doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.09.044

基于机器学习的玉米 SPAD 值影像分期反演与水氮优化利用研究

苗世龙[1,2]　李仙岳[1,2]　史海滨[1,2]　闫建文[1,2]　丁世杰[1,2]　苗　平[3]

(1.内蒙古农业大学旱区水工程生态环境全国重点实验室,呼和浩特 010018;
2.高效节水技术装备与水土环境效应内蒙古自治区工程研究中心,呼和浩特 010018;
3.鄂尔多斯市河湖保护中心,鄂尔多斯 017200)

摘要:利用无人机遥感技术结合多种机器学习算法,对沿黄灌区不同水氮处理玉米 SPAD 值进行反演,可为玉米种植提供精准灌水施肥诊断。设置 3 种灌水定额(W1:150 m^3/hm^2,W2:225 m^3/hm^2,W3:300 m^3/hm^2)和 3 种施氮量(N1:140 kg/hm^2,N2:210 kg/hm^2、N3:280 kg/hm^2),开展水氮处理试验。利用无人机多光谱相机获取农田影像数据,得到 16 个光谱变量,在玉米各生育期选取与 SPAD 值相关性较高的光谱变量用于构建岭回归、支持向量机、随机森林和偏最小二乘法等机器学习算法,对各模型进行对比筛选,利用筛选的模型预测不同处理 SPAD 值,并用 SPAD 预测值与灌水施肥量进行方程拟合,诊断各生育期预期的最优水肥用量。研究结果表明,玉米 SPAD 值在灌浆期达到峰值,其中 W2N2 较 W1N2 高 9.14%,较 W3N2 高 17.22%,较 W2N1 高 10.9%,较 W2N3 高 35.4%。结合玉米 3 个重要时期的 SPAD 实测值,通过对比不同机器学习模型建模集与验证集的决定系数 R^2,发现随机森林模型表现出最佳预测性能,利用 RF 模型预测值拓展出农田叶绿素含量空间分布图。建立 9 个处理预测点 SPAD 平均值与对应灌水施肥量之间的回归方程,优化得出在玉米拔节期,最优灌水量为 547 m^3/hm^2,最优施肥量为 42.98 kg/hm^2;大喇叭口期,最优灌水量为 450 m^3/hm^2,最优施肥量为 63 kg/hm^2;抽雄期,最优灌水量为 498 m^3/hm^2,最优施肥量为 73.29 kg/hm^2;灌浆期,最优灌水量为 493.5 m^3/hm^2,最优施肥量为 43.4 kg/hm^2。基于无人机遥感技术与机器学习算法相结合方法成功反演了玉米 SPAD 值,并揭示了农田中灌水施肥情况,为农田精准灌水施肥提供了可行性方案。

关键词:玉米 SPAD 值;无人机遥感;机器学习;灌水施肥管理

中图分类号:S25　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)09-0536-11　　**OSID**:

Staging Inversion of Maize SPAD Values and Optimal Utilization of Water and Nitrogen Based on Machine Learning

MIAO Shilong[1,2]　LI Xianyue[1,2]　SHI Haibin[1,2]　YAN Jianwen[1,2]　DING Shijie[1,2]　MIAO Ping[3]

(1. *State Key Laboratory of Water Engineering Ecology and Environment in Arid Area, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010018, *China*
2. *Inner Mongolia Autonomous Region Engineering Research Center for Efficient Water-saving Technology and Equipment and Soil and Water Environment Effect, Hohhot* 010018, *China*
3. *Ordos City River and Lake Protection Center, Ordos* 017200, *China*)

Abstract: By using unmanned aerial vehicle remote sensing technology combined with multiple machine learning algorithms, the maize SPAD values with different water and nitrogen treatments in the Yellow River irrigation area can be inverted, which can provide precise irrigation and fertilization diagnosis for maize planting. Three irrigation quotas (W1:150 m^3/hm^2, W2:225 m^3/hm^2, W3:300 m^3/hm^2) and three nitrogen application rates (N1:140 kg/hm^2, N2:210 kg/hm^2, N3:280 kg/hm^2) were set, and water nitrogen treatment experiments were carried out. Farmland image data were obtained by using the

收稿日期:2024-06-12　修回日期:2024-08-15

基金项目:国家自然科学基金项目(52369008)、内蒙古自治区水利科技项目(NSK202201)、内蒙古自治区科技计划项目(2022YFHH0039)和一流学科科研专项(YLXKZX-NND-022)

作者简介:苗世龙(2001—),男,硕士生,主要从事节水灌溉理论与技术研究,E-mail:2806497005@qq.com

通信作者:闫建文(1985—),男,副教授,博士,主要从事节水灌溉理论与技术研究,E-mail:baotouyan13579@163.com

multispectral camera of unmanned aerial vehicles (UAVs), and 16 spectral variables were obtained. Spectral variables with high correlations with SPAD values were selected at each growth stage of maize to construct machine learning algorithms such as ridge regression, support vector machine, random forest, and partial least square method. The models were compared and screened, and the screened models were used to predict the SPAD values of different treatments. The predicted SPAD values were used to fit the equation with the irrigation and fertilization amounts to diagnose the expected optimal water and fertilizer dosages at each growth stage. The research results showed that the maize SPAD value reached its peak during the filling period. Among them, W2N2 was 9.14% higher than W1N2, 17.22% higher than W3N2, 10.9% higher than W2N1, and 35.4% higher than W2N3. Combining the measured SPAD values in three important periods of maize, by comparing the determination coefficient R^2 of the modeling set and the validation set of different machine learning models, it was found that the random forest model showed the best predictive performance, and the spatial distribution map of chlorophyll content in farmland was expanded by using the predicted values of the RF model. The regression equations between the average SPAD value of nine treatments prediction points and the corresponding irrigation and fertilizer application amounts were established. Through optimization, it was obtained that at the jointing stage of maize, the optimal irrigation amount was 547 m^3/hm^2 and the optimal fertilizer application amount was 42.98 kg/hm^2. During the large trumpet stage of maize, the optimal irrigation amount was 450 m^3/hm^2, and the optimal fertilizer application amount was 63 kg/hm^2. During the tasseling stage, the optimal irrigation amount was 498 m^3/hm^2, and the optimal fertilization amount was 73.29 kg/hm^2. During the grouting period, the optimal irrigation water amount was 493.5 m^3/hm^2, and the optimal fertilizer application amount was 43.4 kg/hm^2. Based on the combined method of unmanned aerial vehicle remote sensing technology and machine learning algorithms, the maize SPAD value was successfully inverted, and the irrigation and fertilization situation in farmland was revealed, providing a feasible solution for precise irrigation and fertilization in farmland.

