

基于法向量夹角的果树点云配准与枝叶分割方法研究

韩宏琪 江自真 周俊 顾宝兴

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 在实现果园作业全自动化的过程中,亟需直接构建自然环境下果树枝干三维模型的方法。本文通过对自然环境下以不同角度采集的果树点云进行配准,并针对采样一致性(SAC-IA)+迭代最近点(ICP)配准算法在点云配准中耗时较长以及精度不高的问题,结合点云法向量夹角提取源点云和目标点云的特征点,并通过点云法向量夹角的余弦值在源点云和目标点云的特征点中查找待匹配点对的方法,提出了一种基于果树点云待匹配点对的改进SAC-IA+ICP点云配准算法;借助最小包围盒划分的分块技术对配准后的果树点云进行分块,然后利用点云的几何特征,对划分的子块进行枝叶粗分割,最后使用欧氏聚类完成枝叶的精细分割。对比实验结果显示,改进后的SAC-IA+ICP算法在平均旋转误差上相较于原始SAC-IA+ICP算法减少85.44%,配准均方根误差相较于原始SAC-IA+ICP算法减少71.74%,配准时间相较于原始SAC-IA+ICP算法减少97.99%;同时,改进后的SAC-IA+ICP算法在平均旋转误差上相较于SAC-IA+NDT算法减少90.38%,配准均方根误差相较于SAC-IA+NDT算法减少85.39%,配准时间相较于SAC-IA+NDT算法减少98.04%。另外,本文采用的枝叶分割算法能够完成枝叶分割,且相较于人工分割其分割准确度可达94.77%。

关键词: 果树;点云;法向量夹角;点云配准;枝叶分割

中图分类号: TP24; S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)09-0327-10

OSID:



Fruit Tree Point Cloud Registration Based on Normal Vector Angles and Branch-Leaf Segmentation Method

HAN Hongqi JIANG Zizhen ZHOU Jun GU Baoxing

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: In realizing full automation of orchard operations, it is urgent to construct a 3D model of fruit tree branches and trunks in the natural environment directly. Point clouds of fruit trees collected from different views in the natural environment were registered. Considering that sampling consistency (SAC-IA) + iterative nearest point (ICP) registration algorithm took a long time and had low accuracy in point cloud registration. Thus, the feature points of the source point cloud and target point cloud were extracted by combining the angle of the normal vector of the point cloud, and then matching point pairs were found in the feature points of the source and target point clouds based on the cosine value of the angle of the normal vector of the point cloud. Using the matching point pairs of fruit tree point clouds, an improved SAC-IA+ICP point cloud registration algorithm was proposed. Further, the registered fruit tree point cloud was partitioned by using the partitioning technology of minimum box partition, and then the branches and leaves of the partitioned sub-blocks were roughed by using the geometric features of the point cloud; finally, the branches and leaves were partitioned by using Euclidean clustering. Compared with the original SAC-IA+ICP algorithm, the average rotation error was reduced by 85.44%, and the registration root mean square error can be reduced by 71.74%, the registration time was reduced by 97.99%. Meantime, compared with the SAC-IA+NDT algorithm, the average rotation error was reduced by 90.38%, and the registration root mean square error can be reduced by 85.39%, the registration time was reduced by 98.04%. The segmentation algorithm can complete the segmentation of

收稿日期: 2023-12-06 修回日期: 2024-02-19

基金项目: 江苏省现代农机装备与技术示范推广项目(NJ2022-14)和江苏省重点研发计划项目(BE2017370)

作者简介: 韩宏琪(1997—),女,硕士生,主要从事3D视觉感知研究,E-mail: hhongqi@qq.com

通信作者: 周俊(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事农业装备智能化技术和农业机器人研究,E-mail: zhoujun@njau.edu.cn

branches and leaves, and the accuracy can reach 94.77% compared with manual segmentation.

Key words: fruit trees; point cloud; normal vector angle; point cloud registration; branch - leaf segmentation

0 引言

近年来,面向农林作物的三维重建技术已成为研究的热点^[1-2]。通过果树枝干三维重建,可以确定枝干的空间位置分布和朝向角度。借助重建的果树枝干信息,全自动化果园作业设备能够自主地避开果树枝干,以完成作业任务^[3]。而点云配准是实现三维重建的前提,其目的是将不同坐标系下的点云转换到同一个坐标系下,以获取完整的物体三维外形点云^[4]。

显然,点云配准的精度直接关系到模型三维重建的准确度。郑立华等^[5]对点云进行 NARF 关键点搜索,并使用 FPFH 特征对关键点进行特征提取,然后采用随机采样一致性算法进行初步配准,最后应用 ICP 算法获得最终的配准结果,文中配准所需时间为 128.6 s,配准误差为 0.66 cm。任栋宇等^[6]利用 SIFT 查找源点云和目标点云的特征点,并提取特征点的 FPFH 特征,然后采用 RANSAC 算法完成点云初始配准,最后同样采用 ICP 算法对点云进行精配准,其配准所需时间为 31.2 s,配准误差为 0.52 cm。付昱兴等^[7]借助标靶球,使用人工标记法对点云进行初配准,最后采用 ICP 算法进行精配准,该方法所需配准时间为 108.6 s,配准误差为 0.75 cm。JI 等^[8]将遗传算法和 ICP 算法相结合进行点云三维模型的配准,过程较为复杂。LIU 等^[9]利用中心叠加仪实现点云数据的粗配准,然后利用 ICP 算法实现点云数据的精确配准。但是,对于大规模的点云数据,该方法的效率不能满足实际应用。SUN 等^[10]提出了一种结合曲率特征和快速点特征直方图的精配准方法,并利用斯坦福大学 bunny 和自由曲面两个点云集对算法进行了实验分析,该方法可使误差分别减少约 40.16% 和 36.27%。王欢等^[11]使用 FPFH 特征提取点云的特征点,通过奇异值分解法求解对应点集的初始变换矩阵,最后使用 ICP 算法进行精配准,该方法配准所需时间为 263 s。杨玉泽等^[12]使用 SAC-IA 算法进行初配准,然后通过 NDT 算法进行精配准,配准所需时间为 256.376 s,配准误差为 3.2 cm。林榆森等^[13]使用 SAC-IA 算法对树木点云进行初始配准,然后使用 ICP 算法完成精确配准,当两幅点云视角差为 40°时,初始配准所需时间为 176.58 s,最终配准误差为 1.84 cm。从以上文献可以看出直接采用 SAC-IA 算法耗时严

