

# 基于超体素与几何特征融合的点云配准优化

刘耀文, 毕远伟, 张鲁建, 黄延森  
(烟台大学 计算机与控制工程学院, 山东 烟台 264005)

**摘要:** 针对点云配准过程中点云数据冗余、易出现误匹配点对和配准精度低的问题, 提出了一种融合超体素及几何特征点云配准方法。首先使用超体素与法向量信息相结合的方法提取特征点; 其次, 在粗配准中, 通过使用快速特征点直方图(Fast Point Feature Histograms, FPFH)进行特征描述, 采用双向最近邻比获取初始特征点对应关系, 基于法向量夹角策略和随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法进行对应关系的优化, 获取良好的初始位姿; 最后, 在精配准中, 基于初始位姿与改进的迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)算法完成点云配准。通过在斯坦福数据集中进行配准实验, 验证了所提算法具有更好的鲁棒性, 能高效且精准的完成点云配准。

**关键词:** 超体素; 迭代最近点算法; 特征匹配; 点云配准

**中图分类号:** TP391; TN249 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.06.004

## Point cloud registration optimization based on fusion of supervoxels and geometric features

LIU Yao-wen, BI Yuan-wei, ZHANG Lu-jian, HUANG Yan-sen  
(School of Computer and Control Engineering, Yantai University, Yantai 264005, China)

**Abstract:** To address the issues of redundancy in point cloud data, prone to mis-matched point pairs, and low alignment accuracy during the process of point cloud registration, a method that integrating supervoxels and geometric features is proposed in this paper. Firstly, key points are extracted using a combination of supervoxels and normal vector information. Subsequently, during the coarse registration phase, feature descriptions are generated using the Fast Point Feature Histograms (FPFH) method, and then initial correspondences are established based on the feature description using a bidirectional nearest neighbor ratio approach, and the correspondences are optimized using a normal vector angle strategy and the Random Sample Consensus (RASAC) algorithm to acquire a robust initial pose. Finally, in the fine registration phase, an enhanced Iterative Closest Point (ICP) algorithm is used based on the initial pose. By performing alignment experiments on the Stanford dataset, it is verified that the proposed algorithm has better robustness and can accomplish point cloud alignment efficiently and accurately.

**Keywords:** supervoxel; iterative closest point algorithm; feature matching; point cloud registration

### 1 引言

随着三维视觉技术的不断发展, 点云配准技术广泛应用于三维重建、逆向工程、智能驾驶和即时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Map-

ping, SLAM) 相关领域。

目前点云配准主要分为两个阶段: 粗配准和精配准。在粗配准中主要使用基于特征点的配准方法, 荆路<sup>[1]</sup>等人提出使用尺度不变特征变换(Scale

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(No. 62272405)资助。

**作者简介:** 刘耀文(1998 -), 男, 硕士, 主要研究方向为三维重建技术。E-mail: 3277298132@qq.com

**通讯作者:** 毕远伟(1972 -), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉、三维重建及三维测量技术。E-mail: byw@ytu.edu.cn

**收稿日期:** 2023-09-07; **修订日期:** 2024-01-02

Invariant Feature Transform, SIFT) 算法<sup>[2]</sup>和采样一致性算法进行配准,然而使用 SIFT 进行特征点提取消耗时间较长,点云配准效率较低。刘畅文<sup>[3]</sup>等人采用内部形态描述子 (Intrinsic Shape Signatures, ISS) 算法<sup>[4]</sup>和三维形状上下文特征 (3D Shape Context, 3DSC) 进行特征匹配,使用中值距离去除错误点对从而完成配准,虽然提取特征点的速率有较高的提升,但是 ISS 特征点整体分布较为均匀,忽视了曲面特征明显的区域,特征点具有单一性。傅静雅<sup>[5]</sup>等人使用改进的 ISS 算法融合曲率信息进行特征点提取,使用改进的 RANSAC 算法完成配准,在特征点提取时考虑到了点云的几何信息,但是曲率阈值需要手动设置而且所提取的特征点出现聚集现象,特征点的区分性不强。

