

融合无人机遥感与气象数据的水稻地上生物量估计模型

张立元¹ 吉仁钦² 李铭琪¹ 牛亚晓¹ 王爱臣¹ 朱兴业²

(1. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学流体机械工程技术研究中心, 镇江 212013)

摘要: 及时准确地估计水稻地上生物量对田间精准管理具有重要意义, 而现有研究集中在利用单一无人机遥感数据, 因光谱量饱和和效应难以实现作物生育后期地上生物量精准估计。为此, 本文于2023年和2024水稻生长季进行了无人机多光谱遥感图像、气象数据及水稻地上干生物量数据采集, 构建多源特征融合的地上生物量估计模型, 实现全生育期及跨生长季的精准有效估计。结果表明: 分别以植被指数、植被指数和纹理特征、植被指数和纹理特征及有效积温作为输入变量, 利用多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)、随机森林(Random forest, RF)、偏最小二乘(Partial least squares, PLS)和支持向量机(Support vector machine, SVM)4种机器学习算法建立水稻地上生物量估测模型时, 精度逐渐提升且RF建立的模型精度均为最高。以植被指数作为模型输入变量, 在开花前期、开花后期和全生育期RF调整决定系数(Adjusted coefficient of determination, 调整 R^2)分别为0.71、0.67、0.7, 均方根误差(Root mean square error, RMSE)分别为268.62、300.29、249.43 g/m²; 以植被指数和纹理特征作为模型输入变量, 对应调整 R^2 分别为0.75、0.72和0.74, RMSE分别为213.79、239.81、289.46 g/m²; 以植被指数和纹理特征及有效积温作为输入变量, 对应调整 R^2 分别为0.84、0.87和0.87, RMSE分别为176.9、162.81、163.08 g/m²。以2024年相关数据作为验证集时, 在全生育期RF调整 R^2 为0.60, RMSE为288.19 g/m², 可实现水稻地上干生物量的跨生长季精准估计。本文融合无人机遥感及气象数据的估计方法可实现水稻地上生物量的全生育期及跨生长季精准估计, 可为智慧农业背景下的水稻精准管理提供技术支撑。

关键词: 水稻地上生物量; 无人机多光谱; 气象数据; 多源特征融合; 机器学习算法

中图分类号: S-3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)10-0308-09

OSID:



Aboveground Biomass Estimation Model of Rice Using UAV Remote Sensing and Meteorological Data

ZHANG Liyuan¹ JI Renqin² LI Mingqi¹ NIU Yaxiao¹ WANG Aichen¹ ZHU Xingye²

(1. School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Fluid Mechanical Engineering Technology Research Center, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: It is of great significance to estimate the aboveground biomass of rice accurately and timely for precision management of rice field. However, the existing researches focus on using single UAV remote sensing data, which is difficult to achieve accurate estimation of aboveground biomass in the late growth stage of rice due to the spectral saturation effect. To this end, the drone multispectral remote sensing images, meteorological data, and aboveground dry biomass data of rice during the 2023 and 2024 growing seasons were collected. A multi-source feature fusion model for aboveground biomass estimation was constructed to achieve accurate and effective estimation throughout the entire growth period and across multiple growing seasons. The results showed that the vegetation index, vegetation index and texture characteristics, vegetation index and texture characteristics and effective product temperature as the input variable, using multiple linear regression (MLR), random forest (RF), partial least squares (PLS) and support vector machine (SVM) to establish the rice ground biomass estimation model. The accuracy was gradually improved and the model accuracy established by the RF algorithm was the highest. With the

收稿日期: 2025-02-25 修回日期: 2025-04-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(52309051、32401695)、江苏省重点研发计划项目(BE2022351)、中国博士后科学基金项目(2024M751188、2024M751186)、镇江市科技计划项目(NY2024020)和江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2024-12)

作者简介: 张立元(1992—),男,副教授,博士,主要从事作物生长信息无人机遥感诊断技术及装备研究, E-mail: liyuan.zhang@ujs.edu.cn

通信作者: 朱兴业(1982—),男,研究员,博士生导师,主要从事新型节水灌溉技术及设备研究, E-mail: zhuxy@ujs.edu.cn

vegetation index as the model input variable, the adjusted coefficient of determination (adjusted R^2) during flowering, late flowering and all reproductive stages were 0.71, 0.67 and 0.7, respectively, root mean square error (RMSE) were 268.62 g/m², 300.29 g/m² and 249.43 g/m², respectively. With the vegetation index and texture features as the model input variables, the corresponding adjustment R^2 were respectively 0.75, 0.72 and 0.74, RMSE were 213.79 g/m², 239.81 g/m² and 289.46 g/m², respectively. With vegetation index and texture characteristics and effective product temperature as input variables, the corresponding adjustment R^2 were respectively 0.84, 0.87 and 0.87, and RMSE were 176.9 g/m², 162.81 g/m² and 163.08 g/m². Using 2024 data as validation, RF achieved an adjusted R^2 of 0.60 and RMSE of 288.19 g/m² across the entire growth cycle, enabling precise estimation of aboveground dry biomass in rice across growing seasons. The proposed integrated approach combining UAV remote sensing and meteorological data provided a robust method for accurate aboveground biomass estimation throughout the growth cycle and across seasons, offering technical support for precision rice management in smart agriculture.

