

# 基于三维点云的田间香蕉吸芽形态参数获取

彭程<sup>1</sup>, 苗艳龙<sup>2</sup>, 汪刘洋<sup>1</sup>, 李寒<sup>1\*</sup>, 李修华<sup>3</sup>, 张漫<sup>2</sup>,

(1. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083; 2. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083; 3. 广西大学电气工程学院, 南宁 530004)

**摘要:** 针对传统的香蕉吸芽形态参数手工测量方法效率低下、人为主观性强等问题, 提出了基于三维点云的田间香蕉吸芽形态参数信息提取方法, 并针对吸芽茎秆直径小, 普通测量算法误差大的问题, 使用曲面平滑和圆柱拟合算法提高了茎粗测量精度和准确性。使用 Kinect V2、PMD CamBoard pico flexx、ZED 双目视觉相机和 Velodyne 16 线激光雷达 4 种深度传感器采集不同尺寸的香蕉吸芽点云, 对比了不同深度传感器对于香蕉吸芽点云采集的效果和提取表型参数的精度。基于点云库开发了香蕉点云处理和表型参数提取算法, 对从两侧获取的香蕉点云进行配准, 提取了香蕉吸芽的株高、茎粗和叶面积参数。Kinect V2 取得了最优的点云重建效果和表型参数获取精度, 与人工测量值相比, 测得株高、茎粗和叶面积的平均绝对百分比误差分别为 4.79%、9.20%、16.59%, 均方根误差分别为 5.46 cm、4.44 mm、197.8 cm<sup>2</sup>, 决定系数分别为 0.96、0.87、0.92。研究表明, Kinect V2 和该文的形态参数提取方法适用于香蕉吸芽的形态参数获取, 可以为果园管理提供一种快速、准确的香蕉吸芽株高、茎粗和叶面积形态参数测量方案。

**关键词:** 三维; 农业; 香蕉; 点云处理; 作物形态参数; 株高; 茎粗; 叶面积

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.022

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-Supp.-0193-08

彭程, 苗艳龙, 汪刘洋, 等. 基于三维点云的田间香蕉吸芽形态参数获取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(增刊): 193-200.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.022 <http://www.tcsae.org>

Peng Cheng, Miao Yanlong, Wang Liuyang, et al. Morphological parameters extraction of banana sucker in the field based on three-dimensional point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(Supp.): 193-200. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.022 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

香蕉是热带和亚热带地区最重要的水果产业之一, 中国香蕉园的日常管理主要依赖人工, 提高香蕉园管理的智能化与信息化水平是亟待解决的问题<sup>[1-3]</sup>。香蕉虽然是多年生植物, 但每株香蕉一生只能开花结果一次, 结果后母株枯萎, 由地下球茎抽生的吸芽来代替母株继续生长开花结果。香蕉吸芽的株高、假茎(香蕉球茎位于底下, 地上茎秆称为假茎)茎粗和叶面积能够直接反映香蕉吸芽的生长状态, 与香蕉的产量和果实品质息息相关<sup>[4-6]</sup>。因此香蕉吸芽的形态参数信息获取对果园管理具有重要意义。

近年来, 图像处理、三维重建等方法被广泛应用于植物形态信息获取中<sup>[7-13]</sup>。利用三维点云获取作物形态参数, 可以避免图像畸变、光照因素等造成的误差。梁秀英等使用连续拍摄的玉米图像和运动恢复结构算法(structure from motion, SFM)实现了玉米植株的三维重

建, 获取了玉米的株高、茎粗、叶面积等多个形态参数<sup>[14]</sup>。王伟使用双目立体视觉相机实时测量成年香蕉植株假茎茎粗、茎高参数, 测量相对误差不大于 1.2% 和 3.1%<sup>[15]</sup>。香蕉吸芽的生长环境特殊, 位于成熟期香蕉植株下方, 光照不均匀, 成像环境复杂, 需要选择合适的深度传感器以获取完整稠密的香蕉吸芽点云。

点云预处理和参数测量算法是获取植株形态参数的关键<sup>[16-22]</sup>。王金志等对香蕉茎秆点云中的大尺寸噪声使用统计滤波, 小尺寸噪声使用双边滤波进行平滑, 相对传统方法取得了更好的降噪效果<sup>[23]</sup>。Song 等使用 Kinect 相机获取香蕉假茎茎粗参数, 选择 B 样条曲线近似拟合香蕉假茎圆周, 平均相对测量误差小于 2.34%<sup>[24]</sup>。三维点云的配准、曲面拟合和表面积、体积估算被广泛应用于众多领域, 近年来有研究将点云配准与曲面拟合应用于作物形态参数测量<sup>[25-28]</sup>。苏宝峰等利用滚球算法重建了葡萄叶片的表面网格模型, 并通过计算网格面积求得了叶面积<sup>[29]</sup>。Qiu 等使用移动机器人搭载 64 线激光雷达获取了田间玉米点云, 结合标靶板使用采样一致性初始配准算法(sample consensus initial alignment, SAC-IA)和迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)对玉米点云进行拼接, 一次性可获得多株玉米的株高和株间距参数<sup>[30]</sup>。综上分析, 目前对于香蕉形态参数获取的相关研究测量参数比较单一, 集中在茎粗和茎秆高度上, 而香蕉吸芽茎秆尺寸远小于成熟期香蕉, 采用相同的方法获取茎粗将产生较大误差, 需要开发针对吸芽的茎粗获取方法。

收稿日期: 2021-07-17 修订日期: 2022-10-17

基金项目: 广西创新驱动发展专项资金(桂科 AA18118037); 国家重点研发计划项目(Grant No.2019YFB1312300-2019YFB1312305); 中国农业大学建设世界一流大学(学科)和特色发展引导专项资金(2021AC006); 中国农业大学 2115 人才工程资助项目

