

# 融合无人机光谱信息与纹理特征的大豆土壤 含水率估测模型研究

李志军<sup>1</sup> 陈国夫<sup>1</sup> 支佳伟<sup>1</sup> 向友珍<sup>1</sup> 李冬梅<sup>2</sup> 张富仓<sup>1</sup> 陈俊英<sup>1</sup>

(1. 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;

2. 西北农林科技大学风景园林艺术学院, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 及时获取大田作物根区土壤含水率 (Soil moisture content, SMC) 对于实现精准灌溉至关重要。本研究采用无人机多光谱技术, 通过连续 2 年 (2021—2022 年) 田间试验, 采集了大豆开花期不同土壤深度的 SMC 数据以及相应的无人机多光谱图像, 建立了与作物参数具有较强相关性的植被指数及冠层纹理特征。通过分析植被指数和纹理特征与各深度土层 SMC 的相关性, 分别筛选出与各深度土层 SMC 相关系数达显著相关 ( $P < 0.05$ ) 的参数作为模型的输入变量 (组合 1: 植被指数; 组合 2: 纹理特征; 组合 3: 植被指数结合纹理特征), 分别利用支持向量机 (Support vector machine, SVM)、梯度提升模型 (Extreme gradient boosting, XGBoost) 和梯度提升决策树 (Gradient boosting decision tree, GDBT) 对各深度土层 SMC 进行建模。结果表明, 与 20~40 cm 和 40~60 cm 土层深度相比, 植被指数和纹理特征在 0~20 cm 土层深度中与 SMC 表现出更高的相关性。XGBoost 模型为 SMC 估算的最佳建模方法, 特别是对于 0~20 cm 土层深度。该深度估计模型验证集决定系数为 0.881, 均方根误差为 0.7%, 平均相对误差为 3.758%。本研究结果为大豆根区 SMC 无人机多光谱监测提供了基础, 为水分胁迫条件下作物生长的快速评估提供了参考。

**关键词:** 大豆; 土壤含水率; 无人机; 多光谱; 植被指数; 纹理特征

中图分类号: S52

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)09-0347-11

OSID:



## Estimation Model of Soybean Soil Moisture Content Based on UAV Spectral Information and Texture Features

LI Zhijun<sup>1</sup> CHEN Guofu<sup>1</sup> ZHI Jiawei<sup>1</sup> XIANG Youzhen<sup>1</sup> LI Dongmei<sup>2</sup> ZHANG Fucang<sup>1</sup> CHEN Junying<sup>1</sup>

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

2. College of Landscape Architecture and Art, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** Timely acquisition of soil moisture content (SMC) in the root zone of field crops is crucial for achieving precision irrigation. Drone-based multispectral technology and conducted field experiments over two consecutive years (2021—2022) were used to collect SMC data at different soil depths during the soybean flowering stage, as well as corresponding multispectral images from the drone. Vegetation indices and canopy texture features, which are highly correlated with crop parameters, were established. By analyzing the correlation between vegetation indices, texture features, and SMC at various soil depths, parameters with significant correlation coefficients ( $P < 0.05$ ) were selected as input variables for the model (Combination 1: vegetation indices; Combination 2: texture features; Combination 3: vegetation indices combined with texture features). Support vector machine (SVM), extreme gradient boosting (XGBoost), and gradient boosting decision tree (GDBT) models were used to model SMC at different soil depths. The results indicated that compared with soil depths of 20~40 cm and 40~60 cm, vegetation indices and texture features exhibited higher correlations with SMC at the 0~20 cm soil depth. The XGBoost model was found to be the best modeling method for SMC estimation, particularly for the 0~20 cm soil depth. For this depth, the validation set of the estimation model had a determination coefficient of 0.881, a root mean square error of 0.7%, and a mean relative error of 3.758%. The

收稿日期: 2024-04-13 修回日期: 2024-06-03

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52179045) 和大学生创新性实验项目 (202400860A9)

作者简介: 李志军 (1976—), 男, 高级实验师, 主要从事农业水土高效利用研究, E-mail: lizhij@nwsuaf.edu.cn

research result can provide a foundation for drone-based multispectral monitoring of SMC in the soybean root zone and offer a reference for rapid assessment of crop growth under water stress conditions.

**Key words:** soybean; soil moisture content; UAV; multi-spectral; vegetation index; texture features

## 0 引言

大豆作为全球主要豆科作物之一,在全球粮食安全 and 可持续农业中发挥着关键作用<sup>[1]</sup>。在干旱和半干旱地区,大豆种植面临多重挑战,通常与有限的水资源和不规律的降水分布有关<sup>[2]</sup>。作为一种耗水作物,大豆需要充足的水才能正常生长,然而干旱地区因缺水而频繁出现水分胁迫,制约了大豆生长,导致产量下降<sup>[3]</sup>,因此及时获取农田水分信息至关重要。

土壤含水率(Soil moisture content, SMC)是评估作物生长状况的关键指标,其涉及根部发育、养分和水分吸收,特别是用于管理田间灌溉和预测种子产量<sup>[4]</sup>。超过80%的大豆根系集中在0~60 cm土层内<sup>[5]</sup>,因此准确监测根区 SMC 对于作物有效的灌溉水资源管理和优化作物水分生产率至关重要<sup>[6]</sup>。遥感(Remote sensing, RS)技术已广泛应用于以非破坏性方式对大规模植物水分和养分状况进行定性和定量分析<sup>[7]</sup>。然而,目前免费遥感数据,如MODIS系列<sup>[8]</sup>、Landsat系列<sup>[9]</sup>、Sentinel-2<sup>[10]</sup>等,其空间分辨率较低,对于进行精确的农业田间规模研究带来了挑战<sup>[11]</sup>。无人机图像以其时空分辨率高、操作灵活等优点<sup>[12]</sup>,方便获取植物光谱图像。多光谱成像可捕获从可见光到近红外波段的图像,与高光谱成像相比,可提供更多的信息、更低的成本和更简单的处理,广泛用于作物生长阶段的连续监测<sup>[13]</sup>。然而无人机多光谱图像在大豆土壤含水率监测中的能力有待评估。

光谱能够聚焦作物内部光学响应,而图像则捕获作物外部形态信息,例如纹理特征。纹理表示图像中存在大量具有不同规律性的相似元素或图形结构,纹理特征信息已逐渐用于土壤含水率监测和估计<sup>[14]</sup>,然而仅采用纹理信息的 SMC 监测准确性较低<sup>[15]</sup>。此外,研究人员针对植被指数对农作物 SMC 的监测也已开展了相关研究,然而受到作物种类和气象因素的制约,仅使用固定公式计算植被指数,对农作物 SMC 监测建模时预测精度受限<sup>[16]</sup>。研究表明,纹理特征结合植被指数可以提升农作物生理生长指标(生物量<sup>[17]</sup>、叶面积指数<sup>[18]</sup>、叶绿素含量<sup>[19]</sup>等)的反演精度,相较于单一输入变量构建反演模型具有更高的准确性<sup>[20]</sup>。因此,本研究将进一步验证植被指数和纹理信息

监测作物土壤含水率的能力。

机器学习方法已被证明可以有效解决多因素复杂非线性问题。一些研究结果表明,随机森林(Random forest, RF)监测 SMC 具有更高的准确性<sup>[21]</sup>,而靳亚红等<sup>[22]</sup>认为梯度提升模型(Extreme gradient boosting, XGboost)更合适监测 SMC。总体而言,现有研究对于 SMC 监测的最佳提取特征和建模方法存在不确定性,因此本研究开展进一步的探索。

