

TOF 激光相机六自由度位姿变换估计

李兴东, 李满天, 郭伟, 陈超, 孙立宁

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 相对位姿估计是机器人视觉领域的研究热点。通过两帧数据来估计相机的六自由度位姿变换。充分挖掘 TOF 相机优势, 提出了多个有效算法, 用以保证估计精度。采用迭代最近点(ICP)算法估计位姿变换, 为了克服 ICP 算法迭代发散问题, 利用尺度不变特征点对估计初始值。为了提取有效特征点, 根据统计学原理尺度化灰度图像, 提高图像对比度。为了提高相机的测量精度, 根据曝光时间越长, 测量精度越高的原理, 提出了融合多帧数据算法, 使得融合后的数据帧中每个像素值均是在最长合理曝光时间下采集得到。同时提出了度量两个六自由度位姿变换差异的算法, 并首次利用其跟踪 ICP 迭代过程。实验证明提出的算法可以有效估计相机六自由度位姿变换。

关键词: 六自由度; 位姿变换; 曝光时间; ICP 迭代

中图分类号: TP242.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)07-2231-08

Estimating 6 DOF pose transformation of a TOF laser camera

Li Xingdong, Li Mantian, Guo Wei, Chen Chao, Sun Lining

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Tech, Harbin 150080, China)

Abstract: Relative pose estimation is a hot research topic in the community of robotic vision. 6 DOF pose transformation was estimated by two frames data. Several effective algorithms were proposed to guarantee the precision of the estimation which made full used of TOF camera. Iterative Closest Point (ICP) algorithm was used to estimate the pose transformation, in order to conquer the divergence problem of ICP, scaled Invariant Feature Transform (SIFT) feature pairs were employed to compute the initial value for ICP. The contrast of the image was increased for extracting the effective features by scaling the original gray image according to principle of statistics. Multiple frames were fused to improve the accuracy of depth measurement based on the fact that the longer the exposure time was, the higher the accuracy was, and every pixels in the fused frame were captured with the longest valid exposure time. A method for measuring the difference of two 6 DOF pose transformations was proposed, which was applied to track the iterations of ICP. The experiments have demonstrated the effectiveness of the algorithms proposed in this paper.

Key words: 6 DOF; pose transformation; exposure time; ICP iteration

收稿日期: 2014-11-05; 修订日期: 2014-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(61005076, 61175107, 61375097)

作者简介: 李兴东(1984-), 男, 博士生, 主要从事机器人视觉等方面的研究。Email:lixingdonghit@163.com

导师简介: 李满天(1974-), 男, 博士生导师, 主要从事机器人视觉、足式机器人、反恐机器人等方面的研究。Email:lixd1205@gmail.com

0 引言

在机器人视觉研究领域,机器人定位和地图构建(SLAM)一直都是研究热点。定位和地图构建是相辅相成的,均需要计算机器人六自由度相对位姿变换。

随着传感技术的不断进步,相应的视觉处理算法也在逐渐完善,已经有很多用于解决 SLAM 问题的算法。根据不同的传感器,比如单目相机^[1],双目相机^[2-3],二维激光测距仪^[4-5]以及三维激光相机^[6-9]等。很多研究人员针对三帧以上数据拼接设计优化算法,国内梁明杰等^[10]将此类优化算法进行了总结和分析。

如图 1 所示,文中所用的 TOF 相机是三维激光相机的一种,该款相机是 PMD 公司生产的 CamCube3.0,其基本测距原理是采用间接测距技术。通过出射光和入射光的相位差以及光速就可计算出目标的距离。



图 1 TOF 相机

Fig.1 TOF camera

虽然 TOF 相机已经表现出非常好的应用前景。但是作为较新的三维传感设备,仍然有很多不足,如深度测量误差,原始灰度图像对比度差,存在随机噪声等。尽管有学者通过算法^[11]针对某一曝光时间来进行误差补偿,却未考虑曝光时间本身对测量误差的影响。且以往的工作一般也只是利用深度信息,因为该款相机原始灰度图像对比度较差,难以直接应用。

文中致力于通过两帧数据估计 TOF 相机六自由度位姿变换。在充分挖掘相机优势以及分析其不足的基础上,给出一套系统的算法用以估计位姿变换。

ICP 算法^[12]作为估计六自由度位姿变换的主算法。从灰度图像上提取尺度不变特征点(SIFT)^[13]并匹配得到特征点对,特征点对用于估计初始值,避免迭代陷入局部极小点,解决了 ICP 迭代发散的问题。为了从灰度图像上提取 SIFT 特征点,图像的对比度有

