

# 三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法

赵明富<sup>1,2</sup>, 曹利波<sup>1,3\*</sup>, 宋涛<sup>1,2\*\*</sup>, 刘帅<sup>1</sup>, 罗宇航<sup>1</sup>, 杨鑫<sup>1</sup>

<sup>1</sup>重庆理工大学电气与电子工程学院, 重庆 400054;

<sup>2</sup>电梯智能运维重庆市高校工程中心, 重庆 402260;

<sup>3</sup>光纤传感与光电检测重庆市重点实验室, 重庆 400054

**摘要** 三维点云快速点特征直方图(FPFH)特征提取的邻域半径采用预设固定值,导致特征描述具有随意性、不全面性、低效性等问题,点云配准整个过程自动化程度低、耗时长。针对该问题,提出一种三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法。首先,计算多对点云圆周密度并且保留最大圆周半径;其次,设置迭代次数,根据迭代次数和每对点云最大圆周半径自动划分单次邻域半径,通过划分的邻域半径提取 FPFH 特征并用于采样一致性算法配准;最后,统计多对点云圆周密度及对应的最优邻域半径,使用多项式拟合法求出映射函数,形成 FPFH 特征提取优化算法。结果表明,所提算法能够根据点云圆周密度自动选取最佳邻域半径,有效降低了点云描述的不全面性和冗余度,在提高点云配准自动化程度的同时提高了点云配准速度和精度。

**关键词** 图像处理; 邻域半径; 快速点特征直方图; 点云配准; 采样一致性算法; 多项式拟合

中图分类号 TP242

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0610002

## Independent Method for Selecting Radius of FPFH Neighborhood in 3D Point Cloud Registration

Zhao Mingfu<sup>1,2</sup>, Cao Libo<sup>1,3\*</sup>, Song Tao<sup>1,2\*\*</sup>, Liu Shuai<sup>1</sup>, Luo Yuhang<sup>1</sup>, Yang Xin<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

<sup>2</sup>Chongqing University Engineering Center of Elevator Intelligent Operation and Maintenance, Chongqing 402260, China;

<sup>3</sup>Chongqing Key Laboratory of Optical Fiber Sensing and Photoelectric Detection, Chongqing 400054, China

**Abstract** A preset fixed value is adopted as the neighborhood radius based on the features of a three-dimensional (3D) point cloud fast point feature histogram (FPFH), resulting in some problems such as arbitrariness, incompleteness, and inefficiency in feature description. Thus, the entire process of point cloud registration becomes less automated and requires more time. To solve these problems, an algorithm is proposed in this study to automatically select the radius of the FPFH neighborhood in 3D point cloud registration. First, the circumferential density of a multipair point cloud was calculated and the maximum circumference radius was retained. Second, the number of iterations was established and the single neighborhood radius was automatically divided according to the number of iterations and the maximum circumference radius of each pair of point cloud. The features of FPFH were extracted based on the divided neighborhood radius and used for registration in the sampling consistency initial registration algorithm. Finally, the circumferential density of the multipair point cloud and the corresponding optimal neighborhood radius were estimated. Further, the mapping function was obtained using the polynomial fitting method; thus, the FPFH feature extraction optimization algorithm was developed. Results show that the proposed algorithm can automatically adapt to the optimal neighborhood radius according to the circumferential

收稿日期: 2020-07-24; 修回日期: 2020-08-05; 录用日期: 2020-08-18

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(61701056)、重庆市教委基础研究项目(KJQN201901123)、重庆市科技局技术创新与应用发展重点项目(cstc2019jscx-mbdxX0002)、重庆理工大学研究生创新基金(ycx20192051,ycx20192052)

\* E-mail: easton.cao@foxmail.com; \*\* E-mail: tsong@cqut.edu.cn

density of the point cloud, effectively reduce the incompleteness and redundancy associated with point cloud description, and improve the speed and accuracy of point cloud registration while improving the degree of automation associated with point cloud registration.

**Key words** image processing; neighborhood radius; fast point feature histogram; point cloud registration; sampling consistency algorithm; polynomial fitting

**OCIS codes** 100.2960; 100.6890; 100.3010

## 1 引言

三维点云配准一直是计算机视觉领域的研究热点之一。目前主流的配准方案依然采用基于点云特征描述的算法,其中主要分为全局描述符与局部描述符<sup>[1]</sup>。常见的特征描述符有 Rusu 等<sup>[2-4]</sup>提出的点特征直方图(PFH),PFH 计算特征时不仅需要计算当前点与邻域半径内其他点的关系,还需要计算邻域半径内其他点之间的相互关系,导致计算速度慢,占用资源多。在此基础上,他们提出的快速点特征直方图(FPFH)实现了快速、稳定的计算,广泛应用于点云描述与配准。Huang 等<sup>[5]</sup>通过使用 FPFH 特征描述和其他相关技术,实现了常规工业部件的检测与识别。Nasab 等<sup>[6]</sup>使用 FPFH 特征描述实现了人体三维点云的提取与配准。黄硕等<sup>[7]</sup>基于梯度光图像实现了高精度的人脸三维重建算法。Shen 等<sup>[8]</sup>在使用 FPFH 特征描述实现粗配准的同时采用迭代最近点(ICP)算法<sup>[9]</sup>进行精配准,实现了更高精度的点云配准。虽然 FPFH 特征描述子已经应用于诸多领域,但依然存在不足:在计算点云 FPFH 描述时,依然选择人工选取邻域半径的方式,这易造成特征提取及描述的不全面或冗余;在采用 FPFH 特征描述选取邻域半径时,没有统一的标准,易造成在同样的实验算法下实验误差不统一;无法自动选取 FPFH 邻域半径,计算多对点云配准时,需要多次人为调节邻域半径,自动化程度比较低。

