

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.S2.022

基于 Kinect v2 传感器的果树枝干三维重建方法

任栋宇¹ 李晓娟¹ 林涛² 熊明明¹ 许贞辉¹ 崔高建¹

(1. 新疆大学机械工程学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆农业科学院经济作物研究所, 乌鲁木齐 830091)

摘要: 针对果树三维重构中存在建模精度低、成本高、拓扑结构差等问题, 提出一种基于 Kinect v2 传感器的果树表型三维重建与骨架提取方法。首先, 使用 Kinect v2 传感器采集不同视角下的果树点云数据; 其次, 对植株点云进行尺度不变特征变换的特征点检测, 对关键点使用快速点特征直方图算法进行特征向量计算, 通过随机抽样一致性方法提纯点云的初始位置, 经初始变换后使用改进的迭代最近点算法进行精配准、拼接形成完整点云; 最后, 使用 Delaunay 三角剖分解构点云数据对缺失点云进行填充, 使用 Dijkstra 最短路径算法对最小生成树进行求取, 通过迭代去除冗余分量对骨架进行简化, 使用圆柱拟合算法估算枝干骨架, 将枝干骨架变为封闭凸包多面体, 实现果树的枝干三维重建。实验结果表明: 采用本文所提建模方法点云平均配准误差为 0.52 cm, 枝干平均重构误差不超过 3.52%, 重建效果良好。研究成果可为果园评估作物状态、智能化修剪等研究提供数据支持。

关键词: 果树; 三维重建; Kinect v2; 点云; 配准

中图分类号: TP391; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S2-0197-07

3D Reconstruction Method for Fruit Tree Branches Based on Kinect v2 Sensor

REN Dongyu¹ LI Xiaojuan¹ LIN Tao² XIONG Mingming¹ XU Zhenhui¹ CUI Gaojian¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

(2. Institute of Cash Crops, Xinjiang Academy of Agricultural Sciences, Urumqi 830091, China)

Abstract: Aiming at the problems of low modeling accuracy, high cost and poor topology structure in the three-dimensional (3D) reconstruction of fruit trees, a 3D reconstruction method of fruit tree phenotype and skeleton extraction based on Kinect v2 sensor was proposed. Firstly, the Kinect v2 sensor was used to collect fruit tree point cloud data from different perspectives. Secondly, the characteristic point detection of scale invariant feature transformation was carried out on the plant point cloud, the eigenvector calculation was carried out by using the fast point feature histogram algorithm, the initial position of the point cloud was purified by the random sampling consistency method, and the improved iterative nearest point algorithm was used to finely register and stitch to form a complete point cloud after the initial transformation. Finally, the Delaunay triangulation of the point cloud data was used to fill the missing point cloud, the Dijkstra shortest path algorithm was used to obtain the minimum spanning tree, the skeleton was simplified by iteratively removing redundant components, the tree skeleton was estimated by the cylindrical fitting algorithm, and the tree skeleton was transformed into a closed convex polyhedron, and the 3D reconstruction of the branches of the fruit tree was realized. The experimental results showed that the average error of point cloud registration was 0.52 cm, and the average error of branch reconstruction was not more than 3.52%, and the reconstruction effect was good. The research results can provide data support for orchard assessment of crop status, intelligent pruning and other research.

Key words: fruit tree; 3D reconstruction; Kinect v2; point clouds; registration

收稿日期: 2022-06-30 修回日期: 2022-08-17

基金项目: 新疆维吾尔自治区创新团队机器人及智能装备技术科技创新团队项目(2022D14002)、机械制造系统工程国家重点实验室开放课题基金项目(skllms2022023)和新疆维吾尔自治区科学技术协会科技咨询重点项目(xjkj-2021-019)

作者简介: 任栋宇(1997—),男,硕士生,主要从事智能修剪机器人研究,E-mail: 610327815@qq.com

通信作者: 李晓娟(1987—),女,副教授,主要从事农牧特种机器人研究,E-mail: lxj_xj903@163.com

0 引言

作物表型是机器人执行农业任务、开展农场管理、评估作物状态、关联基因型与表型的先决条件^[1]。通过运用三维重建信息技术构造精确逼真的果树三维形象模型,对引导果园果树的现代化管理,如农业虚拟剪枝、树形结构分析等方面都有着重大意义^[2-3]。由于植物生长的复杂性和随机性,其三维模型的精准、快速构建成为研究难点。而点云数据包含信息丰富、精度高,在森林演变、植物模型重构方面得到了广泛应用。