待提高。文中根据统计学原理,滤除掉过曝光点等奇异噪声点,重新尺度化灰度值,少数极大和极小的亮度值均可以被滤除。每帧数据深度测量精度直接影响位姿变换估计精度。为此,文中提出融合多数据帧算法,改善像素级的测量精度。融合后的数据帧每个像素均对应最长的合理曝光时间。实验通过真实数据验证文中的 ICP 算法能够有效提高相机六自由度位姿变换估计精度。

1 TOF 相机标定及误差补偿

1.1 灰度图像标定

文中采用 ICP 算法估计 TOF 相机六自由度相对位姿变换,并利用尺度不变特征点对计算 ICP 算法的初始位姿。去除灰度图像的畸变是从图像中提取特征点的前提。

镜头畸变会引起透视投影模型的非线性。图 2 为理想的透视投影模型,对于 $O_1X_1Y_1Z_1$ 坐标系中的一点 $Q(X_Q, Y_Q, Z_Q)$,其在镜面上的投影点是 $q(x_q, y_q)$,使得 Q, q, O_1 在一条直线上。

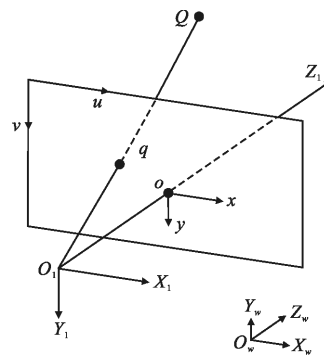


图 2 理想透视投影模型

Fig.2 Ideal perspective projection model

把 q 表示成齐次坐标形式:

$$q = [x_q, y_q, w]^T \quad (1)$$

$$Q = [X_Q, Y_Q, Z_Q]^T \quad (2)$$

透视投影模型可以由如下的公式表示:

$$q = M * Q \quad (3)$$

其中

$$M = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: f_x 和 f_y 分别表示集中对应的横向和纵向像素数; (c_x, c_y) 表示的是像面的主点, 一般位于像面的中心。

在实际情况下, 由于很难制造出完美的透镜, 因此在成像上就会引入畸变, 离图像中心越远畸变越大。成像的投影关系不再符合小孔成像原理所显示的线性关系, 而是非线性的。如图 3 所示, 空间一点 Q 在图像中的投影点由 q 变到 q' 。这种偏移就是镜头畸变引起, 镜头畸变主要是由径向畸变和切向畸变构成。

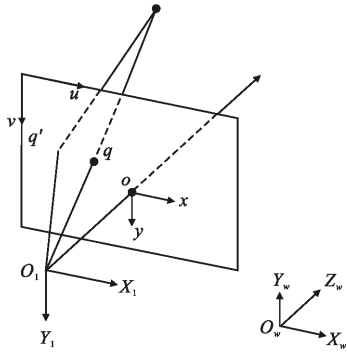


图 3 发生畸变的透视投影模型

Fig.3 Perspective projection model with distortions

径向畸变引起的位置改变可以根据公式(5)进行校准和标定。

$$\begin{cases} x = x_2 + x_2[k_1(x_2^2 + y_2^2) + k_2(x_2^2 + y_2^2)^2] \\ y = y_2 + y_2[k_1(x_2^2 + y_2^2) + k_2(x_2^2 + y_2^2)^2] \end{cases} \quad (5)$$

式中: (x_2, y_2) 是像面坐标系中 Q_2 点的坐标; (x, y) 是 Q_1 点的坐标; $[k_1, k_2]$ 是径向畸变参数。

切向畸变引起的位置改变可以由公式(6)进行校准和标定。

$$\begin{cases} x = x_2[2p_1y_2 + p_2(3x_2^2 + y_2^2)] \\ y = y_2[p_1(r^2 + 2y_2^2) + 2p_2x_2] \end{cases} \quad (6)$$

式中: $[p_1, p_2]$ 是切向畸变参数。

在实际标定过程中, 径向和切向畸变校准需要同时行, 即用下面的公式(7)来实现。公式(7)是公式(5)和(6)的组合形式。

$$\begin{cases} x = x_2 + x_2[k_1(x_2^2 + y_2^2) + k_2(x_2^2 + y_2^2)^2] + [2p_1y_2 + p_2(3x_2^2 + y_2^2)] \\ y = y_2 + y_2[k_1(x_2^2 + y_2^2) + k_2(x_2^2 + y_2^2)^2] + [p_1(r_2 + 2y_2^2) + 2p_2x_2] \end{cases} \quad (7)$$

