

融合光谱和点云信息的小麦地上部生物量估测

杨冠硕^{1,2}, 朱少龙^{1,2}, 杨天乐^{1,2}, 韩东伟^{1,2}, 张伟军^{1,2},

王建亮^{1,2}, 姚照胜^{1,2}, 刘涛^{1,2}, 孙成明^{1,2,3}

(1. 江苏省作物遗传生理国家重点实验室培育点, 扬州大学, 江苏扬州 225009; 2. 江苏省粮食作物现代产业技术协同创新中心, 扬州大学, 江苏扬州 225009; 3. 扬州大学智慧农业研究院, 江苏扬州 225009)

摘要:小麦地上部生物量(AGB)是衡量其生长状况的重要指标,采用无人机搭载不同光学传感器可实现小麦 AGB 的监测。由于小麦生长后期植被覆盖度较高,光学传感器难以获取冠层内部的信息,从而影响 AGB 的监测精度。为了减少这种影响,本研究在利用光谱指数(颜色指数 CIs 和植被指数 VIs)估算 AGB 时,引入了与高度相关的点云特征参数(PCs)作为冠层结构的代表性指标,并对引入 PCs 前后的 AGB 估算模型精度进行了比较分析。结果表明,在小麦拔节期、抽穗期和灌浆期,使用不同特征参数估算 AGB 的效果存在差异。CIs 在训练集中的估算效果略低于 VIs,而在验证集中则略高于 VIs;尽管 PCs 在三个关键时期的表现并不最为突出,但其稳定性较强,部分冠层结构特征显示出对 AGB 的预测潜力。使用单一特征预测 AGB 时, r^2 范围为 0.47~0.75,而融合 CIs、VIs 与 PCs 三种特征后的 AGB 估算模型精度得到了显著提高。在三个生育时期,模型的预测 r^2 分别为 0.79、0.81 和 0.77, RMSE 分别为 0.42、0.74 和 0.80 t·hm⁻²。在采用不同类型的遥感特征时,支持向量机回归(SVM)比高斯过程回归(GPR)表现出更优的估算效果。因此,通过融合 CIs、VIs 和 PCs 三种特征,并采用 SVM 算法,可以有效实现小麦 AGB 的估算。

关键词: 小麦;地上部生物量;机器学习;光谱指数;点云特征参数

中图分类号:S512.1;S314

文献标识码:A

文章编号:1009-1041(2025)11-1575-11

Estimation of Wheat Aboveground Biomass by Fusion of Spectral and Point Cloud Information

YANG Guanshuo^{1,2}, ZHU Shaolong^{1,2}, YANG Tianle^{1,2}, HAN Dongwei^{1,2}, ZHANG Weijun^{1,2},

WANG Jianliang^{1,2}, YAO Zhaosheng^{1,2}, LIU Tao^{1,2}, SUN Chengming^{1,2,3}

(1. Cultivation and Construction Site of National Key Laboratory for Crop Genetics and Physiology in Jiangsu Province, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225009, China; 2. Jiangsu Co-Innovation Center for Modern Production Technology of Grain Crops, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225009, China; 3. Research Institute of Smart Agriculture, Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225009, China)

Abstract: Wheat above ground biomass(AGB) serves as a crucial indicator for assessing its growth status. Currently, unmanned aerial vehicles(UAVs) equipped with various optical sensors have been extensively utilized for monitoring wheat AGB. However, in the late stages of wheat growth, high vegetation coverage hinders optical sensors from capturing information within the canopy, thereby diminishing the accuracy of AGB monitoring. To mitigate this issue, this study incorporated point cloud characteristic parameters(PCs), which are related to canopy height, as representative indicators of canopy structure for estimating AGB using spectral indices, including color indices(CIs) and vegetation indices(VIs). The accuracy of AGB estimation models was then compared before and after the in-

clusion of PCs. The results revealed variations in the effectiveness of AGB estimation using different characteristic parameters during the jointing, heading, and filling stages of wheat growth. In the training set, the effect of CIs was slightly lower than that of VIs, while in the validation set, it was marginally higher. Although PCs did not exhibit the most remarkable performance across the three key periods, their stability was notably strong, and certain canopy structural characteristics demonstrated potential for AGB prediction. When individual features were used for AGB prediction, the r^2 values ranged from 0.47 to 0.75. In contrast, integrating the three features of CIs, VIs, and PCs substantially enhanced the accuracy of the AGB estimation model. Specifically, during the three growth stages, the model's r^2 values were 0.79, 0.81, and 0.77, and the root mean square error (RMSE) was 0.42, 0.74, and 0.80 t · hm⁻², respectively. Among different types of remote sensing features, support vector machine regression(SVM) provided superior estimation results compared to Gaussian process regression(GPR). Therefore, by integrating the three features(CIs, VIs, and PCs) and employing the SVM algorithm, an effective estimation of wheat AGB can be achieved.

Keywords: Aboveground biomass; Machine learning; Spectral indices; Point cloud feature parameters; Wheat

小麦作为全球广泛种植的重要粮食作物,其产量在保障粮食安全中发挥着关键作用^[1]。地上部生物量(AGB)是反映小麦生长状况的关键指标,与产量密切相关。较大的 AGB 能为小麦高产奠定物质基础,尤其在初期生长阶段,叶片通过光合作用积累更多有机物质,进而促进植株生长和籽粒发育。然而,过高的 AGB 会增加叶片和茎秆的生长耗能,导致养分向籽粒的分配减少。此外,过多的叶片会造成相互遮挡,进而导致植株内部光照不足,降低光合效率,从而影响籽粒产量^[2]。因此,迫切需要高效、精准、非破坏性地监测小麦 AGB 的动态变化,以帮助优化管理措施,进而提高农业资源利用效率^[3]。