目前,基于点云的农作物三维重建的仪器与技术有激光雷达、多目立体相机、TOF相机等。Kinect v2 传感器由于具有实时同步获取目标的深度信息和彩色信息的功能,且兼具精度良好、成本低廉、兼容性好等优点,使该传感器在信息农业中获得广泛的应用。该方法成本较低、性价比高,基本能够满足农业实际应用需求,但 Kinect v2 传感器易受距离、光照等影响,导致精度降低,增加了点云配准的困难。文献[4-14]对采用 Kinect v2 传感器进行果树点云配准展开研究。沈跃等^[6]使用尺度不变的特征变换法(Scale-invariant feature transform, SIFT)^[7]搜索特征点,使用改进迭代最近点(Iterative closest point, ICP)算法对植株进行点云配准,通过 Nanoflann 加速显著提升了配准时间,但未对枝干进行拟合,重建模型真实感不够。林榆森等^[8]通过在树木上增加标志性物质,提高了特征点特征直方图(Fast point feature histograms, FPFH)^[9]的稳定性,然而配准精度并未得到显著提升。WU 等^[11]利用 Kinect v2 传感器获取水稻的多视图图像,通过轮廓投影和逆投影方法对水稻植株进行三维重建。ZHOU 等^[13]通过添加辅助标定球,采用随机采样一致性(Random sample consensus, RANSAC)^[14]算法拟合标定球点云,大大提升了关键点配准精度。文献[15-19]对果树点云进行骨架提取研究,提取点云最小生成树,通过圆柱拟合表示枝干几何模型,但所建模型真实感不强。SUN 等^[16]使用体素稀化的自动树骨架提取方法,对柳树进行骨架的高效提取,但缺乏定量分析。师翊等^[18]利用角度约束空间殖民算法对树木点云骨架进行提取,但是对于较小的枝条不能保证具有精准、合理的拓扑结构,细节处理不够健壮。此外,也有部分学者采用激光雷达作为数据传感器开展研究^[20-23],激光雷达方法重建精度高,不受光照影响,但存在设备昂贵且所建模型信息不够完整、枝叶纹理细节丢失等缺点。RAMAN 等^[20]使用3个不同角度 RGB 传感器和一个激光雷

达对桃树进行点云重建,提升了重建精度。曹伟等^[21]针对现有的几种激光雷达树木建模技术进行总结,比较了 TLS、ALS 等几种数据源建模的优劣性。但结合点云数据开展表型建模与果树骨架提取的研究还鲜有报道。

本文以桃树作为研究对象,提出基于 Kinect v2 传感器的果树点云三维重建与骨架提取方法。使用 Kinect v2 传感器获取桃树点云数据,对不同视角获取的点云数据进行初始配准,使其满足 ICP 配准条件,继而使用改进的 ICP 算法精配准进一步变换点云位置关系,通过两两配准逐步实现多视角桃树点云的完整三维点云,使用 Delaunay 三角剖分解构点云数据,对缺失点云进行填充,使用 Dijkstra 最短路径算法对最小生成树(Minimum spanning tree, MST)求取,然后通过迭代剔除冗余分量对骨架进行简化,采用全局优化方法拟合圆柱体序列,以逼近树木枝干的几何形状,实现果树枝干三维模型重建。

1 材料与方法

1.1 实验设备与信息采集

Kinect v2 传感器(图 1a)基于飞行时间(ToF)原理,将获取的深度图像数据从相机参考系转换为世界参考系,从而创建点云。计算平台采用通用计算机(Windows 10 专业版、Intel i7-6700HQ 主频 2.6 GHz 处理器、8 GB RAM 内存、500 GB 金士顿固态硬盘、NVIDIA GeForce GTX 965M 显卡、Microsoft Visual Studio 2013 配置 OpenCV 3.0 + PCL 1.80)。

