

# 基于 SIFT 特征点提取的 ICP 配准算法

钱博, 宋玺钰

(沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110159)

**摘要:** 为解决传统迭代最近点(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(SIFT)特征点提取的ICP点云配准算法(ST-ICP)。首先使用SIFT算法进行原始点云与目标点云的SIFT特征点提取,根据提取特征点完成快速点特征直方图(FPFH)特征运算,通过采样一致性初始配准算法(SAC-IA)搜索对应点对、求解变换矩阵,再进一步运用ICP算法进行点云精细配准。实验结果表明:与ICP算法相比较,ST-ICP算法的配准误差在迭代次数为5次时减小了1.019 cm,迭代次数为10次时减小了0.443 cm;在配准误差达到 $10^{-2}$  cm级别时,ST-ICP算法所用时间比传统ICP算法减少了12.829 s。ST-ICP算法优化了对应点对的选择,提升了配准精度和配准效率。

**关键词:** 点云配准;迭代最近点算法;尺度不变特征变换;特征点;快速点特征直方图

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:**10.3969/j.issn.1003-1251.2024.03.007

## ICP Registration Algorithm Based on SIFT Feature Point Extraction

QIAN Bo, SONG Xiyu

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:** The ST-ICP algorithm is proposed to address the issue of poor selection of starting point pairs in traditional iterative closest point(ICP)registration algorithm, which results in long registration time and low efficiency. Firstly, the SIFT algorithm is used to extract SIFT feature points from the original point cloud and the target point cloud, and the fast point feature histogram (FPFH) feature operation is completed according to the extracted feature points. This feature is used to search for the corresponding point pairs and solve the transformation matrix by sample consensus initial alignment(SAC-IA)algorithm, and the ICP algorithm is further used to perform point cloud fine local registration. The experimental results show that compared with the ICP algorithm, the registration error of the ST-ICP algorithm is reduced by 1.019 cm when the number of iterations is 5 times, and 0.443 cm when the number of iterations is 10 times. When the registration error reaches the level of  $10^{-2}$  cm, the time taken by the ST-ICP algorithm is reduced by 12.829 s compared with the traditional ICP algorithm. The ST-ICP algorithm optimizes the selection of corresponding point pairs, which has better registration accuracy and improves registration efficiency.

**Key words:** point cloud registration; the iterative closest point algorithm; scale invariant feature transform; feature points; fast point feature histogram

随着三维扫描技术和三维传感器技术的发展,三维点云配准技术在逆向工程、目标识别与定位、三维姿态估计、三维重建、三维实景建筑等方面得到广泛应用<sup>[1]</sup>。在实际测量时,三维扫描技术与三维传感器技术会受到环境、设备、角度、物体遮挡等因素的影响,扫描过程中收集到的每个片段数据中仅有部分扫描物体的点云信息。为得到完整的点云信息,需将不同视角下扫描的点云数据进行配准贴合,即将处于不同坐标系下的点云数据进行转换,使其处于同一坐标系中。

点云配准通常分为两个步骤:初始配准和精细配准。初始配准的目标是将位置差距较大的两片点云对齐到大致正确的位置,为后续的精细配准提供良好的初始位置<sup>[2]</sup>;精细配准是在初始配准的基础上使两片点云的空间位置差距最小化。在精细配准阶段,迭代最近点(ICP)算法是目前最为经典、应用最为广泛的算法<sup>[3]</sup>,其通过求解对应点之间的最优刚体变换矩阵得到配准后的点云集,但该算法对点云数据的初始位置姿态依赖性较强<sup>[4]</sup>,目标函数易陷入局部最优,且存在配准过程耗时较长、迭代效率较低的问题。

