

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2013 5  
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所  
中国图象图形学学会主办  
北京应用物理与计算数学研究所



# 中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 5 月 第 18 卷 第 5 期(总第 205 期)

## 目 次

### 综述

- 中国图像工程:2012 ..... 章毓晋(483)  
动态场景下的交通标识检测与识别研究进展 ..... 刘华平, 李建民, 胡晓林, 孙富春(493)

### 图像处理与编码

- 基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构 ..... 李然, 干宗良, 朱秀昌(504)

### 图像分析和识别

- 利用视觉显著性和粒子滤波的运动目标跟踪 ..... 张巧荣, 冯新扬(515)  
融合边缘测度的自然场景彩色图像区域分割 ..... 代沁伶, 王雷光, 洪亮(523)  
场景语义树图像标注方法 ..... 刘咏梅, 杨帆, 于林森(529)  
基于视锥细胞色适应生理机制的颜色恒常性计算 ..... 袁兴生, 王正志, 项凤涛(537)

### 医学图像处理

- 改进 FCM 和 LFP 相结合的白细胞图像分类 ..... 庞春颖, 刘记奎, 韩立喜(545)  
局部高斯分布拟合的脑 MR 图像分割及有偏场校正 ..... 崔文超, 王毅, 樊养余, 冯燕, 郝重阳(552)

### 遥感图像处理

- 局部投影可分离的高光谱图像异常检测 ..... 刘明, 杜小平, 夏鲁瑞(558)  
基于结构特征的遥感影像匹配 ..... 寇媛, 徐景中(565)

### “第 9 届中国计算机图形学大会”专栏

- 结合浅景深与构图的图像质量评价 ..... 顾婷婷, 郭延文, 殷昆燕(574)  
结合精确大气散射图计算的图像快速去雾 ..... 甘佳佳, 肖春霞(583)  
多特征综合的视频拷贝检测 ..... 林莹, 杨扬, 凌康, 肖金伟, 武港山(591)  
真实感雨线绘制 ..... 江隆盛, 吴恩华(600)  
误差云映射的深度融合 3 维重建 ..... 陈亚当, 蔡仲谋, 吴恩华(607)

- “第八届中国系统建模与仿真技术高层论坛”征文通知 ..... 封 3

# Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 5 May 2013

## Contents

### Review

- Image engineering in China: 2012 ..... Zhang Yujin(483)
- Recent progress in detection and recognition of the traffic signs in dynamic scenes  
..... Liu Huaping, Li Jianmin, Hu Xiaolin, Sun Fuchun(493)

### Image Processing and Coding

- Smoothed projected Landweber image compressed sensing reconstruction using hard thresholding based on principal components analysis  
..... Li Ran, Gan Zongliang, Zhu Xiuchang(504)

### Image Analysis and Recognition

- Object tracking based on visual saliency and particle filter ..... Zhang Qiaorong, Feng Xinyang(515)
- Regional segmentation of natural scene color images by integrating edge cues ..... Dai Qinling, Wang Leiguang, Hong Liang(523)
- Automatic image annotation based on scene semantic trees ..... Liu Yongmei, Yang Fan, Yu Linsen(529)
- Color constancy algorithm based on biological mechanism; color adaptation of cone cells  
..... Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi, Xiang Fengtao(537)

### Medical Image Processing

- White blood cells image classification based on improving the connection of FCM and LFP  
..... Pang Chunying, Liu Jikui, Han Lixi(545)
- Multiphase level set method for segmentation and bias correction of brain MR images  
..... Cui Wenchao, Wang Yi, Fan Yangyu, Feng Yan, Hao Chongyang(552)

### Remote Sensing Image Processing

- Anomaly detection method based on separable local projection in hyperspectral imagery ... Liu Ming, Du Xiaoping, Xia Lurui(558)
- Algorithm for remote sensing images matching based on the structure characteristics ..... Kou Yuan, Xu Jingzhong(565)