本研究采用支持向量机(Support vector machine, SVM)、梯度提升模型(XGBoost)和梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, GDBT)等机器学习算法,探索植被指数和纹理特征在监测大豆根区 SMC 时的最佳组合和最佳监测深度,确定大豆根区各深度土层 SMC 与各提取特征之间的关系,以期为农田水分管理提供理论支持。

## 1 材料与方 法

### 1.1 研究区概况及试验设计

试验于2021—2022年在西北农林科技大学旱区节水农业研究院(34°14'N, 108°10'E)进行,试验区为典型的旱地农业区,年平均降水量632 mm,蒸发量1500 mm。试验地基本地形和气象信息参见文献[2]。

试验采用双因素裂区设计,包括不同的覆盖处理和补充灌溉策略。实施秸秆覆盖(SM)、垄沟地膜覆盖(FM)、平地不覆盖(NM)3种覆盖处理。此外,还包括3个补充灌溉处理:W1(分枝期灌溉, V4)、W2(结荚期灌溉, R2)和W3(V4和R2同时灌溉),合计9个处理,各处理重复3次,共27个试验小区。每次灌水量为40 mm。各小区面积为24 m<sup>2</sup>(6 m × 4 m),随机布置。另外,各小区周围还设置2 m的缓冲区。

播种前各小区施磷、钾肥各30 kg/hm<sup>2</sup>,氮肥120 kg/hm<sup>2</sup>。试验所用氮肥为尿素(46% N),磷肥为过磷酸钙(16% P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>),钾肥为氯化钾(62% K<sub>2</sub>O)。FM处理采用垄(宽50 cm,高30 cm)覆盖沟播模式,垄沟比(垄宽和沟宽均为50 cm)为1:1。播种前起垄,在垄底种2行大豆。秸秆覆盖量为9000 kg/hm<sup>2</sup>,播后7 d内用小麦秸秆覆盖。大豆种植密度为3 × 10<sup>5</sup>株/hm<sup>2</sup>,行距50 cm,株距10 cm。大豆分别于2021年6月18日和2022年6月10日播种,并分别

于 2021 年 9 月 30 日和 2022 年 9 月 20 日收获。此外,为保证正常出苗,播种后每块地浇水约 20 mm。其他田间管理,包括喷洒和除草,与当地措施保持一致。

## 1.2 数据采集与预处理

### 1.2.1 无人机数据获取

采用大疆经纬 M300RTK 型四旋翼无人机搭载 MS600pro 型多光谱相机平台获取多光谱遥感数据。该相机平台包含 6 个光谱通道,相机配备 6 个 CMOS 影像传感器,分辨率为 1 200 像素 × 1 000 像素。传感器分别为蓝光波段(中心波长 450 nm)、绿光波段(中心波长 555 nm)、红光波段(中心波长 660 nm)、红边波段 1(中心波长 720 nm)、红边波段 2(中心波长 750 nm)和近红外波段(中心波长 840 nm)。在大豆花期(2021 年 8 月 5 日和 2022 年 8 月 10 日)正午时分采集,天气晴朗无云。针对研究区域规划飞行航线,并进行了白板校正。飞行高度设定为 30 m,速度为 2.5 m/s,像元分辨率为 4.09 cm。航向重叠度和旁向重叠度分别设置为 75% 和 65%。

### 1.2.2 土壤含水率获取

光谱信息采集的同时,在每个试验小区利用土钻取土,干燥法进行大豆根区 SMC 测定,根据大豆主要根系活动层所在深度(0 ~ 60 cm),按照 0 ~ 20 cm、20 ~ 40 cm 和 40 ~ 60 cm 分层取样,土样取出后迅速装入铝盒称量土壤湿质量,在干燥箱 105℃ 下干燥后

再称量,并计算得到土壤质量含水率,根据土壤容重(1.41 g/cm<sup>3</sup>)最终计算得到土壤体积分含水率。

### 1.2.3 多光谱影像处理

利用 Ysense Map V2.2.2 软件对无人机获取的多光谱影像进行拼接处理,并进行几何校正和辐射校正预处理,将预处理后的无人机多光谱影像信息导入 ENVI 5.3 软件中提取光谱反射率。以各个试验小区为中心,在图像上裁剪出对应的光谱影像,剔除土壤与覆膜阴影后,将感兴趣区域(ROI)范围内大豆叶片样本的平均反射光谱,作为该小区的光谱反射率,获得不同波段的光谱反射率数据。

## 1.3 植被指数和纹理特征选择

植被指数可以很好地反映作物长势和营养状态<sup>[6]</sup>。根据已有研究成果,选取 15 种经典的植被指数进行研究,计算公式如表 1 所示。纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,体现物体具有缓慢变换或周期性变化的表面组织结构排列属性。使用 ENVI 5.3 软件进行基于二阶概率统计滤波(Co-occurrence measures)的方式来实现图像纹理特征(Texture features, TFs)提取,对近红外波段进行提取共获取 8 类 TFs:均值(MEA)、方差(VAR)、协同性(HOM)、对比度(CON)、相异性(DIS)、信息熵(ENT)、二阶矩(SEM)和相关性(COR)。纹理分析时选取窗口尺寸为 7 × 7,空间相关矩阵偏移 X 和 Y 默认为 1。

表 1 植被指数及计算公式

Tab.1 Vegetation index and its calculation formula

植被指数	计算公式	文献序号
差值植被指数(DVI)	$DVI = R_{NIR} - R_{RED}$	[23]
比值植被指数(RVI)	$RVI = R_{NIR}/R_{RED}$	[23]
三角植被指数(TVI)	$TVI = 0.5[120(R_{NIR} - R_G) - 200(R_{RED} - R_G)]$	[23]
陆地叶绿素指数(MTCI)	$MTCI = (R_{NIR} - R_{RE}) / (R_{RE} - R_{RED})$	[24]
红边叶绿素指数(CI <sub>re</sub> )	$CI_{re} = R_{NIR}/R_{RE} - 1$	[25]
归一化红边插值指数(NDRE)	$NDRE = (R_{NIR} - R_{RED}) / (R_{NIR} + R_{RED})$	[24]
改良三角植被指数(MTVI)	$MTVI = 1.2[1.2(R_{NIR} - R_G) - 2.5(R_{NIR} - R_G)]$	[24]
增强型植被指数(EVI)	$EVI = 2.5(R_{NIR} - R_{RED}) / (R_{NIR} + 6R_{RED} - 7.5R_B + 1)$	[26]
土壤调整植被指数(SAVI)	$SAVI = 1.5 \frac{R_{NIR} - R_{RED}}{R_{NIR} + R_{RED} + 0.5}$	[27]
优化土壤调节植被指数(OSAVI)	$OSAVI = 1.16(R_{NIR} - R_G) / (R_{NIR} + R_G + 0.16)$	[28]
绿度归一化植被指数(GNDVI)	$GNDVI = (R_{NIR} - R_G) / (R_{NIR} + R_G)$	[29]
归一化植被指数(NDVI)	$NDVI = (R_{NIR} - R_{RED}) / (R_{NIR} + R_{RED})$	[23]
复归一化差值植被指数(RDVI)	$RDVI = [(R_{NIR} - R_{RED}) / (R_{NIR} + R_{RED})]^{0.5}$	[30]
绿色叶绿素指数(CI <sub>green</sub> )	$CI_{green} = R_{NIR}/R_G - 1$	[31]

注:R<sub>RED</sub>、R<sub>G</sub>、R<sub>B</sub>、R<sub>NIR</sub>、R<sub>RE</sub>分别表示红波段反射率、绿波段反射率、蓝光波段反射率、近红外波段反射率和红边波段反射率。