为克服传统 ICP 算法的局限性,学者们从点集选择、对应点选择、点对加权、错误点对去除、误差度量与最小化等不同角度对算法进行了改进<sup>[5]</sup>。Fischler 等<sup>[6]</sup>在初始配准阶段采用了随机抽样一致性算法,随机选择四对局内点进行多次迭代,计算出最佳变换矩阵,该方法具有较好的鲁棒性,能够处理含有异常值的点云数据,但耗时较长。赵明富等<sup>[7]</sup>提出了一种融合采样一致性算法和 ICP 算法的方法,用于提取原始点云数据的快速点特征直方图(fast point features histograms, FPFH)特征。该方法使用采样一致性初始配准算法(sample consensus initial alignment, SAC-IA)确定对应点对关系,并找到较好的初始配准位置,但当处理大规模点云数据时,该算法的配准效率相对较低。张崇军等<sup>[8]</sup>提出了一种改进权重的加权 ICP 算法,该算法根据每个点对的配准结果计算相应的初始权重,应用选权迭代法获得满足条件的权重,有效抵御了粗差点。该方法在提高配准精度上取得了显著的成果,但运行时间较长,适用于含有大量粗差点的点云数据配准任务。王庆闪等<sup>[9]</sup>提出了基于正态分布变换(NDT)与 ICP 结合的配准算法,对点云数据预处理后,利用 NDT 算法对相邻两帧点云数据进行配准,该算法运行时间较长,且需通过多次实验确定参数,效率较

低。Liu 等<sup>[10]</sup>提出了一种多尺度体素化通用 ICP 算法(MVGICP),在迭代的尺度体素上计算体素内的均值和方差,并将其代入通用 ICP 算法(GICP)模型中,然后利用高斯-牛顿方法计算变换矩阵,进一步以更小的体素进行迭代,实现最优变换矩阵的求解。该算法配准精度提升不高,且配准过程所需时间较长。苏本跃等<sup>[11]</sup>使用颜色、几何特征与最近点结合形成特征描述子,以此进行特征匹配关系的迭代和变换矩阵的计算,实现了更高精度的点云配准,但配准过程中前期处理阶段耗时过长,配准效率仍较低。上述算法虽然对 ICP 算法进行了改进,但仍存在对应点对选择不佳、配准时间较长和精度较低的问题。

本文提出一种基于尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)特征点提取的 ICP 点云配准方法(ST-ICP)。在进行 ICP 配准前,先对原始点云进行 SIFT 特征点提取,获取 FPFH 特征后,通过 SAC-IA 算法搜索对应点对,进行初始配准,解决因特征点对选择不佳而影响配准精度的问题,并缩短配准时间、提高配准效率。

## 1 传统 ICP 算法机理和特性分析

传统 ICP 算法机理框图如图 1 所示。通过分析源点云与目标点云之间的对应关系,求解最优刚体变换矩阵,使用该矩阵更新源点云的位置。通过循环迭代上述过程,缩小两片点云在相同空间坐标系下的位置距离,直至满足迭代终止条件。

设源点云集为  $S_k$ ,目标点云集为  $D_k$ ,其中  $k$  表示迭代次数。ICP 算法的配准步骤如下。

1) 确定点云集  $S_k$  和  $D_k$  的对应点关系,即在目标点云集  $D_k$  中查找与源点云集  $S_k$  欧氏距离最近的点,对应点集合表示为  $x_k$ 。

2) 利用对应点对关系求解两片点云间的最优刚体变换矩阵  $q_k, q_k = (q_{Rk} | q_{tk})$ ,其中  $q_{Rk}$  和  $q_{tk}$  分别为最优刚体变换矩阵中的旋转矩阵和平移矩阵。令  $R_k = R(q_{Rk}), R$  表示矩阵旋转操作,  $t_k = q_{tk}$ 。

3) 求得最优  $R_k$  和  $t_k$ ,按照  $S_{k+1} = R_k S_0 + t_k$  更新位置,  $S_0$  表示初次迭代的源点云集。计算距离均方差值  $d_k$ ,计算式为

$$d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_{i,k} - S_{i,k+1}\|^2 \quad (1)$$

