



典型绿洲灌区棉田土壤盐分多光谱遥感反演与季节差异性研究

刘旭辉, 白云岗, 柴仲平, 张江辉, 江柱, 丁邦新, 张超

引用本文:

刘旭辉,白云岗,柴仲平,张江辉,江柱,丁邦新,张超. 典型绿洲灌区棉田土壤盐分多光谱遥感反演与季节差异性研究[J]. 农业资源与环境学报, 2023, 40(3): 598-609.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13254/j.jare.2022.0248>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

滨海盐渍区土壤盐分遥感反演及动态监测

张素铭, 赵庚星, 王卓然, 肖杨, 郎坤

农业资源与环境学报. 2018, 35(4): 349-358 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0016>

黄河三角洲典型地区春季土壤水盐空间分异特征研究--以垦利县为例

王卓然, 赵庚星, 高明秀, 姜曙千, 常春艳, 贾吉超

农业资源与环境学报. 2015(2): 154-161 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2014.0293>

基于SDI校正指数的滨海平原盐渍化生态风险评价

潘肖燕, 崔江慧, 杨江燕, 关瑜, 孟泽, 刘田书, 门明新, 陈影

农业资源与环境学报. 2020, 37(5): 709-718 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2019.0286>

玛纳斯河流域不同绿洲生态系统棉田土壤水分-盐分-养分空间变异特征

陈图峥, 李艳红, 李发东, 何新林

农业资源与环境学报. 2022, 39(6): 1133-1144 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0591>

光谱与纹理信息结合的黄河三角洲土壤盐渍化信息提取——以垦利区为例

黄静, 赵庚星, 奚雪, 崔昆, 高鹏

农业资源与环境学报. 2022, 39(3): 594-601 <https://doi.org/10.13254/j.jare.2021.0025>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

刘旭辉, 白云岗, 柴仲平, 等. 典型绿洲灌区棉田土壤盐分多光谱遥感反演与季节差异性研究[J]. 农业资源与环境学报, 2023, 40(3): 598–609.

LIU X H, BAI Y G, CHAI Z P, et al. Multispectral remote sensing inversion and seasonal difference in soil salinity of cotton field in typical oasis irrigation area[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2023, 40(3): 598–609.

# 典型绿洲灌区棉田土壤盐分多光谱遥感反演与季节差异性研究

刘旭辉<sup>1,2</sup>, 白云岗<sup>2\*</sup>, 柴仲平<sup>1</sup>, 张江辉<sup>2</sup>, 江柱<sup>2</sup>, 丁邦新<sup>2,3</sup>, 张超<sup>1,2</sup>

(1. 新疆农业大学资源与环境学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆水利水电科学研究院, 乌鲁木齐 830049; 3. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100)

**摘要:**为探究区域尺度的土壤含盐量空间分布、季节性变化和年际变化特征,本研究以新疆第二师31团棉田为研究区,以2019年和2021年春、夏、秋季实测土壤含盐量和Landsat 8 OLI多光谱影像为基础,将波段组、盐分指数组、植被指数组和全变量组作为模型输入变量组,通过相关性分析优选特征光谱参量,采用极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)构建基于各变量组的不同季节土壤盐分反演模型,通过实测数据评价精度筛选确定各季节最优模型,定量反演地表土壤含盐量。结果表明:研究区两年春、夏、秋季土壤含盐量总样本变异系数分别为0.67、0.56、0.67,呈中等变异性;中度盐化土的光谱反射率高于轻度盐化土和非盐化土;基于全变量组的BPNN模型均为各季节最优的土壤盐分反演模型,精度由高到低依次为夏季>春季>秋季;两年各季节土壤含盐量由大到小顺序均为秋季>春季>夏季,说明灌排及农业耕作措施对土壤盐分动态变化影响较大;2019—2021年各季节土壤含盐量均有所减小,说明灌区灌排措施对盐碱地治理效果明显。研究表明,基于多光谱影像建立的机器学习模型可定量反演土壤含盐量,为南疆典型绿洲灌区棉田土壤盐渍化监测提供参考。

**关键词:**多光谱遥感;土壤含盐量;变量组;机器学习;空间分布

中图分类号:TP79;S156.4;S127 文献标志码:A 文章编号:2095-6819(2023)03-0598-12 doi: 10.13254/j.jare.2022.0248

## Multispectral remote sensing inversion and seasonal difference in soil salinity of cotton field in typical oasis irrigation area

LIU Xuhui<sup>1,2</sup>, BAI Yungang<sup>2\*</sup>, CHAI Zhongping<sup>1</sup>, ZHANG Jianghui<sup>2</sup>, JIANG Zhu<sup>2</sup>, DING Bangxin<sup>2,3</sup>, ZHANG Chao<sup>1,2</sup>

(1. College of Resources and Environment, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China; 2. Xinjiang Research Institute of Water Resources and Hydropower, Urumqi 830049, China; 3. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

**Abstract:** To explore the spatial distribution, seasonal variation, and interannual variation characteristics of soil salinity content on a regional scale, this study took the cotton fields of the 31st Crops of the 2nd Division in Xinjiang, China as the research area, based on soil salinity content measured in spring, summer, and autumn of 2019 and 2021 and Landsat 8 OLI multispectral images. The band, salinity indices, vegetation indices, and total variable groups were used as the input variable group of the model, and the characteristic spectral parameters were optimized through correlation analysis. Extreme learning machine (ELM), support vector machine (SVM), and back propagation neural network (BPNN) were used to construct soil salinity inversion models in different seasons based on each variable group.

收稿日期:2022-04-28 录用日期:2022-07-21

作者简介:刘旭辉(1996—),女,山西运城人,硕士研究生,从事干旱区资源与环境遥感研究。E-mail:454949752@qq.com

\*通信作者:白云岗 E-mail:xjbaigy@sina.com

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD1900805-4);新疆维吾尔自治区重大科技专项(2020A01002-1)

Project supported: The National Key R&D Program of China (2021YFD1900805-4); The Science and Technology Major Project of Xinjiang Uygur Autonomous Region, China (2020A01002-1)

By evaluating the accuracy of measured data, the optimal model in each season was selected to quantitatively invert the surface soil salt content. The results showed that the variation coefficients of soil salinity content in spring, summer, and autumn were 0.67, 0.56, and 0.67, respectively, showing moderate variability. The spectral reflectance of moderately salinized soil was higher than that of light salinized soil and non-salinized soil. The BPNN model based on the total variable group was the optimal soil salinity inversion model in each season, and the accuracy was in the order as follow: summer, spring, and autumn from high to low. The soil salt content in each season in the two years was in this order as follow: autumn > spring > summer, indicating that irrigation and drainage and agricultural tillage measures had a great influence on the dynamic change in soil salinity. Soil salinity content decreased in each season from 2019 to 2021, indicating that irrigation and drainage measures in irrigated areas had significant effects on saline-alkali land management. The results of this study showed that the machine learning model based on multispectral image can quantitatively invert soil salinity content and can be used as a reference for soil salinization monitoring of cotton field in typical oasis irrigated areas in southern Xinjiang.

**Keywords:** multispectral remote sensing; soil salinity content; variable group; machine learning; spatial distribution

土壤盐渍化是干旱、半干旱地区面临的主要生态环境问题,其严重制约了区域灌溉农业的可持续发展<sup>[1]</sup>。卫星遥感技术能够快速准确获取土壤含盐量的动态变化,为土壤盐渍化监测和防治提供及时有效的信息和管理方法<sup>[2]</sup>。

