

# 基于双端自适应校正的无人机 LiDAR 玉米株高反演方法研究

卢必慧 李华勇 汪鸿星 王艳平 刘家鹏 潘红 于堃

(江苏省农业科学院种质资源与生物技术研究所, 南京 210014)

**摘要:** 玉米株高是评估作物生长状况和产量潜力的关键表型参数。尽管无人机 LiDAR 具有穿透性优势,但在玉米抽雄吐丝期,高郁闭度冠层导致地面点探测受阻,且品种间雄穗形态差异显著,使得传统基于固定百分位的提取方法面临系统性低估和适应性差的双重挑战。为此,本研究提出了一种融合了点云密度和高程分布偏度的地面-冠层双端自适应校正方法。该方法旨在修正地面高程的系统性偏差,并通过自适应算法优化冠层顶点提取。基于 161 个玉米测试品种的 LiDAR 数据,对比分析了本方法与传统方法(直接点云法和 CHM 法)的性能。结果表明:传统方法在实际应用中存在显著的系统性低估,LiDAR 低百分位点( $H_{p_2}$ )受近地表杂草或枯叶影响,使地面基准被高估约 25 cm,进而导致传统方法的均方根误差(RMSE)超过 14 cm,平均偏差(Bias)约 -15 cm;提出的双端自适应策略有效解决了上述问题,通过引入地面系统偏差修正量( $H_{offset}$ ),基本消除了系统性偏差(Bias 为 -0.04 cm),结合冠层自适应模型,进一步将 RMSE 降至 4.29 cm,MAE 降至 3.22 cm( $R^2=0.959$ );该方法具有较好的鲁棒性,误差分析显示,自适应方法显著抑制了极端离群点,且在不同飞行高度(20、30、50 m)下均能保持高精度(RMSE 小于 4.6 cm)。本研究提出的方法在不依赖额外辅助数据的前提下,实现了高郁闭度冠层下玉米株高的高精度与鲁棒性反演,为高通量表型分析提供了可靠的技术支撑。

**关键词:** 玉米株高; 无人机 LiDAR; 双端自适应校正; 地面系统偏差; 点云密度; 偏度

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)15-0277-10

OSID:



## Dual-end Adaptive Correction Method for Maize Plant Height Inversion Using UAV – LiDAR

Lu Bihui Li Huayong Wang Hongxing Wang Yanping Liu Jiapeng Pan Hong Yu Kun

(Institute of Germplasm Resources and Biotechnology, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing 210014, China)

**Abstract:** Maize plant height (PH) is a critical phenotypic parameter for evaluating crop growth status and yield potential. Although UAV LiDAR possesses penetrative capabilities, during the tasseling and silking stages of maize, high canopy closure obstructs ground point detection. Additionally, significant variations in tassel morphology among different varieties pose dual challenges of systematic underestimation and poor adaptability for traditional extraction methods based on fixed percentiles. To address this, a ground-canopy dual-end adaptive correction method that integrated point cloud density and elevation distribution skewness was proposed. This method aimed to correct the systematic bias in ground elevation and optimize canopy apex extraction through an adaptive algorithm. Using LiDAR point cloud data from 161 maize test varieties, the performance of the proposed method was comparatively analyzed compared with traditional methods (direct point cloud method, CHM method). The results showed that traditional methods suffered from severe systematic underestimation in practical applications. Due to the obstruction of laser pulse by near-ground weeds or dry leaves, the LiDAR low percentile points (e.g.,  $H_{p_2}$ ) overestimated the ground reference by approximately 25 cm, leading to an estimation error (RMSE) exceeding 14 cm and a mean bias (Bias) of about -15 cm. The proposed dual-end adaptive strategy effectively resolved these issues. By introducing a ground bias correction ( $H_{offset}$ ), the systematic bias

收稿日期: 2025-12-12 修回日期: 2026-02-02

基金项目: 农业生物育种重大专项(2022ZD0401801)和江苏省科技创新能力建设计划项目(BM2022018)

作者简介: 卢必慧(1989—),女,助理研究员,主要从事植物新品种测试表型信息化研究,E-mail: 20140029@jaas.ac.cn

通信作者: 于堃(1980—),男,研究员,博士,主要从事植物新品种测试表型信息化研究,E-mail: yukun@jaas.ac.cn

was successfully eliminated ( $\text{Bias} = -0.04 \text{ cm}$ ); combined with an adaptive canopy model, the RMSE was further reduced to 4.29 cm and MAE to 3.22 cm ( $R^2 = 0.959$ ). The method demonstrated strong robustness. Error analysis revealed that the adaptive method significantly suppressed extreme outliers and maintains high accuracy ( $\text{RMSE} < 4.6 \text{ cm}$ ) across different flight altitudes (20 m, 30 m, 50 m). The method proposed achieved high-precision and robust retrieval of maize plant height under high canopy closure without relying on additional auxiliary data, providing reliable technical support for high-throughput phenotyping.

**Key words:** maize plant height; UAV LiDAR; dual-end adaptive correction; ground systematic bias; point cloud density; skewness

0 引言

玉米株高(Plant height, PH)是评估玉米生长状况、预测产量和辅助育种的重要表型参数<sup>[1-3]</sup>。通过遗传育种培育株高适宜的玉米品种,能够有效提高玉米的抗倒伏能力和生产潜力<sup>[4-5]</sup>。传统的玉米PH测量方法主要依靠人工标尺,不仅效率低下、费时费力,且难以实现现代育种对大范围、高通量、多时相表型监测的需求。随着低空遥感技术的飞速发展,搭载各类传感器的无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)平台已成为精准农业表型获取的主流手段<sup>[6-8]</sup>。

目前,基于无人机平台测量PH的传感器主要包括可见光相机(RGB)、多光谱相机和激光雷达(Light detection and ranging, LiDAR)<sup>[9-10]</sup>。其中,基于无人机RGB影像的倾斜摄影测量(Oblique photography, OP),通过运动恢复结构(Structure from motion, SfM)和多视图立体匹配(Multi-view stereo, MVS)等三维重建技术生成高密度的三维点云,生成数字表面模型(Digital surface model, DSM)和数字地形模型(Digital terrain model, DTM),进而相减得到冠层高度模型(Canopy height model, CHM),实现PH的间接计算<sup>[5]</sup>。该方法因其成本低廉而应用广泛<sup>[11-15]</sup>。然而,在玉米抽雄吐丝等生长旺盛期,光学信号无法穿透茂密的冠层,难以获取到准确的地面信息,严重影响DTM的重建精度;另一方面,数据采集受光照影响大,阴影、反光和光照不均等会影响影像质量和三维重建精度<sup>[16]</sup>。多光谱相机通过获取的可见光和近红外波段信息,提取反映玉米生长状况和生物量的各种植被指数(如NDVI、EVI等),辅助PH估测,尽管一定程度上能够提升PH测量的精度,但监测精度依然略逊于高清RGB相机<sup>[17-18]</sup>。

相比之下,无人机LiDAR作为一种主动遥感技术,能够发射激光脉冲穿透植被冠层间隙直达地表,直接获取作物的三维垂直结构信息,尤其是在冠层茂密、结构复杂或存在倒伏的情况下,LiDAR能够更准确地反映植株的垂直结构和高度,被认为是高精

