

## 基于 3DHarris-FPFH 特征的点云配准方法

景会成<sup>1</sup>, 王睿宇<sup>1</sup>, 张靖轩<sup>1,3</sup>, 王 一<sup>1</sup>, 包启龙<sup>1</sup>, 杨富荃<sup>2</sup>

(1. 华北理工大学 电气工程学院, 河北 唐山 063000; 2. 河北工业大学 电气工程学院, 天津 300130;

3. 河北省矿山绿色智能开采技术创新中心, 河北 唐山 063210)

**摘要:**针对传统 ICP 算法配准时间较长, 并且当两片点云初始位姿相差较大时易陷入局部最优的问题, 提出了一种基于 3DHarris 关键点结合快速点特征直方图 (Fast Point Feature Histogram, FPFH) 特征改进的点云配准方法。首先对输入点云使用体素下采样进行精简, 再运用 3DHarris 算法对精简后的两片点云提取关键点, 并由 FPFH 形成 3DHarris-FPFH 特征点, 然后使用随机采样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 算法进行粗配准输出初始变换矩阵, 最后经由改进的迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法进行精配准。将该算法在公开数据集上进行了仿真实验, 结果表明该算法在保持精度的情况下, 提高了运算速度, 具有一定的实用性。

**关键词:** 3DHarris 关键点; 快速点特征直方图 (FPFH); 迭代最近点 (ICP); 点云配准

**中图分类号:** TN249; TP73 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.12.021

### Point cloud registration method based on 3DHarris-FPFH features

JING Hui-cheng<sup>1</sup>, WANG Rui-yu<sup>1</sup>, ZHANG Jing-xuan<sup>1,3</sup>, WANG Yi<sup>1</sup>, BAO Qi-long<sup>1</sup>, YANG Fu-quan<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063000, China;

2. School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

3. Green Intelligent Mining Technology Innovation Center of Hebei Province, Tangshan 063210, China)

**Abstract:** In view of the problem that the traditional ICP algorithm has a long registration time and tends to fall into the local optimum when the initial positions of the two-point clouds differ greatly, a point cloud registration method based on the feature improvement of 3DHarris key points combined with fast point feature histogram is proposed to improve the point cloud alignment. Firstly, the input point cloud is streamlined using voxel down sampling, and then the 3DHarris algorithm is applied to extract key points from the streamlined two-piece point cloud, and the 3DHarris-FPFH feature points are formed by the FPFH, and then the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm is used to coarsely align and output the initial transformation matrix. Finally, the refined alignment is performed by the improved Iterative Closest

**基金项目:** 河北省省级科技计划项目 (No. 21314303D); 河北省教育厅科学研究项目 (No. CXY2024013); 唐山市科技计划项目 (No. 21130219C) 资助。

**作者简介:** 景会成 (1966 - ), 男, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为检测技术及智能装置、复杂系统建模和优化。  
E-mail: jinghc606@163.com

**通讯作者:** 张靖轩 (1982 - ) 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为复杂系统的故障诊断与可靠性评估; 智能检测与数据挖掘。  
E-mail: jingxuan.zhang@ncst.edu.cn

**收稿日期:** 2024-03-25; **修订日期:** 2024-05-24

Point(ICP) algorithm. The algorithm is simulated on open data set, and the results show that the algorithm can improve the operation speed while maintaining the accuracy, and has certain practicability.

