

基于稠密变形场能量优化的非刚性 在线体积重建方法

林金花¹, 马 林²

(1. 长春工业大学应用技术学院, 吉林长春 130012; 2. 长春一汽铸造有限公司, 吉林长春 130000)

摘 要: 针对动态非刚性在线重建存在的重建漂移问题, 提出了一种基于单个 RGB-D 传感器的稠密变形场在线融合策略, 实现了对非刚性几何形状的动态重建. 通过局部平滑和输入约束处理, 将空间的最优变形转换为非线性正则变分优化问题, 并使用数据并行闪存优化策略, 以摄像机捕获速率, 实现对非刚性场景的在线跟踪重建. 通过实验表明, 本文方法实现了对非刚性场景的鲁棒跟踪, 减少了在线重建过程中的漂移现象, 适用于快速运动和缺乏几何特征的场景重建.

关键词: RGB-D 传感器; 动态重建; 鲁棒跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2021)05-0936-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20170915

An Non-Rigid Online Volume Reconstruction Method Based on Energy Optimization of Dense Deformation Field

LIN Jin-hua¹, MA Lin²

(1. School of Application Technology, Changchun University of Technology, Changchun, Jilin 130012, China;

2. FAW Foundry Co., Ltd, Changchun, Jilin 130000, China)

Abstract: In order to relieve the drift phenomenon in dynamic non-rigid online reconstruction, an on-line fusion strategy for dense deformation field based on a single RGB-D sensor is proposed, realizing the dynamic reconstruction for non-rigid geometries. By local smoothing and input constraint strategy, the optimal deformation problem is transformed into non-linear regular variational optimization problem. We use the data parallel flash optimization strategy to achieve on-line tracking of non-rigid scene in camera tracking rate. Experiments show that the proposed method achieves robust tracking of non-rigid scenes, which reduces drift in the process of online reconstruction, this algorithm is suitable for fast moving scene as well as the object lack of geometric features.

Key words: RGB-D sensor; dynamic reconstruction; robust tracking

1 引言

近年来, 诸如 Microsoft Kinect, Asus Xtion Pro 或英特尔 RealSense 等 RGB-D 相机引入, 科研人员开始致力于研究高速的静态三维重建算法. Newcombe 等人^[1]提出的实时密集表面重建算法, 实现了高质量的实时三维重建, 但由于使用较低分辨率的相机, 会产生较严重的噪声干扰特性. 科研人员针对底层数据结构和深度融合特性对重建算法展开了研究, 提出了多种重建方法^[2-4], 为重建规模更大的场景和高质量细节重建提供

更好的可扩展性^[5].

虽然这些方法在静态环境中的重建质量较高, 但是它们无法适应于动态场景重建. 目前, 出现了基于多视角相机或单个 RGB-D 相机的密集可变几何跟踪方法^[6,7]. Guo 等人还提出了基于模板的方法用于可变形形状跟踪, 并实现了变形网格细节的性能捕获^[8]. Garg 等人提出的非刚性结构自运动方法可以捕获单目 RGB 视频的密集变形几何^[9], 然而重建结果较粗糙.

因此出现了基于静态重建策略的非刚性重建方法, 使用来自 RGB-D 扫描的形状来补偿重建过程中的

非刚性变形部分. 例如,人在很多部分身体扫描中难以获得完全相同的姿势, Li 等人提出的基于姿态差异的非刚性补偿解决了这一问题^[10,11],也可以使用基于模板的姿势对准来融合来自各种姿势的扫描信息. 这些方法实现了对简单运动场景的实时可变跟踪,但是需要在重建之前对静态模板进行融合预处理. 为此,出现了实时跟踪移动场景的非刚性变形几何形状,建立随时间变化的无模板方法^[12-14]. DF (Distance Function) 方法是结合 RGB-D 输入实现对非刚性变形形状的跟踪重建. 该方法重建隐式表面表示,基于稀疏变形图表示的粗糙变形场,实现对刚性和非刚性运动场景的优化.

最近, Newcombe 等人提出的 DF 方法可以重建隐含表面,并以实时速率处理硬关节模型的重建与跟踪问题^[15]. 算法基于粗糙的变形区域来组合优化场景的刚性和非刚性运动,获得了较好的重建精确度,同时也受到了实时性方面的约束. 由于省略了颜色信息,仅使用深度模型到帧的跟踪策略无法有效地跟踪切向运动. 并且在全局特征无锚点定位的情况下,模型到帧的跟踪也易于漂移并产生累积误差. 针对这一问题,本文使用稀疏 RGB 特征匹配来提高跟踪鲁棒性,进而处理几何变化小的场景.

