

引用格式: LI Raobo, YUAN Xiping, GAN Shu, et al. Research on Point Cloud Registration Method Using Gravity Feature Transformation[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11):1112002

李绕波,袁希平,甘淑,等. 利用重心特征变换处理的点云配准方法研究[J]. 光子学报, 2021, 50(11):1112002

利用重心特征变换处理的点云配准方法研究

李绕波¹,袁希平^{2,3},甘淑^{1,2},毕瑞¹,高莎¹,胡琳¹

(1 昆明理工大学 国土资源工程学院,昆明 650093)

(2 云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心,昆明 650093)

(3 滇西应用技术大学 地球科学与工程学院,云南 大理 671009)

摘 要:为了解决不同站点扫描或相邻 3D 场景点云拼接中存在的同名点特征不明显的空间目标配准问题,提出一种利用重心特征变换处理的点云配准方法。对目标点云和待配准点云分别计算两个点集的重心,然后计算点集到重心的距离并升序排序;根据最近点和最远点构建两个特征向量后合成第三个特征向量,将两个场景的点集特征描述为其所对应的三个特征向量;再根据矩阵的旋转不变性求解旋转矩阵,进而解算出平移矩阵,完成初始配准;最后利用改进的最近点迭代算法完成点云的精确配准。将本文算法与多种配准算法进行实验对比分析,实验结果表明,相比经典单一的最近点迭代算法,本文算法配准速度和精度都有所提高,且有效解决了相邻 3D 场景点云拼接中同名点特征不明显的空间配准问题,具有较强的实用性。

关键词:测量;点云配准;空间向量;欧式距离;最近点迭代

中图分类号:TN958.98

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215011.1112002

Research on Point Cloud Registration Method Using Gravity Feature Transformation

LI Raobo¹, YUAN Xiping^{2,3}, GAN Shu^{1,2}, BI Rui¹, GAO Sha¹, HU Lin¹

(1 Faculty of Land Resources and Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

(2 Application Engineering Research Center of Spatial Information Surveying and Mapping Technology in Plateau and Mountainous Areas Set by Universities in Yunnan Province, Kunming 650093, China)

(3 College of Geosciences and Engineering, West Yunnan University of Applied Sciences, Dali, Yunnan 671009, China)

Abstract: In order to solve the problem of registration of spatial objects with unobvious same-name feature points in the scanning at different sites or adjacent 3D field scenic spots, a point cloud registration method based on the center of gravity feature transformation is proposed. Firstly, the gravity centers of the point sets are calculated for the target point cloud and the point cloud to be registered, respectively. And then, the distance from the point set to the gravity center is calculated and arranged in ascending sort. According to the closest point and the farthest point, two feature vectors are constructed and the third feature vector is synthesized. Thus, the point set features of the two scenes can be described as three corresponding feature vectors. The rotation matrix is solved based on the rotation invariance of the matrix so as to solve the

基金项目:国家自然科学基金(No.41861054)

第一作者:李绕波(1994—),男,博士研究生,主要研究方向为地面三维激光扫描理论与技术应用。Email: 923965722@qq.com

导师:袁希平(1965—),男,教授,博士,主要研究方向为土地资源管理和环境地质遥感。Email: bo5200909@163.com

通讯作者:甘淑(1964—),女,教授,博士,主要研究方向为资源环境管理及 3S 技术应用。Email: n1480@qq.com

收稿日期:2020-12-29;录用日期:2021-02-22

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

translation matrix and accomplish the initial registration. Finally, precise registration of the point cloud is done using the improved ICP algorithm. The proposed algorithm is analyzed experimentally with a plurality of registration algorithms, and the results show that the proposed algorithm is superior to the classic ICP algorithm in registration speed and precision, and highly practicable since it can effectively solve the registration problem of space targets with unobvious same-name feature points in the matching of point clouds at adjacent 3D scenes.

Key words: Measurement; Point cloud registration; Space vector; Euclidean distance; Iterative closest point

OCIS Codes: 120.5800; 140.3460; 140.3500; 140.3538

0 引言

近年来,点云数据配准技术在无损检测、人脸识别和三维重建等行业得到广泛应用^[1]。特别在三维激光扫描技术应用中,点云数据的配准是其重要步骤。三维激光扫描技术只能采集目标物体表面离散的点云数据,在实际数据采集过程中通常会受到目标对象所处位置、大小和扫描仪器等外在因素的影响,为了获得目标物体完整的点云数据,必须从多个视角对目标进行测量^[2-3],但这些视角下的数据通常是以测站为原点计算的结果,因此需要确定一个恰当的旋转矩阵和平移矩阵,以便将多个视角采集到的数据统一转换到同一个坐标系中,即点云数据的配准^[4-6]。

现阶段,针对点云的配准问题相关研究人员已经提出了大量的解决方法。其中由 BESL P J^[7]提出的最近点迭代法(Iterative Closest Point, ICP)是最为经典且应用最为广泛的方法,其核心思想是:在目标点云中为待配准点云寻找欧式距离最近的点对,估计坐标变换矩阵,用于待配准点云的转换,迭代进行上述变换,直到两个点云变换的目标函数迭代值小于设定的阈值为止。但该方法进行点云配准有两个条件:待配准点云的位置姿态不能与目标点云相差太大;两个点云必须有一定的包含关系,因此目前主流的点云配准方案是先对两个点集粗配准后再进行精配准^[8]。点云的粗配准方法包括:1)根据点云的法向量、曲率和密度提取特征点的配准算法^[9-12];2)标识点法,测量前在测区放置一些标靶,通过标靶完成粗配准^[13-14];3)根据点云特征直方图采用一致性算法实现点云的粗配准;4)主成分分析法^[15]。同时,也有学者针对ICP法容易陷入局部最优和收敛效率较低的问题进行了一系列的改进。DU S Y等^[16]基于每个点与全局参考点的距离旋转不变性,提出了一种新的目标函数,该方法对噪声点有一定的鲁棒性,使ICP算法更加稳定。YING S H等^[17]为了适应不同尺度的点云配准,提出一种顾及尺度因子的ICP算法,但该算法在尺度变化时容易导致局部最优,稳定性较差。李仁忠等^[18]提出一种基于内部形态描述子(Intrinsic Shape Signatures, ISS)特征点结合改进ICP的点云配准算法,对点云提取ISS特征点,并采用快速点特征直方图描述特征点,在ICP的最近点搜索中采用 k 维树搜索方法,提高了最近点的搜索速度。王宾等^[19]利用主成分分析法实现点云的粗配准,在精配准中采用基于双向距离比例迭代最近点来完成,该方法较经典ICP算法精度和速度都一定的提高,但对噪声点较为敏感。CHETVERIKOV D等^[20]基于稳健统计分析中最小截断二乘法的一致性把点对中残差较大的点对直接删除,配准精度有一定的提高,但在错误点对去除时无法量化进行,降低了配准精度。MELLADO N等^[21]利用共面4点的仿射不变性实现点云配准,该算法通过构建与匹配全等4点的方式减少空间匹配运算,加快了配准过程,但当点云存在对称性时点对匹配错误率较高。刘斌等^[22]首先利用八叉树结构计算出重叠区,然后在重叠区域利用ICP算法进行点云数据的精配准,配准效率有一定的提高。

