

基于骨架点的矮化密植枣树三维点云自动配准

马保建^{1,2} 鄢金山¹ 王乐¹ 蒋焕煜¹

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058; 2. 新疆理工学院机械电气工程学院, 阿克苏 843100)

摘要:为了实现枣园的自动化管理,针对枣树自动化选择性冬剪作业要求,需要重建出矮化密植无叶枣树枝干的三维模型。利用2台固定的Azure Kinect DK深度相机搭建获取枣树点云信息的三维重建系统平台,然后把系统平台逆时针旋转55°获取同一棵枣树的另一帧三维点云信息。为了自动完成2帧点云的配准,提出了基于骨架点的枣树点云配准方法:首先利用FPFH特征描述子计算骨架点的特征向量,并采用SAC-IA(采样一致性)算法对2个视角下的枣树骨架点云进行初始匹配;其次利用经典的ICP算法对初始位姿进行优化;最终只采用2个视角下的点云重建枣树枝干的三维模型。实验对比了在3种典型自然环境下(晴天、阴天、夜间)枣树点云的配准精度和配准时间,结果表明:晴天时对采集系统有一定的影响,使得配准后的枣树枝干有部分不完整;阴天和夜间对采集系统影响小,能够重建出完整的枣树枝干;相对于阴天和夜间,晴天时,枣树点云配准耗时最少,为0.09 s,而配准误差最大,其拟合分为0.000 29;阴天时,枣树点云配准时间介于晴天和夜间之间,为0.12 s,而此时配准误差最小,其拟合分为0.000 11;夜间配准误差介于晴天和阴天,且此时配准时间最长,为0.16 s。

关键词:枣树;深度相机;选择性修剪;骨架点;点云配准

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0024-09 OSID: 

Three-dimensional Point Cloud Automatic Registration for Dwarf and Dense Planted Jujube Tree Based on Skeleton Points

MA Baojian^{1,2} YAN Jinshan¹ WANG Le¹ JIANG Huanyu¹

(1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Technology, Aksu 843100, China)

Abstract: The current planting pattern of dwarf and dense jujube tree was increasingly conducive to mechanized harvesting, spraying and automated pruning, in which pruning of jujube tree removed redundant or overgrown branches and controlled tree structure to increase yield and extend life cycle. There were two main pruning methods: artificial pruning and whole geometric pruning. The quality of artificial pruning which was low efficiency, high labor cost and labor intensity was high. Higher efficiency can be achieved through whole geometric pruning with pruning machine adopted fixed distance, but wrong and missing pruning was serious. Automatic selective pruning reduced cost of labor, with a large number of useful branches being protected. In order to meet the requirement of automatic selective pruning of jujube tree, a complete 3D model of tree was needed. To ensure that two frames of point clouds of two fixed cameras were matched together with high accuracy, point cloud registration revisited algorithm was used. A system platform was built with two Azure Kinect DK depth cameras to obtain two frames of point clouds of a same tree in two positions with 55 degrees rotation difference. In order to register these two frames automatically, skeleton points based registration pipeline was proposed. Firstly, skeleton points' eigenvectors were calculated with fast point feature histograms (FPFH). Then, sample consensus initial alignment (SAC-IA) was applied for rough registering. Finally, fine registration with ICP algorithm was done with KD-tree acceleration to obtain a completed 3D branches model. The registration precision and time for the different natural environments were compared in the experiment, and results showed that illumination had a significant influence on the number of point clouds of jujube tree collected by the

收稿日期: 2020-10-14 修回日期: 2020-11-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(31870347)

作者简介: 马保建(1987—),男,博士生,新疆理工学院讲师,主要从事智能农业装备研究,E-mail: 11813019@zju.edu.cn

通信作者: 蒋焕煜(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农业装备研究,E-mail: hyjiang@zju.edu.cn

system. As a result, jujube branches 3D model were partially incomplete in sunny days, while complete jujube branches can be reconstructed in cloudy days and at night. In sunny days, the registration time was the minimum, only 0.09 s, and error was the largest with fitting score of 0.000 29; in cloudy day the registration time was 0.12 s between sunny days and night, and the error was the smallest with fitting score of 0.000 11. Compared with sunny and cloudy days, registration time was the longest at 0.16 s at night, and the error was between sunny and cloudy days.

Key words: jujube tree; RGB-D camera; selective pruning; skeleton points; point cloud registration

0 引言

相比于过去的枣树种植模式,矮化密植树形更利于枣园管理^[1],目前有自由纺锤形、小冠疏层形和开心形3种主要的矮化密植树形结构。枣树冬剪是枣园管理过程中的重要环节,通过去除多余或长势过长的树枝来控制树形结构,可达到增加产量的目的^[2]。果树修剪目前主要有2种方式:人工修剪和整株几何修剪。其中人工单枝选择性修剪质量高,但修剪效率低,并且人工成本高、劳动强度大,容易对操作者手指造成损伤;整株几何修剪效率高,令修剪机械与果树保持固定的修剪距离,但错剪、漏剪比较严重^[3-4]。自动化选择性修剪对果树进行有选择的精剪,能够减少用工成本,避免大量有用枝条被误剪,从而提高果树的产量并延长其生长周期^[5]。

