

网络出版时间:2025-09-24

网络出版地址:https://link.cnki.net/urlid/61.1359.s.20250923.1414.016

基于多光谱无人机的的大田冬小麦地上生物量估算

叶昊天^{1,2,3}, 田宏伟^{1,2,3}, 魏庆伟^{3,4}, 李梦夏^{1,2}, 褚荣浩^{1,2}

(1. 中国气象局河南省农业气象保障与应用技术重点开放实验室, 河南郑州 450003; 2. 河南省气象科学研究所, 河南郑州 450003;

3. 安阳国家气候观象台, 河南安阳 455000; 4. 鹤壁市气象局, 河南鹤壁 458000)

摘要:为解决现有小麦生物量估算模型在大田环境下泛化性不足以及分生育时期建模导致应用断层的问题,以河南省拔节期至灌浆期的大田冬小麦为研究对象,利用多光谱无人机获取数据,建立包含10个波段反射率、15种植被指数、8种纹理信息以及量化编码生育时期(拔节期=1,孕穗期=2,灌浆期=3)的34维特征集,通过相关性分析(按相关系数绝对值排序)筛选特征,再基于线性回归(Linear)、随机森林(RF)、LightGBM和K近邻回归(KNN)四种机器学习算法,构建跨生育时期小麦地上部生物量(above-ground biomass, AGB)估算统一模型,并通过逐步增加输入特征数量优化模型参数。结果表明,量化的生育时期与AGB相关性最高(相关系数为0.80),近红外波段和红边740 nm波段是关键光谱特征(与AGB相关系数分别为0.48和0.44)。随机森林(RF)模型在输入18个特征(生育时期+2个波段反射率+8个植被指数+7个纹理信息)时精度最高,测试集决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和归一化均方根误差(nRMSE)分别为0.87、291.2 g·m⁻²和12.8%。由此说明,基于无人机多光谱数据和大田样本可以构建冬小麦AGB跨生育时期的统一估算模型,且能显著提升模型在大田实际生产环境中的泛化能力,有效解决生育时期过渡阶段的应用难题。

关键词: 大田冬小麦;地上生物量;无人机;多光谱影像;机器学习

中图分类号:S512.1;S314

文献标识码:A

文章编号:1009-1041(2026)04-0541-09

Estimation of Above-Ground Biomass of Field-Grown Winter Wheat Based on Multi-Spectral UAV

YE Haotian^{1,2,3}, TIAN Hongwei^{1,2,3}, WEI Qingwei^{3,4}, LI Mengxia^{1,2}, CHU Ronghao^{1,2}

(1. CMA Henan Key Laboratory of Agrometeorological Support and Applied Technique, Zhengzhou, Henan 450003, China;

2. Henan Institute of Meteorological Sciences, Zhengzhou, Henan 450003, China; 3. Anyang National Climate Observatory,

Anyang, Henan 455000, China; 4. Hebi Meteorological Bureau, Hebi, Henan 458000, China)

Abstract: To address the limitations of existing wheat biomass estimation models, such as insufficient generalizability in field environments and discontinuity in application due to growth-stage-specific modeling, this study focused on winter wheat from the jointing to filling stages in Henan Province. Multi-spectral UAV data were used to construct a 34-dimensional feature set, including reflectance from 10 spectral bands, 15 vegetation indices, 8 texture features, and quantified growth stages (jointing=1, booting=2, filling=3). Features were selected through correlation analysis (ranked by absolute correlation coefficient values), and four machine learning algorithms—Linear Regression (LR), Random Forest (RF), LightGBM, and K-Nearest Neighbors Regression (KNN)—were employed to develop a unified model for estimating above-ground biomass (AGB) across multiple growth stages.

收稿日期:2025-06-11

修回日期:2025-07-08

基金项目: 安阳国家气候观象台开放研究基金项目;鹤壁市农业气象与遥感重点实验室开放研究基金项目 (AYNCOF202303, AYNCOF202510);河南省科技研发计划联合基金项目 (232103810089);中国气象局·河南省农业气象保障与应用技术重点开放实验室项目 (AMF202303, AMF202404)

第一作者 E-mail: 624864475@qq.com (叶昊天)

通讯作者 E-mail: thwenigma@163.com (田宏伟)

Model parameters were optimized by progressively increasing the number of input features. The results showed that the quantified growth stage had the highest correlation with AGB (correlation coefficient of 0.80), while the near-infrared band and the red-edge 740 nm band were identified as critical spectral features (with correlation coefficients of 0.48 and 0.44, respectively). The Random Forest (RF) model achieved the highest accuracy with 18 input features (growth stage + 2 band reflectance values + 8 vegetation indices + 7 texture features), with a coefficient of determination (R^2) of 0.87, a root mean square error (RMSE) of $291.2 \text{ g} \cdot \text{m}^{-2}$, and a normalized root mean square error (nRMSE) of 12.8% on the test set. These findings demonstrate that a unified model for estimating AGB in winter wheat across multiple growth stages can be constructed using multi-spectral UAV data and field samples. This approach significantly enhances the model's generalizability in practical field production environments and effectively addresses application challenges during transitional growth stages.