本文算法通过非刚性表面跟踪来捕获离散化的细微形状变形,而不是使用粗糙的变形图. 对嵌入表面的空间区域实行刚性体积正则化表示 (As-Rigid-As-Possible Surface Modeling, ARAP)^[16],并将其与自动生成的体积控制块组合以提取几何复杂特性. 控制块的结构规则,可以得到一个有效的多分辨率变形控制场,用来解决重建过程中的非线性优化问题. 最后,基于观察到的输入帧的完整经验数据,结合全局一致的稀疏 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 特征对应,完成鲁棒的对准过程,减小了非刚性重建的漂移现象,实现了对移动目标的稳定跟踪重建. 本文提出的非刚性体积重建方法主要创新点如下:

- (1) 构建了一种稠密的变形场体积表示方法,实现以统一分辨率对场景的几何结构和运动进行参数化表示.
- (2) 将全局稀疏 SIFT 对应并入对准过程,实现鲁棒闭环跟踪.
- (3) 设计了变形场能量优化策略,解决非刚性对齐过程中的实时跟踪问题.

2 系统概述

本文算法使用一个以 30Hz 帧速率运行的 RGB-D 传感器来捕获输入场景序列. 对于每个时间步长 t , 以 640×480 的分辨率来捕获颜色图像 C_t 和深度图像 D_t . 对于观察场景的重建和非刚性跟踪,使用一个统一的体积表示 (参见第 3 节) 来模拟场景的几何结构和变形

特征. 场景被融合成一个截断式有符号距离场 (Truncated Signed Distance Function, TSDF), 并将场景的几何和颜色存储在其初始的未变形形状中. 为了定义每个体素的刚性变换, 变形场以与 TSDF 相同的分辨率存储. 在每个输入帧中, 不断更新变形场, 并将新的 RGB-D 图像融合成未变形的形状. 每个帧的具体处理过程如图 1 所示. 首先生成形状 P 的多边形网格, 这是当前变形场应用的等值面 D . 然后, 基于稀疏颜色特征匹配和密集深度对应搜索策略, 在 P 和输入深度图 (参见第 4 节) 之间搜索合适的对应关系. 基于对应关系, 我们调整空间变形 (参见第 5 节), 使得场景的几何和颜色最佳匹配观察到的输入深度和检测到的特征. 变形场的更新以迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 的方式重复进行. 接下来, 使用帧结构来捕获 TSDF (参见第 5 节). 在每个重建步骤中, 使用数据并行流动迭代策略来解决高维非线性优化问题 (参见第 5 节). 最后, 以帧速率跟踪展示场景的在线非刚性重建结果, 并与较先进的跟踪重建方法进行比较 (参见第 6 节).

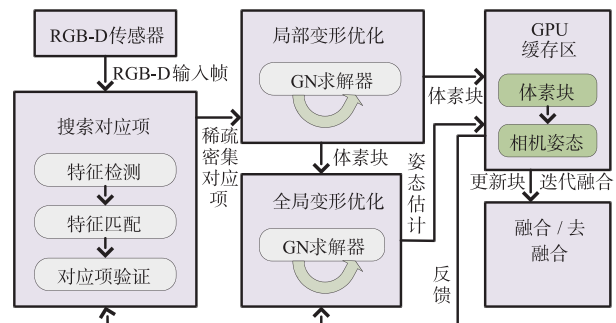


图1 本文算法重建流程

3 全局稀疏 SIFT

3.1 稠密的变形场体积表示方法

本文通过结合运动跟踪和表面重建来增量重建非刚性场景. 两个基本构件块分别用于构建初始未变形姿态中重建形状的截断带符号距离 (TSDF) 函数^[23], 以及跟踪变形的空间变形场. 算法在共享的规则体积网格 g 上以统一的方式离散化, 网格由一组三维索引 i 列举的网格点组成. 每个网格点存储六个属性, 前三个属性包含截断的带符号距离 $D_i \in \mathbf{R}$, 颜色 $C_i \in [0, 255]^3$ 和置信权重 $W_i \in \mathbf{R}$. D 的零水平集是未变形的形状 $\hat{P} = D^{-1}(0)$, 以下统称为规范姿态. 新的深度数据被连续地集成到这个规范帧中, 同时基于加权浮动平均值和置信权重来更新 D (参见第 7 节). 网格点还保存当前空间变形的信息. 例如, 对于第 i 个网格点, 存储其变形后的位置 t_i 和其当前的局部旋转 R_i , 以三个欧拉角的形式存储. 在变形场的顶部, 通过全局旋转 R 和平移 t 来模

拟场景的全局运动. 初始状态下,除了位置 t_i 之外,每个网格点数据被设置为零,将其初始化之后用于表示规则网格. 与 DF 方法不同,这种基于网格的变形基于真实场景的尺度表示,通过三线性插值获得网格点之间的属性值. 对于一个三维点 x ,算法通过空间变形函数来实现三维点的变化,如下式:

$$S(x) = R \cdot \left[\sum_{i=1}^{|g|} \alpha_i(x) \cdot t_i \right] + t \quad (1)$$

其中, $|g|$ 是网格点的总数, $\alpha_i(x)$ 是 x 的三线性插值权重. P 表示当前变形表面,即 $P = s(\hat{P})$.

