DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.008

基于不同飞行高度无人机多光谱及集成学习的冬小麦叶面积指数反演研究

刘豪[1], 徐霁钰[1], 刘彦甫[1], 杨晓飞[1], 张智韬[1, 2], 陈俊英[1, 2*]

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院,陕西杨凌,712100; 2. 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)

摘要:叶面积指数(leaf area index,LAI)是表征冬小麦冠层结构特征与生长状态的关键生物物理参数,在精准农业监测与作物长势评估中具有重要作用。然而,现有反演方法在不同飞行高度下存在精度不稳定、模型泛化能力不足的问题,为提升冬小麦LAI的反演精度与泛化能力,本研究基于多高度无人机多光谱数据结合集成学习模型与多种机器学习方法,构建LAI反演模型。采用ANOVA分析飞行高度对反射率及纹理特征的影响机制,基于多光谱数据提取植被与纹理指数,并通过皮尔逊和斯皮尔曼相关性分析筛选LAI敏感指数用于建模,构建XGBoost、RF、XGBoost-EN和RF-Ridge 4种模型,开展多高度、多特征条件下的LAI反演及精度对比分析。结果表明:无人机飞行高度对反射率与纹理特征存在明显尺度效应,80 m为反射率影响临界值;单特征与混合特征输入下模型在多高度LAI反演中均表现为20 m高度反演精度最高、效果最佳,R^2最高达0.745,*RMSE*最低为0.699,*MAE*最低为0.507;XGB-EN、RF-Ridge集成模型在LAI反演中的精度均高于其余特征模型,表现出更优的反演效果,R^2最高达0.802,*RMSE*最低为0.592,*MAE*最低为0.421,具有优异的拟合精度和稳定性。综合来看,XGBoost-EN是LAI反演任务中最具优势的模型。研究验证了多高度下集成学习模型与机器学习方法在LAI高精度反演中的可行性,为遥感驱动的作物生长监测提供了理论基础与技术路径。

关键词:冬小麦;叶面积指数;无人机;多高度;集成模型;LAI反演

中图分类号:S127;S24 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2026)02-0091-11

刘豪, 徐霁钰, 刘彦甫, 杨晓飞, 张智韬, 陈俊英. 基于不同飞行高度无人机多光谱及集成学习的冬小麦叶面积指数反演研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2026, 7(2): 91－101

Liu Hao, Xu Jiyu, Liu Yanfu, Yang Xiaofei, Zhang Zhitao, Chen Junying. Research on inversion of winter wheat leaf area index based on UAV multispectral data at different flight altitudes and integrated learning [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 91－101

0 引言

叶面积指数(leaf area index,LAI)是描述作物冠层结构的核心生物物理参数,通常定义为单位地表面积对应的单侧绿色叶片面积总和。对于冬小麦而言,LAI是表征其群体生长状况与冠层结构特征的重要指标,还在调节光合作用、蒸散作用以及碳循环等生态过程方面发挥关键作用[1-2]。通过对冬小麦LAI进行动态监测,可以为冬小麦长势评估、产量预测以及田间精细化管理(如灌溉调控与精准施肥等)提供科学依据,从而提升农业生产效率并促进农业可持续发展。

传统实地测量LAI方法多依赖破坏性取样与人工操作,过程繁琐、效率低,难以准确反映LAI的时空变化特征[3-4]。遥感技术在LAI反演中具有显著优势,能够实现大范围、非破坏、连续性的动态监测,其中无人机遥感具有获取灵活和成本较低等优势,在农田尺度精细化监测中表现突出[5-6]。然而,现阶段无人机遥感反演LAI仍面临由飞行高度变化引起的尺度效应问题,飞行高度的差异直接导致影像空间分辨率及冠层信息表达发生变化,使得反射率及纹理特征在不同尺度下响应不一致,从而降低特征稳定性;多高度观测条件下特征表达差异显著,增加了模型构建的不确定性。此外,单一模型在复杂环境中的泛化能力仍然有限[7-10]。

收稿日期:2026-04-23 修回日期:2026-05-08

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52279047);陕西省科技厅区域科技创新体系建设项目(2025ZY-QYCXYL-06)

第一作者:刘豪,男,2000年生,河北邯郸人,硕士研究生;研究方向为无人机遥感技术应用在农业和水资源中的应用。E-mail: 120330@nwafu.edu.cn

*通信作者:陈俊英,女,1975年生,陕西咸阳人,博士,教授;研究方向为遥感技术在节水灌溉及水资源中的应用。E-mail: cjyrose@126.com

在遥感LAI反演研究中,单一光谱信息往往难以全面表征复杂的冠层结构,容易受到其他因素影响[11-13]。随着高分辨率影像的发展,纹理特征被逐步引入,其能够反映植被空间结构信息,与光谱信息形成有效互补。此外,株高、茎粗等生理参数能够反映作物生长状况,多特征融合有助于提升LAI反演模型的稳定性和精度[14-16]。

在观测层次上,多高度无人机遥感为分析LAI反演中的差异问题提供了重要手段,多高度无人机数据在空间分辨率和信息表达上存在差异,从而导致LAI反演结果存在明显差别。通过对比不同高度数据,可评估各高度下特征对LAI的表征能力,进而筛选出反演效果最优的飞行高度,从而提高模型反演精度与结果可靠性。

在模型方面,随机森林(RF)和极端梯度提升(XGBoost)等方法虽具有较强非线性建模能力,但单一模型稳定性仍有限;集成学习方法对异常样本与噪声具有更强的鲁棒性,并在一定程度上缓解过拟合问题,通过融合多模型优势,可进一步提升预测精度、与泛化能力[17-19]。

基于此,为提升冬小麦LAI反演的精度与稳定性,本研究基于多高度无人机多光谱数据,融合集成学习与多种机器学习模型开展LAI反演。通过分析不同飞行高度下反射率和纹理特征的变化规律,筛选LAI敏感指数组合,在此基础上构建XGBoost、RF及集成回归模型,对多高度、多特征条件下的LAI反演性能进行对比分析,实现冬小麦LAI的高精度反演,为多高度无人机遥感条件下LAI的精准反演提供理论依据与方法支持。

1 材料与方法

1.1 试验地概况

研究区域如图1所示。位于陕西省杨凌示范区西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院(108°4′20″E,34°17′42.17″N,海拔525 m)。