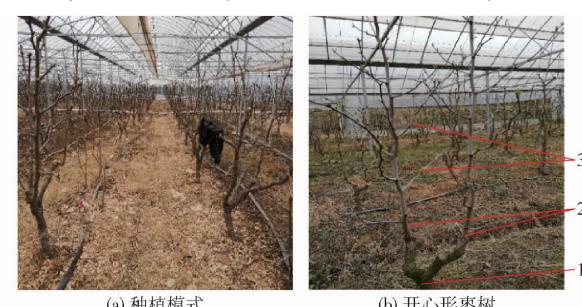
合适的信息获取技术对于果树自动化选择性修剪十分重要^[6],相关研究表明,利用2D视觉技术识别果树树枝可以达到修剪的目的^[7-10],然而利用2D图像提取果树枝干三维几何结构信息十分困难。3D视觉技术克服了2D视觉技术的这些缺点,并能很好地重构果树的几何结构信息^[11-12],文献[13]利用双目视觉对果树进行重建,文献[14]利用3个固定的RGB相机采用SFM算法对葡萄树枝干进行三维重建并完成了田间的修剪作业实验,但是其计算复杂度比较高;文献[15-18]在自然环境下利用激光雷达获取果树的三维点云信息,但是获取果树信息的过程比较繁琐、传感器比较昂贵且受限于获取的稀疏点云信息,对于重建较高精度的枣树枝干比较困难;文献[19-20]搭建结合RGB相机和ToF原理的深度相机的系统对苹果树进行了部分三维重建;文献[21]采用2台固定的Kinect v1相机(基于结构光原理)对樱桃树在室内进行了重建实验,并说明了该系统无法在室外使用;文献[22]利用Kinect v2相机(基于TOF原理)获取树的多角度点云信息,用标记球的方式人工配准,然后利用空间殖民算法结合管道模型生成树的结构;同样的,文献[23-24]利用Kinect v2相机重建部分苹果树的三维模型,主要枝干重建的误差在5 mm,但没有提及重建时间。

本文以矮化密植开心形枣树为研究对象,利用2台消费级Azure Kinect DK深度相机搭建三维重建系统平台,在自然环境下对无叶枣树进行点云信息采集,并提出一种基于骨架点的枣树点云配准方法,首先利用骨架点对2个视角下的枣树点云进行快速初配准获得较优的初始位姿,然后利用经典的ICP算法进行精配准,只需2个视角就能快速重建出完整的枣树枝干三维模型,并对3种典型自然环境下的枣树点云进行配准实验以及误差分析。

1 材料与方法

1.1 实验场地

实验场地位于浙江省义乌市农场室外的无主动光源的大棚内,其有2个主要作用:首先,保持棚内一定的温度,促进枣树早开花结果;其次,在南方雨季来临之时可以防止雨水对于枣树花、果的影响。大棚内种植的是矮化密植5~6年生枣树,开心形的树形结构,生长过程是在自然光照环境下进行的,其种植模式为株距1.5 m,行间距1.8 m,高度1.8~2.2 m,如图1所示(拍摄于2019年12月)。



(a) 种植模式 (b) 开心形枣树

图1 矮化密植枣树

Fig. 1 Dwarf and dense planted jujube tree

1. 主杆 2. 侧枝 3. 二次枝

1.2 枣树三维重建系统平台

本文搭建的枣树三维重建系统平台如图2所示,该系统平台主要包括:支撑架、2台Azure Kinect DK深度相机(兼顾相机获取数据的速度,选择如表1所示的相机部分参数)、联想计算机(i5-6300HQ主频2.3 GHz处理器、4 GB内存、NVIDIA GeForce GTX 960M显卡)、2个LED灯(30 W、色温3 000~5 700 K、尺寸为17.6 mm×14.4 mm×3 mm、发光角

度 120°)、音频线、移动电源(220 V、65 000 mA·h、300 W)等。采用2台Azure Kinect DK深度相机平行固定串联的方式搭建,2台深度相机平行安装距离35 cm且距离地面1.1 m的位置,固定在支撑架上。用音频线把2台相机串联起来实现2台相机的同步,音频线一端插入副相机的IN端,另一端插入主相机的OUT端,同时2台相机通过数据线连接在同一台计算机上。本文算法在Windows 10系统上的VS 2019结合点云PCL 1.9库、OpenCV 4.2库编写。

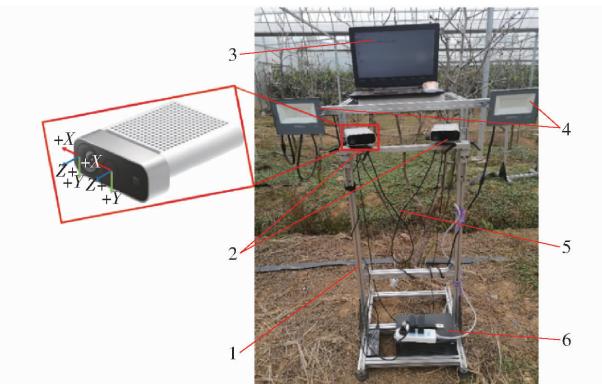


图2 三维重建系统平台

Fig. 2 3D-reconstruction system platform

1. 支撑架 2. Azure Kinect DK 深度相机 3. 计算机 4. LED 灯
5. 音频线 6. 移动电源

表1 Azure Kinect DK 深度相机部分参数

Tab. 1 Partial parameters of Azure Kinect DK depth camera

参数	数值
RGB 相机分辨率/(像素×像素)	1 280 × 720
深度相机分辨率/(像素×像素)	640 × 576
帧频率/(f·s ⁻¹)	30
有效距离/m	0.5 ~ 3.86
水平视场角/(°)	90
垂直视场角/(°)	59
质量/g	440
外观尺寸/(mm × mm × mm)	126 × 103 × 39

1.3 2台固定相机的位姿标定

由于Azure Kinect DK深度相机的内部参数在出厂时已设定,因此只需采用Matlab软件立体视觉标定工具箱,利用张正友标定法^[25~26],计算2台固定主、副相机之间的相对位姿矩阵 $T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}$,标定过程是将尺寸为300 mm × 300 mm棋盘格标定板放在距离2台相机1.2 m的位置进行标定,如图3所示。30组不同角度的棋盘格图像同时被2台相机获取,每组2幅图像类似于双目相机的左右摄像头,经标定可得2台固定相机的位姿矩阵为

$$T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}} = \begin{bmatrix} 0.975 & -0.091 & -0.200 & 0.544 \\ 0.076 & 0.993 & -0.081 & 0.035 \\ 0.206 & 0.064 & 0.976 & 0.006 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

