

8-7-2020

## Automatic Registration Method Based on Curvature

Wenli Yu

*1. Department of Information Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;;2. Engineering Research Center for Virtual Reality Applications, MOE, Beijing 100875, China;*

Mingquan Zhou

*1. Department of Information Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;;2. Engineering Research Center for Virtual Reality Applications, MOE, Beijing 100875, China;*

Wuyang Shui

*1. Department of Information Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;;2. Engineering Research Center for Virtual Reality Applications, MOE, Beijing 100875, China;*

Zhongke Wu

*1. Department of Information Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;;2. Engineering Research Center for Virtual Reality Applications, MOE, Beijing 100875, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Automatic Registration Method Based on Curvature

### Abstract

**Abstract:** Due to the acquisition range constriction of three-dimensional, a scanner could only obtain a single perspective of the deep image achieving the 3-D modeling from researching the registration of deep image. Currently, most of the existing commercial software requires manual label to achieve the registration of deep image. In order to improve this problem, an automatic registration method based on the constriction of curvature was proposed. At the beginning of registration, the method 4-Points Congruent Sets for Robust Surface Registration (4PCS) was used to achieve the initial and automatic registration. In the phase of accurate registration, ICP and linear least-square optimization method was used to get 3-D model's Rigid transformation matrix. *In order to eliminate the iterative process of mismatch problem, the curvature as a constraint was taken to improve the accuracy of point cloud registration.* Experiment indicates that after the removal of false match points according to the constraint of curvature, the registration accuracy of the model is increased and perfect.

### Keywords

ICP, cloud registration, curvature, point-to-plane ICP, point-to-point ICP

### Recommended Citation

Yu Wenli, Zhou Mingquan, Shui Wuyang, Wu Zhongke. Automatic Registration Method Based on Curvature[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2374-2379.

# 基于曲率的点云自动配准方法

余文利<sup>1,2</sup>, 周明全<sup>1,2</sup>, 税午阳<sup>1,2</sup>, 武仲科<sup>1,2</sup>

(1. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875; 2. 教育部虚拟现实应用工程中心, 北京 100875)

**摘要:** 由于三维扫描仪采集范围的制约, 单次扫描仅得到单一视角的深度图像, 需研究深度图像的配准问题实现三维建模。现有商业软件大多需要人工标定实现深度图像配准, 为改进此问题, 提出一种基于曲率约束的三维点云自动配准法。采用4PCS方法实现两个三维点云模型的自动初配准, 用点到面的ICP方法及最小二乘法, 计算三维模型的刚性变换矩阵。为消除迭代过程中的误匹配, 将顶点曲率作为约束, 提高了点云配准的准确性。实验结果表明: 根据曲率约束去除错误匹配点对后, 配准精度提高。

**关键词:** ICP; 点云配准; 曲率; 点到面ICP; 点到点ICP

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2015)10-2374-06

## Automatic Registration Method Based on Curvature

Yu Wenli<sup>1,2</sup>, Zhou Mingquan<sup>1,2</sup>, Shui Wuyang<sup>1,2</sup>, Wu Zhongke<sup>1,2</sup>

(1. Department of Information Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. Engineering Research Center for Virtual Reality Applications, MOE, Beijing 100875, China)

**Abstract:** Due to the acquisition range constriction of three-dimensional, a scanner could only obtain a single perspective of the deep image achieving the 3-D modeling from researching the registration of deep image. Currently, most of the existing commercial software requires manual label to achieve the registration of deep image. In order to improve this problem, an automatic registration method based on the constriction of curvature was proposed. At the beginning of registration, the method 4-Points Congruent Sets for Robust Surface Registration (4PCS) was used to achieve the initial and automatic registration. In the phase of accurate registration, ICP and linear least-square optimization method was used to get 3-D model's Rigid transformation matrix. *In order to eliminate the iterative process of mismatch problem, the curvature as a constraint was taken to improve the accuracy of point cloud registration.* Experiment indicates that after the removal of false match points according to the constraint of curvature, the registration accuracy of the model is increased and perfect.

