doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.027

基于特征点改进的4PCS樱桃树三维点云配准方法

李云飞[1,2]　李振东[1,2]　杨立伟[1]　刘　刚[1]　吕树盛[3]　宫艳晶[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：针对点云配准会消耗较多时间资源、配准误差较大等问题，提出一种基于3D-SIFT特征点改进的4PCS配准方法。通过深度相机对樱桃树4个方位进行扫描，获取樱桃树三维点云数据。首先，使用直通滤波和统计滤波，设计一个点云去噪框架，筛选高质量三维点云；其次，应用SIFT算法对樱桃树点云进行特征提取，减少数据的维度，增强特征稳定性；再次，将获得的源特征点集和目标特征点集，作为4PCS算法原始数据输入进行点云粗配准，获得精确位姿；最后，利用ICP算法进行精细配准，使其匹配状态最佳。以不同树型樱桃树点云数据为实验对象，引入消耗时间和均方根误差，作为配准评估标准。实验结果表明，在粗配准阶段，本文配准方法耗时分别为4.16、4.33 s，均方根误差分别为0.953、1.810 cm，有效降低了配准误差，缩短了配准时间。另外，在精配准阶段，本文选用ICP算法，并进行多组精配准实验，结合本文方法整个配准时间为4.84 s，均方根误差为0.845 cm，配准时间和配准误差均达到最优。

关键词：樱桃树；三维点云；3D-SIFT；4PCS算法；点云配准

中图分类号：TP391　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0256-07

Improved 4PCS Cherry Tree 3D Point Cloud Rgistration Method Based on Feature Points

LI Yunfei[1,2]　LI Zhendong[1,2]　YANG Liwei[1]　LIU Gang[1]　LÜ Shusheng[3]　GONG Yanjing[3]

（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 Science Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*）

Abstract: Aiming at solving the the problems of excessive time consumption and low registration efficiency caused by the 4PCS algorithm when registrating the point cloud data, a improved 4PCS coarse registration method based on the 3D-SIFT feature point was proposed. The point cloud data of the cherry tree was collected from four directions by DK depth camera. Firstly, a point cloud denoising framework was designed by using traight-through filtering and statistical filtering to screen high-quality three-dimensional point cloud. Secondly, the SIFT algorithm was applied to extract features from cherry tree point cloud, which reduced data dimensions and enhanced feature stability. Thirdly, the obtained set of points about source feature and target feature were used as initial data of the 4PCS algorithm, and the coarse registration was carried out. Finally, after obtaining the precise pose, the ICP algorithm was used for precision registration until the best matching state was achieved. Taking cherry tree point cloud data of different types as the experimental objects to registration experiments, the time consuming and the root maen square error indexes were introduced to evaluate the experiments. In the coarse registration stage, the results showed that the registration time of the proposed registration method was 4.16 s and 4.33 s, respectively. The root mean square error was 0.953 cm and 1.810 cm, respectively, which effectively reduced the registration error and shortened the registration time. The results of multiple precision registration experiments demonstrated that both the overall point cloud registration time and registration error achieved optimal values based on the fusion of the proposed method and the ICP algorithm in the precision registration. The whole registration time was 4.84 s and the root mean square error was 0.845 cm.

Key words: cherry tree; three-dimensional point cloud; 3D-SIFT; 4PCS algorithm; point cloud registration

收稿日期：2024－07－19　修回日期：2024－09－22

基金项目：山东省自然科学基金项目(ZR2020MC084)

作者简介：李云飞(2000—)，男，硕士生，主要从事基于点云的三维重建技术在智慧农业的应用研究，E-mail: 2622088349@qq.com

通信作者：杨立伟(1981—)，女，副教授，主要从事农业物联网研究，E-mail: yangliwei@cau.edu.cn

0　引言

随着信息技术发展和采集设备普及，植物三维重建工作日益普遍[1]，虚拟植物[2]已被广泛应用于多个领域，在农林业、景观设计及计算机教学等领域都有广泛应用前景[3]。而樱桃生长过程易受光照影响，若光照不足，会导致枝条和叶片过度生长、果实品质差等问题[4]。构建相关三维结构模型，可捕获真实三维物体形状和外观，对光照分布[5]具有重要意义。