传统的作物 AGB 测量方法不仅耗时耗力,还需要破坏性取样,造成资源浪费。随着传感器和遥感技术的快速发展,来自不同平台的遥感数据被广泛用于作物 AGB 估测。有研究者利用手持数码相机拍摄的数字图像,结合卷积神经网络和多视角三维重建技术,估算了田间小麦 AGB。然而,地面遥感平台虽具有高精度、点源信息获取等优点,但监测范围有限。卫星遥感平台是大范围对地观测的常用手段,具备高视点、广视域等特点,但空间分辨率较低,影响估测精度。无人机遥感平台可搭载 RGB 相机、多光谱相机和激光雷达等传感器,具备灵活性、易操作性以及更高的时间和空间分辨率,是快速、无损获取田块级小麦 AGB 的重要手段^[4]。利用无人机搭载 RGB 相机获取的数据,结合地面传感器数据生成表面模型

和正射影像,可显著提升小麦 AGB 监测的精度^[5]。这一技术为以精准农业为导向的农业服务提供了重要的支持与便利^[6-7]。为了进一步挖掘冠层结构与空间像素之间的关系,结合无人机多光谱影像衍生的冠层光谱、结构及纹理特征,并应用机器学习算法,能够有效提升小麦 AGB 估测的精度^[8-11]。为了解决后期数据处理繁琐以及单次测量中难以同时获取地面和冠层数据的问题,研究人员采用无人机搭载激光雷达(LiDAR)获取小麦点云数据,并利用现有的作物高度模型来估算 AGB。研究结果证明,无人机 LiDAR 指标在作物 AGB 估测方面具有巨大的潜力^[12]。

相同的农学参数可由不同传感器获取,但传感器的响应受其性质限制,导致信息获取有限,显著影响估测精度。基于多源数据融合的 AGB 估测精度通常优于单一数据源。Dobbs 等^[13]利用 SfM 技术获取三维点云数据,并结合植株高度,显著提高了小麦 AGB 预测的准确性。Wang 等^[14]获取了多个时期的水稻 RGB 图像和多光谱图像,分别提取株高和植被指数,集成两种特征信息实现水稻 AGB 预测,其预测精度显著高于基于单一传感器的模型。有学者从高光谱、RGB、激光雷达及热红外影像中提取植被指数、纹理指数、高程和温度信息,实现了玉米 LAI 与 AGB 的精准估测^[15]。因此,综合利用多种传感器获取并集成数据十分必要,可避免因特征不足而造成的瓶颈。

本研究利用无人机采集的 RGB 和多光谱图像提取颜色指数(CIs)和植被指数(VIs),并通过

激光雷达提取冠层结构点云特征,通过引入包含作物高度信息的点云特征(PCs),以弥补光谱指数在表征小麦垂直方向信息时的不足,分析了光谱指数与点云结构特征结合后小麦 AGB 估测精度的变化,以为小麦 AGB 的无人机监测精度提升提供参考。

1 材料与方 法

1.1 试验设计

试验于 2022—2023 年在江苏省镇江市共青团农场(32°27'N,119°57'E)进行。该地区位于长江中下游(图 1),属于北亚热带季风气候区,年平均气温为 15.7 °C,年平均降水量为 1 106 mm。试验以小麦品种扬麦 33、农麦 88 和宁麦 13 为研究对象,采用随机区组设计,设置 150 万株·hm⁻²(D1)、225 万株·hm⁻²(D2)和 300 万株·hm⁻²(D3)三个种植密度,以及 0 kg·hm⁻²(N0)、150 kg·hm⁻²(N1)、225 kg·hm⁻²(N2)和 300 kg·hm⁻²(N3)四个施氮水平。小区面积为 12 m²(3 m×4 m),重复 3 次。氮肥的基肥:拔节肥:孕穗肥比例为 5:2:3。

1.2 无人机数据获取

于拔节期(S1)、开花期(S2)和灌浆期(S3),使用 DJI Mavic 3 Multispectral 无人机获取小麦冠层的多光谱数据,包括绿(560 nm)、红(650 nm)、红边(730 nm)、近红外(860 nm)波段以及 RGB 图像。无人机的飞行时间为天气晴朗、无风且无云的 11:00 至 13:00。每次飞行前,在每个小区的 生长均匀处放置一个利用 PVC 管制作的

80 cm×40 cm 的方框,以确定取样位置。利用 DJI GS PRO 软件规划飞行任务,飞行高度设定为 15 m,旁向重叠率为 70%,航向重叠率为 80%。飞行前使用三块反射率分别为 25%、50%和 75%的校准板进行反射率校准。飞行过程中,无人机通过 RTK 系统进行定位,该系统由基准站接收机、数据链和流动站接收机三部分组成。RTK 系统基于相对定位原理,能够实时计算流动站的三维坐标及其精度。同时,使用 DJI Matrice 300 RTK 无人机搭载禅思 L1 激光雷达进行三维点云数据获取。激光雷达的旁向和航向重叠率均为 90%,主航线角度为 85°,飞行高度为 25 m,点云密度为 6 043 点·m⁻²,回波模式为三回波。三回波模式提供了更多信息,能够提高激光雷达数据的精度和分辨率,通过处理三次回波信号,可以更准确地确定目标物体的位置、形状、高度等信息。激光雷达的采样频率为 160 kHz,进行重复扫描。

1.3 田间数据获取

在拔节期、开花期和灌浆期,每次飞行任务完成后,在每个小区内随机选取 5 株具有代表性的小麦植株,测定株高(株高定义为植株自然生长的最高点与平行于地面的最低点之间的差值),取平均值作为该小区的株高(PH)观测值。以各小区方框所选区域为样方统计总茎蘖数,并随机选取 10 个长势均匀的茎蘖带回实验室,放入 105 °C 的烘箱中杀青 30 min 后,80 °C 烘干至恒重,之后称重,并根据样方面积内的茎蘖数和样品干重计算每个小区的 AGB。