**Keywords:** 3DHarris key points; fast point feature histogram (FPFH); iteration closest point (ICP); point cloud registration

## 1 引言

点云配准<sup>[1-2]</sup>作为三维点云处理的重要一环,在建筑、采矿、医疗等领域应用领域非常广泛,在点云数据采集过程中由于视角限制或物体遮挡等因素影响,会造成被扫描物体表面点云缺失,需要采用点云配准将多视角下的各点云转化到同一坐标系下进行对齐,为三维重建等后续工作奠定基础,因此快速、准确、稳定的点云配准显得尤为重要。最经典的 ICP 算法<sup>[3]</sup>目前依旧应用广泛,其基本原理是通过迭代来最小化点云之间的误差,最终实现两个点云在同一坐标系下的对齐,虽然该算法精度较高、易实现,但对初始姿态有较强的依赖性,容易陷入局部最优,导致配准效果较差。因此许多研究者先使用粗配准获得较好的初始位姿,再使用 ICP 或改进的 ICP 算法进行精配准。钱博等<sup>[4]</sup>针对传统 ICP 算法对点云配准的起始点对选择不佳而导致配准时间长、效率低的问题,提出一种基于尺度不变特征变换特征点提取的 ICP 点云配准方法,有效提高了点云配准精度,但此方法依旧存在迭代运算时间较长的问题。张赵良等<sup>[5]</sup>针对 ICP 算法易陷入局部最优、迭代速度慢的问题,提出了一种基于内部描述子特征点结合改进 ICP 点云配准算法,该算法比传统 ICP 算法迭代次数减少,在精度与速度方面也有较大提升。Shi X J 等<sup>[6]</sup>针对目前三维点云配准计算时间长、配准精度差的问题提出了一种 kd 树改进的 ICP 算法,该算法结合了点云滤波和自适应演化算法进行粗配准,大大提高了配准性能,配准精度可以提高一个数量级。Zhang J Y 等<sup>[7]</sup>提出了一种快速且稳健的迭代最近点算法,通过采用有效的采样和数据结构优化技术,实现了对大规模点云的高效处理,并且引入了一种基于距离阈值的点对筛选方法,以减少噪声和局部局外点对配准的影响,有效提升了计算效率和鲁棒性。

针对上述传统 ICP 算法配准时间较长、易陷入局部最优的问题,本文提出基于 3DHarris-FPFH 特征的特征点云配准方法。在粗配准过程中引入了 3DHarris-FPFH 特征结合 RANSAC 得到初始矩阵,然后使用 ICP 算法进行精配准。本文提出的算法流

程图如图 1 所示。

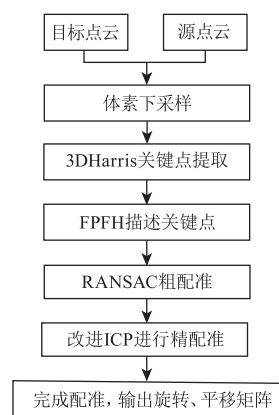


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

## 2 基本原理

### 2.1 点云滤波

由于实际应用中获取的点云数据过于庞大,使得配准时间较长,因此使用体素滤波<sup>[8]</sup>精简点云。考虑到传统的八叉树体素下采样一个体素内所有点都用重心来表示,但重心不一定是原始点云中的点,会损失原始点云中的一些细小特征。因此本文使用改进的体素下采样对输入点云进行滤波,该算法使用体素内距重心最近的点代替体素重心点,可提高点云数据的精确性。Otree 是一种树状结构的表示,可用于描述由边界立方体包围的一组二值体积数据,是一种用于描述三维空间的树状数据结构。其每个节点表示一个正方体的体积元素,每个节点有八个子节点,将八个子节点所表示的体积元素加在一起就等于父节点的体积,原理如图 2 所示。

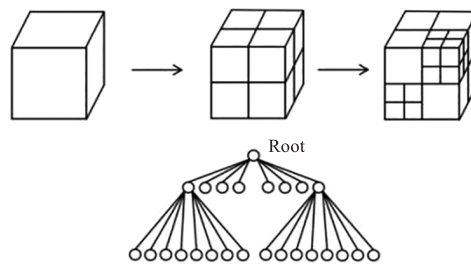


图 2 Otree 原理图

Fig. 2 Schematic diagram of Otree

假设存在数据集  $Q$ , 改进后的体素下采样步骤:

(1) 统计  $Q$  的点云数量  $N$ , 并计算其体积  $V$  以及最小包围盒, 设  $l_x, l_y, l_z$  分别为包围盒在  $X, Y, Z$  方向

上的长度;

(2) 设置子立方体的边长为  $d = \alpha^3 \sqrt{\frac{\delta l_x l_y l_z}{N}}$ , 将

点云等分成  $a \times b \times c$  个子立方体, 其中  $\delta$  为比例系数,  $\alpha$  为比例因子 (根据点云数量调整边长);

$$\begin{cases} a = \text{ceil}(l_x/d) \\ b = \text{ceil}(l_y/d) \\ c = \text{ceil}(l_z/d) \end{cases} \quad (1)$$

(3) 计算非空子立方体的重心  $(x_o, y_o, z_o)$ , 构建重心点集;

$$\begin{cases} x_o = \frac{V}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ y_o = \frac{V}{N} \sum_{i=1}^N y_i \\ z_o = \frac{V}{N} \sum_{i=1}^N z_i \end{cases} \quad (2)$$

(4) 根据八叉树找出重心的最近点构建最近点集, 即体素滤波后的新数据集  $Q'$ 。

## 2.2 3DHarris 关键点提取

3DHarris<sup>[9]</sup> 是一种图像特征点提取算法, 该算法使用一个固定窗口在图像上进行任意方向上的滑动, 比较滑动前后窗口中像素灰度变化程度, 若任意方向滑动都有较大灰度变化, 则认为该窗口内存在角点。3DHarris 算法借助的是离散点云的法线, 检测步骤如下:

(1) 将点云  $Q$  网格化, 在点云数据中选择一个网格, 计算该网格内所有点的法向量  $n$  并构造法线协方差矩阵:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{x,y,z} nn^T \quad (3)$$

式中,  $N$  为当前点的邻域点个数;

(2) 根据角点响应函数计算点云中每个点的角点响应值:

$$R = \det(M) - 0.04 [\text{trance}(M)]^2 \quad (4)$$

(3) 根据角点响应阈值判断当前点是否为角点, 若  $R$  大于阈值, 则判定该点为点云的角点;

(4) 对点云  $Q$  重复步骤(1) ~ (3), 获取包含所有关键点的数据集  $Q'$ 。

## 2.3 FPFH 描述特征点

本文采用基于 PCA 法向量提取的 FPFH 描述子, FPFH 描述子<sup>[10]</sup> 是 Rusu 等在 PFH (Point Feature

Histograms) 的基础上进行改进得到的, 将算法的计算复杂度从 PFH 的  $O(n_k^2)$  降低到了  $O(n_k)$ 。该算法具体步骤如下:

(1) 首先定义一个坐标系, 设  $P_s$  点为当前需要计算的点,  $P_t$  是其邻域内一点。基于法向量与两线之间的向量定义局部坐标系:

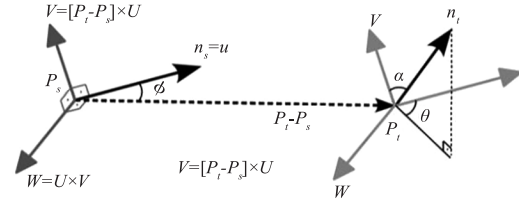


图3 局部坐标系示意图

Fig. 3 Schematic diagram of local coordinate system

该局部坐标三个轴的计算方法如下:

$$\begin{cases} u = n_s \\ v = (P_t - P_s) \times u \\ w = u \times v \end{cases} \quad (5)$$

(2) 根据该坐标系, 生成简化点特征直方图 (Simplify Point Feature Histogram, SPFH), 即计算  $P_t$  点与  $P_s$  点之间的三元组  $(\alpha, \Phi, \theta)$  特征表示:

$$\begin{cases} \alpha = v \cdot n \\ \Phi = (u \cdot (P_j - P_i)) / \|P_j - P_i\| \\ \theta = \arctan(\omega \cdot n_j, u \cdot n) \end{cases} \quad (6)$$

