

利用结构特征的点云快速配准算法

王畅¹, 舒勤^{1*}, 杨贇秀², 陈蔚²

¹ 四川大学电气信息学院, 四川 成都 610065;

² 西南技术物理研究所, 四川 成都 610041

摘要 为提高三维激光扫描点云的配准精度以及效率, 解决数据点缺失、点云散乱时的配准问题, 结合点云的全局和局部结构特征的不变特性, 提出基于全局结构特征的初始配准算法和利用局部结构特征的快速精确配准算法。首先, 给出全局结构特征的定义, 并阐明初始配准方法, 证明在点云样本集缺失数据时初始配准算法的有效性; 然后, 给定一种空间区域的划分方式, 并找出划分的空间区域中两个点云的对应点; 最后, 通过找出的有限个对应点实现点云的精确配准。在仿真和实验数据处理时, 该精确配准算法能够有效地完成缺失、散乱点云的精确、快速配准, 且在效率和精度上比其他几种算法具有明显优势。

关键词 成像系统; 图像配准; 结构特征; 最小二乘法; 数据缺失; 散乱点云

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0911005

Quick Registration Algorithm of Point Clouds Using Structure Feature

Wang Chang¹, Shu Qin^{1*}, Yang Yunxiu², Chen Wei²

¹ College of Electrical Engineering and Information Technology, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China;

² Southwest Institute of Technical Physics, Chengdu, Sichuan 610041, China

Abstract To improve the registration of point clouds scanned by 3D laser in terms of accuracy and efficiency, and solve the registration problems when data points are missing and out of order, based on the invariant characteristics of global and local structure features of point clouds, an initial registration algorithm using global structure features and a fast and accurate registration algorithm using local structure features are proposed. First, the global structure feature and the initial registration method are defined. The validity of the initial registration is strictly proved when the data point is lost. Then, we propose a way to partition the spatial region and find out the corresponding points of the two point clouds in the spatial region. Finally, the two clouds achieve precise registration through the corresponding points found. In the processes of simulation and experiment, the proposed algorithm can effectively perform accurate and rapid registration of missing and scattered point clouds. It has obvious advantages in efficiency and accuracy than other algorithms.

Key words imaging systems; image registration; structure feature; least square method; data missing; scattered point cloud

OCIS codes 110.6880; 150.6910; 110.3010

1 引 言

配准技术是一种重要的数字检测技术, 广泛应用于无损检测、虚拟现实以及机器人等诸多领域。在模型配准方面, Besl 等^[1]提出的最近点迭代(ICP)算法是被广泛地应用于配准的经典算法。ICP的核心思想是寻找两个点集的对应点, 并计算其变换矩阵, 但该算法的收敛性过分依赖于较好的

初始值。

目前, 针对 ICP 所表现出的一些缺陷, 主要有提高初始值精度、精简点云数据量、改进 ICP 算法本身等解决方案。提高初值精度的常用算法有粒子群(PSO)算法^[2-3]和遗传算法(GA)^[4-6], 这两类算法均依赖于计算机的计算能力, 且点云数据量普遍较大, 初始值要求越精确, 所需搜索时间越长, 耗资越大。因此, 有学者提出对点云精简数据量。精简点

收稿日期: 2018-03-22; 修回日期: 2018-04-26; 录用日期: 2018-05-02

基金项目: 四川省重点研发项目(2018GZ0226)

* E-mail: shuqin@scu.edu.cn

云数据量主要基于点云的几何特征:计算点云中对应点的曲率^[7-9]是一个依赖于邻域点协方差的算法,可以实现局部重叠的点云配准;根据夹角不变^[10-11]的特性,算法向量和最近的 k 邻域点的法向量直接的夹角。Cheng 等^[12]提出结合特征线和角点的方式,但计算每个点的特征会增加时间消耗,且对于点云存在随机丢失的情况,该算法在理论上可能难以进行。

另一方面,有学者对 ICP 算法本身进行改进。Sharp 等^[13]利用不变特征提出使用不变特征配准的最近点迭代(ICPIF)算法。Bae^[14]提出基于曲率和法向变化率的几何基本最近点迭代(GP-ICP)算法,该算法弱化了 ICP 算法对迭代初值的要求。Ying 等^[15]提出了一种基于七维空间迭代的 Scale-ICP 算法,该算法具有较快的收敛速度,且能适应不同尺度的配准。虽然在迭代速度和精度上 ICP 算法的确得到了不同程度的改进,但改进的 ICP 算法仍然依赖于迭代过程,仍存在收敛缓慢的问题。本文提出针对散乱、随机丢失点情况的点云配准算法,不需要迭代过程,以实现对点云的快速精确配准。

