

引用格式: LI Xin-chun, YAN Zhen-yu, LIN Sen, *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

基于邻域特征点提取和匹配的点云配准

李新春¹, 闫振宇¹, 林森^{1,2,3}, 贾迪¹

(1 辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125100)

(2 中国科学院沈阳自动化研究所 机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016)

(3 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 沈阳 110016)

摘 要:为解决噪声干扰、数据丢失情况下迭代最近点算法的鲁棒性差、配准精度低等问题,提出一种基于邻域特征点提取和匹配的点云配准方法.首先定义一个由点的 k 邻域曲率、点与邻近点的法向量内积均值以及邻近点与邻域拟合平面的欧氏距离方差等三部分组成的邻域特征参数,结合在移动最小二乘表面构造的曲率特征参数对点云进行两次特征点提取;其次依据直方图特征定义三个匹配条件,并用双重约束获得正确的匹配点对;最后在配准阶段,采用双向构建 k 维树的迭代最近点算法实现精确配准.实验结果表明,该算法的配准精度较迭代最近点算法提高了 90% 以上,并且能够在噪声环境下有效地完成缺失点云的配准,在鲁棒性和精确配准方面有明显优势.

关键词:机器视觉;点云配准;邻域特征;曲率;迭代最近点

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20204904.0415001

Point Cloud Registration Based on Neighborhood Characteristic Point Extraction and Matching

LI Xin-chun¹, YAN Zhen-yu¹, LIN Sen^{1,2,3}, JIA Di¹

(1 School of Electronics and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125100, China)

(2 State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

(3 Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: In order to solve the problem of poor robustness and low registration accuracy of the iterative closest point algorithm under noise interference and data loss, a point cloud registration method based on neighborhood characteristic point extraction and matching is proposed. Firstly, a neighborhood characteristic parameter is defined, which is composed of three parts: the k -neighborhood curvature of the point, the normal vector inner product' mean value of the point and the neighborhood points, and the distance variance between the neighborhood points and the neighborhood fitted plane. Neighborhood characteristic parameters and curvature characteristic parameters constructed on moving least square surface are used to extract feature points twice. Secondly, three matching conditions are defined according to the histogram features, and the correct matching point pairs are obtained by double constraints. Finally, in the registration stage, the iterative closest point algorithm of bi-directional k -dimension tree is used to achieve accurate registration. The experimental results show that the registration accuracy of the proposed algorithm is more than 90% higher than that of the iterative closest point algorithm, and it can effectively complete the registration of missing point clouds in noisy environment, which has obvious

基金项目:国家自然科学基金(No.61601213),辽宁省教育厅科学研究一般项目(No.L2014132),辽宁省自然科学基金面上项目(No.2015020100)

第一作者:李新春(1963-),男,高级工程师,主要研究方向为室内无线定位、图像处理与模式识别. Email: lixinchun@Intu.edu.com

通讯作者:闫振宇(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向为三维点云处理. Email: yanzhyngu@163.com

收稿日期:2019-11-11; **录用日期:**2020-01-11

<http://www.photon.ac.cn>

advantages in robustness and precise registration.

Key words: Machine vision; Point cloud registration; Neighborhood characteristic; Curvature; Iterative closest point

OCIS Codes: 150.0155; 150.1135; 110.3010; 110.6880

0 引言

近年来,随着三维扫描技术和三维成像技术的飞速发展,关于 3D 点云模型的配准技术被广泛应用于三维重建^[1-2]、逆向工程^[3]、目标识别与定位^[4-5]等领域.作为三维重建的关键技术之一,点云配准的目的在于找到一个三维刚体变换,使得同一物体在不同视角下的点云变换至相同坐标系下,快速准确地匹配和拼接.

目前,应用最为广泛的点云配准算法是 BESL P J 等^[6]提出的迭代最近点(Iteration Closest Point, ICP)算法,该算法逐点对计算欧氏距离以获取最近点,并求取目标函数的最优解作为配准参数,整个过程计算简便直观,但算法的运行速度和收敛性很大程度上取决于点云的初始位姿,目标函数还易陷入局部最优的情况,故常作为二次配准使用^[7].为解决 ICP 算法的局限性,国内外的研究人员提出了众多基于经典 ICP 算法的改进算法,并总结出 ICP 算法的五个关键步骤^[8]:1) 特征提取;2) 特征匹配;3) 匹配点对选择;4) 最近点确定;5) 误差度量与最小化.几乎每种改进算法都通过调整上述步骤中的一个或多个以获得最佳结果.如 LU Jun 等^[9]以多邻域的法向量特征描述邻域表面的弯曲程度,并采用最小与次小距离的比值法剔除错误的匹配点对,该算法的配准效率不高且配准稀疏点云的效果不佳;LIU Jian 等^[10]采用 Delaunay 三角剖分算法建立点云的局部关联性,提高了 ICP 算法的最近点搜索效率,但存在特征描述复杂且配准精度低的问题;PAVLOV A L 等^[11]利用安德森迭代法加速 ICP 算法的迭代,提高了点云配准的效率但难以保证较高的配准精度;JAUER P 等^[12]假设点云是由粒子组成的刚体,基于力学和热力学原理将粒子之间的相互作用力作为特征,该配准框架紧凑且健壮但仅适用于稠密点云;AOKI Y 等^[13]将经典的二维图像配准算法应用于点云配准的问题上,所提算法能够配准各种形状的点云且具有较高的计算效率,但在噪声环境下的鲁棒性较差.

本文提出一种基于邻域特征点提取和匹配的点云配准方法,着重于提高特征点的提取效率和特征点对的匹配正确率.在特征点提取阶段,构造并采用邻域特征参数(Neighborhood Characteristic Parameter, NCP)和曲率特征参数(Curvature Characteristic Parameter, CCP)依次进行特征点提取,提高 ICP 算法的鲁棒性.在特征点匹配阶段,将快速点特征直方图(Fast Point Feature Histogram, FPFH)特征向量间的三种几何关系视为匹配条件,降低点对匹配的错误率.此外,在精确配准阶段,以双向构建的方式加速 k 维树 ICP 算法的迭代,在保证高精度的同时提高配准效率.

