

谢忠红, 黄一帆, 吴崇友. 基于 ISS-LCG 组合特征点的油菜分枝点云配准方法 [J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(3): 456-463.
XIE Zhonghong, HUANG Yifan, WU Chongyou. Point cloud registration method of rape branches based on ISS-LCG combined feature points[J]. Journal of South China Agricultural University, 2023, 44(3): 456-463.

基于 ISS-LCG 组合特征点的油菜分枝点云配准方法

谢忠红¹, 黄一帆¹, 吴崇友²

(1 南京农业大学 人工智能学院, 江苏 南京 210095; 2 农业农村部南京机械化研究所, 江苏 南京 210049)

摘要:【目的】针对传统点云配准方法准确率低、速度慢等问题, 以油菜 *Brassica napus* L. 分枝点云为研究对象, 提出基于 ISS-LCG 组合特征点的配准方法。【方法】以成熟期油菜角果分枝点云为对象, 去除背景噪声后, 得到清晰完整的油菜分枝点云; 然后通过内部形状描述子 (Intrinsic shape signature, ISS) 提取油菜分枝点云的特征点, 再使用线性同余法 (Linear congruential generator, LCG) 伪随机选取油菜点云的部分点构成关键点, 将特征点和关键点进行融合, 构成 ISS-LCG 组合特征点; 通过三维形状上下文特征 (3D shape context, 3DSC) 对组合特征点进行特征描述, 最后采用 RANSAC+ICP 两步点云配准法进行点云配准。【结果】基于 ISS-LCG 组合特征点的点云配准算法以 30°为间隔对点云进行两两配准时, 配准效果最佳, 配准误差约 0.066 mm, 配准精度比未采用组合特征点的配准方法提升了 50%~70%; 配准时间均小于 48 s, 平均配准时间为 8.706 s。【结论】该方法在可控环境内可以实现成熟期油菜植株高精度、高效率的自动配准。

关键词: 油菜; 成熟期; ISS-LCG 组合特征点; RANSAC 算法; 点云配准

中图分类号: TP391.41; S126

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2023)03-0456-08

Point cloud registration method of rape branches based on ISS-LCG combined feature points

XIE Zhonghong¹, HUANG Yifan¹, WU Chongyou²

(1 College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China; 2 Nanjing Institute of Agricultural Mechanization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210049, China)

Abstract: 【Objective】Aiming at the problems of low accuracy and slow speed of traditional registration methods, we took point cloud of rape (*Brassica napus* L.) branches as the research object, and proposed a registration method based on ISS-LCG combined feature points. 【Method】The pods of mature rape branches were taken as the research object. The background noise of rape point cloud was removed to obtain the clear and complete point cloud of rape branches. Intrinsic shape signatures (ISS) algorithm was used to extract feature points of point cloud. Linear congruential generator (LCG) algorithm was used to pseudo-randomly select some points of point cloud to constitute key points. Feature points and key points were combined to form ISS-LCG combined feature points. Then, the combined feature points were described by 3D shape context (3DSC) algorithm. Finally, RANSAC + ICP two-step point cloud registration method was used for point cloud registration. 【Result】The precision of on-time registration of rape branch point cloud in pairwise matching was the highest among shooting angles with an interval of 30°. The registration error was about 0.066 mm. Compared with the method without combined feature points, the registration accuracy was improved by 50%–70%. The registration time was less than 48 s, and the average registration time was 8.706 s.

收稿日期: 2022-05-11 网络首发时间: 2023-03-13 10:12:17

首发网址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.s.20230309.1426.006.html>

作者简介: 谢忠红, 副教授, 博士, 主要从事机器视觉和农业信息技术研究, E-mail: xiezh@njau.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFD0702101)

【Conclusion】 The proposed method could achieve highly precise and efficient automatic registration of mature rape plants in a controlled environment.

Key words: *Brassica napus* L.; Maturation stage; ISS-LCG combined feature point; RANSAC algorithm; Point cloud registration

油菜 *Brassica napus* L.角果是决定油菜产量的关键因子^[1-2]。在检测油菜角果表型参数时,利用三维重建技术构建精确的三维形态模型,对于作物植株特征的获取具有重要的意义^[3-4]。马保建等^[5]提出了基于骨架点的重建枣树枝干算法,该算法缩短了枣树重建时间且降低了配准误差,但该算法适用于骨架明朗的中大型点云。Xu 等^[6]提出一种结合 RANSAC^[7]、ISS (Intrinsic shape signature)^[8] 和 3DSC (3D shape context)^[9] 的 ICP^[10] 改进算法,在保持较高配准精度的同时,具有较快的配准速度,但是该算法也存在提取特征点不足等问题。徐胜勇等^[11]通过对 ICP 算法过程中近邻搜索参数的改进,对已知大概旋转角度的 2 个视角下的点云进行 2 次匹配,并采用 KD-tree^[12] 加速,配准误差控制在 0.48 mm,配准时间均小于 147 s,为后续对油菜点云配准的改进奠定了基础。本文以成熟期油菜角果分枝为研究对象,提出一种基于 ISS-LCG 组合特征点的油菜分枝点云配准方法,以期实现不同视角下油菜分枝点云的快速精确配准。

