

# 自由形态物体多视点深度数据配准方法研究

方昭江 丁明跃

(华中理工大学图象识别与人工智能研究所, 图象信息处理与智能控制国家教委开放实验室, 武汉 430074)

**摘要** 针对多视点数据配准问题提出了一种基于几何匹配的定位方法. 该方法是在最近点迭代匹配算法 (Iterative Closest Point Algorithm) 的基础上, 对参与最佳旋转矩阵计算的对应点对进行了限制, 因而扩大了算法的适用范围, 同时又对用结构光方法重建获得的三维物体表面数据进行了加权处理, 从而减少了曲面重建所产生的误差对配准精度的影响, 并通过实验证明了该方法的有效性.

**关键词** 计算机视觉 自由形态物体 配准

中图法分类号: TN911.73 TP391.41 文献标识码: B 文章编号: 1006-8961(2000)07-0616-06

## Multi-View Range Data Registration of 3D Free-Form Object

FANG Zhao-jiang, DING Ming-yue

(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence

State Education Commission Laboratory for Image Processing and Intelligent Control

Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

**Abstract** In this paper, we propose a new geometric registration algorithm which can register multi-view range data of 3D free-form object efficiently. This method is based on the Iterative Closest Point (ICP) algorithm, but adding a restriction to the corresponding points in estimation of optimal rotation matrix. Further more, we takes a membership of weighting value to points of 3D surface reconstructed using structure lighting to reduce the reconstruction error influence to the registration. The experiments demonstrate the feasibility of our approach.

**Keywords** Compute vision, Free-form object, Registration

## 0 引言

针对自由形态物体, 提出了一种基于几何匹配的多视点数据定位方法. 该方法能够快速精确地实现对从多个方位上获取的部分覆盖数据表面之间的配准. 该数据表面通常由深度数据 (range data) 表示.

目前, 深度数据配准方法主要分为两大类: 第一类方法是采用经过高精度定标的仪器获取的多视点数据以及它们之间的原始变换关系, 来进行数据间的配准计算; 第二类方法则是利用数据中的变换信息或利用在数据获取的同时引入的其它信息, 对深

度数据进行配准计算<sup>[1-5]</sup>. 近几年来, 人们又提出了许多三维数据配准方法, 其中最具有代表性的就是参考文献[6]提出的所谓最近邻点迭代匹配(ICP)算法. 该算法实际上就是通过对测量获取的表面数据与模型表面数据进行迭代匹配运算, 以获得数据与模型之间的刚体变换. 这种算法可对两个数据点进行直接匹配运算, 而无须预先已知点集之间的对应点关系.

而 ICP 算法存在的问题则是要求物体上的全部数据点都能够在模型表面上获得正确的对应点, 才能获得正确匹配结果. 也就是说, 物体数据表面必须是模型表面的一个子集. 因而参考文献[7]针对多物体视场数据与单物体模型匹配问题, 对 ICP 算法

作了改进, 而提出了一种模糊算法, 称为模糊 ICP 算法. 然而在模糊 ICP 算法中虽然对参与匹配的数据点加入了权值作用, 但其目的仅是为了去除那些在匹配过程中, 不能与模型相对应的数据点, 因此这样设定的权值, 对刚体变换匹配运算结果的精度并不产生任何影响. 但在实际匹配过程中, 当获得的数据表面有误差时, 若采用 ICP 算法进行匹配, 其精度就会降低. 为了解决这一问题, 本文针对用结构光方法获取的自由形态物体多视点数据, 提出了一种高精度的配准算法, 其获取的数据可用密集数据点通过三角形网格图表述. 由于该算法对 ICP 算法中参与最佳旋转矩阵计算的对应点对作了限制, 因而使算法可以应用于物体不同部分表面之间的配准计算, 而且在用结构光方法重建获得的三维物体表面数据配准计算中, 加入了相应的权值, 以减少重建误差和噪声对配准精度的影响. 实验证明, 这种算法是有效的.

## 1 ICP 算法

ICP 算法的目的是为了找到模型数据与实际获得的物体数据之间的旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移矢量  $\mathbf{T}$ . 该算法主要由两部分组成: 其一是模型与实物数据间最近点对的计算; 其二是对应点集之间的刚体变换估计. 这里集合  $\mathbf{X}$  为模型数据, 集合  $\mathbf{P}$  为物体数据, 而  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{P}$  则分别用点集的三维空间坐标表示.

