

多视点距离图像的对准算法¹⁾

张鸿宾 唐积尧

(北京工业大学计算机学院 北京 100044)

(E-mail: zhb@public.bta.net.cn)

摘 要 提出一种多视点距离图像的对准算法. 该算法将有拒绝的随机抽样和迭代最近点(ICP: Iterative Closest Point)算法结合起来, 采用粗、精对准时不同的评价函数, 利用最小二乘进行多视点之间运动参数的估计. 为了快速进行3D点到物体表面的最近距离和最近点的计算, 采用了物体表面的八叉树样条表示. 实验结果表明, 该对准算法收敛速度较快, 抗噪声能力较强, 并且有较高的对准精度.

关键词 距离图像, 多视点, 运动估计, 对准.

A METHOD FOR REGISTERING MULTIPLE RANGE IMAGES

ZHANG Hong-Bin TANG Ji-Yao

(Computer Institute of Beijing Polytechnic University, Beijing 100044)

(E-mail: zhb@public.bta.net.cn)

Abstract In this paper, we propose an algorithm for the registration of multiple range images. Our registration algorithm is an integration of the iterative closest point (ICP) algorithm with random sampling having rejects and least squares (LS) estimation. The estimated motion parameters are evaluated by an adapted criterion in the coarse and fine registration, and the best updated estimation is used as the next initial value of the ICP algorithm. The algorithm uses an octree spline representation of surfaces to quickly compute the distances between points and surface and the closest point using trilinear interpolation. The proposed registration method is computationally efficient and robust to outliers. We have experimented successfully with the registration algorithm on synthetic and real range images.

Key words Range image, multiple viewpoints, motion estimation, registration.

1 引言

近年来, 随着距离传感器技术的进步, 利用多视点距离图像构造物体完整的三维几何

1) 国家自然科学基金和北京市自然科学基金资助课题.

模型的研究引起了人们极大的关注^[1~4],并且在 CAD 反向工程(将已有物体转换为几何模型)、动画和虚拟现实模型中模型的建立,不良产品的质量检验、整形外科的手术规划、义齿义肢的设计、人体三维尺寸的非接触测量(三维扫描仪)等领域获得了越来越多的实际应用.由于每个传感器只有有限的视野及物体表面的自遮挡等原因,为了得到物体完整的三维数据,需要通过物体或传感器的运动来获得多视点的距离数据,然后进行距离图像的对准和集成.所谓对准就是要求出不同视点距离数据间的位置变换参数.这些运动或变换参数一般是利用不同视点间重叠区域的数据估计出来的.

早期的对准算法是先寻找对应的特征量(点、边、平面、二次曲面等),然后采用最小二乘、单位四元数或奇异值分解等方法求解运动参数.实际工作中,由于噪声及自遮挡等原因,很难找准特征间的对应.虽然有一些采用松弛法、假设检验或子图匹配等的改进方法,但这类方法很难得到精确的对准,目前一般是用它们的结果作为精确对准时的初始运动估计.由 Besl 和 Mckay 提出的 ICP 算法(Iterative Closest Point)不需要事前确定对应点^[5],算法不断重复(初始)运动变换——确定最近点——求运动变换的过程,逐步改进运动的估计.基本 ICP 算法的主要问题是要求一个数据集是另一数据集的子集,否则会产生不正确的对准,并有可能陷入局部极值点.另外,这类算法的计算量都很大,特别是寻找最近点. Masuda 和 Yokoya 引入了鲁棒统计的方法^[6],采用随机抽样和残差平方的最小中值(LMeds)作为准则函数,提高了算法的鲁棒性.我们在实验中发现,采用最小平方中值作为运动的评价函数时,有可能产生误匹配.

本文提出一种把有拒绝的随机抽样和 ICP 算法结合起来,采用最小二乘进行对准的方法.对于含有遮挡和噪声的距离图像,减少了抽样到偏离点和噪声点的可能性,加快了算法的收敛速度.为了快速计算 3D 数据点到图像中物体表面的最近距离和最近点,本文采用了物体表面的八叉树样条表示.本文还改进了运动参数的评价函数,采用了逐步求精的方法,有利于加快算法收敛于正确的运动参数.

