

文章编号 1004-924X(2012)09-2068-09

应用改进迭代最近点方法的点云数据配准

王欣^{1*}, 张明明¹, 于晓², 章明朝³

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012;

2. 空军航空大学 训练部, 吉林 长春 130022;

3. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室, 吉林 长春 130033)

摘要:提出了基于点云边界特征点的改进迭代最近点(ICP)方法来提高逆向工程中点云数据配准的效率和精度。首先,提出了基于点云边界特征点的初始配准方法。对点云最小包围盒进行三维空间划分,建立空间网格模型;运用边界种子网格识别及生长算法,从点云边界提取特征点,运用奇异值矩阵分解法(SVD)求出点云的变换矩阵,得到初始配准结果。然后,提出了改进的ICP精确配准方法。对点云对应点赋予权重,剔除权重大于阈值的点,通过对目标函数引入M-估计(M-estimation),剔除异常点。最后,在初始配准的基础上,运用改进的ICP方法精确配准。对经典ICP方法和改进ICP方法做对比实验,结果显示,改进方法的配准效率提高了70%以上,误差减小到0.02%。实验表明,本文方法大幅提高了点云配准的效率和精度。

关键词:逆向工程;迭代最近点;点云配准;边界特征点;M-估计

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122009.2068

Point cloud registration based on improved iterative closest point method

WANG Xin^{1*}, ZHANG Ming-ming¹, YU Xiao², ZHANG Ming-chao³

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. Training Ministry, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China;

3. State Key Laboratory of Applied Optics, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: w_x@jlu.edu.cn

Abstract: An improved Iterative Closest Point (ICP) method based on the boundary feature points of the point cloud is proposed to improve the efficiency and accuracy of point cloud data registration in reverse engineering fields. First, an initial registration method based on the boundary feature points of point cloud is proposed. The method partitions the minimum bounding box of point cloud with grids in a 3D space, and sets up the space grid model. Then, it applies boundary seed grid recognition and growth algorithms to extract feature points from the boundary of point cloud, and works out the transformation matrix using Singular Value Decomposition (SVD) method to get the results of initial

收稿日期:2012-04-17;修订日期:2012-05-23.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60905022);吉林省科技发展计划资助项目(No. 201105016);吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室开放基金资助项目

registration. Furthermore, an improved ICP accurate registration method is presented. It weighs the corresponding points of the point cloud, eliminates the points whose weight is larger than the threshold, and introduces M-estimation to the objective function to eliminate the abnormal points. Finally, the point cloud is accurately registered by the improved ICP method on the basis of initial registration. Compared with original ICP method, the improved ICP method increases the efficiency by more than 70 percent and reduces the error to 0.02 percent. The experiment results indicate that the method proposed in this paper improves the efficiency and accuracy of point cloud registration greatly.

Key words: reverse engineering; Iterative Closest Point(ICP); point cloud registration; feature points of boundary; M-estimation

1 引言

在逆向工程和三维激光扫描系统中,点云配准技术有着重要的应用^[1-4]。点云数据是利用各种三维数据采集设备获得的空間上离散点的集合,由物体模型表面一系列空間采样点构成,是对模型描述的表示。由于受测量物体的大小、环境以及测量器具等因素的限制,每次只能测量物体的一个侧面,因此,一个完整的物体需要多次测量完成。每次测量的视角是不同的,为了得到被测物体完整的数据模型,需要确定一个合适的坐标变换,将不同视角的点云数据变换到统一的坐标系内,这即是点云数据的配准。

与图像配准^[5-6]类似,点云数据配准一般通过合适的算法和统计学规律,计算并消除两片点云间的误差错位,实现点云的配准。点云配准由初始配准和精确配准两个步骤组成。初始配准是为了缩小点云之间的旋转误差和平移误差,以便为精确配准提供良好的初始值,提高配准的效率和精确性;精确配准则是使点云配准误差达到最小。

针对点云数据精确配准问题,学术界提出了很多解决方案,其中比较典型的是 Besl^[7]在1992年提出的迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法,此算法对点云数据直接处理,不需对点云特征进行假设及分割处理,是一种被广泛应用的点云数据配准算法。该方法针对数据集中的每一个数据点,在目标数据集中寻找其欧氏距离最近的对应点,用以估计变换矩阵参数,进而应用于数据集中。迭代进行以上步骤,直到两次迭代的目标函数值变化小于设定的阈值为止。

Besl提出的经典ICP算法使用点云中的所

有点来计算对应点,因此算法计算量很大、效率低。为此,国内外很多研究者对该算法进行了改进^[8-9]。在对点云数据点采样方面, Greg等^[10]提出统一采样法, Masuda等^[11]提出了随机采样法,实验表明,使用这两种采样方法可避免算法陷入局部最优。 Rusinkiewicz等^[12]采用最大化点法向量分布采样法,在对具有较少明显特征点的点云进行配准时,该方法可以提高配准速度。在对目标函数的改进方面, Masuda等^[11]采用最小中值平方法(Least Median of Squares, LM)得到目标函数,而非经典算法中的最小平方法,实验结果表明,该方法可以有效降低噪声的影响。 Chen等^[13]采用待配准点云的点法线与参考点云的交点确定对应点,改进目标函数为点到面(point-to-plane)的距离^[14],该方法能减少迭代次数并加快算法收敛速度,但在某些情况下鲁棒性较差。

本文对点云数据配准方法进行了以下2个方面的改进:

