: 103–111.