Key words: aboveground biomass of rice; multi-spectral UAV; meteorological data; multi-source feature fusion; machine learning algorithm

0 引言

水稻是世界上最重要的粮食作物之一^[1], 提供了全球近 50% 人口的食物来源。中国是世界上最大的水稻生产国和稻米消费国。根据国家粮油信息中心报告显示, 2023—2024 年度国内稻谷食用消费量为 1.58×10^8 t^[2]。水稻可持续生产对于保障我国粮食安全至关重要。作物地上生物量是指其根部以上单位面积内有机物质总量, 是反映生长状况的重要指标之一, 可为产量估计、田间水肥管理^[3] 提供信息支撑。因此, 实现水稻地上生物量及时、精准监测^[4], 对实现智慧农业背景下田间精准管理^[5] 具有重要意义。

传统地上生物量测量方法主要以人工进入田间进行破坏性采样^[6] 为主, 存在费时费力、成本高且难以应用于大田尺度的缺陷^[7]。无人机遥感平台以其简单易操作^[8], 可搭载多种传感器等优点被广泛应用于大田尺度作物生长监测研究^[9]。如师小雨等^[10] 基于无人机遥感技术监测玉米长势、病虫害等。基于无人机遥感技术^[11] 进行大田尺度水稻地上生物量测量, 成为解决传统地上生物量测量方法缺陷的新思路。LAJURKAR 等^[12] 利用无人机对农作物病害进行检测, 能够快速高效地检测作物病害。GOSWAMI 等^[13] 利用无人机监测水果作物, 有助于确定需要改进的领域并根据数据做出决策。HALIP 等^[14] 基于无人机图像全面绘制稻田地图, 促进对稻田的有效监测。

基于无人机遥感的作物地上生物量监测方面, 国内外研究者主要以冠层光谱为特征进行了相关研究^[15]。如刘涛等^[16] 利用机器学习算法构建花生生物量估计模型, 决定系数 (Coefficient of determination, R^2) 达到 0.7。李贵鑫等^[17] 将纹理特

征作为特征输入, 建立生物量估测模型, R^2 高达 0.71。郭燕等^[18] 利用神经网络算法建立生物量估测模型, R^2 达 0.88。LEE 等^[19] 选择植被指数结合机器学习算法, 评估的冬小麦生物量模型 R^2 大于 0.7。董泽宇等^[20] 利用随机森林等算法建立油菜生物量估算模型, R^2 达到 0.61。然而, 仅基于单一光谱参数估测生物量时, 由于作物生育后期的光谱饱和效应会导致建立的生物量估计模型难以适用于整个作物生育期。

为提升基于无人机遥感的作物生物量估计精度, 国内外研究者开始融合多源特征进行作物地上生物量估计研究^[21]。如 LIU 等^[22] 利用机器学习算法建立的模型 R^2 达到 0.62。张庆等^[23] 利用偏最小二乘算法建立模型 R^2 达 0.85 以上。陈龙跃等^[24] 基于花生株高和叶绿素含量等指标建立花生生物量估测模型, R^2 为 0.6。JIANG 等^[25] 基于 RGB 图像的 Tin 结构指数和气象数据进行水稻生物量估算, R^2 达到 0.82。张敏等^[26] 在小麦关键生育期构建地上生物量估算模型, R^2 达到 0.74。苏孟园等^[27] 构建草地生物量估算模型并进行反演, R^2 高达 0.85。LU 等^[28] 提高了地上生物量估测的准确性, R^2 为 0.78。虽然上述研究在融合多源特征的作物地上生物量估计方面取得一定研究成果, 但尚未以不同灌溉水平下水稻为研究对象, 实现全生育期及跨生长季的精准有效估计。

综上所述, 本文以不同灌溉水平下大田水稻为研究对象, 进行融合无人机遥感及气象数据的水稻地上生物量估计研究, 旨在探究不同植被指数、纹理特征及气象参数在水稻地上生物量估计中的潜力; 优选水稻地上生物量最优估计特征组合; 构建适用于整个生育期及不同生长季的水稻地上生物量估计模型。

1 材料与方 法

1.1 试验区概况

试验地位于江苏省镇江市姚桥镇(119.43°E, 32.13°N),是典型的亚热带季风气候,年平均气温 25℃;试验地土壤类型为砂质壤土,其中沙粒、粉粒、粘粒含量分别为 61%、37.2%、1.8%;土壤容重、饱和含水率、孔隙度分别为 1.6 g/cm³、24.73%、39.58%。研究对象为水稻(金香玉 1 号),移栽日期分别为 2023 年 6 月 28 日和 2024 年 6 月 23 日,收获日期分别为 2023 年 10 月 28 日和 2024 年 11 月 2 日,种植行间距和株间距分别为 30、11 cm。

1.2 田间灌溉管理

整个试验区域划分为 5 个灌溉处理区,并在分

蘖中期至黄熟期进行不同水平的灌溉处理,具体灌溉方案如表 1 所示。除常规灌溉区外,其他 4 个处理区均为 84 m × 23 m 矩形区域;为方便进行田间采样,在常规灌溉区同样选取 84 m × 23 m 矩形区域作为试验采样区。监测土壤水分是否达到控制灌溉下限,在田间均匀布设了 3 个土壤水分监测站点(图 1),土壤水分传感器为 PR2/6-SDI-12 型土壤剖面水分速测仪。为精确测量各区域的实际灌溉水量,在田头灌溉管道上安装 TDS-100 型超声波流量计,实时监测灌溉量。试验期间 2023 年处理 1~4、常规灌溉水量分别为 754.08、250.2、199.1、20、1 104.02 m³;2024 年处理 1~4、常规灌溉水量分别为 452.09、243.61、150.56、130.81、1 085.18 m³。

表 1 不同处理各关键生育期灌溉上下限设置

Tab.1 Upper and lower limits of irrigation during key reproductive periods set for different treatments

试验处理		分蘖中期	分蘖后期	拔节孕穗期	抽穗开花期	乳熟期	黄熟期
常规灌溉	上限	50 mm	0	40 mm	40 mm	30 mm	自然落干
	下限	20 mm	自然落干	20 mm	10 mm	10 mm	0
处理 1	上限	20 mm	0	40 mm	20 mm	20 mm	自然落干
	下限	100% θ_s	自然落干	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	0
处理 2	上限	20 mm	0	20 mm	20 mm	20 mm	自然落干
	下限	85% θ_s	60% θ_s	85% θ_s	85% θ_s	70% θ_s	0
处理 3	上限	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	自然落干
	下限	85% θ_s	60% θ_s	85% θ_s	85% θ_s	70% θ_s	0
处理 4	上限	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	100% θ_s	自然落干
	下限	60% θ_s	50% θ_s	60% θ_s	60% θ_s	55% θ_s	0