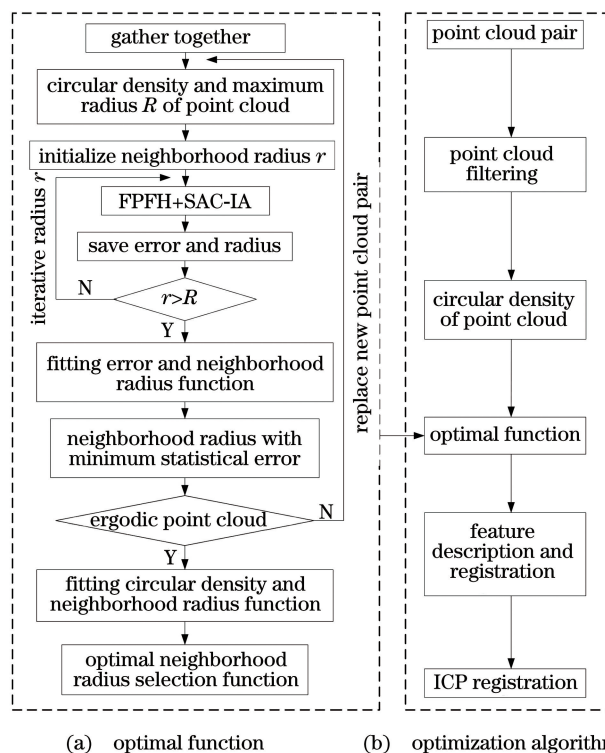
基于以上问题,本文提出一种三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法。该算法采用点云圆周密度作为 FPFH 邻域半径选取依据,根据不同的点云圆周密度选取描述最全面、最合适的 FPFH 邻域半径。该算法能有效地提高 FPFH 特征描述的全面性、抗冗余性,同时提高 FPFH 邻域半径选取的自动化程度,可成为邻域半径选取的标准,并能提高点云特征描述性能,加快计算速度。

## 2 FPFH 特征提取优化算法原理

### 2.1 算法总述

三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算

法的总体流程如图 1 所示,算法中的最优函数主要采取两个自主循环。首先计算多对点云的圆周密度并且保留最大圆周半径,根据迭代次数和最大圆周半径初始化 FPFH 邻域半径;使用划分的邻域半径提取 FPFH 特征并将其用于计算采样一致性初始配准算法(SAC-IA)<sup>[10]</sup>配准结果,判断选取的邻域半径与最大圆周半径之间的关系;当邻域半径小于最大圆周半径时,根据迭代次数自动生成新的 FPFH 邻域半径,循环计算点云配准并保留自主选取的 FPFH 邻域半径和 SAC-IA 配准误差,使用三次项拟合法获得不同 FPFH 邻域半径与 SAC-IA 配准误差之间的函数表达式并求出最小值;循环计算点云集,统计点云对的圆周密度和配准误差最小时对应的 FPFH 邻域半径;最后采用三次拟合函数<sup>[11]</sup>,寻找点云圆周密度与 FPFH 邻域半径的函数关系,构成最优函数。



(a) optimal function (b) optimization algorithm

图 1 点云配准中 FPFH 特征提取优化算法  
Fig. 1 Optimization algorithm for FPFH feature extraction in point cloud registration

优化算法的核心为最优函数。首先,计算点云

对的圆周密度;其次,将圆周密度代入最优函数,获得 FPFH 最优邻域半径;最后,采用最优邻域半径执行 FPFH 特征提取和 SAC-IA 配准操作。从而根据不同点云的圆周密度,自动选取描述最全面、最合适的 FPFH 邻域半径。这有效地提高了 FPFH 特征描述的全面性、抗冗余性,同时提高了 FPFH 邻域半径选取的自动化程度,提高了点云特征描述性能,加快了计算速度。

## 2.2 最优函数原理

### 2.2.1 点云圆周密度与邻域半径初始化

在真实环境中,获取的点云疏密程度总是不一致的。目前计算点云疏密程度的算法主要有两类:基于距离的算法和基于分块<sup>[12]</sup>的算法。所提算法采用基于距离的算法估算不同疏密程度的点云。具体原理如图 2 所示。