(1)在点云初始配准方面,提出了基于点云边界特征点配准方法。首先对点云最小包围盒进行空间三维划分,建立点云空间网格模型,运用边界种子网格识别和生长算法,实现从点云边界提取特征点。然后根据提取的特征点集,运用奇异值矩阵分解法(SVD)求出两片点云的转换矩阵,得到初始配准结果。

(2)在点云精确配准方面,改进经典ICP算法,提出了基于对应点权重和M-估计的ICP算法。首先赋予对应点权重,剔除权重大于给定阈值的点,然后引入M-估计(M-estimation),改进目标函数,剔除异常点。改进算法解决了经典ICP算法的效率瓶颈,有效剔除了异常点对算法的影响,提高了算法的精确性和可靠性。

2 点云初始配准

在对点云进行精确配准之前,需要消除点云对之间的旋转错位和平移错位,为精确配准提供良好的初始值。本文采用基于两片点云特征点的初始配准。首先对点云最小包围盒以点云密度的 k 倍进行划分,产生空间网格^[15];然后根据空间网格的拓扑连接和种子生长算法,得到点云边界网格,提取点云边界特征点;最后运用 SVD 矩阵分解法求出两片点云的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} ,得到初始配准结果。

2.1 提取点云边界特征点

提取点云的边界特征点需要如下三步:首先,对点云最小包围盒以点云密度的 k 倍进行划分,产生空间网格;然后,根据空间网格的拓扑连接,产生边界种子网格,根据种子生长算法产生所有边界网格;最后,分割点云边界网格,提取点云边界特征点。

2.1.1 点云的网格划分

本文采用包围盒法对点云进行网格划分。点云的包围盒是指包含所有点云的空间长方体,可以用点云坐标沿坐标轴的极值来描述。本文根据点云数据点的坐标进行排序,分别找出 x , y , z 轴坐标的最值,即 $(x_{\min}, y_{\min}, z_{\min})$ 和 $(x_{\max}, y_{\max}, z_{\max})$,就可以直接确定包围盒。根据包围盒的长宽高 3 条边与坐标轴的位置关系,包围盒分为沿坐标轴的轴向包围盒 AABB (Axis-Aligned Bounding Box) 和有向包围盒 OBB (Oriented Bounding Box)^[16] 两种,如图 1 所示。由于其方向的任意性,OBB 可以紧密的包围点云,使得点云包围盒体积最小。为便于提取到点云边界,本文采用 OBB 包围盒。

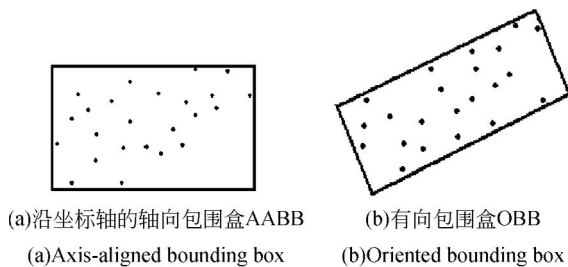


图 1 两种点云包围盒

Fig. 1 Two types of bounding boxes of point cloud

描述点云邻域特征参数是点云密度。定义点云密度为 ρ ,令:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N Di_{\text{avg}}(i)}{N}, \quad (1)$$

其中: N 表示点云数据量, $Di_{\text{avg}}(i)$ 表示点云中第 i 点与其距离最近的多个点的距离平均值。

设定空间网格的初始尺寸为点云密度的 k 倍,沿 3 个坐标轴方向分别对包围盒等间隔划分,将点云数据点根据坐标不同划分到不同的网格中,如图 2 所示。实验表明,当 k 取为 8~24 时,网格内的点云包含足够多的信息估算点云边界曲线,可以取得较好的效果。按照是否包含数据点,将空间网格分为实格和空格两类。

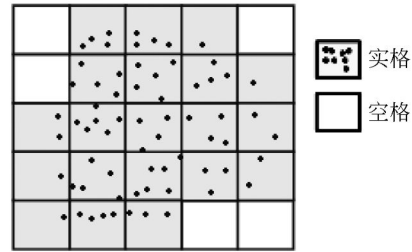


图 2 点云空间网格划分

Fig. 2 Partition point cloud with grids

2.1.2 种子边界网格

处于边界的实格包含点云的边界点,可以提取出点云的边界特征点,为此,需要把边界网格提取出来。本文首先采用网格的面拓扑关系确定种子边界网格,然后运用生长算法实现点云边界网格的提取。

为了确定实格,对空间网格二值化处理。定义 (i, j, k) 为网格拓扑方向矢量,利用式(2)可以确定种子边界网格。对于任意 $f(x, y, z) = 1$,令:

$$g(x, y, z) = \sum_{\substack{-1 \leq i \leq 1 \\ i+j+k=\pm 1}} \sum_{\substack{-1 \leq j \leq 1 \\ (i=0 \cup j=0 \cup k=0)}} \sum_{\substack{-1 \leq k \leq 1 \\ (i=0 \cup j=0 \cup k=0)}} f(x+i, y+j, z+k) \quad (2)$$

其中: $f(x, y, z)$ 为二值化函数,若值为 1,表示该网格为实格,否则为空格。当 $g(x, y, z) > 3$ 时,该实格为种子边界网格;当 $g(x, y, z) = 3$ 时,若满足 $f(x+i, y+j, z+k) = 1$,并且该实格 3 个拓扑方向矢量的分量线性相关,则该实格为种子边界网格;其他情况则不是种子边界网格。分

