

# 曲面的点云模型优化配准方法

赵夫群<sup>1,2</sup>

(1. 咸阳师范学院教育科学学院, 陕西 咸阳 712000; 2. 西北大学信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

**[摘要]** 针对覆盖率较低的曲面配准问题, 提出一种先粗配再细配的点云模型配准方法. 首先, 采用基于 GH-LS3D (Gauss-Helmert least-squares 3D) 的配准算法实现曲面的粗配准; 然后, 在迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法中引入高斯概率模型和动态迭代系数以提高算法的抗噪性和收敛速度, 由此实现曲面的快速精确细配准. 实验结果表明, 该优化配准方法能够实现曲面的精确配准, 并在细配准阶段取得了较高的配准精度和收敛速度, 是一种有效的曲面配准方法.

**[关键词]** 曲面配准, 粗配准, 迭代最近点, 高斯概率, 动态迭代系数

**[中图分类号]** TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)01-0064-07

## Optimal Registration Method of Surface Point Cloud Model

Zhao Fuqun<sup>1,2</sup>

(1. School of Education Science, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China)

(2. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

**Abstract:** Aiming at the registration problem of 3D point cloud data models of surfaces with low overlapping, a registration method from coarse to fine is proposed. Firstly, based on Gauss-Helmert least-squares 3D (GH-LS3D), a registration algorithm is used to complete coarse registration. Secondly, an improved iterative closest point (ICP) algorithm which integrated Gaussian probability model and active iterative coefficient to ICP algorithm is proposed to improve the anti-noise capability and convergence rate, and the faster and more accurate registration of surfaces is achieved. The experimental results show that the proposed method can complete accurate surfaces registration, and obtain higher registration accuracy and convergence rate in fine registration stage. Therefore, the optimal registration method is an effective surface registration method.

**Key words:** surface registration, coarse matching, iterative closest point, Gaussian probability, active iterative coefficient

曲面配准是三维重建中的一个关键问题, 已在文物复原、图像拼接、三维重建以及医学研究<sup>[1-6]</sup>等领域得到了广泛的应用. 通常所说的曲面配准是指曲面两两之间的配准, 即将两个不同坐标系下的曲面通过旋转、平移等方式变换到同一坐标系下的过程.

对于曲面的三维点云数据模型, 目前应用最为广泛的配准方法是由 Besl P J 等人<sup>[7]</sup>提出的迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法. 该算法步骤简单, 容易实现, 但是要求两个待配准的曲面点集间存在包含关系, 且易陷入局部极值. 对此, 国内外学者提出了很多改进的 ICP 算法, 如王欣等人<sup>[8]</sup>提出了基于点云边界特征点的改进 ICP 算法, 提高了逆向工程中点云数据配准的效率和精度; Li W 等人<sup>[9]</sup>提出了一种基于动态调整因子的 ICP 算法, 在不影响配准精度和收敛方向的情况下, 可以大大提高算法的收敛速度; Mavridis P 等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于混合优化系统的稀疏 ICP 算法, 提高了点云配准的精度和速度; Du S 等人<sup>[11]</sup>提出了概率 ICP 算法, 提高了点云配准的抗噪性; Du S 等人<sup>[12]</sup>提出了尺度 ICP 算法, 解决了含尺度因素的点云配准问题.

以上这些算法在点云配准的精度、速度或抗噪性等方面有了一定程度的提高, 但对低覆盖率点云的配准效果不佳. 本文针对低覆盖率曲面的三维点云数据模型配准中的精度和速度问题, 提出一种先粗配准

收稿日期: 2017-03-20.

基金项目: 国家自然科学基金(61373117)、咸阳师范学院专项科研项目(XSYK17037)、咸阳师范学院青年骨干教师培养项目(XSYGG201621).

通讯联系人: 赵夫群, 博士研究生, 讲师, 研究方向: 图形图像处理. E-mail: fuqunzhao@126.com

再细配准的曲面配准方法. 首先采用基于 GH-LS3D (Gauss-Helmert least-squares 3D) 的配准方法实现曲面的粗配准, 然后通过 ICP 算法中加入概率模型和动态迭代系数的方式实现曲面的细配准, 从而实现两个曲面的精确配准.

