

用飞行时间相机优化可视外壳的实时三维重建算法

王 聪, 周 忠, 吴 威

(北京航空航天大学虚拟现实技术与系统国家重点实验室 北京 100191)

(zz@vrlab.buaa.edu.cn)

摘 要: 在基于图像的三维重建领域中, 基于轮廓或立体匹配的实时三维重建算法精度很低, 而高精度的三维重建算法需要像素级能量最优化, 很难做到实时. 针对这个问题, 提出一种用飞行时间相机拍摄得到的深度图优化可视外壳方法的实时三维重建算法. 首先使用一种简化的深度标定方法对深度数据进行误差修正; 然后根据两种相机得到的数据构造粗糙网格模型; 最后进行局部搜索匹配, 对模型表面进行像素块的优化. 实验结果表明, 该算法比同类算法的实时性高, 且能够有效地处理模型表面的凹多边形, 比可视外壳算法的精度有较大改善.

关键词: 飞行时间相机; 可视外壳; 颜色匹配; 实时三维重建

中图分类号: TP391.41

Real-Time 3D Reconstruction Using Time of Flight Sensor Optimized Visual Hull

Wang Cong, Zhou Zhong, and Wu Wei

(State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and Systems, Beihang University, Beijing 100191)

Abstract: In the field of image-based 3D reconstruction, real-time reconstruction approaches based on silhouette or stereo suffered from lacking of details. On the other hand, reconstruction algorithms with high quality need pixel-level energy optimization, which leads to relatively low performance. Based on those problems, this paper presents a real-time 3D reconstruction algorithm, which based on visual hull refined by depth map from time of flight(TOF) sensor. First, the depth data from TOF sensor is refined by a simplified depth calibration method. A fusion approach using both foreground silhouette and depth data is applied to recover an initial coarse model. Finally the model is refined by a local stereo-matching search. Our experiments illustrate that this algorithm is more efficient than heterogeneous cameras-based algorithms in improving the reconstruction quality similar, and the concaves can be recovered effectively.

Key words: time of flight sensor; visual hull; color matching; real-time 3D reconstruction

基于图像的三维重建技术已有近 30 年的历史, 人们提出了各种不同的建模方法从二维图像中恢复物体的三维信息. 这种技术适用于生成任何大小的物体的三维模型, 同时能够通过图像信息得到物体的纹理^[1]. 基于图像的三维重建算法主要分为基于立体视觉的方法、由运动恢复形状的方法、由明暗恢

复形状的方法、基于侧影轮廓图的重建方法等.

立体视觉匹配是经典的三维重建方法, 这种方法通过搜索多对图像间符合颜色一致性的像素点或块得到视差, 根据相机位置计算每个像素点的深度, 可以处理内凹问题和冗余体问题^[2-3]; 然而该方法受光照、噪声、畸变等影响大, 对环境要求较高, 计算量

很大,在相机少的情况下边界不正确效应尤为明显.基于轮廓图的重建方法又被称为可视外壳方法,它通过多轮廓图求交算法实现不需要大量匹配计算的外壳面片求解,可以用于实时建模,因此被很多基于三维重建的虚实交互系统所采用^[4-5];但该方法在精度方面存在明显缺陷,尤其是不能处理内凹非穿透的表面,同时遮挡会导致重建的模型存在冗余体,不能正确表示真正的物体形态.

飞行时间测量法(time of flight, TOF)是一种基于光速恒定理论测量光信号在物体之间传播时间的距离测量方法.基于这种测量原理的飞行时间相

机(简称 TOF 相机)由于能以视频帧速率获取“2.5 维度”的深度图像受到越来越多的关注,如本文所使用的 PMD CamCube 3.0 相机,其获取速度最快可达到 30 帧/s^[6].TOF 相机为三维重建技术提供了一种新的硬件手段,但目前 TOF 相机普遍存在着获取深度分辨率低、噪声大的缺陷.图 1 所示为 PMD CamCube 3.0 相机采集的数据,可以看出,PMD CamCube 的分辨率仅为 200×200 像素,且具有一定的误差.为了提高深度数据的质量,需要对 TOF 相机作深度标定^[7],也就是分析相机产生误差的原因,对数据进行预处理,使用数学模型对误差进行描述并修正误差.