Key words: maize SPAD value; UAV remote sensing; machine learning; irrigation and fertilization management

0　引言

叶绿素含量是农作物生长不同阶段的重要生物指标，它直接反映了植物的生长状态和养分状况[1]。农作物在不同环境和生长阶段的叶绿素含量各不相同，如何在关键生长阶段及时准确地估算作物的 SPAD 值并且有效指导玉米种植水肥用量成为一项迫切需要解决的重要问题[2-3]。传统的叶绿素检测方法有野外调查和实地取样、实验室分光光度法、荧光分光光度法等，但都存在效率较低等诸多问题[4]。随着遥感技术的迅猛发展，尤其是无人机遥感技术的应用，为解决这一难题提供了新的途径。使农田管理者通过监测分析农作物数据，进而实现水肥精准投入、减少水分和化肥使用量[5-7]。

无人机遥感技术具有高分辨率、灵活性强、获取数据迅速等优势，成为研究农田植被生长和养分状况的重要手段[8]。利用无人机搭载的遥感传感器，可以快速获取高质量的多光谱和高光谱影像数据，为农田植被监测提供了新的技术途径[9-10]。在众多遥感反演叶绿素含量研究中，植被指数选取也有差异，绿色归一化差值植被指数(GNDVI)、改进非线性植被指数(MNLI)、归一化植被指数(NDVI)、优化土壤调节植被指数(OSAVI)等指数与叶绿素含量相关性更高[11-12]。目前已有学者结合一元、多元线性回归[13]等模型成功反演了叶绿素含量，田婷等[14]利用无人机多光谱遥感技术对水稻冠层 SPAD 值进行反演，建立一元、多元线性回归模型，发现多元线性回归模型的估测效果较好。还有学者利用机器学习算法[15-16]，特别是支持向量机、岭回归、随机森林和偏最小二乘法等方法对农田植被生长参数进行精确反演，周琦等[17]利用无人机多光谱遥感技术反演冬小麦不同生育期叶绿素含量，发现 BP 神经网络模型具有较高估算精度，认为利用无人机多光谱估算迟播冬小麦 SPAD 值进行品种抗性筛选方法是有价值的。机器学习算法已广泛应用于农田植被监测领域，在模拟和估算叶绿素含量方面取得了显著成果[18]。

然而，不同机器学习算法在反演作物不同生育期 SPAD 值方面可能存在不同优缺点[19]。需对多种机器学习算法进行对比分析，以选取最优模型进行反演。在无人机多光谱遥感反演叶绿素含量的研究中，通过模型预测叶绿素含量制定各生育期最优灌水施肥量的研究较少，本研究利用最优机器学习模型得到预测点 SPAD 数据，建立各生育期灌水量、施肥量与 SPAD 预测点数据平均值关系，从而制定各个时期最佳灌水施肥量，为农田精准施肥管理提

供科学依据,促进农田植被健康生长,提高农作物产量和质量,推动农业可持续发展提供重要保障[20]。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验于 2023 年在内蒙古自治区鄂尔多斯市杭锦旗北部吉日嘎朗图镇光茂五社(40.7°N,107.9°E)进行,该地光照充足,温差大。多年平均气温 7.9℃,年平均降水量 168 mm,年平均降水日数为 20 d;且该地区隶属于河套平原,地势开阔无遮蔽物,适合无人机飞行。试验布置示意图如图 1 所示。

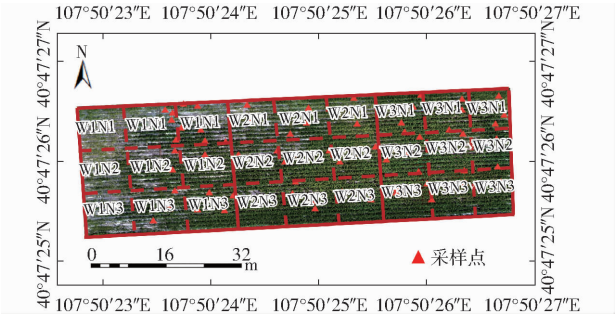


图 1 试验布置示意图

Fig. 1 Schematic of test layout

供试品种为当地玉米品种‘宁玉 688’,试验田在播种前进行旋耕、平整。共 9 个处理,每个处理 3 次重复,共 27 个小区,每个小区面积为 10 m×4 m,各小区单独随机布置。试验区玉米种植与当地保持一致,采用覆膜种植,一膜两行,膜宽 60 cm,行距(宽距 1 m,窄距 35 cm),株距 23 cm,种植密度为 61 100 株/hm^2,在 5 月 29 日播种。设置灌水与施肥两个因素,形成对比试验,设置 3 种灌水定额,分别为当地灌水量的 50%、75%、100%(W1:150 m^3/hm^2;W2:225 m^3/hm^2;W3:300 m^3/hm^2),生育期灌水 8 次,灌溉方式为滴灌,灌水用水表计量。设置 3 种施氮量,分别为 N1:140 kg/hm^2;N2:210 kg/hm^2;N3:280 kg/hm^2(尿素),在拔节期、大喇叭口期、抽雄期、灌浆期分别按照比例 2∶3∶3∶2施入;底肥为复合有机肥(含 N 20%,P_2O_5 25%,K_2O 10%),施氮量为 90 kg/hm^2。W3N3 为当地灌水施氮量,具体灌水施肥制度见表 1。

表 1 灌水施肥制度

Tab. 1 Irrigation and fertilization schedule

处理	灌水量/(m^3·hm^{-2})			灌溉定额/	施氮量/(kg·hm^{-2})				施氮总量/	编码值	
	拔节期	大喇叭口期	灌浆期	(m^3·hm^{-2})	拔节期	大喇叭口期	抽雄期	灌浆期	(kg·hm^{-2})	X_1	X_2
W1N1	300	600	300	1 200	28	42	42	28	140	-1	-1
W1N2	300	600	300	1 200	42	63	63	42	210	-1	0
W1N3	300	600	300	1 200	56	84	84	56	280	-1	1
W2N1	450	900	450	1 800	28	42	42	28	140	0	-1
W2N2	450	900	450	1 800	42	63	63	42	210	0	0
W2N3	450	900	450	1 800	56	84	84	56	280	0	1
W3N1	600	1200	600	2 400	28	42	42	28	140	1	-1
W3N2	600	1200	600	2 400	42	63	63	42	210	1	0
W3N3	600	1200	600	2 400	56	84	84	56	280	1	1

1.2 光谱影像采集与处理

选择大疆经纬 M300RTK 型无人机,拥有 55 min 长航时飞行,机身还配备了双目视觉与红外传感器上下 30 m、后左右 40 m 全向感知,具有 6 向避障功能,以及定位准确、行动灵活等优点。无人机搭载禅思 H20T 型与 MS600 pro 型相机,其中包括 6 个多光谱波段,分别为蓝(B,(450±35)nm)、绿(G,(555±25)nm)、红(R,(660±20)nm)、红边 1(RE1,(720±10)nm)、红边 2(RE2,(750±15)nm)近红外(NIR,(840±35)nm);禅思 H20T 型相机标配 23 倍混合光学变焦系统,2 000 万像素变焦相机与 1 200 万像素广角相机,1 200 m 激光测距仪。

光谱采集主要集中在 2023 年 6—9 月,分别在玉米拔节期、大喇叭口期、抽雄期、灌浆期和成熟期进行。飞行时间为 10:00—12:00,飞行条件为天气晴朗无云、无遮蔽物,地势开阔。飞行参数设置如下:飞行高度为 20 m,起飞速度为 10 m/s,航线速度为 1.2 m/s,旁向和航向重叠率均为 80%,拍照间隔等距。在飞行前,布置黑白标靶布,用于多光谱影像辐射定标。相机镜头在飞行时位于作物正上方进行拍摄。各生育期飞行参数保持一致,并在第 1 次飞行前设置完成。

通过相机拍摄的无人机图像不能直接应用在遥感影像数据获取,需通过软件 pix4Dmapper 对无人机图像进行拼接,首先建立新项目,导入光谱图像,处理选项模板选择 AgMultispectral,在处理选项下选择 GeoTiff 与合成瓦片,之后开始处理。数码相机可获得 B、G、R 指数特征地图,多光谱可以获得 red(红)、green(绿)、blue(蓝)、rednir(近红外)以及 redage(红边)波段反射率图。然后利用 ENVI 软件

