

基于三维点云的群体樱桃树冠层去噪和配准方法

刘 刚¹ 尹一涵^{1,2} 郑智源^{1,2} 李云涵^{1,2} 梁树乐² 靳 晨³

(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. 中国农业大学烟台研究院, 烟台 264670;
3. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司, 北京 100083)

摘要: 樱桃树的栽培密度影响其冠层的光照分布,通过研究群体樱桃树的三维结构,可分析不同栽植密度下温室甜樱桃树冠层光照分布规律,指导樱桃树的科学种植,进而提高甜樱桃产量和品质。高质量的点云数据是构建群体樱桃树三维结构的基础,而点云去噪和点云配准是点云数据预处理的关键环节。本文提出一种基于三维点云的群体樱桃树去噪和配准方法,搭建群体樱桃树三维信息采集平台,使用 2 台固定的 DK 深度相机获取群体樱桃树彩色点云数据;提出基于颜色区域生长的二分类方法,设置颜色阈值分割点云并进行二分类处理,可有效去除彩色点云数据中的异常无效点,并设置点云离散度和 RGB 值,作为点云去噪评价标准;结合人工标记法和双相机位姿矩阵,提出基于颜色特征改进的 ICP 方法,解决传统 ICP 配准算法多依赖初始位姿且配准速度较慢的问题。该方法通过对点云粗配准,得到较好的初始位姿,使用 SIFT 算法提取颜色特征点,将颜色特征与 ICP 算法结合进行点云精配准,然后使用 PCL 中随机采样一致性算法,去除错误匹配点,有效减少配准时间,提高配准精度。以夏季和冬季的群体樱桃树 20 组点云数据为实验对象,对比分析 ICP 算法、NDT 算法、SAC-IA 算法和本文配准方法的配准精度和配准时间,结果表明,本文配准方法平均耗时分别为 5.01、4.30 s,均方根误差分别为 2.316、2.100 cm,有效减少了配准时间和配准误差,验证了本文算法的有效性和普适性。

关键词: 群体樱桃树; 三维结构; 点云去噪; 点云配准

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S2-0188-09

Denoising and Registration Method of Group Cherry Trees Canopy Based on 3D Point Cloud

LIU Gang¹ YIN Yihan^{1,2} ZHENG Zhiyuan^{1,2} LI Yunhan^{1,2} LIANG Shule² JIN Chen³

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. Yantai Institute of China Agricultural University, Yantai 264670, China
3. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100083, China)

Abstract: The cultivation density of cherry trees affects the light distribution of their canopies. By studying the three-dimensional structure of group cherry trees, the light distribution of greenhouse sweet cherry trees under different planting densities can be analyzed, which can guide the scientific planting of cherry trees and improve the yield and quality of sweet cherry trees. High quality point cloud data was the basis of constructing the three-dimensional structure of the group cherry tree, and point cloud denoising and registration were the key steps of point cloud data preprocessing. A method for denoising and registration of group cherry trees based on 3D point cloud was proposed to build a 3D information acquisition platform for group cherry trees, and two fixed DK depth cameras were used to obtain the color point cloud data of group cherry trees. A binary classification method based on color region growth was proposed, and the color threshold was set to segment the point cloud and perform binary classification processing, which can effectively remove the abnormal invalid points in the color point cloud data, and set the dispersion of point cloud and RGB value as the evaluation standard of point cloud denoising. Combined with manual labeling method and dual camera pose matrix, an improved ICP method based on

color features was proposed to solve the problem that traditional ICP registration algorithm depended on the initial pose and the registration speed was slow. SIFT algorithm was used to extract the color feature points, and the color feature points were combined with ICP algorithm for precise registration. Then the random sampling consistency algorithm in PCL was used to remove the wrong matching points, which effectively reduced the registration time and improved the registration accuracy. Taking 20 groups of group cherry tree point cloud data in summer and winter as experimental objects, the registration accuracy and registration time of ICP algorithm, NDT algorithm, SAC-IA algorithm and the proposed registration method were compared and analyzed. The results showed that the average registration time of the proposed registration method was 5.01 s and 4.30 s, respectively. The root mean square error was 2.316 cm and 2.100 cm respectively, which effectively reduced the registration time and registration error, and verified the effectiveness and universality of the proposed algorithm.

Key words: group cherry trees; three-dimensional structure; point cloud denoising; point cloud registration

0 引言

果树群体种植时,树木之间相互遮挡会导致果树的冠层内部结构变化,进而影响其内部光照分布。樱桃树为喜光树种^[1],光照不良会导致枝叶萎缩,影响果实质量和产量^[2]。使用深度相机获取果树表面海量点云数据,通过对点云数据的处理,重建果树三维结构模型,可反映果树的三维空间特征,为果园管理^[3]、冠层光截获分析^[4]和剪枝机器人^[5]提供技术支持。

深度相机在获取点云数据时,由于外界因素以及相机本身的原因,不可避免出现噪声点,降低了点云数据精度^[6]。蒋通等^[7]提出了基于区域生长的体素滤波点云去噪算法,利用体素滤波将点云数据体素化,再使用区域生长算法依次对大密度网格和全部数据进行处理,可消除簇状数据。DUAN 等^[8]提出了一种基于主成分分析的自适应聚类方法,将三维数据降为二维数据,聚类降噪后再恢复成三维,该算法时间复杂度较低,在去除噪声点的同时可保留物体细节特征。CHEN 等^[9]提出了一种保留特征点的点云去噪算法,分为点云法线估计、点云法线滤波和点云中点的位置更新 3 个步骤,适用于大场景地形点云数据的去噪。上述研究均是利用点云数据中相邻点的几何属性进行点云去噪,未考虑点云颜色属性。IRFAN 等^[10]提出了一种基于图形优化的点云去噪方法,利用点云颜色和几何形状构建 KNN 图,提高了点云去噪精度,但该算法依赖训练样本数量,且算法较为复杂。本文针对彩色点云数据中存在的异常无效点,提出基于颜色区域生长的二分类方法,通过设定颜色阈值、聚类和二分类等方法,有效去除噪声点,较大程度地提高了点云去噪精度。