1 特征点提取

点云的特征点是指能够反映点云的基本几何形状,对于描述点云的外观具有关键性作用的点.在点云配准过程中,提取具有旋转、平移不变性的特征点是提高算法鲁棒性的关键.在特征点提取阶段,依据单一特征提取特征点的方式往往会导致配准计算量的冗余、特征信息的不完整.为此,充分考虑邻域表面的弯曲情况、采样点与邻近点间的关系以及邻近点在邻域内的分布情况,从三个角度分析并构建邻域特征参数(NCP),并且为消除估算曲率的影响,结合曲率特征参数(CCP)进行二次特征点提取,得到点云的特征点.特征点的提取流程如图 1 所示.

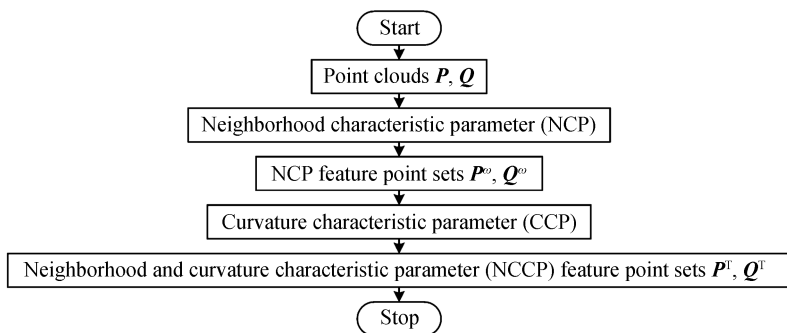


图 1 特征点的提取流程
Fig.1 Feature points extraction process

1.1 邻域特征参数

1.1.1 法向量与邻域曲率

法向量和曲率是三维空间中重要的几何特征, 具有旋转和平移不变性. 主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 算法^[9]是计算法向量和邻域曲率的常用方法, 对于点云 \mathbf{P} 内的任意一点 \mathbf{p}_i , 在其 k 邻域内对 \mathbf{p}_i 和其邻近点 \mathbf{p}_{ij} 进行协方差分析.

$$\mathbf{C}_i = \frac{1}{k} \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{i1} - \bar{\mathbf{p}}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{ik} - \bar{\mathbf{p}}_{ik} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} \mathbf{p}_{i1} - \bar{\mathbf{p}}_{i1} \\ \vdots \\ \mathbf{p}_{ik} - \bar{\mathbf{p}}_{ik} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{C}_i \times \mathbf{v}_i^{(j)} = \lambda_i^{(j)} \times \mathbf{v}_i^{(j)}, j = \{1, 2, 3\} \quad (2)$$

式中, \mathbf{C}_i 为 3×3 的协方差矩阵; $\bar{\mathbf{p}}_i$ 是邻域的重心; k 是邻近点的数量. $\lambda_i^{(j)}$ 和 $\mathbf{v}_i^{(j)}$ 分别表示 \mathbf{C}_i 的特征值及特征向量. 若特征值满足 $\lambda_i^{(1)} \leq \lambda_i^{(2)} \leq \lambda_i^{(3)}$, 则 $\mathbf{v}_i^{(1)}$ 为 \mathbf{p}_i 的法向量 \mathbf{n}_i , \mathbf{p}_i 的邻域曲率 σ_i 为

$$\sigma_i(\mathbf{p}_i) = \frac{\lambda_i^{(1)}}{\lambda_i^{(1)} + \lambda_i^{(2)} + \lambda_i^{(3)}} \quad (3)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为采样点的数量. 邻域曲率是度量邻域弯曲程度的估算值, σ_i 越小表明邻域越平坦; 反之, σ_i 越大则表明邻域的起伏变化越大.

1.1.2 法向量内积均值

采样点与其邻近点的法向量夹角是衡量邻域表面弯曲和平滑的参考量之一. 将向量内积的计算方式应用于评价采样点 \mathbf{p}_i 是否为特征点的问题中, 设 \mathbf{p}_i 的法向量为 \mathbf{n}_i , 邻近点 \mathbf{p}_{ij} 的法向量为 \mathbf{n}_{ij} , 两者的内积均值定义为

$$s_i(\mathbf{p}_i) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_{ij}| = |\mathbf{n}_i| \times |\mathbf{n}_{ij}| \times \cos\langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_{ij} \rangle \quad (4)$$

式中, s_i 的值为 $[0, 1]$. 设邻近点的数量 $k = 5$, 图 2(a)、(b) 分别为特征点与邻近点的法向量方向和夹角, 由于曲面在 \mathbf{p}_i 处的弯曲程度较大, \mathbf{p}_i 与邻近点的法向量夹角也较大, 故 \mathbf{p}_i 为特征点. 图 2(c)、(d) 是非特征点与邻近点的法向量方向和夹角, 由于曲面在 \mathbf{p}_i 处的弯曲程度较小, \mathbf{p}_i 与邻近点的法向量夹角也较小, 故 \mathbf{p}_i 为非特征点.

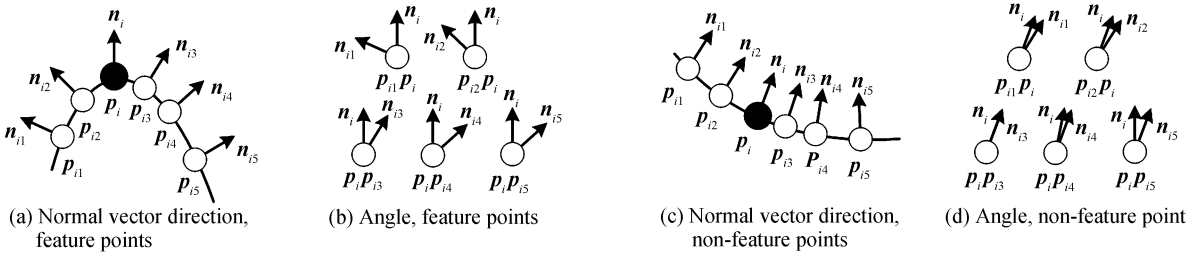


图 2 特征点和非特征点分别与邻近点的法向量方向和夹角

Fig.2 Normal vector direction and angle between feature point and non-feature point and neighborhood points respectively