点云配准作为三维重建的核心步骤[6]，快速高精度配准技术成为当前研究热点[7]。传统的配准方法，如迭代最近邻点算法（Iterative closest point，ICP）需要待配准点云具有较高的初始位姿。相较于传统算法，RUSU 等[8]分别计算源点云和目标点云的特征直方图（Fast point feature histograms，FPFH）特征描述子，结合采样一致性初始配准（Sample consensus initial alignment，SAC-IA）算法进行配准，该方法提高了配准精度，但点云配准效率低。JI 等[9]融合 ICP 算法和遗传算法进行点云配准，该方法可靠稳定，但实现过程较为复杂。GUO 等[10]使用三维激光扫描仪五站式获取苹果树冠层点云数据，结合标靶球进行点云配准，构建苹果树冠层点-叶模型，该方法保证模型重建精度，但果树三维信息获取过程比较繁琐且存在采集设备成本过高的问题。李修华等[11]使用 Kinect V3 相机采集室内甘蔗植株和大田香蕉植株的点云数据，提出一种基于多标靶球的田间植株自动配准方法，但配准结果受采集的标靶球点云数据影响较大。马保建等[12]使用深度相机采集枣树点云数据，提出一种基于骨架点的自动配准方法，但未对配准误差做进一步分析。

为提高点云配准算法速度和精度，需要在待配准点云数据中，寻找数量少、有代表性且受噪声影响小的特征点。结合樱桃树点云数据采集方式和点云数据拓扑结构特征，本文提出一种基于 3D-SIFT 特征点改进的四点快速鲁棒（Four points congruent set，4PCS）配准方法，以期缩短点云配准误差，提高点云配准速度。

1　材料与方法

1.1　实验场地

在山东省烟台市农业科学研究院和牟平区大窑街道李家庄开展樱桃树点云数据采集实验，实验场地如图 1 所示。其中，实验目标选取为露天栽培纺锤型和 2~4 年 KGB 型樱桃树，其种植株距约为 50 cm，行距约为 120 cm，高度为 180~200 cm。

1.2　樱桃树点云获取平台

本文以 1 台便携式计算机、1 台 Azure Kinect DK 型深度相机、4 个直径为 120 mm 的标靶球和 2 个夜间照明灯等作为硬件设备，以 PC 端配置的深度相机 API 接口、Visual Studio 2019、PCL1.11.1 库（Point cloud library，PCL）和 OpenCV4.5.2 库组成软件设备。硬件设备和软件设备组合搭建樱桃树点云数据获取平台，平台如图 2 所示。



图 1　实验场地

Fig. 1　Experiment site

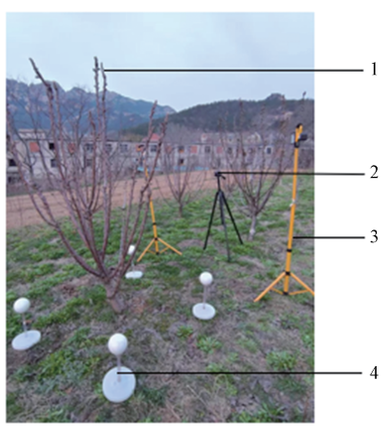


图 2　数据获取平台

Fig. 2　Data acquisition platform

1. 采集对象　2. 三脚架　3. 工程照明灯　4. 标靶球

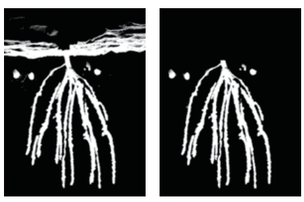
点云采集对象为露天栽培的 KGB 型樱桃树，由于 DK 深度相机易受环境因素影响，故选择拍摄时间段为 19:00—20:00，并采用夜间照明灯补光方式，同时在实验目标放置直径 120 mm 的标靶球进行 4 个方位扫描，其标靶球距植株 70 cm，以确保获得最佳成像效果。

1.3　樱桃树点云预处理

在室外使用 DK 深度相机进行樱桃树拍摄时，采集到的点云质量受土坡、建筑、灰尘及非目标樱桃树等因素的影响较大[13]。故为获得高质量的三维点云数据，需要对原始数据进行滤波处理[14]。利用直通滤波和统计滤波构建去噪框架，其过程如下：

