doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.07.016

基于 Kinect 相机的油麦菜自动化三维点云重建

郑立华　王露寒　王敏娟　冀荣华
(中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为了解决传统三维点云重建过程中人工调参费时、费力,且精度得不到保障等问题,提出了一种三维点云自动化配准算法,并应用于油麦菜三维重建。使用 Kinect 相机采集油麦菜不同视角下的点云数据,通过配准实验分析配准参数的变化规律,继而建立了配准评价体系,实现了两片点云的自动化配准,并通过最小化匹配误差积累将多幅点云变换到同一基准坐标系下,实现了油麦菜三维重建。对随机选取的 12 株油麦菜进行自动化三维重建,结果表明,在两片点云重叠率不低于 30% 的前提下,本文算法可获得最优参数组合,自动全局配准平均距离误差为 0.65 cm,平均耗时为 44.05 s,具有较高的配准精确度和稳定性。本文算法能有效减少配准误差积累、构建较高精度的完整结构,可为其他作物三维重建提供参考。

关键词: 油麦菜; Kinect; 点云; 自动化配准; 三维重建
中图分类号: TP391.4; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2021)07-0159-10　　**OSID**:

Automated 3D Reconstruction of Leaf Lettuce Based on Kinect Camera

ZHENG Lihua　WANG Luhan　WANG Minjuan　JI Ronghua
(*Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to solve the problems such as manual adjustment of parameters during traditional three-dimensional (3D) point cloud reconstruction process which is time-consuming and laborious, and the registration accuracy was not guaranteed, a 3D point cloud automatic registration algorithm was proposed and applied to the 3D reconstruction research of leaf lettuce. Firstly, a Kinect camera was used to collect point cloud data from different perspectives of the leaf lettuce. Secondly, the changing patterns of parameters during the registration process were investigated through a large number of registration experiments, and accordingly each parameter's initial value was determined due to its most positive impact to the result. Thirdly, a registration evaluation system was established, which included the inner point overlap rate, point dispersion degree and initial registration distance error, so that the automatic registration algorithm of two point clouds were implemented. Finally, based on point cloud automatic registration algorithm, a leaf lettuce point cloud 3D reconstruction was achieved because the accumulation errors were minimized through two adjacent point clouds' automatic registration. And then the obtained point clouds were converted to the same target coordinate system therefore the leaf lettuce 3D point cloud was reconstructed. The automatic three-dimensional reconstruction experiment was carried out on 12 lettuce plants, and the results showed that under the premise, the overlap of two point clouds was not less than 30%, the automatic registration algorithm can get the optimal parameter combination by applying the registration evaluation system; the average registration error of global registration was 0.65 cm, the average registration efficiency was 44.05 s, and the algorithm greatly improved the accuracy and stability of registration; the leaf lettuce point cloud 3D reconstruction algorithm can effectively reduce the registration error accumulation, and provide complete structural and morphological data for further measurement of plant phenotypic parameters, and it can be used in other plants' 3D reconstruction and phenotype researches.

Key words: leaf lettuce; Kinect; point cloud; automated registration; 3D reconstruction

收稿日期: 2020-08-07　修回日期: 2021-01-23
基金项目: 国家自然科学基金项目(31471409)
作者简介: 郑立华(1969—),女,教授,博士生导师,主要从事农业信息化研究,E-mail: zhenglh@cau.edu.cn

0 引言

利用计算机视觉技术对植物进行快速三维重建,获取植株的形态结构,并进行表型参数无损测量,可以客观反映植物生长状况[1-2]和关键性状[3-5],为揭示植物生命科学规律、提高分子育种研究水平、发展精确农业管理模式提供科学依据[6-10]。

由于植物生长的复杂性和随机性,其三维模型的构建更为困难[11]。目前,基于温室或室外自然光照条件下的农作物三维点云重构技术日趋成熟,在农业领域的应用也愈加广泛和深入[12-17]。张慧春等[18]通过光学相机采集拟南芥植株的二维图像序列,利用运动中恢复结构(Structure from motion, SfM)算法生成了三维点云;梁秀英等[19]采集不同视角下的玉米植株图像,并利用基于 SfM 算法的 Visual SfM 软件获取玉米植株三维点云。以上研究侧重于植物表型参数提取,利用匹配算法从时间系列的二维图像中推算三维信息,并未针对植物三维点云进行自动化配准方法研究。郭彩玲等[20]利用地面三维激光扫描仪获取苹果树冠层三维点云,结合标靶球辅助进行配准,该方法保证了一定的配准精度,但存在数据采集设备成本过高的问题。

以 Microsoft Kinect 2.0 为代表的消费级深度相机具有性价比高、性能稳定等优点,利用该设备更容易获得高质量的三维图像。三维成像也已成为低成本农业应用中传感器设计、三维重建和表型分析[21]最具潜力的数据获取解决方案。但三维重建过程繁琐、复杂、费时费力,且三维点云配准精度得不到保证。KHOSHELHAM 等[22]使用极线搜索方法将关键点从二维空间转换到三维空间,并根据深度测量的理论随机误差给定三维点的权重,从而提高了三维数据的准确性。郑立华等[23]通过引入初配准处理技术,获得了较好的点云初始相对位置,使果树精配准精度得到大幅提高。YE 等[24]提出了一种利用颜色数据对深度数据进行配准的新方法,改进了迭代最近点(Iterative closest points, ICP)算法,并实现了更为准确的精配准精度。以上对三维点云重构技术的改进研究虽然未从根本上解决费时费力问题,但大大提高了点云配准精度。

单个 Kinect 一次只能从单视角对物体进行拍摄,无法获得物体完整的结构信息。贾鹤鸣等[25]提出一种将农作物放置于转盘上进行分角度拍摄的方法,将不同视角的点云按照原角度反转补充到目标点云空间中。但该研究配准结果受人为因素影响较大,且人力成本较高。

为探索基于多片点云的作物自动化三维重建方法,本文以油麦菜为研究对象,提出一套配准效果评价体系和一种三维点云自动重建算法,以实现油麦菜点云的全局三维重构,为器官分割和表型参数测定提供参考。

1 材料与方法

1.1 点云采集平台

如图 1 所示,数据采集设备包括:计算机,Microsoft Kinect 2.0 相机,直径为 40 cm 的转盘。在转盘表面铺设一层标记有旋转刻度的漫反射白纸,白纸上标注了刻度,刻度间隔为 22.5°。将油麦菜放置于转盘中心,为了获得视角清晰且质量较高的点云,将 Kinect 相机安装在三脚架上,使其正对转盘中心,调节镜头平面与转盘表面中心呈 45°,距转盘表面的垂直高度为 0.75 m。Kinect 采集深度图像时易受环境影响产生噪声,在视野范围内应减少反光物体。油麦菜品种选择市面上常见的四季油麦菜(*Lactuca sativa* L. var. *youmaicai*)。

