doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.06.020

基于无人机多光谱遥感的食用玫瑰土壤含水率反演模型

董建华[1] 宫程翔[1] 刘小刚[1] 张泽羲[1] 王思茜[1] 李进学[2] 程铭慧[1] 邢立文[3]

(1.昆明理工大学现代农业工程学院, 昆明 650500; 2.滇西科技师范学院生物技术与工程学院, 临沧 677000;
3.四川大学水利水电学院, 成都 610065)

摘要: 及时获取食用玫瑰土壤含水率(Soil moisture content,SMC)对实现精准灌溉至关重要。本研究采用无人机多光谱技术,通过田间试验,采集了食用玫瑰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纹理特征。通过灰色关联度分析(Grey relational analysis,GRA)评估植被指数和纹理特征对各深度土层 SMC 的影响程度,分别筛选出与各深度土层 SMC 相关系数显著相关的参数作为模型输入变量(组合1:植被指数;组合2:纹理特征;组合3:植被指数和纹理特征),分别利用随机森林模型(Random forest,RF)、梯度提升模型(Extreme gradient boosting,XGBoost)和梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree,GBDT)对各深度土层 SMC 进行建模。结果表明,0~10 cm 土层反演效果整体优于10~20 cm 和20~30 cm 土层,其各模型验证集决定系数(R^2)均值较深层土壤高0.12~0.21,均方根误差(RMSE)和平均相对误差(MRE)则分别降低0.8~1.5个百分点和3~5个百分点。在最优土层深度0~10 cm下,组合3输入的 GBDT 模型表现最佳,$R^2=0.8363$,RMSE 为1.28%,MRE 为5.06%,优于 RF 和 XGBoost 模型。最后,利用 SHAP 分析方法揭示了光谱植被指数(SVI)和均值(MEA)在构建预测模型时的重要性,并阐明了 SHAP 值排在前列的影响性。研究结果为食用玫瑰 SMC 无人机多光谱监测提供了基础,为水肥一体化条件下作物生长的快速评估提供了参考。

关键词: 食用玫瑰; 土壤含水率; 无人机多光谱; SHAP 分析; 纹理特征

中图分类号: S127 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-1298(2026)06-0215-12 **OSID**:

Soil Moisture Content Inversion Model of Edible Roses Based on UAV Multispectral Remote Sensing

DONG Jianhua[1] GONG Chengxiang[1] LIU Xiaogang[1] ZHANG Zexi[1] WANG Siqian[1]
LI Jinxue[2] CHENG Minghui[1] XING Liwen[3]

(1. *Faculty of Modern Agricultural Engineering*, *Kunming University of Science and Technology*, *Kunming* 650500, *China*
2. *College of Biotechnology and Engineering*, *West Yunnan University*, *Lincang* 677000, *China*
3. *College of Water Resources and Hydropower Engineering*, *Sichuan University*, *Chengdu* 610065, *China*)

Abstract: Timely acquisition of soil moisture content (SMC) of edible roses is crucial for achieving precision irrigation. Unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral technology was adopted, and through field experiments, SMC data at different soil depths and corresponding UAV multispectral images were collected during the flowering period of edible roses, with vegetation indices and texture features having strong correlations with crop parameters established. Grey relational analysis (GRA) was used to evaluate the influence degree of vegetation indices and texture features on SMC at each soil depth, and parameters with significantly correlated coefficients to SMC at each depth were selected as model input variables (Combination 1: vegetation indices; Combination 2: texture features; Combination 3: vegetation indices and texture features). Random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost), and gradient boosting decision tree (GBDT) models were employed to model SMC at each soil depth respectively. The

收稿日期: 2025-08-19 修回日期: 2025-10-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(52379040)、云南省基础研究计划项目(202301AS070030)、四川省区域创新合作项目(2024YFHZ0217)和云南省重大科技专项计划项目(202302AE090024)

作者简介: 董建华(1997—),男,讲师,博士,主要从事水土资源高效利用研究,E-mail: djh0530dyz@126.com

通信作者: 刘小刚(1977—),男,教授,博士生导师,主要从事水土资源高效利用研究,E-mail: liuxiaogangjy@126.com

results showed that the inversion effect of the 0 ~ 10 cm soil layer was overall better than that of the 10 ~ 20 cm and 20 ~ 30 cm soil layers, the mean coefficient of determination (R^2) of the validation sets of each model for the 0 ~ 10 cm layer was 0.12 ~ 0.21 higher than that of the deeper soil layers, while the root mean square error (RMSE) and mean relative error (MRE) were reduced by 0.8 ~ 1.5 percentage points and 3 ~ 5 percentage points respectively. At the optimal soil depth of 0 ~ 10 cm, the GBDT model with Combination 3 as input performed the best, with R^2 = 0.836 3, RMSE of 1.28%, and MRE of 5.06%, which was superior to the RF and XGBoost models. Finally, the SHapley Additive exPlanations (SHAP) analysis method was used to reveal the importance of spectral vegetation indices (SVI) and mean (MEA) in constructing the prediction model and clarify the influence of the top-ranked SHAP values, and the results can provide a basis for UAV multispectral monitoring of SMC in edible roses and a reference for the rapid evaluation of crop growth under the condition of integrated water and fertilizer management.

Key words: edible rose; soil moisture content; UAV multispectral; SHAP analysis; texture feature

0 引言

食用玫瑰作为全球重要的经济作物之一,在食品加工、医药保健和生态农业等具有关键价值[1-2]。在干旱与半干旱地区,食用玫瑰种植面临多重挑战,常与有限水资源和不规则降水分布相关。食用玫瑰对土壤水分变化敏感[3],干旱胁迫易导致花期缩短、花瓣品质下降,因此实时获取土壤水分信息对精准灌溉管理至关重要。土壤含水率(SMC)是评估食用玫瑰生长状况的核心指标,直接影响根系发育、养分传输及花瓣次生代谢物质积累,也是地表与大气之间水文循环和能量交换的关键参数,对旱情监测、灌溉决策及作物生长状况评价等具有指导性作用[4]。

传统的单点测量方法难以有效获得大规模的土壤水分信息以反映全貌[5],因此遥感(Remote sensing,RS)技术已广泛应用于作物水分状况的非破坏性监测。但传统卫星遥感数据的空间分辨率较低,难以满足田间尺度的精准监测需求[6-7]。无人机多光谱成像技术凭借其操作方便、机动灵活、低成本且具有较高时空分辨率等特点,已在精准农业中广泛应用[8],凭借高时空分辨率、操作灵活等优势,可获取厘米级精度的植被光谱信息,其覆盖可见光至近红外波段的多光谱数据,相比高光谱技术具有成本低、数据处理简便的特点,已成为作物生理指标动态监测的重要手段。

目前,无人机多光谱技术在土壤含水率反演中的应用已覆盖玉米、小麦、棉花等作物,形成较为成熟的技术体系[9]:在特征提取层面,除归一化植被指数(NDVI)、归一化差异水分指数(NDWI)等传统光谱指数外,纹理特征与植被指数融合成为重要方向,于广多[10]研究发现,融合模型对夏玉米田土壤含水率反演的决定系数(R^2)较单一植被指数模型提升0.15 ~ 0.20;李志军等[11]进一步探究环境因子与玉米生长对地表温度监测土壤水分的影响,明确非光谱因素对反演结果的干扰机制,为多因素耦合场景下的土壤含水率反演提供参考;张智韬等[12-13]发现蓝光和近红外波段反射率与土壤含水率显著相关,为波段选择提供依据,BORGOGNO-MONDINO等[14]证实NDVI和NDWI在葡萄园土壤水分季节性动态描述中潜力突出,罗亚东等[15]则聚焦尺度效应,系统分析不同空间尺度对多光谱遥感监测土壤含水率精度的影响,完善了技术应用边界条件。建模方法上,RF、GBDT等机器学习算法因能处理光谱特征与土壤含水率间的复杂非线性关系,逐步取代传统线性回归模型,靳亚红等[16]证实XGBoost模型在复杂农田环境中土壤含水率反演的RMSE可低至0.015 cm^3/cm^3;吴立峰等[17]采用XGBoost、RF等模型构建柑橘果实数量和品质预测模型,在源数据融合反演中稳定性突出;敏感变量筛选环节,GRA、CARS等方法广泛应用,杨文举等[18]通过对比3种变量选择方法,证实GRA等合适的变量能有效剔除冗余特征,提升模型运算效率与稳定性[19-23]。以上研究共同为作物含水率监测等提供重要技术支撑。