在精配准中, Besl<sup>[6]</sup> 所提出的迭代最近点算法 ICP, 应用广泛, 配准效率高, 但是在点云配准时需要具备较好的初始位姿, 否则配准容易陷入局部最优。广义 ICP (Generalized-ICP)<sup>[7]</sup> 增加了 ICP 算法收敛速度和抗噪性, 但是算法中引入概率模型提高了算法的时间复杂度。范强<sup>[8]</sup> 等人提出一种基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 算法, 该算法可以在较少的迭代次数下完成点云配准, 配准精度高, 但是算法整体的计算量大, 配准时间长。王明军<sup>[9]</sup> 等人在精配准阶段使用基于特征点的点云配准, 虽然

该方法极大提高了配准效率, 但是特征点数量较少, 从而导致配准精度低。

针对以上问题本文提出一种融合超体素及几何特征的特征点云配准方法。为了获取较好的初始位姿, 在粗配准阶段, 提出使用超体素质心结合自适应阈值的法向量夹角信息进行关键点的提取, 之后基于 FPFH 的双向最近邻比进行特征匹配获取对应关系, 使用法向量夹角策略以及 RANSAC 算法去除错误点对, 通过使用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 获取初始位姿的变换矩阵完成粗配准。在精配准阶段, 采取基于特征点的方式进行点云配准, 以提高点云配准效率, 使用中值距离优化 ICP 算法以提高点云配准精度。

## 2 算法总述

算法流程图如图 1 所示, 算法分为粗配准和精配准两个阶段。在粗配准阶段, 为了提高点云配准的效率, 需要对点云进行降采样, 在此基础上进行关键点的提取, 从而降低粗配准阶段的时间。之后计算关键点的 FPFH 值, 基于 FPFH 使用双向最近邻比值获取关键点的对应关系, 再使用法向量夹角信息以及 RANSAC 算法优化对应关系, 最后使用奇异值分解 SVD 算法获取初始变换矩阵完成粗配准。在精配准阶段, 基于特征点以及中值距离进行优化 ICP 算法, 完成点云的精确配准。

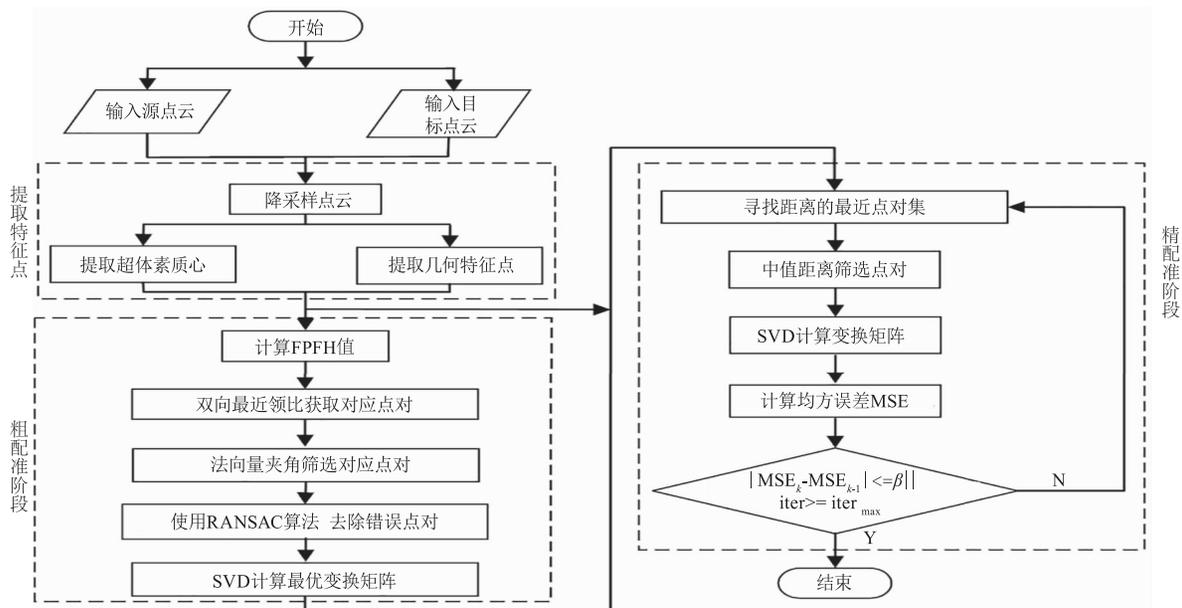


图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flowchart

## 3 特征点提取

### 3.1 邻近点的体素下采样

为了提高点云配准效率, 需要对源点云和目标

点云进行下采样。本文采用邻近点的体素化网格的方法进行下采样<sup>[5]</sup>, 首先对源点云和目标点云建立三维体素栅格, 使用距离体素栅格重心点最近的原