针对以上情况,本文提出一种利用重心特征变换处理来解决不同场景点云空间特征约束下的点云空间配准方法。该方法在点云粗配准方面,对两个配准点集分别构建以其重心点为起点指向与其最近和最远点的两个特征向量,通过这两个特征向量合成第三个特征向量,利用这三个特征向量计算初始转换参数,完成点云粗配准;在点云精配准方面,改进经典ICP算法,提出多个点的均值形成最近点和刚性变换不改变点集内部属性校正点对。首先为待配准点在目标点云中搜寻最近的 k 个点,然后根据 z 分数(z -score)剔除距离异常的点,剩余点的均值作为最近点。完成最近点对搜索后,利用点对在所属点集 k 邻域的欧式距离和向量夹角的旋转不变性,实现点对更新。

1 基于三维空间向量的点云初始配准

1.1 利用空间向量合成法构建特征向量

在对点云精配准前,由于两个点集处在差异较大的位置,而同名特征点又不明显,不能直接进行最近点迭代配准,因此需要对点集平移和旋转以消除位置姿态的不合理^[19]。对于任意的点集,点在三维空间中所处的相对位置通常会具有一定的规律,根据点云与其重心点的距离选取三个基本向量来描述点云数据,据此完成点云数据初始配准参数的计算。

点集与重心点的距离不会随着点集的旋转和平移发生任何变化,且距离按升序排序后会形成最近和最远点的集合,为了消除异常点对确定最近和最远点的影响,分别选取排序后最近和最远 m 个点的均值作为最近点和最远点,即

$$m = \text{ceiling}(5\% \times N) \quad (1)$$

式中, $\text{ceiling}(\bullet)$ 为向上取整函数, N 为点云总数。

构建以点云重心点为起点,指向其最近点和最远点的两个特征向量 n_a 、 n_b 作为第一个和第二个特征向量,第三个特征向量 n_c 则用 n_a 、 n_b 和向量的共线负向量表示,如图 1(a) 所示,表达式为

$$n_c = -(n_a + n_b) \quad (2)$$

由于特征向量 n_a 、 n_b 是根据重心点、最近点和最远点三个点确定的,向量的指向具有不确定性,为了避免向量 n_a 、 n_b 的夹角过小影响转换矩阵的精度,需对向量 n_b 进行一定的调整。首先计算出向量 n_a 、 n_b 的夹角,将夹角与 $2\pi/3$ 进行比较,若夹角大于 $2\pi/3$ 则正常执行后面的计算,反之,进行如下调整:计算出由向量 n_a 、 n_b 构成的平面的法向量 n_d ,以重心点 P_c 为坐标原点建立局部坐标系 (μ, ν, ω) 。 ω 轴与法向量 n_d 方向一致,向量 n_a 所指方向为 ν 轴、 μ 轴与 ω 轴正交构成右手坐标系。在该坐标系中将向量 n_{b0} 绕 ω 轴顺时针方向旋转 θ 角, θ 角的定义为

$$\theta = \frac{2\pi}{3} - \arccos \langle n_a, n_b \rangle \quad (3)$$

图 1(b) 中的三条粗黑线是向量 n_{b0} 经过调整后形成的三个特征向量,则对于目标点云和待配准云的特征向量集 n_p 、 n_q 为

$$\begin{cases} n_p = [n_a, n_b, n_c]^T \\ n_q = [n'_a, n'_b, n'_c]^T \end{cases} \quad (4)$$

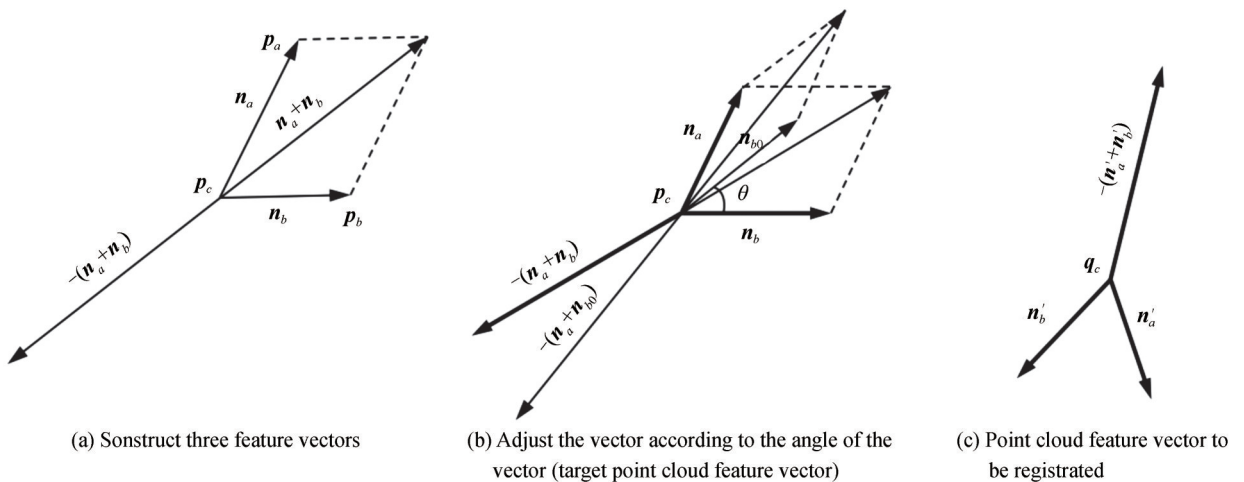


图 1 三个特征向量的形成

Fig.1 The formation of three eigenvectors

1.2 转换参数的确定

点集特征向量的大小和相对方向不会随着点云的旋转和平移发生改变,因此图 1(c) 经过一定的转换能够与图 1(b) 大致重合,则 n_p 、 n_q 满足

$$\mathbf{n}_p = R\mathbf{n}_q \quad (5)$$

对 $\mathbf{n}_p, \mathbf{n}_q$ 由正交矩阵 W_p 和 W_q 进行转换,使其满足行向量相关系数平方最大且式(7)成立^[23],则旋转矩阵和平移矩阵可由式(8)表达

$$\begin{cases} \mathbf{n}_p^+ = W_p \mathbf{n}_p \\ \mathbf{n}_q^+ = W_q \mathbf{n}_q \end{cases} \quad (6)$$

$$\mathbf{n}_p^+ = \mathbf{n}_q^+ \quad (7)$$

式中, $W_p \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, 满足 $W_p^T W_p = W_p W_p^T = I$; $W_q \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, 满足 $W_q^T W_q = W_q W_q^T = I$ 。

$$\begin{cases} R^0 = W_p^{-1} W_q \\ \mathbf{t}^0 = \bar{p} - R^0 \bar{q} \end{cases} \quad (8)$$