**Key words:** ICP; cloud registration; curvature; point-to-plane ICP; point-to-point ICP

## 引言

随着计算机图形图像的快速的发展, 三维建模技

术已越来越广泛。应用于虚拟现实、文化遗产保护、工业设计等领域。目前利用三维扫描仪实现三维物体的建模是最常用的方法, 由于扫描仪范围的制约, 扫描仅能得到物体的局部信息, 因此, 研究点云模型的自动配准方法对实现物体的三维建模具有重要意义<sup>[1]</sup>。现有的商业软件大多需要手动标定对应点进行配准。因此研究一种点云自动精确配准方法具有重要的实用价值。



收稿日期: 2015-06-14 修回日期: 2015-07-24;  
基金项目: 国家自然科学基金(61202198, 61402042);  
中央高校基本科研业务费(2013YB70, 2013YB72); 国  
家科技支撑计划(2012BAH33F04);  
作者简介: 余文利(1991-), 女, 陕西, 硕士生, 研究  
方向虚拟现实与可视化技术。

<http://www.china-simulation.com>

• 2374 •

## 1 相关工作

点云配准包括初始配准和精确配准两个步骤。Dior Arger 等人<sup>[2]</sup>在 2008 年提出了 4PCS 自动配准方法。该方法选取共面四点对作为匹配基础点, 根据仿射不变性质, 从要匹配的模型上提取所有与匹配基础四点对近似全等的共面全等四点对, 计算这些点对之间的变换, 并对每个变换进行估计, 从而找到最佳变换。精确配准中, 最常用的是 Besl 等<sup>[3]</sup>提出的一种最近点迭代算法(ICP)。国内外许多研究者对 ICP 算法做了改进<sup>[12-13]</sup>。Blais<sup>[6]</sup>等对点云进行随机采样以提高速度, 算法精度受到影响。Okatani<sup>[7]</sup>提出了通过考虑平移和旋转错位的特性来获得最佳变换矩阵的方法, 该方法易于陷入局部收敛。

本文首先采用 4PCS 方法实现两个点云模型的自动初配准, 然后采用点到面的最近点迭代以及最小二乘方法, 计算刚性变换。采用 kdtree 搜索最近点, 提高了对应点搜索的速度。为了消除迭代过程中的误匹配问题, 将顶点的法向量和曲率作为约束, 提高了点云配准的准确性。

## 2 点云配准

### 2.1 初始配准—4PCS

两个点集  $P$  和  $Q$ , 给出  $P$  上的一部分点集  $B$ , 在  $Q$  中找到与  $B$  对应的点集  $B'$ <sup>[15]</sup>, 目标是找到一个刚性变换使得  $P$  上最多数目的点与  $Q$  上的某些点的距离小于一个阈值  $\delta$ 。

首先在点集  $P$  中选择一个包含 4 个共面点的基础集合<sup>[9]</sup>  $B \subset P$ 。在实际应用中, 允许存在一些非共面性, 因为 4 个共面点不一定总是存在的。随机选取 4 个点, 在剩下的点集中选择一个使这 4 个点形成近似共面的点。然后提取  $Q$  上所有可能与  $B$  在一个近似限制  $\delta$  下全等的四点子集  $U$ , 根据仿射变换提取所有全等的四点子集。对于每一个  $U_i$ , 用  $B$  与  $U_i$  之间的相关性计算最优刚性匹配变换  $T_i$ , 使  $B$  和  $U_i$  的距离在最小平方意义下最小。为了验证  $T_i$ , 计算  $T_i(P)$  并且找到它和  $Q$  上点和点之间距

离小于  $\delta$  的点的数目。

从  $P$  中选择一部分点, 用  $T_i$  对这些点做变换, 寻找每一个点在  $Q$  中的最近邻域。若足够多的点被匹配, 就对  $P$  中剩下的点做相似性验证, 给  $T_i$  分配一个权重值, 令  $T$  代表具有最高权重值的变换。