作者简介: 彭程, 研究方向为基于农业机器人作物表型获取。

Email: pengcheng3014@163.com

\*通信作者: 李寒, 副教授, 博士生导师, 研究方向为农业电气化与自动化。

Email: cau\_lihan@cau.edu.cn

植株叶面积也是重要的形态参数,香蕉吸芽点云的配准和叶面积计算方法有待研究。

香蕉吸芽在母株生长期会持续萌发,需要定期除芽,并在一定的时间选择适宜的植株留作下一年结果株,因此需要对果园中的吸芽进行持续的形态监测,人为观测工作量大、主观性强,难以得到准确的数据。本文利用自主导航机器人搭载深度传感器进行吸芽形态参数监测。首先对不同深度传感器采集效果进行对比,以选择最适合香蕉吸芽点云获取的深度传感器。基于获取的点云数据,开发形态参数获取算法,测量香蕉吸芽的株高、茎粗参数,并使用点特征直方图(point feature histograms, PFH)和 ICP 算法对不同方向采集的点云进行配准,基于配准后的香蕉吸芽点云进行曲面拟合,获得香蕉吸芽的三维叶面积。实现田间香蕉吸芽的株高、茎粗和叶面积的精确、无损测量,为香蕉园信息化管理提供依据。

## 1 材料与方法

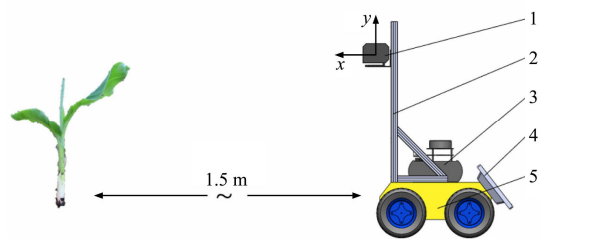
### 1.1 数据获取

本文试验地点为广西省崇左市扶绥县广西大学亚热带农科新城香蕉种植园(北纬 22.548737°, 东经 107.91291°), 试验在 2021 年 4 月至 5 月进行,期间香蕉母株处于营养生长期后期,冠层生长茂盛,大多香蕉母株旁有 1~3 棵香蕉吸芽。

为了提高采集效率,使用可自动导航的机器人底盘搭载深度传感器采集香蕉吸芽点云数据。机器人主要由四轮驱动差速底盘、单线激光雷达和 NVIDIA jetson nano kit 主控制器构成。机器人底盘和采集传感器均由机器人操作系统(robot operating system, ROS)控制和驱动,可以实现基于单线激光雷达的即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM),自主路径规划与导航。机器人采集平台长 50 cm, 宽 35 cm, 底盘距地面高 8 cm, 采用四轮驱动, 差速转向, 具有良好的通过性能和越障性能。采集传感器通过铝合金支架安装在底盘上, 可搭载质量小于 2.5 kg 的传感器, 传感器

安装高度可在 50~90 cm 之间调整,能够采集高度在 0.4~1.5 m 之间的香蕉吸芽。负载状态下机器人在俯仰角小于 30°, 横滚角小于 15°的情况下能够稳定行驶,行驶速度范围 0~0.8 m/s。

点云采集过程如图 1 所示,机器人依次搭载 Kinect V2、PMD CamBoard pico flexx、ZED 双目视觉相机和 Velodyne 16 线激光雷达(VLP-16) 4 种深度传感器,对选取的 10 棵大小不同的香蕉吸芽点云数据进行采集。为保证植株位于传感器最佳采集区域,机器人距离植株 1.3~1.7 m。各传感器参数见表 1。



a. 香蕉吸芽点云采集机器人

a. Banana sucker point cloud acquisition robot

1. 深度传感器 2. 传感器安装架 3. 机器人导航与数据处理模块 4. 显示屏  
5. 机器人底盘

1. Depth sensor 2. Sensor mounting rack 3. Robot navigation and data processing module 4. Screen 5. Robot chassis

注: 图中坐标系为深度传感器安装坐标系。

Note: The coordinate system in the figure is the coordinate system of depth sensor installation.



b. 田间香蕉吸芽点云采集现场图

b. Field banana sucker point cloud acquisition picture

图 1 香蕉吸芽点云采集

Fig.1 Banana sucker point cloud acquisition

表 1 深度传感器参数对照

Table 1 Depth sensor parameters comparison

深度传感器 Depth sensor	尺寸、质量 Size and weight	原理 Theory	最大帧率 Max fps/Hz	精度 Precision	距离 Distance/m	视场角(水平×竖直) Field of view (horizontal×verticals)	颜色 Color
Kinect V2	250 mm×80 mm×65 mm 1.25 kg	飞行时间	30	2~4 mm at 3.5 m	0.5~4.5	70°×60°	彩色
PMD CamBoard	68 mm×17 mm×7.4 mm 8 g	飞行时间	45	<3 mm at 4 m	0.1~4.5	60°×60°	非彩色
ZED	175 mm×30 mm×33 mm 124 g	双视角	100	<1 cm at 1 m	0.5~20.0	90°×60°	彩色
VLP-16	R60 mm×H90 mm 0.83 kg	飞行时间	20	0.03 m	0.5~100.0	Horizontal: 360° Vertical: ±15°	非彩色

ZED 相机利用双目视觉获取三维点云,其余皆为基于飞行时间(time of flight, ToF)的深度传感器。ToF 原理的深度传感器相较于双目立体视觉方法具有更高的精度和抗环境干扰能力。16 线激光雷达可以一次性获取周围 360°的点云数据,但仅有 16 根扫描线,点云密度较小。深度传感器的点云精度随工作距离变化而变化,表中精