重并且精度不高,其根源在于 SAC-IA 算法盲目选取大量采样点来实现点云匹配。基于此,应首先提取源点云和目标点云的特征点,并通过筛选获得待匹配点对后再使用 SAC-IA 算法,以提高配准精度并降低配准时间。

在果树枝干重建过程中,配准精度会影响重建的准确性,另外,枝叶分割同样对重建精度起关键性作用。MOORTHY 等^[14]提出了一种多尺度监督学习方法。该方法结合了多尺度空间点的径向有界最近邻几何特征机器学习模型,消除了选择最优邻域大小的需要,广泛适用于不同点云密度和质量的三维数据。VICARI 等^[15]将几何特征的无监督分类和最短路径方法相结合,实现了枝叶分割。YUN 等^[16]将法向量分布、结构张量和半监督支持向量机方法相结合进行枝叶分割。LI 等^[17]针对叶片点云与邻域内枝干点云的法向量差值不同的特点,提出了基于法向量差值的枝叶点云分割方法。FERRARA 等^[18]提出了基于点云空间几何信息的枝叶分离方法,采用 DBSCAN 聚类算法对体素化栎树进行了树干、树枝和树冠的分割。HU 等^[19]利用 LCCP 聚类算法和改进的 K-means++ 聚类算法完成叶子和枝干的分割。唐丽玉等^[20]根据枝叶分布特征进行枝叶分割。枝干点云呈现圆柱分布状态,最小曲率方向一般保持一致。而叶子点云呈现无序分布,最小曲率方向杂乱无章,基于这一原理对枝叶进行了分割。杨玉泽等^[21]将体素云连通性分割算法和局部凸包连接算法相结合,实现枝干点云和树叶点云的分割。WANG 等^[22]提出了一种基于几何特征的枝叶自动分割方法。对于小型树木主要通过叶片与枝干点密度的差异和线性分布模式来实现枝叶分割,而大型树木则通过垂直性、线性、各向异性以及点密度的综合分析来实现枝叶分割。黄亮等^[23]将基于几何特征的枝叶分割方法和欧氏聚类算法相结合进行枝叶分割。从以上文献可以看出在基于几何特征的枝叶分割方法中,主要通过枝干点云呈线性分布,而树叶点云呈面状或散乱分布这一特征实现枝叶分割。然而,由于同一果树的不同枝干粗细不同,若是全部采用同一阈值对果树点云进行枝叶分割,出现误分割的几率较高。

本文重点研究果树点云配准和枝叶分割问题,为后续枝干的三维重建奠定基础。首先,通过采集果树在不同角度下的点云数据,采用点云法向量夹

角均值选取特征点,并通过点云法向量夹角的余弦值对特征点进行匹配获取待匹配点对,以优化 SAC-IA 算法进行粗配准;然后使用 ICP 算法精确配准不同角度下的点云;最后,考虑到树叶对果树重建的恶劣影响,对精配准后的点云数据进行枝叶分割,采用基于最小包围盒划分的分块技术,将点云划分为多个子块,然后对于每个子块,利用点云的几何特征对点云进行枝叶粗分割,最后使用欧氏聚类进行细分割,完成枝叶分割。

1 数据获取与预处理

1.1 数据采集

使用 RealSense D455 型深度相机分别在南京农业大学校园观赏性果林以及江苏省宿迁市斯味特商业化果园中进行数据采集。校园内采集的数据对象为桃树,时间为桃树坐果期(2023年6月);果园内采集的数据对象为苹果树,时间为苹果成熟期(2023年10月)。数据采集时以不同角度对果树进行拍摄,得到多个角度下的果树彩色图像以及对应的深度图像。具体如图1所示。其中拍摄时间为 09:00—11:00 和 15:00—17:00,拍摄距离保持在 2~3 m,拍摄过程中借助分度带大约每间隔 30°或 45°采集一组图像数据。



图1 果树彩色图像

Fig. 1 Color image acquisition of fruit trees

1.2 数据预处理

在获取点云数据时,会受到设备精度、光照条件和人为操作不当等因素的影响,导致获得的点云存有大量噪声点,这些噪声点会对后续的点云配准工作产生负面影响,因此需要进行降噪处理。地面和其他果树点云带来的噪声可以通过直通滤波进行剥离,另外,当前果树周围的离散点云可通过统计滤波剔除。直通滤波是通过设定 X 、 Y 、 Z 方向的范围阈值,将阈值外的点云去除,可以快速大范围地去除背景噪声。统计滤波是通过计算每个点云与其距离最近的 k 个点之间的平均距离 d_i ,并计算所有平均距离均值 μ 与标准差 σ ,根据均值和标准差确定距离阈值 d 为

$$d = \mu \pm \alpha\sigma \quad (1)$$

式中 α ——比例系数

若平均距离 d_i 在 $[\mu - \alpha\sigma, \mu + \alpha\sigma]$ 范围外,则为离群点,进行去除。参考文献[24-27],当 k 取 300、 α 取 1.2 时,可有效去除大部分离散点云。

2 点云配准

为了重构完整的果树枝干,需要对果树进行多个角度拍摄以获取点云数据,并对获取的不同角度点云进行配准。如图2所示,本文以随机选取的相邻两角度的果树点云配准为例,在不致混淆的情况下,下面称为源点云 P 和目标点云 Q。

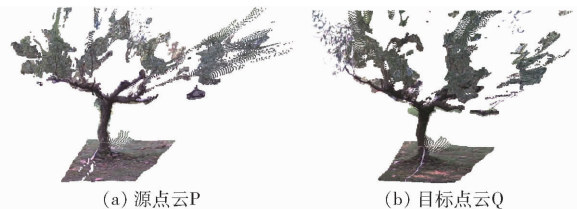


图2 待配准点云

Fig. 2 Point clouds to be matched

点云配准整体步骤如图3所示,首先,分别计算源点云 P 和目标点云 Q 的法向量夹角,并判断夹角是否大于设定的阈值,若夹角大于阈值,则将其认定为特征点。然后计算源点云 P 和目标点云 Q 特征点之间的法向量夹角余弦,若余弦值大于设定的阈值,则将其视为待匹配点对。随后计算待匹配点对中点云的 FPFH 特征,并以 FPFH 特征最相似的点作为匹配点对。最后,利用匹配点对获取初始变换矩阵,并将经过初始变换后的源点云 P 与目标点云 Q 输入到 ICP 算法中进行精配准。

