

文章编号:1001-5078(2023)09-1333-06

· 激光应用技术 ·

# 基于 KDTree 改进的 Super-4PCS + ICP 算法 在点云配准中的应用研究

夏军勇, 高睿杰, 钟 飞

(湖北工业大学机械工程学院, 湖北 武汉 430068)

**摘要:**在点云配准过程中,为了提高点云的配准精度,针对 ICP 算法对于初始位姿的局限性,对点云数据进行 Super-4PCS + ICP 的“先粗后精”处理。首先利用 KDTree 树搜索对应点,用局部区域的特征度确定特征点集,再使用 Super-4PCS 算法实现粗配准。针对精配准提出 KDTree 树来加快速度,SVD 求解对应点参数、常数为 1 的加权平均、求解误差函数等手段来实现对 ICP 算法的改进,并求出刚体变换后的旋转平移矩阵,提高点云配准精度。实验表明,相较于传统 ICP 算法,本文方法的配准精度有了显著的提升。本文研究的方法可为点云配准的深入研究提供一定的参考。

**关键词:**Super\_4PCS 算法;ICP 算法;KDTree;点云轮廓;点云配准

**中图分类号:**TN249;TP391.4 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2023.09.005

## Study on the application of Super-4PCS + ICP algorithm based on KDTree improvement in point cloud alignment

XIA Jun-yong, GAO Rui-jie, ZHONG Fei

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

**Abstract:**In the process of point cloud alignment, in order to improve the accuracy of point cloud alignment, the point cloud data is processed by Super-4PCS + ICP "coarse first and then fine" for the limitations of ICP algorithm for initial poses. The corresponding points are first searched using the KDTree, and the feature point set is determined using the feature degree of the local area, and then the coarse alignment is achieved using the Super-4PCS algorithm. KDTree is proposed for fine registration to speed up the process, SVD to solve for the corresponding point parameters, weighted average with constant 1, and solving for the error function to realize the improvement of ICP algorithm and to find out the rotation translation matrix after rigid body transformation to improve cloud registration accuracy. Experiments show that compared with the traditional ICP algorithm, the registration accuracy of the proposed method is significantly improved. The method studied in this paper can provide some reference for the further study on point cloud registration.

**Keywords:**Super\_4PCS algorithm; ICP algorithm; KDTree; point cloud contour; point cloud alignment

**基金项目:**武汉市科技成果转化专项项目(No. 2020030603012342)资助。

**作者简介:**夏军勇(1976-),男,教授级高工,硕士研究生导师,研究方向为关键零件的力-热耦合特性和机械结构与性能分析。E-mail:20171013@hbut.edu.cn;

**通讯作者:**高睿杰(1995-),男,硕士研究生,研究方向为点云数据处理研究。E-mail:grj0911@163.com

**收稿日期:**2022-11-29

## 1 引言

点云配准是三维模型重建的关键环节。在工程实际测量中,安装在扫描仪内部的相机角度固定不动,要想获得待测物体完整的点云数据,需要多次转动不同的角度扫描,其中不同视角多次扫描就是点云配准的过程,用最精确的点云配准算法,对多个视角下获得的不同点云片段进行配准处理<sup>[1]</sup>。从二十世纪末期开始,国外研究人员对点云配准技术做了大量的实验研究,最开始配准的是图像,现在主要是配准三维点云数据。