尽管无人机多光谱技术在大多作物土壤含水率监测中已取得显著进展,但针对食用玫瑰这类兼具经济价值与水分敏感特性的特色作物,相关研究仍存在明显空白,且食用玫瑰的土壤含水率监测需求与大众作物存在一定差异:①冠层光谱干扰差异,食用玫瑰花期冠层覆盖度高,且花瓣具有较强的光谱反射特性,易对土壤光谱信号产生遮蔽,而小麦、玉米等大众作物花期冠层结构相对稀疏,光谱信号受冠层干扰较小,二者光谱与含水率关联机制存在显著差异。②精度需求不同,食用玫瑰土壤含水率不仅影响作物生长,更直接决定花瓣中花青素、黄酮等次生代谢物质含量[2],需更高精度的反演结果以支

撑品质调控，而现有大众作物土壤含水率反演模型的 RMSE 多为 0.02～0.03 cm^3/cm^3，难以满足食用玫瑰的精细化管理需求。此外，玫瑰种植多呈园区式分布，冠层覆盖度和土壤背景干扰也与大田环境不同，传统基于大田作物构建的反演模型可能难以直接迁移使用。因此，开展针对玫瑰的无人机多光谱含水率监测研究，不仅有助于填补该作物在精准灌溉领域的应用空白，也为理解特色经济作物的水分光谱响应机制提供新视角。SHAP 是一种用于解释机器学习模型输出的方法，其源于博弈论，用于计算在合作博弈的参与者之间分配总收益，每个特征对预测模型输出值的贡献度可通过对应的 Shapley 值反映。较少有学者在经济作物上使用该方法。

综上，本文以食用玫瑰为研究对象，基于无人机多光谱数据提取植被指数和纹理特征，结合实测土壤含水率，采用 GRA 等敏感变量筛选方法确定最优输入变量集。在此基础上，构建 RF、XGBoost、GBDT 机器学习模型，通过对比不同变量组合下模型反演性能，优选食用玫瑰土壤含水率最优反演模型，并引入 SHAP 方法对最优模型的输入特征变量进行解释性分析，以期为食用玫瑰精准灌溉管理提供技术支撑。

1　材料与方法

1.1　研究区概况与试验设计

试验在云南省昆明市安宁市八街滇红玫瑰地（24°56′38″N，102°23′15″E）进行（图 1）。该地属于亚热带高原季风气候区，地处滇中丘陵地带，气候温和，光照充足，昼夜温差较大，年平均气温为 14.7℃，年平均降水量为 877.5 mm，土壤类型为红壤土类，有机质含量适中，pH 值呈微酸性，特别适合滇红玫瑰生长。试验玫瑰品种为‘滇红玫瑰’，以其花瓣厚实、花色艳丽和芳香浓郁等特点，在云南食用玫瑰产业中具有重要经济价值。针对当地食用玫瑰生长特性，结合其主要根区集中在 0～30 cm 土层的生物学特征，按照 0～10 cm、10～20 cm、20～30 cm 进行分层取样。深度范围覆盖玫瑰根系的主要活动区域，能够准确反映根系对土壤水分的吸收与利用状态，为土壤含水率反演模型构建提供合理的样本基础。为增加食用玫瑰长势差异，以不同梯度水肥对各小区进行处理，每个处理重复 3 次，共计 45 个试验小区，小区面积为 620 m^2。采用双因素设计，设 4 个灌水梯度：（D100、D90、D80、D70，其中 D100 为最大梯度，D90 为 D100 梯度的 90%，以此类推），D100 对应实际灌水量 375、337.5、281、225 m^3/hm^2，结合田间持水量与蒸发量确定[24]；设 4 个施肥梯度（F100、F90、F75、F60，其中 F100 为最大梯度，F90 为 F100 梯度的 90%，以此类推），F100 对应实际施肥量 187.5、168.75、140.625、112.5 kg/hm^2。

1.2　数据采集与预处理

1.2.1　无人机数据获取与处理

为保证影像质量，选择天气晴朗、无风少云时间段进行无人机多光谱图像拍摄。采用 DJI MAVIC3 型多光谱版无人机（M3M）获取食用玫瑰多光谱影像数据，该设备配备 1 个 4 波段多光谱相机，即绿波段、红波段、红边波段以及近红外波段，其主要参数如表 1 所示。

获取图像数据后，需对无人机图像进行图像拼接、辐射定标和图像裁剪预处理。从无人机获取的多光谱图像记录为一组数字值，需通过辐射定标将其转换为反射率。将多光谱图像和辐射定标板图像一起导入 Pix4Dmapper 软件，在处理选项中输入辐射定标板 4 个多光谱波段的反射率校正系数再进行图像拼接，拼接完成后获得 4 个单波段正射反射率影像。

使用 ENVI 5.3 软件进行图像剪裁得到试验区影像数据，随后进行影像合成，并提取感兴趣区域各波段反射率。

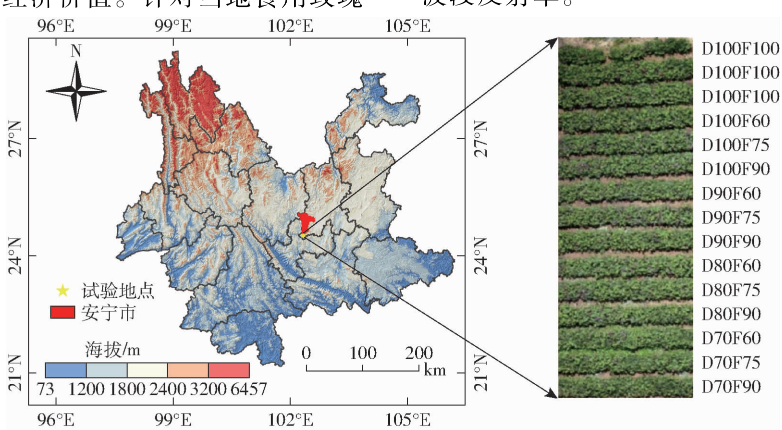

图 1　研究区域概况与试验设计

Fig. 1　Overview of study area and experimental design

表 1　多光谱无人机设备主要参数

Tab. 1　Main parameters of multispectral UAV equipment

无人机参数	数值/形式	传感器参数	数值/形式
名称	大疆 Mavic 3M	绿光波段中心波长/nm	560 ± 16
飞行高度/m	50	红光波段中心波长/nm	650 ± 16
飞行速度/(m·s^{-1})	4.4	红边波段中心波长/nm	730 ± 16
卫星系统	GPS + Galileo + BeiDou	近红外波段中心波长/nm	860 ± 26
航向重叠度/%	80	像素	500 万
旁向重叠度/%	80	尺寸/(像素 × 像素)	2 592 × 1 944
视场角/(°)	90	分辨率/(cm·像素$^{-1}$)	2.31
拍摄间隔/s	2	影像格式	TIFF

