doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.17.010

基于无人机 LiDAR 和 RGB 多特征数据融合的玉米株高估测研究

徐良骥[1,2]　王国辉[1,2]　陈永春[1,3]　张　坤[1,2]　程海燕[1,3]　苗　伟[1,3]　黄　刚[1,3]

(1.深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室,淮南 232000;2.安徽理工大学空间信息与测绘工程学院,淮南 232001;
3.淮南矿业(集团)有限责任公司,淮南 232000)

摘要:玉米株高是估算生物量、预测产量的关键因子,也是玉米生长管理的重要参考。本研究选用玉米苗期、拔节期、抽雄期、灌浆期和成熟期的无人机遥感数据,探讨滤波算法及空间分辨率对构建数字高程模型(DEM)的影响;探究 LiDAR 和 RGB 2 种数据在玉米株高估测中的优势,通过对 2 种数据优势的结合,构建一种基于 LiDAR、RGB 多特征数据融合的回归模型。结果表明,基于改进的渐进三角网加密滤波算法获取的空间分辨率为 0.25 m 的 DEM 准确性最高,决定系数(R^2)为 0.944 1,均方根误差(RMSE)为 0.063 m,标准均方根误差(NRMSE)为 0.151%;融合 LiDAR 和 RGB 作物高度模型(CHM)第 100 百分位数、可见光大气抵抗指数(VARI)、红绿蓝植被指数(RGBVI)和冠层体积(CV)构建的线性回归(LR)模型精度最高,R^2 为 0.986 4、RMSE 为 0.088 m、NRMSE 为 6.331%,相较于最优单特征线性回归模型,R^2 提升了 0.5%,RMSE 和 NRMSE 都降低了 16.2%。通过建立融合 LiDAR 和 RGB 多特征数据的回归模型,提高了株高估测的精度,该研究为准确估测全生育期的玉米株高提供了一种技术方法。

关键词:玉米;株高;无人机遥感;数字高程模型;作物高度模型;多特征数据融合

中图分类号:S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)17-0104-11　　**OSID**:

Research on Maize Plant Height Estimation Based on UAV LiDAR and RGB Multi-feature Data Fusion

Xu Liangji[1,2]　Wang Guohui[1,2]　Chen Yongchun[1,3]　Zhang Kun[1,2]　Cheng Haiyan[1,3]
Miao Wei[1,3]　Huang Gang[1,3]

(1. *State Key Laboratory for Safe Mining of Deep Coal Resources and Environment Protection*, *Huainan* 232000, *China*
2. *College of Spatial Information and Surveying Engineering*, *Anhui University of Science and Technology*, *Huainan* 232001, *China*
3. *Huainan Mining (Group) Co., Ltd.*, *Huainan* 232000, *China*)

Abstract: Maize plant height is a key factor for estimating biomass and predicting yield, and it is also an important reference for maize growth management. UAV remote sensing data of maize seedling stage, jointing stage, tasseling stage, filling stage and mature stage were selected to explore the influence of filtering algorithm and spatial resolution on the construction of digital elevation model (DEM). The advantages of LiDAR and RGB data in maize plant height estimation were explored. By combining the advantages of the two data, a regression model based on LiDAR and RGB multi-feature data fusion was constructed. The DEM with a spatial resolution of 0.25 m obtained based on the improved progressive triangulation encryption filtering algorithm had the highest accuracy, with a determination coefficient (R^2) of 0.944 1, a root mean square error (RMSE) of 0.063 m, and a normalized root mean square error (NRMSE) of 0.151%. The linear regression (LR) model constructed by fusing the 100th percentile of LiDAR and RGB crop height model (CHM), visible light atmospheric resistance index (VARI), red, green and blue vegetation index (RGBVI) and canopy volume (CV) had the highest

收稿日期:2026-03-27　修回日期:2026-04-10

基金项目:深部煤炭安全开采与环境保护全国重点实验室开放基金项目(2025YB018)、国家自然科学基金面上项目(52574211)和安徽省高等学校科学研究项目(2023AH051208)

作者简介:徐良骥(1978—),男,教授,博士,主要从事资源环境感知与保护利用研究,E-mail:ljxu@aust.edu.cn

通信作者:张坤(1985—),男,讲师,博士,主要从事矿区土地复垦与生态重建研究,E-mail:chzk@aust.edu.cn

accuracy, R^2 = 0.986 4, RMSE = 0.088 m, NRMSE = 6.331%. Compared with the optimal single feature linear regression model, R^2 was increased by 0.5%, RMSE and NRMSE was decreased by 16.2%. By establishing a regression model that integrated LiDAR and RGB multi-feature data, the accuracy of plant height estimation was improved. The research result can provide a technical method for accurately estimating the plant height of maize in the whole growth period.

Key words: maize; plant height; UAV remote sensing; digital elevation model; crop height model; multi-feature data fusion

0　引言

玉米是我国三大主粮之一，是种植范围最广、用途最多的粮食作物，同样也是我国年产量最高的粮食作物[1-2]。玉米株高可以间接反映生物量积累，从而估算玉米产量[3]，是进行生产调控的重要参考因素之一。因此在玉米生长周期内，估测株高具有重要意义。传统的玉米株高测量方法通常采用刻度尺人工测量，速度慢、工作量大[4-5]，已不能满足现代农业生产需要。

随着无人机技术的快速发展，无人机遥感技术相继应用于田间作物表型信息获取，并且无人机遥感平台具有灵活性高、作业周期短、影像分辨率高等一系列优点[6]，为大范围玉米株高信息快速、准确和动态监测提供重要的技术手段，有效弥补了地面调查的部分缺陷。目前，已有研究[7-12]已经证实了机载 LiDAR 和 RGB 用于大豆、甜菜等株高估测的可行性，然而在玉米作物上的研究相对较少。一方面，没有将 2 种或多种传感器数据的优势相结合；另一方面，对于建立作物高度模型（Crop height model, CHM）所需的数字高程模型（Digital elevation model, DEM）精度研究较少。针对上述问题，本文选用布料模拟滤波算法[13]和改进的渐进三角网加密滤波算法[14]进行点云滤波，通过优化 2 种算法的参数及选用不同空间分辨率来准确构建 DEM；构建基于 LiDAR、RGB 多特征数据融合的回归模型来估测株高，以提高模型估测精度。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于安徽省淮南市田家庵区，由 2 个多边形的试验区组成，如图 1 所示，总面积 4 565 m^2，玉米种植时间为 2025 年 6 月 9 日。结合研究区的实地情况，共分布 52 个采样点，每个采样小区以设计好的采样点为中心，长、宽各为 1.5 m 的正方形组成。人工株高测量与无人机平台遥感数据获取日期相同[15]，分别在苗期（6 月 25 日）、拔节期（7 月 9 日）、抽雄期（8 月 5 日）、灌浆期（8 月 22 日）和成熟期（9 月 15 日）进行试验数据获取。

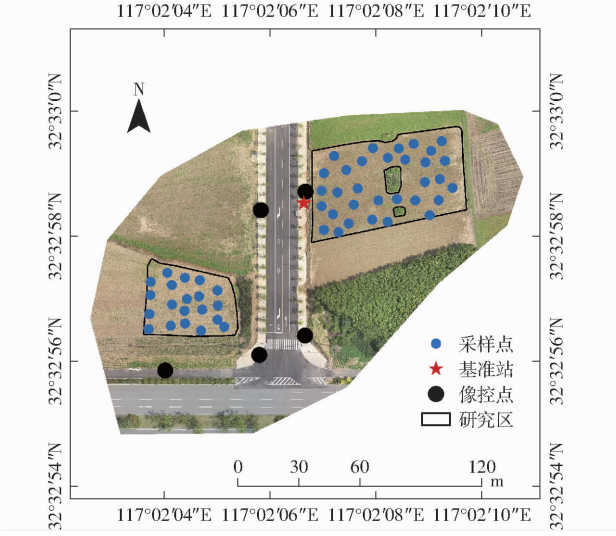


图 1　研究区示意图

Fig. 1　Location of experimental area

1.2　主要数据获取

1.2.1　地面株高测定

地面株高测量分别在苗期、拔节期、抽雄期、灌浆期和成熟期进行。通过对实地情况的分析，按照设计好的方案，每个小区选取具有代表性的 3 株玉米，3 株玉米实测高度取平均值代表小区的整体株高[16]，基于每株玉米在不同生长阶段的差异化，所以在不同生育期的每个小区内选择的都是能代表这个生长阶段的小区整体情况的玉米，共有 52 个玉米小区，如表 1 所示。因刮风、降雨等自然因素影响，部分玉米小区出现倒伏现象，灌浆期时出现 3 个玉米小区倒伏，成熟期时出现 15 个玉米小区倒伏，为确保研究的准确性，将出现倒伏现象的所处生育期的玉米小区样本剔除。

