

# 基于多幅实拍照片为真实景物模型添加纹理\*

刘 钢<sup>1,2+</sup>, 彭群生<sup>1,2</sup>, 鲍虎军<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室,浙江 杭州 310027)

<sup>2</sup>(浙江大学 数学系,浙江 杭州 310027)

## Texture Mapping on Real World Models from Multiple Photographic Images

LIU Gang<sup>1,2+</sup>, PENG Qun-Sheng<sup>1,2</sup>, BAO Hu-Jun<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(State Key Laboratory of CAD&CG, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

<sup>2</sup>(Department of Mathematics, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-571-88206681, E-mail: gliu@cad.zju.edu.cn, <http://www.cad.zju.edu.cn>

Received 2003-12-08; Accepted 2005-02-03

Liu G, Peng QS, Bao HJ. Texture mapping on real world models from multiple photographic images. *Journal of Software*, 2005,16(11):2014–2020. DOI: 10.1360/jos162014

**Abstract:** The approach of mapping photographic images on 3D geometries that have been created from real world objects is attracting wide attentions. The registration of the images to the 3D geometries is the key technique. Since previous work used either 3D-2D point matching or silhouette matching for registration, it makes some special demands on the surface features or silhouette shapes of the geometries. In this paper, a new method is presented to overcome this problem. By matching the 3D points reconstructed from the images and the known geometric model in space, the topology and curvature information of the model surface can be fully utilized and all the images to the 3D model stitched at the same time. Experimental results show this method can account for some cases that are intractable for the traditional methods, and the results are quite satisfactory when the distribution of the reconstructed points is relatively symmetrical around the model surface.

**Key words:** realistic modeling; texture reconstruction; 3D-2D registration; model matching

**摘 要:** 利用实拍照片为基于真实景物创建的几何模型添加纹理的方法正在受到广泛的关注.实拍照片与几何模型的配准是这项技术的关键.以往方法采用 3D-2D 特征点匹配或侧影轮廓线匹配的方法进行配准,因此对空间物体的表面特征或轮廓线形状有特殊的要求.提出了一种新的配准方法来解决这一问题,由于采用了基于图像重建的采样点模型与已知几何模型在空间中匹配的方法实现配准,因而充分利用了物体几何形状本身的拓扑和曲率等信息,并可以一次性地实现所有图像与空间物体的配准.实验结果表明,该方法可以解决一部分用以往的方法尚无法处理的实际问题,且在重建空间采样点分布较为合理的情形下,纹理映射效果非常理想.

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60033010 (国家自然科学基金); the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.2002CB312101 (国家重点基础研究发展规划(973))

作者简介: 刘钢(1975 - ),男,辽宁铁岭人,博士,主要研究领域为基于图像的建模和绘制,计算机图形学,计算机视觉与可视化;彭群生(1947 - ),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机图形学,虚拟现实,红外仿真成像技术;鲍虎军(1966 - ),男,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为计算机图形学,虚拟现实,几何造型.

关键词: 真实感建模;纹理重建;3D-2D 配准;模型匹配

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

在计算机图形学和虚拟现实等领域中,基于真实世界中的景物来创建具有高度真实感的三维模型的方法正在受到广泛的关注.为此,人们需要从真实景物中获取两方面的信息,即景物的几何形状和表面颜色.目前,基于激光时间测距原理的三维扫描设备已经广泛应用于获取真实景物的几何模型,但遗憾的是,目前大多数三维扫描设备无法同时获取景物表面的颜色信息.此外,采用 CT 设备获取的人体扫描数据和基于实物尺寸创建的 CAD 模型等也不具备真实景物的颜色信息.基于上述原因,寻求经济实用的为采用上述各种手段获取的三维几何模型(以下简称已知几何模型)添加真实景物纹理的方法具有极其重要的意义.