1.2.2　土壤含水率获取

在食用玫瑰种植区域，按照土壤深度 0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm 和 20 ~ 30 cm 进行分层取样，使用土钻取出土样后，装入已称量铝盒，称量湿土与铝盒总质量。然后放入温度为 105℃ 干燥箱中进行干燥处理，干燥结束后再次称量干土与铝盒总质量，计算得到土壤质量含水率。利用土钻法计算获得土壤容重（1.27 g/cm^3），最终计算得到土壤体积含水率。

1.3　植被指数和纹理特征筛选

植被指数能简单且有效地估测农作物产量等特征，基于前人研究结果[17]，在 R 语言数值计算环境中，输入正射影像中感兴趣区域的各波段反射率计算植被指数。

GRA 是灰色系统理论中用于量化序列间关联程度的方法，通过比较曲线相似性判断关联度，适用于样本量少、信息不完全的系统分析。通过 GRA 评估 26 项植被指数与土壤含水率关联度研究中，首先对数据进行归一化预处理，随后计算参考序列（含水率）与比较序列（植被指数）的绝对差值并确定两极最值，分辨系数 ρ（通常取 0.5）计算关联系数，最终通过均值得到关联度，筛选出 16 个植被指数如图 2、表 2 所示，分别为 GNDVI、NREI、MNIRI、NGI、MTCI、NDCI、CLre、OSAVI、NDRE、DATT、SAVI、Cig、RDVI、SVI、DVI、MNLI。

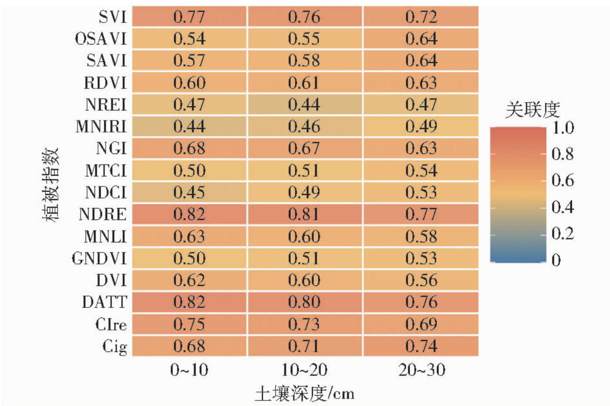

图 2　不同深度植被指数关联度

Fig. 2　Correlation degree of vegetation indices at different depths

表 2　筛选的植被指数

Tab. 2　Vegetation indices selected

植被指数	计算公式	文献序号
绿色叶绿素指数(Cig)	$Cig = NIR/G - 1$	[12]
红边叶绿素指数(CLre)	$CLre = NIR/RE - 1$	[12]
差值植被指数(DVI)	$DVI = NIR - R$	[13]
归一化红边插值指数(NDRE)	$NDRE = (NIR - RE)/(NIR + RE)$	[13]
修正非线性指数(MNLI)	$MNLI = 1.5(NIR^2 - R)/(NIR^2 + R + 0.5)$	[18]
归一化近红外比率指数(MNIRI)	$MNIRI = NIR/(RE + NIR + G)$	[18]
转换植被指数(NDCI)	$NDCI = (RE - R)/(RE + R)$	[18]
优化土壤调节植被指数(OSAVI)	$OSAVI = (NIR - R)/(NIR + R + 0.16)$	[15]
土壤调整植被指数(SAVI)	$SAVI = 1.5(NIR - R)/(NIR + R + 0.5)$	[15]
重归一化植被指数(RDVI)	$RDVI = (NIR - R)/(NIR + R)$	[15]
绿光归一化植被指数(GNDVI)	$GNDVI = (NIR - G)/(NIR + G)$	[25]
宽带绿度指数(NGI)	$NGI = G/(NIR + G + RE)$	[25]
修正三角植被指数(MTCI)	$MTCI = (NIR - RE)/(RE - R)$	[25]
动态吸收植被指数(DATT)	$DATT = (NIR - RE)/(NIR - R)$	[25]
光谱植被指数(SVI)	$SVI = [(NIR - R)/(NIR + R)]/NIR$	[26]
归一化红边指数(NREI)	$NREI = RE/(NIR + G + RE)$	[26]

注：G、R、RE、NIR 为绿波段、红波段、红边波段和近红外波段反射率。

利用 ENVI 5.3 的灰度共生矩阵（GLCM）计算纹理信息，该方法基于二阶概率统计滤波，在 3×3 局部窗口内分析像素间的频率分布，采用 8 种统计方法进行处理，共有 8 种纹理特征，分别为均值（MEA）、方差（VAR）、相关性（COR）、对比度（CON）、相异性（DIS）、信息熵（ENT）、二阶矩（SEM）、协同性（HOM）[27]。

1.4　建模方法、样本集划分与模型评价

基于 R 语言 4.3.3 平台，建模方法包括 RF、XGBoost 和 GBDT 模型。其中 RF 是基于多模型构建和 Bagging 技术的集成学习算法，应用于食用玫瑰土壤含水率反演时，通过构建多个模型，并对这些模型的预测结果进行投票或取平均的方式，增强模型准确性与稳定性；XGBoost 是一种通过迭代构建学习器，每次迭代拟合前一轮模型的残差或梯度，最终将所有树结果加权求和；GBDT 是一种基于迭代的集成学习算法，在食用玫瑰土壤含水率反演中，从一个初始模型开始，计算模型预测值与实际土壤含水率之间的残差，然后基于这个残差构建新的决策树模型，不断迭代该过程，每棵新决策树都旨在纠正前序模型误差，逐步使模型预测值更接近真实土壤含水率，通过最小化损失函数，提升对食用玫瑰土壤含水率的预测准确性。在 RF 模型中，构建 500 棵决策树，每次分裂随机选择 8 个特征；对于 XGBoost 算法设置 100 个学习器，学习率为 0.03，最大树深度为 5；对于 GBDT 模型，估计量数量设置为 100，学习率为 0.03，最大树深度为 3，采用 5 折交叉验证提升模型稳定性。

于食用玫瑰花期（2025 年 4 月 3 日、4 月 24 日、5 月 14 日）采集样本，每次取 39 份，共 117 份有效样本，每份为 3 层不同土壤深度样本，随机选取 2/3 样本作为建模集，剩余 1/3 样本作为验证集，建模集和验证集样本数量及各深度土层 SMC 统计特征见表 3。

表 3　食用玫瑰各深度土层土壤含水率描述性统计

Tab.3　Descriptive statistics of soil moisture content in soil layers at different depths for edible roses

参数	0～10 cm		10～20 cm		20～30 cm	
	建模集	验证集	建模集	验证集	建模集	验证集
样本量	78	39	78	39	78	39
最大值/%	22.00	23.36	22.52	22.2	23.13	22.13
最小值/%	16.20	18.95	17.44	18.44	17.02	18.20
均值/%	20.46	20.88	19.38	20.58	21.13	22.88

为验证模型预测精度和预测能力，选取决定系数 R^2、均方根误差（Root mean square error，RMSE）和平均相对误差（Mean relative error，MRE）作为评价指标。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。

1.5　夏普利加性解释分析（SHAP）

SHAP 是一种机器学习事后可解释性方法，可为模型每一个特征变量分配一个特定的预测重要性值，通过重要性值对模型的预测结果进行解释。在博弈论中，SHAP 值原本是用来评估合作博弈中每个参与者对共同收益的贡献。在机器学习领域，SHAP 值被用来量化每个特征对模型预测的贡献。利用 R 语言的 shapviz 包量化模型建模过程各个特征变量的重要性。