度一项表示为在最佳工作距离上所能得到的最高点云精度。

### 1.2 数据预处理

试验使用 Microsoft Visual Studio 2015 软件、ROS 下的跨平台开源 C++点云库(Point Cloud Library, PCL)对点云进行处理。数据处理流程图如图 2 所示。

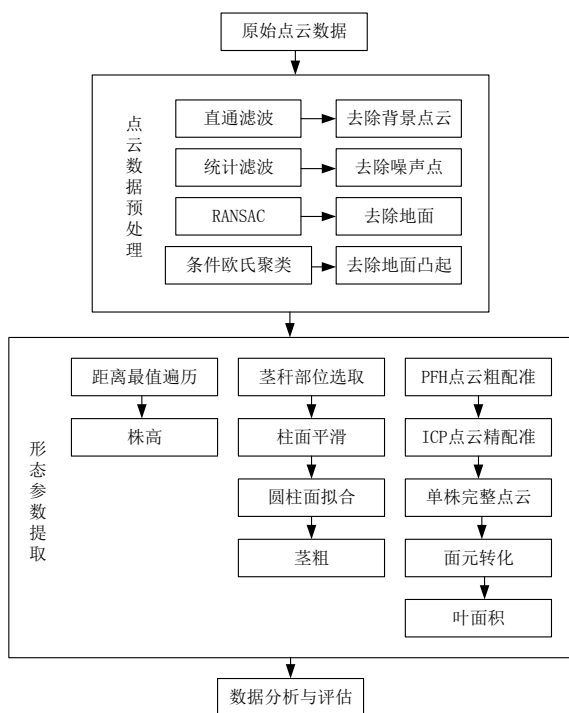


图2 数据处理框图

Fig.2 Pipeline of data processing

首先使用直通滤波去除背景点云，然后进行统计滤波去除散乱噪声点，最后使用随机采样一致性算法（random sample consensus, RANSAC）进行地面分割去除。

经过直通滤波去除大范围环境点云后，需要对深度传感器在扫描的过程中由于外界光线、振动等噪声等产生散乱离群噪声点进行滤除。这些噪声点可以使用统计分析滤波的方法滤除。方法原理为将点云中与其邻域内  $k$  个点的距离  $d_i$  大于阈值  $T_{outlier}$  则视该点为离群点，阈值计算式为

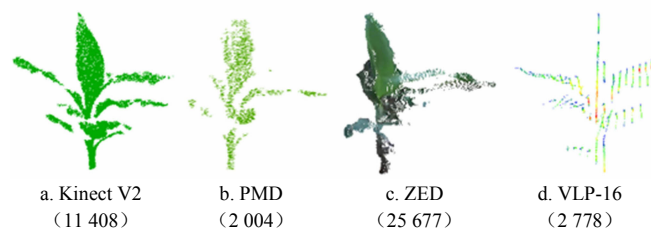
$$T_{outlier} = \mu + \alpha\sigma \quad (1)$$

式中  $\mu$  和  $\sigma$  分别为全局邻域平均距离的均值和标准差。经试验分析， $k$  和  $\alpha$  分别取 6 和 1.0 时可以取得良好的滤波效果。

最后使用 RANSAC 算法对地面点进行滤除。由于香蕉种植园内地面凹凸不平，可能会出现将香蕉叶片拟合为地面滤除的情况，在进行地面滤除时只保留香蕉的下半段茎秆，可以保证地面的滤除。地面滤除后仍会有地面凸起物保留在点云中，采用欧氏聚类方法将植株点云和地面凸起物分为不同的类，保留点云数量最多的类，即可得到香蕉植株点云。

Kinect V2 和 ZED 相机可以获得具有颜色信息的点云，许多研究基于点云颜色进行分割和聚类。但香蕉的茎秆颜色不统一，接近地面端的茎秆为褐色或黑色，颜色接近土壤，无法作为地面滤除的依据，因而本研究采用 RANSAC 方法滤除地面。4 种传感器获得的同一棵香蕉点云效果对比图如图 3 所示。ZED 相机获取的植株点云最密集，但在光线较暗的部位产生了较大的畸变，激光雷达和 PMD 点云相机虽不受光线影响，但点云稀疏，难以获取高精度的形态参数，Kinect V2 相机在上方有遮

挡光照条件复杂的情况下依然取得了相较其余深度相机更好的点云效果。后续处理选用 Kinect V2 获取的香蕉吸芽点云。



注：括号中数字为该传感器采集的香蕉吸芽点云点的数量。

Note: The number in parentheses is the number of points of banana sucker point cloud acquisition by the sensor.

图3 不同传感器采集的同一棵香蕉吸芽点云

Fig.3 Banana sucker point cloud from different sensors

### 1.3 株高、茎粗参数获取

基于预处理得到的香蕉吸芽点云，计算香蕉株高、茎粗参数。

#### 1.3.1 株高获取方法

香蕉吸芽点云在  $y$  轴方向坐标的最大差值即认为是香蕉的株高，如图 4 所示。

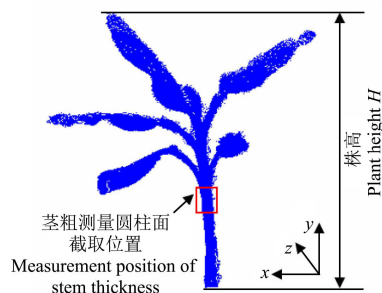


图4 株高和茎粗测量位置

Fig.4 Measuring location for plant height and stem thickness

#### 1.3.2 基于圆柱面拟合的茎粗获取方法

成熟期香蕉植株的茎粗获取一般选择固定高度进行测量，但苗期植株高度差异过大，难以选取固定的高度用于茎粗测量，为保证对尺寸不同的香蕉吸芽植株，茎粗测量位置为同一生理区域，本研究选取香蕉植株自下而上的第一个叶片下方为茎粗测量区域，如图 4 所示，该区域通过点云  $x$  方向坐标差值变化量得到，当出现叶片时点云  $x$  方向最大差值会突变增大。

