

# 基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估

王 庆<sup>1</sup> 车荧璞<sup>1</sup> 柴宏红<sup>1</sup> 邵 科<sup>2</sup> 李保国<sup>1</sup> 马 韵韬<sup>1</sup>

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193;

2. 内蒙古自治区生物技术研究院农业人工智能与作物表型工程研究中心, 呼和浩特 010070)

**摘要:** 甜菜株高可用于估算根系生物量、指示水分胁迫, 还可作为甜菜氮含量和产量的有效指示因子, 是育种者和农田管理者评估大田甜菜生长状态的重要参数。本研究以186个不同基因型的大田甜菜为研究对象, 探究无人机分别搭载可见光(RGB)相机与激光雷达(LiDAR)系统对大田作物株高估算的精度差异, 并与田间测定值进行比较。结果表明, 基于无人机LiDAR系统估算的株高与实测值的相关性高于无人机搭载RGB相机估测的相关性。进一步对点云进行分层分析, 比较点云在冠层内分布的差异, 结果表明, 对于作物生长后期群体冠层封闭时, 无人机LiDAR系统相较于无人机搭载RGB相机系统能重建更为完整的冠层三维结构。

**关键词:** 无人机激光雷达; 甜菜; 株高; 三维点云; 冠层分布

中图分类号: S127; S566.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)03-0178-07

OSID:



## Quantitative Evaluation of Sugar Beet Plant Height Based on UAV - RGB and UAV - LiDAR

WANG Qing<sup>1</sup> CHE Yingpu<sup>1</sup> CHAI Honghong<sup>1</sup> SHAO Ke<sup>2</sup> LI Baoguo<sup>1</sup> MA Yuntao<sup>1</sup>

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

2. Agricultural Artificial Intelligence and Crop Phenotype Engineering Research Centre, Inner Mongolia Institute of Biotechnology, Huhhot 010070, China)

**Abstract:** Sugar beet is the world's main sugar production crop and one of the recognized alternative materials for biofuel production. Plant height of sugar beet can be used to estimate root biomass, indicate water stress, and can also be an effective indicator of nitrogen content and yield. It is an important parameter for breeders and farm managers to assess the growth status of sugar beet in the field. The rotary-wing UAV platform has the characteristics of vertical lifting, fixed-point hovering, and strong maneuverability. It is suitable for obtaining multi-scale, multi-repeat, fixed-point, and high-resolution farmland crop information. Totally 186 genotypes of sugar beet were chosen to explore accuracy difference of estimated plant height for UAV - RGB and UAV - LiDAR system, and to do comparison with the measured value. The correlation between estimated plant height by LiDAR and measured value (straight slope was 0.99,  $R^2$  was 0.88, rRMSE was 6.6%) was higher than that measured by RGB (straight slope was 0.94,  $R^2$  was 0.8, rRMSE was 9%). Further stratification analysis of point clouds was carried out to compare the difference of point clouds distribution in the canopy. For the later growth stage with relative dense canopy, UAV - LiDAR can reconstruct a more complete three-dimensional canopy structure than that of UAV - RGB system.

**Key words:** UAV - LiDAR; sugar beet; plant height; three-dimensional point cloud; canopy distribution

## 0 引言

甜菜是主要糖料作物, 也是公认的替代玉米进

行生物燃料生产的原料之一<sup>[1]</sup>。随着世界人口的持续增长, 对糖的需求量也持续增加。培育理想品种与充分利用环境条件是提高甜菜单产的关键因

素<sup>[2]</sup>。甜菜株高可用于估算根系生物量<sup>[3]</sup>、指示水分胁迫<sup>[4]</sup>,还可作为甜菜氮含量和产量的有效指示因子<sup>[5]</sup>,是育种者和农田管理者评估大田甜菜生长状态的重要参数。目前,常用的株高测量为人工方法,费时费力、效率低。

信息技术的发展使得以高通量、无损的方式获取大田作物的株高成为可能,常用设备包括超声波传感器<sup>[6-7]</sup>、TOF 相机<sup>[8-9]</sup>、激光雷达 (Light detection and ranging, LiDAR)<sup>[10-11]</sup>、数码相机<sup>[12-13]</sup>等。无人机搭载 RGB 相机估算作物株高是目前使用最广泛的方法之一<sup>[14-17]</sup>,该方法成本低、时间分辨率高、易于部署,能以较低的飞行高度获取高空间分辨率图像,从而用于构建冠层数字表面模型<sup>[18]</sup>,目前已被广泛应用于高粱<sup>[19]</sup>、小麦<sup>[20]</sup>、玉米<sup>[21]</sup>、棉花<sup>[22]</sup>的株高估算中。LiDAR 具有较高空间分辨率,且不受环境光的影响,具有高度可重复性。LiDAR 可以通过单回波或全波形系统来完整描述截获冠层的轮廓。车载 LiDAR 已被用于估算棉花<sup>[23]</sup>、小麦<sup>[24]</sup>、高粱<sup>[25]</sup>、花生<sup>[26]</sup>的株高。无人机搭载 LiDAR 已被广泛应用于林业<sup>[27-28]</sup>、工程测绘<sup>[29-30]</sup>领域,同时也应用于作物高度的估算<sup>[31-32]</sup>。相较于车载 LiDAR,无人机搭载 LiDAR 具有机动灵活、工作效率高、不受地面条件限制等特点。