析可知,若某网格为种子网格, $g(x, y, z)$ 的值只可能有 3、4、5 等 3 种情况,分别代表了点云边界弯曲的程度,如图 3 所示。图 3(a)表示点云的边界角度比较平缓,图 3(b)表示点云的边界角度弯曲比较剧烈,图 3(c)表示点云的边界为局部尖点。

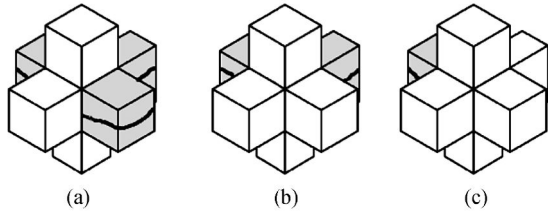


图 3 3 种边界种子网格

Fig. 3 Three types of seed grids of boundary

2.1.3 边界网格生长

边界种子网格的拓扑关系用函数 $T(x, y, z, i, j, k)$ 表示,边界网格的拓扑关系和参考约束拓扑关系分别用 $T_b(x, y, z, i, j, k)$ 和 $T_r(x, y, z, i, j, k)$ 表示。

$$T(x, y, z, i, j, k) = \begin{cases} f(x, y, z) - f(x+i, y+j, z+k), & -1 \leq i \leq 1, -1 \leq j \leq 1, -1 \leq k \leq 1, (i, j, k) \neq (0, 0, 0) \\ f(x, y, z) = 1 \end{cases} \quad (3)$$

若 $T(x, y, z, i, j, k)$ 的函数值为 1, 表示该实格沿 (i, j, k) 方向的拓扑关系为空; 否则不为空。

利用函数 $G(x, y, z)$ 表示拓扑连接关系的数目,并用 $G_b(x, y, z)$ 和 $G_r(x, y, z)$ 分别表示边界拓扑连接关系和参考拓扑约束关系的总数函数。对于函数 $G_b(x, y, z)$, 分别用 $G_{bs}(x, y, z)$ 、 $G_{be}(x, y, z)$ 和 $G_{bp}(x, y, z)$ 表示它的面、边和拓扑连接关系数目。

$$G(x, y, z) = \sum_{-1 \leq i \leq 1} \sum_{\substack{-1 \leq j \leq 1 \\ (i, j, k) \neq (0, 0, 0)}} \sum_{-1 \leq k \leq 1} \cdot [f(x, y, z) - f(x+i, y+j, z+k)]. \quad (4)$$

$$f(x, y, z) = 1$$

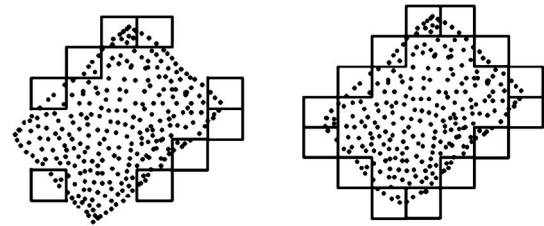
利用函数 $T(x, y, z, i, j, k)$ 和函数 $G(x, y, z)$ 实现种子边界网格的生长。约束生长的原则是:

- (1) 优先沿面拓扑方向生长;
- (2) 若 1 不能满足,则沿边拓扑方向生长;
- (3) 若 1、2 不能满足,则沿顶点拓扑方向生长。

当 $G_{bs}(x, y, z) = 6$ 或者 $G_{bs}(x, y, z) = 5$ 时,种子边界网格受参考拓扑关系约束,沿某个拓扑方向生长; 否则不生长。当 $G_{bs}(x, y, z)$ 确定时,根据 $G_{be}(x, y, z)$ 和 $G_{bp}(x, y, z)$ 的取值不同,

生长又可分为不同情况。

生长过程中,由于种子边界网格集合中不断加入新的边界网格,原有种子网格的拓扑连接关系也随之动态变化。生长完成后,边界网格间为面拓扑关系。如图 4(b)所示,点云的边界轮廓被网格集合表示出来,实现了对点云边界的分割。



(a)种子边界网格 (b)生长后的边界网格
(a)Seed grids of boundary (b)Grown boundary grids

图 4 种子边界网格和生长后的边界网格

Fig. 4 Seed grids of boundary and grown boundary grids

2.1.4 提取边界特征点

从边界区域包含的数据点中提取能表达点云特征的点,即局部尖点、狭长边界点、拐点和极点。在此基础上,搜索并优化这些特征点的邻域,筛选出边界特征点集合。

由 2.1.2 节可知,局部尖点存在于 $g(x, y, z) = 5$ 的网格邻域内,狭长边界点存在于 $g(x, y, z) = 4$ 的网格邻域内,因此只需直接从网格邻域内提取这些点即可。拐点和极点可以按照文献[17]提出的基于 Delaunay 过滤和 Riemannian 图的邻接图方法从 $g(x, y, z)$ 的网格邻域内提取。

2.2 根据特征点配准点云

根据 2.1 节得到的两片点云的边界特征点集,分别为 $S = \{s_i, i=1, 2, \dots, k\}$ 和 $T = \{t_i, i=1, 2, \dots, l\}$ 。在不同视角下,两片点云边界特征点之间的相互位置并不改变,因此该特征具有空间不变性。对于提取出来的特征点对集合,必须找到一种策略使得它们互相匹配,以求得精确的变换矩阵来对点云进行初始配准。这里采取文献[18]里提出多尺度特征方法来进行处理。多尺度特征的概念基于曲面变分,曲面变分对于每个特征点在尺度改变时是不变的,因此可以根据每个特征点的曲面变分来进行匹配。

