

基于 Landsat 8 的节水改造背景下盐渍化土壤含盐量反演

刘伟^{1,2} 史海滨¹ 苗庆丰¹ 刘晓志³ 段捷¹ 王禹森¹

(1. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018;

2. 内蒙古生态环境大数据有限公司, 呼和浩特 010010;

3. 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100038)

摘要: 为探明沈乌灌域节水改造后因渠道衬砌、引排水量减少引起的土壤含盐量时空分布特征及变化规律, 采用区域土壤信息定点监测, 结合经典统计学、空间插值以及机器学习建模反演等技术手段, 利用 Landsat 8 卫星获取光谱数据, 通过对实测土壤含盐量、光谱指数及波段反射率进行处理, 运用 Adaboost 回归、BP 神经网络回归、梯度提升树回归、KNN 回归、决策树回归、随机森林回归方法构建了沈乌灌域土壤含盐量空间反演模型。采用最优反演模型对沈乌灌域土壤含盐量空间分布特征进行了遥感反演。结果表明: 通过全变量单一回归法筛选出相关系数大于 0.55 的 9 个光谱因子, 使用 SPSS PRO 软件构建 6 种机器学习反演模型, 对比 6 种反演模型精度, 验证集决定系数 R^2 由大到小依次为随机森林回归、梯度提升树回归、Adaboost 回归、KNN 回归、决策树回归、BP 神经网络回归。其中随机森林回归模型的拟合精度最佳, 训练集与验证集的决定系数 R^2 分别为 0.834 和 0.86, 说明随机森林回归模型的反演效果较好。反演结果表明: 节水改造后非盐渍土面积增加 391.7 km², 占灌域总面积的 21%, 中度盐渍土面积、重度盐渍土面积、盐土面积分别减少 95.61、63.37、45.7 km², 分别占灌域总面积的 5%、3%、2%。综上所述, 节水改造工程完成后, 沈乌灌域土壤盐渍化程度减轻, 作物生长安全区面积增加, 但由于渠道衬砌以及引排水量减少, 土壤盐分淋洗效果减弱, 土壤盐分在灌域内部运移, 整体土壤环境得到改善, 局部地区出现盐分聚集。

关键词: 节水改造; 土壤含盐量; 遥感反演; Landsat 8

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)01-0294-11

OSID:



Inversion of Salt Content in Salinized Soil under Background of Water-saving Transformation Based on Landsat 8

LIU Wei^{1,2} SHI Haibin¹ MIAO Qingfeng¹ LIU Xiaozhi³ DUAN Jie¹ WANG Yusen¹

(1. College of Water Conservation and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China

2. Inner Mongolia Ecological Environment Big Data Company, Huhhot 010010, China

3. State Key Laboratory of Watershed Water Cycle Simulation and Regulation, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to explore the spatial-temporal distribution characteristics and variation rules of soil salt content caused by the reduction of channel lining and drainage water after water-saving transformation in Shenwu irrigated district, fixed-point monitoring of regional soil information was adopted, combined with classical statistics, spatial interpolation and machine learning modeling and inversion, and spectral data was obtained by Landsat 8 satellite. By processing the measured soil salt content, spectral index and band reflectance, using Adaboost regression, BP neural network regression, gradient lifting tree regression, KNN regression, decision tree regression and random forest regression, the spatial inversion model of soil salt content in Shenwu irrigated district was constructed. The optimal inversion model was used to invert the spatial distribution characteristics of soil salt content in Shenwu irrigated district. The results showed that the correlation coefficient was screened by the whole variable single regression method. With nine spectral factors of 0.55, six inversion models of machine learning were constructed using SPSS PRO software, and the accuracy of the six inversion models was compared. The verification set R^2 from high to low was random forest regression, gradient lifting tree regression, Adaboost

收稿日期: 2023-05-12 修回日期: 2023-05-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFC3201202-05)和国家自然科学基金项目(52269014)

作者简介: 刘伟(1997—),男,硕士生,内蒙古生态环境大数据有限公司助理工程师,主要从事灌溉理论与技术研究,E-mail: 994731301@qq.com

通信作者: 史海滨(1961—),男,教授,博士生导师,主要从事灌溉理论与技术研究,E-mail: shi_haibin@sohu.com

regression, KNN regression, decision tree regression, and BP neural network regression. The random forest regression model had the best fitting accuracy, and the R^2 of training set and verification set were 0.834 and 0.86, respectively. It was showed that random forest regression model had better inversion effect. The inversion results showed that the non-salinization soil increased by 391.7 km^2 , accounting for 21% of the total irrigation area, while the moderate salinization soil, severe salinization soil and saline soid reduced the square by 95.61 km^2 , 63.37 km^2 and 45.7 km^2 , accounting for 5%, 3% and 2% of the total irrigation area, respectively. In summary, after the completion of the water-saving transformation project, the degree of soil salinization in Shenwu irrigated district was reduced, and the area of crop growth security area was increased. However, due to the reduction of channel lining and drainage water, the effect of soil salt leaching was weakened, and soil salt migrated within the irrigation area, the overall soil environment was improved, and salt accumulation occurred in some areas.

Key words: water-saving transformation; soil salt content; remote sensing inversion; Landsat 8

0 引言

土壤盐渍化是指土壤中可溶性盐类含量超过一定程度,影响正常植物生长的现象^[1]。据统计,全球约 $1.1 \times 10^8 \text{ hm}^2$ 的土地受到盐渍化影响^[2],我国盐渍化土地面积约为 $3.69 \times 10^7 \text{ hm}^2$ ^[3]。土壤盐渍化不仅降低农业生产潜力,还恶化生态环境,威胁粮食安全和社会稳定^[4]。节水改造是指通过改善灌溉设施、优化灌溉方式、调整灌溉制度等措施,提高灌溉用水效率,减少灌溉用水量,达到节约水资源、增加粮食产量、改善生态环境的目的^[5-6]。节水改造是应对水资源短缺和气候变化的重要途径之一,也是实现农业可持续发展的必要条件之一^[7]。我国是世界上人口最多、耕地最少、人均水资源最少的国家之一,节水改造已成为我国农业发展的战略选择。

沈乌灌域自 2013 年开始实施内蒙古黄河干流水权盟市间转让河套灌区沈乌灌域试点工程建设^[8-9](下称水权转让工程),试点规划采取的节水改造工程^[10]主要包括渠道防渗、管道输水、喷灌滴灌等措施。试点工程自 2014 年 1 月 20 日开工,至 2017 年 12 月完工。衬砌总长度 893.80 km。灌域斗级以上渠道衬砌率由 5.80% 提高到 100%。对土壤盐分时空分布特征与规律分析的研究主要分为两个时期,第 1 时期学者的主要研究方式以地统计学与 GIS 技术结合^[11],姚荣江等^[12]通过经典统计学与地统计学相结合的方法,对不同深度土层盐分含量的空间变异特征进行研究。马贵仁等^[13]通过对巴彦淖尔市五原县盐渍化土壤典型区域,采用区域土壤-地下水信息定点监测法,结合经典统计学、空间插值、相关性回归分析等方法,对地下水与不同深度土壤盐分空间变化特征以及土壤盐分与地下水埋深之间的相关性进行研究。徐英等^[14]通过对河套灌区的盐渍化土地运用非参数地质统计学的多元克立格法,结合单元指示克立格法,对两个关键时期的