3.2 深度对应

本文通过快速投影关联步骤建立深度对应. 与传统方法不同的是,本文算法首先提取一个基于网格的等值面 P 并光栅化此网格,所得深度缓冲器包含当前等值面的样本点 p_c . 为了确定对应的候选关系,将每个 p_c 投影到当前深度图 D_i 中,并在目标位置处读取样本 p_c^a ,生成 p_c 和 p_c^a 之间的对应关系. 为了测量相似性,计算它们的世界空间距离 $\|p_c - p_c^a\|_2$,并使用点积 $n_c \circ n_c^a$ 测量法线相似度. 为了使优化更稳定,通过观察 $n_c \circ v$ 来筛选接近剪影的点,其中 v 是相机的视图方向.

为了保证精确性,使用三个阈值 ε_d (距离), ε_n (正常偏差) 和 ε_v (视图方向),定义一系列内核 $\Phi_r(x) = 1 - \frac{x}{\varepsilon_r}$ (当 $\Phi_d(\|p_c - p_c^a\|_2) < 0$ 时), $\Phi_n(1 - n_c \circ n_c^a) < 0$ 或 $\Phi_v(1 - n_c \circ v) < 0$,通过将与其对应关联的置信权重设置为零 $w_c = 0$,来筛选对应关系. 得到的有效对应关系为

$$w_c = \left(\frac{\Phi_d(\|p_c - p_c^a\|_2) + \Phi_n(1 - n_c \circ n_c^a) + \Phi_v(1 - n_c \circ v)}{3} \right)^2 \quad (2)$$

3.3 鲁棒稀疏颜色对应

本文使用密集和稀疏对应组合,来提高跟踪稳定性并减少漂移. 为此,算法使用 GPU 计算 SIFT 与所有先前输入帧的匹配,如算法 1 所示. 通过在检测之后应用 S^{-1} ,将特征点提升到三维空间,并存储在规范姿态中. 当捕获新帧时,使用变形场将所有特征点映射到前一帧. 假设一个刚性变换用于前一帧和当前帧之间的匹配,重建的其余部分被分为四个方面:关键点检测,特征提取,对应关联和对应关系筛选.

算法 1 对应匹配

输入: L // 输入帧控制点

D_{\max} // 点深度的最大变化值

$[I_{n-1}, M_{n-1}]$ // 前一帧的深度对应

$[I_n, M_n]$ // 当前帧的深度对应

R' // 相机旋转角度

t' // 相机标识

输出: C // 对应关系列表

K_c // 全局对应点数

变量: α // 线程块

γ // 每个线程对应的像素点

ι // GPU 缓冲区列表

κ // GPU 缓存局部索引

$block$ // CUDA 块索引

$thread$ // CUDA 线程索引

begin: // GPU 并行执行代码

$i = \alpha \times \gamma \times block + \gamma \times thread$ // 计算起始点

IF $thread = 0$ THEN

$\kappa = 0$

syncthreads() // 同步线程

FOR $\iota = 0$ TO γ // 对每个像素应用此线程

$p = L_{i+\iota}$

$z = M_n(p)$

IF z THEN

$(x', y', z')^T = z(R'(p, 1)^T) + t'$ // 坐标转换

$p' = \left(\frac{x'}{z'}, \frac{y'}{z'} \right)^T$ // 投影到前一帧

IF isInImage(p')

$d = M_{n-1}(p')$,

$\iota_i = (p, p', I_n(p) - I_{n-1}(p'))$,

K_c++ // 增加对应关系

syncthreads()

$b = \gamma \times thread$

$C_i = \iota_a$

END

4 变形场能量优化策略

为了实时重建非刚性表面,实现以传感器速率更新空间变形. 算法使用密集投影 ICP 估计相应的全局姿态参数,找到跟踪能量 E_{total} 的最佳 X^* 值是未知参数中的高维非线性最小二乘问题. 事实上,算法仅对一个环邻域中的值进行优化. 目标具有总共 $6N$ 个未知数(位置为 3, 旋转为 3),其中 $N = |M|$. 为了最小化这种高维非线性目标特性,本文使用分层数据并行优化策略,下面分别介绍单个层次结构级别的优化方法.

非线性优化目标 E_{total} 可以通过使用迭代优化策略分为两个独立的子问题:第一,固定旋转 R_i ,优化最佳位置 t_i ;第二,固定位置 t_i ,更新旋转 R_i ;这两个步骤迭代直到收敛. 本文算法通过使用高效率的迭代融合方式来解决这两个子问题,如图 2 所示. 本文基于每个体素的亮度属性 $I(v)$ 来估计照明,通过计算 $C(v)$ 得到. 在体素 v (或接近)的 D_0 处的反射辐照度 B 定义:

$$B(v) = a(v) \sum_{m=1}^{b^2} l_m H_m(n(v)) \quad (3)$$

其中, $a(v)$ 是在 v 处的反照率, H_m 是球面谐波 (Spherical Harmonics, SH) 基函数, $l = (l_1, \dots, l_{b^2})$ 是对应的球谐函数,即以 SH 为基础表示的入射照明.

