

8-7-2020

3D Reconstruction of Weak Texture Image Based on Tensor Voting and Dense Map Method

Mingwei Chen

1. *Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;;*

Yang Yang

2. *Yunnan Air Traffic management Sub-bureau, Kunming 650200, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

3D Reconstruction of Weak Texture Image Based on Tensor Voting and Dense Map Method

Abstract

Abstract: Image based 3D reconstruction method can't effectively detect and match feature points and can't robustly expand 3D point cloud in weak texture image region, due to the fact that weak texture has single color and local reflection phenomenon. It is possible to produce model hole and a large number of 3D noise points, and affect the accuracy and integrity of 3D reconstruction. *Slack variables constraint was used to filter mismatch features optimizing the camera matrix, in the dense point cloud expansion stage by using tensor voting principle to filter noise 3d point which is inconsistent with three-dimensional point's normal around. Multi-scale discrete-continuous variational method was used to reconstruct 3D models.* The experimental results show that the proposed method has better accuracy and integrity than the reconstruction methods of PMVS, MVE and MeshRecon.

Keywords

weak texture, tensor voting, multi-scale discrete-continuous, 3D reconstruction

Recommended Citation

Chen Mingwei, Yang Yang. 3D Reconstruction of Weak Texture Image Based on Tensor Voting and Dense Map Method[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2553-2559.

基于张量投票和深度图的弱纹理图像三维重构

陈明伟¹, 杨洋²

(1. 昆明理工大学, 昆明 650500; 2. 民航云南空管分局, 昆明 650200)

摘要: 基于图像的三维建模中图像的弱纹理区域因其颜色单一和局部反光现象, 使得该区域内难以有效的检测和匹配特征点以及进行鲁棒的三维点云扩展, 容易产生空洞现象和大量的噪声三维点, 影响三维建模的精度和完整性。运用松弛变量约束对误匹配特征点滤波并优化相机矩阵, 在稠密点云扩展阶段运用张量投票原理, 滤波点云扩展中与周围三维点法向不一致的噪声点, 运用多尺度离散-连续深度图法重构三维模型。实验结果表明: 提出的方法与 PMVS(patch based multi view stereo), MVE(multi view environment), MeshRecon 等重构方法相比, 具有更好的建模精度和完整度。

关键词: 弱纹理; 张量投票; 多尺度离散-连续; 三维重构

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2015) 10-2553-07

3D Reconstruction of Weak Texture Image Based on Tensor Voting and Dense Map Method

Chen Mingwei¹, Yang Yang²(1. Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Yunnan Air Traffic management Sub-bureau, Kunming 650200, China)

Abstract: Image based 3D reconstruction method can't effectively detect and match feature points and can't robustly expand 3D point cloud in weak texture image region, due to the fact that weak texture has single color and local reflection phenomenon. It is possible to produce model hole and a large number of 3D noise points, and affect the accuracy and integrity of 3D reconstruction. *Slack variables constraint was used to filter mismatch features optimizing the camera matrix, in the dense point cloud expansion stage by using tensor voting principle to filter noise 3d point which is inconsistent with three-dimensional point's normal around. Multi-scale discrete-continuous variational method was used to reconstruct 3D models.* The experimental results show that the proposed method has better accuracy and integrity than the reconstruction methods of PMVS, MVE and MeshRecon.

Keywords: weak texture; tensor voting; multi-scale discrete-continuous; 3D reconstruction

引言

多视图三维重建技术是计算机视觉领域内的重要分支, 以围绕场景拍摄的序列图像作为输入, 以特征匹配为基础, 分析相机的空间位置以

及焦距、扭曲系数, 重构三维点云, 并由面片生成算法以及纹理映射技术获得逼真的三维模型。与微软的 Kinect 或激光扫描仪相比, 多视图重建技术只需普通的数码相机, 设备价格较低且使用方便。Kinect 的使用受限于只能对较近距离场景建模, 大多为室内场景。而激光扫描仪的使用受限于其昂贵的价格。