始点作为采样点,从而在保留点云形状的同时减少点云数量。降采样后的结果如图2(a)所示。

### 3.2 融合超体素及几何特征的特征点提取

#### 3.2.1 基于超体素质心的特征点提取

超体素融合了局部范围内相似的属性,如颜色、法向量等<sup>[10]</sup>,使用超体素质心作为特征点,能够更加全面的代表点云特征,同时对噪音和异常值具备一定的抵抗能力<sup>[11]</sup>。为了获取超体素,本文使用点云体素连接性分割(Voxel Cloud Connectivity Segmentation, VCCS)<sup>[12]</sup>算法进行超体素点云分割获取超体素,之后在超体素基础上提取超体素的质心作为特征点,所提取的特征点如图2(b)所示。

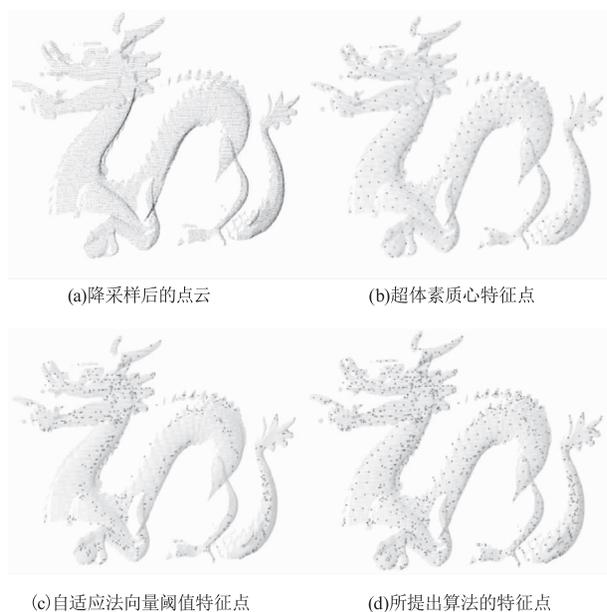


图2 特征点示意图

Fig. 2 Feature point illustration

#### 3.2.2 基于法向量自适应阈值的特征点提取

虽然超体素质心的特征点能够代表整体点云特征,但特征点分布过于均匀,在点云曲面变化显著的区域特征点分布不明显,会影响配准精度,为此使用自适应法向量夹角信息<sup>[13]</sup>再次提取特征点。

首先对于降采样后点云  $P$  中的任意一点  $P_i$  及其邻近点  $P_{ij}$ ,使用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)计算其法向量  $n_i$  和邻近点的法向量  $n_{ij}$ ,其中  $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, k, n$  表示降采样后的点云数量,  $k$  表示邻近点的数量。之后通过使用公式(1)和公式(2)计算每个点的  $k$  邻近法向量夹角的平均值  $\text{avg}(P_i)$  和总体点云法向量夹角的平均值  $\delta$ ,将  $\delta$  作为自适应阈值。最后根据公式(3)所示判断每个的点的平均值  $\text{avg}(P_i)$  是否大于阈值  $\delta$  从而判断是否为特征点。

$$\text{avg}(P_i) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \arccos \frac{n_i \cdot n_{ij}}{|n_i| |n_{ij}|} \quad (1)$$

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{avg}(P_i) \quad (2)$$

$$\begin{cases} \text{if}(\text{avg}(P_i) > \delta), & \text{true} \\ \text{if}(\text{avg}(P_i) < \delta), & \text{false} \end{cases} \quad (3)$$