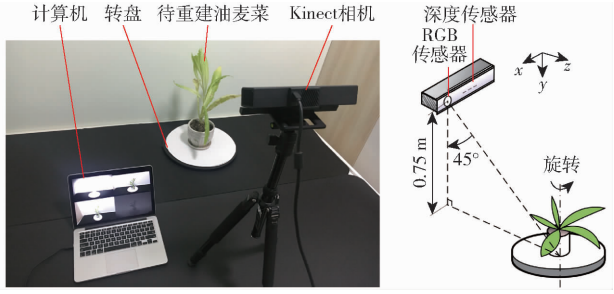


图 1 三维点云采集视角示意图

Fig. 1 Point cloud collecting perspectives

数据采集基于 Ubuntu 18.04 系统,配置 Kinect 相机驱动程序 libfreenect2、PCL 点云库、Open3D 库[26]、ROS Melodic 环境、Kinect 的 ROS 接口工具和库 IAI Kinect2。IAI Kinect2 提供了深度图像和 RGB 图像融合生成点云工具,能够方便地保存实时深度图像、RGB 图像和点云图像,并且包含 Kinect 标定工具以减少点云颜色映射错误。

1.2 相机标定

由于 Kinect 相机由位置不重合的彩色相机和深度(红外)相机组成,造成 RGB 图像和深度图像存在一定视差,从而导致融合后的原始点云存在颜色映射问题。为了获取高质量的原始点云数据,需要标定 Kinect 相机设备。针对一个 5 mm × 7 mm × 30 mm 国际象棋标定板,分别将 Kinect 相机置于距标定板 0.6 m 和 1.5 m 两个水平距离处,以世界坐标系 X、Y、Z 轴为旋转轴适度转动相机,从多个视角共采集 200 幅完整轮廓的棋盘格 RGB 图像、深度图像、RGB 相机和深度相机同步图像,使用 IAI

Kinect2 提供的标定工具对彩色相机和深度相机标定，计算转换矩阵，以校正点云，同时抑制镜头畸变。

1.3　数据获取及预处理

由于植物叶片位置及表面对光线的反射程度不同，以致单帧图像往往不能获取完整的数据，因此需要对同一视角下的多帧点云进行融合以获得较为稳定的点云。本研究连续采集 50 帧同一视角下的点云，点云类型为 PointXYZRGBA。对 50 幅点云的相同点的 X、Y、Z 坐标值和 RGB 值求平均，形成新的点云图像，预处理后的点云有效减小了原始数据的噪声对配准结果的影响。

将标记有刻度的转盘（相邻刻度夹角为 22.5°）逆时针转动，使 RGB 相机正对转盘中心及刻度线端点，每隔 22.5°采集 50 幅点云图像，按以上方法进行数据融合，获得当前视角下的 1 幅三维点云图像，当转盘转过 360°时得到 16 幅稳定的不同视角下的点云图像。

然后，采用直通滤波法将植株点云从包含背景的原始点云中分离出来。通过查看植株的最小包围盒，设置 X、Y、Z 轴方向的滤波尺寸为 $X(-0.2, 0.2)$、$Y(-0.3, 0.3)$、$Z(0.7, 1.0)$，从而提取研究对象点云。

本文随机选择了 12 株油麦菜（定植 10 ~ 29 d）进行试验。为了进一步验证本文算法的效果，使用同样的方法采集了 4 株其他植物的三维点云数据，另外采用 2 组公共数据集的三维点云数据（http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/）进行验证。

1.4　点云配准算法

1.4.1　点云初配准

初配准流程如图 2 所示。首先使用下采样方法分别计算并得到两片点云中的下采样点，随后计算这些点的快速点特征直方图（Fast point feature histograms，FPFH）特征向量，基于 Kd-Tree 特征匹配算法匹配 FPFH 特征值从而获取两片点云之间的初步空间映射关系，继而利用随机采样一致性（Random sample consensus，RANSAC）算法提取映射关系，获得源点云到目标点云的空间转换矩阵，完成初始配准。

1.4.2　基于 ICP 的点云精配准算法

对于经过初配准后的源点云 source 以及目标点云 target，使用 $D_{\max}$ 表示两片点云中对应点最大距离，m 表示迭代次数，则基于 ICP 的点云精配准步骤如下：

（1）若迭代次数小于 m，则对每个在 source 中的点 p，在 target 中找到距离其最近的点，距离小于 $D_{\max}$ 的点集为本次迭代的对应点集。

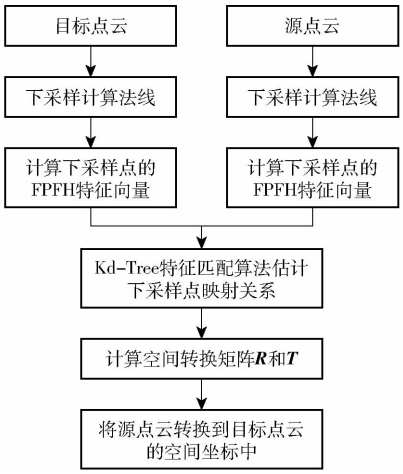


图 2　点云初配准流程图

Fig. 2　Flow chart of 3D point cloud initial registration

（2）利用奇异值分解法（SVD）计算旋转矩阵 $\boldsymbol{R}_m$ 和平移矩阵 $\boldsymbol{T}_m$。

（3）计算 source 旋转平移后与 target 中对应点之间的均方误差 d_m。

（4）更新源点云 $source_m = \boldsymbol{R}_m source_{m-1} + \boldsymbol{T}_m$。

（5）当旋转矩阵变化差值 $\| \boldsymbol{R}_m - \boldsymbol{R}_{m-1} \|^2$ 与平移矩阵变化差值 $\| \boldsymbol{T}_m - \boldsymbol{T}_{m-1} \|^2$ 均小于 10^{-8} 或者 $|d_m - d_{m-1}| < 10^{-8}$ 时结束迭代，否则返回步骤（1）。