许多研究采取横向坐标差值或圆周拟合的方法计算作物茎粗。香蕉吸芽茎秆细小，直接应用测量成熟期香蕉茎粗的求取水平方向坐标差值法或圆周拟合法都容易产生较大误差，本研究采用圆柱拟合，扩大测量区域，避免由茎粗测量位置选取造成的随机误差。

香蕉吸芽茎秆较细，传感器采集过程中产生的散乱点使用移动最小二乘法 (moving least squares, MLS) 对曲面进行表面平滑和曲面重建，可以使香蕉茎秆点云圆柱面更加平滑，减小茎粗获取误差。MLS 原理为：对于点云中的每个点在其附近拟合一个平面，将点投影到平面上，然后根据局部平面寻找曲面<sup>[31]</sup>。

使用 MLS 对香蕉茎秆点云进行平滑后的点云径向投影曲面特征更加明显，散乱点曲面内靠拢。基于平滑得到的曲面，使用 PCL 库的圆柱模型进行圆柱拟合，得到



圆柱的直径参数,即为香蕉假茎的茎粗。

#### 1.4 配准与三维重建

点云配准是因为传感器每采集只能获取到植株单侧点云,背面点云缺失,如图 5a 所示。所以要对从不同方向采集得到的点云数据进行配准,得到一个完整植株的三维点云数据,同时增加点云稠密度,提升后续曲面重建效果,配准后点云如图 5b 所示。

点云配准一般分为粗配准和精细配准两步。本研究使用 PFH 粗配准。粗配准的基本思路为:1) 从待配准点云  $P$  中选取  $k$  个样点;2) 在目标点云  $Q$  中查找与点云  $P$  中采样点具有相似 FPFH 特征的一个或多个点,从这些相似点中随机选取一个点作为目标点云  $Q$  中的对应点;3) 计算对应点之间刚体变换矩阵,得到点云平移和变换矩阵。

精细配准使用 ICP 算法。基本思路为:1) 对源点云  $P'$  (坐标变换后的源点云) 中的每一点  $p_i$ , 在目标点云  $Q$  中寻找距离最近的对应点  $q_i$ , 作为该点在目标点云中的对应点, 组成初始对应点对;2) 使用方向向量阈值剔除错误的对应点对;3) 计算旋转矩阵  $R$  和平移向量  $T$ , 使对应点集之间的距离均方误差最小;4) 设定阈值  $\varepsilon$  和最大迭代次数  $N_{\max}$ , 将步骤三刚体变换作用于源点云  $P'$ , 得到新点云  $P''$ , 计算  $P''$  和  $Q$  的距离误差, 如果两次迭代的误差小于阈值  $\varepsilon$  或者当前迭代次数大于  $N_{\max}$ , 则迭代结束, 否则将初始配准的点集更新为  $P''$  和  $Q$  继续循环, 直至条件收敛或达到最大迭代次数。

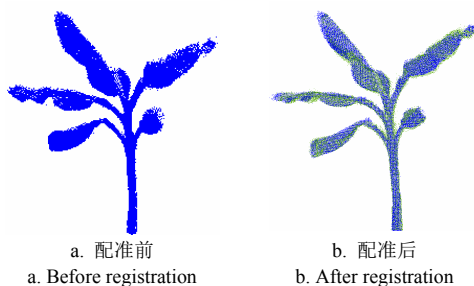


图 5 点云配准  
Fig.5 Registering of point cloud

本研究对 30 棵香蕉吸芽从 2 个方向获取的 Kinect V2 点云采取 PFH+ICP 的配准方法进行完全配准。点云配准的精度采用豪斯多夫距离进行量化<sup>[32]</sup>。豪斯多夫距离指的是一个集合到另一个集合中最近点的最大距离, 距离越大, 表征重建质量越差。计算豪斯多夫距离需要精确三维模型作为参照, 使用手动配准的三维模型作为参照。手动配准使用 CloudCompare 软件进行, 在两帧点云植株同样的位置选取不共面的三个点作为配准依据, 即可计算出旋转和平移矩阵, 进行点云精确配准。

#### 1.5 曲面拟合与叶面积获取

得到完整香蕉吸芽植株点云后, 识别自下而上第一个叶片的叶鞘位置作为茎叶分离处, 第一个叶片叶鞘上方的点云为叶片。对叶片点云首先采用贪婪投影三角算法进行三角面片化, 面片化后的叶片模型由若干个空间三角面片组成, 如图 6b 所示。然后通过海伦公式计算单个空间三角面片的面积, 最后通过面积求和公式计算叶

片面积, 计算式如下:

$$S_i = \sqrt{l_i(l_i - a_i)(l_i - b_i)(l_i - c_i)} \quad (2)$$

$$S_{leaf} = \sum_{i=0}^n S_i \quad (3)$$

式中  $l_i$  表示面片化三角形周长的一半;  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$  表示面片化三角形各边边长;  $n$  为总面片数;  $S_i$  为单个空间三角形面片的面积,  $\text{cm}^2$ ;  $S_{leaf}$  表示叶片面积,  $\text{cm}^2$ 。