表 1　玉米实测株高的统计分析

Tab. 1　Statistical analysis of measured plant height of maize

生育期	样本数/个	最小值/m	最大值/m	平均值/m	标准差/m
苗期	52	0.202	0.458	0.338	0.055
拔节期	52	0.477	1.017	0.793	0.140
抽雄期	52	1.202	2.472	1.997	0.316
灌浆期	49	1.552	2.358	2.058	0.235
成熟期	37	1.511	2.285	1.976	0.227
全生育期	242	0.202	2.472	1.390	0.763

1.2.2 无人机平台与遥感数据的获取

试验采用 M350 RTK 型无人机搭载 EasyScan™ X10/X10⁺型机载激光雷达测量系统作为遥感数据获取平台，M350 RTK 型无人机和搭载的传感器主要技术参数如表 2 所示。无人机搭载激光雷达测量系统和内置数码相机传感器，为避开周边高大建筑，结合当地实际情况，飞行高度设置为 60 m，点云旁向重叠度为 85%，影像旁向重叠度为 80%[17]，为平衡飞行时间和影像质量，飞行速度设为 6 m/s，航向角为 258°，点云密度为 122 点/m^2，地面采样距离（Ground sample distance，GSD）为 1.41 cm/像素。飞行区域中设置 5 个地面控制点使其均匀分布[10]，采用实时动态定位（Real-time kinematic，RTK）测量其三维空间位置。作业前 30 min 架设全球定位系统（Global positioning system，GPS）基准站，用于后续数据预处理时与机载 GPS 数据联合差分获取飞行平台的精确位置信息，飞行前 5 min，打开激光雷达和数码相机，稳定后操作无人机开始工作[18]。

表 2 M350 RTK 型无人机与搭载的传感器主要技术参数

Tab. 2 Main technical parameters of M350 RTK UAV and sensors

类型	参数	数值/等级
M350 RTK 型无人机	最大起飞质量/kg	9.20
	最长飞行时间/min	55
	GNSS	GPS + GLONASS + BeiDou + Galileo
激光雷达	激光等级	Ⅰ级
	测距精度/cm	0.5
	定位精度/cm	1（平面） 2（高程）
数码相机	有效像素数	2.6×10^7
	影像分辨率/（像素×像素）	6 252×4 168

无人机遥感数据获取时，选择天气晴朗、无云的时间进行[19]，每次获取时间段为 10:00—14:00[20]，以便获取高质量的影像数据。无人机数据采集时间，需要结合玉米全生育期不同生长阶段的情况，分别在玉米苗期、拔节期、抽雄期、灌浆期和成熟期进行数据采集，与上述实测株高获取在同一天进行，各时期采集影像分别为 402、397、398、395、395 幅。无人机数据采集时，按照设定好的航线和参数自动飞行并记录数据[21]。

1.3 数据处理

1.3.1 RGB 数据处理

无人机数码相机采集的影像数据，主要用 Pix4Dmapper 软件进行处理，通过 Pix4Dmapper 软件可以生成所需的数字地形模型（Digital terrain model，DTM）、数字表面模型（Digital surface model，DSM）和数字正射影像（Digital orthophoto map，DOM）。技术流程如图 2 所示，本研究只需苗期 DTM，所以对玉米苗期影像进行处理时，通过点云分类获得。

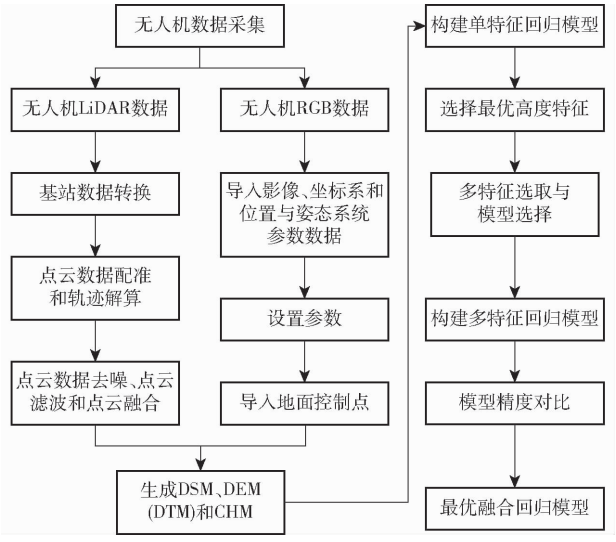


图 2 技术流程图

Fig. 2 Technical flowchart

1.3.2 LiDAR 点云数据处理

无人机 LiDAR 系统数据处理主要包括基站数据转换、点云数据配准、轨迹解算、点云数据去噪和点云融合[10]。如图 2 所示，具体流程如下：①利用 Hi－Target Business Center 软件对基准站采集的数据进行转换。②利用 Inertial Explorer 软件，导入基准站坐标，进行点云数据配准，再通过导入全球导航卫星系统（Global navigation satellite system，GNSS）、惯性测量单元（Inertial measurement unit，IMU）数据，进行轨迹解算。③利用自带的激光雷达数据处理软件 EPiCloud Center 导入无人机数据，进行航带裁剪、点云赋色和点云去噪，完成后进行点云解算和点云融合，以 LAS 的格式导出点云数据，用于后续处理。

1.4 株高估测方法

1.4.1 RGB 数据株高估测

根据试验设计对田间 52 个小区进行掩膜，以采样点为中心，画出每个小区的矢量数据，基于设计好的采样点的编号对每个小区进行编号，每个编号都是对应唯一一个采样小区，便于后续的数据估测与分析。基于分割得到的独立小区，估测并统计玉米株高等表型参数。无人机搭载 RGB 相机生成的不同阶段的 DSM 和玉米苗期的 DTM，使用 ArcGIS 10.8 软件中的栅格计算器生成 CHM，如图 3a 所示。CHM 影像的像素百分位数代表了冠层的不同位置，高百分位数代表冠层上边界。为了探