建立遥感模型的过程中,选择敏感光谱参量和适宜的建模方法有利于提升模型精度<sup>[3]</sup>。张晓光等<sup>[4]</sup>、张贤龙等<sup>[5]</sup>对光谱数据进行了对数、倒数、倒数的对数等数学变换,以增强光谱与盐分之间的相关性,进而达到提升模型精度的效果。胡盈盈等<sup>[6]</sup>对线性变换前后的光谱反射率与土壤含盐量进行相关性分析,优选出敏感光谱波段,建立土壤盐分多元线性回归模型,反演春、秋两季土壤含盐量。Dwivedi等<sup>[7]</sup>、王雪梅等<sup>[8]</sup>、刘玉斌等<sup>[9]</sup>基于植被指数构建土壤盐分线性回归模型,反演得到土壤盐分空间分布特征。Alexakis等<sup>[10]</sup>针对希腊克里特岛土壤盐渍化问题,基于WV2和Landsat 8 OLI计算盐分指数,结果表明,光谱指数S5对土壤盐分最为敏感,可为该地区地表土壤含盐量的监测提供新方案。基于优选出的敏感光谱参量,选择最适合本研究区土壤盐分的建模方法,实现模型精度的提升。刘恩等<sup>[11]</sup>、邱元霖等<sup>[12]</sup>采用多元线性回归、BP神经网络(BPNN)等方法构建了土壤盐分反演模型,发现影像光谱反射率和土壤含盐量之间不是单纯的线性关系,因而多元线性回归模型的预测效果具有很大的波动性,而BPNN具有极强的非线性拟合能力,模型反演精度更高。姚志华等<sup>[13]</sup>基于原始光谱反射率和特征光谱指数,使用极限学习机(ELM)、支持向量机(SVM)和BPNN建模方法,构建土壤含盐量估算模型。以上研究表明机器学习算法在土壤盐分遥感反演过程中具有优越性。土壤含盐量受时间变化影响,空间分布存在差异,因而探讨不同时期的土壤盐渍化状况极为重要。目前,基于3S技术对土壤盐

渍化的时空演变研究已成为热点,近年来取得了较为丰硕的研究成果。Ivushkin等<sup>[14]</sup>基于多幅热红外图像、土壤质地图等数据源对随机森林分类器进行训练,最终得到了多幅土壤盐分反演图。花锦溪<sup>[15]</sup>基于MODIS数据,利用分类回归树对像元进行分类,比较了不同类别特征对盐碱土的分类效果,分析得到了松嫩平原盐碱地动态变化过程。彭丽<sup>[16]</sup>研究了玛纳斯河流域的土壤盐渍化状况,分析得到了不同灌溉方式下的土壤盐分空间变异特征。

已有研究多针对某一时期的盐渍土进行反演<sup>[17-18]</sup>,但由于每年气候多变,季节性差异明显,且像素点内地物类型复杂,不同期遥感影像数据存在较大差异。鉴于此,本研究以新疆第二师31团棉田为研究区,基于2019年和2021年春、夏、秋季Landsat 8 OLI卫星遥感影像和相应时期地表土壤含盐量,利用ELM、SVM和BPNN构建不同季节土壤盐分遥感反演模型,通过精度评价筛选各季节最优模型,实现不同时期棉田土壤盐分的定量反演,以期当地土壤表层含盐量的实时监测提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

新疆生产建设兵团第二师31团位于天山南麓塔里木盆地东北边缘,塔里木河与孔雀河两河下游的冲积平原,地处巴音郭楞蒙古自治州尉犁县境内,西南临塔克拉玛干沙漠,东北与库木塔格沙漠接壤,地理坐标为85°24'~88°30' E,39°30'~42°20' N。团场地势自西北向东南倾斜,土壤类型主要为盐土、碱土和风沙土。团场深处欧亚内陆腹地,属北温带大陆性荒漠干旱气候,降水量年际变化大,多年平均降水量53.3~62.7 mm,多年平均蒸发量2 273~2 788 mm。现有灌溉面积7.5×10<sup>3</sup> hm<sup>2</sup>,灌溉方式以膜下滴灌为主,

灌溉用水来自塔里木河和恰拉水库。

## 1.2 野外数据采集与处理

野外采样选择在棉花播种前(2019年3月20—28日、2021年4月7—12日)、生育期内(2019年6月19—25日、2021年6月29日—7月2日)、棉花采摘后(2019年10月23—25日、2021年11月3—4日)进行。实地勘察后,从水库引水处沿干渠走向布设采样点。2019、2021年春季分别布设样点53、33处,夏季分别布设样点51、39处,秋季分别布设样点51、39处(图1)。

### 1.2.1 土壤含盐量测定

利用三点取样法采集地表0~20 cm土壤,用手持GPS仪定位获取每个样点的经纬度。将土样带回实验室后,挑出杂物,风干、研磨,过2 mm孔径筛,称取18 g土样,按土水质量比为1:5在锥形瓶中配制土壤溶液,用玻璃棒搅拌均匀后固定在振荡器上振荡10 min,使盐分充分溶解,静置后使用电导率仪测定土壤悬浊液的电导率( $EC, \mu S \cdot cm^{-1}$ ),根据经验公式 $y=0.0051x-0.5241$ (决定系数 $R^2=0.9534$ )计算土壤总含盐量( $g \cdot kg^{-1}$ )<sup>[9]</sup>。

### 1.2.2 土壤光谱曲线采集与处理

使用UniSpec-SC光谱分析仪(波段范围310~1130 nm)在12:00—16:00之间测定土壤光谱。春季,根据含盐量大小将所有样点的土壤分为3个盐渍化等级,在每个等级中随机选取有代表性的多个样点进行观测,每个等级共观测10次,取平均值作为各等

级土壤的实测高光谱。夏、秋两季,在部分样点连续测定10条光谱,求平均值后得到不同样点的土壤光谱,再分别对夏、秋季相同盐渍化等级的土壤光谱反射率求平均值,作为两个季节非盐化土、轻度盐化土和中度盐化土的光谱,以研究其相似性和差异性。使用Multispec 5.1.5软件对光谱数据进行处理,得到310~1130 nm波段范围的土壤光谱;在Origin 2018软件中绘制土壤实测高光谱曲线。

## 1.3 遥感影像数据获取与处理

多光谱数据采用Landsat 8 OLI卫星遥感影像,数据来源于美国地质调查局(United States Geological Survey, USGS)官网(<https://earthexplorer.usgs.gov/>),行列号143/031,空间分辨率30 m,重访周期16 d。按照与采样时间相近且云量较小的原则,本研究选取2019年3月22日、6月19日、10月25日和2021年3月20日、7月1日、10月21日的影像作为多光谱数据。使用ENVI 5.3软件对影像数据进行辐射定标、大气校正和裁剪等预处理,实现遥感数据由数字量化值到辐射亮度值再到地表反射率的逐步转换;在ArcGIS 10.2中导入6次采样的经纬度,提取各采样点在7个波段处的像元反射率;在Excel 2016中计算多光谱波段反射率、盐分指数和植被指数三类光谱参量。

## 1.4 光谱指数选取

春、秋季植被覆盖度低,无法间接反映土壤盐分状况,因而在春、秋两季土壤盐分的反演过程中,仅选取了多光谱波段反射率和盐分指数作为土壤盐分反演模型的输入变量。夏季,植被指数与土壤含盐量之间具有一定的相关性,故将多光谱波段反射率、盐分指数和植被指数作为自变量参与建模。本研究选取的14个植被指数分别为归一化差异植被指数(NDVI)<sup>[20]</sup>、比值植被指数(RVI)<sup>[21]</sup>、绿色比值植被指数(GRVI)<sup>[22]</sup>、差值植被指数(DVI)<sup>[21]</sup>、增强型植被指数(EVI)<sup>[20]</sup>、增强型比值植被指数(ERVI)<sup>[23]</sup>、增强型差值植被指数(EDVI)<sup>[23]</sup>、增强型归一化植被指数(ENDVI)<sup>[20]</sup>、大气阻抗植被指数(ARVI)<sup>[24]</sup>、土壤调节植被指数(SAVI)<sup>[20]</sup>、修改型土壤调整植被指数(MSAVI)<sup>[25]</sup>、三角形植被指数(TVI)<sup>[21]</sup>、归一化差异绿度植被指数(NDGI)<sup>[21]</sup>、优化土壤调整植被指数(OSAVI)<sup>[26]</sup>,选取的12个盐分指数分别为归一化盐分指数(NDSI)<sup>[21]</sup>、SI-T<sup>[21]</sup>、SI1<sup>[1]</sup>、SI2<sup>[1]</sup>、SI3<sup>[1]</sup>、SI4<sup>[23]</sup>、S1<sup>[1]</sup>、S2<sup>[1]</sup>、S3<sup>[1]</sup>、S4<sup>[1]</sup>、S5<sup>[1]</sup>、S6<sup>[1]</sup>。

