

基于 RGB - D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位

徐胜勇^{1,2} 卢 昆^{1,2} 潘礼礼^{1,2} 刘泰格^{1,2} 周雨欣^{1,2} 汪 波³

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;
3. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430070)

摘要: 为实现高效低成本的油菜植株三维建模和表型参数在线测量,提出一种基于 RGB - D 相机的油菜分枝三维重建和角果识别定位方法。使用 Kinect 传感器拍摄角果期油菜分枝在 4 个视角下的彩色图像和深度图像,进而获取油菜植株的三维点云并滤波。对配准的点云进行旋转变换,计算点云的曲面法矢量和曲率,并由曲率相近的点构成配对点对,再使用基于 KD - tree 搜索的最近点迭代(ICP)算法实现点云的初配准。将初配准误差作为参考值,调整 ICP 算法的对应点距离阈值,使用初配准的操作流程对初配准得到的新点云进行再次配准,完成精配准。结合该三维重建方法和针对性的彩色图像处理方法,得到去除主茎的单分枝油菜角果的完整点云,再进行欧氏聚类实现单个角果的空间定位。实验结果表明,提出的三维重建方法具有较强的实时性和鲁棒性,单个角果的三维形态清晰可见,点云平均距离误差小于 0.48 mm,角果总体识别正确率不小于 96.76%。

关键词: 油菜; Kinect; 三维重建; 点云配准; 最近点迭代算法; 角果识别

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)02-0021-07

3D Reconstruction of Rape Branch and Pod Recognition Based on RGB - D Camera

XU Shengyong^{1,2} LU Kun^{1,2} PAN Lili^{1,2} LIU Taige^{1,2} ZHOU Yuxin^{1,2} WANG Bo³

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China
2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China
3. College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: In order to achieve high-efficiency and low-cost 3D modeling of rapeseed plant and online measurement of phenotypic parameters, a method for rape branch 3D reconstruction and pod identification was proposed by using RGB - D camera. A Kinect sensor was adopted to gather the color and depth images of rape branch from four angles, and then the 3D point cloud of the branch was gained and filtered. A rotation transformation was performed on the point cloud that needed to be registered, and the surface normal vector and curvature of the point cloud were calculated. Point pairs were constituted the points with similar curvature, which were used for the initial registration of the point cloud by using the nearest point iterative (ICP) algorithm based on KD - tree search. Employing the reference value came from the initial registration error, the corresponding point distance threshold of ICP algorithm was adjusted, and then the new point cloud obtained by the initial registration was precisely registered by using the initial registration operation. Combined with the proposed 3D reconstruction and the specific color image processing, an integrated point cloud of the rape branch without the main stem was produced, and then the single rape pod was identified with the Euclidean distance clustering algorithm. The experiment results showed that the proposed method had good robust and real-time, the 3D structure of single pod was clearly visible, the average distance error of the point cloud was less than 0.48 mm, and the overall recognition rate of the pod was no less than 96.76%.

Key words: rapeseed; Kinect; 3D reconstruction; point cloud registration; iterative closest point algorithm; pod recognition

收稿日期: 2018 - 09 - 06 修回日期: 2018 - 09 - 30
基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD1000900)、国家自然科学基金项目(61503146)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2662017JC043)
作者简介: 徐胜勇(1980—),男,副教授,博士,主要从事智能农业装备研究,E-mail: xsy@mail.hzau.edu.cn
通信作者: 汪波(1978—),男,副教授,博士,主要从事油菜高产抗倒机理及技术研究,E-mail: wangbo@mail.hzau.edu.cn

0 引言

角果对油菜产量起重要决定作用,它不仅是油菜吸收和积累光合产物的库器官,而且还是为种子发育提供营养的源器官。在油菜高产育种中,单位面积角果数是大面积生产中调节潜力最大的产量因素,对油菜产量具有特殊的意义。对油菜来讲,决定其产量形成的关键因子主要有单株角果数、每角粒数和千粒质量^[1]。三维重建技术通过在计算机中对作物植株进行数字化建模,将植株外形和器官的三维信息存储在计算机中,使得对作物生长规律的定量化研究成为可能^[2]。成熟期油菜分枝三维空间模型的建立,将为计算机考察角果提供重要的基础数据。