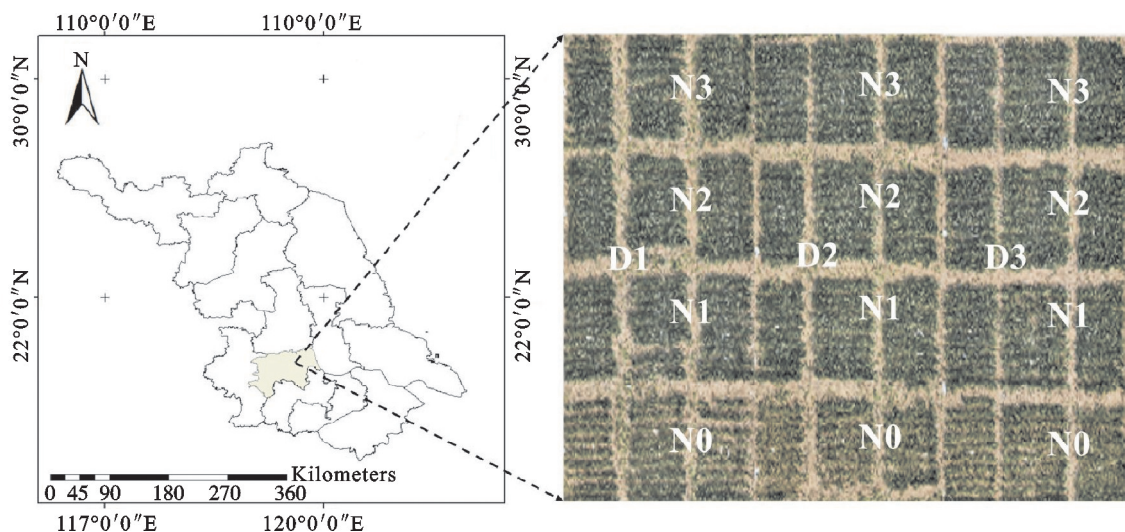


图 1 实验区域

Fig. 1 Experimental area

1.4 图像预处理

多光谱图像处理:将飞行数据导入 DJI Terra 软件,首先进行辐射校正,输入飞行前拍摄的三块标准板的 G(绿)、R(红)、RedEdge(红边)和 Nir(近红外)四个波段的参数。接着,导入飞行数据,拼接所拍摄的图片,生成数字表面模型(DSM)、高清影像的 geotiff 栅格图及四个单波段图。经过反射率辐射校正后,单波段图像以反射率值的形式表示。然后,按照 G(1)、R(2)、RedEdge(3)和 Nir(4)的顺序对四个波段进行排列和融合,生成

HDR 文件。最后,绘制每个小区的 ROI 区域并输出 Shapefile 文件,进而批量裁剪栅格图层。

RGB 图像处理:对试验区的 RGB 图像进行处理,裁剪每个小区的图像并生成相应的栅格图层,以便后续提取颜色指数。

激光雷达数据处理:在 DJI Terra 软件中对激光雷达数据进行滤波处理,去除噪声和局部波动,以提高数据质量和可视化效果。随后,导入飞行数据,自动拼接图片生成密集点云,并导出为 LAS 格式以便后续处理(图 2)。

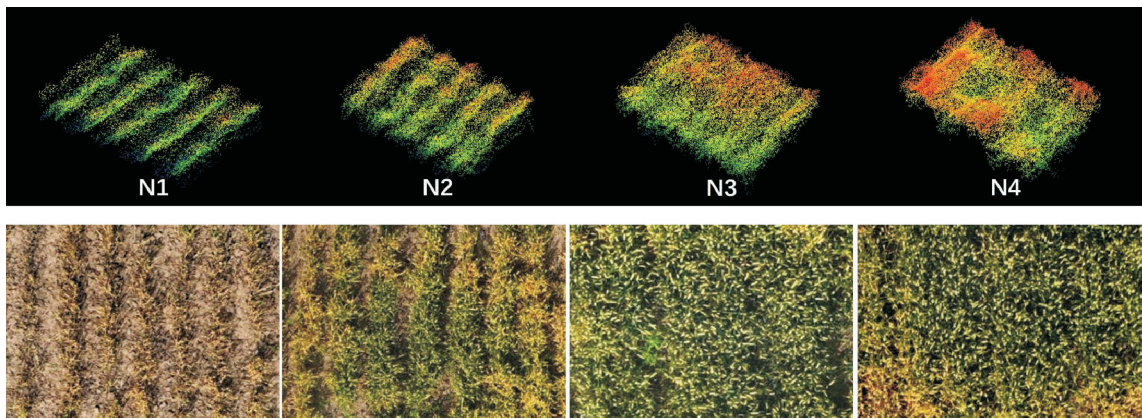


图 2 不同氮处理的点云可视化图像和对应的 RGB 图像

Fig. 2 Visual image and corresponding RGB image of point cloud under different nitrogen treatments

1.5 冠层结构参数计算

本研究提取了点云数据的高度变量指标,包括平均高度(Mean)、中位数(Median_Z)、冠层起伏率(CRR)、三次幂平均(CMC)以及均方根误差的平方(SQRT_SQ)。这些指标通过 Lidar360 点云处理软件提取(表 1),不仅提供了小麦植株垂直方向的信息,还反映了冠层的空间分布特征。引入这些指标能够提高模型的泛化能力,降低过拟合风险。相比仅使用垂直方向信息的模型,结合冠层结构指标能更有效平衡模型的复杂度。小麦植株高度提取过程中,使用 ArcGIS 中的反距离加权法将 LAS 文件转换为栅格图层,采样间距设置为 0.01。其中,基于裸地 LAS 点云数据构建数字高程模型(DEM),并基于三个取样时期的 LAS 点云数据构建数字表面模型(DSM)。在地理配准后,利用公式 1 计算得到冠层高度模型(CHM)。然后,基于 Shapefile 文件使用 Frame Subset via Shapefile 工具批量裁剪每个时期的取样区域,确保裁剪区域与地面取样点对应。最后,将每个裁剪区域进一步划分为 6 块,计算其最大值的平均值作为无人机获取的小麦平均株高。

$$CHM = DSM - DEM \tag{1}$$

$$CRR = \frac{\text{mean} - \text{min}}{\text{max} - \text{min}} \tag{2}$$

$$CMC = \sqrt[3]{\frac{\sum_{i=1}^n Z_i^3}{n}} \tag{3}$$

$$SQRT_SQ = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n Z_i^2}{n}} \tag{4}$$