土壤水分和盐分进行空间分布分析。窦旭等^[15]结合统计学方法与地质统计学原理对不同深度土壤时空分布与变化规律进行研究。

遥感技术^[16]是一种根据电磁波理论,应用各种传感器如多光谱摄影机^[17]、多光谱扫描仪^[18]、航空摄影机^[19](航摄影)、全景摄影机^[20]、合成孔径侧视雷达^[21]等设备,从远距离感知目标反射或自身辐射的电磁波对目标进行探测的综合性技术。多光谱卫星^[22]的特点为成像视角广,频带预处理简单。Landsat 8 卫星^[23-24]具有分辨率高、时间跨度大、容易获取等优点。在第 2 时期,更多的学者以遥感卫星影像与实测土壤含盐量数据为基础^[25-27],构建土壤含盐量空间反演模型^[28-30],对区域土壤盐分时空分布特征与规律进行研究。NGABIRE 等^[31]应用地理信息技术结合多元线性回归建模,对石羊河流域不同土地覆盖类型的土壤含盐量进行了制图分析;杨练兵等^[32]针对模型精度进行结构参数与初始权重的优化,构建 3 种反演模型,但仅在单一模型的基础进行优化,并未对多种模型进行筛选。孙亚楠等^[33]使用实测高光谱与多光谱影像融合,分析了不同季节土壤盐分遥感反演的差异性。以节水改造工程实施为背景,对盐渍化区域耕层土壤含盐量进行空间反演,在节水改造工程前后这一时间段,对土壤含盐量时空演变规律进行定性定量的对比研究鲜有报道。史海滨等^[34]采用空间插值、缓冲区分析和空间自相关分析方法,研究节水改造前后沈乌灌域土壤盐分空间变异、时空分布规律及不同改造年限区域土壤盐分变化差异。但其研究时由于沈乌试点工程全面建成仅 1 年,投运时间较短,且区域生态环境对节水改造工程实施响应过程具有一定的滞后性,跟踪监测评估获取的监测数据尚不满足分析判断工程节水稳定性和持续性的需要。

本文以水权转让试点——河套灌区西部上游地区的沈乌灌域为研究区域,以节水改造工程实施后引黄水量与秋浇水量减少,渠系渗漏减少等为研究

背景,使用 GIS 的插值方法得到直观详细的空间土壤含盐量分布图,构建 6 个机器学习模型并进行筛选,选择模拟效果最好的模型对土壤含盐量进行反演。以此为据对灌域尺度下的土壤含盐量时空分布特征及演变规律进行分析,探明灌域不同盐渍化等级空间分布与聚集情况。为沈乌灌域节水改造工程的后续建设实施提供理论依据,并为土壤环境改善以及秋浇制度改良提供理论指导。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

沈乌灌域(40°14′~40°51′N,106°20′~107°06′E)位于内蒙古河套灌区最西部,西南连接乌兰布和沙漠东北部,属内陆高原,东西长约 72 km,南北宽约 65 km,灌域总面积约为 1 860 km²。沈乌灌域属典型的温带大陆性干旱气候,该地区全年降雨稀少,多年平均降水量为 144.4 mm。日照充足且日照时间较长,风沙大,年平均风速 3 m/s,全年扬沙日数 80 余天,沙尘暴日数 20 余天。因此蒸发量大,多年平均蒸发量为 2 453 mm,蒸降比为 16:9。灌域夏季主要种植作物包括小麦、油葵、番茄、瓜类等,秋季主要种植作物包括玉米、甜菜、葵花及其它杂粮等。灌域地形及位置分布如图 1 所示。

1.2 试验设计与数据源

1.2.1 试验设计

土壤监测点位依照均匀分布、随机布点的原则

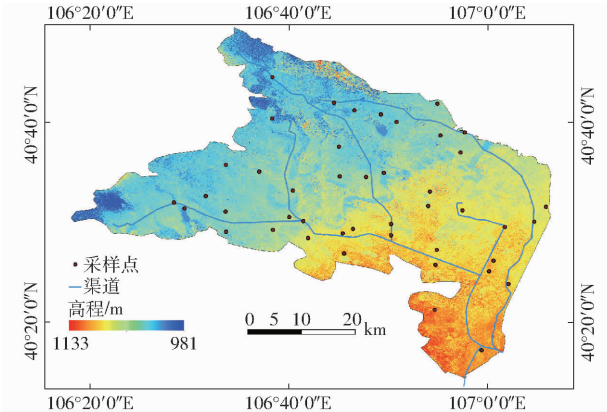


图 1 研究区地形及采样点位置分布图

Fig.1 Study area topography and sampling point location distribution map

布设。由于节水改造的工程实施以渠道基本全部衬砌为主,因此兼顾主要干支渠地理位置,布施取样点位共计 40 个(图 1)。在 2016 年 4 月及 2021 年 4 月进行采样,采用土钻法采集耕层土壤(0~30 cm)带回室内实验室自然风干后,碾碎过 2 mm 筛。以土水质量比 1:5^[35]混合后提取、测定溶液,使用上海雷磁 DDS-307 型台式电导率仪测得土壤电导率($EC_{1:5}$,dS/m),使用经验公式^[36]对土壤含盐量 S_i (g/kg)与土水质量比 1:5 浸提液电导率进行转换计算,公式为

$$S_i = 3.7657EC_{1:5} - 0.2405 \tag{1}$$

节水改造前后实测耕层土壤含盐量数理统计如表 1 所示。

表 1 节水改造前后耕层土壤含盐量数理统计

Tab.1 Mathematical statistics of soil salt content before and after water-saving transformation

年份	平均值/ (g·kg ⁻¹)	标准误差/ (g·kg ⁻¹)	标准差/ (g·kg ⁻¹)	方差/ (g ² ·kg ⁻²)	峰度	偏度	最小值/ (g·kg ⁻¹)	最大值/ (g·kg ⁻¹)	变异系数/ %
2016(改造前)	3.76	0.19	1.23	1.50	11.48	2.84	2.20	9.48	33
2021(改造后)	2.32	0.65	4.10	16.81	13.74	3.50	0.14	21.75	177

1.2.2 数据源与预处理

美国陆地卫星(Landsat)系列卫星由美国国家航空航天局(NASA)和美国地质勘探局(USGS)共同管理。自 1972 年起,Landsat 系列卫星陆续发射,是美国用于探测地球资源与环境的系列地球观测卫星系统,曾称作地球资源技术卫星(ERTS)。本文使用的遥感数据源来自 Landsat 8,每 16 d 可以实现一次全球覆盖。Landsat 8 波段包括蓝色、绿色、红色、NIR、SWIR1、SWIR2 和分辨率 30 m 的卷云波段。本文所使用的遥感影像数据均来源于美国地质勘探局官网(<http://glovis.usgs.gov/>)。

Landsat 8 OLI 传感器参数见表 2,该波段影像作为沈乌灌域土壤盐分反演模型筛选数据。

表 2 Landsat 8 OLI 传感器参数

Tab.2 Landsat 8 OLI sensor parameters

波段	波段名称	波长/μm	分辨率/m
band1	卷云波段	0.43~0.45	30
band2	蓝色波段	0.45~0.51	30
band3	绿色波段	0.53~0.59	30
band4	Red 红色波段	0.64~0.67	30
band5	NIR 近红外波段	0.85~0.88	30
band6	SWIR1	1.57~1.65	30
band7	SWIR2	2.11~2.29	30