ICP 算法先给定一个物体  $\mathbf{P} = \{p_1, \dots, p_N\} \subset \mathcal{R}$  与模型  $\mathbf{X}$  之间变换(旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移矢量  $\mathbf{T}$ )的初始值  $\mathbf{R}^0, \mathbf{T}^0$ . 其中  $p_i (i = 1, 2, \dots, N)$  表示物体上一点的三维坐标,  $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$  表示模型中所对应点的三维坐标. 第  $k$  次迭代计算的模型对应点集用  $\mathbf{X}^k = \{x_1^k, \dots, x_N^k\} \subset \mathcal{R}$  (上标表示第  $k$  次迭代) 表示. 然后计算  $\mathbf{P}$  与  $\mathbf{X}^k$  之间的变换矩阵, 并对原变换进行更新, 直到模型与实物数据间的平均距离小于给定的门限  $\epsilon_{\text{ICP}}$ . 具体步骤如下:

$$(1) \text{ 计算 } \mathbf{Q}^0 = \{q_i^0 \mid q_i^0 = \mathbf{R}^0 p_i + \mathbf{T}^0, p_i \in \mathbf{P}\};$$

$$(2) \text{ 计算模型数据中的对应点 } x_i^k \in \mathbf{X}^k, \text{ 使 } \|x_i^k - q_i^k\|^{2\rightarrow} \min;$$

$$(3) \text{ 计算 } \mathbf{R}^k \text{ 与 } \mathbf{T}^k, \text{ 使 } \sum_{\forall i} \|\mathbf{R}^k p_i + \mathbf{T}^k - x_i^k\|^{2\rightarrow} \min;$$

$$(4) \text{ 令 } \mathbf{Q}^{k+1} = \{q_i^{k+1} \mid q_i^{k+1} = \mathbf{R}^k p_i + \mathbf{T}^k, p_i \in \mathbf{P}\};$$

$$(5) \overline{d^{k+1}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i^{k+1}, \text{ 其中 } d_i^{k+1} = \|q_i^{k+1} - x_i^k\|;$$

(6) 返回到第 2 步, 直到  $\overline{\Delta d} = |\overline{d^{k+1}} - \overline{d^k}| < \epsilon_{\text{ICP}}$  或  $k > \mu$ . 其中  $\epsilon_{\text{ICP}}$  为设定的距离门限,  $\mu$  为限定的迭代次数.

在上述算法中, 计算代价最大的是第二步, 即物体和模型数据之间对应点的计算. 当物体和模型以点集方式匹配时, 则计算代价为  $O(N(\mathbf{P})N(\mathbf{X}))$ , 其中,  $N(\mathbf{X})$  和  $N(\mathbf{P})$  分别表示模型数据和物体数据中顶点的个数.

ICP 算法中旋转矩阵用四元数表示, 定义四元数  $\mathbf{q}_R = [q_0 q_1 q_2 q_3]$ , 且为一四维向量, 其中,  $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$ , 则  $3 \times 3$  旋转矩阵可用四元数表示为

$$\mathbf{R}(\mathbf{q}_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

这种四元数旋转矩阵表示方法详见文献[8]、[9].

## 2 加权最近点迭代匹配(WICP)算法

对于自由形态物体, 由于物体形状复杂, 故用计算机模拟这些实体时, 数据分布十分稠密, 一般模型通常由上万个甚至几十万个三角形小面组成. 在对这样的数据进行匹配运算时, 由于数据分布稠密, 故匹配精度虽可以保证, 但匹配的计算量是惊人的; 而用结构光方法对物体表面进行重建时, 又会由于重建对象的不同区域对结构光的反射特性不一致, 致使不同区域重建结果的精度不同. 因此为了对自由形态物体的紧密数据实现快速高精度匹配, 本文提出了一种加权最近点迭代(Weighted ICP)匹配算法.

### 2.1 问题分析

如前所述, 由于 ICP 算法要求全部数据点都能够获得模型中相应的对应点, 因此说, 这种算法仅适用于物体数据为模型数据的子集的情况. 但由于在不同视点获得的 2.5 维深度数据曲面间仅有部分重叠, 当我们将 ICP 算法应用于部分覆盖曲面间配准计算时, 其位于覆盖部分以外数据的对应最近点将全部落在表面边界上(如图 2 虚线所示), 即这种对应点对之间的距离远远大于那些覆盖区内部的数据点对间的距离, 而且 ICP 算法的匹配准则为数据点对的距离平方和最小, 这样, 位于覆盖部分以外的数据点对将引导我们获得错误的匹配结果, 因此 ICP 算法不能直接处理多视点获取的深度数据之间

的配准.

