

用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法

韦盛斌 王少卿 周常河 刘昆 范鑫

中国科学院上海光学精密机械研究所信息光电实验室, 上海 201800

摘要 点云配准是光学三维(3D)轮廓测量术的关键技术之一。无标志点的点云配准大多由迭代最近点(ICP)算法实现。为提高ICP算法的性能,提出了一种基于点云单应性的迭代最近点配准算法。描述了该算法中单应性点对的建立方法,并推导了点云之间的坐标变换。用一种手持式三维轮廓扫描仪对一个同时具备高频轮廓和低频轮廓的石膏像进行扫描,共得到92帧点云。利用改进ICP算法,82帧点云被成功配准。同时也利用三种具有代表性的ICP算法对这92帧点云进行配准实验以作比较。实验表明,该算法具有稳健性强、收敛速度快、收敛精度高的优点,有助于三维模型的快速重建。

关键词 机器视觉; 迭代最近点; 点云配准; 三维扫描

中图分类号 TP242 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201535.0515003

An Iterative Closest Point Algorithm Based on Biunique Correspondence of Point Clouds for 3D Reconstruction

Wei Shengbin Wang Shaoqing Zhou Changhe Liu Kun Fan Xin

Laboratory of Information Optics and Optoelectronics Techniques, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics,
Chinese Academy of Science, Shanghai 201800, China

Abstract Registration of point clouds is one of the key technology of optical three-dimensional (3D) profilometry. Registrations without markers are always realized by using iterative closest point (ICP) algorithm. To improve the performance of ICP algorithm, an improved ICP algorithm based on the biunique correspondence of point clouds is proposed. The establishment of biunique point pairs is introduced, and the transformation of coordinates between point clouds are derived. By using a handheld 3D scanner to scan a statue consisting of high-frequency and low-frequency profiles, then 92 frames of point clouds are obtained. Using the proposed improved ICP algorithm, 82 frames of point clouds are successfully registered. Three representative variants of ICP are applied to register these 92 frames for comparison. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm has advantages of strong robustness, high convergent speed and high convergent accuracy, which is useful for fast reconstruction of 3D models.

Key words machine vision; iterative closest point; point cloud registration; three-dimensional scanning

OCIS code 150.6910; 110.6880; 100.6950; 110.3010.

1 引言

随着数码相机技术和芯片计算能力的高速发展,未来手持式主动光三维轮廓扫描仪将很有可能作为普通消费级电子产品走进千家万户。另一方面,作为三维打印和虚拟现实等新兴科技的测量前端,三维轮廓扫描仪的普及将会促进这类新兴科技的发展和推广。然而手持式三维轮廓扫描仪在进行多帧扫描时,将面临多帧点云的配准问题。为获得扫描仪的位置和姿态信息,可以使用附加标定的方法:1) 在被测物体表面

收稿日期: 2015-01-05; 收到修改稿日期: 2015-01-30

项目基金: 国家自然科学基金(61308073)、国家文物局文物保护创新联盟课题(20120228)

作者简介: 韦盛斌(1986—),男,博士研究生,主要从事光学三维轮廓测量术方面的研究。E-mail: wsbpk1122@163.com

导师简介: 周常河(1965—),男,研究员,博士生导师,主要从事光栅理论研究、微光学元器件的设计与制造、光学三维轮廓测量术等方面的研究。E-mail: chazhou@mail.shcnc.ac.cn

贴上标志点或在被测物体附近放置标定板,以反推相机位置和姿态;2)在扫描仪上贴上标志点,额外采用外部设备获取扫描仪的位置和姿态。方法1)对于被测物体并不友好,在有些测量中无法贴标志点或是放置标定板;方法2)需要额外的高精度视觉设备,极大地提高了成本。

