

基于多源遥感数据融合与机器学习的多尺度冬油菜生物量监测和产量预测研究

杨 扬¹ 陈益卿¹ 娄柯翔¹ 肖胜男² 任奕林¹

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430070)

摘要: 油菜是我国重要油料作物之一, 准确的生物量估算可以提高油菜产量的预测精度, 对制定合理的种植策略、提升产量有重要作用。针对传统人工监测油菜地上生物量 (Aboveground biomass, AGB) 与产量方法成本高、时效差、空间尺度受限等问题, 本文提出遥感数据、气象数据和机器学习的多模态特征融合框架以实现低成本、大范围、高精度监测生物量与产量。通过融合无人机高分辨率影像、599 组田间生物量实测数据、327 组产量数据和逐日气象数据, 构建包含植被指数与纹理特征的多维特征空间用于构建田间尺度生物量预测模型。随后以生物量模型的输出和田间尺度的特征数据为输入构建产量预测模型, 并将优化后的机器学习模型用于卫星遥感数据与县级气象数据融合生成的多维特征空间, 实现县级尺度范围的产量预测。结果表明, 经过超参数寻优后, 基于 XGB 的生物量预测模型 R^2 (0.788 8) 最佳, 在将生物量预测值作为关键特征数据之一的基于随机森林的产量预测模型均方误差最佳为 $0.135\ 3\ \text{t}^2/\text{hm}^4$ 。最后将模型外推至湖北省油菜种植第一大城市——荆州市的 8 个区县, 在不依赖生物量真值并且县域异质性较高的复杂条件下实现 72% (最高可达 91.97%) 的平均精度。最终在多模态数据融合与尺度迁移的双重挑战下实现了高精高效低成本的田间尺度和县级尺度的油菜生物量监测和产量预测, 为区域作物监测提供了有效参考。

关键词: 油菜; 地上生物量; 产量; 多源遥感; 尺度融合; 机器学习

中图分类号: S127; S565.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298 (2026) 15-0258-09

OSID:



Multi-source Remote Sensing Data Fusion and Machine Learning in Multi-scale Winter Rapeseed Applications in Biomass Monitoring and Yield Forecasting

Yang Yang¹ Chen Yiqing¹ Lou Kexiang¹ Xiao Shengnan² Ren Yilin¹

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Rapeseed is one of the important oil crops in China, and accurate biomass estimation can improve the prediction accuracy of rapeseed yield, which plays an important role in formulating reasonable planting strategies and increasing yield. In view of the high cost, poor timeliness and limited spatial scale of traditional manual monitoring of rapeseed biomass and yield, a multimodal feature fusion framework of remote sensing data, meteorological data and machine learning was proposed to achieve low-cost, large-scale and high-precision monitoring of biomass and yield. By integrating UAV high-resolution images, totally 599 sets of field biomass measured data, 327 sets of yield data and daily meteorological data, a multi-dimensional feature space containing vegetation index and texture features was constructed to construct a field-scale biomass prediction model. Then, the yield prediction model was constructed by using the output of the biomass model and field-scale feature data as inputs, and the optimized machine learning model was used in the multi-dimensional feature space generated by the fusion of satellite remote sensing data and county-level meteorological data to achieve yield prediction at the county level. The results showed that the biomass prediction model based on XGB got the best R^2 (0.788 8), and the mean square error of the yield prediction model based on random forest, which took the biomass prediction

收稿日期: 2025-12-26 修回日期: 2026-03-20

基金项目: 财政部和农业农村部: 国家油菜产业技术体系项目 (CARS-12-27) 和华中农业大学“要术开物计划”培育项目 (2662025GXPY004)

作者简介: 杨扬 (1987—), 女, 副教授, 博士, 主要从事智能优化算法及其在智慧农业应用研究, E-mail: yangyang@mail.hzau.edu.cn

value as one of the key feature data, was $0.135\ 3\ \text{t}^2/\text{hm}^4$. Finally, the model was extrapolated to eight districts and counties in Jingzhou City, the largest rapeseed growing city in Hubei Province, and achieved an average accuracy of 72% (up to 91.97%) under complex conditions that did not rely on biomass truth value and high county heterogeneity. Finally, under the dual challenges of multimodal data fusion and scale migration, high-precision, high efficiency and low cost field-scale and county-level rapeseed biomass monitoring and yield prediction were realized, which provided an effective reference for regional crop monitoring.

Key words: rapeseed; aboveground biomass; yield; multi-source remote sensing; scale fusion; machine learning

0 引言

提升油料产能和单产水平对保障食用植物油自给率和促进农业经济发展具有重要意义^[1-2],油菜是我国重要油料作物之一^[3-4]。油菜产量预测对制定合理的种植策略、提升产量有重要作用^[5],作为光合作用产物积累最直观指标的地上生物量(AGB)是油菜产量重要表征之一^[6-7]。因此准确监测 AGB 并据此预测产量对农业生产至关重要^[8]。然而传统田间尺度估产面临低时效性和空间覆盖范围受限等问题^[9-10]。

近年来部分研究借助高分辨率数码相机和深度网络实现作物生物量的无损监测^[11],但这类方法多适用于田间尺度试验。随着无人机的发展,因其搭载的多光谱相机具有快速获取作物信息的能力^[12],无人机遥感已成为 AGB 和产量监测的新兴手段^[13-14]。

随着卫星遥感技术成熟,学者开始探索其在县级尺度农业监测中的应用^[15]。罗维等^[16]借助卫星遥感数据实现市级及以下尺度的甘蔗产量预测;Martello 等^[17]、Nguyen 等^[18]使用 Planet Scope 高分辨率时序卫星影像与 Sentinel-2 卫星遥感数据成功预测咖啡等作物产量。然而卫星遥感数据常受限于混合像元问题和光谱的同物异谱、异物同谱影响,在精耕细作区和小地块农田中常出现作物参数反演精度下降、耕地与建筑区分困难的问题^[19],结合卫星与无人机数据可显著提高监测效果^[20]。Mathivanan 等^[21]、杨雪峰等^[22]针对受密度影响的农田作物和树木的 AGB 测量,结合卫星与无人机数据提升 AGB 与产量预测精度;Andrea 等^[23]通过融合两种数据实现不同尺度的菠菜 AGB 监测,但未将 AGB 与产量相结合。