假定一个基础基  $B_i$ ,  $T_i$  的数代表被它匹配在阈值  $\delta$  之内的点数。采用 RANSAC<sup>[10]</sup>算法随机匹配, 依靠估计出的重叠区域  $f$  测试出  $L$  个不同的基, 选出具有最高权重值的变换  $T_{opt}$ 。

### 2.2 精确配准—ICP

ICP(Iterative closest point)算法是 Besl 和 Mckey 提出的一种基于点集的配准方法。ICP 算法是为了找到源模型与目标模型之间的刚性变换矩阵。主要分为计算模型间的对应点和根据对应点计算刚体变换矩阵<sup>[11]</sup>。常见的有 Horn<sup>[17]</sup>提出的四元数法。本文对点到面 ICP 算法进行了改进, 将曲率差值作为约束条件, 去除误匹配对应点。

#### 2.2.1 采用点到点的距离来计算转换矩阵

ICP 算法中, 直接采用点到点的欧氏距离, 首先利用点到点的最小欧氏距离得到点集合的距离, 从而找到对应点, 再对这些对应点集合的距离进行求和得到刚体变换的目标函数。ICP 算法通过优化对应点之间的距离估计刚性变换矩阵, 可以采用奇异值分解(SVD-Singular Value Decomposition)<sup>[4]</sup>的方法求解几何参数。

用奇异值分解法来求解 ICP 算法过程中的几何参数最初是由 ARUN<sup>[14]</sup>等提出来的, 不用建立目标函数等式, 只需根据矩阵变换的相关性质, 直接求解出最优的参数解。该方法实现简单, 计算结果较准确。

假设三维模型  $P$  和  $Q$  中各有  $N_p$  和  $N_q$  个点, 分别用  $\{p_i\}$  和  $\{q_i\}$  表示。ICP 算法的每次迭代都是在寻找两个点集中的最近点, 并且使其欧氏距离的平方和最小, 然后计算出模型之间的刚体变换矩阵。

### 2.2.2 采用点到面的距离来计算转换矩阵

Low, Kok-Lim 等人于 2004 年提出采用线性最小二乘法计算点到面的 ICP 配准算法证实采用点到面<sup>[4,18]</sup>的方式计算转换矩阵的 ICP 方法较点到点的方式计算转换矩阵的 ICP 方法速度要快, 配准精度要高。点到面的方式计算转换矩阵是在 ICP 算法的每次迭代过程中, 采用最小二乘法<sup>[15]</sup>优化计算两个输入的三维模型之间的转换矩阵。

给定一个源模型 P 和一个目标模型 Q, 采用 ICP 算法寻找最近点作为该点的对应点。点到面的方式就是寻找源点到对应目标点具有最小距离的切平面<sup>[8]</sup>。设  $p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz}, 1)^T$  是一个源点,  $q_i = (q_{ix}, q_{iy}, q_{iz}, 1)^T$  是对应的目标点,  $n_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz}, 0)^T$  是  $q_i$  的单位法向, 我们的目标就是在每一次 ICP 迭代的时候寻找式(1)中的  $M_{opt}$ 。3-D 刚体变换矩阵 M 是由旋转矩阵  $R(\alpha, \beta, \gamma) = R_z(\gamma) \cdot R_y(\beta) \cdot R_x(\alpha)$  和平移矩阵  $T(t_x, t_y, t_z)$  组成。

$$M_{opt} = \operatorname{argmin}_M \sum_i ((M \cdot p_i - q_i) \cdot n_i)^2 \quad (1)$$

$$T(t_x, t_y, t_z) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$R_x(\alpha)$ ,  $R_y(\beta)$  和  $R_z(\gamma)$  分别是由模型在 x 轴, y 轴, z 轴的旋转角度  $\alpha, \beta, \gamma$  得到的。当旋转角度  $\theta \approx 0$  时, 则认为  $\sin\theta = \theta$  并且  $\cos(\theta) = 1$ , 因此, 当  $\alpha, \beta, \gamma \approx 0$  时, 采用线性逼近的方法, 我们可以将该矩阵的计算转为以下式子:

$$\hat{M} = T(t_x, t_y, t_z) \cdot \hat{R}(\alpha, \beta, \gamma) = \begin{bmatrix} 1 - \gamma\beta t_x \\ \gamma 1 - \alpha t_y \\ -\beta \alpha 1 t_z \\ 0001 \end{bmatrix} \quad (3)$$