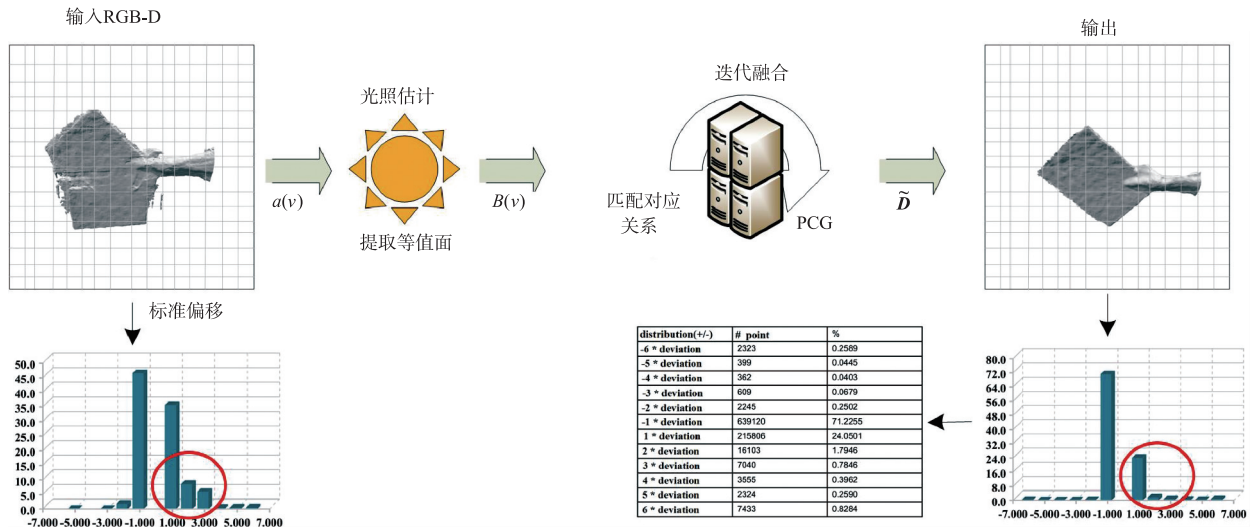


图2 变形场能量优化过程

(1) 数据并行旋转更新. 求解最佳旋转仍然是一个非线性优化问题. 这个问题等同于形状匹配问题, 并有一个闭式解. 算法首先获得基于 Procrustes 分析的相对于规范姿态的最佳拟合旋转. 由于每个网格点旋转是独立的, 可以并行的求解所有最优旋转. 为此, 对每个网格点运行一个线程, 计算相应的互协方差矩阵, 并基于 (Singular Value Decomposition, SVD) 计算最佳旋转. 基于这种数据并行策略, 算法可以在 1.9ms 内计算得到 400K 个体素的最佳旋转.

(2) 数据并行位置更新. 跟踪目标 E_{total} 是在最佳位置 t_i 的二次优化问题. 通过将相应的偏导数设置为零: $\frac{\partial E_{total}(X)}{\partial t_i} = 0$, 得到 $(L + B^T B) \cdot t = b$, 进而找出最优位置. 其中, L 是拉普拉斯矩阵, B 对点到点和点到平面的约束进行编码 (包括位置的三线性内插). 右侧 b 用于固定旋转和约束目标点的编码. 本文使用数据并行预处理共轭梯度 (Preconditioned Conjugate Gradient, PCG) 求解器, 来求解线性方程组, 此步在 GPU 上运行. 由于矩阵 L 是稀疏的, 在每个迭代步骤中对其进行计算. 由于涉及三线性内插, $B^T B$ 具有许多非零项. 此外, 每个条目的计算复杂度较高, 因为算法需要对所有包含约束的每体素求和. 这是一个问题, 特别是在层次结构较粗的级别上, 每个体素可以包含几千个对应关系. 为了缓解这个问题, 本文在 PCG 迭代开始之前预先计算 $B^T B$. 在每个 PCG 步骤中, 只需要读取在迭代中保持不变的缓存值即可.

由于重建更新只在几个步骤中全局传递, 流动求解器在粗分辨率网格上具有良好的收敛性质. 对于精细分辨率网格 (对于精确跟踪非常重要), 更新的空间传递将需要大量的迭代. 迭代方法可以良好地处理高频误差, 然而对低频分量的迭代过程较缓慢. 为了缓解

这个问题, 本文选择一个嵌套的粗略优化策略, 实现了全局收敛和运行效率之间的良好折衷. 算法使用由粗略到细化的方式解决, 并延伸到下一个层次. 当下采样约束时, 在下一个级别上从其 8 个子体素收集其父体素的所有约束. 将所有约束保持在较粗的级别上, 并将其表示为粗略网格点的三线性组合.