除此之外,利用点云自身的几何信息通过特定的算法进行配准也是一种常用的方法,其中迭代最近点(ICP)算法^[1-2]是最为广泛应用的经典算法之一。利用ICP算法进行点云配准虽然免去了标定板或标志点,但同时也增加了计算代价以及错误配准的可能性,因此点云配准需要一种高效可靠的ICP算法。ICP至今发展出了多个变种^[3-6],主要由以下三个指标来衡量各个变种之间的优劣^[7]:1)稳健性,即收敛到全局最优解的能力;2)收敛速度,表现为迭代所需的次数和时间;3)收敛精度,一般通过误差函数来表征。Besl等^[1]提出了一种点-点对应的ICP算法,Chen等^[2]提出了一种点-面对应的ICP算法,两者最显著的区别在于在优化过程中,前者的误差函数采用点-点距离,后者采用点-面距离。Rusinkiewicz等^[7]对多种ICP算法变种进行了大量的对比实验,提出了利用点-面对应通常比利用点-点对应具有更好的稳健性和收敛精度的结论。Zhang等^[8]提出了一种稳健的改进ICP算法,该算法利用点云的单应性提高了稳健性,但为了减少计算代价,采用的是点-点对应而非点-面对应。另外一些研究通过点云的几何特征为点云配准提供初始解,以减少ICP算法迭代次数^[8-11],此类研究极具实用意义,不过其重点通常是初始解的获取,而不是ICP算法本身的性能研究。考虑到大部分光学三维轮廓测量术^[12-13]得到的点云是密度均匀的,单应性是大部分三维轮廓测量术所得点云的一个显著特点。为充分利用点云单应性以提高ICP算法的性能,本文提出了一种基于点云单应性的采用点-面对应的改进ICP算法,并与文献[1,2,5]中的ICP算法进行实验对比。

2 一种基于点云单应性的改进ICP算法

2.1 基于达曼光栅的三维轮廓测量术

图1为基于达曼光栅的三维轮廓测量术。该实验装置由两个对称放置的数码相机和居中的一个光学投影单元组成。光学投影单元包括一片达曼光栅,该达曼光栅可以将一束激光分成 64×64 的激光阵列。测量过程中用此结构光投到被测物体,每一个光斑作为一个采样点来重构被测物的三维轮廓。两个数码相机对被测物表面上的激光光斑阵列进行采集,经双目匹配后,单帧点云可以通过三角原理计算得到。

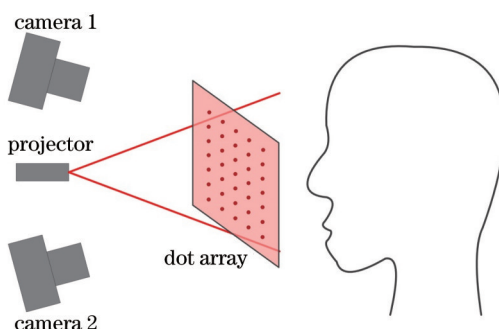


图1 基于达曼点阵的三维轮廓测量术

Fig.1 3D profilometry measurement based on Dammann array

实际测量中往往需要对被测物体进行多角度全方位的扫描,将会得到多帧点云,如图2所示,这些不同帧的点云需要配准至一个全局坐标系下。多帧点云经配准后得到一幅整体点云,可用于以点云形式描述物体的三维轮廓,也可用于后期点云处理。

2.2 ICP算法

点云配准的一个经典算法是ICP算法,发展至今已经衍生出了多个变种。对于在坐标系 C_1 下的点云 P 和处于坐标系 C_2 下的点云 Q ,ICP算法的目的就是求出变换矩阵 T ,计算出点云 P 在坐标系 C_2 下的形式为

$$P^{\text{new}} = TP, \quad (1)$$

其中

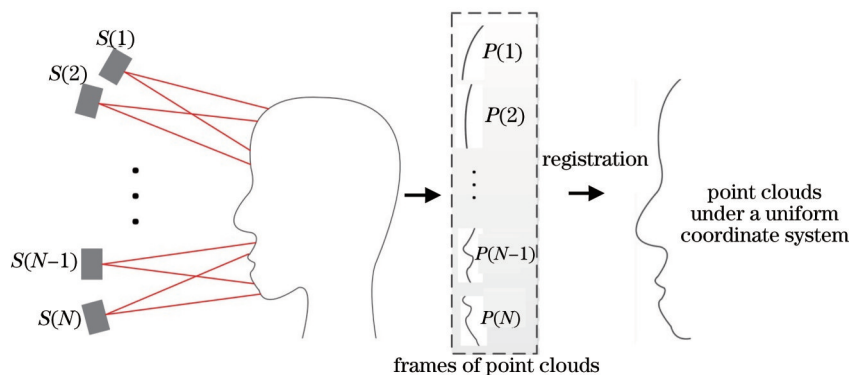


图2 多帧点云的配准

Fig.2 Registration of multiple frames point clouds

$$T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$R = \text{rodrigues}(\alpha, \beta, \gamma), \quad (3)$$