该区域属于温带半干旱半湿润的大陆性季风气候,年日照时数较长,太阳能资源丰富,气温与太阳高度角变化平缓且均在13:00达到最大,年均降水量约640 mm,主要集中在7—9月。试验地0~60 cm深度的土壤类型为中壤土,平均田间持水率为26%,凋萎系数为8.6%(均为质量含水率),土壤干容重1.33 g/cm^3,土壤pH值为8.1,有机质含量为13.3 g/kg,总氮含量为0.82 g/kg。地下水埋藏较深,其向上的补给量可忽略不计。

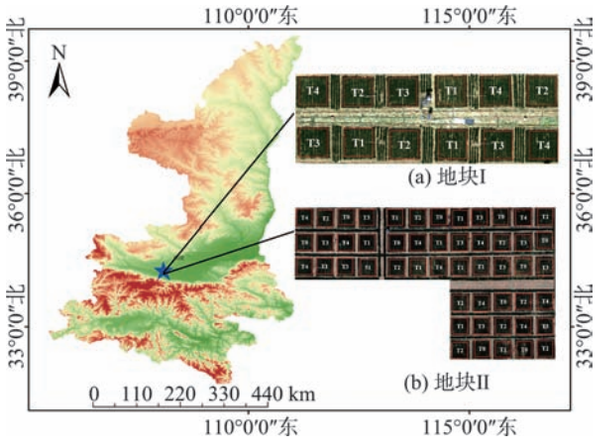


图1 研究区域概况图

Figure 1 Overview map of the study area

1.2 田间试验

试验设置在两个不同的地块同时进行,地块Ⅰ试验设置4个不同的水分处理,分别为T1(40%~50%田持)、T2(50%~65%田持)、T3(65%~80%田持)、T4(80%~95%田持),每个水分处理进行3次重复试验,每个试验小区的尺寸为4 m×4 m,一共12个小区,不同水分处理的小区随机分布。地块Ⅱ试验设置5个不同的水分处理,水分处理包括:T0(不进行灌水)、T1、T2、T3和T4,每个水分处理进行10次重复试验,共计50个试验小区,每个试验小区的尺寸为4.5 m×4.5 m,不同水分处理的小区随机分布。每个小区均配备水表和滴灌管,确保定量均匀灌溉,使整个小区小麦长势相当。为消除边际效应,在各小区之间设置1.5 m宽的保护行,以减少漏水的影响。冬小麦于2024年10月12日进行人工播种,2025年6月1日收获。选用的小麦品种为西农9112,行间距25 cm,施用600 kg/hm^{2}的复合肥料作为底肥,每行播种40 g种子。为保证小麦存活,于2024年12月15日和2024年12月30日进行冬灌并进行雨养。试验采用滴灌进行灌溉,各小区的灌水量采用水表计算,每次灌溉前一天采用打土钻的方式确定土壤含水率。

1.3 数据获取与处理

1.3.1 多光谱数据采集及处理

使用Matrice300RTK无人机,如图2(a)所示,并同时搭载AQ600 Pro多光谱相机,如图2(b)所示,AQ600Pro多光谱相机共有5个多光谱通道和一个RGB通道,5个多光谱通道中心波长分别为450 nm,555 nm,660 nm,720 nm,840 nm,每个波段配备3.2 M像素的CMOS传感器。

在晴朗且视野良好的天气状况下,使用Matrice300Rtk无人机搭载AQ600 Pro多光谱相机采集冬小麦冠层的多光谱图像,图像采集时间为每天的

13:00，进行不同飞行高度的图像采集，如图 2(c)所示，分别在 20 m、40 m、60 m、80 m、100 m 不同高度拍摄多光谱图像，每张图像都是在小区正上方选择相应的悬停高度悬停 1 min，镜头垂直向下拍摄获得。为获取精确的作物反射率信息，设置地面控制点位于冬小麦实验地中，将获得的无人机影像和控制点的坐标数据导入 pix4Dmapper 软件对遥感图像进行拼接和控制点的手动配准校正，然后利用 ENVI5.6 软件合成 5 波段图像，提取冬小麦各波段反射率。

鉴于小麦阴影、土壤背景和作物冠层在太阳光下具有不同的光谱特性，为避免混合像元对反演精度的影响，使用基于最大似然估计的监督分类对遥感影像进行地物分割，剔除阴影和土壤背景后得到各小区冬小麦冠层平均反射率。



（a）Matrice300RTK无人机　（b）AQ600 Pro多光谱相机　（c）无人机实景工作

图 2　冠层光谱采集设备

Figure 2　Canopy spectral data acquisition equipment

1.3.2　地面数据采集及处理

光谱数据采集后在试验小区内随机选取 3 株具有代表性的小麦，茎叶分离后利用 MATLAB R2022b 对照片（图 3）阈值分割后提取单株叶面积，再以 3 株小麦叶面积均值乘以单位面积单茎数（单位面积单茎数是根据关键生育期田间群体样本调查获得）得到叶面积指数。冬小麦株高采用卷尺测量，从植株底部到顶部垂直距离；茎粗采用游标卡尺测量，于植株基部上方约 2～3 cm 处选取主茎进行测定。植被覆盖度通过样方面积内获取的数字图像，采用阈值分割方法提取植被与背景信息，计算植被像元占总像元的比例，作为植被覆盖度指标[20-22]。叶片含水量用于表征叶片水分状况，通过鲜重与干重测定获得。比叶重用于表征单位叶面积的干物质积累水平，由叶片干重与叶面积计算得到。



（a）小麦叶面积示例　（b）提取后的小麦叶面积

图 3　叶面积提取示意图

Figure 3　Schematic diagram of leaf area extraction

1.4　植被和纹理指数的计算与相关性分析

植被指数基于多光谱影像的 5 个波段进行构建，包括 band1 蓝光（Blue）、band2 绿光（Green）、band3 红光（Red）、band4 红边（Red Edge）及 band5 近红外（NIR），依据常用植被指数的计算公式，利用 Python 编程实现了 93 种植被指数的批量计算，增强特征表达能力，以用于后续特征分析与模型构建。所选植被指数主要来源于已有研究及常用指数体系（如归一化植被指数、增强型植被指数等），并根据波段组合关系进行扩展计算。