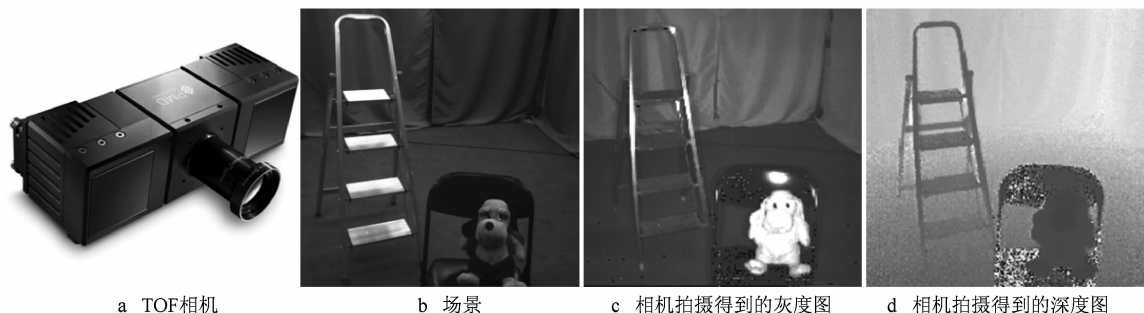


图 1 TOF 相机及其采集图像

已有一些工作将 TOF 相机数据与基于图像的三维重建算法相结合.Kim 等^[8]设计了一个标定多光学相机和 TOF 相机的系统;Guan 等^[9]提出了一种结合深度信息和图像信息的三维重建方法,他们使用了一个空间占据网格作为场景的概率三维表述.在定义了每种相机的重建模型之后,重建就转变为一个贝叶斯推论问题;May 等^[10]使用迭代最近点的曲面匹配,并使用多个 TOF 相机完成重建;以上方法没有考虑 TOF 相机误差引起的非线性失真,生成曲面的质量不高.Kim 等^[11]使用多个 TOF 相机所采集的深度面融合生成目标物体的完整模型,并与多视图匹配方法相结合来对模型表面进行修正;童晶等^[12]利用多帧 TOF 相机采集图像之间的冗余信息对数据预处理,同样得到了较好的重建结果;然而这 2 种算法均需要较长的计算时间,仅能完成对物体的非实时重建.Izadi 等^[13-14]提出的 Kinect Fusion 算法利用移动的 Kinect 设备,通过对连续的深度图序列进行 ICP 迭代生成目标物体的三维模型,重建精度随着 Kinect 的移动由粗到细逐渐提高,可以得到较高精度的模型;但高精度模型的生成需要足够数量的无运动模糊深度图作为输入,而且由于表面做了平滑处理,一般高频细节都会丢失.

综上所述,目前三维重建算法还存在较多不足,可视外壳等实时三维重建算法得到的结果精度很低,TOF 相机的引入可能有助于改善这个问题.据此,本文提出一种新的用 TOF 深度优化可视外壳的实时三维重建算法,利用一台 TOF 相机及多个光学相机实现了对目标物体的实时三维重建.与可视外壳算法相比,本文算法能够有效地生成模型表面的凹多边形,模型的精度有所提高,同时可以达到实时处理性能.最后通过实验证明了本文算法的有效性.

1 本文算法

本文提出的用 TOF 深度优化可视外壳的实时三维重建算法流程如图 2 所示,该算法的目标是利用 TOF 相机的深度数据与光学相机的彩色图像数据恢复出目标物体完整的三维模型.首先对深度数据进行预处理;将深度数据与多幅来自光学相机的图像结合,生成粗糙的模型;基于颜色匹配的思想对模型顶点进行验证,对于不符合颜色匹配的顶点使用局部搜索策略对模型表面进行像素块的优化,得到最终的结果.

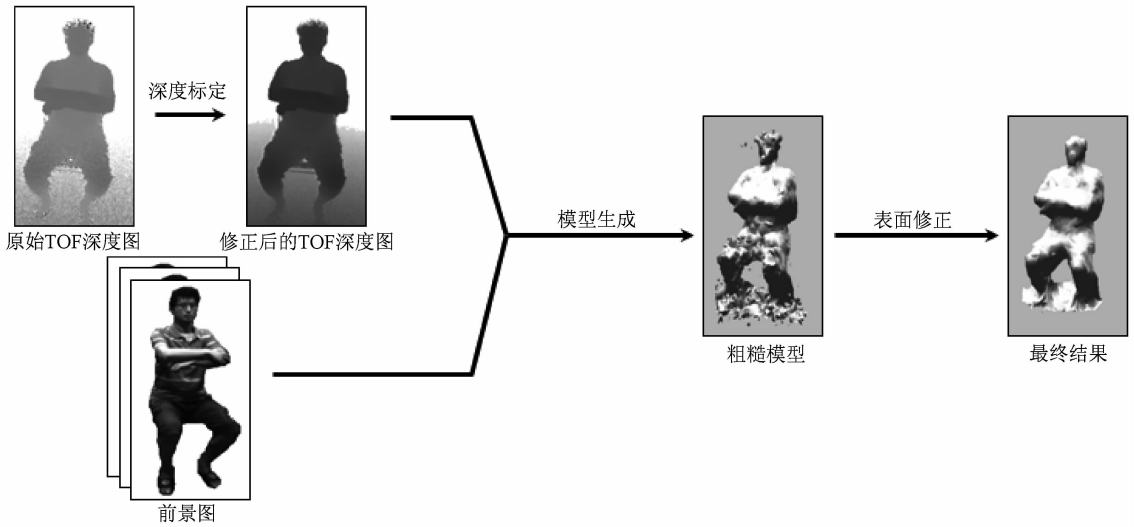


图2 本文算法流程图

1.1 TOF 相机深度标定

TOF 相机直接获取得到的深度数据存在噪点, 如果数据不经过修正而直接应用到三维重建中会使模型产生许多瑕疵. Kahlmann 等^[7]指出 TOF 相机主要存在 2 种误差:

- 1) 系统误差. 由 TOF 相机的设计原理、制造工艺、部件精度等因素造成的误差;
- 2) 随机误差. 由红外线受外部环境(如温度、物体表面反射率)影响造成的误差.

这 2 种误差可以描述为^[11]

$$p(z | x) \sim N(z; x + b(x), \delta^2(x)) \quad (1)$$

其中, z 为沿着相机观察方向的所测深度值; x 为沿相机观察方向的物体实际距离; $b(x)$ 为系统误差, 是一个主要与测量距离有关的函数. 系统误差导致所测深度值将与实际距离始终存在一个偏差. 假定对于同一相机, 不同位置的像素都存在同样的 $b(x)$. 而随机误差则可以用一个正态分布 $\delta^2(x)$ 来描述, 其中标准差 $\delta(x)$ 是一个与 x 有关的四次函数.

TOF 相机的系统误差可以在预处理阶段使用深度标定方法进行修正. 目前有许多工作涉及如何进行深度标定, 例如利用激光测距仪器测量系统误差数据, 然后利用所测数据完成修正. 这种方法的优点在于结果准确可靠, 但需要特定的设备. 还有一些工作利用几何标定方法, 通过标定物到相机的距离构造出 B 样条曲线拟合系统误差. 这种方法的优点是不需要额外的设备, 缺点在于修正效果受限于几何标定精确度, 同时工作量较大. 在本文的实验环境中, 标定物始终位于所有相机的视域交集内, 即 TOF 相机数据测量的距离范围较小, 因此可以使用一个

简化的方法, 只需要一组的 20 幅图片便可以模拟得到 $b(x)$, 并将其存放在一张查找表中. 具体的方法如下:

由于 $b(x)$ 仅与测量距离有关, 因此有

$$d_{\text{GND}} = d_{\text{TOF}} + L(d_{\text{TOF}}),$$

其中, d_{GND} 为修正后的距离; d_{TOF} 为未经修正的从 TOF 相机得到的深度值; $L(d_{\text{TOF}})$ 为相应的查找表项,

$$L(d_{\text{TOF}}) = d_{\text{GND}} - d_{\text{TOF}} \quad (2)$$

为了构造查找表, 即得到所需距离范围内的 $L(d_{\text{TOF}})$, 需要枚举 d_{TOF} 及相对应的 d_{GND} . d_{TOF} 直接通过 TOF 相机获取; d_{GND} 是使用基于棋盘格标定板的几何标定的方法得到的值(一般认为基于棋盘格标定板的几何标定结果是准确的), 称为参考距离. 计算参考距离的方法如下:

1) 对 TOF 相机的内外参数进行标定.

2) 利用得到的外参矩阵推算各标定图像中标定板的位置. 对于标定板上的 4 个顶点 (x_0, y_0) , (x_1, y_1) , (x_2, y_2) 和 (x_3, y_3) , 可以得到其在世界坐标系中的坐标 (x_0, y_0, z_0) , (x_1, y_1, z_1) , (x_2, y_2, z_2) 和 (x_3, y_3, z_3) , 于是标定板上任意一点的深度值都可以用这 4 点插值得到. 由此计算出的结果即为参考距离 d_{GND} .

参考距离的计算过程如图 3 所示. 图 3a 所示为 TOF 相机拍摄得到的灰度图, 用于进行几何标定; 图 3b 所示为 TOF 相机拍摄得到的深度图, 对应于式(2)中的 d_{TOF} ; 图 3c 中, 经过几何标定后, 标定板上每一点的位置坐标可以通过计算得到, 该点到 TOF 相机的距离值可以作为当前距离下的 d_{GND} . 在不同位置多次固定标定板, 可得到不同范围下的

d_{GND} 并使其覆盖 1.5~2.5 m(实际模型重建时,人体到 TOF 相机的大致距离)的深度轴,便可以结合 d_{TOF} 构造出这个距离范围内的查找表 $L(d_{\text{TOF}})$ 。