本文以 186 个不同基因型的大田甜菜为研究对象,研究无人机搭载 RGB 相机与无人机 LiDAR 系统在大田作物株高估算上的精度差异,并与人工测量值进行比较。进一步对点云进行分层分析,比较点云在冠层内分布的差异,为田间株高精准表型的获取和全基因组关联分析提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验布置与株高测定

田间试验于内蒙古自治区乌兰察布市凉城县( $40^{\circ}30'5''N, 112^{\circ}8'50''E$ , 海拔 1 459.24 m)进行。试验地面积为  $62\text{ m} \times 19\text{ m}$ , 包含 186 个不同基因型的甜菜育种小区和保护行。每个育种小区面积为  $1.2\text{ m} \times 2.3\text{ m}$ 。播种时间为 2019 年 5 月 20 日。小区内株距 0.2 m, 各小区间隔 0.5 m, 所有小区的田间管理一致。于糖分积累期(2019 年 9 月 7 日)在每个小区中间位置随机选取 4 株甜菜, 使用米尺测量地面到甜菜自然状态下最高点的距离作为株高。取 4 株甜菜株高的平均值作为该基因型甜菜的株高。

### 1.2 基于无人机平台的可见光影像与激光雷达数据获取

由大疆精灵 4RTK 型无人机(深圳市大疆创新科技有限公司)采集可见光影像数据。该无人机携

带的相机有效像素为 2 000 万, 焦距 8.8 mm, 视场角 84°。无人机搭载 RGB 相机系统飞行高度设置为 25 m, 主航线上图像间重叠度设置为 80%, 主航线间图像重叠度设置为 85%, 采样距离为 0.68 cm/像素。试验田中 5 个地面控制点(Ground control point, GCP)均匀分布,采用华测 RTK(上海华测导航技术有限公司)测量其三维空间位置。

采用 M600 Pro 旋翼无人机(深圳市大疆创新科技有限公司)搭载 RIGEL VUX-1UAV 型激光扫描仪(奥地利瑞格公司)获取多基因型甜菜的三维点云数据。RIGEL VUX-1UAV 型激光扫描仪具有多目标回波探测能力,主要参数如表 1 所示。连接在扫描仪上的 Applanix AP20 IMU 和位于无人机顶部的全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)天线记录飞行方向和 GNSS 数据。无人机 LiDAR 系统飞行高度设置为 25 m, 飞行速度 3 m/s。作业前 30 min 架设 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, 扫描仪处于稳定工作状态。

表 1 机载激光扫描仪系统参数

Tab. 1 System parameters of LiDAR

参数	数值
最大激光脉冲发射频率/kHz	550
最大有效测量速率/(帧·s <sup>-1</sup> )	200
测量范围/m	3~920
激光发散度/mrad	0.5
精度/mm	10
重复精度/mm	5
激光波长/nm	1 550
视场角/(°)	330

### 1.3 数据预处理与点云获取

采用 Agisoft Photoscan Professional 软件处理无人机航拍 RGB 图像,生成三维点云、数字表面模型(Digital surface model, DSM)和数字正射影像(Digital orthomosaic map, DOM),数据处理流程及结果如图 1 所示。无人机 RGB 数据处理流程为:导入影像数据,输入像中心点坐标、像元尺寸和相机焦距等参数,对相机的精度进行修正。对齐图像,导入 5 个地面控制点(GCP)中心的地理坐标,并在关联的图像中进行标记;生成无人机飞行区域的稠密点云,3D 点云数据以 txt 格式导出。在生成的稠密点云基础上生成 DSM 和 DOM,并将其输出保存为 GeoTIFF 文件<sup>[33]</sup>。