2 初始配准算法

2.1 基本问题

记源点云 Ω 为点集 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 并且目标点云 Γ 为点集 $\{q_1, q_2, \dots, q_n\}$, 其元素均属于 \mathbb{R}^3 。同时,假设 Ω 与 Γ 之间存在一一映射关系。定义一个可逆算子为

$$T \cdot \triangleq \mathbf{R} \cdot + \mathbf{p}_0, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $\mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}$ 并且 $\mathbf{p}_0 = (x_0, y_0, z_0)^T$ 。则,对于 Ω 与 Γ 中对应点总满足

$$\mathbf{q}_k = T(\mathbf{p}_k). \quad (2)$$

实际上,算子 $T \cdot$ 是未知的,因此如何估算算子 $T \cdot$ 成为三维点云配准的一个基本问题。很多文献利用代价函数去描述这个问题,定义为

$$J(T) = \sum_{k=1}^n \|T\mathbf{p}_k - \mathbf{q}_k\|^2, \quad (3)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示 2-范数, n 为点云中点的数目。进一步,算子 $T \cdot$ 能够被计算为

$$\hat{T} = \underset{T}{\operatorname{argmin}} J(T). \quad (4)$$

然而,构建这样一个代价函数并非易事。实际上,两个点云的数目和顺序也可能不一致,因此算子 $T \cdot$ 不能够通过最小化代价函数 J 直接获取。

2.2 点云的全局特征

算子 $T \cdot$ 可以改变点云的位置和姿态,但是不能改变点云的结构,从而点云的结构特征成为一个算子 $T \cdot$ 作用下的不变量。为了便于后续讨论,暂时仅考虑两个点云点数一致的情况,这样可以先预处理两个点云的数据,使得两个点云的中心均处于原点,则

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{n} \sum_k \mathbf{p}_k, & \bar{\mathbf{q}} = \frac{1}{n} \sum_k \mathbf{q}_k, \\ \tilde{\mathbf{p}}_k = \mathbf{p}_k - \bar{\mathbf{p}} & \tilde{\mathbf{q}}_k = \mathbf{q}_k - \bar{\mathbf{q}} \end{cases}, \quad (5)$$

那么,算子 $T \cdot$ 可以退化为

$$\tilde{T} \cdot \triangleq \mathbf{R} \cdot, \quad (6)$$

此时,

$$\tilde{\mathbf{q}}_k = \tilde{T}(\tilde{\mathbf{p}}_k), \quad (7)$$

式中 $\tilde{T} \cdot$ 为一个酉算子,即

$$\|\tilde{\mathbf{q}}_k\|^2 = \|\tilde{\mathbf{p}}_k\|^2, \quad (8)$$

表明旋转过程中,点云的点到中心的距离为不变量。进一步,利用距离旋转不变的特性,可以构造点云的配准方法。定义一个连续有界的非线性实函数簇为

$$G \triangleq \{g_1, g_2, \dots\}, \quad (9)$$

并且,如果 $g_k \in G$, 那么

$$0 < M_1 \leq |g_k| \leq M_2. \quad (10)$$

进一步,定义点云 Ω 与 Γ 的全局向量特征分别为

$$\begin{cases} \mathbf{c}_\Omega^j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n g_j(\|\tilde{\mathbf{p}}_k\|) \tilde{\mathbf{p}}_k \\ \mathbf{c}_\Gamma^j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n g_j(\|\tilde{\mathbf{q}}_k\|) \tilde{\mathbf{q}}_k \end{cases}, \quad (11)$$

因此,有

$$\mathbf{c}_\Gamma^j = \tilde{T}(\mathbf{c}_\Omega^j), \quad (12)$$

则,算子 $\tilde{T} \cdot$ 可以被计算为

$$\tilde{T} = \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_\Gamma^k (\mathbf{c}_\Omega^k)^T \right] \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_\Omega^k (\mathbf{c}_\Omega^k)^T \right]^{-1}, \quad (13)$$

式中取 K 个非线性函数,一定存在非线性函数簇使矩阵 $\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_\Omega^k (\mathbf{c}_\Omega^k)^T$ 可逆。实际上,三维点云形态一般比较复杂。对于复杂的三维点云至少存在 3 个模长不同且线性无关的向量,不妨设 3 个线性无关的向量分别为 $\tilde{\mathbf{p}}_1, \tilde{\mathbf{p}}_2, \tilde{\mathbf{p}}_3$, 特别地可以取

$$g_i(\|\tilde{\mathbf{p}}_k\|) \begin{cases} \neq 0, & k=1,2,3 \\ =0, & k=4,5,\dots,n \end{cases}, \quad (14)$$

$$i=1,2,\dots,K,$$

由此很容易构造非线性函数簇使矩阵 $\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_\Omega^k (\mathbf{c}_\Omega^k)^T$ 可逆。