首先，使用 PCL 中的直通滤波[15]进行去噪，过滤掉在指定维度方向上不在给定值域内的点，可快速地大范围内去除背景噪声，简单高效[16]。根据樱桃树的实际冠幅宽度、高度以及视觉系统距离樱桃树主干中心的位置，设置空间 x 方向值域范围约为（0.8 m，5 m），空间 y 方向值域范围约为（0.775 m，3 m），空间 z 方向值域范围约为（3.5 m，9 m），得到只包含单株樱桃树的三维点云信息[17]，点云去噪效果如图 3 所示。其次，使用 PCL 统计滤波[18]去除樱桃树树枝分叉处中明显离群点。计算每个点到其最近的 K（设定）个点平均距离，使点云中所有点的距离形成高斯分布，同时给定均值与方差，当某点临近 K 个点的平均距离在标准范围内则保留该点，不在

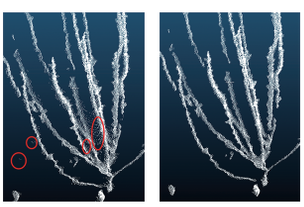
该范围内定义为离群点删除[19]。点云去噪局部效果如图4所示，其中枝干附近无效离群点由红圈表示。



(a) 去噪前 (b) 去噪后

图3 去除背景效果

Fig. 3 Effects of removing background



(a) 去除前 (b) 去除后

图4 去除离群点效果

Fig. 4 Effects of removing outliers

最后，采用欧式聚类的分割算法[20]提取单株樱桃树点云，分割效果如图5所示。



(a) 分割前 (b) 分割后

图5 分割效果

Fig. 5 Effects of segmentation

为提高点云数据处理速度，需对樱桃树点云数据进行精简[21]，使用最小点数的体素滤波方法，点云数量由17 759减至4 759，精简效果如图6所示。



(a) 精简前 (b) 精简后

图6 点云精简前后效果

Fig. 6 Effects of point cloud streamlining

2 樱桃树点云配准方法

为构建完整的樱桃树三维点云模型，需要将不同视图采集的樱桃树点云数据，通过配准方法变换到同一坐标系。目前较多应用的点云配准方法是ICP算法，该算法较大程度依赖于两片点云拥有较好的初始位置。因此，本文结合樱桃树几何特征，提取两视角樱桃树点云特征点集，提出一种基于3D-SIFT特征点改进的4PCS配准方法，获得较高初始位姿后，使用ICP算法进行精配准，实现两视角点云配准，整个配准流程如图7所示。

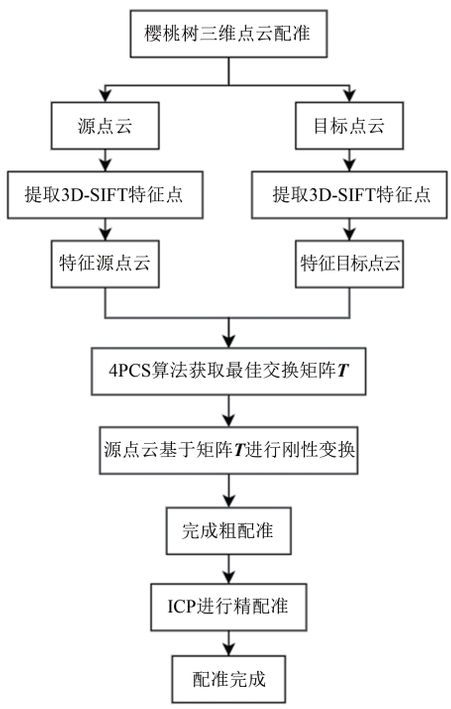


图7 点云配准算法流程图

Fig. 7 Flowchart of point cloud registration algorithm

2.1 基于SIFT算法的梯度约束特征点检测

SIFT算法是由LOWE[22]提出的一种用于提取和描述图像局部特征的重要方法，对旋转、尺度缩放和亮度变化保持不变性。

(1)生成尺度空间。把高斯核$G(x,y,\sigma)$与$I(x,y)$进行卷积形成1幅图像的尺度空间$L(x,y,\sigma)$，计算公式为

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\otimes I(x,y) \tag{1}$$

其中

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

式中 $G(x,y,\sigma)$——高斯函数

σ——尺度因子

(x,y)——图像像素坐标

(2)检测尺度空间极值点。$D(x,y,\sigma)$使每个像素点与同尺度的相邻26个点比较，如果该像素点的DoG(Difference of Gaussian)算子在这26个邻域中为最大或最小，则该点为特征点，即

$$\left(G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma)\right)\otimes I(x,y)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma)=D(x,y,\sigma) \tag{3}$$