进行辐射校正、波段融合、并设置各个波段中心波长，合成真彩影像数据。最后提取各个测位点的反射率，后用于植被指数计算。

1.3　地面实测数据获取

分别在各个小区以对角线位置选取有代表性的玉米作为测取对象，每个位置取 3 株；测量每株冠层 3 片叶片，分别选取每片叶片上部、中部、底部作为测点；使用 SPAD－502 型手持式叶绿素仪测定 3 次，取平均值。在进行测取叶绿素含量的同时，使用便携式 GNSS 接收机，记录测点经纬度。分别在玉米拔节期、抽雄期、灌浆期测得 63 组数据。

1.4　植被指数获取

通过查找文献，选取与叶绿素 SPAD 值相关的 10 个植被指数与 6 个光谱波段反射率（B、G、R、RE1、RE2、NIR）共 16 个光谱变量进行分析，在 ENVI 找到对应的实测点数据用于计算植被指数，如表 2 所示。

表 2　植被指数计算公式

Tab. 2　Formula for calculating vegetation index

植被指数	计算公式	文献序号
差值植被指数（DVI）	$DVI = R_{NIR} - R_R$	[21]
非线性植被指数（NLI）	$NLI = (R_{NIR}^2 - R_R)/(R_{NIR}^2 + R_R)$	[21]
重归一化植被指数（RDVI）	$RDVI = (R_{NIR} - R_R)/(R_{NIR} + R_R)^{0.5}$	[22]
绿色归一化差值植被指数（GNDVI）	$GNDVI = (R_{NIR} - R_G)/(R_{NIR} + R_G)$	[23]
改进非线性植被指数（MNLI）	$MNLI = 1.5(R_{NIR}^2 - R_G)/(R_{NIR}^2 + R_R + 0.5)$	[24]
归一化植被指数（NDVI）	$NDVI = (R_{NIR} - R_R)/(R_{NIR} + R_R)$	[25]
优化土壤调节植被指数（OSAVI）	$OSAVI = 1.16(R_{NIR} - R_R)/(0.16 + R_{NIR} + R_R)$	[25]
比值植被指数（RVI）	$RVI = R_{NIR}/R_R$	[26]
土壤调节植被指数（SAVI）	$SAVI = 1.5(R_{NIR} - R_R)/(R_{NIR} + R_R + 0.5)$	[26]
改进简单比值植被指数（MSR）	$MSR = (R_{NIR}/R_R - 1)/(R_{NIR}/R_R + 1)^{0.5}$	[27]

注：R_G 为绿光波段反射率、R_R 为红光波段反射率、R_{NIR} 为近红外波段反射率。

1.5　数据分析方法

收集夏玉米在拔节期、抽雄期和灌浆期的光谱数据，与地面同步实测的玉米冠层 SPAD 值相结合，形成样本数据集。每个小区内的玉米植株分别在前、中、后 3 个位置，每个位置均匀选取 9 株代表该小区生长状况植株。计算每个位置的实测值平均值，总共获得 63 组数据。随机选取建模集（2/3）和验证集（1/3）用于构建模型。综合考虑样本数据与 SPAD 值的显著性水平，对自变量进行筛选，建立岭回归（RR）、支持向量机（SVR）、随机森林（RF）、偏最小二乘回归（PLSR）等机器学习模型，从而实现对夏季玉米 SPAD 值的高精度估测。

利用 Pycharm 中 sklearn 等多种学习包建立各机器学习模型与 SPAD 值反演模型，利用 Orign 2021 绘制模型拟合图，使用 Arcgis 软件绘制农田尺度预测图。具体数据分析流程如图 2 所示。

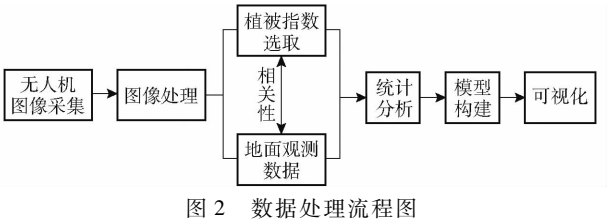


图 2　数据处理流程图

Fig. 2　Data processing flowchart

1.6　模型构建方法

采用 RR、SVR、RF、PLSR 建立玉米冠层 SPAD 值反演模型。RR 模型通过平衡拟合数据和控制模型复杂度之间的关系，在模型中加入一个正则化项来避免过拟合并提高模型预测能力，改善线性回归模型的泛化能力。SVR 模型尽量拟合训练集样本模型 $f(x)$，构建一个样本标签与模型预测值的损失函数，使损失函数最小化从而确定模型 $f(x)$。RF 模型是一种集成学习方法，通过对多个决策树进行组合，从而达到增强模型预测性能效果。PLSR 模型结合了多元线性回归、主成分分析的优点，通过投影方法，将预测变量与观测变量投影到同一空间，来寻找一个线性回归模型。

1.7　模型评价指标

采用决定系数 R^2、均方根误差（RMSE）评价模型精度。R^2 越大，同时 RMSE 越小，表明模型模拟效果越好。

2　结果与分析

2.1　不同处理对玉米叶绿素的影响

不同灌水施氮处理下玉米叶绿素含量实测值如表 3 所示。在拔节期，不同处理叶绿素差异较大，W3N3 处理叶绿素含量相对最大，W1N1 处理含量最小，原因是拔节期为玉米生长的重要时期，低水低肥影响玉米生长；在抽雄期，W2 灌水条件下，高氮比中氮 SPAD 值提高 2.7%，比低氮 SPAD

值提高 6.9%。N2 条件下,高水比中水 SPAD 值降低 6.1%,比低水 SPAD 值提高 22.1%;在灌浆期,玉米 SPAD 值达到顶峰,在同一灌水条件下,N2 比 N1 高 9.14%,比 N3 高 1%。同一施肥条件下,W2 比 W1 高 19.7%,比 W3 高 2.2%,其中 W2N2 较 W1N2 高 9.14%,较 W3N2 高 17.22%,较 W2N1 高 10.9%,较 W2N3 高 35.4%;在成熟期,玉米叶片枯黄,SPAD 值呈现迅速下降趋势,且各处理 SPAD 值无明显规律,该时期不参与后期模型预测等研究。

表 3 水氮互作对不同生育期玉米叶绿素含量(SPAD 值)的影响

Tab. 3 Effects of water and nitrogen interaction on chlorophyll content (SPAD value) of maize at different growth stages

处理	拔节期	抽雄期	灌浆期	成熟期
W1N1	(25.24 ± 1.98)^{e}	(30.22 ± 2.93)^{cd}	(36.71 ± 2.29)^{a}	(23.85 ± 4.15)^{ab}
W1N2	(28.18 ± 2.77)^{cde}	(30.12 ± 1.31)^{d}	(35.11 ± 5.5)^{ab}	(24.53 ± 2.87)^{ab}
W1N3	(26.06 ± 1.67)^{de}	(30.60 ± 3.91)^{bcd}	(37.97 ± 4.07)^{a}	(22.42 ± 3.51)^{ab}
W2N1	(27.02 ± 1.83)^{de}	(36.18 ± 3.47)^{a}	(34.53 ± 6.36)^{ab}	(22.17 ± 4.94)^{ab}
W2N2	(30.69 ± 2.19)^{bc}	(37.79 ± 1.96)^{a}	(38.32 ± 6.75)^{a}	(26.58 ± 6.56)^{ab}
W2N3	(28.62 ± 1.05)^{bcd}	(38.70 ± 2.05)^{a}	(30.54 ± 4.85)^{b}	(23.37 ± 4.98)^{ab}
W3N1	(31.52 ± 1.58)^{b}	(35.40 ± 3.37)^{abc}	(31.16 ± 3.06)^{b}	(22.32 ± 5.18)^{ab}
W3N2	(34.88 ± 1.63)^{a}	(36.87 ± 2.91)^{a}	(32.69 ± 2.89)^{b}	(28.97 ± 1.47)^{a}
W3N3	(37.06 ± 1.36)^{a}	(35.47 ± 2.77)^{ab}	(30.24 ± 3.39)^{b}	(17.10 ± 3.88)^{b}