## 1 基于 GH-LS3D 的粗配准

最小二乘三维 (least-squares 3D, LS3D) 曲面配准算法<sup>[13]</sup>是最小二乘二维配准 (least-squares matching, LSM) 算法的扩展, 可用于任意三维曲面数据的配准. 本文的曲面粗配准采用一种改进的 LS3D 方法即 GH-LS3D 算法来实现, 该算法采用非线性高斯-赫尔默特 (Gauss-Helmert, GH) 模型计算两个点云的刚体变换参数, 以解决加权总和最小二乘问题.

令  $f(x, y, z)$  和  $g(x, y, z)$  表示两个部分重叠的待配准的曲面, 基于 LSM 方法的三维曲面配准就是计算目标曲面  $g(x, y, z)$  到源曲面  $f(x, y, z)$  的刚体变换. 若  $f(x, y, z)$  和  $g(x, y, z)$  匹配成功, 则有:

$$f(x, y, z) = g(x, y, z). \quad (1)$$

由于两个曲面不能实现完全匹配, 因此设置误差矢量  $e(x, y, z)$ , 于是 LS3D 曲面配准算法的计算式为:

$$f(x, y, z) + e(x, y, z) = g(x, y, z). \quad (2)$$

在 GH-LS3D 曲面配准算法中, 误差矢量  $e(x, y, z)$  被分成两个部分, 即  $e_f(x, y, z)$  和  $e_g(x, y, z)$ , 分别表示由源曲面和目标曲面产生的误差. 因此 GH-LS3D 曲面配准算法的计算式为:

$$f(x, y, z) + e_f(x, y, z) = g(x, y, z) + e_g(x, y, z). \quad (3)$$

于是两个曲面的配准问题就转化为解决如下的最小二乘问题:

$$\min \sum (\|e_f\|^2 + \|e_g\|^2). \quad (4)$$

式(3)中, 目标曲面  $g(x, y, z)$  的刚体变换参数就是要估计的变量.  $g(x, y, z)$  是非线性的, 且与估计的参数有关, 因此式(3)是一个特殊的非线性 GH 模型中的最小二乘问题, 可由泰勒级数展开式来完成线性化, 计算式为:

$$g(x, y, z) = g^0(x, y, z) + \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial x} dx + \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial y} dy + \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial z} dz. \quad (5)$$

令  $g_x = \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial x}$ ,  $g_y = \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial y}$ ,  $g_z = \frac{\partial g^0(x, y, z)}{\partial z}$ , 则  $g_x, g_y$  和  $g_z$  为函数  $g(x, y, z)$  的一阶偏导数.  $g(x, y, z)$  中的变量  $(x, y, z)$  是刚体变换参数  $(t_x \ t_y \ t_z \ \omega \ \varphi \ k)$  的函数,  $(t_x \ t_y \ t_z \ \omega \ \varphi \ k)$  表示 3 个平移矢量和 3 个欧拉旋转角.

于是, 建立 6 个参数的三维变换为:

$$\begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dz \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} dt_x \\ dt_y \\ dt_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\omega \\ d\varphi \\ dk \end{bmatrix}. \quad (6)$$

式中,  $a_{ij}$  是系数,  $i=1, 2, 3, j=1, 2, 3$ .

令  $dp = [dt_x \ dt_y \ dt_z \ d\omega \ d\varphi \ dk]$  表示参数的修正, 则有:

$$\frac{\partial g}{\partial p} \Big|_{g^0, p^0} = [g_x \ g_y \ g_z] \begin{bmatrix} dt_x \\ dt_y \\ dt_z \end{bmatrix} + [g_x \ g_y \ g_z] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\omega \\ d\varphi \\ dk \end{bmatrix}. \quad (7)$$

设  $g\{e_g(x, y, z)\}$  是目标曲面  $g(x, y, z)$  的误差矢量, 则可由泰勒展开式线性化为:

$$g\{e_g(x, y, z)\} = g\{e_g^0(x, y, z)\} + \frac{\partial g\{e_g^0(x, y, z)\}}{\partial p}. \quad (8)$$

由于  $g\{e_g(x, y, z)\}$  是一个误差参数, 因此  $\frac{\partial g\{e_g^0(x, y, z)\}}{\partial p}$  可以忽略不计. 于是式(3)可进一步转化为:

$$\Phi(e, \xi) = g\{(x, y, z) + e_g(x, y, z)\} - f(x, y, z) - e_f(x, y, z) = 0, \quad (9)$$

式中,  $\xi$  表示未知参数矢量.

