

基于图像特征和奇异值分解的点云配准算法

赵夫群^{1*}, 耿国华²

¹西安财经大学信息学院, 陕西 西安 710100;

²西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127

摘要 针对点云配准中匹配精度低和算法收敛速度慢等问题,提出一种基于二维图像特征和奇异值分解(SVD)的点云配准算法。先将三维点云转换成二维方位角(BA)图像,利用基于内部距离的形状上下文(IDSC)算法对BA图像进行配准;再根据三维点和二维像素的一对一映像关系计算三维点云的刚体变换,从而实现两个点云的初始粗配准;最后采用基于SVD的迭代最近点(ICP)算法对点云进行进一步精配准,从而实现点云的最终精确配准。实验采用公共点云、颅骨点云和文物点云数据验证所提配准算法的配准性能,结果表明所提算法是一种快速和高精度的点云配准算法。

关键词 成像系统;点云配准;方位角图像;形状上下文算法;奇异值分解;迭代最近点

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101101

Point Cloud Registration Algorithm Based on Image Feature and Singular Value Decomposition

Zhao Fuqun^{1*}, Geng Guohua²

¹ School of Information, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an, Shaanxi 710100, China;

² School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China

Abstract To solve the problems of low matching accuracy and slow convergence speed in point cloud registration, a point cloud registration algorithm based on two-dimensional (2D) image features and singular value decomposition (SVD) is proposed. First, a three-dimensional (3D) point cloud was transformed into a 2D bearing angle (BA) image and the BA image was registered using the internal-distance shape context (IDSC) algorithm. Then, using the one-to-one mapping relationship between the 3D point cloud and the 2D pixel, the rigid body transformation of the 3D point cloud was calculated to achieve the rough registration of the two point clouds. Finally, the iterative closest point (ICP) algorithm based on SVD was used to accurately register the two point clouds. In the experiment, the proposed registration algorithm was validated using public point cloud, skull point cloud, and cultural relics point cloud data. Results show that the proposed algorithm is a fast and high-precision point cloud registration algorithm.

Key words imaging systems; point cloud registration; bearing angle images; inner-distance shape context algorithm; singular value decomposition; iterative closest points

OCIS codes 110.2960; 100.2000

1 引言

三维激光扫描技术是近些年兴起的一种新型技术,能够快速采集物体表面的三维坐标信息,并建立

物体的三维影像模型,即点云模型。由于受到视野、自遮挡及测量环境等因素的影响,三维激光扫描仪需对物体进行多次不同视角的扫描,并将多个视角下获取的点云数据整合到同一个坐标系下,通过点

收稿日期: 2019-07-17; 修回日期: 2019-09-02; 录用日期: 2019-10-11

基金项目: 国家自然科学基金(61673319,61731015)、青岛市自主创新重大专项项目(2017-4-3-2-xcl)、陕西省教育厅专项科研计划(18JK0318)

* E-mail: fuqunzhao@126.com

云配准来得到物体的完整数据信息^[1]。

根据采用的配准单元,点云配准算法分为基于特征的点云配准算法和基于无特征的点云配准算法两类。基于特征的点云配准算法利用物体表面的角点、轮廓线或特征区域等几何特征来计算变换参数,无需知道变换参数的初值即可实现点云配准。Persad等^[2]提出一种基于二维高度图的点云配准算法,利用多尺度小波关键点检测技术实现点云特征配准;张哲等^[3]提出一种基于特征点的快速点云配准算法,实现了散乱点云的鲁棒配准;Quan等^[4]提出一种基于局部特征的点云配准算法,可解决计算机视觉领域的配准问题;黄源等^[5]提出一种关键点特征的点云配准算法,实现了低重叠率点云的精确配准。基于特征的点云配准算法在特征提取和组织上的耗时较长,并且难以实现表面特征缺失点云的精确配准。