图3 参考距离的计算示意图

从式(1)可以看出,TOF 相机的随机误差可以看做是一个正态分布,对于静态物体的离线建模,可以使用多幅图像帧之间的冗余信息。例如,童晶等^[12]使用 TOF 相机采集多幅深度图像,使用双边滤波方法完成数据的物体深度图的噪声去除。这类方法要求物体静止,对于本文所针对的实时模型重建,随机误差较难通过深度标定在预处理阶段去除。第 1.3 节将使用一个基于颜色匹配的局部搜索方法来修正这类误差对重建模型产生的影响。

1.2 粗糙模型生成

首先确定三角网格的区域范围,定义一个立方体区域,如果在世界坐标系中的尺度单位与真实世界的尺度相同,则区域可以描述为包围所有相机视域交集的最小立方体。区域被剖分成 $N \times N \times N$ 个小立方体,即“体素”^[15]。

对体素的 8 个顶点均计算一个距离差值 D ,表示该顶点到 TOF 相机的世界坐标系距离与 TOF 相机在该顶点所测深度的差,计算方法为

$$D_i = A_i - E_i.$$

其中, i 为顶点编号; E_i 为 TOF 相机在顶点所在方

向上的探测距离,可以通过将顶点投影到 TOF 相机所成的深度图查询投影位置所在的深度值获得; A_i 为世界坐标系下顶点到 TOF 相机的距离,

$$A_i = (v_{\text{TOF}} - v_i) \cdot \mathbf{V}_{\text{TOF}} / |\mathbf{V}_{\text{TOF}}| \quad (3)$$

v_i 和 v_{TOF} 分别是体素顶点和 TOF 相机的位置坐标; \mathbf{V}_{TOF} 为 TOF 相机的观察方向向量。 D_i 的计算原理如图 4 所示。

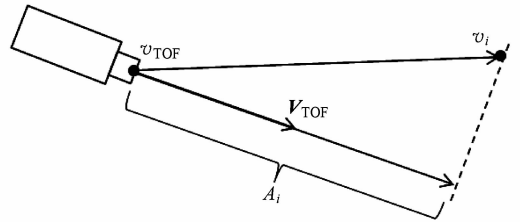


图4 距离差计算示意图

得到距离差后,对当前体素,其所有 8 个顶点距离值的符号可以分为 3 种情况:

1) 存在顶点 i 和 j ,使得 $D_i > 0$ 且 $D_j < 0$ 。此时,TOF 相机捕获得到的深度曲面穿过体素,本文将深度曲面看做等值面,采用 Marching Cubes 算法^[16]对目标物体的表面进行恢复,根据算法中的顶点查找表得到待生成三角形顶点所在边的 2 个顶点位置 v_i 和 v_j ;然后根据

$$v = \left(v_i + v_j \times \left| \frac{D_i}{D_j} \right| \right) / \left(1 + \left| \frac{D_i}{D_j} \right| \right)$$

计算差值,得到结果顶点 v 。

2) 对任意的顶点 i ,均有 $D_i < 0$ 。此时,其相对于 TOF 相机的距离小于 TOF 相机在这一点探测值。对于这种情况,本文认为该体素不会生成三角形,将其忽略。

3) 对任意的顶点 i ,均有 $D_i > 0$,即此时其相对于 TOF 相机的距离大于 TOF 相机在这一点探测值。对于这种情况,可使用传统的基于体素的可视外壳方法对体素进行处理,本文中 Zhang 等^[17]的方法。

1.3 表面修正

由第 1.1 节可知,TOF 相机拍摄得到的深度图数据存在误差。因此第 1.2 节中生成的粗糙模型中有些顶点的位置不正确。本节使用一个基于颜色匹配的局部搜索方法对这类顶点的位置进行修正:依次枚举粗糙网格模型的所有顶点,对于一个顶点 v ,将其到 i 号光学相机所拍摄得到的图像上的投影用 $P(i|v)$ 表示,该像素在 RGB 空间的颜色值定义用 $I(i|v)$ 表示。

在理想情况下,若 TOF 相机所得到的深度值精确且环境为完全漫反射,则对于任意的相对于 v 可见的光学相机 i 和 j 应有 $I(i|v) = I(j|v)$. 假定图像采集的光照环境为近似的漫反射,可以认为,若一个顶点的位置正确,则其颜色应当大致相同,即颜色匹配的代价接近于 0. 在匹配算法中,常见的匹配代价函数有 SSD, SAD(sum of absolute difference), NCC 等^[18], 本文使用 SAD 来进行匹配代价的计算

$$SAD = \sum_{u+v} |I_i(u, v) - I_j(u + d, v)| \quad (4)$$

其中, $I_i(u, v)$ 和 $I_j(u, v)$ 表示图像 i 和图像 j 在 RGB 颜色空间的值, d 是当前设定的视差值. 若匹配代价小于设定的阈值 μ , 则认为当前顶点的位置正确; 然而, 由于 TOF 相机存在误差, 因此会有一些顶点位于错误的位置, 此时顶点在图像上的投影不具有颜色一致性, 匹配代价大于 μ , 当前顶点需要修正.