2.3 基于全局特征的初始配准

实际上,当两个点云的点数不一致时,两个点云 Ω 与 Γ 的全局向量特征可以分别描述为

$$\begin{cases} \mathbf{c}_{\Omega}^j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n g_j(\|\tilde{\mathbf{p}}_k\|) \tilde{\mathbf{p}}_k \\ \hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n-m} g_j(\|\tilde{\mathbf{q}}_k\|) \tilde{\mathbf{q}}_k \end{cases}, \quad (15)$$

假设点云 Γ 的数目为 $n-m$ ($m \neq 0$), 并且

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{q}} = \frac{1}{n-m} \sum_{k=1}^{n-m} \mathbf{q}_k \\ \tilde{\mathbf{q}}_k = \mathbf{q}_k - \bar{\mathbf{q}} \end{cases}. \quad (16)$$

不失一般性,假设

$$\begin{cases} \mathbf{c}_{\Gamma}^j = \hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^j + \Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^j \\ \Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^j = \frac{1}{n} \sum_{k=n-m+1}^n g_j(\|\tilde{\mathbf{p}}_k\|) T(\tilde{\mathbf{p}}_k) \end{cases}, \quad (17)$$

此时,(13)式可以改写为

$$\tilde{T} = \left[\sum_{k=1}^K (\hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^k + \Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^k) (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right] \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1}. \quad (18)$$

分别定义 ΔT 和 \hat{T} 为

$$\begin{cases} \Delta T = \sum_{k=1}^K [\Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T] \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1} \\ \hat{T} = \sum_{k=1}^K [\hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^k (\hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^k)^T] \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1} \end{cases}, \quad (19)$$

则(18)式可以简化为

$$\tilde{T} = \hat{T} + \Delta T. \quad (20)$$

通过矩阵的相容性,可以得到

$$\|\Delta T\| \leq \left\| \sum_{k=1}^K [\Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T] \right\| \left\| \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1} \right\|. \quad (21)$$

由于矩阵 $\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T$ 为非奇异,因此其绝对值最小的特征值 $\lambda_{\min} \neq 0$, 即

$$\left\| \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1} \right\|_2 = \frac{1}{|\lambda_{\min}|} < \infty. \quad (22)$$

矩阵范数具备等价性,因此矩阵 $\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T$ 的范数是有界的。同时,在点云中点的坐标也是有界的。令 \mathbf{Q}_m 满足如下关系

$$\mathbf{Q}_m = \max_{i,j} (\tilde{\mathbf{q}}_i \tilde{\mathbf{p}}_j^T), \quad (23)$$

式中 $\max(\cdot)$ 为矩阵元素的最大值。那么,通过联立方程(10)、(15)、(16)和(23)式,可得

$$\left\| \sum_{k=1}^K [\Delta \mathbf{c}_{\Gamma}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T] \right\|_{\infty} \leq \frac{mKM_2^2 \mathbf{Q}_m}{n}. \quad (24)$$

根据范数等价性可得

$$\|\Delta T\| \leq \frac{cmKM_2^2 \mathbf{Q}_m}{n|\lambda_{\min}|}, \quad (25)$$

式中 c 为正常数。

事实上,点云的数目 n 一般比较大。由于 $\tilde{T} \cdot$ 为一个酉算子,如果 n 趋于无穷,则有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\|\Delta T\|}{\|\tilde{T}\|} = 0. \quad (26)$$

因此,当较少的点丢失时,算子 $\tilde{T} \cdot$ 也能够被近似地估计出来

$$\tilde{T} \approx \hat{T} = \sum_{k=1}^K \hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^k (\hat{\mathbf{c}}_{\Gamma}^k)^T \left[\sum_{k=1}^K \mathbf{c}_{\Omega}^k (\mathbf{c}_{\Omega}^k)^T \right]^{-1}. \quad (27)$$

值得注意的是地, \hat{T} 此时可能不再是一个酉算子。而非酉算子将会改变点云的结构,影响点云的配准。因此,通过奇异值分解将 \hat{T} 修正为酉算子。

如果 $\hat{T} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^H$, 那么令

$$\hat{T} = \mathbf{U}\mathbf{V}^H, \quad (28)$$

此时,算子 \hat{T} 仅能完成粗配准。仅当 $m=0$ 时,算子 \hat{T} 可以完成精确配准。

3 精确配准

当点云中的点存在随机丢失时,如何精确配准两个点云是本节研究的重点。虽然可以利用点云的结构信息,但是计算每个点的结构信息会增大运算量。因此,本文提出利用少量的局部结构特征,实现快速精确配准。