注:常规灌溉为常用南方水稻淹水灌溉方式。 θ_s 为土壤饱和含水率;mm 表示土层深度单位。

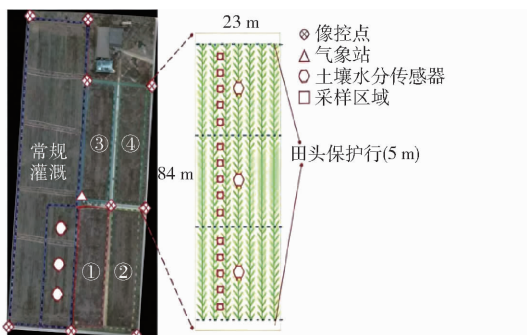


图 1 试验布设示意图

Fig.1 Test layout diagram

1.3 田间数据采集

1.3.1 水稻生物量

采用无人机遥感平台搭载多光谱相机进行地面水稻干生物量数据采集,2023 年共采集 8 次,分别为分蘖后期 1 次、拔节孕穗期 3 次、抽穗开花期 3 次、乳熟期 1 次,2024 年与上一年相同。试验期间,在每个采样区旁对水稻植株样本进行破坏性采集,即每个采样区内取 3 穴具有代表性的水稻植株,用

镰刀从根部割下后装进有编号的密封袋内保存,单次试验共计取样 225 株;带回实验室经处理后放入干燥箱(DHG-9245A 型),105℃ 杀青 30 min 后,在 80℃ 下干燥至恒定质量,最终得到水稻地上干生物量。

1.3.2 土壤含水率

试验期间每隔 1~2 d,人工携带土壤剖面水分速测仪进行田间土壤含水率数据采集,将其插入埋设预埋管中,分别测量深 10、30、70 cm 土壤含水率,并以平均值作为该采样点土壤含水率,以研究不同灌溉梯度对水稻干生物量的影响。

1.3.3 气象数据

如图 1 所示,在田间安装小型气象站用于采集空气温度、太阳辐射、空气相对湿度、风速、降雨量等数据,有效积温(GDD)是作物生长发育阶段内逐日平均有效温度总和,有效温度则为平均温度与生物学零度之差。由于植物生长发育需一定的有效热量积累完成,因此有效积温可以代替时间因子模拟作物生长和发育。水稻有效积温计算式为

$$GDD = \sum \left(\frac{T_{MAX} + T_{MIN}}{2} - T_{BASE} \right)$$

式中 T_{MAX} ——日最高气温

T_{MIN} ——日最低气温

其中 T_{BASE} 为生物学零度, 设为 10°C , 计算过程如果 $(T_{MAX} + T_{MIN})/2$ 小于 10°C , 则设置为 10°C , 气象数据参照表 2。

表 2 气象数据

Tab.2 Meteorological data

年份	日平均 气温/ $^{\circ}\text{C}$	日平均 最高气 温/ $^{\circ}\text{C}$	日平均 最低气 温/ $^{\circ}\text{C}$	日平均 最低相对 湿度/ $\%$	日平均 风速/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	累计 降雨 量/ mm
2023	24.56	30.92	14.08	61.01	1.08	693
2024	26.24	33.93	17.12	66.78	0.68	434

1.4 无人机遥感图像采集与预处理

选用大疆 M300RTK 型作为无人机遥感平台, 并搭载 MicaSense RedEdge 型多光谱相机进行无人机遥感图像采集, 单次采集可获取蓝色 ($475\text{ nm} \pm 20\text{ nm}$)、绿色 ($560\text{ nm} \pm 20\text{ nm}$)、红色 ($668\text{ nm} \pm 10\text{ nm}$)、红边 ($717\text{ nm} \pm 10\text{ nm}$) 及近红外 ($840\text{ nm} \pm 40\text{ nm}$) 5 个波段图像, 其 30% 标准板反射率分别为 0.273 51、0.278 87、0.280 44、0.258 74、0.274 15, 50% 标准板反射率分别为 0.449 73、0.452 14、0.462 36、0.446 13、0.458 55。为避免不同光照条件的影响, 于当地时间 11:00—13:00 进行无人机多光谱遥感图像采集, 飞行高度为 40 m, 航向重叠度为 85%, 旁向重叠度为 85%, 地面分辨率为 2.5 cm。为获取整个试验区域正摄影像, 采用 Pix4DMapper 软件进行拼接处理, 在该过程利用地面控制点 (Ground control point, GCP) 进行地理信息配准, 保障各时间序列影像可以匹配; 为获取水稻冠层反射率信息, 在拼接处理过程基于标准反射布对多光谱图像进行辐射校正。

1.5 植被指数选取与计算

植被指数是利用植被反射光谱中不同波段间差异描述植被生长状态的指标, 可以更好地理解植物在不同环境条件下的生长状况, 进而优化农作物生长和生产。在现有文献中选用 20 种植被指数, 包括归一化植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)、优化叶绿素吸收指数 (Modified chlorophyll absorption in reflectance index, MCARI)、宽动态范围植被指数 (Wide dynamic range vegetation index, WDRVI)、增强植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI)、重归一化植被指数 (Renormalized difference vegetation index, RDVI)、转化植被指数 (Transformed vegetation index, TVI)、优化土壤调节

指数 (Optimized soil adjusted vegetation index, OSAVI)、绿色叶绿素指数 (Green chlorophyll index, GCI)、绿色植被指数 (Vegetation index, VEG)、归一化绿-红差值指数 (Normalized green red difference index, NGRDI)、过绿指数 (Excess green index, ExG)、归一化红边植被指数 (Normalized difference red-edge index, NDRE)、绿色归一化植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI)、红边叶绿素指数 (Red-edge chlorophyll index, RECI)、归一化色素叶绿素比值指数 (Normalized pigment chlorophyll ratio index, NPCI)、土壤调整植被指数 (Soil adjusted vegetation index, SAVI)、可见光大气阻抗指数 (Visible atmospherically resistant index, VARI)、改进的简单比值指数 (Modified simple ratio, MSR)、红边归一化差值植被指数 (Red normalized difference vegetation index, RNDVI) 和绿色比值植被指数 (Green ratio vegetation index, GRVI)。

