doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.05.010

无人机冠层 3D 时序动态建模驱动棉花生物量高精度反演研究

胡正东[1,2]　汤秋香[1]　樊世语[1,2]　鲍龙龙[1,2]　古丽达娜·沙勒山[1,2]　林　涛[2]

(1. 新疆农业大学农学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆维吾尔自治区农业科学院棉花研究所, 乌鲁木齐 830091)

摘要: 地上生物量(AGB)精准估算是作物生长监测与精准农业决策的关键技术。针对传统无人机(UAV)遥感方法在棉花 AGB 估算中存在的双重局限——基于植被指数(VIs)的模型易受冠层光谱饱和效应干扰,且难以量化冠层三维结构动态与 AGB 累积的时空异质性,本文融合 UAV 三维点云空间解析与冠层覆盖度时序特征,构建了基于株高×冠层覆盖度(PH×CC)的多维度估算模型。通过设计对比实验框架,评估了 PH×CC 模型与 4 种模型(VIs 结合随机森林(RF)、梯度提升(GB)、支持向量机(SVM)及反向传播神经网络(BPNN))的性能差异。结果表明:PH×CC 模型在测试集上表现出显著优势,其估算精度(决定系数 $R^2=0.93$,均方根误差(RMSE)为 15.30 g/m^2)较最优传统模型(RF:$R^2=0.76$,RMSE 为 23.35 g/m^2)提升 22.3%($P<0.01$)。机理分析表明,PH×CC 参数通过协同表征 PH 垂直延伸与冠幅水平扩展的动态耦合关系,可解析 83% 的冠层结构变异(传统 VIs 模型仅 57%),显著提升了模型对 AGB-结构互作机制的解释能力。研究为突破无人机农情监测中"光谱-结构"信息融合的技术瓶颈提供了新方法,同时为解析棉花冠层生长动态的生物学机制提供了可量化的建模工具。

关键词: 棉花; 地上部生物量; 植被指数; 3D 模型; 机器学习算法

中图分类号: S31; TP79　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)05-0103-08　　**OSID**:

UAV-driven 3D Spatiotemporal Canopy Modeling Enhanced High-accuracy Cotton Biomass Retrieval

HU Zhengdong[1,2]　TANG Qiuxiang[1]　FAN Shiyu[1,2]　BAO Longlong[1,2]　GULDANA Sarsen[1,2]　LIN Tao[2]

(1. *College of Agronomy*, *Xinjiang Agricultural University*, *Urumqi* 830052, *China*

2. *Cotton Research Institute*, *Xinjiang Uyghur Autonomous Region Academy of Agricultural Sciences*, *Urumqi* 830091, *China*)

Abstract: Accurate above ground biomass (AGB) estimation is a key technology for crop growth monitoring and precision agriculture decision making. Aiming to address the two limitations of traditional unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing methods in cotton AGB estimation—models based on vegetation indices (VIs) were susceptible to the interference of canopy spectral saturation effects, and it was difficult to quantify the spatio-temporal heterogeneity of the dynamics of three-dimensional canopy structure and AGB accumulation—the spatial analysis of three-dimensional UAV point clouds and the temporal characteristics of canopy cover were integrated to construct a multi-dimensional estimation model based on plant height × canopy cover (PH × CC). By designing a comparative experimental framework, the performance differences between the PH × CC model and four types of traditional models were investigated: VIs combined with random forest (RF), gradient boosting (GB), support vector machine (SVM) and backpropagation neural network (BPNN) were systematically evaluated. The results showed that the PH × CC model had significant advantages on the test set. Its coefficient of determination of estimation accuracy (R^2) was 0.93, and the root mean square error (RMSE) was 15.30 g/m^2, which was an improvement of 22.3% compared with that of the optimal traditional model (RF: $R^2=0.76$,

收稿日期: 2025-02-18　修回日期: 2025-03-19

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2024B02004)、国家棉花产业技术体系项目(CARS-15-12)、国家重点研发计划项目(2024YFD2300604)、中央引导地方项目(ZYYD2024CG23)、新疆农业科学院农业科技创新稳定支持计划项目(xjnkywdzc-2023007)、新疆"天山英才"计划"青年拔尖人才"项目和新疆"天山英才"计划"棉花轻简高效栽培技术创新团队"项目(2023TSYCTD004)

作者简介: 胡正东(1998—),男,博士生,主要从事棉花生长信息快速诊断技术研究,E-mail: 1021041309@qq.com

通信作者: 林涛(1981—),男,研究员,博士,主要从事棉花调优栽培信息化技术研究,E-mail: 27427732@qq.com

RMSE was 23.35 g/m^2) ($P<0.01$). The mechanism analysis showed that the PH × CC parameters can analyze 83% of the variation in canopy structure (only 57% for the traditional VIs model) by synergistically representing the dynamic coupling relationship between the vertical expansion of PH and the horizontal expansion of canopy width, significantly improving the model's ability to explain the interaction mechanism between AGB and structure. The research result can provide a method to overcome the technical bottleneck of "spectral - structural" information fusion in UAV agricultural situation monitoring, and at the same time it can provide a quantifiable modelling tool to analyze the biological mechanism of cotton canopy growth dynamics.