2　结果与分析

2.1　不同处理土壤含水率分布

对不同水肥处理的土壤含水率进行比较分析，且每个处理均设置 3 次重复试验。图 3 为食用玫瑰 0～30 cm 土壤层 SMC，由图 3 可知，对照组 CK 处理相较于其余处理，能够更有效地保持玫瑰生长所需的土壤湿度，D100 处理也展现出显著的保水能力。在施水梯度相同的情况下，F90 处理土壤含水率高于 F75 和 F60 处理，说明灌水和施肥水平对玫瑰土壤含水率存在影响；同时，在各个处理中 0～10 cm 土层土壤含水率普遍高于 10～20 cm 和 20～30 cm 土层，说明不同土层深度间的土壤含水率存在明显差异，这种不同深度间的差异可能与土壤保水特性、根系分布等因素有关，深层土壤可能由于水分下渗等导致含水率相对较低。

2.2　植被指数相关性分析

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 4 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（0～10 cm）与植被指数和纹理特征的相关系数相较于深层土壤（10～20 cm 和 20～30 cm）更高，其中相关系数最高的植被指数为 SVI，高达 0.891，而相关系数最高的纹理特征则为 MEA，为 0.898。由此筛选模型输入组合 1 为 GNDVI、NREI、MNIRI、NGI、MTCI、NDCI、CLre、OSAVI、NDRE、DATT、SAVI、Cig、RDVI、SVI、DVI 和 MNLI；组合 2 为 MEA、VAR、HOM、CON、DIS、ENT、SEM 和 COR；组合 3 为 GNDVI、NREI、MNIRI、NGI、MTCI、NDCI、CLre、OSAVI、NDRE、DATT、SAVI、Cig、RDVI、SVI、DVI、MNLI、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 节筛选得到的 3 个输入组合作为模型输入变量，分别采用 RF、XGBoost 和 GBDT 3 种机器学

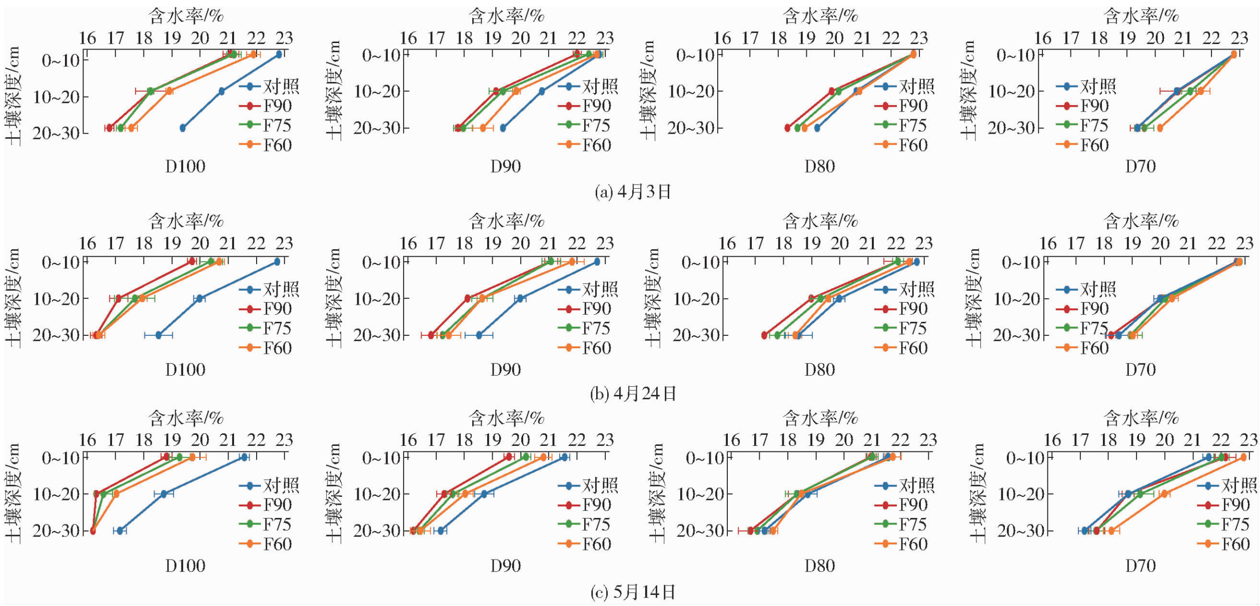

图3 3次不同水肥处理土壤含水率分布

Fig. 3 Distribution of soil moisture content under three different water and fertilizer treatments

表4 植被指数和纹理特征与不同深度SMC的相关性分析

Tab. 4 Correlation analysis between vegetation indices, texture features and soil moisture content (SMC) at different depths

植被指数/纹理特征	土层深度/cm 0~10	10~20	20~30	自相关性筛选
GNDVI	0.757*	0.731*	0.558*	保留
NREI	0.857*	0.741*	0.692*	保留
MNIRI	0.781*	0.708*	0.684*	保留
NGI	0.876*	0.718*	0.553*	保留
MTCI	0.888*	0.657*	0.671*	保留
NDCI	0.709*	0.629*	0.509*	保留
CLre	0.805*	0.792*	0.588*	保留
OSAVI	0.878*	0.780*	0.658*	保留
NDRE	0.810*	0.738*	0.524*	保留
DATT	0.791*	0.759*	0.612*	保留
SAVI	0.790*	0.604*	0.541*	保留
Cig	0.814*	0.695*	0.525*	保留
RDVI	0.835*	0.751*	0.650*	保留
SVI	0.891*	0.643*	0.679*	保留
DVI	0.720*	0.663*	0.574*	保留
MNLI	0.880*	0.646*	0.633*	保留
MEA	0.898*	0.628*	0.519*	保留
VAR	0.708*	0.682*	0.576*	保留
HOM	0.756*	0.682*	0.554*	保留
CON	0.890*	0.673*	0.662*	保留
DIS	0.877*	0.630*	0.589*	保留
ENT	0.838*	0.627*	0.662*	保留
SEM	0.828*	0.646*	0.589*	保留
COR	0.749*	0.693*	0.662*	保留

注:*表示影响显著($P<0.05$),自相关性筛选基于阈值$|r|\geqslant0.8$(高冗余),通过两两变量自相关性分析确定。

习方法,对0~10 cm、10~20 cm和20~30 cm不同深度土层SMC进行反演建模,模型反演结果如图4~6所示。结果表明,在输入组合与模型类型一致的条件下,浅层土壤(0~10 cm)SMC估测精度整体优于深层土壤(10~20 cm、20~30 cm),其各模型验证集R^2均值较深层土壤高0.12~0.21,RMSE和MRE则分别降低0.8~1.5个百分点和3~5个百分点,体现出土层深度对SMC反演效果的显著影响;当监测土层深度与模型类型相同时,以植被指数结合纹理特征的组合3作为输入,模型对SMC估测精度最高,表现为验证集R^2最大,RMSE与MRE最小,验证了多源特征融合对提升反演精度的积极作用;当监测土层深度与输入组合固定时,GBDT模型展现出最优的SMC反演能力,其对土壤含水率的拟合与预测性能优于RF和XGBoost模型。综上,在本研究试验条件下,以组合3为输入变量、采用GBDT模型对0~10 cm浅层土壤SMC进行反演时,精度达到最优,模型验证集R^2为0.836 3,RMSE为1.28%,MRE为5.06%。

2.4 SHAP分析结果

结合2.3节对食用玫瑰遥感特征响应规律的探索,运用SHAP方法,剖析16个植被指数与8个纹理特征对含水率反演模型的作用机制,图7为SHAP值分布结果。由图7可知,在植被指数中,SVI的SHAP值分布范围广且波动显著,对模型预测的影响最为突出;其余多数植被指数的SHAP值集中在较小区间,影响相对微弱且稳定。在纹理特征中,MEA的SHAP值分布跨度大,对模型的影响程度明显高于其他纹理特征;其余多数纹理特征的SHAP值围绕零值集中分布,影响较弱且稳定。