表 1 点云特征参数及释义

Table 1 Point cloud characteristic parameters and interpretation

变量名称 Variable	具体释义 Specific interpretation
Canopy_relief_ratio (CRR)	冠层起伏率 Canopy_relief_ratio
Curt_mean_cube (CMC)	三次幂平均 Curt_mean_cube
Mean	某一统计单元内,所有点的 Z 值的平均值 The average of Z values of all points in a statistical unit.
Median_Z	某一统计单元内,所有点的 Z 值的中位数 The median of Z value of all points in a statistical unit.
Sqrt_mean_sq (SQRT_SQ)	均方根误差的平方 The square of the root mean square error

1.6 冠层光谱指数

本研究根据 RGB 和多光谱影像提取了常用的植被指数(表 2)和颜色指数(表 3),并将筛选后的指数用于 AGB 估算。使用 Matlab 2022a 编程语言实现植被指数和颜色指数提取,并筛选出与小麦主要生育时期 AGB 高度相关的指数。这些指数包括 GOSAVI、SAVI、OSAVI、GNDVI、MSAVI2、VIOPT、NDVI、TNDVI 等 16 个植被指数(VIs),以及 GRRI、GRVI、GLA、VARI、ExGR 等 13 个颜色指数(CIs)。通过比较这些指数与 AGB 数据的相关系数(r),最终筛选出与小麦生长状况密切相关的指数,并用于后续的 AGB 预测模型构建。

1.7 建模方法

本研究通过对颜色指数、植被指数和点云结

构指标与 AGB 之间进行 Pearson 相关性分析,从中筛选出相关性较高的指标作为输入参数,并分别基于支持向量机(SVM)和高斯过程回归(GPR)构建小麦 AGB 估测模型。SVM 通过核函数可将数据映射到高维空间,从而处理非线性关系,并在小样本数据下表现出较强的稳定性。高斯过程回归(GPR)通过选择不同的核函数来适应数据结构,灵活处理高维数据和非线性关系。本研究将 75% 的数据作为训练集,25% 的数据作为验证集。此外,本研究基于五折交叉验证法,将数据集被划分为五个子集,其中四个子集用于训练,剩余一个用于测试。模型经过五次训练和验证后,以评估指标的平均值评价模型精度。采用决定系数(r^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对

表 2 植被指数及计算公式
Table 2 Vegetation index and calculation formula

植被指数 Vegetation index	计算公式 Computing formula	参考文献 Reference
全局光谱角度植被指数(GOSAVI) Global spectral angle vegetation index(GOSAVI)	$GOSAVI = 1.16(Nir - Green) / (Nir + Green + 0.16)$	[16]
土壤调节植被指数(SAVI)	$SAVI = 1.5(Nir - Red) / (Nir + Red + 0.5)$	[17]
优化土壤调节植被指数(OSAVI) Optimized soil adjusted vegetation index(OSAVI)	$OSAVI = 1.16(Nir - Red) / (Nir + Red + 0.16)$	[18]
绿光归一化差值植被指数(GNDVI) Green normalized difference vegetation index(GNDVI)	$GNDVI = (Nir - Green) / (Nir + Green)$	[19]
修正土壤调节植被指数(MSAVI2) Revised soil-adjusted vegetation index(MSAVI2)	$MSAVI2 = 0.5 \{ 2Nir + 1 - \sqrt{[2Nir + 1]^2 - 8(Nir - Red)} \}$	[18]
可见光植被指数(VIOPT) Visible vegetation index(VIOPT)	$VIOPT = 2.45(Nir^2 + 1) / (Red + 0.45)$	[20]
归一化植被指数(NDVI) Normalized difference vegetation index(NDVI)	$NDVI = (Nir - Red) / (Nir + Red)$	[21]
转换后的归一化植被指数(TNDVI) The normalized vegetation index after conversion(TNDVI)	$TNDVI = \sqrt{(Nir - Red) / (Nir + Red) + 0.5}$	[22]
修正综合植被指数 Modified comprehensive vegetation index(MTVI2)	$MTVI2 = 2(Nir + 1)^2 - [6Nir - 5\sqrt{Red}]$	[23]
归一化差异红外指数 Normalized difference infrared index(NDRE)	$NDRE = (Nir - Rededge) / (Nir + Rededge)$	[24]
植被修复指数 Vegetation restoration index(NRI)	$NRI = (Green - Red) / (Green + Red)$	[25]
Datt 指数 Datt index(Datt)	$Datt = (Nir - Rededge) / (Nir - Red)$	[26]
差异植被指数 difference vegetation index(DVI)	$DVI = Nir - Red$	[27]
广义差异植被指数 Generalized difference vegetation index(GDVI)	$GDVI = Nir - Green$	[28]
归一化水体差异指数 Normalized water difference index(MNDI)	$MNDI = (Nir - Rededge) / (Nir - Green)$	[29]
比例植被指数 Proportional vegetation index(RVI)	$RVI = Nir / Red$	[30]

Nir: 近红外波段; Rededge: 红边波段; Green: 绿光波段; Blue: 蓝光波段。表 3 同。

Nir: Near infrared band; Rededge: Red edge band; Green: Green light band; Blue: Blue light band. The same in table 3.