多视图三维重建模型的完整度和精确度依赖于被拍摄场景的纹理丰富程度, 弱纹理图像区域



收稿日期: 2015-06-14 修回日期: 2015-07-24;
作者简介: 陈明伟(1977-), 男, 云南蒙自, 博士, 讲师, 研究方向为虚拟现实和图像建模; 杨洋(1978-), 女, 云南昆明, 硕士, 高工, 研究方向为虚拟现实和图像建模。

<http://www.china-simulation.com>

• 2553 •

(单一颜色、重复纹理以及容易产生反光现象)难以有效检测 SIFT 等特征信息和进行鲁棒匹配。如果场景图像全部是弱纹理, 必然导致相机位置参数求解失败, 无法三维重建。而场景图像包含局部丰富纹理和局部弱纹理时, 以纹理丰富区域的鲁棒特征匹配信息为基础, 就能计算出相机拍摄位置参数以及重构的三维稀疏点云, 然后运用光速平差法(Bundle Adjustment)进行整体优化^[1]。

近年来一些方法研究从三维稀疏点云到稠密点云的扩展算法, 其中 PMVS 算法^[2]是经典的鲁棒半稠密扩展算法, 并得到大量的建模实例验证, 然而在其算法中弱纹理区域的部分点云被作为噪声点滤掉, 因而重构出的三维模型在弱纹理区域存在较大的空洞, 而泊松表面重构(Poisson surface reconstruction)^[3]等面片生成算法仅能以近似平面拟合的方式填补空洞。另一方面其滤波算法也遗留了部分噪声点, 导致重构模型局部失真。可视外壳(visual hull)方法如^[4], 避免了纹理稀疏区域特征匹配的局限性, 但其需要背景简单以便于提取场景的轮廓信息, 其仅能重构在实验室环境中拍摄的较小物体。从阴影恢复形状(shape from shade)方法利用图像中的阴影信息获得较好的无纹理区域重构模型如^[5], 但阴影信息并不是所有场景图像均能有效提取。文献^[6]运用简单的激光笔和一套运动控制设备, 人工增加弱纹理场景的纹理信息来消除空洞和噪声点, 其数据采集复杂不利于推广。文献^[7]提出一种分段平面拟合法, 仅能以平面的形式填补空洞。深度图重构算法^[8-9], 基于精确计算的相机位置参数, 在极线约束下匹配每幅图像的所有像素点获得深度图, 然后运用深度图融合(depth map fusion)技术得到完整的场景模型, 此类方法同样在纹理稀疏区域存在较大的匹配噪声。文献^[9]采用一种多尺度的深度图重构算法, 在较小分辨率上获得匹配点后再扩展到高分辨率, 较好的重构出三维模型, 但在弱纹理区域的点云因存在噪声点, 被其面片优化算法滤除, 影响了模型重构的完整度。

本文针对弱纹理图像区域三维重构中容易出现空洞和噪声点的问题, 提出一种重构方法: 首先运用松弛变量(slack variables)和张量投票(tensor voting)方法, 减少弱纹理区域的噪声扩展基准点, 增加该区域扩展点云的鲁棒性和稠密度, 然后运用多尺度离散连续变分深度图求解法, 以及深度图融合算法获得三维重构模型。实验结果表明, 对于存在局部弱纹理的场景图像, 提出的方法与半稠密点云扩展算法 PMVS(patch based multi view stereo)^[2], 深度图重构算法 MVE(multi view environment)^[8]和 MeshReon^[9]比较, 具有更好的三维建模精度和完整度。

1 弱纹理图像三维重构算法流程

针对多视图三维重构中弱纹理区域容易产生噪声点的问题, 在深度图重构法^[9]的基础上, 引入松弛变量约束和张量投票原理消除三维噪声点, 获得更好的弱纹理区域周围的鲁棒支撑点, 以实现更好的建模效果, 算法流程如下所示:

(1) 对围绕场景拍摄的序列图像, 运用成熟的运动恢复结构(structure from motion, SFM)算法^[10]获得相机内参数、相机空间矩阵和稀疏重构三维点, 并运用光速平差法进行整体优化。