2 多视点距离图像的对准算法

2.1 距离图像和运动参数

本文用 3D 点集来表示距离图像 R ,用 $T = \{R, t\}$ 表示物体的运动参数,其中 R 为 3×3 的旋转矩阵, t 为 3D 位移矢量.用单位四元数^[7] q 来表示旋转矩阵 $R: R = R(q)$. 一个 3D 点 x 经过 T 的变换后是点 $T(x) = Rx + t$. 3D 点集 $\{x_i\}$ 经过 T 的变换之后是 $\{Rx_i + t\}$. 距离图像 R 经 T 的变换之后是 $T(R)$.

距离图像 R 中的数据点 r 表示物体表面在传感器坐标系下的距离. 3D 空间中的点 p 到距离图像 R 中物体表面的最近距离是

$$d(p, R) = \min_{r_i \in R} \|p - r_i\|,$$

或简称为点 p 到距离图像 R 的最近距离. 本文用来对准的两幅距离图像 R^1 和 R^2 均采用点集表示,点数分别为 N^1 和 N^2 .

2.2 对准算法的概要

本文算法的主要思路是把利用随机抽样的 ICP 算法嵌入到最小二乘估计中. 初始运

动参数可以设为单位变换 $T_0 = \{I, 0\}$. 从 R^1 中有拒绝地随机抽取一些点, 利用当前的运动参数寻找它们和 R^1 间的最近(对应)点, 采用粗、精对准时不同的误差平方和准则评价得到的变换参数. 重复上述过程, 直到第一幅距离图像 R^1 经变换后与第二幅距离图像 R^1 的距离小于某一阈值为止. 对准算法 $RGS(R^1, R^1)$ 的框架如下:

1) 初始化运动参数 T_{RGS} 和运动的评价函数值 $eval$: $T_{RGS} \leftarrow T_0, eval \leftarrow \infty$.

2) 对 $n=1$ 到 N_T, N_T 为迭代次数, 重复下面的3~6.

3) 从 R^1 中有拒绝地随机抽取 N_S 个点, 组成抽样点集 P_{RS}^1 :

$P_{RS}^1 \leftarrow RS(R^1, eval, T_{RGS}, R^1)$. 随机抽样过程 RS 的详细描述见2.3小节.

4) 利用 ICP 算法使点集 P_{RS}^1 和第二幅距离图像 R^1 对准, 求出它们之间的运动参数 T_{ICP} : $T_{ICP} \leftarrow ICP(P_{RS}^1, T_{RGS}, R^1)$. ICP 过程见2.4小节.

5) 对 T_{ICP} 进行评价: $eval' \leftarrow COST_n(R^1, T_{ICP}R^1)$. $COST_n$ 是一个逐渐求精的评价运动参数的函数, 详细描述见2.5小节.

6) 如果 $eval' < eval$, 则更新 T_{RGS} 及 $eval$: $T_{RGS} \leftarrow T_{ICP}, eval \leftarrow eval'$.

RGS 算法最后的结果 T_{RGS} 满足 $COST(R^1, T_{RGS}, R^1) \leq \min_{1 \leq n \leq N_T} COST_n(R^1, T_{ICP}, R^1)$,

即为距离图像 R^1 和 R^1 之间的运动参数估计.

增加迭代次数 N_T 一般可以增加对准的精度, 但也增加了计算时间. 后面的实验表明, 当 $N_T=80$ 时, 本文算法即取得了满意的结果.

2.3 有拒绝的随机抽样

在 RGS 对准算法中, 需要从第一幅距离图像 R^1 中随机地抽取 N_S 个数据点组成点集 P_{RS}^1 , 然后利用 ICP 算法使点集 P_{RS}^1 与 R^1 对准从而获得运动参数的估计 T_{ICP} . 如果抽样点集中含有偏离点或噪声点, 将会影响 ICP 算法的准确性以及它的收敛时间. 因此, 随机抽样点的好坏对 RGS 对准算法具有重要的影响.