Keywords: Field-grown winter wheat; Above-ground biomass; UAV; Multi-spectral; Machine learning

小麦是中国粮食作物之一,其产量高低与国家粮食安全密切相关。对小麦生长状态进行定时、定量的监测评估,可为田间管理提供科学依据,并为小麦高产稳产提供技术支撑。地上部生物量 (above-ground biomass, AGB) 是表征小麦生长状态的重要参数之一,其准确估测对于小麦长势监测以及田间管理措施的制定具有重要辅助作用^[1-3]。作物 AGB 的传统调查取样估测耗时耗力,且估测范围小,难以满足大面积作物准确及时的估测需求。

遥感技术的快速发展为大范围作物生物量估测提供了新的方法。遥感生物量估算模型大致可分为统计模型、同化遥感数据的作物生长模型、光能利用率模型等^[4-6]。星载传感器可以快速提供大范围的监测数据,但受天气影响较大,且卫星时间分辨率和空间分辨率难以兼顾。近年来无人机遥感凭借其灵活机动、时空分辨率高的优势,在农情监测中的应用越来越广泛。利用无人机搭载数码相机、多光谱或高光谱传感器估算作物 AGB 的研究已广泛开展^[7-8],覆盖了多种农作物。例如,数码相机数据成功应用于马铃薯^[9]和冬小麦^[10]的 AGB 估算;多光谱数据用于构建玉米 AGB 估算模型^[11],以及通过计算多种植被指数 (如筛选 6 种指数) 估算冬小麦 AGB^[12];刘杨等^[13]探索了高光谱数据在马铃薯 AGB 估算中的应用。当前估算 AGB 常用的研究方法包括多元线性回归、偏最小二乘回归、随机森林、支持向量机、反向神经网络、人工神经网络等多种方法^[10,14-15]。在遥感特征的选择上基于光谱数据衍生的植被指数 (VIs) 是最常用的输入变量^[12,14-15]。

除光谱指数外,有研究引入了由数字表面模型 (DSM) 或点云数据计算的株高、纹理信息等结构或形态信息作为补充特征,结果表明,耦合纹理信息可以有效地提高冬小麦生物量估算的精度^[16-18]。还有研究针对 AGB 开展了精细化建模,如分作物品种^[11]、分生长阶段^[13]等。针对 AGB 的实时、精准估算,前人研究已形成了“无人机平台+多源传感器 (可见光/多光谱/高光谱)+多元特征 (光谱 VIs 为主,株高/纹理为辅)+机器学习模型”的技术路线,并呈现出精细化和特征多元化融合的趋势。

然而,前人研究中尚存如下问题:(1) 模型泛化性、普适性不足,现有模型多基于小范围试验田数据构建,其在真实大田生产环境中的适用性需进一步验证;(2) 分生育时期建模存在应用障碍,作物光谱和结构特征随生育时期动态变化,离散的分阶段模型在生育过渡阶段难以适用,导致模型调用困难及误差增大,降低了其实际应用价值。本研究针对问题(1),选取河南省生产大田冬小麦为研究对象,数据本身包含真实环境变异,规避了“试验田一大田”的迁移问题,采用多田块采样策略,覆盖不同土壤类型、管理水平的田块,采样点分布于两个生态条件不同的县域,以期提升模型对空间异质性的适应能力;针对问题(2),选择拔节期、孕穗期和灌浆期三个关键生育时期 (代表性强,生物量积累差异显著),混合多个生育时期数据训练,构建跨生育时期统一模型,将量化编码的生育时期作为关键分类特征输入模型,为模型理解数据动态变化提供明确信息。本研究采用多光谱无人机获取大田冬小麦关键生育时期数据,同

步地面采样获得 AGB 数据,通过融合生育时期、波段反射率、植被指数、纹理信息建立特征集,利用相关性分析筛选输入特征,再基于多种机器学习模型(线性模型、树模型、邻域模型等)反演 AGB,依据统计参数确定最优模型,以期构建泛化性、普适性强的大田冬小麦 AGB 估算模型,为冬小麦精准农业管理提供可靠的科学依据与数据支撑。