度PH测量的“金标准”<sup>[19-21]</sup>。尽管LiDAR具有穿透优势,但现有方法在玉米株高精准提取方面仍存在困难,主要体现在:①地面点提取的系统性偏差。在玉米生物量最大的抽雄吐丝期,冠层郁闭度极高,即便是LiDAR信号也难以完全穿透至裸土层。以往研究中常用LiDAR点云提取的地面下边界(如高程的第2百分位数),往往反映的是近地根部或者田间杂草的高度,而非真实的裸土高程,导致地面基准被系统性高估,从而引起株高的低估偏差。②冠层顶部提取的适应性不足。目前主流方法多采用固定的高百分位(如第95~100之间的百分位数)代表冠层顶部<sup>[22-25]</sup>。然而,不同玉米品种的株型差异显著,雄穗的伸长程度(即冠层顶部的尖峭度)各异;同时,受飞行姿态和扫描角度影响,点云密度在空间上分布不均。固定的百分位阈值无法适应这种冠层形态与点云密度的空间异质性,导致对部分品种的高估或低估。

针对上述问题,本文旨在挖掘LiDAR点云自身的空间分布特性,提出一种基于双端自适应校正的玉米株高精准反演方法,其核心思路包括:①针对地面端,定量分析LiDAR地面点的系统性偏差,引入地面系统偏差修正量以重构精确的地面基准。②针对冠层端,构建融合点云密度与高程分布偏度的自适应上边界模型,动态调整最优百分位以适应不同株型结构。③基于田间实测数据,全面评估该方法在玉米新品种DUS测试中的适用性与精度优势。旨在通过算法改进,在不依赖额外辅助数据的前提下,实现基于无人机LiDAR的玉米株高高精度、鲁棒性提取,为高通量田间表型分析提供新的技术路径。

1 材料与方法

1.1 试验材料与试验设计

本研究于2025年4—7月在江苏省农业科学院溧水植物科学基地开展了杂交种玉米种植试验。基地位于31°35′28″~31°36′09″N, 119°10′33″~119°11′32″E,平均海拔约为31 m,土壤类型以沙壤

土为主。当地气候属于北亚热带季风气候,四季分明,夏季湿热多雨,冬季寒冷干燥,全年无霜期约 237 d。年平均气温约为 15℃,年降水量约 1 036.9 mm,6—7 月为集中降雨期,占全年降雨量的一半以上。

试验田面积约为 0.33 hm<sup>2</sup>,共种植 161 份玉米测试材料,设置两组重复,播种时间为 4 月 10 日。每个品种材料按照固定小区种植,株距 0.32 m,行距 0.50 m,每行种植 10 株,第 1 重复的种植小区

为 5 行,第 2 重复的种植小区为 4 行。每个小区边界的左上角竖立小区编号牌。试验田的南边和北边均设置有 2~3 行的保护行,试验田栽培管理措施与一般大田管理措施相同。为了获取小区级的平均株高,利用玉米幼苗期的无人机 RGB 影像,根据小区编号牌位置和种植行界限在 ArcGIS 10.2 中对所有种植小区进行手动分割,获取精确的种植小区矢量边界。试验田的地理位置及小区分布如图 1 所示。

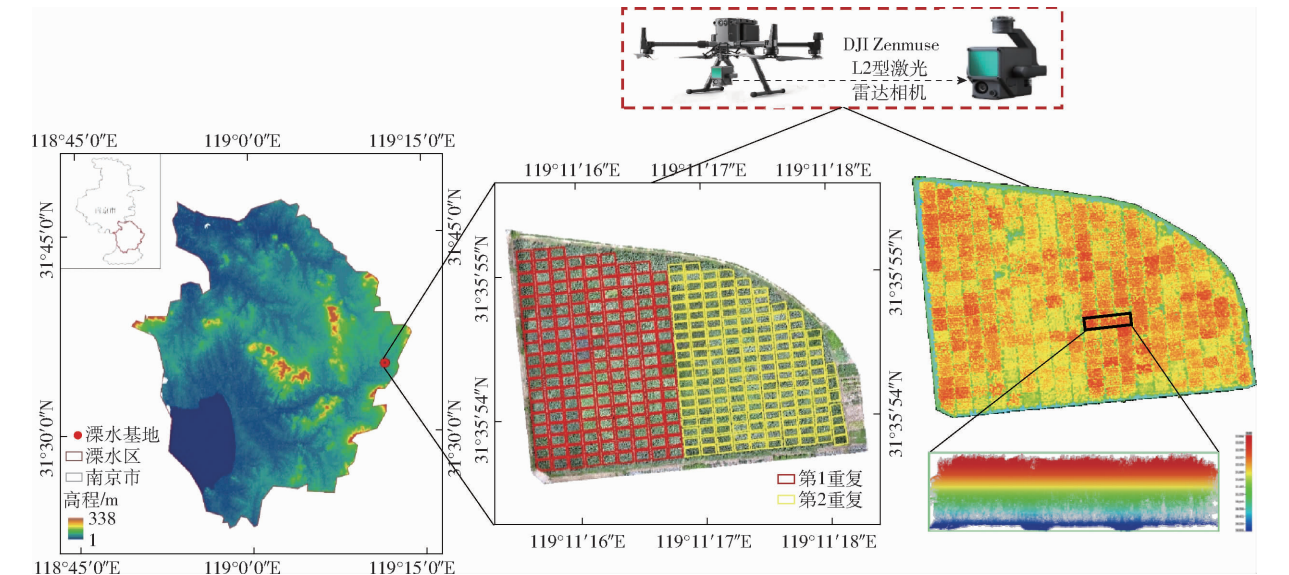


图 1 试验田位置及玉米种植小区分布示意图

Fig. 1 Location and experimental design of the maize experimental plot

1.2 数据获取

1.2.1 LiDAR 数据获取

采用大疆 Matrice 350 型无人机(大疆创新科技有限公司)搭载大疆禅思 L2(Zenmuse L2)型激光雷达相机,于 2025 年 6 月 25 日(玉米抽雄吐丝期)采集了不同飞行高度(20、30、50 m)的 LiDAR 数据。Zenmuse L2 型相机内置 Livox 激光雷达模块、高精度惯性测量单元(IMU)以及一个 2 000 万像素的高分辨率可见光相机(4/3 CMOS),并与无人机经纬 M350 RTK 无缝集成。L2 相机开机即用,无需长时间预热,大大缩短了飞行作业准备时间。本次试验的飞行路径和参数通过 DJI Pilot 2 软件进行规划和设置。在晴朗、低风条件下,于 12:00~14:00 进行无人机数据采集。飞行参数如表 1 所示。

1.2.2 实测株高采集

为了验证无人机 LiDAR 估测玉米株高的精度,在吐丝期采用伸缩式测高杆对 161 个玉米测试品种的第 1 重复种植小区进行了株高人工测量。测量时,以地上部分的底部到雄穗最顶端的高度作为株高。每个小区随机测量 20 株,计算平均值作为该小区品种的最终株高。人工测量与无人机数据获取在

同一天进行。

表 1 无人机激光雷达飞行参数设置

Tab.1 Detailed flight parameter settings of the UAV – LiDAR system

| 参数                             | 飞行架次  |       |       |
|--------------------------------|-------|-------|-------|
|                                | 1     | 2     | 3     |
| 相对飞行高度/m                       | 20    | 30    | 50    |
| 飞行速度/(m·s <sup>-1</sup> )      | 2     | 2     | 2     |
| 激光旁向重叠率/%                      | 70    | 70    | 70    |
| 可见光航向重叠率/%                     | 80    | 80    | 80    |
| 地面采样距离/(cm·px <sup>-1</sup> )  | 0.54  | 0.81  | 1.34  |
| 点云密度/(points·m <sup>-2</sup> ) | 7 104 | 4 736 | 2 842 |
| 点云采集时长/min                     | 12    | 9     | 7     |

