

一种基于法向量的点云自动配准方法

陶海跻 达飞鹏

(东南大学自动化学院, 江苏 南京 210096)

摘要 针对无任何预知信息下的散乱点云数据配准问题,提出了一种基于点云法向量信息的自动配准算法。根据点云局部法向量的变化提取特征点,通过比较特征点的直方图特征向量获得初始匹配点对;使用随机抽样一致性(RANSAC)算法,根据刚性距离约束条件得到精确匹配点对;利用四元素法计算得到初始配准参数,采用改进的最近点迭代(ICP)算法对点云精确配准。实验结果表明了此方法的有效可行性。

关键词 激光光学; 三维点云; 点云配准; 点云法向量; 最近点迭代

中图分类号 TN958.98 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0809001

Automatic Registration Algorithm for the Point Clouds Based on the Normal Vector

Tao Haiji Da Feipeng

(Institute of Automation, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

Abstract To registration problem of scanned point clouds data without any additional information, a novel normal vector based automatic registration algorithm is proposed. The feature points are extracted according to the change of local normal vector, and the initial matching points are found through histogram feature proposed in this paper. The random sample consensus (RANSAC) is used to get the accurate matching points according to the distance restriction. The initial registration parameters are computed by the quaternion, and iterative closet point (ICP) algorithm is used to get accurate result. The experimental results show that this algorithm is effective.

Key words laser optics; three dimensional point cloud; point cloud registration; normal vector of point cloud; iterative closet point

OCIS codes 100.6890; 100.4999; 100.5010

1 引 言

物体表面三维重构^[1]一直是机器视觉领域研究的一个重要课题。被测物体表面点云数据可以由光学三维测量法^[2]获取,但由于光的线性传播特性,被测物体表面的完整数据需要在多个视角下多次测量获得,这样得到的数据便不在同一个坐标系下,所以为了获得物体的完整模型,需要对各个视角得到的数据进行坐标变换,最终合并到统一的坐标系中,这即为点云数据的配准问题。点云配准技术在机器人导航、逆向工程、物体表面形状检测和虚拟现实等众多领域有着广泛的应用。

目前,已有很多专家学者提出了解决点云数据配准问题的方法。其中应用最为广泛的是由 Besl 等^[3]提出的最近点迭代(ICP)算法以及它的改进算法^[4-5]。但是为了获得准确的结果,ICP 使用时必须满足两个条件:两个点云间存在包含关系;两个点云初始位置不能相差太大。否则 ICP 很有可能掉入局部收敛,从而不能得到正确结果。针对 ICP 对初始位置的要求,很多学者提出先对点云进行初始匹配获得较好的初始位置后,再用 ICP 或其改进算法进行精确配准。文献^[6]利用点的曲率特征,通过比较曲率的 Hausdorff 距离寻找有效对应点对;

收稿日期: 2013-02-28; **收到修改稿日期**: 2013-03-26

基金项目: 国家自然科学基金(61107001,51175081)

作者简介: 陶海跻(1989—),男,硕士研究生,主要从事计算机视觉与光学三维测量等方面的研究。

E-mail: taohaiji1989@126.com

导师简介: 达飞鹏(1968—),男,教授,博士生导师,主要从事三维信息获取与处理、三维生物特征识别、智能控制等方面的研究。E-mail: dafp@seu.edu.cn(通信联系人)

Jiang 等^[7]提出了一种夹角特征,计算点的法向量与其最近的 k 邻域点的法向量之间的夹角,以此特征量进行点云的配准;Basdogan 等^[8]提出用点与邻域重心的距离作为特征进行点云配准;文献[9]中通过曲率相似度寻找匹配点,计算将每个点对的法向量方向映射为一致的三维空间变换,采用几何哈希法找到使得最多数量的点对法向量一致的变换,以此变换对点云进行初始配准;Dai 等^[10]提出一个与文献[7]方法类似的特征量,利用点的法向量与其 k 邻域点的法向量的点积作为描述点的特征进行初始配准;文献[11-12]基于信息熵的概念,分析点云空间分布规律并基于此进行初始配准。