对灰度图像进行标定, 主要是确定照相机的内参数和畸变系数。文中采用黑白相间的棋盘网格进

行标定, 从图像中提取角点像素位置。

与普通工业相机的畸变标定不同, TOF 相机可以直接返回角点像素对的三维点坐标。因此, 已知一组或多组 (q, Q) 时, 就可以利用非线性优化算法优化计算公式(1)~(7)中的未知数, 即 TOF 相机的内参 $[f_x, f_y, c_x, c_y]$, 径向畸变参数 $[k_1, k_2]$ 和切向畸变参数 $[p_1, p_2]$ 。

经标定得到的参数如下:

$$[f_x, f_y] = [284.6, 284.3]$$

$$[c_x, c_y] = [92.30, 105.43]$$

$$[k_1, k_2] = [-0.4879, 0.1136]$$

$$[p_1, p_2] = [-0.0010, 0.0038]$$

1.2 深度标定

文中需要将几个曝光时间不同的数据帧融合成一帧, 不同的曝光时间会有不同的误差规律, 所以我们针对不同曝光时间均标定了其误差补偿曲线。摆动误差在给定曝光时间的情况下, 其测量误差根据测量位置满足一定的规律, 大致类似于正弦曲线。

标定实验配置如图 4 所示, 相机垂直照射墙面。相机与竖直墙的距离范围是 0.4~3.2 m, 该距离可以满足一般的应用需求。



图 4 深度标定实验装置

Fig.4 Experimental setup of depth calibration

开机 40 min 预热后, 为了减小噪声、扰动的影响, 在距离范围内每隔 10 cm 测 10 次数据, 平均后作为该测量位置的数据。通过过滤 Flag 非 0 的像素后, 将得到的数据点取平均作为该位置与墙的距离的测量值 d_m , 而该位置到墙的实际距离 d_r 已知。那么相机在该位置的测量误差记作 $e = d_r - d_m$ 。

在实验中, 标定了曝光时间从 100~1 200 μs , 间隔 100 μs 的误差。采用 3 次非均匀 B 样条曲线对误差数据进行逼近, 以得到误差分布曲线, 进而可以对

各位置的误差进行补偿。非均匀 B 样条曲线有更好的局部控制逼近,得到的校正结果会更加准确。在不同曝光时间情况下,测量误差与相机到障碍物距离的关系如图 5 中的曲线所示。曲线的形状与 TOF 相机理论误差形状相似。

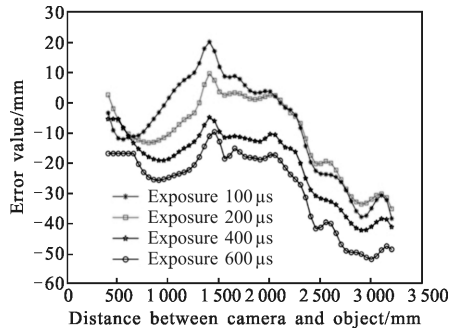


图 5 关于不同曝光时间的深度误差 B 样条曲线

Fig.5 B Spline of depth errors at different exposure time

1.3 融合多帧数据

正如前文所介绍,在未过曝光的情况下,曝光时间越长,测量精度越高。如图 6 所示曲线表征了测量精度随着曝光时间变化趋势。横轴是曝光时间,纵轴是一帧数据的深度测量值的标准差。在 0.8 m 处,200 μ s 的曝光时间使得标准差最小,随着曝光时间的增加,其标准差逐渐增大,说明过曝光点越来越多。

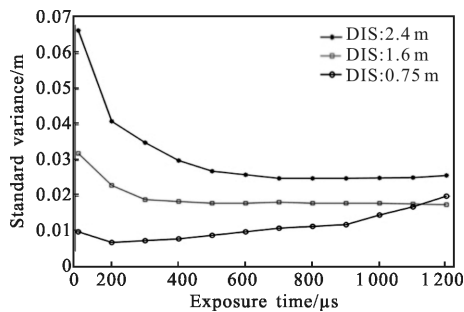


图 6 深度数据标准差

Fig.6 Standard variance of depth data

为了提高测量精度且避免过曝光点的出现,采取从多个不同曝光时间数据帧中选择较高测量精度像素的策略。在融合后的数据帧中,每个像素值均是由未过曝光的最高曝光时间获得的,从而使得测量精度尽可能高。

在实验中,每一位置相机采集数据四次,对应曝光时间分别是 100, 200, 400, 600 μ s。四帧数据假设分别是 P_1, P_2, P_3, P_4 。没有必要对数据帧中每个像素