基于无特征的点云配准算法无需提取点云特征,直接利用原始数据即可实现配准,其中最经典的代表算法是由Besl等^[6]提出的迭代最近点(ICP)算法,该算法基于最小二乘法重复寻找对应点和最优刚体变换来实现点云配准。虽然ICP算法可取得较高的配准精度,但其对两个点云的初始位置要求较高,而且要求两个待配准点云间存在包含关系。鉴于此,国内外研究人员提出了多种改进的ICP算法。唐志荣等^[7]提出一种基于正交因子模型的ICP算法,提高了点云配准的精度和稳定性;Yu等^[8]提出一种基于最大可行子系统框架的点云配准算法,提高了点云配准的精度和鲁棒性;唐志荣等^[9]提出一种基于典型相关分析的ICP算法,对存在遮挡、缺损、缩放和噪声的无序点云具有良好的配准效果。

为了提高点云配准的精度和速度,本文综合利用基于特征的点云配准算法和基于无特征的点云配准算法的优点,提出一种基于二维方位角(BA)图像特征和奇异值分解(SVD)的点云配准算法。该算法粗配准采用基于特征的点云配准算法实现,先将三维点云转换成二维BA图像,再利用基于内部距离的形状上下文(IDSC)算法提取BA图像的局部特征,并利用该局部特征实现点云的粗配准;精配准采用基于SVD的ICP算法实现,该算法通过矩阵分解可降低特征空间维数,得到唯一且稳定的特征描述,同时提高算法的抗噪性。

2 基于BA图像的点云粗配准

基于二维图像特征和SVD的点云配准算法的整体框架如图1所示,该算法是一种由粗到精的配

准算法。先实现基于二维图像特征的点云粗配准。

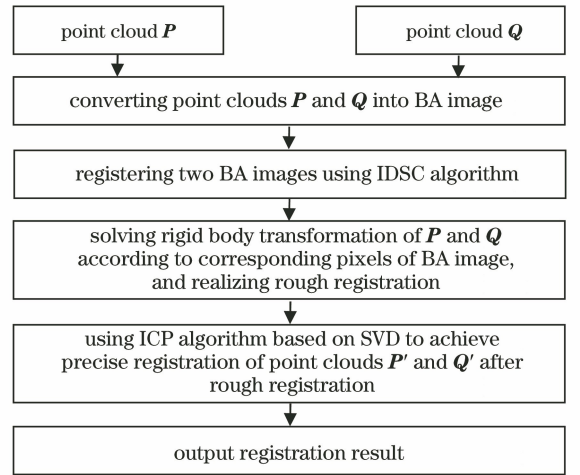


图1 配准算法框架

Fig. 1 Framework of registration algorithm

2.1 点云到BA图像的转换

对于一个三维点云 P ,假设 p_{ij} 是 P 中任意一点,定义 p_{ij} 对应BA图像的像素灰度水平^[10]:从点 p_{ij} 到其一个连续点 $p_{i-1,j-1}$ 的激光束矢量间的夹角为 $\theta_{BA_{ij}}$,如图2所示。

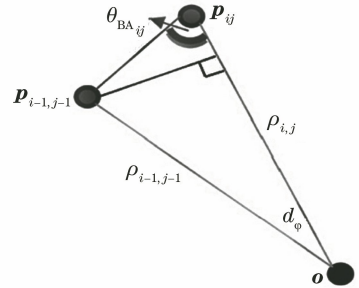


图2 BA图像的像素灰度水平

Fig. 2 Pixel gray level of BA image

假设点 o 为点云的源点,则 $\theta_{BA_{ij}}$ 为

$$\theta_{BA_{ij}} = \arccos \frac{\rho_{i,j} - \rho_{i-1,j-1} \cos d_{\varphi}}{\rho_{i,j}^2 + \rho_{i-1,j-1}^2 - 2\rho_{i,j}\rho_{i-1,j-1} \cos d_{\varphi}}, \quad (1)$$