用 v 表示粗糙模型中待修正的顶点, v' 表示修正后的顶点, v 和 v' 间相差一个三维向量 T ,

$$v' = v + T \quad (5)$$

根据 TOF 相机误差产生的原理^[7], v' 应当位于一条通过该顶点 v 并与 TOF 相机光轴平行的直线 L 上, 即 T 与这条射线平行, 因此寻找 T 的问题被简化为只需要找到相应的一维距离. 在 Kim 等^[11] 的顶点修正算法中, T 通过枚举反复将 $v + T$ 投影, 使用多视图匹配的方法判断颜色一致性, 并最终选择一个结果最好的候选值得到. 但这种方法效率很低, 使得修正算法十分耗时. 对 T 的查找方法如下:

确定顶点在图像空间中匹配的 2 个相机, 设其编号为 i 和 j , 在所有相机中, 相机 i, j 选择使得

$C = \alpha(|\cos(i, N)| + \cos(j, N)|) + \beta \cos^\gamma(i, j)$ 具有最大值. 其中, $\cos(i, N)$ 为相机 i 视线与顶点法线夹角的余弦, $\cos(j, N)$ 为相机 j 视线与顶点法线夹角的余弦, $\cos(i, j)$ 为相机 i, j 视线夹角的余弦; α, β 和 γ 为设定的参数.

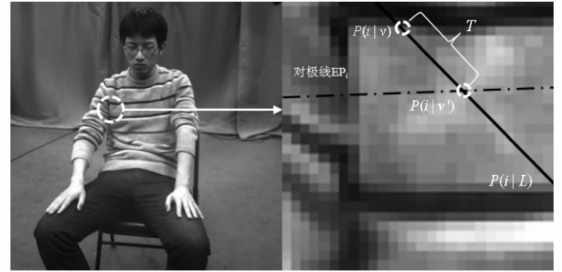
将 L 与 v 投影到 i 和 j 的图像平面上, 并用 $P(i|L)$ 表示 L 在第 i 号相机的图像平面的投影. 显然, 与 $P(i|v)$ 一样, $P(i|v')$ 同样投影在 $P(i|L)$ 上, 本文算法以 $P(i|v)$ 为中心, 取一个 $W \times H$ 范围的图像框, 并在此框范围内沿着 $P(i|L)$ 逐像素点枚举 $P(i|v')$. 对于每个点 $P(i|v')$, 其在 j 图像平面上的对应点 $P(j|v')$ 应当满足下面 2 个关系:

1) 对极线约束, $[P(i|v')] \mathbf{F} [P(j|v')] = 0$. 其中, \mathbf{F} 为立体视觉概念中相机 i 和 j 间的基础矩阵,

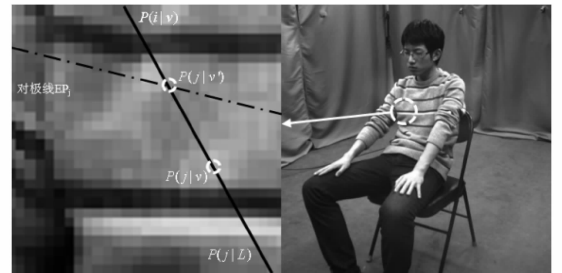
它限定了两幅图像中对应像素点间的位置关系.

2) 颜色匹配, 其中同样使用式 (4) 计算匹配代价.

对于一对候选点, 若它们计算出的匹配代价小于设定的阈值 μ , 则认为匹配成功; 否则, 进行下一对候选点的匹配代价计算. 若所有的候选点均不匹配成功, 则选取匹配代价最小的那一对. 整个过程如图 5 所示. 图 5 a, 5 b 分别是顶点 v 投影到编号为 i 和 j 的相机图像上, 并进行局部放大所得到的结果.



a 相机 i 图像局部搜索



b 相机 j 图像局部搜索

图 5 局部搜索示意图

如图 5 a, 5 b 所示, 顶点分别投影到 $P(i|v)$ 和 $P(j|v)$, 沿着 $P(i|v)$ 和 $P(j|v)$ 进行局部搜索, 找到匹配点对 $P(i|v')$ 和 $P(j|v')$ 之后, 将 $P(i|v) - P(i|v')$ 作为 T 在图像 i 上的投影长度 $P(i|T)$; 然后根据相机投影矩阵将 $P(i|T)$ 反投回直线 L 上即可得到 T . 由此, 根据式 (5), 将顶点 v 沿 L 移动到新的位置完成修正.