(2) 在上一步的 SFM 稀疏点云重构中, 图像的弱纹理区域不可避免的存在噪声点。因此在进行深度稠密点云重构前, 我们运用松弛变量优化方法^[11]对三维噪声点过滤, 并对相机矩阵进行优化。

(3) 稀疏点云扩展到稠密点云过程中, 在弱纹理区域依然会产生大量的噪声点, 我们运用张量投票原理^[12], 计算新扩展点与周围三维的法向一致性, 滤除扩展噪声点, 在弱纹理区域周围获得更多数目的鲁棒三维扩展点, 并作为输入用于后续的深度图重构。

(4) 运用多尺度离散连续变分的深度图重构^[9]和面片生成算法^[14], 重构高精度三维模型。

2 稀疏点云滤波和相机矩阵优化

我们首先对存在局部纹理稀疏的图像序列运用 Wu^[10] 的 GPU 并行 SFM 方法以及光差平差法最小化所有三维重构点云在二维图像上与特征匹配点之间的误差累加和, 获得相机矩阵参数和初始的稀疏三维点云, 如公式(1)所示,

$$f(x_{ij}, X_j) = \text{Min} \sum_i \sum_j d(P(\theta_i, X_j), x_{ij})^2 \quad (1)$$

其中: x_{ij} 是第 i 幅图上与第 j 个三维点对应的图像特征点位置; X_j 是重构的第 j 个三维点; θ_i 是第 i 幅图的相机矩阵参数。

弱纹理区域的颜色单一、重复纹理、反光等特性使得特征匹配存在大量的噪声, 虽然光束平差法能从整体上优化相机矩阵和三维点云, 并且少量噪声点对相机位置参数求解精度的影响不大, 但这些三维噪声点云会作为基准点参与到后续的稠密点云扩展中, 必然导致噪声点云扩大。因此, 我们引入松弛变量约束方法, 迭代筛除噪声较大的特征匹配点对及其对应的三维噪声点:

三维点重投射到图像像素平面上与对应的特征点对的误差函数的凸规划约束形式可描述为:

$$f(X, R, t) = \left(\frac{r_{11}^T X_j + t_{11}}{r_{13}^T X_j + t_{13}} - x_{ij}, \frac{r_{12}^T X_j + t_{12}}{r_{13}^T X_j + t_{13}} - y_{ij} \right)^2 \quad (2)$$

其中: X_j 是重构的第 j 个三维点; x_{ij} 和 y_{ij} 表示 X_j 点对应的第 i 幅图上的二维特征点; t_{ik}^T 表示第 i 幅图平移分量 t 第 k 行的元素; r_{ik}^T 表示旋转矩阵 R 第 k 行的元素。上述约束方程可运用松弛变量的线性规划(Linear Program, LP)法求解^[11]:

$$\min_{s, w} \sum_i s_i \text{ s.t. } f_i(w) \leq \varepsilon + s_i, s_i \geq 0 \quad (3)$$

给定一个误差阈值 ε , 对公式(3)中所有特征匹配点对和三维点的约束方程运用 LP 方法进求解, 求解出的每个约束误差 s_i 的值如果为正并且大于设定的阈值 ε 时, 则可判定其对应的特征点对就是噪声较大的数据。然后从数据集里删除这些噪声特征点对, 并减小阈值 ε 。不断的迭代求

解公式(3), 直到误差阈值 ε 小于设定的最大误差阈值为止。这时得到的相机运动矩阵参数和特征匹配点, 均具有较小的误差和噪声数据, 将其作为下一步三维重构扩展滤波的输入。

3 基于张量投票的点云稠密扩展

稀疏点云扩展到稠密点云的方法中 PMVS 算法是大量实例验证的鲁棒半稠密扩展。PMVS 算法的流程为: 以现有的稀疏点云为基准点, 在其周围沿着极线寻找新的匹配点, 优化新扩展三维点关联的空面面片的位置和法向, 使面片在关联图像上投影的像素差异累加和最小。然后通过与基准点的法向差异和可视性约束对新重构点云滤波。但此方法在纹理稀疏区域因为邻接区域颜色单一像素差异小, 导致面片优化的结果可能落入局部最小, 而以新扩展点为新基准点的后续扩展, 导致了噪声点云累积, 这些噪声点云并不能被其滤波方法消除。