无人机 LiDAR 系统数据处理包括轨迹数据解算、点云数据配准、点云数据去噪。基于 RIEGL 自

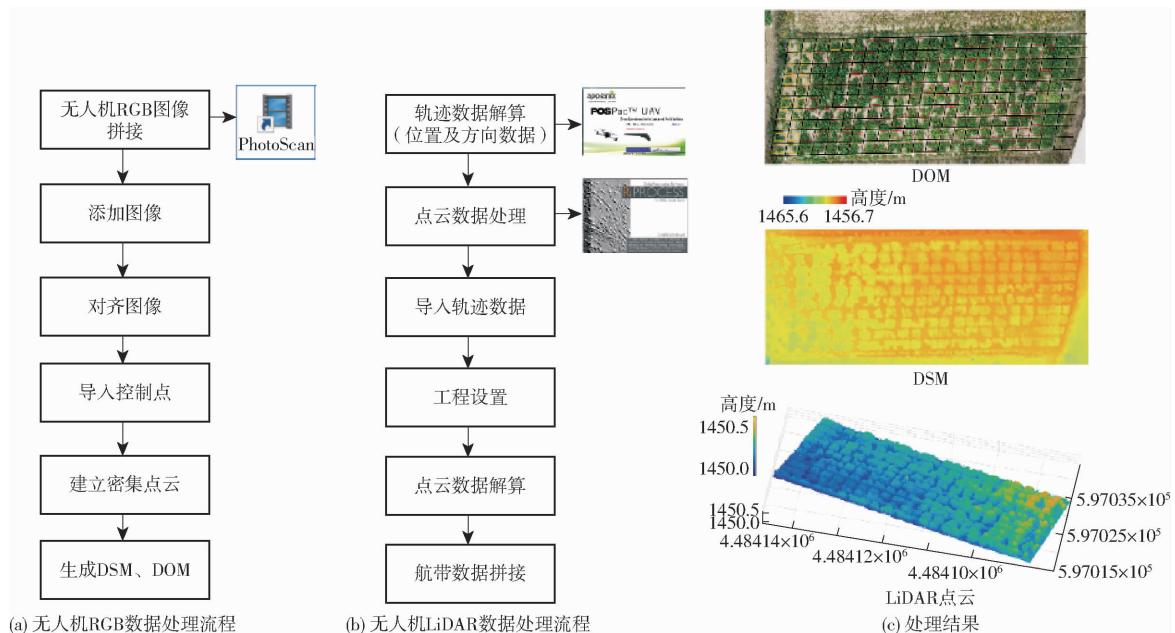


图1 数据处理流程及结果展示

Fig. 1 Basic process and data display diagram

带的软件系统将生成的原始数据转换为点云。图1b为无人机LiDAR系统数据处理流程:①使用基站提供的差分数据,基于 POSPac Mobile Mapping Suite 对飞行方向和 GNSS 数据进行预处理,实现激光数据地理位置的厘米级精度。②基于 Riprocess 软件,通过预处理后的轨迹数据将原始数据转换为地理参考点云,以 txt 文件格式导出点云数据<sup>[34]</sup>。

#### 1.4 小区分割、株高自动提取与精度评估

根据试验设计对田间各个小区进行分割,按其地理位置分配一个唯一编号。首先,根据试验区域4个顶点坐标和试验小区数进行均分获得每个独立小区。为了避免边行与其他相邻小区植株间的相互影响,通过程序将各小区的长边和短边自动各裁剪掉20 cm。基于分离出的独立小区,统计小区内每株甜菜的株高等表型信息。LiDAR点云累积高度的百分位数和无人机搭载RGB相机系统生成的DSM影像的像素百分位数代表了冠层的不同位置,低百分位数代表地面,高百分位数代表冠层上边界<sup>[35]</sup>。百分位数是指累积百分位所对应数据的值。为在相同的条件下对比,每个小区均选择第2分位数作为地面。为了探索冠层上边界的最佳百分位数,统计点云的累积高度和DSM像素的第95~100分位数(间隔为0.5),与地面分位数作差估算株高,验证其估算精度。

通过将点云数据按高度分层,比较RGB与LiDAR获取的甜菜冠层结构的空间特征差异。首先,使用条件滤波器<sup>[36]</sup>对LiDAR生成的点云数据进行离群点删除。通过相同步长进行层切:①用每一层点云数除以冠层点云总数。②将冠层离散为相

同大小的立方体,对立方体内的点云从顶部到底部进行累加,获得冠层不同位置的累积点云分布。以上所有点云数据均用 Matlab R2018a 处理。

#### 1.5 统计分析

采用决定系数  $R^2$ 、均方根误差(RMSE)、相对均方根误差(rRMSE)评价株高实测值与估算值的吻合程度。

## 2 结果与分析

### 2.1 株高估算精度评估

基于无人机搭载RGB相机生成的DSM影像和无人机LiDAR点云,以第95~100分位数上的11个百分位数作为上边界估算株高,与实测株高的  $R^2$  和 RMSE 如图2 所示。从图2a 可看出,两种方法在11个百分位数估算的株高与实测值均具有较好的相关性,  $R^2$  都在0.75以上。不同百分位数上  $R^2$  的变化较小,最小值均为第100分位数。基于RGB相机生成的DSM像素的第96分位数和LiDAR点云高度的第97.5分位数作为上边界估算的株高与实