式中, \bar{p} 和 \bar{q} 分别为目标点云和待配准点云的重心。若知道参数 W_p 和 W_q 则可根据式(8)求解出转换参数。

现将 $\mathbf{n}_p^+, \mathbf{n}_q^+$ 分别乘以其转置,得

$$\begin{cases} \mathbf{n}_p^+ (\mathbf{n}_p^+)^T = W_p \mathbf{n}_p (W_p \mathbf{n}_p)^T = W_p \mathbf{n}_p \mathbf{n}_p^T W_p^T \\ \mathbf{n}_q^+ (\mathbf{n}_q^+)^T = W_q \mathbf{n}_q (W_q \mathbf{n}_q)^T = W_q \mathbf{n}_q \mathbf{n}_q^T W_q^T \end{cases} \quad (9)$$

由于 \mathbf{n}_p^+ 与 \mathbf{n}_q^+ 是行正交矩阵,所以 $\mathbf{n}_p^+ (\mathbf{n}_p^+)^T$ 和 $\mathbf{n}_q^+ (\mathbf{n}_q^+)^T$ 是对角矩阵,且对角元素分别为其特征值。又因 $\mathbf{n}_p \mathbf{n}_p^T$ 和 $\mathbf{n}_q \mathbf{n}_q^T$ 是实对称矩阵,所以将其对角化,得

$$\begin{cases} Q_{n_p}^{-1} \mathbf{n}_p \mathbf{n}_p^T Q_{n_p} = \Lambda_{n_p} \\ Q_{n_q}^{-1} \mathbf{n}_q \mathbf{n}_q^T Q_{n_q} = \Lambda_{n_q} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $Q_{n_p}^{-1} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 和 $Q_{n_q}^{-1} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 都为正交矩阵,且 $(Q_{n_p}^{-1})^{-1} = Q_{n_p}^T, (Q_{n_q}^{-1})^{-1} = Q_{n_q}^T, \Lambda_{n_p}$ 和 Λ_{n_q} 分别是对角矩阵,对角线元素分别为 $\mathbf{n}_p \mathbf{n}_p^T$ 和 $\mathbf{n}_q \mathbf{n}_q^T$ 的特征值, Q_{n_p} 和 Q_{n_q} 分别为其特征值对应单位特征向量组成的矩阵。根据矩阵的正交化和旋转不改变其特征值,且由式(9)、(10)得

$$\begin{cases} W_p = Q_{n_p}^{-1} \\ W_q = Q_{n_q}^{-1} \end{cases} \quad (11)$$

至此将式(11)代入式(8)可解算出点云初始旋转矩阵和平移矩阵,即可点实现云数据的粗配准。

1.3 点云初始配准步骤

点云的粗配准步骤为:

- 1) 将点云到其重心的距离进行升序排序,分别计算排序后最近和最远 m 个点的均值,作为距离其重心最近和最远的两个极点;
- 2) 构建以重心为起点,指向其两个极点的向量作为第一和第二特征向量,第一和第二特征向量合成的向量作为第三特征向量;
- 3) 根据矩阵的正交化和旋转不改变其特征值,利用步骤2)构建的特征向量集计算旋转矩阵 R^0 和平移矩阵 \mathbf{t}^0 ;
- 4) 利用 R^0 和 \mathbf{t}^0 对待配准点云进行转换,至此完成点云的粗配准。

2 基于改进 ICP 算法的点云精确配准

为了满足配准的精度要求,需要对点云进行精确配准,采用改进 ICP 的算法实现精确配准。为了提高点对的正确率,在点对的搜寻和点对校正两方面做了改进。

2.1 传统 ICP 算法

假设目标点云集为 $p: \{p_1, p_2, \dots, p_i\}$, 待配准点云集为 $q: \{q_1, q_2, \dots, q_j\}$, 在对目标函数进行计算时,每次都执行以下步骤:

- 1) 在目标点云中为待配准点云寻找最近的点集 p_i^k

$$p_i^k = \arg \min_{i=1,2,\dots,n} \|q_i - p_i\|_2 \quad (12)$$

2)通过最小二乘法解算出上述点对的转换参数

$$(R^{k+1}, t^{k+1}) = \arg \min_{R^k \in \mathbb{R}^{3 \times 3}, t^k \in \mathbb{R}^{3 \times 1}} \|R^k q_i + t^k - p_i\|_2^2 \quad (13)$$

3)对 q^{k+1} 进行旋转变换

$$q^{k+1} = \{q_i^{k+1} = R^k q_i^k + t^k, q_i^k \in q\} \quad (14)$$

4)计算转换后的距离 d^{k+1}

$$d^{k+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i^{k+1} - p_i\|_2^2 \quad (15)$$

当平均距离小于给定的阈值或迭代次数大于给定的迭代次数,上述迭代终止,精配准也完成。

2.2 改进的ICP算法

传统的ICP算法每次寻找点对时只依赖单个最近的点,这样会导致点对的错误率增大;另外对于构建完的点对中,大多数情况下其会存在一些错误的点对,在进行转换矩阵计算前,需要将错误点对剔除或更正。为了解决上述问题,在点对的选择和校正方面进行了改进。