田间尺度的 AGB 和产量预测成熟度较高却难以进行外推,县级尺度预测虽然覆盖范围广,但会丢失不同区域的特异性^[24]。因此需要更高效的技术手段将田间尺度与县级尺度的预测结合以发挥各自尺度下的优势,以解决高精度小范围和广覆盖低精

度的协同问题。

针对上述研究背景与瓶颈,本文旨在构建一个融合无人机高分辨率影像、卫星遥感数据与气象信息,并基于机器学习算法的多尺度油菜 AGB 监测与产量预测框架,实现高效、精准、低成本的农情监测。

1 材料和方法

为实现多尺度的油菜 AGB 和产量预测,获取包含来自于无人机遥感、卫星遥感、实测与气象等的多模态数据并进行预处理,从中选出可以用于预测的特征。

1.1 研究区域与数据获取

1.1.1 研究区域

本文田间尺度试验以华中农业大学试验田为试验地点(图 1),对甘蓝型冬油菜品种设置播期与品种差异试验,利用无人机多期遥感并同步田间真值,结合气象数据构建田间小尺度 AGB 与产量模型。试验区域位于湖北省武汉市洪山区(30.5°N , 114.4°E)。本文数据来源于 3 块田地并分别命名为 A、B、C,占地面积为 800 、 $1\ 600$ 、 $1\ 600\ \text{m}^2$,均采用一次性施肥方式,施肥水平为 $750\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 的复合肥与 $15\ \text{kg}/\text{hm}^2$ 的硼肥,复合肥中的氮(N)、磷(P)、钾(K)含量均为 17%。本文选择使用大田 A、B 作为

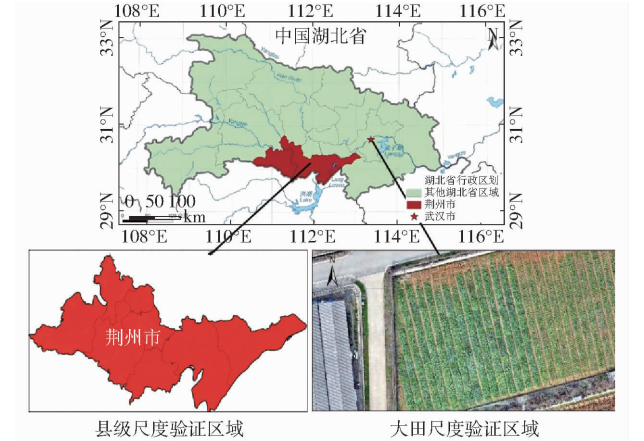


图 1 试验地点

Fig. 1 Experiment location

AGB 监测模型的数据来源,大田 C 作为估产模型的数据来源。A、B 数据收集于 2022 年 9 月 28 日开始,而 C 数据收集于 2022 年 10 月 28 日开始,均试验至次年 5 月。具体大田试验小区分布信息如图 2 所示。

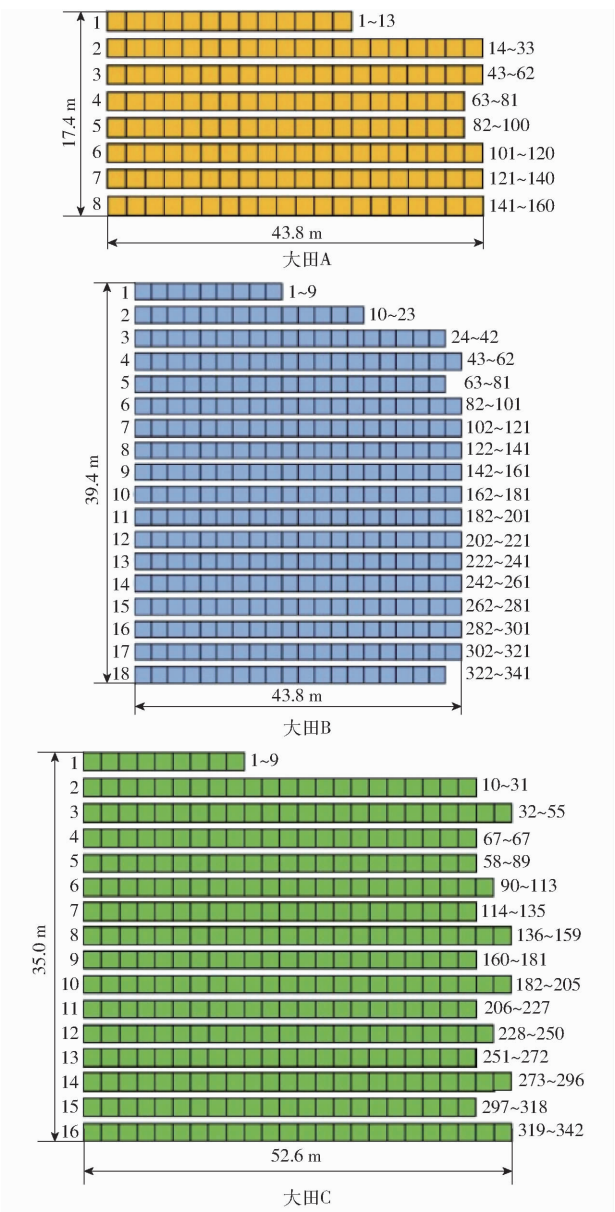


图 2 大田试验小区分布示意图

县级尺度区域选择湖北省油菜种植第一大城市——荆州市作为冬油菜主产区县级尺度产量预测的典型验证区域,该区域 8 个区县种植规模大、区县间种植异质性显著,能够充分验证模型在大尺度范围的适用性。

1.1.2 数据获取

(1) 无人机数据获取

使用 DJI MAVIC 3M 型多光谱无人机同时采集 5 280 像素 × 3 956 像素的 RGB 影像及 4 波段 (G560/R650/RE730/NIR860 nm) 多光谱影像,用于获取收获期之前的数据进行模型训练,进而建立一