早在 20 世纪 90 年代,国外学者就将四元数求解矩阵的思想运用到点云配准上,提出用四元数法进行点云配准实验<sup>[2]</sup>。Besl<sup>[3]</sup> 在 1992 年提出了最近点迭代算法 ICP,这个算法至今还是使用最多、应用最广的算法。Chen<sup>[4]</sup> 的改进方法是将两个对应点切平面的距离来代替直线距离,这样就可以让点云重叠区域变多,成功实现了两块点云的配准。文献<sup>[5]</sup>提出了一种基于法向量与其 K 近邻法向量夹角不变特征的点云配准方法,可以加快速度对对应关系的选择。2010 年,文献<sup>[6]</sup>用最小二乘法匹配重叠曲面,先估计局部和模板坐标系的刚体变换参数。Milos Prokop 提出用 KDTree 结构来提高搜索效率,用四元数法和最小二乘法计算配准结果,这个方法明显提高了配准的速度和精度<sup>[7]</sup>。朱延娟等提出将曲率相似约束条件应用到对应点的构造中,成功实现了配准<sup>[8]</sup>。储珺等利用二维 SIFT 提取特征点实现点云配准,这个方法可以有效排除无效数据的影响<sup>[9]</sup>。

针对于传统的点云配准在配准精度上还是不能达到一些高精度设备的要求。Super\_4PCS 算法常用于粗配准,ICP 算法常用于精配准,本文将对 Super\_4PCS 算法和 ICP 算法进行改进,通过对点云数据进行“先粗后精”处理,提高点云数据的配准精度。本文提出的“先粗后精”点云配准流程图如图 1 所示。

## 2 点云粗配准

对于需要进行配准的两片初始扫描点云,获取手法及方式的差异会导致它们的初始位姿区别很大。而点云精配准的前提是两片点云初始位姿良好,故在精配准前需要进行粗配准<sup>[10]</sup>,使两片点云的初始位姿大致对齐。粗配准使用的算法是基于随