2.2.1 基于均值构建最近点

在图2中, p 是目标点云, q 是待配准点云,其中 p_3 至 q_1, q_2, q_3, q_4 的距离逐渐变长, $p_3 q_1$ 的距离远小于与其他点的距离,假设 q_5 为 p_3 的最佳对应点,且 q_5 为 q_2, q_3 和 q_4 的均值点。依据传统ICP算法最近点选择法, p_3 的最近点则被错误地确定为 q_1 。为了最大限度避免此类错误,首先计算最近4个点的距离,并利用式(16)计算这4段距离的 z -score,该值以标准差为单位去衡量样本偏离平均值的距离,然后与给定的阈值进行比较,剔除距离异常点后,剩余点的均值作为查询到的最近点。

$$z\text{-score}_i = \frac{d_i - \bar{d}}{s} \quad (16)$$

式中, $d_i (i=1, 2, 3, 4)$ 为待配准点云距离目标点云中某个点最近的4个点的距离, \bar{d} 为距离均值, s 为距离标准差。

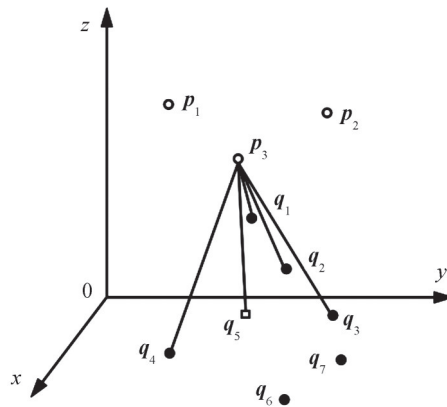


图2 均值构建最近点示意图

Fig.2 Schematic diagram of the nearest point constructed by the mean value of coordinate points

2.2.2 基于刚性变换不改变内部属性校正点对

点云的刚性变换不会改变点云间的相对属性。点对选择完成后,根据点与所在点集 k 邻域中点的欧式距离和点与邻域中点构成相邻向量夹角的不变性构造式(17),对在待配准点云中选择的最近点进行更新,取 $k=3$,如图3所示。

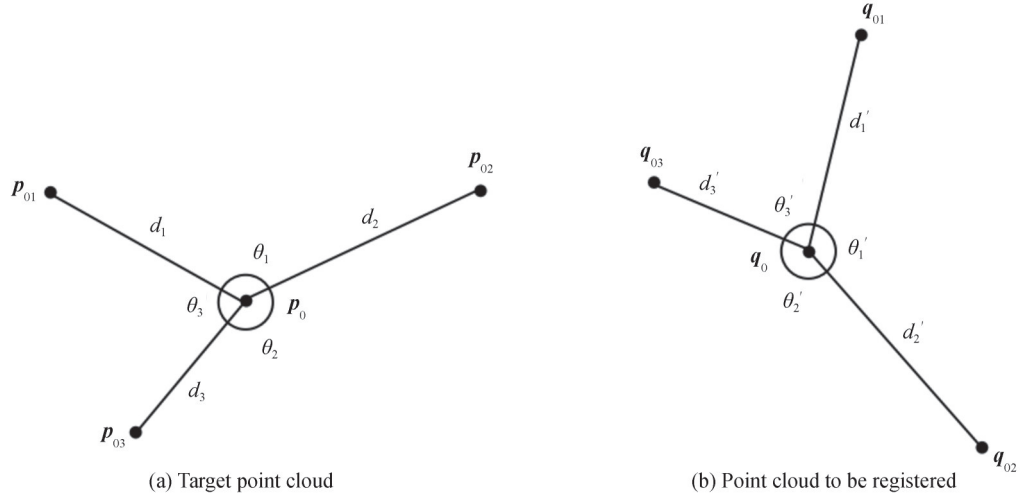


图3 旋转不改变点间的相对距离与向量的夹角

Fig.3 Rotation does not change the relative distance between the points and the angle of the vector

$$\begin{cases}
 F_1 = \Delta x_{q_1}^2 + \Delta y_{q_1}^2 + \Delta z_{q_1}^2 - d_1 = 0 \\
 F_2 = \Delta x_{q_2}^2 + \Delta y_{q_2}^2 + \Delta z_{q_2}^2 - d_2 = 0 \\
 F_3 = \Delta x_{q_3}^2 + \Delta y_{q_3}^2 + \Delta z_{q_3}^2 - d_3 = 0 \\
 F_4 = \frac{(\Delta x_{q_1} \Delta x_{q_2} + \Delta y_{q_1} \Delta y_{q_2} + \Delta z_{q_1} \Delta z_{q_2})}{\sqrt{\Delta x_{q_1}^2 + \Delta y_{q_1}^2 + \Delta z_{q_1}^2} \sqrt{\Delta x_{q_2}^2 + \Delta y_{q_2}^2 + \Delta z_{q_2}^2}} - \theta_1 = 0 \\
 F_5 = \frac{(\Delta x_{q_2} \Delta x_{q_3} + \Delta y_{q_2} \Delta y_{q_3} + \Delta z_{q_2} \Delta z_{q_3})}{\sqrt{\Delta x_{q_2}^2 + \Delta y_{q_2}^2 + \Delta z_{q_2}^2} \sqrt{\Delta x_{q_3}^2 + \Delta y_{q_3}^2 + \Delta z_{q_3}^2}} - \theta_2 = 0 \\
 F_6 = \frac{(\Delta x_{q_1} \Delta x_{q_3} + \Delta y_{q_1} \Delta y_{q_3} + \Delta z_{q_1} \Delta z_{q_3})}{\sqrt{\Delta x_{q_1}^2 + \Delta y_{q_1}^2 + \Delta z_{q_1}^2} \sqrt{\Delta x_{q_3}^2 + \Delta y_{q_3}^2 + \Delta z_{q_3}^2}} - \theta_3 = 0
 \end{cases} \quad (17)$$

式中,

$$\begin{cases}
 \Delta x_{q_i} = (x_{q_i} - x), \Delta x_{p_i} = (x_{p_i} - x_{p_0}) & \theta_1 = \frac{(\Delta x_{p_1} \Delta x_{p_2} + \Delta y_{p_1} \Delta y_{p_2} + \Delta z_{p_1} \Delta z_{p_2})}{\sqrt{\Delta x_{p_1}^2 + \Delta y_{p_1}^2 + \Delta z_{p_1}^2} \sqrt{\Delta x_{p_2}^2 + \Delta y_{p_2}^2 + \Delta z_{p_2}^2}} \\
 \Delta y_{q_i} = (y_{q_i} - y), \Delta y_{p_i} = (y_{p_i} - y_{p_0}) & \theta_2 = \frac{(\Delta x_{p_2} \Delta x_{p_3} + \Delta y_{p_2} \Delta y_{p_3} + \Delta z_{p_2} \Delta z_{p_3})}{\sqrt{\Delta x_{p_2}^2 + \Delta y_{p_2}^2 + \Delta z_{p_2}^2} \sqrt{\Delta x_{p_3}^2 + \Delta y_{p_3}^2 + \Delta z_{p_3}^2}} \\
 \Delta z_{q_i} = (z_{q_i} - z), \Delta z_{p_i} = (z_{p_i} - z_{p_0}) & \theta_3 = \frac{(\Delta x_{p_1} \Delta x_{p_3} + \Delta y_{p_1} \Delta y_{p_3} + \Delta z_{p_1} \Delta z_{p_3})}{\sqrt{\Delta x_{p_1}^2 + \Delta y_{p_1}^2 + \Delta z_{p_1}^2} \sqrt{\Delta x_{p_3}^2 + \Delta y_{p_3}^2 + \Delta z_{p_3}^2}} \\
 d_i = \Delta x_{p_i}^2 + \Delta y_{p_i}^2 + \Delta z_{p_i}^2 \quad (i = 1, 2, 3)
 \end{cases}$$