定义特征点集合 P , 并且 $p \in P$, N_p 为点 p 的 k 个最近点构成的局部邻域索引集合,令 \bar{p} 为质

心, \mathbf{C} 为 N_p 的 3×3 协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \begin{bmatrix} p_{i1} - \bar{p} \\ \dots \\ p_{ik} - \bar{p} \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} p_{i1} - \bar{p} \\ \dots \\ p_{ik} - \bar{p} \end{bmatrix}, i_j \in N_p, \quad (5)$$

定义曲面变分 $\sigma_n(p)$ 为:

$$\sigma_n(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}, \quad (6)$$

其中: λ_i 为 \mathbf{C} 的特征值并且 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$ 。

这样可以计算出每个特征点的曲面变分 $\sigma_n(p)$, 即多尺度特征值。

判断集合 S 和 T 的大小, 对较小的集合中的每个点, 在较大的集合中寻找其匹配点, 使得该匹配点的多尺度特征值之差最小并且小于给定的阈值, 从而得到两片点云特征点集的子集 $P = \{p_i, p_i \in S, i=1, 2, \dots, n\}$ 和 $Q = \{q_i, q_i \in T, i=1, 2, \dots, n\}$, 其中 p_i 和 q_i 一一对应, 且相互匹配, 由此得到 n 组相互匹配的特征点对。

点云配准的实质是对在不同坐标系中测量得到的数据点云进行坐标变换, 求得坐标变换矩阵, 即旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} 。根据匹配特征点对 P, Q , 将如下目标方程最小化, 求解 \mathbf{R}, \mathbf{T} 。

$$E = \sum_{i=1}^n \|q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{T})\|^2. \quad (7)$$

对式(7)采用 SVD 矩阵分解算法^[19]求解, 得到初始配准的旋转矩阵 \mathbf{R}_0 和平移向量 \mathbf{T}_0 。

3 点云精确配准

经过初始配准后的点云数据尚不能满足配准的精度要求, 需要在此基础上进行精确配准。在三维数据配准方法中 ICP 算法应用最为广泛, 国内外很多研究者对这一算法进行了改进。本文对经典 ICP 算法从降低时间代价和提高配准精度两方面进行了改进。

3.1 经典 ICP 算法

假定点云数据 P 和 X 中各有 N_p 和 N_x 个点, 分别用点集 $\{p_i\}$ 和 $\{x_i\}$ 来表示。ICP 算法每次寻找两个点集中的最近点, 并使其欧氏距离的平方和最小, 从而计算出点云间的刚体变换。

矢量 $\mathbf{q} = [\mathbf{q}_R | \mathbf{q}_T]$ 表示刚体变换, 将该刚体变换应用到点云 P 中, 对应点云 P 中的每一个点, 在点云 X 中寻找最近点, 然后利用式(8)计算全部最近点对的欧氏距离平方和:

$$f(\mathbf{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|x_i - R(\mathbf{q}_R) p_i - \mathbf{q}_T\|. \quad (8)$$

为了最小化 $f(\mathbf{q})$, 分别计算点云 P 和 X 的重心:

$$\boldsymbol{\mu}_p = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} p_i \text{ 和 } \boldsymbol{\mu}_x = \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} x_i. \quad (9)$$

利用重心得到两片点云的互协方差矩阵:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{px} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} [(p_i - \boldsymbol{\mu}_p)(x_i - \boldsymbol{\mu}_x)^T] = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} [p_i x_i^T] - \boldsymbol{\mu}_p \boldsymbol{\mu}_x^T. \quad (10)$$

由 $\boldsymbol{\Sigma}_{px}$ 的反对称矩阵 $\mathbf{A}_{ij} = (\boldsymbol{\Sigma}_{px} - \boldsymbol{\Sigma}_{px}^T)_{ij}$ 构造 $\boldsymbol{\Delta} = [\mathbf{A}_{23} \ \mathbf{A}_{31} \ \mathbf{A}_{12}^T]$, 进而得到式(11)所示的 4×4 对称矩阵, \mathbf{I}_3 为 3×3 恒等矩阵:

$$\mathbf{Q}(\boldsymbol{\Sigma}_{px}) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_{px}) & \boldsymbol{\Delta}^T \\ \boldsymbol{\Delta} & \boldsymbol{\Sigma}_{px} + \boldsymbol{\Sigma}_{px}^T - \text{tr}(\boldsymbol{\Sigma}_{px}) \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

用单位四元数表示最优旋转向量 $\mathbf{q}_R = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]$, 它与矩阵 $\mathbf{Q}(\boldsymbol{\Sigma}_{px})$ 的最大特征值对应, 由式(12)和 \mathbf{q}_R 可以计算得到旋转矩阵:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

由式(13)得出点云变换矩阵, 反复迭代, 直至最近点对的欧式距离平方和在给定阈值下收敛。

$$\mathbf{q}_T = \boldsymbol{\mu}_x - R(\mathbf{q}_R) \boldsymbol{\mu}_p. \quad (13)$$

综上所述, 经典 ICP 算法描述如下:

给定点云初始位置为 $P_0 = P$, $\mathbf{q}_0 = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, $k=0$ 。迭代执行如下步骤, 直到目标函数收敛于给定阈值 τ 。

(1) 求得最近点集 $Y_k = C(P_k, X)$;