由于群体樱桃树的树枝之间相互遮挡,使用本系统平台采集的单视角点云,不能包罗完整的群体樱桃树三维结构,需要多视角采集群体樱桃树点云

数据,并进行配准。传统的迭代最近邻点 (Iterative closest point, ICP) 算法^[11]对初始点云位置要求较高,运算速度较慢。正态分布变换 (Normal distribution transformation, NDT) 算法通过构造多维正态分布,利用优化的方法求出使得概率密度之和最大的变换参数,并将其视为两片点云的最佳匹配,该方法配准速度较快、精度较高,但较为依赖点云的初始位姿^[12]。PICP (Probability ICP)、MICP (Modified ICP) 和 CICIP (Cluster ICP) 算法等,虽克服了传统 ICP 算法的局限性,但不适用于 Kinect 相机采集的数据配准^[13]。RUSU 等^[14]基于点云的快速点特征直方图 (Fast point feature histograms, FPFH) 特征,结合采样一致性初始配准算法 (Sample consensus initial alignment, SAC-IA),对点云进行配准,该方法提高点云配准精度的同时,降低点云配准效率。郑立华等^[15]提出一种三维点云自动化配准算法,先使用随机采样一致性 (Random sample consensus, RANSAC) 算法对点云进行粗配准,再使用 ICP 算法对点云进行精配准,具有一定的鲁棒性,但在叶片分层和叶片遮挡问题上还需进一步优化。陆健强等^[16]提出了一种基于轻量化处理的迭代最近点算法,主要通过引入辅助特征坐标系参数优化 ICP 算法,该算法配准精度较高,但其主要针对无色点云,未涉及彩色点云颜色属性。针对群体樱桃树彩色点云数据,本文提出基于颜色特征改进的 ICP 算法,对群体樱桃树点云进行配准,以期可用于建立完整群体樱桃树三维点云结构模型。

1 材料与方法

1.1 实验场地

在烟台市农业科学研究院温室樱桃种植基地 (山东省烟台市福山区) 开展群体樱桃树点云数据采集工作,樱桃树为 4 年生细纺锤型,以可移动盆栽方式种植,在自然光环境下生长,其种植株距为

50 cm,行距为 120 cm,高度为 180 ~ 200 cm,实验场地如图 1 所示。



图 1 实验场地
Fig. 1 Experiment site

1.2 群体樱桃树彩色点云获取平台

本文搭建的群体樱桃树彩色点云数据获取平台,如图 2 所示。该平台由硬件和软件两部分组成,硬件包括便携式计算机、2 台 Azure Kinect DK 深度相机、4 个直径为 120 mm 的标靶球、2 个夜间照明灯、移动电源和相机支架等;软件包括 PC 端配置的深度相机 API 接口、Visual Studio 2019、PCL1. 11. 1 库和 OpenCV4. 5 库组成。

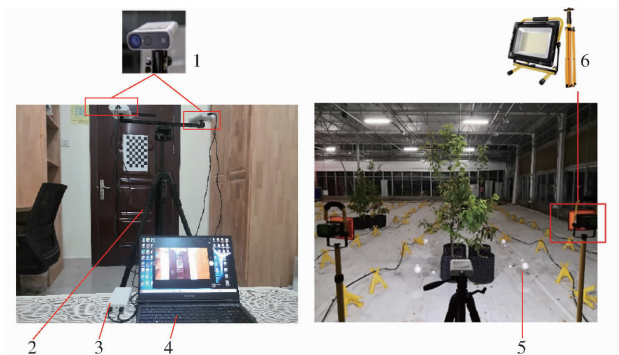


图 2 群体樱桃树点云数据获取平台
Fig. 2 Groupcherry trees point cloud data acquisition platform

1. Azure Kinect DK 深度相机 2. 相机支架 3. 移动电源 4. 便携式计算机 5. 标靶球 6. 夜间照明灯

点云数据采集对象为任选温室内相邻 4 颗樱桃树,其摆放方式是 2×2 ,4 个直径为 120 mm 的标靶球距植株约 50 cm、DK 深度相机位于距植株约 3 m 的位置。由于 DK 深度相机采集三维信息时受环境影响较大,如光照强度较大时,往往会出现采集的点云数量较少、点云颜色不清晰和点云断层等问题,所以选择在 20:00—21:00 采用夜间照明灯补光方式,对群体樱桃树进行四站扫描,数据采集示意图,如图 3 所示,最终采集得到的多组群体樱桃树三维信息数据,如图 4 所示。

1.3 群体樱桃树彩色点云去噪

Azure Kinect DK 深度相机出厂前,已完成内部参数的标定,利用 Azure Kinect SDK v1. 4. 1 提供内部函数,对获取的彩色图像和深度图像进行配准,可

得到群体樱桃树彩色点云数据,为方便展示,将深度图像转换为伪彩色图像,如图 5 所示。

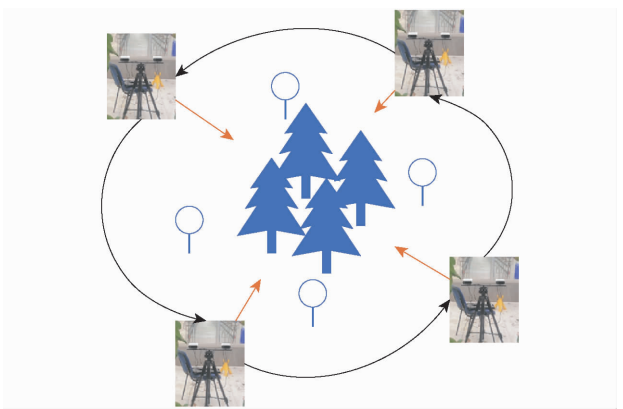


图 3 群体樱桃树三维信息采集示意图
Fig. 3 Schematic of 3D information collection of group cherry trees