由于在 RGS 迭代过程中, 运动参数 T_{RGS} 不断地接近于距离图像 R^1 和 R^1 之间的真实运动参数, R^1 中和 R^1 对应部分的点与 R^1 的距离将不断减少, 而偏离点和非重叠区域与 R^1 的距离变化不大. 因此, 为了增加抽样到对应点或近似对应点的概率, 可以限制抽样点与 R^1 的距离小于或等于某一个阈值 κ . κ 不能太大, 否则就失去了它的意义; 也不能太小, 否则会使得抽样点过于集中在距 R^1 较近的小块区域内, 不利于整体上的运动估计. 我们取 κ 为 T_{RGS} 的评价函数值 $eval$. 在 RGS 迭代算法中, 随着迭代过程的进行, $eval$ 不断减少, 抽样到真正对应点或近似对应点的概率将逐渐增加(见下面第5小节).

下面是本文的随机抽样过程 $RS(R^1, eval, T_{RGS}, R^1)$:

1) $k \leftarrow 0, P_{RS}^1 \leftarrow \emptyset$.

2) 如果 $k < N_S, N_S$ 为抽样点的总数, 则重复下面步骤3和4.

3) 从 R^1 中随机抽取一点 P_{RS} : $P_{RS} \leftarrow RND(R^1)$.

4) 如果 $d(T_{RGS}(P_{RS}), R^1) \leq eval$, 则 $P_{RS}^1 \leftarrow P_{RS}^1 \cup P_{RS}, k \leftarrow k + 1$.

最后得到的点集 P_{RS}^1 就是 $RS(R^1, eval, T_{RGS}, R^1)$ 的抽样结果. 抽样点到 R^1 的最近距离可以通过八叉树样条得到. 在后面的实验中, 取抽样样本数 $N_S=5$.

2.4 ICP 算法

RGS 对准算法采用了 ICP 来估计 P_{RS}^1 与 R^1 之间的运动参数. ICP 算法是 Besl 和

McKay 提出的用于计算3D物体之间运动参数的方法. 这种方法不依赖于几何物体的表示, 并且不需要预先建立特征点间的对应关系.

在本文的对准算法中, 随机抽样点集 P_{RS}^1 就是 ICP 算法中的数据点集, 而第二幅距离图像 R^1 是 ICP 算法中的模型物体, 运动参数则被初始化为 RGS 当时的最优解 T_{RGS} . 设点集 P^1 表示变换后的 $T_{RGS}(P_{RS}^1)$. 式 $P^1 = C(P^1, R^1)$ 表示 R^1 中与点集 P^1 最近的点的集合 P^1 . 利用四元数法计算点集 P^1 与点集 P^1 间的运动参数 T_{ICP} . 重复上述过程直到 P^1 与 P^1 重合为止.

下面是 ICP(P_{RS}^1, T_{RGS}, R^1) 过程的算法:

- 1) $k \leftarrow 0, P^1 \leftarrow T_{RGS}(P_{RS}^1), d_0 \leftarrow \infty$;
- 2) 建立点的对应关系: $P^1 \leftarrow C(P^1, R^1)$;
- 3) 利用四元数法计算运动参数 $T_{ICP} \leftarrow Q(P^1, P^1)$;
- 4) 更新 P^1 : $P^1 \leftarrow T_{ICP}(P_{RS}^1)$;
- 5) 计算距离 $d_k \leftarrow d(P^1, P^1)$;
- 6) $k \leftarrow k + 1$, 重复步骤2~5, 直到 $d_{k+1} - d_k < \tau\sigma$.

最后的 T_{ICP} 就是 ICP 算法的计算结果. 其中 $d_k = d(P^1, P^1)$ 表示 P^1 与 P^1 间距离的均方差. 阈值 τ 代表收敛的允差, 本文取 $\tau = 10^{-7}$. 比例因子 σ 反映了点集 P_{RS}^1 的近似大小. 利用八叉树样条可以快速地建立 P^1 和 R^1 间的点的对应关系. 可以证明^[5], ICP 算法的均方差 d_k 单调地递减, 最后收敛于一个局部最小值.

为了避免 ICP 算法陷入局部最小值, Besl 和 McKay 使用了多组初始运动参数以便获得全局最优的运动参数. 本文则通过随机取样来避免局部最小值的问题.

