

基于Sentinel-2影像的义和灌域裸土期农田土壤盐分反演

王洁薇¹, 汤鹏程², 刘霞¹, 高晓瑜¹, 张栋良¹, 刘琦¹, 苗泽¹, 王一帆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.水利部牧区水利科学研究所,呼和浩特010020)

摘要: [目的] 为实现典型干旱灌区土壤盐分的高效监测与动态评估。[方法] 以西北典型的义和灌域为研究区,利用Sentinel-2多光谱影像构建多种光谱指数,并在裸土期同步采集表层土壤含盐量实测数据。通过相关性分析筛选出对盐分敏感的光谱指数,结合支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、LightGBM和XGBoost 4种机器学习算法建立反演模型并进行精度验证。[结果] 光谱指数有效抑制背景噪声干扰,显著提高与实测盐分的相关性;4种模型反演精度依次为SVM>XGBoost>LightGBM>RF,其中SVM模型表现最佳,建模集与验证集 R^2 均超过0.80,MAE分别为0.85和0.71。基于最优SVM模型的多时相反演结果显示,2022—2023年义和灌域内非盐渍土与轻度盐渍土面积占主导地位,高盐分区域零散且年度间变化较小,整体分布格局稳定。[结论] 研究构建适用于义和灌域的高精度盐分反演模型,实现多时相动态监测,为盐分异常区域早期识别、分区管理及差异化治理提供科学依据,对区域农业可持续发展和生态修复具有重要参考价值。

关键词: 土壤盐分; 遥感; Sentinel-2; 光谱指数; SVM模型

中图分类号: S152.7; P208

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242(2026)03-0402-10

Inversion of Soil Salinity in Farmland during Bare Soil Period in Yihe Irrigation Area Based on Sentinel-2 Imagery

WANG Jiewei¹, TANG Pengcheng², LIU Xia¹, GAO Xiaoyu¹, ZHANG Dongliang¹,
LIU Qi¹, MIAO Ze¹, WANG Yifan¹

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

2.Pastoral Water Conservancy Science Research Institute of the Ministry of Water Resources, Hohhot 010020, China)

Abstract: [Objective] This study aims to achieve efficient monitoring and dynamic assessment of soil salinity in typical arid irrigation areas. [Methods] The typical Yihe irrigation area in northwestern China was taken as the study area. Various spectral indices were constructed using Sentinel-2 multispectral imagery, and surface soil salinity data were simultaneously collected during the bare soil period. Through correlation analysis, salinity-sensitive spectral indices were selected. Then, inversion models were established using four machine learning algorithms—support vector machine (SVM), random forest (RF), LightGBM, and XGBoost—and their accuracy was validated. [Results] The spectral indices effectively suppressed background noise interference and significantly enhanced the correlation with measured soil salinity. The inversion accuracy of the four models ranked as SVM>XGBoost>LightGBM>RF. Among them, the SVM model performed the best ($R^2>0.80$ for both training and validation sets; MAE=0.85 and 0.71, respectively). Multi-temporal inversion results based on the optimal SVM model indicated that from 2022 to 2023, the area of non-saline and mildly saline soil in the Yihe irrigation area dominated. Highly saline areas were scattered and exhibited minimal interannual variations, indicating a stable overall distribution pattern. [Conclusion] This study constructs a high-precision soil salinity

收稿日期:2025-10-30

修回日期:2025-12-14

录用日期:2025-12-29

网络首发日期(www.cnki.net):2026-02-05

资助项目:国家自然科学基金项目(U25A20808,U2443210)

第一作者:王洁薇(2001—),女,硕士研究生,主要从事农业水土资源遥感、土壤盐渍化监测与防治研究。E-mail:2592982814@qq.com

通信作者:高晓瑜(1988—),女,博士,副教授,主要从事多尺度农业水循环及用水效率研究。E-mail:gxy@imau.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

inversion model applicable to the Yihe Irrigation Area, enabling dynamic multi-temporal monitoring. It provides a scientific basis for the early identification of abnormal salinity areas, zonal management, and differentiated treatment, offering significant reference value for regional sustainable agricultural development and ecological restoration in arid regions.

Keywords: soil salinity; remote sensing; Sentinel-2; spectral index; SVM model

Received: 2025-10-30

Revised: 2025-12-14

Accepted: 2025-12-29

Online(www.cnki.net): 2026-02-05

土壤盐渍化是干旱与半干旱区常见的次生土地退化形式,主要由强烈蒸发、浅埋地下水位及灌溉管理不当等因素共同驱动,导致地表盐分持续累积,不仅危害作物生长、破坏土壤结构、降低地力,更成为制约农业可持续发展的核心生态障碍^[1]。据联合国粮农组织^[2]统计,全球已有超 9.5 亿 hm^2 土地受盐渍化影响,占总可耕地面积的近 7%;我国盐渍化土地面积约为 991 万 hm^2 ,主要集中于黄河流域。该类区域土壤盐分时空变异性强、演变过程隐蔽,治理周期长、恢复难度大。针对盐渍化带来的农业与生态风险,及时掌握其时空分布特征并开展动态监测,是实现科学治理与精准干预的前提。

目前,土壤盐分监测主要依赖地面采样与试验分析,虽在点位尺度具备较高精度,但因其周期长、成本高、覆盖有限,难以满足大尺度、多时相动态监测需求^[3]。随着遥感技术的不断发展,基于卫星影像的盐分反演方法日益成熟,凭借其大范围覆盖、周期性更新和非接触式观测等优势,已成为干旱区盐渍化识别与监测的有效补充,甚至在干旱区逐步具备替代潜力^[4]。

已有研究^[5-6]表明,不同遥感数据类型在盐分信息提取中的适用性存在显著差异,对主流遥感数据类型(如雷达影像 Sentinel-1、光学影像 Sentinel-2 及 Landsat-8)在盐渍土反演中的表现开展对比研究,结果显示三者空间分辨率、光谱敏感性、数据稳定性等方面存在明显差异。其中, Sentinel-2 由于具备覆盖可见光至短波红外的 13 个波段、高达 10~20 m 的空间分辨率与 5 d 的重访周期,在干旱与半干旱区的土壤盐渍化识别中表现最优,成为当前开展盐分遥感监测的主流数据源^[7]。

为增强模型对盐分的识别能力,研究者普遍采用光谱指数对原始波段进行组合计算,构建植被指数(NDVI)、湿度指数(NDWI)、盐渍指数(SI-T)等衍生变量,以突出目标信息、削弱非目标干扰。相关研究^[8-9]表明,部分复合指数较单波段具备更高的敏感性和区分度,在提升盐分反演精度方面具有明显优势,已广泛应用于多区域、多尺度的盐渍化遥感研究。