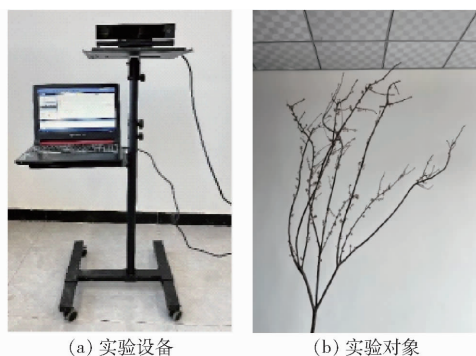


图1 实验设备与桃树图

Fig. 1 Experimental equipment and peach tree diagram

如图 1b 所示,建模实例为桃树,高约 2.5 m,冠层直径约 1.6 m,将 Kinect v2 传感器安装在移动平台上如图 1a 所示,为获得无缺失的完整桃树点云,使其正对桃树主体,镜头平面倾斜向上 20°,拍摄距离为 3 m,相邻公共部分需不低于 30%,每间隔 50°采集一次点云,一周共采集 8 次。

1.2 数据获取及预处理

使用 Kinect v2 传感器获取某一视角的深度图

像和 RGB 图像,通过调用 Kinect for Windows SDK 中的深度镜头与彩色镜头之间的映射关系,将深度图像和 RGB 图像对齐转换为三维点云信息,转换公式为

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

式中 (X_d, Y_d, Z_d) ——二维像素点 (u', v') 对应的三维点云坐标

$D_d(u', v')$ ——像素点 (u', v') 对应点的深度距离

$f_{\text{UIR}}, f_{\text{VIR}}$ ——相机焦距,均取 382.5 mm

$(u_{\text{OIR}}, v_{\text{OIR}})$ ——相机光心坐标,取(258.8 mm, 209.4 mm)

由于 Kinect v2 传感器采集得到的点云信息中含有大量噪点干扰信息,为获取只含目标的点云信息,采用直通滤波,通过设定 X 、 Y 、 Z 方向的距离范围,过滤掉部分背景干扰信息,直通滤波 X 、 Y 、 Z 方向的取值为

$$\begin{cases} X_i \in [X_{\min}, X_{\max}] & (-1.7 \text{ m} \leq X \leq 1.7 \text{ m}) \\ Y_i \in [Y_{\min}, Y_{\max}] & (-0.8 \text{ m} \leq Y \leq 2.5 \text{ m}) \\ Z_i \in [Z_{\min}, Z_{\max}] & (1.5 \text{ m} \leq Z \leq 4.8 \text{ m}) \end{cases}$$

通过直通滤波处理后的数据仍然存在一些离群点、噪点等冗余信息,影响点云模型的精度,利用 Kd-Tree 算法进一步优化点云数据。计算任意点云 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 与其空间临近点 $P_j(x_j, y_j, z_j)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 平均距离 d_i ,并计算整体距离均值 μ 和标准差 σ ,将 d_i 在 $\mu \pm \alpha\sigma$ 范围之外的点过滤。 d_i, μ, σ 计算式为

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

式中临近点个数 n 的取值取决于点云的密集程度,本文 n 取 70, α 取 1.6 时去噪效果较好。每次过滤后提取点云大约 3 800 个。

2 点云枝干重建

点云配准常用的算法是 ICP,但由于这种算法结构框架本身的缺陷,可能会使最终迭代结果陷入

局部最优,导致精度较低。为改变传统配准算法的缺陷,在精配准之前,需要对点云进行初始配准,配准点云精度越高,枝干骨架提取越精确。

2.1 点云初始配准

首先利用 SIFT 查找并获取源点云和目标点云公共部分的关键特征点,对所获得的关键点进行法线计算,提取特征点的 FPFH。比较源点云集 P_1 和目标点云集 P_2 中任意关键点,并找出其中 FPFH 相似的点云集合,通过几何信息判断两者的转换关系。利用 RANSAC 算法在众多对应点转换关系中提纯出最优的转换参数旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} 。为了避免陷入局部最优解,以对应点转换后的均方差为判断依据,即设误差函数 $\text{Huber}(H(l_i))$ 作为粗配准性能的判断依据

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}l_i^2 & (\|l_i\| \leq m_i) \\ \frac{1}{2}m_i(2\|l_i\| - m_i) & (\|l_i\| > m_i) \end{cases} \quad (3)$$