式中: $\rho_{i,j}$ 为第 i 个扫描层的第 j 个扫描点的测量值; $\rho_{i-1,j-1}$ 为第 $i-1$ 个扫描层的第 $j-1$ 个扫描点的测量值; d_{φ} 为相应的角度增量。

由BA图像的定义可知,其不同于深度图像,不是通过简单投影变换得到二维图像。BA图像的像素点与原始点云的数据点是一一对应关系,不存在像素点的缺失。同时,BA图像还可突出由角度形成的边缘,有效表示三维点云中的点及其邻域点间的关系,其比深度图像提取的信息更多。因此,将三维点云降维成二维BA图像,利用BA图像的配准

实现三维点云的配准,在不影响配准精度的情况下,可有效提高点云配准速度。

2.2 基于 IDSC 的 BA 图像配准

对于 2.1 节获取的 BA 图像,采用基于 IDSC 算法对其进行配准^[11]。IDSC 算法是基于形状上下文(SC)算法,也是基于形状轮廓的局部特征描述算法,将 BA 图像轮廓边界采样点中的任意一点相对于其他特征点的角度和距离的统计直方图作为该点的形状上下文信息。不同的是, IDSC 算法利用采样点间的内部距离代替欧氏距离,定义内部距离为两点间

的最短距离,若两点的连接线段位于图像特征形状的内部,该内部距离就等于欧氏距离;否则两点间的内部距离就是各采样点间欧氏距离的代数和,这里采用 Bellman-Ford 算法计算两点间的最短距离。

对于一幅 BA 图像轮廓边界上的任意一个采样点,计算该点到其余所有轮廓边界点的内部距离和角度,从而得到一个基于距离和角度分割的二维统计直方图,该统计直方图即为每个采样点的 IDSC 局部特征描述子。对于 BA 图像轮廓边界上不同的采样点,其 IDSC 特征直方图也不相同,如图 3 所示。

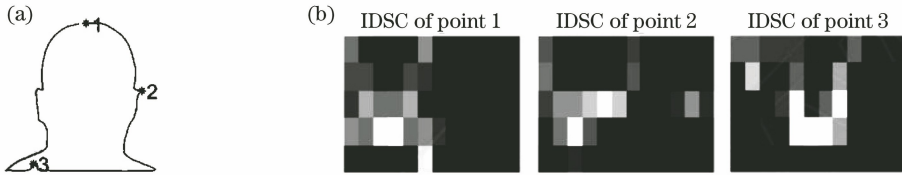


图 3 不同采样点的 IDSC 特征直方图。(a)头部轮廓的三个采样点;(b)三个采样点的 IDSC 直方图

Fig. 3 Histogram of IDSC features at different sampling points. (a) Three sampling points for head contour; (b) IDSC histogram at three sampling points

采用卡方检验 $C(p_{ik}, q_{jl})$ 作为两幅 BA 图像 IDSC 局部特征描述子的相似性判断准则,定义式为

$$C(p_{ik}, q_{jl}) = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^S \frac{[H_{p,ik}(s) - H_{q,jl}(s)]^2}{H_{p,ik}(s) + H_{q,jl}(s)}, \quad (2)$$

式中: p, q 为两幅待配准图像对应的原始点云模型中的点; S 为特征直方图分割的区间数量; $H_{p,ik}(s)$ 为模板 BA 图像中点 p_{ik} 对应的 IDSC 直方图, p_{ik} 为第一个点云中的第 i 个扫描层的第 k 个扫描点; $H_{q,jl}(s)$ 为目标 BA 图像中点 q_{jl} 对应的 IDSC 直方图, q_{jl} 为第二个点云中的第 j 个扫描层的第 l 个扫描点。 $C(p_{ik}, q_{jl})$ 值越小,表示点 p_{ik} 和 q_{jl} 在形状或结构上的特征越相似; $C(p_{ik}, q_{jl})$ 小于一定阈值时,认为点 p_{ik} 和 q_{jl} 是 BA 图像中的可匹配点。通过判断 $C(p_{ik}, q_{jl})$ 值即可找到两幅 BA 图像的匹配像素点。