## 1.5 土壤盐分反演模型构建

土壤盐分受水分影响,不同时期的灌溉、气温和

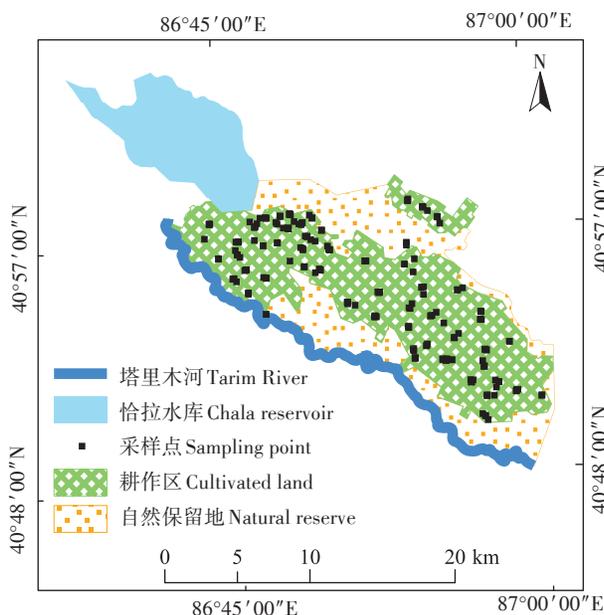


图1 研究区位置及土壤样点分布示意图

Figure 1 Location and soil sample distribution diagram in the study area

降水等因素会影响土壤水分和盐分含量,因而不同年份土壤含盐量分布的变异性存在差异。剔除异常样本数据后,将两年同一季节样本数据混合,按照土壤含盐量由小到大的顺序排列分组,根据建模集与验证集2:1的比例进行等间隔取样<sup>[21]</sup>,最终确定了春季建模集样本51个、验证集样本26个,夏季建模集样本51个、验证集样本26个,秋季建模集样本55个、验证集样本27个。本研究通过对建模集波段光谱反射率、盐分指数、植被指数与土壤含盐量进行皮尔逊相关性分析(Pearson correlation coefficient, PCC),得到特征光谱参量,将其分为波段组、盐分指数组、植被指数组和全变量组,并作为输入变量组参与建模,建模方法选用ELM、SVM和BPNN,共建立30个土壤盐分反演模型。

### (1) 极限学习机(ELM)

本研究基于MATLAB 2018平台进行ELM模型构建,通过反复试验,最终确定了不同变量组的神经网络模型结构(输入层神经元个数-隐含层神经元个数-输出层神经元个数)。春季,波段组的模型结构为4-11-1,盐分指数组的结构为7-11-1,全变量组为11-7-1。夏季,波段组7-12-1,盐分指数组11-11-1,植被指数组14-13-1,全变量组32-14-1。秋季,波段组4-8-1,盐分指数组9-14-1,全变量组13-6-1。

### (2) 支持向量机(SVM)

本研究采用LIBSVM工具箱在MATLAB 2018软件中建立SVM模型,通过测试,最终确定了最适于本实验数据的SVMtrain函数,SVM类型设置为e-SVR回归,核函数选用高斯径向基核函数(RBF)。惩罚参数( $c$ )和核函数( $g$ )根据样本数据进行测试,最终确定了各季节模型参数。春季,波段组 $c$ 为900, $g$ 为0.25;盐分指数组 $c$ 为367, $g$ 为0.14;全变量组 $c$ 为4, $g$ 为0.09。夏季,波段组 $c$ 为6, $g$ 为0.14;盐分指数组 $c$ 为4, $g$ 为0.09;植被指数组 $c$ 为20, $g$ 为0.07;全变量组 $c$ 为4, $g$ 为0.03。秋季,波段组 $c$ 为3, $g$ 为0.25;盐分指数组 $c$ 为1, $g$ 为0.11;全变量组 $c$ 为1, $g$ 为0.08。

### (3) BP神经网络(BPNN)

本研究基于MATLAB 2018平台进行BPNN结构设计。将建模集波段组、盐分指数组、植被指数组和全变量组作为模型输入因子,土壤含盐量作为模型输出因子,建立土壤盐分BPNN反演模型。经过反复试验训练,最终确定了最适于本研究数据的BPNN模型,训练函数选用poslin,隐含层传递函数选用purelin,输出层函数选用trainlm,模型最大迭代次数1000次,训练目标最小误差0.00001。各季节不同变量组

的神经网络模型结构(输入层神经元个数-隐含层神经元个数-输出层神经元个数)如下:春季,波段组的神经网络结构为4-9-1,盐分指数组的结构为7-9-1,全变量组为11-9-1;夏季,波段组7-7-1,盐分指数组11-7-1,植被指数组14-7-1,全变量组32-7-1;秋季,波段组4-4-1,盐分指数组9-4-1,全变量组13-4-1。

## 1.6 模型评价指标

为量化模型的拟合能力,评价指标采用决定系数(Coefficient of determination,  $R^2$ )和均方根误差(Root mean square error,  $RMSE$ )<sup>[27]</sup>对模型的建模和验证效果进行综合评价。 $R^2$ 越接近1,说明模型拟合程度越好; $RMSE$ 越小,说明实测值和预测值的误差越小。因此, $R^2$ 越大、 $RMSE$ 越小,说明模型精度越高,反演效果越好。

## 2 结果与分析

### 2.1 土壤含盐量特征统计

根据新疆土壤盐碱化程度等级分类标准<sup>[28]</sup>,将土壤分为非盐化土( $0\sim 3\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ )、轻度盐化土( $>3\sim 6\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ )和中度盐化土( $>6\sim 10\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ )3个等级。土壤含盐量的描述性统计分析结果如表1所示,春、夏、秋季总样本中,非盐化土所占比例分别为64.94%、61.04%、56.10%;轻度盐化土所占比例分别为27.27%、32.47%、31.71%;中度盐化土所占比例分别为7.79%、6.49%、12.20%。春、夏、秋季土壤含盐量总样本变异系数分别为0.67、0.56、0.67,表明棉田土壤含盐量呈中等变异性。

### 2.2 实测土壤高光谱特征

如图2所示,春、秋季土壤光谱曲线形态大致相同,不同盐渍化程度的土壤光谱曲线相对平行,变化趋势基本一致:随着波长的增加,土壤高光谱反射率先减小后增大。夏季,耕作区土壤被棉花枝叶覆盖,在各样点测定了植被光谱曲线。波长在310~413 nm之间时,光谱反射率随波长的增加而迅速减小;当波长为413~673 nm时,光谱反射率介于0.04%~0.14%之间,其中在554 nm(绿)处达到峰值,两侧450 nm(蓝)和670 nm(红)有两个吸收带,这一特征是由于叶绿素对蓝光和红光吸收作用强,对绿光反射作用强<sup>[29]</sup>。波长在673~762 nm(近红外)之间时,光谱反射率随波长的增加而迅速增大;波长在762~943 nm之间时,反射率随波长的增加趋于平稳;波长在943~1130 nm之间时,反射率随波长的增加呈先减后增再

表1 土壤含盐量的描述性统计分析

Table 1 Descriptive statistical analysis of soil salinity

季节 Season	数据集 Data set	样本数 Sample number	土壤含盐量 Soil salinity/(g·kg <sup>-1</sup> )			标准差 Standard deviation/(g·kg <sup>-1</sup> )			变异系数 Coefficient of variation	
			非盐化土 Non- salinized soil	轻度盐化土 Light salinized soil	中度盐化土 Moderately salinized soil	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Mean		
春季 Spring	总样本 Total samples	77	50	21	6	0.37	11.82	3.02	2.03	0.67
	建模集 Modeling set	51	33	14	4	0.42	11.82	3.05	2.07	0.68
	验证集 Validation set	26	17	7	2	0.37	9.64	2.97	1.95	0.66
夏季 Summer	总样本 Total samples	77	47	25	5	0.54	8.43	3.03	1.70	0.56
	建模集 Modeling set	51	32	16	3	0.54	7.32	2.95	1.59	0.54
	验证集 Validation set	26	15	9	2	0.64	8.43	3.20	1.87	0.58
秋季 Autumn	总样本 Total samples	82	46	26	10	0.17	12.26	3.40	2.27	0.67
	建模集 Modeling set	55	31	17	7	0.17	12.26	3.38	2.28	0.67
	验证集 Validation set	27	15	9	3	0.52	11.00	3.45	2.26	0.65

减的趋势,其中在 977 nm 附近有吸收谷,在 1 104 nm 处达到峰值,这是由于受植被叶细胞结构的影响,除吸收和透射的部分外,均形成高反射率<sup>[29]</sup>。从反射强度来看,三个季节的中度盐化土光谱反射率均高于轻度盐化土和非盐化土。