(x, y, z) 为待求点, 其他都是已知量。根据距离不变性列出式(17)中的 $F_1 \sim F_3$, 根据向量夹角不变性列出式(17)中的 $F_4 \sim F_6$ 。对式(17)按泰勒级数展开取一次项来进行线性化, 则有

$$\begin{cases}
 F_1 = F_{10} + a_{11}d_x + a_{12}d_y + a_{13}d_z \\
 F_2 = F_{20} + a_{21}d_x + a_{22}d_y + a_{23}d_z \\
 F_3 = F_{30} + a_{31}d_x + a_{32}d_y + a_{33}d_z \\
 F_4 = F_{40} + a_{41}d_x + a_{42}d_y + a_{43}d_z \\
 F_5 = F_{50} + a_{51}d_x + a_{52}d_y + a_{53}d_z \\
 F_6 = F_{60} + a_{61}d_x + a_{62}d_y + a_{63}d_z
 \end{cases} \quad (18)$$

式中,

$$\begin{cases} a_{i1} = 2(x - x_{p_i}), a_{i2} = 2(y - y_{p_i}), a_{i3} = 2(z - z_{p_i}) & (i = 1, 2, 3) \\ a_{41} = -(x_{p_1} + x_{p_2}) + 2x, a_{42} = -(y_{p_1} + y_{p_2}) + 2y, a_{43} = -(z_{p_1} + z_{p_2}) + 2z \\ a_{51} = -(x_{p_1} + x_{p_3}) + 2x, a_{52} = -(y_{p_1} + y_{p_3}) + 2y, a_{53} = -(z_{p_1} + z_{p_3}) + 2z \\ a_{61} = -(x_{p_3} + x_{p_2}) + 2x, a_{62} = -(y_{p_3} + y_{p_2}) + 2y, a_{63} = -(z_{p_3} + z_{p_2}) + 2z \end{cases}$$

$F_{10}, F_{20}, F_{30}, F_{40}, F_{50}, F_{60}$ 分别为 (x, y, z) 的近似值代入式(17)得到 $F_{10} - F_{60}$ 的近似值, d_x, d_y, d_z 分别为待求坐标的改正数。将 p_0 所对应的点 q_0 设置为初始迭代值进行迭代计算, 直到迭代误差小于设定的阈值, 迭代结束, 完成 (x, y, z) 的解算, 将 q_0 的坐标更新为解算出的 (x, y, z) , 按照上述依次完成所有点的更新。

2.3 改进 ICP 算法步骤

改进 ICP 算法的精配准步骤为:

1) 选择点对时, 计算距离最近的 4 个点, 通过 z -score 剔除距离异常点, 剩余点的均值形成最近点, 完成点对的构建;

2) 对初步构建完的点对, 通过刚性变换欧式距离和向量夹角的不变性, 更新点对;

3) 通过 SVD 法求解点对的旋转矩阵 R^{k+1} 和平移矩阵 t^{k+1} , 设定迭代误差

$$d^{k+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|R^{k+1} q_i + t^{k+1} - p_i\|^2 \quad (19)$$

4) 利用旋转矩阵 R^{k+1} 和平移矩阵 t^{k+1} 对待配准点云进行转换, 得到 p_i^{k+1} ;

5) 判断两次迭代误差与给定阈值 ϵ 的大小, 若 $d_k - d_{k+1} < \epsilon$ 或迭代次数大于给定值, 迭代完成, 否则继续迭代。

3 实验与结果分析

为检验本文算法的有效性, 设计了两种不同的实验进行分析, 分别是经典斯坦福点数据配准和实测点云数据配准。两组配准实验根据 z -score 剔除错误点的阈值范围都为 $[-2, 2]$ 。数据测试在处理器为 Intel (R) Core(TM) i5-2450M CPU@2.50 GHz、运行内存为 8.0 GB 的 Window7 64 位操作系统, 开源点云库 PCL (1.8.0)、Visula studio 2013 Visual C++ x64 控制台应用程序上进行编程。

3.1 经典点云数据配准实验

为验证所提算法对初始任意姿态具有较强稳定性, 分别对经典点云 Bunny (35 849 个) 和 Horse (48 536 个) 随机减少 10%, 然后进行任意旋转和平移变换, 同时为了避免依然存在严格一一对应的点, 对转换后每个点的 x, y, z 进行随机数值变化后作为待配准点云。图 4 和图 5(a) 分别为 Bunny 和 Horse 初始点云状态, 其