选取节水改造前 2016 年 4 月与节水改造后 2021 年 4 月成像清晰、云量小于 5% 的分辨率 30 m 遥感影像数据。

OLI 在成像过程中会受到传感器本身以及大气

散射、吸收与反射引起的误差,因此使用 ENVI 5.3 软件对原始遥感影像数据进行预处理消除误差,包含辐射定标与 FLAASH 大气校正。将校正后的图像进行图像裁剪、图形镶嵌、投影变换等操作,得到最终建模反演土壤盐渍化的研究区域遥感影像。

1.3 研究方法

1.3.1 反距离插值法

反距离插值法 (Inverse distance weight) 是一种常用的地理学空间插值技术。其原理是通过对各个待处理像元邻域中的样本数据点取平均值来估计像元值点到要估计的像元的中心距离,距离像元中心越近,则其在平均过程中的影响或权重越大。即假定每个数据点都对研究区域局部有影响,而距离越大,影响越小。其计算过程是通过目标点的地理位置与计算指标的属性为基础来实现的,公式^[37]为

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(s_i) \tag{2}$$

其中
$$\lambda_i = \frac{d^{-p}(s_i, s_0)}{\sum_{i=1}^n d^{-p}(s_i, s_0)} \tag{3}$$

式中 $\hat{Z}(s_0)$ ——点 s_0 的空间坐标
 $Z(s_i)$ ——点位的空间坐标
 λ_i ——权重,是距离倒数的函数
 $d(s_i, s_0)$ ——散点和插值点之间的距离
 p ——任意正实数,通常取 2
 n ——样本数量

1.3.2 遥感指数计算

选取与土壤含盐量相关的波段反射率^[38-40]、植被指数与盐分指数共计 19 个,分别为红波段反射率 (Red, R)、绿波段反射率 (Green, G)、蓝波段反射率 (Blue, B)、海岸反射率 (Coastal, C)、近红外波段 (Night-time ozone profile, NIR)、短波红外 1 波段 (Short-wave infrared, SWIR1)、短波红外 2 波段 (Short-wave infrared, SWIR2)、归一化植被指数 (Extended normalized difference vegetation index, NDVI)、归一化盐分指数 (Normalized difference salinity index NDSI)、增强型盐分指数 (Extended salinity index, ESI-T)、增强型盐分指数 (ESI)、扩展增强型归一化植被指数 (Extended normalized difference vegetation index, ENDVI)、扩展增强型归一化盐分指数 (Extended normalized difference salinity index, ENSDI),以及多类盐分指数 SI、SI3、SI4、S2、S3、S5。遥感光谱指数计算公式如表 3 所示。

1.3.3 土壤含盐量反演模型

由于统计分析建模方法具有直观理解和解释的

表 3 遥感光谱指数计算公式
Tab.3 Remote sensing spectral index

指数	公式	文献序号
盐分指数	$SI = \sqrt{BR}$	[31]
盐分指数	$SI_3 = \sqrt{G^2 + R^2}$	[31]
盐分指数	$SI_4 = \sqrt{G^2 + R^2}$	[30]
盐分指数	$S_2 = \frac{B - R}{B + R}$	[32]
盐分指数	$S_3 = GR/B$	[31]
盐分指数	$S_5 = BR/G$	[31]
归一化植被指数	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$	[31]
归一化盐分指数	$NDSI = \frac{R - NIR}{NIR + R}$	[32]
增强型盐分指数	$ESI - T = \frac{R}{NIR + SWIR_2}$	[32]
增强型盐分指数	$ESI = \frac{\sqrt{BR} + SWIR_1}{SWIR_1}$	[32]
扩展增强型归一化植被指数	$ENDVI = \frac{NIR + SWIR_2 - R}{NIR + SWIR_2 + R}$	[31]
扩展增强型归一化盐分指数	$ENDSI = \frac{R - NIR}{R + NIR + SWIR_2}$	[32]

特点,而机器学习建模方法能够有效地解决非线性问题,本研究以筛选的光谱指数、波段反射率作为反演模型的自变量,土壤含盐量为因变量。使用 SPSSPRO 软件^[41]构建 Adaboost、BP 神经网络、梯度提升树 (GBDT)、KNN、决策树以及随机森林回归模型。

Adaboost 给予误差率低的学习器一个高的权重,给予误差率高的学习器一个低的权重,结合弱学习器和对应的权重,生成强学习器。该算法系统具有较高的检测速率,且不易出现过适应现象。

BP 神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一,通过反向传播算法来训练多层神经网络,它通过对网络权值和偏置的调整,不断优化网络的输出结果,以尽可能接近目标输出。

梯度提升树是一种有监督集成的方法,数据集中随机选取变量因子来训练样本,构建决策树,然后从样本集中抽取样本训练以获取新的决策树,过程循环多次,最终获得决策树,将多个决策树的结果按照加权平均结果来获取最终的输出。梯度提升树是一个加法模型,它串行地训练一组 CART 回归树。最终对所有回归树的预测结果加和,由此得到一个强学习器。每一棵新树都拟合当前损失函数的负梯度方向。最后输出一组回归树的加和,从而得到回归结果。

KNN 回归模型使用 K 近邻算法,将不同距离的邻居对该样本产生的影响给予不同的权值,是将 K 个最近邻实例进行平均处理预测的一种有监督算法。

决策树回归模型的树中每个内部节点都是一个分裂问题:对实例的某个属性进行指定测试,它将到达该节点的样本按照某个特定的属性进行二次分割,并且该节点的每一个后继分支对应于该属性的一个可能值。回归树的叶节点所含样本中,其输出变量的平均值就是预测结果。

随机森林回归(Random forest regression, RFR)是在分类回归树基础上的多决策树集成学习方法,从数据集中随机选取变量因子来训练样本,根据数据子集构建决策树,紧跟着陆续从总样本中抽取部分样本进行训练以获取新的决策树,过程循环多次,最终获得决策树,将多个决策树的结果按照最优的平均结果来获取最终的输出。

1.3.4 模型精度评价

采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、均方误差(MSE)和平均绝对误差(MAE)4个评价指标来比较不同机器学习模型的精度从而选择最优模型。

2 结果与分析

2.1 节水改造前后实测土壤含盐量时空分布

节水改造工程实施前后,播前耕层土壤含盐量均值减小1.44 g/kg,同比下降38%。采用变异系数 C_v 反映土壤含盐量数据间的离散程度,其定义为标准差与平均值之比。 $C_v < 10\%$ 为弱变异性, $10\% \leq C_v \leq 100\%$ 为中等变异性, $C_v > 100\%$ 为强变异性。由表1可知,节水改造前耕层土壤含盐量的变异系数在10%~100%之间,属中等变异性,节水改造工程完成后,变异系数大于100%,属强变异性。

由表4可知,节水改造前(2016年),灌域内0~30 cm土层土壤均为轻中度盐渍土,轻度和中度盐渍土面积分别为1 269.31 km²和587.25 km²,分别占灌域总面积的68.37%和31.63%。2021年,

非盐渍土面积增加至1 559.84 km²,占灌域总面积的84.02%。轻度盐渍土和中度盐渍土面积分别减少85.83%、85.66%。重度盐渍土面积增加32.69 km²,占灌域面积的1.75%。