BA 图像中,任意一个像素点的 $\theta_{BA_{ij}}$ 对应初始三维点云的第 i 个扫描层的第 j 个扫描点。由于三维点云中的点和 BA 图像的二维像素点是一一对应的映像关系,因此 BA 图像像素 $\theta_{BA_{ij}}$ 对应初始三维点云的点就是 p_{ij} 。

假设两个待配准的初始三维点云为 $P = \{p_i\}$ 和 $Q = \{q_j\}$, 满足简单的刚体变换。若 P 和 Q 可正确配准,至少有三对相关点,因此求解 P 和 Q 的旋转矩阵 R 的问题就是一个正交 Procrustes 问题。

假设从 P 的质心平移到 Q 的质心,在不考虑平移变换的情况下, P 和 Q 可写为

$$p_{ic} = p_i - \bar{p}, \quad (3)$$

$$q_{jc} = q_j - \bar{q}, \quad (4)$$

式中: p_{ic} 和 q_{jc} 分别为点 p_i 和 q_j 平移后得到的点; \bar{p} 和 \bar{q} 分别为 P 和 Q 的质心,则

$$\bar{p} = \sum p_i / m, \quad (5)$$

$$\bar{q} = \sum q_j / n, \quad (6)$$

式中: m 和 n 分别为点云 P 和 Q 中点的数目。

令新的相关点云分别为 P_c 和 Q_c , 那么 R 定义为

$$R = \operatorname{argmin}_R \| Q_c - P_c R \|_F^2, \quad (7)$$

式中: $\| \cdot \|_F$ 为 Frobenius 范数,定义为

$$\| A \|_F = \sqrt{\operatorname{tr}(A^T A)} = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}^2}, \quad (8)$$

式中: A 为某一待求解范数的矩阵; a_{ij} 为矩阵 A 中的元素。求解(7)式即可得到点云的刚体变换,由此实现基于 BA 图像的点云粗配准。

3 基于 SVD 的点云精配准

SVD 是重要的矩阵分解算法,可降低特征空间维数,得到唯一且稳定的特征描述,同时提高算法的抗噪性,在点云配准、信号处理及统计学等领域具有重要的应用价值^[12]。基于第 2 节点云的粗配准结果,采用基于 SVD 的改进 ICP 算法对点云数据进行进一步的精配准。

假设粗配准后的两个三维点云分别为 $P' =$

$\{p'_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$ 和 $Q' = \{q'_j, j=1, 2, \dots, N_q\}$, 其中 N_p 和 N_q 分别为 P' 和 Q' 中所包含的点数。点 p'_i 和 q'_j 的相关性可表示为

$$q'_j = R p'_i + t, \quad (9)$$

式中: t 为平移矢量。刚体变换 (R, t) 的求解式为

$$(R, t) = \min_{(R, t) \in SE(3)} \|Q'_b - (R P'_a + t E)^T\|_F, \quad (10)$$

式中: 集合 $SE(3)$ 是一个 Euclid 训练组; E 为单位矩阵; P'_a 和 Q'_b 分别为 P' 和 Q' 经过刚体变换后的点云集合。

对于平移矢量 t , 可通过 P' 和 Q' 的质心移动来求解。因此可将 (10) 式转换成仅依赖于 R 的形式, 即

$$(R, t) = \min_{R \in so(3)} \|Q'_b - R P'_a\|_F, \quad (11)$$

式中: $R \in so(3)$ 是一个三维旋转组。 P'_a 和 Q'_b 分别定义为

$$P'_a = [p'_{a1}, \dots, p'_{aN_p}] = P'_a [I_{aN_p} - (1/N_p) E E^T], \quad (12)$$

$$Q'_b = [q'_{b1}, \dots, q'_{bN_q}] = Q'_b [I_{bN_q} - (1/N_q) E E^T], \quad (13)$$