式中:  $S_{i,k+1}$  和  $x_{i,k}$  分别为源点云集和对应点集合中的第  $i$  个点;  $N$  为对应点个数。

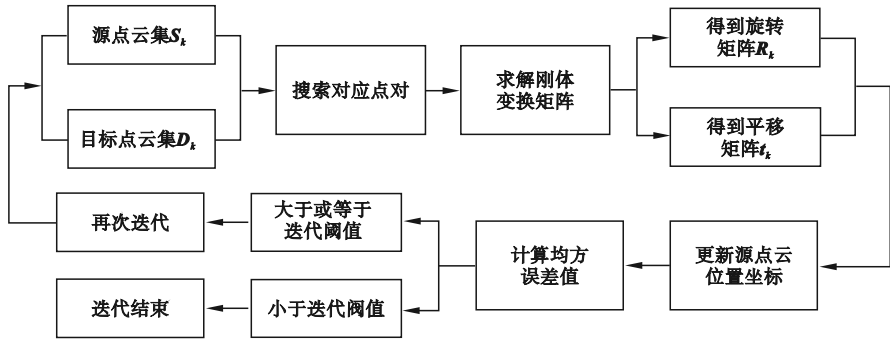


图1 传统ICP算法机理框图

Fig. 1 Block diagram of the mechanism of traditional ICP algorithm

4) 当相邻两次迭代的均方误差值小于预设阈值时迭代结束, 否则再次迭代。迭代结束条件为

$$|d_k - d_{k+1}| < \tau \quad (2)$$

式中  $\tau$  为预设阈值, 取为 0.001。

由以上 ICP 算法配准步骤可看出, 传统 ICP 算法运行过程中, 若两片点云初始位置相差较大, 在搜索最近点对时易出现较大误差, 使得求解的刚体变换矩阵不是最优, 导致 ICP 迭代效果不佳。同时, 传统 ICP 算法需要对两片待配准点云中的全部点云数据进行运算处理, 数据量庞大, 处理过

程耗时较长。若能在待配准点云的对应点对选择上进行优化改进, 则能有效提高配准效率和精度。

## 2 基于 SIFT 特征点提取的 ICP 算法

### 2.1 算法机理

为优化待配准点云对应点对选择方法, 获取最优对应点对, 本文提出一种基于 SIFT 特征点提取的 ICP 算法 (ST-ICP), 其结构框图如图 2 所示。

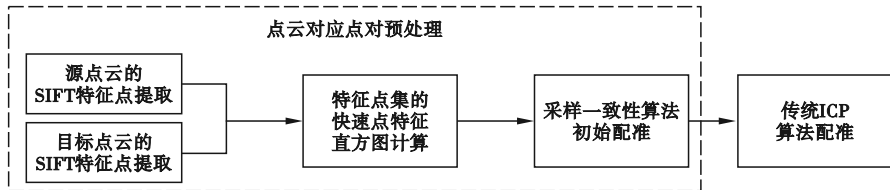


图2 ST-ICP 算法结构框图

Fig. 2 Block diagram of ST-ICP algorithm

点云数据的初始配准用以解决传统 ICP 算法过于依赖点云初始位置的问题, 因此首先优化初始配准, 将点云对应点对进行预处理, 再采用 ICP 点云配准。

点云对应点对预处理主要包括 SIFT 特征点的提取、特征点集的 FPFH 计算和 SAC-IA 初始配准等核心环节。在 SIFT 特征点提取的过程中, 首先对源点云和目标点云进行尺度空间构造, 然后在构造的尺度空间中寻找极值点, 筛选出真正的特征点, 再对每个特征点定义其主方向, 并生成相应的特征描述子; SIFT 特征描述子生成后, 根据点云中每个点与近邻点的关系求解点云的 FPFH; 根据点云的 FPFH 特征, 采用 SAC-IA 搜索对应点对, 实现初等变换矩阵的求解, 完成点云对应点对的预处理过程。

在获取最优点对的基础上, 再使用传统 ICP

算法实现点云配准。

### 2.2 SIFT 特征点提取

为优化传统 ICP 算法在配准过程中的对应点对选择, 采用 SIFT 关键点检测算法提取源点云和目标点云的 SIFT 特征点, 以获得最优配对点对。SIFT 算法在描述局部特征方面具有优秀的性能, 对于亮度、噪声、旋转和平移等变化可保持良好的不变性。