本文采用散乱点云建立的法向量信息研究点云的自动配准方法。对于不带有法向量信息的点云数据,采用文献[13]的方法为散乱点云建立法向量。本文针对实际点云的配准问题,首先根据区域点云法向量的变化程度选取用于配准的特征点集,然后对特征点集中每个点建立一个直方图统计特征,基于此直方图特征建立匹配点对,巧妙地结合刚性距离约束条件并应用随机抽样一致性(RANSAC)算法得到精确匹配点对,采用四元素法计算初始配准参数,最后用 ICP 算法对点云精确配准。实验结果表明了本文算法在减小了时间复杂度的同时提高了精度,证明了本文算法的有效性。

2 基于法向量的初始配准

2.1 特征点集的选取

为了点云快速有效地配准,首先需要确定特征点集。对每个点云数据进行特征点提取时,通过对点云法向量的观察很容易发现:如图 1 所示,局部区域上点的法向量变化平缓,则表明该区域较为平坦;相反,如果法向量变化大则表明该区域起伏变化较大。

基于此观察,本文选取法向量变化较大的点作为特征点。定义点云中某一点 p_i 处法向量的变化程度即其特征度为其法向量与其 k -近邻点法向量

夹角的算术平均值:

$$f_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \theta_{ij}, \quad (1)$$

式中 θ_{ij} 为点 p_i 的法向量与其近邻点 p_j 的法向量的夹角。

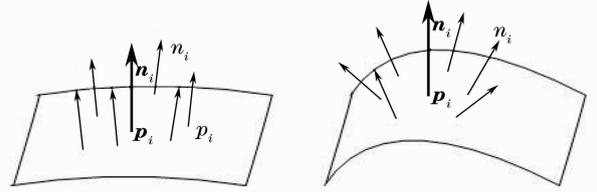


图 1 不同区域的法向量

Fig. 1 Normal vectors from different areas

根据这个定义,特征度越大的点表示该区域起伏变化越大,所以可以利用此特征度来提取点云中的特征点。选取适当的阈值 ϵ_1 ,去掉点云中较为平坦的部分,保留 $f_i > \epsilon_1$ 的点,对于保留点中的任意一点 p_m ,若其满足

$$f(p_m) = \max[f(p_{m1}), f(p_{m2}), \dots, f(p_{mk})], \quad (2)$$

则将 p_m 作为特征点,其中 $f(p_{m1}), f(p_{m2}), \dots, f(p_{mk})$ 为点 p_m 的 k -近邻点的特征度。设待配准的两个点云数据分别为 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} ,其中 \mathbf{Q} 为参考点云,利用上文提出的特征点提取方法,分别对两个点云进行特征点提取,得到 \mathbf{P} 的特征点集为 $\mathbf{P}_t = \{p_{t1}, p_{t2}, p_{t3}, \dots, p_{tm'}\}$, \mathbf{Q} 的特征点集为 $\mathbf{Q}_t = \{q_{t1}, q_{t2}, q_{t3}, \dots, q_{tn'}\}$,其中 m' 和 n' 分别为 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 的特征点的个数。

斯坦福大学的 bunny45 数据采用不同的 ϵ_1 和 k 提取特征点,得到的结果如图 2 所示。从图中可观察到, ϵ_1 取值相对较小时将会对原点云的细节信息保留得更多, k 取较小值时特征点集的点密度相对较大。鉴于本文提出的特征点集的选取方法,可以考虑作为一种自适应的点云采样方法,根据每个点的法向量邻域变化特征 f_i 的大小对不同区域进行不同程度的采样,这比均匀采样算法能较好保留点云特征区域的细节信息。

(a) $k=10; \epsilon_1=5$ (b) $k=10; \epsilon_1=8$ (c) $k=16; \epsilon_1=5$ (d) $k=16; \epsilon_1=8$

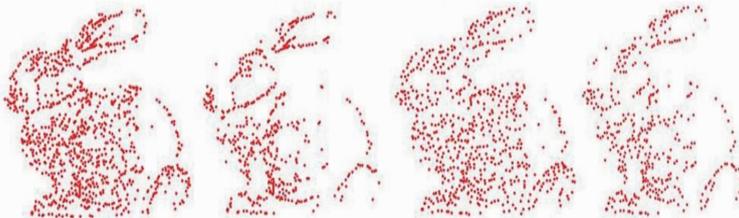


图 2 不同的 ϵ_1 和 k 值时的特征点集

Fig. 2 Feature point sets for different ϵ_1 and k

2.2 建立直方图特征描述

由于实际测得的不同视角的两个点云往往没有相同的拓扑结构关系,点云的稀疏程度也不一致,同时还会有一定程度的噪声影响,所以文献[7,10]利用的特征用于实际点云不能得到较好的效果。鉴于以上原因,利用直方图的统计特性,为每个点建立一个能描述其局部区域几何特征的特征向量。