1.3 数据处理与建模

1.3.1 数据预处理

采用大疆智图(DJI Terra)软件(Version 5.0.1)对获取的原始 LiDAR 点云数据进行解算,生成标准 LAS 格式点云。利用 LiDAR360 UAV 软件对点云数据进行去噪处理,剔除环境或设备噪声引起的离群点。然后,根据小区矢量边界对点云进行剪裁,提取每个小区的独立点云数据,用于后续的特征和株高提取。

1.3.2 传统株高提取方法

为了评估提出的自适应方法的有效性,本研究设置了2种传统的PH提取方法作为对比基准:

(1)直接点云法(固定百分位)

即直接从小区点云中提取高程信息的固定高百分位数(冠层上边界)和低百分位数(地面下边界),两者之间作差即为株高。考虑到试验田地势较为平整,本研究采用第2百分位数作为株高计算的下边界,同时为了探索冠层上边界的最佳百分位数,提取了第90百分位数、第95~99百分位数(间隔0.5)以及99.9、100百分位数等多个高度特征来估算株高(图2)。

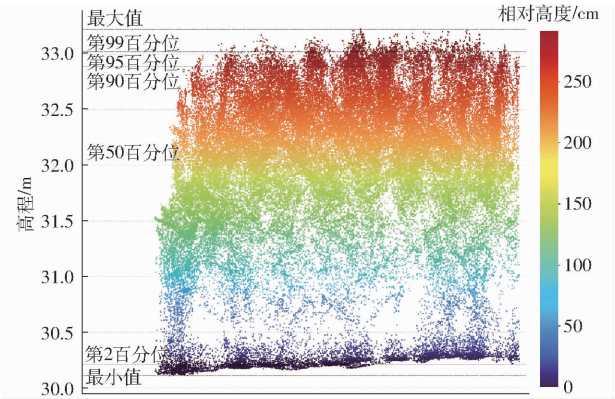


图2 玉米种植小区(DHP15)点云数据的侧视图  
Fig.2 Side view of maize point cloud in plot DHP15

(2)冠层高度模型(CHM)法

采用布料模拟滤波算法(Cloth simulation filter, CSF)<sup>[26]</sup>从LiDAR点云中分离地面点与植被点,通过插值生成DTM和DSM。将DSM减去DTM,得到CHM。在每个小区范围内,分别提取CHM高度分布的第90百分位数、第95~99百分位数(间隔为0.5)、第99.9和第100百分位数等特征值,并与实测株高进行相关性拟合和精度验证。

1.3.3 双端自适应反演模型构建

针对传统方法在玉米抽雄吐丝期株高提取过程中存在的地面基准提取精度不足和冠层上边界适应性较差等问题,本研究构建了一种基于双端自适应校正的玉米株高反演模型(图3)。该模型通过解耦株高提取过程,分别建立了地面端系统偏差修正算法和冠层端密度-形态自适应算法,具体计算过程如下:

(1)地面端:系统性偏差修正

在玉米生长旺盛期,LiDAR信号难以完全穿透茂密的叶层打到裸土,常用的地面估算指标(如第2百分位 $H_{p2}$ )往往反映的是近地表的杂草或根部高度,导致地面基准存在系统性高估。为此,本研究引入全局地面系统偏差修正量( $H_{offset}$ ),通过遍历搜索

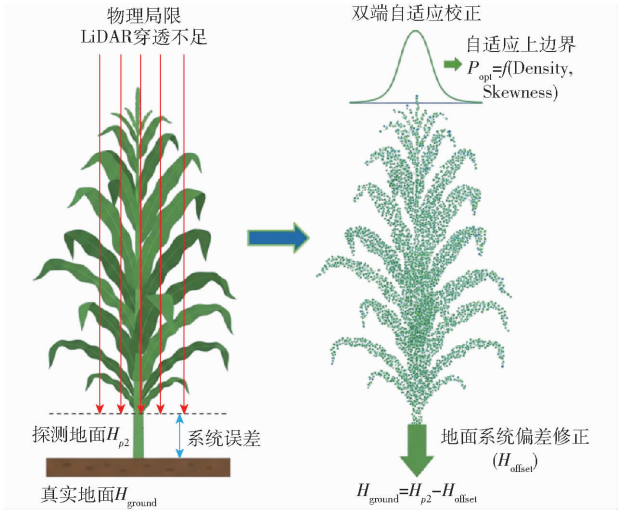


图3 基于LiDAR的玉米株高双端自适应校正原理示意图

Fig.3 Schematic diagram of the dual-end adaptive correction framework for maize plant height extraction based on LiDAR  
方法确定最佳修正值,重构真实的地面高程基准( $H_{ground}$ )

$$H_{ground} = H_{p2} - H_{offset} \tag{1}$$

式中, $H_{offset}$ 为待优化的正值参数。在实际应用中,该参数可视为田间环境的系统常数,利用少量代表性小区的实测株高数据( $H_{obs}$ )进行校正后获得。本研究为验证方法的理论极限,采用全样本网格搜索确定最佳 $H_{offset}$ 。

(2)冠层端:密度-形态自适应模型

针对不同玉米品种雄穗结构差异及点云密度不均的问题,本研究构建了基于点云密度(Density)和高程分布偏度(Skewness)的自适应上边界模型。该模型不再使用固定的百分位,而是根据每个小区的点云特征动态调整后的最优百分位( $P_{opt}$ )

$$P_{opt} = P_{base} - \alpha(1 - D_{norm}) + \delta S_{norm} \tag{2}$$

式中  $P_{base}$ ——基准百分位(设为99.0)  
 $D_{norm}$ 、 $S_{norm}$ ——归一化后的点云密度和高程偏度  
 $\alpha$ ——密度惩罚系数(密度系数),用于在点云稀疏时降低百分位以抑制噪点  
 $\delta$ ——形态补偿系数(偏度系数),用于在偏度较大(雄穗突出)时提高百分位以捕捉冠顶

最终,自适应株高 $H_{est}$ 计算公式为

$$H_{est} = H(P_{opt}) - H_{ground} \tag{3}$$

式中  $H(P_{opt})$ ——对应 $P_{opt}$ 百分位的点云高程

1.3.4 参数寻优与精度评价

为了确定模型中的关键参数( $H_{offset}$ 、 $\alpha$ 和 $\delta$ ),本研究采用网格搜索(Grid search)策略,筛选模型最优参数组合。以实测株高为真值,以均方根误差

(Root mean square error, RMSE) 最小化为目标函数。模型精度通过决定系数  $R^2$ 、均方根误差 RMSE、平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 进行综合评价。

## 2 结果与分析

### 2.1 模型参数优选与误差分析

基于上述参数寻优流程,本研究进一步分析了关键参数对模型精度的影响。图 4a 展示了模型整体 RMSE 随  $H_{\text{offset}}$  的变化趋势。从图中可以看出, RMSE 曲线呈现明显的单峰谷值特征,表明  $H_{\text{offset}}$  对模型精度具有显著影响。当  $H_{\text{offset}}$  为 0 时(即直接使用 LiDAR 点云高程的低百分位  $H_{p2}$  作为地面基准),模型整体 RMSE 高达 14.3 cm,说明原始数据存在显著的系统性高程偏差。随着  $H_{\text{offset}}$  的增加, RMSE 迅速下降,并在  $H_{\text{offset}}$  为 25 cm 处达到最小值(RMSE 为 4.29 cm),此时模型精度最优。当  $H_{\text{offset}}$  进一步增大,超过 0.3 m 后,地面基准被过度下调导致株高高估, RMSE 再次快速上升。这一结果定量表明,在玉米抽雄吐丝期, LiDAR 获取的地面点平均高出真实地面约 25 cm,通过引入该全局偏差修正,有效校正了地面探测的系统误差。