2 实验结果与分析

本文算法在 3.33 GHz CPU, 24 GB DDR2-667 内存, NVIDIA Quadro FX5800 显卡的 PC 机上运行, 操作系统为 64 位 Windows 7. 实验中设置参数 $W=16, H=16, \alpha=0.4, \beta=0.6, \gamma=2$ 和 $\mu=15$; 使用 8 台工业相机及 1 台 TOF 相机. 在算法的实现过程中, 使用 CUDA 架构对粗糙模型生成及模型修正进行了并行加速, 为了进行对比, 本文针对同样数

据,还使用了传统的可视外壳方法及 Kim 算法^[11]进行三维重建.

表 1 所示为 TOF 相机深度标定的部分结果,实验中从实际距离在 2 m 左右的数据中选取 6 组,列出了实际距离 d_{GND} ,TOF 相机标定前的测量距离 d_{TOF} ,标定后的修正距离 d'_{TOF} ,以及修正比

$$\epsilon = |d_{\text{GND}} - d'_{\text{TOF}}| / |d_{\text{GND}} - d_{\text{TOF}}|.$$

从表 1 中可以看出,在没有进行深度标定前,TOF 相机获取的数据与参考距离差距较大,最大的一组数据约达到 0.3 m,经过深度标定后,TOF 相机获取的数据与参考距离的差距均在约 0.1 m 内,数据精度有明显的提升.

表 1 TOF 相机深度标定结果

d_{GND}/m	d_{TOF}/m	d'_{TOF}/m	ϵ
1.83	2.07	1.88	0.147
1.92	2.22	1.98	0.2
1.97	2.16	1.97	0
2.02	2.35	1.98	0.121
2.05	2.36	2.04	0.032
2.11	2.32	2.04	0.333

本文从相机图像序列中选取了 6 帧数据,针对算法中模型生成和顶点修正 2 个阶段进行实验,结果如表 2 所示,同时列出了 Kim 算法利用同样数据进行三维重建的时间消耗.

表 2 三维重建结果

帧号	前景像素比例/%	粗糙模型生成/ms	模型修正/ms	总耗时/ms	Kim 算法耗时/ms
0	19.3	28	67	95	4 352
10	20.1	28	67	95	4 492
20	18.0	29	65	94	3 813
30	24.1	30	73	103	4 522
40	25.5	26	77	103	4 719
50	16.2	31	60	91	4 212

从表 2 中可以看出,算法在模型生成和修正阶段的耗时随前景像素占总图像像素比例增大而增大,当前景像素比例约为 20% (这是由于若目标对象为完整的人体,则拍摄到的前景像素约占总图像像素的 20%) 时,算法的总耗时约为 95 ms,即重建

速度约为 10 帧/s. Kim 算法在模型修正阶段直接在三维空间中搜索顶点,同时进行计算量较大的多视图匹配,时间消耗大约为 4 500 ms. 本文算法的效率比 Kim 算法更高,能够达到实时重建的速率.