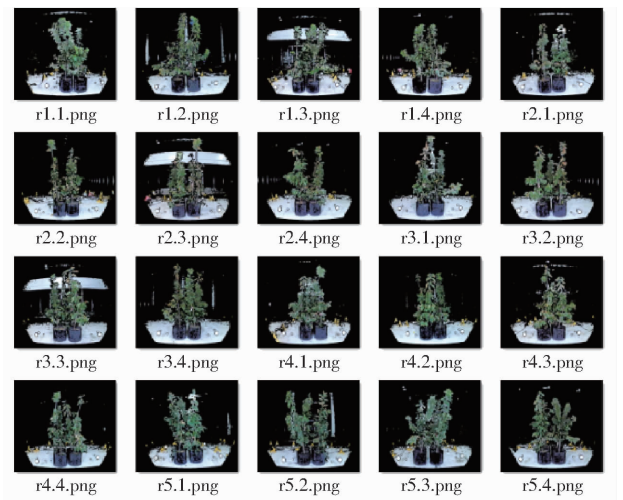


图 4 多组群体樱桃树三维信息数据
Fig. 4 Multi-group 3D information data of group cherry trees

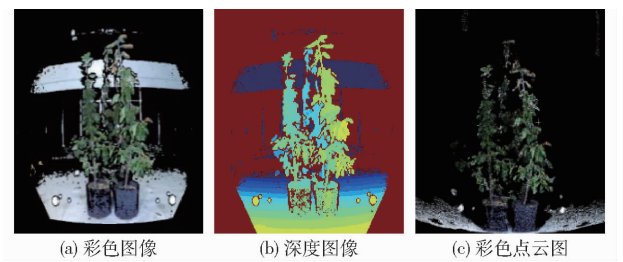


图 5 DK 深度相机获取的图像
Fig. 5 Image acquired by DK depth camera

1.3.1 点云去噪方法

点云数据预处理主要包括点云去噪和点云精简两部分,通过点云数据预处理,可有效去除从 DK 深度相机获取的群体樱桃树三维点云数据中的错误点和冗余点,得到高质量的群体樱桃树三维点云数据,为群体樱桃树三维点云配准做准备。

群体樱桃树彩色点云数据中的噪声包括背景噪声、部分离群点和异常无效点。使用 PCL 中的直通

滤波器^[17]去除背景噪声点,点云去噪效果如图 6 所示。使用 PCL 中的统计滤波器^[18]去除离群点,点云去噪后局部效果如图 7 所示。

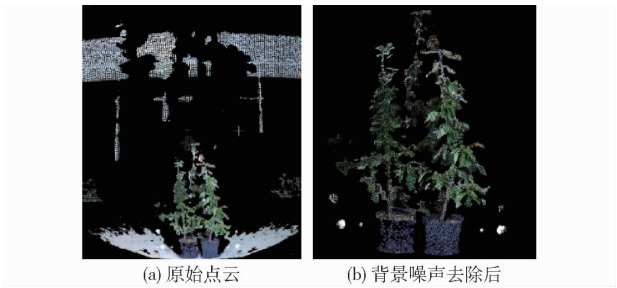


图 6 背景去除后效果

Fig. 6 Effects after removing background

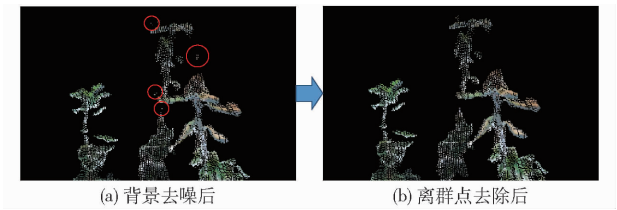


图 7 离群点去除后局部效果

Fig. 7 Local effects after removing outliers

针对异常无效点,多分布在群体樱桃树的叶片和树枝中,为保证点云去噪后,群体樱桃树三维结构的完整性,不能直接通过颜色属性,去除异常无效点,需要先进行点云分割聚类操作。本文提出基于颜色区域生长的二分类方法,首先使用基于颜色的区域成长分割算法,对群体樱桃树点云数据进行分割聚类,再对分割聚类后,多个部分的点云数据进行二分类,即分为有效点云和无效点云。

基于颜色的区域生长分割算法是在基于区域生长的点云分割算法的基础上改进的,主要区别为:

(1)用颜色代替法线,在点云分割时,设当前种子点 p_1 的颜色为 (R_1, G_1, B_1) , 邻域点 p_2 的颜色为 (R_2, G_2, B_2) , p_1 和 p_2 之间的颜色距离计算式为

$$Dis(p_1, p_2) = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2} \quad (1)$$

若小于颜色阈值,则视为一个聚类。

(2)利用合并算法,若聚类之间的颜色距离小于颜色阈值,对其进行合并。若当前聚类点数量小于设定的点数量,将其与最近的聚类进行合并,可有效避免点云过分割或欠分割。

基于颜色的区域生长分割算法流程如图 8 所示。

为寻找颜色阈值,从群体樱桃树点云数据中,随机统计 20 组白色无效点云和有效点云 RGB 值,计算平均值,如图 9 所示,将其平均值代入式(1)中计算阈值,其结果为 216.52,即将颜色阈值设为 216,