1) 在源点云集和目标点云集中构造尺度空间

源点云集与目标点云集的尺度空间  $L_S$  和  $L_D$  可分别表示为

$$L_S(x, y, z, \sigma) = G_S(x, y, z, \sigma) * I_S(x, y, z) \quad (3)$$

$$L_D(x, y, z, \sigma) = G_D(x, y, z, \sigma) * I_D(x, y, z) \quad (4)$$

式中:  $G_s(x, y, z, \sigma)$  和  $G_D(x, y, z, \sigma)$  分别是源点云集与目标点云集的可变尺度的高斯函数, 其中  $\sigma$  表示尺度空间因子, 用于衡量图像模糊度;  $I_s(x, y, z)$  和  $I_D(x, y, z)$  分别是源点云与目标点云的曲率值函数。

$$G_s(x, y, z, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2+z^2)/(2\sigma^2)} \quad (5)$$

$$G_D(x, y, z, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2+z^2)/(2\sigma^2)} \quad (6)$$

2) 分别寻找源点云集与目标点云集尺度空间上的极值点

构造源点云集与目标点云集各自的高斯差分 (difference of Gaussian, DoG) 函数  $D_s(x, y, z, \sigma)$  和  $D_D(x, y, z, \sigma)$ 。

$$\begin{aligned} D_s(x, y, z, \sigma) &= \\ [G_s(x, y, z, n\sigma) - G_s(x, y, z, \sigma)] * I_s(x, y, z) \\ &= L_s(x, y, z, n\sigma) - L_s(x, y, z, \sigma) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} D_D(x, y, z, \sigma) &= \\ [G_D(x, y, z, n\sigma) - G_D(x, y, z, \sigma)] * I_D(x, y, z) \\ &= L_D(x, y, z, n\sigma) - L_D(x, y, z, \sigma) \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $n$  表示相邻高斯尺度空间的比例因子。

利用 DoG 检测每个尺度空间中的特征点, 比较每个采样点与图像空间和尺度空间相邻点的 DoG 函数值, 如采样点在当前尺度空间以及相邻尺度空间中的 DoG 函数值最大或最小, 那么该采样点便是该尺度空间中的一个极值点。

3) 筛选极值点

通过拟合 DoG 函数确定两个尺度空间中极值点的位置和尺度, 获得各自稳定的极值点, 即特征点。

DoG 函数在尺度空间中的泰勒拟合式为

$$D(X) = D(X_0) + \frac{\partial D(X)^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D(X)}{\partial X^2} X \quad (9)$$

式中:  $X = (x, y, z, \sigma)$ ;  $D(X_0)$  表示极值点  $X_0$  处的 DoG 函数值;  $D(X)$  表示点  $X$  处的 DoG 函数值。

对式(9) 进行求导并使一阶导数为 0, 得到极值点偏移量  $\hat{X}$  为

$$\hat{X} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2} \frac{\partial D}{\partial X} \quad (10)$$

将式(10) 得出的  $\hat{X}$  与极值点坐标相加, 即获得了特征点。

4) 定义点云集特征点主方向

在定位特征点后, 对两个点预设邻域中的所有点计算梯度方向与幅值, 并统计所有梯度方向

对应的幅值和, 分别作两个特征点周围邻域梯度方向的直方图。将直方图中最大值的方向定义为点云集特征点的主方向。

5) 生成各自特征点描述子

得到特征点三维位置、尺度位置、主方向的具体信息后, 根据以上具体信息生成特征点信息的描述子, 即完成了两个原始点云集提取 SIFT 特征点的过程。

## 2.3 FPFH 计算

运用 SIFT 特征点进行点云配准需要先求解 SIFT 特征点的 FPFH。FPFH 由点特征直方图 (PFH)<sup>[12]</sup> 发展而来, 两者均由 Rusu 等<sup>[13]</sup> 提出, 用来描述点云中任意一点的邻域几何特征。FPFH 计算原理如图 3 所示。