很多文献中,往往只用单一特征值(如曲率,重心距离等)描述点云,而且这些特征值集中在一个很小的区间内,这样便使点云中存在很多相同或者相似的点,这样的特征描述信息量相对少,不能很好地区别各个点。文献[14]中提出的多特征的统计直方图特征用于实际点云数据的识别,在存在噪声的情况下识别率高达80%以上。文献[15]提出了一个相似的直方图特征用于点云的配准中,同样取得了相对较好的效果。本文相对文献[14-15]提出了一个相对简单,计算量小的直方图特征,为点集 P_i 建立直方图特征量:

1) 对于点集 P_i 中的每个点 p_{vi} ,在点集 P 中以 p_{vi} 为原点,半径为 γ 的球域内的点作为 p_{vi} 的邻近点,标记为 $N(p_{vi})$;

2) 根据点 p_{vi} 与邻近点 $N(p_{vi})$ 之间的几何关系,选取三种特征,三个特征分别为

$$f_1 = \text{acos}\langle \mathbf{n}_i, \mathbf{v}_k \rangle, \quad (3)$$

$$f_2 = \langle \mathbf{n}_i, (s_k - p_{vi}) \rangle, \quad (4)$$

$$f_3 = \| s_k - p_{vi} \|, \quad (5)$$

式中 \mathbf{n}_i 为点 p_{vi} 的法向量, \mathbf{v}_k 为其邻近某个点的法向

量, s_k 为 p_{vi} 临近某个点的三维坐标, f_1 是一点的法向量与其邻近一点的法向量的夹角,由于这一特征在多数情况下主要分布在 $0^\circ \sim 60^\circ$ 间,所以考虑将其分成 $[0^\circ, 20^\circ]$ 、 $(20^\circ, 40^\circ]$ 、 $(40^\circ, 60^\circ]$ 和 $(60^\circ, 180^\circ]$ 4 个间隔; f_2 是两个向量点积,其中一个为点的法向量,另一个是这点与其邻近一点之间的点间向量,以此值是否大于 0,将 f_2 分成 2 个间隔; f_3 是一点与其邻近点中一点间的欧氏距离,选择阈值 $\gamma/2$ 将其分成 2 个间隔。根据这三个特征值的分类,可建立一个间隔数为 $4 \times 2 \times 2 = 16$ 的直方图,对应地得到一个 16 维的特征量,以 $N(p_{vi})$ 中落入每个间隔中的点数占其总数的百分比作为对应间隔的值。

3) 确定一个点的邻近点分别是属于直方图的哪个间隔。根据 3) 中三个特征的值, f_1 落入 4 个间隔中则对应地将 k_1 记为 1, 2, 3, 4 中的一个; 若 f_2 的值小于 0, 则将 k_2 记为 1, 否则记为 0; 若 f_3 的值大于 $\frac{\gamma}{2}$, 则将 k_3 记为 1, 否则记为 0。

$$f_{\text{index}} = k_1 + k_2 \cdot 4 + k_3 \cdot 4 \times 2, \quad (6)$$

根据 f_{index} 的值可以确定一点是属于直方图中的哪个间隔,这样遍历一个点的所有邻近点,得到落入每个间隔中的点的数量,最后除以邻近点的总数得到这一点的直方图每个间隔的值,记此特征量 h_{1i} 。

以同样的方法为点集 P_i 和 Q_i 中的每个点建立特征向量,最后分别得到两个点集的特征向量点集 \mathbf{h}_1 和 \mathbf{h}_2 。点云 bunny45 上一个特征点的直方图特征如图 3 所示。