由于冬小麦是行播种作物，而 Matrice300RTK 无人机采集的多光谱图像空间分辨率较高，大部分窗口大小涉及土壤背景和玉米植株，因此以最小窗口大小（3 像素×3 像素）进行纹理特征计算[23]。图像纹理分别为：均值、方差、同质性、对比度、差异性、熵、能量和相关性，从中筛选与 LAI 关系最显著的指数，采用皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient）和斯皮尔曼秩相关系数（Spearman rank correlation）对 93 个植被指数和 40 个纹理指数与实测 LAI 之间的关系进行了定量分析，并选取 Pearson 和 Spearman 相关性大于 0.7 的前 10 个植被和纹理指数作为模型输入特征，用于后续的 LAI 反演建模。

同时，在生理特征方面，除传统的株高和茎粗等结构指标外，还引入植被覆盖度、叶片含水量以及比叶重等生理指标作为补充特征，以丰富植被生理信息表达，并为 LAI 集成学习反演模型的构建提供更加全面的输入变量。

1.5　单因素方差分析（ANOVA）原理与检验标准

单因素方差分析用于检验单一自变量对连续型因变量的显著性影响。在进行分析前，需满足以下前提条件：因变量在各组内近似服从正态分布；各组数据满

足方差齐性,即组间方差差异不显著;各观测值相互独立,通常以显著性水平$P\geqslant0.05$判定正态性与方差齐性成立。在满足上述条件时,采用单因素方差分析检验组间差异显著性($P\leqslant0.05$表示差异显著),其中F值反映组间差异相对于组内变异的大小,数值越大表明影响程度越显著。当数据满足正态分布但不满足方差齐性时,采用Welch方差分析进行稳健检验,并选用Games-Howell方法进行事后多重比较;当数据不满足正态分布时,采用非参数检验方法进行分析(如Kruskal-Wallis检验),并据此进行组间差异比较,显著性判定标准同样以$P\leqslant0.05$为依据[24-25]。

1.6 模型构建与精度评价

1.6.1 模型构建

本研究构建多特征融合集成学习模型(图4)反演叶面积指数(LAI)。先将植被、纹理、生理参数3类特征分别输入随机森林(RF)和极端梯度提升(XGBoost)模型,得到3组初步反演结果(记为LAI-VI、LAI-TF和LAI-PF)。再将其作为新变量输入岭回归(Ridge)和弹性网络(Elastic net)模型进行集成学习,深度融合多源信息,输出优化的LAI反演结果。

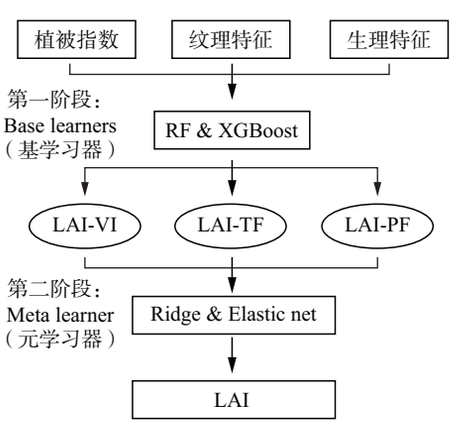


图4 集成模型结构示意图

Figure 4 Schematic diagram of the integrated model structure

为精准反演冬小麦叶面积指数,利用实测多光谱数据计算植被和纹理指数,并采用皮尔逊和斯皮尔曼秩相关系数相关性分析方法,筛选出与LAI高度相关的植被和纹理指数作为建模特征。依据筛选结果结合生理特征与对应的LAI值构建模型。分别构建4种机器学习模型:XGBoost、RF、XGBoost-EN和RF-Ridge,模型适配非线性关系与高维遥感数据,适用于农业遥感反演与监测任务中。

模型训练过程中,使用70%的模拟数据集作为训练集,30%作为验证集,对4种模型分别进行训练与验证,在建模过程中引入超参数优化与十折交叉验证,以降低数据划分带来的随机性并抑制模型过拟合。同时,对输入数据进行标准化处理,以保证不同模型结果的可比性。在集成学习框架中,为避免信息泄露并提高模型泛化能力,采用基于折外预测(out-of-fold,OOF)的策略构建二阶段输入特征,在第一阶段模型训练过程中,通过K折交叉验证获取各基学习器在验证折上的预测结果,并将其拼接形成完整的OOF预测作为第二阶段模型的输入,从而实现模型间的有效融合与稳健提升。

1.6.2 精度评价

为了全面评估不同模型在LAI反演中的表现,本研究选用决定系数(R^2)、均方根误差($RMSE$)和平均绝对误差(MAE)3项指标作为模型精度评价标准。其中,R^2用于衡量模型预测值与实测值之间的拟合优度,值越接近1表示拟合效果越好;$RMSE$用于反映预测值与实测值之间的整体偏差,值越小表示误差越小;MAE表示所有预测误差的平均绝对值,具有良好的解释性和稳定性。

2 结果与分析

2.1 纹理特征和反射率的方差分析结果

对不同波段的纹理特征进行单因素方差分析,如表1所示,(高度对比组20-40代表飞行高度20 m与40 m比较),展示了近红外波段(多光谱5个波段中受高度变化的影响程度最弱,波段最稳定)的结果,可以发现均值在所有高度类型下的P值均大于0.05,说明均值在各高度类型下均未达到显著差异水平。对于方差、同质性、相关性、相异性、熵、能量、对比度等纹理,不同高度类型之间的比较中,P值均小于0.05,方差在20-40 m组P值为0.01,同质性在40-60 m组P值为0.03,这表明除均值外的纹理特征均达到显著差异水平。

进一步统计其余波段(蓝、绿、红和红边)的分析结果发现,除蓝、绿、近红外波段的均值对高度变化无影响外,大多数纹理特征在不同高度间均存在显著差异(多数类型$P\leqslant0.05$)。

对不同波段的反射率同样进行单因素方差分析,各波段结果如表2所示,可以看出,多个波段在80 m临界点之后会受到高度变化的影响,在绿波段、红波段以及红边波段中,仅在20 m与80 m、100 m之间出现显著差异,说明这3个波段只有在低高度与较高高度之间才会产生明显的反射率差异。