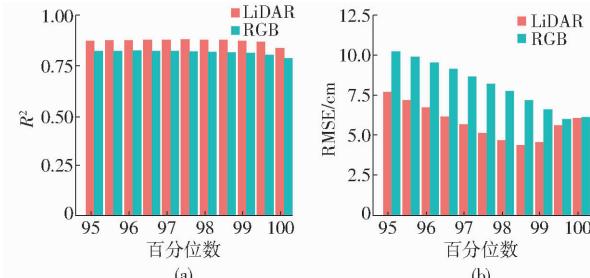


图2 不同方法在第95~100分位数估算株高的精度比较

Fig. 2 Comparison of accuracy of different methods for estimating plant height in 95~100th quantile

测株高相关性最好。从图 2b 可看出, 估算株高与实测株高的 RMSE 随百分位数的增加呈先下降后上升的趋势。基于 RGB 相机生成的 DSM 像素的第 99.5 分位数和 LiDAR 点云高度的第 98.5 分位数估算株高时, 与田间实测株高的 RMSE 最小。

选择 RMSE 最小时的分位数作为最佳分位数, 将两种方法估算的株高与田间实测株高进行比较(图 3)。结果表明, 两种方法估算的株高与实测株高具有较好的一致性, 无人机 LiDAR 估算的株高更

准确。在第 98.5 分位数时与实测株高相比, 基于无人机 LiDAR 的株高估算精度最高, 直线斜率为 0.99,  $R^2$  为 0.88, rRMSE 为 6.6%。此时基于无人机 RGB 影像生成的 DSM 估算的株高, 直线斜率为 0.95,  $R^2$  为 0.8, rRMSE 为 11%。在第 99.5 分位数时, 基于无人机 LiDAR 的株高估算精度略有下降, 直线斜率为 0.99,  $R^2$  为 0.87, rRMSE 为 8.3%。此时基于无人机 RGB 影像生成的 DSM 株高估算精度最高, 直线斜率为 0.94,  $R^2$  为 0.8, rRMSE 为 9%。

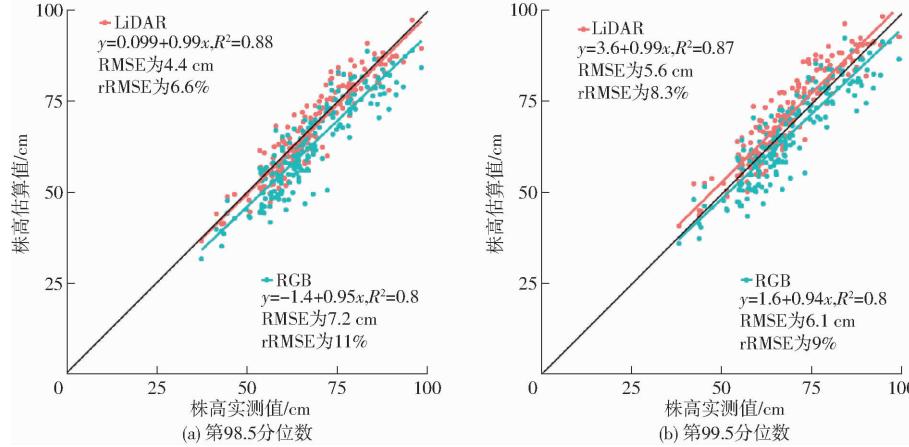


图 3 不同估测方法的株高估算结果

Fig. 3 Plant height estimation results of different methods

图 4 为 186 个小区的株高热力分布图。其中选取无人机搭载 RGB 相机生成 DSM 影像像素的第 99.5 分位数作为最佳分位数估算株高, 选取无人机 LiDAR 点云第 98.5 分位数作为最佳分位数估算株

高。从热力图来看无人机搭载 RGB 相机和无人机 LiDAR 系统均能够很好地获取各类甜菜株高的差异。估算株高的热力图趋势与实测株高热力图相似。

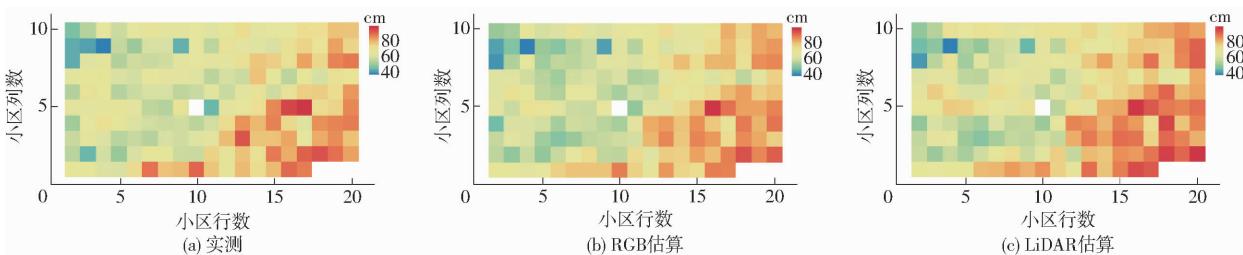


图 4 甜菜株高热力分布图

Fig. 4 Thermal distribution maps of plant height in community

## 2.2 三维点云空间分布比较

图 5 为基于无人机 RGB 和无人机 LiDAR 生成的三维点云。从图 5a 可以看出, 无人机 RGB 系统重建了甜菜小区群体冠层表面的三维结构以及未受旁边小区遮挡的群体侧面三维结构, 点云冗余, 仅能识别冠层高度的变化。无人机 LiDAR 系统具有较强的穿透性, 能够较完整地重建甜菜群体冠层结构(图 5b)。