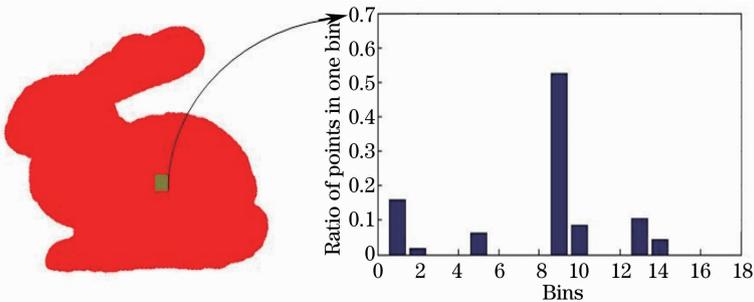


图 3 点云 bunny45 上一个特征点的直方图特征

Fig. 3 Histogram feature of a feature point in bunny45

2.3 初始匹配点对数组的获取

根据 2.2 节中为每个特征点获取的特征向量,在 Q_i 中为 P_i 中每个点找到最相似的点作为它的匹配点。特征点的相似性,采取特征向量间的欧氏距离作为比较准则。因为点云是部分重叠的,对于 P_i 中的部分点在 Q_i 中并不存在对应的匹配点,所以选取适当的阈值 ϵ_2 , 去除特征向量间距离大于 ϵ_2 的匹配点对,

保留剩下的匹配点对作为初始匹配点对,记为

$$s_{\text{Matchdots}} = \{(s_i^1, s_i^2) \mid s_i^1 \in P_i,$$

$$s_i^2 \in Q_i, i = 1, 2, 3, \dots, \text{num}(s_{\text{Matchdots}})\}, \quad (7)$$

式中 $\text{num}(s_{\text{Matchdots}})$ 是匹配点对的数量。

2.4 利用点间的距离约束获取精确匹配点对数组

点云中本就存在很多相似的点对,所以一般的特征描述比较得到的匹配点对并不能保证非常高的准

准确率,本文的直方图也不例外,这样就需要引入其他方法找出初始匹配点集 $\mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$ 中的正确匹配点对。

本文结合点间距离约束条件,使用一种自适应的 RANSAC 算法,从初始匹配点集中寻找正确匹配点对。 $\mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$ 中的任意两个点对 (s_i^1, s_i^2) 和 (s_j^1, s_j^2) ,如果都是正确的匹配点对,那么根据刚体变换的距离不变性很容易得到: $\text{dist}(s_i^1, s_j^1) = \text{dist}(s_i^2, s_j^2)$,因为在两个离散点云很难找到确切的对应点对,所以这里的正确匹配点对只是近似的对应点对,即只需满足: $\text{dist}(s_i^1, s_j^1) \approx \text{dist}(s_i^2, s_j^2)$ 。本文选取适当的 $\epsilon_3 > 0$,对每个点对 $(s_i^1, s_i^2) \in \mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$,计算 $\mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$ 中除其以外与其符合刚性距离约束的点的数目 k_{num_i} , $\mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$ 中一个点对 (s_j^1, s_j^2) 满足下式

$$\frac{|\text{dist}(s_i^1, s_j^1) - \text{dist}(s_i^2, s_j^2)|}{\text{dist}(s_i^1, s_j^1) + \text{dist}(s_i^2, s_j^2)} < \epsilon_3, \quad (7)$$

则将点对 (s_j^1, s_j^2) 记为相对于点对 (s_i^1, s_i^2) 的符合距离约束的点对。

因为初始匹配后得到的匹配点对中已经存在一定数量的正确匹配点对,则一般情况下,正确匹配点对得到的符合距离约束的点对数目 k_{num_i} 相对较大。对每个点对计算以上提出的 k_{num_i} 值,然后按照 k_{num_i} 值从大到小对 $\mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$ 进行排序,选取前 N 个点对。计算刚体变换矩阵最少只需要三维空间中不共线的 3 对匹配点,本文中使用 RANSAC 算法对这 N 个点对检验是否为正确匹配点对,实验中一般取 $N = 50$ 。具体检验方法为:

1)从这 N 个点对中随机选取 3 个点对作为一个样本;

2)认为这 3 个点对为正确匹配点对,计算刚体变换矩阵 \mathbf{T} ;

3)判断其余 $N-3$ 个点对在此刚体变换矩阵 \mathbf{T} 下是否为正确匹配: $\forall (s_i^1, s_i^2) \in \mathbf{s}_{\text{Matchdots}}$,如果 $\|\mathbf{T}(s_i^1), s_i^2\|$ 小于预定义的阈值(此阈值一般设为点云的点间平均距离的 2 倍),则认为 (s_i^1, s_i^2) 是正确的匹配点对,记为内点;否则, (s_i^1, s_i^2) 是错误的匹配,记为外点。所有内点组成本次采样的一致集,然后根据内点的数目更新采样次数上限;