本文算法基于非刚性融合技术, 将每个 RGB-D 帧的深度数据 D_i 递增地融合到规范 TSDF 中. 非刚性融合结合了由 Curless 提出的投影截断带符号距离函数积分方法. 该方法通过整个规范框架定义变形场, 相反, 本文仅整合到已经包含在优化中的体素 M (当前等值面的一个环), 包含至少 $K_{min} = 3$ 个优化步骤, 以确保数据仅融合到具有明确定义的空间变形区域中, 避免表面几何会出现重叠现象. 在跟踪运行过程中, 等值面展开以处理先前不可见的几何特征. 这种扩展需要向网格添加新点, 由于新点尚未被包含在优化过程中, 这些网格点的位置和旋转属性会出现与当前空间变形不匹配的现象. 本文通过外推当前变形场来初始化每个新网格点的位置 t_i 和旋转 R_i .

5 实验结果与分析

5.1 实验环境与参数

为了测试本文算法的性能, 使用各种光照下的真实场景对算法进行在线测试. 操作系统: Windows 8.1; 开发语言: C++ ; 开发工具: Microsoft Visual Studio 2014; 三维图形编程接口: Direct3D 11; CPU 类型/主频: INTEL Core i5/3.0GHz; RAM: 8G; 图形处理器: NVIDIA GTX 960; 传感器: Asus Xtion Pro, RGB-D 30Hz.

5.2 定量分析

为了定量地评价本文算法的性能, 假设每个三维

点均被投影到相机图像平面上,相机的焦距和外参数均随机生成,并在给定三维点数和噪声强度的情况下生成 500 个测试实例,对于包含噪声的数据序列,将测试实例分成 5 组,噪声强度分成 5 个等级,通过分析本文方法在这 500 个测试实例上的单次运行结果来评估重建性能.图 3 给出了 Li 算法、DF 算法与本文方法的重建性能比较.图中显示了本文方法在不同噪声和三维点数的情况下,目标函数值随迭代次数的变化情况.本文方法的收敛时间与三维点数大约呈现出线性关系,在不同噪声强度下的收敛性能差别不大,可以处理实际应用中的大量三维点,适用于动态场景的实时三

维重建.选取图 4 所示场景对系统的重建性能进行测试,从图 4 可以看出,对于不含噪声的数据序列,在运动加强的同时,场景的重建精度没有明显变化;当噪声强度增强时,三维场景的重建精度没有出现突变;本文算法对运动噪声具有鲁棒性.

5.3 定性分析

在图 4 中给出了两种非刚性重建场景结果图.本文使用 Asus Xtion PRO 传感器捕获 RGB-D 流.所有重建都是基于 PC 实时获得的,因此不需要预计算,并且不依赖于预扫描的模板模型,所有重建都是从头开始构建的.