深度图方法^[9]运用了多尺度分层求精的思想, 先在低分辨率上获得初始匹配点, 然后扩展到高分辨上, 较好的提高了重构模型的精度, 但在纹理稀疏区域仍然存在建模失真, 其原因是纹理稀疏区域的鲁棒三维点数目较少, 影响了后续的面片优化。

步骤 2 的松弛变量法并不能直接用于稠密点云扩展, 因其会滤除大量的三维点云, 导致模型不完整, 并且计算耗费巨大。因此我们仅在步骤 2 中使用松弛变量约束, 用于获得精确的初始三维基准点和相机矩阵参数。

我们的稠密点云扩展滤波方法以 PMVS 算法为基础, 并引入张量投票原理^[12], 剔除扩展点云中的噪声点, 增加弱纹理区域的鲁棒三维点数目。

张量投票的原理: 给定两个三维点 X_i 和 X_j , X_j 点相对于 X_i 点的投票张量 S_{ij} 定义为:

$$S_{ij} = c_{ij} R_{ij} K_j R_{ij}' \quad (4)$$

其中

$$c_{ij} = \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{\sigma_d}\right) \quad (5)$$

$$R_{ij} = I - 2r_{ij}r_{ij}^T, R_{ij}' = R_{ij}\left(I - \frac{1}{2}r_{ij}r_{ij}^T\right) \quad (6)$$

其中: σ_d 是邻近域的尺度; r_{ij} 是 X_j 到 X_i 的单位矢量, 如图 1 所示; n_j 是 X_j 点的法向量; K_j 是一个 3×3 的矩阵, $K_j = n_j n_j^T$ 。图中 v_i 表示 X_i 点接收到的 X_j 点的法向量 n_j 投票, 即 S_{ij} 。因此 X_i 点周围 m 个三维点对应的张量投票影响为: $K_i = \sum_j^m S_{ij}$ 。

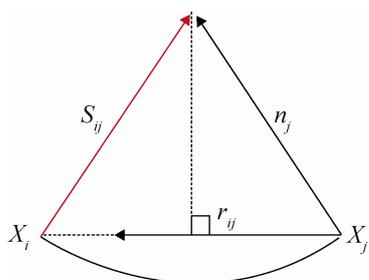


图 1 张量投票示意图

对矩阵 K_i 求特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 和特征向量 e_1, e_2, e_3 。 $(\lambda_1 - \lambda_2)e_1$ 表示 X_i 点的表面张量显著性, 用于法向量的可视化绘制。如果 λ_1 远大于 λ_2, λ_3 , 则可判断 X_i 点周围的三维点法向量对其影响一致, 说明 X_i 点是鲁棒点。如果 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 都较小并且差异不大, 则 X_i 点是噪声点, 详细证明见文献[12]。

在我们的运用中 X_j 点的法向量 n_j , 取 PMVS 扩展算法得到的三维点云面片的法向量。对新扩展的三维点 X_i , 计算其周围三维点云 X_j 对其的张量投票矩阵, 分析矩阵特征值, 过滤掉特征值差异小的新扩展点。如果新扩展点是张量投票的鲁棒点, 即使其周围只有少量点, 我们也阻止 PMVS 的滤波策略将其剔除。将其保留到列表中作为后续扩展的基准点, 以增加扩展点的稠密度。

4 多尺度离散-连续变分法深度重构

扩展了鲁棒稠密三维点云后, 我们在弱纹理区域获得了更多的鲁棒支撑点。接下来运用文献[9]的离散连续变分法获得多视图图像的深度图:

$$f(x_i, h) = \text{Min} \left(\sum_n \lambda I(x, h(x)) dx + \sum_n \|\nabla h(x)\|_\epsilon dx \right) \quad (7)$$