1 材料与方法

使用双目深度传感立体相机 ZED 系列采集油菜分枝的原始点云,对油菜点云进行数据处理,处理流程如图 1 所示。首先进行预处理,去除背景噪声及冗余信息;然后构建 ISS-LCG 组合特征点,使用三维形状上下文特征 (3D shape context, 3DSC) 对组合特征点进行特征描述;在确定最佳点云配准视角后,使用 RANSAC+ICP 两步点云配准法对不同角度下的油菜分枝点云进行粗配准和精配准。

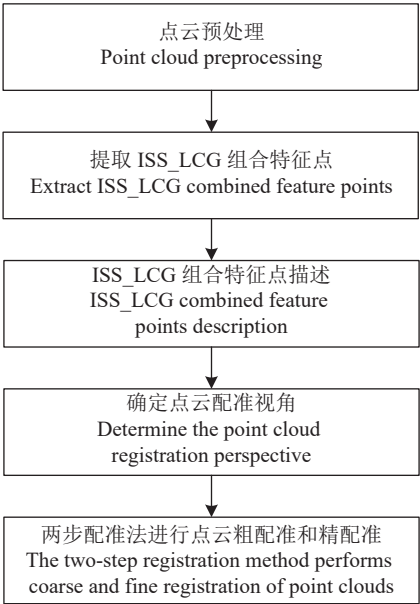


图 1 点云处理流程图

Fig. 1 Flow chart of the processing of the point cloud

1.1 图像采集与点云获取

2021 年 5 月 13 日至 5 月 17 日于江苏省泰州市油菜试验田采集成熟期油菜植株,品种为‘扬油 6 号’,图像采集地点为南京农业大学人工智能学院视觉实验室。油菜点云采集方法与步骤 (图 2): 在自然光线下,将油菜分枝插入花盆中央,花盆中心点与转盘中心重合;将双目深度传感立体相机放置在高度为 22.7 cm 的相机架上,相机架的中心点距离转盘圆心 143.6 cm。拍摄方法:从 6 个视角 (0°、30°、60°、90°、180°、270°) 分别拍摄油菜分枝的点云图像 (图 3),以 PCD 格式保存,每个油菜分枝存储 6 幅图像,共 40 个油菜分枝,合计 240 幅图像。

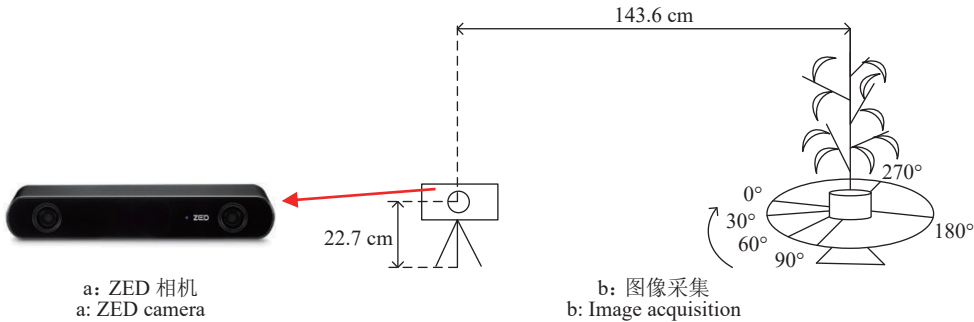


图 2 使用 ZED 相机采集的油菜分枝点云

Fig. 2 Point cloud of rape branch collected using ZED camera

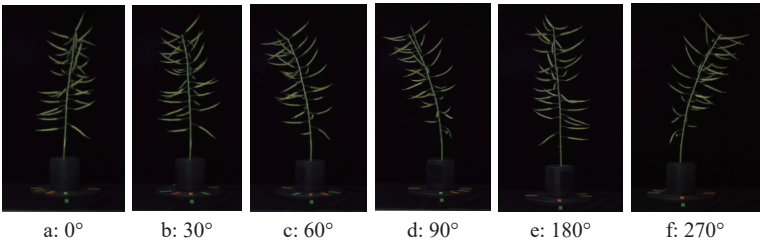


图 3 3 号油菜分枝不同角度彩色图

Fig. 3 Color view of rape branch No. 3 at different angles

硬件平台：戴尔计算机 (i5-10210U 主频 1.6 G HZ 2.11 G HZ 处理器、8 GB 内存、NVIDIA GeForce MX230 471.41 显卡)。操作系统为 Windows 10, 软件平台：Visual Studio 2019 集成开发环境和点云库 (Point cloud library, PCL)11.0。