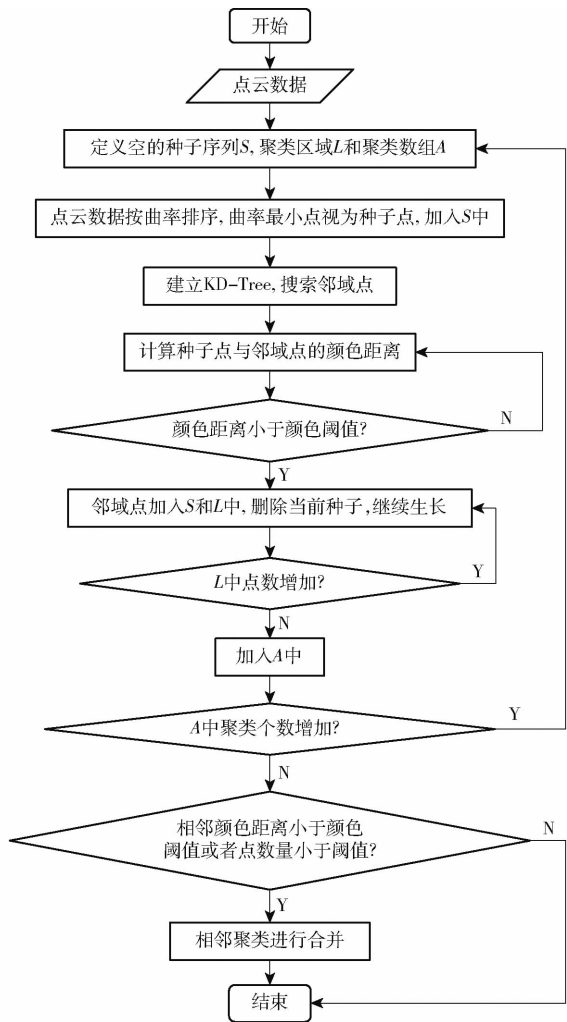


图 8 基于颜色的区域生长算法流程图

Fig. 8 Flow chart of color-based region growing algorithm abnormal point

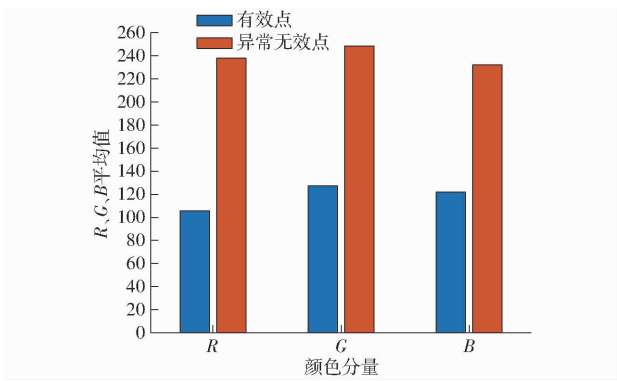


图 9 有效点和异常点 RGB 平均值比较

Fig. 9 RGB average value of effective point and abnormal point

得到点云聚类效果,如图 10 所示。

通过基于颜色的区域生长分割算法对群体樱桃树点云进行分割后,共得到 103 簇点云,包括有效点云和异常无效点云,由图 9 可知,无效点云 RGB 平均值明显高于有效点云 RGB 平均值,本文遍历每簇点云 RGB 值,并相加计算平均值,若大于颜色阈值,

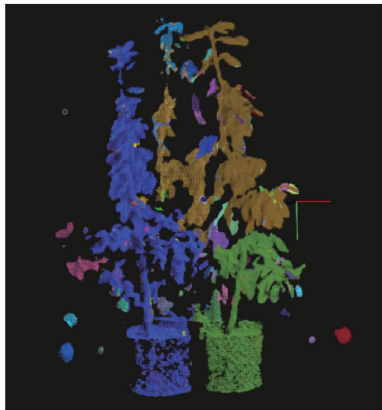


图 10 点云聚类效果

Fig. 10 Point cloud clustering effect

将其作为异常无效点云进行删除。基于颜色的区域生长的二分类算法,可有效去除异常无效点,局部效果如图 11 所示,其中黄色为有效点云,红色为异常无效点云。

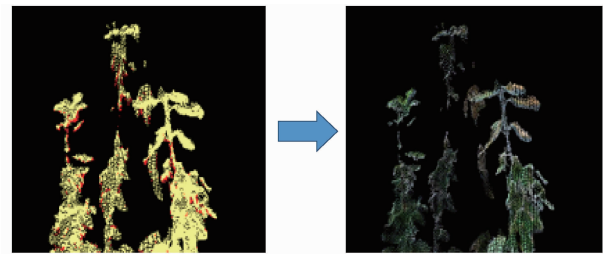


图 11 异常无效点去除后局部效果

Fig. 11 Local effect after invalid point removal

为了提高点云数据处理速度,需要降低群体樱桃树点云数据的密度,使用改进的体素滤波法^[19-20]对点云数据进行精简,群体樱桃树点云数量从原来 63 886 减至 46 234,处理效果如图 12 所示。



图 12 点云精简后效果

Fig. 12 Effect after point cloud simplification

1.3.2 点云去噪评价标准

(1)点云离散度。原始群体樱桃树三维点云数据中,存在大量背景噪声和部分离群点,使整体点云数据分布较为分散。定义点云中所有点到三维空间坐标原点的距离为点云离散度,离散度越小,表示点云数据分布相对集中。点云去噪后,可有效去除噪声点,点云离散度降低。

(2)点云 RGB 值。点云去噪前,群体樱桃树三维点云数据中存在异常无效点,从图 9 可知,异常无效点 RGB 平均值均明显高于有效点 RGB 平均值。点云去噪后,有效去除异常无效点,即高于阈值的异常无效点占比明显降低。

2 群体樱桃树点云配准方法

使用 2 台固定的 DK 深度相机分别从 4 个方向获取群体樱桃树点云数据,经过数据预处理后,需要对多个方向获得的点云数据进行配准,得到完整的群体樱桃树三维点云数据。传统的 ICP 算法对点云初始位姿的依赖性较强,且迭代速度较慢,本文提出基于颜色特征改进的 ICP 方法,首先使用点云粗配准,缩小源点云和目标点云的旋转平移误差,得到较好的点云初始位姿;然后利用 SIFT 算法,提取颜色特征,将源点云的颜色特征与目标点云进行配准,提高配准速度;最后利用 PCL 中随机采样一致性算法 RANSAC,去除错误匹配点,提高配准精度,缩短配准时间。群体樱桃树点云配准流程图,如图 13 所示。