Key words: cotton; aboveground biomass; vegetation index; 3D model; machine learning algorithm

0 引言

农作物地上生物量(AGB)精准估测不仅是评估作物生长与产量潜力的关键指标[1],更是衡量区域农业发展水平的重要参数[2]。传统地面采样方法存在效率低、空间覆盖不足等局限,难以满足大田尺度动态监测需求[3]。相较之下,利用无人机(UAV)多光谱技术通过高通量数据采集与智能解析,实现 AGB 精准估算能够显著提升农田管理效率,推动资源优化配置与生态可持续性发展,已成为精准农业体系的核心技术支撑[4]。棉花作为我国重要的经济作物,在农业生产和实践应用中占重要地位。精准快速获取棉花关键生育时期 AGB 对棉花产量信息预测起决定性作用,不仅减少了劳动力使用,也对棉花农情信息获取以及科学管理农业生产具有重要意义。

关于利用 UAV 数据估计作物 AGB 案例已有大量报道,传统的方法主要是通过使用归一化植被指数(NDVI)[1]、增强型植被指数(EVI)[2]等植被指数(VIs)对作物冠层 AGB 进行监测,但这种方法一方面容易受到光谱饱和的影响,导致在作物覆盖率高的情况下 AGB 被严重低估[3]。此外,也会面临生长中后期 AGB 与 VIs 相关性显著降低的问题[4]。另一方面,由于忽视了冠层异质性的存在,难以有效解决冠层三维结构动态及 AGB 累积时空异质性问题,因此传统方法难以有效提升 AGB 和产量的监测精度。针对这一问题,为了提高 AGB 估算的准确性,通常需要测量叶绿素含量[5]、叶面积指数(LAI)[6]、光合有效辐射(PAR)[7]、株高(PH)[8-9]、冠层覆盖度(CC)等参数,增加冠层的二维(2D)或三维(3D)信息[10]。相较于使用 2D 数据,3D 数据有可能提高作物表型性状估计精度[11]。例如可以采用运动结构(SfM)方法来重建用于估计作物性状三维模型的 PH 和 AGB,但使用直接捕获 3D 数据的传感器相对昂贵[12]。

在上述指标中,PH 与 CC 不仅与 AGB 具有很强的相关性[8,13],也分别表征作物的水平扩展与垂直生长,同时考虑不同生育阶段的异质性,能够有效体现 AGB 的空间扩展程度和生长阶段关联性。因此,本研究通过整合 UAV 三维点云空间解析与 CC 时序特征,提出"垂直结构-水平扩展-生育阶段"多维度的 AGB 解析理论;探索冠层几何特征与 AGB 累积的定量耦合机制。构建融合棉花 AGB 垂直、水平和时间维度特征的 PH × CC 估算模型,并与 VIs 结合随机森林(RF)、梯度提升(GB)、支持向量机(SVM)及反向传播神经网络(BPNN)等 4 种机器学习和深度学习算法的估算性能进行对比分析,检验该方法能否有效克服光谱饱和、光谱信息不足或冠层异质性(如不同光照、水分胁迫等)造成的 AGB 估算精度偏低、环境适应性差等问题,为棉花等高密度群体生长中后期 AGB 提取提供更可靠的估算依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2023 年 4—10 月在新疆维吾尔自治区农业科学院阿瓦提棉花科研示范基地(40°27′N,80°21′E)进行。该区域属于温带大陆性干旱气候,年均气温 12℃左右,无霜期 180 ~ 200 d,年均日照时数 3 000 h,年降水量 46.4 mm,农业生产完全依赖于灌溉。试验区土壤质地为砂壤土,田间持水率为 28.9%,土壤肥力属于中等,土壤 pH 值为 7.3,种植方式为膜下滴灌机采棉种值模式。

1.2 试验设计

试验采用双因素裂区试验设计(图 1),以品种为主区设置 3 个不同熟性品种:C1(欣试 518)、C2(新陆早 73)和 C3(新陆中 88),以种植密度为副区:M1(9.0 株/m^2)、M2(13.5 株/m^2)、M3(18.0 株/m^2)、M4(22.5 株/m^2)、M5(27.0 株/m^2),每个处理重复 4 次,每 3 幅膜划定一个小区,于 2023 年 4 月 15 日播种,其他管理同大田。

1.3 数据获取与处理

1.3.1 遥感影像和地面数据

采用大疆 M210 RTK V2 型无人机搭载 RGB 相机(DJI P1 型)(图 2)和多光谱相机(MicaSense

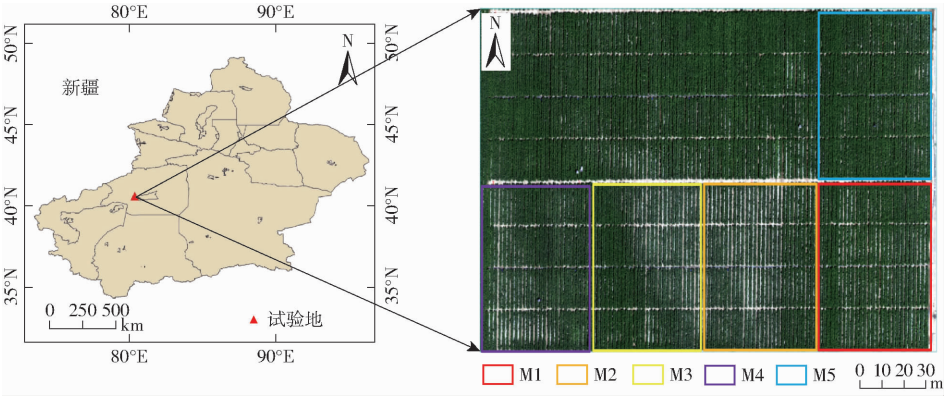
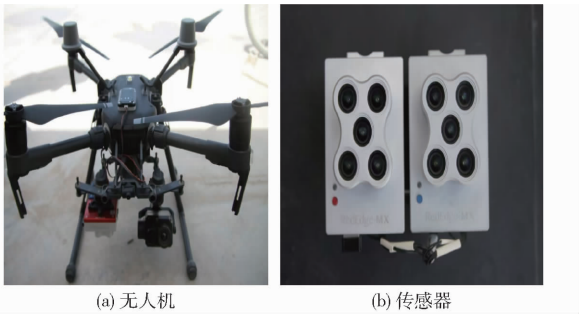