都根据图 4 所示曲线进行补偿,只有当确定某个像素保留下来才选择相应曝光时间的误差补偿曲线进行误差补偿。算法 1 给出利用四帧数据融合流程。当曝光时间为 100 μ s 时,不存在过曝光点,因此即便是较近的距离,也同样能够获得较合理测量值。函数 Compensate_Error 即是根据曝光时间从图 5 中的曲线中选择一条进行误差补偿。

Algorithm 1: Combining Frames

Input: P_1, P_2, P_3, P_4

Output: P

- (1) For each pixel of P
- (2) If $P_4(i, j)$ is not over exposure
- (3) $P(i, j) = P_4(i, j)$
- (4) Compensate_error(600)
- (5) Else If $P_3(i, j)$ is not over exposure
- (6) $P(i, j) = P_3(i, j)$
- (7) Compensate_error(400)
- (8) Else If $P_2(i, j)$ is not over exposure
- (9) $P(i, j) = P_2(i, j)$
- (10) Compensate_error(200)
- (11) Else
- (12) $P(i, j) = P_1(i, j)$
- (13) Compensate_error(100)
- (14) End if
- (15) End for

2 六自由度相对位姿估计

2.1 尺度化灰度图像

受噪声及其它非系统误差的影响,有一些亮度值非常小,还有一些亮度值非常大,因此 TOF 相机返回的原始亮度数据不能直接尺度化到灰度图像的像素值表示范围[0~255],否则灰度图像的对比度将会非常差,从而导致无法从图像中提取尺度不变特征点的结果。所采取的方法是利用统计学原理滤除亮度值极大或极小的离群点。

Algorithm 2: Scaling intensity image

Input: Original image I , threshold τ

Output: Scaled image I'

- (1) $H = \text{Construct_histogram}(I)$
- (2) $H = \text{Normalize_histogram}(H)$
- (3) $[v_l, v_r] = \text{Valid_range}(H, \tau)$

(4) $I' = \text{Scaling}(I, v_l, v_h)$

算法 2 给出了尺度化灰度图像的算法流程, 算法输入是原始的一帧亮度数据 I , 即是 200×200 个像素值。 δ 是滤除离群点时的阈值。算法(1) 对 40 000 个像素的亮度值建立直方图 H , H 是大小是 n 的一维数组。最小亮度值 $\min(I)$ 在直方图第一组 $H[0]$ 中, 最大亮度值 $\max(I)$ 在直方图最后一组 $H[n-1]$ 中。算法(2) 对直方图进行归一化, 使得数组 H 的各元素相加和为 1。

算法(3) 过滤离群像素。从 $H[0] \sim H[n-1]$ 方向搜索第一个满足 $H[i] > \tau$ 的元素值是 $H[j]$, 从 $H[n-1] \sim H[0]$ 方向搜索第一个满足 $H[i] > \tau$ 的元素值是 $H[k]$ 。合法亮度值的上下限计算方法如公式(8), (9) 所示:

$$v_l = \min(I) + j * (\max(I) - \min(I)) / n \quad (8)$$

$$v_h = \max(I) - (n - k) * (\max(I) - \min(I)) / n \quad (9)$$

算法(4) 尺度化原始图像 I , 将所亮度值处于 $[v_l, v_h]$ 区间的像素亮度值尺度化到 $[0 \sim 255]$ 之间, 亮度值小于 v_l 的像素, 其灰度值设置为 0; 亮度值大小于 v_h 的像素, 其灰度值设置为 255。

2.2 滤除跳边噪声

TOF 摄影机在拍摄时存在的一个普遍问题就是存在跳边噪声, 也被称作混合像素误差。跳边噪声一般产生在被照摄物体的边缘处。

滤除跳边的算法如下:

滤波器的基本原理是基于各点和周围像素的几何关系以及本身采集的距离值来确定某一像素是否是跳边。欲判断某一像素点 p_c 是否为跳边, 在二维像面上定义以 p_c 为中心的矩形窗口, 窗口内共有 8 个像素 $p_w = \{p_1, p_2, \dots, p_8\}$ 分布在 p_c 的周围。令

$$d_{\text{mid}} = \text{middle_depth}(p_w \cup \{p_c\}) \quad (10)$$

$$\text{dis}_{\text{max}} = \text{max_distance}(p_c, p_w) \quad (11)$$

公式(10) 中 middle_depth 表示 9 个像素深度值的中值, max_distance 表示 p_c 与窗口内其它 8 个像素欧式距离的最大值。若 $\text{dis}_{\text{max}} > \alpha * d_{\text{mid}}$, 则 p_c 即为跳边。其中 α 是经验比例系数。