为了防止关键点聚集,提高特征点的唯一性,本文对关键点采用最近邻点算法进行稀疏处理。对于每个法向量关键点,计算每个点与最近邻点的距离,根据距离从大到小进行排序,通过设置百分比的阈值进行特征点的筛选。结果如图2(c)所示。

本文将超体素质心与自适应法向量夹角所提取的特点进行融合作为点云的特征点,在保证特征点均匀分布的情况下,对曲面特征明显的区域也可以取得较好的特征描述,从而增加了特征点的描述能力,最终结果如图2(d)所示。

## 4 点云配准方法

### 4.1 基于对应关系优化的粗配准算法

经过特征点提取后,需要计算其 FPFH<sup>[14]</sup> 值以寻找对应关系,为后续粗配准做准备。本文使用双向最近邻比的方法<sup>[15]</sup>进行特征匹配,从而找到源点云和目标点云特征点之间的初始对应点对集。

为了获取更加准确的对应点对,本文使用对应点对的法向量夹角策略与 RANSAC 算法相结合的方法以去除错误点对。法向量夹角策略<sup>[16]</sup>主要步骤如下:

(1) 首先根据获取的初始对应点对集,计算对应点对法向量  $n_s, n_t$ ,根据公式(4)计算各对应点对法向量夹角:

$$\cos\theta = \frac{n_s \cdot n_t}{|n_s| \cdot |n_t|} \quad (4)$$

(2) 设置法向量夹角的阈值  $\phi$ ,对初始点对进行初步筛选,如果对点对的法向量夹角大于所设置的阈值则认为其是错误的点对,并从对应点对集中去除,从而提高配准精度。

然而法向量夹角策略使用的是简单的局部几何信息,可能导致无法精准的获取正确的对应点对,为此使用 RANSAC 算法进行二次筛选,步骤如下:

(1) 在剩余的对应对集中,随机选取三个以上的对应点对并计算变换矩阵  $M$ 。

(2) 设置距离误差阈值。在对应点对集中应用变换矩阵  $M$ ,计算每一点对的距离误差,若距离误差小于所设置距离误差  $\gamma$ ,则认为是内点,否则为外点,统计内点的数量。

(3) 设置迭代次数。重复执行步骤~达到所设置的迭代次数。寻找内点最多的最优模型,保留内点中的对应点对,去除外点,从而获得较为准确的对应点对集。

通过使用法向量夹角策略结合 RANSAC 算法进行初始对应点对集的去重,可以获得相对最佳的对应点对集,然后使用 SVD 算法计算变换矩阵,从而完成粗配准。

#### 4.2 基于中值距离优化的精配准算法

经过粗配准处理,两片点云已经大致重叠在一起,但是配准精度依然较低,需要使用精配准算法提升精度。为了减少点云配准时间,使用源点云和目标点云所提取的特征点,代替源点云和目标点云进行配准。在提高 ICP 算法配准精度方面,本文提出一种基于中值距离优化的 ICP 算法,具体步骤如下:

(1) 设置 ICP 算法的最大迭代次数,以及两片点云之间的配准误差阈值。

(2) 假设经过粗配准后源点云特征点集为  $P_s'$ , 使用 k-d 树在特征点集  $Q_t$  中寻找最近点,从而获得新的对应点对集  $Q$ 。

(3) 计算  $Q$  中所有对应点对之间的距离中值,将此值作为中值距离。设置中值距离的系数  $\varepsilon$ , 若对应点对的距离大于中值距离与  $\varepsilon$  的乘积,则认为该对应点对是错误的对应点对并去除,此时对应点对集为  $Q'$ 。

(4) 利用  $Q'$  求解变换矩阵,更新特征点集合为  $P'$ , 计算新的对应点对集  $Q''$ , 计算配准误差。若对应点集的目标误差函数小于设定的配准误差阈值或者达到所设定的迭代次数,则获得最优的变换矩阵,完成配准。目标误差函数  $E$  如公式所示:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|Q_i - RP_i - T\|^2 \quad (5)$$