### Issum of the Chinagraph '2012

- Image quality assessment combining low DoF and composition ..... Gu Tingting, Guo Yanwen, Yin Kunyan(574)
- Fast image dehazing based on accurate scattering map ..... Gan Jiajia, Xiao Chunxia(583)
- Video copy detection based on multiple visual features synthesizing  
..... Lin Ying, Yang Yang, Ling Kang, Xiao Jinwei, Wu Gangshan(591)
- Photorealistic rendering of rain streaks ..... Jiang Longsheng, Wu Enhua(600)
- Three dimensional reconstructions based on error clouds mapping ..... Chen Yadang, Cai Zhongmou, Wu Enhua(607)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)05-0607-06

论文引用格式: 陈亚当, 蔡仲谋, 吴恩华. 误差云映射的深度融合3维重建[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(5): 607-612.

## 误差云映射的深度融合3维重建

陈亚当<sup>1</sup>, 蔡仲谋<sup>1</sup>, 吴恩华<sup>1,2</sup>

1. 澳门大学计算机与信息科学系, 澳门, 中国 999078; 2. 中科院软件研究所计算机国家重点实验室, 北京 100090

**摘要:** 描述了一种应用于视频序列的3维稠密重建方法, 主要针对基于多深度图恢复3维物体时存在的多对一映射重复投影问题, 提出基于误差云概念的3维定点优化方法。该方法首先通过深度矫正, 增加视频序列深度图的一致性; 其次利用投影过滤分类算法, 把所有投影点按照多对一映射的关系, 以3维空间中所有不同点为类型, 进行投影点依次映射, 将每一点划分在各自的误差云类中以求得投影点与3维点的对应关系; 随后采用空间高斯分布求出每个误差云所恢复出来的点坐标。最后通过多边形技术对恢复的点云数据进行网格化, 使其重建出精确的目标物体或场景的3维轮廓。从实验结果可以观察到, 本文3维重建方法可以有效减少深度图融合多对一映射重复投影问题所带来的负面影响, 使重建结果更加接近于真实物体, 达到较好的效果。

**关键词:** 3维重建; 视频深度图; 误差云; 3维定点优化; 空间分辨率

## Three dimensional reconstructions based on error clouds mapping

Chen Yadang<sup>1</sup>, Cai Zhongmou<sup>1</sup>, Wu Enhua<sup>1,2</sup>

1. Department of Computer and Information Science, University of Macau, Macau 999078, China;

2. State key laboratory of Computer Science, Software Engineering Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100090, China

**Abstract:** This article describes a dense 3D reconstruction method based on video sequences. It mainly aims at the repeated projection problem, which exists in the 3D objects reconstruction from multiple depth maps. With the concept of an error cloud, a method called “optimization of fixed 3D points” is proposed to solve this problem. First, it uses depth rectification to improve the consistence. Then, it adopts a projection classification algorithm to classify all the projection points into the different error clouds which are characterized by the different 3D points through the many-to-one mapping relationship. At last, it computes the point coordinates for every cloud in 3D space by Gaussian distribution. Following the above, the point data are polygonized to recover the mesh of 3D objects. The final experimental results show that this method efficiently reduces the bad effect from the many-to-one mapping problem and it makes the reconstruction closer to the real object, which achieve a better effect.

**Key words:** 3D reconstruction; video depth maps; error cloud; optimization of fixed 3D points; spatial resolution

## 0 引言

3维重建方法根据场景或物体的绘制表现以及其时间发展前后来划分, 大致分为基于3维立方格的恢复<sup>[1]</sup>, 这种方法实现简单, 可操作性强, 并且理

论上可以实现任何真实空间中复杂的物体曲面, 不过这种方法受限于虚拟3维空间的大小和其立方格在空间中的分辨率; 基于多边形网格的恢复<sup>[2]</sup>, 这种方法在数据绘制和存储上有显著的优点, 但由于其优化过程依赖于初始位置的选择, 因此这种方法的应用性受到了限制; 基于多视点深度图的场景恢