图 6 所示为本文算法重建的效果.可以看出,

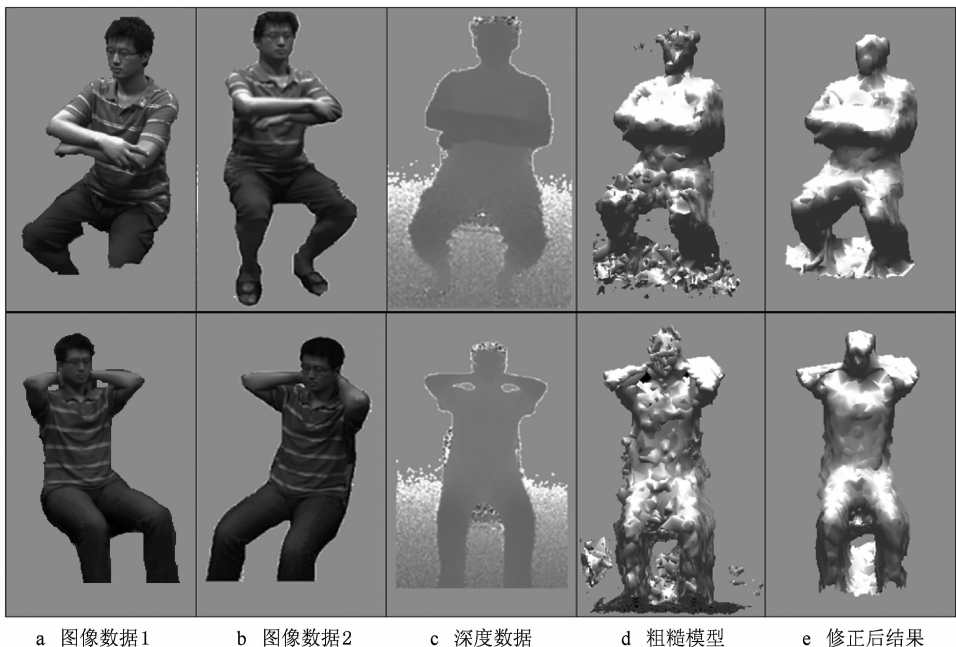


图 6 本文算法结果图

由于 TOF 相机存在误差,图 6 d 中的粗糙模型带有较多的冗余杂质,模型表面也不光滑;图 6 e 中粗糙模型被进行了修正,较好地保留了表面细节。

图 7 所示为本文算法与传统可视外壳方法进行三维重建的结果,其中可视外壳方法使用 8 个相机所拍摄的图片进行重建。相比于传统的可视外壳方法,本文算法不仅保留了凹面,使得结果具有更好的局部细节,同时去除了可视外壳方法所带来的阴影体(shadow volumes)。此外,由于传统的可视外壳计算所有图像中前景轮廓在空间投影的交集,若物体的一部分在某一相机视角不可见,则其模型不会被生成,容易导致结果不完整,如图 7 b 中的人体小腿部分缺失;本文的算法则不存在这个问题。

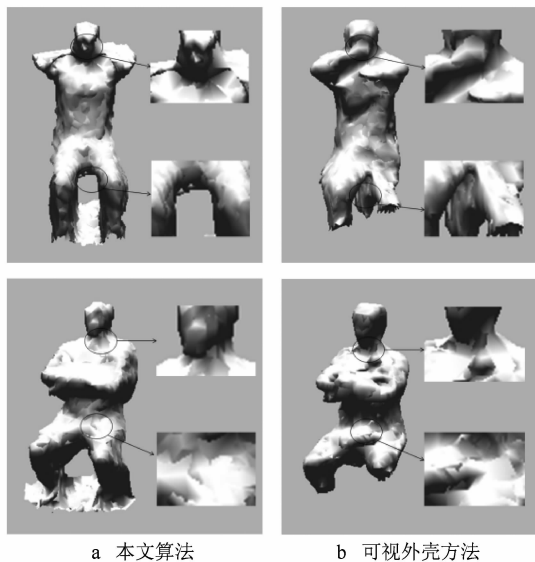


图 7 本文算法与传统的可视外壳方法对比图

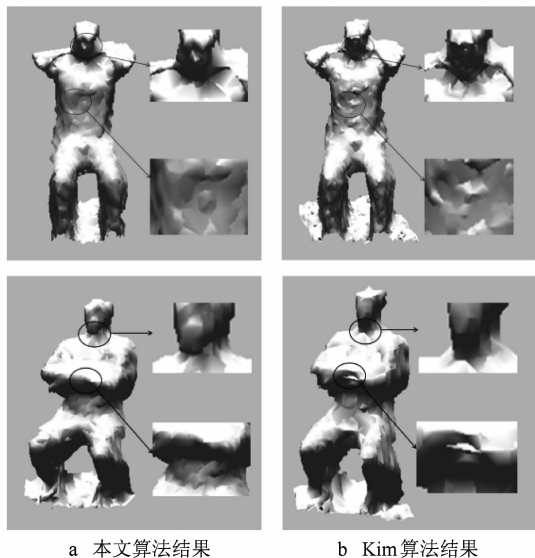


图 8 本文算法与 Kim 算法对比图

本文算法与 Kim 算法结果对比如图 8 所示。由于 Kim 算法使用多视图匹配的方法对粗糙模型进行修正,在多相机环境中受限于不均匀的光照分布、相机间白平衡差异、内参差异等,各相机所拍摄到的图片间颜色空间较难统一,容易导致匹配结果不正确,如图 8 b 中,人的面部及胸前部分重建质量不高。本文算法使用的局部搜索策略能够更准确地利用相邻图像间颜色匹配性质,得到更好的结果,如图 8 a 中,人的面部更加清晰,模型表面网格也更光滑。