2.5 运动参数的评价

前面讨论了有拒绝的随机抽样和利用 ICP 算法求运动参数的方法. 这一节分析如何对运动参数 T_{ICP} 进行评价, 从而迭代地求出最优的运动参数 T_{RGS} .

在 RGS 迭代过程中, T_{RGS} 不断接近真实的运动参数. 对于前后的迭代过程, 它们的评价函数应该是有区别的. 可以用一个迭代次数 N'_T 来划分前后的迭代过程. 在前 N'_T 次迭代过程中, T_{RGS} 与真实值相差较大, 因此我们取 R^1 和 R^1 的整体误差平方和作为评价函数. 而在 N'_T 次以后的迭代过程中, T_{RGS} 与真实值相差较小, 可以只考虑 $T_{RGS}(R^1)$ 中与 R^1 的距离小于或等于一个给定阈值 ω 的那部分数据点, 而忽略 $T_{RGS}(R^1)$ 中与 R^1 的距离大于 ω 的那部分数据点.

因此评价函数 $COST_n(R^1, T_{RGS}, R^1)$ 可定义为

$$COST_n(R^1, T_{RGS}, R^1) =$$

$$\begin{cases} 1) \text{ 当 } n \leq N'_T \text{ 时, } \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d^2(T_{RGS}(p_i), R^1)}, & p_i \in R^1, \\ 2) \text{ 当 } n > N'_T \text{ 时, } \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d^2(T_{RGS}(p_i), R^1)}, & p_i \in \{p_i | p_i \in R^1 \wedge d(T_{RGS}(p_i), R^1) \leq \omega\}. \end{cases}$$

实验中取 $\omega = 2, N'_T = 30$. 点 $T_{RGS}(p_i)$ 到 R^1 的最近距离可以通过八叉树样条快速地求得.

$COST_n(R^1, T_{RGS}, R^1)$ 的值同时也是有拒绝的随机抽样过程 $RS(R^1, eval, T_{RGS}, R^1)$

中 $eval$ 的值. 在前 N'_T 次 RGS 迭代过程中, 随机抽样点与 R^1 的距离应小于 $T_{RGS}(R^1)$ 与 R^1 距离的均方根. 随着迭代次数的不断增加, $COST_n(R^1, T_{RGS}, R^1)$ 的值将不断减少, 抽取到对应点或近似对应点的概率也将不断增加. 在 N'_T 次以后的 RGS 迭代过程中, 随机抽样点与 R^1 的距离应小于或等于 $T_{RGS}(R^1)$ 中所有与 R^1 的距离小于或等于 ω 的数据点与 R^1 距离的均方根, 这样就限制了距 R^1 较远的偏离点和非重叠区域中点的抽取.

2.6 八叉树样条

ICP 对准算法需要大量地计算 3D 点到物体表面的最近点和最近距离, 这些计算是相当费时的. 为了加快它们的计算, 参照 Lavallee 等^[8]提出的八叉树样条 (Octree Spline) 的方法, 我们在 RGS 迭代算法之前首先构造了 R^1 物体表面的八叉树样条表示, 通过八叉树及样条插值可以快速获得一个数据点到物体表面的最近点和最近距离.

Lavallee 等的八叉树样条的优点在于, 在表面附近有比远离表面区域的更高的分辨率. 他们从传统的关于表面 S 的八叉树出发, 把它扩展成了一个表示某点到表面 S 的近似连续欧氏距离函数. 通过八叉树样条函数的插值可以快速获得一个点到表面 S 的最近距离.

3 实验结果

我们对上述对准算法进行了实验, 下面是部分实验结果.

实验 1. 实验对象是由一个椭球面和一个单叶双曲面所组成的一个看似花瓶状的 3D 物体. 椭球面的方程为 $\frac{x^2}{100^2} + \frac{y^2}{60^2} + \frac{z^2}{80^2} = 1$, 单叶双曲面的方程为 $-\frac{x^2}{50^2} + \frac{y^2}{30^2} + \frac{z^2}{40^2} = 1, 0 \leq x \leq 100$. 将该物体正交投影到一个图像平面上, 将距离值用灰度来表示如图 1(a) 所示 (下同), 将它作为 RGS 对准算法的第一幅距离图像. 然后将这个 3D 模型分别旋转 15° (图 1(b))、 30° (图 1(c)) 和 45° (图 1(d)), 将生成的距离图像作为算法的第二幅距离图像.