2.3 估计 6DOF 位姿变换主算法

前面给出的相机标定, 误差补偿, 融合多帧数据以及尺度化灰度图像算法等均为 ICP 算法估计 6DOF 位姿变换服务的, 一个完整的基于 ICP 框架的估计算法如算法(3) 所示。

Algorithm 3: Estimating 6DOF pose transform

Input: Two consecutive frames $\text{frame}_1, \text{frame}_2$

Output: Homogeneous transformation T

(1) $(I_1, P_1) \leftarrow \text{Extract}(\text{Frame}_1)$

(2) $(I_2, P_2) \leftarrow \text{Extract}(\text{Frame}_2)$

(3) $(I_1, I_2) \leftarrow \text{Scale_intensity}(I_1, I_2)$

(4) $(P_1, P_2) \leftarrow \text{Comensate_pixel_error}(P_1, P_2)$

(5) $F_1 \leftarrow \text{Detect_Features}(I_1)$

(6) $F_2 \leftarrow \text{Detect_Features}(I_2)$

(7) $(MF_1, MF_2) \leftarrow \text{Match_Features}(F_1, F_2)$

(8) $T \leftarrow \text{Compute_Trans}(MF_1, MF_2)$

(9) If $|MF_1| > \gamma$ Then

(10) Return T

(11) End If

(12) Repeat

(13) $(CP_1, CP_2) \leftarrow \text{Corres_Points}(P_1, P_2, T)$

(14) $T \leftarrow \text{Optimize_Trans}(CP_1, CP_2)$

(15) Until (Converged)

(16) End

算法 3(1), (2) 从两帧数据中生成灰度图像和三维点云数据。算法(3) 利用算法 2 尺度化灰度图像, 提高图像对比度。算法(4) 利用融合多曝光时间数据帧与深度误差补偿方法算法 (1) 来提高相机深度测量精度。算法(5), (6) 从尺度化好的灰度图像中提取 SIFT 特征点。算法(7) 匹配特征点对并过滤误匹配特征点对。提取特征点及匹配均是比较成熟的技术, 利用随机抽样一致性算法^[14, 15] 即可。二维特征点对经透视投影模型转换成三维特征点对。算法(8) 根据匹配好的三维特征点对计算位姿变换^[16]。当特征点对数量足够多时, 仅通过特征点对计算出的位姿变换即可满足精度要求。否则, 需要进一步利用 ICP 算法迭代优化相对位姿变换, 由特征点对计算出的变换可作为 ICP 算法的初始变换。

算法(13) 从两组点云中生成对应点对, 位姿变换将两组点云变换到同一坐标系下。对于一组点云中的任意一点 $p_{1i} \in P_1$, 其在点云 P_2 中的对应点即是在同一坐标系下与 p_{1i} 距离最近的点。搜索最近点需要借助 KD 树加速搜索过程。算法(14) 即是利用点对集合优化计算^[16] 六自由度相对位姿变换。循环执行算法(12)~(15), 直至达到收敛条件。循环次数上限和相邻两次相对位姿变换的差异均可作为收敛的条件。

3 实验验证

实验验证了提出的融合多帧数据算法,尺度化灰度图像算法以及跳边噪声滤除算法的有效性。最后验证了集成上述几种算法的 ICP 算法的有效性。

3.1 像素级深度误差补偿效果

TOF 相机照摄一个平面(实验中照摄一堵竖起的墙面),相机返回的每个像素均对应平面上某一个点。首先利用三维点云拟合平面,计算每个点到该平面的距离,然后计算所有距离值的标准差。根据该标准差来度量相机测量精度。比较曝光是 100 us, 200 us, 400 us, 600 us 及融合数据帧情况下的标准差。

距离标准差形式化计算方法如下:

- (1) 一帧三维点云为 $P=\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$;
- (2) 若无过曝光点,则 $m=200 \times 200$;
- (3) 根据三维点云拟合平面 $[n, h]=\text{Fit_Plane}(P)$;
- (4) 计算三维点到平面距离 $d_i=\text{Dis_Point_Plane}(p_i, n, h)$;
- (5) 所有三维点对应的距离组成集合 $D=\{d_i | 1 \leq i \leq m\}$;
- (6) 根据距离集合计算标准差 $\delta=\text{Standand_Variance}(D)$;