种产量提前预测的方法。遥感拍摄影像情况如表 1 所示。

表 1 遥感数据获取情况

Tab. 1 Remote sensing data acquisition situation			
大田名称	遥感影像获取时间	生长期	对应田间试验数据
大田 A	2022 年 12 月 27 日	开花期	AGB
	2023 年 2 月 17 日	成熟期	AGB
大田 B	2024 年 1 月 8 日	开花期	AGB
	2024 年 3 月 3 日	成熟期	AGB
大田 C	2023 年 3 月 7 日	成熟期	产量

(2) 田间数据获取

本文通过田间试验采集了油菜的地上 AGB 和产量数据。AGB 采集时间与无人机拍摄时间一致。每次采集以 5 株/小区为单位,经分拣、烘干、称量后得出每小区单株平均 AGB。产量数据则通过 2023 年 5 月对大田 C 收获后的油菜籽称量获得。所有 AGB 与产量数据均以 t/hm² 为单位。

(3) 气象数据获取

对于不同区域气候条件、种植环境等方面的差异,本文引入有效积温 (GDD) 和累计降水量 (PP) 等气象因素来提高模型泛化能力。WheatA 作为国内面向多种作物的专业农业气象大数据平台,可以提供详细的有效积温、降水量等气象数据,本文在 WheatA 平台以 (30.5°N, 114.4°E)、10 km 逐日精度下载 2022—2024 年 2 个油菜季 (9 月 28 日至次年 4 月 30 日) 气象数据,分别计算有效积温与累计降水量。来模拟油菜当前生长状态,这保证了模型在真实应用场景中的可操作性。

有效积温 T_{GDD} 计算式为

$$T_{GDD} = \sum_{i=1}^n \max(T_i - T_{base}, 0)$$
 (1)

式中 n ——计算时间段内的时长, d

T_i ——第 i 天的平均温度

T_{base} ——基准温度,通常是植物生长所需的最低温度

油菜的生长最低温度通常为 4℃,因此此处 T_{base} 取 4℃。 $\max(T_i - T_{base}, 0)$ 表示当 T_i 大于 T_{base} 时取 $T_i - T_{base}$,否则取 0。

累计降水量 Q_{PP} 计算式为

$$Q_{PP} = \sum_{i=1}^n Q_{PP_i}$$
 (2)

式中 Q_{PP_i} ——第 i 天的降水量

通过计算和整理后的研究区大田各时间节点的有效积温与累计降水量如表 2 所示。计算整理荆州市各区县的有效积温与累计降水量,以 2024 年 3 月 7 日为例,结果如表 3 所示。

表 2 大田气象数据
Tab.2 Field meteorological data

大田名称	经纬度坐标	有效积温/℃	累计降水量/mm	日期
大田 A (30.5°N,114.4°E)		847.88	116.36	2022 年 12 月 27 日
		1 011.33	195.75	2023 年 2 月 17 日
		912.09	152.85	2024 年 1 月 8 日
大田 B (30.5°N,114.4°E)		1 074.18	407.74	2024 年 3 月 3 日
		686.79	177.09	2023 年 3 月 7 日

表 3 荆州市各区县气象数据

Tab.3 Meteorological data of various districts and counties in Jingzhou City

区县名称	经纬度坐标	有效积温/℃	累计降水量/mm	日期
荆州区 (30.4°N,112.2°E)		1 043.21	357.68	2024 年 3 月 7 日
沙市区 (30.3°N,112.2°E)		1 050.23	371.91	2024 年 3 月 7 日
江陵县 (30.0°N,112.4°E)		1 080.10	386.46	2024 年 3 月 7 日
松滋市 (30.2°N,111.8°E)		1 049.77	369.97	2024 年 3 月 7 日
公安县 (30.1°N,112.2°E)		1 067.09	392.00	2024 年 3 月 7 日
石首市 (29.7°N,112.4°E)		1 113.11	400.28	2024 年 3 月 7 日
监利市 (29.8°N,112.9°E)		1 113.92	403.69	2024 年 3 月 7 日
洪湖市 (29.8°N,113.5°E)		1 136.57	429.94	2024 年 3 月 7 日

注:计算时间为 2023 年 9 月 28 日至 2024 年 3 月 7 日。

(4) 油菜产量数据获取

为了验证县级尺度油菜产量的预测结果,本文通过《荆州统计年鉴(2023)》获取了湖北省荆州市各区县在 2023 年的夏收油菜产量数据。结合《荆州统计年鉴(2022)》、《荆州统计年鉴(2023)》、《荆州统计年鉴(2024)》中油菜产量增速,选择 5% 作为年增产速率估算得到 2024 年的油菜产量数据。为了实现大区域产量预测,在获取油菜产量数据后使用“PIE-Engine”遥感云服务平台提取卫星影像特征并计算植被指数与纹理。

1.2 数据处理方法

(1) 遥感数据处理

本文通过无人机的可见光相机和多光谱相机获取油菜大田的 RGB 图像及 4 个波段(近红外 NIR、红色 Red、红边 Re、绿色 Green)图像。为提取油菜大田单个小区的遥感数据并进行特征分析,进行拼接、融合与裁剪:首先在 Agisoft Metashape 中完成约 350 幅高重叠度影像的拼接与正射校正,生成 DEM 及高分辨率正射影像;随后借助 ENVI 的 build layer stack 模块将 NIR、Red、Green 3 波段合成为 NRG 影像(图 3),便于后续指数计算;最后以 ROI 工具按小区矩形裁剪,并用掩码数组剔除黑色背景像素,确保仅对小区有效植被像素进行后续分析。