其中: h 是图像上像素点 x_i 的深度值; $h(x)$ 是深度

值对应的三维点在邻近的 n 幅图像上的投射点。公式(7)的目的是寻找使得 x_i 和其邻近图像上的投射点的像素差值 $I(x, h(x))$ 最小的深度值 h 。同时为了避免搜索过程中出现阶梯状的断层, 影响整体建模的平滑性, 因此在公式中加入了 Huber 范数 $\|\nabla h(x)\|_\epsilon$, Huber 范数是介于一维和二维间的范数, 用于保持小尺度下的平滑变化。

深度值 h 的优化, 可以引入辅助变量 h' , 公式变为:

$$f(x_i, h, h') = \text{Min} \sum_n \{ \lambda I(x, h(x)) dx + \|\nabla h'(x)\|_\epsilon \} dx + \sum_n \mu (h(x) - h'(x))^2 dx \quad (8)$$

其中 μ 是优化系数, 公式(8)运用文献[13]的原对偶 (primal-dual) 方法求解, 即固定 h 值, 在 h 值的周围寻找满足最小优化函数的 h' 。

为了增加搜索匹配的鲁棒性, 并减小计算量和内存耗费, 我们运用文献[9]的多尺度自适应采样法, 对图像做金字塔尺度分层, 深度值搜索先从低分辨率开始, 优化确定深度值后再扩展高一层的高分辨率图像。

从公式(8)可以看出, 对于在弱纹理区域的深度值 h 越精确、数目越多, 以 h 为基准的弱纹理区域深度值 h' 求解才具有更高的精确度。而我们在步骤 4 中运用张量投票原理约束法向量, 增加了深度值 h 的数目和鲁棒性, 以提高了弱纹理区域的建模精度和完整度。

5 实验

5.1 实验对比方法和实验数据

我们提出的方法与 Yasutaka 等的经典三维扩展算法 PMVS^[2], 以及深度图重构文献: Fuhrmann 等的 MVE^[8], Kang 等的 MeshReon^[9] 重构算法进行比较。

实验数据选取: (1) 选择图像建模领域里常用的 templeRing 数据(47 幅图, 分辨率 640×480) 作为纹理丰富图像组; (2) 我们在不同的室内外和光照环境拍摄的三组局部存在弱纹理区域的图

像: 头像(27 幅图, 室内拍摄, 面部和头发部分颜色单一)、圆筒(30 幅图, 室外拍摄, 侧面和顶面金属边缘颜色单一, 有反光现象)、椅子(30 幅图, 室内拍摄, 颜色单一、有反光现象), 这三组图像序列分辨率均为 1600×1200 , 如图 2 所示。



(a) templeRing (b) 头像 (c) 圆筒 (d) 椅子

图 2 实验数据图像

5.2 实验过程

提出方法的实验中间过程和重构结果如图 3 所示, 图 3 中的数据是头像图序列。首先运用 Wu^[10] 的基于 GPU 的多核并行 SFM 处理软件 VisualSFM, 获得输入图像序列的焦距、扭曲系数、相机旋转和平移矩阵, 以及 SIFT 特征点重构出的稀疏三维点云, 如图 3(a)所示。然后运用松弛变量方法对 SFM 得到的稀疏三维点云数据滤波并优化相机矩阵, 接着运用步骤 3 的法向量张量投票约束扩展三维点云得到的稠密点云如图 3(b)所示。最后运用步骤 4 的多尺度离散连续变分获得图像的深度图, 再经过深度图融合和网格化生成的三维模型的正面和侧面如图 3(c)所示。



(a) 初始的稀疏点云 (b) 扩展点云 (c) 重构的三维模型

图 3 提出方法实验过程示例

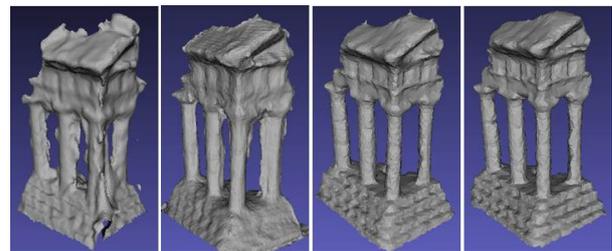
5.3 重构模型比较

提出方法与 PMVS, MVE, MeshRecon 等方法重构的三维模型分别在: 纹理丰富的 templeRing

图像组, 局部弱纹理的头像、圆筒、椅子图像组进行比较。PMVS 和 MVE 重构出三维点云后运用文献[3]的泊松表面重构算法(SPSR)生成模型面片。MeshRecon 方法和我们提出的方法(Our)均运用 Marching Cube 算法^[14]生成三维面片。上述方法生成的三维模型均在 Meshlab 软件中绘制。