式中 k——比例因子

$D(x,y,\sigma)$——高斯差分函数

(3)定位特征点位置。拟合三维二次函数后，再去除对比度较低的特征点以及不稳定的边缘响应点，与尺度空间DoG函数进行拟合，在尺度空间的泰勒展开式为

$$D(x)=\boldsymbol{D}+\frac{\partial \boldsymbol{D}^{\mathrm{T}}}{\partial \boldsymbol{X}}\boldsymbol{X}+\frac{1}{2}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\frac{\partial^{2}\boldsymbol{D}}{\partial \boldsymbol{X}^{2}}\boldsymbol{X} \tag{4}$$

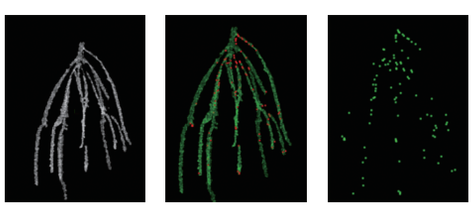
其中，$\boldsymbol{X}=(x,y,\sigma)$，对式(4)进行一阶求导且使其得数为0，即可得到特征点位置偏移向量，表达式为

$$\hat{\boldsymbol{X}}=-\frac{\partial^{2}\boldsymbol{D}^{-1}}{\partial \boldsymbol{X}^{2}}\frac{\partial \boldsymbol{D}}{\partial \boldsymbol{X}} \tag{5}$$

将$\hat{\boldsymbol{X}}$添加到原特征点的坐标，得到特征点亚像素精确估计。

(4)指定特征点方向。利用特征点邻域像素的梯度方向分布特性，为每个特征点指定方向参数，使算子具备旋转不变性。

建立中心为特征点的邻域窗口并在窗口采样，用直方图统计邻域像素的梯度方向。每10°为一柱，梯度直方图范围为0°~360°，以梯度模m作为贡献权重[23]。在PCL库中，SIFT Keypiont类将SIFT算子应用到三维中，实现特征点提取功能，樱桃树点云数据中的Z方向梯度约束提取过程如图8所示。



(a) 原始点云　(b) 提取　(c) 特征点

图8　点云特征点提取过程

Fig. 8　Point cloud feature point extraction

2.2　基于3D-SIFT特征点改进的4PCS粗配准

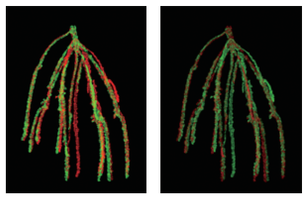
4PCS算法是一致性四点集算法，对点云模型初始位置不敏感，能实现任意姿态的点云对齐，但点云配准常常需要进行大量的迭代和计算，这一过程非常耗时。针对以上问题，对其进行优化，具体实现流程如下：①通过3D-SIFT算法分别提取源点云和目标点云的特征点，构建新的源SIFT点集P和目标SIFT点集Q。②源SIFT点集P和目标SIFT点集Q进行4PCS配准。③根据变换矩阵，对源点云进行刚体变换，输出距离和最小时的变换矩阵作为源型点云与目标点云之间的位姿变换矩阵。④配准后源点云和目标点云进行误差分析，使用均方根误差[24]评价准确度。

2.3　基于ICP算法的精配准

完成粗配准后，源点云和目标点云进行刚性变换，获得精确位姿，再采用ICP算法进行精配准。该配准方法通过迭代计算最优的刚体变换，寻找两组点云中距离最近的点对，使得两点云集合间的距离偏差最小[25]。从粗配准到精配准的过程如图9所示，其中红色为目标点云，绿色为根据交换矩阵转换后源点云。