对于上面的三个实验, 我们还分别对它们的噪声图像进行了实验. 在每一幅距离图像中加

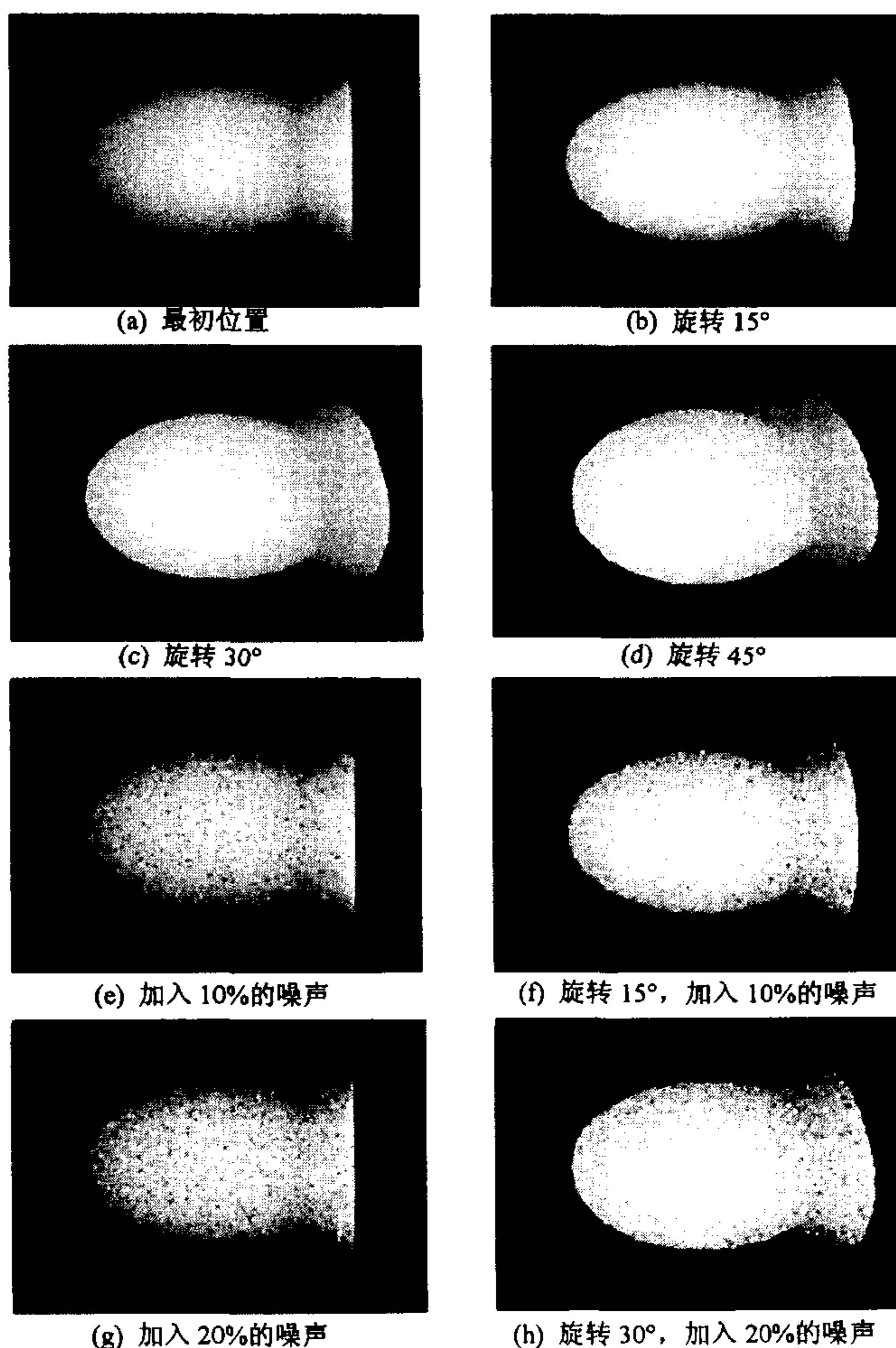


图1 实验1中的部分模拟距离图像

入了均匀分布的随机噪声,其范围为-100到100.图1(e)和(f)分别为3D模型加入10%的随机噪声及旋转15°时的距离图像.图1(g)和(h)是3D模型加入20%的随机噪声和旋转30°时的两幅距离图像.迭代80次后的对准结果如表1所示.