快速、低成本、精确的三维扫描技术一直是计算机视觉领域研究的热点^[3]。目前,应用于农业三维重建的设备和技术主要包括激光扫描仪、立体视觉、运动恢复结构和 RGB-D 相机等^[4-14]。Kinect 传感器是一种经典的 RGB-D 相机,能够同时获取目标的彩色、红外和深度信息,具有成本低廉、体积小巧的特性和优势,使得该传感器在现代农业信息领域获得了推广和应用^[15]。3D 点云配准是使用 Kinect 传感器进行三维建模的关键技术环节之一,可以将多个视角下的点云融合为单个参考点云^[16]。众多学者对此进行了研究^[17-18]。

人工方式测量成熟期油菜植株表型参数存在效率较低、主观因素强、可重复性差、损害植株、某些参数无法测量等缺点。YANG 等^[19]提出一种基于法向矢量的三维点云分割方法,使用 3D 扫描仪来获得角果期油菜植株的 3D 点云数据,为后续表型参数无损测量奠定了基础。该方法使用了价格昂贵的激光扫描仪,且后续的数据处理较为复杂,也无法将

角果点云从植株点云中有效分割出来以进行后续处理。本文提出一种低成本、高精度的成熟期油菜分枝三维数字化解决方案。以一定角度(约 90°)间隔旋转油菜分枝,使用 Kinect 传感器获取 4 个视角下的彩色图像和深度图像,进行图像预处理获取分枝的表面点云,并进行初始和精确两次配准,得到完整的分枝点云。然后对基于该三维重建方法得到的分枝点云进行聚类分割,得到单个角果并统计角果数量。

1 材料与方法

1.1 实验设备与信息采集

2018 年 5 月于华中农业大学实验田采集成熟期油菜植株,品种为中双 6 号和大地 55,人工将分枝剪下。在自然光照的室内进行图像采集,油菜分枝被固定在一个底座上,背后放置一块黑色幕布。使用 Kinect 2.0 传感器对油菜分枝进行拍摄,距离约 60 cm,得到彩色图像(1 920 像素×1 080 像素)和深度图像(512 像素×424 像素)各 10 幅。每拍摄完一个角度,手动将放置角果的底座旋转约 90°,直到完成 4 个角度的图像采集,图像采集示意图如图 1 所示。利用微软公司提供的软件开发工具包 Kinect for Windows SDK 以及应用程序编程接口 API,融合植株的彩色和深度图像,获得植株在相机空间坐标系中具有颜色信息的三维坐标数据,待后续处理。本文算法开发和测试的平台为通用计算机(酷睿 6 代 i5 4200M 主频 2.5 GHz 处理器、8 GB DDR3 内存、250 GB 三星固态硬盘、NVIDIA GeForce GT 755M 显卡)、Windows 7 专业版 SP1 和 VS 2013 + OpenCV 3.2 + PCL 1.80,以及 Matlab 2017b。