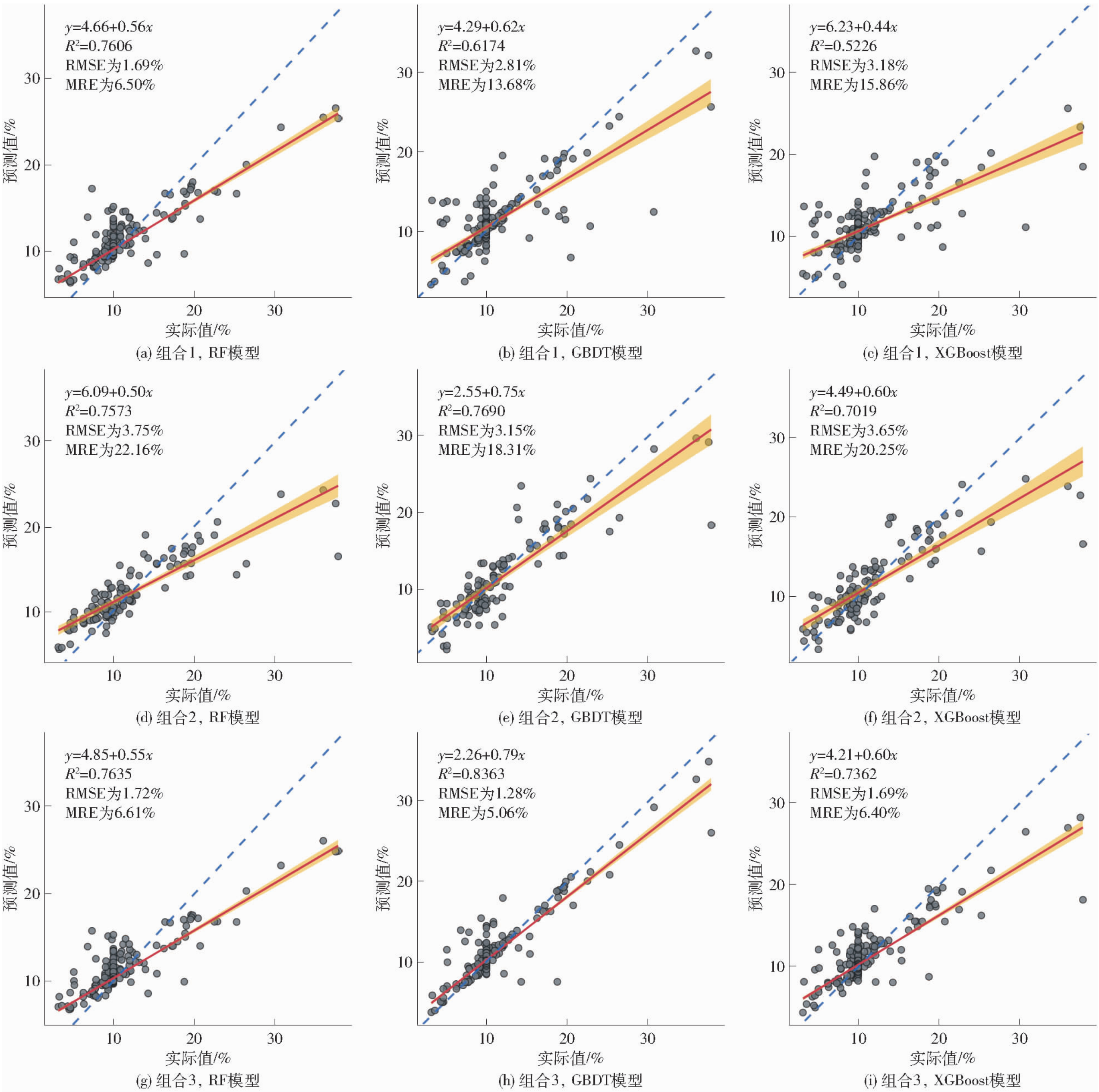

图 4　基于 RF、GBDT 和 XGBoost 的食用玫瑰 0 ~ 10 cm 土壤含水率预测结果

Fig. 4　Prediction results of soil moisture content in 0 ~ 10 cm soil layer of edible roses based on RF, GBDT and XGBoost

以 SHAP 值平均绝对值作为特征重要性的衡量标准，植被指数中 SVI 的重要性显著高于其他指数，纹理特征中 MEA 的重要性表现突出。这一结果与 GBDT 模型通过梯度迭代学习筛选出的关键特征相吻合，既体现了植被指数对水分胁迫的光谱响应优势，也反映了纹理特征对冠层与土壤水分关联的间接表征能力，验证了 GBDT 模型在特征重要性计算上的合理性。综合来看，若需为模型筛选稳定且影响显著的因素，纹理特征中的 MEA 更为重要。分析结果为深入理解食用玫瑰土壤含水率反演模型的特征作用机制提供了依据，也为基于无人机多光谱技术的食用玫瑰精准灌溉管理提供了关键参考特征。

2.5　不同处理下 GBDT 模型含水率与试验小区反演预测

以上对比分析结果表明，XGBoost 作为基于 GBDT 框架的优化算法，通过迭代优化损失函数提升预测性能，但在本研究中其综合表现低于 GBDT；RF 模型基于 Bagging 技术和多树集成策略，虽具备较强的抗噪声能力，但在含水率反演中，其精度不及 GBDT 模型。研究进一步证实，GBDT 模型在处理土壤含水率这类非线性、多变量耦合的生态数据时，能通过梯度迭代学习有效捕捉关键影响因素，为食用玫瑰精准灌溉和土壤水分管理提供了可靠的模型支撑。试验小区含水率反演结果如图 8 所示，不同试验小区土壤含水率实测值与预测值对比如图 9 所示。