尽管光谱指数显著增强遥感变量对盐分的响应能

力,但盐分反演过程仍面临变量间高度相关、响应关系复杂等问题,传统的线性模型难以准确刻画其非线性特征。为此,近年来研究逐步向以支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)和轻量梯度提升(LightGBM)等为代表的非线性机器学习方法转向。此类模型具备出色的特征提取能力与非线性拟合能力,能够更有效地处理高维、冗余及噪声变量,提升模型的泛化性能与预测精度^[10]。

土壤盐分反演模型在不同区域间存在明显的适配性差异,主要受到土壤类型、地表覆盖特征及其光谱响应规律等因素的综合影响,导致同一模型在不同区域中表现出显著的精度波动^[11]。因此,模型区域适配性已成为限制盐分遥感建模推广与泛化应用的关键瓶颈;另一方面,当前多数研究仍以单一时相影像为基础进行建模分析,难以系统捕捉土壤盐分的季节性变化与年度演化趋势,限制对盐渍化时空动态过程的深入认知,也不利于支撑精准治理与持续监测的现实需求。

因此,本文以西北典型灌区义和灌域为研究对象,基于 2022—2023 年裸土期 Sentinel-2 影像,构建支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、极端梯度提升(XGBoost)与 LightGBM 等 4 种非线性模型,开展多时相土壤盐分反演,旨在筛选适用于本区域的高效模型,并探究该区盐分分布格局及其时序变化特征。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本研究区位于内蒙古自治区河套灌区的义和灌域($40^{\circ}54'31''\sim 41^{\circ}13'20''\text{N}$, $108^{\circ}03'04''\sim 108^{\circ}50'49''\text{E}$)(图 1),区域控制面积 6.03 万 hm^2 ,现有灌溉面积 4.15 万 hm^2 。该区属温带大陆性干旱、半干旱气候,年降水量 130~210 mm,年蒸发量为 2 100~2 300 mm,地下水埋深为 0.5~3.0 m。区域灌溉方式以地面灌溉为主,主要土壤类型为灌淤土、沙壤土和盐碱土,义和灌域主要种植作物为玉米、葵花等,土地利用以农业为主。受地形、气候及水文条件影响,约 60% 的土地受到不同程度的盐渍化制约,严重影响区域农业生产和土地资源的可持续利用^[12]。

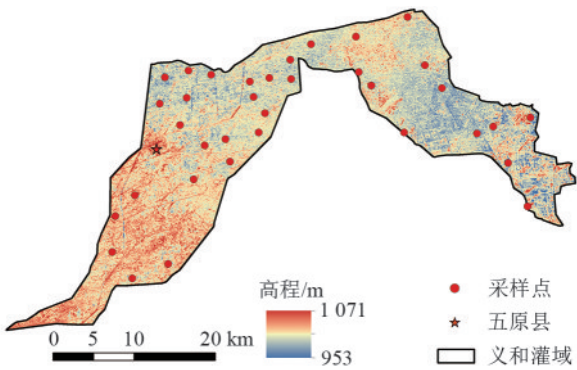


图1 研究区位置和采样点分布

Fig. 1 Location of study area and distribution of sampling sites

1.2 数据采集与处理

1.2.1 野外数据采集与处理 本研究于2022年4月25日、5月29日、10月22日和2023年4月19日、5月19日、10月22日在内蒙古河套灌区义和灌域开展土壤采样工作。采样点优先选择地形平坦、视野开阔的农田裸土区域均匀布设,共设35个点(图1b),各采样点采用“S”形五点取样法^[13]取0~10 cm表层土壤。采样时使用手持GPS设备记录各点经纬度信息,为后续与Sentinel-2卫星影像空间配准及建模分析提供支持。

采样结束后,将所有样品带回实验室、自然风干、去杂、过2 mm筛,按照1:5的土水质量比配制土壤悬浊液,经充分搅拌和静置沉淀后,使用电导率仪测定滤液的电导率(EC,mS/cm)^[14]。每个采样点以5个土样的电导率的平均值作为代表值。土壤盐分质量分数(S)根据经验公式^[15]折算:

$$S = 3.609 \times EC_{1:5} - 0.523 \tag{1}$$

式中:S为土壤盐分质量分数,g/kg;EC_{1:5}为1:5土水溶液电导率,mS/cm。

1.2.2 Sentinel-2数据采集与处理 Sentinel-2卫星系统由Sentinel-2A和Sentinel-2B卫星组成,双星协同观测将全球重访周期缩短至5 d, Sentinel-2卫星搭载多光谱成像仪(Multispectral Imager, MSI),包含13个波段,覆盖可见光、红边、近红外和短波红外波段,波长范围为443~2 190 nm。影像空间分辨率分别为10 m(B2、B3、B4、B8)、20 m(B5、B6、B7、B8A、B11、B12)和60 m(B1、B9、B10)^[16]。Sentinel-2数据具体参数见表1。Sentinel-2A与Sentinel-2B在观测效果上具有一致性,为避免影像混用可能引起的数据冲突并保证数据来源统一性,本研究采用与土壤采样同期的Sentinel-2A多光谱遥感影像,数据通过Google Earth Engine(GEE)平台获取。根据野外采样时间,优先选取与采样日期同期或临近、云量<5%、空间分辨率为10 m的Sentinel-2A Level-2A产

品,以确保地物信息与地面实测数据高度对应,本研究中,所有采样时间均与卫星过境时间相差0~1 d。

本研究在GEE平台对Sentinel-2影像进行大气和辐射校正、空间裁剪、分辨率重采样和去云处理,统一生成高质量地表反射率数据。随后,将采样点坐标导入ENVI5.6,提取对应像元的反射率,并计算与土壤盐分相关的光谱指数。所有光谱特征与实测土壤盐分数据一一配对,构建完整、准确的建模样本集。研究利用ENVI 5.6软件对土地利用数据进行处理,通过掩膜和矢量裁剪等方法,仅保留义和灌域的农田区域,精准剔除林地、居民地等非农用地,从源头上保证反演和分析仅覆盖实际农田范围,所有结果均代表农田区域的盐渍化状况。

表1 Sentinel-2卫星基础参数

Table 1 Basic parameters of Sentinel-2 satellite

波段	波段名称	中心波长/nm	波谱宽度/nm	空间分辨率/m
B1	Coastal	443	20	60
B2	Blue	490	65	10
B3	Green	560	35	10
B4	Red	665	30	10
B5	Red Edge 1	705	15	20
B6	Red Edge 2	740	15	20
B7	Red Edge 3	783	20	20
B8	NIR	842	115	10
B8A	Narrow NIR	865	20	20
B9	Water Vapour	945	20	60
B10	SWIR-Cirrus	1 375	30	60
B11	SWIR 1	1 610	90	20
B12	SWIR 2	2 190	180	20