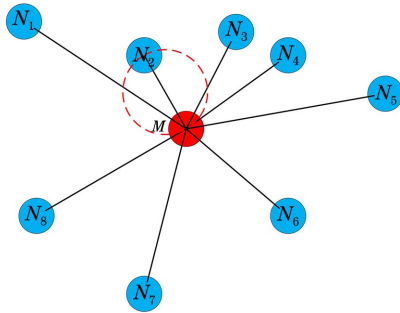


图 2 圆周密度计算原理图

Fig. 2 Schematic of circular density calculation

通过计算点与点之间的圆周长度平均值来估算点云圆周密度。选取点云中的某点  $M$ , 分别计算出  $M$  与其他点  $N_i (i=0,1,2,3,\dots)$  的直线长度  $d_i$ , 取最短的  $d_i$  长度为直径画圆, 求出圆周长度  $S_i$ , 计算点云中所有点对应的圆周长度总和并取平均值。则点云圆周密度公式为

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N S_i. \quad (1)$$

根据  $\bar{D}$  的大小可以判断点云的疏密程度,  $\bar{D}$  越大, 点云越稀疏; 反之点云越稠密。

保留点云中最大的直线长度  $d_i$  作为点云最大直径  $d_{\max}$ , 根据迭代次数  $n$  初始化邻域半径  $k_1$ , 表达式为

$$k_1 = d_{\max} / 2n. \quad (2)$$

通过自主迭代获得不同邻域半径  $k$ ; 将自动选取的邻域半径  $k$  代入 FPFH 特征描述中计算 SAC-IA 配准。

### 2.2.2 点云特征描述子

基于点特征的描述子主要根据点的坐标、法向

量、曲率<sup>[13]</sup>等特征来描述周围点之间的几何关系, 在点云描述上存在诸多缺陷。本文采用 FPFH 描述子对特征点进行描述, 主要是参数化  $K$ -邻域空间内的相关点, 以高维直方图的形式来表达几何特征。根据源点  $P_s$ 、目标点  $P_t$  及法向量  $n_s$  建立局部坐标系, 如图 3 所示。

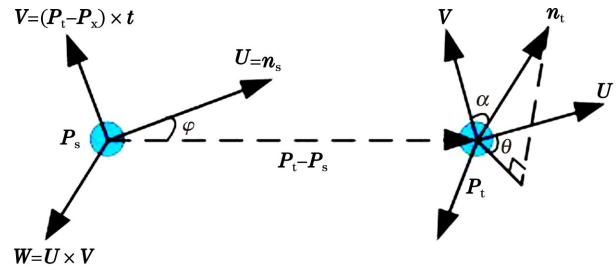


图 3 局部坐标系

Fig. 3 Local coordinate system

坐标系表达式为

$$\begin{cases} U = n_s \\ V = U \times \frac{(P_t - P_s)}{\|P_t - P_s\|_2} \\ W = U \times V \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $U, V, W$  为源点  $P_s$  的三维坐标系。根据图 3 坐标系, 可以将角度关系概括为

$$\begin{cases} \alpha = V \cdot n_t \\ \varphi = U \cdot \frac{(P_t - P_s)}{\|P_t - P_s\|_2} \\ \theta = \arctan(W \cdot n_t, U \times n_t) \end{cases}. \quad (4)$$

采用  $\alpha, \varphi, \theta$  三个角度元素对三维点云进行 FPFH 特征描述。具体原理如下所示。

1) 设置邻域半径  $k$ , 计算源点  $P_q$  和邻域半径  $k$  内目标点  $P_t$  之间的  $\alpha, \varphi, \theta$  角度关系, 称为简化点特征直方图 (SPFH), 记  $R_{\text{SPFH}}$ 。

2) 以目标点  $P_t$  作为新源点  $P'_q, k$  作为邻域半径, 计算新源点  $P'_q$  与邻域半径目标点之间的  $\alpha, \varphi, \theta$  角度关系。

3) 计算三维点云 FPFH 特征描述, 作为三维点云配准依据, 表达式为

$$R_{\text{FPFH}}(P_q) = R_{\text{SPFH}}(P_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} R_{\text{SPFH}}(P_k), \quad (5)$$

式中:  $\omega_k$  作为权值, 一般选取源点  $P_q$  与邻域内点  $p_i$  的欧氏距离。FPFH 影响范围如图 4 所示。

根据影响范围图可知, 选取的  $K$ -邻域半径一定时, 邻域内点数会影响描述子计算时间和点云描述结果。邻域半径内点数太少会导致点云描述不全

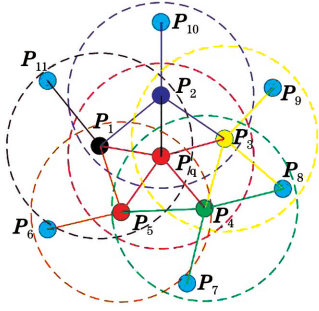


图 4 FPFH 影响范围示意图

Fig. 4 Schematic of FPFH influence range

面,反之会导致点云描述冗余,加大计算复杂度<sup>[14]</sup>,计算速度减慢。所以选择合适的  $K$ -邻域半径是计算 FPFH 描述的重要步骤。

### 2.2.3 采样一致性配准

为了实现三维点云良好的配准效果,采用由粗到精的配准策略。在点云粗配准阶段,使用 SAC-IA 对三维点云实现粗略配准。SAC-IA 配准算法原理如下。

1) 确定阈值  $d$ ,选取源点云中与  $P_q$  之间距离大于  $d$  的点作为采样点,保证采样点之间的 FPFH 具有特异性。

2) 根据源点云中的采样点所具有的 FPFH 特征,在目标点云中搜索,将目标点云中具有相似 FPFH 特性的点作为采样点的对应点。

3) 通过源点云中的采样点和目标点云中的对应点,计算点云对之间的变换矩阵,并求解配准误差用于对配准性能的判定。使用 Huber 罚函数<sup>[15]</sup>来表示配准性能,记为  $\sum_{j=1}^n H(l_j)$ ,表达式为