1.6 纹理特征选取与计算

纹理特征是一种全局特征, 反映图像中同质现象的视觉特征, 体现物体表面具有缓慢变换或周期性变化的表面组织结构排列属性, 能够在一定程度上解决光谱指数反演存在的饱和问题。因此, 采用灰度共生矩阵 (Gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 进行纹理特征提取, 分别为对比度 (CON)、熵 (ENT)、方差 (VAR)、平均值 (MEA)、同质性 (HOM)、不相似度 (DIS)、二阶矩 (SEC) 和相关性 (COR) 共 8 个纹理特征。由于 RedEdge 相机有 5 个不同波段, 共计选取 40 个纹理特征参数用于估计水稻地上生物量。在计算纹理特征时, 采用默认窗口尺寸 (3×3) 和默认方向 (45°)。

1.7 特征筛选与数据降维

数据降维可以在保持数据集核心信息的前提下减少数据维度, 进而有效降低数据处理复杂度、避免过拟合等现象。为实现植被指数与纹理特征的降维处理, 以植被指数或纹理特征与水稻地上干生物量的绝对皮尔逊系数为依据进行特征筛选, 即从高到低相关系数排名前 8 的植被指数或纹理特征。

1.8 机器学习模型构建与评价

分别采用 3 种机器学习算法与传统多元线性回归算法构建水稻叶地上生物量估计模型。在机器学习回归算法中, 随机森林、偏最小二乘和支持向量机算法得到较为广泛应用。在建立水稻地上生物量估计模型时, 将 2023 年数据的 70% 作为训练集, 剩余 30% 作为测试集, 将 2024 年数据作为验证集, 并在对应的水稻各个生育期内的验证数据集采用调整决定系数和均方根误差对建立的估测模型性能进行评价。

1.9 反演流程

分别基于植被指数、植被指数和纹理特征以及多源特征融合建立水稻地上干生物量估测模型,通过计算调整决定系数和均方根误差,选出最优估测模型,从而解决光谱饱和导致开花后期估测不准确的问题,技术路线如图2所示。

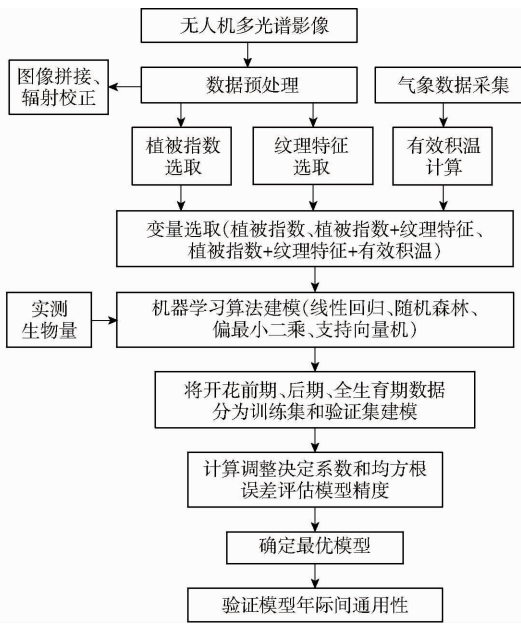


图2 技术路线

Fig. 2 Technical roadmap

2 结果与分析

2.1 水稻地上干生物量地面测量值分布

为更好地展示不同灌溉模式下大田水稻生物量变化,将各个处理生物量绘制成箱线图,如图3所示。2023年各个处理水稻干生物量参考值范围为62.53~1770.3 g/m²,2024年各处理水稻干生物量参考值为52.83~1925.55 g/m²,2024年试验期间常规灌溉生物量均高于其他处理,灌溉量最大,其次是处理1。总体而言,在2023、2024年水稻生长季采集的地上干生物量样本分布范围较广,可以为基于无人机遥感和气象数据的水稻地上干生物量估计奠定数据基础。

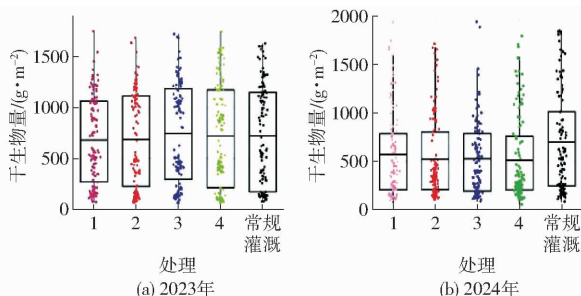


图3 干生物量参考值箱线图

Fig. 3 Boxplots of dry biomass reference values

2.2 各估计特征与水稻地上干生物量相关性分析

2.2.1 植被指数与水稻地上干生物量相关性分析

水稻不同生育期植被指数 Pearson 相关性分析,结果如图4所示。在20个植被指数中,大部分植被指数与水稻地上生物量呈正相关,ExG和GRVI与水稻地上生物量呈负相关,其中GNDVI与水稻地上生物量相关系数绝对值最大($|r| = 0.7$)。开花前期,植被指数与干生物量相关系数均大于0.7,开花后期,大多数植被指数与干生物量相关系数均为负值,全生育期植被指数相关系数稳定在0.6左右。根据相关系数排序,最终开花前期选取植被指数变量为NDRE、RNDVI、RECI、GCI、GNDVI、WDRVI、MSR、NDVI;开花后期选取植被指数变量为GRVI、GCI、NPCI、GNDVI、RECI、MSR、WDRVI、MCARI;全生育期选取植被指数变量为GNDVI、NDVI、TVI、NDRE、RNDVI、WDRVI、OSAVI、MSR。

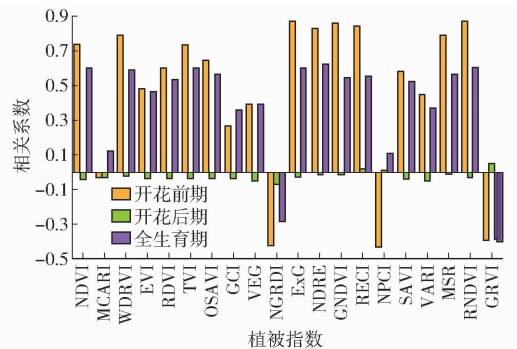


图4 2023年各植被指数与水稻地上干生物量间皮尔逊相关系数

Fig. 4 Pearson correlation coefficient between each vegetation index and rice aboveground dry biomass in 2023