式中 m_i ——设定阈值 l_i ——偏差值

当误差函数 $H(l_i)$ 取得最小值时,对应的变换矩阵就是最优解^[24],粗配准变换后有一个较好的位置关系。初配准流程如图 2 所示。

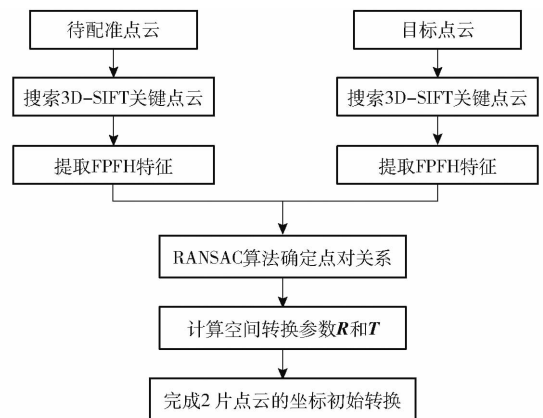


图 2 点云初始配准流程图

Fig. 2 Flow chart of initial registration

2.2 基于 Nanoflann 加速的点云精确配准

ICP 算法通过设定迭代次数反复迭代计算,使得 2 片点云无限接近完全重叠,配准过程中的最近邻搜索耗费了大量的时间,本文使用 Nanoflann^[25] 方法加速临近点的搜索来改进 ICP 算法,具体步骤如下:

(1) 初始配准后将待配准点云 P_1 进行转换,转换后的点云记作 P_3 ,将目标点云 P_2 与 P_3 相比较,在点云 P_3 中对 P_2 中所有点进行 Nanoflann 最近邻搜索,将相对距离最小的两相邻点云记作对应点,设置距离小于对应点最大距离的点云为对应点集。

(2) 使用奇异值分解法 (Singular value decomposition, SVD) 计算出对应点的空间转换矩阵 R 和 T 。

(3) 将旋转矩阵 R 和平移向量 T 作用于 P_3 , 经空间转换得到新的点集 Q , 计算优化后 Q 和 P_2 2 个点集之间的平均欧氏距离 D 。

(4) 若 $D < \tau$ (τ 为自定义阈值) 则得到最终优化的 R 、 M 矩阵, 迭代结束, 否则重复步骤 (1) ~ (4), 直到距离满足条件。

从图 3 可知, 使用 Nanoflann 算法加速后比传统 ICP 临近点搜索算法速度提升了 40% 以上。

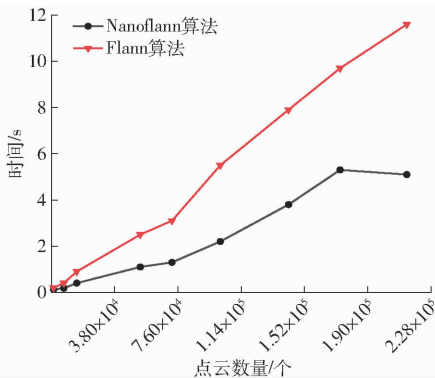


图 3 Nanoflann 和 Flann 算法速度对比

Fig. 3 Speed comparison between Nanoflann and Flann algorithms

2.3 点云骨架提取

为了生成具有高精度几何和拓扑结构的树干和枝条, 本文基于 AdTree 方法^[26] 提取果树骨架。首先在点云的 Delaunay 三角剖分基础上提取 MST^[27]。Delaunay 三角剖分为 MST 计算奠定了基础, 对缺失区域的分支点云进行填充, 并确保对数据质量较差输入点云的鲁棒性。得到三角图后, 对所有边进行加权处理, 以欧几里得空间中定义的边的长度为加权值, 使用 Dijkstra 最短路径算法从三角剖分计算 MST。通过预先确定和集中主要分支点, 可以提高骨架的质量, 给顶点和边赋权值, 并基于此值去除小的噪声成分, 最后, 通过迭代检查相邻顶点之间的邻近性和合并相邻顶点来重建轻量级的果树骨架。

在最终的果树骨架的基础上, 采用圆柱拟合的方法获得了果树的几何模型。基于优化方法^[28] 得到了精确的分支几何, 采用 Kd-tree 数据结构进行空间近邻搜索, 枝干快速分割, 使用 Levenberg Marquardt 算法求解非线性最小二乘问题得到后续分支半径, 根据相应的杆点, 拟合出一个圆柱体来近似分支的几何形状, 每个组成树干或所有分支的圆柱体可以被认为是一个封闭的凸包多面体拟合, 多面体的顶面和底面为凸多边形。点云骨架提取流程如图 4 所示。