图 1　试验区分布示意图

Fig. 1　Layout of test area

RedEdge，波段信息见表 1）于晴朗无风天气进行遥感数据采集。航线设计高度 30 m，航向重叠率 75%，旁向重叠率 75%，航速 2 m/s，采用等间隔拍照，拍照间隔为 2 m/幅，分别在 5 月 25 日（苗期）、6 月 12日（开蕾期）、7 月 8 日（开花期）、8 月 9 日（开铃期）、9 月 2 日（吐絮期）12:00—14:00 采集。采集前在田间小区布设坐标控制点，并于每个起降架次前后对相机自带辐射标定板拍照，用以图像拼接时的辐射定标作业。



(a) 无人机　　(b) 传感器

图 2　大疆 M210 RTK V2 型无人机及搭载的传感器

Fig. 2　DJI M210 RTK V2 UAV and its equipped sensors

表 1　MicaSence RedEdge 多光谱相机光谱波段

Tab. 1　Multi-spectral spans of MicaSence RedEdge

通道序号	通道名称	中心波长/mm	光谱带宽/mm
1	Blue	475	32
2	Green	560	27
3	Red	650	16
4	Red Edge	740	18
5	NIR	842	57

PH、AGB 等地面数据采集在 08:00—12:00 进行。每个小区选择 6 株长势均匀单株棉花测量 PH，其平均值代表该小区平均水平。AGB 测定选择小区内长势均匀的 5 株棉花，测量地上部鲜质量后在 85℃干燥箱内干燥至恒定质量，并称量取平均值。

1.3.2　遥感影像预处理

借助 Pix4D mapper 软件完成图像拼接以及辐射定标，利用 ArcGis 10.2 对拼接完成的图像进行地理配准，绘制掩膜文件，提取试验小区。

1.3.3　植被指数提取

VIs 是指通过波段组合形成的植被增强信息，在测量地面植被状况方面比单一波段具有更好的灵敏度[14]，已广泛应用于棉花、马铃薯等作物的 AGB、LAI 和产量预测[15-16]。在以往文献基础上，选择 20 个与 AGB 具有良好相关性的 VIs，利用 AGB 与 VIs 的 Pearson 相关性，筛选出相关性最强 VIs，进行反演建模。选择的 VIs 为：归一化植被指数（NDVI）[17]、归一化红边植被指数（NNIR）[17]、比值植被指数（RVI）[18]、差值植被指数（DVI）[19]、宽动态植被指数（WDRVI）[19]、绿色比值植被指数（GRVI）[18]、绿色归一化差值植被指数（GNDVI）[20]、蓝色归一化差值植被指数（BNDVI）[21]、绿色差值植被指数（GDVI）[22]、增强型植被指数（EVI）[23]、结构不敏感色素指数 2（SIPI2）[24]、土壤调节植被指数（SAVI）[25]、优化土壤调节植被指数（OSAVI）[25]、绿色叶绿素指数（CIGreen）[23]、红边简单比值指数（RESR）[26]、大气阻抗植被指数（ARVI）[27]、三角植被指数（TVI）[23]、绿红差值植被指数（GRDVI）[22]、改进型简单比值指数（MSR）[28]、广义改进型简单比值指数（GMSR）[22]。

1.3.4　株高提取

在 UAV 遥感中，植株高度可利用数字表面模型（DSM）与地面高程模型（DEM）确定。首先通过 UAV 可见光影像生成 DSM，记作 DSM_0，得到试验田地表高程的变化情况，作为之后 PH 提取的地表基准面，分别使用苗期、开蕾期、开花期、开铃期、吐絮期 5 个时期生成的 DSM_i（$i=1,2,3,4,5$）与 DSM_0 差值，可得到对应时期棉花高度变化情况。