注:同列不同小写字母表示处理间差异显著($P<0.05$)。下同。

2.2 玉米 SPAD 值与光谱变量相关性分析

基于多光谱影像,利用提取的 B、G、R、RE1、RE2、NIR 6 个单波段反射率,计算植被指数,与对应小区实测 SPAD 值构建样本数据集,并利用玉米拔节期、抽雄期、灌浆期 3 个主要生育期实测 SPAD 值与光谱变量进行相关性分析,每个生育期样本各 63 个。由图 3 可知,在玉米拔节期,RE2 与 SPAD 值相关性不显著,其余均在 0.01 水平上显著相关,RE2、NIR 与 SPAD 值相关性最小,GNDVI 与 SPAD 值相关性最大,相关系数为 0.66;在抽雄期,光谱变量与 SPAD 值均在 0.01 水平上显著相关,GNDVI 与 SPAD 值相关性最大,相关系数为 0.57;在灌浆期,RE2、NIR 与 SPAD 值相关性最小,RVI 与 SPAD 相关系数绝对值最大,为 0.61;玉米各个生育期植被指数与 SPAD 值相关性较高,其中由绿波段(G)构成的 3 个植被指数(GNDVI、MNLI、NDVI)均表现较高的相关性,可用于构建模型。

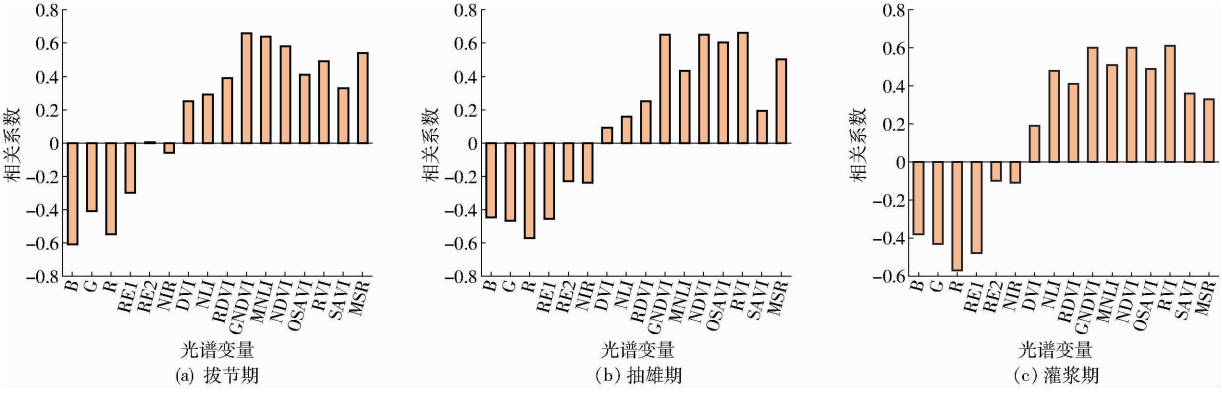


图 3 光谱变量与 SPAD 值相关性分析

Fig. 3 Correlation analysis of spectral variables and SPAD values

2.3 玉米叶绿素含量预测模型建立

玉米 SPAD 值与光谱变量相关性分析后,按照相关性由大到小顺序将 16 个光谱变量依次排序;在玉米拔节期、抽雄期、灌浆期分别利用全子集回归筛选光谱自变量法选取相关性较高的植被指数[28](拔节期选取 B、G、R、GNDVI、MNLI、NDVI、MSR,抽雄期选取 R、GNDVI、NDVI、OSAVI、RVI,灌浆期选取 R、GNDVI、MNLI、NDVI、RVI)用于构建模型,该方法可保证各类模型有较好的建模精度。以选取的光谱变量为自变量,以对应点的 SPAD 值为因变量构建不同时期的机器模型,每个生育期样本各 63 个,随机选取 2/3 用于建模集,1/3 用于验证集,利用 Python 软件,模拟计算出各个模型的 R^2、RMSE,如图 4 所示。