3.1 点云的局部区域划分

利用前面的粗配准方法,可以将两个点云实现初步配准。虽然点云存在数据丢失的情况,但必然具有重叠区域。假设在某一片重叠区域中包含两个点云相互对应的点,两点云粗配准示意图如图 1 所示。

以原点 O 为中心,任意选择一个向量 \overrightarrow{OP} , 并以 \overrightarrow{OP} 为轴, r 为半径,划分一片点云空间区域。在该点云空间区域中,点云的数目比较少,便于寻找该片区域中两个点云的对应点。

3.2 局部结构特征

假设有足够多的点在公共区域内未丢失,换言之,总可以找到点 S 以及离其最近的 3 个点未丢失,如图 2 所示。

点 S 的局部结构特征 \mathbf{v}_s 定义为向量

$$\mathbf{v}_s = [\|s - s_1\| \quad \|s - s_2\| \quad \|s - s_3\|]^T, \quad (29)$$

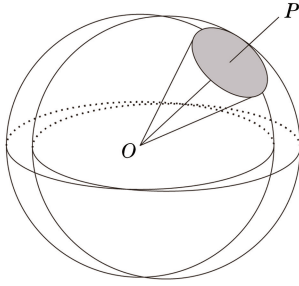


图1 初始配准示意图

Fig. 1 Schematic of initial registration

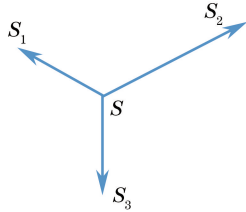


图2 S点的局部最近点

Fig. 2 Closest point to S point

式中 $\|s - s_1\| \leq \|s - s_2\| \leq \|s - s_3\|$ 。当算子 $T \cdot$ 作用于点云时,点 S 的局部结构特征 v_s 不会发生改变。因此,在选定的划分区域中,可以通过局部结构特征 v_s 找到两个点云的部分对应点。如果选择多个不同的向量 \vec{OP} ,那么就有足够多的两个点云的对应点被找到。分别记点云 Ω 和 Γ 的对应点为

$$\{\mathbf{S}_1^{\Omega}, \mathbf{S}_2^{\Omega}, \dots, \mathbf{S}_L^{\Omega}\}, \{\mathbf{S}_1^{\Gamma}, \mathbf{S}_2^{\Gamma}, \dots, \mathbf{S}_L^{\Gamma}\}, \quad (30)$$

式中 L 为对应点的数目。就对应点而言,缺失甚至乱序的点云配准问题又转化为点云基本配准问题。

3.3 对应点配准

减去(30)式中点云的对应点坐标的平均值,可以得到

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{S}}_k^{\Omega} = \mathbf{S}_k^{\Omega} - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{S}_j^{\Omega} \\ \bar{\mathbf{S}}_k^{\Gamma} = \mathbf{S}_k^{\Gamma} - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{S}_j^{\Gamma} \end{cases}, \quad (31)$$

此时,记修正算子为 $T_m \cdot$,并且满足

$$\tilde{\mathbf{S}}_k^{\Gamma} = T_m(\bar{\mathbf{S}}_k^{\Omega}), \quad (32)$$

由最小二乘法可得,

$$T_m = \left[\sum_{k=1}^L \bar{\mathbf{S}}_k^{\Gamma} (\bar{\mathbf{S}}_k^{\Omega})^T \right] \left[\sum_{k=1}^L \bar{\mathbf{S}}_k^{\Omega} (\bar{\mathbf{S}}_k^{\Omega})^T \right]^{-1}. \quad (33)$$

令 p 为 Ω 中的点,其对应点为 Γ 中的 q 点,那么,通过(28),(31)和(32)式可得:

$$p - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{S}_j^{\Omega} = T_m^{-1} \left[\hat{T}^{-1} \left(q - \frac{1}{n-m} \sum_{i=1}^{n-m} q_i \right) - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{S}_j^{\Gamma} \right], \quad (34)$$

式中 \cdot^{-1} 为可逆算子。进一步,

$$T^{-1} \cdot = T_m^{-1} \hat{T}^{-1} \cdot - \frac{1}{n-m} \sum_{i=1}^{n-m} T_m^{-1} \hat{T}^{-1} q_i - \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L T_m^{-1} \mathbf{S}_j^{\Gamma} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i + \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{S}_j^{\Omega}. \quad (35)$$

通常情况下,虽然 Γ 中有部分点缺失,但是精确配准仍然可以完成。由于初始配准和精确配准均采用点云结构特征,因此将两部分算法称为利用结构特征的快速配准(QRSF)算法。算法流程如下。