1.3 光谱指数构建

为全面表征土壤盐分与地表光谱特征之间的关系,在已有研究^[17-20]基础上,筛选并构建多种与土壤盐分敏感的光谱指数,所选指数涵盖盐分指数、红边指数和植被指数3类,包括10种土壤盐分指数、2种红边光谱指数和8种植被指数,共计20种光谱变量(表2)。将各光谱指数公式导入ENVI 5.6中进行波段组合运算,确定坐标位置,一一对应实测土壤含盐量点与光谱指数。

1.4 土壤含盐量反演模型的构建与验证

为确保建模样本和验证样本分布具有代表性和均匀性,将2022年和2023年4、5、10月的全部采样点(共199个)按照土壤盐分含量从小到大进行排序,依据7:3的比例,采用等间隔抽样法将样本划分为建模集和验证集,有效保证2组样本在盐分水平上的覆盖范围一致,分布均衡。

表 2 光谱指数计算公式
Table 2 Calculation formulas of spectral indices

光谱指数	计算公式
倒红边叶绿素指数(IRECI)	$IRECI = (B7 - B4) / (B5 + B6)$
红外百分比植被指数(IPVI)	$IPVI = B8 / (B8 + B4)$
盐分指数(SI-T)	$SI - T = 100 \times (B4 / B8)$
盐分指数(SI)	$SI = (B2 \times B4)^{0.5}$
盐分指数(SI1)	$SI1 = (B3 \times B4)^{0.5}$
盐分指数(SI2)	$SI2 = (B3^2 + B4^2 + B8^2)^{0.5}$
盐分指数(SI3)	$SI3 = (B3^2 + B4^2)^{0.5}$
盐分指数(SI4)	$SI4 = B11 / B8$
盐分指数(SI5)	$SI5 = (B4 - B11) \times (B4 + B11)$
盐分指数(SAIO)	$SAIO = (B4 - B8) / (B3 + B8)$
盐分敏感指数(SSS-1)	$SSS - 1 = B4 - B8$
归一化盐分指数(NDSI)	$NDSI = (B4 - B8) / (B4 + B8)$
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (B8 - B4) / (B8 + B4)$
综合光谱响应指数(COSRI)	$COSRI = (B2 + B3) / (B4 + B8) \times (B4 - B8) / (B4 + B8)$
归一化差异指数(NDWI)	$NDWI = (B3 - B8) / (B3 + B8)$
归一化绿波段插值植被指数(GNDVI)	$GNDVI = (B8 - B3) / (B8 + B3)$
最优化土壤调节植被指数(OSAVI)	$OSAVI = 1.16 \times (B8 - B4) / (B8 + B4 + 0.16)$
增强型植被指数(EVI)	$EVI = [2.5 \times (B8 - B4)] / (B8 + 6 \times B4 - 7.5 \times B2 + 1)$
重归一化植被指数(RDVI)	$RDVI = (B8 - B4) / (B8 + B4)^{0.5}$
归一化植被指数 1(NDVII)	$NDVII = (B8A - B4) / (B8A + B4)$

在变量筛选阶段,利用 Origin 2024 软件对所有遥感波段及光谱指数与实测土壤盐分进行相关性分析,计算 Pearson 相关系数(pearson correlation coefficient, PCC),筛选出与土壤盐分高度相关的光谱变量作为自变量,实测含盐量为因变量,构建支持向量机(SVM)模型和随机森林(RF)模型等传统机器学习方法,以及极端梯度提升(XGBoost)模型和轻量级梯度提升(LightGBM)模型等集成增强型高级机器学习算法。

支持向量机(SVM)模型是一种基于统计学习理论的监督式回归方法,通过在高维空间中构建最优超平面,达到对复杂非线性关系的精确建模。该模型适用于小样本、高维度的数据预测。SVM 模型的主要参数包括核函数(radial basis function, RBF)和正则化参数 C,这些参数是通过超参数优化(如网格搜索或交叉验证)获得的,而非使用默认值,选定的最佳参数可以有效提高模型的预测精度。

随机森林(RF)模型是一种集成学习方法,通过建立大量的决策树,并通过集成投票得到最终预测值。该方法有效提升模型的稳健性和泛化能力,适合处理多变量和非线性特征。RF 模型的主要参数包括树的数量(n_estimators)、树的最大深度(max_depth)和最小样本分割数(min_samples_split)。这些参数是通过超参数调优确定的,如采用网格搜索的方式,可以

确保模型能更好地拟合训练数据。

极端梯度提升(XGBoost)模型属于增强型集成学习方法,通过串行构建多棵回归树并不断优化残差,具备自动特征选择和高效处理大规模数据的能力。XGBoost 的主要参数包括学习率(learning_rate)、树的最大深度(max_depth)、子采样比例(subsample)等,这些超参数经过调优,采用网格搜索方法来获得最佳组合,以实现较高的模型拟合精度和泛化能力。

选取决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)作为主要精度评价指标。其中, R^2 越接近 1,表明模型拟合效果越好;RMSE 越接近 0,说明估测误差越小,预测精度越高;MAE 越小,模型预测效果越优^[21]。

2 结果与分析

2.1 实测土壤含盐量

对义和灌域 2022—2023 年获取的 199 个土壤样本进行统计分析。由表 3 可知,总体来看,不同时相土壤含盐量差异明显,最大值与最小值之间跨度较大,各采样期土壤含盐量的标准差为 3.472~5.260 g/kg,变异系数均 > 1.0,属于高度变异水平,反映出义和灌域农田土壤盐分在微地形、灌溉条件及地下水埋深差异等因素共同作用下,呈强烈的空间离散特征。

进一步分析分布形态可知,各时相土壤含盐量的平均值均高于中位数,整体呈现正偏态分布特征,反映出盐分分布具有明显的不对称性。结合国家土壤盐渍化分级标准^[22]发现,研究区样本以非盐渍土和轻度盐渍土为主,部分时相仍出现中度及以上盐渍化甚

至盐土样本,整体呈低盐等级占主导而高盐斑块零散分布的空间格局特征。同时,从时间变化特征分析,不同时相土壤含盐量平均值与离散程度存在一定波动,但未表现出显著的年际变化,表明在 2022—2023 年,义和灌域农田整体盐分水平保持相对稳定。