1.1.3 欧氏距离方差

在三维空间中, 如何描述邻域内各邻近点的不规则分布是特征检测的一大难点. 为解决上述问题, 首先计算各邻近点与邻域拟合平面 L 之间的欧氏距离 d_j ($j = 1, 2, \dots, k$), k 为邻近点的数量. 当 d 值的差异较大时, 各点在邻域内的远近分布比较明显, 该邻域一般为特征区域; 反之, 各点在邻域内的远近分布不太明显, 该邻域一般为非特征区域. 为反映邻近点在邻域内的分布情况, 以计算方差的形式判断 d 值的差异程度, 即

$$V_i(\mathbf{p}_i) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (d_j - \bar{d}_i)^2 \quad (5)$$

式中, \bar{d}_i 是 d 的平均值. 图 3(a)、(c) 是特征区域和非特征区域的示意图, 设 R 为采样点 \mathbf{p}_i 的邻域, 邻近点的个数 $k = 5$. 由图 3(b)、(d) 可以看出, R 是否为特征区域与 d 值的差异大小有关. 邻近点在 L 两侧的分佈越分散, R 为特征区域的可能性越大; 反之, 邻近点在 L 两侧的分佈越集中, R 为非特征区域的可能性越大.

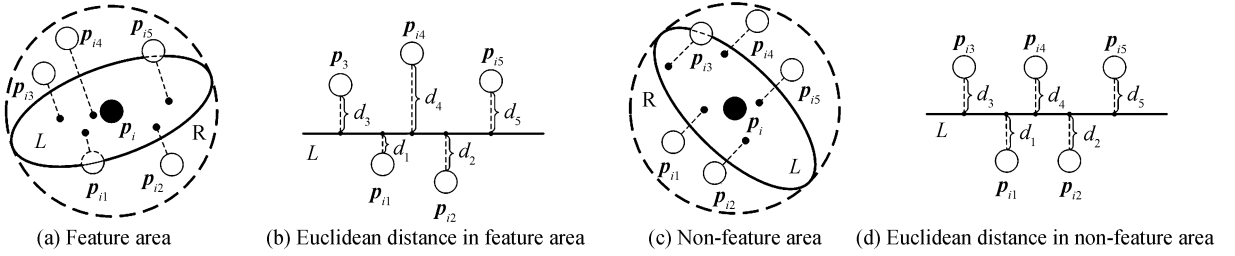


图3 特征区域与非特征区域

Fig.3 Feature area and non-feature area

在特征点提取阶段,邻近点的分布情况是判断该邻域是否为特征区域的关键之一,将 V_i 值视为特征参与特征参数的构建,可以较好地保留邻域内的细节信息.

1.1.4 邻域特征参数的构建方式

由于邻域曲率是估算值,因此在点云的特征区域周围存在大量与特征点具有相似曲率的点,并且在曲率特征点集合内占大多数.法向量特征能够解决上述问题,有效地区分邻域内的特征点和非特征点,但缺少对邻域是否为特征区域的判断,而欧氏距离特征可以弥补法向量特征的弊端,以直观的方式辨别点云的特征区域和非特征区域.结合这三类特征,定义邻域特征参数(NCP) ω 为

$$\begin{cases} \omega(p_i) = \frac{\mu V_i + \sigma_i}{s_i} \\ \mu = \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_i}{\sum_{i=1}^N V_i} \end{cases} \quad (6)$$

由于 V_i 与 σ_i 的精度相差较大,因此引入参数 μ 平衡 V_i 和 σ_i .由式(6)可知,欧氏距离方差和邻域曲率越大, p_i 是特征点的概率越高,因此 V_i 和 σ_i 与 ω 成正比;而法向量内积均值越大, p_i 是特征点的概率越低,因此 s_i 与 ω 成反比.在计算各采样点的邻域特征参数时,若采样点 p_i 与其邻近点在同一平面上,则邻域表面的弯曲程度近似为零,各邻近点与邻域拟合平面之间的距离近似相等,即曲率 $\sigma_i \approx 0$,欧氏距离方差 $V_i \approx 0$.此时得到的邻域特征参数 $\omega = 0$,采样点 p_i 不会是 NCP 特征点.

1.2 曲率特征参数

为消除邻域曲率是估算值的影响,剔除冗余的非特征点,构造曲率特征参数(CCP)对点云进行第二次特征点提取.首先基于移动最小二乘(Moving Least Squares, MLS)法^[14]构建二次曲面求解四种基本曲率.公式为

$$k_1 = H + \sqrt{H^2 - K} \quad (7)$$

$$k_2 = H - \sqrt{H^2 - K} \quad (8)$$

式中,最大主曲率 k_1 和最小主曲率 k_2 分别衡量曲面在采样点处最大和最小的弯曲程度;高斯曲面 K 和平均曲率 H 分别描述曲面在采样点处总的弯曲程度和平均弯曲程度.曲率特征参数(CCP)^[15] 定义为

$$\xi(p_i) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_1(p_i) + k_2(p_i)}{k_1(p_i) - k_2(p_i)} \quad (9)$$

根据式(9)的定义,得到判断 p_i 是否为曲率特征点的两种标准,即

$$\xi(p_i) > \max[\xi(p_{i1}), \xi(p_{i2}), \dots, \xi(p_{ik})] \quad (10)$$

$$\xi(p_i) < \min[\xi(p_{i1}), \xi(p_{i2}), \dots, \xi(p_{ik})] \quad (11)$$

式中, $\xi(p_{ij})$ 为 p_i 邻近点的曲率特征参数.若满足式(10),则 p_i 为邻域凸点;若满足式(11),则 p_i 为邻域凹点.两者满足其一,便认定 p_i 为其邻域内曲率变化最大的点.相比于邻域曲率,曲率特征参数能直观地反映邻域表面的弯曲程度,并有效地判断采样点在邻域表面的凹凸性.