相比之下,蓝波段、近红外波段多个高度之间均出现显著差异,表明这两个波段在较大高度变化条件下更容易受到影响,以上结果表明飞行高度变化对反射率产生了显著影响。

表 1　近红外纹理 ANOVA 分析 *P* 值表

Table 1　*P*-value table for ANOVA analysis of near-infrared texture

高度对比组/m	均值	方差	同质性	相关性	相异性	熵	能量	对比度
20-40	0.195	0.01	0.01	0.01	0.075	0.01	0.075	0.01
20-60	0.15	0.015	0.01	0.015	0.015	0.015	0.015	0.015
20-80	0.1	0.04	0.015	0.04	0.01	0.04	0.01	0.04
20-100	0.22	0.025	0.02	0.025	0.025	0.025	0.02	0.025
40-60	0.2	0.01	0.03	0.13	0.04	0.01	0.04	0.01
40-80	0.35	0.027	0.022	0.027	0.04	0.03	0.04	0.027
40-100	0.24	0.032	0.027	0.032	0.022	0.032	0.022	0.032
60-80	0.098	0.04	0.018	0.04	0.015	0.04	0.015	0.04
60-100	0.16	0.008	0.03	0.008	0.025	0.008	0.025	0.008
80-100	0.15	0.1	0.245	0.15	0.21	0.01	0.24	0.15

表 2　反射率 ANOVA 分析 *P* 值表

Table 2　Reflectance ANOVA analysis *P*-value table

高度对比组/m	band1 蓝光	band2 绿光	band3 红光	band4 红边	band5 近红外
20-40	0.214	1	0.621	0.967	1
20-60	0.61	0.774	0.284	1	0.658
20-80	0.01	0.01	0.01	0.01	0.289
20-100	0.01	0.01	0.026	0.01	0.01
40-60	0.01	1	1	1	1
40-80	0.01	0.338	0.607	0.777	0.055
40-100	0.01	1	1	1	1
60-80	0.071	0.805	1	0.351	0.11
60-100	0.553	1	1	1	0.701
80-100	1	0.695	1	0.186	0.227

2.2　基于斯皮尔曼、皮尔逊和 SHAP 分析的相关性植被指数和图像纹理筛选

以蓝波段 20 m 的植被指数筛选结果为例，分析结果如图 5 所示，首先通过斯皮尔曼和皮尔逊相关分析筛选出与 LAI 相关性较高（均大于 0.7）的 10 个特征，在此基础上分别基于所筛选特征开展单特征建模、混合特征建模以及集成学习建模，以比较不同特征组合及模型类型对 LAI 反演精度的影响，不同飞行高度下，建模优选的植被指数和纹理指数存在明显差异，但也存在共性特征。植被指数中，红边叶绿素指数（CIRE）、归一化差异红边指数（NDREI）、蓝色色度坐标（BCC）、叶绿素植被指数（CVI）、绿光优化土壤调节植被指数（GOSAVI）在各高度均为稳定的关键特征；纹理指数中，蓝光熵（b1ENT）、近红外均值（b5MEA）、近红外同质性（b5HOM）、红边能量（b4ENE）等在多个高度下被高频筛选。

随飞行高度增加，植被指数构成稍有扩展，纹理特征则呈现出从低波段向高波段扩展、同质性与能量类特征占比提升的变化规律。

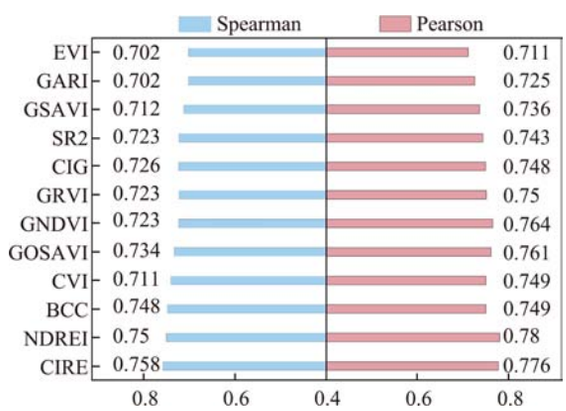


图 5　20 m 相关性分析结果图

Figure 5　Correlation analysis of vegetation indices at 20 m

2.3　不同特征组合下多高度的 LAI 反演结果

基于不同飞行高度，分别以纹理特征、植被特征、混合特征为输入变量，结合 XGBoost、RF 两种模型对 LAI 反演结果进行分析。结果如表 3 所示，单特征模型 R^2 最高为 0.657（XGB-植被），*RMSE* 为 0.781、*MAE* 为 0.601；RF-植被模型 R^2 为 0.651，*RMSE* 为 0.798，*MAE* 为 0.599。混合特征模型 R^2 最高达到 0.745（XGB-混合），*RMSE* 和 *MAE* 分别为 0.699 和 0.507，RF-混合模型 R^2 为 0.711，*RMSE* 为 0.714，*MAE* 为 0.552，这表明在相同高度下，混合特征模型的反演精度高于单特征模型。

在 40 m 和 60 m 时，单特征模型 R^2 分别下降到 0.583～0.619 和 0.526～0.607，*RMSE* 升高至 0.793～0.822 和 0.801～0.831，*MAE* 也有所增加；混合特征模

型R^2为0.644~0.717,但相较20 m(R^2=0.745)仍有一定下降。在80 m和100 m条件下,这一趋势更加明显,XGB-混合模型R^2分别下降至0.668和0.652,这表明20 m高度下模型反演精度最高。同模型不同高度之间R^2最大差值为0.131(0.657与0.526),表明飞行高度对反演结果具有较大影响。

表3 多高度多模型反演结果

Table 3 Results of multi-height and multi-model inversion

特征模型	精度	飞行高度				
		20 m	40 m	60 m	80 m	100 m
XGB-纹理	R^2	0.601	0.583	0.562	0.516	0.553
	RMSE	0.769	0.793	0.819	0.825	0.813
	MAE	0.639	0.684	0.691	0.721	0.665
RF-纹理	R^2	0.635	0.599	0.607	0.543	0.557
	RMSE	0.782	0.822	0.801	0.825	0.835
	MAE	0.602	0.634	0.692	0.682	0.668
XGB-植被	R^2	0.657	0.619	0.526	0.584	0.538
	RMSE	0.781	0.819	0.825	0.792	0.803
	MAE	0.601	0.622	0.701	0.632	0.691
RF-植被	R^2	0.651	0.614	0.538	0.599	0.584
	RMSE	0.798	0.805	0.831	0.812	0.823
	MAE	0.599	0.625	0.712	0.635	0.632
XGB-混和	R^2	0.745	0.717	0.683	0.668	0.652
	RMSE	0.699	0.707	0.748	0.765	0.784
	MAE	0.507	0.535	0.573	0.605	0.611
RF-混合	R^2	0.711	0.644	0.691	0.655	0.668
	RMSE	0.714	0.792	0.739	0.781	0.765
	MAE	0.552	0.601	0.565	0.602	0.605