一种解决方案是采用普通相机拍摄的照片为已知几何模型添加纹理,其关键技术是实拍照片与已知几何模型间的配准,也就是为每一幅照片确定其拍摄时相机相对于空间景物的方位和取景参数.目前主要有两类方法来解决这一问题:第 1 类方法需要得到若干组物体表面的空间特征点以及与之对应的图像特征点,进而利用这些 3D-2D 特征点的对应关系来实现配准<sup>[1-3]</sup>;第 2 类方法不依赖于这些对应点,而是通过匹配侧影轮廓线等较大的图像特征来实现配准<sup>[4-6]</sup>.在上述两类方法中,第 1 类方法简单、易行,但要求物体表面必须存在明显的特征点,且其在图像平面上的投影点可以很容易检测出来,这在实际应用中一般难以满足,因而通常需要在场景中放置附加的标记物体<sup>[2]</sup>,但这些标记物体最终还需要从纹理图像中予以剔除,因而增加了额外的工作,并且降低了纹理的质量;第 2 类方法通过匹配三维模型在图像平面上的投影轮廓线和图像本身含有的侧影轮廓线实现配准,因而对于表面上具有丰富细节的物体具有较好的配准效果,但是对于表面光滑或形状简单的物体反而会产生较大的误差,更为严重的是,在有些情况下,我们无法得到物体清晰的侧影轮廓线或者从多个视角观察到的物体的侧影轮廓线完全相同,从而导致该类算法失效.

本文提出了一种基于实拍照片为已知几何模型添加纹理的新方法.该方法与上述两类方法不同,即不采用 3D-2D 特征点匹配或侧影轮廓线匹配的方法实现配准,因此对空间物体的表面特征或轮廓线形状没有特殊要求.本文方法的主要流程可以用图 1 来说明:首先利用多幅图像上的对应特征点确定多幅图像间的相对位置关系并重建出若干空间采样点(如图 1(a)所示),进而在三维空间中对重建采样点模型和已知几何模型进行匹配(如图 1(b)所示),最后用匹配好的已知几何模型取代重建采样点模型的空间位置,并对其进行纹理映射(如图 1(c)所示).由于采用了重建采样点模型与已知几何模型在空间中匹配的方法实现配准,本文的方法充分挖掘了以往方法中尚未有效利用的物体几何形状本身的拓扑和曲率等信息,从而可以解决一部分用传统方法尚无法处理的实际问题,为这类问题提供了一种新的研究思路.

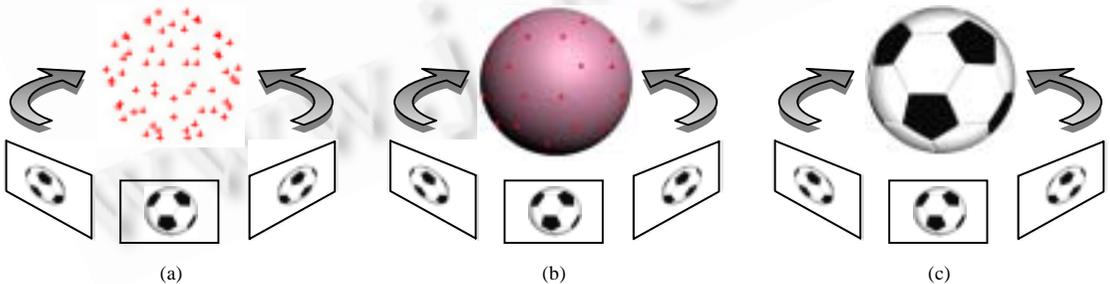


Fig.1 Main procedures of our method

图 1 本文方法的主要流程

## 1 基于多幅图像重建空间采样点模型

作为本文方法的第 1 步,我们需要利用多幅图像重建出若干空间采样点.由于原始图像上不同程度地存在着由相机镜头引起的非线性畸变,为了提高空间采样点的重建精度,我们首先采用基于定标物体的方法对相机

进行内定标<sup>[7]</sup>,从而得到每幅图像所对应的相机内部参数以及径向和切向畸变系数,进而可以对图像畸变进行校正.经过图像校正之后,我们就可以利用多幅图像上的对应特征点确定多幅图像间的相对位置关系(即外定标)并重建出若干空间采样点的三维坐标.