接下来引入合适的近似值  $e^0$  和  $\xi^0$ , 于是有如下的线性等式:

$$\Phi(e, \xi) \approx B(e - e^0) + A(\xi - \xi^0) + \Phi^0(e, \xi). \quad (10)$$

式中,  $e = [e_g, e_f]$ ,  $A$  和  $B$  的值分别为:

$$A = \left. \frac{\partial \Phi}{\partial \xi} \right|_{e^0, \xi^0} = \begin{bmatrix} g_x & g_y & g_z \\ g_x & g_y & g_z \\ g_x & g_y & g_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$B = \left. \frac{\partial \Phi}{\partial e} \right|_{e^0, \xi^0} = \left[ \left. \frac{\partial \Phi}{\partial e_g} \right|_{e^0, \xi^0} \quad \left. \frac{\partial \Phi}{\partial e_f} \right|_{e^0, \xi^0} \right] = [B_1 \quad B_2]. \quad (12)$$

式中,  $B_1 = \begin{bmatrix} I & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & I \end{bmatrix}$ ,  $B_2 = \begin{bmatrix} -I & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & -I \end{bmatrix}$ ,  $I$  表示单位矩阵.

这里定义  $R$  为欧拉角内的正交旋转矩阵, 则有  $R(\omega, \varphi, k) = R_\omega \cdot R_\varphi \cdot R_k$ .

于是可由下式求得刚体变换:

$$\begin{bmatrix} B_1 Q_g B_1^T + B_2 Q_f B_2^T & A \\ A^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\lambda} \\ d\hat{\xi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w \\ 0 \end{bmatrix} = 0. \quad (13)$$

式中,  $\hat{\lambda}$  是一个辅助的拉格朗日乘数矢量,  $Q_g$  和  $Q_f$  分别表示目标曲面和源曲面的余因子矩阵,  $w = -Be^0 + \Phi^0(e^0, \xi^0)$ .

若参数  $d\hat{\xi}$  的修正值小于一定的阈值  $\varepsilon$ , 则迭代过程终止.

## 2 基于改进 ICP 算法的细配准

### 2.1 ICP 算法

设两个待配准曲面  $f(x, y, z)$  和  $g(x, y, z)$  的对应的点集分别为  $M = \{m_i\}_{i=1}^{N_M}$  和  $D = \{d_j\}_{j=1}^{N_D}$ ,  $N_M$  和  $N_D$  分别表示点集  $M$  和  $D$  中的点数. 若  $M$  和  $D$  满足三维刚体变换, 则它们之间的距离可描述为

$$\min_{R, t, j \in \{1, 2, \dots, N_D\}} \left( \sum_{i=1}^{N_M} \| (Rm_i + t) - d_j \|^2 \right), \quad \text{s.t. } R^T R = I_n, \det(R) = 1. \quad (14)$$

式中,  $R$  为旋转矩阵,  $t$  为平移矩阵.

则 ICP 算法的基本步骤如下:

(1) 根据第  $k-1$  步已知的刚体变换  $R_{k-1}$  和  $t_{k-1}$ , 将点集  $M$  进行  $R_{k-1}m_i + t_{k-1}$  变换, 再建立点集  $M$  和  $D$  之间的相关性  $c_k(i)$ , 其数学描述为:

$$c_k(i) = \underset{j \in \{1, 2, \dots, N_D\}}{\operatorname{argmin}} \| (R_{k-1}m_i + t_{k-1}) - d_j \|^2. \quad (15)$$

式中,  $i = 1, 2, \dots, N_M$ .

(2) 计算点集  $M$  和  $D$  的刚体变换, 其数学描述为:

$$(R_k, t_k) = \underset{R_k^T R_k = I_n, \det(R_k) = 1}{\operatorname{argmin}} \left( \sum_{i=1}^{N_M} \| R_k m_i + t_k - d_{c_k(i)} \|^2 \right). \quad (16)$$

重复步骤 (1) 和 (2) 直到达到迭代终止条件为止.