节水改造工程完成后,灌域土壤盐渍化程度整体大幅减弱,非盐渍土面积增加1 559.84 km²,轻度及中度盐渍土面积大幅减少,大部分转化为非盐渍土,较少部分转化为重度盐渍土,这是由于渠道衬砌与引水量减少后,地下水位降低,土壤表聚效应减弱。而由于秋浇水量减少,盐分淋洗效果减弱,排水量减少,土壤盐分在灌域内部运移至局部地区,产生积聚。

使用ArcGIS 10.2中空间插值功能内的反距离插值分项功能,导入实测点位经纬度与实测土壤含盐量数据,得到沈乌灌域土壤含盐量空间插值图(图2)。从空间分布特征来看,节水改造前,盐分主要分布在灌域西部区域和南部至北部边缘区域,分别为东风分干渠和建设三分干控制范围内。此阶段灌域引排水量较为充沛,秋浇水量大,土壤盐分淋洗及排盐效果较强,土壤表聚不明显,土壤盐分空间分布较为均匀,空间异质性较弱。

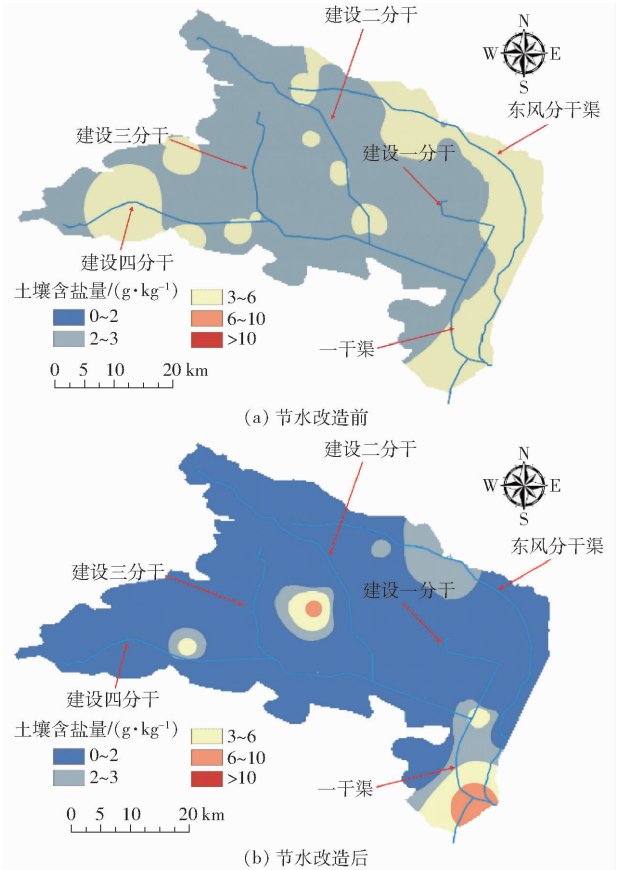


图2 节水改造前后耕层土壤盐分空间分布图
Fig.2 Spatial distribution maps of topsoil salt before and after water-saving transformation

随着节水改造工程的进行,引黄水量减少,土壤

表4 节水改造前后耕层盐渍化程度土壤面积及比例

Tab.4 Soil area and proportion of different salinization levels

年份	盐渍化程度	面积/km ²	比例/%
2016	非盐渍土	0	0
	轻度盐渍土	1 269.31	68.37
	中度盐渍土	587.25	31.63
	重度盐渍土	0	0
	盐土	0	0
2021	非盐渍土	1 559.84	84.02
	轻度盐渍土	179.82	9.69
	中度盐渍土	84.21	4.54
	重度盐渍土	32.69	1.75
	盐土	0	0

盐分在灌域内运移,2021 年灌域内一干渠、建设一分干、建设三分干和建设四分干控制范围内趋于脱盐,灌域内一干渠首区域成为积盐区,灌域内非盐渍土面积达到 84.02%。

2.2 建模变量筛选

在多变量回归中,为了得到一个简洁有效的预测模型,通常需要进行变量筛选,统计学中常用的变量筛选方法有逐步回归(向前法和后退法),但由于逐步回归法的局限性,不能保证对建模变量的每一个组合进行评估。影响因子如果不进行筛选,很容易对土壤盐分反演产生协同或抑制作用,从而降低算法的反演效率。因此采用全变量单一回归法对建模变量进行筛选(图 3)。

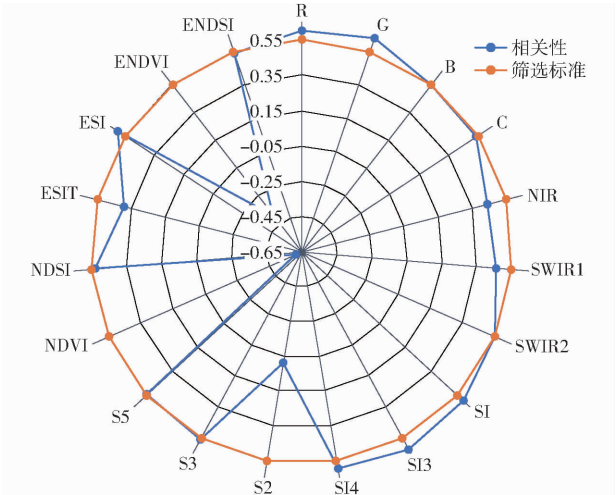


图 3 建模变量相关性
Fig. 3 Correlation of modeling variables

对植被指数、盐分指数和波段反射率共 19 个变量逐一与土壤含盐量做相关性分析,如图 3 所示:除 S2、NDVI 和 ENDVI 3 个指数外,各指数均与 SSC 表现为正相关。为减少数据量,提高模型精度,选取相关性高于 0.55 的 9 个变量(R、G、B、SWIR2、SI、SI3、SI4、S3 和 ESI)进行多元线性回归模型构建。

2.3 土壤含盐量模型构建与验证

通过 SPSS PRO 软件^[41]构建 Adaboost、BP 神经网络、梯度提升树、KNN、随机森林和决策树回归等 6 个土壤盐分反演模型。从遥感影像波段 19 个空间环境变量构成的建模集中,有放回地从建模集中抽取 70% 的样本构建训练集,利用剩余的 30% 样本对模型进行验证。

通过 R^2 、RMSE、MSE 和 MAE 4 个指标对模型进行评价,从而寻找出最佳的土壤含盐量反演模型,机器学习模型精度评价如图 4 所示。

结果表明,模型整体检验显著,可以解释因变量的变化。由图 4 可以看出,6 种反演模型精度中,验证集决定系数 R^2 由大到小依次为随机森林回归、梯

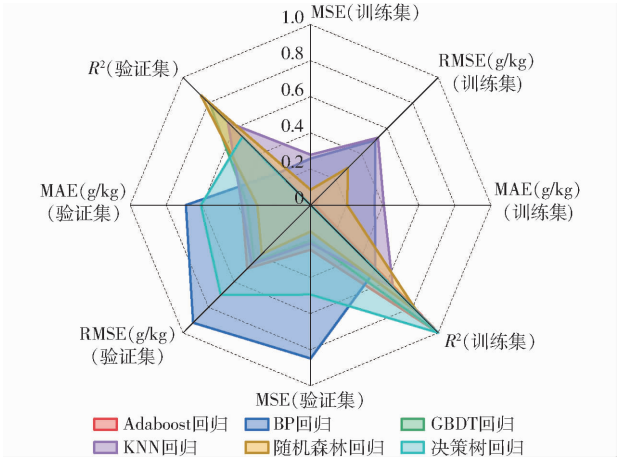


图 4 模型精度验证结果
Fig. 4 Model accuracy verification parameter diagram

度提升树回归、Adaboost 回归、KNN 回归、决策树回归、BP 神经网络回归。随机森林回归模型训练集的 R^2 为 0.834, RMSE 为 0.292 g/kg, MAE 为 0.085 g/kg, MSE 为 0.085。验证集的 R^2 为 0.86, RMSE 为 0.383 g/kg, MAE 为 0.295 g/kg, MSE 为 0.146。随机森林回归模型的 R^2 最大,且 RMSE、MSE 和 MAE 最小,说明随机森林回归模型在所选取的模型中有较强的学习能力,使 SSC 反演精度得到有效提高。与其他机器学习模型相比,在土壤含盐量反演上具有更高的拟合度和更小的误差。