1.2 单视角点云的获取

1.2.1 彩色图像预处理

本研究中,除了油菜分枝其他都是背景。因为

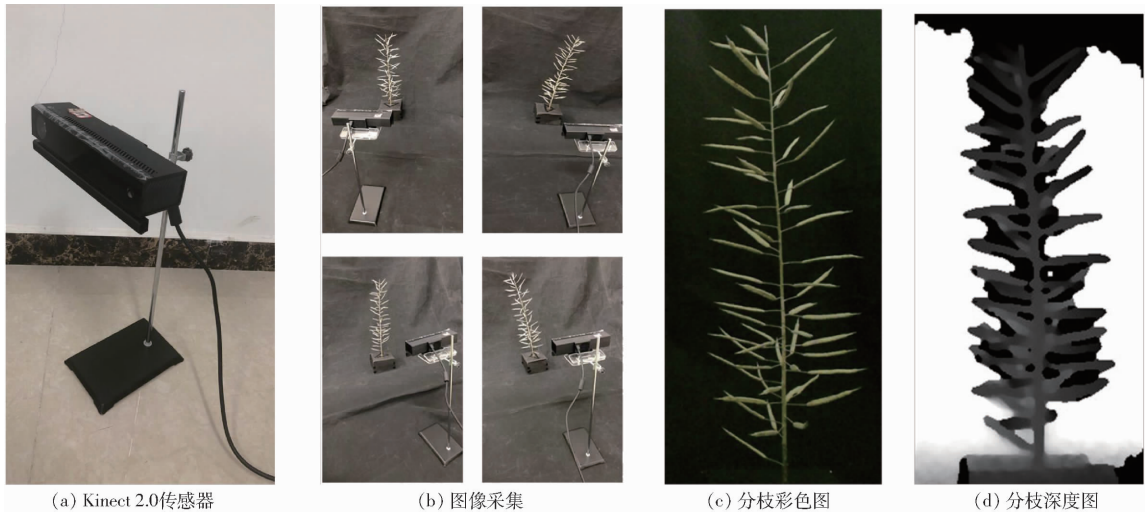


图1 使用 Kinect 传感器采集的油菜分枝图像

Fig.1 Images of rape branch collected using Kinect sensor

油菜分枝整体呈现黄绿色,而背景幕布主色调是黑色,因此先对分枝的彩色图像进行 $2G-R-B$ 的阈值分割,从背景中初步分离出油菜分枝,得到分枝区域的掩模。使用该掩模与原彩色图像相乘,再对乘积图像的绿色通道进行 Otsu 阈值分割,最后得到准确而完整的油菜植株彩色图像。

1.2.2 彩色图像对齐到深度图像

深度图像中保存有物体距离相机的距离信息,同时也有平面位置信息,可以通过对深度图像进行像素点操作来获取点云。通过调用 Kinect for Windows SDK 中的映射函数实现彩色图像和深度图像的对齐,建立彩色图像中的像素点与深度图像中的像素点的索引关系。根据预处理后得到的油菜分枝彩色图像,可以获得植株区域对应的深度图像。

1.2.3 深度图像转换为 3D 点云

图像的度量单位是像素,而表型参数用物理尺寸单位(mm)度量。需要将深度图像的像素转换为三维空间坐标,即 3D 点云。依照 Kinect 成像原理,转换公式为

$$\begin{cases} X_d = (u' - u_{OIR}) D_d(u', v') \frac{1}{f_{UIR}} \\ Y_d = (v' - v_{OIR}) D_d(u', v') \frac{1}{f_{VIR}} \\ Z_d = D_d(u', v') \end{cases} \quad (1)$$

式中 (X_d, Y_d, Z_d) ——点 (u', v') 对应的三维空间坐标

(u', v') ——深度图像的任意一点像素坐标

$D_d(u', v')$ ——点 (u', v') 对应的深度

(f_{UIR}, f_{VIR}) ——红外相机的焦距,取值为 $(371.5 \text{ mm}, 371.5 \text{ mm})$

(u_{OIR}, v_{OIR}) ——红外相机的光心坐标,取值为 $(256 \text{ mm}, 212 \text{ mm})$

Kinect 传感器在工作时有系统噪声和波动,导致每一幅深度图像的数据都不一样。连续静止拍摄 10 帧深度图像,叠加进行融合,可以有效消除波动和噪声,还可以初步补全点云数据。本文每帧深度图得到的植株点云大约有 4 000 个点,10 帧融合后约 40 000 个点。

1.2.4 点云滤波

多帧数据叠加的融合方法会在目标物体边缘产生部分离群点噪声。此外,因光照影响导致红外线不能正常反射到传感器,点云会出现小区域噪点。本文采用统计滤波器对点云进行滤波。使用 KD-tree 搜索算法查找点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的空间临近点 $P_j(x_j, y_j, z_j)$ ($j = 1, 2, \dots, n$),求解空间

点 P_i 与其临近点 P_j 的平均距离 d_i 、全局距离平均值 μ 和标准差 σ ,计算公式为

$$\begin{cases} d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \\ \mu = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} d_i \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2} \end{cases} \quad (2)$$

式中 k ——临近点数

n ——点云中点的数量

如果 d_i 在 $[\mu - \alpha\sigma, \mu + \alpha\sigma]$ 范围之外,则该临近点被定义为离群噪声点,将其从点云集中去除。参数 α 和临近点数 k 取决于目标点云的数量和密度,本文实验测试发现 k 为 50、 α 为 1.0 时滤波效果最好。