3　结果分析

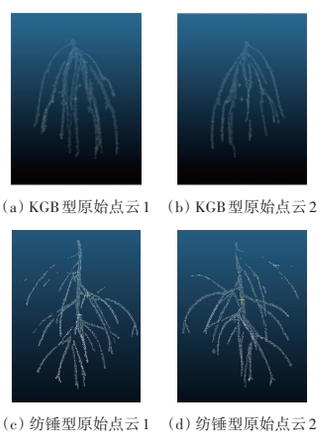
为验证本文方法性能，以DK深度相机采集的两组点云数据为实验对象，分别用本文方法与4PCS算法、SAC-IA算法、基于特征点改进的SAC-IA算法进行点云粗配准实验，并对比配准结果。不同树型的樱桃树原始点云图像如图10所示。不同树型配准结果如图11所示，KGB型粗配准结果评估参数如表1所示，纺锤型如表2所示。



(a) 粗配准　(b) 精配准

图9　配准流程

Fig. 9　Registration process



(a) KGB型原始点云1　(b) KGB型原始点云2

(c) 纺锤型原始点云1　(d) 纺锤型原始点云2

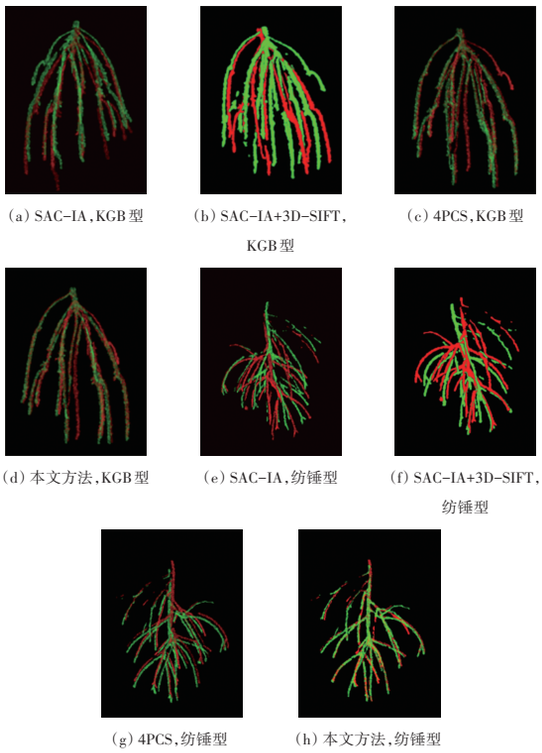
图10　不同树型原始点云

Fig. 10　Different types primitive point cloud

以图11a~11d KGB树型为分析目标，对比发现，在粗配准阶段，图11a、11b存在着明显的点云错位现象[26]，图11c和本文配准方法图11d配准效果较好；由表1可知，图11d方法耗时为4.16 s，均方根误差为0.953 cm，且其配准时间和均方根误差均低于图11c。与SAC-IA算法、基于3D-SIFT特征点改进的SAC-IA算法、4PCS算法相比，本文方法配准时间分别缩短86.24、1.98、5.64 s，配准误差同比分别降低3.258、7.637、0.085 cm。通过SIFT提取的特征点进行匹配，减少配准点云的数量，降低搜索规模，提高运算效率。综上，本文方法具有一定优势，可以有效提高配准精度，显著减少约50%配准时间。

经过本文方法配准后的点云数据作为粗配准结果，再使用ICP来优化和提高对齐精度，以评估本文配准方法是否带来明显的精度增益[27]。最终不同树型精配准结果如图12所示，KGB型和纺锤型最终配准结果评估参数如表3、4所示。

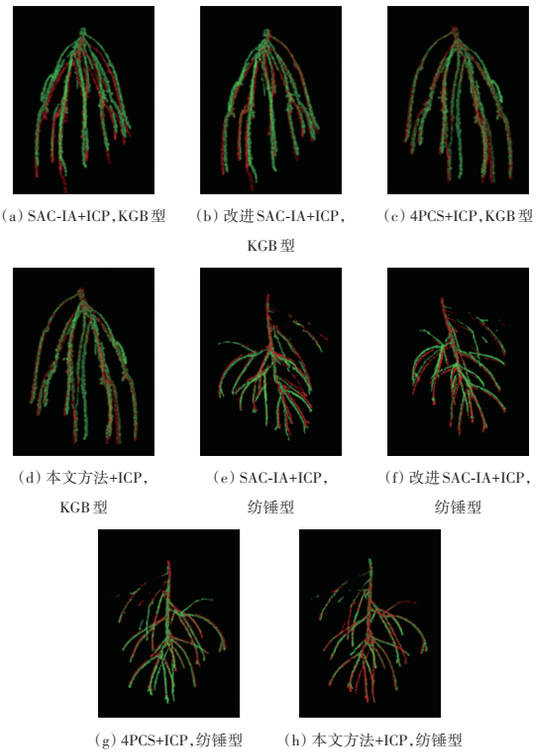
以图12a~12d KGB型为分析目标，对比发现，在精配准阶段，图12所有配准方法的点云重叠度均优于粗配准，但图12a仍存在点云错位；由表3可知，本文方法+ICP算