### 2.2 改进的 ICP 算法

#### 2.2.1 高斯概率模型

若点集  $M = \{m_i\}_{i=1}^{N_M}$  和  $D = \{d_j\}_{j=1}^{N_D}$  含噪声, 可通过在 ICP 算法中引入高斯概率模型来实现其间更精确的配准. 在基于高斯概率模型的 ICP 算法的每次迭代过程中, 都要计算点集  $M$  和  $D$  之间的概率. 通常噪声点的距离较远, 因而采用高斯概率模型计算的概率也较小, 所以采用高斯概率模型进行配准时, 噪声点对点云配准结果的影响也较小. 那么, 两个点集  $M$  和  $D$  的配准问题就可以转化为概率密度估计的问题.

根据全概率定理, 点集  $M$  的概率公式可表示为:

$$p(\mathbf{m}) = \sum_{j=1}^{N_j} p(\mathbf{d}_j) p(\mathbf{m} | \mathbf{d}_j). \quad (17)$$

若点集  $\mathbf{M}$  和  $\mathbf{D}$  都满足高斯概率模型,则它们之间的关系可描述为:

$$p(\mathbf{m} | \mathbf{d}) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp^{-\frac{\|T(\mathbf{m}) - \mathbf{d}\|_2^2}{2\sigma^2}}. \quad (18)$$

式中,  $n$  表示点集的维数,  $\sigma^2$  表示高斯概率模型的方差,  $T(\mathbf{m})$  表示  $\mathbf{m}$  的刚体变换,  $\|T(\mathbf{m}) - \mathbf{d}\|_2^2$  表示点集  $T(\mathbf{m})$  和  $\mathbf{d}$  之间的距离.

通常三维扫描仪获取的初始数据都是杂乱的三维点云数据,需要对其进行模型简化,使其在数据量上适当降低并满足均匀分布. 因此,对于点集  $\mathbf{D}$  有:

$$p(\mathbf{d}) = 1/N_D. \quad (19)$$

则似然函数的目标函数可定义为:

$$F(\mathbf{m}; \mathbf{R}, \mathbf{t}, \sigma^2) = - \sum_{i=1}^{N_M} \log p(\mathbf{m}_i | \mathbf{R}, \mathbf{t}, \sigma^2) = - \sum_{i=1}^{N_M} \log \sum_{j=1}^{N_D} p(\mathbf{m}_j) p(\mathbf{m}_i | \mathbf{d}_j, \mathbf{R}, \mathbf{t}, \sigma^2). \quad (20)$$

首先,建立求解刚体变换的新目标函数为:

$$\mathbf{M}(\tilde{\mathbf{R}}_k, \tilde{\mathbf{t}}_k, \tilde{\sigma}_k^2) = \sum_{i=1}^{N_M} \sum_{j=1}^{N_D} p(\mathbf{d}_j | \mathbf{m}_i, \mathbf{R}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1}, \sigma_{k-1}^2) \times \log(p(\mathbf{d}_j) p(\mathbf{m}_i | \mathbf{d}_j, \tilde{\mathbf{R}}_k, \tilde{\mathbf{t}}_k, \tilde{\sigma}_k^2)), \quad (21)$$

令  $p_i^{k-1} = p(\mathbf{d}_{c_k(i)} | \mathbf{m}_i, \tilde{\mathbf{R}}_k, \tilde{\mathbf{t}}_k, \tilde{\sigma}_k^2)$ , 则式(21)可简化为:

$$\mathbf{M}(\tilde{\mathbf{R}}_k, \tilde{\mathbf{t}}_k, \tilde{\sigma}_k^2) = - \sum_{i=1}^{N_M} p_i^{k-1} \times \frac{\|\tilde{\mathbf{R}}_k \mathbf{m}_i + \tilde{\mathbf{t}}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{2\tilde{\sigma}_k^2} - \sum_{i=1}^{N_M} p_i^{k-1} \times \log(N_D (2\pi\tilde{\sigma}_k^2)^{\frac{n}{2}}). \quad (22)$$