1.3.5　冠层覆盖度计算

CC 是指土壤表面绿色冠层覆盖的面积百分比，在棉花生育期内，采用 CI－110 型植物冠层数字图

像分析仪于苗期、开蕾期、开花期、开铃期、吐絮期对棉花的 LAI 进行测量，选取阳光稳定、云层稀薄时每个处理下长势均匀的 4 个不同测量位点。根据已有的经验方程[29]，可以利用 LAI 估算 CC。计算公式为

$$CC = \frac{1 - e^{-LAI/1.3}}{1 + e^{-LAI/1.3}} \tag{1}$$

1.4 AGB 多维估算模型建立

地上的棉花种群可以概念化为由茎和叶组成的长方体。为此，建立棉花 AGB 估算三维模型。叶片密度越大，叶片干质量越大。冠层覆盖度可以表征棉花叶片的致密程度，可以作为棉花长方体模型底面。植株越高，茎干质量越大。PH 可以表示棉花茎干质量，可以看作是棉花种群长方体高度。棉花长方体模型可以用 CC 和 PH 乘积来表示，其估算原理如图 3 所示。计算公式为

$$AGB = a(PH \cdot CC) + b \tag{2}$$

式中 a——一元线性回归模型斜率

b——一元线性回归模型截距

1.5 AGB 传统估算模型建立

引入随机森林(RF)、梯度提升(GB)、支持向量机(SVM)及反向传播神经网络(BPNN)等 4 种机器学习和深度学习算法进行棉花 AGB 估算。

将 4 个时期(开蕾期、开花期、开铃期、吐絮期)筛选后的样本按比例接近 7∶3 分为训练集和测试集。各生育时期经筛选后共计 180 个样本，其中 126 个用作训练集，54 个用作测试集。

1.6 AGB 模型估算精度评估

采用决定系数(R^2)评价模型拟合效果，采用均方根误差(RMSE)评价不同模型有效性。R^2 越高，模型拟合越好，RMSE 越小，模型误差越小，模型泛化能力越强。

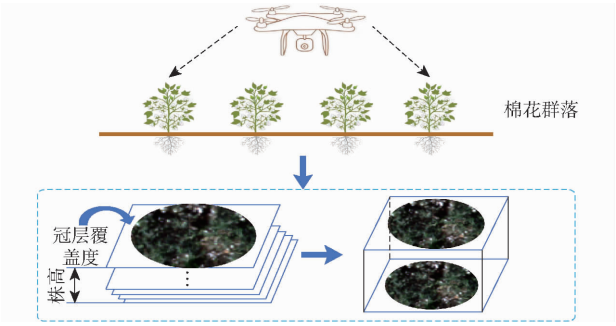


图 3 基于冠层覆盖度和株高的棉花 AGB 估算原理图

Fig. 3 Ideas for estimating cotton AGB based on canopy cover and plant height

2 结果与分析

2.1 基于 PH × CC 模型的棉花株高估算

图 4 为不同密度处理下棉花 PH 估算结果与实测结果的关系。在 M1 密度下，估算模型的 RMSE 为 8.41 cm，R^2 为 0.84，表明 PH 估算值与实测值有较强线性关系，但误差较大。M2 密度下，RMSE 为 5.58 cm，R^2 为 0.90，表现最佳，拟合度最高且误差最小。M3 密度下，RMSE 为 6.21 cm，R^2 为 0.88，模型表现依然较好，误差适中。M4 密度下，RMSE 为 9.00 cm，R^2 为 0.87，尽管拟合度较好，但误差较大，需进一步改进。M5 密度下，RMSE 为 5.97 cm，R^2 为 0.88，模型拟合良好，误差较小。所有密度处理下的 R^2 均不小于 0.84，表明模型拟合度较高。综

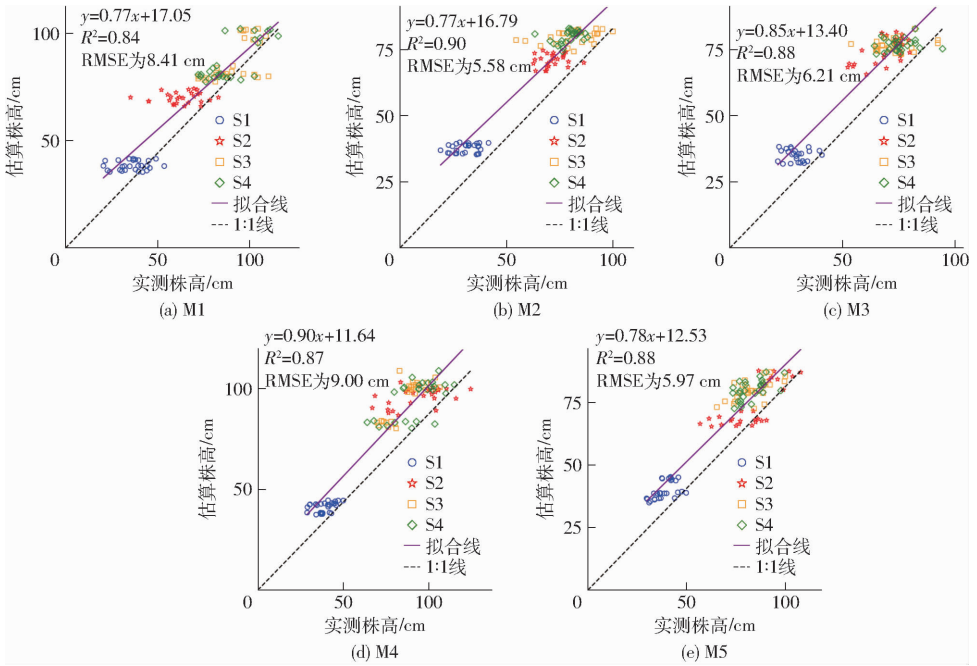


图 4 基于无人机监测和地面实测数据的棉花株高相关性分析

Fig. 4 Correlation analysis of cotton plant height using UAV monitoring and ground-based measurements