索冠层上边界的最佳百分位数，统计 CHM 像素的第 95 ~ 100 分位数（间隔为 1），估测株高，利用实测株高数据与估测株高数据对比，验证其估测精度。

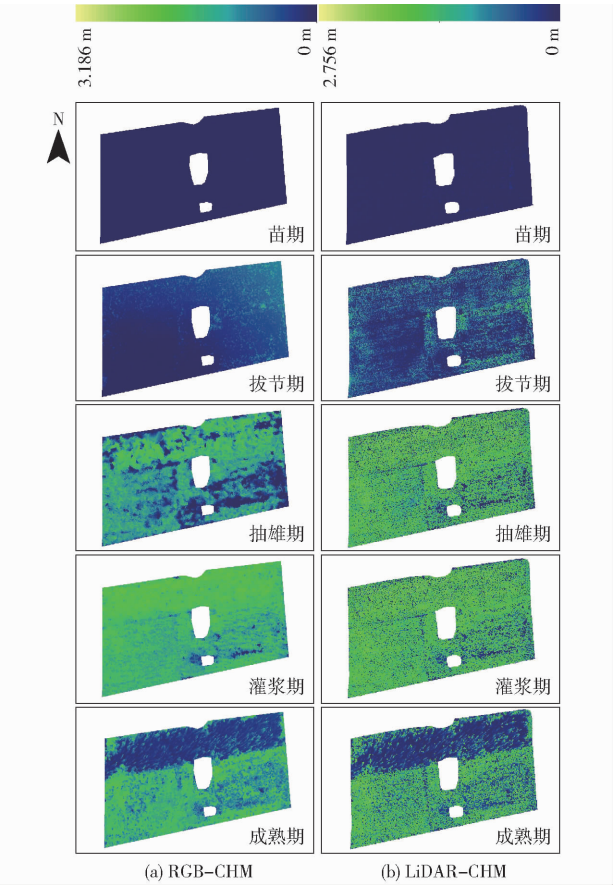


图 3　玉米全生育期作物高度模型

Fig. 3　CHM for whole growth period of maize

1.4.2　LiDAR 数据株高估测

基于 LiDAR 数据对株高估测，将从以下方面进行数据进一步处理和株高估测：①基于布料模拟滤波算法和改进的渐进三角网加密滤波算法生成 DEM，在 DEM 结果输出时，选用 0.25、0.30、0.35 m 3 种不同空间分辨率，结合飞行高度、点云旁向重叠度和点云密度分析，利用 DEM 与采样点的高程进行对比，得到一种精度较高的 DEM 用于后续生成 CHM。②以无人机激光雷达点云数据为来源的玉米不同生育期获取的 DEM 和对应时期的玉米生育期 DSM 做差生成的 CHM，另一种是只以苗期点云数据为基准的 DEM 和全生育期玉米不同生长阶段的 DSM 做差生成的 CHM。选用 2 种不同的方式生成 CHM，探究哪一种方式生成的 CHM 估测株高效果更好。

点云数据滤波完成后，利用 ArcGIS 10.8 软件生成所需的 DEM 和 DSM，两者利用栅格计算器做差可以得到 CHM，如图 3b 所示。株高估测方法与 RGB 估测株高方法一样，统计 CHM 像素的第 95 ~ 100 分位数，估测株高，利用实测株高数据与估测株高数据对比，验证其估测精度。

在点云滤波处理过程中，本研究根据地形特征和植被覆盖情况选择布料模拟滤波算法和改进的渐进三角网加密滤波算法：①布料模拟滤波算法参数设置简单，对植被覆盖度较高、地形起伏平缓的区域滤波效果较好，且计算效率较高，适合大范围点云数据的快速处理。②改进的渐进三角网加密滤波算法通过迭代构建地面种子点三角网，并依据角度与距离阈值逐步加密地面点。相比原始算法，改进版本在初始种子点选取和阈值自适应方面做了优化。其优势在于对地形起伏具有较强的适应性，能够较好地保留陡坡与沟谷等地形细节。

1.4.3　LiDAR、RGB 多特征数据融合的株高估测

本研究除了选取上述的高度百分位数外，在进行多特征数据融合时，选用了可见光大气抵抗指数（Visible atmospherically resistant index，VARI）和红绿蓝植被指数（Red green blue vegetation index，RGBVI）2 种可见光植被指数以及通过 LiDAR 点云数据估测的冠层体积（Canopy volume，CV）。

基于 RGB 数据生成的全生育期 DOM 提取 VARI、RGBVI 2 种植被指数，将各生育期的 DOM 按照试验设计共分割成 242 个独立小区，分别对每个小区进行 2 种植被指数提取。基于 LiDAR 点云数据生成的全生育期 CHM 提取 CV，每个小区的分割方式和上述相同，将 CHM 垂直方向按高度等分为 100 层，选取最高处 91% 至 100% 的各层，通过累加该区间内各像元的高度贡献并乘以像元面积，计算得到冠层顶部有效体积，以此表征冠层上部的空间占据程度。以上特征的提取均通过 Python 软件实现。

本研究选用多种机器学习算法建立玉米株高估测回归模型分布：线性回归（Linear regression，LR）[22]、随机森林（Random forest，RF）[23] 和极端梯度提升模型（XGBoost，XGB）[24]。通过对比不同特征模型精度，选出株高估测最优模型。LR 模型参数通过最小二乘法直接估计，无需预设超参数，RF 和 XGB 则采用网格搜索法优化超参数[8]。3 种模型在训练过程中，采用随机抽样法划分数据集，80% 为训练集，20% 为测试集[8]。

1.5　精度评价

采用决定系数（Coefficient of determination，R^2）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）、标准均方根误差（Normalized root mean square error，NRMSE）和平均绝对误差（Mean absolute error，MAE）评价实测值与估测值的吻合程度[10]。

2 结果与分析

2.1 基于 LiDAR 的 DEM 精度评估

基于布料模拟滤波算法和改进的渐进三角网加密滤波算法生成 DEM，在 DEM 结果输出时，选用 0.25、0.30、0.35 m 3 种不同空间分辨率，采用 R^2、RMSE、NRMSE 和 MAE 对 2 种方法、3 种空间分辨率共 6 个 DEM 估测高程与实测高程进行对比分析，结果如表 3 所示。

表 3 精度评价

Tab.3 Accuracy evaluation

算法	分辨率/m	R^2	RMSE/m	MAE/m	NRMSE/%
改进的渐进三角网加密滤波	0.25	0.944 1	0.063	0.057	0.151
	0.30	0.937 7	0.066	0.061	0.159
	0.35	0.937 4	0.066	0.061	0.159
	总体	0.939 7	0.065	0.059	0.156
布料模拟滤波	0.25	0.885 7	0.090	0.084	0.216
	0.30	0.874 5	0.094	0.089	0.226
	0.35	0.889 0	0.088	0.084	0.211
	总体	0.883 1	0.091	0.086	0.219

基于改进的渐进三角网加密滤波算法估测高程的 R^2 为 0.939 7、RMSE 为 0.065 m、NRMSE 为 0.156%、MAE 为 0.059 m，基于布料模拟滤波算法估测高程的 R^2 为 0.883 1、RMSE 为 0.091 m、NRMSE 为 0.219%、MAE 为 0.086 m。由此可知，基于改进的渐进三角网加密滤波算法生成的玉米苗期耕地 DEM 准确性更高。

由表 3 可知，基于改进的渐进三角网加密滤波算法对点云滤波后获取的 DEM 准确性，随着空间分辨率的降低，RMSE 呈现出增大的趋势，高程估测的准确性呈现下降的趋势，结果表明，空间分辨率为 0.25 m 时，RMSE 为 0.063 m，准确性最高，如图 4 所示。基于布料模拟滤波算法对点云滤波后获取的 DEM 准确性分析结果表明，准确性最高的 DEM 空间分辨率为 0.35 m，RMSE 为 0.088 m。