5.3.1 丰富纹理图像重构结果

templeRing 图像组重建结果如图 4 所示。



(a) PMVS (b) MVE (c) MeshRecon (d) Our

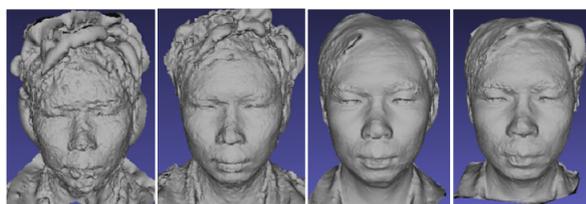
图 4 纹理丰富的 templeRing 图像组重构比较:

图 4 显示, 对于纹理丰富的 templeRing 图像组, 上述四种方法均能较好的重构三维模型, PMVS 结果如图 4(a), 重构的点云最少, 因此面片化后的细节部分不如其它三种方法, MeshRecon 如图 4(c)和 Our 如图 4(d)均采用了多尺度离散连续优化方法, 面片细节更好。MeshRecon 的结果在模型顶部有微小的突起点, 而 Our 方法没有这些突起。

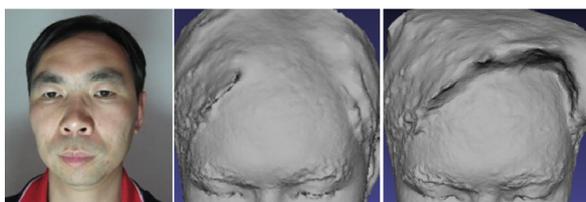
5.3.2 局部纹理稀疏图像重构结果

室内拍摄的头像图像组的重构结果如图 5 所示, 此图像序列中头像的面部、耳部、头发等存在纹理稀疏区域, 特别是头发呈现单一的黑色。PMVS 方法如图 5 (a) 和 MVE 方法如图 5 (b) 所示, 重构的点云在头发位置出现了大量的噪声点, 泊松表面重构的模型呈现杂乱的面片。而且 PMVS 方法因其只能重构半稠密点云, 因而影响了面部模型的精度。MeshRecon 方法如图 5 (c) 和 Our 如图 5 (d) 重构的模型, 具有更好的精度。在头发部分, Our 方法因在做深度图重构前, 运用张量投票约束点云扩展方法增加了弱纹理区域的鲁棒三维支撑点数目, 所以能重构出头发的完整形

状,局部放大图如图 5 (g),而 MeshRecon 则略掉了此区域的模型重构,作了平滑处理,局部放大图如图 5 (f)。



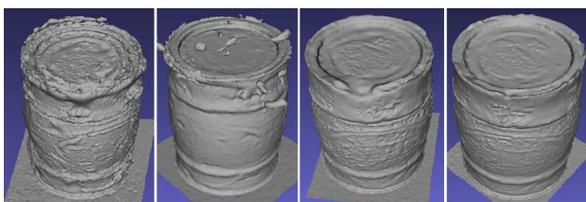
(a) PMVS (b) MVE (c) MeshRecon (d) Our



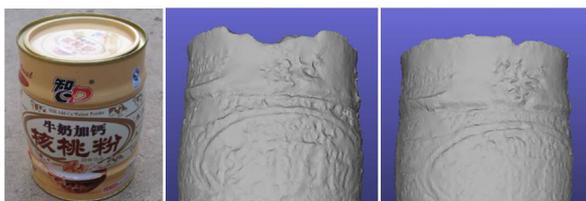
(e) 头像图 (f) MeshRecon 局部 (g) Our 局部

图 5 头像图像组重构比较:

圆筒铁盒图像组的重构模型图 6 所示:此图像序列在室外拍摄,圆筒的顶部边缘在某一个方向上存在太阳光的反射现象,圆筒侧面有部分区域颜色单一。Our 方法如图 6 (d),局部放大图如图 6 (g),相比 PMVS 如图 6 (a) 和 MVE 如图 6 (b) 具有更少的噪声点,并且在圆筒顶部阳光反射部分,重构出相比 MeshRecon 方法如图 6 (c),局部放大图如图 6 (f) 具有更完整的模型边缘。



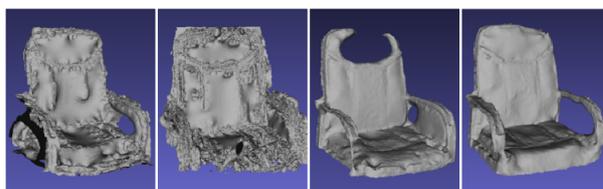
(a) PMVS (b) MVE (c) MeshRecon (d) Our



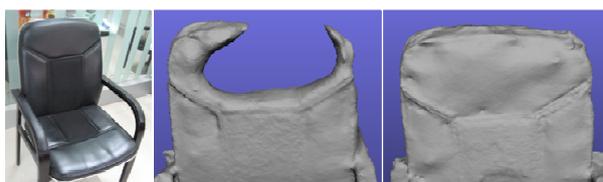
(e) 圆筒铁盒图 (f) MeshRecon 局部 (g) Our 局部

图 6 圆筒铁盒图像组重构比较

椅子图像组的重构模型如图 7 所示:此图像序列在室内拍摄,椅子图像大部分是单一的黑色,椅子的顶部有金属框,且在顶部方位的日光灯照射下,呈现部分反光现象。PMVS 如图 7 (a) 和 MVE 方法如图 7 (b) 存在大量的噪声点,MeshRecon 方法如图 7 (c),局部放大图如图 7 (f) 也由于反光现象在椅子的顶部具有较少的鲁棒点,因而模型不完整。Our 方法如图 7 (d),局部放大图如图 7 (g) 则能较好的重构出这些缺失部分。



(a) PMVS (b) MVE (c) MeshRecon (d) Our



(e) 椅子图 (f) MeshRecon 局部 (g) Our 局部

图 7 椅子图像组重构比较

6 结论

针对现有基于图像的三维重构方法难以有效建模图像中弱纹理区域的问题,本文运用松弛变量优化方法,在 SFM 阶段滤除图像中因弱纹理区域颜色单一、重复纹理、局部反光现象导致的三维噪声点云。然后在稠密点云扩展阶段,在 PMVS 算法的基础上加入张量投票法向量约束,获得更加鲁棒和更多数目的扩展三维点云,用于后续的多尺度离散连续变分深度图重构。实验结果表明,相对于稠密点云扩展算法 PMVS,深度图重构算法 MVE 和 MeshRecon,提出的方法得到更好的建模精度和完整性。

参考文献:

- [1] N Snavely, S M Seitz, R Szeliski. Photo tourism: Exploring photo collections in 3D [J]. ACM Transactions