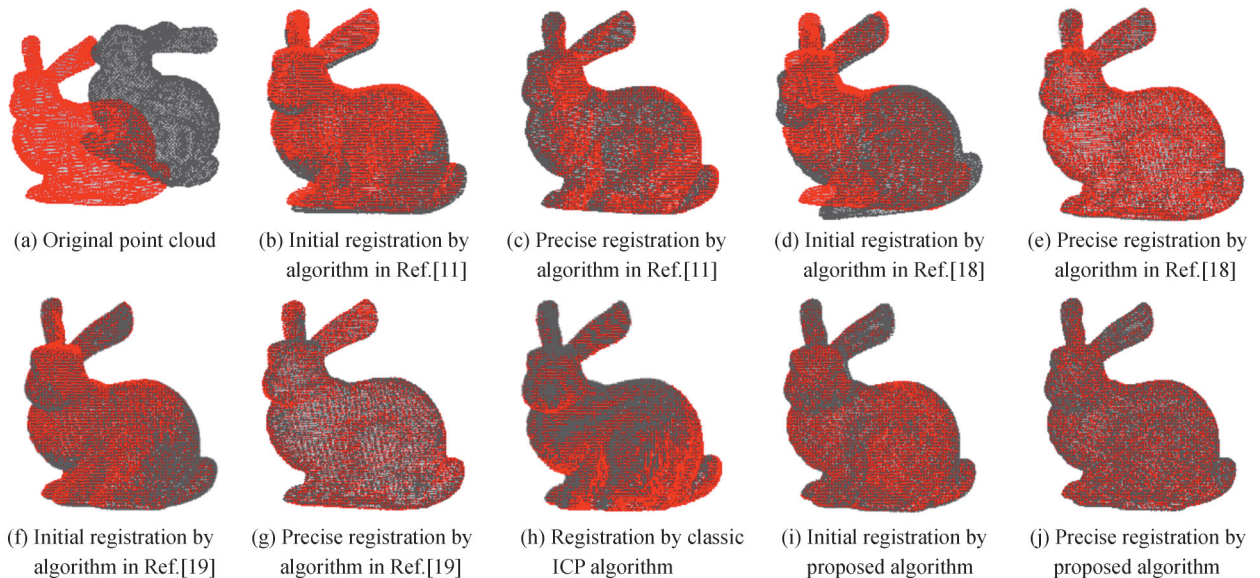


图 4 Bunny 配准结果

Fig.4 Registration results of Bunny

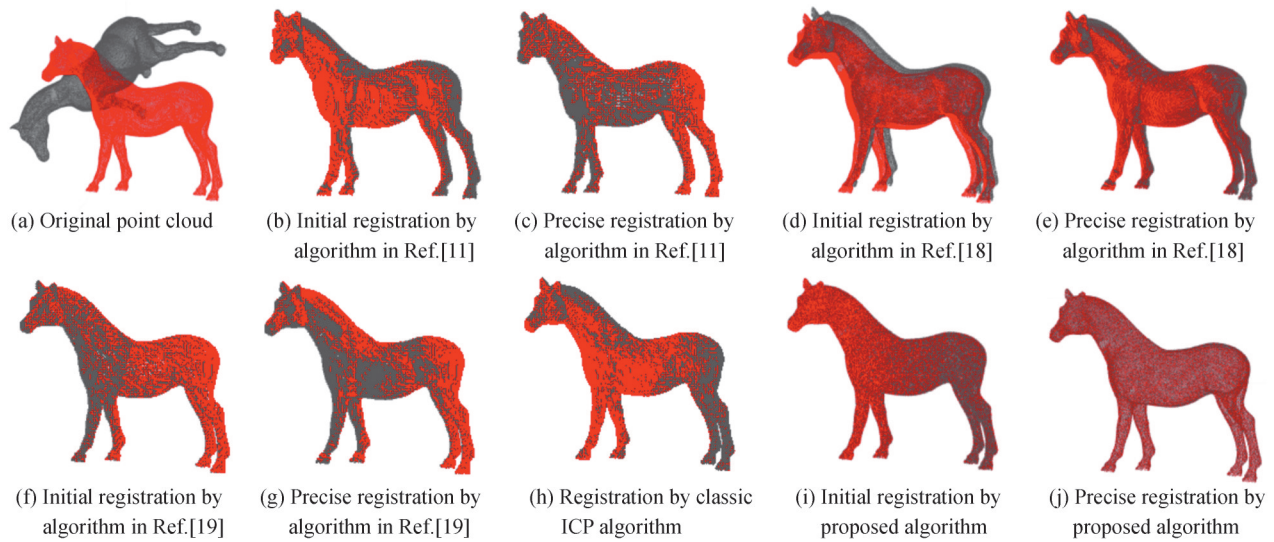


图5 Horse 配准结果

Fig.5 Registration results of Horse

中红色为目标点云,灰色为待配准点云。为了研究本文算法在配准速度和精度方面的优势,将所提算法与文献[11]、[18]、[19]提出的初始配准和精配准进行比较实验,同时基于本文粗配准结果与经典ICP算法进行对比。

图4(b)、(d)、(f)、(i)分别为文献[11]、[18]、[19]与本文算法初始配准效果图:可以看到,四种初始配准效果中文献[18]最差,能看到明显的位置错落;而文献[19]与本文的初始配准已基本完成,但通过色差可以发现本文初始配准效果要优于文献[19]。图4(c)、(e)、(g)、(j)分别为文献[11]、[18]、[19]与本文算法初始配准之后精确配准的效果图:由于两个点云已经不存在严格的一一对应,所以精确配准之后两种点云应呈现视觉上相对均匀的交错。文献[11]精确配准后红色过于突出,效果最差;而文献[18]的精确配准效果次之,在Bunny嘴和耳朵部分存在局部较差的情况;本文算法精确配准效果最优。图4(h)为经典ICP配准结果,从图中的色斑可以看到经典ICP的配准结果的视觉效果远差于本文精确配准。图5为Horse应用与图4同样方法的对比效果,可以看到配准效果基本与图3一致,说明本文配准算法是有效的。表1统计了各种配准算法的时间消耗与配准均方根误差。

由表1可知,本文配准算法在速度上比其他四种算法都快,文献[18]由于计算过多的特征量,导致配准速度较慢,而经典ICP算法的配准速度最慢。在对Bunny和Horse配准时,本文配准精度和文献[19]配准精度相似,而经典ICP算法的配准精度最低,文献[11]配准精度也相对较差。本文采用多个点的均值作为最近点,以此构建点对,再利用刚性变换不改变点集的内部属性进行点对的更新,提高了配准精度,收敛速度快。

表1 经典点云数据配准的比较

Table 1 Comparison of classic point cloud data registration

Algorithm	Time/s		MSE/mm	
	Bunny	Horse	Bunny	Horse
Algorithm in Ref.[11]	35.13	37.92	0.087 2	0.085 6
Algorithm in Ref.[18]	49.35	51.45	0.021 4	0.019 2
Algorithm in Ref.[19]	34.62	36.24	0.015 4	0.012 0
Classic ICP	42.72	45.46	0.276 3	0.253 8
Proposed algorithm	24.53	26.37	0.012 6	0.010 2

3.2 实测点云数据配准实验

为验证所提算法在实际场景应用的可行性,采用三维激光扫描仪获取两组实物的点云数据进行配准,

两组实物如图6所示。

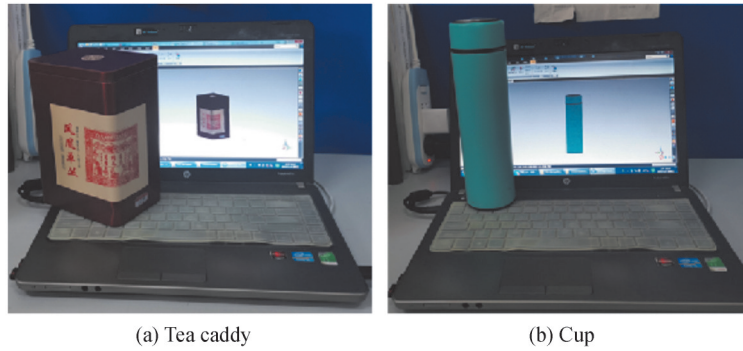


图6 两组实物图
Fig.6 Two sets of physical maps

茶罐目标点云有75 232个(红色),待配准点云有71 843个(灰色)。水杯目标点云有71 408个(红色),待配准点云有68 723个(灰色)。将所提算法与文献[11]、[18]、[19]提出的初始配准和精配准进行比较实验,同时基于本文粗配准结果与经典ICP算法进行对比。两组数据的实验结果如图7~8所示,表2统计了各种配准算法的时间消耗与配准均方根误差。