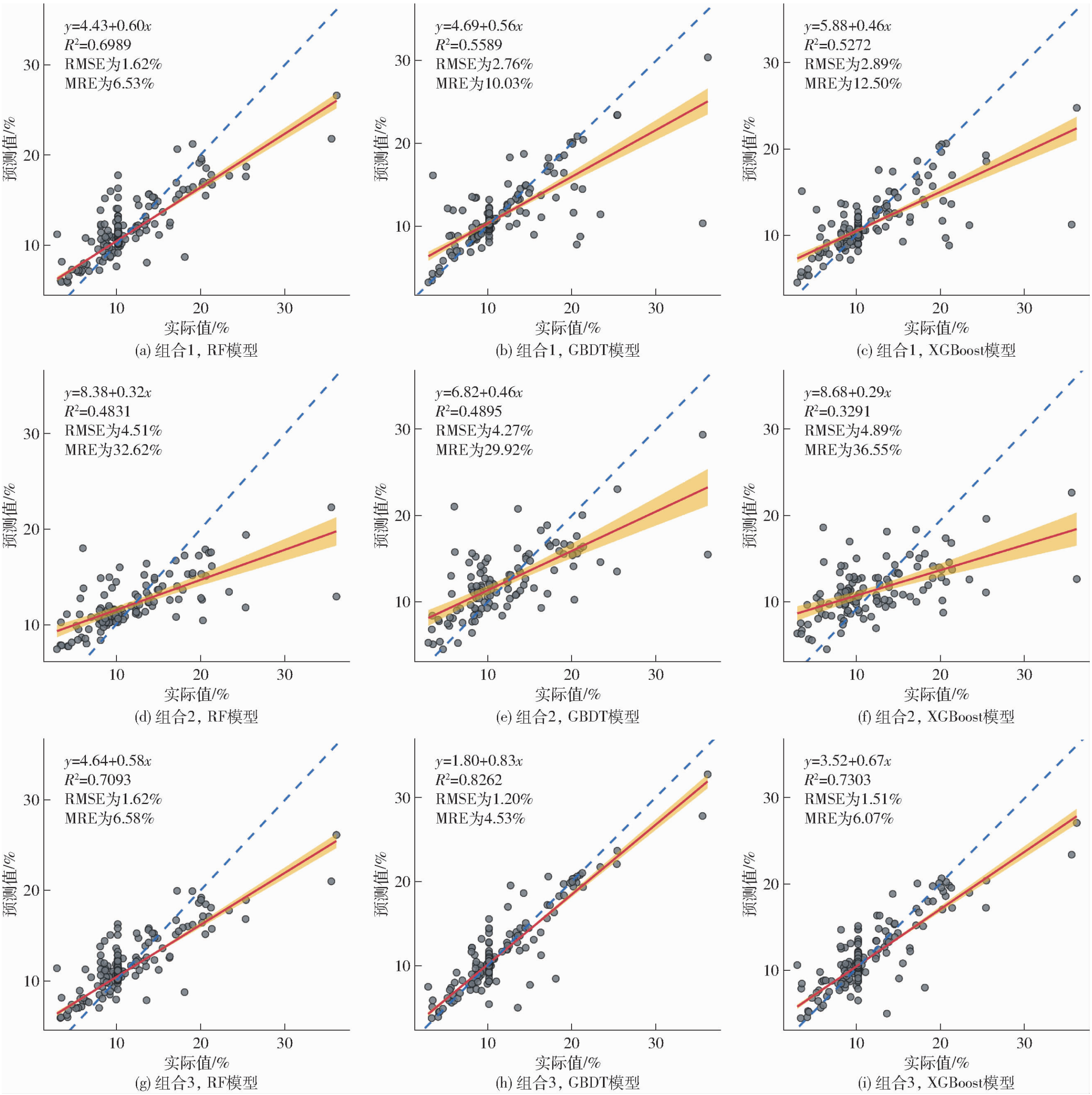

图 5 基于 RF、GBDT 和 XGBoost 的食用玫瑰 10 ~ 20 cm 土壤含水率预测结果

Fig. 5 Prediction results of soil moisture content in 10 ~ 20 cm soil layer of edible roses based on RF, GBDT and XGBoost

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[25-28]。植被指数是基于植被反射光谱特征的计算指标,能反映植被叶绿素含量、叶面积指数等生理状态,这些因素与土壤含水率密切相关,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,因此通过监测植被指数变化,可以间接推断土壤含水率变化情况。另一方面,纹理特征通过分析植被冠层的结构特征提供了关于植被空间分布的重要信息,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。

本研究采用无人机多光谱遥感技术开展食用玫瑰土壤含水率反演,相比传统方法更适配食用玫瑰的种植尺度与水分敏感特性,也填补了这类特色作物相关研究的空白,采用 GRA 筛选出 16 种植被指数,与 8 种纹理特征结合,通过 RF、XGBoost 和 GBDT 3 种机器学习模型,构建了食用玫瑰土壤含水率反演框架。结果表明,相较于 10 ~ 20 cm 和 20 ~ 30 cm 土层深度,在土层深度 0 ~ 10 cm 下,组合 3 中的 GBDT 模型整体表现更优,R^2 = 0.836 3,RMSE 为 1.28%,MRE 为 5.06%。本研究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

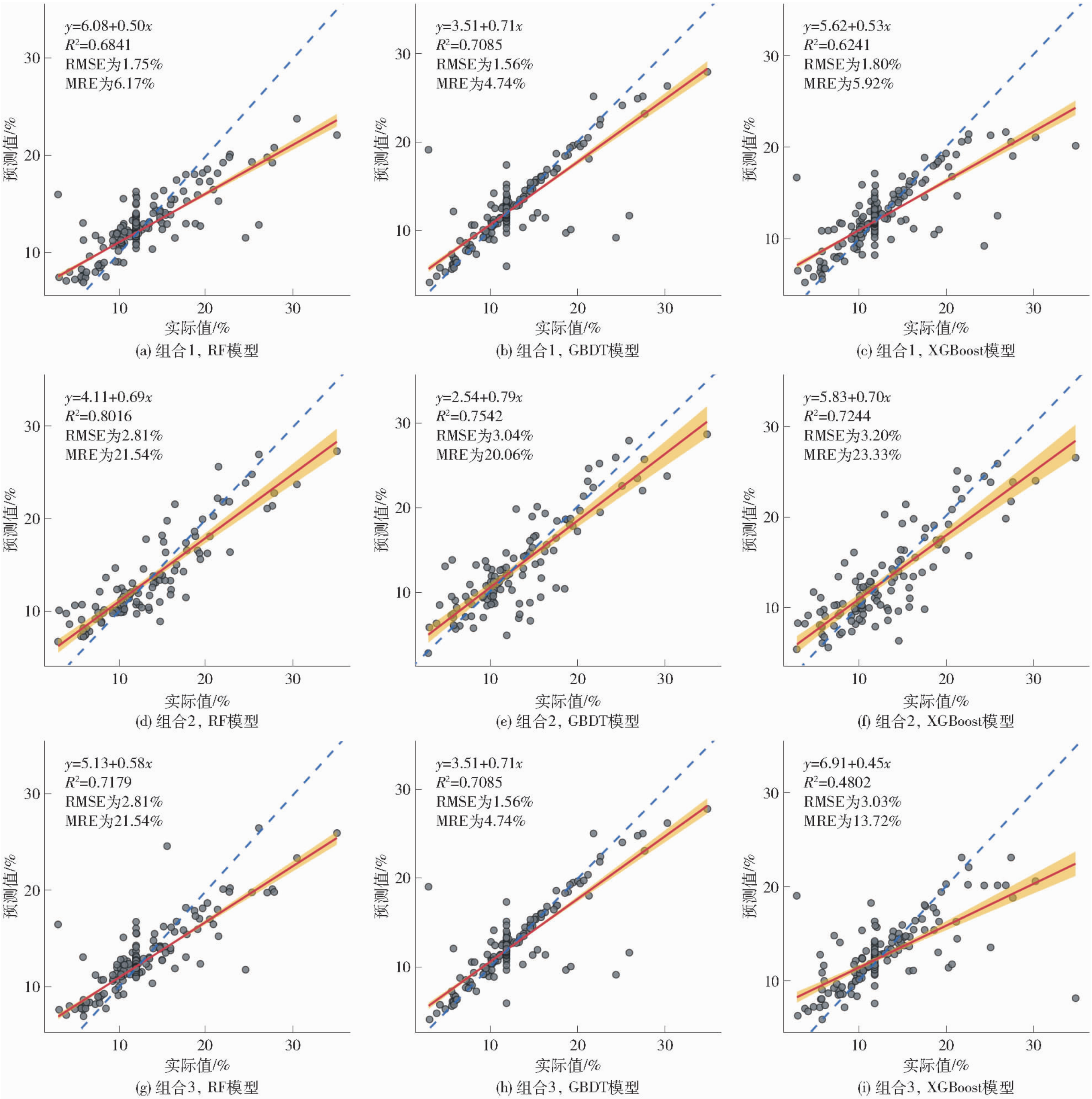

图 6　基于 RF、GBDT 和 XGBoost 的食用玫瑰 20 ~ 30 cm 土壤含水率预测结果

Fig. 6　Prediction results of soil moisture content in 20 ~ 30 cm soil layer of edible roses based on RF, GBDT and XGBoost

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，两者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，而纹理特征则提供关于植被冠层结构和空间分布信息。通过结合这 2 种特征，模型能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系。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。因此，组合这 2 种特征可以相互弥补各自不足，提高模型对土壤含水率的估计准确性。