## 1.4 样本集划分、建模方法与模型评价

试验于大豆花期共采集 54 份有效样本,随机选取 2/3 样本作为建模集,剩余 1/3 样本作为验证集。

表 2 为建模集和验证集样本数量及各深度土层 SMC 的统计特征。

首先,分析植被指数和纹理特征与各深度土层

SMC 的相关性,分别筛选出与各深度土层 SMC 达显著相关( $P < 0.05$ )的参数作为模型的输入变量(组合 1:植被指数;组合 2:纹理特征;组合 3:植被指数结合纹理特征),随后分别利用 SVM、XGBoost 和 GDBT 对各深度土层 SMC 进行建模,上述机器学习模型参照文献[23-25]。对于 XGBoost 算法,通过网格搜索细化最优参数,设置 100 个弱学习器( $n_{\text{estimations}}$ ),学习率为 0.03,最大树深度( $\text{max\_depth}$ )为 5。对于 GDBT 模型,估计量个数设置为 100,学习率设置为 0.03,最大深度设置为 3。在 SVM 模型中,惩罚因子( $C$ )设置为 4,径向基函数参数( $\gamma$ )设置为 0.072 5。

表 2 大豆各深度土层土壤含水率描述性统计

Tab. 2 Descriptive statistics of soil moisture content in different depths of soybean

指标	0~20 cm		20~40 cm		40~60 cm	
	建模集	验证集	建模集	验证集	建模集	验证集
样本量	36	18	36	18	36	18
最大值/%	22.0	20.4	20.6	19.4	21.2	19.4
最小值/%	13.0	13.4	11.8	11.7	12.6	12.5
平均值/%	18.2	17.2	16.7	15.3	17.4	16.4
标准差/%	2.3	2.2	2.1	2.0	2.2	2.1
变差系数/%	0.127	0.130	0.129	0.131	0.128	0.131

为了验证模型预测精度和预测能力,选取决定系数(Determination coefficient,  $R^2$ )、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和平均相对误差(Mean relative error, MRE)来评价模型精度<sup>[23]</sup>。其中  $R^2$  越接近 1, RMSE 和 MRE 越接近 0, 说明模型拟合效果越好。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同处理土壤含水率分布

图 1 为大豆生长期间 0~60 cm 土壤层的土壤含水率。对不同覆盖处理进行比较分析表明, FM 处理相较于其余覆盖处理有效地保持大豆生长所需的土壤湿度,同时 SM 处理也展示了显著的保水能力。当覆盖方式相同时, W2 和 W3 处理土壤含水率高于 W1 处理,这说明补充灌溉对大豆土壤含水率仍有一定影响。

### 2.2 植被指数与不同深度土壤含水率相关性分析

植被指数和纹理特征与不同深度 SMC 的相关性分析结果如表 3 所示。结果表明所有选择的植被指数和纹理特征与各层土壤含水率的相关性均达到显著水平( $P < 0.05$ ),其中浅层土壤(0~20 cm)与植被指数和纹理特征的相关系数相较于深层土壤(20~40 cm 和 40~60 cm)更高,其中相关系数

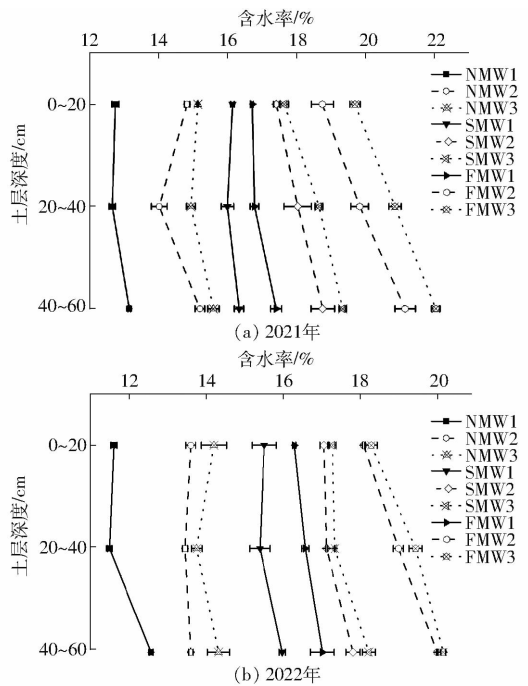


图 1 不同覆盖方式和补灌处理的大豆土壤含水率分布

Fig. 1 Distributions of soybean soil moisture under different mulching methods and supplementary irrigation treatments

表 3 植被指数和纹理特征与土壤含水率相关系数  
Tab. 3 Correlation coefficients between vegetation index and texture characteristics and soil moisture content

植被指数/ 纹理特征	土层深度/cm		
	0~20	20~40	40~60
DVI	0.734 *	0.714 *	0.708 *
RVI	0.762 *	0.713 *	0.722 *
TVI	0.758 *	0.733 *	0.714 *
MTCI	0.767 *	0.744 *	0.723 *
CIre	0.734 *	0.714 *	0.708 *
NDRE	0.755 *	0.732 *	0.718 *
MTVII	0.699 *	0.678 *	0.671 *
EVI	0.744 *	0.701 *	0.688 *
SAVI	0.734 *	0.711 *	0.705 *
OSAVI	0.755 *	0.732 *	0.718 *
GNDVI	0.704 *	0.667 *	0.657 *
NDVI	0.824 *	0.768 *	0.788 *
RDVI	0.801 *	0.748 *	0.707 *
CIgreen	0.747 *	0.722 *	0.721 *
MEA	0.704 *	0.678 *	0.668 *
VAR	0.678 *	0.666 *	0.655 *
HOM	0.697 *	0.675 *	0.636 *
CON	0.681 *	0.677 *	0.671 *
DIS	0.687 *	0.661 *	0.647 *
ENT	0.664 *	0.635 *	0.618 *
SEM	0.625 *	0.611 *	0.608 *
COR	0.667 *	0.645 *	0.628 *

注: \* 表示影响显著( $P < 0.05$ )。

最高的植被指数为NDVI,高达0.824,而相关系数最高的纹理特征则为MEA,为0.704。同时发现在相同土层背景下,植被指数与SMC的相关系数普遍高于纹理特征。由此本研究筛选模型输入的组合1为DVI、RVI、TVI、MTCI、CIre、NDRE、MTVI1、EVI、SAVI、OSAVI、GNDVI、NDVI和RDVI;组合2为MEA、VAR、HOM、CON、DIS、ENT、SEM和COR;组合3为DVI、RVI、TVI、MTCI、CIre、NDRE、MTVI1、EVI、SAVI、OSAVI、GNDVI、NDVI、RDVI、MEA、VAR、HOM、CON、DIS、ENT、SEM和COR。