2 特征匹配

2.1 初始匹配

由于低维特征含有的信息量少,进行特征匹配时识别度较低^[15].为此,采用快速点特征直方图

(FPFH)^[16]描述特征点并生成对应的 33 维 FPFH 特征向量,并且为提高向量的区分度,定义三种特征匹配参数:

1) 特征向量间的欧氏距离作为第一特征匹配参数,记作 f_1

$$f_1(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = \|\mathbf{v}_i^P - \mathbf{v}_j^Q\|_2 \quad (12)$$

式中, $\mathbf{v}_i^P, \mathbf{v}_j^Q$ 分别为 $\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j$ 的 FPFH 特征向量; \mathbf{p}_i 和 \mathbf{q}_j 分别为 \mathbf{P}, \mathbf{Q} 的 NCCP 特征点.

2) 特征向量间的余弦相似度作为第二特征匹配参数,记作 f_2

$$f_2(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = (\mathbf{v}_i^P \cdot \mathbf{v}_j^Q) / (\|\mathbf{v}_i^P\|_2 \cdot \|\mathbf{v}_j^Q\|_2) \quad (13)$$

3) k 最近邻域的高斯曲率比值作为第三特征匹配参数,记作 f_3

$$f_3(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = g_i^P / g_j^Q \quad (14)$$

式中, g_i^P, g_j^Q 分别为 $\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j$ 的 k 邻域高斯曲率.

依据特征参数定义三个特征匹配条件,分别为:

- 1) 特征向量间的欧氏距离最小 $\min f_1$;
- 2) 特征向量间的余弦相似度最大 $\max f_2$;
- 3) 邻域的高斯曲率比值近似为 1, 即 $f_3 \approx 1$.

选择满足上述匹配条件的特征点对 $(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j)$ 初步确定 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 的对应关系,生成特征匹配点对集合 C_f . 初始配准的流程如图 4 所示.

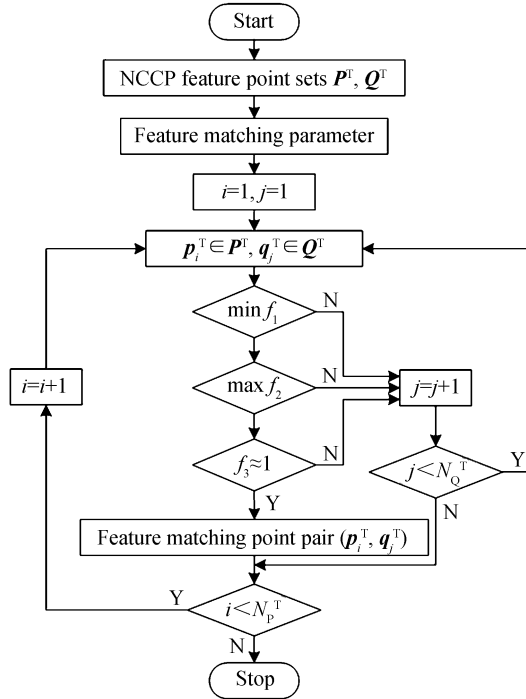


图 4 初始匹配流程

Fig.4 Initial matching process

2.2 精确匹配

在特征匹配点对集合 C_f 内, 点对之间存在特征相似的情况. 为剔除特征相似的匹配点对, 设计双重约束条件, 以此提高配准的精度和效率.

2.2.1 最小与次小欧氏距离比值法

在 Q^T 内搜索与 \mathbf{p}_i 的特征向量间欧氏距离最小和次小的点 $\mathbf{q}_j, \mathbf{q}_m$. 计算比值 r_d

$$r_d(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) = \frac{\|\mathbf{v}_i^P - \mathbf{v}_j^Q\|_2}{\|\mathbf{v}_i^P - \mathbf{v}_m^Q\|_2} \quad (15)$$

式中, \mathbf{v}_m^Q 为 \mathbf{q}_m 的 FPFH 特征向量. 依据特征相似度, 选取适当的阈值 $\alpha \in (0, 1)$, 若

$$r_d(\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_j) < \alpha \quad (16)$$

说明匹配点对 (p_i, q_j) 的特征辨识度高,在 C_f 内不存在与其特征相似的点对;反之,表明其特征辨识度高,应予以剔除.该方法在一定程度上提高了点对的正确率,但错误点对的存在还是无法避免.

2.2.2 点对间欧氏距离约束

为进一步提高匹配点对的正确率,采用点对间欧氏距离约束^[17]对 C_f 内的点对进行检验,选取阈值 $\varepsilon = 0.02$,点对间欧氏距离约束条件为

$$\frac{|\|p_i - p_j\|_2 - \|q_i - q_j\|_2|}{\|p_i - p_j\|_2 + \|q_i - q_j\|_2} < \varepsilon \quad (17)$$

计算与 (p_i, q_i) 符合约束的点对数量 n_f ,按照 n_f 值从大到小对 C_f 内的点对排序,选取前 N_r 个点对作为正确匹配点对,设定适当的阈值 $\beta \in (0, 1)$,则 N_r 满足

$$N_r = N_f \times \beta \quad (18)$$

式中, N_f 是初始匹配点对数量.运用双重约束从特征向量和计算点对距离的两个方面考虑匹配点的相似程度,从而得到正确匹配点对集合 C_f , N_r 为正确匹配点对的数量.

3 点云配准

在点云配准阶段,为满足ICP算法配准的前提要求,首先采用单位四元数法^[18]计算初始配准参数.将点云 P 的各点转换至 Q 所在的坐标系下,即

$$p_i^0 = R_0 p_i + T_0 \quad (19)$$

初始配准后的 P 和 Q 具有相近的位置.在配准计算时,由于最近点对存在多对一的问题导致ICP算法的配准效率不高.为此,以双向构建 k 维树的方法改进 k 维树ICP(TICP)算法,具体步骤为:

- 1) 分别构建 P^0 、 Q 点云的 k 维树;
- 2) 在 Q 内搜索 p_i 的最近点 q_i ;
- 3) 若在 P^0 内搜索 q_i 的最近点为 p_i ,则说明 p_i 和 q_i 为一对具有一一对应关系的最近点;
- 4) 若在 P^0 内搜索 q_i 的最近点不为 p_i ,则继续寻找下一点 q_{i+1} 在 Q 内的最近点;
- 5) 遍历点云 P^0 内各点.