(2) 计算配准向量 $(\mathbf{q}_k, d_k) = Q(P_0, Y_k)$, 其中 $d(\mathbf{p}, X) = \min_{x \in X} \|x - \mathbf{p}\|$;

(3) 对点云应用配准向量得到新的位置 $P_{k+1} = \mathbf{q}_k(P_0)$;

(4) 如果目标函数误差收敛于给定阈值, 即 $d_k - d_{k+1} < \tau$, 终止迭代, 否则执行步骤 1。

3.2 经典 ICP 算法特性分析

经典 ICP 算法有以下优点: 可获得精确配准结果; 可对任意形状的点云数据进行配准; 不要求对点云分割或提取特征; 如果初值情况较好, 算法可以保证收敛。

但经典 ICP 算法也有不足之处。首先,算法强调待配准两片点云必须为包含关系,即两片点云的数据点需要一一对应。其次,该算法在寻找对应点的过程中需要很大的计算代价,最差的情况下,寻找点对的计算复杂度达到 $O(N_p N_x)$,最理想的情况,计算复杂度也达到 $O(N_p \log N_x)$ 。第三,在对应点寻找时,该算法假设欧氏距离最近的点为对应点,这可能会产生一些错误的对应点,还可能使算法陷入局部最小值。

3.3 改进 ICP 算法

经典 ICP 算法的时间复杂度是 $O(N_p N_x)$,当点云的数量很大时,计算对应点欧氏距离花费的时间代价巨大。因此,实际应用中如果能有效降低算法的时间复杂度,将会明显改善 ICP 算法的运行效率。

对此,本文采取了以下改进方法:(1)对对应点赋予权重,剔除权重大于给定阈值的点;(2)引入 M-估计,改进目标函数,剔除异常点。

通过改进,使 ICP 算法的时间复杂度大幅下降,同时在不影响目标函数的收敛性的前提下,增强了目标函数的可靠性。本文方法解决了经典 ICP 算法的效率瓶颈,且有效剔除了异常点对算法的影响,提高了算法的精确性和可靠性。

3.3.1 对应点权重

经典 ICP 算法中,点云中的每个点都有相同的权重,即每个点不加区别,在搜寻最近点时,必须计算每个点,这是经典 ICP 算法效率低下的瓶颈所在。如果能对点云数据事先采样,利用较少的点对进行迭代计算,将显著减少算法的计算量。因此本文对点云中对应点采取权重策略,点对的距离越远,赋给它的权值越小。如公式(14)所示:

$$weight = 1 - \frac{Dist(p_1, p_2)}{Dist_{max}}, \quad (14)$$

其中: $Dist(p_1, p_2)$ 表示对应点 (p_1, p_2) 之间的欧氏距离, $Dist_{max}$ 表示对应点距离的最大值。

公式(14)可对每个对应点赋予不同的权值。给定阈值 σ , 如果对应点的 $weigh \leq \sigma$, 则剔除该点。由此,迭代计算最近点的数据量大大减少,因而提高了 ICP 算法的效率。

3.3.2 M-估计

M-估计最初由 Huber^[20] 提出,目的在于研究观测数据中存在异常点的估计问题,这是传统方法(如最小二乘法)所不能解决的。由于扫描仪器

本身的噪声或者在扫描过程中引入的噪声,点云数据中通常存在异常点,即与总体数据点存在明显差异的数据点。异常点通常会影响目标函数的解,降低目标函数的可靠性。本文在 ICP 算法中引入 M-估计剔除异常点,以减少异常点对目标函数数值的影响,由此提高配准结果的准确性。

M-估计的思想是:估计值 X 使得残差 r_i 的误差惩罚函数 $\rho(r_i)$ 最小。

当 $r \rightarrow \infty$ 时,误差惩罚函数 $\rho(r_i)$ 会由于残差的增大而增大,由此导致异常点对解的影响会随着误差的增加而线性增加。由鲁棒估计理论可以得出,这种误差函数不具备鲁棒性,并且对大误差敏感,如果异常点较多,很可能造成配准结果偏离真实值,并陷入局部极值。为了提高算法的精确性和鲁棒性,必须使误差惩罚函数 $\rho(r_i)$ 能容忍较大的数据误差,降低对解的影响。因此本文对目标函数式(8)引入 M-估计。

为将目标函数中的 3 个分量都表示出来,将式(8)改写为:

$$f(\mathbf{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \| \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{q_i} \|^2 = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \{ (x_i - x_{q_i})^2 + (y_i - y_{q_i})^2 + (z_i - z_{q_i})^2 \}. \quad (15)$$

x_i 表示点云中第 i 点的坐标; \mathbf{x}_{q_i} 表示对该点进行 \mathbf{q} 变换; \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_{q_i} 互为对应点对; x_i, y_i, z_i 表示 \mathbf{x}_i 的 3 个分量; $x_{q_i}, y_{q_i}, z_{q_i}$ 表示 \mathbf{x}_{q_i} 的 3 个分量。

引入 M-估计后,用如下目标函数代替公式(15),得到:

$$f(\mathbf{q}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \{ \rho_x(x_i - x_{q_i})^2 + \rho_y(y_i - y_{q_i})^2 + \rho_z(z_i - z_{q_i})^2 \}. \quad (16)$$

其中: ρ_x, ρ_y 和 ρ_z 为 M-估计的惩罚函数,定义:

$$\rho(e) = \begin{cases} \frac{B^2}{2} & (|e| > B) \\ \frac{B^2}{2} \left[1 - \left[1 - \left(\frac{e}{B} \right)^2 \right]^3 \right] & (|e| \leq B) \end{cases}, \quad (17)$$