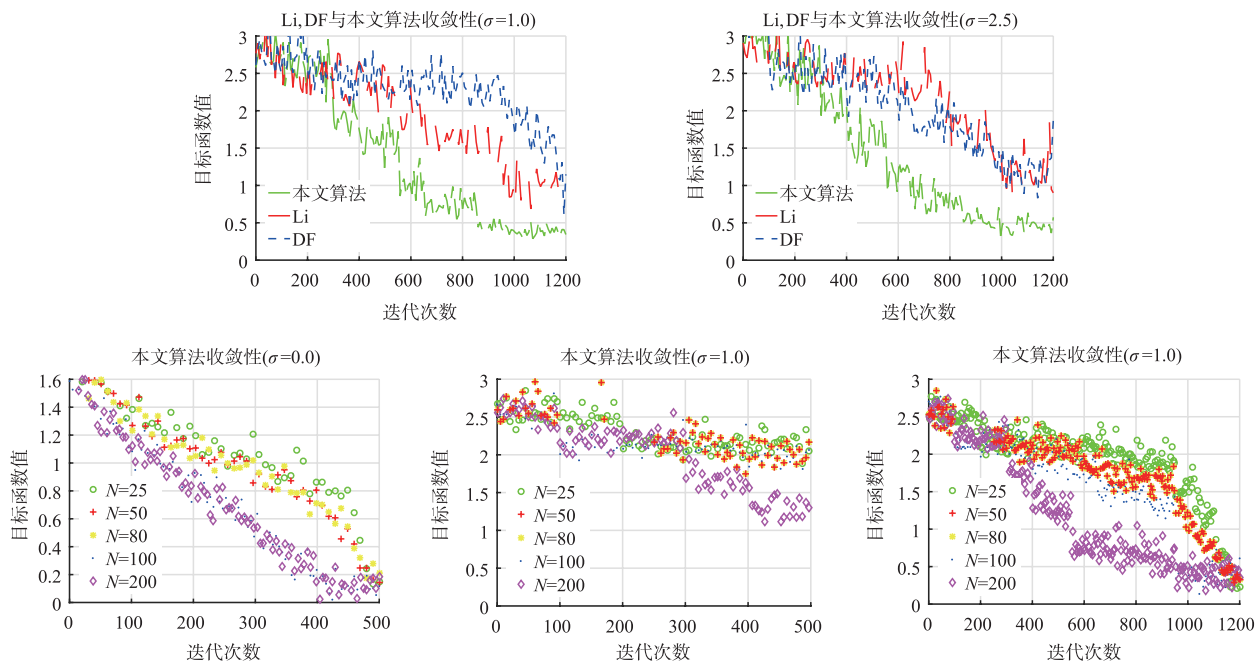


图3 本文算法收敛性

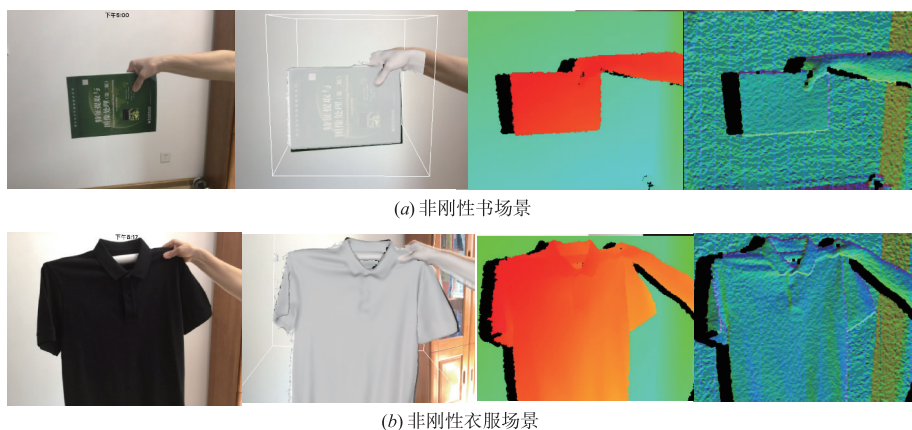


图4 非刚性重建场景

本文方法核心点是使用稀疏 RGB 特征作为全局锚点用于鲁棒跟踪.图 5 给出了本文通过 SIFT 特征对象来实现的性能改进.红色线框标识仅有深度数据的重

建效果,绿色线框标识本文算法.在输入缺少几何特征的情况下,基于密集深度的对准会导致漂移,特别是对于切向运动会更严重.本文算法通过包括颜色特征,能

够成功地跟踪和重建目标. 对于低分辨率变形网格, 弯曲场不够柔软, 不能处理精细尺度变形. 若仅使用深度数据, 会导致跟踪不精确和局部漂移, 并且当几何特征不明显时, 会导致跟踪失败. 对于高分辨率变形网格, 应用本文提出的密集稀疏组合跟踪策略, 漂移减少, 重建的纹理显示效果较好.

将本文算法与 Li 等人的模板跟踪方法展开比较. 由于 Li 方法使用从静态序列获得的高质量预扫描模板实施重建, 可以通过计算最终重建(规范姿态)到第一帧的模板网格的几何距离, 来定量评估本文算法性能

(从动态序列生成的重建), 如图 6 所示. 非遮挡区域的平均误差为 1mm, 遮挡区域不能被重建. 与 Li 等人的基于模板的方法相比, 本文算法获得了类似的质量重建, 而不需要初始模板.

表 1 给出了动态融合过程中的噪声强度、外点比率以及重建时间、重投影误差、相机旋转估计误差和三维点估计误差 10 次运行结果的平均值. 从该表可以看出, M 场景的平均三维重建误差介于 $0.025 \times 10^{-7} \sim 4.374 \times 10^{-11}$ 之间. 从实验结果可以看出, 三维结构的重建精度随噪声增长而平滑降低, 没有出现突变.