ICP 算法的输出结果为精确配准矩阵以及配准误差。

1.5　配准效果评价指标

为了实现两片油麦菜点云的自动化配准，本文在配准参数变化规律研究的基础上提出了配准效果评价指标体系，包括重叠率、离散度及距离误差。

1.5.1　重叠率

配准能够达到的最好效果是两片点云相同的部分重合，不同的部分相互补充。可见，两片点云重叠部分的内点数对配准具有直接影响。实验发现，当两片点云重叠率不小于 30% 时，即能保障对样点云进行匹配关系提取后具有足够的对应内点个数，而内点数越多，即公共部分点云面契合程度越好，表示源点云进行空间变换后与目标点云相同部分的重叠程度越大，一定意义上可说明点云配准效果越好。本文将内点占全部下采样点的比值定义为重叠率，计算公式为

$$R_{overlap} = \frac{P_{in}}{P_{key}} \times 100\% \tag{1}$$

式中　P_{key}——源点云和目标点云中计算出来的所有下采样点数

P_{in}——RANSAC 匹配关系提取后计算出的两片点云对应的内点总数

$R_{overlap}$——重叠率，%

为了保证足够的内点数,同时又能保证配准算法的效率,本文将下采样点数最小值定义为 150,该设定值可以在不降低重叠率的前提下,保障较好的配准效率。

1.5.2 离散度

单纯计算重叠率还不足以保障配准精度,当下采样点分布过于集中时,会造成局部下采样点重叠率高而整体配准效果不佳的情况,此时会出现两片点云部分重合但部分分层的现象。实验发现,提纯后内点之间的离散度越大,越能表现出点云的整体结构,点云配准效果越好。本文中,Kinect 传感器以竖直方向为轴逆时针旋转拍摄油麦菜以获取点云数据,因此将下采样点的 y 坐标极差和 z 坐标极差之和定义为离散度,计算公式为

$$s = |y_{max} - y_{min}| + |z_{max} - z_{min}| \tag{2}$$

式中 s——离散度,mm

y_{max}——y 坐标轴方向最大值,mm

y_{min}——y 坐标轴方向最小值,mm

z_{max}——z 坐标轴方向最大值,mm

z_{min}——z 坐标轴方向最小值,mm

1.5.3 距离误差

为保证精度,在 RANSAC 提纯下采样点匹配关系时需要计算两片点云配准后对应点的距离误差,即均方根误差。距离误差越小,表示配准效果越好。

$$D = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n}}$$

其中 $$d_i = \sqrt{(x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2 + (z_i - z_i')^2}$$

式中 D——配准距离误差,mm

(x_i, y_i, z_i)——配准后点云中对应点 i 的空间坐标,mm

(x_i', y_i', z_i')——配准后另一片点云中对应点 i 的空间坐标,mm

d_i——两个对应点之间的距离,mm

n——采样点数量,个

2 结果与分析

2.1 配准参数变化规律解析

两片点云配准过程中需要人工设置和调节的参数包括:点云下采样算法中的体素尺寸,FPFH 特征描述子计算算法中的搜索半径和最大近邻点值,RANSAC 提纯算法中的误差阈值和 ICP 精配准算法中的最大对应点距离。参数的合理设置决定了配准效果。实验发现,在不同拍摄距离和角度下,需要使用不同的参数才能获得最优配准效果。为了解决手动调整参数费时费力、目测配准效果误差较大等问题,本文研究了配准参数变化对配准效果的影响。

2.1.1 下采样算法参数

下采样即对输入的点云创建三维体素栅格,并将每个体素中出现的点近似为它们的质心或中心。分别估计下采样前和下采样后的油麦菜点云法线及 FPFH 特征值并进行初配准,同时基于 ICP 对完成初配准的两片点云进行精配准。图 3a 对比了下采样前后的油麦菜点云配准消耗时间;图 3b 则对比了下采样前后的配准误差,使用均方根误差(Root mean square error,RMSE)作为评价指标。

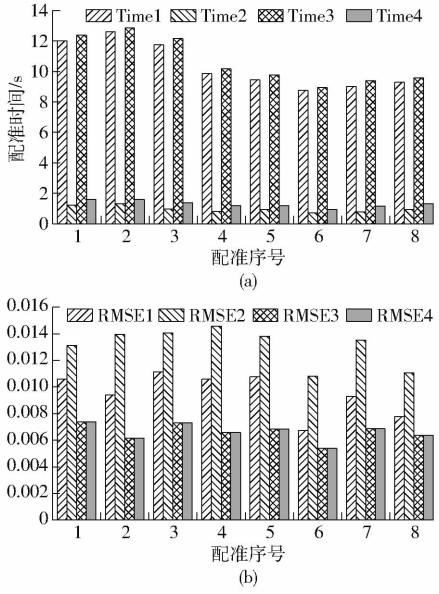


图 3 下采样算法对配准结果的影响

Fig. 3 Effect of down sampling algorithm on initial registration

图 3a 中,Time1、Time2 分别为下采样前后初配准时间;Time3、Time4 分别为下采样前后总配准时间。图 3b 中,RMSE1、RMSE2 分别为下采样前后初配准误差;RMSE3、RMSE4 分别为下采样前后最终配准误差。

分析实验结果发现,下采样能大幅节约初配准时间(RANSAC 算法配准耗时),以致于其总配准时间(RANSAC 与 ICP 算法总耗时)大大缩短。虽然经下采样的点云在初配准阶段配准误差(RANSAC 配准误差)较大,但可通过后期 ICP 配准弥补精度,使得最终配准误差(经 ICP 精配准后的误差)在可接受范围内。可见,下采样处理可大幅缩短配准时间且可获得相似的配准误差。

合理的下采样体素尺寸(Voxel size)对提升配准效率至关重要。实验发现,体素尺寸越大,下采样后保留的点云点数越少,其值决定了采样后的点云是否具有稳定性和代表性。而且,体素尺寸的取值

范围为 0.01 ~0.1 时，具有较优的配准重叠率和均方根误差。以 0.001 为步长，在 0.01 ~0.1 范围内体素尺寸与初配准重叠率、RMSE 的关系如图 4a 所示；其与初配准时间及配对点对数之间的关系如图 4b 所示。