4)重复步骤 1)~3),直到循环次数达到采样次数上限,最后将内点数目最多的刚体变换矩阵作为正确的刚体变换矩阵。据此变换矩阵求得初始匹配点对中的内点作为最终的精确匹配点对。

2.5 计算初始配准参数

根据获得的正确匹配点集,运用四元素法计算获得初始配准参数,旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} 。根据

(8)式将目标点云 \mathbf{P} 中的每个点 p_i 变换到参考点云 \mathbf{Q} 所在的坐标系下,将转换后得到的点云记为 p_0 :

$$p'_i = \mathbf{R} \cdot p_i + \mathbf{T}. \quad (8)$$

3 点云的精确配准

将初始配准后的结果 p_0 作为新的初始位置,利用改进的 ICP 进行精确配准。虽然粗配准后,已经得到了较好的初始位置关系,但是由于两片点云是部分重叠的,没有绝对的包含关系,所以仅仅采用传统的 ICP 方法显然不能取得令人满意的结果。为了满足 ICP 算法对两片点云间存在包含关系的要求,需要去除非重叠区域点(即外点)对计算配准参数的影响。于是,对最近点搜索的策略作了简单的改进,鉴于粗配准已得到较好的结果,所以对目标点集中一点 p_i 以及其在参考点集中的最近点 q_j 设定一个阈值 σ ,若: $\text{dist}(p_i, q_j) < \sigma$,则将 p_i 作为内点,否则将其作为外点去除,用得到的内点点集计算配准参数。第一次迭代时阈值 σ 取为初始配准的误差值,之后每一次迭代是阈值 σ 取为上一次迭代后的配准误差值。如此进行 ICP 迭代,直到获得满足终止条件时结束。

4 实 验

为了证明本文方法的有效性,本文采用斯坦福大学提供的 Bunny 模型的多个视角的扫描点云数据进行配准实验。考虑到文献[7]和文献[10]所用的特征量近似相同,而文献[7]提出的方法仅适用于部分到整体或者重叠区域预知的两个情况,故本文方法只与文献[10]进行了比较。除此以外,本文方法还与文献[16]中的 Pickly ICP 算法进行了比较,该算法是经典 ICP 算法的改进算法,算法中加入了外点剔除的部分,使其相对经典 ICP 算法针对部分重叠点云的配准问题能得到较好的结果。实验在 Matlab 软件 2012b 环境下运行于 Core E7500,2G 内存,Windows 7 的计算机上。算法基本参数设置如下: $k=10, \epsilon_1=5, \epsilon_2=0.05, \epsilon_3=0.02$ 。

图 4 为对 bunny 数据的 2 个不同视角的点云数据进行初配准的效果图。图 4(a)为配准前的 2 个视角的原始数据,蓝色点云为 bunny00,包含 40256 个点,红色点云为 bunny45,包含 40097 个点;图 4(b)为采用文献[10]中的初始配准方法得到的结果,图中可以看出两个点云偏差很大,此方法不能达到初始配准的要求;图 4(c)为采用本文初始配准方

法得到的结果,从图中可以看出本文初始配准结果良好,初始配准误差仅为 1.696。

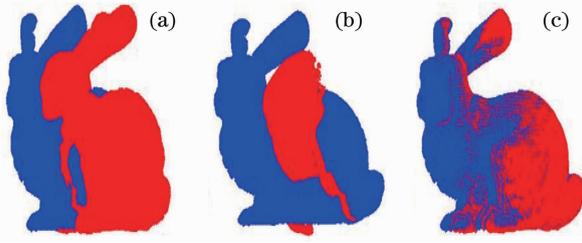


图 4 初始配准结果。(a) 2 个点云的初始位置;(b) 文献[10]算法初始配准结果;(c) 本文算法初始配准结果

Fig. 4 Results of initial registration. (a) Initial poses of two point clouds; (b) initial registration result of literature [10]; (c) initial registration result of our method