表 3 颜色指数及计算公式
Table 3 Color index and calculation formula

颜色指数 Colour index	计算公式 Computing formula	参考文献 Reference
绿色还原度指数(GRRI) Green reducibility index(GRRI)	$GRRI = \text{Green} / \text{Red}$	[31]
绿光红外比值指数(GRVI) Green infrared ratio index(GRVI)	$GRVI = (\text{Green} - \text{Red}) / (\text{Green} + \text{Red})$	[20]
植被覆盖度指数 Vegetation cover index(GLA)	$GLA = (2\text{Green} - \text{Red} - \text{Blue}) / (2\text{Green} + \text{Red} + \text{Blue})$	[32]
可见光增强植被指数(VARI) Large visible light(VARI)	$VARI = (\text{Green} - \text{Red}) / (\text{Green} + \text{Red} - \text{Blue})$	[33]
绿红差值指数(ExGR) Green red difference index(ExGR)	$ExGR = (2 - \text{Green} - \text{Red} - \text{Blue}) - (1.4\text{Red} - \text{Green})$	[34]
绿蓝比指数 Green blue ratio index(GBRI)	$GBRI = \text{Green} / \text{Blue}$	[35]
红蓝比指数 Red blue ratio index(RBRI)	$RBRI = \text{Red} / \text{Blue}$	[35]
绿红植被指数 Green-red vegetation index(GRVI)	$GRVI = (\text{Green} - \text{Red}) / (\text{Green} + \text{Red})$	[36]
归一化差异指数 Normalized difference index(NDI)	$NDI = (\text{Red} - \text{Green}) / (\text{Red} + \text{Green} + 0.01)$	[37]
川岛指数 Kawashima index(IKAW)	$IKAW = (\text{Red} - \text{Blue}) / (\text{Red} + \text{Blue})$	[38]
绿叶面积指数 Green leaf area index(GLA)	$GLA = (2\text{Green} - \text{Red} + \text{Blue}) / (2\text{Green} + \text{Red} + \text{Blue})$	[39]
过量红色植被指数 Excess red vegetation index(ExR)	$ExR = 1.4\text{Red} - \text{Green}$	[40]
过量蓝色植被指数 Excess blue vegetation index(ExB)	$ExB = 1.4\text{Blue} - \text{Green}$	[41]

误差(MAE)来评估不同模型预测小麦 AGB 的精度,3 个指标的计算公式如下:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (6)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N | \hat{y}_i - y_i |}{N} \quad (7)$$

2 结果与分析

2.1 小麦株高和 AGB 的变异情况

从田间测定结果(表 4)看,在拔节期、抽穗期

和灌浆期,小麦株高的变异系数均大于 10%,AGB 的变异系数均大于 20%,且拔节期的变异系数最大。总体而言,本试验中小麦株高和 AGB 的变异可为 AGB 监测提供信息。

2.2 小麦冠层光谱、点云特征参数与 AGB 的相关性

为了探究植被指数(VIs)、颜色指数(CIs)和点云结构指标(PCs)在三个生育时期对 AGB 估测的可用性,通过 Pearson 相关性分析,筛选出与 AGB 显著相关且相关性较高的参数。结果表明,VI 和 CI 与 ABG 的相关系数在各时期除个别参数外均达到显著或极显著水平(表 5 和表 6),

表 4 实测 PH 和 AGB 的描述性统计

Table 4 Descriptive statistics of plant height and AGB

生育时期 Growth stages	株高 Plant height			AGB		
	平均值 Mean/cm	标准差 SD/cm	变异系数 CV/%	平均值 Mean/ (t · hm ⁻²)	标准差 SD/ (t · hm ⁻²)	变异系数 CV/%
拔节期 Jointing	47.98	6.91	14.41	5.39	2.02	37.55
抽穗期 Heading	75.75	8.45	11.15	9.19	3.27	35.60
灌浆期 Grouting	73.43	8.45	11.50	12.93	4.47	34.56

表 5 植被指数相关性

Table 5 Correlation of vegetation index

指数 Index	拔节期 Jointing	抽穗期 Heading	灌浆期 Filling
GNDVI	0.79**	0.78**	0.79**
MSAVI2	0.80**	0.83**	0.77**
MTVI2	0.78**	0.82**	0.77**
NDVI	0.84**	0.77**	0.79**
NDRE	0.78**	0.78**	0.74**
RTVIcore	0.79**	0.82**	0.72**
SAVI	0.81**	0.83**	0.78**
NRI	0.79**	0.74**	0.75**
Datt	0.69**	0.75**	0.18
DVI	0.80**	0.83**	0.76**
GDVI	0.79**	0.83**	0.72**
GOSAVI	0.81**	0.82**	0.79**
MNDI	0.75**	0.77**	0.57**
NGI	-0.79**	-0.78**	-0.80**
OSAVI	0.81**	0.82**	0.79**
RVI	0.79**	0.77**	0.73**
TNDVI	0.82**	0.76**	0.80**
VIOPT	0.82**	0.82**	0.79**

$n=72$; * : $P<0.05$; ** : $P<0.01$. 下同。

$n=72$; * : $P<0.05$; ** : $P<0.01$. The same in belows.

PCs 与 AGB 的相关性在各时期均极显著(表 7)。相比之下, VIs 与 AGB 的相关性高于其他两类参数。从稳定性看, CIs 的相关性在三个时期间差异较大, 而且不同参数的相关性随时期变化的规律性不一致; VIs 和 PCs 三个时期差异总体上较小, 说明其与 AGB 关系密切且稳定。本研究选

表 6 颜色指数相关性

Table 6 Color index correlation

指数 Index	拔节期 Jointing	抽穗期 Heading	灌浆期 Filling
GRRI	0.77**	0.65**	0.68**
GBRI	-0.35**	-0.56**	0.23*
RBRI	-0.53**	-0.64**	-0.12
INT	-0.49**	-0.39**	-0.60**
GRVI	0.81**	0.68**	0.68**
NDI	-0.81**	-0.68**	-0.68**
IKAW	-0.58**	-0.69**	-0.12
GLI	0.58**	0.04	0.74**
GLA	0.79**	0.74**	0.59**
VARI	0.81**	0.72**	0.70**
ExR	-0.81**	-0.69**	-0.64**
ExG	0.56**	0.01	0.74**
ExB	0.05	0.52**	-0.59**
ExGR	0.72**	0.39**	0.71**

表 7 点云特征参数相关性

Table 7 Correlation of characteristic parameters of point cloud

指数 Index	拔节期 Jointing	抽穗期 Heading	灌浆期 Filling
CRR	0.58**	0.73**	0.59**
CMC	0.72**	0.72**	0.75**
Mean	0.72**	0.72**	0.75**
Median	0.72**	0.73**	0.75**
SQRT_SQ	0.72**	0.72**	0.75**
Ele	0.78**	0.74**	0.74**