式中,仅  $-\sum_{i=1}^{N_M} p_i^{k-1} \times \frac{\|\tilde{\mathbf{R}}_k \mathbf{m}_i + \tilde{\mathbf{t}}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{2\tilde{\sigma}_k^2}$  与旋转矩阵和平移矢量有关,因此求解目标可进一步转换为:

$$(\mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k) = \underset{\tilde{\mathbf{R}}_k^T \tilde{\mathbf{R}}_k = \mathbf{I}_n, \det(\tilde{\mathbf{R}}) = 1, \tilde{\mathbf{t}}_k}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N_M} p_i^{k-1} \times \frac{\|\tilde{\mathbf{R}}_k \mathbf{m}_i + \tilde{\mathbf{t}}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{2\tilde{\sigma}_k^2}. \quad (23)$$

定义均方根(root mean square, RMS)误差为:

$$\text{RMS} = \left( \sum_{i=1}^{N_M} p_i \times \|\mathbf{R}_k \mathbf{m}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2 \right)^{1/2}; \quad (24)$$

定义方差为:

$$\bar{\sigma}_k^2 = \sum_{i=1}^{N_M} p_i^{k-1} \times \frac{\|\mathbf{R}_k \mathbf{m}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{n}; \quad (25)$$

则高斯概率方差的更新公式为:

$$\sigma_k^2 = \begin{cases} \bar{\sigma}_{k-1}^2 / \lambda & \bar{\sigma}_{k-1}^2 / \lambda > \bar{\sigma}_k^2; \\ \bar{\sigma}_k^2 & \bar{\sigma}_{k-1}^2 / \lambda < \bar{\sigma}_k^2. \end{cases} \quad (26)$$

式中,  $\lambda$  为退火系数. 当  $\lambda = 1$  时,方差不会更新;当  $\lambda$  取值较大时,就可以有效地提高迭代速度,但易陷入局部最小值. 通常  $\lambda$  的取值在 1 到 2 之间,其具体取值由实验来决定.

因此,后验高斯概率的计算公式为

$$p(\mathbf{d}_{c_k(i)} | \mathbf{m}_i, \mathbf{R}_k, \mathbf{t}_k, \sigma_k^2) = \frac{1 / (2\pi\sigma_k^2)^{\frac{n}{2}} \exp^{-\frac{\|\mathbf{R}_k \mathbf{m}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{2\sigma_k^2}}}{\sum_{i=1}^{N_M} 1 / (2\pi\sigma_k^2)^{\frac{n}{2}} \exp^{-\frac{\|\mathbf{R}_k \mathbf{m}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{d}_{c_k(i)}\|_2^2}{2\sigma_k^2}}}. \quad (27)$$

### 2.2.2 动态迭代系数

动态迭代系数是一个整数,它可以自动调整刚体变换的参数,并不影响 ICP 算法的配准精度和收敛方向的情况下,提高算法的收敛速度. 通常,动态迭代系数  $h$  取大于等于 0 的整数. 当  $h$  不同时,算法的收敛速度也不同,如图 1 所示. 从图 1 可知,随着动态迭代系数  $h$  的增大,收敛速度会越来越快,但当  $h$  增大到一定程度,收敛曲线会出现震荡,可能不再收敛. 为了保证算法在提高收敛速度的情况下不影响算法的

收敛方向,通过实验验证,建议  $h$  的取值范围在 1 至 4 之间.

在 ICP 算法中加入动态迭代系数  $h$  的步骤如下:

(1) 计算刚体变换矢量  $q = [R|t]^T$  以及  $q_{k-1}$  的相邻两次迭代的变化量  $\Delta q_{k-1}$ ;

(2) 用刚体变换矢量  $\Delta q_{k-1}$  更新基本 ICP 算法中的  $M_k$  共  $h$  次,即执行  $M_k = \Delta q_{k-1}(M_{k-1})$  共  $h$  次.

由于 ICP 算法是通过  $M_k = q_{k-1}(M_0)$  来更新点集的,而加入动态迭代系数的改进 ICP 算法则是通过  $M_k = \Delta q_{k-1}(M_{k-1})$  来更新点集,因此改进 ICP 算法的收敛速度可大大提高.