通过 SHAP 分析[29-31]，可进一步揭示特征对模型预测的贡献机制。SVI 的 SHAP 值波动范围显著大于其他植被指数，表明其对 SMC 预测的边际贡献最强，这源于 SVI 对叶绿素含量的高度敏感性，当土壤缺水时，叶绿素合成受阻，NIR/G 比值降低，进而通过 SHAP 值负向偏移影响预测结果；MEA 的 SHAP 值分布则反映了冠层结构对土壤水分的间接影响：含水率较高条件下，植被冠层更均匀，纹理均值增大，通过 SHAP 值正向偏移提升模型对 SMC 的预测。

然而，本研究仍存在不足之处。首先，未考虑天气、作物等因素对土壤含水率的影响，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局限性，尽管 GBDT 模型在特定试验区表现优异，但

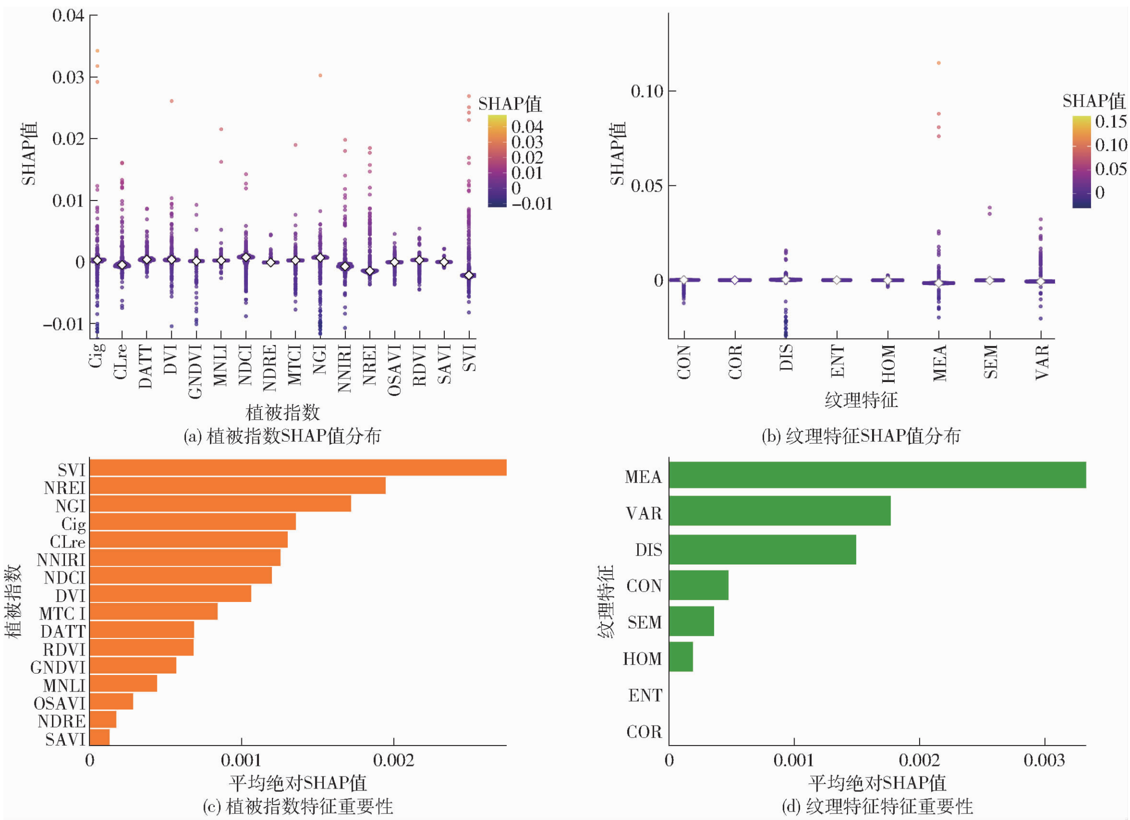

图 7 SHAP 值蜂群图与特征重要性图

Fig. 7 SHAP value beeswarm plots and feature importance plots

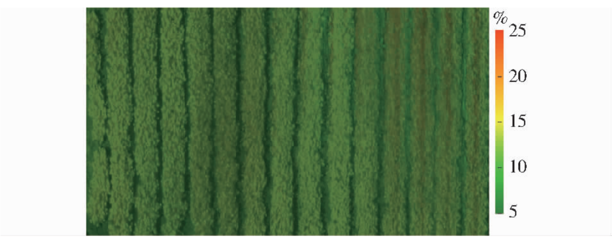

图 8 试验小区含水率反演结果

Fig. 8 Moisture content inversion results of experimental plot

其普适性尚未验证；其次，主要探讨了 0 ~ 30 cm 土壤含水率反演精度的影响，并未考虑更深层次的土壤含水率情况，后续研究可通过获取更深层次的土壤深度进行模型反演研究；最后，采用灰度关联分析筛选方法和 3 种反演模型，并未与其他特征变量筛选方法和更多的模型进行比较，无法确定诸多影响土壤含水率的敏感性光谱信息。因此，后续研究中，将完善以上内容，对所构建的土壤含水率反演模型的稳定性及泛化能力进一步研究[32-33]。

4 结论

（1）不同深度土层土壤含水率反演效果存在显著差异，0 ~ 10 cm 土层反演效果整体优于 10 ~ 20 cm和 20 ~ 30 cm 土层。具体表现为，0 ~ 10 cm 土层各模型验证集 R^2 均值比深层土壤高 0.12 ~ 0.21，RMSE 降低 0.8 ~ 1.5 个百分点，MRE 降低

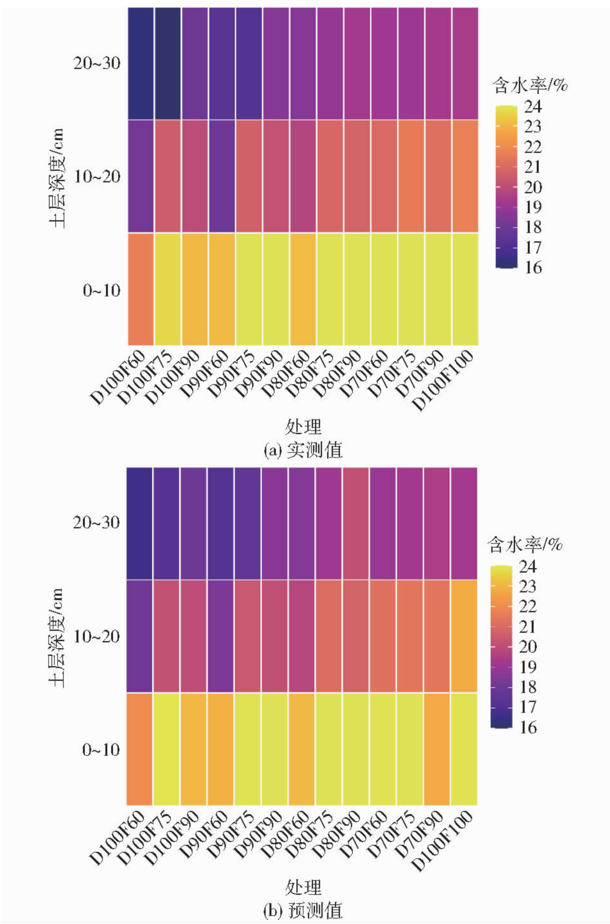

图 9 不同含水率下 GBDT 模型预测值与实测值对比

Fig. 9 Comparison of predicted values of GBDT model and measured values under different moisture contents