### 基础矩阵的确定

鉴于本文中所使用的多幅测试图像的拍摄位置相距较远,传统的特征点自动检测方法难以取得很好的效果,因此,我们采用手工交互的方式,在经过校正的多幅图像上指定若干特征点,并给出它们之间的对应关系.在指定了足够多的对应特征点以后,就可以利用这些对应特征点来求解基础矩阵.在本文的方法中,获得精确的基础矩阵对我们具有重要的意义.为此,我们先采用 Hartley 给出的方法对特征点的像素坐标进行归一化处理<sup>[8]</sup>,然后利用 LMedS 方法来求解基础矩阵<sup>[9]</sup>,从而减少了一些欠精确特征点对求解结果的影响.

### 基于两幅图像重建空间采样点模型

从重建顺序出发,我们接下来讨论如何利用已经内定标的两幅图像重建出若干空间采样点.这一问题在计算机视觉领域中被称为已定标重建问题.假定两幅图像所对应的内参矩阵分别为  $K$  和  $K'$ ,不妨令第 1 幅图像的相机坐标系与世界坐标系重合,并令第 2 台相机相对于世界坐标系的旋转矩阵和平移向量分别为  $R$  和  $t$ ,则两台相机的投影矩阵可分别表示为

$$\left. \begin{aligned} P &= K[I | 0] \\ P' &= K'[R | t] \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

对上述两式分别加以变换,即可得到规一化的投影矩阵:

$$\left. \begin{aligned} P_{cam} &= K^{-1}P = [I | 0] \\ P'_{cam} &= K'^{-1}P' = [R | t] \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

又设两幅图像间的基础矩阵为  $F$ ,则两幅图像间的本质矩阵可定义为  $E = K'^T F K$ ,此时,只需对  $E$  进行奇异值分解,即  $E = USV^T$ ,就可以得到第 2 台相机的旋转矩阵  $R$  和平移向量  $t$ :

$$\left. \begin{aligned} R &= UWV^T \text{ 或 } UW^T V^T \\ t &= u_3 \text{ 或 } -u_3 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中  $u_3$  是矩阵  $U$  的最后一列,且

$$W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

这样,我们就得到了  $P'_{cam}$  关于  $R$  和  $t$  的 4 种组合:

$$\left. \begin{aligned} P'_{cam} &= [UWV^T | u_3] \\ P'_{cam} &= [UWV^T | -u_3] \\ P'_{cam} &= [UW^T V^T | u_3] \\ P'_{cam} &= [UW^T V^T | -u_3] \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

事实上,上述几种组合中只有一种是具有正确几何意义的解.我们可以通过考察某一重建空间采样点相对于各个相机的空间位置来找出这个正确的解.不妨令  $m$  和  $m'$  分别为以齐次坐标表示的两幅图像上的一对对应点,  $M$  为与它们相对应的待重建的空间采样点,则有

$$\left. \begin{aligned} m &= PM \\ m' &= P'M \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

对其加以变换后可以推出:

$$\left. \begin{aligned} m_{cam} &= K^{-1}m = P_{cam}M \\ m'_{cam} &= K'^{-1}m' = P'_{cam}M \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

由于  $m_{cam}, m'_{cam}, P_{cam}, P'_{cam}$  均为已知,我们可以针对  $P'_{cam}$  存在的 4 种可能,逐一求解出相应的  $M$ ,易知,只有当  $M$  同

时位于两台相机的镜头前方时才是有效的解.为此,我们只需将每个重建点  $M$  分别代入下式:

$$\text{depth}(M, P_{cam}^i) = \frac{\text{sign}(\det(X))\lambda}{T\|x_3\|} \quad (8)$$

式中  $P_{cam}^i = [X | p_4]$ , 其中  $p_4$  为  $P_{cam}^i$  的第 4 列,  $x_3$  为  $X$  的第 3 行;且有  $M = [X \ Y \ Z \ T]^T$ ,  $P_{cam}^i M = \lambda[u \ v \ 1]^T$ . 这样,使函数  $\text{depth}(M, P_{cam}^i)$  和  $\text{depth}(M, P_{cam}^j)$  均为正值的重建点  $M$  就是具有正确几何意义的重建点,其对应的  $P_{cam}^i$  也就是正确的投影矩阵.至此,我们已经分别确定了第 1 台和第 2 台相机的投影矩阵,继而可以通过两幅图像上的对应特征点重建出更多的空间采样点.