双向 k 维树的优势在于能够确定一一对应的最近点对,虽然搜索时间是 k 维树的二倍,但算法的迭代时间得到了大幅的缩减,因此该算法特别适用于配准数据量大的点云模型.

4 实验结果及分析

4.1 阈值选取实验

为验证算法的可行性和有效性,以Stanford 3D点云数据库中的Bunny(35947)、Dragon(100250)点云模型作为实验对象.由于特征向量间最小与次小欧氏距离比值阈值 α 和正确匹配点对数量阈值 β 对于最后的配准结果有直接影响,因此在精确配准前,需要对 α 和 β 的选取进行大量的实验. α 和 β 的取值与模型的特征相似程度以及特征匹配点对的数量有关,选取阈值 α 和 β 的实验范围分别为 $0.6 \sim 0.9$ 和 $0.1 \sim 0.9$.初始配准误差比较结果如图5所示.

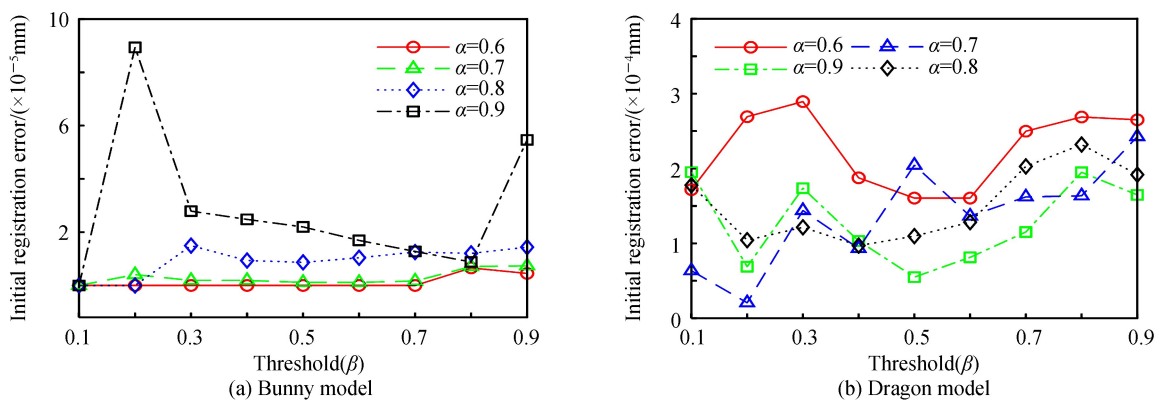


图5 阈值对初始配准误差的影响

Fig.5 Influence of threshold on initial registration error

由图 5(a)可以看出, 当 α 小于 0.7 时, 随着 β 的增大 Bunny 模型的初始配准误差没有较大的浮动, 说明该模型的特征简单、其匹配点对的特征相似度较差但匹配正确率较高。从图 5(b)可以发现, Dragon 模型的初始配准误差随着阈值的改变而呈现出不规则的变化。由于该模型的特征复杂, 其匹配点对的特征相似度较高导致错误匹配点对的增多, 若 α 较小、 β 较大则会大大降低正确匹配点对的数量从而增大误差, 因此 α 的取值不宜过小, β 的取值不宜过大。经过大量的实验可知, Bunny、Dragon 模型的初始配准误差在 (α, β) 分别为 $(0.6, 0.3)$ 和 $(0.7, 0.2)$ 处最小, 其值为 2.0613×10^{-17} 、 2.0723×10^{-5} 。在此基础上进行精确配准可以有效提高 ICP 算法的配准效率。

4.2 特征点提取结果的比较

为体现构造邻域和曲率特征参数(NCCP)的必要性和有效性, 将 NCCP 与邻域曲率(Neighborhood Curvature, NC)参数、法向量(Normal Vector, NV)参数、距离方差(Distance Variance, DV)参数以及通过两两组合而构造的特征参数进行比较, 分别讨论 7 类特征参数的特征点数量以及对初始配准结果的影响, 如图 6 所示。

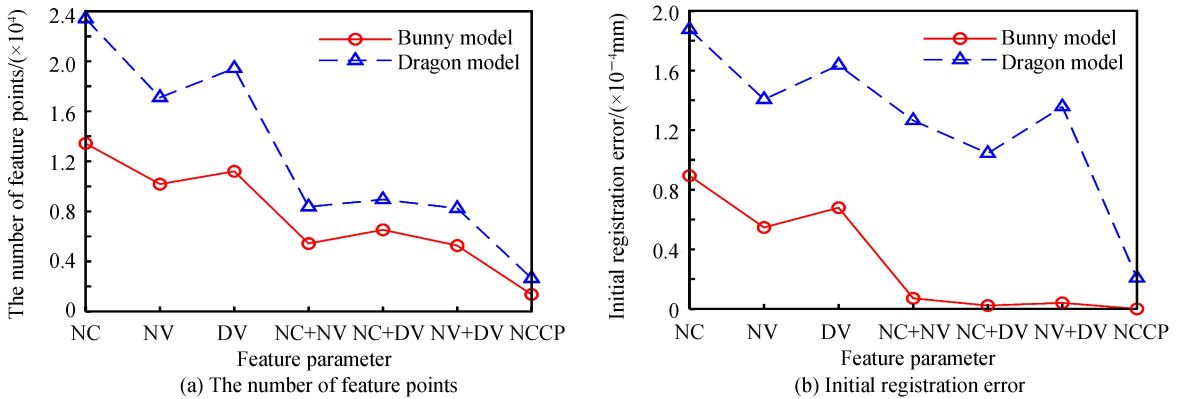


图 6 特征参数对初始配准误差的影响

Fig.6 Influence of feature parameters on initial registration error

由图 6(a)可以发现, 特征点的数量根据特征参数的不同大致分为三类: 单一特征参数类; 组合特征参数类; NCCP 类。在单一特征参数类中, NC 特征点的数量最多; 组合特征参数的特征点数量要少于单一特征参数; 而 NCCP 特征点的数量最少。为探讨特征参数对配准性能的影响, 分别使用 7 类特征参数的特征点计算初始配准误差。由图 6(b)可知, 单一特征参数特征点的集合内存在大量的非特征点, 故其配准精度最低; 组合特征参数特征点的配准精度有所上升; 而 NCCP 特征点的初始配准误差最小, 两组点云有较好的初始位姿。