收稿日期: 2012-08-14; 修回日期: 2012-12-13

**第一作者简介:** 陈亚当(1985—), 男, 澳门大学计算机信息科学系在读博士研究生, 主要研究方向为计算机图形学、立体匹配、3维重建、视频融合等。E-mail: cyd4511632@yahoo.com.cn

复,此种方法避免了对 3 维空间域的重采样,并且应用更为灵活,因此是目前比较主流的 3 维重建方法<sup>[3-4]</sup>,包括许多其他种类的方法也都借鉴了图像深度测试的理论去进行优化和过滤<sup>[5-6]</sup>,但是其本质依赖于图像深度恢复的结果,并且存在多对一的映射问题,这是该方法目前存在的主要问题。另外一些基于块的方法也被提出,用以使 3 维重建效果显得更为平滑和完整,并且减少数据存储量和算法本身的复杂度。其中比较经典的有美国华盛顿大学图形图像实验室 Furukawa 博士提出的 PMVS (patch-based multi-view stereo) 和 CMVS (clustering views for multi-view stereo) 重建方法<sup>[5-6]</sup>。该方法回避了稠密深度的恢复,直接以图像特征点去迭代扩散并优化,使其恢复出物体原型。但对于含有较大的纹理无特征区域,此方法的扩散效果不好,并不能恢复出全部表面而产生镂空。

提出一种基于视频的 3 维物体稠密重建方法,其主要思想是利用视频序列相比于随机选取的图像序列具有更好的时间连续性,从而能更为精确,并且更为稠密地实现 3 维重建。该方法在基于立体匹配的图像深度恢复理论基础上,提出一种 3 维点像素定位优化算法,其主要包括 3 个步骤。首先利用基于视频的深度恢复结果进行序列双向矫正,以增加深度图之间的一致性;其次运用投影过滤分类算法为每一 3 维空间恢复点,计算其在视频序列中的对应的所有投影点分别有哪些,以此去除多对一映射,即多重投影的问题;最后利用空间高斯分布,求取每一个 3 维点在投影点群中对应的坐标均值,作为该点在 3 维空间中的坐标位置。从实验结果可以看出,通过 3 维点像素定位优化算法,可以近似恢复出物体轮廓在 3 维虚拟空间的稠密点云,实验最后通过对点云数据的三角形化使其恢复出目标物体的 3 维网格轮廓。

## 1 相关技术简介

### 1.1 视频相机参数自标定

相机参数自标定一直是立体匹配和 3 维重建中的基础,因此借助于这些方法的实现<sup>[7]</sup>,去获取视频每帧的参数值。例如一段视频由  $n$  帧组成,定义视频  $v$  有  $v = \{f_t | t = 1, 2, \dots, n\}$ ,  $f_t$  为视频中的某一帧。那么每一帧都会得到对应虚拟相机的参数,包括相机内参和外参,用  $C_t = \{K_t, R_t, T_t\}$  表示,其中,  $K_t$  表示相机的内参,  $R_t$ 、 $T_t$  为相机外参,分别表示相

机在世界坐标中的旋转矩阵和平移矩阵。

### 1.2 视频深度恢复

视频深度恢复实质就是多目深度恢复,只不过其时间连续性更强。Okutomi 基于当时 SSD (sum of squared difference) 立体匹配误差计算的基础之上,提出了 SSSD (sum of SSD) 多目立体匹配统计的思想<sup>[8]</sup>,该方法一直沿用至今。基于多目深度恢复的方法目前亦有很多,其中文献[3]的研究效果和应用环境最符合本文方法,因此本文在此采用文献[3]方法进行深度恢复,融合 SSSD 统计思想构造匹配能量函数,并结合 Belief Propagation 全局立体匹配和基于 Mean Shift 图像分割的方法计算视频每一帧的深度值,将其定义为  $d = \{d_t(x, y) | t = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $(x, y)$  是一帧画面中某像素点的图像坐标。为了减小由遮蔽、光照、投影出界等因素而造成的匹配误差影响,采用文献[4]中的最优值排序过滤选择法,匹配邻居帧数量选择为  $\omega$ , 排序过滤后选择其中最优的  $\omega/2$  帧作为匹配帧。