$$t = (T_x, T_y, T_z)^T, \quad (4)$$

式中 P^{new} 和 P 为齐次坐标形式 $(X, Y, Z, 1)^T$, 变换矩阵 T 中, t 表示两个坐标系之间的平移量, R 表示两个坐标系之间的旋转量, 以罗德里格斯旋转矩阵表达, 变换矩阵 T 包含 6 个自由度。根据 Rusinkiewicz 等^[7]的定义, ICP 算法可以表述为

- 1) 建立点云 P 与点云 Q 之间的对应关系, 对所有或部分 P 中的点, 在点云 Q 里寻找其对应点, 以生成点对, 一般采用最近欧氏距离作为生成点对的标准;
- 2) 针对每一组点对, 设置不同的权重;
- 3) 根据某种准则删除某些特定的点对;
- 4) 根据点对定义一个误差函数;
- 5) 最小化误差函数, 得到单次迭代的变换矩阵 T , 将所得变换矩阵 T 作用于点云 P ;
- 6) 重复 1)~5) 直至满足收敛条件或达到迭代次数限制。

不同 ICP 算法的变种在步骤 1)~4) 的具体实现上存在差异, 这将导致不同 ICP 算法对不同种类点云的不同收敛特性。

2.3 一种基于点云单应性改进的 ICP 算法

在进行 ICP 算法的步骤 1) 的过程中, 通常使用点-点距离、点-面距离和投影距离这三种欧式距离。本文所提出基于点云单应性的改进 ICP 算法采用点-面距离。如图 3(a) 所示, $P=\{p_i\}$ 和 $Q=\{q_j\}$ 为两帧点云, 对于任意的 p_i , 需要定义其对应点 s_i 。以 p_2 为例, 首先在 Q 中找到 p_2 的最近邻点为 q_3 , 作 q_3 的切平面 l_3 , 同时作 p_2 的法向量 n_2 , n_2 与 l_3 的交点记为 s_2^1 , 接下来在 Q 中寻找 s_2^1 的最近邻点为 q_2 , 同样记 n_2 与 q_2 的切平面 l_2 的交点为 s_2^2 , 继续在 Q 中寻找 s_2^2 的最近邻点, 得到的仍然是 q_2 , 此时定义 p_2 的对应点 s_2 为 s_2^2 。为描述方便, 把 s_i 命名为虚拟点, 把 q_i 命名为本点, 对每个 p_i 重复上面的步骤, 可以得到对应的虚拟点 s_i 。

把上面计算虚拟点的方法系统地描述如下:

- 1) 对于任意的 p_i , 在 Q 中寻找其最近邻点 $q_i^k, k=1$;
- 2) 计算得到 p_i 的法向量 n_i 与 q_i^k 的切平面 l^k 的交点为 s_i^k ;
- 3) 在 Q 中寻找 s_i^k 的最近邻点为 q_i^{k+1} ;
- 4) 如果 $q_i^{k+1} \neq q_i^k$, 那么令 $k=k+1$, 重复 2) 和 3);
- 5) 如果 $q_i^{k+1} = q_i^k$, 那么 p_i 所对应的虚拟点 s_i 为 s_i^k , 同时对应的本点为 q_i^k 。

很多光学三维轮廓扫描仪得到的单帧点云密度是均匀的, 因此可以不失一般性地提出单应性假设: 在建立点对的时候, 每一个点云 Q 里面的本点, 最多只能和点云 P 中的一个点形成点对。即使因测量距离的差异而导致两帧点云的密度不一致, 依然可以认为单应性假设成立, 事实上单应性假设的实质