2.4 不同生育期玉米冠层 SPAD 值建模效果对比

不同生育期各模型精度如图 4 所示。在拔节

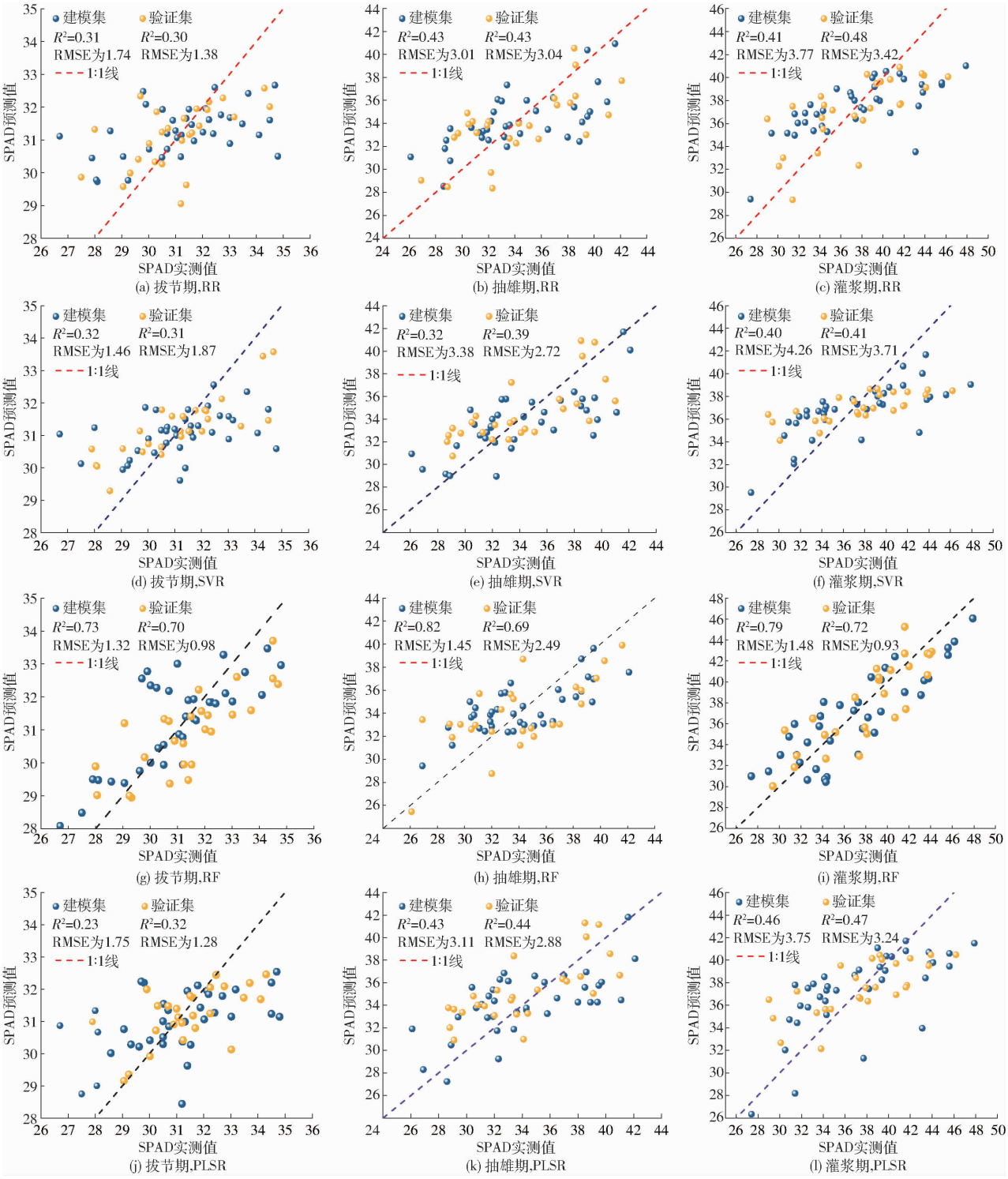


图 4　不同生育期各机器学习模型对比

Fig. 4　Comparison of various machine learning models at different growth stages

期,RF 模型建模集 R^2 为 0.73,RMSE 为 1.32,验证集 R^2 为 0.70,RMSE 为 0.98,对比 RR、SVR、PLSR 模型,RF 模型精度较好,能预测拔节期 SPAD 值。最差模型为 PLSR 模型,该模型建模集 R^2 为 0.23,RMSE 为 1.75,验证集 R^2 为 0.32,RMSE 为 1.28,R^2 均太低。在抽雄期,RF 模型建模集 R^2 为 0.82,RMSE 为 1.45,验证集 R^2 为 0.69,RMSE 为 2.49,对比 RR、SVR、PLSR 模型,RF 模型精度较好,能很好地预测抽雄期 SPAD 值,最差模型为 RR 模型,该模型建模集 R^2 为 0.43,RMSE 为 3.01,验证集 R^2 为 0.43,RMSE 为 3.04,R^2 均较低。在灌浆期,RF 模型建模集 R^2 为 0.79,RMSE 为 1.48,验证集 R^2 为 0.72,RMSE 为 0.93。分别对比不同生育期 RR、RF、SVR、PLSR 模型,发现 RF 模型精度较好,能够很好地预测灌浆期 SPAD 值。

RF 模型验证结果如图 5 所示,该模型总体上拟

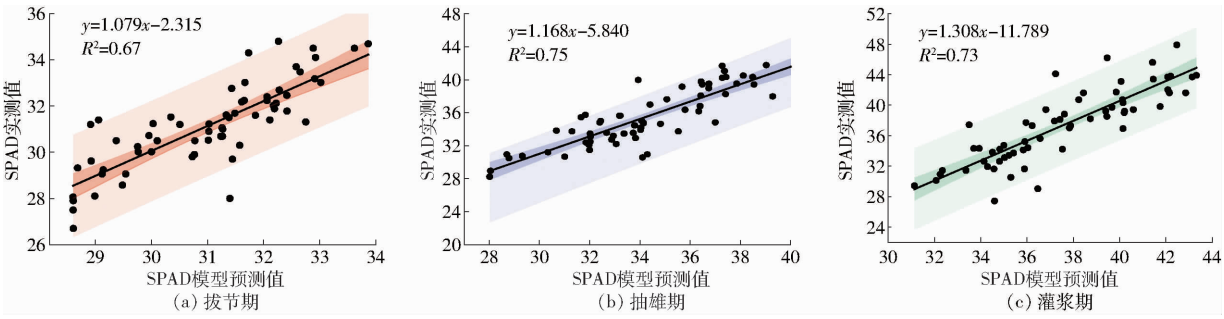


图 5 RF 模型对各生育期玉米 SPAD 值反演结果

Fig. 5 Inversion results of maize SPAD values at each growth stage by RF model

合效果较好(3 个生育期 R^2 分别为 0.67、0.75、0.73),RF 模型能很好地反演玉米 SPAD 值,通过对比各个生育期模拟结果发现,抽雄期模型精度最高,其次是灌浆期,拔节期较低。造成拔节期模型精度较低的原因可能是该时期玉米生长不稳定,吸收的水肥用量不均一,导致不同处理叶片颜色有差异,故拔节期模型精度降低。也可能是土壤背景的影响[29],拔节期玉米正处于快速生长阶段,该时期叶片矮小,未完全覆盖地面,裸露土壤面积较大,导致土壤背景对其精度的影响,而抽雄期与灌浆期,玉米叶片生长完全,受土壤背景影响较小,故模型精度较高。

2.5 玉米冠层 SPAD 值空间反演

通过 RF 模型得到预测点数据,将预测值作为 SPAD 值反演输入值,利用插值方法,得到研究区 SPAD 值反演结果如图 6 所示。统计各个生育期预测 SPAD 值,结果如图 7 所示,拔节期玉米预测 SPAD 值整体保持在 31 ~ 33 之间,反演效果较好。抽雄期玉米预测 SPAD 值在 27 ~ 42 之间,且在 33 时频率最高。通过对比不同区域发现,W2N3 区域 SAPD 值最高,W1N1、W1N2、W1N3 区域 SPAD 值较低,在该时期,缺水会严重影响玉米叶绿素。灌浆期玉米预测 SPAD 值整体保持在 30 ~ 44 之间,预测 SPAD 值在 35 时频率最高。通过对比不同区域发现,W3N1、W3N2、W3N3 区域 SPAD 值较低,反而 W1N1、W1N2、W1N3 区域 SPAD 值较高,说明灌浆后期,高水高氮处理会使 SPAD 值降低。