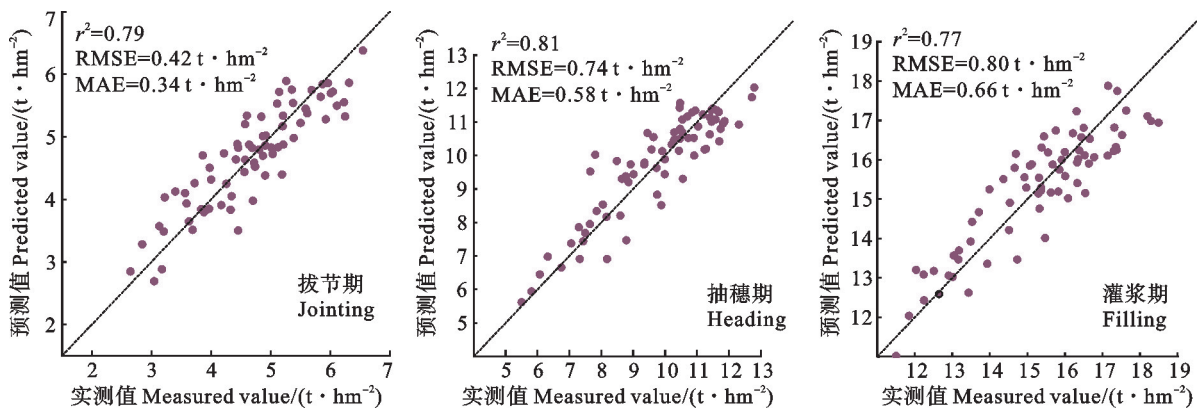


图 3 三类参数结合后 SVM 模型结果

Fig. 3 Estimation accuracy of wheat AGB based on SVM model with three types of parameters

择相关系数 $r \geq 0.78$ 的 VIs, $r \geq 0.60$ 的 CIs 和 $r \geq 0.58$ 的 PCs 构建小麦 AGB 估测模型。

2.3 基于单类参数和三类参数组合的 GPR 和 SVM 回归模型对小麦 AGB 估测精度比较

GPR 和 SVM 模型的训练集 r^2 在各时期均表现为三类参数组合高于单类参数, 验证集的 r^2 则表现为三类参数组合除了拔节期低于 CIs 外也均高于单一参数; 两个数据集的 RMSE 和 MAE 表现为除了拔节期外均以三类参数组合最低(表 8)。三类参数组合下, 训练集的 r^2 在拔节期和抽

穗期均高于验证集, RMSE 则表现为训练集低于验证集; 在灌浆期, 训练集的 r^2 和 RMSE 与验证集的差异小于前两个时期, 而且与 GPR 模型相比, SVM 模型的 r^2 较高, RMSE 和 MAE 较低。图 3 和图 4 为两种模型交叉验证结果的 1:1 图。对于 GPR 模型, 三个时期的 r^2 分别为 0.70、0.70 和 0.71, 均低于同时期的 SVM 模型, 且 RMSE 和 MAE 的表现高于 SVM。这说明基于灌浆期三类参数组合构建的 GPR 和 SVM 模型的估测精度和稳定性均较好, 且 SVM 模型最佳。

表 8 基于不同特征参数建立不同 AGB 模型的估测结果
Table 8 Estimation results of different AGB models based on different characteristic parameters

生育时期 Growth stages	特征 Features	模型 Model	r^2		RMSE/(t · hm ⁻²)		MAE/(t · hm ⁻²)	
			训练集 Training set	验证集 Validation set	训练集 Training set	验证集 Validation set	训练集 Training set	验证集 Validation set
拔节期 Jointing	CIs	GPR	0.65	0.69	0.43	0.44	0.15	0.15
		SVM	0.64	0.71	0.46	0.43	0.27	0.14
	VIs	GPR	0.67	0.61	0.44	0.44	0.27	0.15
		SVM	0.70	0.62	0.42	0.44	0.25	0.15
	PCs	GPR	0.67	0.61	0.43	0.49	0.26	0.15
		SVM	0.68	0.63	0.39	0.48	0.27	0.16
CIs+VIs+PCs	GPR	0.72	0.61	0.39	0.48	0.24	0.17	
	SVM	0.80	0.64	0.34	0.46	0.24	0.16	
抽穗期 Heading	CIs	GPR	0.64	0.47	0.85	1.01	0.52	0.36
		SVM	0.65	0.47	0.83	0.99	0.51	0.36
	VIs	GPR	0.73	0.55	0.71	0.94	0.45	0.33
		SVM	0.74	0.58	0.70	0.92	0.45	0.32
	PCs	GPR	0.66	0.51	0.79	0.97	0.51	0.34
		SVM	0.63	0.60	0.81	0.84	0.53	0.31
CIs+VIs+PCs	GPR	0.74	0.57	0.69	0.92	0.45	0.32	
	SVM	0.83	0.60	0.54	0.89	0.35	0.31	
灌浆期 Filling	CIs	GPR	0.66	0.72	0.84	0.66	0.49	0.25
		SVM	0.67	0.75	0.82	0.67	0.48	0.24
	VIs	GPR	0.68	0.64	0.79	0.81	0.48	0.28
		SVM	0.69	0.65	0.75	0.75	0.47	0.28
	PCs	GPR	0.66	0.59	0.79	0.84	0.50	0.28
		SVM	0.68	0.60	0.73	0.79	0.48	0.29
CIs+VIs+PCs	GPR	0.72	0.71	0.74	0.73	0.45	0.25	
	SVM	0.79	0.76	0.64	0.63	0.39	0.23	