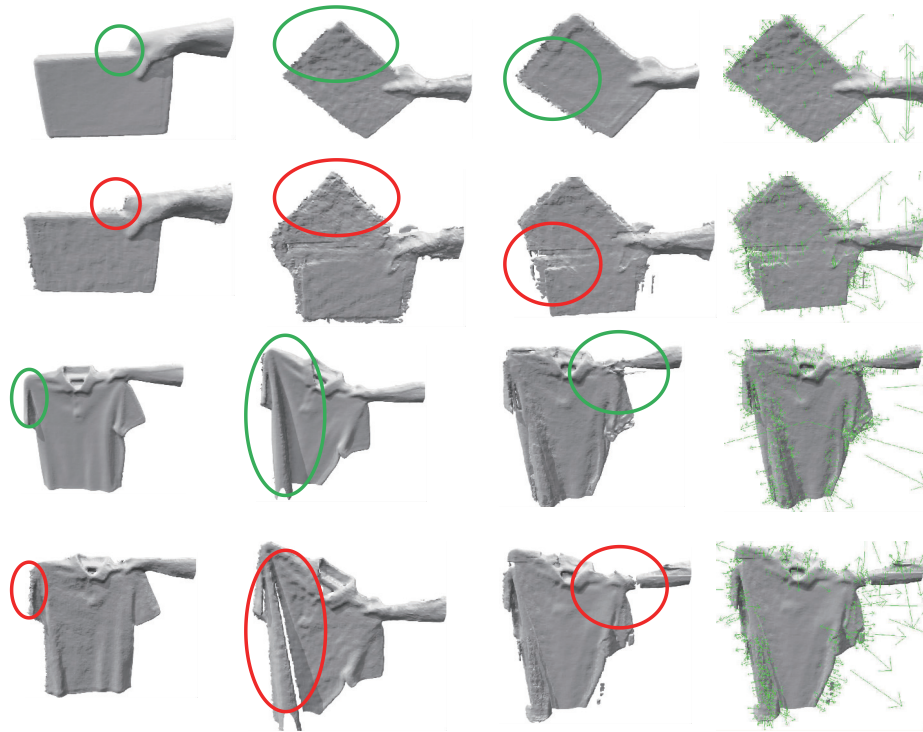


图5 带有稀疏RGB特征的非刚性重建结果比较

表 1 M 场景的噪声测试结果与本文算法动态重建性能

问题	噪声 σ	外点%	相机旋转估计误差	重投影误差	三维点估计误差	时间/ms
M1	2.0	30%	5.601×10^{-7}	0.377×10^{-7}	0.120×10^{-9}	0.12
M2	1.9	20%	2.318×10^{-8}	5.784×10^{-9}	4.374×10^{-11}	0.16
M3	1.8	10%	0.213×10^{-7}	2.287×10^{-8}	2.477×10^{-10}	0.25
M4	1.7	5%	7.163×10^{-8}	5.284×10^{-8}	4.452×10^{-10}	0.31
M5	1.6	2.5%	0.585×10^{-7}	0.936×10^{-7}	0.518×10^{-9}	0.35
M6	1.5	0%	0.025×10^{-7}	0.204×10^{-7}	0.236×10^{-9}	0.36

上述实验结果表明, 本文提出的非刚性实时重建方法, 适用于多种形态的非刚性对象的实时重建, 且运行效果良好. 然而, 文中方法仍然存在局限性. 首先, 针对非刚性变形表面极其复杂的情况, 鲁棒跟踪仍然较难实现. 虽然全局 SIFT 匹配有助于提高鲁棒性和最小化对准误差, 但是漂移不能完全消除. 其次, 在理想情

况下, 我们想解决一个非刚性的全局约束调整问题, 但实际结果超过了实时计算预算. 此外, 对于高精密度的变形, 例如完全弯曲人的手臂, 可能会因正则化分布变形在网格上的平滑差异, 导致无法较好地实现鲁棒跟踪. 经过分析后认为, 自适应策略将是解决这一问题的关键: 例如局部调节刚度. 可以通过将本文方法与稀疏

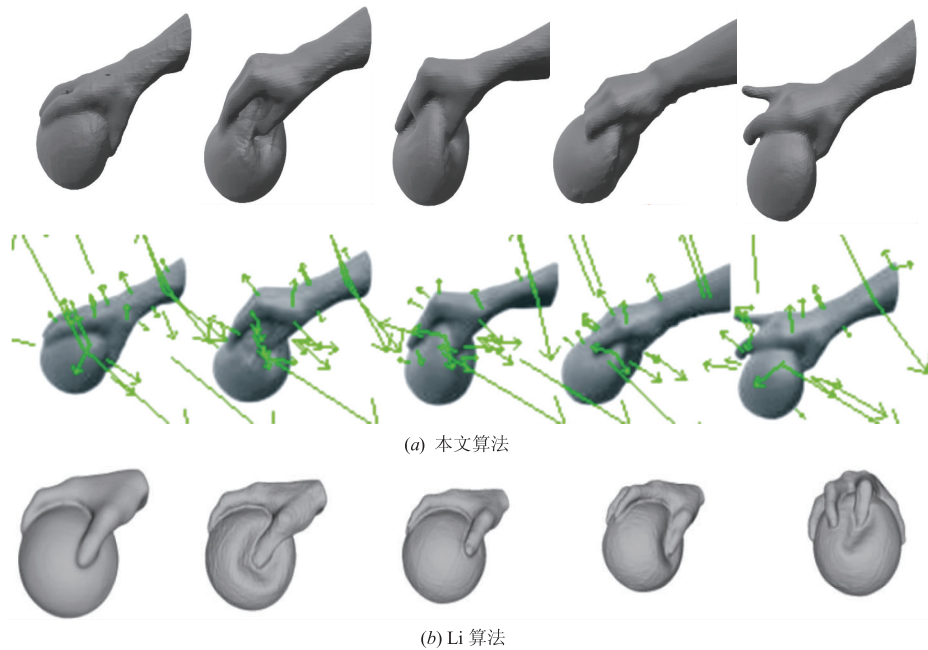


图6 本文算法与带模板跟踪算法比较

表面重建方法进行组合来改善上述问题,这不在本文的研究范围内,但可为后续研究工作的展开提供依据。总之,本文方法有助于进一步改善非刚性三维表面的实时重建问题,解决了一个非常困难且重要的三维重建问题。