1 材料与方法

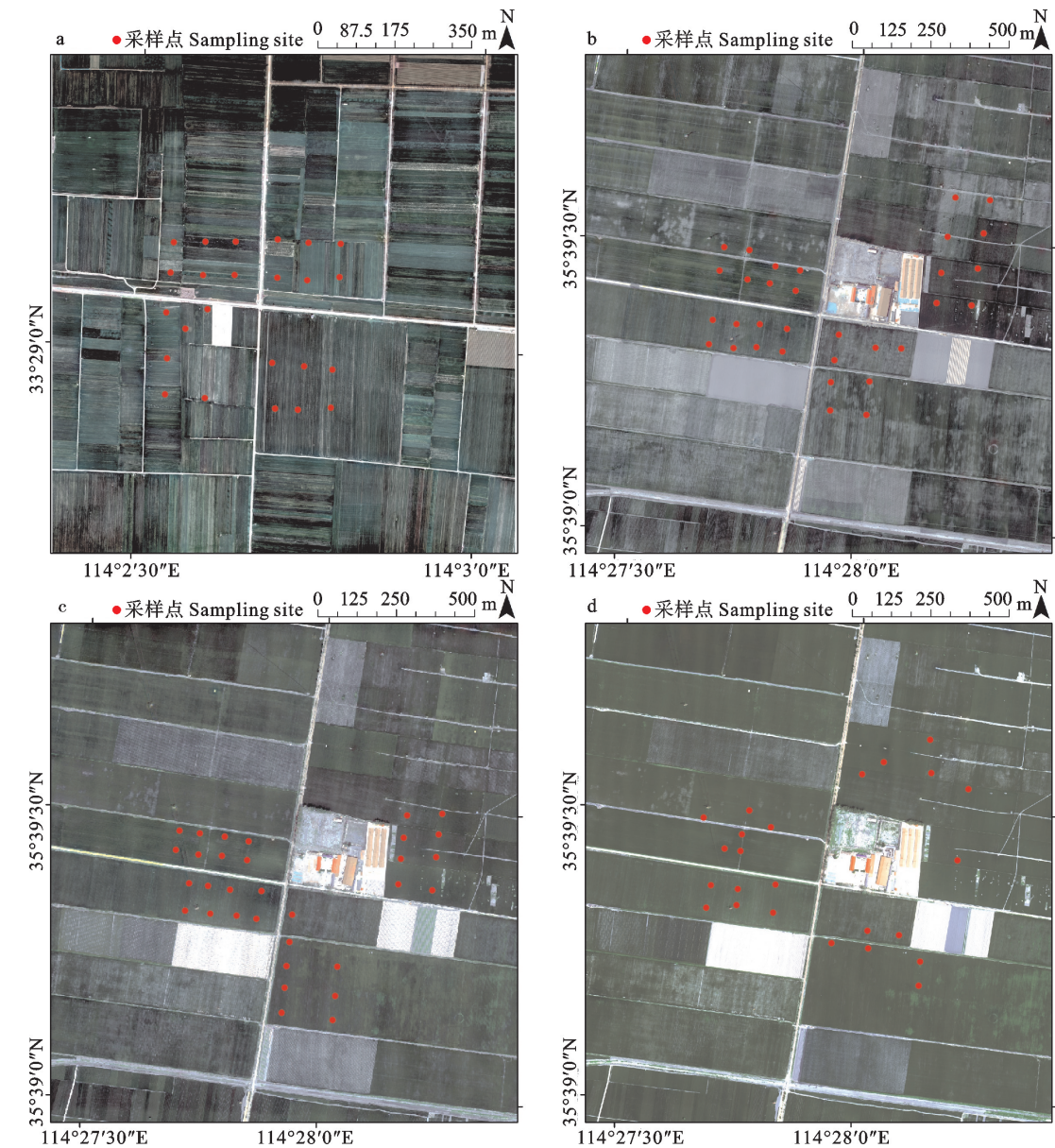
1.1 试验设计

分别于 2023 年 3 月 14 日(拔节期)、3 月 27 日(孕穗期)、4 月 26 日(开花期)和 5 月 12 日(灌

浆期)采集冬小麦大田数据,其中 3 月 14 日在驻马店西平县开展,其余时间均在河南省鹤壁市浚县进行(图 1)。两县冬小麦均以半冬性品种为主,其中西平县主要种植西农 979 等品种,茎数密度约 $2\,093\text{ 茎}\cdot\text{m}^{-2}$;浚县主要种植周麦系列品种,种植密度约 $1\,897\text{ 茎}\cdot\text{m}^{-2}$ 。无人机飞行作业区范围为 $1.5\text{ km}\times 1.5\text{ km}$,作业区内分布有少量的建筑、田间道路、沿路绿化树木等。

1.2 无人机飞行试验及数据预处理

无人机飞行平台选用大疆经纬 M300RTK,机载多光谱相机选用美国 MicaSenseRedEdge MX Duel,相机共有 10 个波段,各波段中心波长



a: 3 月 14 日; b: 3 月 27 日; c: 4 月 26 日; d: 5 月 12 日。
a: March 14; b: March 27; c: April 26; d: May 12.

图 1 试验区及地面采样点设置
Fig. 1 Study area and ground sampling sites

及带宽见表 1。飞行观测采用航线任务规划飞行,飞行高度为 110 m,地面分辨率为 10 cm,飞行速度为 $6\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,航向重叠率与旁向重叠率均为 80%。飞行任务完成后,采用 MicaSense 提供的开源 python 数据处理包进行辐射校正、点云计算、正射校正和影像拼接处理,得到飞行作业区多光谱图像。

1.3 冬小麦地上生物量(AGB)的测定

冬小麦 AGB 采样测定在飞行任务结束后进行。在飞行作业区内以十字交叉的两条道路将作业区划分为 4 个象限,每个象限内布设地面生物量取样点 6~8 个,各取样点间隔 100 m 以上,同时距离道路在 20 m 以上,作业区地理位置及采样点布设见图 1。采样首先调查 1 m 内有效茎数,选定行中间部位用剪刀齐地在中间位置连续剪下 10 茎,同时记录取样点经纬度并以该行为中心,向两边各延伸 5 行共 11 行,测量 11 行行距。取样清除附着物后称鲜重,放入信封中,105 ℃杀青 30 min,再 80 ℃烘干至恒重,测定样品干重,并结合 1 m 有效茎数和 11 行行距计算得到每平方米 AGB(表 2)。

1.4 特征变量的选择

选取无人机多光谱相机 10 个波段反射率、

15 种植被指数(表 3)以及基于灰色共生矩阵理论提取的 8 个纹理信息作为备选特征^[19]。此外,在备选特征中增加了生育时期量化编码即将拔节期、孕穗期和灌浆期分别用 1、2 和 3 表示。以冬小麦 AGB 为因变量,以各特征为自变量,分别计算相关系数和 *P* 值,为特征变量的筛选提供参考^[20]。

由于 AGB 由所采集的植株质量和每平方米茎数换算而来,且无人机影像地面分辨率为 10 cm,以采样点所在像元为中心,取 10×10 像元为感兴趣区,分别提取感兴趣区 10 个像元反射率平均值作为各取样点的波段反射率。

纹理信息是遥感影像分析中用于量化地表物体空间结构特征(如粗糙度、规则性)的指标,通过计算分析像元间灰度值的变化规律来反映地物的纹理特性。其提取方法主要有灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、自回归纹理模型、小波变换等。灰度共生矩阵的统计方法是 20 世纪 70 年代初在假定图像中各像素间的空间分布关系包含了图像纹理信息的前提下,提出的具有广泛适用的纹理分析方法。本研究所选取的备选纹理信息包括二阶距、熵、方差、对比度、相异性、同质性、相关性、均值等 8 种^[24-25]。