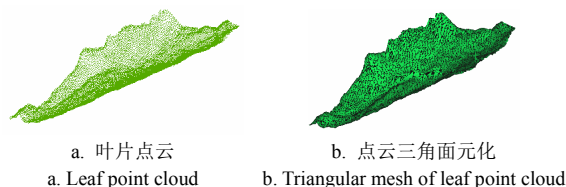


图 6 贪婪三角面片化  
Fig.6 Greedy triangulation

## 2 结果与分析

将算法获取到的香蕉吸芽株高、茎粗、叶面积与人工测量值进行对比来评价本文方法的精度。评价结果用平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和决定系数  $R^2$  (determination coefficient) 作为衡量标准。

对 Kinect V2、PMD CamBoard pico flexx、ZED 双目视觉相机和 Velodyne 16 线激光雷达采集的 10 棵香蕉吸芽点云处理得到株高、茎粗参数的和手测真值进行对比分析。并分析 30 棵 Kinect V2 香蕉吸芽点云程序测量得到的株高、茎粗参数与人工测量值的决定系数, 以及算法自动配准与手动配准的点云计算的叶面积的决定系数。

### 2.1 株高测量结果

4 种传感器获取的香蕉吸芽点云测量的株高结果如表 2 所示。

表 2 香蕉株高不同传感器测量值对比  
Table 2 Comparison of plant height measurement between different sensors

株号 Plant number	真值 Truth value	测量值 Measurements value				m
		Kinect	PMD	VLP	ZED	
1	1.61	1.55	1.47	1.50	1.38	
2	0.87	0.85	0.82	0.56	0.74	
3	0.63	0.69	0.64	0.67	0.48	
4	1.12	1.07	1.00	1.18	1.01	
5	1.22	1.28	1.06	1.14	1.23	
6	0.89	0.84	0.81	0.87	0.82	
7	0.48	0.46	0.49	0.46	0.52	
8	0.56	0.53	0.54	0.46	0.50	
9	0.56	0.58	0.50	0.40	0.59	
10	0.54	0.51	0.54	0.52	0.49	
MAPE/%		4.85	7.81	11.77	10.48	
RMSE/m		0.042	0.083	0.125	0.108	

结果表明, Kinect V2 获取的香蕉点云测量株高具有最高的精度, Kinect V2 点云获取的株高参数的平均绝对百分比误差比 PMD 相机小 2.96 个百分点, 比 ZED 相机

小 5.63 个百分点，比 VLP-16 小 6.92 个百分点。PMD 点云相机在测量高度较矮植株时误差较小，1 m 以上的大植株测量误差较大，原因是 PMD 相机点云相对稀疏，大植株顶端和底端点云重建质量差，造成了较大误差。16 线激光雷达由于只有 16 根扫描线，对于植株的形态结构特征采集不够完整，产生了较大的测量误差。ZED 相机受光照影响较大，亮度不足会导致点云质量降低。

对于测量精度较高的 Kinect V2 相机，采集了 30 株香蕉吸芽植株的点云，用于验证株高自动测量值与真值的决定系数  $R^2$ ，结果如图 7 所示。算法自动测量的香蕉吸芽株高与人工现场测量的真值之间  $R^2$  为 0.96，MAPE 为 4.79%，RMSE 为 0.055 m，算法测量株高的准确率为 95.21%，与人工测量值具有较好的一致性。

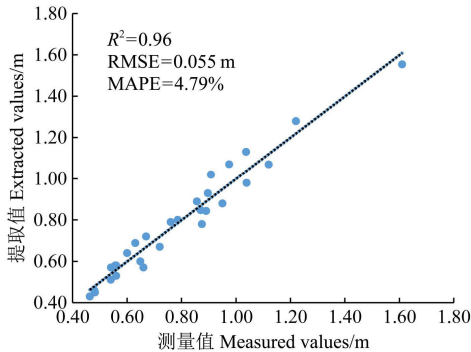


图 7 株高人工测量值与自动测量值对比

Fig.7 Comparison of plant height between automatic and manual point cloud measured values

2.2 茎粗测量结果

4 种传感器获取的香蕉吸芽点云测量的茎粗结果如表 3 所示，Kinect V2 获取的茎粗参数的平均绝对百分比误差比 PMD 相机小 0.21 个百分点，比 ZED 相机小 6.84 个百分点。ZED 相机在采集光线较暗的香蕉吸芽根部点云时产生了较大的畸变，测量误差最大。激光雷达采取了纵向安装的方法，茎粗方向上没有完整的扫描线，无法获取茎粗参数。

表 3 香蕉茎粗不同传感器测量对比

Table 3 Comparison of Stem thickness measurement between different sensors cm

株号 Plant number	真值 Truth value	测量值 Measurements value		
		Kinect	PMD	ZED
1	8.00	7.32	7.74	6.40
2	6.40	6.72	6.56	6.68
3	5.50	4.91	4.82	4.45
4	7.10	6.32	5.40	7.40
5	6.30	5.82	5.99	4.96
6	6.40	6.62	6.53	7.84
7	5.40	4.90	4.75	4.40
8	5.70	5.23	5.11	6.32
9	4.20	3.84	3.76	3.26
10	4.50	5.10	4.76	4.02
MAPE/%		8.56	8.77	15.40
RMSE/cm		0.53	0.68	1.00

对于测量精度较高的 Kinect V2 相机，采集了 30 株香蕉吸芽点云，用于验证 MLS 平滑前后茎粗算法测量值误差情况，结果如图 8 所示。

经 MLS 平滑后算法测量的香蕉吸芽茎粗与人工现场测量的真值数据对比如图 8 所示，经过平滑算法后决定系数  $R^2$  从 0.73 增长到了 0.87，MAPE 从 13.39%下降到了 9.20%，RMSE 从 0.684 cm 下降到了 0.444 cm，经平滑处理后茎粗的算法测量准确率达到了 90.8%，提升了茎粗获取的准确性。