### 2.3 特征光谱参量优选

光谱参量与土壤含盐量的 Pearson 相关系数如表 2 所示。对春、夏、秋季依次进行分析发现,春季的 11 个光谱参量通过显著性检验( $P < 0.01$ ),且相关系数均在 0.4 以上。夏季光谱参量中,除了 SI4 盐分指数外,其余 32 个光谱参量与土壤含盐量均呈显著相关( $P < 0.01$ ),14 个植被指数与土壤含盐量均呈负相关,且相关系数的绝对值均大于 0.5。秋季的 13 个光谱参量通过了显著性检验( $P < 0.01$ ),比春季有所增加,但其绝对值的均值(0.494)低于春季(0.520)。总体来看,各季节 b1、b2、b3、b4、SI1、SI3、S3、S4、S5 光谱参量与土壤含盐量均呈显著正相关( $P < 0.01$ )。植被指数与土壤含盐量的相关性较高,为夏季模型的建立奠定了良好基础。

### 2.4 各季节土壤盐分反演模型构建

春季,选择与土壤含盐量显著相关( $P < 0.01$ )的 b1、b2、b3、b4 波段光谱反射率作为波段组,选择 SI1、SI2、SI3、SI4、S3、S4、S5 盐分指数作为盐分指数组。为了避免模型中遗漏重要的光谱参量,考虑不同类别光谱参量对模型的影响,将上述 4 个敏感波段和 7 个敏感盐分指数共同作为全变量组参与建模。同理,在夏季选择 7 个波段光谱反射率作为波段组,11 个盐分指数作为盐分指数组,14 个植被指数作为植被指数组,上述 32 个敏感光谱参量作为全变量组参与建模。秋季的波段组、盐分指数组、全变量组中敏感光谱参

量分别为 4、9、13 个。

#### 2.4.1 春季土壤盐分反演模型

由表 3 可知,在波段组和盐分指数组中,建模集的各类机器学习模型  $R^2$  均大于 0.616,其中 SVM 模型的精度最高,BPNN 模型次之,ELM 模型精度最低。波段组中,BPNN 模型验证集  $R^2$  达到了 0.538,  $RMSE$  为 1.460,验证效果最优,ELM 和 SVM 模型验证集误差较大。盐分指数组中,BPNN 验证集  $R^2$  为 0.459,  $RMSE$  为 1.567,验证效果较好,ELM 和 SVM 模型验证集误差较大。在全变量组中,3 个模型的建模集和验证集  $R^2$  均大于 0.487,其中 BPNN 模型精度最高,ELM 模型次之,SVM 模型精度最低。因此,在 3 种机器学习算法中,BPNN 模型最适于本研究区春季土壤盐分数据。综合对比 ELM、SVM 和 BPNN 模型建模和验证精度,发现基于全变量组建立的 BPNN 模型是 3 种模型中最优的土壤盐分反演模型,因此,本研究使用该模型反演新疆 31 团春季棉田土壤表层盐分。

#### 2.4.2 夏季土壤盐分反演模型

如表 4 所示,在植被指数组和全变量组中,BPNN 模型精度均高于 SVM 和 ELM。在波段组中,SVM 和 BPNN 模型精度均高于 ELM,由于 BPNN 模型建模效果与 SVM 相近,验证效果明显优于 SVM,因而在波段组中,BPNN 模型精度最高,SVM 模型次之,ELM 模型精度最低。在盐分指数组中,BPNN 模型建模效果最好, $R^2$  在 0.7 以上, $RMSE$  小于 1.3,ELM 和 SVM 模型建模效果相近, $R^2$  均接近于 0.7,精度验证时,发现 SVM 和 BPNN 模型验证效果相近,均优于 ELM,因而在盐分指数组中,BPNN 模型精度最高,SVM 模型次之,ELM 模型精度最低。因此,在 3 种机器学习算法中,BPNN 模型最适于本研究区夏季土壤盐分数据,SVM

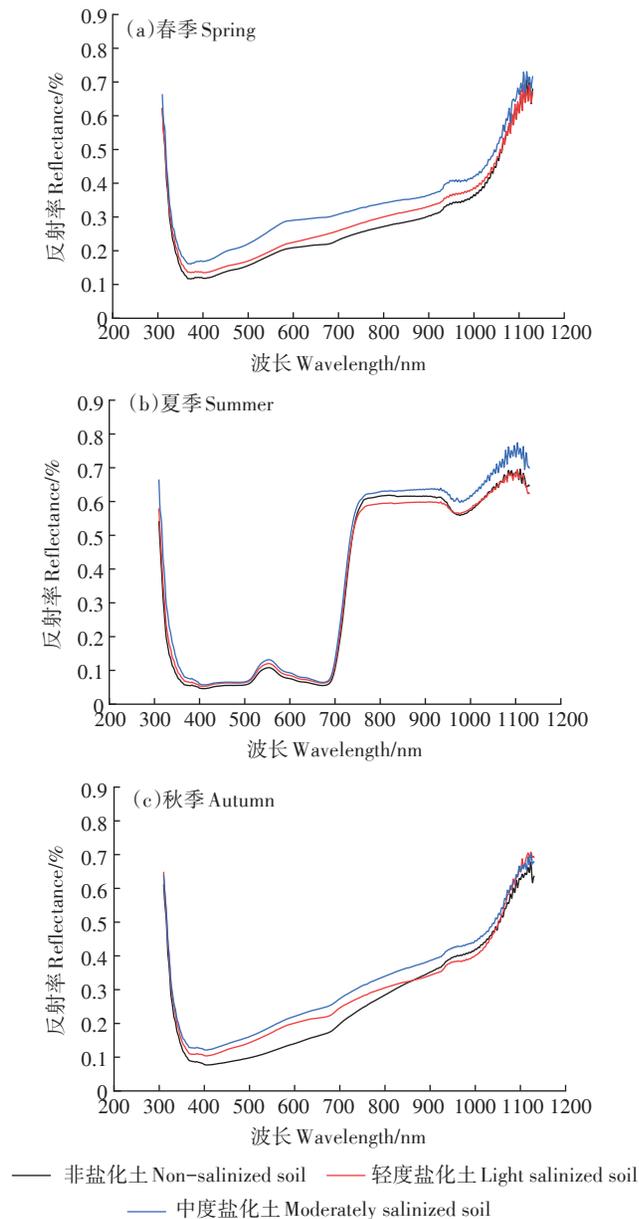


图2 不同盐渍化程度土壤光谱反射率曲线

Figure 2 Spectral reflectance curve of soil with different salinity degree

模型效果略优于ELM。综合对比ELM、SVM和BPNN模型建模和验证精度,发现基于全变量组建立的BPNN模型是3种模型中最优的土壤盐分反演模型,因此,本研究使用该模型来反演新疆31团夏季棉田土壤表层盐分。

### 2.4.3 秋季土壤盐分反演模型

如表5所示,在波段组中,ELM模型精度最高, BPNN模型次之, SVM模型精度最低。在盐分指数组中,ELM和BPNN模型建模精度均高于SVM,且均在0.6以上, RMSE分别为1.407和1.410,精度验证时发

表2 光谱参量与土壤含盐量的相关性

Table 2 Correlation between spectral parameters and soil salinity

光谱参量 Spectral parameter	相关系数 Correlation coefficient( <i>r</i> )			
	春季 Spring ( <i>n</i> =51)	夏季 Summer ( <i>n</i> =51)	秋季 Autumn ( <i>n</i> =55)	
波段 Band	b1	0.591**	0.551**	0.629**
	b2	0.550**	0.561**	0.583**
	b3	0.539**	0.544**	0.543**
	b4	0.525**	0.629**	0.439**
	b5	0.297	-0.655**	-0.226
	b6	0.196	0.378**	0.038
	b7	0.329	0.565**	0.314
盐分指数 Salinity index	NDSI	0.304	0.721**	0.554**
	SI-T	0.197	0.676**	0.560**
	SI1	0.535**	0.599**	0.495**
	SI2	0.452**	-0.557**	0.153
	SI3	0.533**	0.602**	0.486**
	SI4	0.416**	0.263	0.195
植被指数 Vegetation index	S1	-0.162	-0.595**	0.375**
	S2	-0.163	-0.602**	0.375**
	S3	0.497**	0.620**	0.373**
	S4	0.545**	0.601**	0.519**
	S5	0.540**	0.627**	0.488**
	S6	0.269	-0.645**	-0.262
	NDVI		-0.721**	
	RVI		-0.561**	
	GRVI		-0.600**	
	DVI		-0.676**	
	EVI		-0.695**	
	ERV1		-0.560**	
EDVI		-0.665**		
ENDVI		-0.701**		
ARVI		-0.716**		
SAVI		-0.703**		
MSAVI		-0.686**		
TVI		-0.678**		
NDGI		-0.606**		
OSAVI		-0.713**		

注:\*\*表示在  $P < 0.01$  显著相关。

Note:\*\* indicates significant correlation at  $P < 0.01$ .