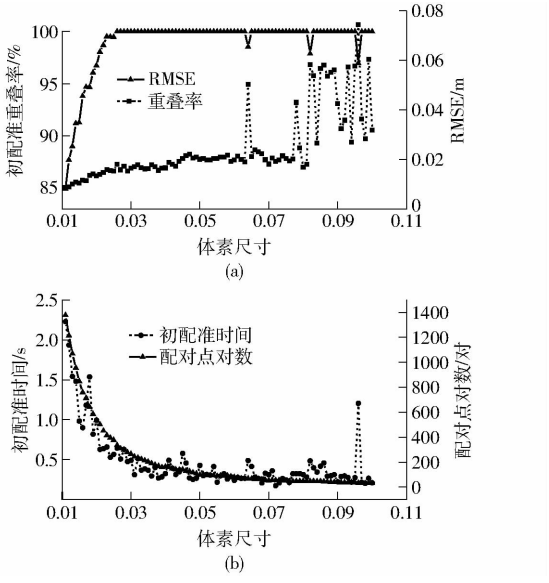


图 4　体素尺寸对初配准结果的影响

Fig. 4　Effect of voxel size on initial registration results

配准实验结果表明，RMSE 随体素尺寸的增大而增加，并逐渐趋于平缓，配准重叠率随体素尺寸的增大而增加，配准消耗时间和对应点对数均与体素尺寸成反比关系，综合考虑配准精度和配准效率，认为当体素尺寸取 0.05 时，点集稳定性和区别性最高。

2.1.2　其他配准参数取值

FPFH 用来描述点的某个邻域内空间的几何特征，邻域选取是否合理，决定了 FPFH 描述子是否能够准确地对下采样点所在局部空间的几何特征进行描述和区分。本文结合 KNN 和 Radius Search 计算 FPFH 特征值，包含搜索半径和最大近邻数两个关键参数。实验发现，当初始搜索半径为 5 倍体素尺寸、最大近邻数为 100 时，可保证初配准和精配准具有较优效果。在下采样点数量和 FPFH 特征值有保障的前提下，初配准后续的工作主要是为了提高配准精度，实验证明，RANSAC 算法中的提纯距离误差阈值设置为 1.5 倍体素尺寸时（本文中提纯最大迭代次数内置为 1 000），即可为精配准提供良好的初始相对位置。

ICP 算法中对应点距离阈值的合理设置能够减少精配准过程中产生的错误对应点，提高配准精度和配准速度。实验发现，当最大对应点距离阈值设为 0.4 倍体素尺寸时，可实现较高精度和效率的精配准。

2.2　两片点云自动化配准算法

两片点云的自动化配准算法流程如图 5 所示。

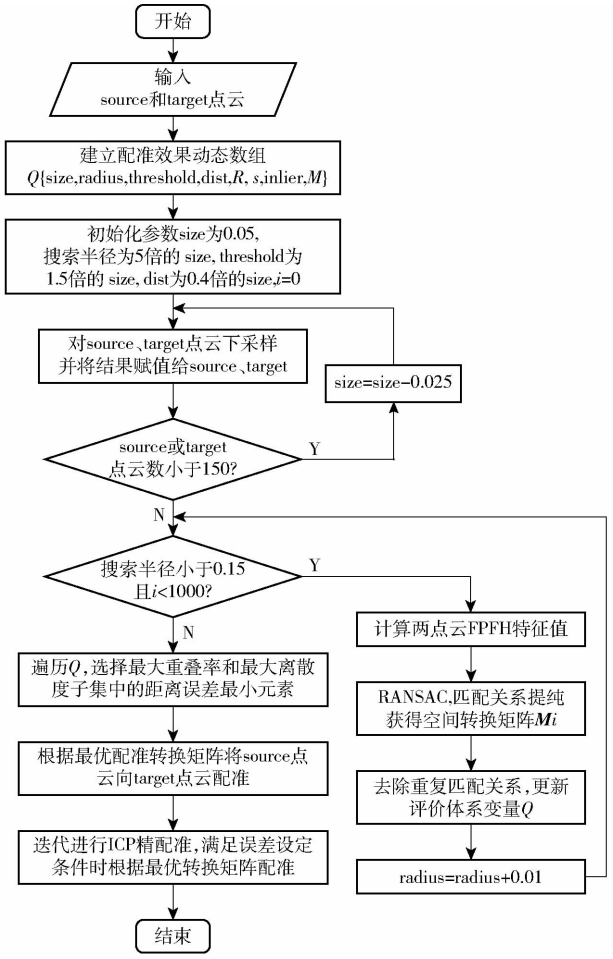


图 5　点云配准流程图

Fig. 5　Flow chart of two point clouds registration

图 6 为其中两片油麦菜点云自动化配准的结果，图 6a 为初配准后获得的两片点云的相对位置，即将原始源点云经最优初配准转换矩阵转换到原始目标点云空间后的结果，图 6b 为经 ICP 精配准后获得的最终配准结果。对比发现，初配准的两片点云在叶片尖部未很好重合，存在错位现象；而精配准后的点云在相同部位叶片重合度较高，可见精配准进一步优化了空间转换矩阵，提高了两片点云间的配准精度。

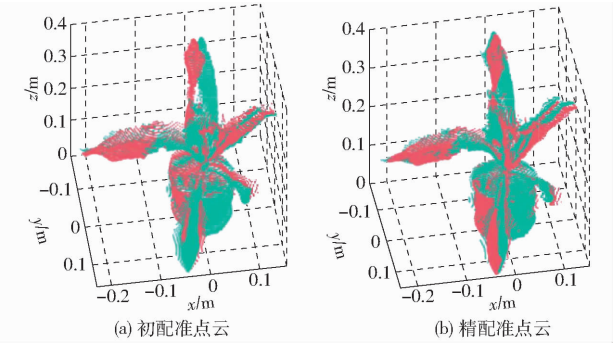


图 6　两片点云自动化配准结果

Fig. 6　Automatic registration of two point cloud

利用两片点云自动化配准算法对 16 片原始点云进行两两配准,结果见表 1 中点云组 1 ~ 8。初配准后点云距离误差为 2.02 cm,配准耗时 0.441 355 s;而精配准后点云距离误差减小到 0.74 cm,配准耗时 0.547 537 s,此时 ICP 只需几次迭代即可达到预设精度,可见合理的初配准转换矩阵对后续精配准结果至关重要。