1.2 油菜分枝点云预处理

ZED 相机获取的油菜分枝点云包含大量背景噪声, 需进行预处理。下面以 3 号油菜分枝 0°点云为例, 介绍预处理流程 (图 4)。直通滤波^[13-14]: 根据油菜的三维点云坐标信息, 设置空间 x 、 y 方向阈值范围分别为 $(-0.05\text{ m}, 0.26\text{ m})$ 、 $(-0.15\text{ m}, 0.50\text{ m})$, 大于阈值的视为无用点去除, 可很好地去除附近杂

物的噪声信息^[15], 结果如图 4b 所示。为去除黑色幕布点云, 使用 HSV 阈值分割方法^[16] 滤除阈值区间在 $[240, 18, 4] \sim [255, 45, 4]$ 的黑色点云, 分割结果如图 4c 所示, 油菜点云信息保留完整。因光照等外界因素或相机测量误差等原因, 会出现小区域噪点^[17]。使用 StatisticalOutlierRemoval 滤波器^[18] 剔除油菜点云的离群点, 设置 K 近邻搜索点个数为 15, 标准差倍数为 1, 统计滤波前后效果差异 (图 4d)。为了加速点云数据处理速度, 需降低点云密度^[19-20]。利用体素滤波器^[21] 对油菜点云进行下采样, 将栅格尺寸设置为 $0.002f$, 能够最大程度地保留油菜点云的几何结构信息, 下采样结果如图 4e 所示。

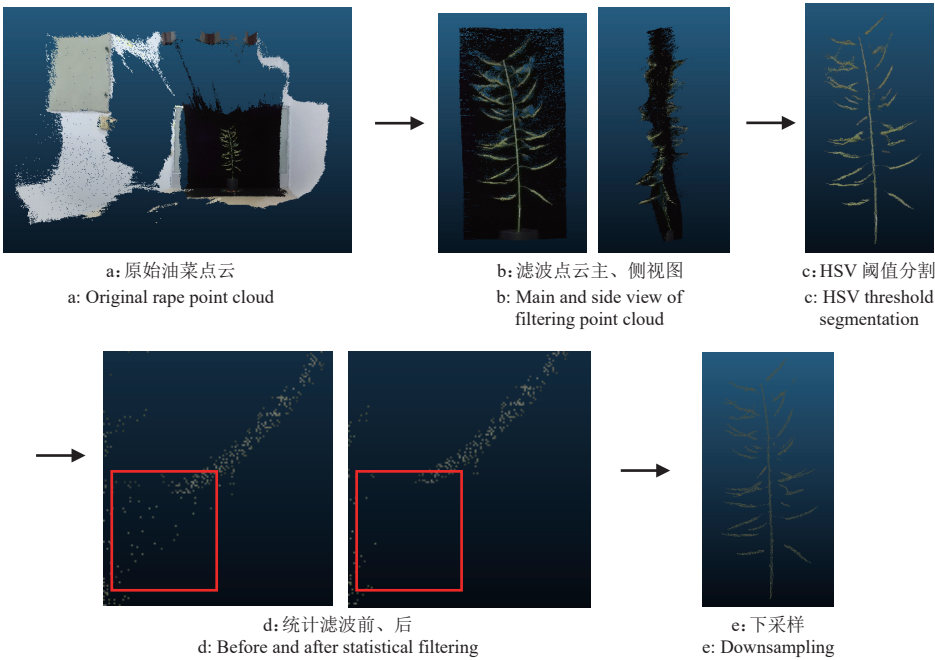


图 4 3 号油菜分枝 0°点云预处理流程

Fig. 4 Pretreatment process of 0° point cloud for rape branch No.3

1.3 ISS-LCG 组合特征点提取

在点云配准过程中, 通过特征提取算法提取点云特征点, 基于特征点进行配准, 能显著减少点云配准时间, 但如果提取特征点不足, 也会大大增加配准误差; 如果随机选取部分油菜点云作为关键点代替原始点云配准, 存在关键点可能过

于集中于某处, 导致代表性不足、点云配准效果随机性较大的问题。本文尝试将上述 2 种方法相结合, 用后者选取的部分油菜点云作为关键点, 扩充前者提取的特征点, 构建组合特征点进行特征描述, 可以提高配准精度, 降低配准失败的可能性。