将(1)式写为

$$M_{opt} = \operatorname{argmin}_{\hat{M}} \sum_i ((\hat{M} \cdot p_i - q_i) \cdot n_i)^2 \quad (4)$$

式(4)中的每一个  $(\hat{M} \cdot p_i - q_i) \cdot n_i$  可以写成含有 6 个参数  $(\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z)$  的线性表达式:

$$(\hat{M} \cdot p_i - q_i) \cdot n_i = \begin{bmatrix} \hat{M} \cdot \begin{bmatrix} p_{ix} \\ p_{iy} \\ p_{iz} \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} q_{ix} \\ q_{iy} \\ q_{iz} \\ 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} n_{ix} \\ n_{iy} \\ n_{iz} \\ 0 \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad (5)$$

给 N 对对应点, 我们可以将  $(\hat{M} \cdot p_i - q_i) \cdot n_i, 1 \leq i \leq N$  写成表达式  $Ax - b = 0$ 。

求得:  $x = (\alpha \beta \gamma t_x t_y t_z)^T$ 。最后, 将 x 的值带入式(3)中, 便可得到旋转平移矩阵。

### 2.2.3 根据曲率去除误差匹配

本文采用 4PCS 方法实现初始配准, 在此基础上运用 ICP 方法不断迭代, 每一次的迭代都计算一个变换矩阵, 将此变换矩阵作用到源点 P 上, 接着对作用后的 P 进行下一次迭代, 直至达到自定义的迭代次数为止, 这个迭代次数是根据实验结果得出的经验值。每一次迭代过程中, 都要查找两片三维模型的最近邻点, 我们采用 kd-tree 查找最近邻点, 缩短查找时间, 提高查找效率。

采用 kd-tree 进行最近邻查找的方法查找到的对应点不一定完全正确, 对应点中有可能存在误差, 为此, 本文提出了通过比较查找到的对应点之间的曲率差值来决定该对应点的查找是否符合要求, 对不同的模型对, 通过大量实验, 我们得出阈值  $\delta$ , 当对应点的曲率差值大于  $\delta$ , 则认为该对应点对找的不正确, 去除该对应点对。若对应点对的曲率差值小于等于  $\delta$ , 则认为该对应点对查找正确。

假设有两个点集 P 和 Q, 首先在 P 中取出一部分点集  $p'$ , 然后通过 kd-tree 在 Q 中找到  $p'$  的对应点集  $q'$  (分别有 N 个点)。  $p'_i \in p', (i=1, 2, 3, \dots, N)$ ,  $p'_i$  是  $p'$  中的一个点,  $q'_i$  是  $p'_i$  的对应点。计算点集 P 中的某一点  $p'_i$  的曲率, 求解过程如下:

- 1) 选取当前的点  $p'_i(x, y, z)$ ;
- 2) 运用 kd-tree 查找点  $p'_i$  的最近邻的 m 个点, 构成  $m \times 3$  的矩阵 A;
- 3) 计算协方差矩阵  $AA'$ ;
- 4) 求解 3) 中获得的协方差矩阵的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ;

5) 取  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  中的最小特征值  $\lambda_{\min}$ ;

6) 计算  $p_i'$  的曲率:  $\frac{\lambda_{\min}}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$ ;