表 1 多光谱相机波段设置
Table 1 Band setting of multispectral camera

波段 Band	波长 Wavelength/nm	波段 Band	波长范围 Wavelength/nm
蓝 BLUE	475±16.0	蓝-444 BLUE-444	444±14.0
绿 GREEN	560±13.5	绿-530 GREEN-530	531±7.0
红 RED	668±7.0	红-650 RED-650	650±8.0
近红外 NIR	842±28.5	红边-705 RED_EDGE-705	705±5.0
红边 RED_EDGE	717±6.0	红边-740 RED_EDGE-740	740±9.0

表 2 地上生物量采样信息表
Table 2 Above-ground biomass sampling information

日期(月-日) Date(month-day)	地点 Location	生育时期 Growth stage	样本数 Samples	地上生物量 AGB/($\text{g}\cdot\text{m}^{-2}$)		
				平均值 Average	最小值 Min.	最大值 Max.
3-14	西平县 Xiping	拔节期 Jointing	24	358.1	112.6	641.1
3-27	浚县 Xunxian	拔节期 Jointing	32	267.8	72.4	617.6
4-26	浚县 Xunxian	孕穗期 Booting	32	989.1	489.9	1 730.3
5-12	浚县 Xunxian	灌浆期 Filling	24	1 483.7	824.7	2 482.0
总和 Total			112	753.8	72.4	2 482.0

表 3 本研究选用的植被指数
Table 3 Vegetation indices used in this study

植被指数 Vegetation index	计算公式 Computational formula	参考文献 Reference
差值环境植被指数 DVI	NIR-RED	[14]
增强植被指数 EVI	$2.5 \times (\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + 6.0 \times \text{RED} - 7.5 \times \text{BLUE} + 1)$	[13]
绿通道植被指数 GNDVI	$(\text{NIR} - \text{GREEN}) / (\text{NIR} + \text{GREEN})$	[14]
改进归一化植被指数 MNLI	$[(\text{NIR}^2 - \text{RED})(1 + 0.5)] / (\text{NIR}^2 + \text{RED} + 0.5)$	[21]
土壤调整植被指数 MSAVI	$0.5 \times \{2 \times \text{NIR} + 1 - [(2 \times \text{NIR} + 1)^2 - 8 \times (\text{NIR} - \text{RED})]^{0.5}\}$	[8]
改进红边比值植被指数 MSR	$(\text{NIR} / \text{RED} - 1) / (\text{NIR} / \text{RED})^{0.5} + 1)$	[8]
归一化植被指数 NDVI	$(\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED})$	[8]
非线性指标指数 NLI	$(\text{NIR}^2 - \text{RED}) / (\text{NIR}^2 + \text{RED})$	[22]
土壤调节植被指数 OSAVI	$(\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED} + 0.16)$	[8]
重归一化植被指数 RDVI	$(\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED})^{0.5}$	[13]
比值植被指数 RVI	NIR/RED	[14]
调整土壤亮度的植被指数 SAVI	$((\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED} + 0.5)(1 + 0.5))$	[13]
修正三角植被指数 MTVI	$1.5 \times [1.2 \times (\text{NIR} - \text{GREEN}) - 2.5 \times (\text{RED} - \text{GREEN})] / \{[(2 \times \text{NIR} + 1)^2 - (6 \times \text{NIR} - 5 \times \text{RED})^{0.5}]^{0.5} - 0.5\}$	[14]
草地叶绿素含量植被指数 GCI	NIR/GREEN-1	[14]
红边叶绿素指数 RECI	NIR/RE-1	[23]

计算公式中 RED、GREEN、BLUE、NIR 和 RE 分别代表红、绿、蓝、近红外和红边波段的反射率。
RED, GREEN, BLUE, NIR, and RE in the calculation formula represent the reflectance in the red, green, blue, near infrared, and red edge bands, respectively.

1.5 机器学习模型的构建

本研究按照算法原理选择了 4 种常用的机器学习算法进行建模^[26]。其中,线性模型中选择线性回归(linear regressor,LR)算法,树模型中选择随机森林(random forest regressor,RF)和 LightGBM 算法,邻域模型中选择 K 近邻算法(KNN)。LR 模型通过最小化预测结果与实际值的偏差来拟合直线,该模型较简单,训练速度快,模型假设输入变量与产量的关系是线性相关的;RF 模型通过构建多个决策树(通常几十到几百棵),考虑决策树每个节点上的随机特征子集来优化分割,学习方式为并行学习,提高了模型的泛化能力,适用于特征数量较多的数据集;LightGBM 模型是基于梯度提升框架的机器学习模型,与 RF 算法不同,梯度提升是顺序学习(每棵树依赖于前一棵树的结果),采用直方图算法来加速训练过程,能够处理大规模数据集,训练速度快,内存占用低;KNN 模型是一种非参数模型,它使用 X 邻域的平均值(由 K 值确定)来估计 Y,具有较大的灵活性。

1.6 模型精度评价指标

将数据集按照 4:1 的比例拆分为训练集和测试集,对测试集数据采用决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square

error,RMSE)、归一化均方根误差(normalized root mean square error, nRMSE)评价和检验模型精度。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$
$$\text{nRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{y_{\max} - y_{\min}} \times 100\%$$

式中, y_i 为实测值, $\hat{y}_i$ 为预测值, $\bar{y}_i$ 为实测值平均值, n 为样本数, $y_{\max}$ 为实测样本最大值, $y_{\min}$ 为实测样本最小值。