表 3 土壤含盐量特征统计分析
Table 3 Statistical analysis of soil salinity characteristics

时间 (年-月-日)	样本数						全盐量/(g·kg ⁻¹)					变异 系数
	合计	非盐 渍化	轻度 盐渍化	中度 盐渍化	重度 盐渍化	盐土	最大值	最小值	平均值	标准差	中位数	
2022-04-25	28	11	11	2	0	4	19.076	1.140	3.608	3.872	2.297	1.031
2022-05-29	35	14	14	4	2	1	21.059	1.281	3.814	4.191	2.218	1.086
2022-10-22	35	17	10	1	2	5	22.523	0.946	4.160	5.260	2.506	1.137
2023-04-19	33	15	11	2	2	3	19.300	1.051	3.260	3.472	2.138	1.013
2023-05-19	33	14	8	5	1	5	17.980	1.427	3.790	3.941	2.337	1.057
2023-10-22	35	12	10	6	0	7	22.076	1.246	3.984	4.841	2.488	1.104

2.2 敏感光谱及光谱指数筛选

将 2022 年与 2023 年经过预处理后提取的各波段反射率与实测土壤含盐量进行 Pearson 相关性分析。由表 4 可知,不同波段对盐分变化的响应程度存在明显差异,各单波段(B2~B12)反射率均与土壤含盐量呈负相关,其中,红边波段 B6 和 B7 与土壤盐分的相关性最强,相关系数分别为-0.33 和-0.31,表明红边波段对地表综合反射差异更为敏感,更容易捕捉由盐分差异引起的光谱变化特征。然而,整体来看,单一波段对土壤盐分的表征能力较为有限,难以全面刻画盐分变化的复杂特征。

表 4 各波段反射率与含盐量的相关系数
Table 4 Pearson correlation coefficients between spectral band reflectance and soil salinity

波段	相关系数(r)
B2 (Blue)	-0.12
B3 (Green)	-0.11
B4 (Red)	-0.14*
B5 (VRE1)	-0.12
B6 (VRE2)	-0.33**
B7 (VRE3)	-0.31**
B8 (NIR)	-0.10
B8A (Narrow NIR)	-0.25*
B11 (SWIR1)	-0.10
B12 (SWIR2)	-0.15*

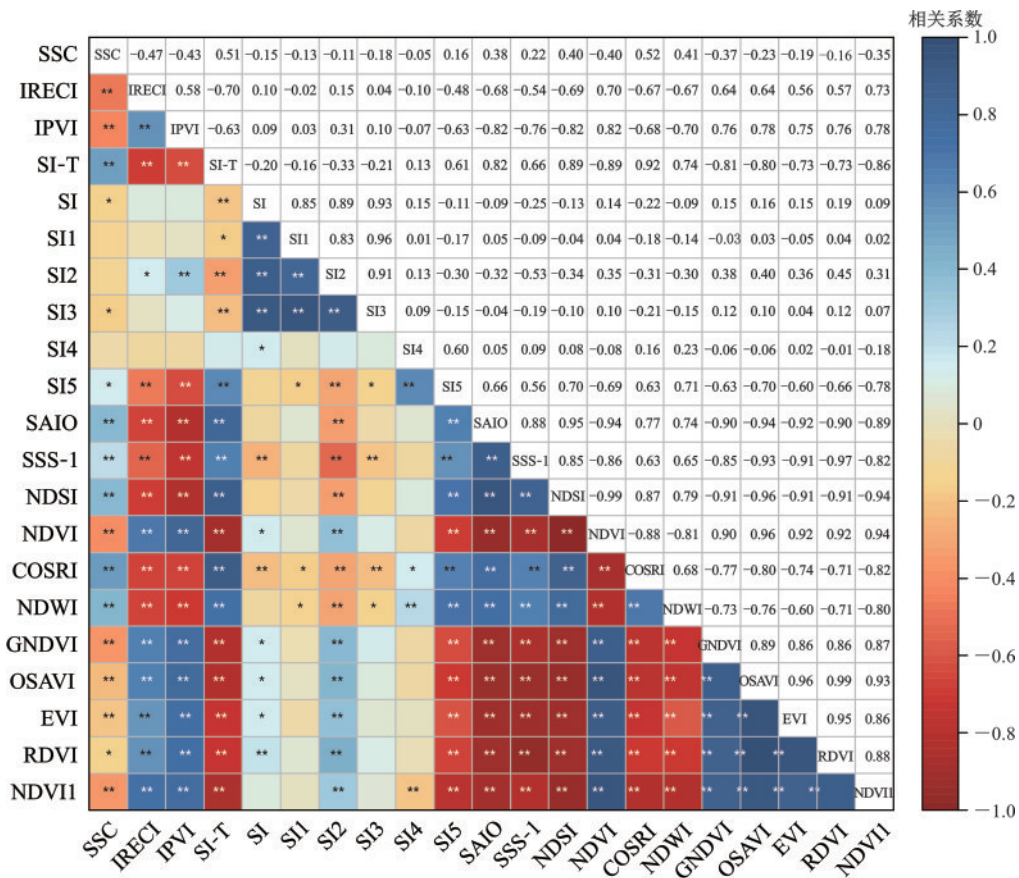
注:*表示 $p<0.05$; **表示 $p<0.01$ 。

在此基础上,将多波段组合构建的光谱指数与实测土壤含盐量进行相关性分析(图 2)发现,光谱指数与土壤盐分的相关性整体上明显高于单一波段。其中,SI-T、COSRI、NDWI、NDSI、IRECI、IPVI、NDVI 和 SAIO 等 8 个光谱指数与土壤含盐量在 0.01 显著性水平下相关,相关系数绝对值为 0.38~0.52,多波段组合在一定程度上增强盐分信息的表达能力,同时不同类型光谱指数对盐分的响应程度仍存在差异,即盐分信息在不同光谱维度上的表现并不一致。

基于单波段和光谱指数的相关性分析表明,多波段构建的光谱指数对地表裸土的盐分变化敏感性更高。基于此,筛选出在 0.01 显著性水平下与土壤含盐量显著相关的 8 个光谱变量(SI-T、COSRI、NDWI、NDSI、IRECI、IPVI、NDVI 和 SAIO)作为模型输入特征,用于建立遥感影像与土壤盐分含量之间的定量反演关系。

2.3 不同机器学习模型的土壤盐分反演精度评估

基于筛选得到的 8 个光谱指数作为输入变量,分别构建 LightGBM、RF、XGBoost 和 SVM 4 种土壤含盐量预测模型。由图 3 可知,4 种模型均能在一定程度上反映义和灌域农田区域土壤含盐量的变化趋势,但模型间拟合效果存在明显差异,LightGBM 和 RF 模型的预测点分布较为分散,在高盐和低盐区间均存在一定偏离,整体拟合能力相对有限。XGBoost 模型的预测点集中程度有所提高,在中高盐区间表现较好,但仍存在部分偏差。相比之下,SVM 模型的预测点沿 1:1 参考线分布更为集中,在不同盐分梯度下均表现出较好的拟合效果。