(3)  $p$  点的 FPFH 特征由邻域内所有点的 SPFH 特征进行加权获得:

$$FPFH(p_i) = SPFH(p_i) + \sum_{j=1} \frac{1}{w_j} SPFH(p_j) \quad (7)$$

其中,  $w_j$  表示权重, 该权重根据点  $p$  以及其邻域内点之间的距离确定, 如图 4 体现了这一原理。

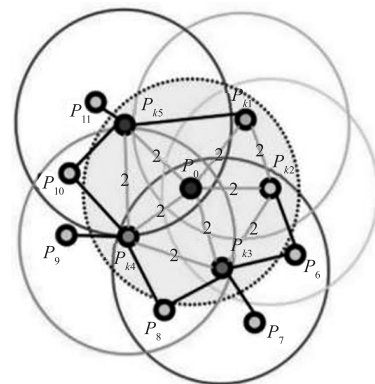


图4 FPFH 原理图

Fig. 4 Schematic diagram of FPFH

其中法向量的估计使用主成分分析法进行计

算,基于局部表面拟合进行法向量的估计:

若点云表面处处光滑,所有点的邻域都可以使用平面进行拟合;则对于点云中的每个点 $P$ ,搜索其最临近的 $k$ 个点,然后计算这些点的最小二乘平面 $M$ ,该平面表示为:

$$M(\vec{n}, d) = \operatorname{argmin}_{(\vec{n}, d)} \sum_{i=1}^k (\vec{n} * m_i - d)^2 \quad (8)$$

其中, $\vec{n}$ 是平面的法向量; $d$ 是平面到坐标原点的距离。

将当前扫描点的 $k$ 个最近点拟合出的平面的法向量作为该点的法向量,平面的法向量可以通过PCA得到,经过运算可知 $M$ 经过 $k$ 邻域点的质心 $m_0$ ,并且法向量满足 $\|\vec{n}\| = 1$ ,对式(6)中的协方差矩阵求得特征值, $C$ 的最小的特征值对应的特征向量就是 $P$ 的法向量。

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (m_i - m_0)(m_i - m_0)^T \quad (9)$$

#### 2.4 随机采样一致性算法

RANSAC算法<sup>[11]</sup>是一种基于随机采样的迭代算法,用于估计一个数学模型参数。RANSAC算法进行粗配准的基本思想是通过随机采样一小部分数据来估计模型参数,然后用这个模型对所有数据进行测试,将满足模型的数据点作为内点,不满足模型的数据点作为外点。通过迭代的方式不断随机采样和估计模型参数,最终得到内点数目最多的模型作为最终的估计结果。RANSAC算法进行粗配准的具体步骤:

(1)在源点云和目标点云中随机采样 $a(a \geq 3)$ 个点对,计算变换矩阵;

(2)用该变换矩阵将源点云变换到目标点云坐标系下,计算两片点云之间的误差,若误差小于阈值则将这些点判定为内点,否则判定为外点

(3)重复以上步骤直到找到满足一定内点比例的最优变换矩阵。

#### 2.5 点云精配准

经过粗配准,源点云与目标点云已大致对齐,但仍有偏差,需要对点云进行精配准进一步减小误差。传统的ICP算法主要利用点云之间的空间位置信息进行配准,但在有些情况下,点云的空间位置信息或许不足以提供充分的配准约束,尤其是当源点云和目标点云之间存在较大的偏差的时候。因此在ICP算法中引入点云的法向量信息进

行约束,提高ICP算法的稳定性和鲁棒性。具体步骤如下:

(1)分别计算出源点云和目标点云中各点的法向量;

(2)随机选择源点云中的一个点,找到目标点云中与之最近的点,并计算两个点之间的方向向量;