在冠层高度方向上将冠层分为 10 等份, 通过将每层点数除以各冠层总点数对冠层点云数量进行归一化, 进而比较两种方法重建的三维点云的垂直分布情况(图 6)。总体而言, 基于无人机 LiDAR 系统

重建的三维点云在冠层内分布更均匀, 其重建的三维点云峰值出现在冠层的第 6~7 层。无人机 RGB 系统重建的三维点云其峰值出现在冠层的第 8~9 层, 其余层点云数迅速下降。

为了进一步分析两种方法得到点云的空间分布情况, 对冠层进行层切, 展示每一层包含的点云投影到该层底部的分布情况(图 7)。从图 7 可以看出, 在冠层顶部的第 1、2 层, 两系统生成的点云具有较高的相似性, 在小区轮廓内均有点云分布。相邻试验小区间的距离为 0.5 m, 使得小区间遮挡相对较小。小区内株距均为 0.2 m, 遮挡严重。因此无人机搭载 RGB 相机只在小区边界捕获到一些冠层三

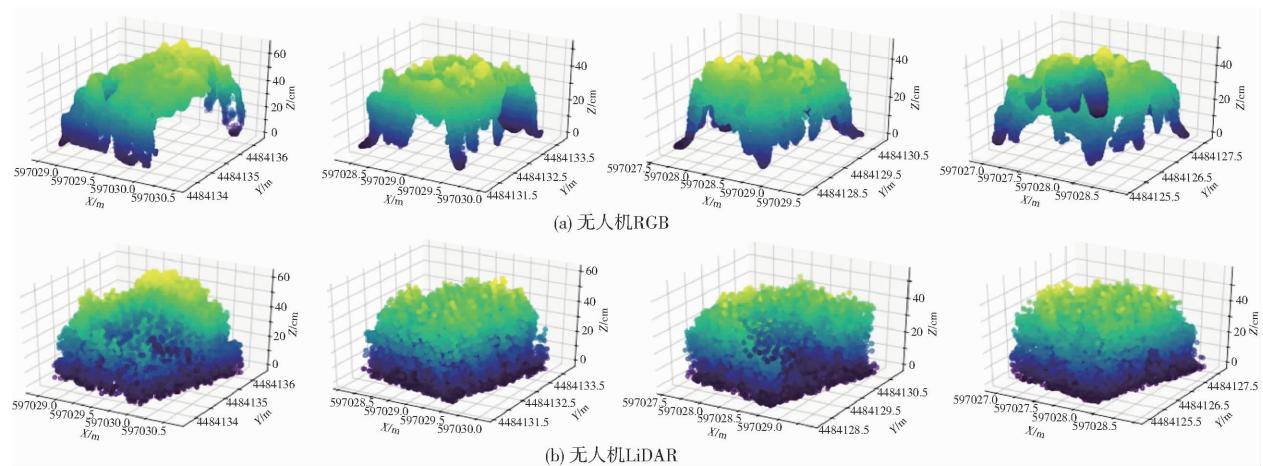


图 5 两种方法重建的甜菜冠层三维点云空间分布图

Fig. 5 Three-dimensional spatial distributions of sugar beet canopy point cloud reconstructed by two methods

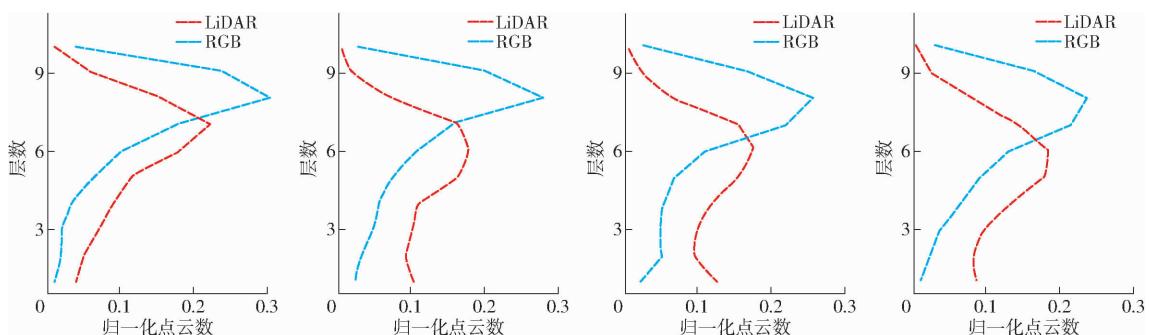


图 6 两种方法重建的三维点云垂直分布情况

Fig. 6 Vertical distribution of three-dimensional point clouds reconstructed by two methods