2 结果与分析

2.1 冬小麦地上生物量与特征变量间的相关性

对备选特征变量与冬小麦 AGB 进行相关性分析,并按照相关系数绝对值的大小进行排序(表 4)。有 20 个特征变量与 AGB 的相关性达到极显著水平($P < 0.01$),包括生育时期编码、7 种纹理信息、2 个波段反射率以及 10 个植被指数。其中,AGB 与生育时期相关性最高,达到 0.80。AGB 与 4 个纹理信息(熵、方差、对比度、相异性)呈显著负相关,可能是由于生物量增长会使植被覆盖均一化,影像纹理趋于平滑,进而导致此 4 个纹理信息降低^[27]。

表 4 冬小麦 AGB 与特征变量的相关性

Table 4 Correlation analysis results of wheat AGB and features

特征变量 Feature	相关系数 Correlation coefficient	特征变量 Feature	相关系数 Correlation coefficient	特征变量 Feature	相关系数 Correlation coefficient
生育时期 Growth stage	0.80**	MNLI	0.42**	Mean	0.17
二阶距 Second moment	0.51**	MTVI	0.41**	RED_EDGE-705	0.14
熵 Entropy	-0.51**	SAVI	0.41**	MSR	0.13
方差 Variance	-0.50**	RDVI	0.40**	GNDVI	0.13
对比度 Contrast	-0.50**	MSAVI	0.39**	BLUE	0.13
相异性 Dissimilarity	-0.50**	OSAVI	0.34**	RVI	0.11
同质性 Homogeneity	0.50**	NLI	0.27**	GREEN-531	0.10
相关性 Correlation	0.49**	RECI	0.26**	RED-650	0.05
NIR	0.48**	RED_EDGE	0.21	GCI	-0.03
DVI	0.45**	NDVI	0.19	RED	0.03
RED_EDGE-740	0.44**	GREEN	0.19		
EVI	0.43**	BLUE-444	0.18		

** : $P < 0.01$.

2.2 不同特征组合的机器学习模型精度对比

按照对所有特征变量与 AGB 的相关性系数绝对值从大到小依次添加特征,基于训练集完成参数调优后,在独立测试集上进行各类机器学习模型的性能评估,基于 R^2 考虑不同模型估算效果。LR、RF、LightGBM 和 KNN 模型在输入特征变量分别为 22、18、25 和 27 个时, R^2 均达到最大值(分别为 0.84、0.87、0.83 和 0.86),此时 4 种模型 R^2 均较高。基于测试集,利用调优后的模型对冬小麦 AGB 进行估算,4 种模型的 RMSE 分别为 296.2、291.2、319.1 和 291.6 $\text{g} \cdot \text{m}^{-2}$, nRMSE 分别为 13.1%、12.8%、14.1%和 12.8%。总体上,用 RF 模型的估算效果最好,加之输入特征变量最少,因而其对小麦 AGB 的估算效率和精度均最高。

以 18 个特征变量为输入量(生育期+2 波段反射率+8 个植被指数+7 个纹理信息),以实测大田冬小麦为响应变量,采用 RF 算法构建大田冬小麦跨生育时期 AGB 估算模型。从实测值与估算值的散点图(图 3)看,测试集拟合线斜率小于 1,说明 AGB 估算结果略低于实测值。

2.3 冬小麦 AGB 的空间分布

基于上文所述最佳 AGB 估算模型 RF 模型分别对 4 次飞行试验区域的 AGB 进行估算,结果(图 4)表明,AGB 的空间分布可视化结果与实地观测高度吻合,结合前述模型精度检验(测试集 $R^2=0.87$, nRMSE=12.8%),表明该模型能够可靠地实现田间厘米级(空间分辨率 10 cm)精细 AGB 反演。各时相 AGB 图均清晰揭示了农田 AGB 显著的空间异质性。

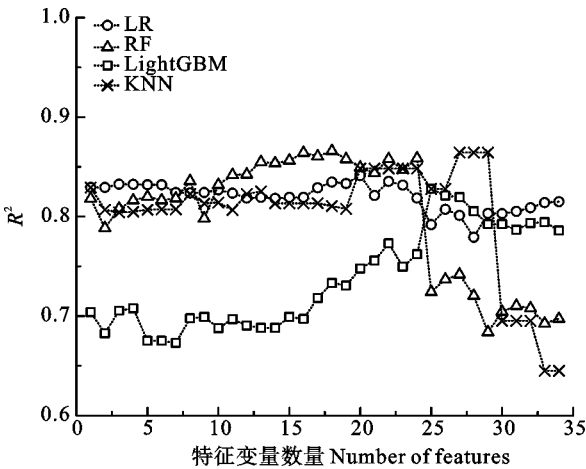


图 2 特征变量数量与各模型测试集决定系数(R^2)的关系
Fig. 2 Relationship between the number of features and the coefficient of determination (R^2) on test sets across different models

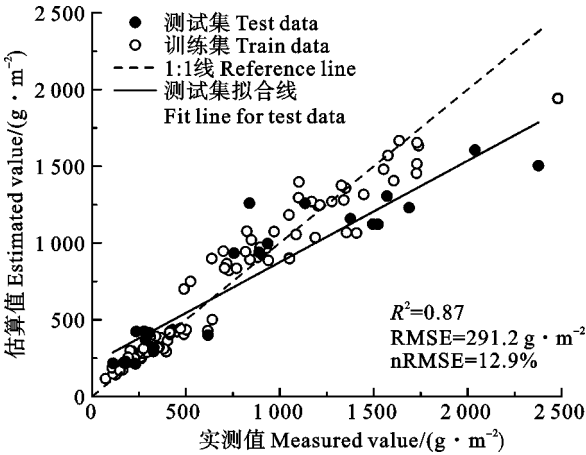


图 3 基于 RF 模型冬小麦 AGB 估算结果对比
Fig. 3 Comparison of AGB estimation results for winter wheat based on RF model