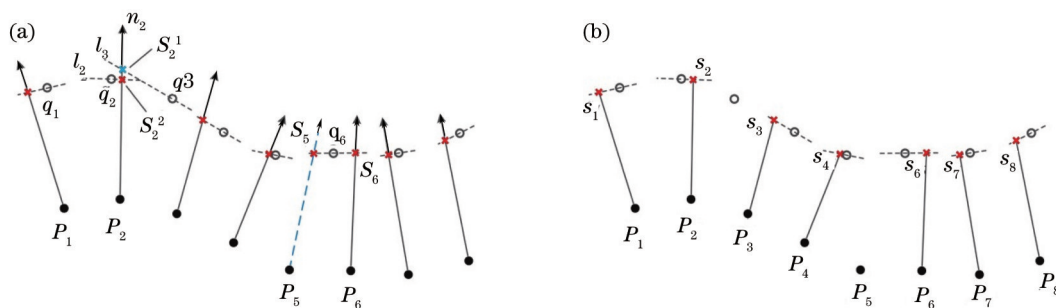


图3 利用点云单应性假设建立点对。(a) 两帧点云;(b) 最终建立的点对

Fig.3 Establishing correspondences using biunique assumption. (a) Two frames of point clouds; (b) correspondences of point clouds 是进行改进的ICP算法的步骤2~3)的准则。以图3(a)为例,虚拟点 s_5 和 s_6 分别为 p_5 和 p_6 的对应点,且 s_5 和 s_6 都属于经过 q_6 的切平面,按照单应性假设, p_5-s_5 和 p_6-s_6 这两点对最多只能保留其中的一对。在此选择 $|p_5s_5|$ 和 $|p_6s_6|$ 中较小的一个作为保留的点对,由于 $|p_5s_5| > |p_6s_6|$,因此点对 p_5-s_5 被删除,而点对 p_6-s_6 保留。当然,虚拟点到本点的距离 $|s_iq_i|$ 、 p_i 到虚拟点的距离 $|p_i s_i|$ 也要小于适当的阈值,以剔除重叠区域外的点对。最终由图3(a)的点云建立的点对如图3(b)所示。

```

1  Input  $P=\{p_i\}, Q=\{q_i\}$ ;
2   $nP, nQ$ =normal vectors of  $P, Q$ ;
3  For  $i=1$ : number of  $P$ 
4       $k=1$ ;
5       $q_i^k$ =closest  $q$  to  $p_i$ ;
6      while( $k==1 \parallel q_i^k \neq q_i^{k-1}$ )
7           $s_i^k = nP_i \cap$  tangent plane of  $q_i^k$ ;
8           $q_i^{k+1}$ =closest  $q$  to  $s_i^k$ ;
9           $k=k+1$ ;
10     end
11     if ( $q_i^k$  is not assigned yet)
12         create new correspondence:  $p_i \rightarrow q_i^k \rightarrow s_i^k$ ;
13     else
14         if ( $|p_i s_i^k|_{\text{new}} < |p_i s_i^k|_{\text{old}}$ )
15             create new correspondence:  $p_i \rightarrow q_i^k \rightarrow s_i^k$ ;
16             delete old correspondence;
17         end
18     end
19     delete correspondences out off range;
20 end

```

图4 建立单应性点对的伪代码

Fig.4 Pseudo-code for establishing biunique correspondences

图4伪代码清楚地描述了建立单应性点对的过程[ICP步骤1)~3])。为后续描述方便,所建立的点对个数记为 N 个,构成点对的点集以 P_c 和 S 表示。现利用文献[14]提出的最小二乘方法来计算变换矩阵 T^m ,使得当前点对重合度最高。令:

$$s_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i, \quad s_i \in S, \tag{5}$$

$$p_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i, \quad p_i \in P_c, \tag{6}$$

$$s'_i = s_i - s_o, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N, \tag{7}$$

$$p'_i = p_i - p_o, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N. \tag{8}$$