2.1 特征点提取

点云数据中每个点的法向量与其邻近点法向量夹角变化可以反映该区域的变化程度。如图4所示,夹角变化越大,表示该区域变化越剧烈;夹角变化越小,表示该区域变化越不明显,通常法向量夹角变化大的区域是潜在边界的概率大。

因此可以选取法向量夹角变化较大的点作为特征点。其中,度量某一点在点云中的变化程度,可以通过计算该点法向量与其邻近点法向量夹角的算术平均值。即定义点云中某一点 p_m 变化程度为^[28]

$$f_m = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^k \theta_{mn} \quad (2)$$

式中 θ_{mn} ——点 p_m 的法向量与其近邻点 p_n 法向量夹角

k ——近邻点数

f_m 值越大,该点的变化程度越大; f_m 值越小,该点的变化程度越小。设定合适的阈值 ε ,将 $f_m > \varepsilon$ 的点作为特征点,分别对源点云 P 和目标点云 Q 提取特征点。参考文献[29-31]及多次实验调整,本

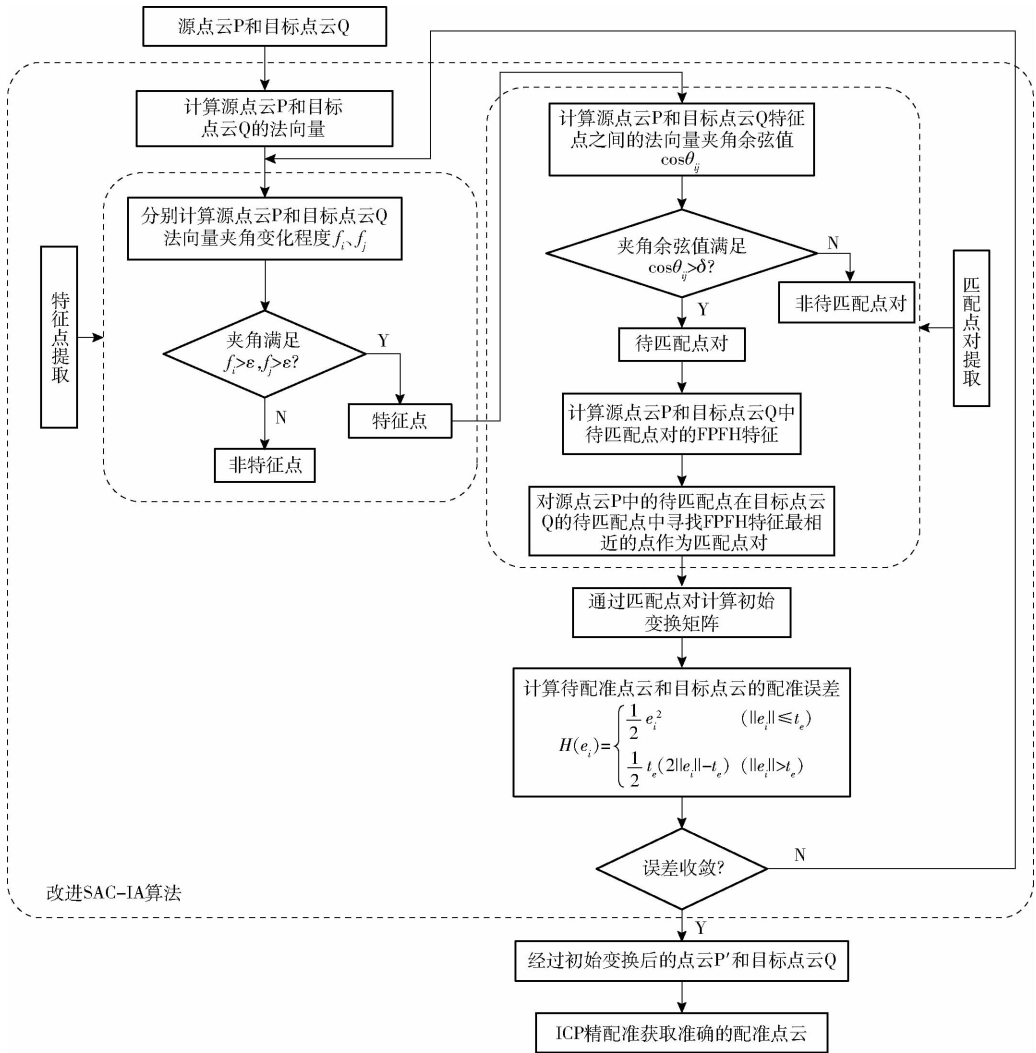


图3 配准算法流程图

Fig. 3 Flow chart of registration algorithm

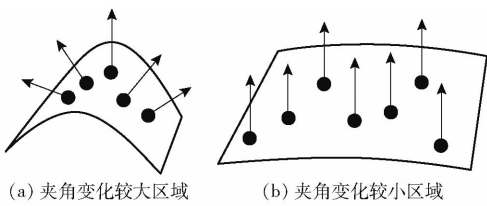


图4 法向量夹角变化程度示意图

Fig. 4 Schematics of angle variation of normal vector

文 ϵ 取 6。提取结果如图 5 所示,其中红色标记的点即为提取的特征点。

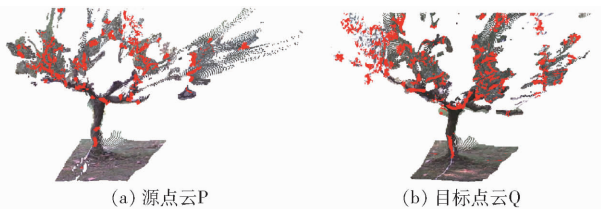


图5 特征点提取结果

Fig. 5 Results of feature point extraction

2.2 待匹配点对获取

源点云 P 和目标点云 Q 空间拓扑关系理论上

一致,但其相对的参考坐标系却不相同^[32]。为了实现点云之间的配准,可以借助空间拓扑关系的一致性,来确定源点云 P 和目标点云 Q 的变换关系。通过设定源点云 P 和目标点云 Q 特征点之间的法向量夹角余弦阈值 δ ,可以判断点云之间的对应关系。两个点的法向量差异越小,它们之间的夹角余弦值就越大。基于这个原理,计算目标点云 Q 中的特征点与当前所选的源点云 P 中特征点的夹角余弦值。如果夹角余弦值大于预设的阈值 δ ,则可认为它们存在对应关系。通过这种方法,可以得到待匹配点对,用于进一步的点云配准。若夹角取值太大,则会增大误匹配的几率,若夹角取值太小,待匹配点对太少,同样造成匹配结果不准确,经多次实验调整后设置阈值 δ 为 $\cos 10^\circ$ 。提取结果如图 6 所示。