机采样一致性思想,其中使用比较多的就是 SAC - IA<sup>[11]</sup> 算法以及 Super-4PCS<sup>[12]</sup> 算法。

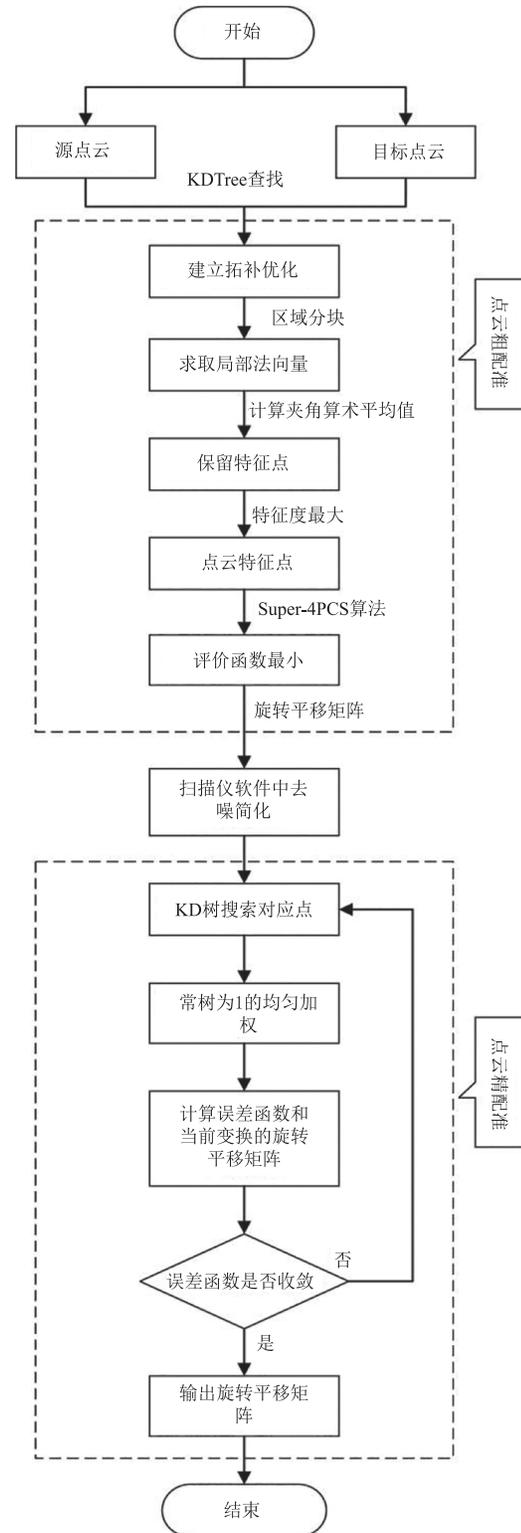


图 1 点云配准流程

Fig. 1 Point cloud alignment process

### 2.1 Super-4PCS 算法

4PCS 是将同一个平面内的四点作为基本单位

点来寻找对应点,然后进行 RANSAC 迭代。其原理是根据同一平面内四点之间的仿射不变关系来确定对应点。假定其共面的四点  $B = \{a, b, c, d\}$  可以确定满足下列关系的两个仿射不变量  $r_1$  和  $r_2$  :

$$r_1 = \frac{\|a - e\|}{\|a - b\|} \quad (1)$$

$$r_2 = \frac{\|c - e\|}{\|c - b\|} \quad (2)$$

得到了两个仿射不变量后寻找对应的四点集,取目标点云里面的任意两个点,计算可能会存在的交点  $e_1, e_2$  :

$$e_1 = q_1 + r_1(q_2 - q_1) \quad (3)$$

$$e_2 = q_1 + r_2(q_2 - q_1) \quad (4)$$

假如任意选取的一点对所计算出来的  $e_1$  与另一点对计算出来的  $e_2$  近似相等,如下图 3 所示,就可以确定这两点对之间构成的四点集  $U_1$  是和基  $B$  对应的一个四点集。而对于刚体而言,刚体变换时对应点对之间的距离保持不变,故在点云旋转平移变换过程中四点集还应该满足下式条件:

$$d'_1 = \|a' - b'\| \approx \|a - b\| = d_1 \quad (5)$$

$$d'_2 = \|c' - b'\| \approx \|c - b\| = d_2 \quad (6)$$

Super-4PCS 算法降低了 4PCS 的计算复杂度,该算法通过角度的约束手段减少了 4PCS 算法中无效对的产生。同时采用了一种栅格化的方法,将计算距离的二次复杂度降低了,从而极大地提高算法的效率。

## 2.2 基于 KDTree 树改进的 Super-4PCS 点云粗配准

本文点云数据由三维激光扫描仪 FreeScan\_UE 自动扫描轮廓获得,数据量很大,在对点云处理过程中会耗费大量的时间,极大地影响了点云配准的效率。故本文先对扫描得到的数据进行去噪处理,在保留特征点的前提下进行点云精简,极大地减少了点云数量。然后提出 KDTree 树搜索对应点,结合提取特征点<sup>[13]</sup>方法对点云的粗配准进行改进,解决计算量巨大的问题。

本文将选取局部区域法向量变化较大的点集来选为特征点集。假定点云区域内的一点  $p_i$  处法向量的特征度用  $k$  近邻点法向量和此局部区域本身的法向量夹角的算术平均值来表示:

$$f_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \theta_{ij} \quad (7)$$

式中,  $\theta_{ij}$  是近邻点  $p_j$  处的法向量与点  $p_i$  之间的

夹角。

选取合适的阈值  $\varepsilon_1$ , 因为  $f_i < \varepsilon_1$  时会出现局部区域特征不明显的问题,故选取所有  $f_i > \varepsilon_1$  的点,而  $f_i < \varepsilon_1$  的全部不考虑,去除这不部分无用点。对于其中任意一点  $p_m$ , 若满足:

$$f(p_m) = \max[f(p_{m1}), f(p_{m2}), \dots, f(p_{mk})] \quad (8)$$

其中,点  $p_m$  就被设定为局部区域的一个特征点。

本文改进方法的具体步骤为:

1) 对初始散乱点云建立 KDTree,加速邻域点的查找。通过三维激光扫描仪获得的点云数据是散乱的,点云的分布没有规律,无法用数学模型来描述,故无法对点云坐标信息进行查询,所以需要建立拓扑信息使得扫描得到的点云数据变得更有规律,从而实现可查询的功能和要求,而 KDTree 就是建立拓扑关系中应用最为广泛的一种方法。