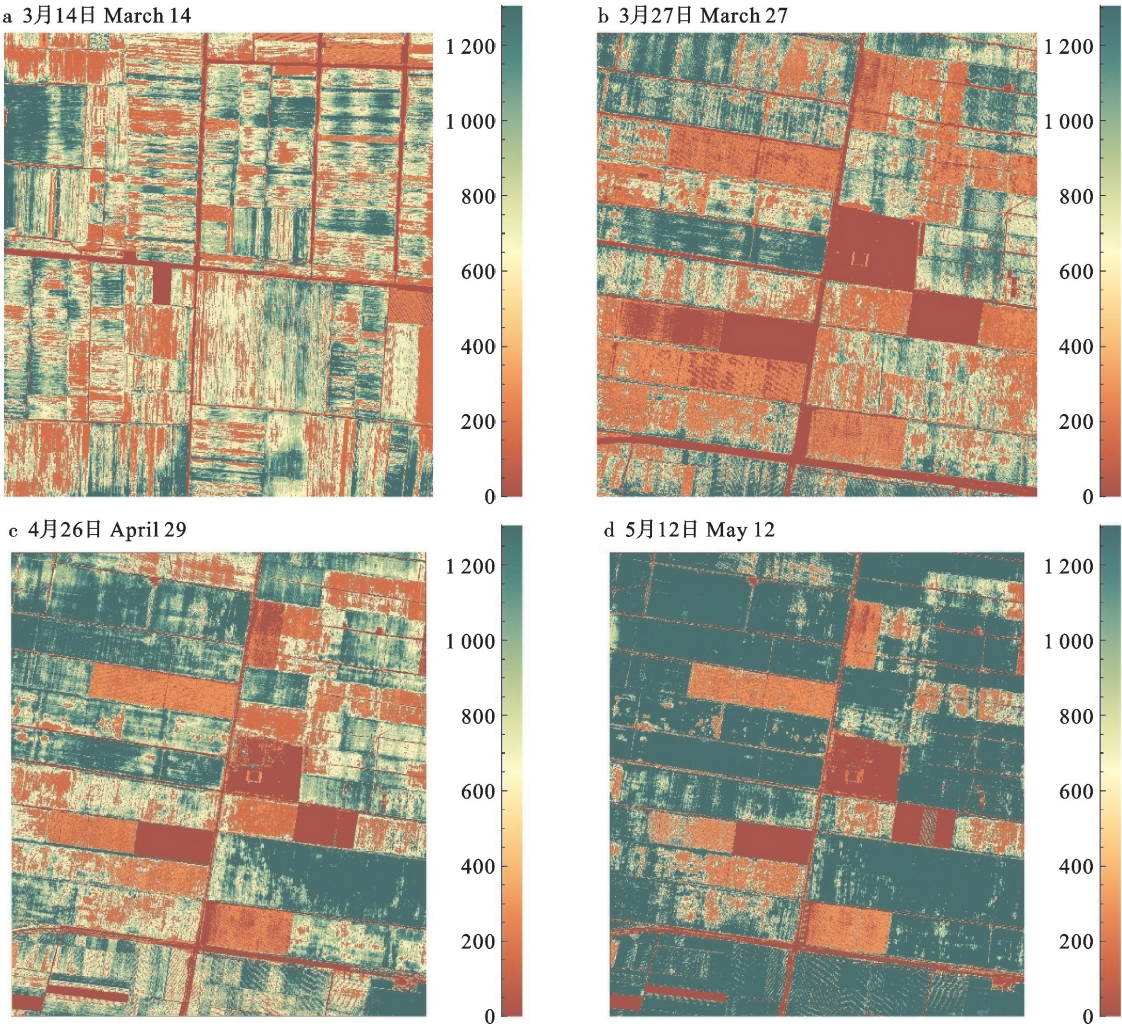


图 4 基于 RF 模型的大田冬小麦地上生物量估算结果分布(单位: $\text{g} \cdot \text{m}^{-2}$)

Fig. 4 Estimation result distribution of above-ground biomass of winter wheat in field(Unit: $\text{g} \cdot \text{m}^{-2}$)

3 讨论

3.1 无人机数据质控与优势

无人机数据易受多源误差影响。本研究采用 MicaSense RedEdge MX Dual 传感器获取多光谱数据,预处理包括辐射校正与图像拼接。为避免商业软件(如 PIX4D、DJI Terra)的兼容性问题,改用 MicaSense 开源 Python 工具包处理数据。针对 4 次跨生育时期飞行任务中可能引起的数据不一致性,采取以下质控措施:飞行均在晴空无云、光照稳定的 12:00—14:00 进行;每次飞行前拍摄校准反射率面板(CRP),确保辐射校正精度;固定操作人员提升操作一致性。地面采样点通过千寻定位系统记录,鉴于无人机影像分辨率为 10 cm,以记录点为中心提取 10×10 像元(1 m²)感兴趣区的平均波段反射率。采样后立即烘干称重测定生物量,以保障数据时效性。

本研究的数据核心优势在于其源于真实大田环境:观测覆盖河南省不同县域(西平县、浚县)的实际生产农田,包含了不同的土壤类型、农户管理实践和环境变异。这种设计显著增强了模型对田间空间异质性的适应能力,突破了传统小田块试验模型的局限性,提升了模型的泛化性^[28]。