现, SVM和BPNN模型验证效果均优于ELM,因而在盐分指数组中, BPNN模型精度高于ELM和SVM。在全变量组中, BPNN模型的建模和验证效果在3个模型中最优, 建模集  $R^2$  在0.6以上,  $RMSE$  小于1.4, 验证集  $R^2$  在0.5以上,  $RMSE$  小于1.8。综合分析建模和验证效果可知, 基于全变量组的BPNN模型精度略高于波段组建立的ELM模型, 因此, 本研究最终使用该模型

表3 基于春季不同变量组的机器学习模型

Table 3 Machine learning model based on different variable groups in spring

变量组 Variable group	建模方法 Modeling method	建模集 Modeling set(n=51)		验证集 Validation set(n=26)	
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE
波段组 Band group	ELM	0.617	1.279	0.533	1.998
	SVM	0.782	0.985	0.476	1.996
	BPNN	0.736	1.067	0.538	1.460
盐分指数组 Salinity index group	ELM	0.621	1.274	0.508	1.986
	SVM	0.769	0.997	0.409	2.001
	BPNN	0.730	1.080	0.459	1.567
全变量组 Total variable group	ELM	0.540	1.403	0.490	1.565
	SVM	0.533	1.515	0.488	1.658
	BPNN	0.705	1.133	0.556	1.409

注:ELM、SVM和BPNN分别为极限学习机、支持向量机和BP神经网络。下同。

Note:ELM,SVM,and BPNN are extreme learning machine, support vector machine, and back propagation neural network, respectively. The same below.

表4 基于夏季不同变量组的机器学习模型

Table 4 Machine learning model based on different variable groups in summer

变量组 Variable group	建模方法 Modeling method	建模集 Modeling set(n=51)		验证集 Validation set(n=26)	
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE
波段组 Band group	ELM	0.691	1.517	0.676	2.392
	SVM	0.711	1.562	0.710	1.584
	BPNN	0.700	1.496	0.788	1.339
盐分指数组 Salinity index group	ELM	0.695	1.509	0.612	1.782
	SVM	0.690	1.563	0.678	1.876
	BPNN	0.789	1.256	0.673	1.854
植被指数组 Vegetation index group	ELM	0.745	1.380	0.717	1.727
	SVM	0.676	1.566	0.704	1.645
	BPNN	0.752	1.362	0.779	1.357
全变量组 Total variable group	ELM	0.744	1.383	0.655	1.701
	SVM	0.714	1.516	0.694	1.594
	BPNN	0.830	1.128	0.767	1.552

来反演新疆31团秋季棉田土壤表层盐分。

### 2.5 模型综合评价

由表3、表4、表5可知,对于同一变量组建立的同种回归模型,夏季模型验证精度均高于春季和秋季,春、夏、秋季建模集R<sup>2</sup>范围分别为0.5~0.8、0.6~0.9和0.5~0.7,因而在各组合中,夏季土壤盐分反演模型精度最高。基于全变量组的BPNN模型均为各季节最优的土壤盐分反演模型,各季节模型精度由高到低依

表5 基于秋季不同变量组的机器学习模型

Table 5 Machine learning model based on different variable groups in autumn

变量组 Variable group	建模方法 Modeling method	建模集 Modeling set(n=55)		验证集 Validation set(n=27)	
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE
波段组 Band group	ELM	0.580	1.476	0.559	1.594
	SVM	0.518	1.658	0.513	1.818
	BPNN	0.562	1.509	0.525	1.681
盐分指数组 Salinity index group	ELM	0.619	1.407	0.479	1.690
	SVM	0.566	1.551	0.512	1.694
	BPNN	0.617	1.410	0.504	1.692
全变量组 Total variable group	ELM	0.577	1.481	0.491	1.666
	SVM	0.566	1.539	0.498	1.727
	BPNN	0.634	1.379	0.527	1.742

次为夏季>春季>秋季。

### 2.6 各季节土壤含盐量空间分布反演

#### 2.6.1 空间分布特征

由表6可知,2019年和2021年的春、夏、秋季棉田土壤均主要为非盐化土,其次为轻度盐化土,中度盐化土面积最小。将土壤含盐量范围细化为1g·kg<sup>-1</sup>间距后,发现各季节含盐量为>2~3g·kg<sup>-1</sup>的土壤分布面积均大于40km<sup>2</sup>,其中2019年春、秋季和2021年秋季土壤分布面积较广,均在60km<sup>2</sup>以上,2019年夏季次之,2021年春、夏季土壤分布面积较小。除2021年春、夏季外,其余4期含盐量为>3~4g·kg<sup>-1</sup>的土壤比含盐量为>1~2g·kg<sup>-1</sup>的土壤分布面积更大。在含盐量为>3~4g·kg<sup>-1</sup>范围内,两年秋季土壤分布面积最广,其次为2019年春、夏季和2021年春季,面积均在30km<sup>2</sup>以上,2021年夏季土壤分布面积最小。在含盐量为>1~2g·kg<sup>-1</sup>范围内,2021年春、夏季土壤分布面积最广,均在30km<sup>2</sup>以上,其次为2019年夏季,2019年春、秋季和2021年秋季土壤分布面积最小。2019年和2021年春、夏季土壤含盐量主要集中于>1~4g·kg<sup>-1</sup>范围内,两年秋季土壤含盐量主要为>2~4g·kg<sup>-1</sup>。

由图3可知,2019年春季含盐量小于2g·kg<sup>-1</sup>的土壤主要分布于西北和东南部的少数田块内,2021年春季含盐量小于2g·kg<sup>-1</sup>的土壤均匀分布于距离荒地较远的整个研究区棉田内,两年春季含盐量为4g·kg<sup>-1</sup>以上的土壤主要位于东北部的独立地块和靠近荒地的区域内,且越接近南北两侧荒地的棉田土壤含盐量越高,东北部的独立地块盐分偏高,主要为轻度盐化土。两年夏季含盐量为>1~4g·kg<sup>-1</sup>的土壤均匀分布于90%以上的棉田内,2019年夏季含盐量为4g·

表6 不同盐渍化程度土壤面积(km<sup>2</sup>)  
Table 6 Soil area of different salinization degree(km<sup>2</sup>)

年份 Year	季节 Season	非盐化土 Non-salinized soil			轻度盐化土 Light salinized soil			中度盐化土 Moderately salinized soil
		0~1 g·kg <sup>-1</sup>	>1~2 g·kg <sup>-1</sup>	>2~3 g·kg <sup>-1</sup>	>3~4 g·kg <sup>-1</sup>	>4~5 g·kg <sup>-1</sup>	>5~6 g·kg <sup>-1</sup>	>6~10 g·kg <sup>-1</sup>
2019	春季 Spring	0.18	8.96	65.44	34.69	5.55	0.25	0
	夏季 Summer	1.37	18.69	54.93	31.72	7.51	0.61	0.25
	秋季 Autumn	0	0.07	60.73	51.83	2.27	0.08	0.08
2021	春季 Spring	0	37.02	44.80	30.85	2.05	0.34	0.01
	夏季 Summer	3.11	43.12	45.61	18.31	4.84	0.08	0
	秋季 Autumn	0.01	0.79	64.97	42.31	6.66	0.25	0.08

kg<sup>-1</sup>以上的土壤零散分布于棉田内部的少数田块中,2021年夏季含盐量为4 g·kg<sup>-1</sup>以上的土壤主要分布于田块与田块间的小块土地上,而田块内的土壤盐渍化程度较轻,主要为非盐化土。两年秋季中,90%以上棉田的土壤含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>,其中含盐量>2~3 g·kg<sup>-1</sup>的土壤比>3~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤分布面积更大。