2.4 集成模型反演冬小麦的结果与分析

在20 m最佳高度条件下,分别采用XGB-EN集成模型、RF-Ridge集成模型、混合特征模型及单特征模型对叶面积指数(LAI)进行反演,分析各模型的拟合表现,结果如图6所示。

单特征模型中XGB-植被效果最好,反演精度R^2为0.657,*RMSE*为0.781,*MAE*为0.601,XGB-混合模型精度R^2提升至0.745,*RMSE*降低至0.699,*MAE*降低至0.507,表明多特征在一定程度上弥补了单一特征信息不足的问题。通过构建集成模型对特征进行优化与融合,集成模型反演精度R^2提高至0.802,*RMSE*降低至0.592,*MAE*降低至0.421,该结果表明集成建模能够实现更有效地信息整合与误差修正。

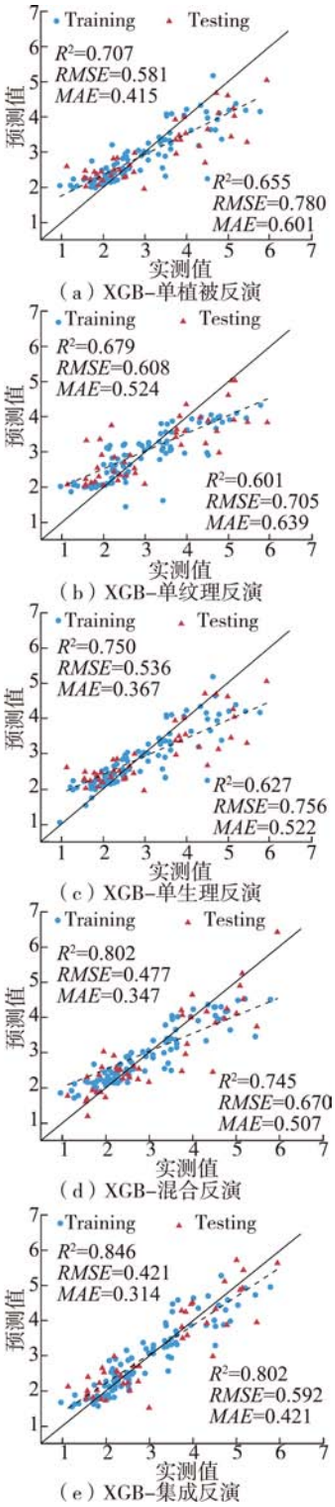


图6 最佳高度下XGB-EN各模型的LAI实测值与预测值比较

Figure 6 Comparison of measured and predicted LAI values for various XGB-EN models at the optimal height

对于RF模型(图7),单特征到混合特征模型精度R^2由0.651提升至0.711,*RMSE*和*MAE*分别从0.798和0.599降低至0.714和0.552,集成模型反演精度R^2提升至0.784,*RMSE*和*MAE*分别降低至0.617和0.435,表明集成学习模型结构的可行性与外推性。在相同条件下,RF-Ridge集成模型R^2为0.784,相比

XGB-EN 的 0.802 降低约 0.018，*RMSE*（0.617）和 *MAE*（0.435）也略高于 XGB-EN 的 0.592 和 0.421，整体差异约在 0.01～0.05 之间，这主要与两类算法对特征信息的利用方式不同有关。

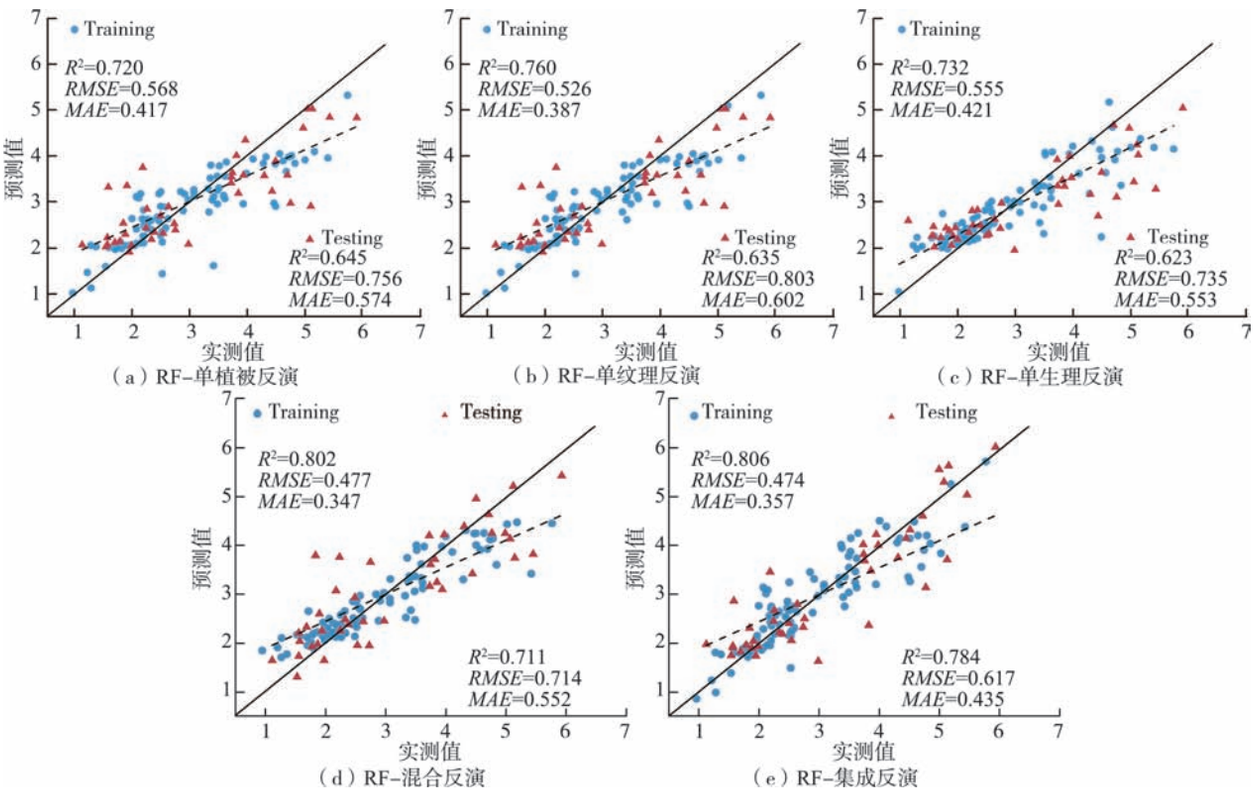


图 7　最佳高度下 RF-Ridge 各模型的 LAI 实测值与预测值比较

Figure 7　Comparison of observed and predicted LAI values for various RF-Ridge models at the optimal height