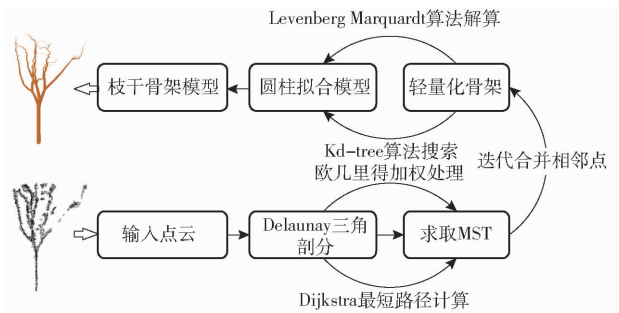


图 4 点云骨架提取流程图

Fig. 4 Flow chart of point cloud skeleton extraction

3 实验结果与分析

3.1 点云配准结果与分析

3.1.1 点云配准效果

利用 Kinect v2 传感器对桃树进行数据采集, 通过对桃树的 RGB 图像和深度图像进行对齐, 生成三维点云数据。结合多种滤波综合处理, 得到只含有桃树点云的数据, 如图 5a 所示; 依次拼接各个视角点云形成完整的三维点云, 以角度 1 和角度 2 为例, 对点云数据进行 SIFT 特征点算法计算, 如图 5b 所示; 通过 FPFH 和 RANSAC 算法确定 2 片点云的映射关系, 根据转换矩阵进行初始配准, 如图 5c 所示; 继而使用改进 ICP 算法实现最终配准, 完成 2 片点云的拼接, 如图 5d 所示; 每两两视角点云依次配准

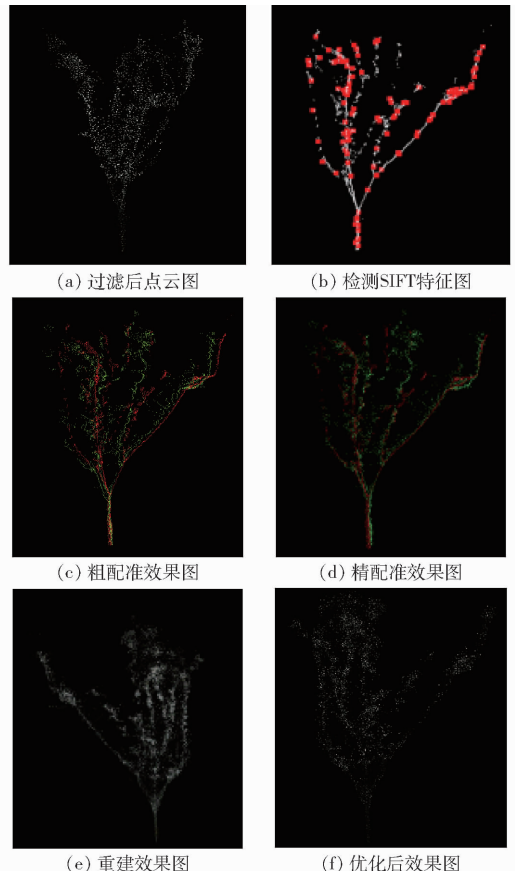


图 5 点云配准图

Fig. 5 Point cloud registration diagrams

形成完整三维点云,如图 5e 所示;由于多个视角形成的点云数据过拟合,对点云进行下采样并使用统计滤波去除离群点,最终得到完整精确的桃树点云,如图 5f 所示。

3.1.2 点云配准误差分析

为对点云配准误差进行定量分析,将配准后对应点之间的欧氏距离均值用作评价依据,理想的完全配准对应点距离为零,距离越小,精度越高,将本文算法与传统 ICP 算法和 3DSC - ICP 算法作对比分析,结果如表 1 所示。由于改进 ICP 算法,使用 Nanoflann 加速搜索,相比传统 ICP 耗时降低了 17.2 s,且平均配准精度提升了 2.64 cm,相比 3DSC - ICP 配准时间和精度都有显著的提升。

表 1 点云配准算法性能对比

Tab.1 Performance comparison of point cloud

registration algorithm

算法	点云数量	配准时间/s	平均配准误差/cm
传统 ICP	9 457	48.4	3.16
3DSC - ICP	9 457	71.7	1.07
本文算法	9 457	31.2	0.52

3.2 点云枝干重构结果与分析

3.2.1 点云枝干重构效果

输入桃树点云如图 6a 所示。为填充空白、缺失点云,对点云进行 Delaunay 三角剖分计算如图 6b 所示;以欧几里得空间中定义边的长度为加权值,对所有边进行加权处理,使用 Dijkstra 最短路径算法从三角剖分中计算 MST,如图 6c 所示;进一步迭代检查相邻顶点之间的邻近性,合并相邻顶点来重建轻量级的树骨架,如图 6d 所示。