实验2.实验对象是一个具有侧翼平台的半管状、中间凸出的3D模型.其原始距离图像的灰度表示如图2(a),将它作为RGS对准算法的第一幅距离图像.然后将这个3D模型分别旋转15°(图2(b))、30°(图2(c))和45°(图2(d)),将生成的距离图像分别作为算法的第二幅距离图像.

和实验1一样,我们还分别对上面三个实验的噪声图像进行了实验.在每一幅距离图像中加入了均匀分布的随机噪声,其范围为-100到100.加入噪声后的部分距离图像如图2(e)~(h)所示.迭代80次后的对准结果如表2所示.

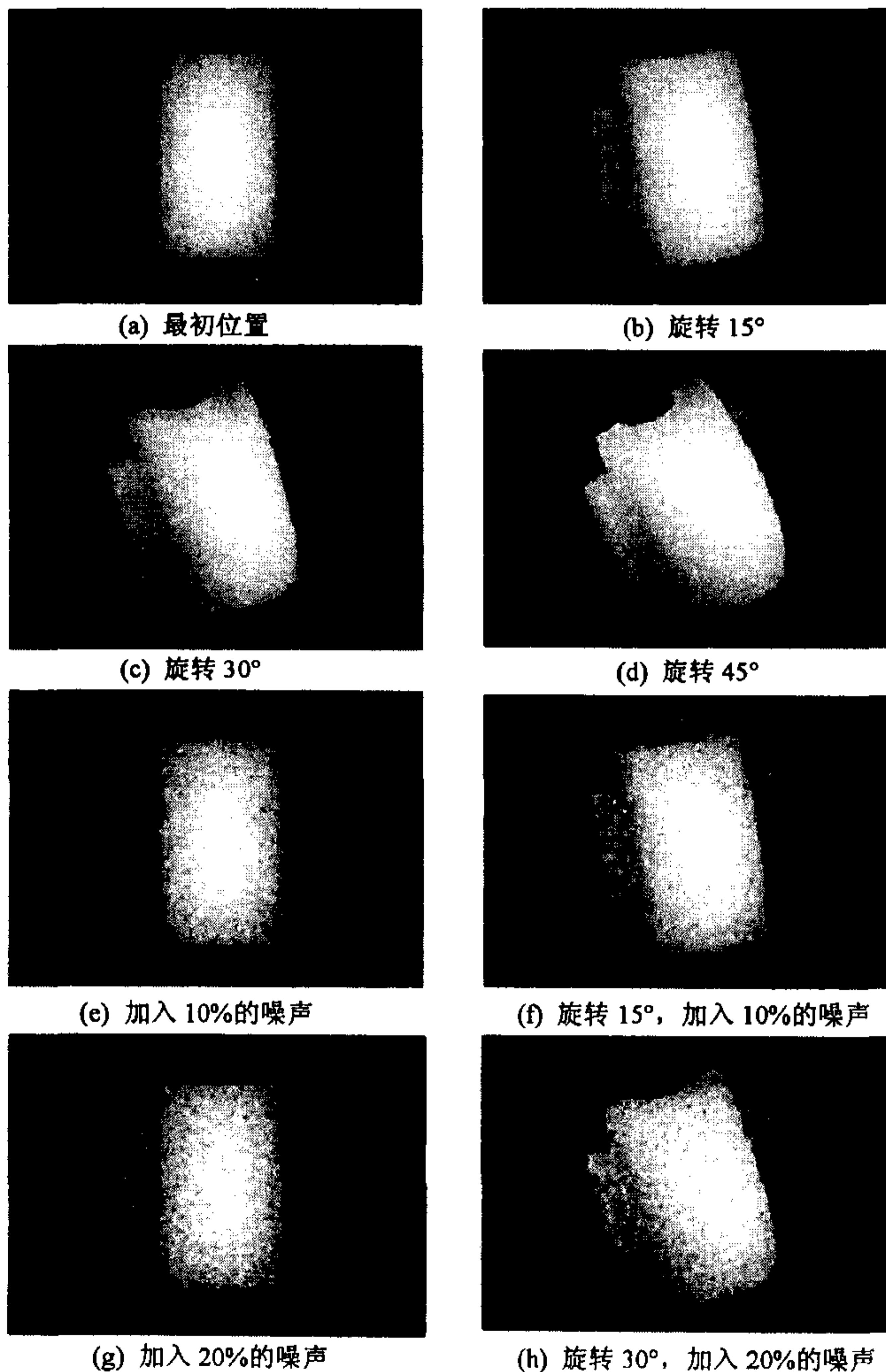


图2 实验2中的部分模拟距离图像

从实验1和2的结果可以看出,在没有噪声的情况下,两个实验都得到了很好的运动参数估计.对于实验1,当旋转为15°、噪声在30%以下,以及旋转30°、噪声在20%以下,和旋转45°、噪声在10%以下时,也得到了较好的运动参数估计.对于实验2的物体,在噪声小于10%时估计的精度也较高.实验1中的物体和文献[6]中的相同.表3是本文算法在迭代80次后与文[6]的算法迭代200次后在旋转角估计时相对误差的比较.从表3可以看出,本文算法的收敛速度和估计精度比文[6]要好.文[6]的算法在30%的噪声和旋转15°时的相对误差已经达到73.33%,而在旋转30°、30%的噪声和旋转45°、20%及30%的噪声时已经失败.从表3中可以看出,本文算法的抗噪声能力要优于文[6].

表1 实验1的对准结果

运动变换	旋转角度	旋转轴			位移量			图例
真实值	15.00°	0.707	0.707	0.000	50.0	60.0	-50.0	—
没有噪声	15.01°	0.707	0.707	0.000	50.0	60.0	-50.0	(a)(b)
具有10%的噪声	14.97°	0.709	0.705	0.001	50.1	59.9	-50.0	(e)(f)
具有20%的噪声	14.54°	0.711	0.703	-0.003	51.2	60.2	-50.5	—
具有30%的噪声	13.80°	0.669	0.715	0.010	50.3	58.1	-51.7	—
真实值	30.00°	0.707	0.707	0.000	80.0	-60.0	-40.0	—
没有噪声	30.00°	0.707	0.707	0.000	80.0	-60.0	-40.0	(a)(c)
具有10%的噪声	30.45°	0.707	0.706	0.000	80.1	-60.0	-40.0	—
具有20%的噪声	31.12°	0.710	0.702	0.002	72.5	-62.0	-43.7	(g)(h)