在多个位置计算距离标准差,从而说明融合多数据帧算法的稳定性。TOF 相机沿与墙成一定角度(35°)的直线运动,在 $h=[0.4 \text{ m}, 1.8 \text{ m}]$ 范围内共 20 个位置拍摄,并在每一处计算 5 个距离标准差。如图 7 所示,黄线表示利用融合多曝光时间数据帧方法采集数据计算得到的标准差曲线。与其它独立曝光时间比较,融合多曝光时间可以使标准差稳定在一个较小的水平。对于独立曝光时间方法,曝光时间较小时,拍摄较远的物体时,测量误差较大;曝光时间较大时,拍摄较近的物体时,由于存在过曝光点,使得测量误差较大。

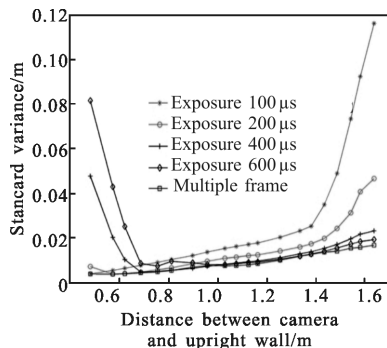


图 7 融合多曝光时间与独立曝光时间误差比较

Fig.7 Comparison of measuring error between mixed multiple exposure time and separated exposure time

融合多曝光时间数据帧算法可以有效改善距离较近和较远的像素的测量精度。在实验中最近距离 0.48 m 处 200 μs、400 μs 和 600 μs 曝光时间对应的标准差分别是融合算法对应标准差的 1.705 倍、11.159 1 倍和 19.005 3 倍;在实验中最远距离 1.65 m 处 100 μs、200 μs 和 400 μs 曝光时间对应的标准差分别是融合算法对应标准差的 6.777 倍、2.735 1 倍和 1.374 3 倍。

融合多曝光时间数据帧方法不仅可以降低深度测量误差,而且可以保证 200×200 个有效像素点,不损失三维场景信息。

3.2 灰度图像尺度化效果

利用算法 2 尺度化 TOF 相机直接返回的灰度值,从而生成像素值在 [0~255] 之间的灰度图像。尺度化阈值可控制图像的亮度和对比度。在实验中,笔者调整尺度化阈值,并对比不同阈值对应的尺度化图像,从而在今后的实验中选择较合适的阈值。

图 8 给出四幅尺度化灰度图像,尺度化时所采用的阈值分别是 0, 0.001, 0.01 和 0.1。当阈值 $\tau=0$ 时,所有原始灰度值均参与尺度化,相当于直接进行尺度化操作。只要有一个特别亮的像素点,其它像素点在尺度化后其像素值很小,从而灰度图像对比度降低。从左上图也可以看出,图像非常暗,场景中的纹理信息丧失。

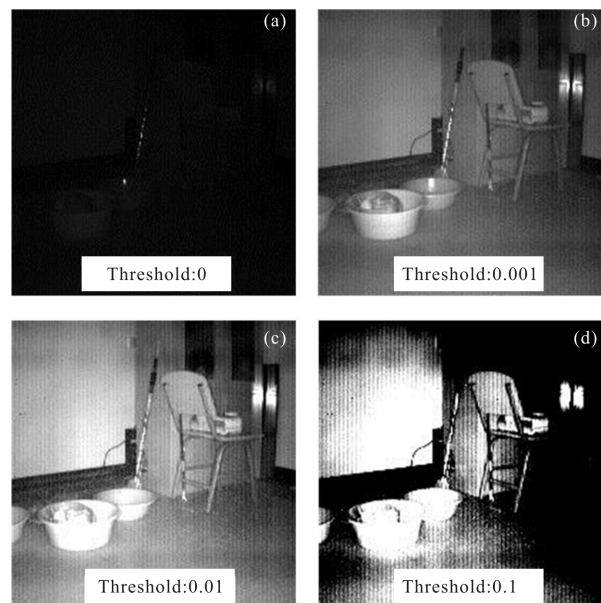


图 8 对应不同阈值的尺度化图像

Fig.8 Scaled intensity images with different thresholds

当阈值 $\tau=0.001, 0.01$ 时,尺度化后的灰度图像效果较好,因为原始灰度值极大或极小的噪点均被

滤除掉了。如果阈值 τ 增加,会有更多的原始灰度值会被当作噪点,尺度化后噪点的像素值设置为 0 或 255,所以当阈值增加到一定程度时,尺度化后的灰度图像会趋向于二值黑白图像。太大的阈值同样会使得纹理信息丢失。在后续的实验中,设置 $\tau=0.005$ 。