式中: I_{aN_p} 和 I_{bN_q} 均为单元矩阵。

对于目标函数 (11) 式, 采用 SVD 法进行分解, 于是有

$$Q'_b P'^T_a = U \Sigma V^T \in \mathbb{R}^{3 \times 3}, \quad (14)$$

式中: U 为左奇异矩阵; V 为右奇异矩阵; Σ 为包含奇异值的对角矩阵。

定义一个避免噪声点云中微小图像匹配矩阵 S , 并求解 R, S 和 R 分别为

$$S = \text{diag}(11 | V U^T |), \quad (15)$$

$$R = V S U^T. \quad (16)$$

基于上述刚体变换求解过程, 点云精配准算法 (即基于 SVD 的 ICP 配准算法) 的具体实现步骤如下。

1) 采用 2.2 节的基于 BA 图像的粗配准算法对点云进行初步对齐, 假设粗配准后的两个点云分别为 $P' = \{p'_i, i=1, 2, \dots, N_p\}$ 和 $Q' = \{q'_j, j=1, 2, \dots, N_q\}$ 。

2) 构建测量模式矩阵 $P'_a = [p'_{a1}, \dots, p'_{aN_p}]$ 。

3) 通过平移操作对齐 P' 和 Q' 的质心。

4) SVD 算法应用于 P'_a , 即 $P'_a = U_{P_a} \Sigma_{P_a} V_{P_a}^T$, 并计算 $R = V_{P_a} U_{P_a}^T$ 。

5) 利用 (12) 式和 (13) 式构建旋转模式 \bar{P}'_a 和 \bar{Q}'_b , $\bar{P}'_a = P'^T P'_a = [\bar{p}'_{a1}, \dots, \bar{p}'_{aN_p}]$, 若 \bar{p}'_{ai} 对应的 Q'_b 的最近点为 \bar{q}'_{bj} , 则旋转模式 $\bar{Q}'_b = [\bar{q}'_1, \dots, \bar{q}'_{bN_q}]$ 。

6) 计算配准误差 $\epsilon^{(j)} = \|\bar{P}'_b - \bar{Q}'_b\|_F / N_p$ 。若 $\epsilon^{(j)}$ 值小于给定阈值则说明 P' 和 Q' 配准成功, 反之配准失败。

4 实验结果与分析

算法在 Visual Studio 2010 环境下, Intel Core i7 3.33 GHz 的 CPU, 16 GB 内存的 Windows 7 64 位 PC 上进行实验。实验对 4 组不同类型的点云数据模型进行配准, 分别为斯坦福大学在网络上公开的 Bunny 点云和 Dragon 点云的数据模型, 以及采用三维扫描仪实地采集的原始颅骨点云和文物点云的数据模型, 4 组点云如图 4 所示。第 1 组 Bunny 点云和第 2 组 Dragon 点云为部分重叠点云, 点数据分布均匀, 不含噪声点; 第 3 组颅骨点云和第 4 组文物点云也是部分重叠点云, 点数据分布不均匀, 噪声点含量较多。