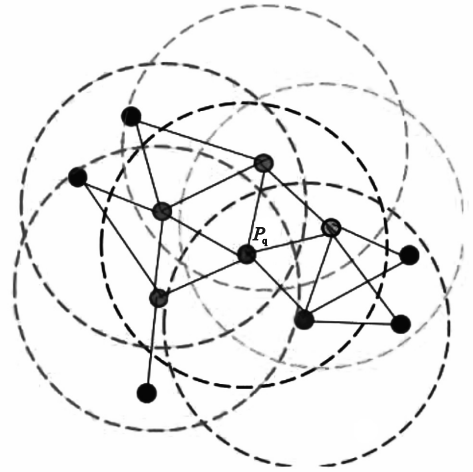


图 3 FPFH 原理图

Fig. 3 FPFH principle diagram

结合图 3 说明 FPFH 计算过程如下。

首先根据点  $P_q$  与近邻点之间的关系计算点  $P_q$  的三元组值, 得到简化的点特征直方图 (SPFH)。

然后对点云集中  $P_q$  的近邻点分别计算 SPFH, 则  $P_q$  的最终 FPFH 为

$$FPFH(P_q) = SPFH(P_q) + \frac{1}{v} \sum_{i=1}^v \left[ \frac{1}{w_v} \cdot SPFH(P_q) \right] \quad (11)$$

式中:  $v$  为近邻点的个数;  $w_v$  为权重。

## 2.4 SAC-IA 初始配准

在得到 SIFT 特征点的 FPFH 特征后, 采用 SAC-IA 算法搜索对应点对, 完成对待配准点云的初始配准, 为下一步 ICP 配准提供较好的初始位置。SAC-IA 算法的处理过程如下。

1) 在待配准的特征点云集  $P$  中选择  $n$  个采样

点,并确保选取采样点之间的距离大于预先设定的最小距离阈值  $d$ ,以保证每个采样点的 FPFH 值均不相同。

2) 在获取待配准特征点云集的采样点之后,需要在目标点云集  $Q$  中查找具有相似 FPFH 特征的一个或多个点与点云集  $P$  中的采样点对应。

3) 计算对应点之间的刚体变换矩阵。通过误差和函数来评估当前的配准性能,该误差函数基于对应点变换后的距离计算得到。距离误差和函数采用 Huber 罚函数表示,记为  $\sum_{i=1}^n H(l_i)$ 。

$$H(l_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} l_i^2, & \|l_i\| \leq m_1 \\ \frac{1}{2} m_1 (2 \|l_i\| - m_1), & \|l_i\| > m_1 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $m_1$  为预先给定值,参考莱曼点估计理论<sup>[14]</sup>得到;  $l_i$  为第  $i$  组对应点变换之后的距离差。

通过上述配准步骤,在所有的可能变换中找到一组最优变换矩阵,使误差函数值最小化。当误差函数达到最小值时,将此时对应的变换矩阵作为初始配准变换矩阵,并根据该矩阵得到最终的配准结果。

经过初始配准算法处理后的点云实现了大致重合,缩短了源点云和目标点云之间的位置误差,在预处理的基础上,再采用 ICP 算法减小配准误差,进一步缩短位置差距,实现精度更高的配准效果。

### 3 仿真验证和结果分析

采用仿真实验验证本文提出的 ST-ICP 算法的有效性。仿真实验的硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U CPU @ 2.70 GHz 2.90 GHz, 8.00 GB 内存;系统环境为 64 位 win10 操作系统;软件环境为 Anaconda22.9.0, python3.7。采用点云模型为斯坦福大学点云数据库中的 dragon 点云模型<sup>[15]</sup>。