表 1 平均配准时间及精度对比

Tab.1 Comparison of average registration time and errors

点云组号	源点云与目标点云点数/个	自动化配准总时间/s	初配准时间/s	精配准时间/s	配准误差/cm
1	9 272/9 181	0.990 113	0.441 355	0.547 537	0.74
2	9 181/8 688	0.935 393	0.446 642	0.487 467	0.62
3	10 177/9 392	1.279 652	0.824 067	0.454 277	0.73
4	9 061/7 923	0.525 243	0.197 871	0.326 713	0.66
5	8 263/7 534	0.811 127	0.291 176	0.519 228	0.69
6	7 972/8 457	0.704 755	0.271 543	0.432 140	0.54
7	8 252/7 477	0.834 723	0.247 133	0.586 995	0.69
8	7 711/8 725	1.128 354	0.347 521	0.779 767	0.64
9	18 453/19 822	1.124 745	0.346 784	0.775 352	0.48
10	19 371/16 984	2.665 707	0.871 001	1.792 678	0.77
11	15 797/16 429	2.199 535	0.477 728	1.720 171	0.74
12	15 729/16 436	2.247 733	0.732 913	1.512 721	0.69
13	38 275/36 355	6.776 437	0.992 915	5.779 710	0.63
14	32 226/36 355	4.016 408	1.233 580	2.779 441	0.60
15	74 630/64 391	17.814 230	1.470 080	16.336 390	0.60

需要说明,人工调参有可能找到更好的初配准位置,从而获得更高的配准精度,但需要投入大量的时间去反复尝试。本文算法对点云的适应性很强,在保证配准精度的前提下,有效避免了人工调节参数盲目性大、不确定性高、耗时较长且不易达到最优精度等缺点。

2.3 油麦菜点云全局三维重建

为了减小多次迭代误差累积,本文设计的配准流程见图 7。

点云序列 $P_{ij}(i=0,1,2,3,4;j=1,2,\cdots,16/2^i)$ 表示经过第 i 次配准后的第 j 幅点云图像。对经过预处理后的 16 幅多视角点云进行第 1 阶段配准,分别对点云 P_{01} 和点云 P_{02}、点云 P_{03} 和点云 P_{04}、…、点云 P_{015} 和点云 P_{016} 进行两两配准,得到 8 幅点云;第 2 阶段对以上 8 幅点云按同样的方法两两配准,得到 4 幅点云;第 3 阶段对上述 4 幅点云进行两两配准得到 2 幅点云;最后对 2 幅点云配准完成全局重建,以上共经历 15 次配准。

1 株油麦菜各个阶段的平均配准时间以及平均配准误差如表 1 所示。本文获取的原始点云图像中,每片点云包含 7 000 ~ 11 000 个点,对 16 片多视角点云全局配准后得到的全局点云图像平均包含 139 021 个点,即在油麦菜三维重建后,点云点数增加 10 倍以上。自动配准过程总消耗时间平均约为 44.05 s,配准误差均值约为 0.65 cm。结果表明,在保证配准误差精度的前提下,随着后续配准点云数目的累加,配准耗时大大增加,其中 ICP 精配准耗时占配准总时间比重大幅上升。但点云点数的增加并没有影响算法配准精度和最终配准结果,说明本文自动化三维重建算法对不同点云的适应性较强,可实现不同视角下油麦菜点云的自动化三维重建,在保证配准精度的前提下大大节省了人力和时间。

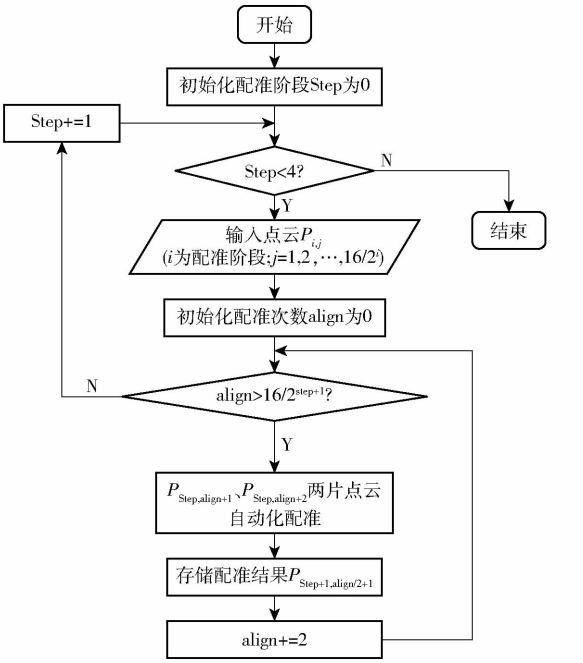


图 7 全局配准流程图

Fig.7 Flow chart of global registration

对采集的 16 片点云图像两两配准得到第 1 阶段配准结果(图 8a),基于第 1 阶段结果两两配准得到第 2 阶段配准结果(图 8b),重复以上步骤得到第 3 阶段配准结果(图 8c)以及最终配准结果(图 8d)。

在全局配准过程中,点云数目随着配准阶段增加呈 2^n 级增长,配准效率大大降低,但配准误差维持在 0.4 ~ 0.8 cm 之间,在可接受的范围内。

为了进一步调查逐一累加点云配准和本文自动化配准方法的区别,在原始点云中随机挑选 4 组相邻点云进行配准,每组包含 4 片点云(由于传统累加点云配准方法往往会由于点云数量过多而导致配准精度过低,配准失败,本文选择 4 片点云进行不同方法的配准比较),结果显示 1 ~ 4 组的传统递增式算法配准误差分别为 4.44、3.52、4.19、4.61 cm,自动化配准算法配准误差分别为 0.64、0.69、0.54、0.69 cm。使用本文算法进行油麦菜三维重建时,平均匹配误差由递增式配准时的 4.19 cm 降至