### 2.6.2 土壤含盐量季节性变化特征

由于2019年和2021年春、夏季土壤含盐量主要为>1~4 g·kg<sup>-1</sup>,两年秋季土壤含盐量主要为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>,故仅对两年各季节土壤含盐量为>1~4 g·kg<sup>-1</sup>范围的土壤面积进行分析。如表7所示,2019年春季至夏季含盐量为>1~2 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了9.73 km<sup>2</sup>,含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了13.50 km<sup>2</sup>;2019年夏季至秋季含盐量为>1~2 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了18.62 km<sup>2</sup>,含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>土壤面积增加了25.92 km<sup>2</sup>。2021年春季至夏季含盐量为>1~3 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了6.91 km<sup>2</sup>,含盐量为>3~4 g·kg<sup>-1</sup>土壤面积减小了12.54 km<sup>2</sup>;2021年夏季至秋季含盐量为>1~2 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了42.33 km<sup>2</sup>,含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了43.36 km<sup>2</sup>。结合图3可知,两年土壤含盐量季节性变化过程相似,春季至夏季土壤含盐量减小,夏季至秋季土壤含盐量增大,土壤含盐量由大到小依次为秋季>春季>夏季。这是由于春季蒸发强烈,土壤盐分向表层运移,土壤表层含盐量增加;夏季对棉田进行滴灌,盐分向土层深处转移,土壤表层含盐量减小;秋季气候干燥,蒸发强烈,8月底结束生育期灌溉后,经过近2个月的蒸发作用,土壤盐分有明显的表聚现象。

### 2.6.3 土壤含盐量年际变化特征

对比两年土壤盐渍化程度发现,2019—2021年各季节不同盐渍化等级的土壤面积变化趋势相似,均为非盐化土面积增加、轻度盐化土面积减少、中度盐

化土面积基本不变(表8)。以>1~4 g·kg<sup>-1</sup>范围的土壤面积变化为例,2019—2021年春季,含盐量为>1~2 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了28.06 km<sup>2</sup>,含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了24.49 km<sup>2</sup>;2019—2021年夏季,含盐量为>1~2 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了24.43 km<sup>2</sup>,含盐量为>2~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了22.73 km<sup>2</sup>;2019—2021年秋季,含盐量为>1~3 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积增加了4.96 km<sup>2</sup>,含盐量为>3~4 g·kg<sup>-1</sup>的土壤面积减小了9.52 km<sup>2</sup>。由图3可知,2021年春、夏季反演图中绿色色调相比2019年更深,2021年秋季反演图中绿色区域面积相比2019年更大。综上,各季节土壤含盐量年际变化过程相似,2019—2021年各季节土壤含盐量均有所减小。由此可见,当地对盐渍土的治理给予了高度重视,制定了合理的农业灌溉排水制度和措施,随着时间的推移,盐渍化治理取得了一定成效。

## 3 讨论

### 3.1 土壤含盐量特征及光谱指数分析

本研究对Landsat 8 OLI多光谱波段反射率、光谱指数与土壤含盐量进行相关性分析,发现敏感多光谱波段为蓝、绿、红波段,这与孙亚楠等<sup>[1]</sup>的研究结果一致,说明可见光波段的土壤盐分光谱信息量较多,通过波段组进行特征光谱指数的构建可以挖掘光谱与盐分之间的隐含信息。胡婕<sup>[30]</sup>分析了21个宽波段指数与土壤含盐量之间的相关性,发现NDVI、EVI、ARVI、OSAVI、MSAVI等植被指数与土壤含盐量之间均呈负相关,本研究也发现,夏季14个植被指数与土壤含盐量均呈负相关。王雪梅等<sup>[8]</sup>、边玲玲等<sup>[31]</sup>发现光谱指数与土壤含盐量之间存在一定的相关性,在估算应用方面具有很大贡献。本研究也发现,在各季节中,通过显著性检验( $P<0.01$ )的光谱参量个数占各自指标

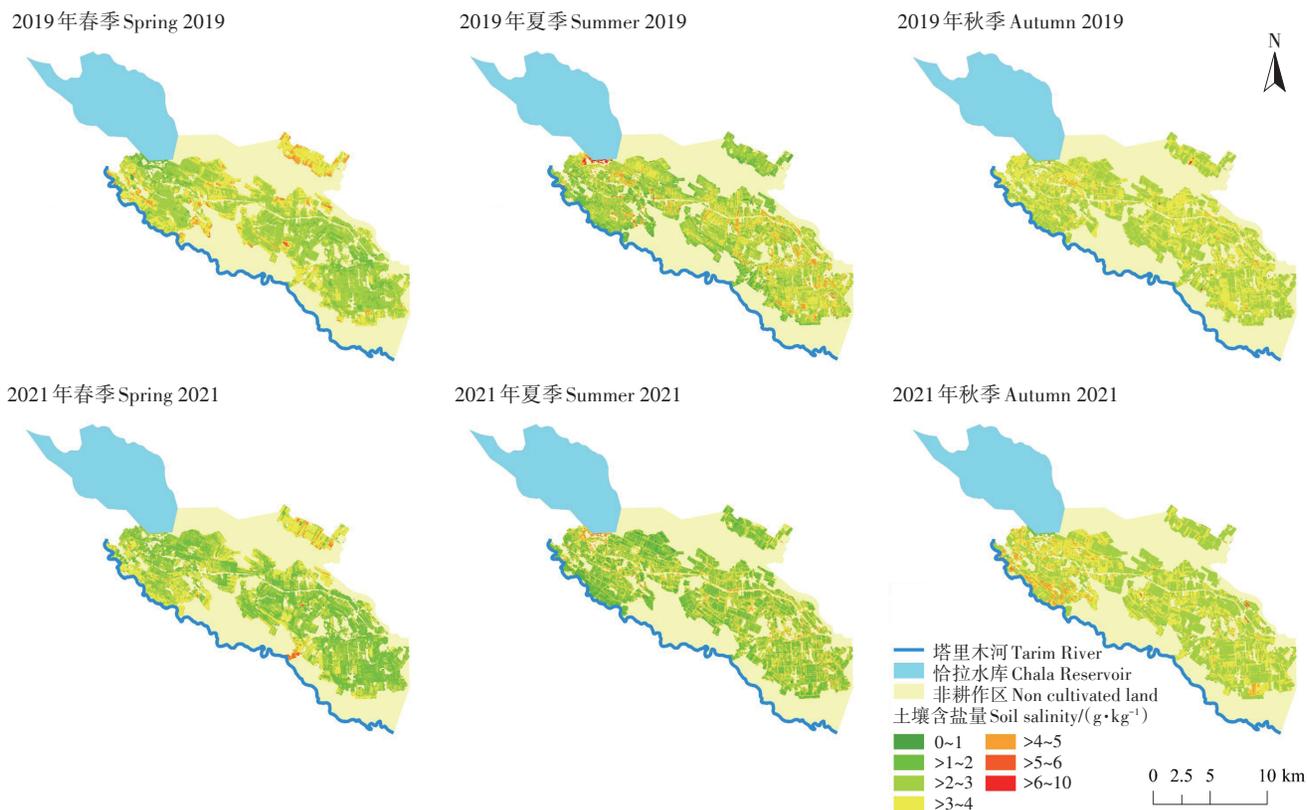


图3 研究区棉田土壤含盐量反演等级分布

Figure 3 Inversion grade distribution of soil salinity degree in cotton field

表7 不同程度盐渍化土壤面积季节性变化(km<sup>2</sup>)

Table 7 Seasonal variation of soil area at different degree of salinization(km<sup>2</sup>)

年份 Year	季节性变化 Seasonal variation	非盐化土 Non-salinized soil			轻度盐化土 Light salinized soil			中度盐化土 Moderately salinized soil
		0~1 g·kg <sup>-1</sup>	>1~2 g·kg <sup>-1</sup>	>2~3 g·kg <sup>-1</sup>	>3~4 g·kg <sup>-1</sup>	>4~5 g·kg <sup>-1</sup>	>5~6 g·kg <sup>-1</sup>	>6~10 g·kg <sup>-1</sup>
2019	春季至夏季 From spring to summer	1.19	9.73	-10.52	-2.98	1.96	0.36	0.25
	夏季至秋季 From summer to autumn	-1.37	-18.62	5.81	20.11	-5.23	-0.53	-0.17
2021	春季至夏季 From spring to summer	3.11	6.10	0.81	-12.54	2.79	-0.26	-0.01
	夏季至秋季 From summer to autumn	-3.10	-42.33	19.36	24.00	1.82	0.17	0.08