其中: B 为控制函数饱和度的参数,一般取 $B = 2.5$ 。公式(17)具有选择性,改进算法可以根据此特性有效降低异常点对算法的影响,进而增强 ICP 算法的可靠性和准确性。

改进后的 ICP 算法如下:

给定点云初始位置为 $P_0 = P, \mathbf{q}_0 = [1 \ 0 \ 0$

$0 \ 0 \ 0 \ 0]^T, k=0$ 。迭代执行如下步骤,直到目标函数收敛于给定阈值 τ 。

(1)根据公式 $weight = 1 - \frac{Dist(p_1, p_2)}{Dist_{max}}$ 给点云数据点赋予权值,并剔除权值小于阈值的数据点;

(2)计算最近点集 $Y_k = C(P_k, X)$;

(3)计算配准向量 $(q_k, d_k) = Q(P_0, Y_k)$, 其中 $d(p, X) = f(q)$, $f(q)$ 为式(16)改进后的目标函数;

(4)对点云应用配准向量得到新位置 $P_{k+1} = q_k(P_0)$;

(5)如果目标函数误差收敛于给定阈值,即 $d_k - d_{k+1} < \tau$, 终止迭代,否则执行步骤 1。

4 实验结果

为检验本文算法的有效性,在 Intel Core2 Duo E7500 CPU, 2GB 内存的 Windows XP 操作系统上,基于 Visual C++ 平台进行配准实验,点云数据采用斯坦福大学计算机图形学实验室的开放数据 coati^[21]。

图 5~图 7 分别给出了初始配准、经典 ICP 精确配准和本文算法精确配准的结果。其中图 5 (a)表示两片未配准的点云,图 5 (b)为初始配准结果,显然,仅用初始配准并不能达到有效的精确度,无法满足配准要求。由图 6 可知,在初始配准的基础上,运用经典 ICP 算法可以大幅提高配准精度。比照图 5 和图 6,图 7 的配准精度得到进一步提高。图 7 即为运用本文改进 ICP 算法得到的配准结果。

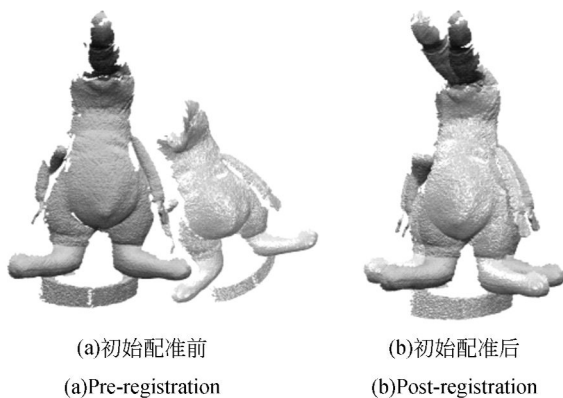


图 5 对原始点云数据进行初始配准
Fig. 5 Result of initial registration for original point cloud

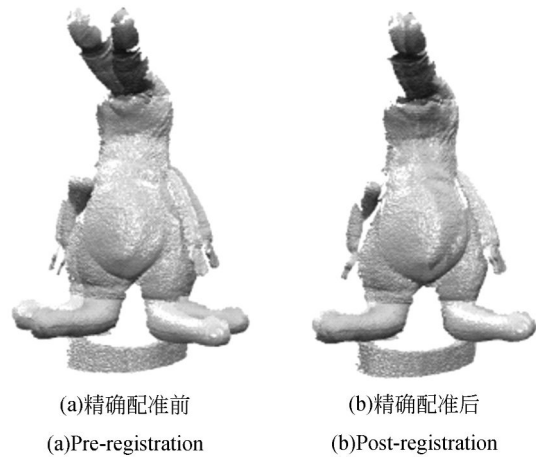


图 6 利用经典 ICP 算法精确配准点云
Fig. 6 Result of using original ICP algorithm to register point cloud processed

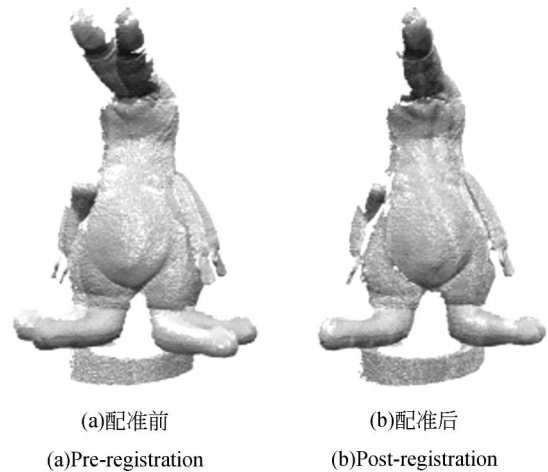


图 7 利用改进 ICP 算法精确配准点云
Fig. 7 Result of using improved ICP algorithm to register point cloud processed

目前业内还没有被普遍认可的评价配准误差的标准,为评价算法的配准误差,定义配准误差参数 ξ , 令:

$$\xi = \frac{\sum_{i=1}^N Fail(p_{1_i}, p_{2_i})}{N}, \quad (18)$$

$Fail(p_{1_i}, p_{2_i})$ 定义如下:

$$Fail(p_{1_i}, p_{2_i}) = \begin{cases} 1 & Dist(p_{1_i}, p_{2_i}) > \delta \\ 0 & 0 \leq Dist(p_{1_i}, p_{2_i}) \leq \delta \end{cases}, \quad (19)$$