### 5 实验结果分析

本文算法实验环境搭建在 AMD Ryzen 5 5600U 16G 计算机,平台采用 Visual Studio 2019,使用 C++ 和 PCL 1.11.1 实现。使用均方根误差(RMSE)以及配准时间用来验证点云配准效果与效率,其中均方根误差如公式(6)所示,点云配准时间越少代表点云配准效率越高:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \|p_i - q_i\|^2}{n}} \quad (6)$$

本文使用斯坦福数据集中的 bunny 和 dragon 作为简单物体点云数据。为了验证本文所提特征点提

取算法的优越性,使用 ISS、Harris3D、SIFT 算法以及本文所提出特征点提取算法进行特征点提取,结合 FPFH 特征描述子和 SAC-IA 算法进行配准实验。

如图 3 所示,本文所提出的特征点提取算法在 bunny 中配准效果最好,两片点云重叠度最高。SIFT 算法在 bunny 和 dragon 中配准整体效果较差,两片点云之间的重叠度较低。ISS 整体配准效果仅次于本文所提出的算法。Harris3D 算法在 bunny 的耳部配准效果较差,在 dragon 中虽然整体效果较好但是重叠度较低。除此之外,本文还列出了不同算法的配准结果,如表 1 所示。

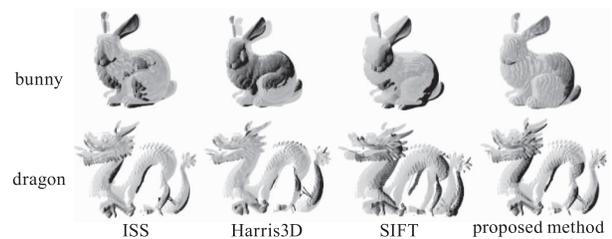


图 3 Bunny 和 dragon 在不同特征点提取算法下的配准效果

Fig. 3 The registration performance of bunny and dragon using different feature point extraction algorithms

表 1 Bunny 和 dragon 在不同特征点算法下配准效率对比

Tab. 1 The efficiency comparison of bunny and dragon registration under different feature point algorithms

Method	bunny		dragon	
	RMSE/m	Time/s	RMSE/m	Time/s
ISS	0.00176	30.66	0.00208	22.38
Harris3D	0.00188	25.22	0.00215	24.05
SIFT	0.00203	43.80	0.00268	34.84
Proposed method	<b>0.00169</b>	<b>20.59</b>	<b>0.00171</b>	<b>15.68</b>

表 1 中可以看出本文所提的特征点提取算法无论是在精度上还是效率都有较高的提升,所提算法与 ISS、Harris3D、SIFT 算法相比在平均配准精度上分别提高了约 11.4%、15.6% 和 27.8%,同时平均配准效率分别提高了 31.6%、26.3% 和 53.8%。

粗配准实验是在本文所提特征点算法的基础上使用 NDT<sup>[17]</sup>、K4PCS<sup>[18]</sup>、SAC-IA 算法以及本文所提出的粗配准算法进行对比,其中对应点对优化如图 4 所示,图 4(a) 表示初始对应关系,图 4(b) 是经过对应关系优化后的对应点对。粗配准效果如图 5 所示。

从图 5 中的直观可视化配准效果可以看出本文所提出粗配准的算法的效果最好。实验显示 NDT

算法在 bunny 的尾部和 dragon 头部的重叠度较低, K4PCS 算法可以较好完成配准, SAC-IA 算法次之。具体配准数据如表 2 所示, 与 NDT、K4PCS、SAC-IA 以及所提出的粗配准算法相比在配准精度上分别提高了 58.9%、33.3% 和 38.8%, 同时在配准效率上分别提高了 52%、21.6% 和 50.7%。