为了解决这一问题,对ICP算法增加了约束,即位于表面边界上的对应点不参与匹配运算.这样的限制就可以使匹配运算摆脱非覆盖区数据的影响.在这里,表面边界定义为:由仅属于一个三角形,而不与其它三角形所共享的边围成的封闭曲线.由图2可见, $B, C, D, E$ 都对应于最近点 $A$ ,且 $A$ 在三维情况下,位于模型表面边界上.因此,在本文的算法中,将忽略这种对应点对对配准结果的作用和影响.

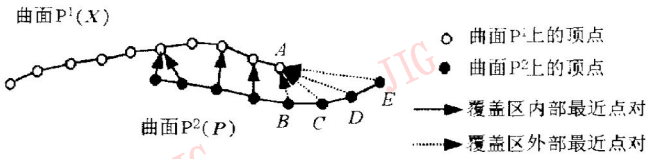


图2 数据点及其在模型表面上的对应最近点

我们还可以将从两个不同方位上获得的需配准的深度数据曲面中的一个曲面( $P^1$ )作为模型面,另一个曲面( $P^2$ )作为数据面,这里继续沿用 $X$ 代表模型数据面, $P$ 代表物体数据面.从图2中的虚线及实线箭头指示了数据点在模型表面上获得其对应最近点的方法.但值得注意的是,图中仅表示了处理二维数据的情况.而在实际数据处理中,对每一个数据点,可在模型表面的三角形面片上,寻找一个与之距离最短的点作为最近点.此最近点可能与三角形面片的某顶点一致,也可能在其一条边中,或在面片的内部.这种获取最近点的方法与仅在点集中寻找对应点的方法相比,可以在很大程度上增加配准的精度.

## 2.2 权值定义

由于用结构光方法将投射变换近似为仿射变换,使得获取的物体表面数据在不同部分的精确程度不同,因此,对标准ICP算法进行以下扩展:

ICP算法中,模型中心与物体中心分别为

$$\bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad (2)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

则模型和物体的互相关矩阵为

$$\Sigma_{px} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})(x_i - \bar{x})^T \quad (4)$$

这里,定义模型与数据之间的平均距离为

$$\bar{d} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|x_i - Rp_i - T\| \quad (5)$$

由于在匹配过程中,每个数据点的信息都很重要,不应轻易抛弃,因此,仅对数据点在计算中的权重

$w_i \in (0, 1)$ 加以改变.其中,对于那些匹配方向与结构光入射方向相同的数据点,我们认为有很高的可信度,对这些点赋予权值1;而对于那些匹配方向与入射结构光方向不同的数据点,可以适当减小它们的权值,因此,我们采用数据点入射结构光方向矢量与匹配方向矢量的点积来表示该权值.

于是,模型与数据之间的加权平均距离为

$$\bar{d}_{wICP} = \frac{1}{N_{\text{加权}}} \sum_{i=1}^N w_i \|x_i - Rp_i - T\| \quad (6)$$

式中权值 $w_i$ 为

$$w_i = \frac{(x_i - Rp_i - T) \cdot x_i}{\|x_i - Rp_i - T\| \cdot \|x_i\|} \quad (7)$$

那么,模型与数据的加权中心分别为

$$\bar{p}_{wICP} = \frac{1}{N_{\text{加权}}} \sum_{i=1}^N w_i p_i \quad (8)$$

$$\bar{x}_{wICP} = \frac{1}{N_{\text{加权}}} \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad (9)$$

这里

$$N_{\text{加权}} = \sum_{i=1}^N w_i \quad (10)$$

则模型与数据的加权互相关矩阵为

$$\Sigma_{wICP}^{px} = \sum_{i=1}^N w_i | (p_i - \bar{p})(x_i - \bar{x})^T | \quad (11)$$

再通过计算 $4 \times 4$ 对称矩阵

$$Q | \Sigma_{wICP}^{px} | = \begin{vmatrix} Tr | \Sigma_{wICP}^{px} | & & & \\ & \Delta & & \\ & & \Sigma_{wICP}^{px} + \Sigma_{wICP}^{pxT} - Tr | \Sigma_{wICP}^{px} | I_3 & \\ & & & \end{vmatrix} \quad (12)$$

的最大特征值所对应的特征向量

$$aR = [a_0 a_1 a_2 a_3]^T \quad \text{式中, } \Delta = [A_{23}, A_{31}, A_{12}]^T$$

其中, $A_{ij} = | \Sigma_{wICP}^{px} - \Sigma_{wICP}^{pxT} |_{ij}$ .然后将 $qR$ 代入式(1)中,即可获得与四元数对应的旋转矩阵 $R$ .