注: *表示 $p < 0.05$; **表示 $p < 0.01$ 。

图 2 含盐量与光谱指数的相关系数

Fig. 2 Pearson correlation coefficients between soil salinity and spectral indices

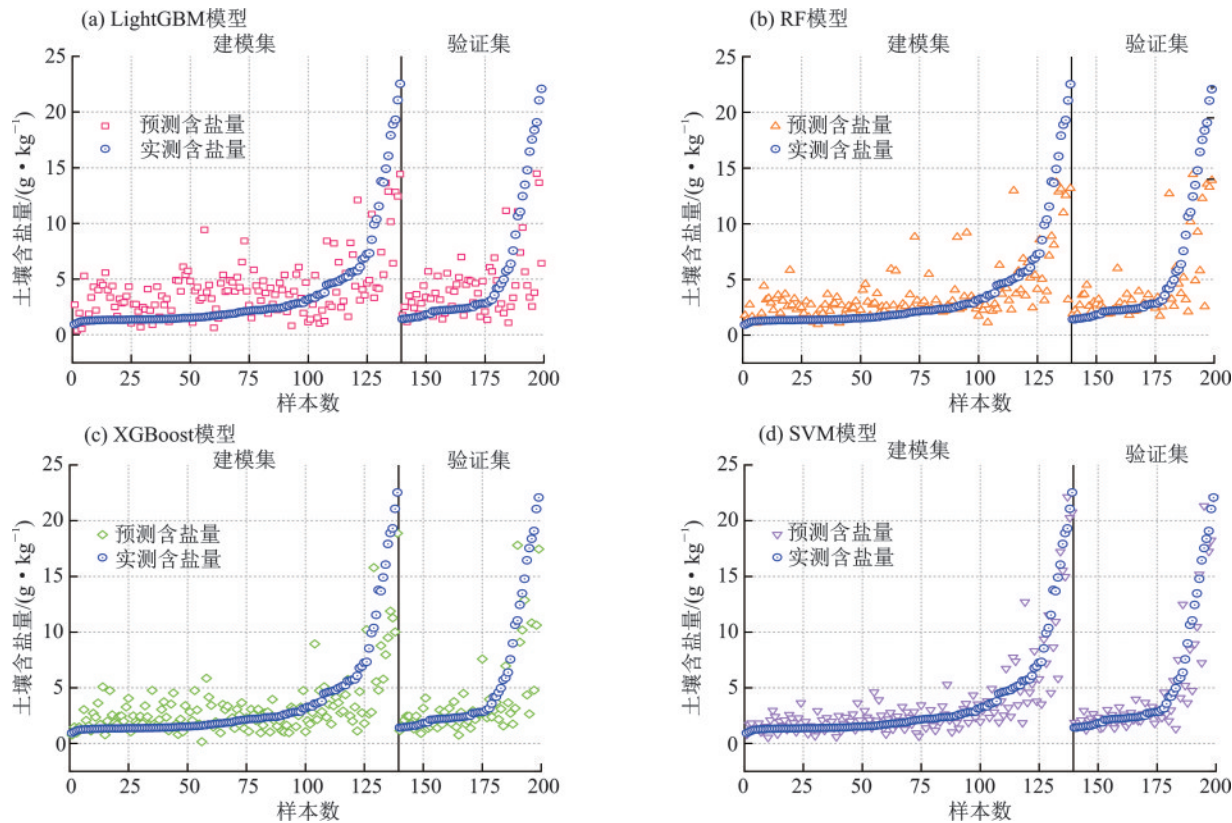


图 3 各模型含盐量预测结果

Fig. 3 Predicted soil salinity results using different models

由表 5 可知,不同模型在建模集与验证集上的表现差异不仅体现在精度水平上,也体现在预测结果的一致性与稳定性方面。LightGBM、RF 与 XGBoost 模型在验证集上的精度表现相对波动,说明其对研究区盐分—光谱指数关系的刻画仍存在一定不稳定性,受样本差异影响较为明显;相比之下,SVM 模型在建模集与验证集上均保持较为一致的预测性能,表明其在当前样本规模条件下对土壤盐分与光谱指数之间复杂非线性关系具有更好的适配能力和稳定性。

2.4 基于最优模型的土壤含盐量预测及时空分布特征

根据国家土壤盐渍化分级标准^[22],将义和灌域采样点所覆盖区域划分为 5 类盐渍化类型,即非盐渍土、轻度盐渍土、中度盐渍土、重度盐渍土和盐土。基于筛选得到的 8 个光谱指数,采用 SVM 模型模拟的土壤含盐量作为预测值。选取 2022 年 4 月 25 日、

5 月 29 日、10 月 22 日及 2023 年 4 月 19 日、5 月 19 日和 10 月 22 日共 6 个裸土期时相,将实测含盐量与 SVM 模型预测值进行精度评估(图 4),各时相 R^2 分别为 0.832、0.909、0.873、0.866、0.878 和 0.836,表明模型在不同时相下均具有较为稳定的预测性能。

表 5 各模型评价指标对比
Table 5 Comparison of evaluation metrics among different models

模型	集合	R^2	RMSE	MAE
LightGBM	建模集	0.476	2.599	1.250
	验证集	0.365	2.486	1.481
RF	建模集	0.553	2.399	1.441
	验证集	0.468	2.276	1.305
XGBoost	建模集	0.617	2.287	1.467
	验证集	0.458	2.071	1.529
SVM	建模集	0.865	1.379	0.858
	验证集	0.833	1.180	0.716