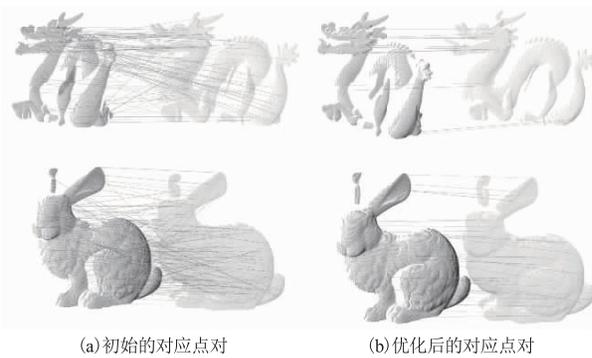


图 4 去除错误点对

Fig. 4 Remove erroneous point correspondences

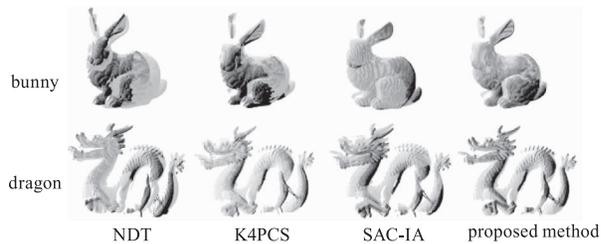


图 5 Bunny 和 dragon 不同粗配准算法下的配准效果

Fig. 5 The registration results of the bunny and dragon under different coarse registration algorithms

表 2 Bunny 和 dragon 在不同算法下粗配准配准效率对比

Tab. 2 The coarse registration efficiency comparison of bunny and dragon under different algorithms

Method	bunny		dragon	
	RMSE/m	Time/s	RMSE/m	Time/s
NDT	0.00231	19.42	0.00276	17.30
K4PCS	0.00184	12.16	0.00128	10.29
SAC-IA	0.00169	20.67	0.00171	15.04
Proposed method	<b>0.00107</b>	<b>10.07</b>	<b>0.00101</b>	<b>7.51</b>

为了验证本文所提精配准算法有效性, 本文在粗配准的基础上使用基于特征点的 ICP、PICP<sup>[19]</sup> (点到平面的 ICP 算法)、GICP (Generalized - ICP) 算法、MICP (原始点云数据 + 中值距离优化) 算法与所提改进的 ICP 算法 (特征点 + 中值距离优化) 进行精配准对比实验, 最终配准数据如表 3 所示。

表 3 Bunny 和 dragon 在不同算法下精配准效率对比

Tab. 3 The fine registration efficiency comparison of bunny and dragon under different algorithms

Method	bunny		dragon	
	RMSE/m	Time/s	RMSE/m	Time/s
ICP	0.00128	<b>0.09</b>	0.00101	0.17
PICP	0.00089	0.09	0.00090	0.16
GICP	0.00071	2.40	0.00063	1.44
MICP	0.00052	14.36	0.00101	13.40
Proposed ICP	<b>0.00048</b>	0.27	<b>0.00038</b>	<b>0.23</b>

所提算法在配准效率上比 MICP 快约 7.6 倍, 相比于 GICP 算法也有极大提升, 虽然相比于 ICP 算法以及 PICP 算法在时间上略有增加, 但在平均配准精度上与 ICP、PICP、GICP 和 MICP 算法相比分别提高了 62.4%、51.9%、35.8% 和 43.7%, 达到了精度与效率之间的平衡。最终精配准效果如图 6 所示。



图 6 Bunny 和 dragon 的精配准效果

Fig. 6 The fine registration results of the bunny and dragon

## 6 总结

点云配准过程中点云数据冗余、容易产生误匹配点对和配准精度低的问题, 本文提出了一种融合超体素及几何特征的特征点配准算法。通过实验表明, 所提出的融合超体素质心与自适应阈值法向量夹角关键点提取算法, 可以较好的完成特征点提取, 提高了点云配准效率。使用法向量夹角策略和 RANSAC 算法进行对应点对的优化, 可以更好的去除错误点对, 完成点云粗配准。在精配准中所提出的基于特征点与中值距离优化的 ICP 算法在配准精度上有了更好的提升, 使得最终的配准效果更加精准。

文中在粗配准中进行对应关系优化所使用的法向量夹角策略和 RANSAC 算法, 虽然可以完成错误点对的去除, 但是其固定的阈值不可避免地筛选掉了一些正确的对应点对。在精配准阶段提出的基于中值距离优化 ICP 算法在精度上有了较高的提升但配准效率会有所降低。未来的工作需要在对应点对优化策略和提高 ICP 算法效率方面进一步研究。