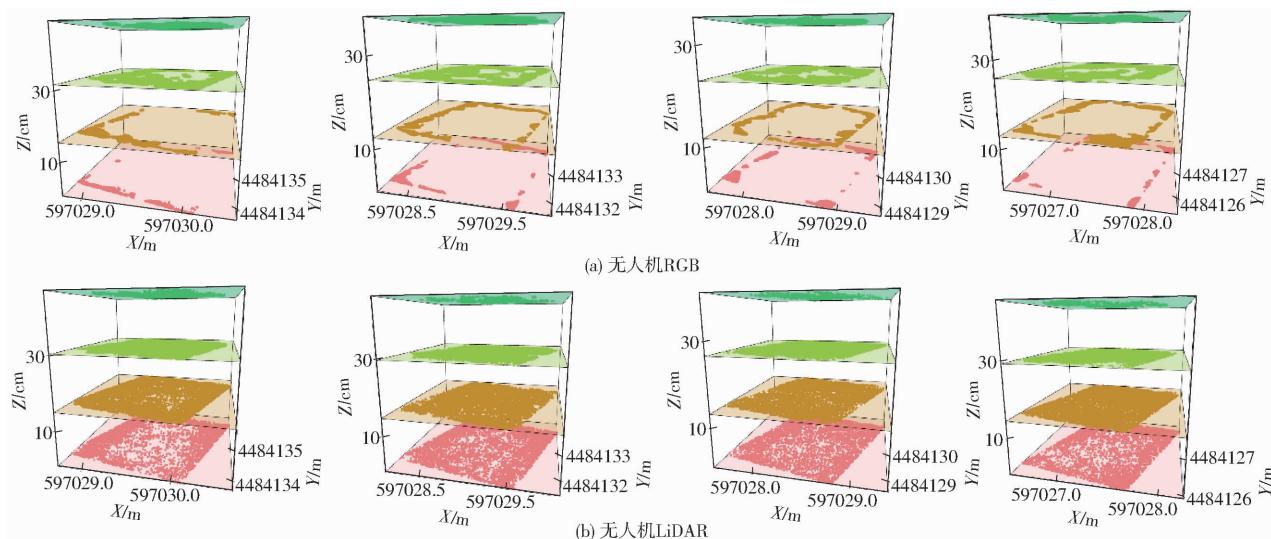


图 7 两种方法重建的三维点云层切图

Fig. 7 Three-dimensional point cloud slices diagrams reconstructed by two methods

维信息,无法捕获冠层内部的结构信息(图 7a,从冠层顶部开始的第 3、4 层)。无人机 LiDAR 系统能够穿透冠层内部,较好地重建了甜菜冠层整体结构(图 7b,从冠层顶部开始的第 3、4 层)。

### 3 讨论

本研究选择 RMSE 最小时的分位数估算株

高<sup>[37]</sup>,估算株高与实测株高相关性最好时并未出现在第 100 分位数, RMSE 先随百分位数的增加而下降,在接近第 100 分位数时, RMSE 又升高,主要原因是株高测定值均选择代表小区平均生长状况的有限取样的植株,未选择株高最高和最低的甜菜植株进行测量。无人机 RGB 相机系统提供了合理的株高估算精度,与实测值的  $R^2$  达到 0.8, RMSE 为

6.1 cm, rRMSE 为 9% (图 3), 较其他研究精度略有下降<sup>[20,37]</sup>。可能的原因是为了在相同条件下对比, 两种方法均选择了第 2 分位数作为地面位置, 与冠层表面分位数作差估算株高。由于植株生长后期冠层封闭, 无人机 RGB 相机没有获得足够数量的地面上点, 使地面估算存在误差。未来可以采用参考地面法, 即出苗前扫描裸地获得数字地面高程模型, 以提高估算精度<sup>[19,21]</sup>。

无人机 LiDAR 系统相较于无人机 RGB 相机系统提供了更精确的株高估计, 与实测值的  $R^2$  达到 0.88, RMSE 和 rRMSE 分别为 4.4 cm 和 6.6% (图 3)。无人机 LiDAR 相较于车载 LiDAR 在估算作物高度上精度略有降低<sup>[18,24,37]</sup>, 原因是无人机 LiDAR 相较于车载 LiDAR 具有较低的空间分辨率。为提高空间分辨率, 可通过降低飞行高度, 多次重复飞行和增加航线的重叠度来实现。无人机 LiDAR 相较于车载 LiDAR 的优势是工作效率较高, 不受田间地形影响, 不会干扰和破坏大田作物。