$$H(l_j) = \begin{cases} \frac{1}{2}l_j^2, & \|l_j\| \leq m_l \\ \frac{1}{2}m_l(2\|l_j\| - m_l), & \|l_j\| > m_l \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $m_l$  为给定值; $l_j$  为经变换后第  $j$  组对应点之间的距离差值。重复以上步骤,将获得的最小误差的变换矩阵用于后续配准。

### 2.2.4 迭代最近点配准

SAC-IA 粗配准后的三维点云对依然存在配准误差,使用 ICP 算法降低粗配准后的误差,从而达到三维点云精配准的目的,具体原理如下。

在源点云  $P$  和目标点云  $Q$  中分别选取点云集  $\{p_i\}$  和  $\{q_i\}$ ,需要计算其旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ ,即  $q_i = Rp_i + t$ 。但是由于存在噪声,所以选取的点云集中的所有点无法达到完全重合,故定义误差函

数  $e_i$ ,求取误差函数  $e_i$  最小时的旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ 。

$$e_i = \sum_{i=1}^N |q_i - (Rp_i + t)|^2. \quad (7)$$

其中,源点云  $P$  和目标点云  $Q$  的重心值分别为

$$u_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_p} p_i, \quad (8)$$

$$u_q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_q} q_i. \quad (9)$$

计算点集中每个点的去质心坐标:

$$\begin{cases} p'_i = p_i - u_p \\ q'_i = q_i - u_q \end{cases}. \quad (10)$$

根据去质心坐标后的点,构建矩阵  $H$  并对其进行奇异值分解(SVD)<sup>[16-17]</sup>,得到

$$H = \sum_{i=1}^N p'_i q_i^T = U \Sigma V^T, \quad (11)$$

式中: $U$  和  $V$  为对角矩阵; $\Sigma$  为奇异值组成的对角矩阵。当矩阵  $H$  满秩时,得到旋转矩阵  $R$  和平移矩阵  $t$ :

$$\begin{cases} R = VU^T \\ t = u_q - Ru_p \end{cases}. \quad (12)$$

通过不断迭代计算的方式,当误差函数收敛于设定阈值或迭代次数大于设定阈值时,停止迭代,退出计算。

### 2.2.5 拟合最优函数

采用最小二乘法进行多项式拟合<sup>[18]</sup>,求解出点云圆周密度与最优邻域半径的映射关系。计算拟合曲线与实际数据之间的误差平方和,找出误差平方和最小时的函数关系作为拟合函数,达到曲线拟合的目的。设  $n'$  次多项式为

$$f_{n'}(x_{k'}, a) = a_0 + a_1 x_{k'} + a_2 x_{k'}^2 + a_3 x_{k'}^3 + \dots + a_{n'} x_{k'}^{n'}, \quad (13)$$

式中: $x$  为单变量输入; $a_0, a_1, a_2, \dots$  是  $n'+1$  个参数。

采用平方损失作为损失函数(即最小二乘法),可以得到

$$L(a) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^Z \left( \sum_{n'=0}^n a_{n'} x_{k'}^{n'} - y_m \right)^2, \quad (14)$$

式中: $\frac{1}{2}$  系数是为了方便后续计算。对  $a_{n'}$  求偏导并令其为 0,得

$$\text{set } \frac{\partial L(a)}{\partial a_{n'}} = 0 \Rightarrow \frac{1}{2} \sum_{k'=1}^Z 2 \left( \sum_{n'=0}^n a_{n'} x_{k'}^{n'} - y_{k'} \right) \times x_{k'}^{n'} = 0. \quad (15)$$

所以拟合多项式便转换成求解线性方程组:

$$\begin{bmatrix} N & \sum x_{k'} & \sum x_{k'}^2 & \cdots & \sum x_{k'}^n \\ \sum x_{k'} & \sum x_{k'}^2 & \sum x_{k'}^3 & \cdots & \sum x_{k'}^{n+1} \\ \sum x_{k'}^2 & \sum x_{k'}^3 & \sum x_{k'}^4 & \cdots & \sum x_{k'}^{n+2} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \sum x_{k'}^{n'} & \sum x_{k'}^{n'+1} & \sum x_{k'}^{n'+2} & \cdots & \sum x_{k'}^{2n'} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \\ \cdots \\ a_{n'} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_{k'} \\ \sum x_{k'} y_{k'} \\ \sum x_{k'}^2 y_{k'} \\ \cdots \\ \sum x_{k'}^{n'} y_{k'} \end{bmatrix} \quad (16)$$

计算得出  $\sum_{k'=1}^Z x_{k'}^{n'} (n' = 0, 1, 2, 3, \dots, 2n)$  和  $\sum_{k'=1}^Z x_{k'}^{n'} y_{k'} (n' = 0, 1, 2, \dots, n)$ , 最后将其代入线性方程组进行求解, 获得拟合函数关系式。