Input:两个点云 Ω 和 Γ ,其中 Γ 可以存在随机丢失和散乱排布的情况

Output:配准后的点云 Γ ,与算子 $T \cdot$,即旋转矩阵 R 与平移向量 p 。

1)根据(5)式将两个点云进行预处理。

2)选择 K ($K > 3$) 个非线性函数(一般选择正交多项式),根据(11)式计算出全局向量特征。

3)通过(27)式计算出 $\tilde{T} \cdot$,并采用奇异值分解,用(28)式修正 $\tilde{T} \cdot$,从而实现初步配准。

4)以原点 O 为中心,随机选择向量 \vec{OP} ,并以 r 为半径截取两个点云的公共空间区域内的点。

5)计算公共空间区域内,两个点云中每个点的局部结构特征向量 v_s ,如果两个点云中某两个点之间特征向量满足 $\|v_s^{\Omega} - v_s^{\Gamma}\| \leq \epsilon$,则认为两个点为对应点,并存储对应点集合。重复 M 次4)和5)步骤,保证对应点寻找足够均匀。

6)通过(31)式计算出中心在原点的对应点集,并通过(33)式计算出配准后的点云 Γ ;通过(35)式计算出算子 $T \cdot$ 。

为了方便后续算法对比,将步骤1)~3)实现的初始配准算法,简称为利用结构特征进行初始配准(IRSF)算法。

4 仿真数据分析

为证明本文算法的有效性,以 Intel core i5 2.5 GHz CPU,8 GB 内存的计算机作为实验平台,通过 MATLAB 2016a 对算法进行验证。采用 Stanford 大学提供的 Bunny 和 Horse 三维点云数据进行仿真实验。由于部分文献不能在点云存在随机丢失的情况下进行配准,因此分别在点云未出现丢失时,与文献[4]的算法,Scale-ICP 算法以及经典 ICP 算法进行对比;并在点云存在随机丢失时,将 ICP 算法和 QRSF 算法在运算效果和运算时间两方面进行比较。

4.1 理想情况配准

当点云数据是一一对应的理想情况时,这里分别采用文献[4]的算法和 QRSF 算法,以及 ICP 与 Scale-ICP 算法,对点云 Bunny(31607 点)和 Horse(48485 点)进行配准效果对比。由于 ICP 与 Scale-ICP 需要初始配准,故以文献[4]的初始配准 GA 算法和 ICP 算法结合进行配准。点云理想情况下进行仿真,通过同一点云随机的旋转和平移实现,其中点云配准前的初始状态如图 3 所示。

各算法配准后效果如图 4 与图 5 所示。

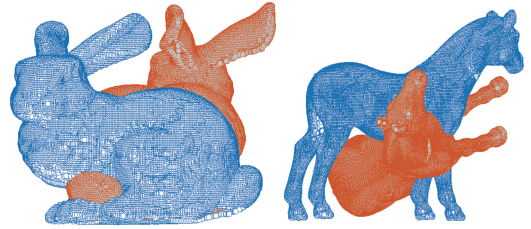


图 3 点云初始状态

Fig. 3 Initial state of the point clouds

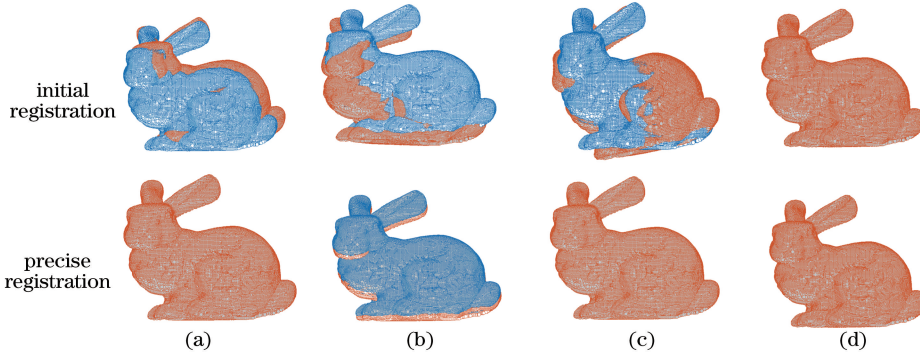


图 4 点云 Bunny 配准效果。(a)文献[4]算法;(b) GA+ICP 算法;(c) GA+Scale-ICP 算法;(d) QRSF 算法

Fig. 4 Point cloud Bunny registration results. (a) Algorithm in Ref. [4]; (b) GA+ICP algorithm; (c) GA+Scale-ICP algorithm; (d) QRSF algorithm