1.3 多视角点云配准

因果果和分枝之间的相互遮挡,单个视角下的点云不能完全呈现分枝的完整形态。同时,图像预处理环节也会造成局部信息的丢失。所以需要多个角度下的点云进行配准,融合为一个整体。对结构复杂的分枝点云,直接采用经典 ICP 算法^[20]进行点云配准,计算量大、耗时长、错误匹配率高,还可能陷入局部最小值。本文提出基于经典 ICP 算法的改进方法,总体和初、精配准的算法流程如图 2 所示。将第 1 个视角的点云命名为“角度 1 点云”,将相隔约 90° 的其他 3 个视角的点云依次命名为“角度 2 点云”、“角度 3 点云”、“角度 4 点云”。先将 4 个角度的点云依次两两进行初配准,再精配准。精配准得到的 2 个点云再次进行初、精配准,最后进行点云滤波,得到完整点云。

1.3.1 点云初配准

经典的 ICP 算法中,假定点云 P 和 X 中各有 N_P 和 N_X 个点,ICP 算法每次寻找两个点集之间的最近点,要求其欧氏距离的平方和最小,从而计算出点云间的刚体变换。矢量 $\mathbf{q} = [\mathbf{q}_R \quad \mathbf{q}_T]$ 表示刚体变换,其中, $\mathbf{q}_R$ 表示最优旋转变换的单位特征向量, $\mathbf{q}_T$ 表示刚体变换平移向量,将该刚体变换应用到点云 P 。对应点云 P 中的每一个点,在点云 X 中寻找其最近点形成点对,计算全部最近点对的欧氏距离平方和的平均值

$$f(\mathbf{q}) = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} \|\mathbf{X}_i - \mathbf{R}_{(q_R)} \mathbf{P}_i - \mathbf{q}_T\| \quad (3)$$

式中 $\mathbf{X}_i$ ——点云 P 在 X 中的最近对应点构成的坐标向量

$\mathbf{P}_i$ ——点云 P 中的点构成的坐标向量

$\mathbf{R}_{(q_R)}$ ——刚体变换的旋转矩阵

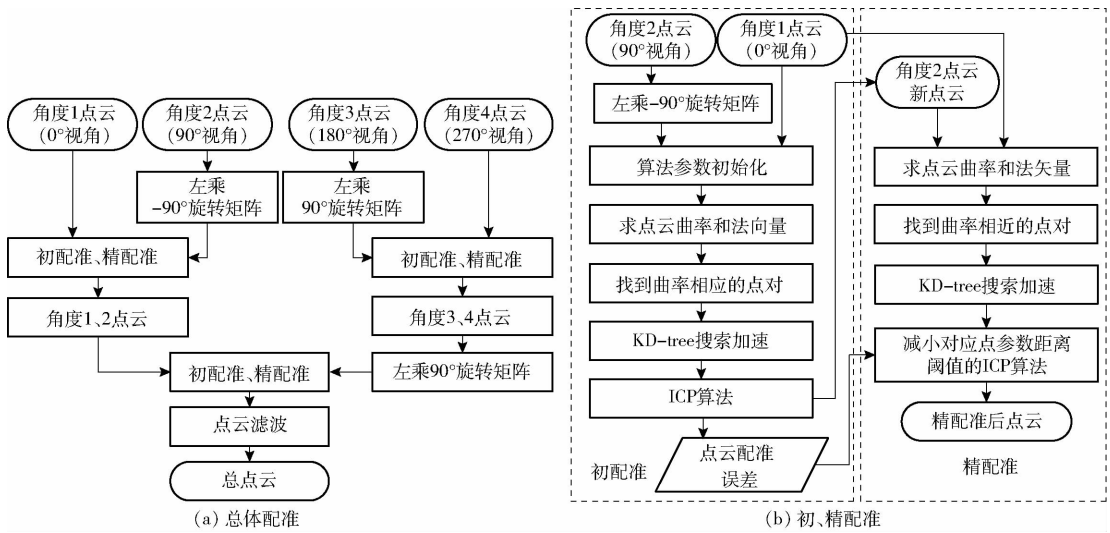


图2 点云配准流程图

Fig. 2 Flow chart of point cloud registration

为了最小化 $f(q)$, 分别计算点云 P 和 X 的重心, 并得到两个点云的协方差矩阵 Σ_{P_X} , 计算公式为

$$\Sigma_{P_X} = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} [P_i \quad X_i^T] - \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} P_i \left[\frac{1}{N_X} \sum_{i=1}^{N_X} X_i \right]^T \quad (4)$$