2) 对散乱点云数据按照设置的边长 1 mm 进行分块,使其在边长为 1 mm 的正方形小局部区域内都能获得相应的法向量。

3) 通过计算指定的夹角算术平均值得出各分块区域的特征度,并将特征度大于给定阈值的点保留下来。

4) 选取任意保留点计算其邻近点的特征度,若保留点的特征度为最大值,则此点即为此局部区域的特征点,直至选完所有的特征点。

5) 再使用 Super-4PCS 算法中的随机采样一致性算法 RANSAC 进行迭代来确定匹配关系,实现点云粗配准,求解旋转平移矩阵。

## 2.3 点云粗配准实验及分析

为验证本文方法改进的有效性,本文将在 AMD Ryzen 7 2700,机带 RAM 为 16GB 的 Windows10 操作系统上基于 MATLAB 平台对标准的点云测试实例斯坦福兔点云、龙点云进行算法有效性验证实验。其中源点云为深灰色显示,目标点云浅灰色显示。各实例粗配准实验前初始位姿如图 2 所示。

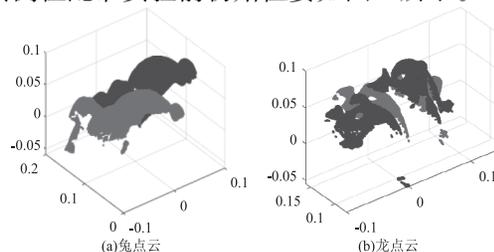


图2 粗配准实验前初始位姿

Fig.2 Initial position before the rough alignment experiment

对其使用 Super-4PCS 算法及本文改进算法进行粗配准,配准后得到的效果图如图 3 所示。

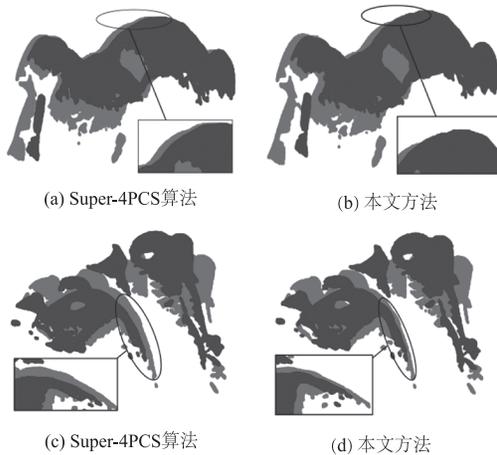


图 3 粗配准结果

Fig. 3 Rough alignment results

本文方法成功完成了源点云与目标点云的粗配准。兔点云和龙点云的点云数据残缺较大,轮廓特征不明显,粗配准效果一般。但相对于 Super-4PCS 算法,明显可以看出本文方法配准效果更优。

表 1 粗配准结果数据

Tab. 1 Rough alignment result data

对象名	Super-4PCS 算法		本文方法	
	时间/s	误差/mm	时间/s	误差/mm
兔点云	1.679	0.005317	1.853	0.003259
龙点云	1.832	0.007885	2.341	0.006952

Super-4PCS 与本文方法的粗配准实验数据结果如上表 1 所示,分别列出了粗配准时间、粗配准误差。从表中可以看出,两种方法在配准时间相差无几的情况下,应用本文方法的两个实例两片初始点云已经大部分重叠,成功实现了源点云与目标点云的粗配准,且配准误差相对于 Super-4PCS 算法明显降低,配准精度有所提高。本文方法对标准数据库实例斯坦福兔点云进行点云配准时,其配准精度相对于 Super-4PCS 算法最大提高了 38.71%,而龙点云的配准精度提高了 11.8%。数据证明本文改进方法的可行性。满足后续使用精配准算法对于初始位姿的要求。