基于无人机 RGB 相机系统获取冠层三维结构的关键步骤是基于尺度不变特征算法 (SIFT) 将给定的图像分解为特征点<sup>[38]</sup>。甜菜在糖分积累期时

冠层封闭, 当无人机 RGB 相机采取垂直拍摄时, 无法捕获冠层下部信息, 因此只能重建甜菜冠层表面信息和侧面未受到其他小区遮挡的结构信息。LiDAR 是主动遥感技术, 其发射的激光束具有一定的穿透性, 因此能重建出整个冠层的三维结构。所以, 对于作物生长后期群体冠层封闭时, 无人机 LiDAR 相较于无人机 RGB 相机能重建出较完整的冠层三维结构。获取作物完整的冠层结构对于估算与作物冠层结构相关的表型参数具有重要作用, 如基于空间体素和冠层轮廓估算冠层生物量和叶面积指数等<sup>[24,31,39]</sup>。

#### 4 结束语

以 186 个不同基因型甜菜为研究对象, 研究了无人机分别搭载 RGB 相机和 LiDAR 系统获取田间作物株高和重建冠层三维点云结构的差异。结果表明, 两种方法均可用于高通量、精确测定多基因型甜菜的植株高度。与实测值相比, 无人机 LiDAR 系统相对于无人机 RGB 影像株高估测精度更高。两种方法重建的冠层表面结构相似, 无人机 LiDAR 系统相较于无人机 RGB 能更完整地重建冠层内部结构特征。

#### 参 考 文 献

- [1] ANAR M J, LIN Z, HOOGENBOOM G, et al. Modeling growth, development and yield of sugarbeet using DSSAT [J]. Agricultural Systems, 2019, 169: 58–70.
- [2] HOFFMANN C M, KENTER C. Yield potential of sugar beet—have we hit the ceiling? [J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9: 289–294.
- [3] BU H, SHARMA L K, DENTON A, et al. Sugar beet yield and quality prediction at multiple harvest dates using active-optical sensors [J]. Agronomy Journal, 2016, 108(1): 12–23.
- [4] HUSSEIN M M, KASSAB O M, ELLIL A A A. Evaluating water stress influence on growth and photosynthetic pigments of two sugar beet varieties [J]. INSInet, 2008, 4(6): 936–941.
- [5] 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.
- [6] 李霞, 王维新, 宋海堂. 基于超声波技术棉株高度自动测量的研究 [J]. 农机化研究, 2008, 30(6): 187–189.  
LI Xia, WANG Weixin, SONG Haitang. Research of cotton altitude measurement based on ultrasonic technology [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008, 30(6): 187–189. (in Chinese)
- [7] CHANG Y K, ZAMAN Q U, REHMAN T U, et al. A real-time ultrasonic system to measure wild blueberry plant height during harvesting [J]. Biosystems Engineering, 2017, 157: 35–44.
- [8] SARBOLAND H. Kinect range sensing: structured-light versus Time-of-Flight Kinect [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2015, 139: 1–20.
- [9] 宗泽, 郭彩玲, 张雪, 等. 基于深度相机的玉米株型参数提取方法研究 [J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 50–56.  
ZONG Ze, GUO Cailing, ZHANG Xue, et al. Maize plant type parameters extraction based on depth camera [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 50–56. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\_abstract.aspx?flag=1&file\_no=2015S009&journal\_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015. S0. 009. (in Chinese)
- [10] SUN S, LI C, PATERSON A H. In-field high-throughput phenotyping of cotton plant height using LiDAR [J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 377–397.
- [11] 程曼, 蔡振江, 王宁, 等. 基于地面激光雷达的田间花生冠层高度测量系统研制 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 180–187.  
CHENG Man, CAI Zhenjiang, WANG Ning, et al. System design for peanut canopy height information acquisition based on LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(1): 180–187. (in Chinese)
- [12] 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): 269–286.
- [13] 朱冰琳, 刘扶桑, 朱晋宇, 等. 基于机器视觉的大田植株生长动态三维量化研究 [J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 256–262.  
ZHU Binglin, LIU Fusang, ZHU Jinyu, et al. Three-dimensional quantifications of plant growth dynamics in field-grown plants [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 256–262. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018. 49(5): 256–262. (in Chinese)