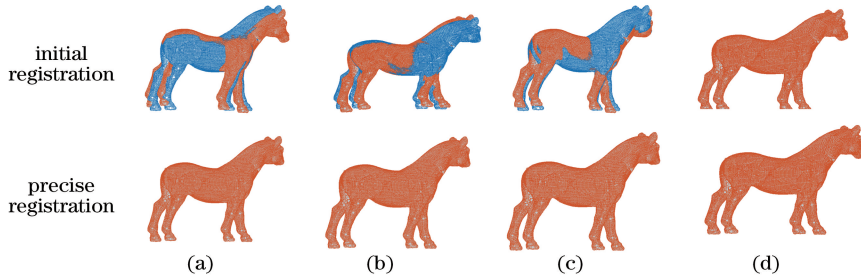


图 5 点云 Horse 配准效果。(a)文献[4]算法;(b) GA+ICP 算法;(c) GA+Scale-ICP 算法;(d) QRSF 算法

Fig. 5 Point cloud Horse registration results. (a) Algorithm in Ref. [4]; (b) GA+ICP algorithm; (c) GA+Scale-ICP algorithm; (d) QRSF algorithm

由图 4 和图 5 可知,对于 Bunny 和 Horse 两个点云,文献[4]算法、ICP 算法、Scale-ICP 算法和 QRSF 算法均可以完成精确配准,但 ICP 算法受初始位置影响较大,而 IRSF 初始配准之后,基本上两个点云已经配准。总体而言,文献[4]算法与 Scale-ICP 算法、QRSF 算法最终效果相当。进一步,计算各配准算法的均方根误差,其定义式为

计算结果如表 1 所示。

结果表明,文献[4]算法、Scale-ICP 算法以及 QRSF 算法的配准均方误差均很小,且 QRSF 算法在配准效果上具有更高的配准精度。

4.2 随机丢失情况配准

当点云存在数据丢失时,文献[4]方法不再适用。由于缺乏对应关系,GA 算法不能直接用于点云的配准。因此,先采用 IRSF 算法实现初始配准,再在相同配准条件下用 QRSF 算法与经典 ICP 算法和 Scale-ICP 算法进行比较。

$$E_{\text{RMS}} =$$

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [(x_k^r - x_k^q)^2 + (y_k^r - y_k^q)^2 + (z_k^r - z_k^q)^2]}, \quad (36)$$

表 1 不同配准算法的均方根误差

Table 1 Root mean square errors of different registration algorithms

Point cloud	E_{RMS} /mm			
	Algorithm in Ref.[4]	GA+ICP	GA+Scale-ICP	QRSF
Bunny	1.011×10^{-14}	0.895	5.01×10^{-13}	4.455×10^{-15}
Horse	5.549×10^{-17}	1.759×10^{-16}	5.201×10^{-17}	3.655×10^{-17}

图 6 为不同程度丢失点云数据点时,各点云的配准情况。丢失按照均匀随机分布丢失的方式进行,因此在精确配准后,点云应当呈现均匀散乱分布的斑点。在整个配准过程中,随着丢失点云百分比的增加,在 QRSF 算法效果图上的斑点均

匀增加;但对其他算法,不同程度丢失数据点后,配准效果图上的斑点并未明显均匀出现。此外,上述结果还表明,在缺失 25%的数据点时,采用 IRSF 初始配准算法仍然可以达到经典 ICP 算法的初始位置的标准。

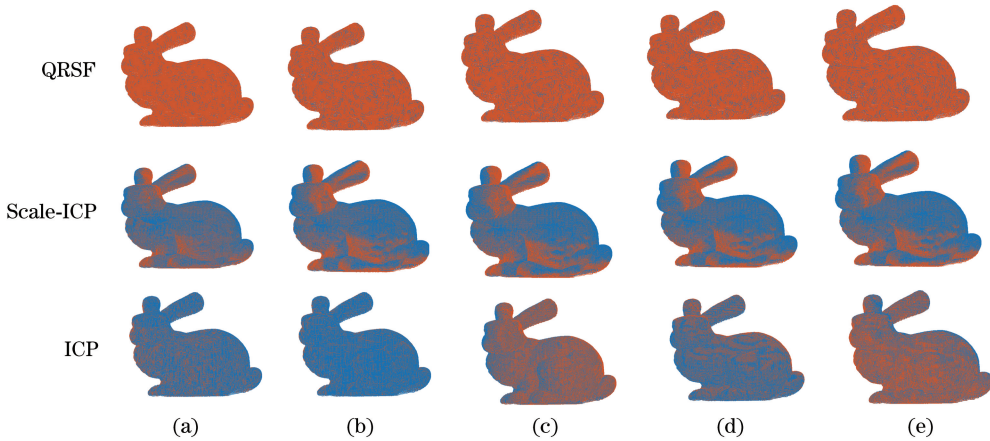


图 6 随机丢失(a) 5%、(b) 10%、(c) 15%、(d) 20%和(e) 25%数据点的点云配准

Fig. 6 Point cloud registration with random missing data points of (a) 5%, (b) 10%, (c) 15%, (d) 20% and (e) 25%