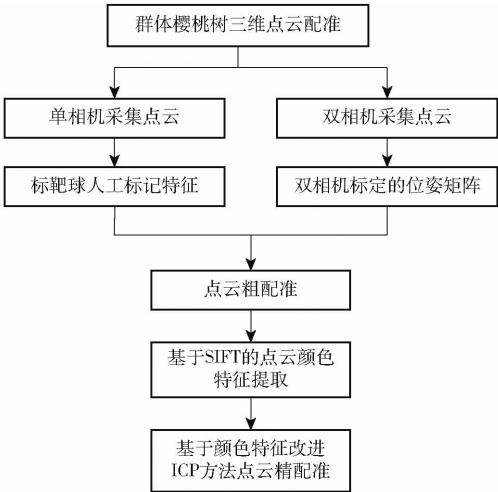


图 13 群体樱桃树点云配准流程图

Fig. 13 Flow chart of point cloud alignment for group cherry trees

2.1 点云粗配准

2.1.1 基于标靶球的点云粗配准

在点云数据采集过程中,标靶球不受扫描视角的影响并且特征清晰^[21-22]。DK 深度相机从不同的视角均可采集到标靶球的一部分点云,通过这部分点云提取标靶球的中心,再以标靶球中心点为特征点计算得到两片点云之间的位姿变换矩阵,对点云进行粗配准。

对两个 DK 深度相机采集的点云数据进行粗配准,点云配准结果如图 14 所示。以均方根误差 (RMSE)作为判断标准,基于标靶球的点云粗配准

RMSE 为 0.114 cm。



图 14 基于标靶球的点云配准结果

Fig. 14 Point cloud registration results based on target spheres

2.1.2 基于位姿变换的点云粗配准

使用 2 个固定的 DK 深度相机对群体樱桃树点云数据进行采集的过程中,由于 2 个相机的固定位姿保持不变,使用 Matlab 立体视觉标定工具箱,左右 2 个 DK 深度相机分布获取 25 幅标定图像,利用张正友标定法,计算左右 2 个 DK 深度相机的位姿变换矩阵(右到左)为

$$T = \begin{bmatrix} 0.9960 & 0.0156 & 0.0876 & -253.3076 \\ -0.0144 & 0.9998 & -0.0137 & -6.6962 \\ -0.0878 & 0.0124 & 0.9961 & -16.1726 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

利用上述位姿变换矩阵,可得到点云粗配准结果,如图 15 所示,计算得到 RMSE 为 0.123 cm,较基于标靶球的点云粗配准误差增大。

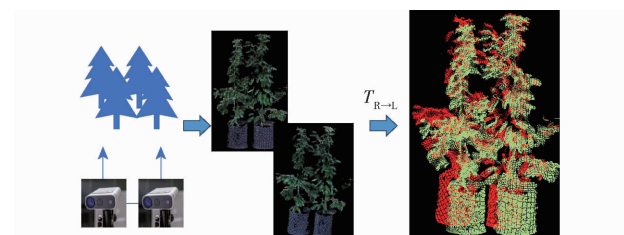


图 15 基于位姿变换的点云配准结果

Fig. 15 Point cloud registration results based on positional transformation

2.2 点云精配准

2.2.1 基于 SIFT 算法的颜色特征点提取方法

SIFT 算法是 LOWE^[23] 提出的用于二维图像局部特征描述子检测的方法,其旋转、尺度、亮度和平移具有不变性^[24-25],SIFT 算法描述如下:

(1) 构建尺度空间。将原图像 $I(x, y)$ 和高斯核 $G(x, y, \sigma)$ 进行卷积生成高斯空间 $L(x, y, \sigma)$, 计算式为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (2)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{(2\sigma^2)}} \quad (3)$$

式中 σ ——尺度因子

(x, y) ——图像像素坐标

(2) 检测尺度空间极值点。构造高斯差分函数

$D(x, y, \sigma)$ 将每个像素点与邻域中 26 个点进行比较,若该像素点的 DoG (Difference of Gaussian) 算子在邻域中取得极值,将其视为特征点,即

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) \otimes I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (4)$$

式中 k ——比例因子

(3) 确定亚像素特征点位置。首先拟合三维二次函数,其次,尺度空间 DoG 函数曲线拟合后,通过 DoG 函数, $D(x)$ 在尺度空间上的泰勒展开式为

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (5)$$

对向量 $T = (x, y, \sigma)$ 进行求导,使一阶导数为 0,则可得特征点精确位置偏移向量,计算式为

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}^{-1} \frac{\partial D}{\partial X} \quad (6)$$

将式(6)中 $\hat{X}$ 添加到原特征点的坐标中,可得到特征点亚像素的精确估计。

(4) 确定特征点主方向。根据特征点邻域中每个像素的梯度方向分布,计算每个特征点确定指定方向参数。

上述步骤完成后,建立以特征点为中心的邻域窗口,在窗口内进行采样,通过梯度直方图可以统计出邻域像素对应的梯度方向。梯度直方图的范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$, 本文将梯度模 m 用 RGB 值代替,并作为贡献权重,邻域离中心点越远,表示对直方图贡献越小。

在 PCL 中, SIFTKeypoint 类把 SIFT 算子移植到三维空间中,实现了点云数据特征点的提取,本文将上述算法中梯度用 RGB 值代替,用 RGB 颜色特征来估计 SIFT 特征,提取群体樱桃树点云数据中的颜色特征点,提取过程如图 16 所示。

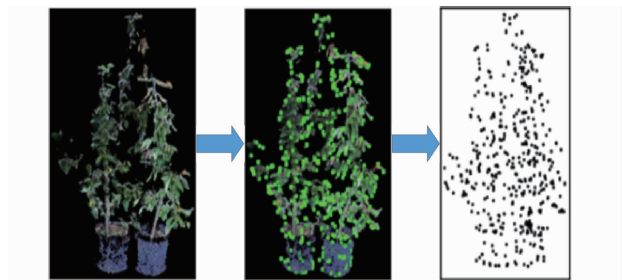


图 16 点云 RGB 颜色特征点提取过程

Fig. 16 Point cloud RGB color feature point extraction

2.2.2 改进的 ICP 配准方法

本文提出一种改进的 ICP 配准方法,即将源点云的颜色特征点和目标点云进行配准,设源点云 $P = \{P_i | p_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, M\}$, 目标点云 $Q = \{Q_j | q_j \in R^3, j = 1, 2, \dots, N\}$, 该方法描述如下:

(1) 设定阈值($\lambda > 0$)和迭代次数,用于判断迭

代是否终止。

(2)利用基于 SIFT 算法的颜色特征点提取方法,提取源点云 P 的颜色特征点 p_i ,并在目标点云 Q 中寻找 p_i 的最近点 q_i 。

(3)计算源点云与目标点云的旋转平移矩阵 R 和 T 。

(4)利用 $P' = R p_i + T$,更新源点云 P 。

(5)使用 RANSAC 算法去除错误匹配点,并保存源点云 P 。

(6)求均方误差

$$d_{m+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| R_{m+1} p_i + T_{m+1} - p'_i \|^2 \quad (7)$$

(7)若 $\| d_{m+1} - d_m \| < \lambda$,或达到迭代次数,程序结束,否则重复上述步骤。

配准完成的群体樱桃树点云数据如图 17 所示。



图 17 群体樱桃树点云配准图

Fig.17 Point cloud registration map of a group cherry trees

3 结果与分析

3.1 点云去噪

遍历群体樱桃树点云数据,群体樱桃树三维点云数据去噪前后离散度图如图 18 所示。如图 18a 所示,点云离散度最大为 10.82 m,最大距离差为 7.91 m,平均距离为 3.92 m。如图 18b 所示,点云离散度最大为 3.31 m,最大距离差为 0.83 m,平均距离为 2.54 m。点云去噪后,点云离散度明显降低,点云分布比较集中,去噪效果良好。

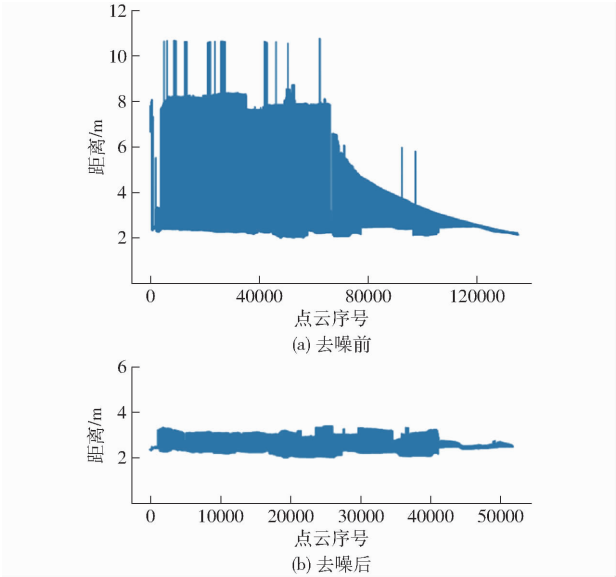


图 18 群体樱桃树点云离散度图

Fig.18 Point cloud dispersion diagram of group cherry trees

为验证群体樱桃树点云数据中异常无效点的去除效果,统计了点云去噪前后所有点的 RGB 值,如图 19 所示,其中红线表示阈值。点云去噪前后,高

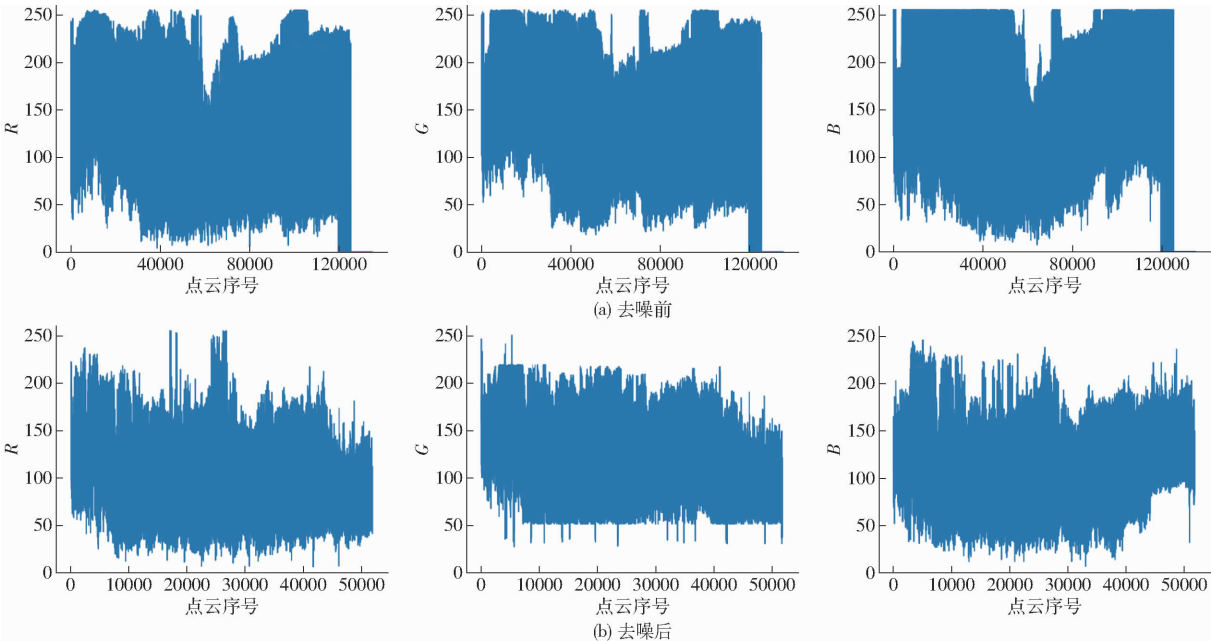


图 19 群体樱桃树点云去噪前后 RGB

Fig.19 RGB before and after denoising point cloud data of group cherry trees

于阈值的异常无效点占比变化情况如图 20 所示,点云去噪后,高于阈值的异常无效点 R 、 G 、 B 占比分别为 1.55%、0.43%、1.51%,较点云去噪前减少 7.66、11.74、13.56 个百分点。