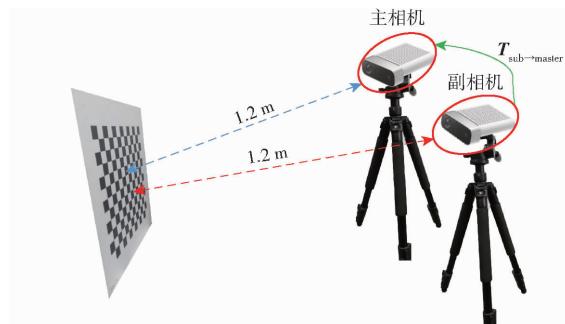


图3 2台固定相机标定过程示意图

Fig. 3 Process of camera calibration

且标定的相机内部参数和出厂时的内部参数基本一致。Azure Kinect DK相机能获取彩色图像、深度图像和红外图像3种数据,且相机出厂时已经实现了彩色相机与深度相机的精确标定,利用Azure Kinect DK for Windows 10 SDK v1.2和编程接口API,并结合相机的内部参数可实时获取物体在相机坐标系下的彩色三维点云数据,然后利用位姿矩阵 $T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}$ 把副相机获取的彩色三维点云转换到主相机的坐标系下,但是通过标定获取的位姿矩阵 $T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}$ 并不能使2台相机的彩色点云数据很好地融合,如图4a所示,文献[27]采用非线性优化的方法对4台固定的Kinect v2相机位姿进行优化,得到较好的室内重建结果,文献[28]利用标定球的方式求取2台固定相机的转换矩阵并重建出猪的三维模型。而本文采用更加方便的点云重配准算法^[29]优化 $T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}$ 矩阵,运用公式

$$T_{\text{opt}} \approx \begin{bmatrix} 1 & -\gamma & \beta & a \\ \gamma & 1 & -\alpha & b \\ -\beta & \alpha & 1 & c \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}^K \quad (1)$$

式中 T_{opt} —— 优化后的矩阵

$T_{\text{sub} \rightarrow \text{master}}^K$ —— 最后一次迭代的矩阵

其中令 $\epsilon = (\alpha, \beta, \gamma, a, b, c)$, 参数 ϵ 运用高斯牛顿法求解得到,其公式为

$$J^T J_r \epsilon = -J^T r \quad (2)$$

式中 r —— 残差矢量

J_r —— 残差矢量的雅可比矩阵

不断迭代得到最优位姿矩阵

$$T_{\text{opt}} = \begin{bmatrix} 0.972 & -0.083 & -0.215 & 0.387 \\ 0.073 & 0.995 & -0.053 & -0.008 \\ 0.218 & 0.036 & 0.975 & -0.005 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

最后实现 2 台 Azure Kinect DK 深度相机的实时点云直接叠加。假设主相机的坐标系为 C_{master} , 副相机的坐标系为 C_{sub} , 获取的点云数据分别是 $P_{\text{master}}, P_{\text{sub}}$, 由优化后得到的 2 台固定深度相机的变换矩阵 T_{opt} , 并最终在主相机坐标系 C_{master} 下输出 1 帧点云数据为 P_{out} , 完成 2 帧点云的直接融合, 见图 4b, 计算公式为

$$P_{\text{out}} = P_{\text{master}} + T_{\text{opt}} P_{\text{sub}} \quad (3)$$

式中 P_{out} —— 主相机输出的点云

P_{master} —— 主相机获取的点云

P_{sub} —— 副相机获取的点云

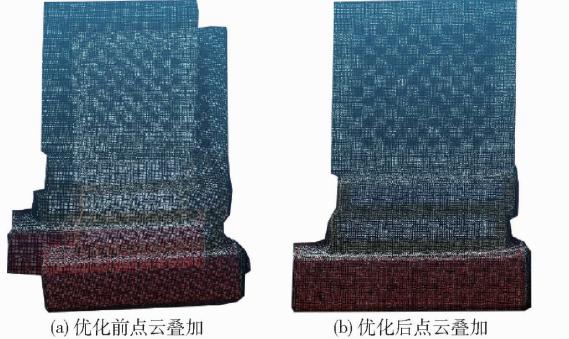


图 4 点云配准结果

Fig. 4 Registration results of point clouds

1.4 枣树三维点云信息采集

在 3 种典型的光照环境下(晴天、阴天、夜间)距离枣树主杆中心 1.1~1.3 m 的位置对开心形枣树进行拍摄(图 5a), 其中晴天的平均光照强度为 77 300 lx, 阴天的平均光照强度为 12 600 lx, 夜间通过 2 个 LED 灯补光后的平均光照强度为 4 000 lx(本文下面所有的 3 种典型光照环境都是采用平均光照强度)。对于参差不齐的矮化密植枣树, 尽管