2.2.2 纹理特征与水稻地上干生物量相关性分析

对水稻不同生育期纹理特征进行 Pearson 相关性分析,结果如图5所示。在40个纹理特征中,部分纹理特征与水稻地上生物量呈负相关,其中B_M与水稻地上生物量相关系数绝对值最大($|r| = 0.58$)。开花前期,大多数纹理特征与干生物量间的皮尔逊相关系数稳定在-0.6左右,开花后期,皮尔逊相关系数较小(< 0.2),全生育期大多数相关系数为负值。根据相关系数大小排序,最终开花前期选取的纹理特征变量为B_HOM、R_HOM、G_HOM、B_SE、RE_HOM、R_SE、NIR_VAR、G_SE;开花后期选取的纹理特征变量为G_M、G_VAR、RE_M、RE_VAR、B_M、B_VAR、NIR_COR、R_M;全生育期选取的纹理特征变量为NIR_M、NIR_VAR、B_HOM、R_SE、R_HOM、B_SE、G_SE、G_HOM。

2.3 水稻地上干生物量估计模型构建

为探究基于无人机多光谱植被指数、融合植被指数和纹理特征、融合植被指数和纹理特征及气象

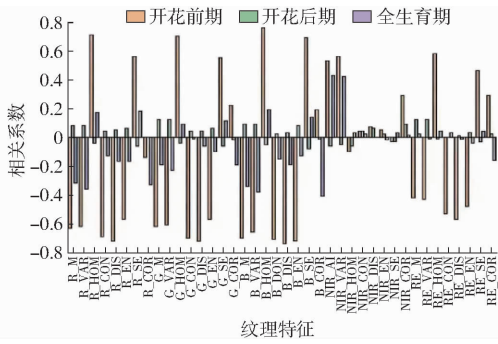


图 5 2023 年各纹理特征与干生物量间皮尔逊相关系数
Fig. 5 Pearson correlation coefficient between individual texture features and dry biomass in 2023

数据的水稻地上生物量估计性能,分别采用 SVM、RF、PLS 3 种非线性机器学习回归算法构建水稻地

上生物量估计模型,并利用多元线性回归算法为参考进行建模验证分析,调整 R^2 越接近于 1 且 RMSE 越小则说明模型估计性能越好。

2.3.1 基于植被指数的水稻地上干生物量估计

为获取基于植被指数进行水稻地上生物量估计模型精度,以选取的植被指数作为输入变量,利用 MLR、RF、PLS、SVM 算法建立水稻地上生物量估算模型,结果如表 3 所示,开花前期调整 R^2 为 0.51 ~ 0.88, RMSE 为 58.36 ~ 268.62 g/m^2 ,开花后期调整 R^2 为 0.01 ~ 0.67, RMSE 为 211.53 ~ 300.29 g/m^2 ,全生育期调整 R^2 为 0.17 ~ 0.7, RMSE 为 249.43 ~ 395.28 g/m^2 ,其中 RF 模型精度最好,各生育期调整 R^2 均较高。

表 3 基于植被指数的水稻地上干生物量估计模型验证精度

Tab. 3 Model validation accuracy of rice aboveground dry biomass estimation based on vegetation index

生育期	MLR		RF		PLS		SVM	
	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)
开花前期	0.51	100.32	0.71	268.62	0.88	58.36	0.86	60.98
开花后期	0.01	221.66	0.67	300.29	0.05	211.53	0.01	227.35
全生育期	0.17	395.28	0.70	249.43	0.53	295.09	0.46	339.97

2.3.2 基于植被指数和纹理特征的水稻地上干生物量估计

为获取基于植被指数和纹理特征进行水稻地上生物量估计模型精度,以选取的植被指数和纹理特征作为输入变量,利用 MLR、RF、PLS、SVM 算法建

立水稻地上生物量估算模型,结果如表 4 所示,开花前期调整 R^2 为 0.65 ~ 0.82, RMSE 为 68 ~ 213.79 g/m^2 ,开花后期调整 R^2 为 0.01 ~ 0.72, RMSE 为 217.39 ~ 239.81 g/m^2 ,全生育期调整 R^2 为 0.41 ~ 0.74, RMSE 为 289.46 ~ 436.48 g/m^2 ,其中 RF 模型精度

表 4 基于植被指数和纹理特征的水稻地上干生物量估计模型验证精度

Tab. 4 Model validation accuracy of rice aboveground dry biomass estimation based on vegetation index and texture characteristics

生育期	MLR		RF		PLS		SVM	
	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($g \cdot m^{-2}$)
开花前期	0.65	84.33	0.75	213.79	0.82	123.55	0.82	68.00
开花后期	0.01	220.04	0.72	239.81	0.06	229.75	0.02	217.39
全生育期	0.49	335.60	0.74	289.46	0.54	436.48	0.41	342.39

最好,各个生育期调整 R^2 均较高。

2.3.3 融合植被指数和纹理特征及气象数据的水稻地上干生物量估计

为获取基于融合植被指数和纹理特征及气象数据进行水稻地上生物量估计模型精度,以选取的植被指数和纹理特征以及计算出的有效积温作为输入变量,利用 MLR、RF、PLS、SVM 算法建立水稻地上生物量估算模型,结果如表 5 所示,开花前期调整 R^2 为 0.61 ~ 0.84, RMSE 为 84.33 ~ 176.9 g/m^2 ,开花后期调整 R^2 为 0.01 ~ 0.87, RMSE 为 162.81 ~ 220.04 g/m^2 ,全生育期调整 R^2 为 0.18 ~ 0.87,

RMSE 为 163.08 ~ 471.47 g/m^2 ,其中 RF 模型精度最好,各生育期调整 R^2 均较高。

2.4 水稻地上干生物量估计模型通用性分析

由 2.3 节可知,基于多元特征融合采用随机森林算法构建的水稻地上生物量干质量估计模型在全生育期具有较好的验证精度。为进一步验证基于随机森林回归算法在不同生长季的通用性,将 2024 年数据进行了模型年际间通用性验证分析。如图 6 所示,基于随机森林回归算法构建的水稻地上干生物量估计模型在全生育期内,验证调整 R^2 为 0.6,验证 RMSE 为 288.19 g/m^2 。