(a) SAC-IA,KGB型 (b) SAC-IA+3D-SIFT,KGB型 (c) 4PCS,KGB型
(d) 本文方法,KGB型 (e) SAC-IA,纺锤型 (f) SAC-IA+3D-SIFT,纺锤型
(g) 4PCS,纺锤型 (h) 本文方法,纺锤型

图11 不同树型粗配准结果

Fig. 11 Results of different types coarse registration



(a) SAC-IA+ICP,KGB型 (b) 改进SAC-IA+ICP,KGB型 (c) 4PCS+ICP,KGB型
(d) 本文方法+ICP,KGB型 (e) SAC-IA+ICP,纺锤型 (f) 改进SAC-IA+ICP,纺锤型
(g) 4PCS+ICP,纺锤型 (h) 本文方法+ICP,纺锤型

图12 不同树型精配准结果

Fig. 12 Results of different types precision registration

表1 KGB型樱桃树点云粗配准结果

Tab. 1 Results of KGB cherry tree point cloud coarse registration

配准算法	时间/s	RMSE/cm	x轴误差/cm	y轴误差/cm	z轴误差/cm
SAC-IA	90.40	4.211	1.717	1.319	3.611
SAC-IA+3D-SIFT	6.14	8.590	3.319	2.405	7.549
4PCS	9.80	1.038	0.534	0.456	0.764
本文方法	4.16	0.953	0.420	0.404	0.753

表2 纺锤型樱桃树点云粗配准结果

Tab. 2 Results of spindle type cherry tree point cloud coarse registration

配准算法	时间/s	RMSE/cm	x轴误差/cm	y轴误差/cm	z轴误差/cm
SAC-IA	72.1	5.830	3.365	2.532	4.030
SAC-IA+3D-SIFT	16.1	8.399	4.910	4.063	5.470
4PCS	13.9	3.080	1.320	1.444	2.379
本文方法	4.33	1.810	0.793	0.724	1.450

法得到配准误差为0.845 cm、所需时间为4.84 s。相较于SAC-IA+ICP算法、改进SAC-IA+ICP算法、4PCS+ICP算法相比,配准时间分别缩短86.26、2.07、5.76 s,配准误差分别降低1.706、0.243、0.008 cm。以上充分表明,结合本文方法的配准时间和配准误差均达到最优。但本文方法适用于单株果树三维信息的采集,不易获取群体樱桃树点云,后续研究可以使用三维激光雷达方法,可采集果园群体樱桃树三维点云数据。

表3 KGB型樱桃树点云配准结果

Tab. 3 Results of KGB cherry tree point cloud registration

配准算法	时间/s	RMSE/cm	x轴误差/cm	y轴误差/cm	z轴误差/cm
SAC-IA+ICP	91.10	2.551	1.123	1.097	2.010
改进SAC-IA+ICP	6.91	1.088	0.565	0.470	0.802
4PCS+ICP	10.60	0.853	0.410	0.391	0.637
本文方法+ICP	4.84	0.845	0.404	0.387	0.633

表4 纺锤型樱桃树点云配准结果

Tab. 4 Results of spindle type cherry tree point cloud registration

配准算法	时间/s	RMSE/cm	x轴误差/cm	y轴误差/cm	z轴误差/cm
SAC-IA+ICP	73.90	1.307	0.652	0.788	0.813
改进SAC-IA+ICP	18.10	1.557	0.714	0.905	1.046
4PCS+ICP	15.40	0.860	0.379	0.396	0.663
本文方法+ICP	5.83	0.783	0.363	0.389	0.575