(3)根据点云的对应关系和方向向量约束,计算两个点云之间的旋转、平移矩阵;

(4)将源点云应用步骤3得到的变换矩阵,使其与目标点云尽可能重合,并更新点云的法向量信息;

(5)重复步骤(2)~(4),直到满足收敛条件。

### 3 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性与合理性,同时鉴于文献[4]、文献[5]的算法在点云配准中表现较好,因此在相同环境配置下,使用本文算法以及文献[4]、文献[5]算法分别对来自于公开数据集的Dragon、Happy Buddha和Bunny点云进行配准对比。

#### 3.1 配准效果对比

本文在实验过程中,首先选择源点云和目标点云的点云数量均为543652和35947的Happy Buddha和Bunny数据集分别进行配准;同时考虑到在实际工程当中,目标点云和源点云不一定点数相同,因此使用两片点云数量不同的Dragon数据集进行配准,源点云数量为376548,目标点云数量为437645。对比实验配准效果如图5所示,(a)为源点云(浅灰)与目标点云(深灰)初始姿态,(b)~(d)为各算法配准效果图,其中浅灰为目标点云,深灰为源点云经过旋转、平移变换后的结果,(e)为本文算法配准结果的细节展示。

由图5中Bunny和Happy Buddha数据集的配准结果可以看出,本文算法无论在点云数量较多或较少时,还是初始位置重叠率较低时均能够得到较好的配准效果,整体或细节部分均没有明显偏差,与另外两种算法相比,在边缘和细节部分具有一定的优势,由文献[4]、文献[5]对Bunny数据集的配准效果可以看出,在边缘部分存在些许偏差。由Dragon配准结果可以看出,当源点云与目标点云的点云数量相差较大时,本文算法依然可以保证较好的配准效果,细节部分依旧表现良好,没有明显偏差。但仅从视觉效果对比,几种算法对Dragon数据集的配准效果区别不大。

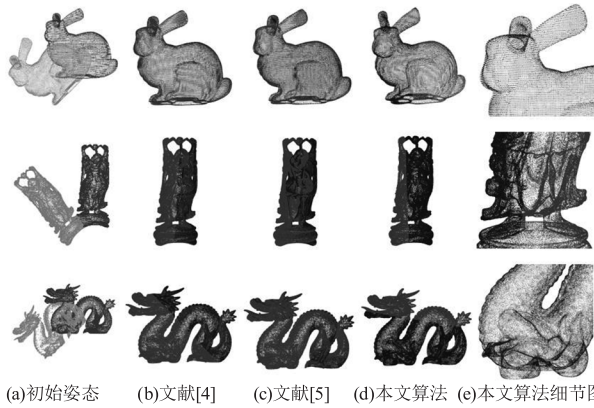


图5 点云配准结果

Fig. 5 Cloud registration results

3.2 实验结果定量分析

仅从上述视觉效果来看,本文算法优势并不明显,因此为了更加清晰、直观,具体误差以及配准时

间如表1~表4所示,表1为各算法在数据集上的粗、细配准时间和总用时的对比,表2~表4为各算法在数据集上的误差对比,其中误差衡量标准为旋转、平移误差和均方误差。

旋转、平移误差是根据旋转、平移矩阵真值 ( $R_{gt}, t_{gt}$ ) 和算法运行输出的估计值 ( $R_{est}, t_{est}$ ) 之间的差异运算得到的:

$$2\cos(|\alpha|) = \text{trance}(R_{gt}^{-1}R_{est}) - 1$$

$$E_t = \|t_{gt} - t_{est}\| \tag{10}$$

均方误差则是对于每一个配准后的点  $p_i = (x_p, y_p, z_p)$  与其对应的目标点  $q_i = (x_q, y_q, z_q)$ , 计算它们之间的欧氏距离,将每一对对应点之间的距离进行平方,然后对这些平方距离求和、求平均值:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2 \tag{11}$$