求得每一点的曲率之后, 然后根据经验阈值比较对应点的曲率差值, 若此差值大于阈值  $\delta$ , 就将此对应点对去掉, 若差值小于阈值  $\delta$  继续下一个点的判断, 直至所有的对应点对判断完为止。在得到去除误差点对的对应点集后, 然后根据优化的线性最小二乘法求得变换矩阵, 再将此变换矩阵应用到源点 P 上, 得到转换后的点集, 配准结束。

### 3 实验比较

本文在实验的时候主要分为初始配准和精确配准两个步骤, 初始配准采用 4PCS 配准方法。精确配准采用点到面的 ICP 方法, 并将曲率作为约束条件去除错误对应点, 最后用线性最小二乘法计算旋转和平移变换矩阵。本实验是在 Microsoft Visual Studio 2010 上开发, 采用 MFC 作为开发框架。

#### 3.1 点到点的 ICP 方法的实验结果

图 1 是用 vivid 910 三维激光扫描仪从不同角度扫描得到的点云数据, 图 1 中橙色颅骨模型采样得到 62 962 个点, 蓝色颅骨模型采样得到 56 651 个点, 点坐标为(x, y, z)。两个模型的重叠部分近似为 50%。

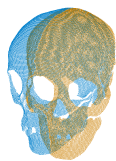
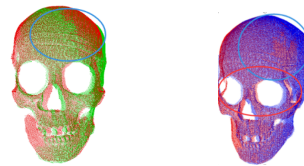


图 1 原始颅骨模型

图 2(a)为采用 4PCS 方法的配准结果, 由两幅图的蓝色圈部分对比可明显看到, 4PCS 算法配准结果存在误差, 绿色和红色点云的重合度不是很高。图 2(b)为在初配准基础上采用点到点的 ICP 方法精确配准得到的结果。对两幅图进行比较可以看到, 精确配准图 2(b)较初始配准的结果图 2(a)要好, 点云模型对应区域的重合度较高。

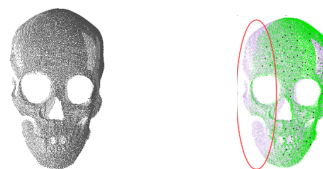


(a) 初配结果 (b) 精确配准结果

图 2 精确配准结果和初始配准结果的比较

图 3(a)是将两个点云模型融合, 去除重复顶点的结果, 实验中认为, 当模型 P 和 Q 中的 2 个顶点的距离小于阈值时, 则将这两个点融合为一个点。

图 3(b)是配准误差结果图, 其中黑点是配准精度高的点, 绿色表示配准较精确, 紫色表示精确度略差。颅骨左边红色圈内的紫色是两片点云模型的未重叠部分, 未找到对应点, 颅骨右边的紫色区域是配准稍微不理想的部分。



(a) 融合结果 (b) 配准误差结果

图 3 配准结果

#### 3.2 点到面的 ICP 方法实验结果

原模型仍为图 1 中由激光扫描仪得到的三维点云模型, 图 4 为采用 4PCS 方法的配准结果, 该图和图 2(a)存在的问题一样, 结果都不是很理想, 颅骨头部的重合度很低。图 5 是在初配准基础上采用点到面的 ICP 精确配准方法得到的结果。比较初配准结果(图 4)和精确配准结果(图 5)可看到, 图 5 中颅骨头部红色和蓝色的重合度较图 4 颅骨头部橙色和浅蓝色的重合度要高, 图 5 中颅骨眼睛部分的重合精度也高于图 4。



图 4 初始配准结果 图 5 点到面的 ICP 方法配准结果

图 6 是将两个点云模型融合, 去除重复顶点的



结果图，实验中认为，当源模型和目标模型中的两个点的距离小于阈值时，则将这两个点融合为一个点。图 7 是配准误差结果图，图中的黑色点表示配准精度高的点，绿色表示配准较准确，蓝色表示配准精度略差。图中左边部分的蓝色同图 3(b)中红色圈部分的原因一样，均是由于两片点云这部分未重叠，未找到对应点。颅骨右边的少量蓝色表示配准精度较差。