1.3.1 ISS 提取油菜点云特征点 首先利用内部形状描述子 ISS 提取点云特征点, 该算法的基本步骤如下:

对点云 P 中每个点 p_i 建立一个局部坐标系, 并对所有点设定一个搜索半径 r , 本文设置为 0.005; 确定点云 P 中每个以点 p_i 为中心、 r 为半径区域内的所有点, 并计算这些点的权值 w_{ij} ; 计算每个点 p_i 协方差矩阵 $\text{cov}(p_i)$; 计算每个点 p_i 的协方差矩阵 $\text{cov}(p_i)$ 的特征值 $\{\lambda_i^1, \lambda_i^2, \lambda_i^3\}$, 并按从大到小的顺序排列; 设置阈值 ε_1 和 ε_2 , 通常值不超过 1, 满足 $\frac{\lambda_i^2}{\lambda_i^1} \leq \varepsilon_1$ 和 $\frac{\lambda_i^3}{\lambda_i^1} \leq \varepsilon_2$ 的点即为关键点, 本文将 ε_1 设置为 0.45, ε_2 设置为 0.55。重复上述步骤, 直至完成所有的点。其中, w_{ij} 和 $\text{cov}(p_i)$ 表达式为:

$$w_{ij} = \frac{1}{||p_i - p_j||}, \quad |p_i - p_j| < r, \tag{1}$$

$$\text{cov}(p_i) = \frac{\sum_{|p_i - p_j| < r} w_{ij} (p_i - p_j)(p_i - p_j)^T}{\sum_{|p_i - p_j| < r} w_{ij}}, \tag{2}$$

式中, p_j 为点云 P 中的除 p_i 之外的点。
以 4 号油菜分枝为例, 油菜点云通过 ISS 方法提取出的特征点如图 5a 所示。

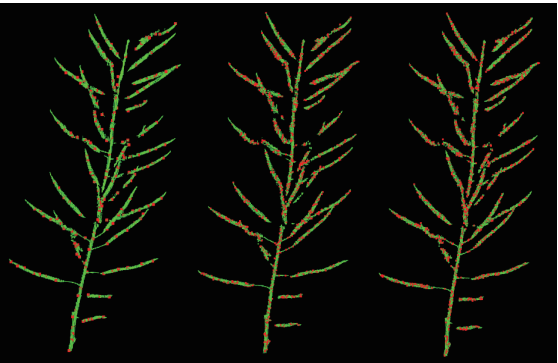


图 5 4 号油菜分枝组合特征点提取

Fig. 5 Extraction of combined feature points from No. 4 rape branch

1.3.2 LCG 选取关键点 LCG^[22] 是目前应用广泛的伪随机数生成算法, 其基本思想是通过对前一个数进行线性运算并取模从而得到下一个数, 具体见公式 (3):

$$x_{n+1} = (ax_n + c) \bmod(m), \tag{3}$$

式中, a 为乘数, c 为增量, $\bmod$ 为取余, m 为模数。为保证生成的随机数有较好的均匀性, 令 $m=2^k$ 。

虽然 LCG 常用来生成随机数, 但因为生成的

随机数基本符合均匀分布, 且出现随机点集中于某一区域的概率可以忽略不计, 因此生成的数又被称为“伪随机数”, 选取数字的方式又被称为“伪随机选取”。以 4 号油菜分枝为例, 通过 LCG 伪随机选取的点的分布情况如图 5b 所示, 因其同样具有很强的特征代表性, 因此将其命名为“关键点”。

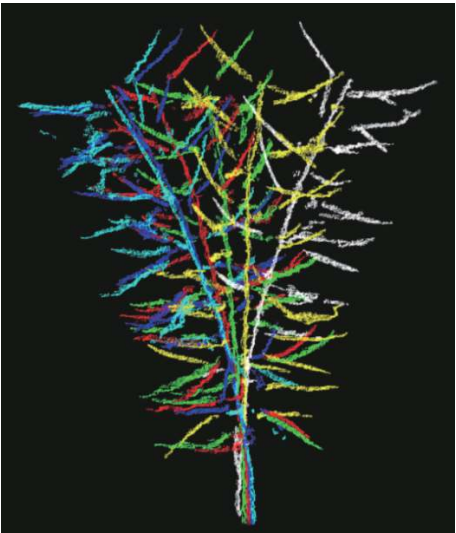
当选取的关键点占整个点云的比例较大时, 配准精度变高, 但配准时间变长; 反之, 配准精度降低但配准时间缩短。因此, 需要确定选取关键点数的最佳比例, 以平衡配准精度和配准时间。