3.2 点云配准

以夏季和冬季的温室内群体樱桃树为实验对象,针对两个 DK 深度相机获取的点云数据,以基于标靶球的粗配准点云为初始点云利用本文提出的基于颜色特征改进的 ICP 配准方法与 ICP 算法、NDT 算法、SAC-IA 算法分别对 20 组夏季和冬季群体樱桃树点云数据,进行配准对比实验,配准实验结果如图 21 所示。

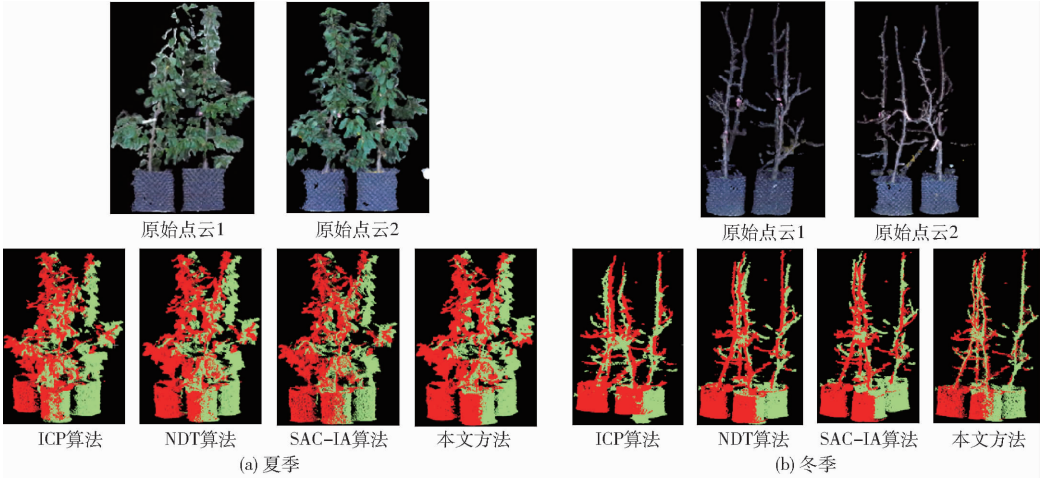


图 21 群体樱桃树点云精配准实验结果

Fig. 21 Experimental result of group cherry trees point cloud precision registration

计算上述配准算法所用的平均时间和平均配准精度,对比结果如表 1 所示。由表 1 可看出,本文提出的配准方法时间复杂度大大降低,配准精度明显提高,由于冬季群体樱桃树没有叶片,点云数据量较少,所以点云配准精度和速度相比夏季群体樱桃树高,通过实验验证了本文方法的有效性和普适性。

表 1 群体樱桃树点云精配准结果

Tab.1 Analysis of group cherry trees point cloud precision registration

季节	算法	时间/s	RMSE/cm
夏季	ICP	9.61	7.243
	NDT	8.11	7.156
	SAC-IA	8.30	5.463
	本文方法	5.01	2.316
冬季	ICP	7.21	8.145
	NDT	6.91	5.133
	SAC-IA	6.14	4.128
	本文方法	4.30	2.100

4 结论

(1)搭建了群体樱桃树彩色三维点云数据获取

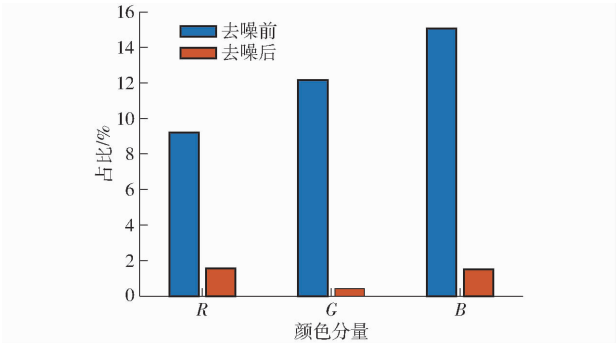
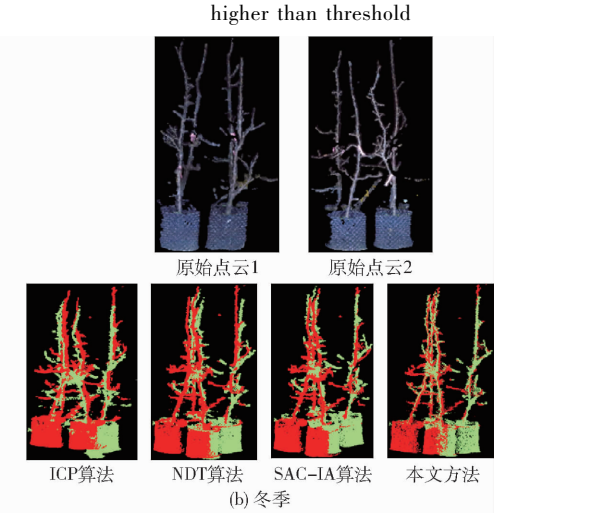


图 20 高于阈值的异常无效点占比

Fig. 20 Percentage of abnormal invalid points



平台,使用两个固定的 DK 深度相机,四站扫描群体樱桃树,获得完整群体樱桃树彩色点云数据,提高了点云数据获取的真实性和完整性。

(2)提出了基于颜色区域生长的二分类方法,设置颜色阈值,对点云进行分割和分类,可有效去除群体樱桃树彩色点云中的异常无效点。建立了点云离散度和 RGB 值的点云去噪评价指标,点云去噪后,点云离散度的最大值为 3.31 m,较点云去噪前减少了 7.51 m,高于阈值的异常无效点 R 、 G 、 B 值占比分别为 1.55%、0.43%、1.51%,较点云去噪前减少 7.66、11.74、13.56 个百分点,可得到高质量的群体樱桃树彩色点云数据。