在简化骨架的基础上,进一步拟合圆柱,采用圆柱拟合的方法获得了桃树的几何模型见图 7a,每个组成树干或所有分支的圆柱体可以被认为是一个封闭的凸包多面体拟合,多面体的顶面和底面为凸多边形,最终重构模型见图 7b。

3.2.2 点云枝干重构误差分析

为进一步提高本研究模型的可用性,验证模型的精度,设计了一种圆柱枝干模型的胸径和树高计算方法。用 Z 的最大值减去 Z 的最小值,就可以计算出树的高度。为了获得更精确的树高,计算 Z 轴中 5 个最大坐标减去对应的 5 个最小坐标取平均值。在计算枝干模型胸径时,选取圆柱体截面,通过点云坐标值计算截面周长,根据周长公式计算胸径。

输入点云质量直接影响胸径和树高的估计精度,为了准确估计该模型精度,对桃树进行 10 次点云重建,以重建模型的胸径和树高平均值与实际值进行比较,结果如表 2 所示。

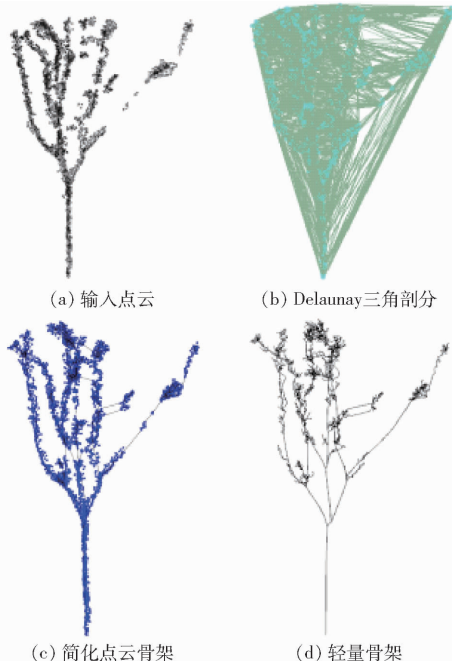


图 6 轻量化骨架图

Fig.6 Lightweight skeleton diagrams

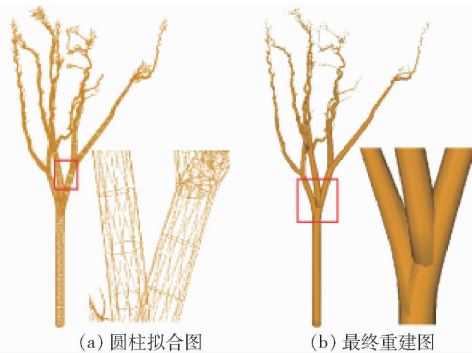


图 7 圆柱拟合枝干重建图

Fig.7 Reconstruction of cylindrical fitting branches

表 2 重构与实测结果精度比较

Tab.2 Accuracy comparison between reconstruction and measured results

参数	胸径/mm	树高/m
实测值	36.34	2.45
平均重构值	35.06	2.41
平均误差/%	3.52	1.63

4 结论

(1) 通过直通滤波算法和统计滤波 Kd - Tree 算法相结合,实现了在复杂场景中对目标果树点云的提取,去除背景点云和离群点,获得完整准确的单棵果树点云数据。

(2) 提出了基于 SIFT - ICP 的果树点云配准方法,实验结果表明,通过 SIFT 关键点估算转换位姿,经 RANSAC 算法提纯,使用改进 ICP 算法配准后,平均配准时间为 31.2 s,平均配准误差为 0.52 cm,