表5 基于植被指数、纹理特征和有效积温的水稻地上干生物量估计模型验证精度

Tab.5 Model validation accuracy of rice aboveground dry biomass estimation based on vegetation index, texture characteristics and effective accumulated temperature

生育期	MLR		RF		PLS		SVM	
	调整 R^2	RMSE/($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}$)	调整 R^2	RMSE/($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}$)
开花前期	0.65	84.33	0.84	176.90	0.64	100.53	0.61	103.41
开花后期	0.01	220.04	0.87	162.81	0.02	199.25	0.03	204.42
全生育期	0.49	335.6	0.87	163.08	0.18	432.98	0.19	471.47

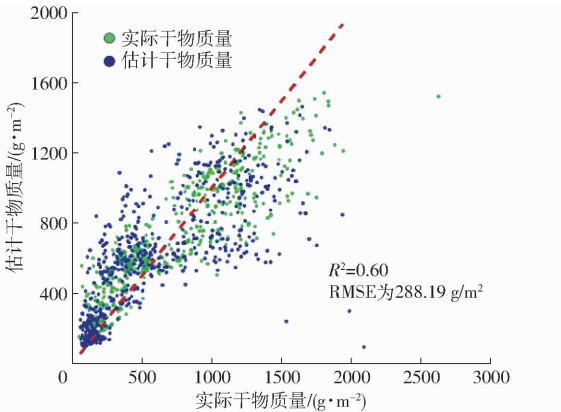


图6 随机森林模型年际间的通用性验证

Fig.6 Inter-annual generality of random forest models

3 讨论

生物量作为反映水稻生长状况的重要指标之一,可以为水稻产量估计、田间水肥管理提供信息支撑^[3]。为在大田尺度实现作物生物量的及时、精准提取,现有研究以单一遥感数据和融合多元特征估测作物地上生物量,取得了一定的研究成果。然而,仅基于单一光谱参数估测生物量时,由于作物生育后期的光谱饱和效应会导致建立的估算生物量模型难以适用于整个作物生育期。

为此,本研究首先以单一植被指数作为输入变量,无人机采集水稻图像,计算得到20个植被指数,采用皮尔逊相关系数法,计算各个植被指数与干生物量间皮尔逊相关系数,开花前期选取NDRE、RNDVI、RECI、GCI、GNDVI、WDRVI、MSR、NDVI 8个植被指数,开花后期选取GRVI、GCI、NPCI、GNDVI、RECI、MSR、WDRVI、MCARI 8个植被指数,全生育期选取GNDVI、NDVI、TVI、NDRE、RNDVI、WDRVI、OSAVI、MSR 8个植被指数,分别用多元线性算法、随机森林算法、偏最小二乘和支持向量机算法构建水稻地上生物量估算模型,其中随机森林建立的模型估测精度最高,在开花前期,开花后期,全生育期 R^2 分别为0.71、0.67、0.70, RMSE 分别为268.62、300.29、249.43 g/m^2 ,上述研究结果与刘涛等^[16]收集花生高光谱影像估测生物量的研究结果一致。然而LEE等^[19]选择植被指数作为输入变

量,结合机器学习算法,对冬小麦生物量进行了评估,模型 R^2 大于0.7,董泽宇等^[20]选取植被指数作为输入变量,利用随机森林等算法建立油菜生物量估算模型,模型 R^2 达到0.61,SESAY等^[29]选取植被指数建立藜麦生物量估计模型,模型 R^2 达到0.88。可能是选取的植被指数与水稻干生物量间相关性的差异导致模型决定系数间差异。

其次,本研究分析了植被指数与纹理特征结合对生物量估测模型精度的影响,计算得到纹理特征,使用皮尔逊相关系数法,计算出纹理特征与水稻地上干生物量相关系数,选取相关性较高的8个纹理特征与植被指数共同作为输入变量,开花前期选取B_HOM、R_HOM、G_HOM、B_SE、RE_HOM、R_SE、NIR_VAR、G_SE 8个纹理特征,开花后期选取G_M、G_VAR、RE_M、RE_VAR、B_M、B_VAR、NIR_COR、R_M 8个纹理特征,全生育期选取NIR_M、NIR_VAR、B_HOM、R_SE、R_HOM、B_SE、G_SE、G_HOM 8个纹理特征,采用4种机器学习算法建立水稻地上生物量估算模型,其中随机森林建立的模型精度最高, R^2 分别为0.75、0.72、0.74, RMSE 分别为213.79、239.81、289.46 g/m^2 ,结果与LU等^[28]提高了小麦地上生物量估测准确性并使用随机森林算法获得了 R^2 为0.78的最佳准确度结论一致,然而,张庆等^[23]利用偏最小二乘算法建立大豆生物量估算模型 R^2 在0.85以上,陈龙跃等^[24]建立花生生物量估测模型, R^2 为0.6,DA等^[30]建立的模型 R^2 为0.72,SHI等^[31]建立的水稻地上生物量估计模型 R^2 达到0.89。不同作物群体及纹理特征提取的差异可能是造成融合植被指数及纹理特征建立估算生物量模型精度不同的原因。

最后,本研究计算出各生育期有效积温,与植被指数和纹理特征共同作为输入变量,建立生物量估测模型,其中随机森林算法建立的估测模型精度最高,开花前期、开花后期和全生育期 R^2 分别为0.84、0.87、0.87, RMSE 分别为176.9、162.81、163.08 g/m^2 ,相较单一植被指数建立模型和植被指数与纹理特征结合建立模型^[32]的精度有显著提升,表明融合无人机遥感和气象数据对水稻生物量的估测更具有准确

性。LIU 等^[22]选取相关性较高的植被指数与纹理特征和株高共同作为特征输入,估测马铃薯地上生物量,利用机器学习算法建立的模型 R^2 为 0.62。本研究建立的模型 R^2 相较 LIU 等^[22]的研究提升 0.25。