1.4 ISS-LCG 组合特征点描述

在确定组合特征点后, 采用 3DSC 算法对其进行特征描述。3DSC 是一种从 2DSC 扩展而来的算法, 基本思想为计算 2 个点集中每个点的上下文信息, 比较其相似性, 得到一个最近似的排列, 并在 2 个点云中找到对应点。本文综合油菜点云中点与点之间的最小距离, 经多次试验后确认在设置 3DSC 球面最小半径为 0.025 m、邻域点半径搜索为 0.030 m 时, 试验效果最好。

1.5 点云配准视角选取

因不同视角下油菜点云含有的信息不同, 所以选取不同视角的油菜点云进行配准时得到的效果也不同。因此需要确定视角该如何选取。为了增强点云配准视角选取的科学性与说服力, 本研究拍摄选取 6 个视角 (0°、30°、60°、90°、180°、270°), 具体见图 6。油菜点云分别以 30°、60°、90°、180° 为间隔进行配准。下文将按点云视角由小到大的排列位次



0°: 绿色; 30°: 红色; 60°: 蓝色; 90°: 青色; 180°: 黄色; 270°: 白色
0°: Green; 30°: Red; 60°: Blue; 90°: Cyan; 180°: Yellow; 270°: White

图 6 6 个视角下的 3 号油菜分枝点云图

Fig. 6 Point cloud images of rape branch No. 3 from six perspectives

命名该视角下所得点云，例如 60°视角下所得点云命名为“点云 3”。

1.6 RANSAC+ICP 两步点云配准法

为了实现结构复杂的油菜分枝角果点云的精准配准，本文使用改进后的 RANSAC 方法作为粗配准方法，然后采用 ICP 算法进行精配准，点云两两配准流程如图 7 所示。

1.6.1 改进的 RANSAC 粗配准方法 为了给精配准提供良好的初始位置，避免配准陷入局部最优解，粗略估计源点云 P 到目标点云 Q 的变换矩阵。再通过特征描述子的最近邻匹配，找出采样点及其对应点时，可通过施加低级几何约束降低 RANSAC 配准过程的迭代次数。具体就是分别对 P 、 Q 点云采样点形成的虚拟多边形的边长之间的

比率计算相异向量，然后与设定的阈值比较。将特征对应采样的点表示为 (p_i, q_i) 对象多边形的边长如下所示：

$$d_{p,i} = \|p_{i+1 \bmod (n)} - p_i\|,$$

(4)

同样的方法计算场景多边形的边长 $d_{q,i}$ 。

$$\delta = \left[\frac{d_{p,1} - d_{q,1}}{\max(d_{p,1} - d_{q,1})} \dots \frac{d_{p,n} - d_{q,n}}{\max(d_{p,n} - d_{q,n})} \right],$$

(5)

式中， δ 为 P 、 Q 点云形成的虚拟多边形之间的相异向量。

如果 2 个多边形完全匹配，则 $\delta=0$ 。预期最大偏差低于阈值 t_{poly} ：

$$\|\delta\|_{\infty} \leq t_{\text{poly}},$$

(6)