## 2.3 加权ICP快速算法

在匹配过程中,为了进一步加快匹配速度,我们采用多分辨率数据结构来表示物体模型与测量到的物体三维数据,即对深度数据建立多层分辨率模型,由低分辨率模型数据粗略计算模型表面与物体表面之间的变换矩阵,并将此矩阵作为高分辨率模型数据配准算法的初始值.由于是在模型表面的三维范围内搜索与物体表面顶点对应的最近点,而不是仅在模型的点集中计算,因而对低分辨率模型数据的配准计算也能够达到较高精度,这样,对于计算代价大的高分辨率数据,仅用几次迭代就可实现高精度配准.

加权ICP快速算法具体步骤如下:

(1) 对物体  $P$  和模型  $X$  的深度数据进行隔点重采样, 以实现多分辨率转换

$$P_{MD} = \{p^l_1, \dots, p^l_{N^l_p}\} \subseteq P \text{ 和 } X_{MD} = \{x^l_1, \dots, x^l_{N^l_x}\} \subseteq X$$

其中,  $P_{MD}$  和  $X_{MD}$  分别表示物体和模型的第  $l$  级分辨率数据,  $N^l_p$  和  $N^l_x$  分别表示物体和模型第  $l$  级分辨率数据的顶点数;

(2) 设定旋转矩阵  $R$  和平移向量  $T$  的初始值  $R(q^0_R)$  和  $T^0$ ;

(3) 计算  $Q = \{q^l_i | q^l_i = Rp^l_i + T, p^l_i \in P_{MD}\}$ ;

(4) 在最低分辨率数据上, 用标准 ICP 算法对物体数据的每个顶点  $p^l_i \in P_{MD}$ , 计算其在模型数据上对应的最近顶点  $x^l_i \in X_{MD}$ , 使  $\|x^l_i - q^l_i\|^{2\alpha} \min$ ;

(5) 在获得的最近顶点  $x^l_i$  的邻接三角形边上和邻接三角形的内部, 精确计算最近点  $v^l_i$ , 使  $\|v^l_i - q^l_i\|^{2\alpha} \min$ ;

(6) 抛弃那些落于模型表面边界上的最近点  $v^l_i$  点对;

(7) 计算每一对应点对在匹配运算中的权重  $w_i$ ;

(8) 根据式 (12), 计算与  $4 \times 4$  对称矩阵  $Q \sum_{w_i}^{p \times x}$  的最大特征值对应的特征向量  $q_R$  及其所对应的旋转矩阵  $R = R(q_R)$ ;

(9) 计算下一次迭代运算的平移向量  $T = \bar{x}_{w_i} - R\bar{p}_{w_i}$ ;

(10) 返回到第 3 步, 直到  $\Delta d_{w_i} < \epsilon_{w_i}$  或迭代次数  $k > \mu$ . 其中  $\epsilon_{w_i}$  为第  $l$  级分辨率三角网格数据设定的门限,  $\mu$  为限定的迭代次数.

(11) 将计算得到的变换矩阵作为与上一级分辨率网格数据匹配的初始值, 返回到第 (3) 步, 直到最高分辨率数据计算结束.

该算法虽然同 ICP 算法一样, 不具备全局最优性, 且易陷入局部最大值(这几乎是所有算法的通病, 除了遗传算法一类以外), 但由于该算法对参与计算的对应最近点对加以限制, 并对配准计算中的数据点加以权值作用, 使得该算法在遇到噪声不太大的数据时确实优于同类算法.

### 3 实验结果与分析

实验用数据为一个经过高精度定标的设备从不同方向测得的电话手柄模型数据, 且测得的多组数据间的方位是已知的. 然后对从不同方位获得的深度数据进行分层处理(如图 3 所示). 图 3(a)、(b)、(c) 分别为从 3 个方向上获得的深度数据的三角形网格模型. 在实验中, 将这些原始数据进行重采样, 获得低分辨率数据(图 3(d)、(e)、(f)).