2.4 土壤盐渍化空间反演

将 SPSS PRO 软件中的模型代码以 Python 形式导出,使用 ArcGIS 的 Python 脚本功能,将结果转化为 ArcGIS 可以识别的格式,以 2016 年 4 月与 2021 年 4 月的多光谱遥感影像数据为基础,加载模型并输出结果。在得到灌域土壤盐分反演结果后,考虑到水体与沙地的地类特殊性与掩盖性,为追求遥感影像数据的精确,使用随机森林回归模型对同年月遥感影像进行土地利用类型分类,将沙地、水体图层进行提取并覆盖,如图 5 所示。

由图 5 分析可得,2016 年春播前沈乌灌域主要盐渍化类型为非盐渍土与轻中度盐渍土,其中非盐渍土、轻度盐渍土、中度盐渍土面积分别为 294.74、425.19、328.75 km²,非盐渍土、轻度盐渍土、中度盐渍土类型总和占灌域总面积的 57%。重度盐渍土与盐土多分布于水体附近或干支渠两侧,渠系与水体附近均出现积盐现象。

由图 5、6 可知,节水改造后非盐渍土面积增加 391.7 km²,占灌域总面积的 21%,中度盐渍土、重度盐渍土、盐土分别减少 95.61、63.37、45.7 km²,分别占灌域总面积的 5%、3%、2%。由于引黄水量减少以及渠道衬砌率达 100% 引起的地下水位下降,土壤毛细作用减弱,地表盐分集聚弱化,东风分干渠控

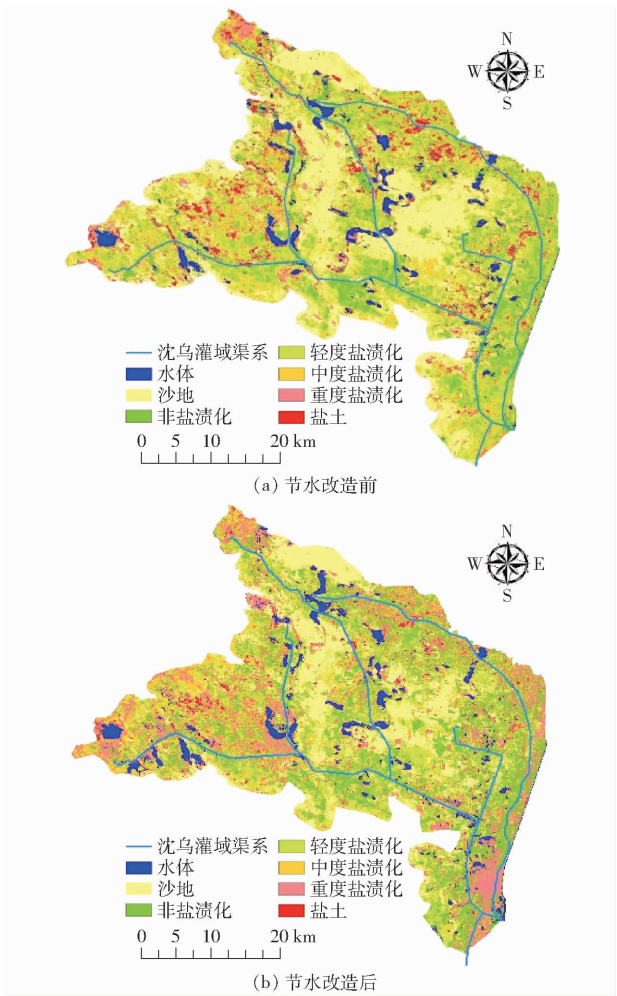


图5 节水改造前后沈乌灌域盐渍化土壤空间反演图
Fig.5 Spatial inversion maps of salinized soil in Shenwu irrigated district before and after water-saving transformation

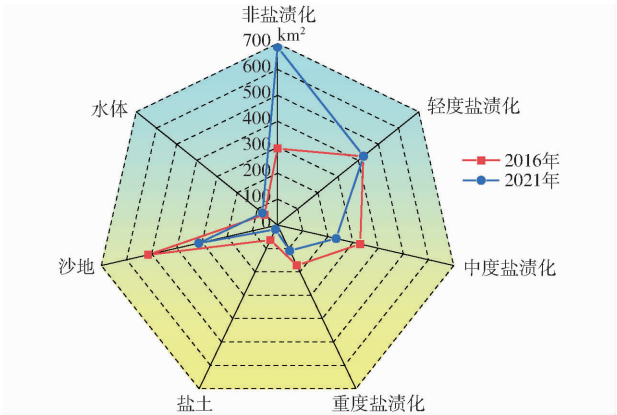


图6 随机森林回归模型土壤盐渍化标准分级
Fig.6 Standard classification of soil salinization by random forest regression model

制区域的大部分盐土盐渍化程度降低,变为重度盐渍土,建设二分干渠末与建设一分干渠末的盐土也转为重度盐渍土。

通过实地考察可知,由于灌域中部地区荒地开垦、复垦等因素,灌域沙地面积减少 201.26 km²,占灌域总面积的 11%。水体面积增加 10.29 km²。灌

域整体土壤盐渍化程度逐渐减弱且趋于稳定,同时一干渠渠首控制区域呈现盐分聚集的态势。根据实测点位数据,节水改造前(2016 年)一干渠渠首区域 4 月的土壤含盐量为 4.26 g/kg,节水改造后(2021 年)为 13.19 g/kg,增加 209.62%。

由表 5 可知,2021 年与 2016 年相比,一干渠秋浇水量减少 3.368 × 10⁷ m³,较 2016 年减少 48.95%,因此导致土壤盐分淋洗程度降低,淋洗深度变浅,盐分难以抵达土壤深层,与引黄水量减少前相比,盐分更易通过毛细作用向土壤表层集聚。

表 5 2016 年与 2021 年沈乌灌域秋浇引用水量

Tab.5 Amount of autumn watering in Shenwu irrigated district in 2016 and 2021

年份	渠道	秋浇引水量
2016	沈乌干渠	1.190 8 × 10 ⁸
	一干渠	6.880 0 × 10 ⁷
	东风分干渠	5.028 0 × 10 ⁷
2021	沈乌干渠	8.306 0 × 10 ⁷
	一干渠	3.512 0 × 10 ⁷
	东风分干渠	4.794 0 × 10 ⁷