图 9 所示为本文算法实时重建的效果,该算法可以捕捉动态物体每个时刻的姿态,应用于虚实交互、运动序列重建、体育和表演类项目的训练与评测等领域。

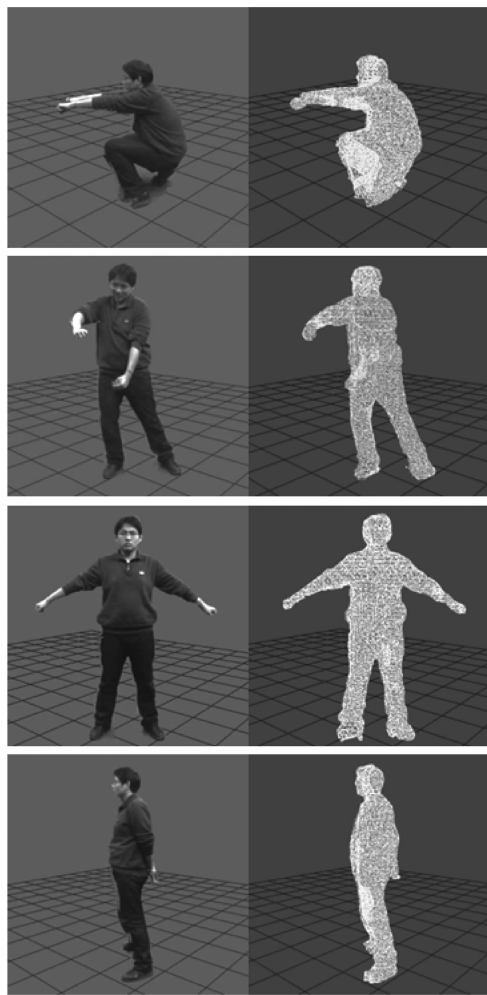


图 9 实时重建效果图

3 结 语

本文提出一种利用 TOF 相机优化可视外壳的实时三维重建算法,将其修正后的 TOF 相机深度

图与传统光学相机的彩色图结合进行物体重建,并引入立体视觉方法中的颜色匹配概念,使用一个局部搜索策略对模型修正.实验结果表明,与原始的可视外壳方法相比,本文算法加入了 TOF 相机所获得的深度图,在保证一定的重建速度(约 10 帧/s)的前提下,重建出的模型保留了原物体诸如凹面等细节,具有更好的表面精度.与其他利用 TOF 相机的重建算法相比,本文算法需要的计算时间更少.

参考文献(References):

- [1] Eisemann M, Decker B D, Magnor M, *et al.* Floating texture [J]. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(2): 409-418
- [2] Laurentini A. The visual hull concept for silhouette-based image understanding [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(2): 150-162
- [3] Hornung A, Kobbelt L. Robust and efficient photo-consistency estimation for volumetric 3D reconstruction [C] // *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2006, 2: 179-190
- [4] Soares L, Menier C, Raffin B, *et al.* Parallel adaptive octree carving for real-time 3D modeling [C] // *Proceedings of IEEE Virtual Reality Conference*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2007: 273-274
- [5] Allard J, Menier C, Raffin B, *et al.* Grimage: markerless 3D interactions [C] // *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH*. New York: ACM Press, 2007: Article No. 9
- [6] PMD Technologies. PMD CamCube 3.0 instruction manual [OL]. [2012-04-17]. http://www.pmdtec.com/fileadmin/pmdtec/downloads/documentation/datenblatt_camcube3.pdf
- [7] Kahlmann T, Remondino F, Ingensand H. Calibration for increased accuracy of the range imaging camera Swissranger™ [C] // *Proceedings of International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*. Dresden: ISPRS Press, 2006: 136-141
- [8] Kim Y M, Chan D, Theobalt C, *et al.* Design and calibration of a multi-view TOF sensor fusion system [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2008: 1-7
- [9] Guan L, Franco J-S, Pollefeys M. 3D object reconstruction with heterogeneous sensor data [C] // *Proceedings of International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2008: 295-302
- [10] May S, Fuchs S, Droschel D, *et al.* Robust 3D-mapping with time-of-flight cameras [C] // *Proceedings of the Intelligent Robots and Systems*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1673-1678
- [11] Kim Y M, Theobalt C, Diebel J, *et al.* Multi-view image and TOF sensor fusion for dense 3D reconstruction [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1542-1549
- [12] Tong Jing, Xiang Xueqin, Tian Hongbo, *et al.* 3D reconstruction of non-rigid shapes using TOF camera [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2011, 23(3): 377-384 (in Chinese)
(童 晶, 向学勤, 田洪波, 等. 利用飞行时间三维相机的非刚体形状三维重建[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(3): 377-384)
- [13] Izadi S, Kim D, Otmar H, *et al.* KinectFusion: real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera [C] // *Proceedings of ACM Symposium on User Interface Software and Technology*. New York: ACM Press, 2011: 559-568
- [14] Richard A N, Izadi S, Hilliges O, *et al.* KinectFusion: real-time dense surface mapping and tracking [C] // *Proceedings of IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 127-136
- [15] Cohen-Or D, Kaufman A. Fundamentals of surface voxelization [J]. *International Journal on Graphical Models and Image Processing*, 1995, 57(6): 453-461
- [16] Lorensen W E, Cline H E. Marching cubes: a high resolution 3D surface construction algorithm [J]. *ACM Journal of Computer Graphics*, 1987, 21(4): 163-169
- [17] Zhang S J, Wang C, Shao X Q, *et al.* Dream world: CUDA-accelerated real-time 3D modeling system [C] // *Proceedings of IEEE Conference on Virtual Environments, Human-Computer Interfaces and Measurements Systems*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 168-173
- [18] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 650-656