6 结论

本文提出了一种基于非刚性变形场景的在线体积重建方法,实现对非刚性变形场景的几何形状和运动特征的实时跟踪。针对跟踪目标给出统一的体积表示形式,实现对几何和运动特性的参数化表示。同时结合 GPU 快速并行优化策略,通过使用稀疏颜色以及密集深度约束来实现运动跟踪。通过实验表明即使是缺乏几何特征的场景,本文算法仍然可以鲁棒地重建非刚性场景。

参考文献

- [1] Newcombe R A, Izadi S, Hilliges O, et al. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking [A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality [C]. New York, USA: IEEE, 2011. 127 - 136.
- [2] Zeng M, Zhao F K, Zheng J X, et al. Octree-based fusion for realtime 3D reconstruction [J]. Graphical Models, 2013, 75(3): 126 - 136.
- [3] Chen J W, Bautembach D, Izadi S. Scalable real-time volumetric surface reconstruction [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1 - 16.
- [4] 杜惠斌, 赵忆文, 韩建达, 等. 基于集员滤波的双 Kinect 人体关节点数据融合 [J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1886 - 1898.
Du H B, Zhao Y W, Han J D, et al. Data fusion of human skeleton joint tracking using two kinect sensors and extended set membership filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1886 - 1898. (in Chinese)
- [5] Steinbrucker F, Sturm J, Cremers D. Volumetric 3D mapping in real-time on a CPU [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) [C]. Hong Kong, China: IEEE, 2014. 2021 - 2028.
- [6] Zollhöfer M, Nießner M, Izadi S, et al. Real-time non-rigid reconstruction using an RGB-D camera [J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(4): 1 - 12.
- [7] Collet A, Chuang M, Sweeney P, et al. High-quality streamable free-viewpoint video [J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(4): 1 - 13.
- [8] Guo K W, Xu F, Wang Y G, et al. Robust non-rigid motion tracking and surface reconstruction using L0 regularization [A]. Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Santiago, Chile: IEEE, 2015. 3083 - 3091.
- [9] Garg R, Roussos A, Agapito L. Dense variational reconstruction of non-rigid surfaces from monocular video [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. New York, USA: IEEE, 2013. 1272 - 1279.
- [10] Li H, Vouga E, Gudym A, et al. 3D self-portraits [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): 187. 1 -

187. 9.
- [11] 裘国永,刘静娜,刘中华,等. 最小特征值的迭代非刚性三维摄影重建方法[J]. 电子学报,2017,45(5):1211-1217.
Qiu G Y,Liu J N,Liu Z H,et al. Iteration projection reconstruction method for 3D non-rigid based on minimal eigenvalue[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45 (5) : 1211 - 1217. (in Chinese)
- [12] Wang R Z,Wei L U,Vouga E,et al. Capturing dynamic textured surfaces of moving targets[A]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision [C]. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2016. 271 - 288.
- [13] 李倩玉,蒋建国,齐美彬. 基于改进深层网络的人脸识别算法[J]. 电子学报,2017,45(3):619-625.
Li Q Y, Jiang J G, Qi M L. Face recognition algorithm based on improved deep networks [J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(3):619-625. (in Chinese)
- [14] 陈宝华,邓磊,陈志祥,等. 基于即时稠密三维重构的无人机视觉定位[J]. 电子学报,2017,45(6):1294-1300.
Chen B H,Deng L,Chen Z X,et al. Instant dense 3D reconstruction-based UAV vision localization [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45 (6) : 1294 - 1300. (in Chinese)
- [15] Newcombe R A,Fox D,Seitz S M. DynamicFusion: Reconstruction and tracking of non-rigid scenes in real-time [A]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition [C]. New York, USA; IEEE,2015. 343 - 352.
- [16] Sorkine O, Alexa M. As-rigid-as-possible surface modeling [A]. Proceedings of Eurographics Symposium on Geometry Processing [C]. Barcelona, Spain: Eurographics Association,2007. 109 - 116.

作者简介



林金花 女,1980年9月出生,吉林长春人. 长春工业大学讲师. 主要研究方向为深度学习算法和金相图像处理.
E-mail:ljh3832@163.com



马林 男,1979年8月出生,吉林长春人. 一汽铸造有限公司高级工程师. 主要研究方向为金相图像处理.
E-mail:927168801@qq.com