### 3 点云精配准

上一节介绍了两片散乱点云的粗配准,从实验结果可以看出,散乱点云经过粗配准后,两片点云的初始位姿发生了很大变化,距离变近,方向对齐,基本实

现重叠。但是对于初始位姿很差的点云,错位等问题依然存在,粗配准的精度还远远达不到我们的要求。故在此基础上需要进行精配准来提升配准精度。

#### 3.1 ICP 算法

设  $P = \{p_i\}_{i=1}^{N_p}$ ,  $X = \{x_i\}_{i=1}^{N_x}$  是需要配准的两片点云数据集合,ICP 算法首先对点集  $P$  中的每个点  $p_i$ ,搜索其在点集  $X$  上的最近点  $y_i$  作为对应点。设  $P = \{p_i\}_{i=1}^{N_p}$  的对应点集为  $Y = \{y_i\}_{i=1}^{N_p}$ ,  $C$  是求取对应点的操作,  $Y = C(P, X)$ , 算法建立以下误差函数:

$$f(q) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|Y_i - R(q_R) P_i - q_T\|^2 \quad (9)$$

然后求解使得上述误差函数值最小的刚体变换向量  $q = [q_R \mid q_T]^T$ , 记作  $(q, d) = \vartheta(P, Y)$ , 上式中  $d$  为相应的均方误差函数,即  $d = f(q)$ 。算法将求解得到的刚体变换作用到第一片点云数据上,记作  $q(P)$ 。ICP 算法迭代地进行该操作直到满足某一设定的收敛准则。

#### 3.2 基于 KDTree 树改进的 ICP 点云精配准

1) 减少无用点集,本文在进行实验之前,用三维扫描仪获取点云时,会将旁边环境物刷漆涂黑,使周围物体不被扫出,避免出现不必要的噪声点。

2) 对应点的选择采用的是 KDTree 结构搜索欧式距离最小的点。匹配点是选择源点云中与其欧式距离最近的点,设定距离阈值,剔除错误点对。因为经过粗配准后的两片点云初始很近,不需要再用特征点进行快速匹配,而使用 KDTree 临近查找可以极大地提高搜索效率。

3) 点加权采用所有点对常数加权均匀分配,并取权值为常数 1,因为本文精确配准之前使用了粗配准,初始位姿保持极好,使用常数为 1 的加权可以满足条件且便于计算。

4) 去除算术平均值以下的错误点对,只保留处于阈值范围内的对应点。误差函数选取点到面的距离平方和。

5) 将目标误差函数最小化采用自适应阈值的方式,去中心化后对斜方差矩阵进行 SVD 分解<sup>[14]</sup>和 ICP 算法计算<sup>[15-17]</sup>,求解当前旋转矩阵和平移向量的误差函数是否收敛,若误差函数不收敛,则回到 KDTree 搜索对应点继续计算,直至迭代收敛,算出最后的旋转平移矩阵。

其中,SVD 分解具体原理如下所示为:

对于任意的矩阵  $A \in R^{m \times n}$ , 存在矩阵  $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_n] \in R^{m \times n}$  和  $V = [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_n] \in R^{m \times n}$  使得满足:

$$U^T A V = \begin{bmatrix} \sum r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中,  $\sum r = \text{diag}(\sigma_1 \ \dots \ \sigma_n)$  且  $\sigma_1 \leq \sigma_2 \leq \dots \ll \sigma_n$ 。

基于 SVD 分解改进的 ICP 算法的计算步骤如下示:

首先计算目标数据点集  $P$  和源数据点集  $Q$  的重心坐标;