上所述，通过 DSM_i 与 DSM_0 差值获得的棉花估算 PH 具有较高精度，证明该方法具有良好的估算效果。

2.2　基于 PH × CC 模型的棉花地上部生物量估算

图 5 为通过构建 PH × CC 模型估算棉花 AGB 结果。模型在不同生育期表现有所差异，但总体效果较好。在整个生育期中，PH × CC 模型 R^2 为 0.93，拟合效果优良；RMSE 为 15.30 g/m^2，偏差较小，说明模型具有较高的预测精度。不同生育期数据点均紧密分布在拟合线和 1∶1线附近，进一步证明 PH × CC 模型在棉花 AGB 估算中的优异表现，且对全生育期的估算结果准确。

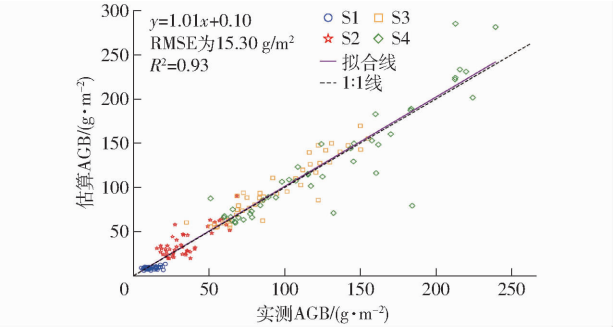


图 5　利用 PH × CC 构建模型估算棉花 AGB

Fig. 5　Estimation of cotton AGB using PH × CC constructed models

2.3　AGB 与冠层光谱特征相关性分析

基于 Pearson 的 AGB 与冠层光谱特征分析（图 6，图中 * 表示处理间差异显著（$P < 0.05$））表明，棉花 AGB 与大部分 VIs 均呈显著负相关，与 SIPI2 呈显著正相关。与 AGB 高度相关的光谱特征为 RESR 和 SIPI2，相关系数分别为 −0.62 和 0.65（$P < 0.001$）。选择与 AGB 相关性最高的 NDVI、BNDVI、SIPI2、RESR、ARVI 作为 4 种模型输入参数。

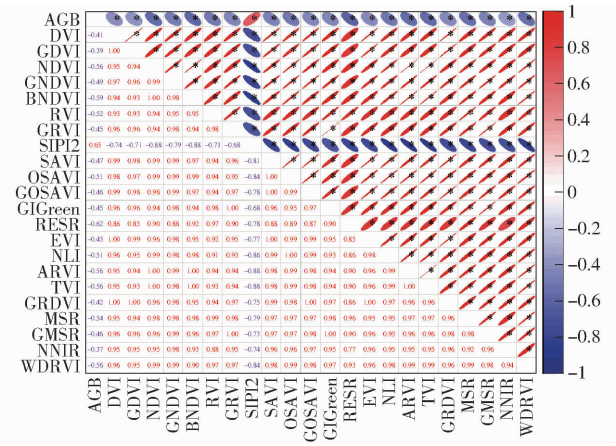


图 6　AGB 与冠层光谱特征相关性分析

Fig. 6　Correlation analysis between AGB and canopy spectral features

2.4　基于传统机器学习算法的棉花 AGB 估算

图 7 为 RF、GB、SVR 和 BPNN 4 种模型对 AGB 的模拟效果。4 种模型结果各异，其中 RF 模型精度最好，R^2 为 0.76，RMSE 最低，为 23.34 g/m^2；而 BPNN 模型精度较低，R^2 为 0.53，RMSE 为 32.94 g/m^2。RF 模型表现出较强的动态拟合能力，SVM 和 BPNN 则可能存在过拟合问题，综合分析 RF 更适用于小样本的棉花 AGB 监测。

3　讨论

棉花作为重要经济作物，其不同阶段的 AGB 估算精度对优化农业管理和提高产量具有重要意义。传统的 AGB 估算方法通常依赖单一光谱信息和简单的统计模型，这些方法在处理作物生长的复杂动态过程，特别是不同生育期和植物器官分层 AGB 估