其中: $Dist(p_{1_i}, p_{2_i})$ 表示配准后两片点云中对应

点对 (p_{1_i}, p_{2_i}) 距离, δ 表示给定的精度, N 表示点云的数据量。 $Fail(p_{1_i}, p_{2_i})$ 表示该点对未达到配准的精度要求, ξ 则表示点云中未达到精度要求的数据点所占的比率。

将改进算法与文献[11]提出的 TrICP 算法进行了实验对比。 TrICP 算法是 Dmitry C 等人在 2004 年提出的一个改进的 ICP 算法, 该算法基于稳健统计分析中的最小截断二乘法 (Lesat Trimmed Squares) 的一致性, 通过改善目标函数, 使得该算法不需要初始配准, 直接对点云进行配准, 在两片点云重合率低于 50% 的情况下, 依然能保持算法的收敛性和精度, 并且能达到与经典 ICP 同等的运行效率。 TrICP 算法适用于点云初值比较差的配准。

由表 1 可见, 对 coati 点云进行基于边界特征点的初始配准, 配准误差为 0.156 4, 无法满足配准要求。

表 1 初始配准结果

Tab. 1 Result of initial registration

配准方法	配准时间/ms	配准误差
初始配准	738	0.156 4

表 2 表示在初始配准基础上, 运用 3 种方法对点云进行精确配准的结果。 由表 2 分析可知, TrICP 算法在具有良好初值的情况下, 减小了配准误差, 但配准花费时间与经典 ICP 算法相比减小甚微; 改进算法不仅将配准误差大幅减小到 0.02%, 而且配准花费时间也大幅减少。 可见通过对点云数据引入权重, 剔除异常点, 改进算法减少了计算量, 加快了配准速度。

表 2 精确据配准比较

Tab. 2 Comparison of accurate registration results

配准方法	配准时间/ms	配准误差
经典 ICP 算法	3 698	0.001 063 24
TrICP 算法	3 376	0.000 238 52
本文算法	1 082	0.000 196 83

表 3 表示不同点云数据量规模下, 3 种方法配准的结果。 由表 3 可见, 在不同规模点云数据下, TrICP 算法效率稍优于经典 ICP 算法, 而本

文改进算法效率大幅优于以上两种算法。

表 3 不同规模点云数据配准比较

Tab. 3 Comparison of the registration results of point cloud in different scales

点云数据量	平均花费时间/s		
	经典 ICP 算法	TrICP 算法	本文算法
3582	4.216	3.975	1.135
7654	9.024	8.378	2.375
19597	32.829	30.828	8.606
31359	75.946	70.426	19.872
63064	168.737	150.352	40.504

图 8 所示为改进算法与经典 ICP 算法、TrICP 算法的效率对比(采用表 3 中提供的数据绘制)。 可见, 本文算法比照经典 ICP 算法和 TrICP 算法效率提高了 70% 以上, 并且点云数据量越大, 效率提高越明显。

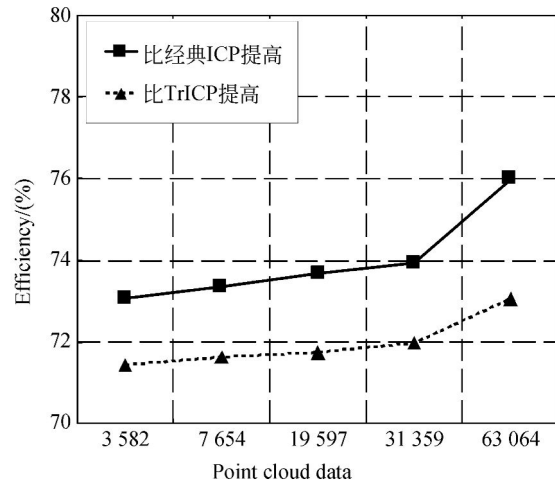


图 8 改进算法与经典算法的效率比较

Fig. 8 Comparison of proposed algorithm with traditional algorithms

表 4 为不同点云初值情况下, 直接运用改进的 ICP 算法进行精确配准的结果, “—”表示在该重合率下, 算法陷入局部极小值。 由表 4 可见, 经典 ICP 算法在重合率低于 70% 的情况下会陷入局部极小值; TrICP 算法在重合率低至 30% 的情况下依然能保持收敛, 这也是该算法的创新性; 本文改进 ICP 算法在重合率低于 50% 的情况下会陷入局部极小值, 并且效率低于 TrICP 算法, 但是当重合率达到 70% 的时候, 效率明显高于 TrICP 算法。

表 4 不同重合率点云数据配准比较

Tab. 4 Comparison of the registration results of point cloud in different overlaps

重合率 /(%)	平均花费时间/s		
	经典 ICP 算法	TrICP 算法	本文算法
10	—	—	—
30	—	16 685	—
50	—	12 637	15 917
70	8 361	7 916	3 928
90	6 529	5 628	1 049

综上所述,在具备良好的初始配准基础上,本文算法在配准精度和配准速度上,均优于经典 ICP 算法和 TrICP 算法,点云数据量越大,本文算法在配准速度上的提高越明显。