3.2 特征变量筛选

本研究构建了包含生育时期、光谱波段、植被指数及纹理特征的多维特征集。其中,生育时期作为关键时序特征变量,将作物生理过程转化为数字信号^[29],其量化值与 AGB 呈显著相关($R=0.80$)。光谱特征在常规蓝、绿、红、近红外、红边 5 波段基础上新增 5 个波段,其中近红外波段与 AGB 相关性最高($R=0.48$)^[14],红边 740 波段次之($R=0.44$)。待筛选的植被指数共 15 种,其中 10 种基于红/近红外波段(如 NDVI),其余 5 种融合蓝、绿或红边波段(如 EVI、RECI),传统植被指

数在发育后期呈现显著饱和效应,对 AGB 的响应能力明显衰减^[26]。在纹理特征方面,引入的 8 种纹理信息中有 7 种与 AGB 高度相关,均被模型选为输入变量。本研究通过创新性融合纹理特征,有效补偿了植被指数的饱和局限,为 AGB 估算构建了更完备的特征维度^[25]。

3.3 生育期对冬小麦地上生物量估算的影响

无人机遥感为冬小麦 AGB 估算提供了高效手段,但其准确性受多种因素制约,包括作物所处的生育时期、作物参数本身的动态变化特性等^[10]。研究表明,农情参数估算模型在不同发育阶段的预测性能存在显著差异^[30-31],这主要源于作物冠层结构、叶片特性(厚度、细胞结构、色素含量)、植被覆盖度等生理和形态特征的动态演变。这种差异直接影响了模型在实际农业生产中的普适性和可靠性^[32]。当前多数研究采用分生育时期建模策略^[11,14],这种方法在实际应用中面临生育过渡阶段的数据跳跃问题。当田间作物同时表现出两个相邻生育时期的特征时,模型选择变得困难,强行应用单一模型必然引入误差,严重限制了模型在生产实践中的适用性。此外,此类模型通常基于发育高度一致的试验田数据构建,其样本代表性与真实大田的复杂性和异质性存在差距,进一步削弱了模型的泛化能力。

本研究创新性地提出并实践了跨生育时期统一建模框架,将生育时期本身作为一个明确的分类特征变量(量化编码)直接输入模型^[29]。这一策略从根本上解决了过渡期模型选择难题,模型能够根据输入的生育时期信息自动适应相应的数据模式,模型在训练时学习了各个关键生育时期(拔节、孕穗、灌浆)AGB 的变化,可以实现多个生育时期连续、稳定预测,提升了模型的普适性。在本研究构建的多维特征集(包含生育时期信息)基础上,随机森林(RF)模型表现最优,输入 18 个特征时估算精度最高(测试集 $R^2 = 0.87$, nRMSE = 12.8%)。

本研究在河南省实际生产大田(面积远大于传统试验田)开展,样本采集充分考虑了空间异质性(不同县域、田块、管理),能更好地反映实际生产条件。结果表明,采用混合多生育时期样本构建的统一估算模型在预测冬小麦 AGB 时表现出较强的适用性(最优模型 $R^2 = 0.87$)。尽管未来精度仍有提升空间(如引入更多特征或优化算法),但该策略通过整合多生育时期数据并嵌入生

育时期特征,有效克服了分阶段建模的固有局限,为无人机遥感技术在大田作物精准管理中的实际落地应用提供了切实可行的新思路。

4 结论

本研究利用 18 个特征变量构建的随机森林模型对大田冬小麦 AGB 的估算精度最高,测试集表现优异($R^2 = 0.87$, RMSE = 291.2 g · m⁻², nRMSE = 12.8%),对空间异质性适应能力强,实现了 10 cm 分辨率的大田冬小麦 AGB 估算。从模型输入特征变量看,引入生育时期量化编码解决了分阶段建模的数据跳跃问题,有助于模型的稳定性;近红外(NIR)波段与红边 740 波段对 AGB 解释力最强;10 种植被指数(如 DVI、EVI)与 AGB 显著相关;7 种纹理信息(如熵、对比度)有效表征了冠层空间异质性,对模型精度提升贡献显著。

参考文献:

- [1]付元元,王纪华,杨贵军,等.应用波段深度分析和偏最小二乘回归的冬小麦生物量高光谱估算[J].光谱学与光谱分析,2013,33(5):1315.
- FU Y Y, WANG J H, YANG G J, et al. Band depth analysis and partial least square regression based winter wheat biomass estimation using hyperspectral measurements [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(5):1315.
- [2]DU X, LI Q Z, DONG T F, et al. Winter wheat biomass estimation using high temporal and spatial resolution satellite data combined with a light use efficiency model [J]. *Geocarto International*, 2015, 30(3):258.
- [3]FENG X, LIU G, CHEN J M, et al. Net primary productivity of China's terrestrial ecosystems from a process model driven by remote sensing [J]. *Journal of Environmental Management*, 2007, 85(3):563.
- [4]MA Y P, WANG S L, ZHANG L, et al. Monitoring winter wheat growth in North China by combining a crop model and remote sensing data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(4):426.
- [5]KROSS A, MCNAIRN H, LAPEN D, et al. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 34:235.
- [6]郑阳,吴炳方,张森. Sentinel-2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. 遥感学报, 2017, 21(2):318.
- ZHENG Y, WU B F, ZHANG M. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(2):318.
- [7]MAO P, QIN L J, HAO M Y, et al. An improved approach to estimate above-ground volume and biomass of desert shrub communities based on UAV RGB images [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 125:107494.
- [8]LI B, XU X M, ZHANG L, et al. Above-ground biomass esti-