此外,一干渠渠首盐分聚集区域位于黄河三盛公水利枢纽西部、东风分干渠两侧和一干渠东侧狭长地带,包含磴口县主城区范围,此区域分布南湖公园、北海湿地景区、磴口人民公园、黄河三盛公景区人工湖等 4 个湖泊。盐分聚集的原因为:黄河和总干渠侧渗补给地下水,地下水位偏高;4 个景观湖湖水来源主要是排水和雨水以及地下水,水中盐分含量较高;城区排水(主要是雨水)和园林绿化浇水等影响;城区地势低洼,造成地下水位较高,土壤毛细作用较强,造成盐分表聚。

2.5 空间插值与遥感反演方法对比

由表 4 和图 2、5 分析可知,节水改造前空间插值与遥感反演的土壤含盐量分布均以轻中度盐渍土为主,面积分布的大致规律相同。空间插值方法的轻度与中度盐渍土面积分别为 1 269.31、587.25 km²,其余盐渍化类型均为 0。遥感反演模型的非盐渍土面积为 294.74 km²,轻度盐渍土面积为 425.19 km²,中度盐渍土面积为 328.75 km²,重度盐渍土面积为 172.68 km²,盐土面积为 63.77 km²。节水改造后空间插值与遥感反演的土壤类型均以非盐渍土为主,轻中度盐渍土面积减少,空间插值的重度盐渍土面积增加至 32.69 km²,且集中在一干渠渠首位置,遥感反演模型的重度盐渍土面积为 109.32 km²,较节水改造前减少 63.36 km²,主要聚集在一干渠渠首位置。盐土面积为 18.07 km²,较节水改造前减少 45.7 km²。由二者时空分布特征对比可知,尽管空

间插值与遥感反演模型的土壤含盐量空间分布规律大致相同,但空间插值的数据表现太过绝对,而遥感反演模型的各级土壤盐渍化面积分布更加符合实际情况。

由上述对比可知,空间插值与遥感反演所得的土壤盐分空间分布规律大致相同,空间插值的节水改造前只有轻度及中度盐渍土两类等级,与实际情况并不相符,且由于每个点位数据可控制的范围有限,因此在空间上呈现点斑状辐射分布。大区域研究中,由于地形、土地利用类型等地理信息更加复杂,而空间插值只能利用有限的点位数据生成连续的区域土壤盐分空间分布数据,所得分析图像信息单一,过渡突兀,难以表现真实的土壤盐分分布信息与空间分布差异。空间插值技术只能对离监测点位较近的局部范围具有确定的解释,对区域性连续空间的描述较为粗略,因此空间插值方法在大区域尺度研究上表现较差。遥感反演模型基于遥感卫星影像与实测监测点位信息数据,通过建立二者之间的联系,由遥感数据反演地表参数,从而达到对不同地表参数类别与等级进行分析的目的。遥感反演模型可以有效弥补监测站点无法完全覆盖区域空间的不足,客观呈现区域空间土壤盐分的分布状况,有效描述区域土壤盐分空间分布特征,特别是在区域监测点较少但区域较大的研究中,空间插值技术难以对复杂情况下的土壤盐分分布进行解释,因此遥感反演技术的优势更加突出。

3 讨论

节水改造前,沈乌灌域土壤含盐量由东南向西北方向逐步递增,与沈乌灌域东南高、西北低的地形高低趋势一致,从渠道控制区域角度分析,渠系末端土壤含盐量较高。由此判断,节水改造前,由于引水量充沛,因此引排水流动顺畅,土壤含盐量在时空分布上有较为明显的趋势,主要影响因素为地形与渠系分布。节水改造工程完成后渠道衬砌率提高,地下水位降低,同时引黄水量减少致使排水量减少,这些因素导致灌域渠系控制区域地下水埋深降低,引盐量减少,因此灌域整体土壤含盐量降低,但由于排水量减少引起的土壤盐分淋洗效果减弱,因此局部地区出现盐分聚集,土壤含盐量分布的空间变异性增强。节水改造工程完成后,节水改造工程虽然对灌域整体土壤含盐量的降低有良好的促进作用,但同时灌域土壤含盐量时空分布愈趋于复杂化。

吴迪^[42]对 2013—2018 年节水改造工程前后区域土壤盐分数据构建 BP 神经网络土壤盐分反演模

型,利用 CA—Markov 模型进行评估和预测,结果表明 2018—2028 年沈乌灌域土壤盐渍化状况趋于稳定发展。本文所得研究结论与该部分结论并不相符,这是由于引排水量减少,灌域原始积累盐分排出困难,在灌域内部进行运移,局部地区出现盐分表聚。许多学者基于高光谱及多光谱数据,采取多种机器学习模型对土壤含盐量及相关指标进行反演^[38,40,43-45],结果均表明机器学习模型对土壤含盐量的反演效果较好。由于对机器学习模型的行业前沿了解不全面,因此本文只选择目前较为热门的 6 种模型,在灌域尺度下,本文认为随机森林回归模型对土壤含盐量的反演能力最好,反演精度最高。对比传统 GIS 手段的空间插值技术来看,遥感反演方法由于其非接触性、多时相观测以及多光谱信息等优势,所反映的真实空间细节更加丰富且精确。尽管遥感方法高效快捷,但由于科学的严谨性与实证性,仍需进行土壤实地采集与实测数据对遥感反演进行佐证,以提供更全面与更精确的地表信息。本文选择在 4 月裸土期进行土壤含盐量反演,结果显示反演效果较好。从植被生长状态来看,植被对土壤含盐量有一定的遮盖作用,能够降低土壤表面的反射率。4 月时植被开始复苏生长,土壤表面的反射率相对较高,有利于遥感反演土壤含盐量。从天气条件来看,4 月时多数地区天气较为稳定,温度适宜,日照充足但不强烈,有助于遥感数据的有效、高效获取和分析。

节水改造工程完成以及灌域引排水量减少后,灌域整体土壤盐渍化程度降低,作物生长安全区域面积增加,土壤环境得到改善。改造前为盐土、重度盐渍土类型的土壤盐渍化程度得到改善。一干渠渠首控制区域土壤表聚严重,经实地考察与资料整理后发现,秋浇水量减少导致土壤盐分的淋洗程度降低,且沈乌灌域的土壤蒸发较强,由于土壤的毛细作用致深层土壤以及地下水中的可溶性盐类受包气带毛细水上升作用积聚于表层土壤中,从而形成重度盐渍土分区,空间变异性增强。

本文以遥感技术与空间插值技术为核心,建立了针对沈乌灌域节水改造工程完成后对灌域耕层土壤含盐量进行反演与评估的综合分析体系,然而受经验与时间的双重限制,本文仍存在不足与欠缺之处。本文围绕灌域尺度的土壤含盐量这一指标进行了多方面的规律分析,为更完整更多元地对节水改造后的土壤环境进行分析,今后应结合土壤内酸碱度、八大离子等要素指标进一步对节水改造后的土壤盐分及养分环境进行分析,将地下水埋深与土壤含水率与土壤含盐量之间的动态关系作为研究重

点,为今后灌区农业种植生产实践以及更加优化的节水改造措施提供理论依据及数据资料。

本文以土壤含盐量与多光谱遥感影像为基础,对多个波段反射率进行数学变化后的多个光谱指数进行筛选,以此为依据,构建多个机器学习模型并优选。但筛选后的光谱指数仍然太多,计算过程仍然太复杂,今后的研究应尝试对波段反射率的数学变换,从而得到对土壤盐渍化地类反演更加精准的光谱指数,同时也应学习并尝试更多更加先进的模型,以实现耕层土壤盐分的高精度定量反演。除此之外,高光谱数据的缺失也是本文研究中难以避免的弊端,在今后的研究当中,高光谱数据的采集也应作为重点。