3.3 跳边滤除效果

跳边滤除算法能够有效滤除跳边。如图 9 所示两幅点云图,左图是有跳边(绿色箭头指向区域)的三维点云,右图是滤除跳边后的三维点云。过滤跳边时设置比例系数 $\alpha=0.05$ 。显示点云时需要用到 PCL 库^[17],RGB 三通道均由灰度图像的像素值提供。对比左右两图,易见跳边滤除算法效果较好。

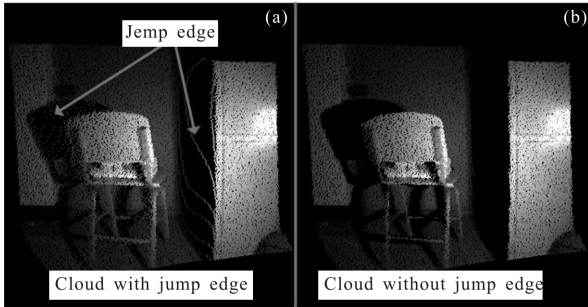


图 9 滤除跳边后点云与原云对比

Fig.9 Comparison of point cloud after filtering jump edges and original point cloud

3.4 验证 ICP 算法有效性

利用文中的算法 3 估计两帧数据的 6DOF 位姿变换,并将结果与没有初始位姿的普通 ICP 算法计算结果进行比较。对比两种方法的收敛性。为了比较 ICP 在有无初始位姿情况下估计位姿变换的精度。利用运动捕捉系统记录 TOF 相机实际的位姿变换。

实验设置如图 10 所示,运动捕捉系统共有 6 个

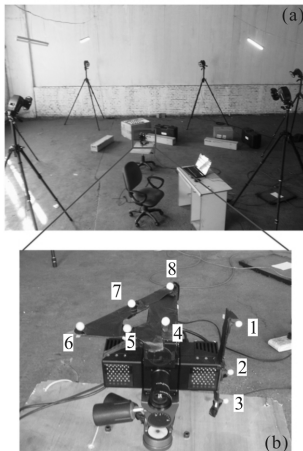


图 10 数据采集实验配置

Fig.10 Experiment configuration for data acquisition

相机同时照射来跟踪 TOF 相机。在 TOF 相机身上贴 8 个标志点。标定出来标志点在 TOF 相机内部坐标系 O_C 下的坐标如表 1 所示。运动捕捉系统记录标志点的运动轨迹,因此通过标志点的坐标即可反推出 O_C 在全局坐标系下运动。

表 1 TOF 相机上 Marker 点三维坐标

Tab.1 3D coordinates of Markers on TOF camera

Marker	X	Y	Z
1	-0.119 527	-0.094 680	-0.054 463
2	-0.116 753	-0.000 170	-0.052 460
3	-0.119 203	0.069 016 3	-0.051 602
4	-0.008 118	-0.097 967	-0.052 863
5	0.050 764 8	-0.086 552	-0.045 090
6	0.124 086 0	-0.086 045	-0.045 370
7	0.051 554 0	-0.087 204	-0.115 243
8	-0.010 310	-0.088 144	-0.174 714

假设两帧数据之间相对位姿的估计值和真实值分别是:

$$T_E = [\alpha_E, \beta_E, \gamma_E, x_E, y_E, z_E]^T$$

$$T_R = [\alpha_R, \beta_R, \gamma_R, x_R, y_R, z_R]^T$$

用齐次矩阵表示为:

$$T'_E = [R_E, t_E; 0, 0, 0, 1]^T$$

$$T'_R = [R_R, t_R; 0, 0, 0, 1]^T$$

令 $E = T'_E \cdot T'_R^{-1}$, 则 E 是齐次变换矩阵,同样可以写成如下形式:

$$E = [E_r, E_t; 0, 0, 0, 1]^T$$

旋转量误差和平移量误差分别定义为:

$$e_r = |\cos^{-1}(0.5 * \text{trace}(E_r))|$$

$$e_t = \|E_t\|$$

实验中, e_r, e_t 作为度量相对位姿估计值精度的标准。利用 ICP 算法估计 100 对不同的数据,计算平均的两种误差。如图 11 和图 12 所示,从图中可以看出,带有初始位姿的 ICP 算法收敛性较好,随着迭代步数的增加,两种误差均收敛到一个较低的水平。没有初始位姿时,随着迭代步数增加,平移量误差逐渐增大,说明迭代是发散的。尽管旋转量误差在逐渐减小,但是其误差值远远大于有初始位姿时的误差值。大约迭代 70 次时,有初始位姿 ICP 基本收敛,此时平移量误差是无初始位姿 ICP 的 0.109 4 倍;旋转量误差是 0.351 6 倍。