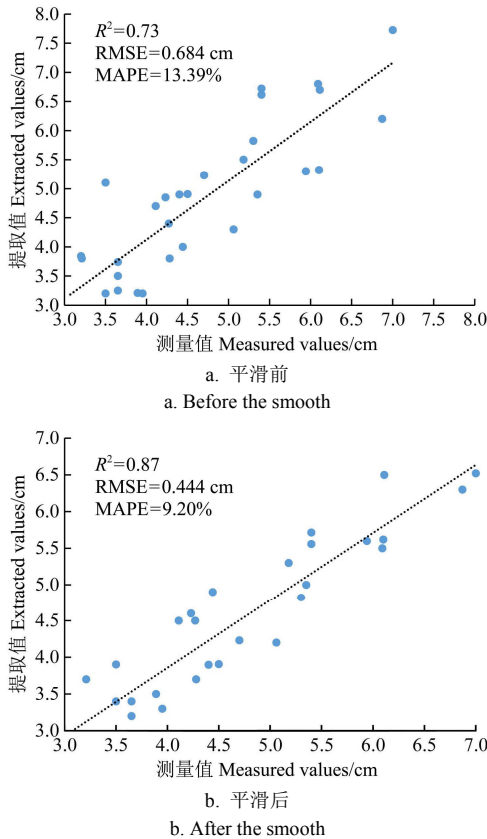


图 8 茎粗人工测量值与自动测量值对比

Fig.8 Comparison of stem thickness between automatic and manual point cloud measured values

2.3 配准与叶面积结果

Kinect V2 在香蕉吸芽株高和茎粗测量上的优势，体现了其获取的点云效果优于其他传感器。对 Kinect V2 采集的 30 棵香蕉吸芽在 0°和 180°两个方向上的点云进行配准和叶面积计算。结果表明，自动配准的香蕉点云与手动配准的点云，各植株的豪斯多夫距离 90%以上分布在 0~4 mm 区间内，表明 PFH+ICP 的配准方法可以满足香蕉吸芽点云的配准。

自动配准点云和手动配准处理点云获取的叶面积  $R^2=0.92$ ，MAPE 为 16.59%，RMSE 为 197.83 cm<sup>2</sup>，如图 9 所示。叶面积测量误差有随着叶面积增大而增长的趋势，是因为随着植株增大，点云的特征更复杂，叶片存在互相遮挡的情况，配准和叶面积计算易产生较大的误差。叶面积在 1 000 cm<sup>2</sup> 以下的植株测量误差较小 MAPE 不大于 9.56%。

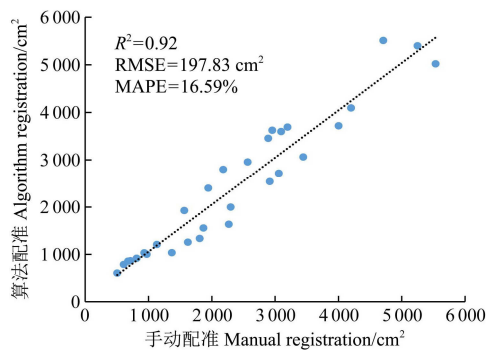


图9 手动配准测量叶面积与算法配准测量叶面积对比

Fig.9 Comparison of leaf area measurement between automatic registering and manual registering point cloud

### 3 结 论

开发了基于自主导航机器人平台的田间香蕉吸芽三维点云采集系统,可实现田间香蕉吸芽三维点云的大面积、高通量采集。对比 Kinect、PMD、ZED、VLP-16 共 4 种深度传感器在香蕉吸芽点云采集上的效果, Kinect V2 点云获取的株高参数的平均绝对百分比误差比 PMD 相机小 2.96 个百分点,比 ZED 相机小 5.63 个百分点,比 VLP-16 小 6.92 个百分点,茎粗参数的平均绝对百分比误差比 PMD 相机小 0.21 个百分点,比 ZED 相机小 6.84 个百分点,表明 KinectV2 采集的点云效果优于其余传感器。

开发了基于香蕉吸芽点云的株高、茎粗测量算法,提出了基于圆柱面拟合的茎粗计算方法,减小了茎粗测量位置选取造成的随机误差,并使用 MLS 算法对香蕉茎秆点云进行平滑,提高了茎粗测量精度。精度最高的 Kinect V2 点云获取的株高、茎粗参数与手动测量值的平均绝对百分比误差分别为 4.79% 和 9.20%,均方根误差分别为 0.055 和 0.044 m,决定系数  $R^2$  分别为 0.96 和 0.87。

对于从两个方向采集的 Kinect V2 香蕉点云,使用 PFH+ICP 算法进行了点云配准,并基于配准的点云采用贪婪三角对叶片进行三角网格曲面重建,计算植株的叶面积。自动配准的叶面积与手动配准的叶面积平均绝对百分比误差为 16.59%,均方根误差为 197.83  $\text{cm}^2$ ,决定系数  $R^2$  为 0.92,表明配准模型能够比较真实的反映香蕉吸芽叶片面积。

本文的数据采集仍然需要部分人为手动操作,传感器固定安装在机器人底盘上,不能灵活改变采集高度和角度,这也是导致茎粗参数测量误差较大的原因之一,在保证获取完整植株点云时,传感器距离植株较远,而苗期香蕉茎秆较细,故而采集的茎秆点云精度有所下降。设计能够自动改变采集高度和俯仰角的采集平台,根据需求灵活改变传感器位置和角度能够进一步提升点云采集质量,降低测量误差。

### 【参 考 文 献】

[1] 徐晓屿. 崇左市香蕉种植业现状及发展对策研究[D]. 南宁: 广西大学, 2018.  
Xu Xiaoyu. Current Situation and Development Countermeasure of Banana Planting Industry in