### 2.3 三维点云最优邻域配准

三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法核心为最优函数, 根据三维点云圆周密度的不同, 实现差异化选取 FPFH 最优邻域半径。使用最优邻域半径计算三维点云特征描述, 进而提高点云描述的质量, 提高三维点云配准速度和精度。其主要流程为

- 1) 对输入的待配准点云对使用滤波算法, 滤除或降低三维点云中的噪声干扰;
- 2) 计算输入三维点云的圆周密度, 将计算后的三维点云圆周密度代入最优函数中, 获取该三维点云圆周密度下的最优 FPFH 邻域半径;
- 3) 使用获得的邻域半径实现点云的 FPFH 描述子计算, 实现三维点云最全面的特征描述;

4) 通过采样一致性配准算法实现未知点云对的粗配准, 采用迭代最近点算法降低粗配准的误差, 实现点云对的精确配准。

## 3 实验结果与分析

使用 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-4200M, 内存 8 G 配置的计算机, 计算机搭载 Windows 10 操作系统, 使用 VS2017 配置 PCL1.8 点云库作为整个实验开发环境。采用固定邻域半径和最优邻域半径进行三维点云对的配准。通过比较三维点云配准耗时和配准误差得分, 验证所提算法的有效性。

### 3.1 最优函数拟合结果

分别选取多组不同圆周密度的点云对, 每对点云根据迭代次数  $n$  和最大直径  $d_{max}$  自主划分 FPFH 邻域半径, 根据划分的 FPFH 邻域半径计算点云对 SAC-IA 配准误差, 拟合邻域半径与配准误差之间的函数关系式。部分拟合关系如图 5 所示。

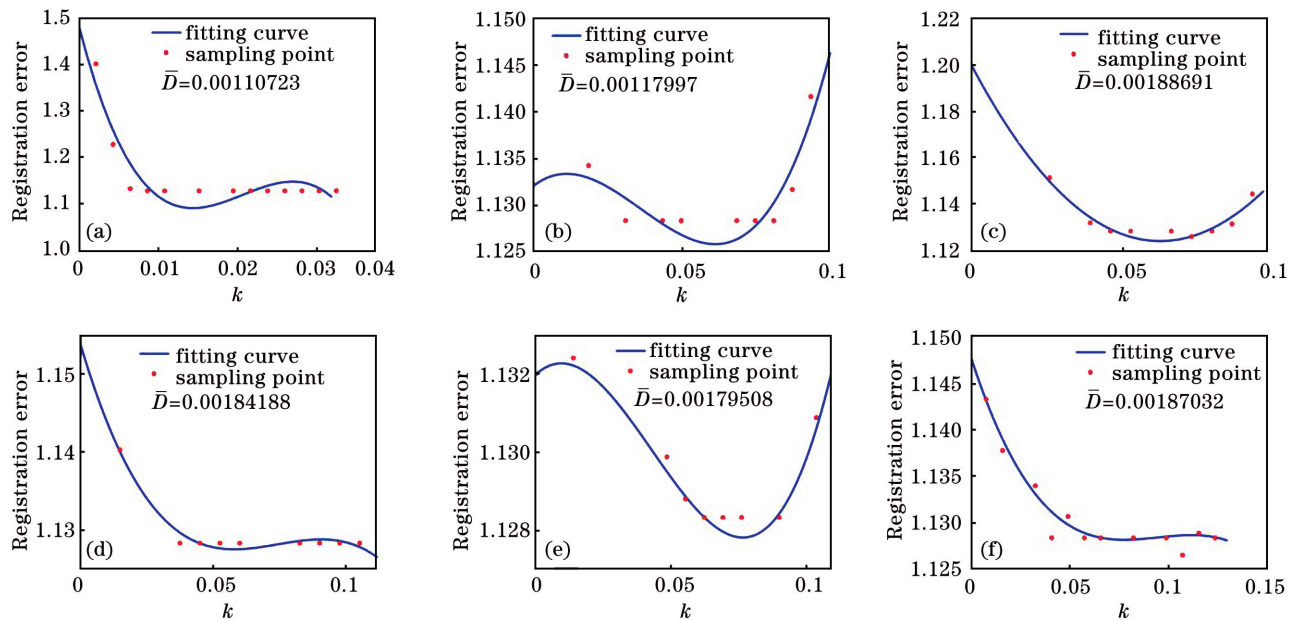


图 5 不同圆周密度下, 邻域半径与配准误差的拟合函数

Fig. 5 Fitting function between neighborhood radius and registration error under different circular densities

图 5 (a) ~ (f) 表示圆周密度分别为 0.00110723、0.00117997、0.00188691、0.00184188、0.00179508、0.00187032 时,使用多项式拟合法对 FPFH 邻域半径与 SAC-IA 配准误差进行曲线拟合的结果。从图 5 可以看出:经过多项式拟合后的曲线能够表示出不同 FPFH 邻域半径与配准误差之间的连续对应关系,同时良好地表示出了原始数据点的走向趋势;采用 MATLAB 数据拟合工具分析可知,其中多数曲线拟合度可达 85% 以上。