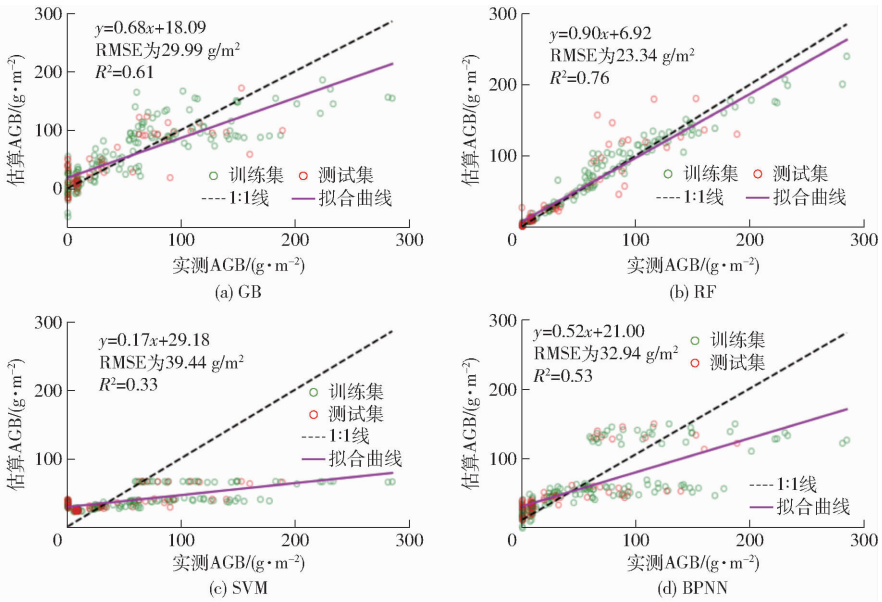


图 7　基于 4 种模型的 AGB 结果

Fig. 7　AGB results based on four models

算时,存在一定局限性。随着遥感技术的发展,多维度的 AGB 解析理论,冠层几何特征与 AGB 累积的定量耦合机制,为 AGB 估算精度的提升带来机遇。本研究利用不同时期的 PH 和 CC,构建 PH × CC 的多维度 AGB 估算模型,较传统方法获得较显著的提升。机理分析表明,PH × CC 参数通过协同表征 PH 垂直延伸与冠幅水平扩展的动态耦合关系,可解析 83% 的冠层结构变异(传统 VIs 模型仅 57%),显著提升了模型对 AGB -结构互作机制的解释能力。

3.1 棉花株高估算方法

目前,基于 UAV 遥感技术提取 PH 的主要方法包括通过搭载激光雷达(LiDAR)构建点云模型提取 PH[30],以及结合 VIs 和高程数据构建模型[31]。周梦维等[32]基于 UAV 搭载小光斑全波形激光雷达反演作物高度,取得了良好效果。然而,LiDAR 的高成本和操作难度限制了其在农业监测中的应用。相比之下,搭载 RGB 相机的 UAV 不仅成本较低,操作简便,而且在作物 PH 反演研究中得到了广泛应用。刘治开等[33]通过 UAV 搭载高清数码相机获取冬小麦不同生长期的 DSM,通过计算与裸土期 DSM 的差值,构建了作物高度模型(CHM),证明了该方法可以快速估算冬小麦 PH。颜安等[34]使用 UAV 搭载 RGB 相机获取棉花育种区的 DSM 和高清数字正射影像(DOM),并利用克里金插值法提取棉花 PH,与实测数据进行回归分析,提取的棉花 PH 与实测值有良好的拟合性。李燕强等[35]基于不同品种冬小麦的光谱指数,构建了 PH 估算模型(R^2 = 0.85)。本研究构建的棉花 PH 估算模型在全生育期均表现出较好的精度(R^2 为 0.84 ~ 0.90,RMSE 为 5.58 ~ 9.00 cm),新模型对棉花 PH 的估算精度较高。

3.2 棉花 AGB 估计方法

模型性能关键在于其通用性。由于实验数据的采集地、方式及作物生长习性的差异,所构建的模型通常存在一定局限性[36-37]。目前,利用 UAV 数据估算作物 AGB 的建模方法大多基于 VIs 进行经验回归,然而,由于缺乏稳定性和通用性,这些模型难以在大尺度上应用。为了检验模型的通用性,本研究比较了使用光谱信息和结合冠层覆盖度与植物高度的模型构建方法。结果表明,结合冠层覆盖度和高度的模型效果较好(R^2 = 0.93,RMSE 为 15.30 g/m^2)。该方法有效避免了 UAV 成像环境对作物冠层光谱干扰,提高了模型稳定性和通用性。同时,它改善了 UAV 在复杂冠层中穿透力弱、监测精度在冠层郁闭后下降的问题。尽管本研究主要针对棉花,且其在生殖生长阶段冠层郁闭度较好,但这一方法仍能取得较好结果。未来,应用于水稻、玉米、小麦等作物时,预计会有更好的预测效果。

3.3 PH × CC 模型与传统模型 AGB 估算精度对比

通过对不同方法构建的 AGB 估算模型进行比较,结果表明,基于 PH × CC 构建的三维 AGB 模型(R^2 = 0.93,RMSE 为 15.30 g/m^2)相比于使用光谱反射率结合机器学习方法的 RF(R^2 = 0.76,RMSE 为 23.34 g/m^2)和 SVM(R^2 = 0.33,RMSE 为 39.44 g/m^2)估算模型,具有更高的精度和适用性。此外,使用深度学习结合光谱建模的 BPNN(R^2 = 0.53,RMSE 为 32.96 g/m^2)效果也不尽理想。这可能是由于棉花进入生长后期,冠层逐渐郁闭,CC 增大,导致在估算生殖生长阶段的棉花 AGB 时,受到较大干扰。从图 8 可看出,PH、CC 以及 PH × CC 和大部分 VIs 呈现较显著的正相关,相关系数都较高(0.5 ~ 0.9),后续研究可以引入 PH、CC 以及 PH × CC 结合 VIs 对 RF、GB、SVR 和 BPNN 4 种模型进行优化,提高模型精度,降低模型欠拟合和过拟合风险。仅使用棉花 AGB 结合光谱反射率的模型精度不足,而 PH × CC 方法构建的三维模型较好地缓解了该问题,表现出较好的多时态棉花 AGB 预测潜力。