具有30%的噪声	34.60°	0.752	0.621	0.221	73.4	-67.8	-48.8	—
真实值	45.00°	0.707	0.707	0.000	50.0	50.0	50.0	—
没有噪声	44.99°	0.707	0.707	-0.001	50.1	50.1	50.0	(a)(d)
具有10%的噪声	44.32°	0.708	0.707	-0.001	50.0	50.2	50.4	—
具有20%的噪声	47.36°	0.821	0.508	-0.263	50.6	57.5	54.8	—
具有30%的噪声	51.54°	0.471	0.877	-0.097	54.3	66.4	40.5	—

表2 实验2的对准结果

运动变换	旋转角度	旋转轴			位移量			图例
真实值	15.00°	0.577	0.577	0.577	50.0	60.0	-50.0	—
没有噪声	14.99°	0.577	0.577	0.578	50.0	60.0	-50.0	(a)(b)
具有10%的噪声	14.97°	0.577	0.577	0.579	50.0	59.9	-50.1	(e)(f)
具有20%的噪声	13.45°	0.565	0.530	0.632	50.2	61.2	-51.0	—
具有30%的噪声	13.71°	0.640	0.551	0.535	51.3	58.9	-50.4	—
真实值	30.00°	0.577	0.577	0.577	80.0	-50.0	-50.0	—
没有噪声	30.01°	0.577	0.577	0.577	80.0	-50.0	-50.0	(a)(c)
具有10%的噪声	30.05°	0.576	0.577	0.578	79.7	-50.1	-50.2	—
具有20%的噪声	32.76°	0.567	0.485	0.666	74.1	-52.1	-53.7	(g)(h)
具有30%的噪声	31.24°	0.468	0.798	0.379	73.4	-57.6	-52.2	—
真实值	45.00°	0.577	0.577	0.577	50.0	50.0	50.0	—
没有噪声	45.01°	0.575	0.577	0.577	50.0	50.2	50.0	(a)(d)
具有10%的噪声	44.87°	0.575	0.670	0.469	50.0	50.3	50.3	—
具有20%的噪声	39.36°	0.471	0.572	0.673	51.2	54.1	53.3	—
具有30%的噪声	30.28°	0.205	0.725	0.658	52.9	36.4	45.5	—