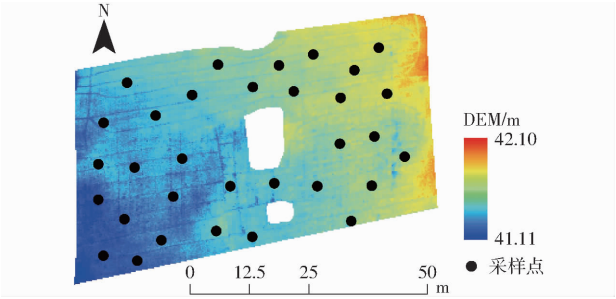


图 4 基于 LiDAR 数据的 DEM 空间分布

Fig.4 Spatial distribution of DEM based on LiDAR data

2.2 基于玉米各生长阶段 CHM 的株高最佳特征选择

采用线性回归模型对无人机数据株高估测值与实测值进行线性拟合[25]，结果如图 5 所示（图中

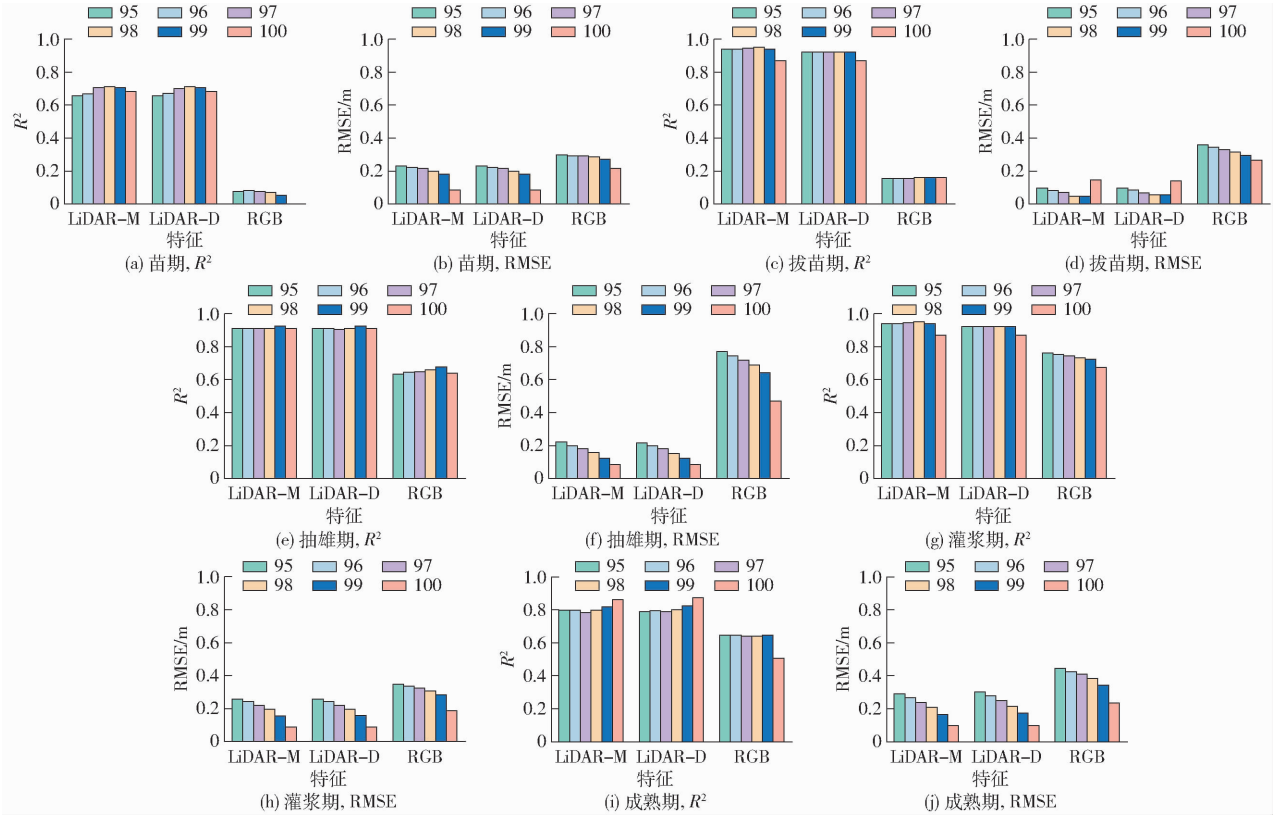


图 5 玉米各生长阶段实测值与估测值相关性

Fig.5 Correlation between measured values and estimated values in each growth stage of maize

LiDAR－M 表示生成 CHM 所需的 DEM 来自苗期玉米，LiDAR－D 表示生成不同生育期 CHM 所需的 DEM 来自与 DSM 生长阶段对应时期），基于无人机 LiDAR 点云数据估测玉米株高在玉米全生育期的各生长阶段效果比基于无人机 RGB 影像估测玉米株高显著。如图 6 所示（图中 ** 表示 0.01 显著性水平；PH_{95}～PH_{100}表示 CHM 的 95%～100% 百分位数的株高估测值），基于无人机遥感平台对苗期玉米株高估测的最佳特征是通过 LiDAR 数据获取 CHM 的第 100 百分位数，R^2 为 0.684 4，RMSE 为 0.090 m，NRMSE 为 26.627%；玉米拔节期株高估测的最佳特征是基于 LiDAR 数据以苗期 DEM 为基准获取 CHM 的第 99 百分位数，R^2 为 0.940 8，RMSE 为 0.052 m，NRMSE 为 6.557%；玉米抽雄期株高估测的最佳特征是基于 LiDAR 数据以抽雄期 DEM 为基准获取 CHM 的第 100 百分位数，R^2 为 0.910 6，RMSE 为 0.094 m，NRMSE 为 4.707%；玉米灌浆期株高估测的最佳特征是基于 LiDAR 数据以苗期 DEM 为基准获取 CHM 的第 100 百分位数，R^2 为 0.910 5，RMSE 为 0.082 m，NRMSE 为 3.984%；玉米成熟期株高估测的最佳特征是基于 LiDAR 数据以苗期 DEM 为基准获取 CHM 的第 100 百分位数，R^2 为 0.860 9，RMSE 为 0.094 m，NRMSE 为 4.757%。由此可知，估测株高和实测株高一致性极好，模型精度较高[26]，利用无人机 LiDAR 对玉米株高进行监测较为可靠。

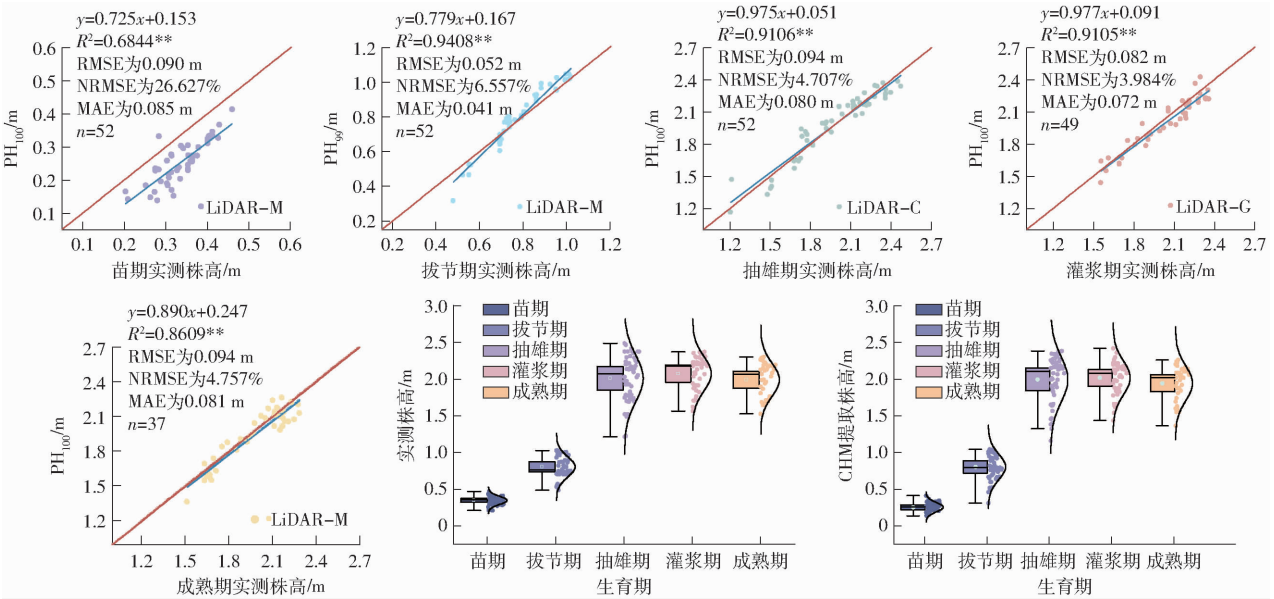


图 6　玉米各生长阶段估测值与实测值准确性最高的特征

Fig. 6　Characteristics of the highest accuracy between estimated and measured values in each growth stage of maize