定义目标函数为

$$H = \sum_{i=1}^N p'_i s_i'^T. \tag{9}$$

对目标函数做奇异值分解:

$$H = U \Lambda V^T. \tag{10}$$

如果 $\det(VU^T) = 1$, 那么当前点对情况下的变换矩阵 T^m 中的 R 和 t 可由表示为

$$R = VU^T, \quad (11)$$

$$t = s_o - Rp_o, \quad (12)$$

$$P^{\text{new}} = T^m P, \quad (13)$$

从(5)~(13)式即 ICP 算法中的步骤 4)~5)。值得注意的是, 完成一次 ICP 步骤 1)~5)后, 生成了一个新的坐标变换后的点云 P^{new} 来取代 P , 而 P^{new} 与 Q 的点对关系将会更新, 因此, 步骤 1)~5)需要反复进行, 直到第 m 次迭代满足收敛判据, 或是达到预设的最大迭代次数为止。

$$R_{\text{MSE}}^m \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |s_i - Rp_i - T| < R_{\text{MSEth}}, \quad (14)$$

$$\delta^m \triangleq \left| \frac{R_{\text{MSE}}^{m-1} - R_{\text{MSE}}^m}{R_{\text{MSE}}^m} \right| < \delta_{\text{th}}, \quad (15)$$

$$w^m = \frac{N^m}{\min(\text{number of } P, Q)} > w_{\text{th}}. \quad (16)$$

式中 R_{MSE} 为点对距离的均方根误差, R_{MSEth} 和 δ_{th} 是收敛判据中关于 R_{MSE} 的阈值, R_{MSEth} 可设为点云的横向分辨率乘以一个小于 1 的因子:

$$R_{\text{MSEth}} = f \cdot \Delta x, \quad 0 < f < 1, \quad (17)$$

式中 f 根据经验设为 0.8, δ_{th} 根据经验设为 0.02, w_{th} 与两帧点云间的重叠面积有关, 而实际重叠面积在测量过程中事先不可知, 根据实验条件按经验设定为 0.4。某个配准若是达到最大迭代次数时, R_{MSE} 仍然大于 R_{MSEth} , 或是点对数目占总点云数目的比例 $w < w_{\text{th}}$, 那么该配准将被认为是失败的。经过 m 次迭代后, 最终(1)式中的变换矩阵为

$$T = T^m T^{m-1} \dots T^3 T^2 T^1. \quad (18)$$

3 实验与分析

3.1 实验对象与内容

点云配准实验所用的点云为利用 2.1 节所提的三维轮廓测量装置对一个同时具备高频轮廓和低频轮廓的石膏像扫描所得, 共 92 帧点云。点云的特征为

- 1) 单帧点云中的点个数为 1500~3000 不等, 所含外点的比例低于 5%;
- 2) 单帧点云的横向分辨率为 1.5~2.2 mm;
- 3) 连续两帧点云之间的重叠面积为单帧点云面积的 60%~80%。

实验采用本文提出的改进 ICP 算法(记为 BC-p2s-ICP)和三种具有代表性的 ICP 算法{分别为记 original ICP^[1], ICP(Chen)^[2], BC-p2p-ICP^[5]}对这 92 帧点云进行配准。选择这三种算法作为比较, 原因是 BC-p2s-ICP 算法与这三种算法的区别仅在于点-面对应的单应性点对的引入, 这种对比方式能够定量体现引入点-面对应的单应性点对的效果, 对比结果具备一般性。只要条件允许, 众多 ICP 变种算法也可与 BC-p2s-ICP 算法进行结合以期更好的性能。对比实验仅仅考虑连续两帧点云之间的配准结果, 并不考虑全局配准的问题。不同 ICP 算法之间的对比内容为稳健性、迭代次数、计算时间和配准精度, 其中配准精度用 R_{MSE} 来表征, 为使结果具有对比性, 这四种算法在计算 R_{MSE} 时均采用点-面距离。同时为了公平性, 设定以下条件:

- 1) 点云 P 中所有的点都尝试在点云 Q 中寻找对应点(面);
- 2) 每种算法都用 KD 树做最大限度的优化;
- 3) 程序均为 Matlab 和 C++ 混编, 在主频为 2.2 GHz 的 AMD 三核笔记本电脑上运行。
- 4) 变换矩阵 T 的初始值为 $R=I_3$, $T=0_{3 \times 1}$, 其中 I_3 为三阶单位阵。
- 5) 每种算法每一次配准的迭代次数都是 150 次, 并不在满足收敛判据时停止迭代。

3.2 实验结果与分析

第一项对比内容为稳健性, 即算法能使配准收敛至全局最优的能力。为了描述改进算法对于不同类型

轮廓的点云的配准能力,对于配准时重叠区域包含高频轮廓(石膏像中的头发部分,共36次配准)和仅包含低频轮廓(石膏像脸部,共55次配准)的情况,本文将分开讨论。表1给出了BC-p2s-ICP算法与另外三种ICP算法的比较结果,实验结果表明,在91次配准中,BC-p2s-ICP算法能够成功配准81次,成功率达到了89%,相对于original ICP和BC-p2p-ICP在稳健性上有较为显著地提高。

表1 BC-p2s-ICP算法与另外三种ICP算法的稳健性比较

Table 1 Comparison of robustness with BC-p2s-ICP and other three ICP algorithms

Successful registrations	BC-p2s-ICP	original ICP	ICP[Chen]	BC-p2p-ICP
High-frequency surfaces	30/36	24/36	27/36	29/36
Low-frequency surfaces	51/55	31/55	49/55	38/55
Total	81/91	55/91	76/91	67/91

第二项对比内容为配准精度与迭代次数、计算代价的对比。选取4种算法中成功的配准,进行两项比较:1) R_{MSE} 与迭代次数的关系;2) R_{MSE} 与计算时间的关系,比较结果如图5所示。

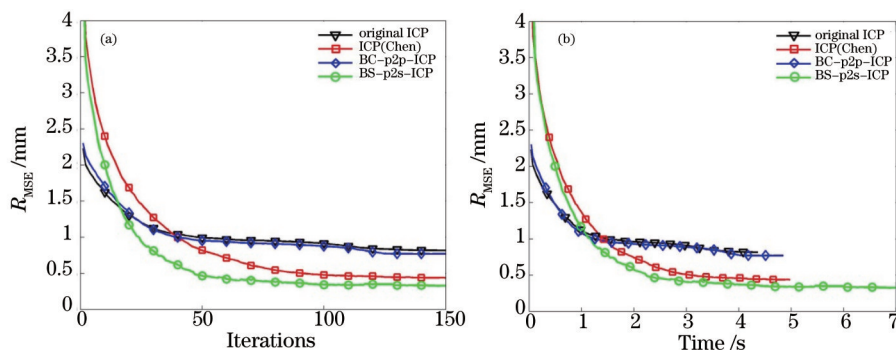


图5 4种ICP算法收敛速度对比。(a) R_{MSE} 随迭代次数变化曲线;(b) R_{MSE} 随计算时间变化曲线。

Fig.6 Comparison of convergent speed with four ICP algorithms. (a) R_{MSE} vs iterations; (b) curves of R_{MSE} vs computing time

由图5可知,利用BC-p2s-ICP算法,在最初的50次左右的迭代过程中 R_{MSE} 的下降速度比利用ICP(Chen)快,即BC-p2s-ICP算法达到收敛需要的迭代次数相对较少。而在绝对计算时间的对比上,BC-p2s-ICP算法的速度优势不如迭代次数那么明显。同样是150次迭代,三种对比算法的计算时间均在5s以内,而BC-p2s-ICP算法需要7s左右,原因是BC-p2s-ICP算法在每次迭代过程中都有子迭代和额外的判断运算。尽管如此,BC-p2s-ICP算法仍在绝对收敛速度上仍略胜ICP(Chen)。

第三项对比内容为收敛精度。由图5可知,利用BC-p2s-ICP算法的精度是最高的,在迭代次数为50次的时候, $R_{MSE}=0.47$ mm,而迭代次数为100和150的时候, R_{MSE} 分别为0.34 mm和0.32 mm。