综上所述,针对提高估测水稻地上生物量模型精度这一应用场景,本研究融合无人机数据及气象数据建立生物量估测模型,可提高估测生物量的模型精度,并能够在年际间通用,为智慧农业背景下田间精准管理提供方法及信息支撑。

4 结论

(1)利用多元线性回归、随机森林、偏最小二乘和支持向量机 4 种机器学习算法,基于植被指数建立估测水稻地上干生物量模型中,随机森林算法建立的模型估测效果最好(开花前期:调整 $R^2 = 0.71$, RMSE 为 268.62 g/m²,开花后期:调整 $R^2 = 0.67$, RMSE 为 300.29 g/m²,全生育期:调整 $R^2 = 0.7$, RMSE 为 249.43 g/m²)。

(2)基于植被指数和纹理特征建立估测水稻地

上干生物量模型中,随机森林算法建立的模型估测效果最好(开花前期:调整 $R^2 = 0.75$, RMSE 为 213.79 g/m²,开花后期:调整 $R^2 = 0.72$, RMSE 为 239.81 g/m²,全生育期:调整 $R^2 = 0.74$, RMSE 为 289.46 g/m²)。

(3)基于多元特征融合(植被指数+纹理特征+有效积温)建立估测水稻地上干生物量模型中,同样随机森林算法建立的模型估测效果最好(开花前期:调整 $R^2 = 0.84$, RMSE 为 176.9 g/m²,开花后期:调整 $R^2 = 0.87$, RMSE 为 162.81 g/m²,全生育期:调整 $R^2 = 0.87$, RMSE 为 163.08 g/m²)。

(4)将植被指数、纹理特征和有效积温作为输入变量融入水稻地上干生物量估测模型,解决由于单一指标估测引起的精确度不高问题,提高模型估测能力,此外,以不同灌溉水平下水稻为研究对象,实现其全生育期及跨生长季的精准有效估计,将 2024 年数据进行模型年际间通用性验证分析,构建的随机森林回归模型调整 R^2 为 0.6, RMSE 为 288.19 g/m²。能够更加精准地获取水稻地上干生物量,为在现实中的应用提供技术手段。

参 考 文 献

- [1] 邢航,黄旭楠,杨秀丽,等.水稻谷粒考种参数自动提取装置及试验[J].华南农业大学学报,2023,44(6):968-977. XING Hang, HUANG Xu'nan, YANG Xiuli, et al. Automatic extraction device and experiment of rice seed investigation parameters[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(6): 968-977. (in Chinese)
- [2] 陈静,唐振闯,程广燕.我国稻谷口粮消费特征及其趋势预测[J].中国农业资源与区划,2020,41(4):108-116. CHEN Jing, TANG Zhenchuan, CHENG Guangyan. Characteristics and trend prediction of rice ration consumption in China[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2020, 41(4): 108-116. (in Chinese)
- [3] 彭如梦,朱安,张思洁,等.节水灌溉方式对水稻产量和稻田土壤性状的影响综述[J].江苏农业科学,2018,46(23):31-35. PENG Rumeng, ZHU An, ZHANG Sijie, et al. Summary of the effects of water-saving irrigation methods on rice yield and soil traits in rice fields[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018, 46(23): 31-35. (in Chinese)
- [4] 蒋琦.基于无人机遥感影像的水稻生物量估测研究[D].武汉:武汉大学,2021. JIANG Qi. Remote estimation of above ground biomass with unmanned aerial vehicle data[D]. Wuhan: Wuhan University, 2021. (in Chinese)
- [5] 刘杨,黄珏,孙乾,等.利用无人机数码影像估算马铃薯地上生物量[J].遥感学报,2021,25(9):2004-2014. LIU Yang, HUANG Jue, SUN Qian, et al. Estimation of plant height and above ground biomass of potato based on UAV digital image[J]. Nation Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(9): 2004-2014. (in Chinese)
- [6] 杨福芹,杨佳琪,陈旭阳,等.基于无人机数码影像的冬小麦生物量估算[J].河南工程学院学报(自然科学版),2022,34(4):57-62. YANG Fuqin, YANG Jiaqi, CHEN Xuyang, et al. Estimation of winter wheat biomass based on UAV digital image[J]. Journal of Henan University of Engineering(Natural Science Edition), 2022, 34(4): 57-62. (in Chinese)
- [7] 杨野,杨德昌,孙红,等.基于无人机多光谱遥感和机器学习算法的南疆棉花生物量估算[J].江苏农业科学,2023,51(15):179-187.
- [8] 舒时富,李艳大,曹中盛,等.基于无人机图像的水稻地上部生物量估算[J].福建农业学报,2022,37(7):824-832. SHU Shifu, LI Yanda, CAO Zhongsheng, et al. Estimation of aboveground rice biomass by unmaned aerial vehicle imaging[J]. Fujian Journal of Agricultural Sciences, 2022, 37(7): 824-832. (in Chinese)
- [9] 李海同,陈旭,王刚,等.基于图像特征和随机森林的油菜生物量估算[J].中国农机化学报,2021,42(12):155-161. LI Haitong, CHEN Xu, WANG Gang, et al. Estimation of rapeseed biomass based on image features and random forest[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(12): 155-161. (in Chinese)
- [10] 师小雨,鄢继选,黄芳,等.兰州市玉米生长状况无人机遥感动态监测[J].农业技术与装备,2022(9):58-60. SHI Xiaoyu, YAN Jixuan, HUANG Fang, et al. UAV remote sensing dynamic monitoring of maize growth in Lanzhou City[J]. Agricultural Technology & Equipment, 2022(9): 58-60. (in Chinese)
- [11] 王帝,孙榕,苏勇,等.基于无人机多光谱影像的水稻生物量估测[J].农业工程学报,2024,40(17):161-170. WANG Di, SUN Rong, SU Yong, et al. Rice biomass estimation based on multispectral imaging from unmanned aerial vehicles