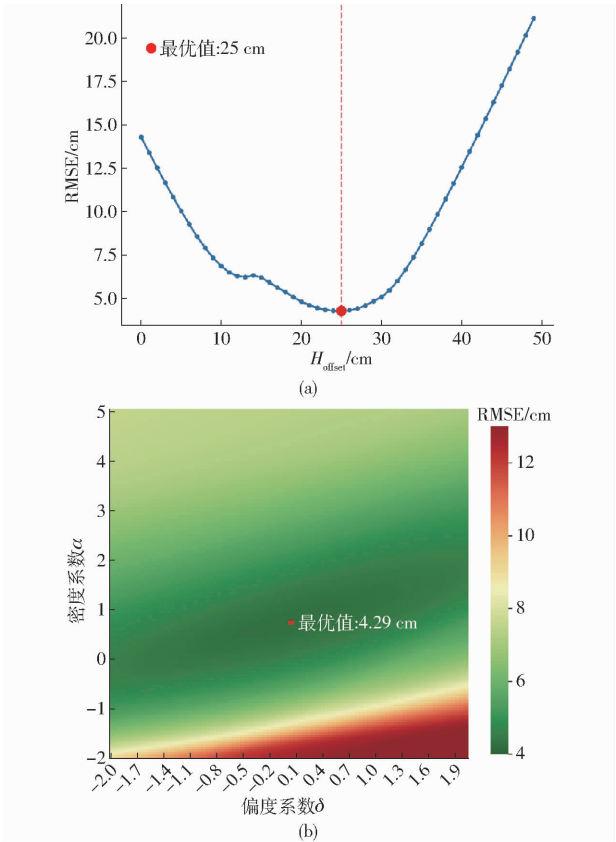


图 4 双端自适应模型关键参数对株高反演精度的影响  
Fig. 4 Effects of key parameters of the dual-end adaptive model on plant height retrieval accuracy

在确定最佳地面修正量的基础上,进一步探究

了冠层自适应参数(密度系数  $\alpha$  和偏度系数  $\delta$ )对精度的影响。图 4b 展示了 RMSE 在  $\alpha-\delta$  参数空间中的分布情况。可以看出,低误差区域(绿色部分)主要集中在  $\alpha = [0.6, 1.0]$  和  $\delta = [0, 0.2]$  的范围内。最终确定的最优参数组合为  $\alpha = 0.8, \delta = 0.1$ 。其中,  $\alpha$  为正值表明在点云密度较低的小区,模型倾向于降低上边界百分位以抑制噪点带来的高估;  $\delta$  为正值则表明对于偏度较大(雄穗显著突出)的品种,适当提高百分位能更准确地捕捉株高。此外, 20 m 飞行高度下较宽的低误差区域,也反映出自适应算法在高质量点云数据下具有较强的鲁棒性。总体上,通过双端参数的联合优选,模型成功解耦了地面系统误差与冠层结构差异对株高提取的影响,实现了 RMSE 小于 4.3 cm 的高精度反演,为后续的方法对比与验证奠定了基础。

### 2.2 精度评估与方法对比

#### 2.2.1 传统株高提取方法性能评估与局限性分析

本研究首先评估了直接点云法和 CHM 法在飞行高度 20 m 下的性能。图 5 展示了 2 种方法在不同上边界百分位数下的决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差

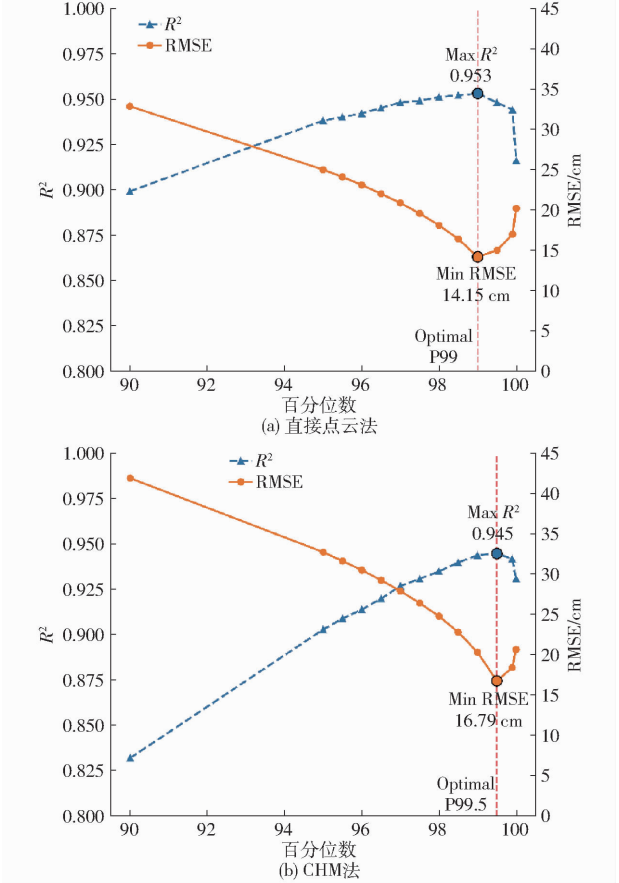


图 5 不同上边界百分位数下的直接点云法与 CHM 法株高估算精度变化曲线  
Fig. 5 Accuracy variation of plant height estimation using direct point cloud method and CHM method under different upper boundary percentiles

差(RMSE)的变化趋势。结果显示,尽管2种方法在最优百分位处( $H_{p99}$ 和 $H_{p99.5}$ )均能获得较高的拟合一致性( $R^2 > 0.94$ ),但其RMSE均超过14 cm,其中直接点云法为14.15 cm,CHM法为16.79 cm。CHM法受插值平滑效应影响,精度略逊于直接点云法。从图5可以看出传统固定百分位策略的缺陷和局限性:①显著的系统性物理偏差。高 $R^2$ 与高RMSE并存的现象表明,误差并非随机噪声,而是源于LiDAR低百分位点( $H_{p2}$ )所表征的地面基准系统性高于真实地面。仅靠调整上边界百分位无法消除这一物理偏差。②适应性不足。它假设所有小区的最佳冠层上边界位于相同的统计位置,忽略了不同玉米品种的株型结构差异(如雄穗的突出程度)以及飞行过程中点云密度不均所造成的空间异质性。因此,这种方法对参数的敏感性以及对品种株型差异(空间异质性)的适应性不足,难以满足高通量表型分析的精度需求。

2.2.2 基于双端自适应法的株高反演性能与对比分析

为全面评估本研究提出的双端自适应校正方法的性能,将其与直接点云法和CHM法进行对比分析(表2)。结果显示,双端自适应法取得了最优的估算效果,其 $R^2$ 提升至0.959,RMSE和MAE则分别显著降低至4.29 cm和3.22 cm。相较于表现次优的直接点云法( $H_{p99}$ ),自适应方法的RMSE和MAE分别显著降低了约69.7%和76.0%。这初步证明了通过对地面系统误差和冠层形态异质性进行同步校正,能够有效提升株高反演的整体精度。

表2 不同株高估算方法的最优性能对比  
Tab.2 Comparison of the optimal performance of different plant height estimation methods

| 方法     | 策略                       | $R^2$ | RMSE/<br>cm | MAE/<br>cm |
|--------|--------------------------|-------|-------------|------------|
| 直接点云法  | 固定百分位( $H_{p99}$ )       | 0.953 | 14.15       | 13.39      |
| CHM法   | CHM+固定百分位( $H_{p99.5}$ ) | 0.945 | 16.79       | 16.02      |
| 双端自适应法 | 双端自适应校正                  | 0.959 | 4.29        | 3.22       |