4.3 不同噪声环境下无数据丢失的精确配准

在三维扫描的过程中, 遮挡、缺失、噪声干扰等环境因素时常会导致点云数据出现不完整的情况。为分析算法在非理想情况下的鲁棒性和配准精度, 通过实验对点云进行随机地旋转和平移, 并给 Bunny 点云加上 25 dB、30 dB、35 dB、40 dB 的高斯白噪声, 从而验证算法的抗噪声性能。采用配准后的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为配准误差的衡量指标^[19], ξ_{RMSE} 定义为

$$\xi_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i^Q - x_j^P)^2 + (y_i^Q - y_j^P)^2 + (z_i^Q - z_j^P)^2]} \quad (20)$$

将 NCCP-DTICP 算法与 TICP 算法、提取多分辨率(Multiple Resolution, MR)关键点^[20]的 TICP 算法(MR-ICP)、基于归一化互相关(Normalized Cross Correlation, NCC)^[15]的 TICP 算法以及构建全局特征参数(Global Characteristic Parameters, GCP)的 TICP 算法^[7]进行对比, 精确配准情况如图 7 所示。

从图 7 不难看出 MR-TICP、NCCP-DTICP 不受噪声的影响, 均能完成精确配准。TICP 在噪声干扰情况下不能很好地配准点云。NCC-TICP 根据两组点云的归一化互相关性确定正确匹配点对, 当噪声小于 40 dB 时, 点对间的互相关性较差, 该算法的配准效果不佳; 当噪声大于 40 dB 时, 互相关性受噪声的影响较小, 该算法有较好的配准结果。GCP-TICP 提取的全局特征在噪声环境下存在缺失的情况, 因此该算法的配准结果

不理想,结合表 1、2 的具体数值进行分析,可以发现本文算法的配准精度最高,并且随着噪声的降低呈上升的趋势;MR-TICP 由于采用等级划分、各级采样的思想提取特征点,因此配准效率不高,本文算法较 MR-TICP 在配准效率上有所提升.

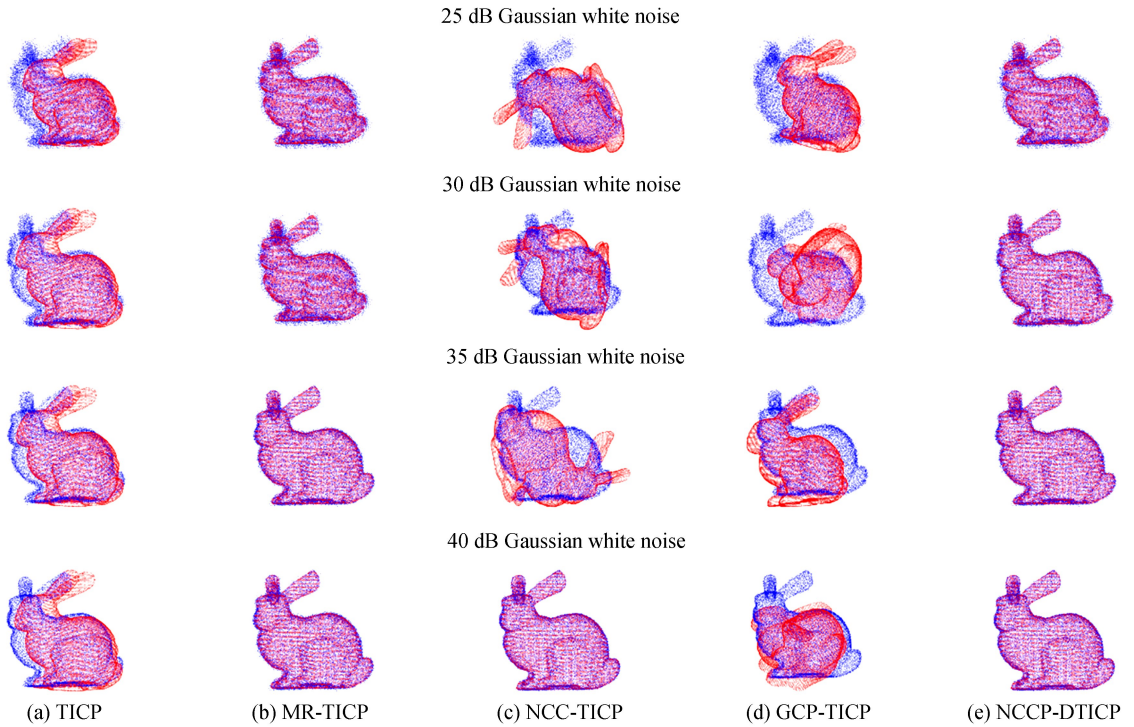


图 7 Bunny 模型的配准情况
Fig.7 Registration of Bunny model

表 1 Bunny 模型的配准误差

Table 1 Registration error of Bunny model

Noise/dB	Registration error/ $(\times 10^{-4} \text{ mm})$				
	TICP	MR-TICP	NCC-TICP	GCP-TICP	NCCP-DTICP
25	64.809 0	07.630 8	56.401 6	24.416 8	$16.171 0 \times 10^{-2}$
30	63.314 0	06.079 5	54.328 4	32.335 8	$08.545 7 \times 10^{-2}$
35	65.880 0	05.300 5	52.462 2	23.346 6	$05.975 1 \times 10^{-2}$
40	67.878 0	04.214 9	04.214 5	16.095 9	$03.852 5 \times 10^{-2}$