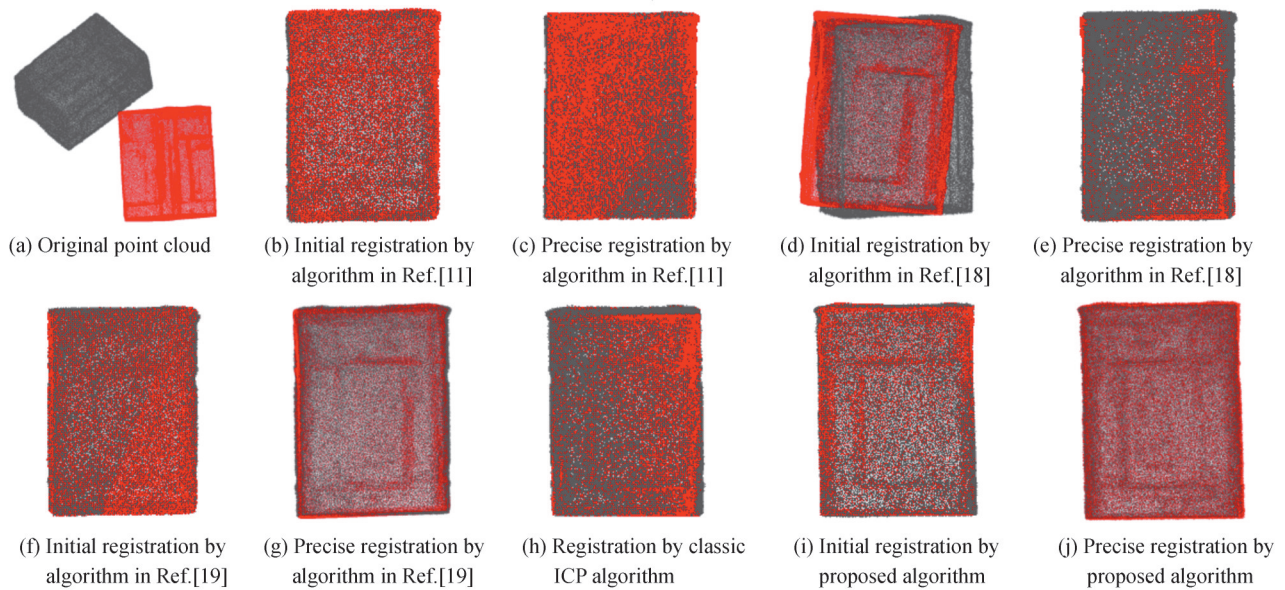
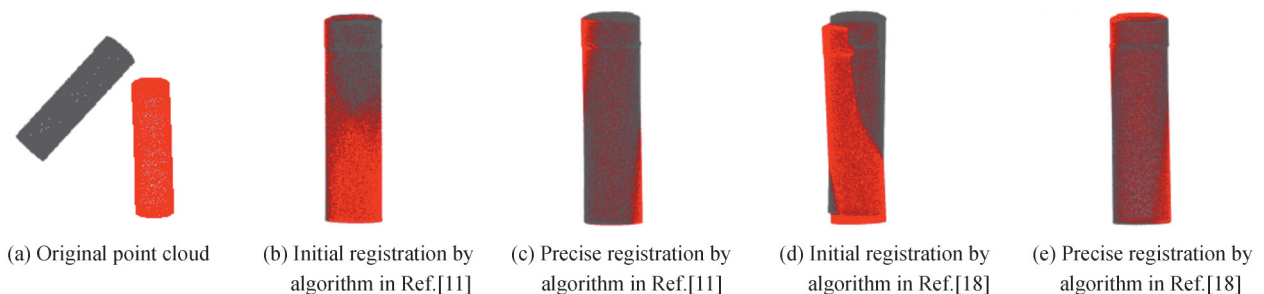


图7 茶罐配准结果
Fig.7 Registration results of Tea caddy



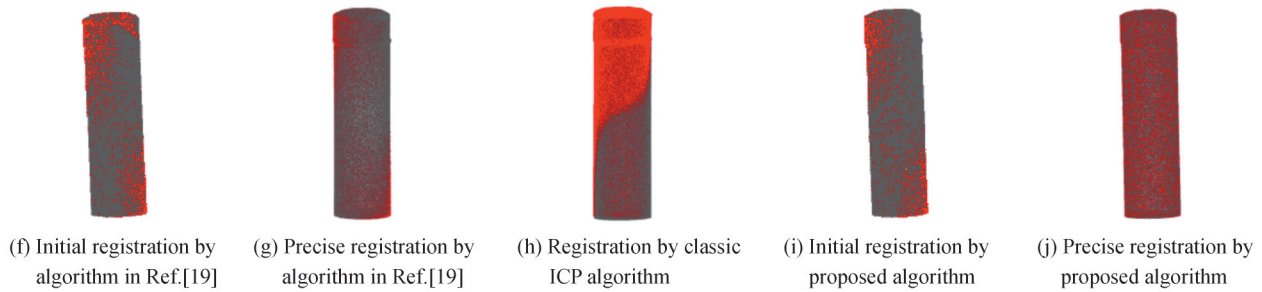


图8 水杯配准结果

Fig.8 Registration results of Cup

表2 实测点云数据配准的比较

Table 2 Comparison of registration of measured point cloud data

Algorithm	Time/s		MSE/mm	
	Tea caddy	Cup	Tea caddy	Cup
Algorithm in Ref.[11]	63.20	60.74	0.095 2	0.094 9
Algorithm in Ref.[18]	85.47	80.29	0.029 4	0.028 7
Algorithm in Ref.[19]	62.18	59.22	0.020 3	0.019 1
Classic ICP	75.43	72.17	0.337 5	0.302 6
Proposed algorithm	53.84	49.19	0.018 9	0.017 7

从表2和图7~8可以看出,经典ICP实现精确配准的耗时最长,且粗配准效果最差。文献[18]的配准时间虽然较经典ICP算法有一定缩短,但配准时间还是较长,而精度提高得较多。本文算法的配准精度和文献[19]相当,但效率有所提高。在配准时间和精度方面,本文算法相对另外几种都有不同程度的提高。经典点云数据和实测点云数据的多种方法配准的效果,说明了本文所提算法的可行性和实用性。