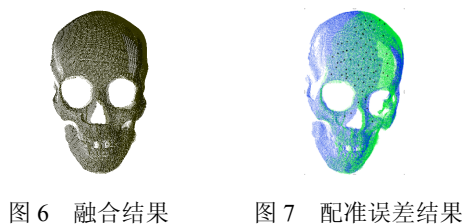
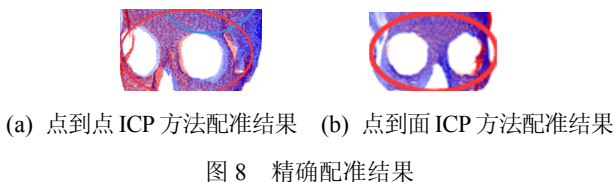


图 6 融合结果 图 7 配准误差结果

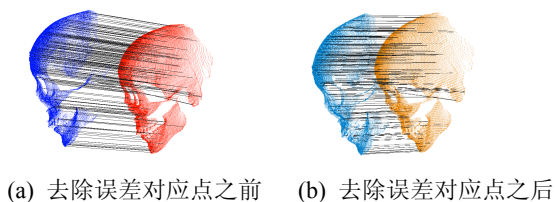


(a) 点到点 ICP 方法配准结果 (b) 点到面 ICP 方法配准结果  
图 8 精确配准结果

图 8 左边为点到点 ICP 方法精确配准结果的局部图，右边为点到面 ICP 方法精确配准结果的局部图，由两幅图中颅骨的眼睛部分可以明显看到，点到面的 ICP 精确配准结果较点到点的 ICP 配准结果重合度高。

### 3.3 改进的 ICP 方法

图 9 是查找对应点的结果，图 9 左图是去除误差匹配点对之前的对应点连线，图 9 右图是根据曲率去除误差匹配点之后的对应点连线图。两幅图进行比较可看到，右图中的连线数较左图有所减少。左图中查找到的对应点数是 3 935，根据曲率去除误差点后的对应点数为 2 325。



(a) 去除误差对应点之前 (b) 去除误差对应点之后  
图 9 点云间的对应点

图 10 是点到面的 ICP 方法并且根据曲率去除误差对应点后得到的结果。图 11 是去除误差匹配点(左图)和未去除误差匹配点(右图)的结果比较。由红圈部分可以看到，添加曲率去除误差匹配点与未去除误差匹配点进行比较，前者的重合度更高，配准精度更准确。图 11 左图添加曲率约束后的最终平均误差为 1.27，图 11 右图未添加曲率约束的最终平均误差为 2.01。

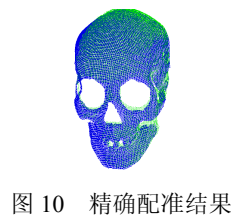
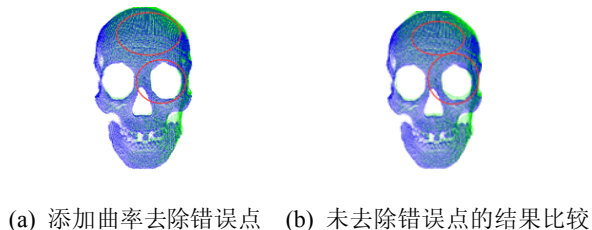


图 10 精确配准结果



(a) 添加曲率去除错误点 (b) 未去除错误点的结果比较

图 11 添加曲率去除误差匹配结果图

表 1 是点到点的 ICP 方法、点到面的 ICP 方法以及本文提出的方法之间的平均误差结果，由表可以看出，添加了曲率约束之后，点对之间的平均误差变小。

表 1 方法结果对比表(颅骨)

迭代次数	点到点均差	点到面均差	曲率去除误差点
1	2.111 18	3.254 65	2.188 01
3	2.033 01	2.129 90	1.530 10
5	2.027 30	2.007 59	1.272 87