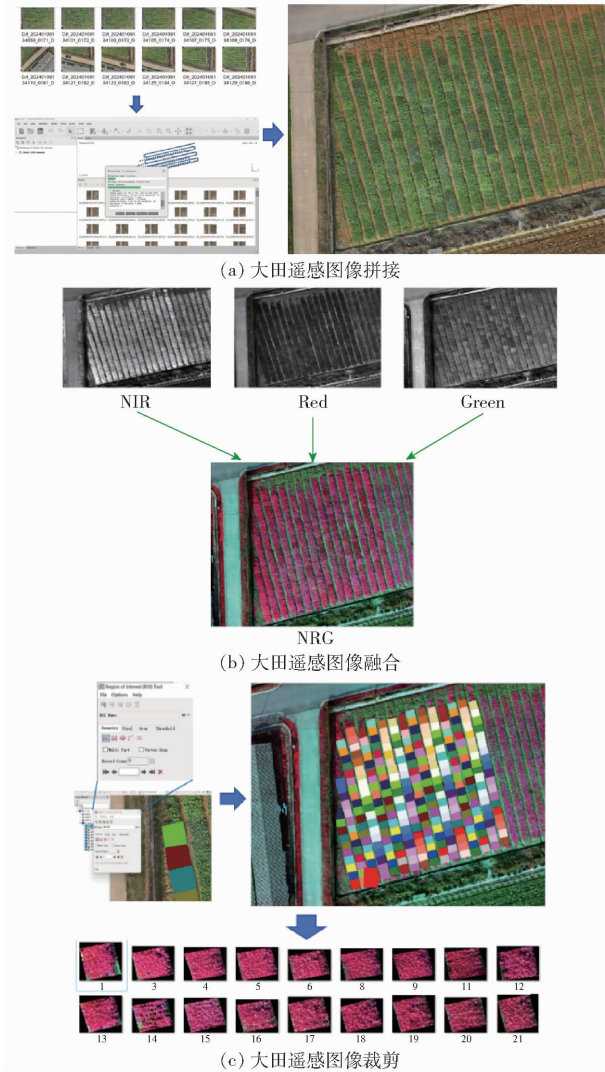


图 3 田间遥感数据处理

Fig. 3 Field remote sensing data processing

(2) 植被指数与纹理特征的提取

因植被指数能有效用于 AGB 或产量预测,本文选择了 NDVI、RVI、DVI、SAVI、GNDVI、RECI、MSAVI、OSAVI、GCI 共 9 种植被指数作为预测输入。为提高精度,选择使用灰度共生矩阵法(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)来提取图像的纹理特征,即以对比度(Contrast)、相异性(Dissimilarity)、同质性(Homogeneity)、能量(Energy)、相关性(Correlation)、角二阶矩(ASM)6 种纹理信息的统计量作为特征。

2 AGB 监测和产量预测方法

因机器学习模型在处理高维度特征和小规模数据集上具有良好表现,本文选用随机森林(Random forest, RF)、极度随机树(Extratrees, ET)、直方图梯度提升树(Hist gradient boosting, HGBT)和极限梯度提升树(XGBoost, XGB)4 种主流机器学习模型构建 AGB 和产量预测模型,并以决定系数(R^2)、均方误差

(MSE)、平均绝对误差 (MAE) 作为评价指标。所用数据集为利用无人机遥感技术获取的大田 A、B 的油菜 AGB 监测数据集 (共 607 组记录) 以及大田 C 的油菜估产数据集 (共 328 组记录), 通过 3σ 原则去除异常值后得到 599 组油菜 AGB 监测数据集和 327 组油菜估产数据集。将预处理后的数据集分别使用 4 种机器模型进行训练 (训练集、测试集的比例为 8:2), 并输出能体现测试集精度的散点图和残差分布图进行可视化分析, 综合比较, 筛选出最优模型。

田间尺度 AGB 预测模型以无人机多光谱特征 + 逐日气象数据为输入, AGB 为输出; 田间尺度产量

预测模型以无人机多光谱特征 + 逐日气象数据 + AGB 预测值为输入, 产量为输出; 县级尺度产量预测模型以卫星遥感特征 + 县级逐日气象数据 + AGB 预测值为输入, 产量为输出。从特征输入层面减少了对单一 AGB 预测值的依赖, 进而缓解了误差的传递。随后用 4 种算法分别训练 2 套模型并用 R^2 、MSE、MAE 和残差图评估, 择优后再采用基于贝叶斯优化的超参搜索方法对油菜产量预测模型进行优化, 进一步提升精度。

基于以上研究方法, 本文的油菜生物量监测和产量预测流程如图 4 所示。

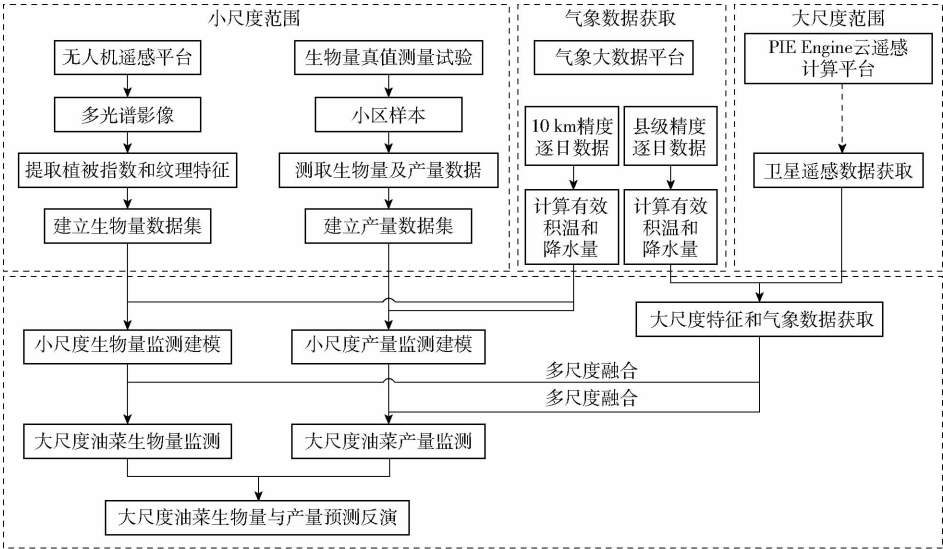


图 4 基于多模态遥感数据融合与机器学习的多尺度油菜生物量监测和产量预测流程图

Fig. 4 Proposed process for multiscale rapeseed biomass monitoring and yield prediction integrated multimodal remote sensing data fusion and machine learning algorithms