### 引入更多幅图像重建空间采样点模型

在上一节中,我们已经确定了两幅图像之间的相对位置关系,并重建出了若干空间采样点.此时,我们实际上已经得到了一个初始的重建框架,而后续图像可以被逐一加入到上述重建框架中去.具体来讲,只要已知若干重建采样点和后续图像中二维特征点的对应关系(至少 6 对),我们就可以利用投影关系求出后续图像的投影矩阵  $P_k (k \geq 3)$ .需要指出的是,在加入后续图像的过程中,我们可以利用新加入图像中含有的二维特征点与已加入图像中含有的二维特征点间的对应关系重建出若干新的空间采样点,这些采样点同样可以被用于确定后续图像的投影矩阵.在实际处理过程中,每加入一幅新的图像,我们还可以对原有的重建进行更新:对于每一个已经重建的空间采样点,若在新加入的图像中再次出现了与其对应的二维特征点,则可以利用下面的加权迭代求解方法对该空间点的三维坐标进行更新:

$$\frac{1}{P_{k3}M} \begin{bmatrix} P_{k3}u_k - P_{k1} \\ P_{k3}v_k - P_{k2} \end{bmatrix} \hat{M} = 0 \quad (9)$$

其中  $M$  和  $\hat{M}$  分别是上次和本次迭代的解,  $P_{ki} (i=1,2,3)$  是  $P_k$  的第  $i$  行,  $(u_k, v_k)$  是与重建采样点对应的图像特征点的坐标(若存在).一般而言,上述迭代过程仅需迭代几次即可得到令人满意的解.重复以上过程,我们就可以将所有的图像序列都关联起来.最后,我们还可以对重建结果进行集中优化,集中优化的目标是通过已经求出的所有投影矩阵  $\hat{P}_k$  和三维空间点  $\hat{M}_i$  进行精化调整,使得所有图像特征点  $m_{ki}$  到重建采样点在图像平面上的投影点  $\hat{P}_k(\hat{M}_i)$  的距离的平方和最小:

$$\min_{P_k, M_i} \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n D(m_{ki}, P_k(M_i))^2 \quad (10)$$

此时,我们可以使用 Levenberg-Marquardt 方法<sup>[10]</sup>对上式进行优化求解.经过这样的优化调整之后,我们就得到了一个物体的重建采样点模型.需要指出的是,重建采样点模型与已知几何模型并不完全相同,而是存在一个全局的比例放缩系数.

## 2 重建采样点模型与已知几何模型的空间匹配

在获取了重建采样点模型之后,我们就可以在空间中将它与已知几何模型进行匹配.本文中,我们假定重建采样点模型的尺寸和方位均不改变,而只是调整已知几何模型的尺寸和方位,使其与重建采样点模型匹配起来.因此,对于已知几何模型而言,我们需要对它的 7 个参数进行优化调整,这 7 个参数分别是 3 个旋转变量  $(\phi_x, \phi_y, \phi_z)$ , 3 个平移变量  $(t_x, t_y, t_z)$  和 1 个全局的比例放缩系数  $\lambda$ .

### 手工粗调

我们首先采用手工交互的方式对已知几何模型的尺寸和位姿进行粗调.为了实现这一目标,我们设计了一个基于交互的软件环境,使得:

(1) 已知几何模型和重建采样点模型可以同时放缩、平移、旋转,但这只是观察角度上的变化,并未真正改变两类模型的尺寸及其相对于世界坐标系的方位;

(2) 对于重建采样点模型,我们将各个重建出的空间采样点显示为半径可以调整的球,这样,在交互过程中,

我们就可以根据两种模型的匹配程度,由大到小逐步调整球的半径,从而提高交互匹配的质量:

(3) 在重建采样点模型保持不变的同时,我们可以单独对已知几何模型进行缩放、平移、旋转,这些变换并非观察角度上的变化,而是物理意义上的改变。

通过上述的交互调整工具,我们就可以将已知几何模型和重建采样点模型大致匹配起来。需要指出的是,本文至此已经给出了一种对空间物体和与之对应的多幅图像进行粗略配准的新方法。该方法避免了传统方法中需要针对每一幅图像同时在三维空间和二维图像上交互指定若干对应特征点的配准过程,使得空间物体与多幅图像的粗略配准在空间中一次性完成。因此,这种新的粗略配准方法完全可以引入到以往的基于侧影轮廓线等信息进行精细配准的方法中去。

#### 自动优化

经过手工粗调步骤以后,我们就可以采用非线性优化的方法对已知几何模型的参数集合  $\Theta = (\phi_x, \phi_y, \phi_z, t_x, t_y, t_z, \lambda)$  进行优化,从而进一步提高两种模型的匹配精度。令已知几何模型关于上述参数集合的表示为  $G(\Theta)$ ,我们可以确定如下优化函数:

$$\varepsilon(\Theta) = \sum_{i=1}^n d(M_i, G(\Theta)) \quad (11)$$

其中  $d(M_i, G(\Theta))$  为第  $i$  个重建采样点  $M_i$  到已知几何模型  $G(\Theta)$  表面的最短距离,  $n$  为重建采样点的个数。我们只需使上述优化函数  $\varepsilon(\Theta)$  取得最小值,即可得到已知几何模型与重建采样点模型的最优匹配。易知,确立上述优化函数的关键是准确、快速地计算重建采样点到已知几何模型表面的最短距离。由于本文中采用的已知几何模型均为三角形网格模型,一个简单而有效的方法是求出各个重建采样点到已知几何模型上的所有三角面片的最短距离,并将其作为重建采样点到已知几何模型表面的最短距离。但是,考虑到扫描模型通常具有比较庞大的顶点和多边形数量,从而导致上述求解方法非常耗时。为此,我们也可以利用变分插值技术将已知几何模型转化为距离场表示,进而可以快速地确定上述最短距离。我们仍然可以采用 Levenberg-Marquardt 方法对上述目标函数进行优化求解,最终可以得到与重建采样点模型具有最优匹配的已知几何模型的放缩系数和位姿。考虑到在上述优化过程中,我们实际上利用了空间几何模型的整体拓扑和曲率等信息进行模型匹配,因此当重建采样点在模型表面分布较为均匀时,一般都能得到很好的匹配结果。

### 3 为已知几何模型添加纹理

一般地,经过以上优化步骤以后,我们就能够得到两种模型在尺寸和位姿上的最优逼近。此时,我们就可以用调整后的已知几何模型取代重建采样点模型的空间位置,并利用配准好的多幅纹理图像为其添加纹理。对于已知几何模型能够被某一幅参考图像完全观察到的情形,我们可以简单地利用该幅图像对几何模型进行纹理映射;但对于完整的三维模型而言,考虑到每一幅纹理图像只能覆盖物体表面上一个有限的区域,因此,为了得到具有完整纹理的三维模型,我们必须对多幅纹理图像进行拼接和融合。为了保证纹理融合的质量,我们采用了文献[4]中提供的方法对纹理映射过程进行优化。

### 4 算法实现与结果

我们已经在微机上用 C++ 语言实现了上述算法,并对一些实例进行了测试。图 2 给出了一个为圆柱体茶叶罐模型添加纹理的实例。我们使用造型软件按照实物尺寸构建了茶叶罐的几何模型(如图 2(a)所示),并从不同角度对实物拍摄了 8 幅照片作为纹理图像(如图 2(b)所示),图 2(c)给出了添加纹理以后的绘制结果。由于圆柱体模型表面不存在任何可供选取的三维特征点,且在多个观察角度上可能具有完全相同的侧影轮廓线,因此以往的基于 3D-2D 对应点匹配和轮廓线匹配的配准方法都将失效。采用本文的方法,我们则可以很容易地实现对上述圆柱体模型的纹理映射。图 3 给出了另一个较为复杂的实例。在这个实例中,我们通过 3Space<sup>®</sup> FastScan 扫描仪获取了人脸的几何模型(如图 3(a)所示),并从不同角度对该人脸拍摄了 3 幅照片作为纹理图像(如图 3(b)所示),图 3(c)给出了添加纹理后的绘制结果。由于在纹理图像上找不到与人脸模型的边界相对应的侧影轮廓线,此时