(3)提出了基于颜色特征改进的 ICP 方法,以夏季和冬季的群体樱桃树 20 组点云数据为实验对象,对比分析了 ICP 算法、NDT 算法和 SAC-IA 算法,本文提出的点云配准方法平均耗时分别为 5.01 s 和 4.30 s,均方根误差分别为 2.316、2.100 cm,有效减少了配准时间和配准误差,进一步验证了本文算法的有效性和普适性。

参考文献

- [1] 李延菊,李晶,张福兴,等.甜樱桃设施栽培环境要求及调控技术[J].中国果菜,2019,39(1):23-27.
LI Yanju, LI Jing, ZHANG Fuxing, et al. The environmental requirement and regulatory technology of sweet cherry under protected cultivation[J]. China Fruit & Vegetable, 2019, 39(1): 23-27. (in Chinese)
- [2] WILKIE J D, CONWAY J, GRIFFIN J, et al. Relationships between canopy size, light interception and productivity in conventional avocado planting systems[J]. Journal of Horticultural Science & Biotechnology, 2018, 94(4): 1-7.
- [3] 沈跃,庄珍珍,刘慧,等.基于RealSense深度相机的多特征树干快速识别方法[J].农业机械学报,2022,53(4):304-312.
SHEN Yue, ZHUANG Zhenzhen, LIU Hui, et al. Fast recognition of multi-feature trunk based on RealSense depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 304-312. (in Chinese)
- [4] 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)
- [5] 马保建,鄢金山,王乐,等.基于骨架点的矮化密植枣树三维点云自动配准[J].农业机械学报,2021,52(9):24-32.
MA Baojian, YAN Jinshan, WANG Le, et al. Three-dimension point cloud automatic registration for dwarf and dense planted jujube tree based on skeleton points[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 24-32. (in Chinese)
- [6] 毕松,王宇豪.基于自适应半径滤波的农业导航激光点云去噪方法研究[J].农业机械学报,2021,52(11):234-243.
BI Song, WANG Yuhao. LiDAR point cloud denoising method based on adaptive radius filter[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(11): 234-243. (in Chinese)
- [7] 蒋通,邹进贵.基于区域生长的体素滤波点云去噪算法[J].测绘地理信息,2021,46(2):63-66.
JIANG Tong, ZOU Jingui. Point cloud denoising algorithm of voxel filtering based on region growing[J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(2): 63-66. (in Chinese)
- [8] DUAN Y, YANG C, CHEN H, et al. Low-complexity point cloud denoising for LiDAR by PCA-based dimension reduction[J]. Optics Communications, 2021, 482: 126567.
- [9] CHEN C, GAO Y, LI Y. A feature-preserving point cloud denoising algorithm for LiDAR-derived DEM construction[J]. Survey Review, 2021, 53(377): 146-157.
- [10] IRFAN M A, MAGLI E. Exploiting color for graph-based 3D point cloud denoising[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 75: 103027.
- [11] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [12] 李建微,占家旺.三维点云配准方法研究进展[J].中国图象图形学报,2022,27(2):349-367.
LI Jiangwei, ZHAN Jiawang. Review on 3D point cloud registration method[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(2): 349-367. (in Chinese)
- [13] 李若白,陈金广.基于Kinect的点云配准方法[J].计算机系统应用,2021,30(3):158-163.
LI Ruobai, CHEN Jinguang. Point cloud registration method based on Kinect[J]. Computer Systems & Application, 2021, 30(3): 158-163. (in Chinese)
- [14] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2009.
- [15] 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 Luhua, 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)
- [16] 陆健强,兰玉彬,毋志云,等.植物三维建模ICP点云配准优化[J].农业工程学报,2022,38(2):183-191.
LU Jianqiang, LAN Yubin, WU Zhiyun, et al. Optimization of ICP point cloud registration in plants 3D modeling[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 183-191. (in Chinese)
- [17] 刘璐.多视图三维重建与点云轮廓特征提取技术研究与实现[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
LIU Lu. Research and implementation on multi-view reconstruction and point cloud contour feature extraction technology[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019. (in Chinese)
- [18] RADU B R, ZOLTAN C M, NICO B, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927-941.
- [19] 梁严.三维激光扫描点云数据精简及建模应用研究[D].徐州:中国矿业大学,2020.
LIANG Yan. Study on the 3D laser scanning point cloud data simplification and modeling application[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020. (in Chinese)
- [20] 尚业华,张光强,孟志军,等.基于欧氏聚类的三维激光点云田间障碍物检测方法[J].农业机械学报,2022,53(1):23-32.
SHANG Yehua, ZHANG Guangqiang, MENG Zhijun, et al. Field obstacle detection method of 3D LiDAR point cloud based on Euclidean clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 23-32. (in Chinese)
- [21] 师翊.基于点云的苹果树冠层光照分布与生长过程数字化关键技术研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2019.
SHI Yi. Illumination distribution and growth process digitization based on point cloud[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2019. (in Chinese)
- [22] 李修华,魏鹏,何嘉西,等.基于Kinect V3深度传感器的田间植株点云配准方法[J].农业工程学报,2021,37(21):45-52.
LI Xiuhua, WEI Peng, HE Jiaxi, et al. Field plant point cloud registration method based on Kinect V3 depth sensors[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 45-52. (in Chinese)
- [23] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [24] 荆路,武斌,方锡禄.基于SIFT特征点结合ICP的点云配准方法[J].激光与红外,2021,51(7):944-950.
JING Lu, WU Bin, FANG Xilu. Point cloud registration method based on the SIFT feature points combined with ICP algorithm[J]. Laser & Infrared, 2021, 51(7): 944-950. (in Chinese)
- [25] 张少玉.基于SIFT特征点的点云配准方法[J].计算机与数字工程,2018,46(3):449-453.
ZHANG Shaoyu. Point cloud registration method based on SIFT feature points[J]. Computer & Digital Engineering, 2018, 46(3): 449-453. (in Chinese)