## 参考文献:

- [1] Jin Lu, Wu Bin, Fang Xilu. Point cloud registration method based on the SIFT feature points combined with ICP algorithm[J]. *Laser & Infrared*, 2021, 51(7): 944 - 950. (in Chinese)  
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.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60: 91 - 110.
- [3] Liu Changwen, Li Bo, Pan Jiangtao, et al. Research on NDT 3D point cloud registration algorithm based on ISS-3DSC[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(5): 777 - 783. (in Chinese)  
刘畅文, 李波, 潘江涛, 等. 基于 ISS-3DSC 的 NDT 三维点云配准算法研究[J]. *激光与红外*, 2023, 53(5): 777 - 783.
- [4] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops. IEEE, 2009: 689 - 696.
- [5] Fu Jingya, Cheng Xiaolong, Hu Xuhang, et al. Point cloud registration method integrating curvature information[J]. *Laser & Infrared*, 2023, 53(3): 332 - 338. (in Chinese)  
傅静雅, 程小龙, 胡煦航, 等. 融合曲率信息的点云配准方法[J]. *激光与红外*, 2023, 53(3): 332 - 338.
- [6] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[C]//Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures. SPIE, 1992, 1611: 586 - 606.
- [7] Segal A, Haehnel D, Thrun S. Generalized-icp[J]//Robotics; Science and Systems, 2009, 2(4): 435.
- [8] Fan Qiang, Liu Peng, Yang Jun, et al. Improved 3D-NDT point cloud registration algorithm based on 3D-Harris and FPFH[J]. *Journal of Graphics*, 2020, 41(44): 567 - 575. (in Chinese)  
范强, 刘鹏, 杨俊, 等. 基于 3D-Harris 与 FPFH 改进的 3D-NDT 配准算法[J]. *图学学报*, 2020, 41(4): 567 - 575.
- [9] Wang Mingjun, Yi Fang, Li Le, et al. Local neighborhood feature point extraction and matching for point cloud alignment[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(5): 431 - 440. (in Chinese)  
王明军, 易芳, 李乐, 等. 自适应局部邻域特征点提取和匹配的点云配准[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(5): 431 - 440.
- [10] Han Yang, Zheng Wenwu, Zhao Sha, et al. An improved method for segmentation of supervoxel and regional growing point clouds[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, (12): 126 - 130. (in Chinese)  
韩英, 郑文武, 赵莎, 等. 一种改进的超体素与区域生长点云分割方法[J]. *测绘通报*, 2022, (12): 126 - 130.
- [11] Li Xuemei, Wang Chunyang, Liu Xuelian, et al. Point cloud registration method based on supervoxel bidirectional nearest neighbor distance ratio[J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2022, 52(8): 1918 - 1925. (in Chinese)  
李雪梅, 王春阳, 刘雪莲, 等. 基于超体素双向最近邻距离比的点云配准方法[J]. *吉林大学学报: 工学版*, 2022, 52(8): 1918 - 1925.
- [12] Papon J, Abramov A, Schoeler M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2027 - 2034.
- [13] Ge Z, Shen X, Gao Q, et al. A fast point cloud recognition algorithm based on keypoint pair feature[J]. *Sensors*, 2022, 22(16): 6289.
- [14] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2009: 3212 - 3217.
- [15] Xong Fengguang. Research on registration technology of 3D point cloud[D]. Taiyuan: North University of China, 2018. (in Chinese)  
熊风光. 三维点云配准技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2018.
- [16] Sun Peiqi, Bu Junzhou, Tao Tingye, et al. Point cloud registration algorithm based on feature point method vector[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, (8): 48 - 53. (in Chinese)  
孙培芪, 卜俊洲, 陶庭叶, 等. 基于特征点法向量的点云配准算法[J]. *测绘通报*, 2019, (8): 48 - 53.
- [17] Magnusson. The three-dimensional normal-distributions transform; an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro: Örebro Universitet, 2009.
- [18] Theiler P W, Wegner J D, Schindler K. Keypoint-based 4-points congruent sets-automated marker-less registration of laser scans[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 96: 149 - 163.
- [19] Chen Y, Medioni G. Object modelling by registration of multiple range images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145 - 155.