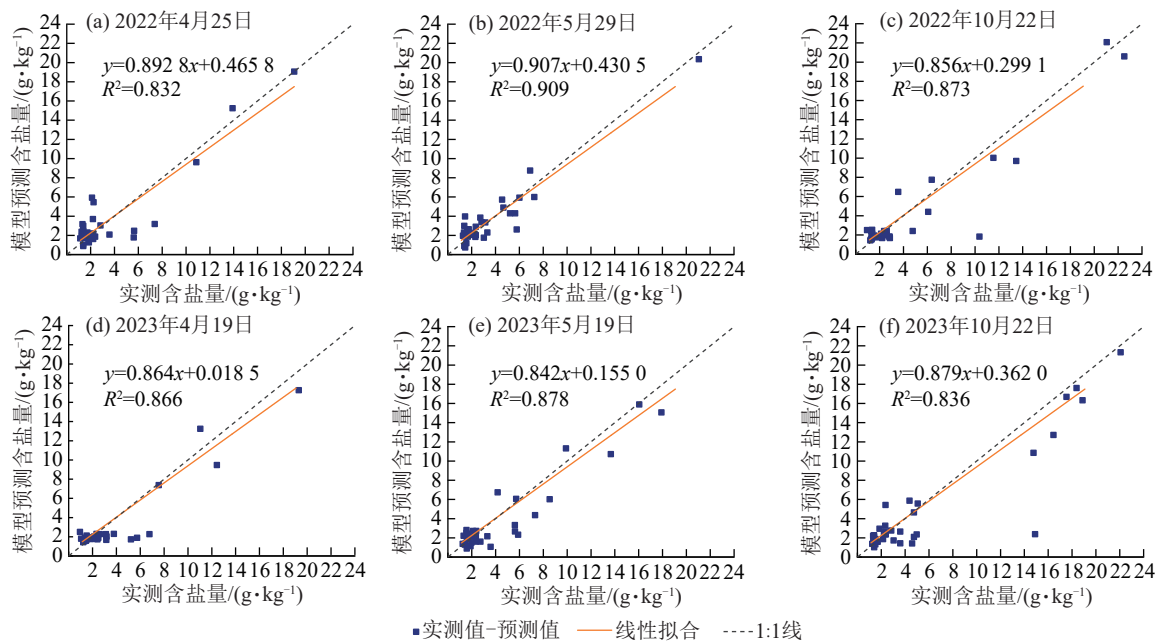


图 4 含盐量精度评估
Fig. 4 Model accuracy evaluation for soil salinity prediction

在此基础上,将每次的预测值作为土壤含盐量的反演输入值,得到义和灌域农田区域不同采样期的土壤含盐量空间分布反演结果(图 5),并统计土壤盐渍化等级面积占比。由图 6 可知,2022—2023 年,各时相土壤盐渍化等级面积比例整体变化幅度较小,非盐渍土和轻度盐渍土面积始终占主导地位,中度及以上盐渍化区域面积比例较低,年际间整体分布格局保持稳定。

进一步对比实测土壤含盐量特征统计(表 3)可知,反演结果在平均水平、离散程度及分布特征上与实测数据变化趋势基本一致,说明基于 SVM 模型的

土壤盐分反演方法能够较为可靠地刻画义和灌域农田区域盐分分布及其时序变化特征。

3 讨论

土壤盐分显著影响地表光谱反射特性,尤其在可见光与近红外波段表现出明显差异。遥感技术作为盐渍化监测的重要手段,具备快速、客观反映土壤盐分空间分布特征的优势。本研究基于 Sentinel-2 高分辨率多光谱数据,提取构建多类光谱指数并结合实测盐分数据开展反演,验证遥感影像对盐渍土壤的敏感响应,与王坚等^[7]、王宇璇等^[19]结果一致,进一步支持该技术在区域尺度盐渍化监测中的适用性。