3 结果和讨论

3.1 田间尺度 AGB 和产量预测模型建立

通过综合考虑相关性和重要性, 分别通过相关性分析热力图和重要性阈值判断, 筛选建模指数。

3.1.1 不同植被指数和纹理特征与 AGB 之间关系

使用 seaborn 库绘制植被指数、纹理特征和油菜 AGB 与产量的相关性热力分析图, 如图 5 所示, 所

有植被指数 (NDVI、RVI、DVI、SAVI、GNDVI、RECI、MSAVI、OSAVI、GCI) 均与 AGB 正相关, 其中 RVI、RECI、GNDVI、GCI、contrast 和 dissimilarity 相关性较高, 而 homogeneity、energy 和 ASM 呈负相关。重要性得分显示, 纹理特征中对比度 (contrast) 得分最高。本文通过以 0.005 为步长在 0.001 到 0.30 的范围内进行阈值筛选, 并使用每次筛选后的特征信息进行模型训练, 最终当阈值达到 0.05 左右时模型

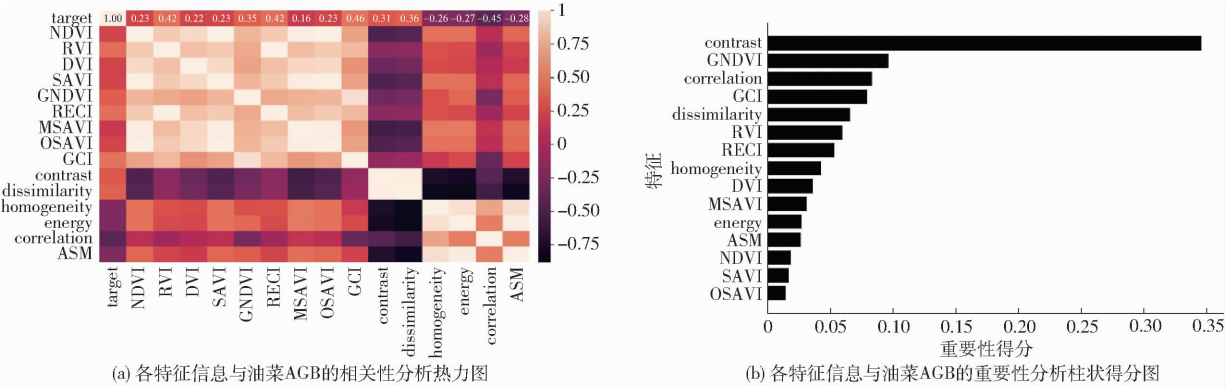


图 5 Correlation analysis between various characteristic information and AGB

性能达到最佳。以 0.05 为阈值,GNDVI、correlation、GCI、dissimilarity、RVI 和 RECI 重要性数值高于该阈值,可选作建模指数。

综合上述结果,选取 RVI、RECI、GNDVI、GCI、

contrast、dissimilarity 以及 correlation 共 7 种特征,与气象数据有效积温和降水量结合作为大田油菜 AGB 监测模型的特征子集并进行建模,训练结果如表 4 所示。

表 4 油菜地上 AGB 监测建模的训练结果
Tab.4 Training results of modeling for monitoring AGB of rapeseed

机器学习 模型	训练集			测试集		
	R^2	$MSE/(t^2 \cdot hm^{-4})$	$MAE/(t \cdot hm^{-2})$	R^2	$MSE/(t^2 \cdot hm^{-4})$	$MAE/(t \cdot hm^{-2})$
RF	0.955 0	0.138 9	0.192 1	0.644 4	0.816 0	0.519 5
HGBT	0.923 1	0.237 6	0.237 0	0.664 2	0.770 7	0.522 5
ET	1	0	0	0.649 5	0.804 4	0.514 2
XGB	0.948 9	0.152 2	0.249 8	0.777 9	0.610 0	0.438 6

由表 4 可见,在同一大田 AGB 数据集上,ET 模型在训练集的 R^2 接近 1,表现出极强的拟合能力;RF 与 XGB 表现良好,HGBT 略低。测试集结果显示,RF、HGBT 与 ET 的 R^2 约为 0.65,预测精度中等,表明 ET 模型在训练时存在较严重的过拟合,而 XGB 最高, R^2 达到约 0.78。误差指标表明,所有模型的 MSE 与 MAE 均处于较优水平,其中 XGB 误差最小。因此,XGB 被选为油菜 AGB 预测的最优模型,并用于后续优化。

3.1.2 不同植被指数和纹理特征与产量之间关系
如图 6 所示,各植被指数 (NDVI、RVI、DVI、SAVI、GNDVI、RECI、MSAVI、OSAVI、GCI) 与产量都为正相关,其中 RVI、DVI 以及 RECI 的相关性相对较高;而纹理信息与产量间的相关性普遍较低,普遍表现出不相关甚至负相关,只有 correlation 表现出相对较高的得分,contrast 其次。综合以上分析,对于油菜产量的建模,选出 RVI、DVI、RECI、contrast、correlation 作为特征子集。

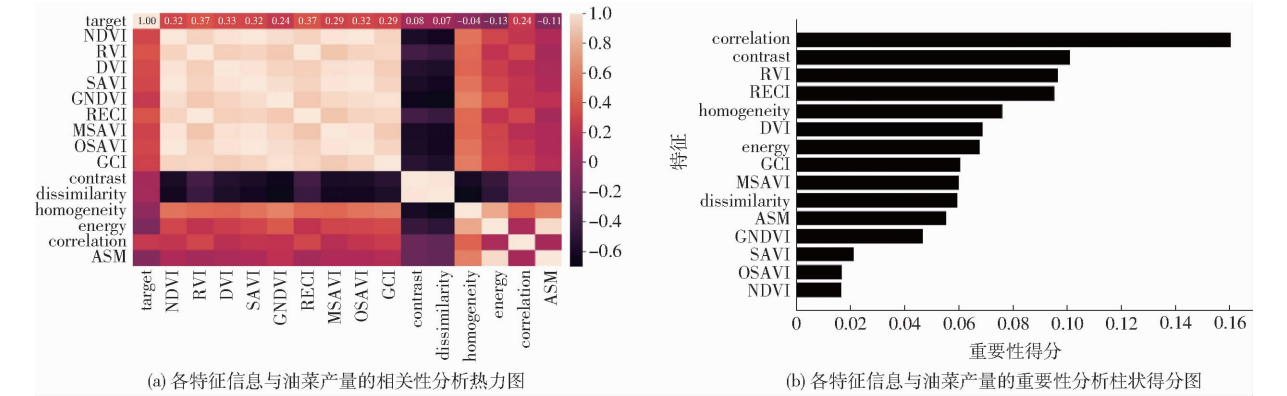


Fig.6 Correlation analysis between various characteristic information and rapeseed yield