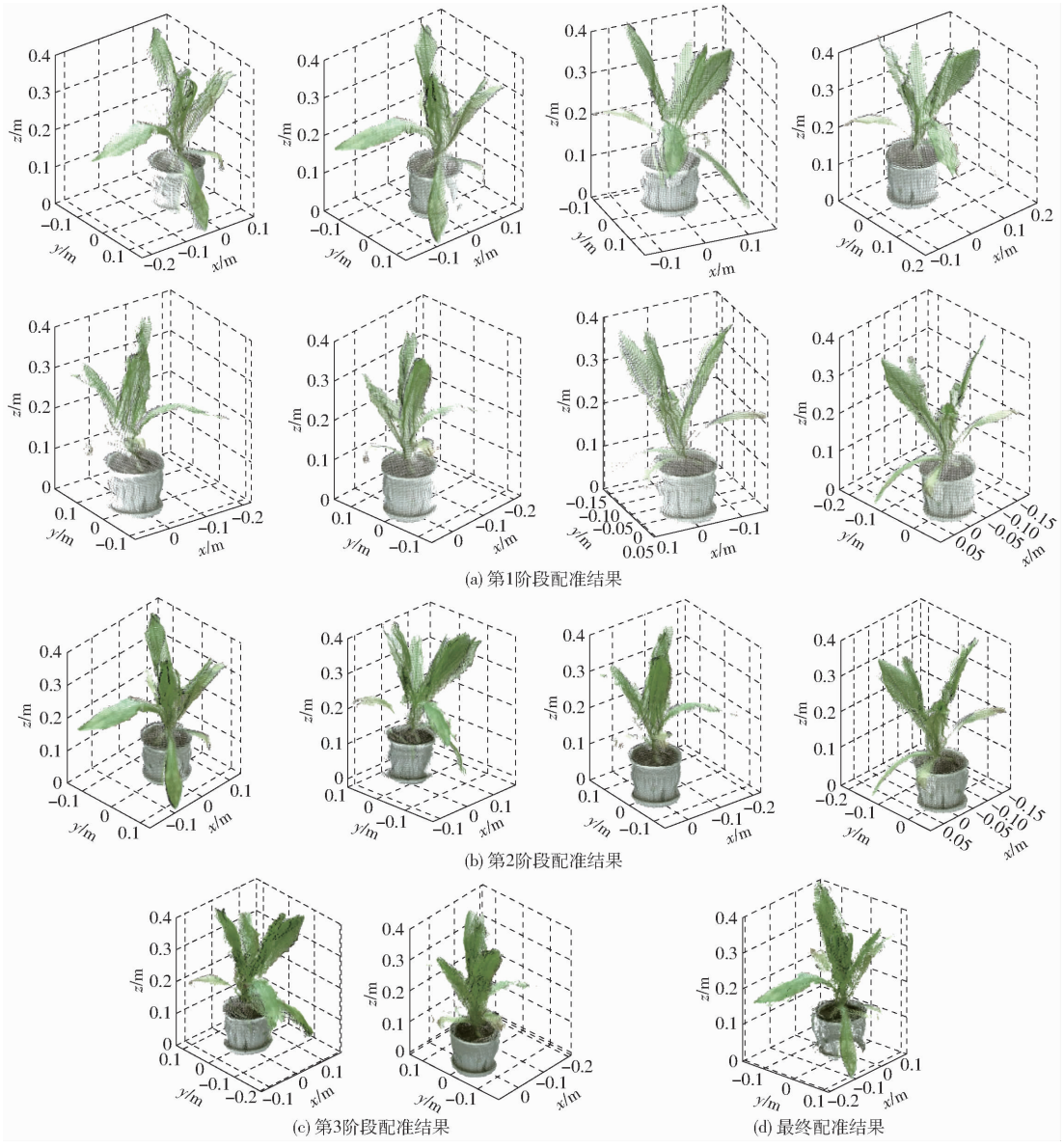


图 8　各阶段配准结果

Fig. 8　Registration results of each stage

0.64 cm，说明误差被均匀地分散到不同视角的点云配准中，从而削减了多次迭代引起的误差累积，保证了油麦菜三维重建的精度。

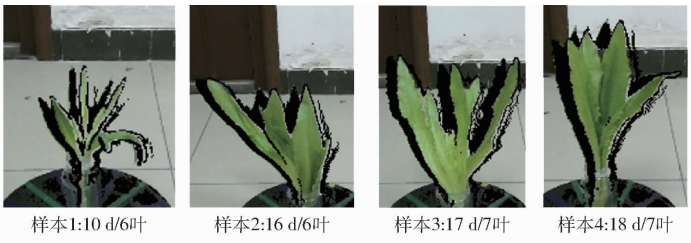
为验证该算法适用于多种形态油麦菜，对随机选取的 12 株样本进行了三维重建，结果如图 9 所示。结果表明，本文算法具有一定鲁棒性，但在叶片分层和叶片遮挡问题上还需要进一步优化。此外，为验证本文算法适合于其他植物，对 Kinect 采集的 4 株其他植物的点云进行了自动化三维重建，结果如图 10 所示，经统计配准误差分别为 0.76、0.53、0.61、0.68 cm，平均误差为 0.65 cm。最后，对 The Stanford 3D Scanning Repository 中的公共点云数据 Armadillo[27] 和 Stanford Bunny[28] 进行了重建，结果如图 11 所示，配准误差分别为 0.61 cm 和 0.54 cm。结果表明，本文算法适用于多种物体的点云重建，并且当数据采集精度足够高时在配准中可有效避免叶片分层现象，并可应用于不同生长阶段的油麦菜重建，具有一定的鲁棒性。

3　结论

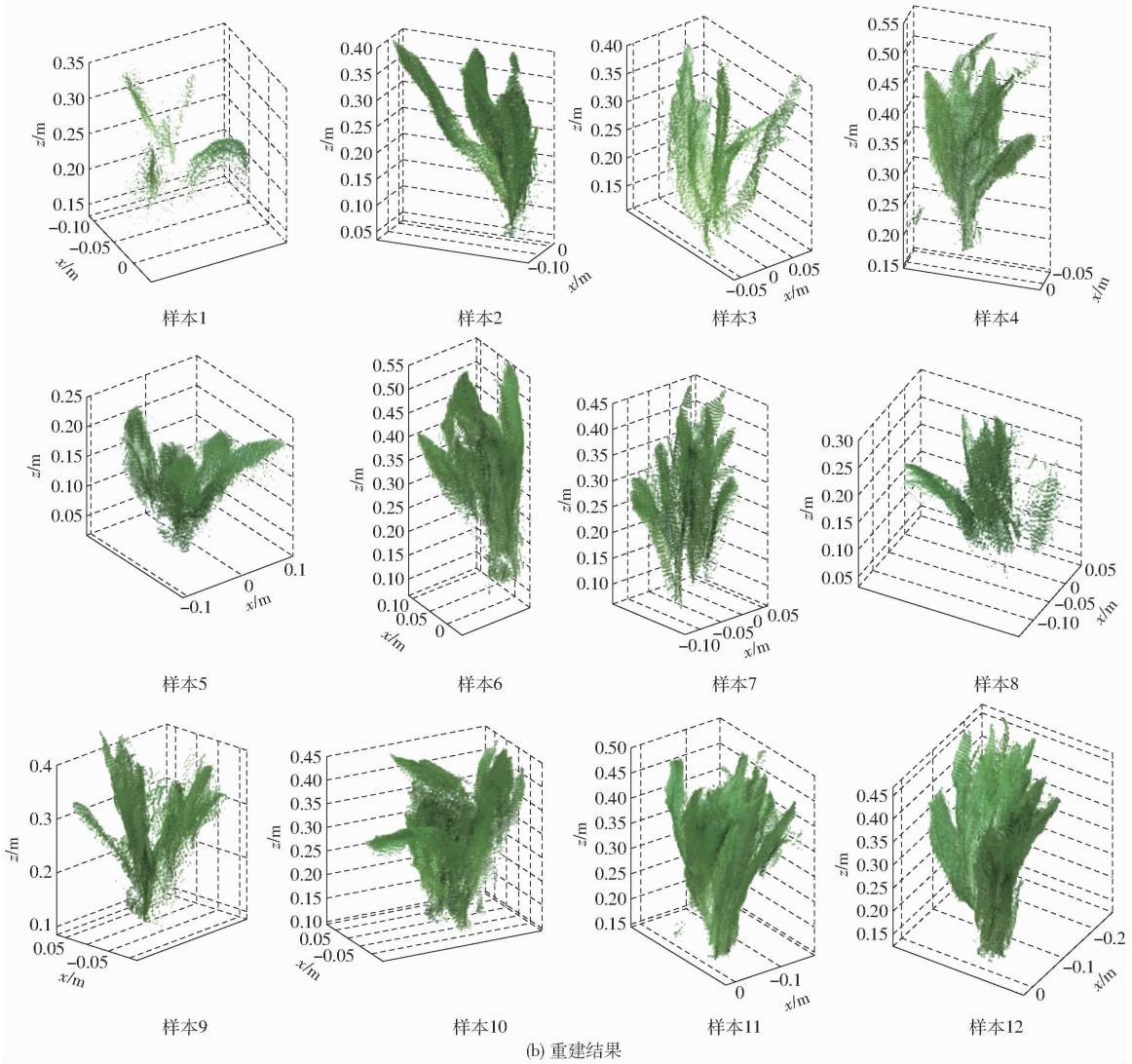
（1）由实验可知，RANSAC－ICP 算法在相邻两片点云初配准、精配准过程中，其关键参数与配准效果之间存在确定的变化规律。