### 2.2.3 改进的 ICP 算法

ICP 算法的改进主要分两个步骤进行,首先在 ICP 算法中加入高斯概率模型<sup>[11]</sup>以提高算法的抗噪性,然后加入动态迭代系数以提高算法的收敛速度.改进的 ICP 算法可描述如下:

(1) 给定刚体变换初值  $q = [R_0, t_0]^T$ ,  $R_0$  为初始旋转矩阵,  $t_0$  为初始平移矢量;

(2) 令  $M_0 = R_0 M + t_0$ , 退火系数  $\lambda \in (1, 2]$ , 初始概率  $p_i^0 = \frac{1}{N_x}, i = 1, 2, \dots, N_x$ , 迭代次数  $k = 0$ , 动态迭代系数  $h = 0$ ;

(3) 令  $k = k + 1$ , 并建立相关性  $c_k(i) \in \{1, 2, \dots, N_D\}$ ;

(4) 利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)的方法来计算旋转矩阵  $R_k$  和平移矢量  $t_k$ ;

(5) 计算平移矢量  $t_k = \frac{1}{N_M} \left( -R_k \sum_{i=1}^{N_M} m_i + \sum_{i=1}^{N_M} d_{c_k(i)} \right)$ , 以及  $q_k$  的相邻两次迭代的变化量  $\Delta q_k$ ;

(6) 计算  $M_k = R_k M + t_k$ ;

(7) 判断均方根误差 RMS, 若  $RMS_k - RMS_{k-1} > 0$ , 则执行  $h = h + 1$  操作, 否则执行  $h = 0$  操作;

(8) 判断动态迭代系数  $h$ , 若  $h > 0$ , 则通过执行  $M_k = \Delta q_k(M_k)$  共  $h$  次来更新点集  $M_k$ ;

(9) 计算两组点集的方差, 并更新高斯概率的方差;

(10) 计算后验高斯概率, 直到满足  $|RMS_k - RMS_{k-1}| < \varepsilon_2$  或  $k > Step_{max}$  算法才终止, 否则转到步骤(3), 这里  $\varepsilon_2$  和  $Step_{max}$  是预先设置的阈值.

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验 1: 公共点云数据模型

实验 1 采用的点云数据源于 Stanford 3D Scanning Repository<sup>[14]</sup>, 如图 2 所示. 图 2(a) 为初始的兔子点云数据模型, 图 2(b) 为初始的龙点云数据模型. 首先采用基于 GH-LS3D 的配准算法实现曲面粗配准, 然后再分别采用 ICP 算法和改进的 ICP 算法实现细配准, 配准结果如图 3 所示. 在细配准阶段, ICP 算法和改进 ICP 算法的配

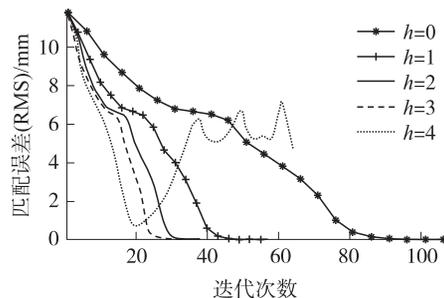


图 1  $h$  取不同值的迭代收敛曲线

Fig. 1 Iterative convergence curves with different  $h$

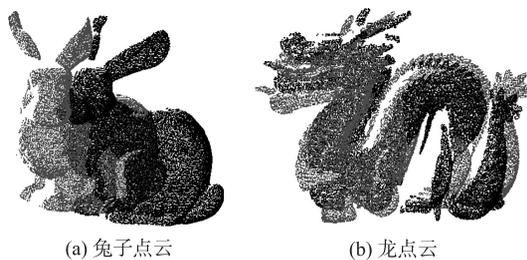


图 2 两组待配准点云

Fig. 2 Initial point clouds

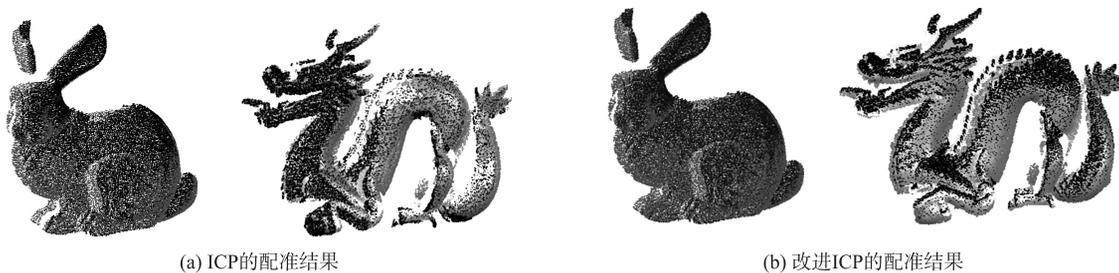


图 3 两组点云的配准结果

Fig. 3 Registration results of two groups of point clouds

准误差、迭代次数和耗时等参数如表 1 所示.