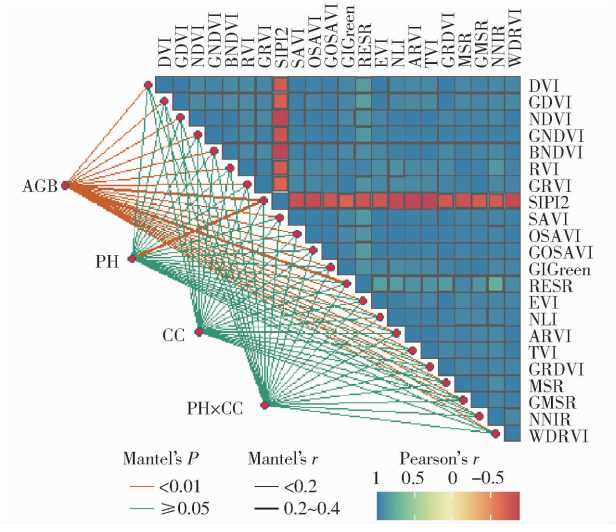


图 8 PH、CC、PH × CC 与冠层光谱特征相关性分析

Fig. 8 Correlation analysis of PH, CC and PH × CC with canopy spectral characteristics

3.4 局限性和展望

本研究建立了棉花多生育期 AGB 估计模型,通过 UAV 平台对作物 AGB 进行准确估算和制图,本文方法对未来作物 AGB 和产量估算具有重要意义。AGB 与经济产量及土地生产力密切相关。一方面,基于不同生长阶段 AGB 与经济产量及土地生产力之间的定量关系,可以直接预测作物未来的经济产

量和土地生产力；另一方面，由于特定作物的收获系数（经济产量与 AGB 之比）相对稳定，可以通过将生育期最大 AGB 与收获系数相乘，预测作物的经济产量，从而评价土地生产力。

本研究结合 PH × CC 的棉花 AGB 估算模型在数据采集成本和估算精度上具有较高性价比，尤其在棉花生殖生长期显示出很大的应用潜力。尽管在吐絮期棉花 PH 保持不变，但由于养分转移至棉铃，冠层覆盖度逐渐降低。因此，本研究模型在棉花生长后期的应用可能存在一定局限性。同时，不同生育期表型性状估计误差可能影响 AGB 估算精度。相同估算模型在应用于其他作物时可能存在适用性问题，因此需要对模型进行重新校准，尤其是针对具有不同生长特性的作物。

4　结束语

通过结合棉花 CC 和 PH 构建的 PH × CC 模型可显著提高 AGB 监测的准确性和时间适应性。所提出的模型框架优于传统的 UAV 结合光谱指数构建的预测模型，特别是在关键的生殖阶段（花铃期和吐絮期），同时在整个生长期保持稳定性能。与资源密集型激光雷达和高光谱系统相比，本文方法在不影响监测精度的前提下提供了一种具有成本效益的替代方法，与常见的多光谱系统相比，本文方法更便捷，精度更高，为资源有限的农业系统中的精准农业提供了一种可扩展的解决方案。未来的扩展应在不同作物上验证该框架，并整合多传感器数据，以进一步优化灌溉管理策略。

参　考　文　献

[1] YUE J, YANG G, LI C, et al. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models[J]. Remote Sensing, 2017, 9(7): 708.

[2] SHAFIAN S, RAJAN N, SCHNELL R, et al. Unmanned aerial systems-based remote sensing for monitoring sorghum growth and development[J]. PloS One, 2018, 13(5): e0196605.

[3] YUE J, YANG G, TIAN Q, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 226 – 244.

[4] 邵亚杰，李珂，丁文浩，等. 基于无人机多光谱影像特征估算棉花生物量[J]. 新疆农业科学，2024，61(6)：1328 – 1335.
SHAO Yajie, LI Ke, DING Wenhao, et al. Study on cotton biomass estimation based on mult-spectral imaging features of unmanned aerial vehicle[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2024,61(6): 1328 – 1335. (in Chinese)

[5] SHU M, ZUO J, SHEN M, et al. Improving the estimation accuracy of SPAD values for maize leaves by removing UAV hyperspectral image backgrounds[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(15): 5862 – 5881.

[6] LIU S, JIN X, NIE C, et al. Estimating leaf area index using unmanned aerial vehicle data: shallow *vs.* deep machine learning algorithms[J]. Plant Physiology, 2021, 187(3): 1551 – 1576.

[7] TEWES A, SCHELLBERG J. Towards remote estimation of radiation use efficiency in maize using UAV-based low-cost camera imagery[J]. Agronomy, 2018, 8(2): 16.

[8] BENDIG J, BOLTEN A, BENNERTZ S, et al. Estimating biomass of barley using crop surface models (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 10395 – 10412.

[9] ZHANG Y, XIA C, ZHANG X, et al. Estimating the maize biomass by crop height and narrowband vegetation indices derived from UAV-based hyperspectral images[J]. Ecological Indicators, 2021,129: 107985.

[10] XIAO S, CHAI H, SHAO K, et al. Image-based dynamic quantification of aboveground structure of sugar beet in field[J]. Remote Sensing, 2020, 12(2): 269.

[11] GIBBS J A, POUND M, FRENCH A P, et al. Plant phenotyping: an active vision cell for three-dimensional plant shoot reconstruction[J]. Plant Physiology, 2018, 178(2): 524 – 534.

[12] PAULUS S. Measuring crops in 3D: using geometry for plant phenotyping[J]. Plant Methods, 2019, 15(1): 103.

[13] MADEC S, BARET F, DE SOLAN B, et al. High-throughput phenotyping of plant height: comparing unmanned aerial vehicles and ground LiDAR estimates[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 2002.