3～5 个百分点。在最优土层深度 0～10 cm 下，输入变量为植被指数与纹理特征组合的 GBDT 模型反演效果最佳，其 R^2 达到 0.8363，RMSE 为 1.28%，MRE 为 5.06%，性能优于 RF 和 XGBoost 模型。

（2）基于无人机多光谱技术，结合 GRA 筛选的植被指数与纹理特征，再通过 GBDT 模型反演食用玫瑰土壤含水率的方法具有可行性，通过 SHAP 分析方法发现植被指数中的 SVI 和纹理特征中的 MEA 在含水率预测模型中影响最为显著，是构建模型时的关键特征变量，为食用玫瑰精准灌溉管理提供了技术支撑和参考依据。

参　考　文　献

[1] 田谊红，冯雅玲，王馨怡，等. 玫瑰花化学成分质量评价及食用药用的研究进展[J]. 质量安全与检验检测，2022，32(2)：43－46，68.
TIAN Yihong, FENG Yaling, WANG Xinyi, et al. Research progress on chemical composition, quality evaluation, and edible and medicinal uses of rose[J]. Quality Safety and Inspection Testing, 2022, 32(2): 43－46, 68. (in Chinese)

[2] 王洋，黄业传，柴利. 玫瑰对半干发酵肠中亚硝酸盐替代效果的研究[J]. 食品与发酵工业，2021，47(13)：219－225.
WANG Yang, HUANG Yechuan, CHAI Li. Study on substitution effect of rose for nitrite in semi-dried fermented sausage[J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(13): 219－225. (in Chinese)

[3] LIU X, TAN J, DONG J, et al. Moderate deficit irrigation-organic fertilizer synergy for edible rose[J]. Industrial Crops and Products, 2025, 226: 120679.

[4] WANG J H, GE Y, HEUVELINK G, et al. Upscaling in situ soil moisture observations to pixel averages with spatio-temporal eostatistics[J]. Remote Sensing, 2015, 7(9): 11372－11388.

[5] 王思楠，李瑞平，吴英杰，等. 基于环境变量和机器学习的土壤含水率反演模型研究[J]. 农业机械学报，2022，53(5)：332－341.
WANG Sinan, LI Ruiping, WU Yingjie, et al. Soil moisture inversion based on environmental variables and machine learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 332－341. (in Chinese)

[6] 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)

[7] 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)

[8] YANG G, LIU J, ZHAO C, et al. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 1111.

[9] 张世安，徐坤，吴嫡捷. 无人机航测技术在水利领域的应用现状与发展方向分析[J]. 水利发展研究，2023，23(6)：37－42.
ZHANG Shian, XU Kun, WU Dijie. Analysis on application status and development direction of UAV aerial survey technology in water conservancy field[J]. Water Resources Development Research, 2023, 23(6): 37－42. (in Chinese)

[10] 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)

[11] 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)

[12] 张智韬，王海峰，韩文霆，等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究[J]. 农业机械学报，2018，49(2)：173－181.
ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, HAN Wenting, et al. Inversion of soil moisture content based on multispectral remote sensing of UAVs[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 173－181. (in Chinese)

[13] 张智韬，周永财，杨帅，等. 剔除土壤背景的冬小麦根域土壤含水率遥感反演方法[J]. 农业机械学报，2021，52(4)：197－207.
ZHANG Zhitao, ZHOU Yongcai, YANG Shuai, et al. Inversion method for soil water content in winter wheat root zone with eliminating effect of soil background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 197－207. (in Chinese)

[14] BORGOGNO-MONDINO E, NOVELLO V, LESSIOA A, et al. Describing the spatio-temporal variability of vines and soil by satellite-based spectral indices: a case study in Apulia (South Italy)[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 68: 42－50.

[15] 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)

[16] 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)
[17] 吴立峰,徐文浩,裴青宝.基于无人机影像与机器学习的柑橘产量估测研究[J].农业机械学报,2024,55(12):294－305.
WU Lifeng, XU Wenhao, PEI Qingbao. Citrus yield estimation based on UAV images and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 294－305. (in Chinese)
[18] 杨文举，李奋华，康德奎，等. 基于敏感变量筛选的多光谱土壤含水率反演模型研究[J]. 节水灌溉，2025(6)：45－54.
YANG Wenju, LI Fenhua, KANG Dekui, et al. Study on multispectral soil moisture content inversion model based on sensitive variable screening[J]. Water Saving Irrigation, 2025(6): 45－54. (in Chinese)
[19] HONG Y S, CHEN Y Y, YU L, et al. Combining fractional order derivative and spectral variable selection for organic matter estimation of homogeneous soil samples by VIS－NIR spectroscopy[J]. Remote Sensing, 2018, 10(3): 479.
[20] 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)
[21] 代秋芳，廖臣龙，李震，等. 基于 CARS－CNN 的高光谱柑橘叶片含水率可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析，2022，42(9)：2848－2854.
DAI Qiufang, LIAO Chenlong, LI Zhen, et al. Visualization of water content in citrus leaves using CARS－CNN based on hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(9): 2848－2854. (in Chinese)
[22] WANG J Z, DING J L, YU D L, et al. Capability of Sentinel－2 MSI data for monitoring and mapping of soil salinity in dry and wet seasons in the Ebinur Lake region, Xinjiang, China[J]. Geoderma, 2019, 353: 172－187.
[23] 陈俊英，姚志华，张智韬，等. 大田葵花土壤含盐量无人机遥感反演研究[J]. 农业机械学报，2020，51(7)：178－191.
CHEN Junying, YAO Zhihua, ZHANG Zhitao, et al. UAV remote sensing inversion of soil saliuity in field of sunflowers[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 178－191. (in Chinese)
[24] 蒋慎港,胡宝华. 干旱区耕地资源与水资源空间演变测度研究——以新疆为例[J]. 水利发展研究，2023，23(7)：26－32.
JIANG Shengang, HU Baohua. Study on spatial evolution measurement of cultivated land resources and water resources in arid areas: a case study of Xinjiang[J]. Water Resources Development Research, 2023, 23(7): 26－32. (in Chinese)
[25] 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. Inversion model of soil moisture based on multi-vegetation indices of UAV remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(1): 207－214. (in Chinese)
[26] 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)
[27] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics, 2007(6): 610－621.
[28] 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 Weiying, 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)
[29] SONG Y S, MOON J W, PARK K. Explainable AI for permeate flux prediction in forward osmosis: SHAP interpretability and theoretical validation for enhanced predictive reliability[J]. Desalination, 2025, 601: 118551.
[30] 何强. 基于无人机多光谱图像和集成学习的棉叶螨危害等级监测及精准施药研究[D].郑州:河南农业大学，2023.
HE Qiang. Study on monitoring of cotton spider mite damage level and precise pesticide application based on UAV multispectral images and integrated learning[D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2023. (in Chinese)
[31] XU W, LIU X, DONG J, et al. Improvement of citrus yield prediction using UAV multispectral images and the CPSO algorithm[J]. Agronomy, 2025, 15(1): 171.
[32] 左其亭,王子尧,马军霞.我国现代治水研究热点与发展展望[J].水利发展研究,2024,24(6):13－19.
ZUO Qiting, WANG Ziyao, MA Junxia. Research hotspots and development prospects of modern water governance in China[J]. Water Resources Development Research, 2024, 24(6): 13－19. (in Chinese)
[33] 李肇桀,张旺,刘璐.大力发展新质生产力助推水利高质量发展——关于水利行业发展新质生产力的认识和思考[J].水利发展研究,2024,24(6)：1－6.
LI Zhaojie, ZHANG Wang, LIU Lu. Vigorously developing new-quality productive forces to boost high-quality development of water conservancy: understanding and reflections on developing new-quality productive forces in the water conservancy industry[J]. Water Resources Development Research, 2024, 24(6): 1－6. (in Chinese)