4 结论

(1)基于DK深度相机搭建了樱桃树三维点云数据获取平台,对目标物体进行了4个方位的扫描,能够获得完整、真实的点云数据。

(2)利用直通滤波和统计滤波,构建点云去噪框架,去除背景点云和离群点。通过欧式聚类分割出标靶球和目标点云,获得较高质量的目标点云数据。

(3)提出了基于3D-SIFT特征点改进的4PCS方法,并以多种树型为实验对象,对比分析4PCS算法、SAC-IA算法、基于特征点改进的SAC-IA算法,本文提出的点云

配准方法耗时分别为4.16、4.33 s，平均误差分别为0.953、1.810 cm。该算法有效避免配准过程中大量的迭代和计算，提高了配准时间和精度。

（4）通过改进的粗配准算法得到了精确位姿，使得精配准过程更快地收敛至全局最优解，提高了配准效率。

参　考　文　献

[1] 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)

[2] OWENS A，CIESLAK M，HART J，et al. Modeling dense inflorescences[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG)，2016，35(4)：1－14.

[3] 淮永建，杨丹琦，蔡东娜. 基于三维点云数据的花瓣形态及生长过程模拟[J]. 农业工程学报，2019，35(15)：155－164.
HUAI Yongjian，YANG Danqi，CAI Dongna. Simulation of plant petal shape change and growth based on 3D point cloud data[J]. Transactions of the CSAE，2019，35(15)：155－164.(in Chinese)

[4] LENKA H，MARTIN M，VERONIKA O，et al. Increasing risk of spring frost occurrence during the cherry tree flowering in times of climate change[J]. Water，2023，15(3)：497.

[5] 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)

[6] 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)

[7] 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 Jianwei，ZHAN Jiawang. Review on 3D point cloud registration method[J]. Journal of Image and Graphics，2022，27(2)：349－367.(in Chinese)

[8] RUSU R B，BLODOW N，BEETZ M，et al. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation，2009：1848－1853.

[9] JI S，REN Y，JI Z，et al. An improved method for registration of point cloud[J]. Optik—International Journal for Light and Electron Optics，2017，140：451－458.

[10] GUO C，LIU G，ZHANG W，et al. Apple tree canopy leaf spatial location automated extraction based on point cloud data[J]. Computers and Electronics in Agriculture，2019，166：104975.

[11] 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)

[12] 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-dimensional 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)

[13] 韩宏琪，江自真，周俊，等. 基于法向量夹角的果树点云配准及其枝叶分割方法研究[J]. 农业机械学报，2024，55(9)：327－336.
HAN Hongqi，JIANG Zizhen，ZHOU Jun，et al. Research on fruit tree point cloud registration based on normal vector angles and branch-leaf segmentation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(9)：327－336.(in Chinese)

[14] 杨洋，韩华宇，安东，等. 基于激光雷达的果树智能修剪系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2024，55(7)：47－56，123.
YANG Yang，HAN Huayu，AN Dong，et al. Design and experiment of intelligent pruning system for fruit trees based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(7)：47－56，123.(in Chinese)

[15] 王纪章，顾容榕，孙力，等. 基于Kinect相机的穴盘苗生长过程无损监测方法[J]. 农业机械学报，2021，52(2)：227－235.
WANG Jizhang，GU Rongrong，SUN Li，et al. Non-destructive monitoring of plug seedling growth process based on Kinect camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(2)：227－235.(in Chinese)

[16] 周海燕，杨悦，刘阳春，等. 基于激光雷达的作物收获导航线实时提取方法研究[J]. 农业机械学报，2023，54(增刊1)：9－17.
ZHOU Haiyan，YANG Yue，LIU Yangchun，et al. Real-time extraction of navigation line based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(Supp.1)：9－17.(in Chinese)

[17] 朱启兵，张梦，刘振方，等. 基于点云配准的盆栽金桔果实识别与计数方法[J]. 农业机械学报，2022，53(5)：209－216.
ZHU Qibing，ZHANG Meng，LIU Zhenfang，et al. Identification and counting method of potted kumquat fruits based on point cloud registration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2022，53(5)：209－216.(in Chinese)

[18] 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)