2.3 改进 SAC-IA 粗配准

在 SAC-IA 算法中,通过随机选择采样点,并利用 FPFH 特征提取方法,寻找源点云和目标点云之间的匹配点对。然而,这种方法存在明显的缺陷,

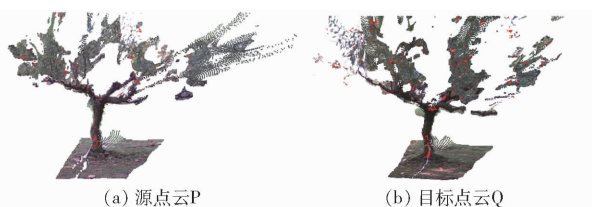


图 6 待匹配点对获取结果

Fig. 6 Results of pairs to be matched was extracted

会产生大量的误匹配点对,并且耗时严重,极大地降低了配准的效率和准确性。针对该方法存在的问题,对其进行了优化,主要将其随机选取采样点改为使用 2.2 节所述的待匹配点对,避免随机选取的盲目性所带来的效率低下问题,同时极大地减少原方法产生的大量误匹配点对,提高粗配准的精度。优化后步骤为:

(1)通过 2.1 节计算源点云 P 和目标点云 Q 的法向量夹角实现对该对点云特征点的提取。

(2)通过 2.2 节计算源点云 P 和目标点云 Q 特征点之间的法向量夹角余弦值选取待匹配点对。

(3)计算源点云 P 和目标点云 Q 中待匹配点对的 FPFH 特征直方图,对源点云 P 中的待匹配点集,在目标点云 Q 的待匹配点集中选取 FPFH 特征最相似的点作为对应点,来获取匹配点对。

(4)根据以上步骤得到的匹配点对,计算源点云 P 与目标点云 Q 之间的位姿变换矩阵,通过变换矩阵,将源点云 P 转换到目标点云 Q 的坐标系下。利用 Huber 罚函数^[33]作为距离误差和函数判定是否为最优变化矩阵 $\sum_{i=1}^n H(e_i)$,其中

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

式中 t_e ——距离阈值

e_i —— i 组对应点经过配准变换之后距离差

(5)重复上述步骤,找到使误差函数取得最小值的变化矩阵作为最优变换矩阵完成初始配准,获取源点云 P 和目标点云 Q 初始变换矩阵。

初始配准结果如图 7 所示,源点云 P 和目标点云 Q 的分度带大致平行(实际二者应以一定角度相交),并未实现精确配准,但得到的较为准确初始变换矩阵可为 2.4 节的 ICP 精配准提供优化后的迭代初始值。

2.4 ICP 点云精配准

经过粗配准后,源点云 P 和目标点云 Q 已经获得了较好的初始位姿变换矩阵,在此基础上,使用该初始位姿变换矩阵变换源点云 P 作为 ICP 精配准的

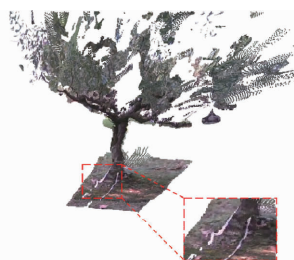


图 7 初始配准结果

Fig. 7 Initial registration result

初始点云。为了提高对应点对的查找速度,并进一步提高计算效率,在 ICP 算法的基础上引入了 KD-Tree 数据结构。算法的详细步骤为:

(1)将点云 P'(经过初始位姿变换后的源点云 P)和目标点云 Q 作为初始点集。

(2)基于最近点原则,利用 KD-Tree 寻找点云 P'中的每一点 p'_i ,在目标点云 Q 中距离最近的点 q_i ,作为该点在目标点云 Q 中的对应点,组成对应点对。

(3)计算旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,使误差函数 $f(R, T)$ 最小^[34]。

$$f(R, T) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|q_i - (Rp'_i + T)\|^2 \quad (4)$$

(4)将步骤(3)得到的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T 作用于点云 P',得到新点云 P'',P''中点 p''_i 为

$$p''_i = Rp'_i + T \quad (5)$$

(5)计算 P''与对应点云 Q 的平均距离 D 为

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p''_i - q_i\|^2 \quad (6)$$

(6)重复步骤(2)~(5),当距离误差小于设定的阈值或达到预设的最大迭代次数时,则停止迭代,输出旋转矩阵 R 和平移矩阵 T ,最终配准结果如图 8 所示。

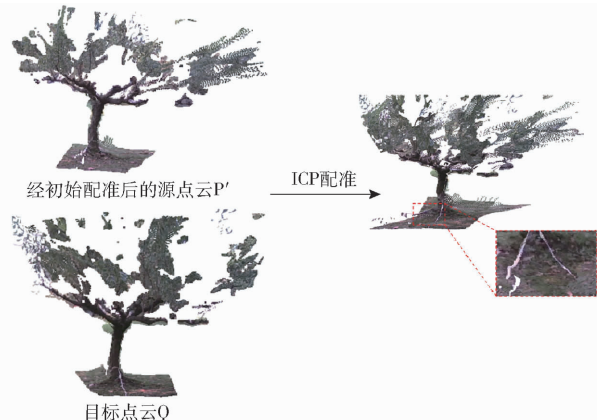


图 8 精配准结果

Fig. 8 Accurate registration result

2.5 实验

实验在 Windows 10 操作系统平台进行,处理器

为 Intel(R) Core(TM) i5-8400 CPU @ 3.60 GHz, 内存为 8 GB, 利用 VS2019 集成开发环境并结合 PCL (Ver. 1.11.1) 点云库完成。通过多组果树配准实验和对比实验证明本文算法的有效性与优越性。