2.5　基于最优建模策略的 LAI 遥感反演图

由前文分析可以看出，飞行高度为 20 m 时模型反演结果优于其他高度，20 m 时的模型反演精度结果表现为 XGB-EN 集成学习模型＞RF-Ridge 集成学习模型＞混合特征模型＞单特征模型，因此 20m 时的 XGB-EN 集成学习模型是估算 LAI 的最优建模策略，为验证该方法在实际场景中的应用成效，本节基于此策略绘制出最佳日期为 2025 年 4 月 3 日研究区的 LAI 反演图，如图 8 所示。

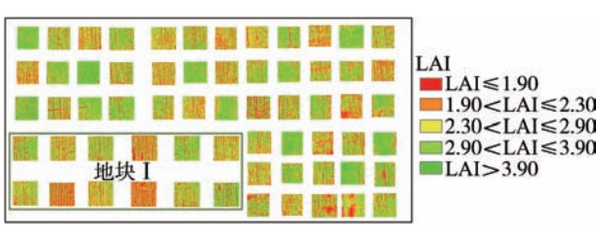


图 8　研究区域的 LAI 遥感反演图

Figure 8　LAI remote sensing estimates for the study area

从反演结果来看，基于 XGB-EN 的集成学习模型在两类样地中均能够清晰刻画出 LAI 的水分分布情况，并对不同水分梯度表现出良好的反演能力。

3　讨论

3.1　反射率和纹理指数对尺度效应的响应规律

无人机遥感获取的多光谱反射率及纹理特征在不同高度下表现出明显的尺度效应。随着飞行高度的变化，传感器观测的空间分辨率及像元覆盖范围发生改变，从而影响冠层结构信息的表达方式[26]。本研究结果表明 20 m 高度下反射率和纹理信息整体表现更稳定。

从反射率来看，低飞行高度对应较小的像元尺寸，能够更细致地刻画冬小麦冠层结构和叶片分布，同时减弱土壤背景和混合像元的影响[27]。随着飞行高度升高，像元内包含的植被、土壤及阴影等成分逐渐增多，使反射率对冠层差异的响应能力有所减弱[28]。此外，80 m 可视为反射率受高度影响的临界点，主要是因为空间分辨率与冠层结构信息达到转折。与反射率相比，纹理指数表现出不同的高度响应规律。均值反映整体反射水平，受空间分辨率变化影响较小；而其余纹理特征刻画空间异质性，随着飞行高度升高，空间分辨率降低，叶片与土壤等细节信息被逐渐平滑，从而导致其在不同高度间呈现显著差异[29-30]。总体而言，在基

于无人机影像进行叶面积指数反演时,飞行高度是影响反射率和纹理特征稳定性和有效性的重要因素。

需要指出的是,低高度虽然在信息表达上具有优势,但单次覆盖范围较小、作业效率相对较低;而高高度则有利于快速获取大范围数据,但会以一定的信息损失为代价[31]。因此,在实际应用中,应根据研究目标在高度和效率之间进行合理平衡。此外,本研究主要针对 20~100 m 高度范围,其结论在更大尺度或其他作物条件下仍有待进一步验证。

3.2 不同飞行高度下多特征的协同与集成模型

在植被指数反演中,单一特征往往难以全面反映作物冠层信息,多特征协同结合是提高反演精度的常用方法。本研究在不同飞行高度条件下,将植被指数、纹理特征及生理参数进行组合建模。结果表明,多特征之间存在明显的互补作用,相比单一特征能够有效提高 LAI 反演精度,其中以 20 m 条件下的提升效果更为突出。

光谱特征主要反映植被的生理信息,而纹理特征更多反映冠层结构和空间分布上的差别。飞行高度在两者之间起到关键调节作用:在较低高度下,分辨率较高,光谱信息受混合像元影响较小;随着飞行高度增加,光谱混合增强,协同作用也相应减弱。当特征数量较多时,部分变量之间可能存在较强相关性,不仅增加模型复杂度,也可能影响模型稳定性。这种情况在高飞行高度数据中更为明显,因为信息有效性下降而冗余比例相对增加[32]。因此,有针对性的特征筛选是保证模型性能的关键步骤。

从表现来看,集成模型通过把多特征融合建模,提高预测精度。通过不断修正预测误差,在建模过程中可以自动挑选出更重要的特征,减少冗余变量干扰。但需要注意的是,当输入特征过多时,变量之间容易出现信息重复或相互关联较强的情况,这不仅会让模型变得更复杂,也可能影响结果的稳定性。常用的特征筛选方法包括皮尔逊相关性分析、斯皮尔曼相关性分析、基于模型的重要性排序等。通过筛选出对 LAI 贡献较大的变量,可以在减少冗余的同时保持甚至提升模型精度,并提高模型的运行效率和泛化能力[33]。从本研究结果来看,经过筛选后的特征组合在各高度下均表现出更稳定的预测效果,尤其是在低高度条件下优势更为明显[34-35]。

尽管本研究已通过特征筛选获得较好的反演结果,但仍存在进一步优化空间。例如,可结合 SHAP 等方法对特征贡献进行更直观的解释,从而更有针对性地进行变量筛选;同时,也可以尝试引入更多生理指数。此外,不同飞行高度下特征筛选策略可能存在差异,未来可针对高度因素开展更加精细化的优化研究。

4 结论

本研究以冬小麦为对象,结合无人机多光谱植被指数、图像纹理与生理特征,构建 XGB-EN、RF-Ridge 集成学习模型,探究飞行高度、特征组合与模型结构对 LAI 反演的影响,揭示尺度效应与模型适配机制,主要结论如下:

1)无人机飞行高度对反射率与纹理特征存在显著尺度效应,80 m 为反射率影响临界值,蓝、近红外波段高度敏感性高于绿、红、红边波段;低高度(20~40 m)冠层信息完整、数据稳定性强,高高度(60~100 m)受背景混合干扰明显。

2)经皮尔逊、斯皮尔曼相关分析方法评估筛选,可获取与 LAI 高度相关的特征,不同高度最优特征组合存在差异。

3)20 m 为 LAI 反演最优观测高度,随高度升高反演精度整体下降。

4)模型反演精度表现为集成模型>混合特征模型>单特征模型,XGB-EN 与 RF-Ridge 集成模型能缓解多重共线性与过拟合,其中 XGB-EN 模型性能最优,R^2最高达 0.802,*RMSE* 最低为 0.592,*MAE* 为 0.421。

综上,本研究验证多高度多特征融合与集成学习用于 LAI 反演的可行性,明确最优观测高度与模型方案,为无人机遥感精准监测作物生长提供理论与技术支撑。

参 考 文 献

[1] Yan G, Hu R, Luo J, et al. Review of indirect optical measurements of leaf area index: recent advances, challenges, and perspectives [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 265: 390-411.

[2] 王希群, 马履一, 贾忠奎, 等. 叶面积指数的研究和应用进展[J]. 生态学杂志, 2005, 24(5): 537-541.
Wang Xiqun, Ma Lüyi, Jia Zhongkui, et al. Research and application advances in leaf area index (LAI) [J]. Chinese Journal of Ecology, 2005, 24(5): 537-541.

[3] 谷晓博, 程智楷, 周智辉, 等. 基于特征降维和机器学习的覆膜冬小麦 LAI 遥感反演[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 148-157, 167.
Gu Xiaobo, Cheng zhikai, Zhou zhihui, et al. Remote sensing inversion of leaf area index of mulched winter wheat based on feature downscaling and machine learning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 148-157, 167.

[4] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感

反演方法对比[J]. 农业工程学报，2013，29(3)：139－147.
Xia Tian，Wu Wenbin，Zhou Qingbo，et al. Comparison of two inversion methods for winter wheat leaf area index based on hyperspectral remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2013，29(3)：139－147.

[5] Li Y，Deng G，Zhao H，et al. A review of UAV remote sensing technology applications in common gramineous crops [J]. Information Processing in Agriculture，2026.

[6] 陈仲新，任建强，唐华俊，等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报，2016，20(5)：748－767.
Chen Zhongxin，Ren Jianqiang，Tang Huajun，et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China [J]. Journal of Remote Sensing，2016，20(5)：748－767.

[7] 徐凯健，田庆久，岳继博，等. 基于多光谱影像的森林树种识别及其空间尺度响应[J]. 应用生态学报，2018，29(12)：3986－3994.
Xu Kaijian，Tian Qingjiu，Yue Jibo，et al. Forest tree species identification and its response to spatial scale based on multispectral and multi-resolution remotely sensed data [J]. Chinese Journal of Applied Ecology，2018，29(12)：3986－3994.

[8] 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 Hongyu，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.

[9] Zu J，Yang H，Wang J，et al. Inversion of winter wheat leaf area index from UAV multispectral images：classical vs. deep learning approaches [J]. Frontiers in Plant Science，2024，15：1367828.

[10] 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.

[11] Zou M，Liu Y，Fu M，et al. Combining spectral and texture feature of UAV image with plant height to improve LAI estimation of winter wheat at jointing stage [J]. Frontiers in Plant Science，2024，14：1272049.

[12] Wu S，Deng L，Guo L，et al. Wheat leaf area index prediction using data fusion based on high-resolution unmanned aerial vehicle imagery [J]. Plant Methods，2022，18(1)：68.

[13] 张东彦，韩宣宣，林芬芳，等. 基于多源无人机影像特征融合的冬小麦LAI估算[J]. 农业工程学报，2022，38(9)：171－179.
Zhang Dongyan，Han Xuanxuan，Lin Fenfang，et al. Estimation of winter wheat leaf area index using multi-source UAV image feature fusion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2022，38(9)：171－179.

[14] Mulero G，Bonfil D J，Helman D. Wheat leaf area index retrieval from drone-derived hyperspectral and LiDAR imagery using machine learning algorithms [J]. Agricultural and Forest Meteorology，2025，372：110648.

[15] 贺佳，王来刚，郭燕，等. 基于无人机多光谱遥感的玉米LAI估算研究[J]. 农业大数据学报，2021，3(4)：20－28.
He Jia，Wang Laigang，Guo Yan，et al. Estimating the leaf area index of maize based on unmanned aerial vehicle multispectral remote sensing [J]. Journal of Agricultural Big Data，2021，3(4)：20－28.

[16] 李健，江洪，罗文彬，等. 融合无人机多光谱和纹理特征的马铃薯LAI估算[J]. 华南农业大学学报，2023，44(1)：93－101.
Li Jian，Jiang Hong，Luo Wenbin，et al. Potato LAI estimation by fusing UAV multi-spectral and texture features [J]. Journal of South China Agricultural University，2023，44(1)：93－101.

[17] 李世隆，许辰一，王楠，等. 基于BWO－ELM的水稻氮素无人机高光谱反演研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2024，5(3)：14－21.
Li Shilong，Xu Chenyi，Wang Nan，et al. Research on rice nitrogen unmanned aerial vehicle hyperspectral inversion based on BWO-ELM [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization，2024，5(3)：14－21.

[18] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering，2024，40(12)：174－182.

[19] 杨福芹，冯海宽，肖天豪，等. 融合无人机影像光谱与纹理特征的冬小麦氮营养指数估算[J]. 农业现代化研究，2020，41(4)：718－726.
Yang Fuqin，Feng Haikuan，Xiao tianhao，et al. Nitrogen nutrition index estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture feature fusion [J]. Research of Agricultural Modernization，2020，41(4)：718－726.

[20] 杨福芹，冯海宽，李振海，等. 基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数高光谱估测[J]. 农业工程学报，2016，32

(3): 163－168.
Yang Fuqin, Feng Haikuan, Li Zhenhai, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index for winter wheat based on Akaike's information criterion [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(3): 163－168.

[21] Jay S, Baret F, Dutartre D, et al. Exploiting the centimeter resolution of UAV multispectral imagery to improve remote-sensing estimates of canopy structure and biochemistry in sugar beet crops [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 231: 110898.