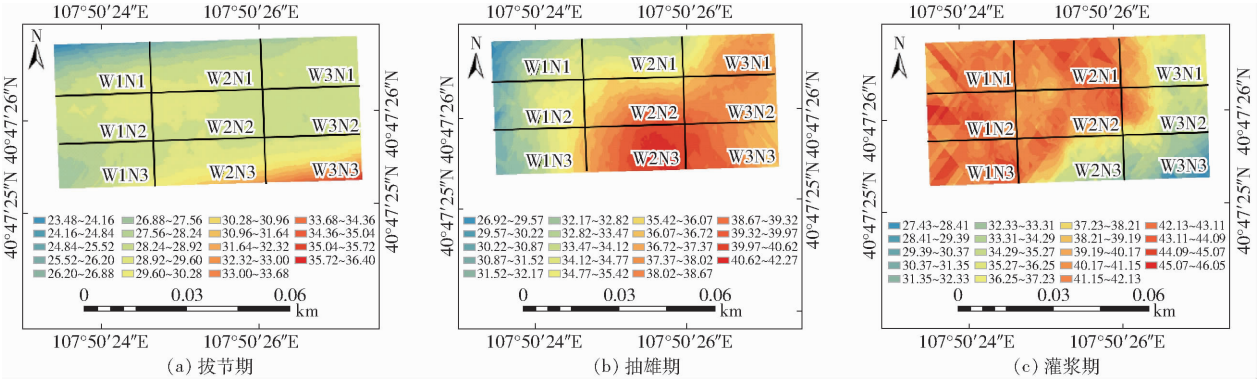


图 6 农田尺度 SPAD 值反演结果

Fig. 6 Inversion results of SPAD values at farmland scale

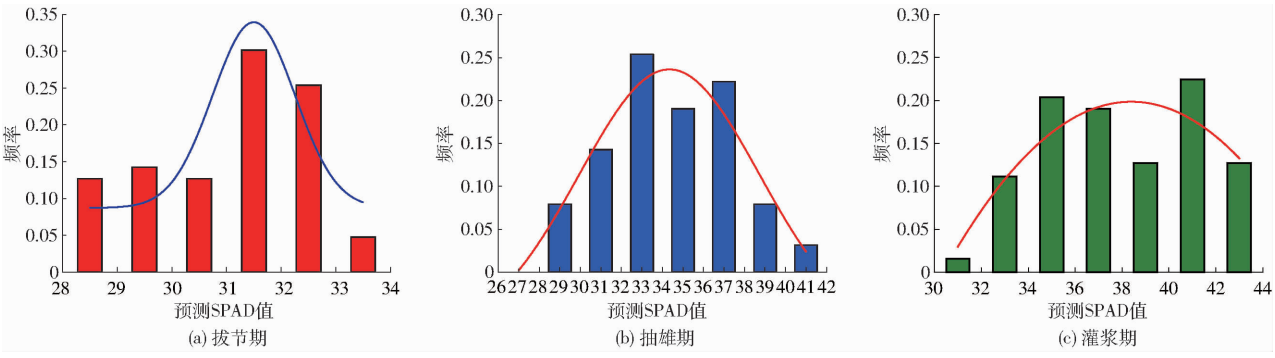


图 7 各生育期玉米预测 SPAD 值分布

Fig. 7 Distribution of predicted maize SPAD values at each growth stage

2.6　玉米各生育期灌水施肥量制定

在玉米各生育期，求取每个小区预测点 SPAD 平均值，用 9 组 SPAD 平均值与对应小区灌水施肥量进行二元二次方程拟合，玉米 SPAD 值作为因变量，灌水量和施肥量为两个自变量，二元二次方程可以进行多元素融合，同时将两个自变量与一个因变量耦合为一个方程组，可以更准确地描述玉米 SPAD 值与灌水量和施肥量间的复杂关系，并且可以通过降阶与求导分析，计算得到最优水氮用量，为农业生产提供科学依据和决策支持。灌水施肥方案如表 4 所示，x_1、x_2 分别为试验设计的灌水量与施肥量；模型 R^2 均在 0.8 以上，模型拟合程度较高，能够很好反映 SPAD 值、水、氮三者之间的关系。x_1^2、x_2^2 系数均为负值，说明过量的灌水与施肥不利于玉米生长。x_1、x_2 系数为正值，说明适量的灌水与施肥有助于玉米 SPAD 值的提高，同时 x_1x_2 系数也为正值，说明水氮耦合均对玉米 SPAD 值起正效应。说明在玉米种植过程中，并不是大水大肥模式对玉米的生长起到促进作用。经单因素边际效应分析、求导数分析，得到每个生育期 SPAD 值最优条件下的灌水施肥量，如表 4 所示。相比于其他时期，在玉米拔节期，玉米正处于快速生长阶段，需要的灌水施肥量较多，灌水量为 547 m^3/hm^2，施肥量为 42.98 kg/hm^2，相比于当地村民灌水量节水 9%，施氮量节肥 18%；在大喇叭口期，玉米同样处于快速生长阶段，所需灌水施肥量分别为 450 m^3/hm^2、63 kg/hm^2；在抽雄期，玉米正处于结实阶段，所需灌水施肥量也较多，分别为 498 m^3/hm^2、73.29 kg/hm^2，相比于当地灌水量节水 17%，节肥 12.5%；而在灌浆期，属于玉米生长后期，各生长性状基本保持不变，所需灌水施肥量相对较少，分别为 493.5 m^3/hm^2、43.4 kg/hm^2，相比于当地灌水量节水 17.7%，节肥 24.8%，全生育期灌水总量为 1 988.5 m^3/hm^2，施肥总量为 222.67 kg/hm^2，明确玉米各生育期需水需肥量，对沿黄灌区玉米种植有重要意义。

表 4　灌水施肥方案

Tab.4　Irrigation and fertilization schemes

生育期	二元二次拟合方程	R^2	最优灌水量/($m^3\cdot hm^{-2}$)	最优施肥量/($kg\cdot hm^{-2}$)
拔节期	$y=-1.32x_1^2-2.18x_2^2+0.05x_1x_2+1.7x_1+0.28x_2+33.25$	0.81	547.00	42.98
大喇叭口期	按照本试验 W2N2 处理施加		450.00	63.00
抽雄期	$y=-4.44x_1^2-0.5x_2^2+0.08x_1x_2+2.8x_1+0.49x_2+36.88$	0.86	498.00	73.29
灌浆期	$y=-2x_1^2-3x_2^2+0.25x_1x_2+1.16x_1+0.6x_2+30.33$	0.87	493.50	43.40

3　讨论

叶绿素是植物重要的光合色素之一，承担着吸收光能及生产养分的重要角色，直接影响植物光合能力和生长发育[30]。本文通过膜下滴灌田间试验，进行了水氮耦合对玉米叶绿素的影响研究，结果表明：随着生育期推进，玉米 SPAD 值总体呈先增加后降低趋势，其中以灌浆期 SPAD 值最高，到成熟期，SPAD 值大幅度减小，这与徐灿等[31]的研究结果相似。且在不同施肥条件下，随着施氮量增大，SPAD 值呈逐渐上升后下降趋势，施氮量 210 kg/hm^2 条件下玉米 SPAD 值达到峰值，继续增加施肥量，不仅对玉米 SPAD 值无明显影响，而且可能会使叶绿素受到氮胁迫出现降低趋势[32]。

陈浩等[33]认为仅使用单一植被指数构建模型，会导致建模精度不准确等问题。故在本研究中，结合单一光谱变量与其他植被指数的方法，分析各个植被指数与玉米 SPAD 值的相关性，分别在拔节期、抽雄期、灌浆期选取相关性较高的植被指数用于构建模型，其中由绿波段(R)构成的 3 个植被指数(GNDVI、MNLI、NDVI)均表现较高的相关性，可用于构建模型。目前已有众多研究者[34-35]利用各种模型反演作物 SPAD 值，但一元、多元线性方程拟合 SPAD 值整体精度较低，需引入不同机器学习模型估算作物 SPAD 值。刘江凡等[36]利用各种机器学习模型对苹果树 SPAD 值进行反演，但该类研究只进行了模型对整个生育期的精度反演，并未细致划分作物各个生长时期；本研究分别对比了各种机器学习模型对玉米拔节期、抽雄期、灌浆期冠层 SPAD 值的反演，最后确认随机森林(RF)为最优模型，该模型在拔节期建模集 $R^2=0.73$、RMSE 为 1.32，验证集 $R^2=0.70$、RMSE 为 0.98；在抽雄期建模集 $R^2=0.82$、RMSE 为 1.45，验证集 $R^2=0.69$、RMSE 为 2.49；在灌浆期，建模集 $R^2=0.79$、RMSE 为 1.48，验证集 $R^2=0.72$、RMSE 为 0.93，该模型精度较高。众多研究者[37-38]发现 RF 模型反演不同作物生长特征时，也表现出较优精度，石浩磊等[39]通过无人机多光谱对棉花叶面积指数进行反演，对比了偏最小二乘(PLSR)、岭回归(RR)、随机森林(RF)、支持向量机(SVR)、神经网络(BP)等机器学习模型，得出 RF 为最优模型。熊珂等[40]对湖南省沅陵县乔木林地上生物量进行遥感反演，认为 RF