（2）提出的评价指标体系综合了算法效率和配准精度，并能够以此为算法控制条件实现两片点云的自动化配准，最终配准误差小于 0.8 cm，配准消耗时间不超过 0.6 s，有效避免了人工调节参数盲目性大、耗时较长且不易达到最优精度等问题。

（3）提出的油麦菜点云自动化三维重建方法减少了因多次迭代引起的误差累积，其自动全局配准



(a) RGB图像



(b) 重建结果

图 9 12 株油麦菜配准结果

Fig. 9 Registration results of 12 lettuce plants

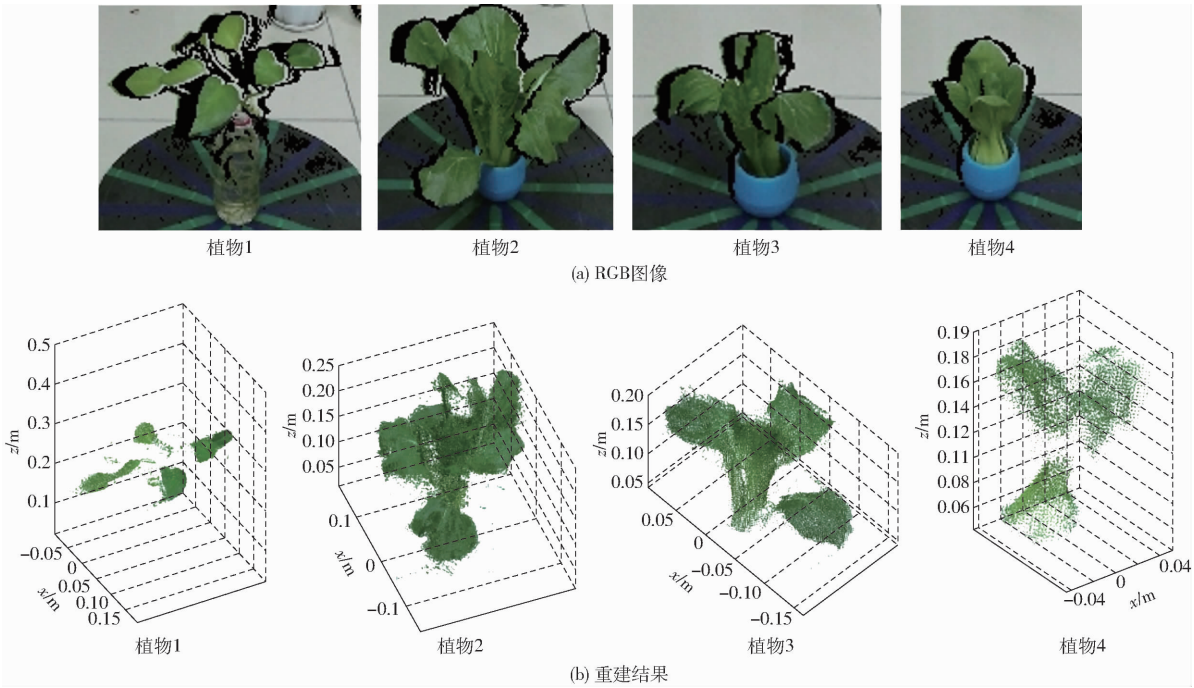


图 10　其他植物配准结果

Fig. 10　Registration results of other plants

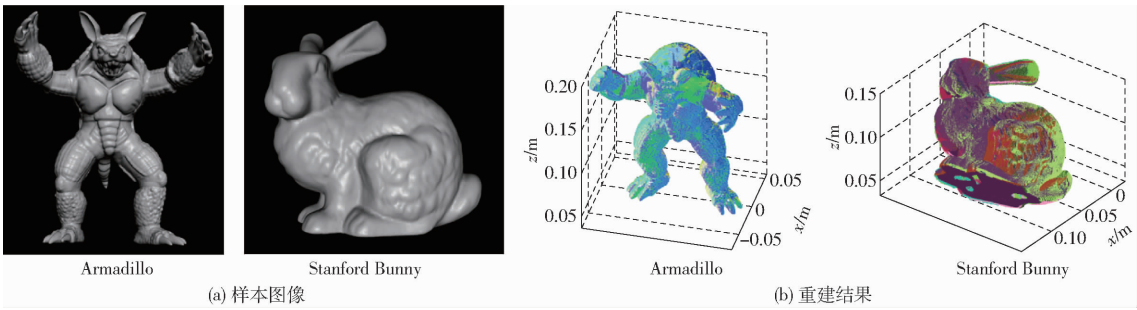


图 11　公共数据配准结果

Fig. 11　Registration results of public dataset

过程总消耗时间平均约为 44.05 s，配准误差均值为 0.65 cm。本文算法为基于油麦菜三维点云的器官分割与表型无损测量奠定了基础，可为其他作物的三维重建及表型研究提供参考。

参　考　文　献

[1] GUO J, XU S, YAN D M, et al. Realistic procedural plant modeling from multiple view images[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019,26(2):1372 – 1384.