表 2 不同程度丢失点云数据点时不同算法配准时间

Table 2 Registration time using different algorithms with different random lost data points

Algorithm	Registration time with different random lost data points /s				
	5%	10%	15%	20%	25%
QRSF	0.211	0.229	0.249	0.255	0.259
Scale-ICP	10.931	11.910	11.313	11.714	12.452
ICP	102.420	96.044	84.135	77.885	111.645

由表 2 可知,随着丢失数据量的增加,各个算法配准运行时间均有所波动;但从算法运行时间来看,在对点云进行精确配准的整个过程中,QRSF 算法的配准时间仅为 0.24 s 左右,明显优于其他两种算法。

5 数据分析

为验证本文算法在实际扫描数据中的有效性,在实验平台上通过 MATLAB 2016a 对算法进行验证。采用便携式激光扫描仪 (HandySCAN 300™, 加拿大) 对两组机械器件进行数据采集(图 7),并分

别对两组扫描数据在不同程度的随机丢失数据点进行配准。

机械器件 A 有 273871 点,降采样后有 91576 点;机械器件 B 有 487527 点,降采样后有 285753 点。对两组点云分别进行点云随机丢失和随机旋转后,以 IRSF 进行点云数据初始配准。图 8 为两组点云随机丢失大约 20%数据点后的配准效果图。

实验数据丢失点和排列顺序不同,数据不再一一对应。为便于对比算法的性能,引入另一种均方根误差:

$$E_{RMS, \min} = \sqrt{\frac{1}{n-m} \sum_{k=1}^{n-m} \min_{j=1}^n [(x_k^r - x_j^o)^2 + (y_k^r - y_j^o)^2 + (z_k^r - z_j^o)^2]}, \quad (37)$$

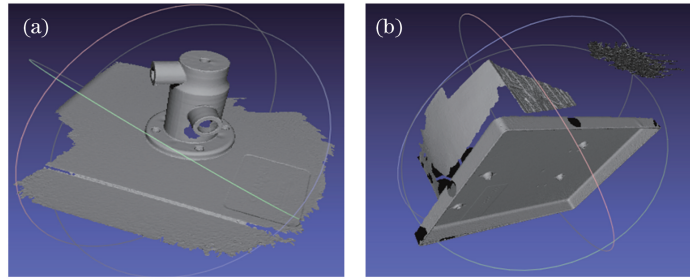


图 7 扫描仪采集数据。(a)机械器件 A;(b)机械器件 B

Fig. 7 Data collected by scanner. (a) Mechanical part A; (b) mechanical part B

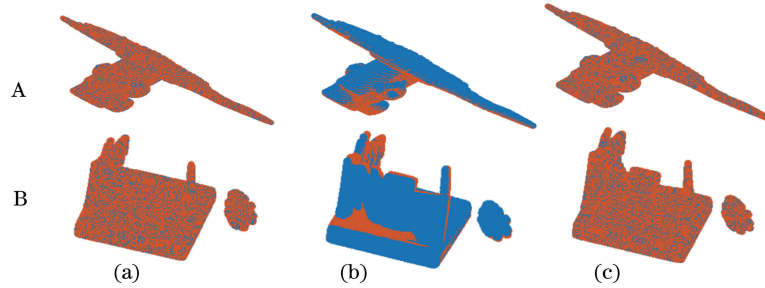


图 8 随机丢失 20%数据点后的配准。(a) ICP 算法配准;(b) Scale-ICP 算法配准;(c) QRSF 算法配准

Fig. 8 Registration after random loss of 20% data points. (a) Registration by ICP algorithm; (b) registration by Scale-ICP algorithm; (c) registration by QRSF algorithm

式中 m 为丢失数据点的数目。特别地,当 $m = 0$ 据随机丢失时的算法误差和时间进行比较,结果如时,(37)式退化为(36)式。进一步,对不同情况下数 表 3 所示。

表 3 不同算法配准时间

Table 3 Registration time using different algorithms

Point cloud	Algorithm	Registration time with different random lost data points /s				
		5%	10%	15%	20%	25%
A	ICP	496.511	439.262	1324.627	879.707	822.785
	Scale-ICP	15.015	18.226	16.950	15.365	17.008
	QRSF	0.629	0.583	0.779	0.553	0.618
B	ICP	2212.46	1044.44	3348.112	2454.977	2597.634
	Scale-ICP	91.666	100.552	147.122	44.474	113.152
	QRSF	1.707	1.870	1.670	1.739	1.313