2.5.1 配准实验

为了验证本文配准算法的有效性与适应性, 将自然条件下采集的多组点云(图9)经过上述的配准步骤进行配准, 配准结果如图10所示。

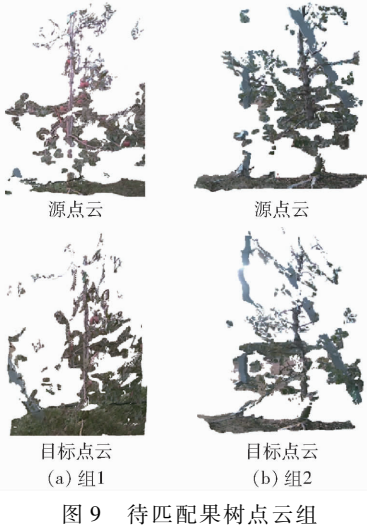


图9 待匹配果树点云组

Fig.9 Point cloud group of fruit trees to be matched

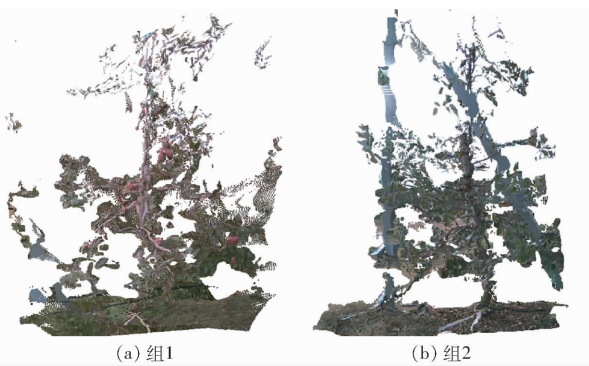


图10 配准后果树点云组

Fig.10 Point cloud group of fruit trees after registration

2.5.2 对比实验

为了评价本文算法的优越性, 将某棵树的源点云 X 绕任意坐标轴旋转设定角度后, 得到旋转后的点云 X' , 然后依次使用单一 ICP 算法、原始 SAC-IA+ICP、SAC-IA+NDT 和本文算法对源点云 X 和点云 X' 进行配准, 再将重新配准后获得的旋转角度与设定的旋转角度进行比较, 并以 x 、 y 、 z 轴上的平均旋转角度误差、均方根误差以及配准时间 t 作为评价标准, 进行对比实验。

均方根误差 RMSE^[35] 定义为

$$r_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_i)^2}{n}} \quad (7)$$

式中 n ——对应点对的数量, 个

X_i ——配准后对应点之间的欧氏距离, cm

\bar{X}_i ——对应点之间的欧氏距离真值, cm

绝对理想状态下, 完全配准后对应点之间的距离为 0, 因此对应点之间欧氏距离的真值为 0。

令树 1 某视角点云 A 绕 z 轴旋转 45° 后得到 A' , 然后将点云 A 与 A' 分别输入到单一 ICP 算法、原始 SAC-IA+ICP、SAC-IA+NDT 和本文算法, 其中在 x 、 y 、 z 轴上的旋转角度误差、平均旋转误差、均方根误差以及配准时间 t 如表 1 所示。

表1 树1点云配准算法性能对比

Tab.1 Performance comparison of tree 1 point cloud registration algorithms

参数	单一 ICP 算法	原始 SAC-IA+ICP 算法	SAC-IA+NDT 算法	本文算法
x 轴旋转误差/ $^\circ$	3.42	0.46	0.28	0.24
y 轴旋转误差/ $^\circ$	3.34	0.32	1.27	0.16
z 轴旋转误差/ $^\circ$	42.42	0.44	2.27	0.30
平均旋转误差/ $^\circ$		1.22	1.27	0.70
均方根误差/cm		0.97	1.23	0.69
配准时间 t /s		389.2	487.4	9.8

从表 1 可以看出, 本文算法平均旋转误差相比于原始 SAC-IA+ICP 算法减少 42.62%, 均方根误差相比于原始 SAC-IA+ICP 算法减少 28.86%。同时, 在配准时间上, 本文算法较原始 SAC-IA+ICP 算法减少 97.48%。另外, 此条件下使用单一 ICP 算法旋转误差高达 42.42° , 可视为配准失效。本文算法平均旋转误差相比于 SAC-IA+NDT 算法减少 44.88%, 均方根误差相比于 SAC-IA+NDT 减少 43.90%, 在配准时间上, 本文算法较 SAC-IA+NDT 算法减少 97.98%。

选择另外一棵树任意视角点云, 并将点云绕 y 轴旋转 30° , 重复上述实验步骤, 结果如表 2 所示。从表 2 可以看出, 本文算法平均旋转误差相比于原始 SAC-IA+ICP 算法减少 85.44%, 均方根误差相比于原始 SAC-IA+ICP 算法减少 71.74%。同时, 在配准时间上, 本文算法较原始 SAC-IA+ICP 算法减少 94.04%。平均旋转误差相比于单一 ICP 算法减少 98.25%, 均方根误差相比于单一 ICP 算法减少 91.12%, 配准时间相比于单一 ICP 算法减少 74.84%。本文算法平均旋转误差相比于 SAC-IA+NDT 算法减少 90.38%, 均方根误差相比于 SAC-IA+NDT 算法减少 85.39%, 在配准时间上, 本文算法较 SAC-IA+NDT 算法减少 97.32%。

表2 树2点云配准算法性能对比

Tab.2 Performance comparison of tree 2 point cloud

registration algorithms

参数	单一	原始 SAC -	SAC - IA +	本文
	ICP	IA + ICP		
x 轴旋转误差/ $^{\circ}$	1.26	1.51	1.77	0.01
y 轴旋转误差/ $^{\circ}$	24.34	1.25	2.08	0.35
z 轴旋转误差/ $^{\circ}$	0.19	0.34	0.82	0.10
平均旋转误差/ $^{\circ}$	8.59	1.03	1.56	0.15
均方根误差/cm	6.31	0.92	1.78	0.26
配准时间 t/s	15.5	65.5	145.7	3.9

选择第3棵树任意视角点云,并将点云绕 x 轴旋转 36° ,重复上述实验步骤,结果如表3所示。从表3可以看出,本文算法平均旋转误差相比于原始 SAC - IA + ICP 算法减少 38.38%,均方根误差相比于原始 SAC - IA + ICP 算法减少 28.09%。同时,在配准时间上,本文算法较原始 SAC - IA + ICP 算法减少 97.99%。同样,此条件下使用单一 ICP 算法配准失效。本文算法平均旋转误差相比于 SAC - IA + NDT 算法减少 55.14%,均方根误差相比于 SAC - IA + NDT 算法减少 55.24%,在配准时间上,本文算法较 SAC - IA + NDT 算法减少 98.04%。因此,综合来看,本文算法在时间和配准精度上具有一定的优势。