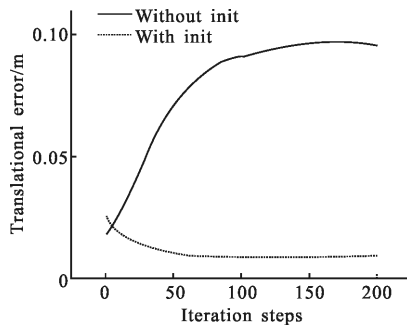


图 11 平均估计误差-平移量

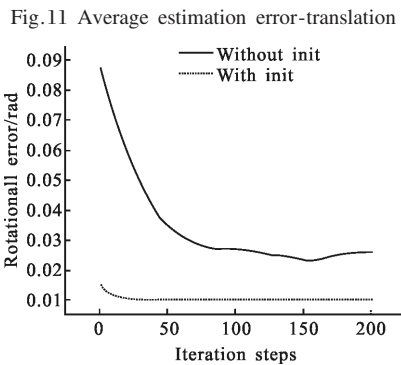


图 12 平均估计误差-旋转量

Fig.12 Average estimation error-rotation

4 结 论

文中采用ICP算法估计两帧数据之间的6DOF相对位姿变换,为了克服ICP算法迭代发散的问题,充分挖掘TOF相机的优势,利用从灰度图像上提取的SIFT特征点来给ICP提供初始值,从而提高ICP收敛性,进而保证位姿估计精度。原始灰度图像对比度差,无法直接提取特征点。文中提出了一种尺度化灰度值的算法,可以有效提高图像对比度。文中分析了曝光时间对TOF相机深度测量精度的影响,总结出曝光时间越长,测量精度越高的事实。在此基础上提出了融合多曝光时间数据帧的策略,在像素级别上采用最长合理曝光时间,并对深度值进行误差补偿。无论物体距离相机远近,测量值误差均能够稳定在较低水平。在真实数据集上验证了文中提出的带有初始位姿的ICP算法的有效性。ICP算法的收敛性显著提高,平移量精度提高大约9倍,旋转量精度提高大约3倍。

参考文献:

- [1] Clemente L A, Davison A J, Reid I D, et al. Mapping large loops with a single hand-held camera [C]//Robotics: Science and Systems Conference. Atlanta, 2007: 1-8.
- [2] Stelzer A, Hirschmueller H, Goerner M. Stereo-vision-based navigation of a six-legged walking robot in unknown rough terrain [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(4): 381-402.
- [3] Konolige K, Agrawal M, Bolles R C, et al. Outdoor Mapping and Navigation Using Stereovision [M]. Berlin: Springer Transactions in Advanced Robotics, 2008: 179-190.
- [4] Belter D, Skrzypczynski P. Rough terrain mapping and classification for foothold selection in a walking robot [J]. *Journal of Field Robot*, 2011, 28(4): 497-528.
- [5] Przemyslaw L, Dawid R, Piotr S. Terrain map building for a walking robot equipped with an active 2D range sensor [J]. *Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems*, 2011, 5(3): 67-78.
- [6] May S, Droschel D, Holz D, et al. Three-dimensional mapping with time-of-flight cameras [J]. *Journal of Field Robotics*, 2009, 26(12): 934-965.
- [7] Henry P, Krainin M, Herbst E, et al. RGB-D mapping: Using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(5): 647-663.
- [8] Foix S, Alenya G, Andrade-Cetto J, et al. Object modeling using a ToF camera under an uncertainty reduction approach [C]//IEEE International Conference of Robotics and Automation. Piscataway, 2010: 1306-1312.
- [9] Xingdong L, Wei G, Mantian L, et al. Generating colored point cloud under the calibration between TOF and RGB cameras [C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Information and Automation, 2013: 483-488.
- [10] Liang Mingjie, Min Huaqing, Luo Ronghua. Graph-based Slam: A Survey [J]. *Robot*, 2013, 35(4): 500-512.
- [11] Lindner M, Schiller I, Kolb A, et al. Time-of-flight sensor calibration for accurate range sensing [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(12): 1318-1328.
- [12] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [C]//Robotics-DL tentative. International Society for Optics and Photonics, 1992: 586-606.
- [13] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [14] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with application to image analysis and automated cartography [J]. *Communication of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [15] Li Xingdong, Guo Wei, Li Mantian etc. A closed-form solution for estimating the accuracy of depth camera's relative pose [J]. *Robot*, 2014, 36(2): 194-202, 209.
- [16] Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions [J]. *JOSA A*, 1987, 4(4): 629-642.
- [17] Rusu R B, Cousins S. 3d is here: Point cloud library (pcl) [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2011: 1-4.