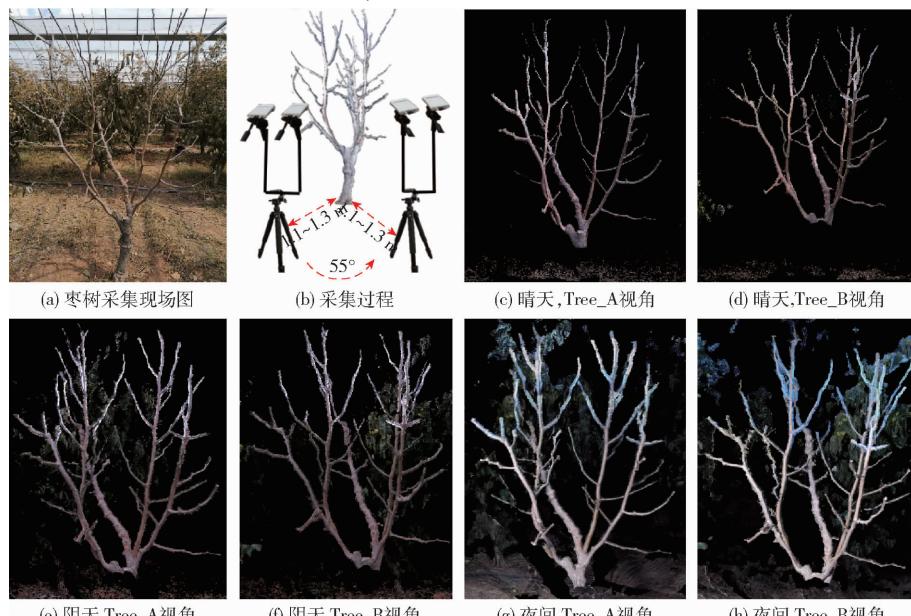


图 5 3 种典型光照环境下枣树信息

Fig. 5 Jujube tree information under three typical lighting environments

树形结构是开心形, 但由于枣园管理不规范, 开心形枣树的侧枝没有统一的模式, 侧枝分布有 2~5 个, 考虑到后续修剪样机的设计, 并经现场实验, 最终确定逆时针旋转系统平台 55°, 如图 5b 所示。对有 5 个侧枝的开心形枣树的采集过程, 如图 5c~5h 所示。获取的一个视角下的点云命名为 Tree_A, 逆时针旋转系统平台 55° 获取另一个视角下的点云, 命名为 Tree_B。

1.5 枣树点云预处理

三维重建系统平台获取的枣树场景空间信息, 包含了大量的背景噪声, 如附近的枣树、大棚和地面等, 因此需要对获取的原始枣树点云进行预处理, 以获得只有单棵枣树的点云信息。同时对单棵枣树点云数据进行下采样和滤波处理, 以提高枣树点云后续的配准速度和精度, 点云预处理流程如图 6 所示。根据枣树的三维点云坐标信息, 通过设置枣树三维点云的距离阈值范围, 将小于阈值的点云视为内点保留下来, 大于阈值的视为无用点去除。依据枣树树冠幅宽在 0.8~1 m 以及高度在 1.8~2.2 m, 设置空间 x,y 方向阈值范围分别为 (-0.5 m, 0.6 m)、(-1.5 m, 1.2 m), 可很好地去除附近枣树和顶部大棚的噪声信息, 并且系统平台放置在距离枣树主杆中心 1.1~1.3 m 的位置, 设置空间方向的阈值为 (0 m, 1.4 m) 可很好地去除枣树背景噪声, 这样就可获得只包含单棵枣树的三维点云信息。

为了加速点云数据处理速度, 需要降低枣树点云的密度, 利用体素滤波器^[30]对枣树点云进行下采样, 其中栅格尺寸设置为 5 mm, 这样能够最大程度地保留枣树的几何结构信息, 对于下采样后

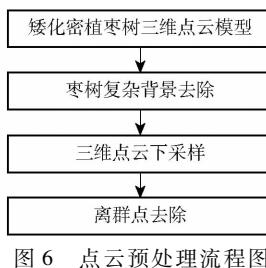


图 6 点云预处理流程图

Fig. 6 Flow chart of point clouds pre-processing

的枣树点云周围还存在着一些飞行点,这是由枣树枝干之间相互遮挡以及消费级 Azure Kinect DK 深度相机本身测量误差引起的。枣树周围的飞行点距离枣树枝干较远且稀疏,因此本文采用基于半径的滤波器^[31]去除,该算法需要搜索半径为 R 的圆内的点数,将阈值小于 k 的点云去除,而保留满足阈值的点,依据对枣树点云处理的实验结果选择 $R = 11 \text{ mm}$, $k = 10$,能有效去除离群点。

1.6 枣树点云配准过程

由于枣树本身结构复杂,树枝之间相互遮挡严重,对于本系统平台采集的单视角点云不能得到完整枝干三维模型,枣树枝干存在多处不连续的断点,如图 7b 所示(阴天时采集)。因此需要另外一个视角下的枣树点云,然后对 2 个视角下的点云进行配准,对枣树枝干的断点进行补全。对于结构复杂的枣树来说,直接采用 ICP 或者 NDT 算法进行配准,误匹配率高,计算复杂度高,并且容易陷入局部最优而不能完成 2 个视角点云的配准^[32]。因此提出一种基于骨架点对枣树点云进行初配准,获得 2 帧枣树点云较近的位置,然后再利用经典 ICP 算法进行精确配准,配准流程如图 8 所示。

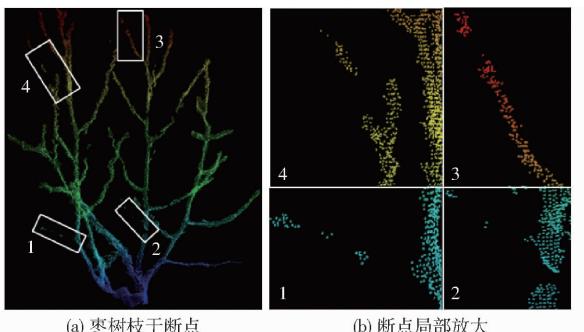


图 7 非完整枣树枝干模型

Fig. 7 Incomplete model of jujube tree branches

首先利用拉普拉斯算法^[33]提取出预处理后枣树点云的骨架线,该算法可以实现在有噪声的枣树点云中对其几何结构进行骨架线提取,公式为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{W}_L \mathbf{L} \\ \mathbf{W}_H \end{bmatrix} P' = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{W}_H P \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中 P —预处理后的枣树点云