通过无人机 RGB 影像获取的全生育期各生长阶段的 CHM 进行株高估测，苗期、拔节期第 95～100 百分位数估测株高和实测株高一致性较差，R^2 均小于 0.2，苗期精度最高为第 100 百分位数估测值，RMSE 为 0.221 m，NRMSE 为 65.385%；拔节期精度最高为第 100 百分位数估测值，RMSE 为 0.272 m，NRMSE 为 34.300%。抽雄期、灌浆期的第 95～100 百分位数 R^2 均大于 0.6，表明抽雄期和灌浆期估测株高和实测株高一致性较好，抽雄期精度最高为第 100 百分位数估测值，RMSE 为 0.476 m，NRMSE 为 23.836%；灌浆期精度最高为第 100 百分位数估测值，RMSE 为 0.180 m，NRMSE 为 8.746%。成熟期的第 95～99 百分位数 R^2 均大于 0.6，表明成熟期估测株高和实测株高一致性较好，但准确性最高为第 100 百分位数，RMSE 为 0.232 m，NRMSE 为 11.741%。由此可知，基于 RGB 估测株高和实测株高需选择合适的时期与合适的特征，模型精度较高，利用无人机 RGB 对抽雄期、灌浆期、成熟期玉米株高进行监测较为可靠。

2.3　基于玉米全生育期 CHM 选择株高的最佳特征

基于无人机搭载 LiDAR 采集的点云数据生成 DEM 和 DSM，DEM 通过苗期玉米田地滤波后的点云获得，分别与全生育期各生长阶段的 DSM 做差获得 CHM。图 7 展示了通过从 DSM 中减去苗期 DEM 得出的全生育期 CHM 的 95%、96%、97%、98%、99% 和 100% 百分位数的实测株高与估计株高之间的相关性。在玉米全生育期，实测株高与基于无人机 LiDAR 数据获取的株高之间存在显著相关性，R^2 的范围为 0.981 0～0.984 1，RMSE 由 0.226 m 减小到 0.105 m，NRMSE 由 16.259% 减小到 7.554%，呈现下降的趋势，表明 CHM 的百分位数越高，株高估测越准确，准确性最高的是第 100 百分位数。

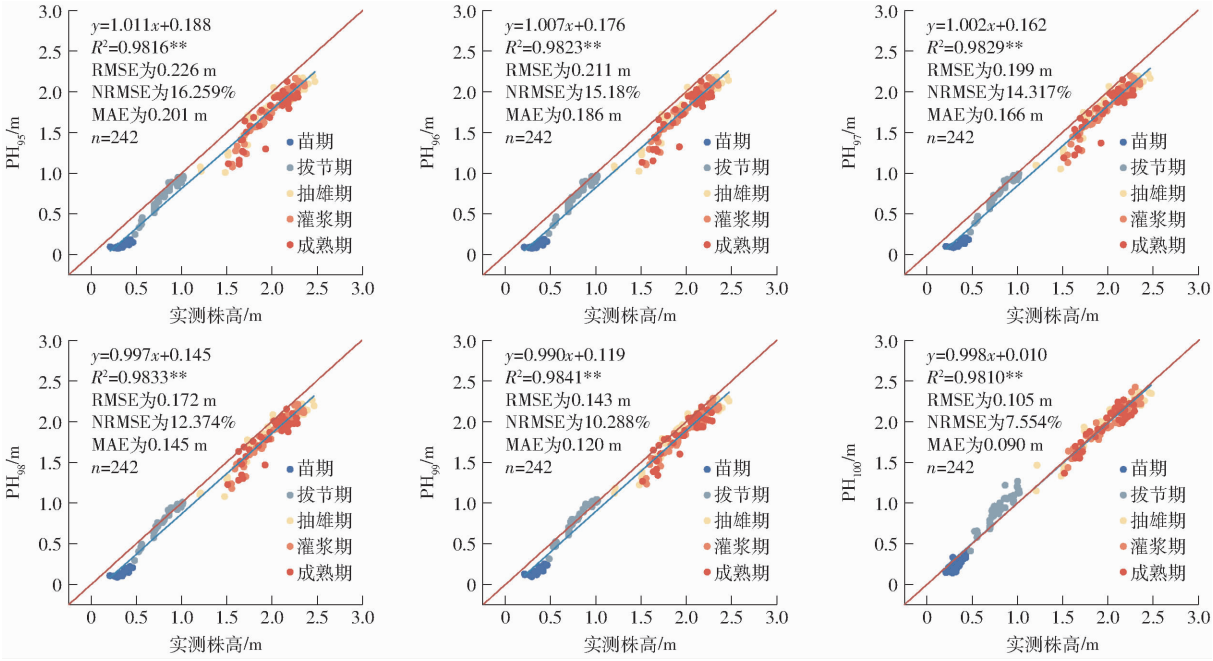


图 7 基于苗期 DEM 全生育期不同百分位数的估测结果

Fig. 7 Estimation results based on different percentiles of DEM in whole growth period of seedling stage

基于无人机搭载 LiDAR 采集的点云数据生成玉米各生长阶段 DEM 和 DSM，DEM 通过全生育期各生长阶段滤波后的点云获得，共获取 5 个 DEM 和 DSM，分别为苗期、拔节期、抽雄期、灌浆期和成熟期。相同生长阶段 DSM 和 DEM 做差获得 CHM，将 5 个玉米生长阶段的 CHM 组合成全生育期 CHM。图 8 展示了全生育期 CHM 的 95%、96%、97%、98%、99% 和 100% 百分位数的估测株高与实测株高之间的相关性。在玉米全生育期，实测株高与基于无人机 LiDAR 数据获取的株高之间存在显著相关性，R^2 的范围为 0.979 7 ~ 0.983 4，RMSE、NRMSE 呈现下降的趋势，分别由 0.227 m 下降到 0.105 m、16.331% 下降到 7.554%，表明全生育期 CHM 的百分位数越高，株高估测越准确，准确性最高的是第 100 百分位数。

基于无人机搭载 RGB 相机采集的影像生成 DTM 和 DSM，DTM 通过 Pix4Dmapper 软件点云分类获得，基于玉米苗期的影像获得的 DTM 和全生育期玉米各生长阶段的 DSM 做差获得全生育期各生长阶段的 CHM，将 5 个不同生长阶段的 CHM 组合为