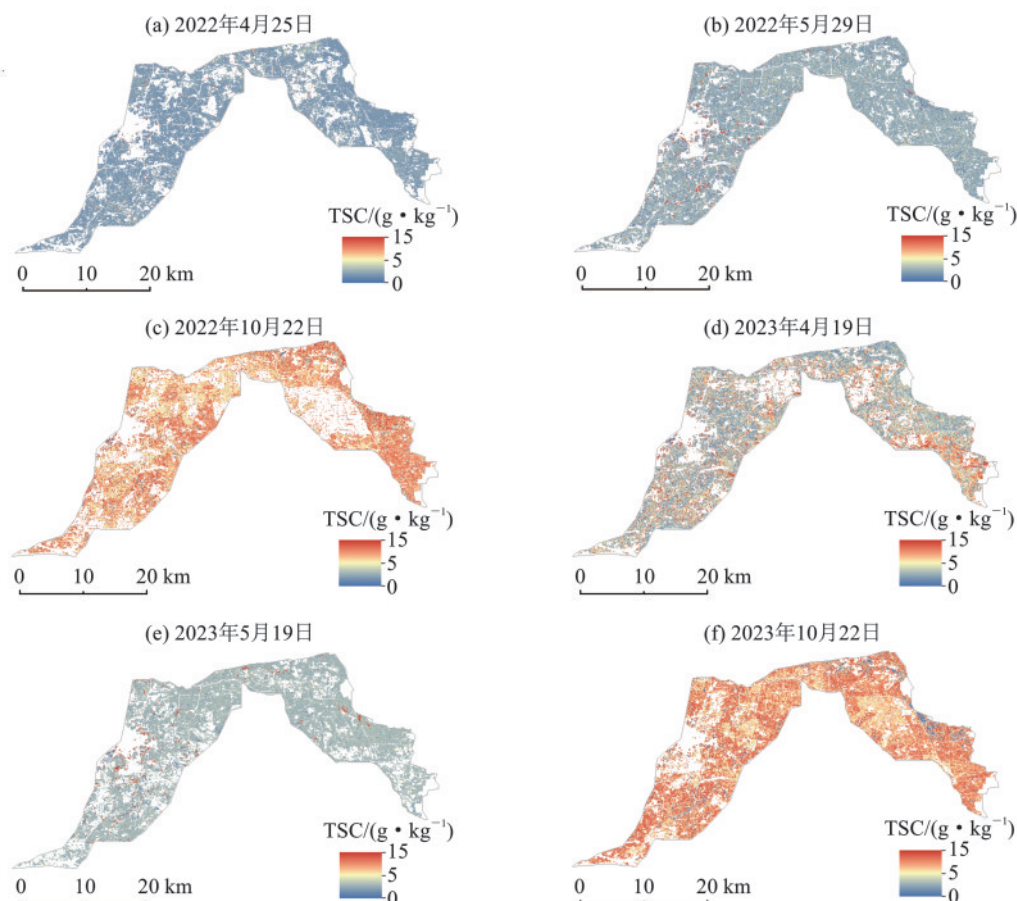


图 5 土壤含盐量空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of soil salinity

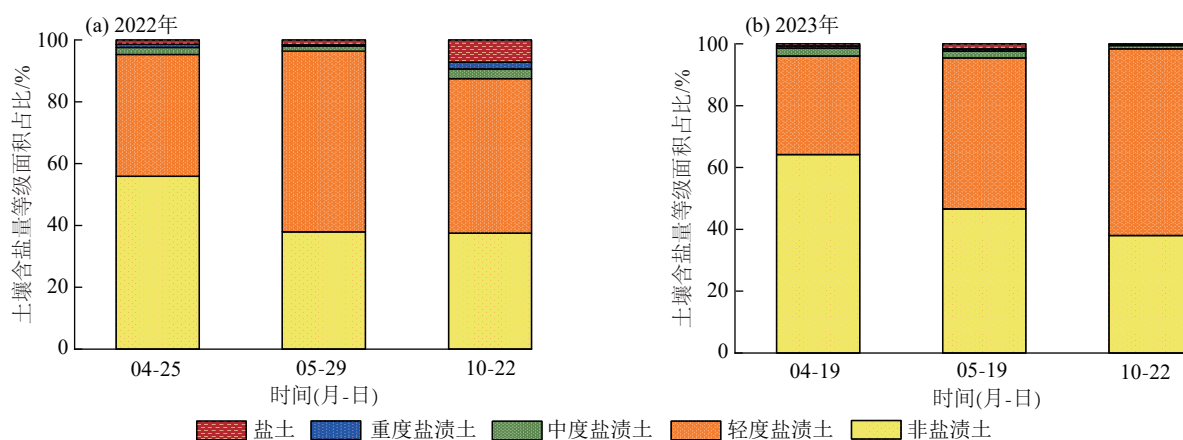


图 6 土壤含盐量等级面积占比

Fig. 6 Area proportion by soil salinity level

相关性分析结果显示,SI-T、NDVI、NDWI等复合光谱指数与土壤盐分具有较强的相关性,显著优于单波段,结合已有研究^[23-24],亦可见类似指数在其他区域表现不一,反映其反演效果可能受区域特征影响。但在本研究区,上述指数在多时相下均表现稳定,证明其适合用于本区域的土壤盐分反演。

在筛选出与盐分显著相关的光谱指数的基础上,考虑到盐分与光谱响应之间的非线性特征,研究选取具备非线性拟合能力的RF、SVM、XGBoost和

LightGBM 4种主流机器学习模型进行反演精度对比。结果表明,SVM模型在建模集和验证集上的 R^2 分别为0.865、0.833,显著优于其他3种模型;进一步基于SVM模型对2022—2023年6个裸土期时相开展精度评估,各时相 R^2 均 >0.80 ,表明SVM模型在义和灌域不同时间尺度下的土壤盐分反演中具有较好的稳定性和适用性。

综合多时相反演结果分析发现,2022—2023年义和灌域土壤盐渍化总体格局稳定,非盐与轻度盐

渍土占主导,未出现剧烈演变。各时相动态差异表现出明显的季节性规律:4月盐分相对较低,主要因低温抑制蒸发、盐分上移受阻;5月随气温升高、蒸发增强,导致深层盐分向表层迁移,含盐量上升;10月在植被收获后蒸腾作用下降,土壤水分减少,进一步加剧表层盐分积累。整体来看,土壤盐分的时序变化主要受气候因素驱动,可能还与农业用水方式、耕作管理等因素有关,需结合更长期的观测与农事背景进一步分析。研究结果揭示气候-土壤-盐分之间的耦合响应机制,证明遥感技术对盐分时序动态的敏感识别能力。

研究取得较高反演精度得益于:1)采样时相与卫星过境时间高度匹配(≤ 1 d),有效降低时间差异带来的误差;2)采样区域为裸地区,避免植被干扰;3)研究区地势平坦,地表类型相对单一,有助于减少地形异质性干扰;4)经相关性分析优化后的光谱指数具有较强的敏感性和代表性,确保模型输入变量的科学性;5)选用非线性机器学习模型并优选出最优的SVM方法,有效提升模型适配性与预测精度。综上,研究在样本采集、数据处理与建模方法上的系统性与针对性,为高精度盐分反演提供了坚实支撑。

但研究仍存在一定局限,如未考虑土壤水分对光谱反射的调制效应,可能引入系统误差;采样点数量受限,限制模型在更大范围内的推广性。未来研究建议引入土壤水分等控制因子,增加时相与样点数量,以构建更具通用性和时效性的反演模型体系,为区域盐碱地精细治理与管理提供更强支撑。

4 结论

1)筛选出以SI-T、NDVI、NDWI为代表的复合光谱指数,在义和灌域对土壤盐分表现出更强的敏感性和响应能力,整体优于原始单波段,明确本区域高敏感光谱变量组合,提升反演精度。

2)4种非线性模型中,SVM模型表现最佳,建模集与验证集 R^2 分别达0.865和0.833,多时相验证 R^2 均大于0.80,展现出良好的泛化能力与时空稳定性,适用于义和灌域农田土壤盐分反演。

3)基于最优模型开展多时相盐分反演结果表明,义和灌域2022—2023年土壤盐渍化格局总体稳定,轻度盐渍土占主导,与实地调查相符。该成果可作为区域盐渍化状况判识与方法沿用的基础,为未来年度反演及治理规划提供参考依据。

4)本研究通过多项策略协同提升反演精度,包括采样时相与卫星过境高度匹配、选取裸地避免植被干扰、研究区地势平坦减少背景复杂度干扰,以及通过相关性分析与建模优选精简输入变量,最终筛选

出最优SVM模型。构建的“光谱指数筛选-非线性建模-多时相反演”流程具备实操性与迁移性,可为干旱灌区开展盐分遥感监测提供参考路径与方法借鉴。

参考文献:

- [1] 陆宝金,田生昌,左忠,等.盐渍化土地可持续利用研究综述及展望[J].宁夏大学学报(自然科学版),2023,44(1):79-88.
LU B J, TIAN S C, ZUO Z, et al. Review and prospect on sustainable utilization of salinized land[J]. Journal of Ningxia University (Natural Science Edition), 2023, 44(1): 79-88.
- [2] 曹丹.基于水量平衡的黄河三角洲典型农田水盐调控研究[D].西安:长安大学,2022.
CAO D. Water and salt regulation in typical farmland of the yellow river delta based on water balance[D]. Xi'an: Changan University, 2022.
- [3] 郭佳丽,马勇刚,潘恒,等.艾比湖春夏季土壤盐渍化卫星监测对比分析[J].干旱区地理,2025,48(12):2143-2157.
GUO J L, MA Y G, PAN H, et al. Comparative analysis of satellite monitoring of soil salinization in Ebinur Lake during spring and summer[J]. Arid Land Geography, 2025, 48(12): 2143-2157.
- [4] 巴亚岚,张智韬,谢坪良,等.集成Sentinel-1/2和环境变量的新疆农田土壤含盐量反演[J].农业工程学报,2024,40(16):171-179.
BA Y L, ZHANG Z T, XIE P L, et al. Inverting soil salinity of farmland in Xinjiang by integrating Sentinel-1/2 and environmental variables[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(16): 171-179.
- [5] 耿梦清,唐夏雨,李雪草,等.基于遥感技术的盐渍土监测研究进展与展望[J].世界科技研究与发展,2025,47(1):60-81.
GENG M Q, TANG X Y, LI X C, et al. Research progress and prospect of saline soil monitoring based on remote sensing technology[J]. World Science and Technology Research and Development, 2025, 47(1): 60-81.
- [6] NURMEMET I, AILI Y, XIANG Y, et al. A three-dimensional feature space model for soil salinity inversion in arid oases: Polarimetric SAR and multispectral data synergy[J]. Agronomy, 2025, 15(7): e1590.
- [7] 王坚,杨鹏年,王永鹏,等.基于Sentinel-2影像的渭干河流域春灌前表层土壤含盐量反演[J].灌溉排水学报,2025,44(10):93-102.
WANG J, YANG P N, WANG Y P, et al. Mapping soil salinity in the Weigan River basin using Sentinel-2 imagery and machine learning[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2025, 44(10): 93-102.
- [8] 李志,苏武峥,李新国,等.基于高光谱特征参数优选的土壤盐分含量建模及其验证[J].新疆农业科学,2021,58(12):2342-2352.
LI Z, SU W Z, LI X G, et al. Modeling and validation of soil salinity content based on optimized hyperspectral feature parameters[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2021, 58(12): 2342-2352.