P' —提取的枣树点云

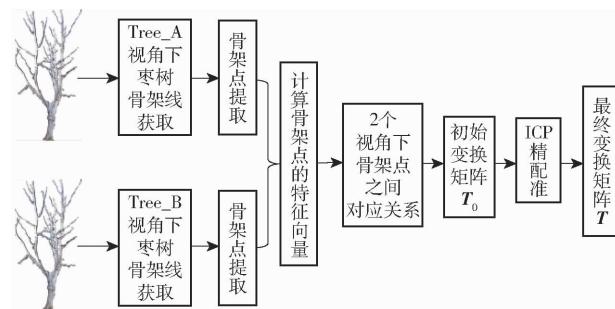


图 8 枣树点云配准流程图

Fig. 8 Pipeline of point cloud registration

L — $m \times m$ 的拉普拉斯矩阵

$\mathbf{W}_L, \mathbf{W}_H$ —对角权重矩阵

拉普拉斯矩阵中 m 设置为 16, 并且在提取点云 P' 时最远下采样的半径设置为 4 mm, 能较好地快速获得枣树的骨架线, 并对骨架线下采样获取其骨架点, 如图 9 所示。

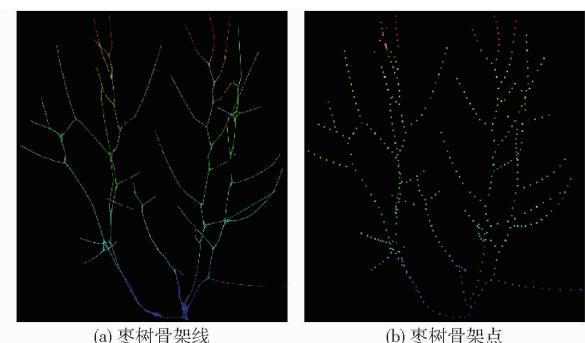


图 9 枣树骨架点提取

Fig. 9 Extraction of jujube tree skeleton point

其次对获取的枣树点云骨架点进行法向量估计,利用特征描述子 FPFH(快速点特征直方图)^[34]计算骨架点的特征矢量,并经过 SAC-IA(采样一致性)算法^[35]完成 2 个视角下枣树点云骨架点的映射关系,该算法的基本步骤:①从点云 Tree_A 的骨架点中选 n 个采样点,且采样点之间的距离应满足大于设定的最小阈值 d_{min} 。②在点云 Tree_B 的骨架点中查询与点云 Tree_A 具有相似特征的 1 个或多个点,并随机从这些点中选择 1 个点作为 Tree_A 和 Tree_B 之间的对应点。③计算对应点的变换矩阵,并通过对应点变换后的“距离误差和”函数来度量 2 帧枣树点云之间转换的质量。通过不断重复这 3 个步骤得到最小的误差,完成 2 帧点云的初始匹配,得到初始转换矩阵 T_0 。

最后采用经典 ICP 算法对初始转换矩阵 T_0 进一步优化完成枣树点云精配准过程并得到转换矩阵 T , 其中设置 ICP 最大的迭代次数为 100 以及前后 2 次的迭代误差为 0.02 mm。最后利用转换矩阵 T 来重建完整的枣树枝干三维模型,枣树总体三维重建过程如图 10 所示。

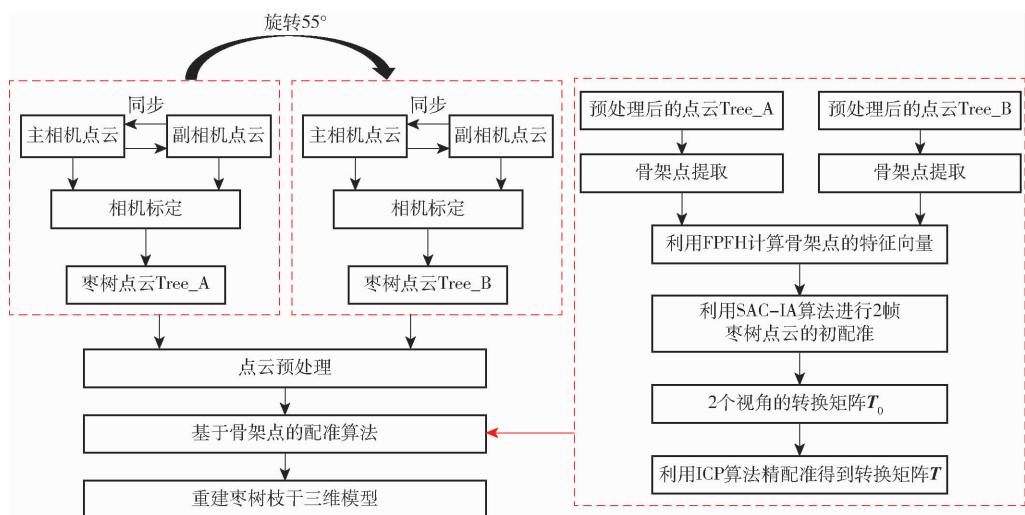


图 10 枣树重建总体流程图

Fig. 10 Overall process of jujube tree reconstruction

2 结果与讨论

本文搭建系统平台有 2 个主要原因:①矮化密植开心形枣树的枝干较细,树形结构复杂,枝干之间遮挡比较严重。②枣树的枝干表面非常粗糙,传感器到达枣树表面的红外光线不能被完全反射回来,造成枝干信息不能被传感器接收。即使利用单个深度相机分别获取 2 个视角下的枣树点云(阴天时采集)将其配准在一起,也不能准确反映枣树枝干的三维模型,如图 11d 所示。而利用 2 个平行固定实时同步的深度相机在单视角下就能够得到质量较好的枣树枝干模型,但存在不连续的枝干断点(阴天时采集),如图 12b 所示。