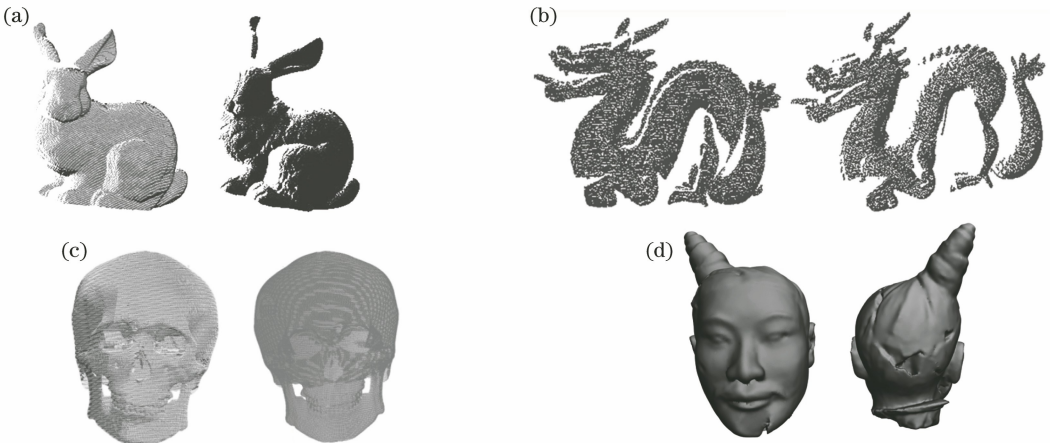


图 4 4 组待配准点云。(a) Bunny; (b) Dragon; (c) 颅骨; (d) 文物

Fig. 4 Four groups of point clouds to be registered. (a) Bunny; (b) Dragon; (c) skull; (d) cultural relic

采用基于二维图像特征和奇异值分解的点云配准算法对4组点云分别进行配准,先将三维点云转换成二维BA图像,利用IDSC算法对BA图像进行配准;再根据三维点和二维像素的一对一映像关系计算三维点云的刚体变换,从而实现两个点云的粗配准;最后采用基于SVD的ICP算法对点云进行进一步精配准。

实验中选取的算法参数:特征直方图分割的区间数量 S 为 $10\sim 50$, $\epsilon^{(j)}$ 的阈值为 0.1 mm ,特征直方图分割的区间数量根据具体实验数据情况而定。4组点云的粗配准结果如图5所示,精配准结果如图6所示。由图5和图6的配准结果可以看到,所提的配准算法可实现点云模型由粗到精的有效配准。

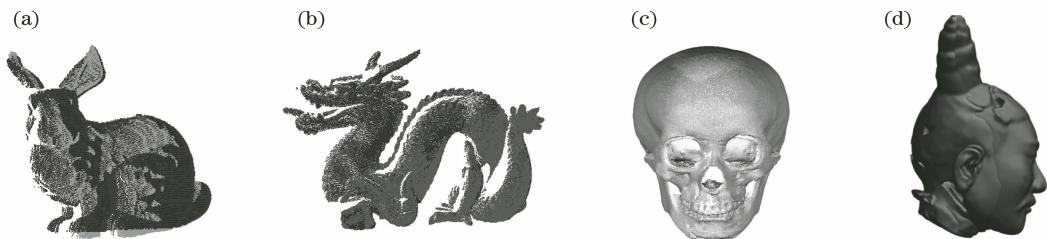


图5 4组点云的粗配准结果。(a) Bunny;(b) Dragon;(c)颅骨;(d)文物

Fig. 5 Rough registration results of four groups of point clouds. (a) Bunny; (b) Dragon; (c) skull; (d) cultural relic

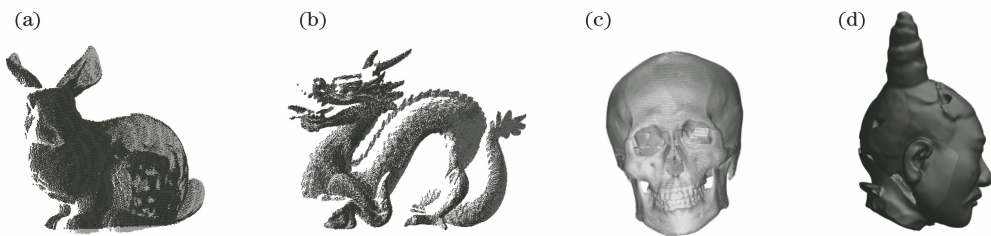


图6 4组点云的精配准结果。(a) Bunny;(b) Dragon;(c)颅骨;(d)文物

Fig. 6 Fine registration results of four groups of point clouds. (a) Bunny; (b) Dragon; (c) skull; (d) cultural relic