根据图 5 中的拟合曲线,选取出每对点云配准误差最小时对应的邻域半径  $k$ 。统计多组不同圆周密度点云与对应的邻域半径  $k$  值,拟合圆周密度与邻域半径  $k$  的函数关系,如图 6 所示。

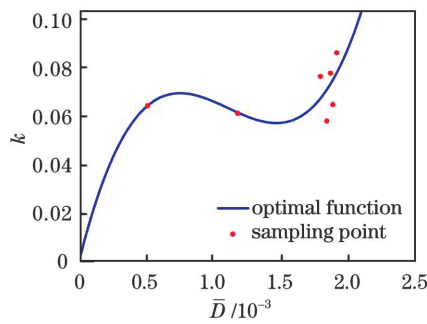


图 6 最优函数

Fig. 6 The optimal function

从图 6 可以看出:拟合曲线能够很好地贴和原始数据的走向趋势;当点云圆周密度越大时,表明点云越稀疏,所以应该选择更大的 FPFH 邻域半径,保证 FPFH 邻域内有足够的点;反之,则选择更小的 FPFH 邻域半径;采用 MATLAB 数据拟合工具分析可知,点云圆周密度与邻域半径之间的映射函数拟合度达 90% 以上。

### 3.2 优化算法结果

采用斯坦福大学标准数据集对所提算法的有效性进行验证。选取标准数据集中的 (bun000, bun045)、(dragonStandRight\_0, dragonStandRight\_24) 和 (happyStandRight\_0, happyStandRight\_24) 作为待配准点云对,分别采用定值 FPFH 邻域半径和最优函数选取的 FPFH 邻域半径进行对比实验,结果如图 7~9 所示。

图 7~9 中(a)、(b)、(c)三幅图分别表示原始点云与目标点云、定值 FPFH 邻域半径配准结果、最优函数选取 FPFH 邻域半径配准结果。其中,图 7 定值 FPFH 邻域半径选取 0.01 m,图 8、9 定值 FPFH 邻域半径选取 0.03 m。从图 7(b)可以看出,兔子耳部和胸部都存在未配准的离散点,而图 7(c)中兔子耳部和胸部都能实现良好的配准,不存在配准后的离散点。从图 8(b)可以看出,采用定值

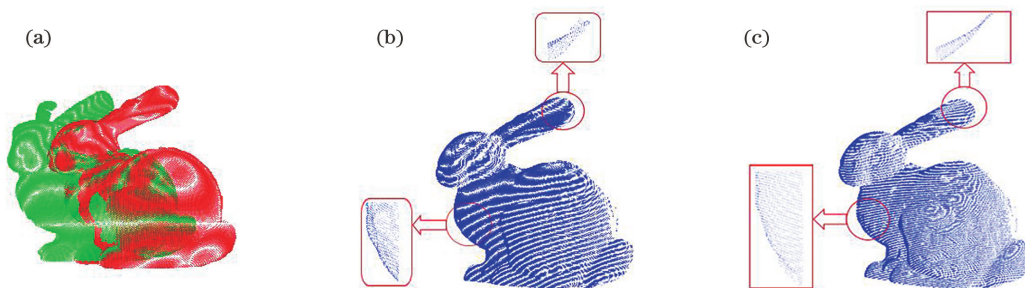


图 7 bunny 数据集配准结果。(a)原始点云与目标点云;(b)定值 FPFH 邻域半径;(c)最优函数选取 FPFH 邻域半径

Fig. 7 Registration results in bunny dataset. (a) Original point cloud and target point cloud; (b) fixed FPFH neighborhood radius; (c) selected FPFH neighborhood radius by the optimal function

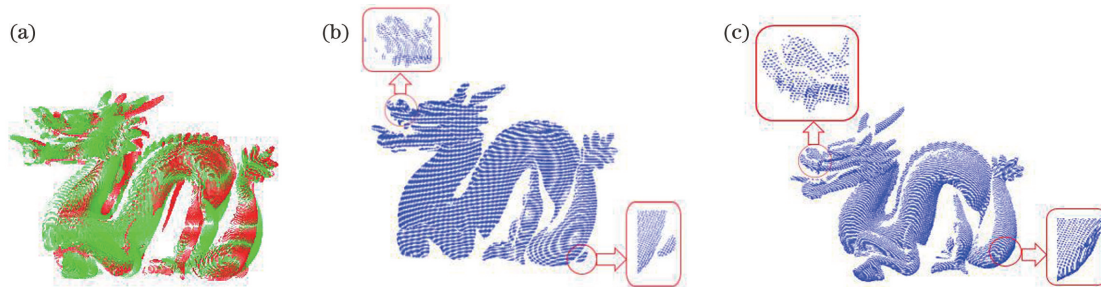


图 8 dragonStandRight 数据集配准结果。(a)原始点云与目标点云;(b)定值 FPFH 邻域半径;(c)最优函数选取 FPFH 邻域半径

Fig. 8 Registration results in dragonStandRight dataset. (a) Original point cloud and target point cloud; (b) fixed FPFH neighborhood radius; (c) selected FPFH neighborhood radius by the optimal function