然后对图 3 中的数据分别用加匹配限制的 ICP 算法和加权 ICP 算法作了配准实验, 并对两种匹配结果作了比较. 用加权 ICP 算法配准实验结果如图 4 所示, 其中用于配准的两个曲面分别用网格图与面型图来表示, 其中, 用网格图表示的数据作为匹配模型保持方位不变, 而面型图数据作为待配准数据, 加以刚体变换. 图 4(a) 显示了图 3(a) 与图 3(b) 中数据的初始方位, 配准结果显示于图 4(b) 中; 图 4(c) 则显示了图 3(b) 与图 3(c) 中数据的初始方位, 配准结果显示于图 4(d) 中. 在图 4(d) 中, 手柄两端出现阴影区域的原因是由于光照模型恰好在此面上处于阴暗面.

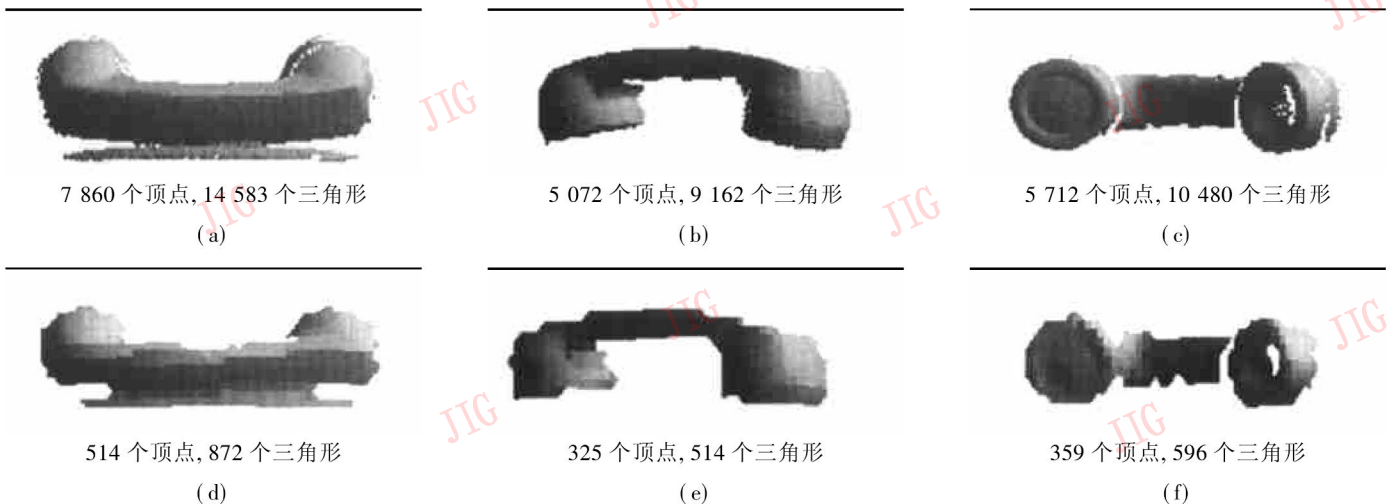


图 3 获得的深度数据分层处理.