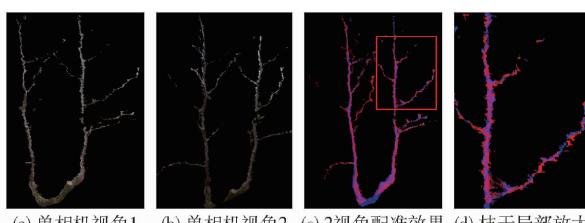


图 11 单相机重建结果

Fig. 11 Reconstruction of single camera



图 12 系统平台获取的单视角枣树点云

Fig. 12 Point clouds of jujube tree obtained by system platform in single view

2.1 标定方法的配准精度评估

通过张正友标定法确定 2 台固定深度相机的初始位姿,然后对初始位姿进一步优化,最终确定 2 台相机的转换矩阵 T_{opt} 。为了定量分析 2 台固定相机之间点云的配准精度,采用点到点的方法(C2C)^[36]测量原始点云与转换后的目标点云的平均距离来评估 2 帧点云的融合程度,2 帧点云之间的平均距离误差越小说明配准越好,反之配准越差。在 3 种典型自然环境下(晴天、阴天、夜间),利用系统平台获取 $300 \text{ mm} \times 300 \text{ mm}$ 棋盘格标定板的点云信息,然后采用 CloudCompare 软件计算标定板的原始点云和转换后的目标点云之间的平均距离误差。晴天平均距离误差为 0.311 mm, 阴天平均距离误差为 0.249 mm, 夜间平均距离误差为 0.167 mm, 在 3 种典型环境下,配准的平均距离误差变化较小,说明标定方法具有很好的鲁棒性。

2.2 2 个视角下点云配准效果

对于预处理后的 2 帧点云 Tree_A 与 Tree_B, 利用提取的骨架点在 3 种典型自然环境下(晴天、阴天、夜间)进行配准实验,配准实验结果如图 13、14 所示。在自然条件下利用系统平台采集枣树点云时,光照的变化对其有一定的影响,在晴天时每个视角下采集的枣树点云数量小于阴天采集,阴天采集的枣树点云数量小于夜间采集。晴天时对采集系统有一定影响使得重建的枣树枝干还有部分不完整,如图 14b 所示,而阴天和夜间对采集系统影响小,能够重建完整的枣树枝干,如图 13d、14d 所示。

2.3 枣树点云配准结果分析

通过单台相机获取 2 个视角下枣树点云,然后进行匹配得到的枣树枝干三维模型质量不高,故不

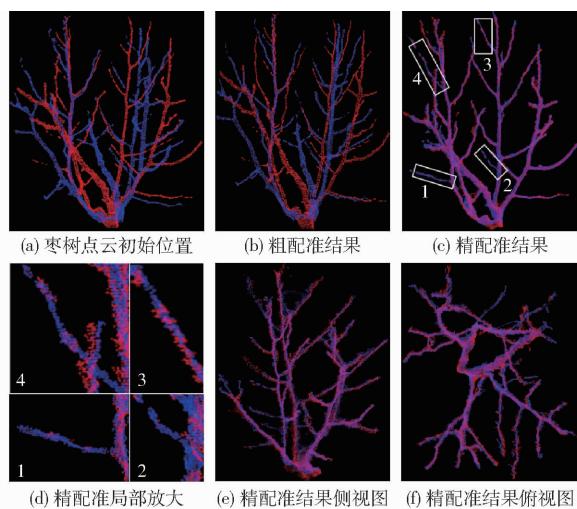


图 13 阴天配准过程

Fig. 13 Process of registrationin in cloudy day

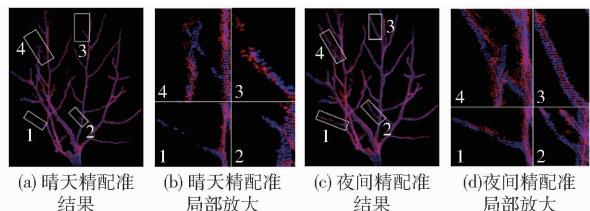


图 14 晴天、夜间精配准结果

Fig. 14 Results of registration in sunny day and at night

对其配准误差做进一步分析。利用匹配点总数(需要配准的最少点数)、配准时间(骨架点或关键点提取,初配准和精配准整个配准流程时间)和拟合分数3个指标进行配准结果分析,其中的拟合分数是源点云与对应旋转后目标点云之间的平均距离,且其值越小,说明配准效果越好^[37]。表2~4对经典ICP算法、SIFT-ICP算法、ISS-ICP算法、HARRIS-ICP算法^[38~40]以及本文提出的算法在3种典型的光照环境下(晴天、阴天、夜间)进行了对比。配准结果表明:①经典ICP算法相对于SIFT-ICP算法、ISS-ICP算法、HARRIS-ICP算法配准时间短,但其拟合分数最大即配准误差最大。②3种利用关键点的算法在相同光照环境下的拟合分数基本一样;在不同光照环境下,3种算法在阴天时拟合分数最小,配准时间介于晴天和夜间之间,而在晴天时配准时间最少,但配准误差最大。③本文提出的算法相对于以上4种算法其配准时间和配准误差都进一步降低;相对于阴天和夜间,在晴天时,枣树点云配准所需时间最少,为0.09 s,而配准误差最大,其拟合分为0.000 29;在阴天时,枣树点云配准的时间介于晴天和夜间,而此时配准误差最小,其拟合分为0.000 11。