### 1.3 泊松优化法网格重建

对于最后的点云数据采用文献[9]中泊松表面重建法生成网格数据,恢复出目标物体或场景的 3 维轮廓面。

## 2 3 维点像素定位优化

如上所述,就此得到视频序列每一帧的初始深度图  $d_t$ 。理论上由每一帧深度图  $d_t$  上的像素深度值,并结合其相机参数,就可以确定对应点在 3 维空间的位置。但是这样便存在多幅深度图对应一个 3 维空间模型的问题,如图 1 所示。

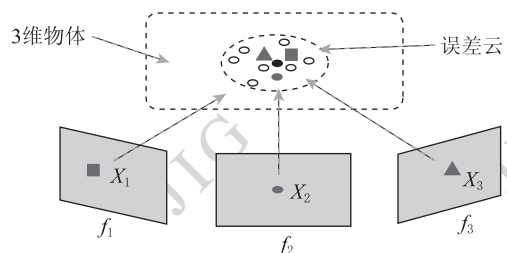


图 1 多深度图投影误差示意图

Fig. 1 Mapping error from multi-depth maps

从图 1 可以看出,当 3 维空间中的点(黑点表示)在多幅视频序列中产生投影点的时候(方框、圆圈、三角表示),即此时便会造成多幅深度图对应一个 3 维模型。通过  $f_1$  中  $X_1$  的像素深度,可以恢复



出3维点位置信息,如误差点云中的方框,但由于深度恢复误差的存在,恢复的点一般会与真实点的位置有偏差,所以称为误差点。同样,由 $X_2$ 和 $X_3$ 以及所有投影点所恢复的3维点,都会产生误差点,并且这些点集中在真实点周围,形成误差云。如何从误差云中恢复出较为正确并且唯一的3维空间点是本文研究的重点。

## 2.1 深度双向矫正

图1描述了多深度图对应一个3维模型的误差云问题,其本质是因为在恢复误差的影响下,多深度图一致性被破坏,即它们不满足于

$$d(x \rightarrow x') = d(x') \quad (1)$$

式中, $d(x \rightarrow x')$ 是通过帧 $f_1$ 上的 $x$ 初始深度值与 $C_1$ 计算出3维恢复点 $x_{w1}$ 在 $f_2$ 上投影点 $x'$ 的理想深度值,过程如图2所示。

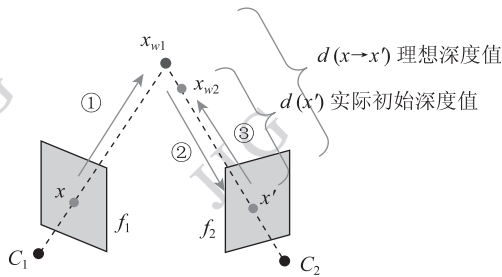


图2 误差投影过程

Fig. 2 Process of error mapping

具体计算过程为

$$d(x \rightarrow x') = \frac{\mathbf{K}'^{-1} x'}{\mathbf{R}' \mathbf{R}^{-1} \left( \frac{\mathbf{K}^{-1} x}{d} - \mathbf{T} \right) + \mathbf{T}'} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{K}'$ , $\mathbf{R}'$ 和 $\mathbf{T}'$ 为 $f_2$ 的相机参数。 $d(x')$ 是其 $x'$ 在 $C_2$ 上的初始深度值,其恢复的3维点为 $x_{w2}$ 。

理论上理想深度值与对应初始深度值应该相等,但由上节所述深度误差的影响,式(1)在实际中是不成立的,即 $x_{w1}$ 和 $x_{w2}$ 不在同一位置。因此提出深度双向矫正去增加视频序列深度图参考帧与匹配帧之间的一致性。这类似于文献[3]中提出的束优化方法,不过本文更侧重于深度值一致性的矫正。构造深度恢复的能量匹配函数 $E(d)$ ,对初始深度值进行再次迭代矫正。

$$E(d) = \arg \max_{d(x)} \left( \sum_x \left( \alpha \cdot D(d(x)) + \beta \cdot \sum_{(x,y)} S(d(x), d(y)) + \gamma \cdot C(d(x), d(x')) \right) \right) \quad (3)$$