模型效果最好。

目前通过建立不同机器学习模型预测玉米不同生育期 SPAD 值并且细化出玉米各个生育期最优灌水施肥量的研究较少。本研究通过对比岭回归、支持向量机、随机森林和偏最小二乘法等机器学习算法,最终确定了全生育期最优机器学习模型为随机森林模型,之后建立灌水量、施肥量与各个小区预测点数据平均值间的回归方程,制定玉米不同生育期灌水施肥量,并通过插值方法将农田观测点数据延伸到整个农田尺度,可以更加明显地看出农田 SPAD 值分布。本研究最后拟合方程制定的各生育期灌水施肥量结果依据合理,但还需探索更好的方法。基于无人机多光谱遥感的玉米冠层 SPAD 值反演可实现农田灌水施肥方案调整,提高玉米产量和质量,也为农田管理和农业生产提供重要参考依据[41]。

4 结论

(1)在玉米灌浆期,SPAD 值达到最大值,在同一灌水条件下,N2 比 N1 高 9.14%,比 N3 高 1%。同一施肥条件下,W2 比 W1 高 19.7%,比 W3 高 2.2%。

(2)随机森林模型在拔节期建模集 R^2 = 0.73、RMSE 为 1.32,验证集 R^2 = 0.70、RMSE 为 0.98;在抽雄期建模集 R^2 = 0.82、RMSE 为 1.45,验证集 R^2 = 0.69、RMSE 为 2.49;在灌浆期,建模集 R^2 为 0.79、RMSE 为 1.48,验证集 R^2 = 0.72、RMSE 为 0.93,模型精度较高。RF 模型建模集 R^2 比其他模型 R^2 高 50% 以上,验证集 R^2 比其他模型 R^2 高 40% 以上,且 RMSE 相对较小,故该模型用于反演沿黄灌区 SPAD 值具有良好效果。

(3)根据模型得到各小区预测点数据,建立灌水量、施肥量与各小区预测 SPAD 平均值间的回归模型,可得在玉米拔节期,最优灌水量为 547 m^3/hm^2,最优施肥量为 42.98 kg/hm^2;大喇叭口期,最优灌水量为 450 m^3/hm^2,最优施肥量为 63 kg/hm^2;抽雄期,最优灌水量为 498 m^3/hm^2,最优施肥量为 73.29 kg/hm^2;灌浆期,最优灌水量为 493.5 m^3/hm^2,最优施肥量为 43.4 kg/hm^2,优化后的灌水施肥量可为当地玉米种植提供参考。

参 考 文 献

[1] 孙刚,黄文江,陈鹏飞,等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J]. 农业机械学报, 2018,49(3):1 - 17.
SUN Gang, HUANG Wenjiang, CHEN Pengfei, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(3):1 - 17. (in Chinese)

[2] IGITELSON A A, MERZLYAK M N. Remote estimation of chlorophyll content in higher plant leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997,18(12):2691 - 2697.

[3] 于跃,于海业,李晓凯,等. 优化光谱指数建立水稻叶片 SPAD 的高光谱反演模型[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(4):1092 - 1097.
YU Yue, YU Haiye, LI Xiaokai, et al. Hyperspectral inversion model for SPAD of rice leaves based on optimized spectral index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022,42(4):1092 - 1097. (in Chinese)

[4] RICHARDSON T L, LAWRENZ E, PINCKNEY J L, et al. Spectral fluorometric characterization of phytoplankton community composition using the algae online analyser[J]. Water Research, 2010,44(8):2461 - 2472.

[5] FIEUZA R, BAUP F. Estimation of leaf area index and crop height of sunflowers using multi-temporal optical and SAR satellite data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016,37(12): 2780 - 2809.

[6] 赵经华,马世骄,房城泰. 基于熵权-模糊综合评价法的无人机多光谱春玉米长势监测[J]. 农业机械学报, 2024,55(8):214 - 224.
ZHAO Jinghua, MA Shijiao, FANG Chengtai. Growth monitoring of spring maize using UAV multispectral imaging based on entropy weight - fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):214 - 224. (in Chinese)

[7] DAUGHTRY C, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000,74(2): 229 - 239.

[8] 孙中宇,陈燕乔,杨龙,等. 轻小型无人机低空遥感及其在生态学中的应用进展[J]. 应用生态学报,2017,28(2): 528 - 536.
SUN Zhongyu, CHEN Yanqiao, YANG Long, et al. Small unmanned aerial vehicles for low-altitude remote sensing and its application progress in ecology[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017,28(2): 528 - 536. (in Chinese)

[9] 罗小波,谢天授,董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报,2023,54(4): 198 - 205.
LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(4): 198 - 205. (in Chinese)

[10] 刘文雅,潘洁. 基于神经网络的马尾松叶绿素含量高光谱估算模型[J]. 应用生态学报,2017,28(4): 1128 - 1136.
LIU Wenya, PAN Jie. A hyperspectral assessment model for leaf chlorophyll content of *Pinus massoniana* based on neural network[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017,28(4): 1128 - 1136. (in Chinese)

[11] 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)

[12] 鲁向晖，王倩，张海娜，等. 基于无人机多光谱遥感的芳樟矮林 SPAD 反演[J]. 农业机械学报，2023，54(5)：201 – 209.
LU Xianghui, WANG Qian, ZHANG Haina, et al. Inversion of SPAD of *Cinnamomum camphora* dwarf forest based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 201 – 209. (in Chinese)

[13] 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 Geo-information Science, 2024, 26(3): 736 – 752. (in Chinese)

[14] 田婷，张青，徐雯. 基于无人机多光谱影像的水稻冠层 SPAD 值预测研究[J]. 中国农学通报，2023，39(4)：149 – 153.
TIAN Ting, ZHANG Qing, XU Wen. Prediction of rice canopy SPAD value based on UAV multispectral images[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2023, 39(4): 149 – 153. (in Chinese)

[15] 刘一博，裴杰，方华军，等. 利用无人机影像反演水稻 SPAD 值的最优空间窗口确定[J]. 农业工程学报，2023，39(19)：165 – 174.
LIU Yibo, PEI Jie, FANG Huajun, et al. Optimizing spatial window selection for rice SPAD value retrieval using multispectral UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(19): 165 – 174. (in Chinese)

[16] 周敏姑，邵国敏，张立元，等. 无人机多光谱遥感反演冬小麦 SPAD 值[J]. 农业工程学报，2020，36(20)：125 – 133.
ZHOU Mingu, SHAO Guomin, ZHANG Liyuan, et al. Inversion of SPAD value of winter wheat by multispectral remote sensing of unmanned aerial vehicles[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(20): 125 – 133. (in Chinese)

[17] 周琦，王建军，霍中洋，等. 不同生育期小麦冠层 SPAD 值无人机多光谱遥感估算[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(6)：1912 – 1920.
ZHOU Qi, WANG Jianjun, HUO Zhongyang, et al. UAV multi-spectral remote sensing estimation of wheat canopy SPAD value in different growth periods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(6): 1912 – 1920. (in Chinese)

[18] YUAN Y, WANG X, SHI M, et al. Performance comparison of RGB and multispectral vegetation indices based on machine learning for estimating *Hopea hainanensis* SPAD values under different shade conditions[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 2615.