### 2.3 不同深度土壤含水率监测模型构建

将2.2节筛选的3个组合作为模型输入,分别采用SVM、XGBoost和GDBT进行建模,模型结果如

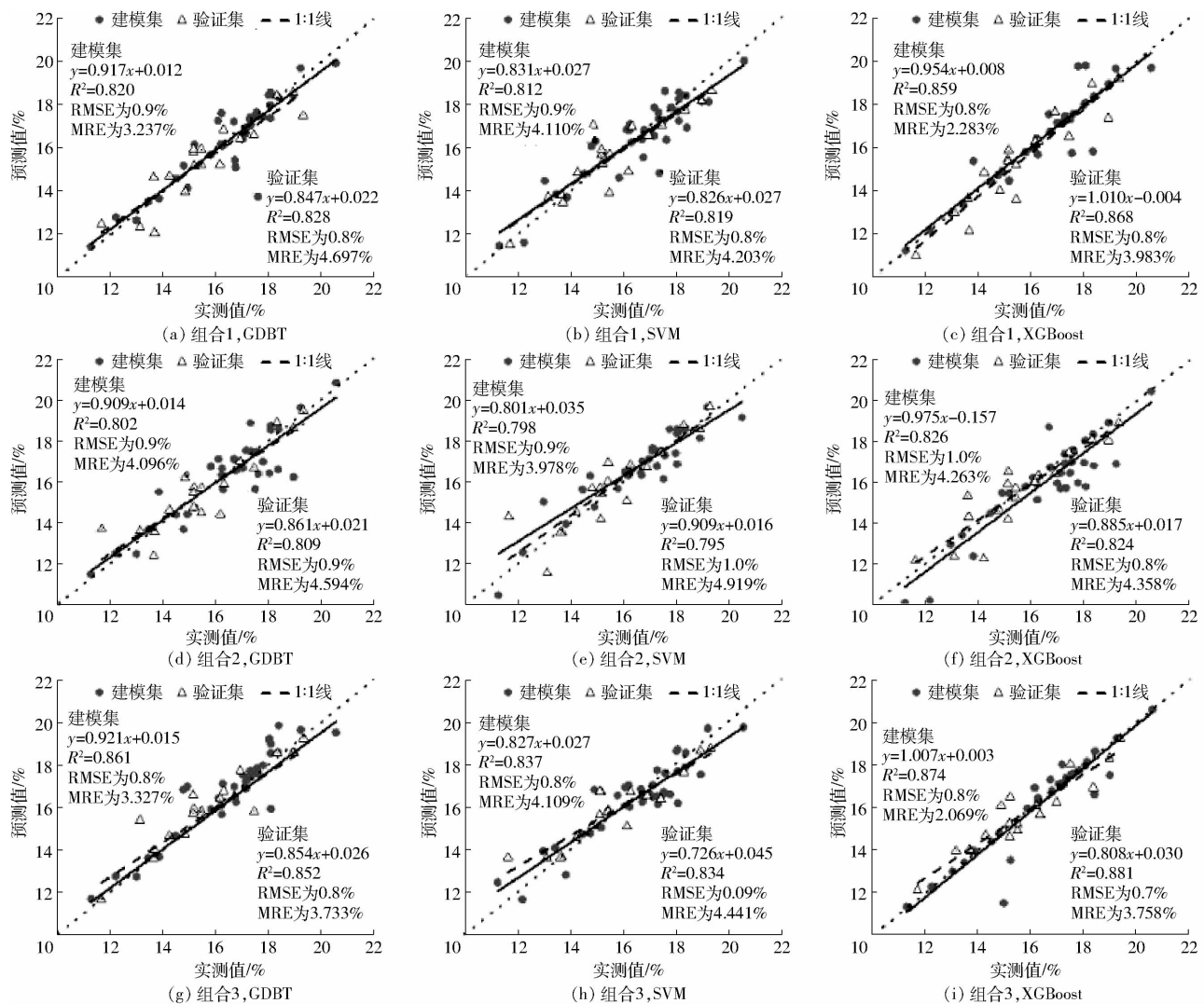


图2 基于SVM、XGBoost和GDBT的大豆0~20 cm土壤含水率预测结果

Fig. 2 Prediction results of 0~20 cm soil moisture content of soybean based on SVM, XGBoost and GDBT

### 3 讨论

植被指数和纹理特征在土壤含水率反演中扮演着至关重要的角色<sup>[19-33]</sup>。植被指数是基于植被反射光谱特征的计算指标,能够反映植被的叶绿素含

量、叶面积指数等生理状态,这些因素与土壤含水率密切相关<sup>[34]</sup>,植被在水分充足时通常呈现更加繁茂的生长状态,其反射光谱表现出特定特征,而在水分缺乏时则呈现出不同的反射特征<sup>[2]</sup>,因此通过监测植被指数变化,可以间接推断土壤含水率的变化情

图2~4所示。结果表明,当输入组合与机器学习模型相同的前提下,浅层土壤(0~20 cm)SMC估测精度显著高于深层土壤(20~40 cm和40~60 cm);而当监测土层相同和机器学习模型相同时,植被指数结合纹理特征(组合3)对SMC的估测精度达到最高,即模型验证集 $R^2$ 最高, RMSE和MRE最低;当监测土层和输入组合相同时, XGBoost模型表现出最优的SMC监测能力。综上所述,当输入组合为组合3(植被指数结合纹理特征)并采用XGBoost模型对浅层土壤(0~20 cm)进行监测时精度达到最高,估算模型验证集 $R^2$ 为0.881, RMSE为0.7%, MRE为3.758%。不同处理土壤含水率实测值(XGBoost模型结合组合3)对比如图5所示。

量、叶面积指数等生理状态,这些因素与土壤含水率密切相关<sup>[34]</sup>,植被在水分充足时通常呈现更加繁茂的生长状态,其反射光谱表现出特定特征,而在水分缺乏时则呈现出不同的反射特征<sup>[2]</sup>,因此通过监测植被指数变化,可以间接推断土壤含水率的变化情