式中, $D(d(x))$ , $S(d(x), d(y))$ 分别为能量函数数据项和平滑项, $C(d(x), d(x'))$ 为双向矫正的一致性归一惩罚项。 $\alpha$ , $\beta$ 和 $\gamma$ 为权值系数。

双向矫正的正向过程指由参考帧初始深度值 $d_x$ 计算其在所有匹配帧 $f_t$  ( $t \neq$  参考帧)上的对应投影点 $x'_t$ 的理想深度 $d(x \rightarrow x'_t)$ 过程,逆向过程指匹配帧投影点 $x'_t$ 的理想深度与其初始深度 $d(x'_t)$ 的误差量比重计算。通过该方法把原本一幅幅独立的视频深度图序列用双向矫正使其关联起来,以误差惩罚作为矫正的因素之一,增大深度一致性,减小它们之间的独立性,从而使图2中的误差点云分布更密集且向真实3维点靠近。

## 2.2 投影过滤分类

由图1可以看出,一个真实场景中的3维空间点在其视频序列中可能存在多个投影,这些投影根据自身深度值可以逆向恢复出多个接近真实位置的3维误差点 $x_{wt}$ 。但是原本它们是属于同一点的投影,因此,必定造成3维物体恢复过程中重复逆投影的问题。即原本单一的3维空间点,由于多深度图投影的问题,使之在恢复时变成了多个点。为解决此问题,提出投影过滤分类方法,即目的在于找出哪些投影点同属于3维空间中的同一点,以此给这些投影点进行分类,减轻重复逆投影的问题。

通过如图2的投影过程执行投影分类,首先对于参考帧的像素点 $x$ ,计算其3维恢复点 $x_{w1}$ ,再将其投影到所有匹配帧中,所有投影像素点保存当前参考点和自己的数据项 $\alpha \cdot D(d(x))$ 以及惩罚项 $\gamma \cdot C(d(x), d(x'))$ 之和,参考点则保存其全部的平均值,把此值称为像素点的分类可信度。由SSSD匹配原理和最优值排序过滤选择法可知,所投影的这些点已是误差云中误差最小的点序列组合,就此可以认为它们是属于同一个3维点,亦可划分到同一个误差云里,即同一类。不过要考虑到图3所示情况。

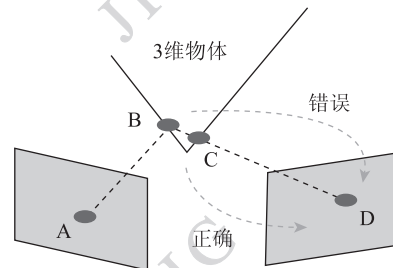


图3 遮蔽错误投影

Fig. 3 Occlusion error

图 3 中表述了一种遮蔽错误投影的情况。例如由 A 计算出 3 维空间点 B 颜色和 C 颜色一样,并且深度差异甚小,这样就会导致 B 点被错误地投影到了 D 点,因此最后错误的将 A 和 D 为同一类。因此加入点法向判定限制,去解决此类问题。点法向量可由 1.2 节基于图像分割的深度恢复过程中提取分割块平面法向量系数  $\mathbf{n}_{it} = (a_t, b_t, c_t)^i_{\text{cam}}$  代替其分块中的像素点法向量,其中  $t$  表示帧号,  $i$  表示分割块号。因为此法向是基于各自摄像机坐标之下,因此需把它们转换到统一的世界坐标系下进行处理,即

$$\begin{bmatrix} a_t \\ b_t \\ c_t \end{bmatrix}_{\text{world}}^i = \mathbf{R}_t^{-1} \cdot \left( \begin{bmatrix} a_t \\ b_t \\ c_t \end{bmatrix}_{\text{cam}}^i - \mathbf{T}^T \right) \quad (4)$$