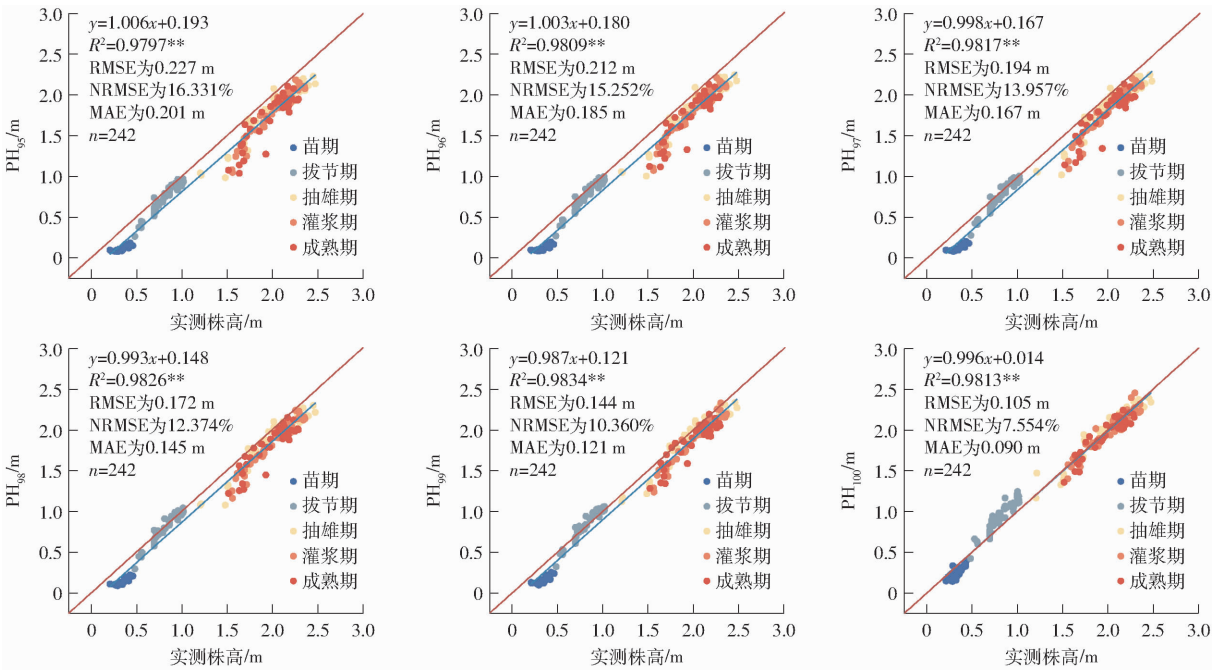


图 8 基于对应 DEM 全生育期不同百分位数的估测结果

Fig. 8 Estimation results based on different percentiles of corresponding DEM during whole growth period

全生育期 CHM。图 9 展示了全生育期 CHM 的 95%、96%、97%、98%、99% 和 100% 百分位数的实测株高与估测株高之间的相关性，不同百分位数获取的估测株高和实测株高具有较好的相关性，R^2 均大于 0.8。R^2 的范围为 0.877 7 ~ 0.897 4，尽管第 99 百分位数 R^2 值最大，但与第 100 百分位数差异性仅为 0.006 3，第 100 百分位数 RMSE 为 0.300 m、NRMSE 为 21.583%，准确性最高。

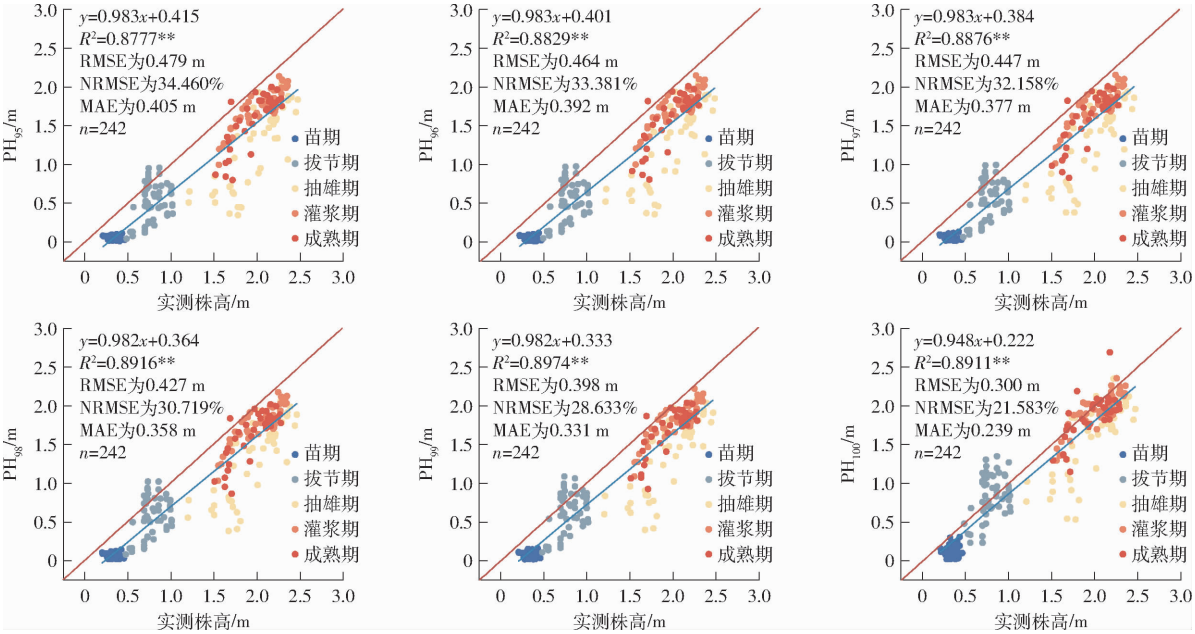


图 9　基于 RGB 数据的全生育期不同百分位数的估测结果

Fig. 9　Estimation results of different percentiles in whole growth period based on RGB data

在玉米全生育期，株高实测值与由无人机获取的株高估测值之间均存在显著的相关性，并且均方根误差最小的都是第 100 百分位数。结果表明，基于 LiDAR 点云数据以不同生长阶段的 DEM 和对应的 DSM 生成的 CHM 的第 100 百分位数与实测值之间准确性最高，R^2 为 0.981 3，RMSE 为 0.105 m，NRMSE 为 7.554%。

2.4　基于多特征数据融合的株高估测

基于无人机 LiDAR 和 RGB 数据获取 CHM，通过 CHM 百分位数特征估测，选择与株高实测值相关性最高的特征。上述结果表明，基于 LiDAR 和 RGB 数据选择的第 100 百分位数与实测值的准确性最高。为了进一步提高估测精度，本研究选用高度百分位数、植被指数和冠层体积建立多特征数据融合的回归模型。针对所选取的特征组合，每组分别用 LR、RF 和 XGB 建立模型估测株高，通过模型精度的对比，筛选出最优模型。模型在训练过程中，采用随机抽样法划分数据集，共有 242 个样本，其中 80% 为训练集，20% 为测试集，结果如表 4 所示。

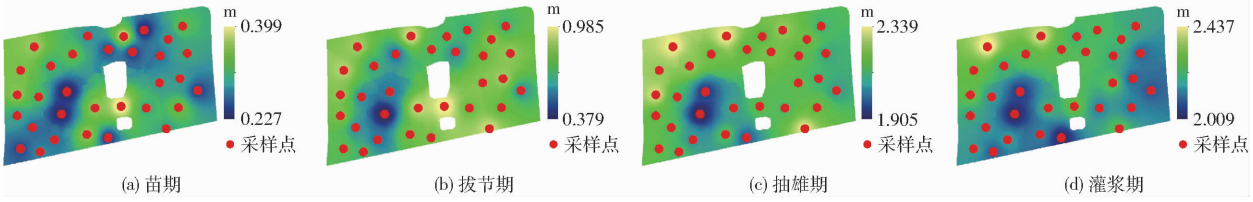
表 4　不同特征模型精度对比

Tab. 4　Accuracy comparison of different feature models

高度百分位数来源	植被指数	冠层体积	模型	测试集			
				R^2	RMSE/m	MAE/m	NRMSE/%
LiDAR + RGB	RGBVI + VARI	CV	LR	0.986 4	0.088	0.071	6.331
LiDAR + RGB	RGBVI + VARI	CV	RF	0.984 4	0.094	0.067	6.763
LiDAR + RGB	RGBVI + VARI	CV	XGB	0.983 7	0.096	0.064	6.906
LiDAR	RGBVI	CV	LR	0.986 3	0.088	0.072	6.331
LiDAR	RGBVI	CV	RF	0.985 0	0.092	0.065	6.619
LiDAR	RGBVI	CV	XGB	0.984 7	0.093	0.069	6.691
RGB	RGBVI	CV	LR	0.905 9	0.231	0.174	16.619
RGB	RGBVI	CV	RF	0.945 4	0.176	0.117	12.662
RGB	RGBVI	CV	XGB	0.946 7	0.174	0.120	12.518
LiDAR		CV	RF	0.983 9	0.096	0.066	6.906
RGB	RGBVI		RF	0.951 3	0.166	0.121	11.942
RGB	VARI		RF	0.905 6	0.232	0.151	16.691