其次计算源数据点集和目标数据点集中点坐标相对于重心坐标的变化量;

$$\tilde{P}_i = P_i - \tilde{P} \quad (11)$$

$$\tilde{Q}_i = Q_i - \tilde{Q} \quad (12)$$

然后利用其各自的重心变化量构造 SVD 分解矩阵;

$$U^T A V = \sum_{i=1}^n \tilde{P}_i \tilde{Q}_i^T \quad (13)$$

最后计算旋转平移矩阵。

$$T = \tilde{Q} - R\tilde{P} \quad (14)$$

$$R = VU^T \quad (15)$$

### 3.3 点云精配准的实验及分析

为验证本文改进的点云精配准方法的有效性和可行性,继续使用标准数据库中的兔点云和龙点云及非标准实例篮球进行有效性验证。其中深灰色点云为源点云,浅灰色点云为目标点云,使用 ICP 算法和本文改进精配准算法得到的实验结果如图 4 所示。

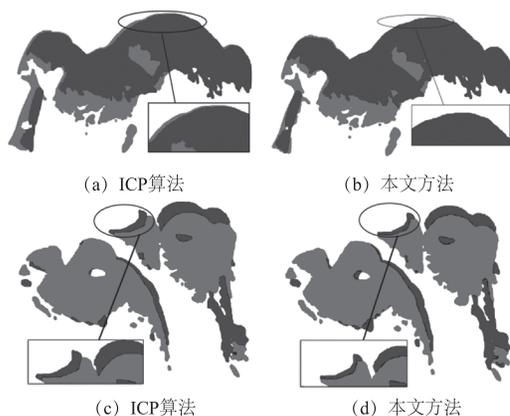


图 4 精配准后结果

Fig. 4 Results after precision alignment

从效果图上看,相较于 ICP 算法,本文方法对点云精配准的效果更加好。但由于两点云的配准误差非常细微,故对两种方法的实验数据进行统计,作出详细对比,如表 2 所示。

表 2 精配准结果数据

Tab. 2 Precise matching of accurate results data

对象名	ICP 算法		本文方法	
	时间/s	误差/mm	时间/s	误差/mm
兔点云	2.881	0.001884	2.737	0.001097
龙点云	2.218	0.004805	2.035	0.001532

由上述可知,本文方法进行精配准后,相较于 ICP 算法来说配准误差更小,配准精度得到了提高,表明了本文方法精配准的必要性。使用本文方法配准标准例子兔点云和龙点云的精度相对于传统 ICP 算法精度提高了 41.77% 和 68.12%,证明了本文改进方法的有效性。

本文方法求解得到的旋转平移矩阵用  $T_{final}$

$$= \begin{bmatrix} R_f & T_f \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

表示。则上述各实例经过配准后得到的旋转矩阵如下所示:

兔点云旋转平移矩阵为:

$$T_{final} = \begin{bmatrix} 0.8427 & -0.0067 & 0.5383 & -0.0521 \\ 0.0057 & 1.0000 & 0.0036 & -0.0003 \\ -0.5383 & 0.0001 & 0.8428 & -0.0120 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

龙点云旋转平移矩阵为:

$$T_{final} = \begin{bmatrix} 0.9271 & -0.0764 & 0.3669 & 0.0148 \\ 0.0675 & 0.9970 & 0.03699 & 0.0019 \\ -0.3686 & -0.0094 & 0.9295 & 0.0005 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

篮球点云旋转平移矩阵为:

$$T_{final} = \begin{bmatrix} 0.7900 & 0.3379 & 0.5114 & -254.3376 \\ 0.0084 & 0.8338 & -0.5521 & 255.0158 \\ -0.6130 & 0.4367 & 0.6584 & 128.9906 \\ 0 & 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

## 4 结 语

本文利用“先粗后精”的思想对两点云进行配准。首先对 Super-4PCS 算法改进优化,进行粗配准。配准精度最大提高了 38.71%。然后在精配准

时用 KDTree 临近查找,常数加权及对误差函数采用自适应阈值等方法对 ICP 算法进行优化,分别使用标准数据库和非标准例子进行实验验证,实验结果表明本文方法精配准的效果相较于 ICP 算法的配准效果有显著提升,配准精度相较于 ICP 算法最大提升了 68.12%。因此本文的点云配准方法对后期点云模型重建有一定的参考价值。