此点法向量判定限制定义为

$$\frac{\mathbf{n}_{ir} \cdot \mathbf{n}_{jt}}{|\mathbf{n}_{ir}| \cdot |\mathbf{n}_{jt}|} \geq \delta, t \neq r \quad (5)$$

满足式(5)的投影点被划分进一个误差云里。在投影分类中,假如当前处理参考帧的像素点  $x$  已被标记为某一类,如图 4 中的情况 A,那么  $x$  在其匹配帧中的投影点分类号与自身类型保持一致,并且计算自身以及所有投影点各自的分类可信度,以和原有可信度比较,选其大的更新为当前可信度值。

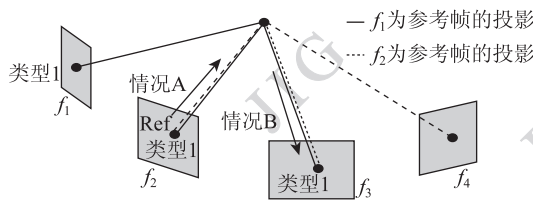


图 4 投影分类过程

Fig. 4 Process of mapping classification

这使得投影分类不会受限于匹配帧数量的选择。但是这样也会带来误差扩散的问题,即造成 3 维中的多近似像素点(指颜色近似,位置接近的像素点)被标记为同类,划分在同一个误差云里。不过采用泊松优化表面重建的方法可以解决此问题。图 4 中的情况 B 描述了假如匹配帧中的投影点已被标记为某类型,如果类型与参考点一致,则如上所述先比较,再更新分类可信度即可;如果类型不一致,则同样比较新旧分类可信度,可信度更新为较大值并同时更新类型与较大值所属类型保持一致。以上过程为投影过滤分类过程,投影过滤分类算法伪代码如下:

For Each Frame Loop:

For Each Pixel Loop:

计算其对应的所有投影点位置;

If 当前像素有类型

$cur\_type = original\_type;$

Else

$cur\_type = new\_type;$

For Each Projection Point Loop:

If 法向量限制条件成立

计算投影点的分类可信度,并且把它记为  $cur\_value$ .

If 当前投影点有类型

If 原始可信度 < 当前可信度

$new\_value = cur\_value;$

Keeping  $cur\_type$ ;

Else

NULL;

Else

$new\_value = cur\_value;$

Keeping  $cur\_type$ ;

Else

$cur\_type = null\_type;$

$new\_value = 0;$

Loop End

计算当前参考点的可信度

$new\_value = \frac{\text{投影点可信度总和}}{\text{投影点数量(匹配帧数量)}};$

Loop End

Loop End

## 2.3 空间高斯分布求解误差云

通过以上操作,已把 3 维空间中不同的单一立体点一一映射到对应的误差云里。解决误差云到点的恢复,即解决了多幅深度图对应一个 3 维空间模型的多映射重复投影问题。通过优化已知误差云中误差点的分布描述如下:离真实 3 维点距离越近的误差点分布越密集,离真实点距离越远的误差点越稀疏。因此采用空间高斯分布密度函数模拟其每个误差云的误差点分布,而其期望均值  $\mu$  就可看做真实 3 维点的空间位置。因此把误差云看做样本集合,把其中每个误差点看做单个离散的样本值,此问题就等价于求解样本期望均值的问题。选取最大似然估计以求得空间位置期望坐标  $\mu$ ,其  $\mu = [x_e, y_e, z_e]^T$ 。  $x_e, y_e, z_e$  分别为各方向期望坐标值。

即三元高斯分布的均值期望可以通过分别求出  $x, y, z$  的一元均值期望以求得。利用最大似然

点估计方法求出  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向的均值期望

$$\begin{cases} \mu_x = \bar{x}_i \\ \mu_y = \bar{y}_i \\ \mu_z = \bar{z}_i \end{cases} \quad (x_i, y_i, z_i) \in \text{误差云} \quad (6)$$