由于文献[10]方法得到的初始配准结果偏差较大,所以本文未对其精配准作进一步比较,本文方法最终得到的精确结果仅与 Pickly ICP 算法进行了比较。图 5(a)为本文方法最终结果图,图 5(b)为 Pickly ICP 算法得到的结果图。表 1 列出了 2 种算法的迭代次数,均方配准误差(MSE)以及算法耗时。

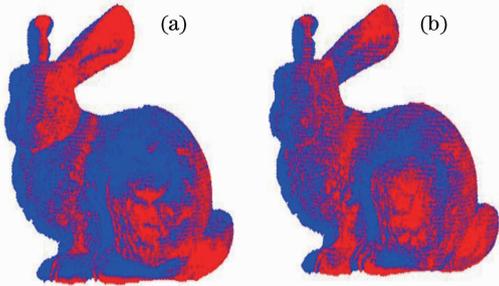


图 5 (a)Pickly ICP 算法精确结果;(b)本文方法精确结果

Fig. 5 (a) Accurate result of Pickly ICP; (b) accurate result of our algorithm

表 1 Pickly ICP 和本文算法比较

Table 1 Comparison of Pickly ICP and our method

	Iteration	MSE /mm	Time /s
Pickly ICP	127	0.1455	52.1820
Our algorithm	15	0.0892	39.7550

本文对 bunny 数据的 4 个视角数据进行了配准实验,4 个视角的原始数据以及本文方法的初始配准结果如图 6 所示。图 7 展示了 Pickly ICP 算法精确配准结果,图 8 展示了本文算法对应的精确配准结果。表 2 列出了 2 种算法的迭代次数,均方配准误差以及算法耗时。

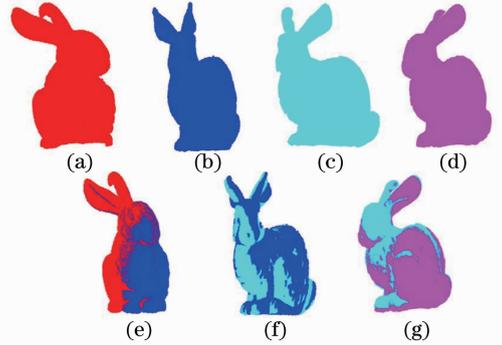


图 6 初始配准。(a) 视角 1;(b) 视角 2;(c) 视角 3;(d) 视角 4;(e) 视角 1,2 的初配准;(f) 视角 2,3 的初配准;(g) 视角 3,4 的初配准

Fig. 6 Initial registration. (a) View 1; (b) view 2; (c) view 3; (d) view 4; (e) initial registration of view 1,2; (f) initial registration of view 2,3; (g) initial registration of view 3,4

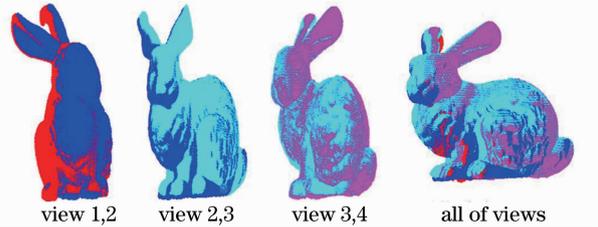


图 7 Pickly ICP 算法的精确配准结果

Fig. 7 Accurate registration results of Pickly ICP

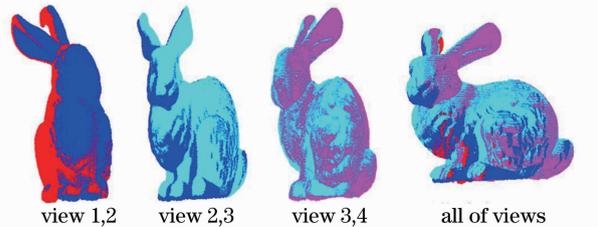


图 8 本文算法的精确配准结果

Fig. 7 Accurate registration results of our method

表 2 Pickly ICP 和本文算法比较

Table 2 Comparison of Pickly ICP and our algorithm

View	Pickly ICP			Our algorithm		
	Iteration	MSE /mm	Time /s	Iteration	MSE /mm	Time /s
1,2	135	1.0222	65.1184	19	0.1184	42.1990
2,3	168	2.3770	110.2563	21	0.1419	47.1210
3,4	127	0.1455	52.1820	15	0.0892	39.7550