表8 2019—2021年不同盐渍化程度土壤面积变化(km<sup>2</sup>)

Table 8 Variation of soil area at different salinization degree during 2019—2021(km<sup>2</sup>)

季节 Season	非盐化土 Non-salinized soil				轻度盐化土 Light salinized soil		中度盐化土 Moderately salinized soil
	0~1 g·kg <sup>-1</sup>	>1~2 g·kg <sup>-1</sup>	>2~3 g·kg <sup>-1</sup>	>3~4 g·kg <sup>-1</sup>	>4~5 g·kg <sup>-1</sup>	>5~6 g·kg <sup>-1</sup>	>6~10 g·kg <sup>-1</sup>
春季 Spring	-0.18	28.06	-20.64	-3.85	-3.50	0.09	0.01
夏季 Summer	1.74	24.43	-9.32	-13.41	-2.67	-0.53	-0.24
秋季 Autumn	0	0.72	4.24	-9.52	4.39	0.17	0

总数的一半以上,可以表征土壤盐分。颜祥照<sup>[32]</sup>研究发现由于受到大气条件、土壤水分和地表粗糙度等土壤理化性质的影响,光谱曲线不完全遵循反射率随土壤有机质含量增加而增大的规律,这与本研究结果一

致。棉田土壤含盐量呈中等变异性,说明其容易受到气候、地形、水文、地质等自然因素及灌溉、翻耕、施肥等人为因素的影响<sup>[33-34]</sup>。研究区全年降水量较少,且每次采样前后无明显降水,对采样结果影响较小。本

研究采样时间为2019年和2021年春、夏、秋季,两年自然环境差异较大,不可控因素较多,因而将两年同一季节数据混合,以中和不同年份样本数据的变异性,再进行建模集和验证集的划分,使结果更具合理性。

### 3.2 不同季节土壤盐分反演模型建立

本研究基于不同变量组,使用3种建模方法构建了30个土壤盐分反演模型,发现选择不同的输入变量和建模方法时,模型效果存在差异,对反演结果进行精度评价后,选择春、夏、秋季最优模型定量反演相应季节的土壤含盐量。本研究基于机器学习算法构建的土壤盐分反演模型建模、验证效果较优,这是由于土壤盐渍化发生机理复杂,土壤光谱特征与表层土壤含盐量之间存在复杂的非线性关系,机器学习算法具有极强的非线性拟合能力和推广能力,适合模拟变量内部机制的复杂关系<sup>[1]</sup>。模型反演精度从高到低依次为夏季>春季>秋季,这可能是由于夏季模型输入变量较春、秋两季更多,且植被指数与土壤含盐量的相关系数较高。春季模型精度略高于秋季,这可能是由于秋季棉花采摘结束后秸秆仍留于棉田,影响了秋季土壤盐分的反演效果。

### 3.3 土壤盐分时空变化特征

相比于传统的土壤盐分实地调查,遥感技术能根据土壤盐分反演模型将影像上所有栅格点的光谱反射率转化为土壤含盐量,成果图中每个像素点的数值代表该位置处的土壤含盐量,从而达到量化效果。本研究利用遥感技术对新疆31团棉田2019年和2021年不同季节土壤含盐量进行反演,结果表明,地表土壤含盐量受季节影响明显,均表现为秋季>春季>夏季,这与王君<sup>[35]</sup>的研究结果(春季积盐,夏季脱盐,秋末盐渍化程度加重)基本一致。为保证31团棉花的正常生长,耕作区每年会进行冬春灌,并且冬季结冻期较长,在春季采样前,冰雪融水对土壤盐分具有一定的淋洗作用,但春季蒸发强烈,土壤盐分向表层运移,地表土壤含盐量增加。夏季棉田灌溉水对表层土壤盐分进行淋洗,且由于棉花植被覆盖,棉花蒸腾作用增加,地表蒸发量降低,表层土壤含盐量减小。秋季停止了灌溉活动,气候干燥,蒸发强烈,进入积盐阶段。综上,灌区内土壤盐分的周期变化总体表现为春季蒸发积盐、夏季灌溉淋洗、秋季强烈蒸发积盐<sup>[19]</sup>。对比两年土壤盐渍化程度发现,2021年土壤盐渍化程度较2019年有所减弱,这是由于当地非常重视盐渍土的治理,采取了合理的农业灌溉排水措施,随着时间的推移,取得了一定成效。

本研究以新疆第二师31团棉田为研究区进行土壤盐分遥感反演,取得了较为理想的反演效果,但不同试验区自然环境有所差异,反演方法在其他地区的适用性还有待研究。目前,多源数据融合研究已成为热点,今后可收集更多的与研究方向相关的数据,以便更深入地开展研究。

## 4 结论

(1)2019年和2021年春、夏、秋季新疆第二师31团棉田土壤主要为非盐化土和轻度盐化土,各季节土壤含盐量总样本呈中等变异性。中度盐化土的光谱反射率高于轻度盐化土和非盐化土。

(2)春、夏、秋季相关系数通过显著性检验( $P < 0.01$ )的光谱参量分别为11、32、13个,各季节 $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$ 、 $b_4$ 、 $SI_1$ 、 $SI_3$ 、 $S_3$ 、 $S_4$ 、 $S_5$ 光谱参量与土壤含盐量均呈显著正相关。

(3)基于全变量组的BPNN模型均为各季节最优的土壤盐分反演模型,建模集 $R^2$ 介于0.634~0.830之间,建模集 $RMSE$ 介于1.128~1.379之间,验证集 $R^2$ 介于0.527~0.767之间,验证集 $RMSE$ 介于1.409~1.742之间。模型精度由高到低依次为夏季>春季>秋季。

(4)2019年和2021年棉田土壤含盐量季节性变化均表现为:春季至夏季土壤含盐量减小,夏季至秋季土壤含盐量增大。2019—2021年各季节土壤含盐量均有所减小。

### 参考文献:

- [1] 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 Y N, LI X Y, SHI H B, 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.
- [2] 张智韬,杜瑞麒,杨帅,等.水盐交互作用对河套灌区土壤光谱特征的影响[J].农业工程学报,2020,36(18):153-164. ZHANG Z T, DU R Q, YANG S, et al. Effects of water-salt interaction on soil spectral characteristics in Hetao Irrigation areas of Inner Mongolia, China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(18): 153-164.
- [3] 奚雪,赵庚星,高鹏,等.基于Sentinel卫星及无人机多光谱的滨海冬小麦种植区土壤盐分反演研究——以黄三角垦利区为例[J].中国农业科学,2020,53(24):5005-5016. XI X, ZHAO G X, GAO P, et al. Inversion of soil salinity in coastal winter wheat growing area based on sentinel satellite and unmanned aerial vehicle multi-spectrum: A case study in Kenli District of the Yellow River delta[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2020, 53(24):5005-5016.