表3 树3点云配准算法性能对比

Tab.3 Performance comparison of tree 3 point cloud

registration algorithms

参数	单一	原始 SAC -	SAC - IA +	本文
	ICP	IA + ICP		
x 轴旋转误差/ $^{\circ}$	26.88	0.78	0.58	0.36
y 轴旋转误差/ $^{\circ}$	0.29	1.23	1.46	1.23
z 轴旋转误差/ $^{\circ}$	0.30	0.98	2.04	0.23
平均旋转误差/ $^{\circ}$		0.99	1.36	0.61
均方根误差/cm		0.89	1.43	0.64
配准时间 t/s		314.4	322.2	6.3

3 枝叶分割

树木的拓扑结构主要由枝干构成,而树叶的存在严重影响到枝干的重建精度。为了更准确地获取树木枝干的三维模型,本文对配准后的树木点云进行枝叶分割处理。首先通过直通滤波去除地面等非枝叶点云,然后通过最小包围盒对点云进行分块,对分块后的每个子块,利用点云的几何特征对点云进行枝干粗提取,然后对粗分割后的点云通过欧氏聚类分割进行枝干细提取。

3.1 点云分块

最小包围盒是物体在三维坐标系中,将物体包含在内的最小立方体^[36]。通过使用最小包围盒对果树点云进行分块,以便于局部化处理^[37]。AABB 包围盒操作简单且耗时较短,因此本文选择 AABB 包围盒在垂直方向上对点云进行分块。由于树木主干与 z 轴大致平行,因此在 z 轴上设置固定间隔 d_z ,从树木点云的根部开始将点云分为若干块。取 $d_z = 0.2 \text{ m}$ 进行分块^[38],分块结果如图11所示。

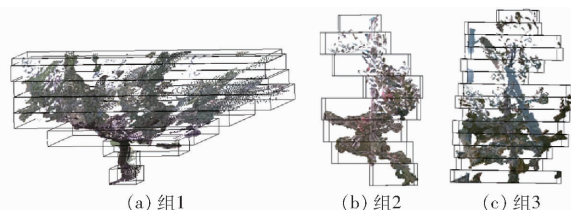


图11 点云分块结果

Fig.11 Segmentation results of point cloud

3.2 枝干粗提取

对于分块后的每一块点云进行枝干粗提取。对果树点云中的每个点进行 KD - Tree 近邻搜索,构建邻域点集,根据邻域点集计算该邻域矩阵的协方差矩阵并计算协方差矩阵的特征值,将3个特征值按照从大到小即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 的顺序排列。其中,当特征值满足 $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx \lambda_3$ 时,则认为点云具有线性特征,而枝干一般呈线性分布;当 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3$ 时,则认为点云具有发散特征,而树叶一般呈发散分布^[39]。根据这一分布特性,构建线性指标

$$L = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \quad (L \in [0, 1]) \quad (8)$$

当 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 时, L 趋于1,此时为枝干点的可能性较大;当 $\lambda_1 \approx \lambda_2$ 时, L 趋于0,此时为树叶点的可能性较大。设定阈值 L_T ,当 $L > L_T$ 时,则将点云划分为枝干点。提取结果如图12所示。

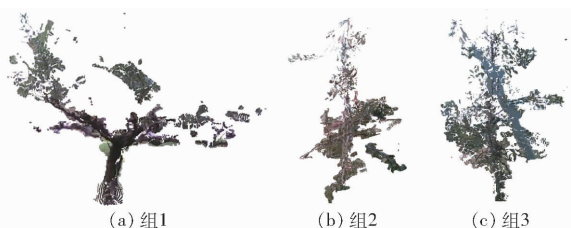


图12 枝干粗提取结果

Fig.12 Results of coarse stem extraction

3.3 枝干细提取

对粗提取后的点云进行欧氏聚类,欧氏聚类具体步骤为:

(1)对于点云 M 中的每个点 $m_i(x_i, y_i, z_i)$,进行 KD - Tree 近邻搜索, m_i 与 k 个邻域点 $m_k(x_k, y_k, z_k)$ 之间的欧氏距离 d_k 计算式为

$$d_k = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2 + (z_i - z_k)^2} \quad (9)$$

(2) 将欧氏距离小于阈值 D_T 的点聚类到点云 W 中。

(3) 对 W 中的其他点重复步骤(1)、(2), 当 W 中的点数 n 不再增加则当前聚类完成。

(4) 计算 W 的空间尺寸 M , 对于 W 中的点, 如果 $n > n_T$ 且 $M > M_T$ (n_T 为预先定义的点数量阈值, M_T 为预先设定的空间尺寸阈值), 则将 W 加入到枝干点集。

分割结果如图 13 所示, 分割后存在部分枝叶未被分割以及枝干过分割情况, 但基本完成了枝叶分割。

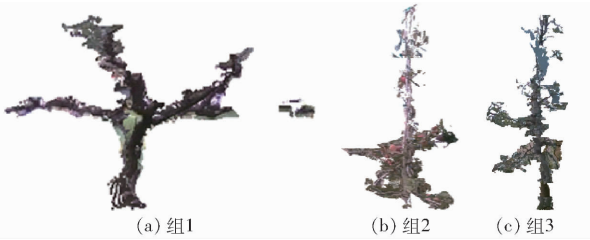


图 13 枝叶分割结果

Fig. 13 Results of branch-leaf segmentation

3.4 实验

为评价本文枝叶分割算法准确性, 以上述 3 组枝叶分割结果为对象, 并以人工提取的枝干点云为实际枝干点云数量, 人工分割结果如图 14 所示。

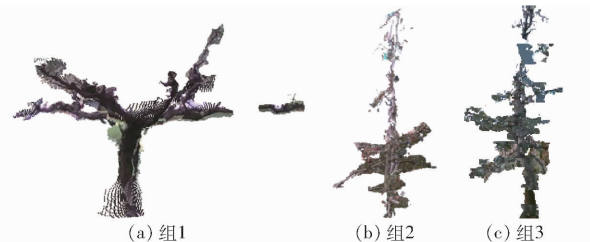


图 14 人工分割结果

Fig. 14 Results of manual segmentation

定义算法分割相较于人工分割准确度为

$$A = \left(1 - \frac{|B_1 - B_2|}{B_1} \right) \times 100\% \quad (10)$$

式中 B_1 ——人工分割为枝干点的点云数量

B_2 ——算法分割为枝干点的点云数量

分别计算本文枝叶分割算法与现有算法^[23]相对于人工分割准确度, 结果如表 4 所示。

表 4 枝叶分割准确度

Tab. 4 Accuracy of branch and leaf segmentation

组别	点云数量	枝干点云数量			现有方法	本文算法
		人工分割	现有算法 ^[23]	本文算法	相对于人工分割准确度/%	相对于人工分割准确度/%
组 1	91 910	15 607	19 751	13 109	73.45	83.99
组 2	93 909	30 439	47 126	35 825	55.43	82.31
组 3	130 164	39 024	30 795	36 985	70.98	94.77