表 4 不同程度丢失数据后配准的均方根误差

Table 4 Root mean square error of registration after missing data at different ratios

Point cloud	Algorithm	$E_{RMS, min}$ after missing data at different ratios /mm				
		5%	10%	15%	20%	25%
A	ICP	7.50×10^{-12}	3.37×10^{-12}	1.204×10^{-12}	6.57×10^{-12}	9.65×10^{-12}
	Scale-ICP	0.226	0.252	0.424	0.577	0.687
	QRSF	3.14×10^{-14}	5.35×10^{-14}	3.74×10^{-14}	2.99×10^{-14}	3.49×10^{-14}
B	ICP	7.22×10^{-12}	4.21×10^{-12}	4.10×10^{-12}	4.45×10^{-14}	4.12×10^{-12}
	Scale-ICP	0.333	0.736	1.46	1.96	2.42
	QRSF	4.14×10^{-14}	1.41×10^{-12}	9.19×10^{-14}	4.64×10^{-14}	2.49×10^{-14}

由表 3 和表 4 可知,在两类机械器件 A 和 B 的配准过程中,ICP 算法所消耗的时间最多,配准后的均方根误差较小;Scale-ICP 算法在仿真数据中,配准

占用时间较多,配准后的均方根误差最大;QRSF 算法不仅在配准时间上具有明显的优势,配准后的均方根误差也在 ICP 算法的基础上有较大幅度的减小。

6 结 论

提出由利用点云全局结构特征的初始配准和利用点云局部特征的精确配准两部分组成的点云快速配准算法,整个过程未采用以往 ICP 的迭代思想,从而可以实现快速的点云配准。由于整个过程没有利用点云的排布顺序,故可适用于散乱点云的配准问题。与文献[4]和[15]的 Scale-ICP 算法以及经典 ICP 算法相对比,本文算法的配准具有更快、更精确的优点;在点云存在缺失的情况下,IRSF 初始配准算法也能快速实现初始配准,可为 ICP 以及诸多改进算法提供更好的初始迭代位置。

QRSF 算法未找到两个点云的所有匹配点,且需要点云之间存在一定的重叠数据点;针对某些点云丢失较多的情况,需要选择恰当的 r 值才能找到两个点云的对应点。因此,下一步工作是改进 QRSF 算法对点云对应点的搜索策略。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] Han X, Zan N, Zhen Z, *et al.* Registration of point cloud data based on PSO [C]. AASRI International Conference on Circuits and Systems, 2015.
- [3] Hai V P, Lech M, Nguyen T D. Registration of 3D range images using particle swarm optimization [C]. Asian Computing Science Conference, 2004: 223-235.
- [4] Ji S J, Ren Y C, Ji Z, *et al.* An improved method for registration of point cloud [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 140: 451-458.
- [5] Yan S J, Zhou Y F, Peng F Y, *et al.* Research on the localisation of the workpieces with large sculptured surfaces in NC machining [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2004, 23(5/6): 429-435.
- [6] Huang A W, Sullivan J M, Kulkarni P, *et al.* Automatic 3D image registration using voxel similarity measurements based on a genetic algorithm [J]. Proceedings of SPIE, 2006, 6144: 614430.
- [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] Zeng F X, Li L, Diao X P. Iterative closest point algorithm registration based on curvature features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54 (1): 011003.
曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏. 基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54 (1): 011003.
- [9] Ge B, Peng B, Tian Q. Registration of three-dimensional point-cloud data based on curvature map [J]. Journal of Tianjin University, 2013, 46 (2): 174-180.
- [10] Jiang J, Cheng J, Chen X L. Registration for 3D point cloud using angular-invariant feature [J]. Neurocomputing, 2009, 72(16): 3839-3844.
- [11] 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): 121001.
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): 121001.
- [12] Cheng L, Tong L H, Li M C, *et al.* Semi-automatic registration of airborne and terrestrial laser scanning data using building corner matching with boundaries as reliability check [J]. Remote Sensing, 2013, 5 (12): 6260-6283.
- [13] Sharp G C, Lee S W, Wehe D K. ICP registration using invariant features [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (1): 90-102.
- [14] Bae K H. Evaluation of the convergence region of an automated registration method for 3D laser scanner point clouds [J]. Sensors, 2009, 9(1): 355-375.
- [15] Ying S H, Peng J G, Du S Y, *et al.* A scale stretch method based on ICP for 3D data registration [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2009, 6(3): 559-565.