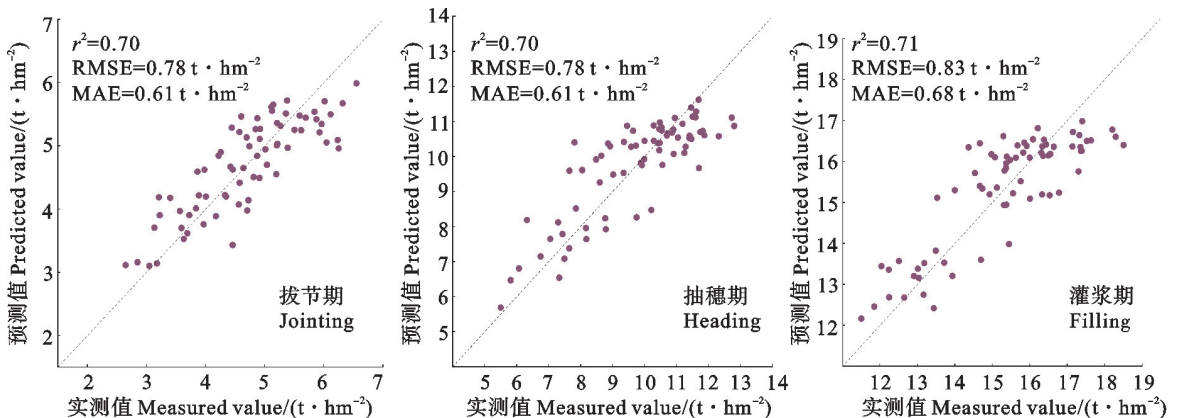


图 4 三类参数结合后 GPR 模型对小麦 AGB 的估算精度

Fig. 4 Estimation accuracy of wheat AGB based on GPR model results with three types of parameters

3 讨论

本研究基于无人机遥感影像获取的颜色指数、植被指数和点云特征参数,建立了小麦 AGB 的估测模型。不同类型特征参数对小麦 AGB 估测的潜力、优势及局限性^[10,40]。因此,通过多维数据的结合可显著提高了 AGB 预测模型的精度,这与孙钊等^[41]的研究结果一致。因为点云特征参数主要是由小麦的高度及其衍生参数组成,能够反映冠层结构信息,与小麦生长直接相关,因此用于 AGB 预测时其重要性较大,尤其是与其他参数融合后模型的预测精度明显提升,这与前人得出的结论相吻合^[41-44]。

3.1 不同植被指数和颜色指数在估计小麦 AGB 上的表现

本研究提取的光谱指数在每个生育时期对 AGB 的估测均表现良好。然而,在不同生育时期光谱指数的敏感性并不相同。某些光谱指数在某一时期表现出较高的相关性,但在其他生育时期与 AGB 的相关性出现显著下降,导致了这些光谱指数对 AGB 估测的准确性表现不稳定。这可能与水分或土壤背景的干扰有关^[45]。此外,本研究的初始预测集包含了 16 个提取的植被指数,但这些植被指数所反映的信息相近,导致它们之间高度相关。因此,有必要在不显著影响模型预测性能的前提下减少特征参数数量,降低计算量,以提高预测的精度和效率,进而优化小麦 AGB 的估测过程^[46]。

3.2 点云特征参数对预测小麦 AGB 的表现

PCs 在这三个生育时期的敏感性均维持在较高水平,表明这些参数在一定程度上能够缓解小麦冠层光谱预测 AGB 时出现的饱和问题。冠层起伏率(CRR)用于表征小麦冠层的起伏程度。在生长较密的小麦区域,激光雷达发射的激光束穿透能力受到限制。由于小麦行间封闭,雷达激光束部分难以穿透至地面,在小麦冠层被反射,这也是 PCs 误差的来源。在 3D 点云图中,生长密集的小麦区域表现为较平坦,CRR 的数值较大;而在未施氮或低氮处理的区域以及低种植密度的区域,由于小麦生长状况不佳且植株之间较稀疏,无人机发射的激光束能够较完整地反映小麦的生长结构,表现为明显的起伏和更清晰的行间空隙,冠层起伏率的数值则较小。在灌浆期,小麦变黄,缺氮或低氮处理导致小麦早熟和部分叶片枯萎,

这些处理区域与 AGB 的相关性增强。而高氮处理区的小麦叶片仍然茂密,对 PCs 的敏感性产生影响。整体而言,灌浆期 PCs 与 AGB 的相关性有所提升。总体来说,增加点云特征有助于改善小麦 AGB 的预测能力。

4 结论

为解决光学遥感因小麦冠层高覆盖度导致穿透效果下降而引起的 AGB 估测精度降低问题,利用无人机影像提取了颜色指数(CIs)、植被指数(VIs)和点云特征参数(PCs)。三类参数中,VIs 和 PCs 与 AGB 的相关性较高,且在不同时期差异较小,表现出较高的稳定性,而 CIs 与 AGB 的相关性在不同时间的稳定性较差。CIs、VIs 和 PCs 的结合可以显著提高 AGB 的估测精度,其中 SVM 模型表现出更好的效果。

参考文献:

- [1] VOSS-FELS K P, STAHL A, WITTKOP B, *et al.* Breeding improves wheat productivity under contrasting agrochemical input levels [J]. *Nature Plants*, 2019, 5(7): 706.
- [2] THAPA S, XUE Q W, JESSUP K E, *et al.* Soil water extraction and use by winter wheat cultivars under limited irrigation in a semi-arid environment [J]. *Journal of Arid Environments*, 2020, 174: 104046.
- [3] YUE J B, ZHOU C Q, GUO W, *et al.* Estimation of winter-wheat above-ground biomass using the wavelet analysis of unmanned aerial vehicle-based digital images and hyperspectral crop canopy images [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2021, 42(5): 1602.
- [4] 马燕莉. 无人机遥感技术在小麦生产中的应用综述[J]. *南方农机*, 2022, 53(20): 45.
MA Y L. Review on the application of unmanned aerial vehicle remote sensing in wheat production [J]. *China Southern Agricultural Machinery*, 2022, 53(20): 45.
- [5] 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.
- [6] SCHIRRMANN M, HAMDORF A, GIEBEL A, *et al.* Regression Kriging for improving crop height models fusing ultra-sonic sensing with UAV imagery [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 665.
- [7] 张慧春, 田啟飞, 边黎明, 等. 基于多视角图像形态颜色纹理特征融合的生物量获取[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(10): 295.