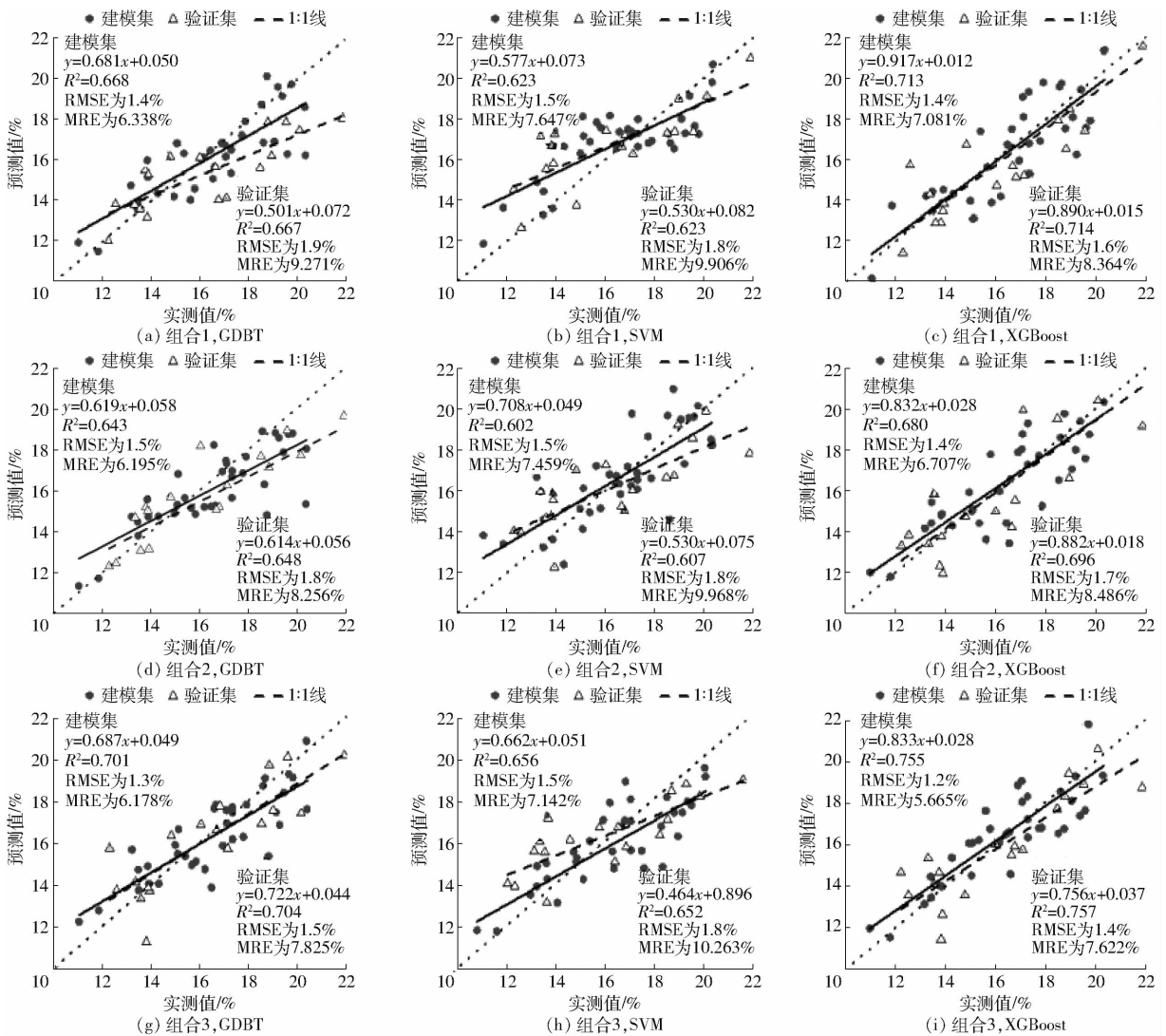


图3 基于SVM、XGBoost和GDBT的大豆20~40 cm土壤含水率预测结果

Fig. 3 Prediction results of 20~40 cm soil moisture content of soybean based on SVM, XGBoost and GDBT

况。另一方面,纹理特征通过分析植被冠层的结构特征,如密度、高度等,提供了关于植被空间分布的重要信息<sup>[35]</sup>,这些特征受到植被生长状况和土壤含水率的影响,因此能作为土壤含水率反演的重要输入。植被指数和纹理信息的相互作用进一步加强了对土壤水分状态的探测能力,通过结合这两种信息,可以更准确地推断土壤含水率的空间变化情况,为农田管理、灌溉决策等提供科学依据。

本研究发现浅层(0~20 cm)土壤含水率与植被指数和纹理特征的相关系数均高于深层(20~60 cm)土壤,这可能是因为大豆根系通常集中在浅层土壤,这意味着植物根系对浅层土壤水分的吸收和利用更为密集,这导致大豆冠层生理指标状态能很好地反映土壤水分状态,而植被指数和纹理特征对作物生理生长指标的变化非常敏感,同时由于作物根系分布范围有限,深层土壤的水分对作物生长发育影响相对较小,因此深层土壤含水率与植被指数和纹理特征之间的相关性较低<sup>[36]</sup>。当土层相同

时,植被指数与SMC的相关系数高于纹理特征,这是因为纹理特征通常反映了植被空间分布和结构特征,例如植被密度、高度、覆盖度等<sup>[37]</sup>。然而,在测量冠层纹理特征时,遮阴效应可能会影响到传感器的观测,导致冠层纹理特征的提取不够准确<sup>[38]</sup>。相比之下植被指数更能够更为直观地反映植被生理特性,因此在与土壤含水率相关性方面可能更为可靠<sup>[39]</sup>。

本研究同时发现,使用相同的机器学习模型进行建模时,输入组合3的土壤含水率监测模型精度高于组合1和组合2,这可能是因为组合3中的植被指数和纹理特征提供了更丰富和更多样化的信息,相较于单独使用植被指数或纹理特征,这两者的组合能够提供更全面的特征描述。植被指数通常反映植被生长状态和光合作用活动<sup>[40]</sup>,而纹理特征则提供关于植被冠层结构和空间分布信息<sup>[41]</sup>。通过结合这两种特征,模型能够更准确地捕捉到土壤含水率与植被生长状态和土壤结构之间的复杂关

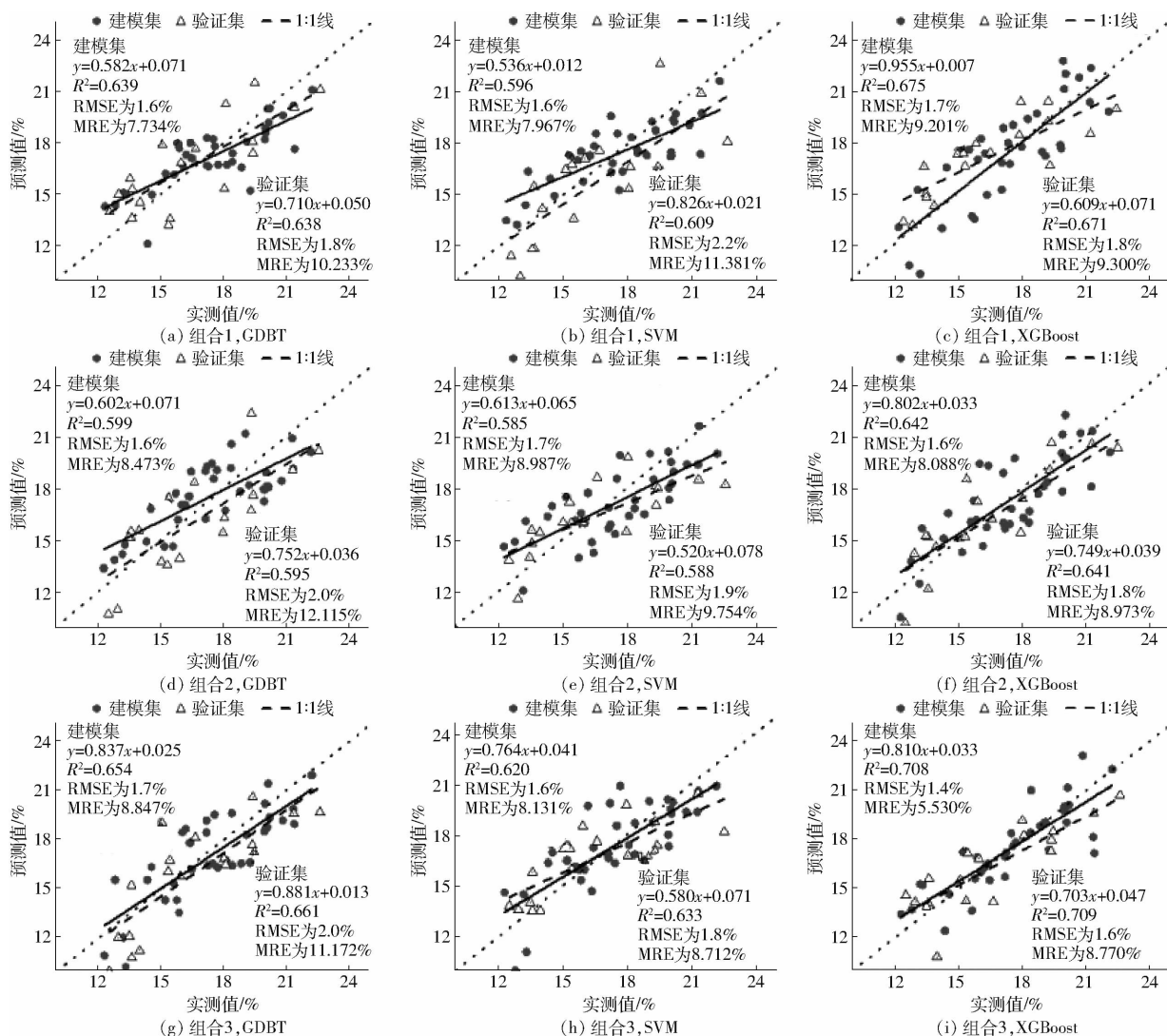


图4 基于SVM、XGBoost和GDBT的大豆40~60 cm土壤含水率预测结果

Fig. 4 Prediction results of 40~60 cm soil moisture content of soybean based on SVM, XGBoost and GDBT