研究表明,作物地上 AGB 与产量关系密切,虽非完全线性,但高 AGB 通常意味着高产量。因此本文将利用 AGB 预测模型的结果作为中间值,纳入产量数据集。采用 4 种机器学习方法对预处理后的数据集进行训练,并通过散点图与残差分布图进行结

果分析。由表 5 可见,RF 模型在训练集表现较优,测试集 R^2 为 0.54,预测精度最高;HGBT 在训练集和测试集精度均最低;ET 模型训练集 R^2 为 1,但测试集精度次于 RF;XGB 模型在两数据集上的表现均一般。综合比较,RF 模型预测精度最佳,因此被

表 5 油菜产量预测的训练结果
Tab.5 Training results for predicting rapeseed yield

机器学习 模型	训练集			测试集		
	R^2	$MSE/(t^2 \cdot hm^{-4})$	$MAE/(t \cdot hm^{-2})$	R^2	$MSE/(t^2 \cdot hm^{-4})$	$MAE/(t \cdot hm^{-2})$
RF	0.895 4	0.031 3	0.141 3	0.538 7	0.128 3	0.286 2
HGBT	0.809 1	0.057 2	0.184 3	0.473 2	0.170 4	0.354 4
ET	1	0	0	0.494 2	0.136 8	0.289 6
XGB	0.855 3	0.042 0	0.157 1	0.488 5	0.169 0	0.331 6

选为后续优化的基础模型。

3.2 模型优化结果

为提升油菜 AGB 与产量模型的预测精度,针对数据集有限、模型参数空间复杂的特点,本文分别采用网格搜索和贝叶斯进行超参数调优:网格搜索用于全面探索参数空间并提供基准,贝叶斯优化基于概率模型实现高效迭代搜索。借助自动化搜索在验证集上以最大化 R^2 为目标进行超参数优化,从而得到最佳超参数组合,以增强模型泛化能力并抑制过

拟合。

XGB 模型进行超参优化的结果如表 6 所示,经贝叶斯优化后的 AGB 预测模型在测试集 R^2 达 0.788 8,误差可控。贝叶斯优化在搜索效率、时间成本与预测精度方面均优于网格搜索。采用贝叶斯优化处理后的 RF 模型在测试集上 R^2 提升了约 10% ($R^2=0.60$),同时 MSE 为 $0.135\ 3\ \text{t}^2/\text{hm}^4$ 、MAE 为 $0.286\ 3\ \text{t}/\text{hm}^2$ 。因此选择贝叶斯优化对油菜产量预测模型进行优化。

表 6 XGB 模型进行超参优化的结果
Tab.6 Results of hyperparameter optimization in XGB model

超参数优化方法	每个超参的预设值数量	训练集 R^2	训练集 MSE/ ($\text{t}^2\cdot\text{hm}^{-4}$)	训练集 MAE/ ($\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$)	测试集 R^2	测试集 MSE/ ($\text{t}^2\cdot\text{hm}^{-4}$)	测试集 MAE/ ($\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$)	运行时间/ s
网格搜索	3	0.974 0	0.052 7	0.156 0	0.739 6	0.137 6	0.199 4	49.10
网格搜索	4	0.972 3	0.056 1	0.160 7	0.755 9	0.123 3	0.206 7	227.85
网格搜索	5	0.978 9	0.042 8	0.144 4	0.763 1	0.129 7	0.225 9	758.53
贝叶斯优化	0	0.968 8	0.092 8	0.221 0	0.788 8	0.580 1	0.415 5	—

3.3 基于卫星遥感数据的县级尺度油菜 AGB 监测和产量预测

3.3.1 县级尺度油菜 AGB 预测及产量预测的结果与分析

为了将田间尺度的 AGB 监测和产量预测模型拓展至县级尺度,需要整合卫星遥感数据和区县气象数据。模型的目标值(t^2/hm^2)需乘以各区县的油

菜种植面积,以计算出各区县的 AGB 总量或产量总量。AGB 监测及产量预测结果如表 7 所示。其中,油菜种植面积与产量真值均取自《荆州统计年鉴(2023)》、《荆州统计年鉴(2024)》,AGB 及产量预测值则由本文构建的基于 XGB 的 AGB 模型和 RF 产量模型获得。

预测产量与真实产量的百分比用于衡量预测精

表 7 荆州市各区县的油菜 AGB 监测和产量预测结果

Tab.7 AGB monitoring and yield prediction results of rapeseed in various districts and counties of Jingzhou City

区县名	油菜种植面积/ hm^2	AGB 预测值/ ($\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$)	产量预测值/ ($\text{t}\cdot\text{hm}^{-2}$)	AGB 总量/ kt	产量总量/ kt	产量真值/ kt
荆州区	15 000	2.878	1.797	29.935	26.952	35.251
沙市区	4 000	2.866	1.601	8.599	6.406	7.955
江陵县	24 000	3.764	1.542	75.383	37.017	67.505
松滋市	23 750	4.880	1.653	115.919	39.274	49.502
公安县	39 970	2.880	1.799	115.142	71.923	119.737
石首市	20 700	2.886	1.689	59.648	34.971	50.629
监利市	78 800	2.873	1.831	222.200	144.245	156.837
洪湖市	29 600	2.932	1.809	72.912 1	53.544	86.648