4 结论

针对散乱点云数据的配准,提出了一种利用重心特征变换处理来解决不同场景空间特征约束下的点云配准方法,能实现无任何先验信息和部分点缺失的自动配准。首先,对配准的两个点集分别构建以其重心为起点指向点集中与其最近和最远点的两个特征向量,根据这两个特征向量构建第三个特征向量。矩阵的正交化和旋转不改变其特征值,据此计算出初始转换矩阵,完成点云的粗配准;然后将多个点的均值作为ICP算法迭代过程中的最近点,根据刚性变换不改变点集的相对距离和向量夹角完成点对的校正,以此实现ICP算法的改进,用改进的ICP算法实现点云的精确配准。用多种算法进行基于经典点云和实测点云的配准实验,结果验证了所提算法能实现相邻测站点云同名特征不明显的空间配准,提高了配准精度,且收敛速度较快。由于本文粗配准根据最近和最远两个点构建特征向量计算的初始旋转矩阵来转换,若点云中较多的噪声点,粗配准效果会略差,为了增强所提算法的稳定性,考虑不同尺度噪声参与点云高精度配准将是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] JIANG Yue, HUANG Hongguang, SHU Qin, et al. Scale point cloud registration algorithm in high-dimensional orthogonal subspace mapping[J]. Acta Optica Sinica, 2019,39(3):0315007.
蒋悦, 黄宏光, 舒勤, 等. 高维正交子空间映射的尺度点云配准算法[J]. 光学学报, 2019,39(3):0315007.
- [2] ZHAO Min, SHU Qin, CHEN Wei, et al. Three-dimensional point cloud registration algorithm based on 1~p spatial mechanics model[J]. Acta Optica Sinica, 2018,38(10):1010005.
赵敏, 舒勤, 陈蔚, 等. 基于1~p空间力学模型的三维点云配准算法[J]. 光学学报, 2018,38(10):1010005.
- [3] SHENG Qinghong, ZHANG Bin, XIAO Hui, et al. A registration method based on line cluster for terrestrial LiDAR point clouds[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018,43(3):406-412.
盛庆红, 张斌, 肖晖, 等. 直线簇约束下的地面LiDAR点云配准方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018,43(3):406-412.
- [4] YAN Li, TAN Junxiang, YANG Ronghao, et al. A method of globally optimal registration for multi-view point clouds

- constrained by closed-loop conditions[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016,45(4):418-424.
- 闫利, 谭骏祥, 杨容浩, 等. 一种闭合条件约束的全局最优多视点云配准方法[J]. *测绘学报*, 2016,45(4):418-424.
- [5] YANG Ronghua, LV Meiyang, HUA Xianghong. An algorithm for the multi-view target point cloud global registration[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014,39(10):1189-1193.
- 杨荣华, 吕美英, 花向红. 一种多站标靶点云整体配准算法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014,39(10):1189-1193.
- [6] ZHENG Dehua, YUE Dongjie, YUE Jianping. Geometric feature constraint based algorithm for building scanning point cloud registration[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2008,37(4):464-468.
- 郑德华, 岳东杰, 岳建平. 基于几何特征约束的建筑物点云配准算法[J]. *测绘学报*, 2008,37(4):464-468.
- [7] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994,14(2):239-256.
- [8] YAN Li, TAN Junxiang, LIU Hua, et al. Registration of TLS and MLS point cloud combining genetic algorithm with ICP[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018,47(4):528-536.
- 闫利, 谭骏祥, 刘华, 等. 融合遗传算法和ICP的地面与车载激光点云配准[J]. *测绘学报*, 2018,47(4):528-536.
- [9] HUANG Yuan, DA Feipeng, TAO Haiji. 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.
- [10] LI Xinchun, YAN Zhenyu, 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.
- [11] TAO Haiji, DA Feipeng. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013,40(8):0809001.
- 陶海跻, 达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. *中国激光*, 2013,40(8):0809001.
- [12] SUN Wenxiao, WANG Jian, LIANG Zhouyan, et al. Accurate registration of laser point cloud based on normal feature constraint[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020,45(7):988-995.
- 孙文潇, 王健, 梁周雁, 等. 法线特征约束的激光点云精确配准[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2020,45(7):988-995.
- [13] MENG C, ZHANG J, ZHOU F G, et al. New method for geometric calibration and distortion correction of conventional C-arm[J]. *Computers in Biology & Medicine*, 2014,52(3):49-56.
- [14] LEI Yuzhen, LI Zhongwei, ZHONG Kai, et al. Mismatching marked points correction method based on random sample consensus algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013,33(3):0315002.
- 雷玉珍, 李中伟, 钟凯, 等. 基于随机抽样一致算法的误匹配标志点校正方法[J]. *光学学报*, 2013,33(3):0315002.
- [15] CHEN Xu, HE Bingwei. A fast global registration algorithm based on correcting point cloud principal component coordinate system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018,55(6):061003.
- 陈旭, 何炳蔚. 一种基于校正点云主成分坐标系的快速全局配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018,55(6):061003.
- [16] DU S Y, XU Y T, WAN T, et al. Robust iterative closest point algorithm based on global reference point for rotation invariant registration[J]. *PLoS One*, 2017,12(11):e188039.
- [17] 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 & Engineering*, 2009,6(3):559-565.
- [18] LI Renzhong, YANG Man, TIAN Yu, et al. Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017,54(11):111503.
- 李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于ISS特征点结合改进ICP的点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017,54(11):111503.
- [19] WANG Bin, LIU Lin, HOU Yuqing, et al. Three-dimensional cardiac point cloud registration by improved iterative closest point method[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020,28(2):474-484.
- 王宾, 刘林, 侯榆青, 等. 应用改进迭代最近点方法的三维心脏点云配准[J]. *光学精密工程*, 2020,28(2):474-484.
- [20] CHETVERIKOV D, STEPANOV D, KRSEK P. Robust euclidean alignment of 3D points set: the trimmed iterative closest point algorithm[J]. *Image and Vision Computing*, 2005,23(3):299-309.
- [21] MELLADO N, AIGER D, MITRA N J. Super4PCS: fast global point cloud registration via smart indexing[J]. *Computer Graphics Forum*, 2015,33(5):205-215.
- [22] LIU Bin, GUO Jiming, DENG Xiangxiang. A point cloud registration method based on octree ICP[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2016,41(2):130-132.
- 刘斌, 郭际明, 邓祥祥. 结合八叉树和最近点迭代算法的点云配准[J]. *测绘科学*, 2016,41(2):130-132.
- [23] MIAO Changwei, TANG Zhirong, TANG Yingjie. Three-dimensional point cloud registration based on maximum sum of squares of correlation coefficients[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019,56(22):221504.
- 苗长伟, 唐志荣, 唐英杰. 基于相关系数平方和最大的三维点云配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2019,56(22):221504.