系<sup>[42]</sup>。其次植被指数和纹理特征往往具有不同的敏感性和特征表达能力,即植被指数可能更适合反映植被生长状态,而纹理特征则更能够描述植被冠层空间分布和结构特征<sup>[43]</sup>。因此,组合这两种特征可以相互弥补各自不足,提高了模型对土壤含水率的估计准确性。

在构建土壤含水率模型的过程中,当其他因素相同时(输入组合和土层深度),发现XGBoost模型相较于SVM和GDBT模型具有更高的精度,这可能是因为XGBoost在处理非线性关系和复杂数据模式方面表现出色,能够更好地拟合复杂的土壤含水率与输入特征之间的关系<sup>[44]</sup>。相比之下,SVM和GDBT模型在处理高维、非线性数据时可能不如XGBoost灵活,因此精度可能会相对较低<sup>[45]</sup>。同时XGBoost通过优化损失函数来提高模型的泛化能力,能够在训练数据集之外表现良好,这意味着XGBoost模型可以更好地适应新的数据集,并且在测试集上表现更为稳定,从而提高了模型精度<sup>[46]</sup>。

在特征选择和处理方面,XGboost模型有着独特的优势,其能够自动地选择最重要的特征,并且对缺失值和异常值有较好的处理能力,这有助于减少模型对噪声和不必要特征的敏感性,以提升模型精度<sup>[47]</sup>。

目前,基于遥感数据和机器学习模型,对土壤含水率进行监测仍有一定的局限性,尽管XGBoost模型在特定试验区表现优异,但其普适性尚未验证。未来拟结合本研究方法,在其他试验区进行验证和测试,以评估其普适性,并为土壤含水率监测提供更充分的支持。对于深度20~40 cm和40~60 cm土壤,尚未确定最佳建模方法。这可能是由于深度不同导致的土壤特性差异。在未来的研究中,将专注于探索适用于深度20~60 cm的最佳建模方法,并比较不同模型在不同深度土壤中的性能,考虑地区特定因素,选择最合适的建模方法。同时当前的研究中,由于资源和时间限制,只选择3种植被指数和纹理特征的组合进行分析。在未来的研究中应进

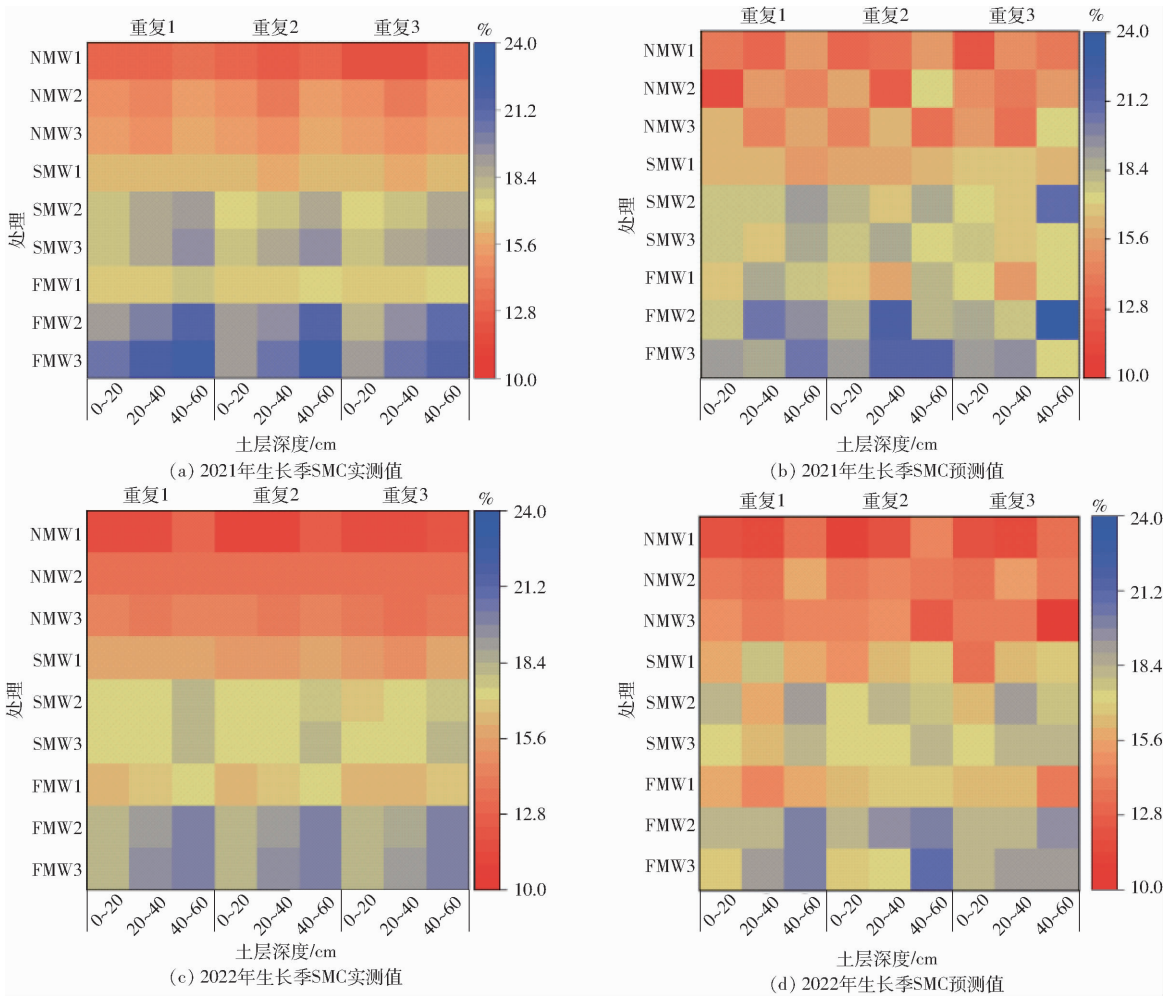


图5 不同试验小区土壤含水率实测值与预测值(XGboost模型结合组合3)对比

Fig. 5 Comparisons of measured and predicted soil moisture content in different test plots (XGBoost model combined with combination 3)

行更全面的分析,遍历更多组合,并利用适当的统计方法来评估每种组合对含水率模拟的效果。

## 4 结束语

利用小区试验和无人机多光谱数据,结合植被指数和纹理特征,采用支持向量机(SVM)、极端梯度提升树(XGBoost)和梯度提升决策树(GDBT)3种机器学习模型,对大豆不同土层深度的土壤含水率进行了估算。结果表明,所有植被指数和纹理特征与各层土壤含水率均呈显著相关( $P < 0.05$ )。尤其

是浅层土壤(0~20 cm)含水率与植被指数和纹理特征的相关性较深层土壤(20~40 cm和40~60 cm)更高。NDVI与浅层土壤含水率的相关系数最高,达到0.824;而MEA是与浅层土壤含水率相关性最高的纹理特征,相关系数为0.704。此外,采用XGBoost模型,以组合3(植被指数结合纹理特征)对浅层土壤含水率进行监测的效果最佳,该模型验证集 $R^2$ 达到0.881, RMSE为0.7%, MRE为3.758%。研究结果为建立无损、快速、高效的作物土壤含水率监测模型提供了参考。

## 参 考 文 献

- [1] 唐子竣,张威,黄向阳,等. 基于地面高光谱遥感的大豆产量估算模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1):145-153,240.  
TANG Zijun, ZHANG Wei, HUANG Xiangyang, et al. Soybean seed yield estimation model based on ground hyperspectral remote sensing technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):145-153,240. (in Chinese)
- [2] TANG Z, WANG X, XIANG Y, et al. Application of hyperspectral technology for leaf function monitoring and nitrogen nutrient diagnosis in soybean (*Glycine max* L.) production systems on the Loess Plateau of China[J]. European Journal of Agronomy, 2024, 154: 127098.