- [4] 张晓光, 姜子璇, 孔繁昌. 滨海盐渍土可见近红外外光谱特征[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 816-821. ZHANG X G, JIANG Z X, KONG F C. Hyperspectral characteristics of coastal saline soil with visible/near infrared spectroscopy[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(4): 816-821.
- [5] 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 X L, ZHANG F, ZHANG H W, et al. Optimization of soil salt inversion model based on spectral transformation from hyperspectral index[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(1): 110-117.
- [6] 胡盈盈, 王瑞燕, 陈红艳, 等. 黄河三角洲春秋两季土壤盐分遥感反演及时空变异研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(8): 78-81. HU Y Y, WANG R Y, CHEN H Y, et al. Research on remote sensing retrieval and temporal variation of soil salinity in the spring and autumn of the Yellow River delta[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2018, 41(8): 78-81.
- [7] DWIVEDI R S, RAO B R M. The selection of the best possible Landsat TM band combination for delineating salt-affected soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, 13(11): 2051-2058.
- [8] 王雪梅, 周晓红. 渭干河-库车河三角洲绿洲棉田土壤盐分估算及遥感反演[J]. 干旱地区农业研究, 2018, 36(6): 250-254, 262. WANG X M, ZHOU X H. Estimation and inversion modeling of salinity of cotton field soil using remote sensing in the delta oasis of Weigan and Kuqa Rivers[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2018, 36(6): 250-254, 262.
- [9] 刘玉斌, 韩美, 刘延荣, 等. 黄河三角洲土壤盐分养分空间分异规律研究[J]. 人民黄河, 2018, 40(2): 76-80, 87. LIU Y B, HAN M, LIU Y R, et al. Spatial distribution of soil salinity and nutrients in the Yellow River delta[J]. *Yellow River*, 2018, 40(2): 76-80, 87.
- [10] ALEXAKIS D D, DALIAKOPOULOS I N, PANAGEA I S, et al. Assessing soil salinity using WorldView-2 multispectral images in Timpani, Crete, Greece[J]. *Geocarto International*, 2018, 33(4): 321-338.
- [11] 刘恩, 王军涛, 常步辉, 等. 小开河引黄灌区土壤盐渍化定量遥感反演[J]. 中国农村水利水电, 2019(12): 20-24. LIU E, WANG J T, CHANG B H, et al. Quantitative remote sensing inversion of soil salinization in Xiaokaihe Yellow River irrigation district[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2019(12): 20-24.
- [12] 邱元霖, 陈策, 韩佳, 等. 植被覆盖条件下的解放闸灌域土壤盐分卫星遥感估算模型[J]. 节水灌溉, 2019(10): 108-112. QIU Y L, CHEN C, HAN J, et al. Satellite remote sensing estimation model of soil salinity in Jiefangzha irrigation under vegetation coverage[J]. *Water Saving Irrigation*, 2019(10): 108-112.
- [13] 姚志华, 陈俊英, 张智韬, 等. 覆膜对无人机多光谱遥感反演土壤含盐量精度的影响[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 89-97. YAO Z H, CHEN J Y, ZHANG Z T, et al. Effect of plastic film mulching on soil salinity inversion by using UAV multispectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(19): 89-97.
- [14] IVUSHKIN K, BARTHOLOMEUS H, BREGT A K, et al. Global mapping of soil salinity change[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 231: 111260.
- [15] 花锦溪. 基于MODIS时间序列的松嫩平原盐碱地动态变化研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨师范大学, 2017: 1-2. HUA J X. Monitoring of saline-alkali soil in Songnen Plain based on MODIS time series data [D]. Harbin: Harbin Normal University, 2017: 1-2.
- [16] 彭丽. 不同灌溉方式下玛纳斯河流域土壤盐渍化时空变异特征研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2016: 46-48. PENG L. Temporal and spatial variation of soil salinization under different irrigation methods in the Manas River basin[D]. Shihezi: Shihezi University, 2016: 46-48.
- [17] 贾萍萍, 张俊华, 孙媛, 等. 基于实测高光谱和Landsat 8 OLI影像的土壤盐化和碱化程度反演研究[J]. 土壤通报, 2020, 51(3): 511-520. JIA P P, ZHANG J H, SUN Y, et al. Inversion of soil salinity and pH degree based on measured hyperspectral and Landsat 8 OLI image[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2020, 51(3): 511-520.
- [18] 杨小虎, 罗艳琴, 杨海昌, 等. 玛纳斯河流域绿洲农田土壤盐分反演及空间分布特征[J]. 干旱区资源与环境, 2021, 35(2): 156-161. YANG X H, LUO Y Q, YANG H C, et al. Soil salinity retrieval and spatial distribution of oasis farmland in Manasi River basin[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2021, 35(2): 156-161.
- [19] 丁邦新, 白云岗, 柴仲平, 等. 塔里木河下游绿洲灌区土壤盐渍化特征及季节性变化规律[J]. 水土保持通报, 2020, 40(2): 77-84. DING B X, BAI Y G, CHAI Z P, et al. Soil salinization characteristics and its seasonal variation in oasis irrigation district of lower reaches of Tarim River[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2020, 40(2): 77-84.
- [20] 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 F, YANG S T, DING J L, et al. Environmental sensitive variable optimization and machine learning algorithm using in soil salt prediction at oasis[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(22): 102-110.
- [21] 张智韬, 魏广飞, 姚志华, 等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含盐量反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 151-160. ZHANG Z T, WEI G F, YAO Z H, et al. Soil salt inversion model based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(12): 151-160.
- [22] 陈浩, 冯浩, 杨祯婷, 等. 基于无人机多光谱遥感的夏玉米冠层叶绿素含量估计[J]. 排灌机械工程学报, 2021, 39(6): 622-629. CHEN H, FENG H, YANG Z T, et al. Estimation of chlorophyll content of summer maize canopy based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering*, 2021, 39(6): 622-629.
- [23] 周晓红, 张飞, 张海威, 等. 艾比湖湿地自然保护区土壤盐分多光谱遥感反演模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(4): 1229-1235. ZHOU X H, ZHANG F, ZHANG H W, et al. A study of soil salinity inversion based on multispectral remote sensing index in Ebinur Lake wetland nature reserve[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(4): 1229-1235.
- [24] 蒋馥根, 孙华, 李成杰, 等. 联合GF-6和Sentinel-2红边波段的森林地上生物量反演[J]. 生态学报, 2021, 41(20): 8222-8236.

- JIANG F G, SUN H, LI C J, et al. Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(20):8222-8236.
- [25] 姜红, 玉素甫江·如素力, 热伊莱·卡得尔, 等. 基于神经网络模型的干旱区绿洲土壤盐渍化评价分析[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(7):983-993. JIANG H, YUSUFUJIANG R, REYILAI K, et al. Evaluation and analysis of soil salinization in the arid zones based on neural network model[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2017, 19(7):983-993.
- [26] 刘珺, 庞鑫, 李彦荣, 等. 夏玉米叶面积指数遥感反演研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9):309-317. LIU J, PANG X, LI Y R, et al. Inversion study on leaf area index of summer maize using remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9):309-317.
- [27] 张录, 张芳, 熊黑钢, 等. 不同季节强碱土土壤呼吸影响因子分析与模型预测[J]. 干旱地区农业研究, 2017, 35(1):71-78. ZHANG L, ZHANG F, XIONG H G, et al. Impact factor analysis and model prediction of strong alkaline soil respiration in different seasons[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2017, 35(1):71-78.
- [28] 新疆维吾尔自治区农业厅, 新疆土壤普查办公室. 新疆土壤[M]. 北京: 科学出版社, 1996: 151-521. Xinjiang Department of Agriculture, Xinjiang Soil Survey Office. The soil of Xinjiang[M]. Beijing: Science Press, 1996:151-521.
- [29] 梅安新, 彭望球, 秦其明, 等. 遥感导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 38-39. MEI A X, PENG W L, QIN Q M, et al. Introductory of remote sensing[M]. Beijing: Higher Education Press, 2001: 38-39.
- [30] 胡婕. 基于多源遥感的干旱地区土壤盐分反演研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 37-38. HU J. Estimation of soil salinity in arid area based on multi-source remote sensing[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019:37-38.
- [31] 边玲玲, 王卷乐, 郭兵, 等. 基于特征空间的黄河三角洲垦利县土壤盐分遥感提取[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(1): 211-218. BIAN L L, WANG J L, GUO B, et al. Remote sensing extraction of soil salinity in Yellow River delta Kenli County based on feature space [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(1): 211-218.
- [32] 颜祥照. 星载高分五号高光谱影像耕地土壤有机质含量估测[D]. 北京: 中国农业科学院, 2021: 16-17. YAN X Z. Estimation of soil organic matter content in cultivated land based on GF-5 hyperspectral remote sensing image[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2021: 16-17.
- [33] PECK A J. Note on the role of a shallow aquifer in dryland salinity[J]. *Soil Research*, 1978, 16(2):237-240.
- [34] 柳菲, 陈沛源, 于海超, 等. 民勤绿洲不同土地利用类型下土壤水盐的空间分布特征分析[J]. 干旱区地理, 2020, 43(2): 406-414. LIU F, CHEN P Y, YU H C, et al. Spatial distribution characteristics of soil water and salt under different land use types in Minqin Oasis [J]. *Arid Land Geography*, 2020, 43(2):406-414.
- [35] 王君. 基于高分遥感的黄河三角洲土壤盐渍化变化特征分析[D]. 济南: 济南大学, 2020: 40-41. WANG J. Characteristics analysis of soil salinization in the Yellow River delta based on high resolution remote sensing[D]. Jinan: University of Jinan, 2020:40-41.