图4为 dragon 初始点云,点对数量为 10 万对。图5为 dragon 经过特征点提取算法提取后的 SIFT 特征点云,点对数量为 293 对。对比图4和图5可知,dragon 经过 SIFT 特征点提取后的点云点对数量大大减少,从  $10^5$  数量级减少到  $10^2$  数量级,可极大缩短配准时间。

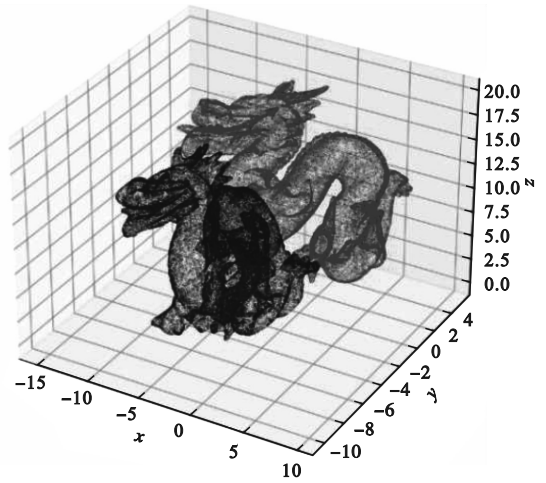


图4 dragon 初始点云图

Fig. 4 Initial point cloud diagram of dragon

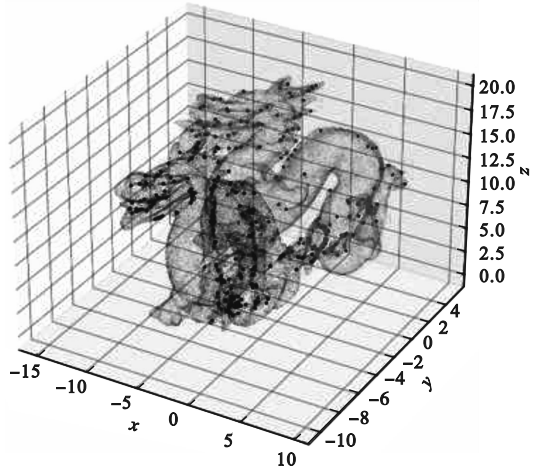


图5 dragon 的 SIFT 点云图

Fig. 5 SIFT point cloud diagram of dragon

图6和图7为 dragon 初始点云分别经过传统 ICP 算法和本文提出的 ST-ICP 算法迭代 10 次后的配准结果。由图6和图7可知,在迭代次数为 10 次时,传统 ICP 算法配准误差为 0.505 cm,本文 ST-ICP 算法的配准误差为 0.062 cm,ST-ICP 算法比传统 ICP 算法的配准误差值减少了 0.443 cm。ST-ICP 算法提取 SIFT 特征点后获得了最优对应点对,使得配准后的源点云与目标点云的距离更近、配准误差更小。本文 ST-ICP 算法的配准效果明显优于传统 ICP 算法。

图8为不同迭代次数下传统 ICP 算法与本文 ST-ICP 算法配准结果对比。由图8可知:在迭代次数为 7 次时,ST-ICP 算法的配准误差为 0.112 cm,传统 ICP 算法的配准误差为 0.927 cm,本文算法比传统 ICP 算法误差减少了 0.815 cm,配准效果在迭代7次时具有明显改善;在迭代次

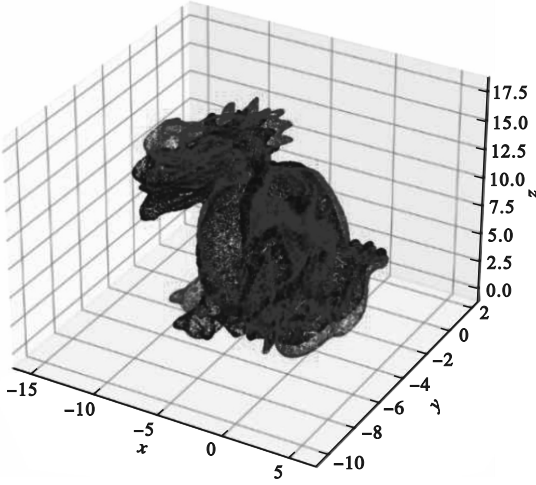


图 6 dragon 经过 ICP 迭代 10 次结果图  
Fig.6 The diagram of dragon iterated 10 times by the ICP algorithm