从特征组合和模型选取来看,融合了 LiDAR 和 RGB 第 100 百分位数、RGBVI、VARI 和 CV 构建的 LR 模型精度最高,R^2为 0.986 4、RMSE 为 0.088 m、NRMSE 为 6.331%,相较于最优单特征线性回归模型 R^2 为 0.981 3、RMSE 为 0.105 m、NRMSE 为 7.554%,R^2提升了 0.5%,RMSE、NRMSE 均降低了 16.2%;针对 LiDAR 数据估测的特征,融合高度百分位数和冠层体积构建的 RF 模型精度最高,R^2为 0.983 9、RMSE 为 0.096 m、NRMSE 为 6.906%,相较于 LiDAR 单特征线性回归模型 R^2 为 0.981 3、RMSE 为 0.105 m、NRMSE 为 7.554%,R^2 提升了 0.3%,RMSE、NRMSE 均降低了 8.6%;针对 RGB 数据估测的特征,融合高度百分位数和红绿蓝植被指数构建的 RF 模型精度最高,R^2为 0.951 3、RMSE 为 0.166 m、NRMSE 为 11.942%,相较于 RGB 单特征线性回归模型 R^2 为 0.891 1、RMSE 为 0.300 m、NRMSE 为 21.583%,R^2 提升了 6.8%,RMSE、NRMSE 均降低了 44.7%。

融合了 LiDAR 和 RGB 第 100 百分位数、RGBVI、VARI 和 CV 构建的 LR 模型,采用反距离加权(Inverse distance weighting,IDW)插值方法生成研究区苗期、拔节期、抽雄期和灌浆期的株高空间分布图,结果如图 10 所示。成熟期因为部分植株倒伏,倒伏区域实测株高显著低于正常区域,若进行 IDW 插值,倒伏点会被邻近正常高值点平滑拉高,导致插值结果不能真实反映倒伏造成的矮化特征,图 2 的 CHM 已显示倒伏引起的冠层高度异常,故成熟期不进行空间插值。



(a) 苗期 (b) 拔节期 (c) 抽雄期 (d) 灌浆期

图 10 不同生育期的株高空间分布

Fig. 10 Spatial distributions of plant height at different growth stages

3 讨论

3.1 玉米各生长阶段株高估测

基于无人机搭载 LiDAR 获取玉米全生育期各生长阶段的株高,在玉米苗期进行株高估测时,即使选用 CHM 第 100 百分位数作为株高估测值,拟合线仍明显低于 1∶1线,表明在苗期阶段,出现了显著的低估现象[27],RMSE 为 0.090 m。出现这种现象的原因可能是苗期玉米植株矮小,因为点云旁向重叠度为 85%,点云密度为 122 点/m^2,激光等级为Ⅰ级,即使这样可能也无法准确获取玉米苗期的株高。

基于无人机搭载 RGB 获取玉米全生育期各生长阶段的株高,在玉米苗期、拔节期进行株高估测时,即使选用 CHM 第 100 百分位数作为株高估测值,R^2 均小于 0.2,RMSE 分别为 0.221、0.272 m,NRMSE 分别为 65.385%、34.300%。因为影像旁向重叠度为 80%,满足作物估测株高要求,出现这种现象的原因可能是作物植株矮小,太阳高度角过大,导致获得的正射影像模糊[28],在建立 DSM 时无法获取较为准确的作物表面高程。

3.2 玉米全生育期株高估测

全生育期玉米株高估测时,准确性最高的均为第 100 百分位数,基于 LiDAR 和 RGB 数据提取的株高估测值与实测值之间的 RMSE 分别为 0.105、0.239 m。随着 CHM 百分位数的增加,这种低估现象逐渐减少,直至采用第 100 百分位数。基于 LiDAR 点云数据建立的 CHM,当采用第 100 百分位数时,拟合线与 1∶1线几乎重合,低估现象也被消除。基于 RGB 影像数据建立的 CHM,即使采用第 100 百分位数估测株高,拟合线仍低于 1∶1线,出现低估现象。原因在于激光雷达的精度高于数码相机,因数码相机价格较为便宜,虽然精度低于激光雷达,但日常用于株高监测也是一种常见选择。

通过无人机 LiDAR 数据获取玉米全生育期株高,本文基于 2 种方法进行估算,一种是各生长阶段获取的 DSM 与对应生长阶段的 DEM 做差获取 CHM,另一种是各生长阶段的 DSM 只与苗期的 DEM 做差获取 CHM,然后采用百分位数的方法进行株高估测,在第 95、96、97、98、99、100 百分位数上,2 种方法估算的全生育期玉米株高与实测株高显著相关,R^2均大于 0.970 0。出现这种现象的原因大致有 2 种:一种是在此期间耕地的平均高程无明显变化;另一种是源于 LiDAR 获取数据的准确性,主动发射、直接测距的原理[29-30],与高精度时空同步的集成系统共同作用的结果。此款激光测距系统的激光等级为Ⅰ级、测距精度为 0.5 cm,高程定位精度为 2 cm,同时也证明了此激光雷达有很好的穿透效果。在以后的株高估测中,可以摆脱对裸地的单独飞行采集高程数据,可以节省时间成本。

4　结论

（1）通过改进的渐进三角网加密滤波算法对 LiDAR 点云进行滤波，选用 0.25 m 空间分辨率时，DEM 精度最高，R^2 为 0.944 1，RMSE 为 0.063 m，NRMSE 为 0.151%。

（2）基于 LiDAR 数据构建的 CHM 对玉米全生育期株高的估测精度高于基于 RGB 数据构建的 CHM。2 种基于 LiDAR（不同 DEM 构成）数据的株高估测方法均与实测株高呈显著相关，在后续的株高估测中，可以选取与实际情况最接近的方法进行株高估测。

（3）基于 LiDAR、RGB 数据构建多特征数据融合的回归模型，提高了玉米株高的估测精度，R^2 为 0.986 4，RMSE 为 0.088 m，NRMSE 为 6.331%，与最优单特征回归模型相比，R^2 提升了 0.5%，RMSE、NRMSE 均降低了 16.2%。该研究为准确估测全生育期的玉米株高提供了一种技术方法。

参　考　文　献

[1] Niu S, Nie Z, Li G, et al. Multi-altitude corn tassel detection and counting based on UAV RGB imagery and deep learning[J]. Drones, 2024, 8(5): 198.

[2] Kumar C, Mubvumba P, Huang Y, et al. Multi-stage corn yield prediction using high-resolution UAV multispectral data and machine learning models[J]. Agronomy, 2023, 13(5): 1277.

[3] 郝敬清，刘一田，王西亚，等. 高比例有机肥替代化肥降低玉米营养生长期黑土供氮能力[J]. 植物营养与肥料学报，2026，32(1)：111－120.
Hao Jingqing, Liu Yitian, Wang Xiya, et al. High proportion of organic fertilizer instead of chemical fertilizer reduces the nitrogen supply capacity of black soil in the vegetative growth period of maize[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Journal, 2026, 32(1): 111－120. (in Chinese)

[4] Xiao J, Suab S A, Chen X, et al. Enhancing assessment of corn growth performance using unmanned aerial vehicles (UAVs) and deep learning[J]. Measurement, 2023, 214: 112764.