经配准后的点云可用于后期处理,图6为石膏像原物和整体点云封装后的石膏像三维模型。

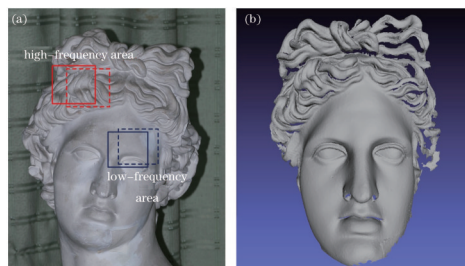


图6 点云配准结果。(a)原始被测物;(b)三维模型

Fig.6 Results of point clouds registration. (a) Original object; (b) 3D model

4 结 论

ICP算法能够在扫描仪的位置和姿态未知的情况下,利用点云本身的几何信息,将不同帧的点云配准至一个统一的坐标系中。基于点云单应性假设提出了一种采用点-面对应的改进ICP算法,介绍了单应性点的建立方法,从数学上推导了坐标系间变换矩阵的计算公式。在实验部分,对92帧点云利用本文提出的

BC-p2s-ICP算法和三种现有的ICP算法进行配准实验,对比结果表明BC-p2s-ICP算法具有强稳健性、收敛快、收敛精度高的优点。相信BC-p2s-ICP算法能为手持式三维轮廓扫描仪提供很好的点云配准解决方案。

参 考 文 献

- 1 P J Best, N D Mekay. A Method for registration of 3-D shapes[C]. Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics, 1992: 586-606.
- 2 Y Chen, G Medioni, Object modeling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145-155.
- 3 A Almhdie, C Léger, M Deriche, *et al.*. 3D Registration using a new implementation of the ICP algorithm based on a comprehensive lookup matrix: Application to Medical Imaging[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(12): 1523-1533.
- 4 J Phillips, R Liu, C Tomasi. Outlier robust ICP for minimizing fractional RMSD[C]. 3-D Digital Imaging and Modeling, Sixth International Conference on IEEE, 2007: 427-434.
- 5 L Zhang, S Choi, S Park. Robust ICP registration using biunique correspondence[C]. 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission (3DIMPVT), 2011. International Conference on IEEE, 2011: 80-85.
- 6 Zhao Mingbo, He Jun, Luo Xiaobo, *et al.*. Two-Viewing angle lidar data registration based on improved iterative closest-point algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(11): 1128007.
赵明波, 何 峻, 罗小波, 等. 基于改进迭代最近点算法的两视角激光雷达数据配准[J]. 光学学报, 2012, 32(11): 1128007.
- 7 S Rusinkiewicz, M Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001. Proceedings Third International Conference on IEEE, 2001, 145-152.
- 8 Dai Jinglan, Chen Zhiyang, Ye Xiuzi. The application of ICP algorithm in point cloud alignment[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 517-521.
戴静兰, 陈志杨, 叶修梓. ICP算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 517-521.
- 9 Wang Xin, Zhang Mingming, Yu Xiao, *et al.*. Point cloud registration based on improved iterative closest point method[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(9): 2068-2077.
王 欣, 张明明, 于 晓, 等. 应用改进迭代最近点方法的点云数据配准[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(9): 2068-2077.
- 10 Tao Haiji, Da Feipeng. Automatic registration algorithm for point clouds based on the normal vector[J]. Chinese J 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.
- 11 Chen Kai, Zhang Da, Zhang Yuansheng. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0812003.
陈 凯, 张 达, 张元生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0812003.
- 12 Liu Kun, Zhou Changhe, Wei Shengbin, *et al.*. Optimized stereo matching in binocular three-dimensional measurement system using structured light[J]. Appl Opt, 2014, 53(26): 6083-6090.
- 13 Hu Luyao, Da Feipeng, Wang Luyang. A novel color fringe projection method for 3D measurement of colorful objects[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(2): 0212002.
胡路遥, 达飞鹏, 王露阳. 一种针对彩色物体的光栅投影三维测量方法[J]. 光学学报, 2012, 32(2): 0212002.
- 14 K Arun, T Huang, S Blostein. Least square fitting of two 3D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5), 698-700.

栏目编辑: 苏 岑