4 结 论

- (1)节水改造工程实施后,灌域整体土壤盐渍化程度降低,非盐渍土面积增加 391.70 km²,中度盐渍土面积减少 95.61 km²,改造前为盐土、重度盐渍土类型的土壤盐渍化程度得到改善,面积分别减少 63.36、45.7 km²。
- (2)由于引排水量减少,秋浇水量减少,土壤盐分的淋洗程度降低,渠首部分盐分难以通过排水渠排出。
- (3)随机森林回归模型与传统 GIS 手段相比,细节更丰富,精度更高,对大区域复杂情况的土壤含盐量空间分布描述更为准确。

参 考 文 献

[1] 史海滨,杨树青,李瑞平,等. 内蒙古河套灌区水盐运动与盐渍化防治研究展望[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(8): 1-17.
SHI Haibin, YANG Shuqing, LI Ruiping, et al. Soil water and salt movement and soil salinization control in Hetao Irrigation District: current state and future prospect[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(8): 1-17. (in Chinese)

[2] 杨劲松,姚荣江,王相平,等. 中国盐渍土研究:历程、现状与展望[J]. 土壤学报, 2022, 59(1): 10-27.
YANG Jinsong, YAO Rongjiang, WANG Xiangping, et al. Research on salt-affected soils in China: history, status quo and prospect[J]. Acta Pedologica Sinica, 2022, 59(1): 10-27. (in Chinese)

[3] 张海欧. 浅析中国盐渍土分布及演变特征[J]. 农业与技术, 2022, 42(5): 104-107.
ZHANG Haiou. Analysis on the distribution and evolution characteristics of saline soils in China[J]. Agriculture and Technology, 2022, 42(5): 104-107. (in Chinese)

[4] LI J G, PU L J, HAN M F, et al. Soil salinization research in China: advances and prospects[J]. Journal of Geographical Sciences, 2014, 24(5): 943-960.

[5] 李现社,蒋任飞. 我国大型灌区节水改造分析研究[J]. 灌溉排水学报, 2005, 24(5): 46-49.
LI Xianshe, JIANG Renfei. Study on the necessity of water saving reconstruction for large irrigation area in China[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2005, 24(5): 46-49. (in Chinese)

[6] DALIAKOPOULOS I N, TSANIS I K, KOUTROULIS A, et al. The threat of soil salinity: a European scale review[J]. Science of the Total Environment, 2016, 573: 727-739.

[7] 李仰斌,刘俊萍. 中国节水灌溉装备与技术发展展望[J]. 排灌机械工程学报, 2020, 38(7): 738-742.
LI Yangbin, LIU Junping. Prospects for development of water-saving irrigation equipment and technology in China[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2020, 38(7): 738-742. (in Chinese)

[8] 韩天凯,丁雪华,潘春洋,等. 节水改造对沈乌灌域不同地貌浅层地下水埋深的影响[J]. 农业资源与环境学报, 2019, 36(5): 620-629.
HAN Tiankai, DING Xuehua, PAN Chunyang, et al. Influence of water saving reform on the depth of shallow groundwater of different landforms in Shenwu irrigation areas[J]. Journal of Agricultural Resources and Environment, 2019, 36(5): 620-629. (in Chinese)

[9] 董明锐. 内蒙古:探索盟市间水权交易[J]. 中国水利, 2018(19): 52-54.
DONG Mingrui. Inner Mongolia: observations on water right trading between prefectures[J]. China Water Resources, 2018(19): 52-54. (in Chinese)

[10] 张淑霞,李占斌,王琳,等. 论沈乌灌域在水权转让项目下的管理节水措施[J]. 内蒙古水利, 2017(4): 37-38.
ZHANG Shuxia, LI Zhanbin, WANG Lin, et al. On the management of water-saving measures under the water rights transfer project in Shen-Wu-irrigated area[J]. Inner Mongolia Water Resources, 2017(4): 37-38. (in Chinese)

[11] 李仙岳,崔佳琪,史海滨,等. 基于指示 Kriging 的土壤盐渍化风险与地下水环境分析[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 297-306.
LI Xianyue, CUI Jiaqi, SHI Haibin, et al. Analysis of soil salinization risk and groundwater environment based on indicator Kriging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 297-306. (in Chinese)

[12] 姚荣江,杨劲松,刘广明,等. 黄河三角洲地区典型地块土壤盐分空间变异特征研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(6): 61-66.
YAO Rongjiang, YANG Jinsong, LIU Guangming, et al. Spatial variability of soil salinity in characteristic field of the Yellow River Delta[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(6): 61-66. (in Chinese)