- based on machine vision method [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 256–262. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180530&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180530&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.030. (in Chinese)
- [14] YINGPU C, QING W, ZIWEN X, et al. Estimation of maize plant height and leaf area index dynamic using unmanned aerial vehicle with oblique and nadir photography [J]. Annals of Botany, 2020, 126(4): 765–773.
- [15] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 241–250. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190528&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190528&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.028. (in Chinese)
- [16] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦株高和叶面积指数估算[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 193–201. TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Estimation of plant height and leaf area index of winter wheat based on UAV hyperspectral remote sensing [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 193–201. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20201221&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20201221&flag=1). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.12.021. (in Chinese)
- [17] 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 & Geoinformation, 2015, 39: 79–87.
- [18] MADEC S. High-throughput phenotyping of plant height: comparing unmanned aerial vehicles and ground LiDAR estimates [J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 14–27.
- [19] HU P, CHAPMAN S C, WANG X, et al. Estimation of plant height using a high throughput phenotyping platform based on unmanned aerial vehicle and self-calibration: example for sorghum breeding [J]. European Journal of Agronomy, 2018, 95: 24–32.
- [20] HOLMAN F H, RICHE A B, MICHALSKI A, et al. High throughput field phenotyping of wheat plant height and growth rate in field plot trials using UAV based remote sensing [J]. Remote Sensing, 2016, 8(12): 1031–1055.
- [21] WANG X, ZHANG R, SONG W, et al. Dynamic plant height QTL revealed in maize through remote sensing phenotyping using a high-throughput unmanned aerial vehicle (UAV) [J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 3458–3467.
- [22] FENG A, ZHANG M, SUDDUTH K A, et al. Cotton yield estimation from UAV-based plant height [J]. Transactions of the ASABE, 2019, 62(2): 393–404.
- [23] FRENCH A N, GORE M A, THOMPSON A. Cotton phenotyping with LiDAR from a track-mounted platform [C] // SPIE Commercial + Scientific Sensing & Imaging, 2016: 98660B.
- [24] JIMENEZ-BERNI J A, DEERY D M, PABLO R L, et al. High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR [J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9: 237–254.
- [25] XU W, DALJIT S, SANDEEP M, et al. Field-based high-throughput phenotyping of plant height in sorghum using different sensing technologies [J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 53–68.
- [26] YUAN H, BENNETT R S, WANG N, et al. Development of a peanut canopy measurement system using a ground-based LiDAR sensor [J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 203–215.
- [27] 张军国, 闫浩, 胡春鹤, 等. 无人机在林业中的应用及前景展望 [J]. 林业工程学报, 2019, 4(1): 8–16. ZHANG Junguo, YAN Hao, HU Chunhe, et al. Application and future development of unmanned aerial vehicle in forestry [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(1): 8–16. (in Chinese)
- [28] LIU K, SHEN X, CAO L, et al. Estimating forest structural attributes using UAV–LiDAR data in Ginkgo plantations [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 146: 465–482.
- [29] ASSENBAUM M. Monitoring coastal erosion with UAV LiDAR [J]. GIM International, 2018, 32(2): 18–21.
- [30] 浦石, 吴新桥, 燕正亮, 等. 无人机激光雷达智能识别输电线路缺陷 [J]. 遥感信息, 2017, 32(4): 52–57. PU Shi, WU Xinqiao, YAN Zhengliang, et al. Automatic recognition of defects on transmission lines from UAV-borne laser scanning data [J]. Remote Sensing Information, 2017, 32(4): 52–57. (in Chinese)
- [31] HARKEL T, BARTHOLOMEUS H, KOOISTRA L. Biomass and crop height estimation of different crops using UAV-based LiDAR [J]. Remote Sensing, 2020, 12(1): 17–34.
- [32] 管贤平, 刘宽, 邱白晶, 等. 基于机载三维激光扫描的大豆冠层几何参数提取 [J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 96–103. GUAN Xianping, LIU Kuan, QIU Baijing, et al. Extraction of geometric parameters of soybean canopy by airborne 3D laser scanning [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 96–103. (in Chinese)
- [33] VERHOEVEN G. Taking computer vision aloft—archaeological three-dimensional reconstructions from aerial photographs with photoscan [J]. Archaeological Prospection, 2011, 18(1): 67–73.
- [34] BENJAMIN B, ALVARO L, HARM B, et al. Comparing RIEGL RICOPTER UAV LiDAR derived canopy height and DBH with terrestrial LiDAR [J]. Sensors, 2017, 17(10): 2371–2386.
- [35] KAKERU W, WEI G, KEIGO A, et al. High-throughput phenotyping of sorghum plant height using an unmanned aerial vehicle and its application to genomic prediction modeling [J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 421–431.
- [36] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments [J]. Robotics & Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927–941.
- [37] YUAN W, LI J, BHATTA M, et al. Wheat height estimation using LiDAR in comparison to ultrasonic sensor and UAS [J]. Sensors, 2018, 18(11): 3731.
- [38] WESTOBY M J, BRASINGTON J, GLASSER N F, et al. ‘Structure-from-Motion’ photogrammetry: a low-cost, effective tool for geoscience applications [J]. Geomorphology, 2012, 179: 300–314.
- [39] LEI L, QIU C, LI Z, et al. Effect of leaf occlusion on leaf area index inversion of maize using UAV–LiDAR data [J]. Remote Sensing, 2019, 11(9): 1067–1081.