(a)(b)(c) 为获得的深度数据, (d)(e)(f) 为经过分层处理后的数据

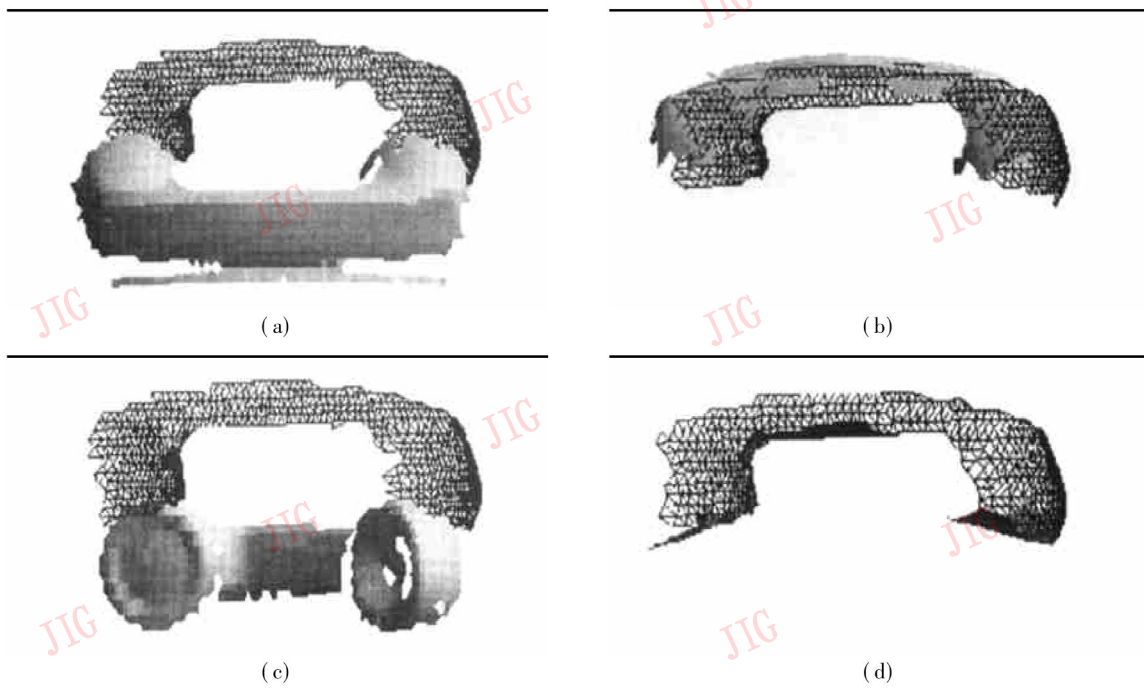


图4 加权 ICP 算法数据配准结果.

实验所用的计算机为 Intel Pentium II 400 Processor, 128M RAM, Microsoft Windows 98 OS.

图 4(a) 中物体表面实际旋转与平移方位分别为

旋转角  $\theta = 180^\circ$ ,

旋转轴  $[0.565\ 6, 0.824\ 4, 0.022\ 18]$ ;

平移向量  $[-0.019\ 0\ -0.128\ 5\ 0.074\ 5]$ .

迭代初始值  $q_R^0 = [0, 0, 0, 1]$ ,

迭代次数  $k = 40$ ;

用 ICP 算法配准结果如下:

与匹配结果旋转矩阵对应的四元数

$q_R = [-0.004\ 450\ 0.566\ 308\ 0.823\ 910\ 0.022\ 044]$ ,

即旋转角  $\theta = 180.51^\circ$ ,

旋转轴为  $[0.566\ 303, 0.823\ 902, 0.022\ 044]$ ;

平移向量为

$T = [-0.019\ 031\ 04\ -0.128\ 577\ 0\ 0.074\ 147\ 9]$ .

计算时间 170s.

而用加权 ICP 算法配准结果如下:

与匹配结果旋转矩阵对应的四元数

$q_R = [-0.002\ 356\ 0.566\ 408\ 0.824\ 734\ 0.022\ 167\ 6]$ ,

即旋转角  $\theta = 180.27^\circ$ ,

旋转轴为

$[0.566\ 410, 0.824\ 736, 0.022\ 167\ 7]$ ;

平移向量为

$T = [-0.018\ 879\ 9\ -0.128\ 621\ 0.074\ 522\ 5]$ ;

计算时间 34s.

图 4(c) 中物体表面实际旋转与平移方位为

旋转角  $\theta = 270^\circ$ ,

旋转轴  $[-0.141\ 7\ -0.364\ 2\ 0.921\ 0]$ ;

平移向量为

$[-0.025\ 289\ 8\ -0.023\ 230\ 6\ 0.101\ 301]$ .

迭代初始值

$q_R^0 = [-0.707\ 107, 0, 0, 0.707\ 107]$ ;

迭代次数  $k = 40$ ;

用 ICP 算法配准结果如下:

与匹配结果旋转矩阵对应的四元数

$q_R = [-0.704\ 263\ -0.100\ 582\ -0.258\ 439\ 0.653\ 534]$ ,

即旋转角  $\theta = 269.54^\circ$ ,

旋转轴为

$[-0.141\ 677\ -0.364\ 029\ 0.920\ 549]$ ;

平移向量为

$T = [-0.025\ 134\ 40\ -0.023\ 278\ 1\ 0.101\ 029]$ .

计算时间 145s.