4 结论

(1) 采用直通滤波和统计滤波对点云进行预处理, 去除背景点云和离群点。通过这两种滤波方法的组合应用, 能够获得具有较高质量的点云数据。

(2) 提出了一种改进的 SAC - IA + ICP 算法。通过计算点云法向量夹角的平均值来提取特征点, 并且利用点云法向量夹角的余弦值在源点云和目标点云的特征点中查找待匹配点对来优化 SAC - IA 算法, 最后通过 ICP 算法进行精配准。对比结果显示, 相较于原始 SAC - IA + ICP 算法, 本文算法平均旋转误差减少 85.44%, 均方根误差减少 71.74%, 配准时间减少 97.99%。同时, 相较于 SAC - IA + NDT 算法, 本文算法平均旋转误差减少 90.38%, 均方根误差减少 85.39%, 配准时间减少 98.04%。因此, 本文方法能够有效地提高点云配准的精度, 并显著减少配准所需的时间。

(3) 基于最小包围盒划分的分块技术对点云进行分块处理, 对于分块后的每个子块点云, 利用点云的几何特征完成枝叶粗分割, 然后使用欧氏聚类分割算法实现了点云枝叶分割, 且相较于人工分割准确度可达 94.77%。

参 考 文 献

- [1] 孙茜, 郑书河. 基于双目视觉的植物三维重建方法及应用[J]. 安徽农业科学, 2021, 49(24): 11 - 17.
SUN Qian, ZHENG Shuhe. Method of plant 3D reconstruction based on binocular vision and its application[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2021, 49(24): 11 - 17. (in Chinese)
- [2] 王月海, 庄志鹏, 邢娜. 改进的采样一致性点云配准算法[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(5): 1382 - 1388.
WANG Yuehai, ZHUANG Zhipeng, XING Na. Improved sampling consistent point cloud registration algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2022, 43(5): 1382 - 1388. (in Chinese)
- [3] 杨长辉, 王卓, 熊龙辉, 等. 基于 Mask R - CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 22 - 30, 69.
YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R - CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 22 - 30, 69. (in Chinese)

- [4] 徐胜勇, 卢昆, 潘礼礼, 等. 基于 RGB-D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位[J]. 农业机械学报, 2019,50(2): 21-27.
XU Shengyong, LU Kun, PAN Lili, et al. 3D reconstruction of rape branch and pod recognition based on RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(2):21-27. (in Chinese)
- [5] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(5):9-14. (in Chinese)
- [6] 任栋宇, 李晓娟, 林涛, 等. 基于 Kinect v2 传感器的果树枝干三维重建方法[J]. 农业机械学报, 2022,53(增刊2):197-203.
REN Dongyu, LI Xiaojuan, LIN Tao, et al. 3D reconstruction method for fruit tree branches based on Kinect v2 sensor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(Supp.2):197-203. (in Chinese)
- [7] 付昱兴, 李承明, 朱江, 等. Alpha-shape 算法构建枣树点云三维模型[J]. 农业工程学报, 2020,36(22):214-221.
FU Yuxing, LI Chengming, ZHU Jiang, et al. Three-dimensional model construction method and experiment of jujube tree point cloud using Alpha-shape algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(22):214-221. (in Chinese)
- [8] JI S, REN Y, ZHAO J, et al. An improved method for registration of point cloud[J]. OPTIK, 2017, 140(1):451-458.
- [9] LIU J, ZHU J, YANG J, et al. Three-dimensional point cloud registration based on ICP algorithm employing K-D tree optimization[C]//Eighth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2016). International Society for Optics and Photonics, 2016.
- [10] SUN R, ZHANG E, MU D, et al. Optimization of the 3D point cloud registration algorithm based on FPFH features[J]. Applied Sciences, 2023,13(5):2-14.
- [11] 王欢, 汪同庆, 李阳. 利用 Kinect 深度信息的三维点云配准方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2016,52(12):153-157.
WANG Huan, WANG Tongqing, LI Yang. Research of 3D point-cloud registration method based on depth information of Kinect[J]. Computer Engineering and Applications, 2016,52(12):153-157. (in Chinese)
- [12] 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)
- [13] 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)
- [14] MOORTHY S, CALDERS K, VICARI M, et al. Improved supervised learning-based approach for leaf and wood classification from LiDAR point clouds of forests[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020,58(5):3057-3070.
- [15] VICARI M, DISNEY M, WILKES P, et al. Leaf and wood classification framework for terrestrial LiDAR point clouds[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019,10(5):680-694.
- [16] YUN T, AN F, LI W, et al. A novel approach for retrieving tree leaf area from ground-based LiDAR[J]. Remote Sensing, 2016,8(11):942-962.
- [17] LI S, DAI L, WANG H, et al. Estimating leaf area density of individual trees using the point cloud segmentation of terrestrial LiDAR data and a voxel-based model[J]. Remote Sensing, 2017,9(11):1202-1217.
- [18] FERRARA R, VIRDIS S, VENTURA A, et al. An automated approach for wood-leaf separation from terrestrial LiDAR point clouds using the density based clustering algorithm DBSCAN[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2018,262:434-444.
- [19] HU C, PAN Z, ZHONG T. Leaf and wood separation of poplar seedlings combining locally convex connected patches and K-means plus plus clustering from terrestrial laser scanning data[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2020,14(1):1-18.
- [20] 唐丽玉, 张浩, 黄洪宇, 等. 基于点云数据的树木三维重建方法改进[J]. 农业机械学报, 2017,48(2):186-194.
TANG Liyu, ZHANG Hao, HUANG Hongyu, et al. Improved method for 3D reconstruction of tree model based on point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(2):186-194. (in Chinese)
- [21] 杨玉泽, 林文树. 基于激光点云数据的树木枝叶分割和三维重建[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(3):171-176.
YANG Yuze, LIN Wenshu. Segmentation and 3D reconstruction of tree branches and leaves based on laser point cloud data [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(3):171-176. (in Chinese)
- [22] WANG M, WONG M. A novel geometric feature-based wood-leaf separation method for large and crown-heavy tropical trees using handheld laser scanning point cloud[J]. International Journal of Remote Sensing, 2023,44(10):3227-3258.
- [23] 黄亮, 许文雅, 谭帅. 树木三维点云的枝叶分割方法[J]. 北京测绘, 2022, 36(1):18-22.
HUANG Liang, XU Wenya, TAN Shuai. 3D point cloud segmentation method for branches and leaves of trees[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2022, 36(1):18-22. (in Chinese)
- [24] 陈海波, 刘圣搏, 王乐乐, 等. 基于 Kinect V3 的单株作物自动化三维重建与验证[J]. 农业工程学报, 2022,38(16):