[5] 王天一，路梦源，贺刚，等. 融合植被三维结构与光谱特征的草原地上生物量估算模型[J]. 农业机械学报，2025，56(11)：76－83.
Wang Tianyi, Lu Mengyuan, He Gang, et al. Estimation model of grassland aboveground biomass based on three-dimensional structure and spectral characteristics of vegetation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 76－83. (in Chinese)

[6] 范耀冰，吴尚蓉，匡炜，等. 基于无人机高光谱影像的稻谷氮含量估算研究[J]. 农业机械学报，2025，56(1)：332－343，423.
Fan Yaobing, Wu Shangrong, Kuang Wei, et al. Estimation of rice nitrogen content based on UAV hyperspectral image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 332－343, 423. (in Chinese)

[7] 郭海，樊江川，李英伦，等. 基于 RGB－D 点云的田间原位玉米株高测量试验研究[J]. 农机化研究，2021，43(10)：102－109.
Guo Hai, Fan Jiangchuan, Li Yinglun, et al. Experimental study on in-situ maize plant height measurement based on RGB－D point cloud[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2021, 43(10): 102－109. (in Chinese)

[8] 龙拥兵，陈文瀚，刘丹丹，等. 基于机载激光雷达的水稻株高检测方法与泛化能力研究[J]. 农业机械学报，2026，57(3)：129－139.
Long Yongbing, Chen Wenhan, Liu Dandan, et al. Research on rice plant height detection method and generalization ability based on airborne LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(3): 129－139. (in Chinese)

[9] 张宏鸣，谭紫薇，韩文霆，等. 基于无人机遥感的玉米株高提取方法[J]. 农业机械学报，2019，50(5)：241－250.
Zhang Hongming, Tan Ziwei, Han Wenting, et al. Extraction method of maize plant height based on UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 241－250. (in Chinese)

[10] 王庆，车荧璞，柴宏红，等. 基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估[J]. 农业机械学报，2021，52(3)：178－184.
Wang Qing, Che Yingpu, Chai Honghong, et al. Quantitative evaluation of sugar beet plant height based on UAV－RGB and UAV－LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 178－184. (in Chinese)

[11] Pum Magar L, Sandifer J, Khatri D, et al. Plant height measurement using UAV-based aerial RGB and LiDAR images in soybean[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1488760.

[12] Niu Y, Han W, Zhang H, et al. Estimating maize plant height using a crop surface model constructed from UAV RGB images[J]. Biosystems Engineering, 2024, 241: 56－67.

[13] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.

[14] 刘锋，张金伟. 基于 TerraSolid 软件的机载激光点云数据处理分类算法研究[J]. 治淮，2022(11)：16－18.
Liu Feng, Zhang Jinwei. Research on classification algorithm of airborne laser point cloud data processing based on TerraSolid

software[J]. Harnessing the Huaihe River, 2022(11): 16 - 18. (in Chinese)
[15] Su W, Zhang M, Bian D, et al. Phenotyping of corn plants using unmanned aerial vehicle (UAV) images[J]. Remote Sensing, 2019, 11(17): 2021.
[16] 张盼,卢道文,孙海潮,等. 种植密度对不同玉米品种茎秆力学特性及抗倒伏能力的影响[J]. 玉米科学,2025,33(3):51 - 57.
Zhang Pan, Lu Daowen, Sun Haichao, et al. Effects of planting density on stem mechanical properties and lodging resistance of different maize varieties[J]. Maize Science, 2025, 33(3): 51 - 57. (in Chinese)
[17] 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 winter wheat plant height based on UAV visible light remote sensing [J]. Journal of Wheat Crops, 2019, 39(7): 859 - 866. (in Chinese)
[18] 马建雄,明镜,周成涛,等. 基于实景三维与 GIM 技术的滑坡地质灾害勘查应用[J]. 测绘通报,2024(11):74 - 77,161.
Ma Jianxiong, Ming Jing, Zhou Chengtao, et al. Application of landslide geological disaster exploration based on real 3D and GIM technology[J]. Notice of Surveying and Mapping, 2024(11): 74 - 77,161. (in Chinese)
[19] 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 - 116.
Tao Huilin, Xu Liangji, Feng Haikuan, et al. Estimation of plant height and biomass of winter wheat based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 107 - 116. (in Chinese)
[20] 宋明轩,白波,杨俊涛,等. 裸地不变量约束的花生株高无人机稳健估算方法[J]. 智慧农业(中英文),2025,7(6):124 - 135.
Song Mingxuan, Bai Bo, Yang Juntao, et al. Robust UAV estimation method for peanut plant height constrained by bare land invariants[J]. Smart Agriculture (Chinese and English), 2025, 7(6): 124 - 135. (in Chinese)
[21] 梁永检,吴文志,施泽升,等. 基于无人机 RGB 遥感的甘蔗株高估测[J]. 作物杂志,2023(1):226 - 232.
Liang Yongjian, Wu Wenzhi, Shi Zesheng, et al. Sugarcane plant height estimation based on UAV RGB remote sensing[J]. Crop Journal, 2023(1): 226 - 232. (in Chinese)
[22] 林洁雯,陈建. 基于多源数据与丰度信息融合的森林生物量估算研究[J]. 农业机械学报,2025,56(1):65 - 73.
Lin Jiewen, Chen Jian. Forest biomass estimation based on multi-source data and abundance information fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 65 - 73. (in Chinese)
[23] 承达瑜,武择鹏,付春晓,等. 融合无人机多源遥感数据的冬小麦株高估测[J]. 江苏农业学报,2025,41(11):2209 - 2221.
Cheng Dayu, Wu Zepeng, Fu Chunxiao, et al. Estimation of winter wheat plant height by fusing UAV multi-source remote sensing data[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2025, 41(11): 2209 - 2221. (in Chinese)
[24] 侯轶,张霞,郑海光,等. 综合光谱多特征与 XGBoost 模型的土壤高光谱遥感分类方法[J]. 农业机械学报,2025,56(11):612 - 620.
Hou Yi, Zhang Xia, Zheng Haiguang, et al. Hyperspectral remote sensing classification method for soil by combining spectral multi-feature and XGBoost model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 612 - 620. (in Chinese)
[25] 夏积德,牟湘宁,张鑫,等. 基于无人机影像的冬小麦株高提取与 LAI 估测模型构建[J]. 陕西农业科学,2024,70(6):77 - 84.
Xia Jide, Mou Xiangning, Zhang Xin, et al. Plant height extraction and LAI estimation model construction of winter wheat based on UAV images[J]. Shaanxi Agricultural Sciences, 2024, 70 (6): 77 - 84. (in Chinese)
[26] 王薇,付虹雨,卢建宁,等. 基于无人机航拍的苎麻倒伏信息解译研究[J]. 中国农业科技导报,2024,26(3):91 - 97.
Wang Wei, Fu Hongyu, Lu Jianning, et al. Study on the interpretation of ramie lodging information based on UAV aerial photography[J]. China Agricultural Science and Technology Report, 2024, 26(3): 91 - 97. (in Chinese)
[27] 王泽,周钦阳,刘聪,等. 基于无人机和地面图像的田间水稻冠层参数估测与评价[J]. 作物学报,2022,48(5):1248 - 1261.
Wang Ze, Zhou Qinyang, Liu Cong, et al. Estimation and evaluation of field rice canopy parameters based on UAV and ground images[J]. Journal of Crops, 2022, 48(5): 1248 - 1261. (in Chinese)
[28] 刘硕,陈晓辉,蔡跃章,等. 采煤沉陷积水区漂浮水稻水上部生物量多光谱反演[J]. 安徽理工大学学报(自然科学版),2024,44(6):64 - 70.
Liu Shuo, Chen Xiaohui, Cai Yuezhang, et al. Multispectral inversion of water biomass of floating rice in coal mining subsidence area[J]. Journal of Anhui University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 44(6): 64 - 70. (in Chinese)
[29] 张凯. 基于多源 LiDAR 数据融合的森林蓄积量精准估算研究[J]. 江西农业,2026(4):175 - 177.
Zhang Kai. Accurate estimation of forest volume based on multi-source LiDAR data fusion[J]. Jiangxi Agriculture, 2026(4): 175 - 177. (in Chinese)
[30] 曹礼杰,贾鹏,秦莉,等. 激光在农业领域的应用现状及研究进展[J]. 吉林农业大学学报,2025,47(4):594 - 607.
Cao Lijie, Jia Peng, Qin Li, et al. Application status and research progress of laser in agriculture [J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2025, 47(4): 594 - 607. (in Chinese)