- [J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(17): 161–170. (in Chinese)
- [12] LAJURKAR R M, BARVE N A, WAGHMARE J S, et al. Applications of drone for crop disease detection and monitoring: a review[J]. Asian Research Journal of Agriculture, 2025, 18(1): 15–25.
- [13] GOSWAMI A, PHONGLO P, MEDHI M, et al. Drone-based sensing and imaging for fruit crop monitoring: a review[J]. Archives of Current Research International, 2024, 24(12): 325–332.
- [14] HALIP M R, CHEYA N N, ROSLE R, et al. Enhancing rice crop monitoring through UAV imagery and GIS analysis[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2024, 1412(1): 012014.
- [15] 张朝冉, 彭漪, 杨凯丽, 等. 基于光合有效吸收的水稻穗生物量遥感估测[J]. 河南农业科学, 2024, 53(6): 154–161.
ZHANG Chaoran, PENG Yi, YANG Kaili, et al. Estimation of rice panicle biomass by remotely sensed photosynthetically active absorption[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2024, 53(6): 154–161. (in Chinese)
- [16] 刘涛, 刘望, 杨泰源, 等. 基于无人机高光谱影像和机器学习算法的花生生物量估算方法研究[J]. 中国农业大学学报, 2025, 30(3): 206–217.
LIU Tao, LIU Wang, YANG Fengyuan, et al. Research on estimating peanut biomass using UAV hyperspectral imaging and machine learning algorithm[J]. Journal of China Agricultural University, 2025, 30(3): 206–217. (in Chinese)
- [17] 李贵鑫, 安东, 于应文, 等. 基于无人机多光谱与纹理特征的饲用大豆地上生物量估算研究[J]. 草地学报, 2024, 32(10): 3262–3271.
LI Guixin, AN Dong, YU Yingwen, et al. Estimation of above-ground biomass of forage soybean based on UAV multispectral and texture features[J]. Acta Agrestia Sinica, 2024, 32(10): 3262–3271. (in Chinese)
- [18] 郭燕, 贺佳, 曾凯, 等. 基于无人机数字表面模型的冬小麦生物量估算模型构建及迁移能力分析[J]. 干旱区资源与环境, 2024, 38(9): 97–105.
GUO Yan, HE Jia, ZENG Kai, et al. Construction of biomass estimation model of winter wheat based on UAV digital surface model[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2024, 38(9): 97–105. (in Chinese)
- [19] LEE K, AN Y H, HONG Y S, et al. Estimation of winter wheat nitrogen content, biomass and yield using UAV images in South Korea[J]. 한국토양비료학회지, 2020, 53(4): 589–599.
- [20] 董泽宇, 吕双庆, 魏宇翔, 等. 基于无人机多光谱遥感的油菜地上部生物量估算[J]. 南方农业, 2024, 18(13): 172–177.
- [21] 白宇飞, 尹航, 杨海波, 等. 无人机多光谱和 RGB 影像融合的首蓿产量估测[J]. 草业学报, 2024, 33(12): 45–58.
BAI Yufei, YIN Hang, YANG Haibo, et al. Estimation of alfalfa yields on the basis of unmanned aerial vehicle multi-spectral and red-green-blue images[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2024, 33(12): 45–58. (in Chinese)
- [22] LIU Yang, FU Haikuan, YANG Jibo, et al. Estimating potato above-ground biomass by using integrated unmanned aerial system-based optical, structural, and textural canopy measurements[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 98–101
- [23] 张庆, 李金阳, 石文强, 等. 基于无人机光谱图像多数据融合的大豆地上生物量估测研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(1): 151–156, 163.
ZHANG Qing, LI Jinyang, SHI Wenqiang, et al. Study on estimation of soybean aboveground biomass based on multi data fusion of unmanned aerial vehicle spectral images[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(1): 151–156, 163. (in Chinese)
- [24] 陈龙跃, 段丹丹. 利用无人机多光谱监测大田花生长势[J]. 农业与技术, 2025, 45(1): 21–25.
CHEN Longyue, DUAN Dandan. Monitoring of peanut growth in the field by UAV[J]. Agriculture & Technology, 2025, 45(1): 21–25. (in Chinese)
- [25] JIANG Q, FANG S, PENG Y, et al. UAV-based biomass estimation for rice-combining spectral, TIN-based structural and meteorological features. [J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 890.
- [26] 张敏, 刘涛, 孙成明. 基于无人机高光谱数据的小麦生物量估测[J]. 安徽农业科学, 2023, 51(17): 182–186, 189.
ZHANG Min, LIU Tao, SUN Chengming. Wheat biomass estimation based on UAV hyperspectral data[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2023, 51(17): 182–186, 189. (in Chinese)
- [27] 苏孟园, 吴涵, 何柯欣, 等. 基于无人机数据的滨海湿地互花米草 (*Spartina alterniflora*) 地上生物量反演研究[J]. 生态与农村环境学报, 2023, 39(10): 1288–1296.
SU Mengyuan, WU Han, HE Kexin, et al. Study on above-ground biomass inversion of *Spartina alterniflora* in coastal wetland based on UAV data[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2023, 39(10): 1288–1296. (in Chinese)
- [28] LU N, ZHOU J, HAN Z, et al. Improved estimation of aboveground biomass in wheat from RGB imagery and point cloud data acquired with a low-cost unmanned aerial vehicle system[J]. Plant Methods, 2019, 15(1): 1–16.
- [29] SESAY S, YAMAGUCHI T, KUSHINO S, et al. Fusion of UAV-based 3D mesh and spectral features improves quinoa biomass and LAI estimation across genotypic and temporal variations[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 10(1): 108–118.
- [30] DA H, LI Y, XU L, et al. Advancing soybean biomass estimation through multi-source UAV data fusion and machine learning algorithms[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 10(2): 178–188.
- [31] SHI J, YANG K, YUAN N, et al. UAV-based rice aboveground biomass estimation using a random forest model with multi-organ feature selection[J]. European Journal of Agronomy, 2025, 164(4): 164–169.
- [32] 邵国敏, 韩文霆, 周蓓蓓, 等. 基于无人机多源遥感与气象参数的大田玉米地上生物量估算研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(12): 436–449.
SHAO Guomin, HAN Wenting, ZHOU Beibei, et al. Estimation of aboveground biomass of maize based on multi-source remote sensing and meteorological parameters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(12): 436–449. (in Chinese)