5 结 论

点云数据配准是逆向工程的基础,寻求一种

好的配准算法对于提高配准的效率和精度有着至关重要的意义。本文提出一种基于点云边界特征点的改进 ICP 算法。首先提取点云边界特征点并对点云数据进行初始配准,以提供给精确配准良好的初值。然后对经典 ICP 算法进行了两方面的改进:赋予对应点权重和引入 M-估计。最后在初始配准基础上运用改进 ICP 算法进行精确配准。根据实验可以得出,改进算法在配准精度,尤其是配准效率上有大幅度提高。

实验结果表明,与经典 ICP 算法和 TrICP 算法相比,本文改进算法效率提高了 70% 以上,误差减小到了 0.02%,解决了经典 ICP 算法的效率瓶颈,有效剔除了异常点对算法的影响,提高了算法的精确性和可靠性。

对 ICP 算法的改进还需要继续,在以后的工作中,应着重在搜索策略上实现对 ICP 算法的改进,以进一步提高算法效率。

参考文献:

- [1] DUN W Z, HUN G, HONG L X, *et al.*. The research of optical 3D measuring precision influencing factor in reverse engineering [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, 33: 157-162.
- [2] 孟凡文, 吴禄慎. 用继承与优化算法精密拼接无序点云[J]. *光学 精密工程*, 2009, 17(4): 825-831.
MENG F W, WU L S. Registration of unorganized point clouds by inheriting and optimizing algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4): 825-831. (in Chinese)
- [3] 田庆国, 葛宝臻, 杜朴, 等. 基于激光三维扫描的人体特征尺寸测量[J]. *光学 精密工程*, 2007, 15(1): 84-88.
TIAN Q G, GE B Z, DU P, *et al.*. Measurement of human figure size based on laser 3D scanning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 84-88. (in Chinese)
- [4] HACENE A, MEKKI A. Bio-CAD reverse engineering of free-form surfaces by planar contours [J]. *Computer-Aided Design & Applications*, 2011, 8(1): 37-42.
- [5] 龚卫国, 张旋, 李正浩. 基于局部敏感散列算法的图像配准[J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(6): 1375-1383.
- [6] 刘向增, 田铮, 史振广, 等. 基于 FKICA-SIFT 特征的合成孔径图像多尺度配准 [J]. *光学 精密工程*, 2011, 19(9): 2186-2196.
LIU X Z, TIAN Z, SHI Z G, *et al.*. SAR image multi-scale registration based on FKICA-SIFT features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(9): 2186-2196. (in Chinese)
- [7] 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.
- [8] DU S Y, ZHENG N N, YING S H, *et al.*. Affine iterative closest point algorithm for point set registration [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, 31(9): 791-799.
- [9] ZHU J H, ZHENG N N, YUAN Z J. Robust scaling iterative closest point algorithm with bidirectional distance measurement [J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(24): 1604-1605.
- [10] GREG T, MARC L. Zippered polygon meshes from range images [C]. *Proceedings of SIG-*

- GRAPH, 1994: 311-318.
- [11] MASUDA T, SAKAUE K, YOKOYA N. Registration and integration of multiple range images for 3-D model construction [C]. *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, 1996: 879-883.
- [12] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]. *Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, 2001: 145-152.
- [13] CHEN Y, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1991: 2724-2729.
- [14] JOST T. *Fast Geometric matching for shape registration* [D]. Neuchatel, Switzerland: University of Neuchatel, 2002.
- [15] 柯映林, 范树迁. 基于点云的边界特征直接提取技术 [J]. *机械工程学报*, 2004, 40(9): 116-120. KE Y L, FAN S Q. Research on direct extraction of boundary from point clouds [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(9): 116-120. (in Chinese)
- [16] LAURA E W, JOHN F P. A bounding box search algorithm for DEM simulation [J]. *Computer Physics Communications*, 2011, 182(2): 281-288.
- [17] STEFAN G, XINLONG W, ROB M. Feature extraction from point clouds [C]. *10th International Meshing Roundtable, Sandia National Laboratories*, 2001: 293-305.
- [18] 李敏. 基于多尺度特征提取的3D点云匹配的4PCS算法 [D]. 长春: 吉林大学, 2010. LI M. *4 points fast matching algorithm for 3D data based on multi-scale feature extraction* [D]. Changchun: Jilin University, 2010. (in Chinese)
- [19] LAMBERT M S, MIRIAM T T, SUSAN F M. *Singular Value Decomposition* [M]. VDM Verlag Dr. Mueller e. K, 2010.
- [20] PETER J H. *Robust statistics* [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2005.
- [21] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust surface registration [J]. *ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH 2008)*, 2008, 27(3): 1-10.

作者简介:



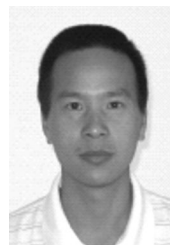
王欣(1975—),女,吉林白山人,博士,副教授,2006年于吉林大学获得博士学位,主要从事计算机图形学、数字图像处理及信息融合方面的研究。E-mail: w_x@jlu.edu.cn



于晓(1973—),男,吉林通化人,博士,副教授,2005年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获博士学位,主要从事计算机网络及信息安全等方面的研究。E-mail: wx_yxy@163.com



张明明(1987—),男,河南开封人,硕士研究生,2010年于解放军信息工程大学获得学士学位,主要从事计算机图形学、数字图像处理等方面的研究。E-mail: zmmee@hotmail.com



章明朝(1982—),男,浙江苍南人,博士,助理研究员,2010年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获博士学位,主要从事光电探测及信息融合等方面的研究。E-mail: zmchao2008@sina.com