- 2021, 58(12):2342-2352.
- [9] 张余淑. 西北干旱区土壤盐分遥感监测变量优选与模型构建研究[D]. 兰州: 西北师范大学, 2024.
- ZHANG S S. Variable selection and model construction for remote sensing monitoring of soil salinity in arid regions of northwest China [D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2024.
- [10] 宋阿维. 青铜峡灌区土壤盐渍化演变过程及驱动机制[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2024.
- SONG A W. Evolution process and driving mechanisms of soil salinization in the Qingtongxia irrigation district [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2024.
- [11] 董雨昕. 基于无人机和 Sentinel-2A 遥感数据协同的河套灌区土壤含盐量反演研究[D]. 陕西 杨凌: 西北农林科技大学, 2025.
- DONG Y X. Inversion of soil salinity in the Hetao irrigation district based on the synergy of UAV and Sentinel-2A remote sensing data [D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University, 2025.
- [12] 闫妍, 史海滨, 苗庆丰, 等. 基于旱排控盐模型的沿黄灌区不同地类间水盐运移与平衡分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 346-359.
- YAN Y, SHI H B, MIAO Q F, et al. Water and salt transport pattern and balance analysis among different land classes in Yellow River irrigation area based on dry drainage salt control model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 346-359.
- [13] ZHAO R Y. Pouring vitality and reconstructing memory: Baosteel industrial heritage landscape renovation design study [J]. E3S Web of Conferences, 2024, 536: e01026.
- [14] OLIVA M, MAFFIA A, MARRA F, et al. The complex impacts of fire on soil ecosystems: Insights from the 2021 Aspromonte National Park wildfire [J]. Journal of Forestry Research, 2025, 36(1): e68.
- [15] 黄华雨, 丁启东, 张俊华, 等. 基于 Sentinel-2 和可解释机器学习的河套平原农田土壤盐分和 pH 反演[J]. 应用生态学报, 2025, 36(8): 2407-2419.
- HUANG H Y, DING Q D, ZHANG J H, et al. Inversion of soil salinity and pH in farmland of the Hetao Plain based on Sentinel-2 and explainable machine learning [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2025, 36(8): 2407-2419.
- [16] 高瑞, 封文杰, 张钧泳, 等. 基于 Sentinel-2 数据和机器学习的冬小麦叶面积指数反演[J]. 山东农业科学, 2025, 57(12): 145-152.
- GAO R, FENG W J, ZHANG J Y, et al. Inversion of winter wheat leaf area index based on Sentinel-2 data and machine learning [J]. Shandong Agricultural Sciences, 2025, 57(12): 145-152.
- [17] 陈媛媛, 许芸开, 郭莹莹, 等. 基于多源时序遥感和深度学习模型的江苏沿海互花米草动态监测[J]. 长江流域资源与环境, 2025, 34(10): 2210-2221.
- CHEN Y Y, XU Y K, GUO Y Y, et al. Dynamic monitoring of *Spartina alterniflora* along Jiangsu coastal based on multi-source temporal remote sensing and deep learning model [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2025, 34(10): 2210-2221.
- [18] 陈猷, 申晓晶, 周博, 等. 基于遥感影像与随机森林算法的银北灌区土壤盐渍化监测方法研究[J]. 江西农业大学学报, 2025, 47(3): 803-816.
- CHEN Y, SHEN X J, ZHOU B, et al. Monitoring method of soil salinization in Yinbei irrigation area based on remote sensing images and random forest algorithm [J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis (Natural Sciences Edition), 2025, 47(3): 803-816.
- [19] 王宇璇, 屈忠义, 白燕英, 等. 基于 Sentinel-2 影像的黄河南岸典型改良示范区土壤含盐量反演模型[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 290-299.
- WANG Y X, QU Z Y, BAI Y Y, et al. Soil salt inversion of typical improvement demonstration area of south bank of the Yellow River based on Sentinel-2 images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 290-299.
- [20] 尹承深. 基于多源遥感的河套灌区农田土壤水盐协同反演[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2024.
- YIN C S. Synergistic inversion of soil water and salinity in farmland of the Hetao irrigation district based on multi-source remote sensing [D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2024.
- [21] 黄悦, 李仙岳, 高慧娟. 协同哨兵 1/2 多源遥感数据的土壤含盐量反演[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 640-650.
- HUANG Y, LI X Y, GAO H J. Soil salinity inversion with Sentinel-1/2 multi-source remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 640-650.
- [22] 翟家祥. 荒漠绿洲过渡带土壤盐渍化的高时空分辨率无人机遥感监测[D]. 新疆 阿拉尔: 塔里木大学, 2025.
- ZHAI J X. High spatiotemporal resolution UAV remote sensing monitoring of soil salinization in desert-oasis transition zones [D]. Alar, Xinjiang: Tarim University, 2025.
- [23] 何金宝, 孔繁鹏, 裴艳东, 等. 基于递归特征消除与贝叶斯优化的盐碱地信息遥感提取模型研究[J]. 水文地质工程地质, 2026, 53(2): 246-256.
- HE J B, KONG F P, PEI Y D, et al. Remote sensing extraction model of saline-alkali land information based on recursive feature elimination and Bayesian optimization [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2026, 53(2): 246-256.
- [24] JIA P P, ZHANG J H, LIANG Y N, et al. The inversion of arid-coastal cultivated soil salinity using explainable machine learning and Sentinel-2 [J]. Ecological Indicators, 2024, 166: e112364.