而加权 ICP 算法的配准结果如下:

其中, 与匹配结果旋转矩阵对应的四元数

$q_R = [-0.705\ 006\ -0.100\ 425\ -0.258\ 242\ 0.652\ 606]$ ,

即旋转角  $\theta = 269.66^\circ$ ,

旋转轴为

$[-0.141\ 603\ -0.364\ 131\ 0.920\ 198]$ ;

平移向量为

$T = [-0.025\ 319\ 7\ -0.023\ 252\ 7\ 0.101\ 690\ 1]$ .

计算时间 27s.

表 1 与表 2 为两组实验中, 两种算法的匹配精度与运算时间的比较结果. 从表 1 与表 2 可见, 与 ICP 算法相比, 加权 ICP 算法对用结构光重建方法

获得的三维物体表面数据不仅匹配精度有了一定的提高, 而且加权 ICP 快速算法在计算时间上也有了大幅度减少.

表 1 图 4(a) 与 (c) 所示实验结果分析

	加权 ICP 算法	ICP 算法
精度分析	旋转角误差(°)	0.27
	旋转轴方向误差(°)	0.05
	平移误差(%)	0.37
计算时间(s)	34	170

表 2 图 4(b) 与 (d) 所示实验结果分析

	加权 ICP 算法	ICP 算法
精度分析	旋转角误差(°)	0.34
	旋转轴方向误差(°)	0.05
	平移误差(%)	0.29
计算时间(s)	27	145

其中平移误差为

$$error = \frac{\|T_{计算} - T_{实际}\|}{\|T_{实际}\|} \quad (13)$$

## 4 结 论

本文针对用结构光重建方法获得的自由形态三维物体不同方位的深度数据之间的配准问题提出了一种快速高精度算法. 这种配准算法是在 ICP 算法的基础上, 通过对参与计算的对应最近点对加以限制, 并对配准计算中的数据点加以权值作用, 以适当减弱重建精度低的数据对匹配结果产生的不良影响. 同时, 由于在这种加权 ICP 算法中, 采用了多分辨率数据结构来表示物体模型和物体的三维数据, 因而降低了标准 ICP 算法的计算代价, 大大加快了匹配速度. 当然, 由于此项工作刚刚开展, 且加权 ICP 算法也存在与 ICP 算法相同的初始值问题, 这将在我们的后续工作中进一步研究.

致 谢 在此, 我们对 Stanford University 的 SRI Lab 免费提供本文中所用到的实验数据深表感谢.

## 参 考 文 献

- 1 Champleboux G, Lavall S, Szeliski R *et al.* From accurate range imaging sensor calibration to accurate calibration to accurate model-based 3D object localization. In: CVPR'92, June 1992.
- 2 Cheng J C, Don H S. A graph matching approach to 3D point correspondences. *Int'l J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1991, 5(3): 399~ 412.
- 3 Cheng Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images. In: Proc. 1991 IEEE Int'l Conf. On Robotics and Automation, New York: IEEE Press, 1991.
- 4 Potmesil M. Generating models of solid objects by matching 3D surface segments. In: Eighth Int'l Joint Conf. On Artificial Intelligence, New York: IEEE Press, 1983, 2.
- 5 Szeliski R. Estimating motion from sparse range data without correspondence. In: IEEE Second Int'l Conf. On Computer Vision, Dec. 1988: 207~ 216.
- 6 Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 1992, 14(2): 239~ 256.
- 7 Bjorn Krebs, Peter Sieverding, Bernd Korn. A fuzzy ICP algorithm for 3D free form object recognition, In: ICPR96 International Conference of Pattern Recognition, Vienna August 1996.
- 8 Faugeras O D, Herbert M. The representation, recognition, and locating of 3-D Shapes from Range Data. *Int. J. Robotics Res.* 1986, 5: 27~ 52.
- 9 Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using quite quaternion, *J. Opt. Soc. Am. A4*, 1987, 629~ 642.



方昭江 1975 年生, 华中理工大学图象识别与人工智能研究所图象信息处理与智能控制国家教委开放实验室硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、三维物体描述与匹配.



丁明跃 华中理工大学教授, 博士生导师. 主要研究方向包括三维重建、路径规划、图象天候模型研究以及目标识别与跟踪等. 在国内外权威期刊和国际会议上发表论文 100 余篇, 其中 40 余篇分别被 EI, SCI, ISTP 等四大索引引用.