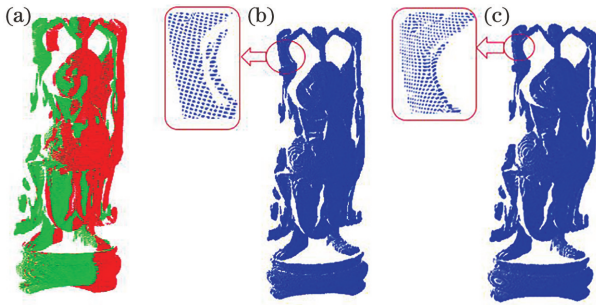


图 9 happyStandRight 数据集配准结果。(a)原始点云与目标点云;(b)定值 FPFH 邻域半径;(c)最优函数选取 FPFH 邻域半径

Fig. 9 Registration results in happyStandRight dataset.  
(a) Original point cloud and target point cloud;  
(b) fixed FPFH neighborhood radius;  
(c) selected FPFH neighborhood radius by the optimal function

FPFH 邻域半径的配准结果中,在龙的嘴部出现了部分未配准的离散点,而从图 8(c)可以看出,使用最优函数选取 FPFH 邻域半径的配准结果在嘴部实现了良好的配准,配准后的结果不存在离散点。根据图 9 分析可知:采用定值 FPFH 邻域半径的配准结果显示,快乐佛的手臂两部分点云存在较大间隙,两部分点云无法对应匹配,无法显示良好的配准;使用最优函数选取 FPFH 邻域半径的配准结果不存在间隙,两部分对应点云能实现良好匹配,进而实现高质量的配准。

根据上述综合分析可知:定值选取 FPFH 邻域半径在细节配准上效果较差,会出现未匹配上的离散点集;而采用最优函数选取 FPFH 邻域半径的配准结果在细节上处理效果优异,细节配准精确。根据这三组标准数据集,分别对采用手动选取的不同邻域半径和所提算法自动选取的邻域半径进行点云配准,求解点云配准误差得分、点云 FPFH 描述耗时( $T_{\text{FPFH}}$ )和点云 ICP 配准耗时( $T_{\text{ICP}}$ ),结果如表 1~3 所示。

根据以上配准结果进行分析,进一步证实了手动调节 FPFH 邻域半径存在配准结果差、配准过程花费时间长等缺点。利用最优函数选取 FPFH 邻域半径可以明显提高配准正确性,同时可以明显提高点云配准速度,提升运算速率。表 1 中,使用最优函数选取 FPFH 邻域半径的配准结果可以使误差得分达  $9.72648 \times 10^{-6}$  的同时配准总时间仅为 43.592 s;表 2 中,使用最优函数选取 FPFH 邻域半径的配准结果可以使误差得分达  $3.19415 \times 10^{-6}$  的同时配准总时间仅为 49.271 s;表 3 中,使用最优函

数选取 FPFH 邻域半径的配准结果可以使误差得分达  $6.53734 \times 10^{-6}$  的同时配准总时间仅为 74.938 s。相比手动调节 FPFH 邻域半径,所提算法提升了 FPFH 邻域半径选取的智能化程度,提供了 FPFH 邻域半径选取依据,同时能在有效地提高配准正确性的前提下,明显提升配准速率。

表 1 bunny 数据集中不同算法的配准结果

Table 1 Registration results of different algorithms in bunny dataset

Algorithm	$k / m$	ICP score / $10^{-6}$	$T_{\text{FPFH}} + T_{\text{ICP}} / \text{s}$
Manual regulation	0.002	9.77390	14.413+148.463
	0.006	9.71643	18.774+74.650
	0.010	9.82971	14.414+79.920
	0.030	9.78630	14.352+31.745
	0.050	9.77270	14.238+28.162
	0.080	9.84949	15.508+41.871
Proposed algorithm	Automatic selection	9.72648	15.956+27.636

表 2 dragonStandRight 数据集中不同算法的配准结果  
Table 2 Registration results of different algorithms in dragonStandRight dataset

Algorithm	$k / m$	ICP score / $10^{-6}$	$T_{\text{FPFH}} + T_{\text{ICP}} / \text{s}$
Manual regulation	0.002	3.21067	16.325+157.907
	0.006	3.22490	15.727+73.216
	0.010	3.20599	16.439+75.906
	0.030	3.22440	19.590+45.493
	0.050	3.20332	19.463+29.827
	0.080	3.19660	20.920+32.208
Proposed algorithm	Automatic selection	3.19415	17.470+31.801

表 3 happyStandRight 数据集中不同算法的配准结果  
Table 3 Registration results of different algorithms in happyStandRight dataset

Algorithm	$k / m$	ICP score / $10^{-6}$	$T_{\text{FPFH}} + T_{\text{ICP}} / \text{s}$
Manual regulation	0.002	6.53356	12.620+117.283
	0.006	6.57356	9.713+286.572
	0.010	6.53800	11.390+72.669
	0.030	6.56415	12.687+108.061
	0.050	6.53518	12.068+78.406
Proposed algorithm	Automatic selection	6.53734	12.349+62.589