- [3] 白盼盼,任金涛,章建新,等.不同水氮处理对膜下滴灌春大豆根系生长及产量的影响[J].大豆科学,2023,42(3):326-334.  
BAI Panpan, REN Jintao, ZHANG Jianxin, et al. Effects of different water and nitrogen treatments on root growth and yield of spring soybean under mulched drip irrigation[J]. Soybean Science, 2023, 42(3):326-334. (in Chinese)
- [4] LI W, XIANG Y, LIU X, et al. Estimation of soil moisture content based on fractional differential and optimal spectral index[J]. Agronomy, 2024, 14(1):184.
- [5] 唐子竣.大豆生长对覆盖方式和施氮量的响应及遥感监测研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2023.  
TANG Zijun. Response of soybean growth to mulching methods and nitrogen application rate and remote sensing monitoring[D]. Yangling:Northwest A&F University, 2023. (in Chinese)
- [6] 刘浩,杨锡震,张蓓,等.基于分数阶微分光谱指数的冬小麦根域土壤含水率估算模型[J].农业工程学报,2023,39(13):131-140.  
LIU Hao, YANG Xizhen, ZHANG Bei, et al. Estimation model of soil moisture content in root domain of winter wheat using a fractional-order differential spectral index[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(13):131-140. (in Chinese)
- [7] 张智韬,刘畅,张秋雨,等.光照与阴影对无人机热红外遥感监测土壤含水率的影响[J].农业工程学报,2023,39(23):164-173.  
ZHANG Zhitao, LIU Chang, ZHANG Qiuyu, et al. Effects of light and shadow on soil moisture content monitored by UAV thermal infrared remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(23):164-173. (in Chinese)
- [8] 韩刚.基于多尺度遥感数据的荒漠化草原土壤含水率监测研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2017.  
HAN Gang. Study on monitoring soil moisture content of desertified grassland based on multi-scale remote sensing data[D]. Hohhot:Inner Mongolia Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [9] 陈俊英,项茹,贺玉洁,等.基于Landsat8与Sentinel-1遥感图像融合的土壤含水率反演模型[J].农业机械学报,2024,55(2):208-219.  
CHEN Junying, XIANG Ru, HE Yujie, et al. Soil moisture content inversion model based on Landsat8 and Sentinel-1 image fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2):208-219. (in Chinese)
- [10] 周美玲,张德宁,王浩,等.光学和微波遥感数据联合反演植被覆盖表层土壤含水率[J].灌溉排水学报,2024,43(1):45-51.  
ZHOU Meiling, ZHANG Dening, WANG Hao, et al. Inversion of surface soil moisture under vegetated areas based on optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2024, 43(1):45-51. (in Chinese)
- [11] ZHU S, CUI N, JIN H, et al. Optimization of multi-dimensional indices for kiwifruit orchard soil moisture content estimation using UAV and ground multi-sensors[J]. Agricultural Water Management, 2024, 294:108705.
- [12] 张军,邓俊涛,倪国威,等.基于植被指数的猕猴桃根域土壤水分反演影响因素研究[J].农业机械学报,2022,53(12):223-230.  
ZHANG Jun, DENG Juntao, NI Guowei, et al. Influencing factors of soil moisture inversion in kiwifruit root zone based on vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12):223-230. (in Chinese)
- [13] 李志军,于广多,刘奇,等.环境因子与玉米生长对地表温度监测土壤水分的影响[J].农业工程学报,2022,38(20):77-85.  
LI Zhijun, YU Guangduo, LIU Qi, et al. Effects of environmental factors and maize growth on surface temperature to monitor soil water content[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(20):77-85. (in Chinese)
- [14] 罗亚东,许齐,郭宇宏,等.尺度效应对多光谱遥感监测土壤水分影响研究[J].节水灌溉,2023(2):20-27.  
LUO Yadong, XU Qi, GUO Yuhong, et al. Study on the effect of scale effect on soil moisture monitoring by multispectral remote sensing[J]. Water Saving Irrigation, 2023(2):20-27. (in Chinese)
- [15] 于广多.基于无人机遥感的夏玉米田间土壤含水率监测指数研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2022.  
YU Guangduo. Monitoring index study of soil water content in summer maize fields based on UAV remote sensing data[D]. Yangling:Northwest A&F University, 2022. (in Chinese)
- [16] 王思楠,李瑞平,吴英杰,等.基于模型平均法的表层土壤含水率多模型综合反演[J].农业工程学报,2022,38(5):87-94.  
WANG Sinan, LI Ruiping, WU Yingjie, et al. Multi-model comprehensive inversion of surface soil moisture based on model averaging method[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5):87-94. (in Chinese)
- [17] 杨正道,舒清态,黄金君,等.基于无人机多光谱的高山松地上生物量估测[J].广西林业科学,2024,53(1):10-17.  
YANG Zhengdao, SHU Qingtai, HUANG Jinjun, et al. Estimation of *Pinus densata* above-ground biomass based on UAV multi-spectrum[J]. Journal of Guangxi Forestry Science, 2024, 53(1):10-17. (in Chinese)
- [18] 杨楠,周萌,陈欢,等.基于无人机RGB影像的小麦叶面积指数与产量估算研究[J].麦类作物学报,2023,43(7):920-932.  
YANG Nan, ZHOU Meng, CHEN Huan, et al. Estimation of wheat leaf area index and yield based on UAV RGB images[J]. Journal of Triticeae Crops, 2023, 43(7):920-932. (in Chinese)
- [19] 朱永基,陶新宇,陈小芳,等.基于无人机多光谱影像植被指数与纹理特征的冬小麦地上部生物量估算[J].浙江农