结合式(6)便可求得所恢复点的坐标 $\mu$ ,至此通过多投影点而得到了单一的3维空间点坐标。多映射重复投影问题就此解决。

### 3 实验结果

#### 3.1 测试数据和参数配置

每组视频的各自详细参数配置如表1中所示,  $\delta$ 是和物体的表面性质与细节程度有关,当然它与内容的远近程度也有关系,例如龙壁像序列中目标场景离摄像机较近,而孔子像中物体离摄像机

较远。

表1 视频序列以及参数配置

Table 1 Video sequences and parameters

| 视频   | 分辨率       | $\omega$ | $\alpha$ | $\beta$ | $\gamma$ | $\delta$ |
|------|-----------|----------|----------|---------|----------|----------|
| 孔子像  | 576 × 352 | 15       | 0.4      | 0.2     | 0.4      | 0.93     |
| 雕塑   | 576 × 352 | 15       | 0.3      | 0.4     | 0.3      | 0.93     |
| 欧式窗台 | 640 × 480 | 20       | 0.3      | 0.4     | 0.3      | 0.98     |
| 龙壁像  | 640 × 480 | 20       | 0.4      | 0.3     | 0.3      | 0.98     |

#### 3.2 效果图展示

图5中列举了上述测试序列的3维重建结果。可以看出,通过本文方法可以得到较好的重建效果。物体细节部分均可被还原出来,如孔子像和女子雕塑的衣服褶皱部分,窗台与龙壁画的凹凸部分。



(a) 原视频帧

(b) 重建3维表面

(c) 纹理映射结果

图5 3维重建实验结果

Fig. 5 Results of 3D reconstruction



## 4 结 论

本文重建方法通过对视频序列深度图的矫正,以及对每个误差点进行投影分类并利用 3 维高斯分布求解单一点坐标的过程,明显改善了深度图多对一重复投影的问题。和原来普通基于深度序列图恢复出来的效果相比,大大减少了误差点的投影并维持了物体本身的轮廓外形。通过实验结果可以看出,本文算法不管是对于表面凹凸程度较大的雕塑类型物体还是具有细节纹理凹凸的墙壁类型物体,都可以保证最后恢复结果的精确性。从而基本适用于所有 3 维物体的重建恢复。对于某些纹理无特征区域,因缺少特征匹配信息,则可能产生镂空现象。在今后的工作中将对此问题进行优化和解决,同时将 3 维恢复后的结果进行连续无缝拼接,达到对大规模场景的整体恢复。并且利用 GPU 通用计算对本文算法进行优化和加速,以达到最快的重建速度。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Fromherz T, Bichsel M. Shape from multiple cues; integrating local brightness information [ C ]//Proceedings of the 4th International Conference for Young Computer Scientists. Beijing, China: Peking University Press, 1995.
- [ 2 ] Furukawa Y, Ponce J. Carved visual hulls for image-based modeling [ J ]. Int. J. Comput. Vision, 2009, 81(1):53-67.
- [ 3 ] Zhang G F, Jia J Y, Wong T T, et al. Consistent depth maps recovery from a video sequence [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6):974-988.
- [ 4 ] Kang S B, Szeliski R. Extracting view-dependent depth maps from a collection of images [ J ]. International Journal of Computer Vision, 2004, 58(2):139-163.
- [ 5 ] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 32(8):1362-1376.
- [ 6 ] Furukawa Y, Curless B, Seitz S M, et al. Towards internet-scale multi-view stereo [ C ]//Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, CA USA: IEEE, 2010: 1434-1441.
- [ 7 ] Zhang G F. Video scene reconstruction and enhancement [ D ]. Hangzhou: Zhejiang University, 2009. [ 章国锋. 视频场景的重建与增强处理 [ D ]. 杭州:浙江大学, 2009. ]
- [ 8 ] Okutomi M, Kanade T. A multiple-baseline stereo [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(4):353-363.
- [ 9 ] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction [ C ]//The 4th Eurographics Symposium on Geometry Processing. Aire-la-Ville, Switzerland: Eurographics Association, 2006:61-70.