Chongzuo[D]. Nanning: Guangxi University, 2018. (in Chinese with English abstract)

[2] 李华平, 李云峰, 聂燕芳. 香蕉枯萎病的发生及防控研究现状[J]. 华南农业大学学报, 2019, 40(5): 128-136.  
Li Huaping, Li Yunfeng, Nie Yanfang. Research status of occurrence and control of fusarium wilt of banana[J]. Journal of South China Agricultural University, 2019, 40(5): 128-136. (in Chinese with English abstract)

[3] 凌荣娟, 冯斗, 李燕培, 等. 广西香蕉产业提质增效发展对策研究[J]. 农业研究与应用, 2020, 33(5): 58-61.  
Ling Rongjuan, Feng Dou, Li Yanpei, et al. Strategy for the development of Guangxi's banana industry[J]. Agriculture Research and Application, 2020, 33(5): 58-61. (in Chinese with English abstract)

[4] 罗立娜. 香蕉高效安全除芽促长技术研究[D]. 海口: 海南大学, 2016.  
Luo Lina. Study on the Growth of Efficiency and Safety for Banana Suckers and the Mother Plant by Sucker Injection[D]. Haikou: Hainan University, 2016 (in Chinese with English abstract)

[5] Shakoor N, Lee S, Mockler T C. High throughput phenotyping to accelerate crop breeding and monitoring of diseases in the field[J]. Current Opinion in Plant Biology. 2017, 38: 184-192.

[6] 王金志. 基于 KinectV2 的香蕉植株特征检测技术的研究[D]. 南宁: 广西大学, 2020.  
Wang Jinzhi. Research on Banana Plant Feature Defection Technology based on Kinect V2[D]. Nanning: Guangxi University, 2020. (in Chinese with English abstract)

[7] Vázquez-Arellano, Griepentrog H W, Reiser, et al. 3-D imaging systems for agricultural applications: A review[J]. Sensors, 2016, 16(5): 618-642.

[8] Rosell-Polo J R, Gregorio E, Gene J, et al. Kinect V2 sensor-based mobile terrestrial laser scanner for agricultural outdoor applications[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22(6): 2420-2427.

[9] Fu L H, Duan J L, Zou X J, et al. Banana detection based on color and texture features in the natural environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 167-179.

[10] 郭彩玲, 宗泽, 张雪, 等. 基于三维点云数据的苹果树冠层几何参数获取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(3): 175-181.  
Guo Cailing, Zong Ze, Zhang Xue, et al. Point cloud extraction of apple tree canopy branch based on color sampling[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(3): 175-181. (in Chinese with English abstract)

[11] Paul K, Sorrentino M, Lucini L, et al. Understanding the biostimulant action of vegetal-derived protein hydrolysates by high-throughput plant phenotyping and metabolomics: A case study on tomato[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 8: 1-17.

[12] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, et al. Three-dimensional perception of orchard banana central stock enhanced by adaptive multi-vision technology[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105508-105529.

[13] Pinar H, Bircan M, Unlu M, et al. Selection and identification of superior banana phenotypes from Turkey[J]. Genetic Resources and Crop Evolution, 2021, 68(4): 667-677.

- [14] 梁秀英, 周风燃, 陈欢, 等. 基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状获取[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 216-226.  
Liang Xiuying, Zhou Fengran, Chen Huan, et al. Three-dimensional maize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 216-226. (in Chinese with English abstract)
- [15] 王伟. 双目视觉自动检测香蕉植株假茎茎高茎宽[D]. 南宁: 广西大学, 2020.  
Wang Wei. Automatic Detection of the Hight and Width of Banana Pseudo-Stem based on Binocular Vision[D]. Nanning: Guangxi University, 2020. (in Chinese with English abstract)
- [16] Qiu R C, Wei S, Zhang M, et al. Sensors for measuring plant phenotypi: A review[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(2): 1-17.
- [17] 仇瑞承, 苗艳龙, 季宇寒, 等. 基于 RGB-D 相机的单株玉米株高测量方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 211-219.  
Qiu Ruicheng, Miao Yanlong, Ji Yuhuan, et al. Measurement of individual maize height based on RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(S1): 211-219. (in Chinese with English abstract)
- [18] 仇瑞承, 张漫, 魏爽, 等. 基于 RGB-D 相机的玉米茎粗测量方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(Supp.1): 170-176.  
Qiu Ruicheng, Zhang Man, Wei Shuang, et al. Method for measurement of maize stem diameters based on RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(Supp.1): 170-176. (in Chinese with English abstract)
- [19] Han X F, Jin J, Wang M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. Signal Processing: Image Communication, 2017, 57: 103-112.
- [20] Wu S, Wen W L, Xiao B X, et al. An accurate skeleton extraction approach from 3D point clouds of maize plants[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 7(10): 248-262.
- [21] 苏伟, 蒋坤萍, 郭浩, 等. 地基激光雷达获取大田玉米植株形态信息[J]. 农业工程学报, 2019, 35(10): 125-130.  
Su Wei, Jiang Kunping, Guo Hao, et al. Extraction of phenotypic information of maize plants infield by terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(10): 125-130. (in Chinese with English abstract)
- [22] 张漫, 苗艳龙, 仇瑞承, 等. 基于车载三维激光雷达的玉米点云数据滤波算法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 170-178.  
Zhang Man, Miao Yanlong, Qiu Ruicheng, et al. Maize point cloud data filtering algorithm based on vehicular 3D LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 12-21. (in Chinese with English abstract)
- [23] 王金志, 钱培聪. 基于 Kinect v2 的香蕉点云降噪方法[J]. 南方农机, 2020, 51(10): 209-211.  
Wang Jinzhi, Qian Peicong. Banana point cloud denoising method based on Kinect V2[J]. South Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 209-211. (in Chinese with English abstract)
- [24] Song S S, Duan J L, Yang Z, et al. A three-dimensional reconstruction algorithm for extracting parameters of the banana pseudo-stem[J]. Optik, 2019, 185: 486-496.
- [25] 杨帆, 权巍, 白宝兴, 等. 基于标志点的三维点云自动拼接技术[J]. 计算机工程与设计, 2014(9): 3321-3325.  
Yang Fan, Quan Wei, Bai Baoxing, et al. Automatic stitching technology of 3D point cloud based on mark points[J]. Computer Engineering and Design, 2014(9): 3321-3325. (in Chinese with English abstract)
- [26] 何华. 散乱点云数据三角网格曲面重建研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018.  
He Hua. Reconstruction of Triangular Meshwork Surface from Scattered Point Cloud Data[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2018. (in Chinese with English abstract)
- [27] Si L, Yang Han, Li Z M, et al. Part point cloud segmentation method based on model registration[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1884(1): 1-6.
- [28] 王倩茹, 何悦, 李海明, 等. 基于点云数据的单株毛竹建模精度及可视化分析[J]. 林业资源管理, 2020(6): 72-78.  
Wang Qianru, He Yue, Li haiming, et al. Modeling accuracy and visualization analysis of a single phyllostachys puegens based on point cloud data[J]. Forest Resource Management, 2020(6): 72-78. (in Chinese with English abstract)
- [29] 苏宝峰, 刘易雪, 王琮, 等. 基于三维点云的叶面积估算方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 240-246, 254.  
Su Baofeng, Liu Yixue, Wang Cong, et al. Leaf area estimation method based on three-dimensional point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 240-246, 254. (in Chinese with English abstract)
- [30] Qiu Q, Sun N, Bai H, et al. Field-based high- throughput phenotyping for maize plant using 3D LiDAR point cloud generated with a "Phenomobile"[J]. Frontiers in Plant ence, 2019, 10: 1-15.
- [31] Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, et al. Computing and rendering point set surfaces[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2015, 9(1): 3-15.
- [32] 胡鹏程, 郭焱, 李保国, 等. 基于多视角立体视觉的植株三维重建与精度评估[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11): 209-214.  
Hu Pengcheng, Guo Yan, Li Baoguo, et al. Three-dimensional reconstruction and its precision evaluation of plant architecture based on multiple view stereo method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(11): 209-214. (in Chinese with English abstract)