[22] 何勇, 杜晓月, 郑力源, 等. 无人机飞行高度对植被覆盖度和植被指数估算结果的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 63－72.
He Yong, Du Xiaoyue, Zheng Liyuan, et al. Effects of UAV flight height on estimated fractional vegetation cover and vegetation index [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38 (24): 63－72.

[23] 陈鹏, 冯海宽, 李长春, 等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11): 63－74.
Chen Peng, Feng Haikuan, Li Changchun, et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35 (11): 63－74.

[24] 聂鹏程, 钱程, 覃锐苗, 等. 天空地一体化信息感知与融合技术发展现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(2): 1－11.
Nie Pengcheng, Qian Cheng, Qin Ruimiao, et al. Development status and trends of space-air-ground integrated information sensing and fusion technology [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4 (2): 1－11.

[25] 张春霞, 张讲社. 选择性集成学习算法综述[J]. 计算机学报, 2011, 34(8): 1399－1410.

[26] He L, Ren X, Wang Y, et al. Comparing methods for estimating leaf area index by multi-angular remote sensing in winter wheat [J]. Scientific Reports, 2020, 10(1): 13943.

[27] 邓尚奇, 赵钰, 白雪源, 等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2022, 38 (3): 136－145.
Deng Shangqi, Zhao Yu, Bai Xueyuan, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index for winter wheat based on UAV image segmentation [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38 (3): 136－145.

[28] 孙诗睿, 赵艳玲, 王亚娟, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24 (11): 51－58.
Sun Shirui, Zhao Yanling, Wang Yajuan, et al. Leaf area index inversion of winter wheat based on multispectral remote sensing of UAV [J]. Journal of China Agricultural University, 2019, 24(11): 51－58.

[29] Yang K, Gong Y, Fang S, et al. Combining spectral and texture features of UAV images for the remote estimation of rice LAI throughout the entire growing season [J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 3001.

[30] 高林, 杨贵军, 李红军, 等. 基于无人机数码影像的冬小麦叶面积指数探测研究[J]. 中国生态农业学报, 2016, 24 (9): 1254－1264.
Gao Lin, Yang Guijun, Li Hongjun, et al. Winter wheat LAI estimation using unmanned aerial vehicle RGB-imaging [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2016, 24 (9): 1254－1264.

[31] 路梦源, 王天一, 陈新昌, 等. 基于ROS和PX4的无人机编队协同飞行模型的仿真研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(3): 32－41.
Lu Mengyuan, Wang Tianyi, Chen Xinchang, et al. Simulation research on cooperative flight model of UAV formation based on ROS and PX4 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(3): 32－41.

[32] Xing Y, Liu X, Wang X. Integrating UAVs, satellite remote sensing, and machine learning in precision agriculture: pathways to sustainable food production, resource efficiency, and scalable innovation [J]. Frontiers in Agronomy, 2025, 7: 1670380.

[33] 刘昕哲, 武璐, 陈李金, 等. 基于半经验半机理建模的冬小麦LAI反演及长势评估[J]. 农业工程学报, 2024, 40 (1): 162－170.
Liu Xinzhe, Wu Lu, Chen Lijin, et al. LAI inversion and growth evaluation of winter wheat using semi-empirical and semi mechanistic modeling [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1): 162－170.

[34] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (19): 65－72.

[35] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 40－49.

Chen Xiaokai, Li Fenling, Wang Yuna, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(22): 40—49.

Research on inversion of winter wheat leaf area index based on UAV multispectral data at different flight altitudes and integrated learning

Liu Hao[1], Xu Jiyu[1], Liu Yanfu[1], Yang Xiaofei[1], Zhang Zhitao[1, 2], Chen Junying[1, 2*]

(1. *School of Water Resources and Civil Engineering, Northwest A&F University, Yangling* 712100, *China*; 2. *Key Laboratory of Agricultural Water and Soil Engineering in Arid Areas (Ministry of Education), Northwest A&F University, Yangling* 712100, *China*)

Abstract: The leaf area index (LAI) is a key biophysical parameter characterizing the canopy structure and growth status of winter wheat, playing a crucial role in precision agriculture monitoring and crop condition assessment. However, existing inversion methods suffer from unstable accuracy and insufficient model generalization capabilities across varying flight altitudes. To adress these limitaions, this study develops an LAI estimation framework based on multi-altitude UAV multispectral data by integrating ensemble learning architectures with multiple machine learning algorithms. Analysis of variance (ANOVA) was applied to analyze the mechanisms through which flight altitude influences spectral reflectance and textural features. Following the extraction of vegetation and textural indices from the multispectral data, Pearson and Spearman correlation analyses were conducted to screen LAI-sensitive features for predictive modeling. Four distinct models —XGBoost, RF, XGBoost-EN, and RF-Ridge—were subsequently established to perform multi-altitude and multi-feature LAI inversions and comparative accuracy evaluations. The results indicate that UAV flight altitude exerts a significant scale effect on both reflectance and textural characteristics, with 80 m indentified as the critical threshold for reflectance variations. Regardless of whether single-feature or mixed-feature inputs were utilized, 20 m flight altitude consistently yielded the highest estimation accuracy across all tested altitudes, R^2 achieving a maximum of 0.745, *RMSE* of 0.699, and *MAE* of 0.507. Furthermore, The XGB-EN and RF-Ridge ensemble models outperformed the standalone machine learning models, exhibiting superior inversion performance with an R^2 of up to 0.802, an *RMSE* down to 0.592, and an *MAE* down to 0.421, indicating excellent fitting accuracy and stability. Overall, XGBoost-EN is the optimal model for the LAI inversion task. This study validated the feasibility of ensemble learning models and machine learning methods for high-precision LAI inversion across multiple altitudes, providing a theoretical foundation and technical pathway for remote sensing-driven crop growth monitoring.

Keywords: winter wheat; leaf area index; unmanned aerial vehicle; multiple altitudes; ensemble model; LAI inversion

Foundation items: National Natural Science Foundation of China General Program (52279047); Shaanxi Provincial Department of Science and Technology Project on the Construction of a Regional Science and Technology Innovation System (2025ZY-QYCXYL-06)

First Author: Liu Hao, E-mail: 120330@nwafu.edu.cn

* **Corresponding Author:** Chen Junying, E-mail: cjyrose@126.com