表3 旋转角估计中两种算法相对误差的比较

噪 声	算 法	旋转15°	旋转 30°	旋转 45°
10%	文[6]的算法	1.07%	0.33%	32.13%
	本文算法	0.20%	1.50%	1.51%
20%	文[6]的算法	3.00%	31.50%	—
	本文算法	3.06%	3.73%	5.24%
30%	文[6]的算法	76.40%	—	—
	本文算法	8.00%	15.33%	14.53%

4 小结

本文提出了一种将迭代最近点算法(ICP)与有拒绝的随机抽样和最小二乘结合起来的运动估计算法. 本文算法有以下几个特点:

1) 采用了一种有拒绝的随机抽样策略,减少了抽样到偏离点和噪声点的可能性,从而减少了迭代次数,并增加了抗噪声能力. 实验表明,本文的算法只需80次迭代就可以得到较为精确的运动参数,而文[6]的算法则需要200次迭代. 对于有较多噪声的情况,从表1~3与文[6]的比较表明,本文算法的抗噪声能力和精度明显优于文[6]的结果.

2) 我们改进了运动参数的评价函数,使之更加适合部分重叠的多视点对准问题,同时也加快了算法收敛于正确运动参数的速度.

3) 采用八叉树样条快速地计算最近点和最近距离,大大地减少了算法的计算量.

4) 采用最小平方误差的准则函数比采用最小平方中值的准则函数能够得到更精确的估计. 由于最小平方中值比较的只是误差平方的中值这一点的大小,不能反映整体对准及误差的情况,因此对准的可靠性和精度较低.

5) 本文讨论的只是一对图像的对准. 当把逐对对准的方法顺次应用到一组距离图像时,会产生误差的累积. 关于消除累积误差的方法我们将在另文中讨论.

参 考 文 献

- 1 Dorai C, Jain A K, Wang G *et al.* Registration and integration of multiple object views for 3D model construction. *IEEE Trans, PAMI*, 1998, **20**(1): 83~89
- 2 Hilton A, Stoddart A J, Illingworth J, Implicit surface-based geometric fusion. *Computer Vision and Image Processing*, 1998, **69**(3):273~291
- 3 Oblonsek C. A fast surface-based procedure for object reconstruction from 3D scattered points. *Computer Vision and Image Processing*, 1998, **69**(2): 185~195
- 4 Blais G and Levine M D. Registering multiview range data to create 3D computer objects. *IEEE Trans. PAMI*, 1995, **17**(8), 820~824
- 5 Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Trans. PAMI*, 1992, **14**(2):239~256
- 6 Masuda T, Yokoya N. A robust method for registration and segmentation of multiple range images. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, **61**(3): 295~307
- 7 Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1987, **4**(4): 629~642
- 8 Lavalley S, Szeliski R, Brunie L. Matching 3-D smooth surfaces with their 2-D projections using 3-D distance maps. In: SPIE Vol. 1570 Geometric Methods in Computer Vision, San Diego, CA, July 1991, 322~336

张鸿宾 1944年生,教授,博士生导师. 1968年清华大学自动控制系毕业,1981年清华大学模式识别与智能控制专业研究生毕业. 1986~1989年日本京都大学、1993~1994年美国 RPI 高级访问学者. 目前主要从事模式识别、图像和机器视觉、人工神经网络等方面的研究工作.

唐积尧 1999年北京工业大学计算机应用专业研究生毕业. 现主要从事计算机应用方面的工作.