为深入评估模型的鲁棒性,图6展示了3种方法在全部161个样本上的误差分布。结果表明:①传统方法存在显著的系统性偏差与离群误差。直接点云法(图6a)和CHM法(图6b)的误差散点集中分布于0轴下方,呈现出明显的系统性低估(平均偏差约-15 cm),且误差离散度大,部分样本的负向误差甚至超过-25 cm。这种误差严重影响表型筛选的可靠性。②双端自适应法(图6c)有效校正了系统偏差并抑制了离群点。该方法的误差分布特征显著改善。首先,散点在0轴上下均匀地分布,系

统性低估问题得到有效解决,这直接归因于地面端 $H_{offset}$ 的引入。其次,误差离散度大幅收敛,绝大多数样本的绝对误差被控制在10 cm以内,原有的极端负向误差点( $< -20$  cm)基本消除。因此,自适应模型不仅提升了平均精度,更重要的是通过机制层面的校正,显著增强了模型的鲁棒性和可靠性,避免了传统方法在处理复杂冠层样本时可能出现的估算失效问题。

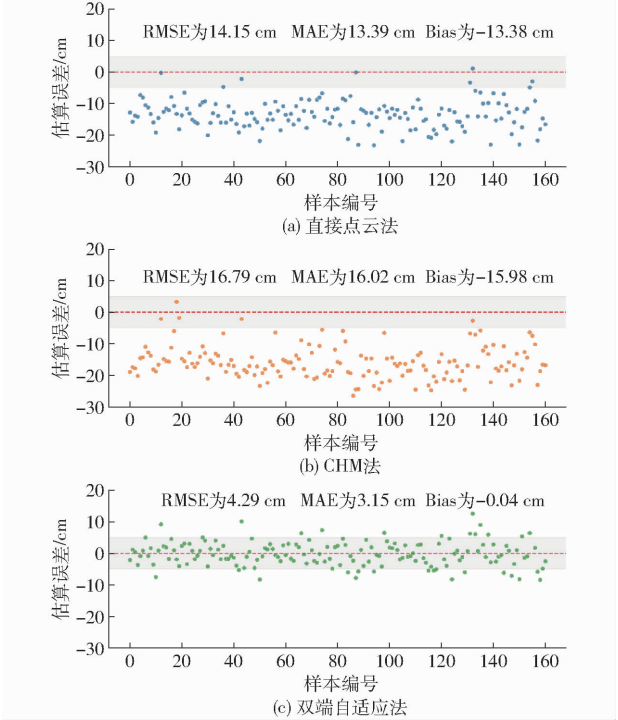


图6 不同株高估算方法在所有样本上的误差(残差)分布对比

Fig.6 Comparison of estimation error (residual) distributions across all samples for different plant height estimation methods

2.2.3 飞行高度的影响

为了验证双端自适应方法在不同数据质量下的适用性与鲁棒性,本研究进一步分析了飞行高度30 m和50 m下的点云数据。随着飞行高度的增加,地面光斑直径增大,点云密度显著降低(表2),这对冠层顶部和地面的精细探测提出更高的要求。

(1)模型参数的自适应演变机制

图7展示了飞行高度30 m和50 m下模型参数 $\alpha$ 和 $\delta$ 的优化空间分布。与20 m低空模式下的最优参数组合( $\alpha = 0.8, \delta = 0.1$ )相比,随着飞行高度增加,最优参数表现出显著的“漂移”与“符号反转”特征:在飞行高度30 m(图7a)和50 m(图7b)下,密度系数 $\alpha$ 分别漂移至-0.3和-0.2。这一符号由正转负的现象揭示了自适应模型针对点云密度变化的内在调节机制。①低空高密度模式(20 m,  $\alpha > 0$ ):点云密度极大,冠层顶部易受叶片抖动或混合

像素影响产生离群噪点。此时模型通过正向的  $\alpha$  值引入“高估抑制”机制,利用低密度因子对高频噪声进行惩罚,从而修正高估误差。②高空低密度模式(30 m/50 m,  $\alpha < 0$ ):随着点云密度降低,激光束击中穗最高点的概率下降,导致冠层顶部信息部分缺失。此时模型自适应地转向负向的  $\alpha$  值,将密度项转换为“低估补偿”增益,以修正因漏测带来的低估。这种参数随飞行高度和点云密度变化而发生自适应漂移的现象,表明该方法能够根据数据特征在“抑噪”和“补漏”策略之间自适应调节,并具有良好的物理可解释性。

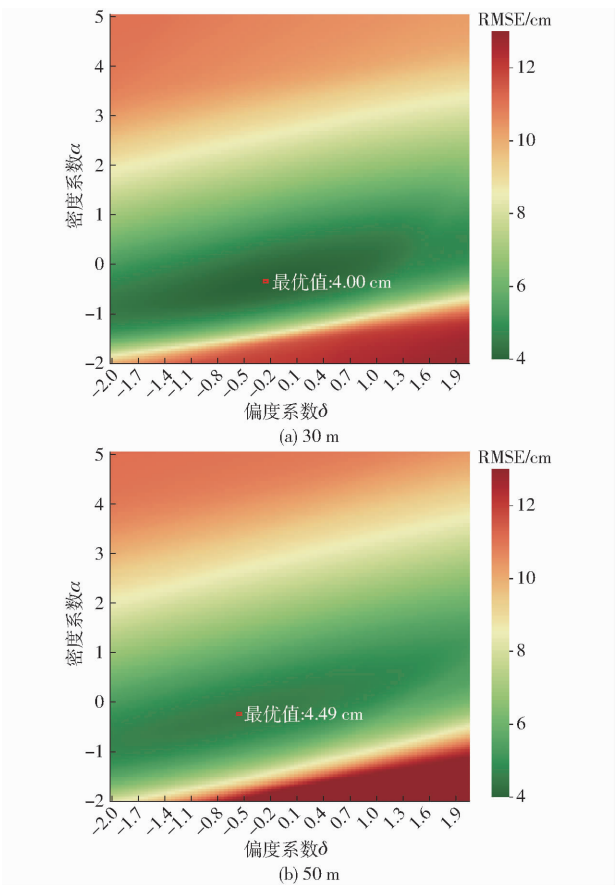


图 7 不同飞行高度下  $\alpha$  和  $\delta$  优化的误差分布热力图  
Fig. 7 RMSE heatmaps for model parameters ( $\alpha$  and  $\delta$ ) optimization at different flight altitudes

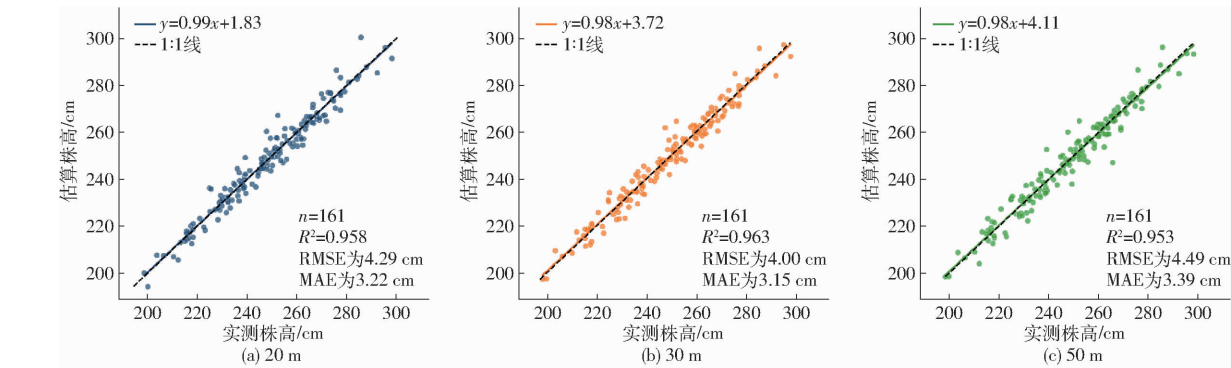


图 8 不同飞行高度下双端自适应模型的玉米株高估算精度验证  
Fig. 8 Accuracy validation of maize plant height estimation using the dual-end adaptive model at different flight altitudes