[19] 李成举，刘寅笃，秦天元，等. 基于机器学习的马铃薯叶片叶绿素含量估算[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(4)：1117 – 1127.
LI Chengju, LIU Yindu, QIN Tianyuan, et al. Estimation of chlorophyll content in potato leaves based on machine learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(4): 1117 – 1127. (in Chinese)

[20] 周敏姑，邵国敏，张立元，等. 基于无人机遥感的冬小麦叶绿素含量多光谱反演[J]. 节水灌溉，2019(9)：40 – 45.
ZHOU Mingu, SHAO Guomin, ZHANG Liyuan, et al. Multi-spectral inversion of SPAD value of winter wheat based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Water Saving Irrigation, 2019(9): 40 – 45. (in Chinese)

[21] 赵翊含，侯蒙京，冯琦胜，等. 基于 Landsat 8 和随机森林的青海门源天然草地地上生物量遥感估算[J]. 草业学报，2022，31(7)：1 – 14.
ZHAO Yihan, HOU Mengjing, FENG Qisheng, et al. Estimation of aboveground biomass in Menyuan grassland based on Landsat 8 and random forest approach[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2022, 31(7): 1 – 14. (in Chinese)

[22] 潘时佳，吴津乐，程梅，等. 基于改进 CNN 的猕猴桃根区土壤含水率反演方法[J]. 农业工程学报，2024，40(11)：85 – 91.
PAN Shijia, WU Jinle, CHEN Mei, et al. Inversion method for root soil water content using improved CNN[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(11): 85 – 91. (in Chinese)

[23] 胡田田，赵璐，崔晓路，等. 无人机多光谱数据可靠性分析与冬小麦产量估算研究[J]. 农业机械学报，2023，54(12)：217 – 225.
HU Tiantian, ZHAO Lu, CUI Xiaolu, et al. Reliability analysis of UAV multispectral data and estimation of winter wheat yield [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 217 – 225. (in Chinese)

[24] 左萍萍，付波霖，蓝斐芜，等. 基于无人机多光谱的沼泽植被识别方法[J]. 中国环境科学，2021，41(5)：2399 – 2410.
ZUO Pingping, FU Bolin, LAN Feiwu, et al. Classification method of swamp vegetation using UAV multispectral data[J]. China Environmental Science, 2019, 41(5): 2399 – 2410. (in Chinese)

[25] 郭燕，王来刚，贺佳，等. 基于多层级特征筛选和无人机影像的冬小麦植株氮含量预测[J]. 农业工程学报，2024，40(12)：174 – 182.
GUO Yan, WANG Laigang, HE Jia, et al. Predicting nitrogen content in winter wheat plants using multi-level sensitive feature filtering and UAV imagery[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(12): 174 – 182. (in Chinese)

[26] 连炳瑞，李雅豪，张静，等. 基于无人机多光谱植被指数的生菜全氮含量预测[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(8)：2318 – 2325.
LIAN Bingrui, LI Yahao, ZHANG Jing, et al. Prediction of total nitrogen content of lettuce based on UAV multi-spectral vegetation index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(8): 2318 – 2325. (in Chinese)

[27] 李耕，高辉远，刘鹏，等. 氮素对玉米灌浆期叶片光合性能的影响[J]. 植物营养与肥料学报，2010，16(3)：536 – 542.
LI Geng, GAO Huiyuan, LIU Peng, et al. Effects of nitrogen fertilization on photosynthetic performance in maize leaf at grain filling stage[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2010, 16(3): 536 – 542. (in Chinese)

[28] 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)

[29] 王佳儿,肖悦,王志昊,等. 剔除土壤背景对反演玉米根域土壤含水率的影响研究[J]. 节水灌溉,2021(12):81 - 86,93.
WANG Jiaer, XIAO Yue, WANG Zhihao, et al. Effect of removing soil background on inversion of soil moisture content in maize root zone[J]. Water Saving Irrigation, 2021(12): 81 - 86, 93. (in Chinese)

[30] 魏青,张宝忠,魏征,等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦冠层叶绿素含量估测研究[J]. 麦类作物学报,2020,40(3):365 - 372.
WEI Qing, ZHANG Baozhong, WEI Zheng, et al. Estimation of canopy chlorophyll content in winter wheat by UAV multispectral remote sensing[J]. Journal of Triticeae Crops, 2020, 40(3): 365 - 372. (in Chinese)

[31] 徐灿,孙建波,宋建辰,等. 滴灌水肥一体化不同施氮量对玉米叶绿素含量和荧光特性的影响[J]. 江苏农业科学,2018,46(10):54 - 58.
XU Can, SUN Jianbo, SONG Jianchen, et al. Impacts of different nitrogen application rate on chlorophyll content and fluorescence properties of corn under integration of water and fertilizer[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018, 46(10): 54 - 58. (in Chinese)

[32] 马红雨,李仙岳,孙亚楠,等. 基于无人机遥感的不同控释肥夏玉米 SPAD 差异性[J]. 排灌机械工程学报,2023,41(12):1261 - 1267.
MA Hongyu, LI Xianyue, SUN Ya'nan, et al. SPAD variability of summer maize with different controlled-release fertilizers based on UAV remote sensing[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2023, 41(12): 1261 - 1267. (in Chinese)

[33] 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 Hao, FENG Hao, YANG Zhenting, 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. (in Chinese)

[34] 刘京,常庆瑞,刘淼,等. 基于 SVR 算法的苹果叶片叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业机械学报,2016,47(8):260 - 265,272.
LIU Jing, CHANG Qingrui, LIU Miao, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for apple leaves based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(8): 260 - 265, 272. (in Chinese)

[35] 文瑶,李民赞,赵毅,等. 玉米苗期冠层多光谱反射率反演与叶绿素含量诊断[J]. 农业工程学报,2015,31(增刊 2):193 - 199.
WEN Yao, LI Minzan, ZHAO Yi, et al. Multispectral reflectance inversion and chlorophyll content diagnosis of maize at seeding stage[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp. 2): 193 - 199. (in Chinese)

[36] 刘江凡,赵泽艺,李朝阳,等. 基于无人机多光谱遥感的苹果树冠层 SPAD 反演[J]. 排灌机械工程学报,2024,42(5):525 - 531.
LIU Jiangfan, ZHAO Zeyi, LI Chaoyang, et al. Estimation of apple tree canopy SPAD based on UAV multispectral remote sensing [J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2024, 42(5): 525 - 531. (in Chinese)

[37] 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 of film-mulched maize based on image segmentation[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2024, 57(6): 1066 - 1079. (in Chinese)

[38] 刘涛,张寰,王志业,等. 利用无人机多光谱估算小麦叶面积指数和叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2021,37(19):65 - 72.
LIU Tao, ZHANG Huan, WANG Zhiye, et al. Estimation of the leaf area index and chlorophyll content of wheat using UAV multi-spectrum images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(19): 65 - 72. (in Chinese)

[39] 石浩磊,曹红霞,张伟杰,等. 基于无人机多光谱的棉花多生育期叶面积指数反演[J]. 中国农业科学,2024,57(1):80 - 95.
SHI Haolei, CAO Hongxia, ZHANG Weijie, et al. Leaf area index inversion of cotton based on drone multi-spectral and multiple growth stages[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2024, 57(1): 80 - 95. (in Chinese)

[40] 熊珂,李胜飞,邢元军. 湖南省沅陵县乔木林地上生物量遥感估测方法研究[J]. 中南林业调查规划,2024,43(1):44 - 50.
XIONG Ke, LI Shengfei, XING Yuanjun. Research on the method of estimating aboveground biomass (AGB) in arbor forests by remote sensing in Yuanling County, Hunan Province[J]. Central South Forest Inventory and Planning, 2024, 43(1): 44 - 50. (in Chinese)

[41] 田军仓,杨振峰,冯克鹏,等. 基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究[J]. 农业机械学报,2020,51(8):178 - 188.
TIAN Juncang, YANG Zhenfeng, FENG Kepeng, et al. Prediction of tomato canopy SPAD based on UAV multispectral image [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 178 - 188. (in Chinese)