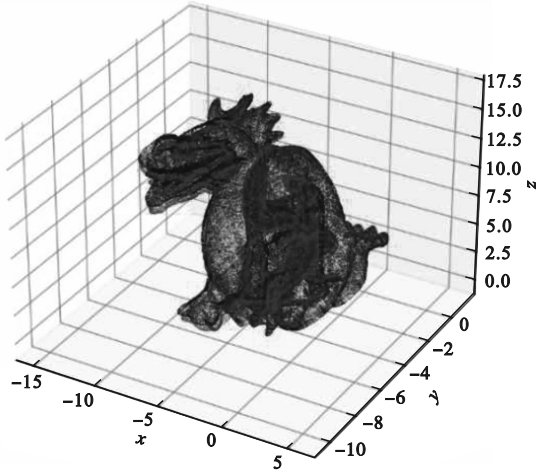


图 7 dragon 经过 ST-ICP 迭代 10 次结果图  
Fig.7 The diagram of dragon iterated 10 times by the ST-ICP algorithm

数为 15 次时,ST-ICP 算法配准误差为 0.008 cm,传统 ICP 算法配准误差为 0.188 cm,ST-ICP 算法配准误差与传统 ICP 算法相比减小了 0.180 cm,其配准结果依然优于传统 ICP 算法。

表 1 为不同迭代次数下传统 ICP 算法和 ST-ICP 算法的配准误差和运行时间对比。为验证本文 ST-ICP 算法的有效性,添加文献[7]中算法作为对比算法。

由表 1 可见,配准误差达到  $10^{-2}$  cm 数量级时,ST-ICP 算法耗用时长为 42.775 s,传统 ICP 算法耗用时长为 55.604 s,文献[7]中算法所用时长为 48.580 s,ST-ICP 算法的配准效率明显优于传统 ICP 算法和文献[7]中算法。

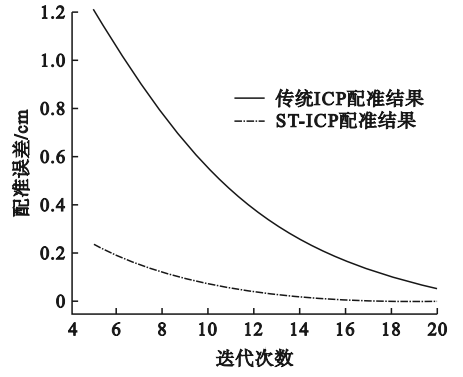


图 8 传统 ICP 算法与 ST-ICP 算法配准结果对比图  
Fig.8 Comparison diagram of the registration results of traditional ICP algorithm and ST-ICP algorithm

在相同迭代次数下,本文 ST-ICP 算法相较传统 ICP 算法选择了更优的对应点对,具有更高的配准精度和配准效率,配准效果更好。

表 1 dragon 配准结果比较

Table 1 Comparison of the registration results of the dragon

算法	迭代次数	配准误差/cm	运行时间/s
ICP 算法	5	1.210 1	15.782
	10	0.504 9	31.517
	15	0.188 0	43.720
	20	0.053 8	55.604
文献[7] 算法	5	0.553 2	41.794
	10	0.185 8	45.521
	15	0.047 4	48.580
	20	0.006 3	52.786
ST-ICP 算法	5	0.190 9	26.728
	10	0.062 1	42.775
	15	0.007 8	51.442
	20	0.000 2	62.404

## 4 结论

本文提出了一种基于 SIFT 特征点提取的 ICP 配准方法(ST-ICP)。首先采用 SIFT 算法提取待配准点云的 SIFT 特征点,并计算其对应的 FPFH 特征,然后采用 SAC-IA 算法对特征进行搜索,找到最优对应点对,进行初始配准,再进一步使用 ICP 算法对点云进行贴合配准,进一步提高配准精度,获得更优的配准结果。仿真实验结果表明,ST-ICP 算法能够优化对应点对的选择,提高了配准精度和迭代效率。