(2)反演精度的稳健性评估

图 8 对比了 3 个飞行高度下自适应模型的最终反演精度。结果表明,该方法在不同高度下均保持了较高的估算性能:其中,飞行高度 30 m(图 8b)表现出最佳的性能, $R^2$  达到 0.963, RMSE 为 4.00 cm。这可能表明飞行高度 30 m 在点云密度与扫描覆盖范围之间达到了最佳平衡:既保证了足够的冠层结构细节,又在一定程度上减少了近场高频噪声的干扰。飞行高度 50 m(图 8c)虽然点云更加稀疏,但得益于自适应参数的补偿机制,模型精度并未大幅衰减, RMSE 仍控制在 4.52 cm, 优于飞行高度 20 m 下未经修正的传统方法。飞行高度 20 m(图 8a)模型同样保持了稳定的高精度(RMSE 为 4.29 cm)。这表明双端自适应模型通过对地面系统偏差与冠层形态异质性的同步校正,能够在点云密度显著变化的情况下维持厘米级的株高反演精度,展现出良好的鲁棒性。

2.3 玉米株高估算误差的空间分布特征

图 9 直观展示了各方法估算的小区株高和绝对误差( $e = H_{\text{est}} - H_{\text{obs}}$ )的空间分布。从株高热力图来看,实测株高(图 9g)呈现显著的空间异质性:田块右侧及下部为高值区,左上角为低值区。传统方法(图 9a、9c)虽能捕捉到整体趋势,但在高值区缺乏红色分布,表现出明显低估。相比之下,双端自适应法(图 9e)在数值范围和空间纹理上均与实测数据吻合,较好还原了右侧高株高区和左上角低株高区的空间分布特征。从株高误差热力图来看,直接点云法(图 9b)和 CHM 法(图 9d)呈现出全域性的深蓝色,表明无论在田块边缘还是中心均存在显著负向偏差,直观反映了地面系统性高估导致的全田块株高的整体偏低现象。相比之下,双端自适应法(图 9f)未见明显的色调偏移,表明系统性偏差已得到有效修正;同时绝大部分区域颜色较浅,表明该模型在不同株高区域均未出现明显系统性偏离,具有较高的空间估算精度和稳定性。

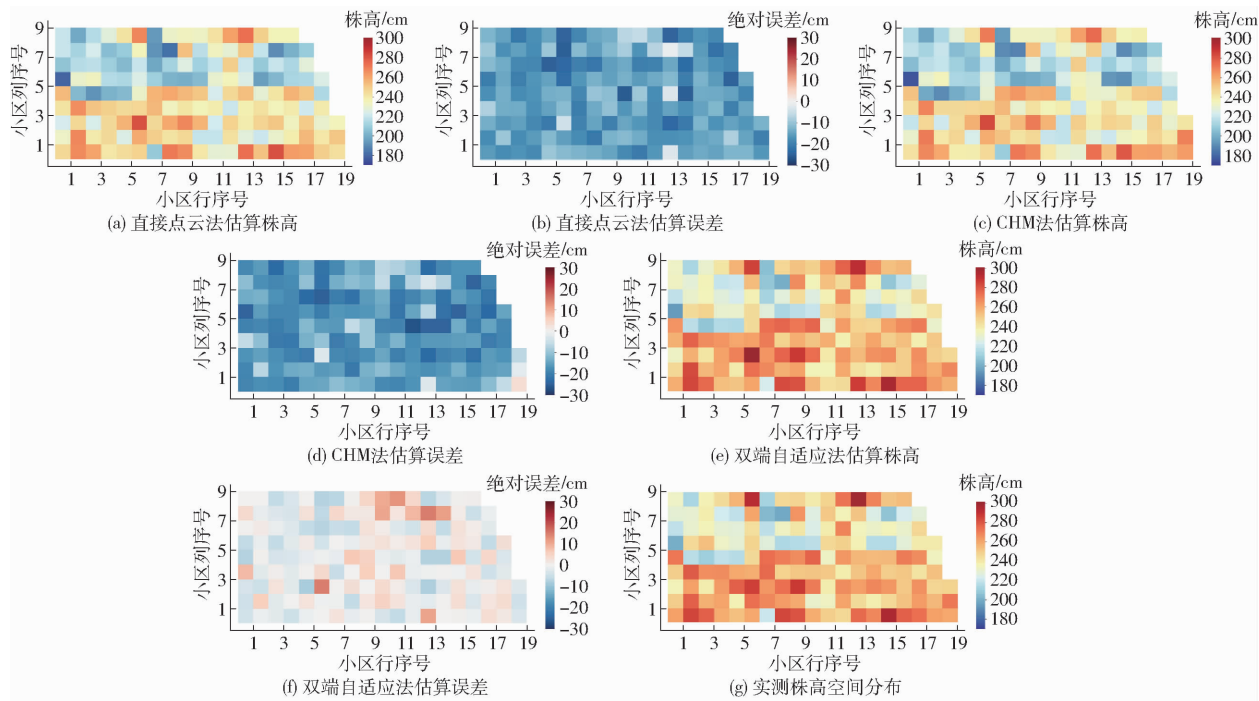


图 9 不同方法估算的玉米株高及绝对误差的空间分布对比

Fig. 9 Comparison of spatial distributions of estimation plant height and absolute errors

3 讨论

本研究提出的双端自适应校正模型实现了玉米株高高精度反演 ( $R^2 = 0.957$ , RMSE 为 4.29 cm)。该方法解耦并修正了 LiDAR 株高提取中的两大关键误差源:地面基准的系统性高程偏差和冠层顶部的形态异质性。与封垄期因无法穿透冠层而导致的地面基准缺失的被动光学方法不同<sup>[27]</sup>, LiDAR 虽然同样受限于冠层郁闭度,但其地面探测偏差表现出相对稳定的系统性特征。通过双端自适应校正,该方法能够有效利用存在偏差的主动探测信息,获得接近实测株高的高精度反演结果,从而体现出其在复杂田间环境下开展株高表型提取的优势。

针对地面端,传统观点认为 LiDAR 具有优越的穿透性,本研究通过参数寻优结果表明,在玉米抽雄吐丝等冠层高度郁闭期, LiDAR 的穿透能力受到显著限制。优化的地面偏差修正量 ( $H_{\text{offset}} = 25\text{ cm}$ ) 揭示了直接从点云中提取的低百分位高程 ( $H_{p_2}$ ) 平均比真实地面高出约 25 cm。这更可能并非传感器的测量误差,而是物理过程的真实反映——激光脉冲被近地表的杂草、气生根或枯叶反射,未能达到裸土层。这一现象解释了为何在玉米生长旺盛期,无论是基于影像的 SfM 重建还是直接的点云滤波,都难以直接获取准确的 DTM<sup>[25]</sup>。但与 RGB 影像难以获取地面信息不同, LiDAR 的穿透特性使其能够探测到具有物理稳定性的“伪地面”(杂草/枯叶层顶)<sup>[28]</sup>。本研究提出的  $H_{\text{offset}}$  修正方法,本质上是在