## 4 结 论

使用 FPFH 描述子进行三维点云配准过程中,

人为选取 FPFH 邻域半径存在配准性能差、三维点云配准误差高、半径选取通用性差、运算速率慢及智能化程度低等缺陷,具有一定的盲目性、冗余性和繁琐性。针对上述问题,提出了三维点云配准中 FPFH 邻域半径自主选取算法,所提算法根据不同点云圆周密度与 FPFH 邻域半径之间的关系,拟合出最优函数并将其作为 FPFH 邻域半径选择的依据。实验结果表明,所提算法提高了点云配准的智能化程度,针对不同点云选取不同的 FPFH 邻域半径,提升了 FPFH 特征描述的性能,同时提高了三维点云的运算速率、配准效率及配准精度。所提算法具有可行性和实用性。

### 参 考 文 献

- [1] Jie Z X, Xu S. An overview of ICP and its improved algorithms in 3D point cloud data mosaic [J]. Periodical of Ocean University of China, 2010, 40(1): 99-103.  
解则晓, 徐尚. 三维点云数据拼接中 ICP 及其改进算法综述 [J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2010, 40(1): 99-103.
- [2] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Persistent point feature histograms for 3D point clouds [EB/OL] [2020-07-23]. <https://www.mendeley.com/catalogue/e81b0833-da13-3c85-afd6-180c6a935b4f/>.
- [3] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Learning informative point classes for the acquisition of object model maps [C] // 2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, December 17-20, 2008, Hanoi, Vietnam. New York: IEEE Press, 2008: 643-650.
- [4] 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, September 22-26, 2008, Nice, France. New York: IEEE Press, 2008: 3384-3391.
- [5] Huang J, You S. Detecting objects in scene point cloud: a combinational approach [C] // 2013 International Conference on 3D Vision, June 29-July 1, 2013, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2013: 175-182.
- [6] Nasab S E, Kasaei S, Sanaei E, et al. Multiview 3D reconstruction and human point cloud classification [C] // 2014 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), May 20-22, 2014, Tehran, Iran. New York: IEEE Press, 2014: 1119-1124.
- [7] Huang S, Hu Y, Gong C L, et al. High precision three-dimensional face reconstruction algorithm based on gradient light image [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(4): 0410001.  
黄硕, 胡勇, 巩彩兰, 等. 基于梯度光图像的高精度三维人脸重建算法 [J]. 光学学报, 2020, 40(4): 0410001.
- [8] Shen B, Yin F, Chou W S. A 3D modeling method of indoor objects using Kinect sensor [C] // 2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), December 9-10, 2017, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2017: 64-68.
- [9] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [10] Li X C, Yan Z Y, Lin S, et al. Point cloud registration based on neighborhood characteristic point extraction and matching [J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(4): 0415001.  
李新春, 闫振宇, 林森, 等. 基于邻域特征点提取和匹配的点云配准 [J]. 光子学报, 2020, 49(4): 0415001.
- [11] Ji W X, Zhang L L, Chen J, et al. Polynomial fitting acceleration method based on time-series segmentation [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2018, 38(5): 519-524.  
计卫星, 张露露, 陈娟, 等. 一种时序数据多项式拟合加速算法 [J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(5): 519-524.
- [12] Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, et al. Feature extraction of point clouds using the DBSCAN clustering [J]. Journal of Xidian University (Natural Science), 2017, 44(2): 114-120.  
张雨禾, 耿国华, 魏潇然, 等. 采用密度空间聚类的散乱点云特征提取算法 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2017, 44(2): 114-120.
- [13] Ke Y L, Chen X. Efficient curvature estimation based on 4D Shepard surface [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2005, 39(6): 761-764.  
柯映林, 陈曦. 基于 4D Shepard 曲面的点云曲率估算 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2005, 39(6): 761-764.
- [14] Guo X Y, Li W S, Qian Y H, et al. Computational evaluation methods of visual complexity perception for images [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(4): 819-826.  
郭小英, 李文书, 钱宇华, 等. 可计算图像复杂度评价算法综述 [J]. 电子学报, 2020, 48(4): 819-826.
- [15] Chen C F, Liu F Y, Yan C Q, et al. A Huber-derived robust multi-quadric interpolation method for



- DEM construction [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(6): 803-809.
- 陈传法, 刘凤英, 闫长青, 等. DEM 建模的多面函数 Huber 抗差算法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(6): 803-809.
- [16] Hu Y W, Wang J J, Fan Y Y, et al. LiDAR-based three-dimensional modeling and volume calculation for space objects [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(5): 0510001.
- 胡燕威, 王建军, 范媛媛, 等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算 [J]. 中国激光, 2020, 47(5): 0510001.
- [17] Fan X H, Xu G L, Li W L, et al. Target segmentation method for three-dimensional LiDAR point cloud based on depth image [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0710002.
- 范小辉, 许国良, 李万林, 等. 基于深度图的三维激光雷达点云目标分割算法 [J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0710002.
- [18] Wei Y F, Yasumi K, Wang D Y. An improved moving least square method and application in structural reliability analysis [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2018, 52(4): 455-460.
- 韦益夫, Yasumi K, 王德禹. 改进移动最小二乘法及其在结构可靠性分析中的应用 [J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(4): 455-460.