5 结 论

本文提出了一种基于点云法向量信息的散乱点云的自动配准算法。本算法能对部分重叠的点云数据实现自动配准,点云无需任何预知信息且配准过程无需人工干预。根据点云局部法向量的变化选取特征点,为点云数据建立法向量信息;根据点的局部几何特征建立直方图特征,通过直方图特征的比较得到初始匹配点对;结合距离约束条件应用RANSAC算法得到精确匹配点对,利用四元素法计算得到初始配准参数,并采用改进的最近点迭代算法对点云进一步配准,得到精确的结果。本文方法的优点:基于法向量信息提出了一种有效的特征点提取方法;提出一种新的直方图特征获取初始匹配点集;巧妙结合刚性距离约束条件和RANSAC算法得到精确的匹配点集。实验结果表明,本文方法初始配准效果良好,二次配准结果更加精确,达到多视角点云数据的配准要求。

参 考 文 献

- 1 Nguyen Tien Thanh, Liu Xiuguo, Wang Hongping, *et al.*. 3D model reconstruction based on laser scanning technique[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, 48(8): 081201.
Nguyen Tien Thanh, 刘修国, 王红平, 等. 基于激光扫描技术的三维模型重建[J]. *激光与光电子学进展*, 2011, 48(8): 081201.
- 2 Dong Fuqiang, Da Feipeng, Huang Hao. Windowed Fourier transform profilometry based on advanced S-transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(5): 0512008.
董富强, 达飞鹏, 黄昊. 基于S变换的改进窗口傅里叶三维测量法[J]. *光学学报*, 2012, 32(5): 0512008.
- 3 P J Besl, H D McKay. A method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- 4 G C Sharp, S W Lee, D K Wehe. ICP registration using invariant features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(1): 90-102.
- 5 S Rusinkiewicz, M Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm [C]. Quebec City: Proceedings of the 3rd International conference

- on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001. 145-152.
- 6 Lu Yinbei, Zhang Lei, Pu Jiexin, *et al.*. Curvature-based registration algorithm of point clouds data [J]. *Computer Application*, 2007, 27(11): 2766-2769.
路银北, 张蕾, 普杰信, 等. 基于曲率的点云数据配准算法[J]. *计算机应用*, 2007, 27(11): 2766-2769.
- 7 J Jiang, J Cheng, X L Chen. Registration for 3-D point clouds using angular-invariant feature[J]. *Neuro Computing*, 2009, 72(16-18): 3839-3844.
- 8 C Basdogan, A C Oztireli. A new feature based method for robust and efficient rigid-body registration of overlapping point clouds[J]. *The Visual Computer*, 2008, 24(7-9): 679-688.
- 9 Zhu Yanjuan, Zhou Laishui, Zhang Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. *J Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(4): 475-481.
朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(4): 475-481.
- 10 J J Dai, J Yang. A novel two-stage algorithm for accurate registration of 3-D point clouds [C]. 2011 International Conference on Multimedia Technology, 2011. 6187~6191.
- 11 Zuo Chao, Lu Min, Tan Zhiguo, *et al.*. A novel algorithm for registration of point clouds[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(12): 1214004.
左超, 鲁敏, 谭志国, 等. 一种新的点云拼接算法[J]. *中国激光*, 2012, 39(12): 1214004.
- 12 Tan Zhiguo, Lu Min, Guo Yulan, *et al.*. Multi-view point cloud scenes mosaic based on projective distribution entropy [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(11): 1114003.
谭志国, 鲁敏, 郭裕兰, 等. 基于投影分布熵的多视点三维点云场景拼接方法[J]. *中国激光*, 2012, 39(11): 1114003.
- 13 H Hoppe, T DeRose, T Duchamp, *et al.*. Surface reconstruction from unorganized points[J]. *Computer Graphics*, 1992, 26(2): 71-78.
- 14 E Wahl, U Hillenbrand, G Hirzinger. Surflet-pair-relation histograms; a statistical 3D-shape representation for rapid classification [C]. 3-D Digital Imaging and Modeling, 2003. 474-481.
- 15 R B Rusu, N Blodow, Z C Marton, *et al.*. Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008. 3384-3391.
- 16 T Ziner, J Schmidt, H Niemann. A refined ICP algorithm for robust 3-D correspondence estimation [C]. Barcelona: International Conference on Image Processing, 2003. 695-698.

栏目编辑:何卓铭