- ZHANG H C, TIAN Q F, BIAN D W N, *et al.* Plants biomass acquisition based on morphological, color and texture features of multi-view visible images [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(10):295.
- [8] BANERJEE B P, SPANGENBERG G, KANT S. Fusion of spectral and structural information from aerial images for improved biomass estimation [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(19):3164.
- [9] 承达瑜, 何伟德, 付春晓, 等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的冬小麦综合长势监测[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(9):249.
- CHENG D Y, HE W D, FU C X, *et al.* Comprehensive growth monitoring of winter wheat by integrating UAV spectral information and texture features [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(9):249.
- [10] 刘畅, 杨贵军, 李振海, 等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. *中国农业科学*, 2018, 51(16):3060.
- LIU C, YANG G J, LI Z H, *et al.* Biomass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51(16):3060.
- [11] 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.
- [12] HÜTT C, BOLTEN A, HÜGING H, *et al.* UAV LiDAR metrics for monitoring crop height, biomass and nitrogen uptake: A case study on a winter wheat field trial [J]. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2023, 91(2):65.
- [13] DOBBS C, HERNANDEZ J, ESCOBEDO F. Above ground biomass and leaf area models based on a non destructive method for urban trees of two communes in Central Chile [J]. *Bosque Article*, 2011, 3:287.
- [14] WANG Z L, MA Y M, CHEN P, *et al.* Estimation of rice aboveground biomass by combining canopy spectral reflectance and unmanned aerial vehicle-based red green blue imagery data [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13:903643.
- [15] 周敏姑, 闫云才, 高文, 等. 基于多光谱遥感和 CNN 的玉米地上生物量估算[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(9):238.
- ZHOU M G, YAN Y C, GAO W, *et al.* Estimating aboveground biomass of maize based on multispectral remote sensing and convolutional neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(9):238.
- [16] CAO Q, MIAO Y X, FENG G H, *et al.* Active canopy sensing of winter wheat nitrogen status: An evaluation of two sensor systems [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 112:54.
- [17] DRISS HABOUDANE, MILLER JOHN R, PATTEY ELIZABETH, *et al.* Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3):337.
- [18] RONDEAUX G, STEVEN M, TSCHARNTKE T. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55:95.
- [19] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, *et al.* Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1-2):195.
- [20] COMPTON J. Tucker Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2):127.
- [21] STEDDOM K, HEIDEL G, JONES D, *et al.* Remote detection of rhizomania in sugar beets [J]. *Phytopathology*, 2003, 93(6):720.
- [22] EITEL J U H, LONG D S, GESSLER P E, *et al.* Using *in-situ* measurements to evaluate the new RapidEye™ satellite series for prediction of wheat nitrogen status [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 28(18):4183.
- [23] LOUHAICHI M, BORMAN M M, JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat [J]. *Geocarto International*, 2001, 16(1):65.
- [24] BARNES J D, BALAGUER L, MANRIQUE E, *et al.* A reappraisal of the use of DMSO for the extraction and determination of chlorophylls a and b in lichens and higher plants [J]. *Environmental and Experimental Botany*, 1992, 32(2):85.
- [25] B. Datt Remote sensing of water content in Eucalyptus leaves [J]. *Australian Journal of Botany*, 1999, 47(6):909-923
- 1999, 47(6):909-923
- [26] ZHU Y, YAO X, TIAN Y C, *et al.* Analysis of common canopy vegetation indices for indicating leaf nitrogen accumulations in wheat and rice [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(1):1.
- [27] TUCKER C J, ELGIN J H, MCMURTREY J E, *et al.* Monitoring corn and soybean crop development with hand-held radiometer spectral data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(3):237.
- [28] DATT B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: Tests using *Eucalyptus* leaves [J]. *Journal of Plant Physiology*, 1999, 154(1):30.
- [29] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2):156.
- [30] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer [J]. *New Phytologist*, 1999, 143(1):105.

- [31] LOUHAICHI M, BORMAN M M, JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat [J]. *Geocarto International*, 2001, 16(1):65.
- [32] GITELSON A A, STARK R, GRITS U, *et al.* Vegetation and soil lines in visible spectral space: A concept and technique for remote estimation of vegetation fraction [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(13):2537.
- [33] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2):282.
- [34] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, *et al.* Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5):2341.
- [35] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1):76.
- [36] LE MAIRE G, FRANÇOIS C, SOUDANI K, *et al.* Calibration and validation of hyperspectral indices for the estimation of broadleaved forest leaf chlorophyll content, leaf mass per area, leaf area index and leaf canopy biomass [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10):3846.
- [37] KAWASHIMA S. An algorithm for estimating chlorophyll content in leaves using a video camera [J]. *Annals of Botany*, 81(1):49.
- [38] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2):282.
- [39] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, *et al.* Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1):75.
- [40] 王伟康, 张嘉懿, 汪慧, 等. 基于固定翼无人机多光谱影像的水稻长势关键指标无损监测[J]. *中国农业科学*, 2023, 56(21):4175.
- WANG W K, ZHANG J Y, WANG H, *et al.* Non-destructive monitoring of rice growth key indicators based on fixed-wing UAV multispectral images [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2023, 56(21):4175.
- [41] 孙钊, 谢运鸿, 王宝莹, 等. 基于无人机多维数据集的森林地上生物量估测模型研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(6):186.
- SUN Z, XIE Y H, WANG B Y, *et al.* Development of forest aboveground biomass estimation model based on multidimensional dataset of UAV [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(6):186.
- [42] 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.
- [43] 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 aboveground 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.
- [44] SHU M Y, LI Q, GHAFOR A, *et al.* Using the plant height and canopy coverage to estimation maize aboveground biomass with UAV digital images [J]. *European Journal of Agronomy*, 2023, 151:126957.
- [45] WANG Z L, MA Y M, CHEN P, *et al.* Estimation of rice aboveground biomass by combining canopy spectral reflectance and unmanned aerial vehicle-based red green blue imagery data [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13:903643.
- [46] RAN ĐELOVIĆ P, ĐOR ĐEVIĆ V, MILADINOVIĆ J, *et al.* High-throughput phenotyping for non-destructive estimation of soybean fresh biomass using a machine learning model and temporal UAV data [J]. *Plant Methods*, 2023, 19(1):89.