轮廓线匹配方法不能被用来实现配准;另一方面,注意到人脸模型较为光滑,要准确地选取人脸模型上的三维特征点非常困难,这给基于 3D-2D 特征点匹配的配准方法带来了极大的障碍.采用本文的方法,我们只需将基于图像重建的采样点模型与人脸模型匹配后即可实现配准.值得一提的是,就本文的方法而言,除去嘴角、眼角等常用的人脸特征以外,原本不能作为人脸特征的光滑皮肤上的一些细小斑点同样可被用来重建出若干空间采样点,从而为空间中的模型匹配提供了充足的依据.此外,在以上的实验过程中,我们尽量选取在图像平面上分布较为均匀的二维特征点重建空间采样点,以便充分利用模型本身几何形状具有的拓扑和曲率等信息进行模型匹配.实践证明,在重建采样点分布较为合理的情形下,本文的方法的纹理映射效果非常理想.

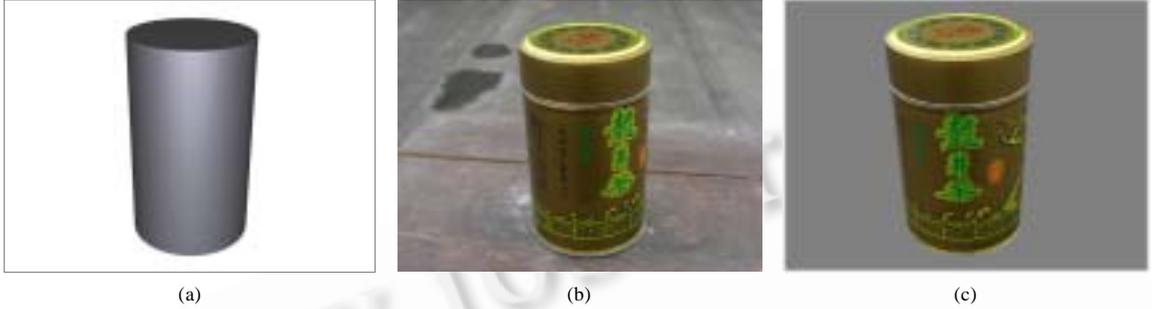


Fig.2 Texture mapping for the model of a tea tin

图 2 为茶叶罐模型添加纹理



Fig.3 Texture mapping for the model of a human face

图 3 为人脸模型添加纹理

## 5 结论与展望

本文提出了一种基于实拍照片为已知几何模型添加纹理的新方法.该方法不依赖空间物体的表面特征或轮廓线信息来确定相机的拍摄方位,而是采用二维图像平面上的特征匹配以及三维空间中的模型匹配来达到上述目的,因而能够解决一部分用传统的 3D-2D 对应点匹配和轮廓线匹配方法尚无法处理的实际问题,实验结果令人满意.

本文的方法目前也存在着一定的问题.首先是采样点模型的重建精度在很大程度上依赖于相机定标的精度,因此需要事先对相机进行内定标,并对原始图像上的非线性畸变予以校正;其次是本文的方法需要计算重建采样点到已知几何模型表面的最短距离之和作为优化目标,因此只有在已知几何模型的网格足够稠密时才能取得较好的效果.进一步的工作是在为已知几何模型添加纹理时去除模型表面的高光效果以及实现模型的重光照.

## References:

- [1] Rocchini C, Cignoni P, Montani C, Scopigno R. Multiple textures stitching and blending on 3D objects. In: Ward G, Lischinsky D, eds. Proc. of the 10th Eurographics Workshop on Rendering. Granada: Springer-Verlag, 1999. 173-180.