满足果树三维点云实际应用需求。

(3) 基于配准后点云数据, 从中提取果树的三维骨架信息, 对所重构骨架进行了定量的误差分析,

平均重构误差不超过 3.52%, 较真实地反映了果树的拓扑结构, 重构模型可为数字化农业、智能剪枝等提供参考。

参 考 文 献

- [1] VAZQUEZ-ARELLANO M, GRIEPENTROG H W, REISER D, et al. 3D imaging systems for agricultural applications—a review[J]. *Sensors*, 2016, 16(5): 618.
- [2] KARKEE M, ZHANG Q, SILWAL A. Agricultural robots for precision agricultural tasks in tree fruit orchards[M]// *Innovation in Agricultural Robotics for Precision Agriculture*. Springer, Cham, 2021: 63–89.
- [3] 吴升, 温维亮, 王传宇, 等. 数字果树及其技术体系研究进展[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(9): 350–360.
WU Sheng, WEN Weiliang, WANG Chuanyu, et al. Research progress of digital fruit trees and its technology system[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(9): 350–360. (in Chinese)
- [4] XU Danqi, CHEN Lintao, MOU Xiangwei, et al. 3D reconstruction of *Camellia oleifera* fruit recognition and fruit branch based on Kinect camera[C]// *2021 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems (ICAIS 2021)*, 2021: 1–6.
- [5] MA Z, SUN D, XU H, et al. Optimization of 3D point clouds of oilseed rape plants based on time-of-flight cameras[J]. *Sensors*, 2021, 21(2): 664.
- [6] 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]. *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]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(12): 183–189. (in Chinese)
- [7] 王文博, 田茂义, 俞家勇, 等. 改进的迭代最近点点云配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(2): 390–399.
WANG Wenbo, TIAN Maoyi, YU Jiayong, et al. Improved iterative nearest point point cloud alignment method[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(2): 390–399. (in Chinese)
- [8] 林榆森, 李秋洁, 陈婷. 基于快速点特征直方图的树木点云配准[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(2): 155–162.
LIN Yusen, LI Qiujie, CHEN Ting. Point cloud registration of tree based on FPFH[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, 43(2): 155–162. (in Chinese)
- [9] DU Q. 3D point cloud registration denoising method for human motion image using deep learning algorithm[J]. *Multimedia Systems*, 2020, 26(1): 75–82.
- [10] 杨玉泽, 孙英伟, 林文树. 基于 FPFH 特征和 NDT 算法的树木点云配准[J]. *西北林学院学报*, 2019, 34(5): 141–146.
YANG Yuze, SUN Yingwei, LIN Wenshu. Tree point cloud registration based on FPFH feature and NDT algorithm[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2019, 34(5): 141–146. (in Chinese)
- [11] WU D, YE J L, WANG K, et al. Research on 3D reconstruction method of potted rice based on contour projection[J]. *Agric. Sci. Technol.*, 2020, 22: 87–95.
- [12] 郑立华, 王露寒, 王敏娟, 等. 基于 Kinect 相机的油麦菜自动化三维点云重建[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(7): 159–168.
ZHENG Lihua, WANG Luhan, WANG Minjuan, et al. Automated 3D reconstruction of leaf lettuce based on Kinect camera[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(7): 159–168. (in Chinese)
- [13] ZHOU S, KANG F, LI W, et al. Point cloud registration for agriculture and forestry crops based on calibration balls using Kinect V2[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(1): 198–205.
- [14] 陆军, 邵红旭, 王伟, 等. 基于关键点特征匹配的点点云配准方法[J]. *北京理工大学学报*, 2020, 40(4): 409–415.
LU Jun, SHAO Hongxu, WANG Wei, et al. Point cloud registration method based on key point extraction with small overlap[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2020, 40(4): 409–415. (in Chinese)
- [15] LIN G, TANG Y, ZOU X, et al. Three-dimensional reconstruction of guava fruits and branches using instance segmentation and geometry analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 184: 106107.
- [16] SUN J, WANG P, LI R, et al. Fast tree skeleton extraction using voxel thinning based on tree point cloud[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(11): 2558.
- [17] 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]. *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 based on machine vision method[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(5): 256–262. (in Chinese)
- [18] 师翊, 何鹏, 胡少军, 等. 基于角度约束空间殖民算法的树点云几何结构重建方法[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(2): 207–216.
SHI Yi, HE Peng, HU Shaojun, et al. Reconstruction method of tree geometric structures from point clouds based on angle-constrained space colonization algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(2): 207–216. (in Chinese)
- [19] AY A, CG A, AS B, et al. Semantics-guided skeletonization of upright fruiting offshoot trees for robotic pruning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 192: 106622.
- [20] RAMAN M G, CARLOS E F, SANKARAN S. Optimization and evaluation of sensor angles for precise assessment of