[19] 耿艳利，季燕凯，岳晓东，等. 基于点云语义分割的猪只体尺测量方法研究[J]. 农业机械学报，2023，54(7)：332－338，380.
GENG Yanli，JI Yankai，YUE Xiaodong，et al. Pigs body size measurement based on point cloud semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(7)：332－338，380.(in Chinese)

[20] 张丽娜,谭彧,蒋易宇,等. 基于点云处理的穴盘晚出苗自动检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 261 - 269.
ZHANG Li'na, TAN Yu, JIANG Yiyu, et al. Automatic detection method for late emergence seedlings in plug trays based on point cloud processing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 261 - 269.(in Chinese)
[21] 苗艳龙,彭程,高阳,等. 基于地基激光雷达的玉米株高与茎粗自动测量研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 43 - 50.
MIAO Yanlong, PENG Cheng, GAO Yang, et al. Automatic measurement of plant height and stem thickness of maize based on terrestrial laser scanning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp): 43 - 50.(in Chinese)
[22] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
[23] 刘刚,尹一涵,郑智源,等. 基于三维点云的群体樱桃树冠层去噪和配准方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 188 - 196.
LIU Gang, YIN Yihan, ZHENG Zhiyuan, et al. Denoising and registration method of group cherry trees canopy based on 3D point cloud [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.2): 188 - 196.(in Chinese)
[24] LI Yuchao, LIU Jingyan, ZHANG Bo, et al. Three-dimensional reconstruction and phenotype measurement of maize seedlings based on multi-view image sequences[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 974339.
[25] 刘金成,郭义军,曾嘉,等. 基于树冠最高点和地面树干中心的森林影像点云配准方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(15): 127 - 143.
LIU Jincheng, GUO Yijun, ZENG Jia, et al. Forest point cloud registration using the highest points of canopy and the center of ground trunk[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(15): 127 - 143.(in Chinese)
[26] 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)
[27] 刘坤,王晓,朱一帆. 基于多视角三维点云融合的采棉机器人视觉感知方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 74 - 81.
LIU Kun, WANG Xiao, ZHU Yifan. Visual perception method for cotton-picking robots based on fusion of multi-view 3D point clouds[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 74 - 81.(in Chinese)

(上接第255页)

[26] LIU Y, WANG H, LIU Y, et al. A trunk detection method for camellia oleifera fruit harvesting robot based on improved YOLOv7[J]. Forests, 2023, 14(7): 1453.
[27] 顾宝兴,刘钦,田光兆,等. 基于改进YOLOv3的果树树干识别和定位 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 122 - 129.
GU Baoxing, LIU Qin, TIAN Guangzhao, et al. Recognizing and locating the trunk of a fruit tree using improved YOLOv3 [J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(6): 122 - 129.(in Chinese)
[28] SU F, ZHAO Y, SHI Y, et al. Tree trunk and obstacle detection in apple orchard based on improved YOLOv5s model[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2427.
[29] 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 method 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)
[30] 刘慧, 朱晟辉, 沈跃, 等. 基于多特征融合的树干快速分割算法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 221 - 229.
LIU Hui, ZHU Shenghui, SHEN Yue, et al. Fast segmentation algorithm of tree trunks based on multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 221 - 229.(in Chinese)
[31] 彭书博, 陈兵旗, 李景彬, 等. 基于改进YOLOv7的果园行间导航线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 131 - 138.
PENG Shubo, CHEN Bingqi, LI Jingbin, et al. Detection of the navigation line between lines in orchard using improved YOLOv7[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(16): 131 - 138.(in Chinese)
[32] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]//Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 443 - 459.
[33] ZHU J, HU T, ZHENG L, et al. YOLOv8-C2f-Faster-EMA: an improved underwater trash detection model based on YOLO v8[J]. Sensors, 2024, 24(8): 2483.
[34] LI Y, HU Z, ZHANG Y, et al. DDEYOLOv9: network for detecting and counting abnormal fish behaviors in complex water environments [J]. Fishes, 2024, 9(6): 242.
[35] 刘星星, 张超, 张浩, 等. 最小二乘法与SVM组合的林果行间自主导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 157 - 164.
LIU Xingxing, ZHANG Chao, ZHANG Hao, et al. Inter-row automatic navigation method by combining least square and SVM in forestry [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 157 - 164.(in Chinese)