综合考虑使用的相机质量、点云质量等因素的影

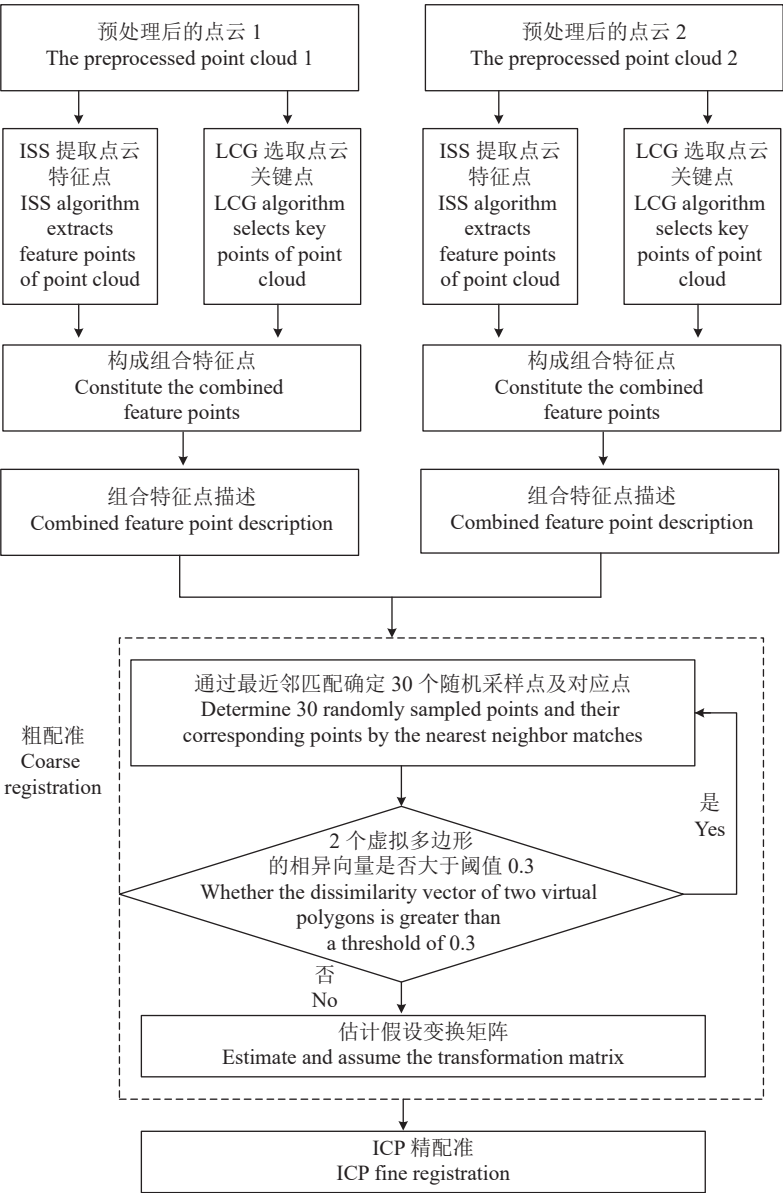


图 7 基于组合特征点 RANSAC+ICP 点云配准流程图

Fig. 7 RANSAC+ICP point cloud registration flow chart based on combined feature points

响, 经多次试验验证, 将阈值设置为 0.30 时, 效果最佳。

1.6.2 ICP 精配准算法 基于 2 个视角相差较小的油菜点云, 采取适用范围最广的 ICP 算法进行多次迭代的最近邻搜索, 逐渐逼近最优结果。采用 KD-tree 建立高维索引树形数据结构, 加速 2 个点云的对应点匹配进程^[6]。本试验中设置对应点云最大距离为 0.05, 最大迭代次数为 350 次。

2 结果与分析

2.1 点云预处理

以 3 号油菜分枝 0°点云为例, 去除背景后, 点云从 1 597 771 个点下降为 10 120 个点, 然后分别通过统计滤波和下采样, 去除噪点及冗余信息, 再次精简油菜分枝点云, 减少点数约 37.86%, 对比原始点云减少了 99.60%, 这些工作为点云配准奠定了良好基础。以 3 号油菜分枝为例, 试验证明, 通过统计滤波和下采样处理后的点云配准误差为 0.071 5 mm, 配准时间为 13.873 s, 与仅统计滤波和仅下采样处理的相比, 点云配准效果与效率有明显提升。

2.2 不同关键点选取比例下的油菜分枝点云配准结果分析

预处理后的油菜分枝, 点云的点数在 [1 187, 9 727] 内, 将选取的关键点占整个点云的比例设定为 m , $m \in (0, 1)$ 。由于 LCG 存在一定的随机性, 为增强试验说服力并提高试验准确度, 当 m 确定时, 对选取的分枝进行 3 次试验, 以平均值确定最终配准误差和配准时间。

随机选取 2、3、4、5、6、10、13、15、18、22 号 10 枝油菜分枝, 拟合 m 在 $(0, 1)$ 区间内以 0.1 为间隔、不同比例下配准误差和配准时间的变化曲线, 结果发现当 $m \in (0.30, 1)$ 时, 配准精度基本保持不变而配准时间呈指数形式增加, 因此将关键点选取比例从 $(0, 1)$ 缩减为 $(0, 0.30]$ 。分别拟合 m 在区间 $(0, 0.30]$ 以 0.01 为间隔、不同比例下配准误差和配准时间的变化曲线 (图 8)。在 $(0, 0.30]$ 区间内, 配准误差变化区间为 $1.03 \times 10^{-4} \sim 1.99 \times 10^{-4}$ m, 配准时间变化区间为 0.125~17.508 s, 都属于可接受范围。因为配准效果的选择需衡量配准误差和配准时间, 而肉眼无法判断 m 取何值时配准效果最佳, 因此需对其进行数据分析, 确定一个合适的评价标准。