- on Graphics (S0730-0301), 2006, 3(25): 835-846.
- [2] Yasutaka Furukawa, Brian Curless, Steven M Seitz. Towards Internet-scale multi-view stereo [C]// IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2010: 1434-1441.
- [3] M Kazhdan, H Hoppe. Screened poisson surface reconstruction [C]// ACM Transactions on Graphics. USA: IEEE, 2013, 32(3): 1-13.
- [4] Byungjoon Chang, Sangkyu Woo, Insung Ihm. GPU-based parallel construction of compact visual hull meshes [J]. The Visual Computer (S0178-2789), 2014, 30(2): 201-211.
- [5] Sorensen, Rhein, Mahoney. Reconstruction of textureless regions using structure from motion and image-based interpolation [C]// International Conference on Image Processing. USA: IEEE, 2014: 1847-1851.
- [6] 陈明伟, 杨洋. 弱纹理图像建模中的相机优化和扩展滤波研究 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(10): 2449-2453.
- [7] 缪君, 储珺, 张桂梅. 基于稀疏点云的多平面场景稠密重建 [J]. 自动化学报. 2014, 41(4): 813-822.
- [8] S Fuhrmann, F Langguth, M Goesele. MVE A Multi View Reconstruction Environment [C]// Euro graphics Workshop on Graphics and Cultural Heritage. Germany: Eurographics, 2014.
- [9] Zhuoliang Kang, Gerard Medioni. Fast Dense 3D Reconstruction using an Adaptive Multi-scale Discrete-Continuous Variational method [C]// Winter Conference on Applications of Computer Vision. USA: IEEE, 2014: 53-60.
- [10] Changchang Wu, Sameer Agarwal, Brian Curless, *et al.* Multicore Bundle Adjustment [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2011: 3057-3064.
- [11] Carl Olsson, Olof Enqvist. Stable Structure from Motion for Unordered Image Collections [C]// Conference on Image Analysis. USA: IEEE, 2011: 524-535.
- [12] T Wu, S Yeung, J Jia, *et al.* A Closed-Form Solution to Tensor Voting: Theory and Applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2012, 34(8): 1482-1495.
- [13] A Chambolle, T Pock. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision (S0924-9907), 2011, 40(1): 120-145.
- [14] W E Lorensen, H E Cline. Marching cubes: A high resolution 3d surface construction algorithm [C]// ACM Siggraph Computer Graphics. USA: IEEE, 1987, 21: 163-169.
- [15] 姚俊峰. 交互三维技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [16] 陈璋, 郑昭. 兰花 [M]. 北京: 中国林业出版社, 2004.
- [17] 闫雪. 基于虚拟现实技术的植物动态生长模拟关键技术研究 [D]. 吉林: 吉林农业大学, 2012.
- [18] 温维亮, 郭新宇, 陆声链, 等. 曲面建模方法在数字植物中的应用与展望 [J]. 中国农业科学, 2011, 44(7): 1338-1345.
- [19] 马培良, 丁维龙, 古辉. 基于 OpenGL 和双三次贝塞尔曲面的稻叶可视化建模 [J]. 浙江工业大学学报, 2010, 38(1): 36-40.
- [20] 李娜, 王琰. 基于 IFS 的荷叶叶脉纹理算法 [J]. 沈阳理工大学学报, 2008, 27(6): 21-24
- [21] 刘东平, 张文俊, 田超, 等. 一种植物花朵开花的动态仿真模型 [J]. 微型电脑应用, 2010, 26(3): 3-5.
- [22] 刘金定, 伍艳莲, 梁敬东. 基于 OpenGL 的荷花开放过程模拟 [J]. 安徽农业科学, 2008, 36(25): 11054-11056.
- [23] Peiyu Qin, Chuanbo Chen. Simulation Model of Flower Using the Integration of L-systems with Bezier Surfaces [J]. International Journal of Computer Science and Network Security (S1738-7906), 2006, 6(2A): 65-68.
- [24] 曾茜. 花卉植物形态与生长可视化仿真研究 [D]. 北京: 北京林业大学, 2011.
- [25] 淮永建, 曾茜. 花卉植物形态与生长可视化仿真研究 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(8): 185-188.
- [26] 姚俊峰. 三维数字创意产业核心技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [27] Chen X J, Neubert B, Xu Y Q, *et al.* Sketch-Based Tree Modeling Using Markov Random Field [J]. ACM Transactions On Graphics (S0730-0301), 2008, 27(5): Article 109:1-9.
- [28] Ding Z, Xu S, Ye X, *et al.* Flower Solid Modeling Based on Sketches [J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE A (S1673-565X), 2008, 9(4): 481-488.
- [29] Richard S Wright Jr, Nicholas Haemel Graham Sellers Benjamin Lipchak. OpenGL 超级宝典(5 版) [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012.
- [30] 施瑞奈尔. OpenGL 编程指南(7 版) [M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.

(上接第 2552 页)