表1 配准用时

Tab. 1 Registration time

配准算法	Bunny			Happy Buddha			Dragon		
	粗配准时间/s	精配准时间/s	总用时/s	粗配准时间/s	精配准时间/s	总用时/s	粗配准时间/s	精配准时间/s	总用时/s
文献[4]	0.042	0.233	1.197	0.077	0.474	3.401	0.136	0.327	3.796
文献[5]	0.128	0.563	0.91	0.378	0.592	1.124	0.994	0.480	1.945
本文算法	0.084	0.103	0.625	0.032	0.158	0.900	0.114	0.349	1.266

表2 Happy Buddha 配准误差

Tab. 2 Happy Buddha registration errors

配准算法	旋转误差/ $\times 10^{-3}$ rad			平移误差/mm			均方误差/ $\times 10^{-7}$ m <sup>2</sup>
	X	Y	Z	X	Y	Z	
文献[4]	1.3943	1.586	-1.4551	0.2183	0.0346	0.0247	4.38808
文献[5]	32.9478	36.2640	-3.3531	0.0539	0.0538	0.3927	8.36121
本文算法	0.1303	0.1844	0.0217	0.0005	0.0054	0.0217	4.33163

表3 Bunny 配准误差

Tab. 3 Bunny registration error

配准算法	旋转误差/ $\times 10^{-3}$ rad			平移误差/mm			均方误差/ $\times 10^{-7}$ m <sup>2</sup>
	X	Y	Z	X	Y	Z	
文献[4]	1.8864	0.6738	4.4016	0.4904	0.1406	0.0087	18.13
文献[5]	19.8070	3.8060	-9.6281	1.0958	0.3709	0.5707	8.31
本文算法	0.0721	0.0911	-0.0876	0.0029	0.0003	0.0042	7.61

表4 Dragon 配准误差

Tab. 4 Dragon registration errors

配准算法	旋转误差/ $\times 10^{-3}$ rad			平移误差/mm			均方误差/ $\times 10^{-7}$ m <sup>2</sup>
	X	Y	Z	X	Y	Z	
文献[4]	0.31274	0.00792	0.77360	0.046	0.012	0.024	4.29
文献[5]	0.56802	0.33693	1.77085	0.173	0.106	0.012	4.37
本文算法	0.03309	0.02375	-0.01770	0.001	0.002	0.005	2.50

由表1可以看出,本文算法具有较好配准效率。在数据量较少的 Bunny 点云上,与文献[4]算法相比,

粗配准时间多使用约 59%,精配准时间节省约 55.8%,总用时节省约 47.8%;与文献[5]算法相

比,粗配准时间节省约 34.4%,精配准时间节省约 81.7%,总用时节省了约 31.3%。在点云数较多的 Happy Buddha 数据集上,相较于文献[4]算法配准总用时节省了约 73.5%,其中粗配准时间节省约 58.4%,精配准时间节省约 66.7%;比文献[5]算法配准总用时减少了 19.9%,其中粗配准用时节省约 91.5%,精配准用时节省约 73.3%。在 Dragon 数据集上,相较于文献[4]算法配准总用时节省了约 66.6%,其中粗配准时间节省约 16.2%,精配准用时相近;比文献[5]算法配准总用时减少了 34.9%,其中粗配准用时节省约 88.5%,精配准用时节省约 27.3%。

由表 2、表 3 可以看出,本文算法与另外两种算法相比,在 Bunny 数据集上配准的均方误差差距不大,但旋转误差和平移误差至少提升了 1 个数量级;在 Happy Buddha 数据集上配准的均方误差与文献[5]算法基本持平比文献[4]提升了约 58%,但旋转误差和平移误差均具有较大提升。

由表 4 可以得知,当源点云和目标点云的点云数量相差较多时,配准精度仍有较好的表现,均方误差比另外两种算法至少提升了 41.7%,旋转误差以及平移误差至少提升了一个数量级。