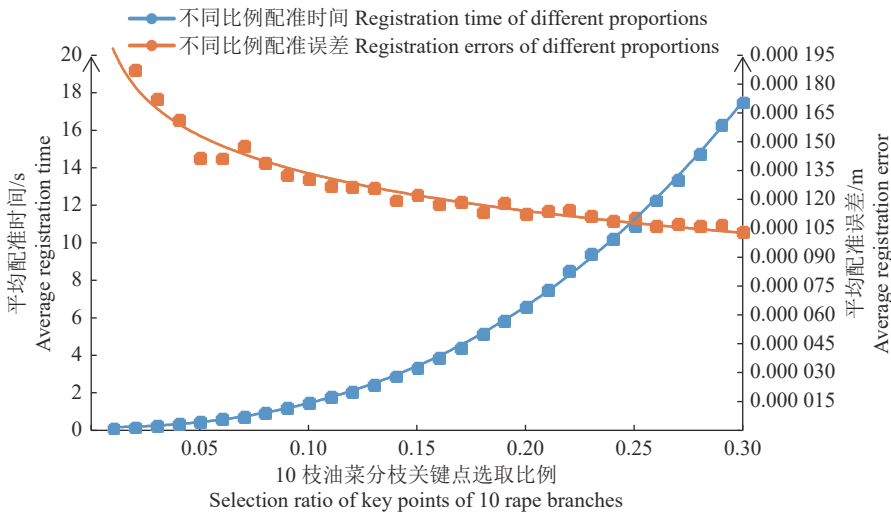


图 8 $m \in (0, 0.30]$ 时 10 枝油菜分枝平均配准误差和平均配准时间曲线

Fig. 8 Mean registration error and mean registration time curve of 10 rape branches at $m \in (0, 0.30]$

为量化配准效果, 对决定配准效果的指标配准误差 (e_s) 和配准时间 (t_s) 进行评分。 e_s 评分标准见式 (7), t_s 评分标准见式 (8), 综合评分 S 见式 (9)。因油菜分枝配准试验中, 配准精度更加重要一些, 因此将平均配准误差指标权重 (A) 设为 0.55。

$$e_s = 100 - 10^5 (e_m - e_b), \tag{7}$$

式中, e_m 为不同比例下的平均配准误差; e_b 为 $(0, 0.30]$ 比例下的最优配准误差。

$$t_s = 120 - \frac{5(t_m - t_b)}{6}, \tag{8}$$

式中, t_m 为不同比例下的平均配准时间; t_b 为 $(0, 0.30]$ 比例下的最优配准时间。

$$S = e_s A + t_s (1 - A). \tag{9}$$

综合评分生成总评分, 当选取比例为 0.26 时, S 为最高分 (93.406 28), 因此确定选取关键点的最优比例为 0.26。

2.3 点云配准的视角选取

首先以 30°为间隔, 分别配准点云 1 和 2, 点云 2 和 3, 点云 3 和 4; 以 60°为间隔, 分别配准点云 1 和 3, 点云 2 和 4; 以 90°为间隔, 分别配准点云 1 和 4, 点云 4 和 5, 点云 5 和 6; 以 180°为间隔, 分别配准点云 1 和 5, 点云 4 和 6。以 3 号油菜分枝为例, 配准角度分别间隔 30°、60°、90°和 180°时, 配准误差分别为 0.063、0.615、1.231 和 1.287 mm。配准结果表明配准点云相隔度数越大, 配准精度越低, 甚至出现配准错位、配准失败的情况。所以最终在以 30°为间隔进行两两配准的 3 对点云中进行优选。配准效果见图 9。

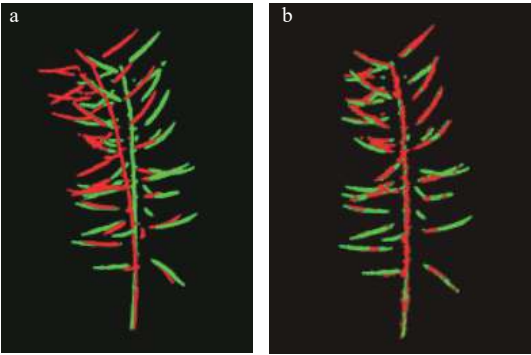


图 9 3 号油菜分枝点云配准前 (a)、后 (b) 效果
Fig. 9 The effects of No. 3 rape branch before (a) and after (b) point cloud registration

2.4 不同算法下油菜分枝点云配准结果分析

为验证算法的有效性, 任取 20 对处理后的间隔 30°的油菜分枝点云进行配准试验, 表 1 中的点云数量为 20 对油菜分枝点云的平均点云数量。研究对比了基于 ISS 特征点、LCG 关键点和 ISS-LCG 组合特征点使用 RANSAC+ICP 两步配准法进行油菜点云配准的配准情况, 结果如表 1 所示。本文提出的基于 ISS-LCG 组合特征点, 使用 RANSAC+ICP 两步配准法, 相较于只使用 ISS 特征

表 1 点云配准算法性能测试结果
Table 1 Performance test results of point cloud registration algorithms