- [13] 马贵仁,屈忠义,王丽萍,等. 基于 ArcGIS 空间插值的河套灌区土壤水盐运移规律与地下水动态研究[J]. 水土保持学报, 2021, 35(4): 208 – 216.
MA Guiren, QU Zhongyi, WANG Liping, et al. Research on soil water and salt movement and groundwater dynamics in Hetao Irrigation District based on ArcGIS spatial interpolation[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(4): 208 – 216. (in Chinese)
- [14] 徐英,陈亚新,王俊生,等. 农田土壤水分和盐分空间分布的指示克立格分析评价[J]. 水科学进展, 2006(4): 477 – 482.
XU Ying, CHEN Yaxin, WANG Junsheng, et al. Using indicator Kriging to analyze and evaluate spatial distributions of soil water and salt in field[J]. Advances in Water Science, 2006(4): 477 – 482. (in Chinese)
- [15] 窦旭,史海滨,苗庆丰,等. 盐渍化灌区土壤水盐时空变异特征分析及地下水埋深对盐分的影响[J]. 水土保持学报, 2019, 33(3): 246 – 253.
DOU Xu, SHI Haibin, MIAO Qingfeng, et al. Temporal and spatial variability analysis of soil water and salt and the influence of groundwater depth on salt in saline irrigation area[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2019, 33(3): 246 – 253. (in Chinese)
- [16] 陈俊英,王新涛,张智韬,等. 基于无人机-卫星遥感升尺度的土壤盐渍化监测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 161 – 169.
CHEN Junying, WANG Xintao, ZHANG Zhitao, et al. Soil salinization monitoring method based on UAV – satellite remote sensing scale-up[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 161 – 169. (in Chinese)
- [17] 杨宁,崔文轩,张智韬,等. 无人机多光谱遥感反演不同深度土壤盐分[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 13 – 21.
YANG Ning, CUI Wenxuan, ZHANG Zhitao, et al. Soil salinity inversion at different depths using improved spectral index with UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22): 13 – 21. (in Chinese)
- [18] 刘帅,张旭含,李笑迎,等. 基于双分支卷积网络的高光谱与多光谱图像协同土地利用分类[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 252 – 262.
LIU Shuai, ZHANG Xuhan, LI Xiaoying, et al. Cooperative land use classification of hyperspectral and multispectral imagery based on dual branch convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 252 – 262. (in Chinese)
- [19] 周小荃,余宏亮,魏玉杰,等. 无人机倾斜航空摄影监测崩岗侵蚀量变化的方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(21): 51 – 59.
ZHOU Xiaoquan, YU Hongliang, WEI Yujie, et al. Method for monitoring change in Bengang erosion based on oblique aerial images of UAV[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(21): 51 – 59. (in Chinese)
- [20] 苏伟,赵晓凤,孙中平,等. 基于 Sentinel – 2A 影像的玉米冠层叶绿素含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1535 – 1542.
SU Wei, ZHAO Xiaofeng, SUN Zhongping, et al. Estimating the corn canopy chlorophyll content using the Sentinel – 2A image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(5): 1535 – 1542. (in Chinese)
- [21] 杨通,郭旭东,于潇,等. 基于多源数据的村域撂荒驱动力分析及模型模拟[J]. 干旱区资源与环境, 2019, 33(11): 62 – 69.
YANG Tong, GUO Xudong, YU Xiao, et al. Driving force and model simulation of farmland abandonment in village scale based on multisource data[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019, 33(11): 62 – 69. (in Chinese)
- [22] 杜瑞麒,陈俊英,张智韬,等. Sentinel – 2 多光谱卫星遥感反演植被覆盖下的土壤盐分变化[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 107 – 115.
DU Ruiqi, CHEN Junying, ZHANG Zhitao, et al. Inversing soil salinity under vegetation cover using Sentinel – 2 multispectral satellite remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 107 – 115. (in Chinese)
- [23] GUAN K Y, LI Z, NAGRAJ R L, et al. Mapping paddy rice area and yields over Thai Binh Province in Vietnam from MODIS, Landsat, and ALOS – 2/PALSAR – 2[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 7(11): 2238 – 2253.
- [24] XU X J, JI X S, JIANG J L, et al. Evaluation of one-class support vector classification for mapping the paddy rice planting area in Jiangsu Province of China from Landsat 8 OLI imagery[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 546 – 569.
- [25] MORELLOS A, PANTAZI X E, MOSHOU D, et al. Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using vis-NIR spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2016, 152: 104 – 116.
- [26] MAHDI T M, MAHDI H, KAMRAN E. Soil salinity mapping using dual-polarized SAR Sentinel – 1 imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018(9): 237 – 252.
- [27] CHEN S B, USEYA H, MUGIYO H. Decision-level fusion of Sentinel – 1 SAR and Landsat 8 OLI texture features for crop discrimination and classification: case of Masvingo Zimbabwe[J]. Heliyon, 2020, 6(11): e05358.
- [28] PENG J, BIASWAS A, JIANG Q S, et al. Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang, China[J]. Geoderma, 2019, 337: 1309 – 1319.
- [29] CHONG I G, JUN C H. Performance of some variable selection methods when multicollinearity is present[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2005, 78: 103 – 112.
- [30] FERNANDEZ B N, SIEBE C, CRAM S, et al. Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: a case study in the former lake Texcoco, Mexico[J]. Journal of Arid Environments, 2006, 65(4): 644 – 667.

- [31] NGABIRE M, WANG Tao, XUE Xian, et al. Soil salinization mapping across different sandy land-cover types in the Shiyang River Basin: a remote sensing and multiple linear regression approach[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2022, 28: 100847.
- [32] 杨练兵, 郑宏伟, 罗格平, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的土壤盐渍化反演[J]. 地理与地理信息科学, 2021, 37(2): 12–21, 37.
YANG Lianbing, ZHENG Hongwei, LUO Geping, et al. Retrieval of soil salinity content based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Geography and Geo-Information Science, 2021, 37(2): 12–21, 37. (in Chinese)
- [33] 孙亚楠, 李仙岳, 史海滨, 等. 基于多源数据融合的盐分遥感反演与季节差异性研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 169–180.
SUN Ya'nan, LI Xian Yue, SHI Haibin, et al. Remote sensing inversion of soil salinity and seasonal difference analysis based on multi-source data fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 169–180. (in Chinese)
- [34] 史海滨, 吴迪, 闫建文, 等. 盐渍化灌区节水改造后土壤盐分时空变化规律研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 318–331.
SHI Haibin, WU Di, YAN Jianwen, et al. Spatial-temporal variation of soil salinity after water saving transformation in salinized irrigation district[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 318–331. (in Chinese)
- [35] 贺瑶琴. 土壤理化分析[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1995.
- [36] 童文杰. 河套灌区作物耐盐性评价及种植制度优化研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2014
TONG Wenjie. Study on salt tolerance of crops and cropping system optimization in Hetao Irrigation District[D]. Beijing: China Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- [37] 赵连超. 反距离加权插值法在普通住房批量评估中的应用研究[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2022.
ZHAO Lianchao. Research on the application of inverse distance weighted interpolation method in the batch evaluation of ordinary residential housing[D]. Shenyang: Liaoning University, 2022 (in Chinese)
- [38] 黄晓宇, 王雪梅, 卡吾恰提·白山. 基于 Landsat8 OLI 影像干旱区绿洲土壤含盐量反演[J]. 自然资源遥感, 2023, 35(1): 189–197.
HUANG Xiaoyu, WANG Xuemei, KAWUCIATI Bai Shan. Inversion of soil salinity of an oasis in an arid area based on Landsat8 OLI images[J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2023, 35(1): 189–197. (in Chinese)
- [39] 孙亚楠, 李仙岳, 史海滨, 等. 基于遥感的节水改造下河套灌区土壤盐渍化演变分析[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 366–379.
SUN Ya'nan, LI Xian Yue, SHI Haibin, et al. Evolution mechanism of soil salinization in Hetao Irrigation District under condition of water-saving reform based on remote sensing technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 366–379. (in Chinese)
- [40] 张思源, 岳楚, 袁国礼, 等. 基于 ENDVI-SI3 特征空间的盐渍化反演模型及风险评估[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(4): 136–143.
ZHANG Siyuan, YUE Chu, YUAN Guoli, et al. Salinization inversion model based on ENDVI-SI3 characteristic space and risk assessment[J]. Remote Sensing of Natural Resources, 2022, 34(4): 136–143. (in Chinese)
- [41] Scientific Platform Serving for Statistics Professional 2021. SPSSPRO (Version 1.0.11)[EB/OL]. <https://www.spsspro.com>.
- [42] 吴迪. 节水改造后河套灌区沈乌灌域土壤盐分时空变化规律研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2020.
WU Di. Study on the spatial and temporal changes of soil salt in Shenwu irrigation district of Hetao irrigation district after water saving transformation[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2020. (in Chinese)
- [43] 陆仙友. 基于高光谱的土壤重金属有效铜含量估算研究[D]. 武汉: 湖北大学, 2022.
LU Xianyou. Study on estimations of soil heavy metal available copper content based on hyperspectral[D]. Wuhan: Hubei University, 2022. (in Chinese)
- [44] 陈香月, 丁建丽, 葛翔宇, 等. 基于机器学习的绿洲土壤盐渍化尺度效应研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 312–320.
CHEN Xiangyue, DING Jianli, GE Xiangyu, et al. Scale effect on soil salinization simulation in arid oasis based on machine learning methods[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 312–320. (in Chinese)
- [45] 肖树群, 汪海城, 袁兆宪, 等. 基于随机森林与神经网络的高光谱土壤重金属 Zn 含量反演[J]. 环境监测管理与技术, 2022, 34(5): 22–26.
XIAO Shuqun, WANG Haicheng, YUAN Zhaoxian, et al. Hyperspectral inversion of heavy metal Zn content in soil based on random forest and neural network[J]. Environmental Monitoring Management and Technology, 2022, 34(5): 22–26. (in Chinese)