承认 LiDAR 物理穿透局限性的基础上,利用全局优化反向推导系统性偏差,从而重构出比原始  $H_{p_2}$  更接近物理真值的高精度地面基准。值得强调的是,由于  $H_{\text{offset}}$  本质上对应着田间底层的杂草或枯叶厚度,在同一生长时期具有物理稳定性。因此在实际应用场景中,  $H_{\text{offset}}$  的确定无需依赖全样本实测,仅需采集少量代表性小区(如 5% ~ 10% 样本)进行模型参数率定,即可将其作为固定参数应用于全田块的高通量反演。这种“小样本率定-大面积反演”的模式,既校正了系统性地面偏差,又保留了遥感监测的高效性优势。

在冠层端,动态的自适应模型取代了静态的固定百分位法,尽管二者的  $R^2$  数值差异不大,二者在冠层上边界确定方式上存在明显差异。固定百分位法是依赖于经验性的后验性拟合,泛化能力受限。而自适应模型则通过点云密度和冠层形态特征,动态调整上边界。如图 6 所示,该机制显著抑制了固定阈值法中出现的极端误差离群点,将绝大多数样本误差控制在  $\pm 5\text{ cm}$  以内。这种鲁棒性的提升对于保障大面积、多品种表型鉴定的可靠性具有重要意义。

针对不同场景的广泛适用性是本研究双端模型的另一大优势,主要体现在对生育期演变(密度变化)和品种形态差异的兼容能力上。①对生育期演变与密度变化的适应机理:在生长早期(如苗期、拔节期)或低密度种植场景,由于行间裸土充分暴露, LiDAR 能够直接探测真实地面,此时  $H_{\text{offset}}$  理论上将

趋近于 0,双端模型自然退化为常规的冠层提取模式。然而,即使在地面无偏差的情况下,本模型中针对冠层端的密度-形态自适应模块依然发挥关键价值。不同于传统方法忽略冠层结构差异,本模型包含的密度项( $\alpha$ )与偏度项( $\delta$ )能够敏锐捕捉不同品种在各生长阶段的形态特征(如顶端优势或雄穗分布),动态调整上边界。因此,该模型能够通过参数的动态调整,实现从“地面易探测”(封垄前/低密度)到“地面难探测”(封垄后/高密度)的应用场景跨越,提升了模型对作物生育期的适应性。②对复杂品种形态的适应能力:本研究涉及 161 个遗传背景各异的玉米品种,涵盖了从紧凑型到平展型、从雄穗发达型到退化型等多种形态。研究结果表明,传统固定百分位法往往难以兼顾所有品种(例如,适合紧凑型品种的阈值会导致平展型品种被低估)。而本研究引入的偏度系数( $\delta$ )捕捉了冠层顶部点云的分布形态差异,使得模型能够在单一参数集下,同时保持对 161 个品种的高精度反演。这种对群体形态异质性的较强适应能力,是该方法应用于育种大规模表型筛选的重要优势。

飞行高度对估算精度的影响分析表明,随着飞行高度增加(20 m 至 50 m),点云密度降低,精度下降。值得注意的是,自适应模型的最优参数发生了漂移(如  $\alpha$  由正转负)。这揭示了模型内部的校正机制:在低空高密度数据中侧重于抑制噪点,而在高空稀疏数据中则转向补偿因漏测导致的低估。这进一步验证了模型对点云密度变化有一定的自适应调节能力。尽管如此,为获取最高精度表型,采用较低飞行高度(如 20 m/30 m)仍是更优选择。

尽管本方法取得了较高的精度,但仍存在一些局限性:①全局参数的局限性。目前地面偏差修正量  $H_{\text{offset}}$  是一个全局常数,它假设所有小区的系统性偏差是一致的。然而在实际大田环境中,由于地形微小起伏或无人机姿态变化,这种偏差可能存在空间上的不均匀性。未来可以探索基于局部窗口或地理加权回归的动态  $H_{\text{offset}}$  计算方法,以实现更精细的地面校正。②全生育期的普适性验证。本研究主要聚焦于抽雄吐丝这一关键的植物品种表型测试生育期。在冠层结构相对简单的生长早期,模型参数(如  $\alpha$ ,  $\delta$ )可能会发生变化,需进一步开展全生育期的连续验证。③多传感器融合潜力。虽然仅依靠 LiDAR 几何特征即可实现高精度反演,但结合对叶绿素含量敏感的多光谱数据(如红边指数),有望在识别生长异常或逆境胁迫方面发挥协同效应。④模型泛化能力。未来需将该方法拓展到高粱、甘蔗等其他高秆作物,以检验其

在不同冠层结构下的迁移性。

4 结论

(1)本研究针对玉米抽雄吐丝期株高估算中地面基准提取精度不足和冠层特征适应性较差的问题,构建了基于无人机 LiDAR 点云几何特征的双端自适应校正模型,并基于 161 个玉米品种在不同飞行高度下获取的数据,对模型性能进行了系统分析与验证。

(2)双端自适应模型有效缓解了高郁闭度冠层下地面基准提取精度不足的问题,显著提升了株高反演的精度与鲁棒性。本研究通过地面  $H_{\text{offset}}$  修正和冠层密度-偏度自适应模型,将传统方法存在的平均偏差(Bias 为 -15 cm)校正至接近 0,并将 RMSE 降低至 4.29 cm( $R^2$  为 0.959),有效改善了传统方法因地面基准系统性偏差导致的株高低估问题。与易受冠层郁闭度限制的被动光学(RGB)方法相比,本研究通过量化并校正 LiDAR 在高郁闭度冠层下地面探测受限引起的系统性偏差,有效缓解了作物封垄期株高反演中“地面基准提取不准”的问题。该结果体现了主动遥感在复杂冠层三维结构信息获取中的优势,并为现代育种筛选中识别品种间细微株高差异提供了高精度技术支撑。

(3)定量揭示了 LiDAR 在郁闭冠层下的物理穿透局限性,提出了一种“小样本率定,大面积反演”的高效作业模式。研究表明 LiDAR 低百分位点受近地表杂草与枯叶遮挡影响,所表征的地面基准平均高于真实地面约 25 cm,说明在高郁闭冠层条件下,仅依赖简单几何提取难以满足育种级精度需求。研究进一步表明,通过对极少量代表性样点( $<10$ )进行  $H_{\text{offset}}$  标定,即可有效校正田块的系统性物理偏差。该策略在保证精度的前提下,极大地降低了对大面积人工实测的依赖,为高郁闭度场景下实现高通量、高精度表型反演提供了一种可行路径。

(4)揭示了模型对点云密度变化的自适应演变机制,表明其在不同飞行高度下具有较好的适用性和稳定性。随着飞行高度增加导致的点云密度降低,密度系数  $\alpha$  呈现出从正值(噪声抑制)向负值(漏测补偿)的“符号反转”规律,在不同飞行高度(20、30、50 m)下均能保持高精度(RMSE 小于 4.6 cm)。这一具有明确物理可解释性的机制表明,模型能够根据点云密度变化自适应调整算法策略。这不仅改善了不同飞行高度的精度一致性问题,也暗示了该方法具备适应不同生长阶段(从稀疏到郁闭)及不同种植密度场景的潜力,展示出比传统固定阈值方法更强的鲁棒性和适应性。