为了进一步验证基于二维图像特征和奇异值分解的点云配准算法的配准性能,对图4中的4组点云分别采用ICP算法^[6]、文献[13]算法和文献[14]

算法进行配准,3种配准算法和所提算法的配准对比结果如表1所示。

表1 4种算法的配准结果比较

Table 1 Comparison of registration results of four algorithms

| Point cloud | Number of points | Registration algorithm | Registration error /mm | Running time /s |
|----------------|------------------|------------------------|------------------------|-----------------|
| Bunny | 40256, 40096 | ICP | 0.0289 | 5.2 |
| | | Ref. [13] | 0.0247 | 4.5 |
| | | Ref. [14] | 0.0201 | 3.7 |
| | | Proposed | 0.0185 | 2.8 |
| Dragon | 41841, 22092 | ICP | 0.0318 | 6.3 |
| | | Ref. [13] | 0.0274 | 5.3 |
| | | Ref. [14] | 0.0229 | 4.1 |
| | | Proposed | 0.0201 | 3.5 |
| Skull | 46842, 39787 | ICP | 0.0320 | 7.8 |
| | | Ref. [13] | 0.0274 | 6.6 |
| | | Ref. [14] | 0.0224 | 5.2 |
| | | Proposed | 0.0199 | 4.6 |
| Cultural relic | 44731, 39629 | ICP | 0.0326 | 8.5 |
| | | Ref. [13] | 0.0281 | 7.4 |
| | | Ref. [14] | 0.0235 | 6.0 |
| | | Proposed | 0.0206 | 5.4 |

由表 1 可以看到,所提算法的配准精度最高,耗时最短。与 ICP 算法相比,所提算法的配准精度提高了约 35%,耗时降低了约 45%;与文献[13]算法相比,所提算法的配准精度提高了约 25%,耗时降低了约 35%;与文献[14]算法相比,所提算法的配准精度提高了约 10%,耗时降低了约 25%。

由于 ICP 算法是一种基于无特征的点云配准算法,其要求两个待配准点云的初始位置相对比较接近,且存在包含关系,因此对旋转和平移较大的低覆盖率点云的配准效果不佳。ICP 算法在配准过程中需不断迭代得以实现,因此算法运行时仅需存储两个待配准点云,耗时与待配准点云的点数目 N_p 和 N_q 及迭代次数 K 有关,其空间复杂度为 $O(N_p + N_q)$,时间复杂度为 $O[K \max(N_p, N_q)]$ 。文献[13]算法是一种基于特征点的点云配准算法,利用点云模型上的内部形态描述子(ISS)实现迭代配准,但所选特征相对简单,对复杂模型的配准精度还有待提高。由于特征点数量较少,假设为 N'_p 和 N'_q ,迭代次数为 K' ,文献[13]算法的空间复杂度和时间复杂度比 ICP 算法相对要小,空间复杂度为 $O(N'_p + N'_q)$,时间复杂度为 $O[K' \max(N'_p, N'_q)]$ 。文献[14]算法是一种基于距离误差评价的 ICP 算法,可实现高密度点云的有效配准,但对于采样均匀的公共点云数据模型的配准并无明显优势。由于文献[14]算法是基于 ICP 算法引入距离误差评价函数来实现的,因此其迭代次数远低于 ICP 算法,其空间复杂度为 $O(N_p + N_q)$,时间复杂度为 $O[\max(N_p, N_q) \log_2 K \max(N_p, N_q)]$ 。所提算法通过降维的方式实现特征点的无迭代精确配准,配准精度和速度明显优于已有配准算法,其空间复杂度为 $O(N'_p + N'_q)$,时间复杂度为 $O[\max(N'_p, N'_q)]$ 。