由 Σ_{P_X} 的反对称矩阵构造 $A_{ij} = [\Sigma_{P_X} \quad -\Sigma_{P_X}^T]_{ij}$, 构造矩阵 $\Delta = [A_{23} \quad A_{31} \quad A_{12}^T]$, 进而得到

$$Q(\Sigma_{P_X}) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\Sigma_{P_X}) & \Delta^T \\ \Delta & \Sigma_{P_X} + \Sigma_{P_X}^T - \text{tr}(\Sigma_{P_X})I_3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 tr ——矩阵的迹

I_3 ——3 阶单位矩阵

用单位四元树表示最优旋转矩阵 $q_R = [q_0 \quad q_1 \quad q_2 \quad q_3]$, 它与矩阵 $Q(\Sigma_{P_X})$ 的最大特征值对应, 旋转矩阵的计算公式为

$$R_{(q_R)} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 - q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

经过反复迭代, 直至最近点对的欧氏距离平方和的平均值在给定阈值下收敛, 完成配准。

计算点云的曲面法矢量和曲率, 搜索曲率相近的点构成配对点对。在此基础上采用 KD-tree 建立高维索引树形数据结构, 加速两个点云的对应点匹配进程, 再采用 ICP 算法配准, 这样就避免了 ICP 算法陷入局部最优解。若已知相邻视角的点云旋转角 θ , 可将某视角的点云 P 左乘以一个旋转矩阵, 使该角度的点云绕 Y 轴旋转 θ 得到一个新点云 P_R , 再进行配准。

$$P_R = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} P \quad (7)$$

处理之后, 相邻两个角度的点云在方位上相近, 可以有效加快配准的速度和成功率。本文中, 在角度 2 配准到角度 1 时, θ 为 90° ; 角度 3 配准到角度 4 时, θ 为 -90° ; 角度 3、4 配准到角度 1、2 时, θ 为 -90° 。

1.3.2 点云精配准

ICP 算法通过多次迭代的最近邻搜索逐渐逼近最优结果, 非常耗时。此外, ICP 算法还要求两个点云的初始位置相差不能太大。因此, 如何构造参与 ICP 算法的有效初始点集是非常重要的。本研究中的初配准完成后, 两个点云虽然没有很好地融合, 但相互之间的距离相对较小。将点云 P 初配准到点云 X 中, 初配准后 P 的新位置构成新的点云记为 P' , 同时得到 2 个点云之间的可匹配部分对应点的关系。对 P' 中的每一个非平面点, 在 X 中选取与其曲率相近的点, 搜索范围由对应点距离阈值 D_p 确定, 由曲率相近的点构成配对点对。再使用 KD-tree 重组配对点对的数据结构, 采用经典 ICP 算法搜索配准。在 ICP 算法中, 对应点距离阈值 D_p 作为初始参数, 其决定了配准过程的搜索范围。 D_p 设置较大, 搜索不到配对点对导致无法进行初匹配; D_p 设置过小, 容易陷入局部最小值导致配准效果很差。在初配准中, 两个点云相互距离较大, D_p 应设置得较大, 避免无法进行初匹配。在精配准中, D_p 应依据初配准得到的误差测度 $f(q)$ 进行设置, 一般设置为初配准的 0.01 ~ 0.1 倍。

1.4 基于聚类算法的角果识别与数量统计

对于一幅油菜分枝的彩色图像, 采用 1.2 节的图像预处理方法, 得到分枝的二值图像。角果的果

柄细长,其尺寸远小于角果。因此,定义边长为 11 的矩形结构算子,对二值图像进行形态学“开”运算,去掉角果的果柄,使得角果与主茎分离。在去除果柄的二值图像中,主茎是最大的连通域。遍历“开”运算结果中的连通域(8 邻域),去除面积最大的连通域,即可得到只包含角果的彩色图像。将角果彩色图像中非 0 像素点对齐到分枝深度图像,得到只包含角果的深度图像。处理流程和中间结果如图 3a 所示。

使用本文的三维重建方法,将 4 个视角下的点云进行配准,得到分枝角果的融合点云。再使用欧氏聚类算法进行单个角果点云的分割,并以 KD-tree 的形式存储,分割效果如图 3b 所示。具体操作