## 参 考 文 献

- [1] Wang W, Guo W, Le L, et al. Integration of high-throughput phenotyping, GWAS, and predictive models reveals the genetic architecture of plant height in maize[J]. *Molecular Plant*, 2023, 16: 354 – 373.
- [2] Liu Y, Nie C, Li L, et al. Maize tasseling date forecast from canopy height time series estimated by UAV LiDAR data[J]. *Crop Journal*, 2025, 13: 975 – 990.
- [3] 李英伦, 蔡诗辰, 张延宇, 等. 基于环绕式无人车表型平台和同源传感阵列的田间原位表型数据融合解析方法[J]. *农业机械学报*, 2026, 57(1): 19 – 29.  
Li Yinglun, Cai Shichen, Zhang Yanyu, et al. Method for fusion analysis of in-situ field phenotyping data based on surrounding unmanned vehicle phenotyping platform and homologous sensor arrays[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2026, 57(1): 19 – 29. (in Chinese)
- [4] Zhang X, Zhang J, Peng Y, et al. QTL mapping of maize plant based on a population of doubled haploid lines using UAV LiDAR high-throughput phenotyping data[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2026, 25(5): 1822 – 1835.
- [5] 赵永杰, 蒲六如, 宋磊, 等. 基于 Shuffle – ZoeDepth 单目深度估计的苗期玉米株高测量方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(5): 235 – 243.  
Zhao Yongjie, Pu Liuru, Song Lei, et al. Measurement method of seedling stage maize height based on Shuffle – ZoeDepth monocular depth estimation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(5): 235 – 243. (in Chinese)
- [6] 吴婷婷, 刘昕哲, 聂睿琪, 等. 基于细粒度校正的育种小区小麦株高无人机测量方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(6): 158 – 167.  
Wu Tingting, Liu Xinzhe, Nie Ruiqi, et al. UAV measurement of plant height breeding wheat based on fine-scale correction [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(6): 158 – 167. (in Chinese)
- [7] 郭涛, 颜安, 耿洪伟. 基于无人机影像的小麦株高与 LAI 预测研究[J]. *麦类作物学报*, 2020, 40(9): 1129 – 1140.  
Guo Tao, Yan An, Geng Hongwei. Prediction of wheat plant height and leaf area index based on UAV image[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2020, 40(9): 1129 – 1140. (in Chinese)
- [8] 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.
- [9] 张建, 谢田晋, 杨万能, 等. 近地遥感技术在大田作物株高测量中的研究现状与展望[J]. *智慧农业*, 2021, 3(1): 1 – 15.  
Zhang Jian, Xie Tianjin, Yang Wanneng, et al. Research status and prospect on height estimation of field crop using near-field remote sensing technology[J]. *Smart Agriculture*, 2021, 3(1): 1 – 15. (in Chinese)
- [10] Xie T, Li J, Yang C, et al. Crop height estimation based on UAV images: methods, errors, and strategies[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 185: 106155.
- [11] 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)
- [12] Wu J, Wen S, Lan Y, et al. Estimation of cotton canopy parameters based on unmanned aerial vehicle (UAV) oblique photography[J]. *Plant Methods*, 2022, 18: 129.
- [13] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(5): 73 – 82.  
Niu Qinglin, Feng Haikuan, Yang Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. *Transactions of the CASE*, 2018, 34(5): 73 – 82. (in Chinese)
- [14] Qiu R, Zhang M, He Y, et al. Field estimation of maize plant height at jointing stage using an RGB – D camera [J]. *Crop Journal*, 2022, 10: 1274 – 1283.
- [15] 王宦臣, 张吴平, 李富忠. 复合种植方式下大豆和玉米株高的动态反演[J]. *湖北农业科学*, 2024, 63(8): 231 – 235.  
Wang Huanchen, Zhang Wuping, Li Fuzhong. Dynamic inversion of plant height of soybean and maize under composite planting system[J]. *Hubei Agricultural Sciences*, 2024, 63(8): 231 – 235. (in Chinese)
- [16] 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 height based on UAV remote sensing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 241 – 250. (in Chinese)
- [17] Guo Y, Xiao Y, Li M, et al. Identifying crop phenology using maize height constructed from multi-sources images[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 115: 103121.
- [18] Volpato L, Pinto F, González-Pérez L, et al. High throughput field phenotyping for plant height using UAV-based RGB imagery in wheat breeding lines: feasibility and validation[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2021, 12: 591587.

International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2015: 2758 – 2766.

[23] Raza S M, Abidi S M H, Masuduzzaman M, et al. Lightweight deep learning for visual perception: a survey of models, compression strategies, and edge deployment challenges[J]. *Neurocomputing*, 2025,656: 131357.

[24] Liu F, Li H, Hu W, et al. Review of neural network model acceleration techniques based on FPGA platforms[J]. *Neurocomputing*, 2024, 610: 128511.

[25] Chen H, Zhang Z, Su J, et al. Robust water level measurement using adaptive prompt staff gauge image segmentation based on EdgeSAM[J]. *Journal of Hydrology*, 2026, 666: 134724.

[26] Alwazzan M, Alattar A, Khudhur S. Modified algorithm to enhance illumination and detail in colour retinal images using the Clahe technique with a wiener filter[J]. *SSRN Electronic Journal*, 2022, 110: 109637.

[27] Fogelton A, Benesova W. Eye blink detection based on motion vectors analysis [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 148: 23 – 33.

[28] Nie L, Jin J, Ma Y, et al. Vertical velocity profiles and mean flow prediction in rectangular open channels under various sediment concentrations[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2026, 108: 103174.

[29] Pumo D, Alongi F, Nasello C, et al. A simplified method for estimating the alpha coefficient in surface velocity based river discharge measurements[J]. *Journal of Hydrology*, 2025, 648: 132468.

[30] 王宝贺, 王竹青, 苏沛兰, 等. 基于水面一点法的明渠流量计算方法研究[J]. *节水灌溉*, 2023(5): 109 – 113, 121. Wang Baohe, Wang Zhuqing, Su Peilan, et al. Research on open channel flow calculation method based on water surface one point method[J]. *Water Saving Irrigation*, 2023(5): 109 – 113, 121. (in Chinese)

[31] Hauet A, Morlot T, Daubagnan L. Velocity profile and depth-averaged to surface velocity in natural streams: a review over a large sample of rivers[J]. *E3S Web of Conferences*, 2018, 40: 06015.

---

(上接第 286 页)

[19] 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 with 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. Rice plant height detection method and generalization ability based on UAV LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2026, 57(3): 129 – 139. (in Chinese)

[20] Gao M, Yang F, Wei H, et al. Individual maize location and height estimation in field from UAV-Borne LiDAR and RGB images[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 2292.

[21] 苗艳龙, 彭程, 高阳, 等. 基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(增刊): 43 – 50. Miao Yanlong, Peng Cheng, Gao Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(S1): 43 – 50. (in Chinese)

[22] Malambo L, Popescu S C, Murray S C, et al. Multitemporal field-based plant height estimation using 3D point clouds generated from small unmanned aerial systems high-resolution imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 64: 31 – 42.

[23] Luo S, Liu W, Zhang Y, et al. Maize and soybean heights estimation from unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR data[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 182: 106005.

[24] 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)

[25] Liu T, Zhu S, Yang T, et al. Maize height estimation using combined unmanned aerial vehicle oblique photography and LiDAR canopy dynamic characteristics[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 218: 108685.

[26] 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: 501.

[27] Che Y, Wang Q, Xie Z, et al. Estimation of maize plant height and leaf area index dynamics using an unmanned aerial vehicle with oblique and nadir photography[J]. *Annals of Botany*, 2020, 126: 765 – 773.

[28] Yang W, Wu J, Xu W, et al. Comparative evaluation of the performance of the PTD and CSF algorithms on UAV LiDAR data for dynamic canopy height modeling in densely planted cotton[J]. *Agronomy*, 2024, 14: 856.