由此可见,基于二维图像特征和奇异值分解的点云配准算法可对不同类型的点云模型实现精确配准,算法空间复杂度和时间复杂度都较小,是一种精度高、速度快和鲁棒性好的点云配准算法。

5 结 论

点云配准是三维重建的关键技术之一,目前已在各个领域得到了广泛关注。随着应用需求的不断提高,对点云配准算法的精度、抗噪性、速度和普适性的要求也越来越高。为了提高点云配准的性能,提出一种基于 BA 图像和 SVD 的点云配准算法。先将三维点云转换成二维 BA 图像,实现了三维点

和二维像素的一对一映像关系,并利用 IDSC 算法对 BA 图像的轮廓进行配准,从而实现点云的粗配准;再采用基于 SVD 的 ICP 算法,通过矩阵分解降低特征空间维数,实现了点云的精配准。所提算法充分考虑了局部特征和噪声对配准结果的影响,可实现点云的快速精确配准。今后的研究中,要进一步研究重叠率在 50% 以下的低覆盖率点云的配准问题,并将其应用于非薄壁缺损文物断裂面的匹配中,进一步扩大点云配准算法的应用范围。

参 考 文 献

- [1] Liu M, Shu Q, Yang Y X, et al. Three-dimensional point cloud registration based on independent component analysis [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(1): 011203.
刘鸣, 舒勤, 杨赞秀, 等. 基于独立成分分析的三维点云配准算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(1): 011203.
- [2] Persad R A, Armenakis C. Automatic co-registration of 3D multi-sensor point clouds [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130: 162-186.
- [3] Zhang Z, Xu H L, Yin H. A fast point cloud registration algorithm based on key point selection [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(12): 121002.
张哲, 许宏丽, 尹辉. 一种基于关键点选择的快速点云配准算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(12): 121002.
- [4] Quan S W, Ma J, Hu F Y, et al. Local voxelized structure for 3D binary feature representation and robust registration of point clouds from low-cost sensors [J]. *Information Sciences*, 2018, 444: 153-171.
- [5] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(3): 0308002.
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法 [J]. *中国激光*, 2015, 42(3): 0308002.
- [6] 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.
- [7] Tang Z R, Jiang Y, Miao C W, et al. Three-dimensional point cloud registration algorithm based on factor analysis [J]. *Laser & Optoelectronics*

- Progress, 2019, 56(19): 191503.
- 唐志荣, 蒋悦, 苗长伟, 等. 基于因子分析法的三维点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 191503.
- [8] Yu C, Ju D. A maximum feasible subsystem for globally optimal 3D point cloud registration [J]. Sensors, 2018, 18(2): 544-553.
- [9] Tang Z R, Liu M Z, Jiang Y, et al. Point cloud registration algorithm based on canonical correlation analysis[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(4): 0404006.
唐志荣, 刘明哲, 蒋悦, 等. 基于典型相关分析的点云配准算法[J]. 中国激光, 2019, 46(4): 0404006.
- [10] Lin C C, Tai Y C, Lee J J, et al. A novel point cloud registration using 2D image features [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017: 5.
- [11] Carstensen A, Zhang J, Heyman G D, et al. Context shapes early diversity in abstract thought [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2019, 116(28): 13891-13896.
- [12] Guillemot V, Beaton D, Gloaguen A, et al. A constrained singular value decomposition method that integrates sparsity and orthogonality[J]. PLoS One, 2019, 14(3): e0211463.
- [13] Zhao F Q, Geng G H. Fracture surface matching method for terracotta based on feature points [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4): 041005.
赵夫群, 耿国华. 基于特征点的秦俑断裂面匹配方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041005.
- [14] Wu M M, Wang J F. Registration of point cloud data for matching crushed sand particles [J]. Powder Technology, 2019, 347: 227-242.