[2] SUN S, LI C, CHEE P W, et al. Three-dimensional photogrammetric mapping of cotton bolls in situ based on point cloud segmentation and clustering[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020,160:195 – 207.

[3] 柴宏红，邵科，于超，等. 基于三维点云的甜菜根表型参数提取与根型判别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10):181 – 188.
CHAI Honghong, SHAO Ke, YU Chao, et al. Extraction of phenotypic parameters and discrimination of beet root types based on 3D point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(10):181 – 188. (in Chinese)

[4] THUY N, DAVID S, NELSON M, et al. Structured light-based 3D reconstruction system for plants[J]. Sensors, 2015, 15(8):18587 – 18612.

[5] GOLBACH F, KOOTSTRA G, DAMJANOVIC S, et al. Validation of plant part measurements using a 3D reconstruction method suitable for high-throughput seedling phenotyping[J]. Machine Vision & Applications, 2016,27(5):663 – 680.

[6] 赵春江. 植物表型组学大数据及其研究进展[J]. 农业大数据学报, 2019, 1(2):5 – 18.
ZHAO Chunjiang. Big data of plant phenomics and its research progress[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2019, 1(2):5 – 18. (in Chinese)

[7] 边黎明，张慧春. 表型技术在林木育种和精确林业上的应用[J]. 林业科学，2020,56(6):113 – 126.
BIAN Liming, ZHANG Huichun. Application of phenotyping techniques in forest tree breeding and precision forestry[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2020,56(6):113 – 126. (in Chinese)

[8] NELLITHIMARU A K, KANTOR G A. ROLS :robust object-level SLAM for grape counting[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2019.

[9] GENÉ-MOLA J, SANZ R, ROSELL-POLO J R, et al. Fruit detection and 3D location using instance segmentation neural

networks and structure-from-motion photogrammetry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,169:105165.
[10] JIN S, SU Y, WU F, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(3):1336 - 1346.
[11] 刘刚,司永胜,冯娟. 农林作物三维重建方法研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2014,45(6): 38 - 46.
LIU Gang, SI Yongsheng, FENG Juan. 3D reconstruction of agriculture and forestry crops[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(6): 38 - 46. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20140607&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.06.007. (in Chinese)
[12] GAO G D, XIAO K, LI J P. Precision spraying model based on Kinect sensor for orchard applications[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2018, 34: 291 - 298.
[13] 麦春艳,郑立华,孙红,等. 基于 RGB - D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 35 - 40.
MAI Chunyan, ZHENG Lihua, SUN Hong, et al. Research on 3D reconstruction of fruit tree and fruit recognition and location method based on RGB - D camera [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 35 - 40. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2015S006&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.006. (in Chinese)
[14] MAI C, ZHENG L, LI M. Rapid 3D reconstruction of fruit tree based on point cloud registration[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp.2): 137 - 144.
[15] 余秀丽. 基于 Kinect 的苹果树三维重建方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2016.
YU Xiuli. 3D reconstruction of apple tree based on Kinect [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2016. (in Chinese)
[16] YANG H, LE W, LIRONG X, et al. Automatic non-destructive growth measurement of leafy vegetables based on Kinect[J]. Sensors, 2018,18(3):806.
[17] ITAKURA K, KAMAKURA I, HOSOI F. Three-dimensional monitoring of plant structural parameters and chlorophyll distribution[J]. Sensors, 2019,19(2): 413.
[18] 张慧春, 王国苏, 边黎明, 等. 基于光学相机的植物表型测量系统与时序生长模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019,50(10):197 - 207.
ZHANG Huichun, WANG Guosu, BIAN Liming, et al. Visible camera based 3D phenotype measurement system and time series visual growth model of plant [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(10): 197 - 207. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20191022&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.022. (in Chinese)
[19] 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提取[J/OL]. 农业机械学报, 2020,51(6):209 - 219.
LIANG Xiuying, ZHOU Fengran, CHEN Huan, et al. Three-dimensional maize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6):209 - 219. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200622&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.022. (in Chinese)
[20] 郭彩玲, 刘刚. 基于三维点云的苹果树冠层点-叶模型重建方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020,51(4):173 - 180.
GUO Cailing, LIU Gang. Reconstruction method of apple tree canopy point-leaf model based on 3D point clouds [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(4):173 - 180. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200420&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.020. (in Chinese)
[21] 杨斯, 高万林, 米家奇, 等. 基于 RGB - D 相机的蔬菜苗群体株高测量方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(增刊): 128 - 135.
YANG Si, GAO Wanlin, MI Jiaqi, et al. Method for measurement of vegetable seedlings height based on RGB - D camera [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.):128 - 135. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=2019s021&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.021 (in Chinese)
[22] KHOSHELHAM K, SANTOS D R D, VOSSELMAN G. Generation and weighting of 3D point correspondences for improved registration of RGB - D data [C]// ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Antalya, Turkey, 2013.
[23] 郑立华, 麦春艳, 廖崴, 等. 基于 Kinect 相机的苹果树三维点云配准[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 9 - 14.
ZHENG Lihua, MAI Chunyan, LIAO Wei, et al. 3D point cloud registration for apple tree based on Kinect camera [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 9 - 14. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20160502&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.002. (in Chinese)
[24] YE Q, YAO Y, GUI P, et al. An improved ICP algorithm for Kinect point cloud registration[C]// 2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC - FSKD), Changsha, 2016: 2109 - 2114.
[25] 贾鹤鸣, 孟羽佳, 邢致恺, 等. 基于点云拼接的植物三维模型重建[J]. 应用科技, 2019,46(1):19 - 24.
JIA Heming, MENG Yujia, XING Zhikai, et al. Reconstruction of three dimensional model of plant based on point cloud splicing [J]. Applied Science and Technology, 2019,46(1):19 - 24. (in Chinese)
[26] ZHOU Q, PARK J, KOLTUN V, et al. Open3D: a modern library for 3D data processing[J]. arXiv preprint arXiv, 2018: 1801.09847.
[27] KRISHNAMURTHY V, LEVOY M. Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes [C]// Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. SIGGRAPH Association for Computing Machinery, New York, 1996: 313 - 324.
[28] TURK G, LEVOY M. Zippered polygon meshes from range images [C]// Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1994: 311 - 318.