#### 参考文献:

- [1] Nguyen Tien Thanh, Liu X G, Wang H P, et al. 3D model reconstruction based on laser scanning technique[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(8): 081201.
- [2] Faugeras O D, Hebert M. A 3-D recognition and positioning algorithm using geometrical matching between primitive surfaces[C]//*Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1983: 996 - 1002.
- [3] P J Besl, H D McKay. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [4] Chen Y, Medioni Gerard. Object modelling by registration of multiple range images[J]. *International Journal of Image and Vision Computing (IVC)*, 1992, 10(3): 145 - 155.
- [5] Yu Ming. Research on 3-D discrete point cloud data processing technology[D]. Nanjing: Nanjing University of Technology, 2015. (in Chinese)  
余明. 三维离散点云数据处理技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2015.
- [6] Boughorbel F, Mercimek M, Koschan. A new method for the registration of three dimensional point sets: the Gaussian fields framework[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(1): 124 - 137.
- [7] Milos Prokop, Salman Ahmed Shaikh, Kyoung-Sook Kim. Low overlapping point cloud registration using line features detection[J]. *Remote Sensing*, 2019, 12(1): 61.
- [8] Zhu Yanjuan, Zhou Laishui, Zhang Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(4): 474 - 481. (in Chinese)  
朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(4): 474 - 481.
- [9] Jun Chu, Nie Chunmei, Wang Lu, et al. Multi-view point clouds registration and stitching based on SIFT feature[J]. *Semiconductor Optoelectronics*, 2011, 32(3): 442 - 447. (in Chinese)  
储珺, 聂春梅, 王璐, 等. 基于 SIFT 特征的多视点云数据配准和拼接算法[J]. *半导体光电*, 2011, 32(3): 442 - 447.
- [10] Shen Jianghua, Sun Dianzhu, Li Yanrui, et al. An optimization algorithm for initial registration of point clouds[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2019, 53(8): 167 - 174. (in Chinese)  
沈江华, 孙殿柱, 李延瑞, 等. 点云初始配准的优化求解算法[J]. *西安交通大学学报*, 2019, 53(8): 167 - 174.
- [11] Jing Lu, Wu Bin, Li Xianshuai. Point cloud registration method based on SAC-IA and NDT fusion[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41(4): 378 - 381. (in Chinese)  
荆路, 武斌, 李先帅. 基于 SAC-IA 和 NDT 融合的点云配准方法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2021, 41(4): 378 - 381.
- [12] Lu J, Wang W, Shao H, et al. Point cloud registration algorithm fusing of super 4PCS and ICP based on the points[C]//*2019 Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, 2019: 4439 - 4444.
- [13] Peng Zhen, Lu Yuanjian, Qu Chao, et al. Accurate registration of 3D point clouds based on keypoint extraction and improved iterative closest point algorithm[J]. *Lasers and Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 60 - 71. (in Chinese)  
彭真, 吕远健, 渠超, 等. 基于关键点提取与优化迭代最近点的点云配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 60 - 71.
- [14] Zhao Fuqun, Geng Guohua. Point cloud registration algorithm based on image feature[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 237 - 243. (in Chinese)  
赵夫群, 耿国华. 基于图像特征和奇异值分解的点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 237 - 243.
- [15] Zhao Mingfu, Huang Zheng, Song Tao, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm[J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 45 - 50.
- [16] Li Huihui, Liu Chao, Tao Yuan. A laser point cloud precise registration method with improved ICP[J]. *Laser Journal*, 2021, 42(1): 84 - 87. (in Chinese)  
李慧慧, 刘超, 陶远. 一种改进的 ICP 激光点云精确配准方法[J]. *激光杂志*, 2021, 42(1): 84 - 87.
- [17] Sun J, Sun Z L, L K M, et al. A robust point set registration approach with multiple effective constraints[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(12): 10931 - 10941.