- mation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 162: 161.
- [9] 刘 杨, 冯海宽, 黄 珏, 等. 基于无人机数码影像的马铃薯生物量估算[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 181.
- LIU Y, FENG H K, HUANG J, *et al.* Estimation of potato biomass based on UAV digital images [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(23): 181.
- [10] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机数码影像的冬小麦株高和生物量估算[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 107.
- TAO H L, XU L J, FENG H K, *et al.* Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital image [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(19): 107.
- [11] 樊鸿叶, 李姚姚, 卢宪菊, 等. 基于无人机多光谱遥感的春玉米叶面积指数和地上部生物量估算模型比较研究[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(9): 112.
- FAN H Y, LI Y Y, LU X J, *et al.* Comparative analysis of LAI and above-ground biomass estimation models based on UAV multispectral remote sensing [J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2021, 23(9): 112.
- [12] 陈先冠, 冯利平, 马雪晴, 等. 不同播期和灌水条件下冬小麦生物量变化与产量模拟[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 349.
- CHEN X G, FENG L P, MA X Q, *et al.* Biomass change and yield simulation of winter wheat under different sowing dates and irrigation conditions [J]. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2021, 52(10): 349.
- [13] 刘 杨, 冯海宽, 孙 乾, 等. 基于无人机高光谱分数阶微分的马铃薯地上生物量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 202.
- LIU Y, FENG H K, SUN Q, *et al.* Estimation of potato above-ground biomass based on fractional differential of UAV hyperspectral [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(12): 202.
- [14] 王 晗, 向友珍, 李汪洋, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上部生物量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 218.
- WANG H, XIANG Y Z, LI W Y, *et al.* Estimation of winter rapeseed above-ground biomass based on UAV multi-spectral remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(8): 218.
- [15] 向友珍, 安嘉琪, 赵 笑, 等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 230.
- XIANG Y Z, AN J Q, ZHAO X, *et al.* Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(8): 230.
- [16] 刘 杨, 冯海宽, 黄 珏, 等. 基于无人机高光谱影像的马铃薯株高和地上生物量估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(2): 903.
- LIU Y, FENG H K, HUANG J, *et al.* Estimation of potato plant height and above-ground biomass based on UAV hyperspectral images [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(2): 903.
- [17] 郭 燕, 井宇航, 贺 佳, 等. 基于无人机影像多源信息的冬小麦生物量与产量估算[J]. 河南农业科学, 2023, 52(12): 149.
- GUO Y, JING Y H, HE J, *et al.* Winter wheat aboveground biomass and yield estimation based on multi-source information from UAV imagery [J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2023, 52(12): 149.
- [18] 朱永基, 陶新宇, 陈小芳, 等. 基于无人机多光谱影像植被指数与纹理特征的冬小麦地上部生物量估算[J]. 浙江农业学报, 2023, 35(12): 2966.
- ZHU Y J, TAO X Y, CHEN X F, *et al.* Estimation of above-ground biomass of winter wheat based on vegetation indexes and texture features of multispectral images captured by unmanned aerial vehicle [J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2023, 35(12): 2966.
- [19] NIU Y X, ZHANG L Y, ZHANG H H, *et al.* Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-based RGB imagery [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1261.
- [20] 丹尼尔·威尔克斯. 大气科学中的统计方法[M]. 朱玉祥, 译. 北京: 气象出版社, 2017.
- DANIEL WILKS. Statistical methods in the atmospheric sciences [M]. ZHU Y X, Translation. Beijing: Meteorological Press, 2017.
- [21] JIA X, FENG M, YANG W, *et al.* Hyperspectral estimation of above ground biomass of winter wheat based on multi-vegetation index combination [J]. *Ecology*, 2018, 37: 424.
- [22] LIU M, FENG R, JI R, *et al.* Estimation of leaf area index and above-ground biomass of spring maize based on MODIS-NDVI [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2015, 31: 80.
- [23] 蒋根根, 孙 华, 李成杰, 等. 联合 GF-6 和 Sentinel-2 红边波段的森林地上生物量反演[J]. 生态学报, 2021, 41(20): 8222.
- JIANG F G, SUN H, LI C J, *et al.* Retrieving the forest aboveground biomass by combining the red edge bands of Sentinel-2 and GF-6 [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(20): 8222.
- [24] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(5): 786.
- [25] HALL-BEYER M. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(5): 1312.
- [26] DANDRIFOSSE S, CARLIER A, DUMONT B, *et al.* Registration and fusion of close-range multimodal wheat images in field conditions [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(7): 1380.
- [27] 戴 冕, 杨天乐, 姚照胜, 等. 基于无人机图像颜色与纹理特征的小麦不同生育时期生物量估算(英文)[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(1): 71.
- DA X, YANG T L, YAO Z S, *et al.* Wheat biomass estimation in different growth stages based on color and texture features of UAV Images [J]. *Smart Agriculture Smart Agriculture*, 2022, 4(1): 71.
- [28] LOBELL D B, ASSENG S. Comparing estimates of climate change impacts from process-based and statistical crop models [J]. *Environmental Research Letters*, 2017, 12(1): 015001.
- [29] SAKAMOTO T, YOKOZAWA M, TORITANI H, *et al.* A crop phenology detection method using time-series MODIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3-4): 366.
- [30] ZHU W X, SUN Z G, YANG T, *et al.* Estimating leaf chlorophyll content of crops via optimal unmanned aerial vehicle hyperspectral data at multi-scales [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105786.
- [31] HAN S Y, ZHAO Y, CHENG J P, *et al.* Monitoring key wheat growth variables by integrating phenology and UAV multispectral imagery data into random forest model [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(15): 3723.
- [32] WANG F L, YANG M, MA L F, *et al.* Estimation of above-ground biomass of winter wheat based on consumer-grade multi-spectral UAV [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1251.