- 业学报, 2023, 35(12):2966-2976.
- ZHU Yongji, TAO Xinyu, CHEN Xiaofang, et al. Estimation of above-ground biomass of winter wheat based on vegetation indexes and texture features of multispectral images captured by unmanned aerial vehicle[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2023, 35(12):2966-2976. (in Chinese)
- [20] 边明博, 马彦鹏, 樊意广, 等. 融合无人机多源传感器的马铃薯叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8):240-248.
- BIAN Mingbo, MA Yanpeng, FAN Yiguang, et al. Estimation of potato chlorophyll content based on UAV multi-source sensor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8):240-248. (in Chinese)
- [21] 唐子竣, 张威, 向友珍, 等. 基于高光谱和机器学习模型的冬小麦土壤含水率监测研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12):350-358.
- TANG Zijun, ZHANG Wei, XIANG Youzhen, et al. Monitoring of soil moisture content of winter wheat based on hyperspectral and machine learning models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12):350-358. (in Chinese)
- [22] 靳亚红, 吴鑫淼, 甄文超, 等. 基于采样点光谱信息窗口尺度优化的土壤含水率无人机多光谱遥感反演[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1):316-327.
- JIN Yahong, WU Xinmiao, ZHEN Wenchao, et al. UAV multispectral remote sensing inversion of soil moisture content based on window size optimization of spectral information at sampling points[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):316-327. (in Chinese)
- [23] 向友珍, 安嘉琪, 赵笑, 等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8):230-239.
- XIANG Youzhen, AN Jiaqi, ZHAO Xiao, et al. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8):230-239. (in Chinese)
- [24] 姜星宇, 徐华东, 陈文静. 基于集成学习和 Sentinel-2 的落叶松毛虫虫害区识别[J]. 森林工程, 2023, 39(6):147-155.
- JIANG Xingyu, XU Huadong, CHEN Wenjing. *Dendrolimus superans* infected area identification based on ensemble learning model and Sentinel-2 data[J]. Forest Engineering, 2023, 39(6):147-155. (in Chinese)
- [25] 李晓, 冯伟, 曾晓春. 叶绿素荧光分析及应用进展[J]. 西北植物学报, 2006, 26(10):2186-2196.
- LI Xiao, FENG Wei, ZENG Xiaochun. Advances in Chlorophyll fluorescence analysis and its uses[J]. Acta Botanica Boreali-Occidentalia Sinica, 2006, 26(10):2186-2196. (in Chinese)
- [26] 林玉英, 胡喜生, 邱荣祖, 等. 基于 Landsat 影像的 NDVI 对植被与影响因子交互耦合的响应[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10):212-219.
- LIN Yuying, HU Xisheng, QIU Rongzu, et al. Responses of landsat-based NDVI to interaction of vegetation and influencing factors[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):212-219. (in Chinese)
- [27] 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(7):868-876.
- GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(7):868-876. (in Chinese)
- [28] 王军, 姜芸. 基于无人机多光谱遥感的大豆叶面积指数反演[J]. 中国农学通报, 2021, 37(19):134-142.
- WANG Jun, JIANG Yun. Inversion of soybean leaf area index based on UAV multispectral remote sensing [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2021, 37(19):134-142. (in Chinese)
- [29] 肖武, 陈佳乐, 笄宏志, 等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8):169-180.
- XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion and analysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8):169-180. (in Chinese)
- [30] BROGE N, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(2):156-172.
- [31] CHEN M J. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1994, 22(3):229-242.
- [32] 吴卫熊, 金向丹, 李浩翔, 等. 融合无人机多光谱和热红外影像的蔗田土壤含水率监测研究[J]. 节水灌溉, 2024(3):99-103.
- WU Weixiong, JIN Xiangdan, LI Haoxiang, et al. Research on monitoring soil moisture content in sugarcane fields by Integrating drone multispectral and thermal Infrared Images [J]. Water Saving Irrigation, 2024(3):99-103. (in Chinese)
- [33] 王玮莹, 彭金榜, 朱婉雪, 等. 基于无人机遥感的盐渍化土壤有机质反演方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(3):736-752.
- WANG Weiyong, PENG Jinbang, ZHU Wanxue, et al. Study on retrieval method of soil organic matter in salinity soil using unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Journal of Geoinformation Science, 2024, 26(3):736-752. (in Chinese)
- [34] 李虎, 钟韵, 冯雅婷, 等. 无人机遥感的多植被指数土壤水分反演模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(1):207-214.

- LI Hu, ZHONG Yun, FENG Yating, et al. Multi-vegetation index soil moisture inversion model of UAV remote sensing[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2024, 44(1):207-214. (in Chinese)
- [35] 岳焕然. 基于表型特征的玉米干旱识别[D]. 北京:中国农业科学院, 2018.  
YUE Huanran. Corn drought identification based on phenotypic characteristics[D]. Beijing:Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2018. (in Chinese)
- [36] 张瑜. 基于无人机多源遥感的农田玉米蒸散发及土壤含水量估算方法研究[D]. 杨凌:中国科学院大学(中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2023.  
ZHANG Yu. Monitoring maize evapotranspiration and soil water content in farmland based on UAV multi-source remote sensing data[D]. Yangling: University of Chinese Academy of Sciences (Research Center of Water and Soil Conservation and Ecological Environment, Ministry of Education, Chinese Academy of Sciences), 2023. (in Chinese)
- [37] 向友珍, 李汪洋, 台翔, 等. 基于无人机遥感图像纹理与植被指数的土壤含盐量反演[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(8): 201-210.  
XIANG Youzhen, LI Wangyang, TAI Xiang, et al. Inversion of soil salt content based on texture feature and vegetation index of UAV remote sensing images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(8): 201-210. (in Chinese)
- [38] 周智辉, 谷晓博, 程智楷, 等. 基于影像分割的覆膜玉米叶绿素含量反演[J]. *中国农业科学*, 2024, 57(6): 1066-1079.  
ZHOU Zhihui, GU Xiaobo, CHENG Zhikai, et al. Inversion of chlorophyll content in film-mulched maize based on image segmentation[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2024, 57(6): 1066-1079. (in Chinese)
- [39] YANG W, LI Z, CHEN G, et al. Soybean (*Glycine max* L.) leaf moisture estimation based on multisource unmanned aerial vehicle image feature fusion[J]. *Plants*, 2024, 13:1498.
- [40] 王光辉. 遥感技术在农业灌溉工程中的应用[J]. *电子技术*, 2024, 53(1): 360-362.  
WANG Guanghui. Application of remote sensing technology in agricultural irrigation engineering[J]. *Electronic Technology*, 2024, 53(1): 360-362. (in Chinese)
- [41] DHAKAL R, MAIMAITIJIANG M, CHANG J, et al. Utilizing spectral, structural and textural features for estimating oat above-ground biomass using UAV-based multispectral data and machine learning[J]. *Sensors*, 2023, 23(24):9708.
- [42] 郝君, 吕康婷, 胡天祺, 等. 基于机器学习的红树林生物量遥感反演研究[J]. *林草资源研究*, 2024(1): 65-72.  
HAO Jun, LÜ Kangting, HU Tianqi, et al. Remote sensing inversion of mangrove biomass based on machine learning[J]. *Forest and Grassland Resources Research*, 2024(1): 65-72. (in Chinese)
- [43] 解毅, 王佳楠, 刘钰. 基于 Sentinel-1/2 数据特征优选的冬小麦种植区识别方法研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(2): 231-241.  
XIE Yi, WANG Jianan, LIU Yu. Research on winter wheat planting area identification method based on Sentinel-1/2 data feature optimization[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(2): 231-241. (in Chinese)
- [44] 吴卫熊. 甘蔗水肥效应及其生长参数的无人机光谱监测模型研究[D]. 邯郸:河北工程大学, 2023.  
WU Weixiong. Study on water and fertilizer effects and UAV spectral monitoring model for growth parameters of sugarcane [D]. Handan:Hebei University of Engineering, 2023. (in Chinese)
- [45] 黄祎, 王金珠, 孙梦琪, 等. 基于改进 PSO-SVM 的智能化医疗数据处理技术研究[J]. *电子设计工程*, 2024, 32(3): 83-87.  
HUANG Yi, WANG Jinzhu, SUN Mengqi, et al. Research on intelligent medical data processing technology based on improved PSO-SVM[J]. *Electronic Design Engineering*, 2024, 32(3): 83-87. (in Chinese)
- [46] 王朝晖, 孙强, 陈威, 等. 使用 XGBoost 集成树模型作为铁路 IT 基础设施健康评估模型[J]. *互联网周刊*, 2024(5): 28-30.  
WANG Zhaohui, SUN Qiang, CHEN Wei, et al. Using the XGBoost ensemble tree model as a health assessment model for railway IT infrastructure[J]. *Internet Weekly*, 2024(5): 28-30. (in Chinese)
- [47] 杨春蕙. 机器学习方法在舟山渔场主要经济蟹类生物量估算中的应用[D]. 舟山:浙江海洋大学, 2023.  
YANG Chunhui. Application of machine learning methods in estimating the biomass of main economic crab species in Zhoushan fishery[D]. Zhoushan:Zhejiang Ocean University, 2023. (in Chinese)