- 步骤为:
- (1)输入 KD-tree 形式存储的角果融合点云,设置初始的聚类参数,设置聚类需要的最少和最多点数量(N_{min}, N_{max}),本文为(200, 5 000), D_p 用于设置聚类搜索的直径(本文为 0.3 mm)。
 - (2)随机选取点云中的某个点 P_1 (属于某个角果),搜索离该点最近的 n 个点,并计算这 n 个点到 P_1 的距离,将距离小于阈值 D_p 的点归为 Q 类。
 - (3)在 Q 中除 P_1 外找到任意一点 P_2 ,重复步骤(2)。
 - (4)直到没有新点加入,完成搜索。输出归类的点云,可得到单个角果点云。类的数量即为角果数量。
 - (5)测试最佳的聚类参数。

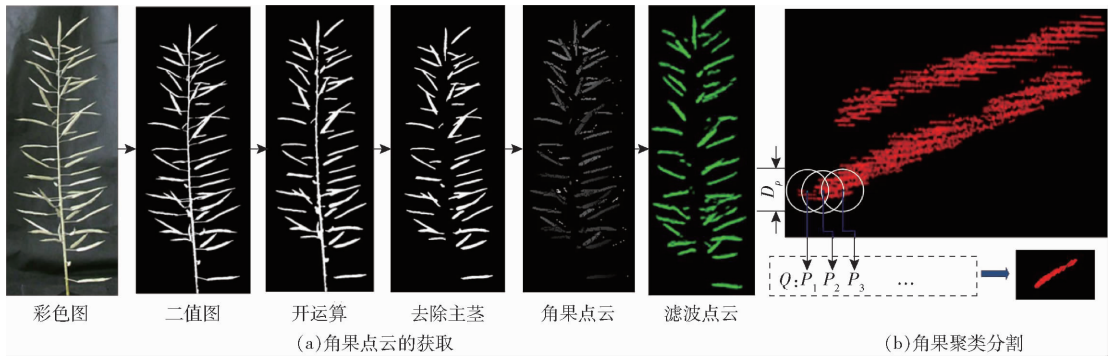


图 3 角果点云的获取和聚类分割
Fig. 3 Acquisition of pod point cloud and segmentation with Euclidean distance clustering

2 结果与分析

2.1 点云配准效果

使用 Kinect 传感器获得油菜分枝的彩色图像

和深度图像后,融合图像中的 RGB 信息和深度信息获得目标场景原始三维点云信息。图 4 展示了 4 个视角滤波后的分枝点云的配准全过程。从图 4 可以看出,不同视角下的点云在空间位置上存在较大差