表 2 Bunny 模型的配准时间

Table 2 Registration times of Bunny model

Noise/dB	Registration times/s				
	TICP	MR-TICP	NCC-TICP	GCP-TICP	NCCP-DTICP
25	00.21	58.19	73.21	23.21	35.11
30	00.28	49.65	66.28	22.64	30.95
35	00.35	40.37	46.95	18.42	22.17
40	00.37	20.69	28.27	25.33	18.05

4.4 不同数据丢失程度下有噪声干扰的精确配准

在 40 dB 高斯白噪声的环境下对数据分别做 10.0%、30.0%、50.0% 的数据随机丢失处理,验证算法在该情况下的配准能力.在数据随机丢失后,两组点云缺少对应关系,为便于对比四种算法的配准性能,引入另一种 RMSE 计算方法,即

$$\xi'_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \min_j [(x_i^Q - x_j^P)^2 + (y_i^Q - y_j^P)^2 + (z_i^Q - z_j^P)^2]} \quad (21)$$

式中, N 为点云的总点数, m 为丢失的点数量.当 $m=0$ 时,式(20)与式(21)相等.

Dragon 模型的精确配准情况如图 8 所示.从图 8 可以看出 NCCP-DTICP 与 MR-TICP 的配准效果相当,且远优于 TICP 算法.NCC-TICP 在数据缺失程度小于 10.00%时能够完成配准,但大于 10.00%时由于邻近点的缺失导致互相关性的判断出现错误,因此配准效果较差.全局特征易受到噪声和数据缺失的影响,故 GCP-DTICP 不能很好地配准点云.结合表 3、4 的具体数值进行分析,不难发现本文算法的配准精度最高,配准效率较 MR-TICP 提高了 40%以上.

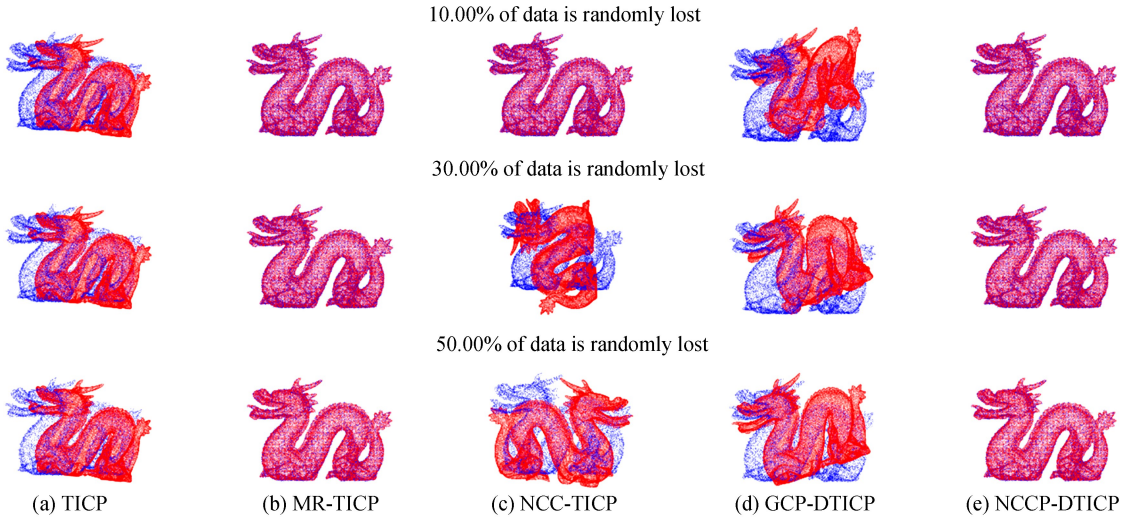


图 8 Dragon 模型的配准情况
Fig.8 Registration of Dragon model

表 3 Dragon 模型的配准误差
Table 3 Registration error of Dragon model

Data lost	Registration error/($\times 10^{-4}$ mm)				
	TICP	MR-TICP	NCC-TICP	GCP-TICP	NCCP-DTICP
10.00%	77.100 0	03.703 5	03.703 2	74.031 7	$02.135 6 \times 10^{-2}$
30.00%	76.685 0	03.735 6	86.536 2	67.243 0	$02.442 3 \times 10^{-2}$
50.00%	76.652 0	04.085 2	63.268 1	56.548 5	$03.160 6 \times 10^{-2}$

表 4 Dragon 模型的配准时间
Table 4 Registration times of Dragon model

Data lost	Registration times/s				
	TICP	MR-TICP	NCC-TICP	GCP-TICP	NCCP-DTICP
10.00%	1.19	89.86	42.30	53.46	37.65
30.00%	0.79	55.23	32.61	62.12	35.49
50.00%	0.59	55.50	31.55	48.65	30.66

4.5 实物数据的配准

点云配准技术在实际应用中需要自主采集点云数据,为此对常州大学采用 Creaform Handy SCAN 700 三维激光扫描仪获取的沐浴露瓶(Bottle)的点云模型进行配准^[21],验证所提算法在实际采集数据上的有效性.为模拟实际环境,实验在 40 dB 高斯白噪声、数据的随机丢失程度为 5%的非理想环境下进行,图 9 为 Bottle 模型的精确配准情况,表 5 是精确配准结果.

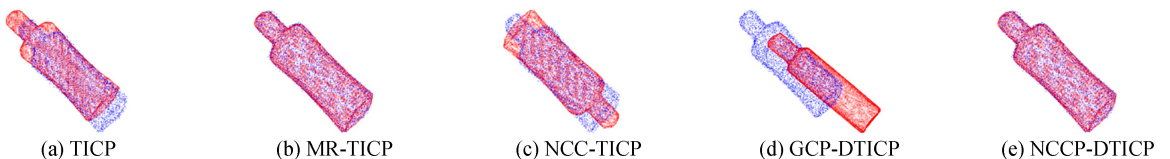


图 9 Bottle 模型的精确配准情况
Fig.9 Accurate registration effect of Bottle model

表 5 Bottle 模型的配准误差和配准时间

Table 5 Registration error and times of Bottle model

Parameter	TICP	MR-TICP	NCC-TICP	GCP-DTICP	NCCP-DTICP
Registration error/($\times 10^{-4}$ mm)	44.867 0	05.583 5	48.513 3	52.429 9	06.770 1 $\times 10^{-2}$
Registration time/s	00.65	73.47	31.62	02.76	23.71