通过上述实验,比较几种算法在不同数据集上的配准效率与精度。从实验结果可以看出本文算法能够在保证配准精度的基础上有效提升配准效率,在点云较多的 Happy Buddha 数据集和两片点云不一致的 Dragon 数据集上都有较好的表现。

#### 4 结论

本文提出一种基于 3DHarris-FPFH 特征的点云配准方法,该算法先使用下采样对原始点云进行精简,随后提取 3DHarris-FPFH 特征,并基于此使用 RANSAC 进行粗配准,最后使用法向量约束的 ICP 算法进行精配准,成功实现了对配准效果的优化。通过实验与文献[4]算法和文献[5]算法在不同数据集上进行了对比,通过实验结果得出,本算法有效缩短了配准时长,各项误差指标均有一定程度的提升,并且当两片点云数目不一致时也能够较短时间内得到精度较高的配准结果,具有一定的实际应用价值。

#### 参考文献:

[1] Wang Zhengjia, Su Chaoquan, Nie Lei. Point cloud registration algorithm based on WHI and ICP[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(12): 1935 - 1943. (in Chinese)

王正家, 苏超全, 聂磊. 基于 WHI 及 ICP 的点云配准算法[J]. 激光与红外, 2023, 53(12): 1935 - 1943.

[2] Li Jianwei, Zhan Jiawang. Progress in 3D point cloud registration methods [J]. Chinese Journal of Image and graphics, 2022, 27(2): 349 - 367. (in Chinese)

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.

[3] Zong Wenpeng, Li Guangyun, Li Minglei, et al. Review of studies on laser scanning matching methods [J]. China Optics, 2018, 11(6): 914 - 930. (in Chinese)

宗文鹏, 李广云, 李明磊, 等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(6): 914 - 930.

[4] Qian Bo, Song Xiyu. ICP registration algorithm based on SIFT feature point extraction[J]. Journal of Shenyang Polytechnic University, 2024, 43(3): 48 - 54. (in Chinese)

钱博, 宋玺钰. 基于 SIFT 特征点提取的 ICP 配准算法[J]. 沈阳理工大学学报, 2024, 43(3): 48 - 54.

[5] Zhang Zhaoliang, Dong Yiming, Zhu Juxiang, et al. Point cloud registration algorithm based on ISS feature points combined with improved ICP[J]. Applied Laser, 2023, 43(6): 124 - 131. (in Chinese)

张赵良, 董一鸣, 朱菊香, 等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法[J]. 应用激光, 2023, 43(6): 124 - 131.

[6] Shi Xiaojing, Liu Tao, Han Xie. Improved Iterative Closest Point (ICP) 3D point cloud registration algorithm based on point cloud filtering and adaptive fireworks for coarse registration[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(8): 3197 - 3220.

[7] Zhang Juyong, Yao Yuxin, Deng Bailin. Fast and robust iterative closest point. [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(7): 3450 - 3466.

[8] Han Dongsheng, Xu Maolin, Jin Yuanhang. Filtering and precision analysis of multisource heterogenous point cloud registration data[J]. Journal of Science and Technology of Surveying and Mapping, 2020, 37(5): 503 - 508. (in Chinese)

韩东升, 徐茂林, 金远航. 多源异构点云配准数据的滤波及精度分析[J]. 测绘科学技术学报, 2020, 37(5): 503 - 508.

[9] Zhang Wannan. Robust registration of SAR and optical images based on deep learning and improved Harris algorithm[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 5901 - 5901.

[10] Li Peng, Wang Jian, Zhao Yindi, et al. Improved algorithm for point cloud registration based on fast point feature histograms[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(4): 045024.

[11] Liu Jinda, Hou Yanyang, Pei Hongxing. An improved random sample consensus based on density-based spatial clustering of applications with noise for image mosaic[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2021, 31(4): 625 - 631.