[14] YANG B, WU X, HAO J, et al. Estimation of wood failure percentage under shear stress in bamboo-wood composite bonded by adhesive using a deep learning and entropy weight method[J]. Industrial Crops and Products, 2023, 197: 116617.

[15] CHEN M, YIN C, LIN T, et al. Integration of unmanned aerial vehicle spectral and textural features for accurate above-ground biomass estimation in cotton[J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1313.

[16] LI B, XU X, ZHANG L, et al. Above-ground biomass estimation and yield prediction in potato by using UAV-based RGB and hyperspectral imaging[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 162: 161 – 172.

[17] OTENG-FRIMPONG R, KARIKARI B, SIE E K, et al. Multi-locus genome-wide association studies reveal genomic regions and putative candidate genes associated with leaf spot diseases in African groundnut (*Arachis hypogaea* L.) germplasm[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 13: 1076744.

[18] YANG Z, YU Z, WANG X, et al. Estimation of millet aboveground biomass utilizing multi-source UAV image feature fusion [J]. Agronomy, 2024, 14(4): 701.
[19] HEMANDEZ A, JENSEN K, LARSON S, et al. Using unmanned aerial vehicles and multispectral sensors to model forage yield for grasses of semiarid landscapes[J]. Grasses, 2024, 3(2): 84 - 109.
[20] YANG Q, SHI L, HAN J, et al. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images[J]. Field Crops Research, 2019, 235: 142 - 153.
[21] PUTRA A, KRISTIAWATI W, MUMTAZYDAH D, et al. Pineapple biomass estimation using unmanned aerial vehicle in various forcing stage: vegetation index approach from ultra-high-resolution image[J]. Smart Agricultural Technology, 2021, 1: 100025.
[22] NIU Q L, FENG H K, ZHOU X G, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat[J]. Trans. Chin. Soc. Agric. Mach., 2021, 52: 183 - 194.
[23] SHEN Y, YAN Z, YANG Y, et al. Application of UAV-borne visible-infared pushbroom imaging hyperspec-tral for rice yield estimation using feature selection regression methods[J]. Sustainability, 2024, 16: 632.
[24] GUO X, LI K, SHAO Y, et al. Inversion of rice height using multitemporal TanDEM - X polarimetric interferometry SAR data [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(3): 878 - 884.
[25] KILLEEN P, KIRINGA I, YEAP T, et al. Corn grain yield prediction using UAV-based high spatiotemporal resolution imagery, machine learning, and spatial cross-validation[J]. Remote Sensing, 2024, 16: 683.
[26] ROZENSTEIN O, HAYMANN N, KAPLAN G, et al. Validation of the cotton crop coefficient estimation model based on Sentinel - 2 imagery and eddy covariance measurements[J]. Agric. Water Manag., 2019, 223: 105715.
[27] SHAMMI S A, HUANG Y, FENG G, et al. Application of UAV multispectral imaging to monitor soybean growth with yield prediction through machine learning[J]. Agronomy, 2024, 14: 672.
[28] LIU S, JIN X, BAI Y, et al. UAV multispectral images for accurate estimation of the maize LAI considering the effect of soil background[J]. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf., 2023, 121: 103383.
[29] GARCÍA-VILA M, FERERES E. Combining the simulation crop model AquaCrop with an economic model for the optimization of irrigation management at farm level[J]. European Journal of Agronomy, 2012, 36(1): 21 - 31.
[30] HARKEL T, BARTHOLOMEUS K. Biomass and crop height estimation of different crops using UAV-based LiDAR[J]. Remote Sensing, 2019, 12(1): 17.
[31] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 39: 79 - 87.
[32] 周梦维,柳钦火,刘强,等. 基于机载小光斑全波形 LIDAR 的作物高度反演[J]. 农业工程学报, 2010,26(8):183 - 188.
ZHOU Mengwei, LIU Qinhuo, LIU Qiang, et al. Inversion for crop height by small-footprint-waveform airborne LIDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 183 - 188. (in Chinese)
[33] 刘治开,牛亚晓,王毅,等. 基于无人机可见光遥感的冬小麦株高估算[J]. 麦类作物学报, 2019, 39(7):859 - 866.
LIU Zhikai, NIU Yaxiao, WANG Yi, et al. Estimation of plant height of winter wheat based on UAV visible image[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(7):859 - 866. (in Chinese)
[34] 颜安,郭涛,陈全家,等. 基于无人机影像的棉花株高预测[J]. 新疆农业科学, 2020, 57(8):1493 - 1502.
YAN An, GUO Tao, CHEN Quanjia, et al. Prediction of cotton plant height based on UAV image[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2020, 57(8): 1493 - 1502. (in Chinese)
[35] 李燕强,张娟娟,熊淑萍,等. 不同冬小麦品种株高的高光谱估算模型[J]. 麦类作物学报, 2012, 32(3):523 - 529.
LI Yanqiang, ZHANG Juanjuan, XIONG Shuping, et al. Study on hyperspectral model for estimating the plant height of different winter wheat cultivars[J]. Journal of Triticeae Crops, 2012, 32(3):523 - 529. (in Chinese)
[36] DORIGO W A, ZURITA-MILLA R, DE WIT A J W, et al. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2007, 9(2): 165 - 193.
[37] KARTHIKEYAN L, CHAWLA I, MISHRA A K. A review of remote sensing applications in agriculture for food security: crop growth and yield, irrigation, and crop losses[J]. Journal of Hydrology, 2020, 586: 124905.