## Morphological parameters extraction of banana sucker in the field based on three-dimensional point cloud

Peng Cheng<sup>1</sup>, Miao Yanlong<sup>2</sup>, Wang Liuyang<sup>1</sup>, Li Han<sup>1\*</sup>, Li Xiuhua<sup>3</sup>, Zhang Man<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

3. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

**Abstract:** A banana sucker is a vegetative body that grows out from an underground tuber. The growth status of the sucker has a great influence on the mother plant. Traditional method for manually measuring plant morphological parameters is both time-consuming and strongly subjective. This paper proposed a method for extracting the morphological information of banana buds in the field based on a 3D point cloud. A 3D point cloud acquisition system based on an autonomous navigation robot platform was developed to obtain high throughput 3D point cloud of banana suckers in large fields. A measuring algorithm of plant height stem thickness and leaf area based on banana bud sucker point cloud was developed, and a calculating method of stem thickness based on cylindrical surface fitting was proposed to reduce the random error caused by the selection of measuring the position of stem diameters. MLS algorithm was used to smooth the banana stem point cloud and improve the measuring accuracy of stem diameters. Through comparing the effect of Kinect, PMD, ZED and PVP-16 depth sensors on the collection of the banana bud point cloud, the mean absolute percentage error (MAPE) of plant height parameters obtained by Kinect V2 point cloud is 2.96 percentage points smaller than that of PMD camera, 5.63 percentage points smaller than that of ZED camera and 6.92 percentage points smaller than that of PVP-16. The MAPE of the stem diameter parameter obtained by Kinect V2 is 0.21 percentage points smaller than that of the PMD camera and 6.84 percentage points smaller than that of the ZED camera, indicating that the point cloud result obtained by Kinect V2 is superior to other sensors. The mean absolute percentage errors of plant height and stem diameter obtained by Kinect V2 point cloud had the highest accuracy, which was 4.79% and 9.20%, and the root mean square error (RMSE) was 0.055 and 0.044 m, and the determination coefficient  $R^2$  was 0.96 and 0.87, respectively. For point clouds collected from different directions using Kinect V2, the point feature histograms algorithm and Iterative Closest Point algorithm (PFH+ICP) were used to register the point clouds. Based on the registered point clouds acquired from the two sides of a banana sucker, a greedy triangle was used to reconstruct the triangular mesh surface of the leaves, and the leaf area of the plants was obtained by calculating the area of all the triangular mesh elements. The mean absolute percentage error of leaf area between automatic registration and manual registration was 16.59%, the RMSE was 197.83 cm<sup>2</sup>, and the determination coefficient  $R^2$  was 0.92, indicating that the registration model could reflect the leaf area of the banana sucker. The results show that the method proposed in this paper based on the point cloud obtained by Kinect V2 is suitable for obtaining the morphological parameters of banana suckers, and can provide a fast and accurate method for measuring the morphological parameters of plant height, stem thickness and leaf area of a banana sucker for orchard management. If the robot can autonomously identify and measure the morphological parameters of banana bud suckering plants, more accurate data can be obtained and the intelligence of orchard management can be further improved.

**Keywords:** three-dimensional; agriculture; banana; point cloud processing; crop morphological parameters; plant height; stem thickness; leaf area