度。荆州各区县预测精度分别为:荆州区 76.46%、沙市区 80.53%、江陵县 54.84%、松滋市 79.34%、公安县 60.07%、石首市 69.07%、监利市 91.97%、洪湖市 61.79%,总体精度约 72%,进一步对 8 个区县的产量预测值与统计值进行皮尔逊相关性分析,两者相关系数达到 0.949,表明模型在各区县间的产量排序和相对差异上具有极高的拟合能力,所构建的估产模型具有较好的可行性与合理性。尽管不依赖地上 AGB 官方统计数据,油菜 AGB 监测模型作为产量预测的中间变量,其估算结果间接验证了

模型的有效性。

3.3.2 基于 ArcMap 大区域预测结果反演

为直观展示各区县预测值及其差异,采用 ArcMap 对结果进行可视化反演。基于 AGB 监测数据与产量预测数据的反演图(图 7)显示,油菜 AGB 与产量的空间分布趋势基本一致,呈线性相关。以 AGB 反演图(图 7c)为例,松滋市、公安县、监利市、洪湖市 AGB 相较荆州区、沙市区、江陵县 AGB 较高。这与各区县城市化水平、油菜种植规模及区县面积密切相关:前者远离市中心、城市化水平低、种

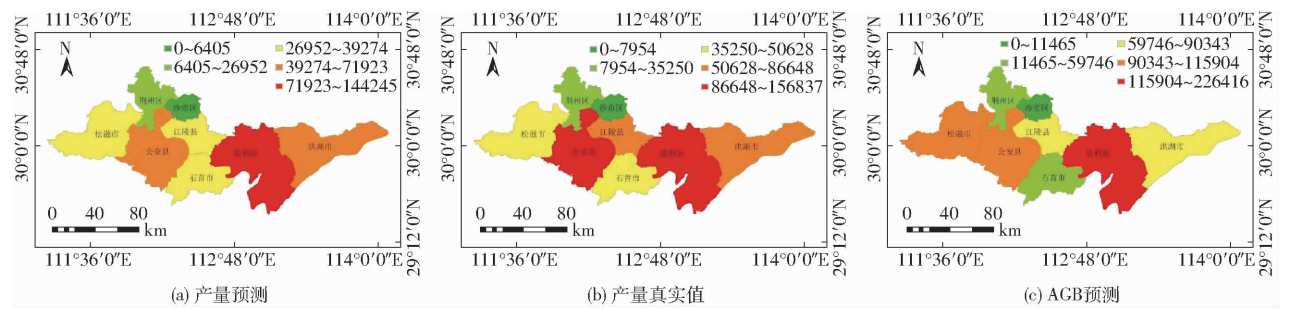


图 7 基于预测值的荆州市各区县反演图

Fig.7 Inversion maps of various districts and counties in Jingzhou City based on predicted values

植规模及面积大;后者城市化水平高、城市用地比例大、种植规模小。结果表明,本文构建的 AGB 监测与产量预测模型县级尺度上具备初步的区域推广潜力,可为区域油菜种植结构优化与产量预测提供技术支撑。

4 结论

(1)以油菜地上 AGB 与最终产量为研究对象,本文提出一种融合无人机与卫星遥感的多尺度估产方法,实现了田间尺度向县级尺度的模型迁移。通过无人机获取高分辨率多光谱图像,提取植被指数与纹理特征,结合田间实测 AGB 与产量数据以及气象信息,构建多模态监测与预测数据集。采用热力图和随机森林方法筛选关键特征,构建并优化 XGBoost 与 RF 模型。最终,基于 PIE-Engine 平台获取 Landsat 8 数据与县级气象数据,完成对荆州市 8 个区县油菜 AGB 与产量的预测与反演。

(2)特征与目标变量相关性分析明确关键因子,热力图与 RF 重要性分析结果显示,植被指数 RVI、RECI、GNDVI、GCI 与 AGB 及产量正相关性较强;contrast、dissimilarity 等纹理特征对 AGB 有一定解释力,correlation 对产量预测具有一定参考价值。

(3)多模型对比及优化显著提升田间尺度的 AGB 和产量预测精度,经贝叶斯优化处理后,AGB 预测精度提高至 R^2 为 0.788 8,产量预测提升至 R^2 为 0.60。优化增强了模型的泛化能力与鲁棒性。

(4)模型外推验证可行性强、适应区域广,模型成功迁移至荆州市 8 个区县,在县域异质性较高的复杂条件下预测精度整体达 72% (监利市预测精度高达 91.97%),产量与 AGB 呈现出显著相关关系。产量预测值与实际值的皮尔逊相关系数达到 0.949,表明模型对县级尺度区域具有较强适应性与可推广性。

参 考 文 献

[1] 陈慧,高丽萍,陈勇,等. 机械直播同步深施肥对冬油菜茎秆抗倒性和产量的影响[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 20-27.
Chen Hui, Gao Liping, Chen Yong, et al. Effects of mechanical direct seeding synchronous deep fertilization on winter rapeseed stem lodging resistance and yield[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(5): 20-27. (in Chinese)

[2] 李谷成,牛秋纯,冷博峰,等. 新时代十年:我国油菜产业发展与路径选择[J]. 中国油料作物学报,2024,46(2):228-235.
Li Gucheng, Niu Qiuchun, Leng Bofeng, et al. The development and path selection of China's rapeseed industry in the new era decade[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2024, 46(2): 228-235. (in Chinese)

[3] 王汉中. 以新需求为导向的油菜产业发展战略[J]. 中国油料作物学报,2018,40(5):613-617.
Wang Hanzhong. Development strategy of rapeseed industry oriented by new demand[J]. Chinese Journal of Oil Crop Sciences, 2018, 40(5): 613-617. (in Chinese)

[4] 丁幼春,李浩鹏,董万静,等. 基于处方图的油菜精准变量施肥调控系统设计 with 试验[J]. 农业机械学报,2025,56(3): 256-266,300.
Ding Youchun, Li Haopeng, Dong Wanjing, et al. Design and experiment of precise variable fertilization control system for oilseed rape based on prescription maps[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 256-266,300. (in Chinese)