为了说明实验的准确性，再次选择面具作为实验模型。图 12 为原始面具模型，图 13 为初配结果。



图 12 原始面具模型 图 13 面具初始配准结果

图 14 左图为未添加曲率去除误差点的 ICP 精确配准结果, 右图为添加曲率去除误差点的 ICP 精确配准结果。由图 15 的局部细节比较可以看到添加曲率去除误差点的结果较好。

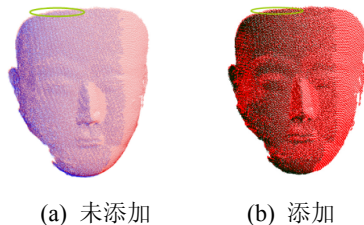


图 14 未添加和添加曲率去除误差点的结果

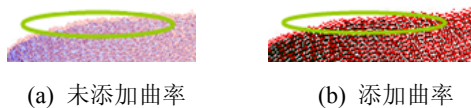


图 15 未添加曲率和添加曲率局部对比图

## 4 结论

本文提出了一种曲率约束的点云模型自动配准方法, 有效利用了三维点云模型的曲率特征, 通过比较两个模型对应点的曲率值, 去除误差匹配对应点, 然后在没有误差的对应点对上计算变换矩阵。

研究工作主要分为两大部分: 初始配准和精确配准, 初始配准采用 4PCS 配准方法, 精确配准采用本文提出的基于曲率的点到面 ICP 配准法。采用 kd-tree 查找最近邻点, 比较查找的对应点对的曲率, 根据曲率差值去除误差对应点, 在过滤过的对应点对上运用线性最小二乘计算变换矩阵, 将变换矩阵作用于源点云模型, 再将变换后的两片点云模型融合, 配准结束。今后, 我们将进一步研究多个点云模型的全局优化配准方法, 消除配准过程中的误差累积, 提高建模的精确度。

## 参考文献:

- [1] Frome A, Huber D, Kolluri R, *et al.* Recognizing objects in range data using regional point descriptors [M]// Computer Vision-ECCV 2004. Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2004: 224-237.
- [2] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [C]// ACM

- Transactions on Graphics (TOG). USA: ACM, 2008, 27(3): 85.
- [3] Besl P J, McKay N D. A Method for registration of 3-D shapes [C]// Robotics-DL tentative. USA: International Society for Optics and Photonics, IEEE Computer Society, 1992: 586-606.
- [4] Kung S Y, Arun K S, Rao D V. State-space and singular-value decomposition-based approximation methods for the harmonic retrieval problem [J]. JOSA (S1799-1811), 73(12): 1983.
- [5] Low K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane icp surface registration [M]. Chapel Hill, USA: University of North Carolina, 2004.
- [6] Blais G, Levine M D. Registering multiview range data to create 3D computer objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 820-824.
- [7] Okatani I S, Deguchi K. A method for fine registration of multiple view range images considering the measurement error properties [C]// Pattern Recognition, 2000, Proceedings, 15th International Conference on. USA: IEEE, 2000, 1: 280-283.
- [8] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]// 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001. Proceedings, Third International Conference on. USA: IEEE, 2001: 145-152.
- [9] Agarwal P K, Sharir M. The number of congruent simplices in a point set [J]. Discrete and Computational Geometry (S1432-0444), 2002, 28(2): 123-150.
- [10] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 726-740.
- [11] Callieri M, Fasano A, Impoco G, *et al.* RoboScan: an automatic system for accurate and unattended 3D scanning [C]// 3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2004, 3DPVT 2004, Proceedings, 2nd International Symposium on. USA: IEEE, 2004: 805-812.
- [12] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [C]// Robotics and Automation, 1991, Proceedings 1991 IEEE International Conference on. USA: IEEE, 1991: 2724-2729.
- [13] Chen C S, Hung Y P, Cheng J B. RANSAC-based DARCES: A new approach to fast automatic registration of partially overlapping range images [C]// Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on Pami21.11. USA: IEEE, 1999: 1229-1234.

(下转第 2386 页)