表 1 细配准算法的配准参数  
Table 1 Parameters of fine registration algorithm

点云类型	初始点云大小	算法	配准误差/mm	迭代次数	耗时/s
兔子	20 128, 20 048	ICP	0.028 6	33	3.41
		改进的 ICP	0.013 5	11	1.15
龙	20 920, 17 418	ICP	0.029 9	36	3.72
		改进的 ICP	0.015 4	12	1.25

从图 3 和表 1 的配准结果可见,该由粗到细的曲面点云模型配准算法是一种有效的曲面配准算法.在细匹配结果上,与 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法的配准精度明显提高、耗时明显缩短.改进的 ICP 算法的配准精度比 ICP 算法提高了约 40%,配准速度比 ICP 算法提高了约 60%.因此,改进的 ICP 算法是一种精度更高、速度更快的点云数据模型细配准算法.

### 3.2 实验 2: 颅骨点云模型

实验 2 采用西北大学可视化技术研究所采集的 298 套完整的 CT 扫描的颅骨点云数据模型.对于一个未知颅骨  $U$ ,在颅骨数据库中配出一个或者几个相似颅骨.图 4 为两个待配准的颅骨  $U$  和  $S$ , $U$  为未知颅骨, $S$  为颅骨数据库中的某一参考颅骨.首先基于 GH-LS3D 算法进行粗配准,配准结果如图 5 所示.然后,分别采用 ICP 算法和改进的 ICP 算法实现颅骨  $U$  和  $S$  的细配准,配准结果分别如图 6 和图 7 所示.在细配准阶段,ICP 算法和改进的 ICP 算法的配准误差、迭代次数和耗时等参数如表 2 所示.

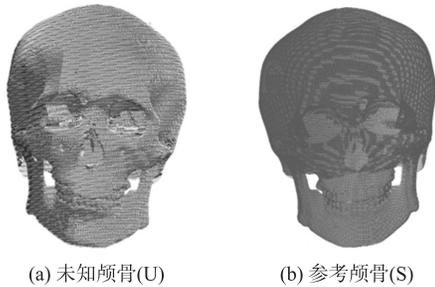


图 4 两个待配准的颅骨

Fig. 4 Two skulls needed to registered

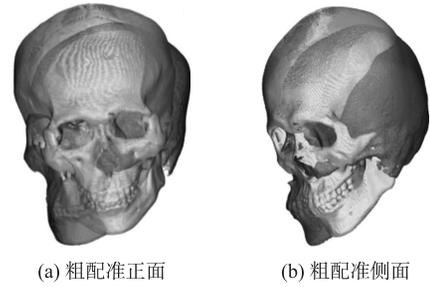


图 5 粗配准结果

Fig. 5 Coarse matching results

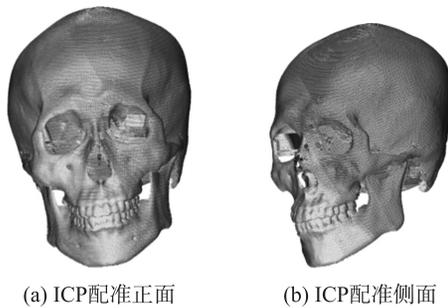


图 6 ICP 的配准结果

Fig. 6 Registration results of ICP

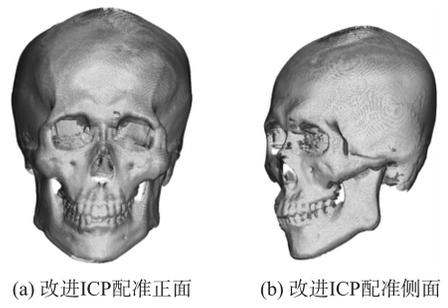


图 7 改进 ICP 的配准结果

Fig. 7 Registration results of improved ICP

表 2 细匹配算法的运行参数  
Table 2 Parameters of fine matching algorithm

待配准颅骨	点云大小	算法	配准误差/mm	迭代次数	耗时/s
$U, S$	20 128, 20 048	ICP	0.0316	35	3.86
		改进 ICP	0.0212	13	1.29