[5] 王来刚,郑国清,郑燕,等. 融合多源时空数据的冬小麦产量预测模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(1):198-204,458.
Wang Laigang, Zheng Guoqing, Guo Yan, et al. Prediction of winter wheat yield based on fusing multi-source spatio-temporal data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1):198-204,458. (in Chinese)

[6] 魏庆伟,王福州,张青,等. 基于近地遥感的冬小麦生物量动态监测方法[J]. 山东农业科学,2021,53(3):132-138.
Wei Qingwei, Wang Fuzhou, Zhang Qing, et al. Dynamic monitoring method of winter wheat biomass based on near-ground remote sensing[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2021, 53(3): 132-138. (in Chinese)

[7] 王士俊,刘苗,赵钰,等. 多源遥感数据耦合 CBA-Wheat 模型的冬小麦生物量估算研究[J]. 遥感学报,2024,28(12):

3123–3135.

Wang Shijun, Liu Miao, Zhao Yu, et al. Research on winter wheat biomass estimation using multi-source remote sensing data coupled with CBA–Wheat model[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(12): 3123–3135. (in Chinese)

- [8] 齐浩,吕亮杰,孙海芳,等. 基于无人机高光谱遥感与机器学习的小麦品系产量估测研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 260–269.

Qi Hao, Lü Liangjie, Sun Haifang, et al. Yield estimation of wheat lines based on UAV hyperspectral remote sensing and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 260–269. (in Chinese)

- [9] 许童羽,白驹驰,郭忠辉,等. 基于无人机高光谱遥感的水稻氮营养诊断方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 189–197.

Xu Tongyu, Bai Juchi, Guo Zhonghui, et al. Diagnosis method of rice nitrogen deficiency based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 189–197. (in Chinese)

- [10] 侯学会,王猛,梁守真,等. 基于 GF-1 数据的冬小麦不同生育期叶面积指数反演[J]. 山东农业科学, 2018(11): 148–153.

Hou Xuehui, Wang Meng, Liang Shouzhen, et al. Inversion of leaf area index at different growth stages of winter wheat based on GF-1 data[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2018(11): 148–153. (in Chinese)

- [11] 段凌风,潘井旭,郭子龙,等. 基于深度信念网络的多品种水稻生物量无损检测[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 136–143.

Duan Lingfeng, Pan Jingxu, Guo Zilong, et al. Non-destructive measurement of rice biomass based on deep belief network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 136–143. (in Chinese)

- [12] 廖娟,王辉,梁业雄,等. 基于光谱波段-纹理特征-植被指数融合的棉蚜虫危害等级无人机监测研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 91–102.

Liao Juan, Wang Hui, Liang Yexiong, et al. UAV monitoring of cotton aphid damage levels based on fusion of spectral bands, texture features and vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 91–102. (in Chinese)

- [13] Wang T, Liu Y, Wang M, et al. Applications of UAS in crop biomass monitoring: a review[J]. Frontiers in Plant Science, 2021, 12: 616689.

- [14] Nguyen P T, Shi F, Wang J, et al. Within and combined season prediction models for perennial ryegrass biomass yield using ground- and air-based sensor data[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 950720.

- [15] 赵越,徐大伟,范凯凯,等. Landsat 8 和机器学习估算蒙古高原草地上生物量[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 138–144.

Zhao Yue, Xu Dawei, Fan Kaikai, et al. Estimating above-ground biomass in grassland using Landsat 8 and machine learning in Mongolian plateau[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(24): 138–144. (in Chinese)

- [16] 罗维,李修华,覃火娟,等. 基于多源卫星遥感影像的广西中南部地区甘蔗识别及产量预测[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(3): 248–258.

Luo Wei, Li Xiuhua, Qin Huojuan, et al. Sugarcane identification and yield prediction in central and southern Guangxi based on multi-source satellite remote sensing images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(3): 248–258. (in Chinese)

- [17] Martello M, Molin J P, Wei M C F, et al. Coffee-yield estimation using high-resolution time-series satellite images and machine learning[J]. Agri Engineering, 2022, 4: 888–902.

- [18] Nguyen L H, Robinson S, Galpem P. Medium-resolution multispectral satellite imagery in precision agriculture: mapping precision canola (*Brassica napus* L.) yield using Sentinel-2 time series[J]. Precision Agriculture, 2022, 23: 1051–1071.

- [19] 周西嘉,张悦,王鹏新,等. 基于 Sentinel 的时间序列田块尺度 LAI 重建与冬小麦估产[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 173–185.

Zhou Xijia, Zhang Yue, Wang Pengxin, et al. Reconstruction of time series LAI and winter wheat yield estimation at field scales based on Sentinel satellites[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 173–185. (in Chinese)

- [20] Emilien A-V, Thomas C, Thomas H. UAV & satellite synergies for optical remote sensing applications: a literature review[J]. Science of Remote Sensing, 2021, 3: 100019.

- [21] Mathivanan S K, Jayagopal P. Utilizing satellite and UAV data for crop yield prediction and monitoring through deep learning[J]. Acta Geo Physica, 2022, 70: 2991–3004.

- [22] 杨雪峰,咎梅,木尼热·买买提. 基于无人机和卫星遥感的胡杨林地上生物量估算[J]. 农业工程学报, 2021, 37(1): 77–83.

Yang Xuefeng, Zan Mei, Munire·Maimaiti. Estimation of above ground biomass of *Populus euphratica* forest using UAV and satellite remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(1): 77–83. (in Chinese)

- [23] Andrea M, Giorgio I, Michele C, et al. Estimation of above ground biomass, biophysical and quality parameters of spinach (*Spinacia Oleracea* L.) using Sentinel-2 to support the supply chain[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 325: 112641.

- [24] 龙拥兵,李坤,刘丹丹,等. 基于无人机遥感图像的水稻稻穗识别与估产方法研究[J]. 农业机械学报, 2026, 57(3): 109–118.

Long Yongbing, Li Kun, Liu Dandan, et al. Rice panicle recognition and yield estimation based on UAV remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(3): 109–118. (in Chinese)