- architectural traits in peach trees[J]. *Sensors*, 2022, 22(12): 4619.
- [21] 曹伟,陈动,史玉峰,等. 激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2021, 46(2): 203–220.
CAO Wei, CHEN Dong, SHI Yufeng, et al. Progress and prospect of LiDAR point clouds to 3D tree models[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(2): 203–220. (in Chinese)
- [22] 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]. *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]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(4): 173–180. (in Chinese)
- [23] 程智君,游雨云,詹华群,等. 基于三维激光扫描仪的单颗树木几何重建技术研究[J]. *中国农机化学报*, 2019, 40(6): 152–157.
CHENG Zhijun, YOU Yuyun, ZHAN Huaqun, et al. Research on geometric reconstruction of single tree based on three-dimensional laser scanner[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2019, 40(6): 152–157. (in Chinese)
- [24] PFISTER A, WEST A M, BRONNER S, et al. Comparative abilities of Microsoft Kinect and Vicon 3D motion capture for gait analysis[J]. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 2014, 38(5): 1–7.
- [25] 常乐乐. SICIP 配准的三维人脸建模研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
CHANG Lele. 3D face modeling based on registering of SICIP[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016. (in Chinese)
- [26] DU S, LINDENBERGH R, LEDOUX H, et al. AdTree: accurate, detailed, and automatic modelling of laser-scanned trees[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(18): 2074.
- [27] 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*, 2018, 26(2): 1372–1384.
- [28] NURUNNABI A, SADAHIRO Y, LINDENBERGH R, et al. Robust cylinder fitting in laser scanning point cloud data[J]. *Measurement*, 2019, 138: 632–651.

~~~~~

(上接第 119 页)

- [16] 左兴健,武广伟,付卫强,等. 风送式水稻侧深精准施肥装置的设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(3): 14–21.  
ZUO Xingjian, WU Guangwei, FU Weiqiang, et al. Design and experiment on air-blast rice side deep precision fertilization device[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(3): 14–21. (in Chinese)
- [17] 温翔宇,贾洪雷,张胜伟,等. 基于 EDEM-Fluent 耦合的颗粒肥料悬浮速度测定试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(3): 69–77.  
WEN Xiangyu, JIA Honglei, ZHANG Shengwei, et al. Test of suspension velocity of granular fertilizer based on EDEM-Fluent coupling[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(3): 69–77. (in Chinese)
- [18] IQBAL N, RAUH C. Coupling of discrete element model (DEM) with computational fluid mechanics (CFD) a validation study[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2016, 277: 154–163.
- [19] YANG S, LUO K, ZHANG K, et al. Numerical study of a lab-scale double slot-rectangular spouted bed with the parallel CFD-DEM coupling approach[J]. *Powder Technology*, 2015, 272: 85–99.
- [20] QIAN F P, HUANG N J, LU J L, et al. Design and test analysis of elbow in one-step centralized pneumatic seeding system[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2014, 71: 478–488.
- [21] 周韦,王金峰,王金武,等. 基于 EDEM 的水田深施肥机构螺旋钢丝的数值模拟与分析[J]. *农机化研究*, 2015, 37(1): 27–30.  
ZHOU Wei, WANG Jinfeng, WANG Jinwu, et al. Numerical simulation and analysis of a fertilizer can on fertilizer spreader based on EDEM[J]. *Agricultural Mechanization Research*, 2015, 37(1): 27–30. (in Chinese)
- [22] MARTINA C L, BOUVARDA D, SHIMAB S. Study of particle rearrangement during powder compaction by the discrete element method[J]. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 2003, 51(4): 667–693.
- [23] CLEARY P W. Predicting charge motion, power draw, segregation and wear in ball mills using discrete element methods[J]. *Minerals Engineering*, 1998, 11(11): 1061–1080.
- [24] 温翔宇,袁洪方,王刚,等. 颗粒肥料离散元仿真摩擦因数标定方法研究[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 115–122.  
WEN Xiangyu, YUAN Hongfang, WANG Gang, et al. Calibration method of friction coefficient of granular fertilizer by discrete element simulation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 115–122. (in Chinese)
- [25] FRYE L, PEUKERT W. Identification of material specific attrition mechanisms for polymers in dilute phase pneumatic conveying[J]. *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, 2005, 44(2): 175–185.
- [26] KARAVEL D, BARUT Z B, OZMERZI A. Mathematical modeling of vacuum pressure on a precision seeder[J]. *Biosystems Engineering*, 2004, 87(4): 437–444.
- [27] AKHSHIK S, BEHZAD M, RAJABI M. CFD-DEM approach to investigate the effect of drill pipe rotation on cuttings transport behavior[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2015, 127: 224–229.