由图 9 和表 5 可知,在实际物体的配准过程中,TICP、NCC-TICP 以及 GCP-TICP 不能完成点云的精确配准,TICP 的运行时间最短,而 GCP-TICP 的配准误差最大.NCCP-DTICP 和 MR-TICP 的配准效果相近,但前者的配准精度较比后者提高了 98.8%,配准效率提升了 73.1%。

5 结论

针对 ICP 算法在噪声干扰和数据丢失情况下鲁棒性低、配准精度差的问题,本文提出一种基于邻域特征点提取和匹配的点云配准方法.从特征点提取实验可以看出,NCCP 特征点的数量少且能有效地提高初始配准精度.由高精度点云数据集和实例数据集的配准实验表明,NCCP-DTICP 的配准效果远优于 MATLAB R2018a 提供的 TICP,并且与 MR-TICP^[20]、NCC-TICP^[15] 以及 GCP-TICP^[7] 相比,在不同环境下均能保证配准过程的高鲁棒性和配准结果的高精度.但从表 5 的数据上看 NCCP-DTICP 还存在不足,如在非理想情况下该算法的配准时间较长.因此,下一步的工作是优化 ICP 算法的迭代条件,缩短多次迭代所花费的时间。

参考文献

- [1] LIU K, ZHOU C, WEI S, *et al.* Optimized stereo matching in binocular three-dimensional measurement system using structured light[J]. *Applied Optics*, 2014, **53**(26): 6083-6090.
- [2] CHEN Hui, MA Shi-wei, NUECHTER A, *et al.* Three-dimensional reconstruction method of asynchronous point cloud based on laser scanning and SFM[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, **37**(5): 1148-1157.
陈辉, 马世伟, NUECHTER A, 等. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, **37**(5): 1148-1157.
- [3] HACENE A, MELLI A. BIO-CAD reverse engineering of freeform surfaces by planarcontours[J]. *Computer-Aid Design & Applications*, 2011, **8**(1): 37-42.
- [4] ALDOMA A, MARTON Z C, TOMBARI F, *et al.* Point cloud library: three-dimensional object recognition and 6 DOF pose estimation[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2012, **19**(3): 80-91.
- [5] BIELICKI J, SITINK R. A method of 3D object recognition and localization in a cloud ofpoints[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2013, **29**(1): 1-13.
- [6] BESL P J, MCKEY H D. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239-256.
- [7] HE Y, LIANG B, YANG J, *et al.* An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features[J]. *Sensors*, 2017, **17**(8): 1862.
- [8] PAN Y, YANG B S, LIANG F X, *et al.* Iterative global similarity points: a robust coarse-to-fine integration solution for pairwise 3D point cloud registration[C]. International Conference on 3D Vision (3DV), 2018: 180-189.
- [9] LU Jun, PENG Zhong-tao, XIA Gui-hua. Point cloud registration algorithm based on neighborhood features of multi-scale normal vectors [J]. *Optoelectronics and Laser*, 2015, **26**(4): 780-787.
陆军, 彭仲涛, 夏桂华. 点云多法向量邻域特征配准算法[J]. 光电子·激光, 2015, **26**(4): 780-787.
- [10] LIU Jian, BAI Di. 3D point cloud registration algorithm based on feature matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(12): 1215005.
刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. 光学学报, 2018, **38**(12): 1215005.
- [11] PAVLOV A L, OVCHINNIKOV G V, DERBYSHEV D Y, *et al.* AA-ICP: iterative closest point with anderson acceleration[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2017: 3407-3412.
- [12] JAUER P, KUHLEMANN I, BRUDER R, *et al.* Efficient registration of high-resolution feature enhanced point clouds [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, **41**(5): 1102-1115.
- [13] AOKI Y, GOFORTH R A, SRIVATSAN R A, *et al.* PointNetLK: robust & efficient point cloud registration using pointnet[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7163-7172.
- [14] ZENG Qing-hong, LU De-tang. Curve and surface fitting based on moving least squares method[J]. *Journal of Engineering Graphics*, 2004, **25**(1): 84-89.
曾清红, 卢德唐. 基于移动最小二乘法的曲线曲面拟合[J]. 工程图学学报, 2004, **25**(1): 84-89.
- [15] WANG C, SHU Y, YANG Y, *et al.* Point cloud registration in multidirectional affine transformation[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, **10**(6): 1-15.

- [16] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 3212-3217.
- [17] HUANG Y, DA F P. Registration algorithm for point cloud based on normalized cross-correlation [J]. *IEEE Access*, 2019, **7**: 137136-137146.
- [18] MA Zhong-ling, ZHOU Ming-quan, GENG Guo-hua, *et al.* A point cloud automatic registration algorithm based on curvature [J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, **32**(6): 1878-1880.
马忠玲, 周明全, 耿国华, 等. 一种基于曲率的点云自动配准算法 [J]. *计算机应用研究*, 2015, **32**(6): 1878-1880.
- [19] WANG Chang, SHU Qin, YANG Yun-xiu, *et al.* Point cloud fast registration algorithm using structural features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, **38**(9): 0910105.
王畅, 舒勤, 杨赞秀, 等. 利用结构特征点云快速配准算法 [J]. *光学学报*, 2018, **38**(9): 0911005.
- [20] WANG Yong, ZOU Hui, HE Yang-ming, *et al.* ICP algorithm for multi-resolution registration points [J]. *Small Computer Systems*, 2018, **39**(3): 406-410.
王勇, 邹辉, 何养明, 等. 多分辨率配准点的 ICP 算法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2018, **39**(3): 406-410.
- [21] TANG Zhi-rong, LIU Ming-zhe, WANG Chang, *et al.* Point cloud registration based on multidimensional mixed Cauchy distribution [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, **39**(1): 0115005.
唐志荣, 刘明哲, 王畅, 等. 基于多维混合柯西分布的点云配准 [J]. *光学学报*, 2019, **39**(1): 0115005.