算法	点云数量	配准误差/mm	配准时间/s
Algorithm	No. of point cloud	Registration error	Registration time
ISS+ RANSAC+ICP	3 693	0.254	0.124
LCG+RANSAC+ICP	3 693	0.142	6.873
文献[23]方法	3 693	0.106	99.050
Method in literature [23]			
ISS-LCG+RANSAC+ICP	3 693	0.066	8.706

提取算法和只使用 LCG 选取关键点算法, 虽然配准时间因为特征点和关键点的增多而有了不同程度的延长, 但是配准精度分别提升 74.0% 和 53.5%。由此说明组合特征点, 加大了对配准过程中内点选取的约束程度, 更能够代表原始点云, 配准精度大大提高。

荆路等^[23]提出的基于尺度不变特征变换 (Scale-invariant feature transform, SIFT) 特征点结合采样一致性初始配准 (Sample consensus initial alignment, SAC-IA) 和 ICP 的点云配准方法, 将方法应用到本文数据中, 并与本文方法对比 (表 1)。本文算法与之相比极大地节省了配准时间, 提升了配准效率, 但若要应用在实时性要求高的情境下, 仍存在进一步改善的空间。

3 结论

本研究采用 ZED 相机完成油菜分枝的多角度点云采集, 并通过点云预处理、构建 ISS-LCG 组合特征点、组合特征点描述、确定最佳点云配准视角以及两步点云配准等步骤实现了油菜分枝多角度点云的自动配准, 主要结论如下:

- 1) 提出了基于 ISS-LCG 组合特征点的点云配准方法。将通过 ISS 特征提取方法提取的油菜分枝点云特征点和使用 LCG 方法伪随机选取的占比为 0.26 的关键点进行组合后构成油菜分支的组合特征点; 使用 3DSC 方法对组合特征点进行特征描述后, 基于 RANSAC+ICP 两步点云配准法进行快速配准, 点云配准精度提升了 50%~70%。
- 2) 经试验验证同一个油菜分枝, 间隔 30°时点云的配准效果最佳, 配准误差平均为 0.066 mm。

参考文献:

[1] 李岚涛, 任涛, 汪善勤, 等. 基于角果期高光谱的冬油菜产量预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 221-229.

[2] 陈松林. 长江流域冬油菜适宜密植关键株型指标及参数研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2020.

[3] 汪文祥, 胡琼, 梅德圣, 等. 基于图像处理的油菜分枝及角果着生角度测量方法[J]. 中国油料作物学报, 2015, 37(4): 566-570.

[4] 沈跃, 潘成凯, 刘慧, 等. 基于改进 SIFT-ICP 算法的 Kinect 植株点云配准方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 183-189.

[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.

[6] XU G, PANG Y, BAI Z, et al. A fast point clouds registration algorithm for laser scanners[J]. Applied Sciences,

2021, 11(8): 3426. doi: 10.3390/app11083426.

[7] 郑立华, 麦春艳, 廖威, 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.

[8] 夏坎强. 基于 ISS 特征点和改进描述子的点云配准算法研究[J]. *软件工程*, 2022, 25(1): 1-5.

[9] 韩先锋. 三维点云去噪处理及特征描述的研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.

[10] 麦春艳, 郑立华, 李民赞. 基于点云配准的果树快速三维重建[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(S2): 137-144.

[11] 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.

[12] 刘忠建. 基于 OpenCL 的 ICP 点云并行配准算法[J]. *计算机应用与软件*, 2016, 33(11): 185-187.

[13] 林承达, 韩晶, 谢良毅, 等. 田间作物群体三维点云柱体空间分割方法[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(7): 175-182.

[14] 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.

[15] 夏春华, 施滢, 尹文庆. 基于 TOF 深度传感的植物三维点云数据获取与去噪方法[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(6): 168-174.

[16] 杨栩, 朱大明, 杨润书, 等. 匹配点云结合 HSI 色彩分量的无人机 RGB 影像信息提取方法[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(22): 295-301.

[17] 孙智慧, 陆声链, 郭新宇, 等. 基于点云数据的植物叶片曲面重构方法[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(3): 184-190.

[18] RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: Point cloud library (PCL)[C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. Shanghai, China: IEEE, 2011, 47(10): 1-4.

[19] 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.

[20] 许永超, 宋建国, 李哲, 等. 基于 PCL 的三维断点数据聚类方法[C]//第四届油气地球物理学学术年会论文集, 青岛: 中国地球物理学会油气地球物理专业委员会, 2021: 155-158.

[21] 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.

[22] BUCH A G, KRAFT D, KÄMÄRÄINEN J K, et al. Pose estimation using local structure-specific shape and appearance context[C]// International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Karlsruhe, Germany: IEEE, 2013: 2080-2087.

[23] 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.

【责任编辑 霍 欢】