215 - 223.

CHEN Haibo, LIU Shengbo, WANG Lele, et al. Automatic 3D reconstruction and verification of an individual crop using Kinect V3[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(16):215 - 223. (in Chinese)

- [25] 彭程, 李帅, 苗艳龙, 等. 基于三维点云的番茄植株茎叶分割与表型特征提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9):187 - 194.
PENG Cheng, LI Shuai, MIAO Yanlong, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of tomatoes using three-dimensional point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2022,38(9):187 - 194. (in Chinese)
- [26] 张漫, 苗艳龙, 仇瑞承, 等. 基于车载三维激光雷达的玉米点云数据滤波算法[J]. 农业机械学报, 2019,50(4):170 - 178.
ZHANG Man, MIAO Yanlong, QIU Ruicheng, et al. Maize point cloud data filtering algorithm based on vehicle 3D LiDAR [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4):170 - 178. (in Chinese)
- [27] 赵润茂, 范国帅, 陈建能, 等. 田间茶树冠层三维信息获取及其高度和轮廓表达方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12):234 - 241,358.
ZHAO Runmao, FAN Guoshuai, CHEN Jianneng, et al. Describing height and outline of tea canopy in natural field with 3D sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12):234 - 241,358. (in Chinese)
- [28] 宋成航, 李晋儒, 刘冠杰. 利用特征点采样一致性改进 ICP 算法点云配准方法[J]. 北京测绘, 2021, 35(3):317 - 322.
SONG Chenghang, LI Jinru, LIU Guanjie. Point cloud registration method using feature point sampling consistency initial alignment and improved ICP algorithm[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(3):317 - 322. (in Chinese)
- [29] 蔡文娜, 刘凤连. 一种基于法向量夹角的点云配准方法[J]. 天津理工大学学报, 2018, 34(3):17 - 20,33.
CAI Wenna, LIU Fenglian. New approach of point cloud registration algorithm based on intersection normal angle[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2018,34(3):17 - 20,33. (in Chinese)
- [30] 杨小青, 杨秋翔, 杨剑. 基于法向量改进的 ICP 算法[J]. 计算机工程与设计, 2016,37(1):169 - 173.
YANG Xiaoqing, YANG Qiuxiang, YANG Jian. Improved ICP algorithm based on normal vector[J]. Computer Engineering and Design, 2016,37(1):169 - 173. (in Chinese)
- [31] 孙瑞, 罗印升, 宋伟. 一种改进 SAC - IA 和 ICP 的快速高效点云配准算法[J]. 工业控制计算机, 2023,36(7):64 - 66, 160.
SUN Rui, LUO Yinsheng, SONG Wei. A fast and efficient point cloud registration algorithm improved SAC - IA and ICP[J]. Industrial Control Computer, 2023, 36(7):64 - 66,160. (in Chinese)
- [32] 王育坚, 廉腾飞, 吴明明, 等. 基于八叉树与 KD 树索引的点云配准方法[J]. 测绘工程, 2017,26(8):35 - 40.
WANG Yujian, LIAN Tengfei, WU Mingming, et al. Point cloud registration based on octree and KD-tree index [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2017, 26(8):35 - 40. (in Chinese)
- [33] LIU B, LIU L, TIAN F. An improved SAC - IA algorithm based on voxel nearest neighbor search[J]. Critical Reviews in Biomedical Engineering, 2022, 50(1):35 - 46.
- [34] MIAN A, BENNAMOUN M, OWENS R. Three-dimensional model-based object recognition and segmentation in cluttered scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(10):1584 - 1601.
- [35] OVELAND I, HAUGLIN M, GOBAKKEN T, et al. Automatic estimation of tree position and stem diameter using a moving terrestrial laser scanner[J]. Remote Sensing, 2017, 9(4):2 - 15.
- [36] 张胜文, 张洪刚, 方喜峰, 等. 基于切片技术的点云数据预处理研究[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2009, 23(5):403 - 406.
ZHANG Shengwen, ZHANG Honggang, FANG Xifeng, et al. Research on data pre-processing with point cloud slicing technique[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2009,23(5):403 - 406. (in Chinese)
- [37] 王宇慧, 徐志远, 叶德茂. 一种基于局部特征分块的目标跟踪算法[J]. 激光技术, 2019, 43(4):133 - 137.
WANG Yuhui, XU Zhiyuan, YE Demao. A target tracking algorithm based on local feature segmentation [J]. Laser Technology, 2019, 43(4):133 - 137. (in Chinese)
- [38] 王杰, 陈正伟, 徐照胜, 等. 基于相机与激光雷达融合的温室机器人行间导航方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3):32 - 40.
WANG Jie, CHEN Zhengwei, XU Zhaosheng, et al. Inter-rows navigation method of greenhouse robot based on fusion of camera and LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3):32 - 40. (in Chinese)
- [39] 马振宇, 庞勇, 李增元, 等. 地基激光雷达森林近地面点云精细分类与倒木提取[J]. 遥感学报, 2019,23(4):743 - 755.
MA Zhenyu, PANG Yong, LI Zengyuan, et al. Fine classification of near-ground point cloud based on terrestrial laser scanning and detection of forest fallen wood[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2019,23(4):743 - 755. (in Chinese)