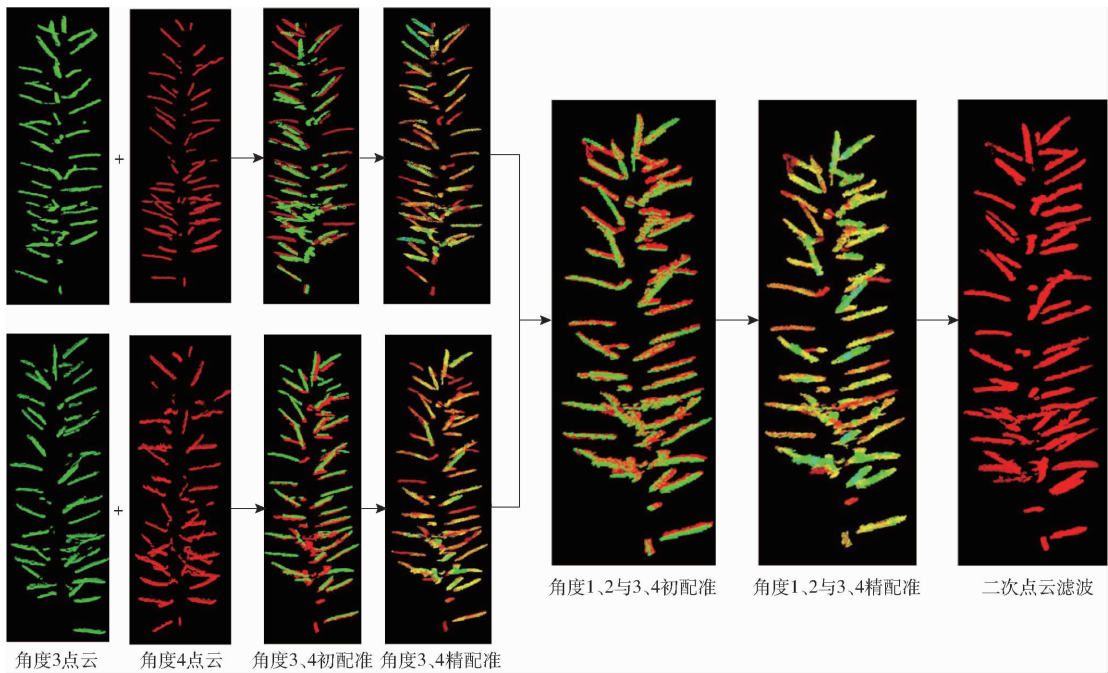


图 4 去除主茎的油菜分枝点云配准过程与结果
Fig. 4 Process and results of point cloud registration of rape branch without main stem

异。以角度 1 和角度 2 为例,初配准的融合点云(经典 ICP 配准结果)的对应位置非常靠近,但整体上显得较为杂乱,存在许多不切合的部位。经过精配准之后,整体上改进非常大,可以明显地观察到角果的原始形态。在角度 1、2 与角度 3、4 的精配准点云的再配准环节,也存在类似的现象。两个视角融合的点云经过再次初配准和精配准之后,再次进行点云滤波,最终得到了完整、精确的角果点云。

2.2 点云配准算法误差分析

为对点云配准算法精确度进行定量分析,通过计算配准过程中对应点间平均欧氏距离,对 2 个点云配准误差进行评估。2 个点云之间的对应点距离越小,配准误差越小。本文对经典 ICP 算法和本文改进的 ICP 算法进行了比较,结果如表 1 所示。从表 1 可看出,本文改进的配准方法相较于 KD-tree 加速的 ICP 算法,配准误差从 1.13 mm 下降到 0.42 mm,配准精度提升了 62.8%。在计算时间上,本文算法相对于 ICP 算法时间优化效果明显,从 223.6 s 下降到 124.2 s。经过对 2 个品种油菜大量分枝的测试,配准距离误差均控制在 0.48 mm 以内,配准时间均小于 147 s,因此本文算法在快速性和稳定性方面均得到了保证。由于 ICP 算法配准精度较低,导致离群点较多,在点云滤波环节被剔除的点数量大,最终得到的点云数量比本文算法少。

表 1 点云配准算法性能测试结果

Tab.1 Performance test results of two point cloud registration algorithms			
算法	点云数量	配准耗时/s	配准误差/mm
KD-tree 加速的 ICP 算法	143 736	223.6	1.13
本文算法	152 884	124.2	0.42

2.3 角果识别与定位性能分析

为量化评估本文所提出角果识别和定位算法的准确性和稳定性,随机选取 2 个品种的 4 个油菜植

株共 29 个分枝进行识别,分析角果识别结果和识别正确率,识别结果如表 2 所示。由表 2 可以看出,本文提出的方法能取得较好的处理效果,整体识别正确率不小于 96.76%。本文方法识别的角果数比实际数量小,主要有 2 个原因:①在图像预处理环节,某些小角果被误剔除。②在点云滤波环节,某些角果断裂成小块,误认为是离群噪声而被剔除。一般而言,如果减小旋转角度以更多的视角采集图像,误剔除的概率会减小,但计算时间会增加。

表 2 角果识别与定位实验结果

Tab.2 Experiments results of pod identification and positioning					
油菜品种	分枝数	平均耗时/s	实际角果数/个	识别角果数/个	识别正确率/%
中双 6 号	14	130.4	412	399	96.84
大地 55	15	146.2	463	448	96.76

3 结论

(1)提出了改进的 ICP 算法,通过对 ICP 算法过程中近邻搜索参数的改进,对已知大概旋转角度的两个视角下的点云进行两次匹配,并采用 KD-tree 加速,大幅度提高了配准精度和速度。

(2)对于成熟期的油菜植株,本文提出的基于 RGB-D 相机的油菜分枝三维重建方法具有较高的稳定性、准确性和实时性,结合彩色图像分割和点云滤波处理,4 个视角配准的点云精度较高,平均距离误差均小于 0.48 mm,满足油菜角果三维重建的精度要求,单个角果的原始形态清晰可见。

(3)提出的方法可以有效分离单个角果,角果总体识别正确率不小于 96.76%。实验结果表明,该方法能够快速构建油菜分枝三维结构并进行高精度和高效的角果识别和定位。

参 考 文 献

[1] 李岚涛,任涛,汪善勤,等. 基于角果期高光谱的冬油菜产量预测模型研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 221-229. LI Lantao, REN Tao, WANG Shanqin, et al. Prediction models of winter oilseed rape yield based on hyperspectral data at pod-filling stage[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 221-229. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170328&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.028. (in Chinese)

[2] FAN Zhenqi, SI Jingchun, HAN Xu, et al. Design mode for component-based virtual plant software[J]. Journal Agricultural Science & Technology, 2012, 13(4): 901-903.