2.4 枣树枝干重建的完整性和配准稳定性分析

在3种典型环境下,任意选择5棵矮化密植开

表2 晴天时点云配准结果

Tab. 2 Analysis of point cloud registration in sunny day

配准方法	匹配点总数	配准时间/s	拟合分数
经典ICP	42062	0.33	0.007 10
SIFT-ICP	892	1.09	0.000 46
ISS-ICP	827	0.86	0.000 47
HARRIS-ICP	8 373	8.87	0.000 46
本文算法	24	0.09	0.000 29

表3 阴天时点云配准结果

Tab. 3 Analysis of point cloud registration in cloudy day

配准方法	匹配点总数	配准时间/s	拟合分数
经典ICP	51 153	0.26	0.006 50
SIFT-ICP	1 089	1.47	0.000 20
ISS-ICP	946	1.07	0.000 19
HARRIS-ICP	9 893	11.33	0.000 19
本文算法	24	0.12	0.000 11

表4 夜间时点云配准结果

Tab. 4 Analysis of point cloud registration at night

配准方法	匹配点总数	配准时间/s	拟合分数
经典ICP	57 889	0.68	0.011 00
SIFT-ICP	1 141	1.56	0.000 30
ISS-ICP	990	1.13	0.000 30
HARRIS-ICP	11 154	12.58	0.000 30
本文算法	24	0.16	0.000 21

心形枣树进行重建,并对重建的枝干完整性和配准稳定性加以分析。重建后的枣树枝干数目以及在晴天时重建后枝干的断点数量(在阴天和夜间时,没有断点),如表5所示。在3种典型环境下的配准结果如表6所示,在相同的光照条件下,拟合分数差别较小,表明本文算法具有较好的稳定性。

表5 枣树枝干数量与枝干断点数

Tab. 5 Numbers of jujube branch and breakpoint

枣树编号	侧枝数量 真实值	二次枝 数量真 实值	重建后 侧枝 数量	重建后 二次枝 数量	晴天时配 准后二次 枝断点数
		二次枝 数量真 实值	重建后 侧枝 数量	重建后 二次枝 数量	晴天时配 准后二次 枝断点数
Tree - 1	5	28	5	28	3
Tree - 2	2	15	2	15	0
Tree - 3	3	20	3	20	2
Tree - 4	4	24	4	24	2
Tree - 5	3	18	3	18	1

表6 枣树点云配准结果

Tab. 6 Results of jujube point clouds registration

枣树编号	拟合分数		
	晴天	阴天	夜间
Tree - 1	0.000 31	0.000 13	0.000 21
Tree - 2	0.000 25	0.000 08	0.000 17
Tree - 3	0.000 28	0.000 10	0.000 19
Tree - 4	0.000 30	0.000 11	0.000 20
Tree - 5	0.000 27	0.000 09	0.000 18

3 结论

(1) 提出了采用 2 台消费级固定的深度相机实时重建矮化密植枣树的系统平台,利用点云重配准算法提高了 2 台深度相机之间配准精度,简化了配准流程,使得该系统平台能够获取高质量枣树枝干的三维点云模型。

(2) 提出了基于骨架点的重建枣树枝干算法的整体流程,缩短了枣树重建时间以及进一步降低了

配准误差,并在 3 种典型光照环境下(晴天、阴天、夜间)进行了对比实验。结果表明,光照对于本文枣树三维重建系统平台有一定的影响,进而影响到枣树点云的配准时间和精度。本文算法在晴天所需配准时间最少,为 0.09 s,但是配准误差却最大,拟合分为 0.000 29;阴天配准误差最小,其拟合分为 0.000 11;夜间配准所需时间最长,为 0.16 s,配准误差介于晴天和阴天。因此后续设计枣树修剪机器人样机时要考虑光照的影响。