由于本文方法需要在进行点云配准前对待配准点云进行 SIFT 特征点的提取与 FPFH 特征的计算,因此 ST-ICP 算法的迭代运算过程存在耗时较长的情况。下一步研究重点是缩短特征点提取、FPFH 特征计算等进程的时间,以进一步优化 ICP 算法,提高配准效率。

### 参考文献 (References):

- [1] 牛学超. 一种基于位置识别的室内场景点云配准方法[J]. 测绘通报, 2023(4): 150-153, 158.  
NIU X C. A registration method for indoor scenes point cloud based on place recognition [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(4): 150-153, 158. (in Chinese)
- [2] 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.  
XIA K Q. Research on point cloud registration algorithm based on ISS feature points and improved descriptor [J]. Software Engineering, 2022, 25(1): 1-5. (in Chinese)
- [3] 谢小鹏, 古家威. 一种改进的二维 ICP 点云配准算法[J]. 激光与红外, 2021, 51(7): 951-955.  
XIE X P, GU J W. An improved two-dimensional ICP point cloud registration algorithm [J]. Laser & Infrared, 2021, 51(7): 951-955. (in Chinese)
- [4] 黄际玮, 陆安江. 基于特征点与改进 ICP 的点云配准方法[J]. 微处理机, 2022, 43(6): 38-42.  
HUANG J W, LU A J. A method of point cloud registration based on feature points and improved ICP [J]. Microprocessors, 2022, 43(6): 38-42. (in Chinese)
- [5] 任璞, 孙晓敏, 李源, 等. FR-ICP 算法在倾斜摄影测量点云配准中的应用[J]. 航天返回与遥感, 2023, 44(1): 13-22.  
REN P, SUN X M, LI Y, et al. Application of the FR-ICP algorithm in point cloud registration of tilt photogrammetry technology [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2023, 44(1): 13-22. (in Chinese)
- [6] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [7] 赵明富, 黄铮, 宋涛, 等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. 激光杂志, 2019, 40(10): 45-50.  
ZHAO M F, HUANG Z, SONG T, 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. (in Chinese)
- [8] 张崇军, 许烨璋, 郑善喜, 等. 改进权重的迭代最近点算法在点云配准中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2019, 39(4): 417-420.  
ZHANG C J, XU Y Z, ZHENG S X, et al. Improved weight iterative closet point algorithm applied in point cloud registration [J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2019, 39(4): 417-420. (in Chinese)
- [9] 王庆闪, 张军, 刘元盛, 等. 基于 NDT 与 ICP 结合的点云配准算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(7): 88-95.  
WANG Q S, ZHANG J, LIU Y S, et al. Point cloud registration algorithm based on combination of NDT and ICP [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(7): 88-95. (in Chinese)
- [10] LIU H K, ZHANG Y E, LEI L J, et al. Hierarchical optimization of 3D point cloud registration [J]. Sensors, 2020, 20(23): 6999.
- [11] 苏本跃, 储小玉, 盛敏. 同态滤波下 RGB-D 点云配准方法[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(11): 1985-1997.  
SU B Y, CHU X Y, SHENG M. RGB-D point cloud registration method via homomorphic filtering [J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(11): 1985-1997. (in Chinese)
- [12] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France: IEEE, 2008: 3384-3391.
- [13] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE, 2009: 3212-3217.
- [14] LEHMANN E L, CASELLA G. 点估计理论[M]. 郑忠国, 蒋建成, 童行伟, 译. 2版. 北京: 中国统计出版社, 2005.
- [15] 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.  
JING L, WU B, FANG X L. Point cloud registration method based on the SIFT feature points combined with ICP algorithm [J]. Laser & Infrared, 2021, 51(7): 944-950. (in Chinese)

(责任编辑: 宋颖韬)