从图 5~图 7 以及表 2 的配准结果来看,粗配准算法可以将两个颅骨初步对齐,细配准则实现了两个颅骨的精确对齐.在细配准算法中,与 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法的配准效果更好,配准精度和速度有明显的提高.改进的 ICP 算法的配准精度和收敛速度比 ICP 算法分别提高了约 30%和 50%,因此,改进的 ICP 算法是一种精度更高、速度更快的细配准算法,本文所提出的先粗再细的点云模型配准算法是一种有效的曲面配准算法.

## 4 结语

三维曲面的点云配准方法研究已久,多数配准方法都是围绕算法的配准精度、速度、抗噪性以及鲁棒性等方面展开的.针对覆盖率较低的曲面点云模型的配准问题,提出了一种先粗配再细配的曲面配准方法,解决了低覆盖率曲面配准中的收敛速度慢和噪声引起的配准效果不佳的问题.该优化的曲面配准方法中,基于GH-LS3D的粗配准算法可以将两个曲面进行初始配准,细配准算法则是通过在ICP算法中加入高斯概率模型和动态迭代系数来提高算法的抗噪性和收敛速度,由此实现两个曲面的最终精确配准.在今后的研究中,要进一步综合考虑更多因素(如尺度、旋转角因素等)对曲面配准结果的影响,优化算法的时间性能和配准精度,并将其应用到文物断裂面的匹配复原研究中,以扩大配准算法的应用范围.

### [参考文献](References)

- [1] LIN S Z, WANG D J, ZHONG J R. Approach to reassembling virtual small bronze fragments using the curvature feature[J]. Journal of Xidian university, 2016(46):12, 151-156.
- [2] ROTH J, TONG Y, LIU X. Adaptive 3D face reconstruction from unconstrained photo collections[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017(99):2 127-2 141.
- [3] 汪前进, 朱斌, 李存华. 基于特征点的图像拼接方法的研究与应用[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2016, 16(3):48-53.  
WANG Q J, ZHU B, LI C H. Research and application of image stitching method based on feature points[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2016, 16(3):48-53. (in Chinese)
- [4] 张天安, 云挺, 薛联凤, 等. 基于骨架提取的树木主枝干三维重建算法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2014, 14(4):51-57.  
ZHANG T A, YUN T, XUE L F, et al. Three-dimensional reconstruction algorithm of tree limbs based on skeleton extraction[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2014, 14(4):51-57. (in Chinese)
- [5] CROOK S, MEGHAN C, MAARTEN B, et al. Can a semi-automated surface matching and principal axis-based algorithm accurately quantify femoral shaft fracture alignment in six degrees of freedom[J]. Medical engineering and physics, 2013, 35(7):1 028-1 036.
- [6] BABA T, MATSUOKA R, SHIRAI K, et al. Misaligned image integration with local linear model[J]. IEEE transactions on image processing, 2016, 25(5):2 035-2 044.
- [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] 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):2 068-2 077.  
WANG X, ZHANG M M, YU X, et al. Point cloud registration based on improved iterative closest point method[J]. Optics and precision engineering, 2012, 20(9):2 068-2 077. (in Chinese)
- [9] LI W, SONG P. A modified ICP algorithm based on dynamic adjustment factor for registration of point cloud and CAD model[J]. Pattern recognition letters, 2015, 65:88-94.
- [10] MAVRIDIS P, AABDREDIS A, PAPAIOANNOU G. Efficient sparse ICP[J]. Computer aided geometric design, 2015, 35(C):16-26.
- [11] DU S, LIU J, ZHANG C. Probability iterative closest point algorithm for m-D point set registration with noise[J]. Neurocomputing, 2015, 157(CAC):187-198.
- [12] DU S, ZHENG N, XIONG L. Scaling iterative closest point algorithm for registration of m-D point sets[J]. Journal of visual communication and image representation, 2010, 21(5-6):442-452.
- [13] GRUEN A, ACKA D. Least squares 3D surface and curve matching[J]. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2005, 59:151-174.
- [14] Stanford University. The Stanford 3D Scanning Repository [EB/OL]. [2017-03-10] <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep>.

[责任编辑:严海琳]