参 考 文 献

- [1] 刘玉冬. 枣树仿形修剪装置的设计研究[D]. 石河子:石河子大学,2018.
LIU Yudong. Design and research of profiling and pruning device for jujube tree [D]. Shihezi: Shihezi University, 2018. (in Chinese)
- [2] PENG F, ZHENG H N, LU S H, et al. Growth model and visualization of a virtual jujube tree[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157:146–153.
- [3] 付威,刘玉冬,坎杂,等. 果园修剪机械的发展现状与趋势[J]. 农机化研究, 2017, 39(10):7–11.
FU Wei, LIU Yudong, KAN Za, et al. The situation and expectation of fruit tree pruning machine [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(10):7–11. (in Chinese)
- [4] 李守根,康峰,李文彬,等. 果树剪枝机械化及自动化研究进展[J]. 东北农业大学学报, 2017, 48(8):88–96.
LI Shougen, KANG Feng, LI Wenbin, et al. Progress advance on pruning mechanization and automation of fruit trees [J]. Journal of Northeast Agricultural university, 2017, 48(8):88–96. (in Chinese)
- [5] 郑永军,江世界,陈炳太,等. 丘陵山区果园机械化技术与装备研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(11):1–20.
ZHENG Yongjun, JIANG Shijie, CHEN Bingtai, et al. Review on technology and equipment of mechanization in hilly orchard [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11):1–20. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20201101&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.001. (in Chinese)
- [6] HE L, SCHUPP J. Sensing and automation in pruning of apple trees: a review[J]. Agronomy, 2018, 8(10):211.
- [7] MCFARLANE N J B, TISSEYRE B, SINFORTE C, et al. Image analysis for pruning of long wood grape vines[J]. Journal of Agricultural and Engineering Research, 1997, 66(2):111–119.
- [8] MING G, LU T F. Image processing and analysis for autonomous grapevine pruning[C]// IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2006:922–927.
- [9] 黄彪,邵明,宋雷. 枇杷枝条修剪机器人的视觉识别和框架提取[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2015, 43(2):114–119, 126.
HUANG Biao, SHAO Ming, SONG Lei. Vision recognition and framework extraction of loquat branch-pruning robot [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2015, 43(2):114–119, 126. (in Chinese)
- [10] TABB A, MEDEIROS H. Automatic segmentation of trees in dynamic outdoor environments[J]. Computers in Industry, 2018, 98:90–99.
- [11] VÁZQUEZ-ARELLANO M, GRIEPENTROG H W, REISER D, et al. 3-D imaging systems for agricultural applications—a review[J]. Sensors (Switzerland), 2016, 16(5):618–637.
- [12] BECHAR A, VIGNEAULT C. Agricultural robots for field operations. Part 2: operations and systems [J]. Biosystems Engineering, 2017, 153:110–128.
- [13] 贺磊盈,武传宇,杜小强. 基于双轮廓同步跟踪的果树枝干提取及三维重建[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7):182–189.
HE Leiyang, WU Chuanyu, DU Xiaoqiang. Fruit tree extraction based on simultaneous tracking of two edges for 3D reconstruction [J]. Transactions of CSAE, 2014, 30(7):182–189. (in Chinese)
- [14] BOTTERILL T, PAULIN S, GREEN R, et al. A robot system for pruning grape vines[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6):1100–1122.
- [15] MEDEIROS H, KIM D, SUN J, et al. Modeling dormant fruit trees for agricultural automation[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(7):1203–1224.
- [16] BAI J, XING H, MA S, et al. Studies on parameter extraction and pruning of tall-spindle apple trees based on 2D laser scanner [J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30):349–354.
- [17] ZENG L, FENG J, HE L. Semantic segmentation of sparse 3D point cloud based on geometrical features for trellis-structured apple orchard[J]. Biosystems Engineering, 2020, 196:46–55.
- [18] 吴志鹏,付威,娄朝霞,等. 基于激光雷达的枣树轮廓测量平台的设计与试验[J]. 农机化研究, 2020, 42(12):52–57.
WU Zhipeng, FU Wei, LOU Zhaoxia, et al. Design and test of a lidar-based date tree profile measuring platform [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(12):52–57. (in Chinese)

- [19] ADHIKARI B, KARKEE M. 3D reconstruction of apple trees for mechanical pruning [C] // American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting, 2011: 303 – 318.
- [20] KARKEE M, ADHIKARI B. A method for three-dimensional reconstruction of apple trees for automated pruning [J]. Transactions of the ASABE, 2015, 58(3): 565 – 574.
- [21] WANG Q, ZHANG Q. Three-dimensional reconstruction of a dormant tree using RGB – D cameras [C] // American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting, 2013: 1341 – 1350.
- [22] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 207 – 216. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180227&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.027. (in Chinese)
- [23] CHATTOPADHYAY S, AKBAR S A, ELFICI N M, et al. Measuring and modeling apple trees using time-of-flight data for automation of dormant pruning applications [C] // IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2016.
- [24] AKBAR S A, ELFICI N M, KAK A. A novel framework for modeling dormant apple trees using single depth image for robotic pruning application [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2016: 5136 – 5142.
- [25] FETIĆ A, JURIĆ D, OSMANKOVIĆ D. The procedure of a camera calibration using camera calibration toolbox for MATLAB [C] // MIPRO 2012 – 35th International Convention, 2012: 1752 – 1757.
- [26] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330 – 1334.
- [27] CÓRDOVA-ESPARZA D M, TERVEN J R, JIMÉNEZ-HERNÁNDEZ H, et al. A multiple camera calibration and point cloud fusion tool for Kinect V2 [J]. Science of Computer Programming, 2017, 143: 1 – 8.
- [28] 郭浩, 马钦, 张胜利, 等. 基于三维重建的动物体尺获取原型系统 [J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(5): 227 – 232, 246.
GUO Hao, MA Qin, ZHANG Shengli, et al. Prototype system of shape measurements of animal based on 3D reconstruction [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5): 227 – 232, 246. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140535&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.05.035. (in Chinese)
- [29] PARK J, ZHOU Q Y, KOLTUN V. Colored point cloud registration revisited [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 143 – 152.
- [30] RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: point cloud library [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011.
- [31] GAI J, TANG L, STEWARD B L. Automated crop plant detection based on the fusion of color and depth images for robotic weed control [J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(1): 35 – 52.
- [32] 刘振, 杨玮, 李民赞, 等. 基于 Kinect 相机的土壤表面三维点云配准方法 [J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊): 144 – 149.
LIU Zhen, YANG Wei, LI Minzan, et al. Three-dimensional point cloud registration method for soil surface based on Kinect camera [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 144 – 149. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s023&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.023. (in Chinese)
- [33] CAO J, TAGLIASACCHI A, OLSON M, et al. Point cloud skeletons via Laplacian-based contraction [C] // SMI 2010-International Conference, 2010: 187 – 197.
- [34] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 1848 – 1853.
- [35] 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)
- [36] GIRARDEAU-MONTAUT D, ROUX M, MARC R, et al. Change detection on points cloud data acquired with a ground laser scanner [C] // International Archives of the Photogrammetry, 2005: 30 – 55.
- [37] ZHOU S Z, KANG F, LI W B, 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.
- [38] SCOVANNER P, ALI S, SHAH M. A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition [C] // Proceedings of the ACM International Multimedia Conference and Exhibition, 2007: 357 – 360.
- [39] YU Z. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition [C] // IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, 2009: 689 – 696.
- [40] SIPIRAN I, BUSTOS B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes [J]. Visual Computer, 2011, 27(11): 963 – 976.