[3] 李诗锐,李琪,李海洋,等. 基与 Kinect V2 的实时精确三维重建系统[J]. 软件学报, 2016, 27(10): 2519-2529. LI Shirui, LI Qi, LI Haiyang, et al. Real-time accurate 3D reconstruction based on Kinect V2[J]. Journal of Software, 2016, 27(10): 2519-2529. (in Chinese)

[4] PAULUS S, SCHUMANN H, KUHLUMANN H, et al. High-precision laser scanning system for capturing 3D plant architecture and analysing growth of cereal plants[J]. Biosystems Engineering, 2014, 121: 1-11.

- [5] YAO Yidan, LIN Chengda, ZHAI Ruifang, et al. Rapeseed 3D reconstruction and morphological parameter measurement based on laser point cloud[C]//International Conference on Agro-Geoinformatics, 2016.
- [6] 张伟洁, 刘刚, 郭彩玲, 等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 103–109. ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Apple tree leaf three-dimensional reconstruction based on point cloud[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 103–109. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s017&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.017. (in Chinese)
- [7] XIONG Xiong, YU Lejun, YANG Wanneng, et al. A high-throughput stereo-imaging system for quantifying rape leaf traits during the seedling stage[J]. Plant Methods, 2017, 13(1): 7.
- [8] 王传宇, 郭新宇, 吴升, 等. 基于计算机视觉的玉米果穗三维重建方法[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 274–279. WANG Chuanyu, GUO Xinyu, WU Sheng, et al. Three dimensional reconstruction of maize ear based on computer vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 274–279. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140944&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.09.044. (in Chinese)
- [9] 张艳超, 庄载椿, 肖宇钊, 等. 基于运动恢复结构算法的油菜 NDVI 三维分布[J]. 农业工程学报, 2015, 31(17): 207–214. ZHANG Yanchao, ZHUANG Zaichun, XIAO Yuzhao, et al. Rape plant NDVI 3D distribution based on structure from motion[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(17): 207–214. (in Chinese)
- [10] FANG Yihang, LIN Chengda, ZHAI Ruifang, et al. A new approach for measuring 3D digitalized rape leaf parameters based on images[C]//International Conference on Agro-Geoinformatics, 2014: 1–5.
- [11] 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.j-csam.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)
- [12] SALAU J, HAAS J H, JUNGE W, et al. Automated calculation of udder depth and rear leg angle in Holstein–Friesian cows using a multi-Kinect cow scanning system[J]. Biosystems Engineering, 2017, 160: 154–169.
- [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] VITZRABIN E, EDAN Y. Adaptive thresholding with fusion using a RGB-D sensor for red sweet-pepper detection[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 45–56.
- [15] GUO Kaiwen, XU Feng, YU Tao, et al. Real-time geometry, albedo, and motion reconstruction using a single RGB-D camera[J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(3): 32.
- [16] JUAN R, TERVEN D, MARGARITA C E, et al. A multiple camera calibration and point cloud fusion tool for Kinect V2[J]. Science of Computer Programming, 2017, 143: 1–8.
- [17] 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)
- [18] 沈跃, 潘成凯, 刘慧, 等. 基于改进 SIFT-ICP 算法的 Kinect 植株点云配准方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 183–189. SHEN Yue, PAN Chengkai, LIU Hui, et al. Method of plant point cloud registration based on Kinect of improved SIFT-ICP[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 183–189. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171221&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.021. (in Chinese)
- [19] YANG Lin, ZHAI Ruifang, SHI Pujuan, et al. Segmentation of crop organs through region growing in 3D space[C]//International Conference on Agro-Geoinformatics, 2016.
- [20] CHETVERIKOV D, STEPANOV D, KRSEK P. Robust Euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm[J]. Image & Vision Computing, 2005, 23(3): 299–309.