

基于机器视觉的三维重建技术研究

张宁 常雷 徐熙平

(长春理工大学光电工程学院, 吉林 长春 130022)

摘要 研究了基于机器视觉的三维重建技术。利用普通的数码摄像机拍摄图片,通过摄像机定标、特征点检测和匹配、基础矩阵和本质矩阵计算来实现图像的三维重建。采用张正友标定方法的相机标定工具箱实现了相机的标定,利用尺度不变特征变换(SIFT)特征点的检测和匹配方法进行了图像特征点的检测和匹配,采用RANSAC算法计算基础矩阵,最后利用相机内参数和由基础矩阵获得的本质矩阵重建物体的特征点,并进行纹理贴图。实验结果表明利用这些图像可以进行物体重建,并且能够很好地反映出物体的三维特征。

关键词 机器视觉;三维重建;摄像机定标;特征点检测和匹配;RANSAC算法

中图分类号 TH741 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP49.051001

Research on the Technology of Three-Dimensional Reconstruction Based on Machine Vision

Zhang Ning Chang Lei Xu Xiping

(College of Opto-Electronics Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China)

Abstract The three-dimensional (3D) reconstruction technology based on machine vision is researched. We use the pictures shot by ordinary digital cameras to achieve 3D reconstruction through camera calibration, feature-point detection and matching, and the calculation of fundamental matrix and essential matrix. We complete the camera calibration by Camera Calibration ToolBox for Matlab based on Zhang Zhengyou's method. The scale invariant feature transform (SIFT) method is used for image feature-points detection and matching, and the random sample consensus (RANSAC) algorithm is adopted to calculate the fundamental matrix and the essential matrix. Then we use the camera internal parameters got in advance and the essential matrix obtained from the fundamental matrix to reconstruct the feature points of the objects and achieve the 3D effect by pasting pictures of texture. The experimental results show that it can complete the reconstruction and can well reflect the 3D feature of the objects.

Key words machine vision; three-dimensional reconstruction; camera calibration; feature-point detection and matching; RANSAC algorithm

OCIS codes 100.3010; 150.6910

1 引言

计算机视觉也称为机器视觉,指利用计算机模仿人类的视觉功能,去感知、理解和分析利用摄像机拍摄的图像,利用这些图像恢复物体的三维(3D)场景^[1]。随着计算机技术的发展,基于计算机视觉技术的三维重建在视频特技、虚拟现实等各个领域得到很广泛的应用,而计算机视觉三维重建的关键就是如何从摄像机获取的图像中恢复物体的三维结构。

较常见的三维建模的方法是利用很成熟的三维建模软件,通过手工设置参数的方法来创建物体的三维模型。这些方法的优点是能够很好地在各种已知参数的情况下创建出模型,不过建模需要的时间长并且自动化程度比较低,还需要设计人员有很好的经验。另外一种方法是利用高精度的三维激光扫描仪^[2],扫描出物体的三维点云,在此基础上实现物体的三维重建。这种方法的精度很高,但是成本也很高。

收稿日期: 2011-10-31; **收到修改稿日期**: 2011-11-23; **网络出版日期**: 2012-03-22

作者简介: 张宁(1979—),女,讲师,博士研究生,主要从事光电检测技术及应用等方面的研究。E-mail: custzn@126.com

导师简介: 徐熙平(1969—),男,教授,主要从事光电检测技术及应用等方面的研究。E-mail: xxp@cust.edu.cn

基于机器视觉的三维重建^[3,4]是用摄像机从不同的角度拍摄物体的图像,利用这些图像和摄像机的参数信息、位置信息来恢复物体的三维结构。这种方法的主要优势在于成本较低,实时性较好。本文即采用基于机器视觉的三维重建技术,对由普通数码摄像机拍摄的图片进行物体的三维重建。结果表明,物体的三维特征得到了较好的反映。

2 摄像机标定

2.1 摄像机模型

三维重建的重要步骤是摄像机的标定^[5~8]。要对摄像机进行标定,就要建立摄像机模。为了定量地描述其成像过程,首先定义坐标系。

理想情况下,摄像机的光学系统成像为针孔成像,针孔成像时的物像几何关系如图 1 所示。物空间的一点 M 在像平面所成的像点即为空间点 M 与光心 C 的连线与像平面的交点 m 。

以 $Y_c Z_c$ 平面投影为例,几何关系如图 2 所示。 $X_c Z_c$ 投影面的情况与此类似。

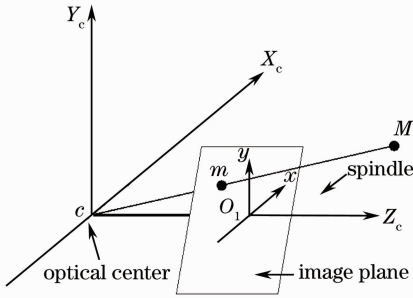


图 1 针孔成像模型

Fig. 1 Pinhole imaging model

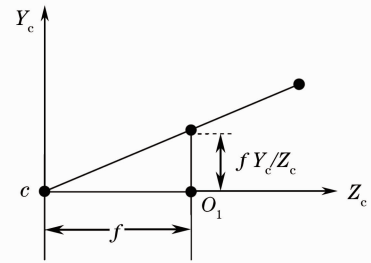


图 2 物像几何关系

Fig. 2 Geometric relation of object and image

可以得到物空间点 M 在成像平面坐标系中的坐标为

$$x = \frac{fX_c}{Z_c}, y = \frac{fY_c}{Z_c}. \quad (1)$$

把对应的非齐次坐标转化为齐次坐标,则

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

通过图像坐标系 (u_0, v_0) 与成像平面坐标系 (x, y) 的关系、成像平面坐标系 (x, y) 和世界坐标系 $(X_w, Y_w, Z_w, 1)$ 的关系,最终可以转换得到世界坐标与图像坐标的关系:

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/dx & \gamma' & u_0 \\ 0 & 1/dy & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{O}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_u & \gamma & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \end{bmatrix} \mathbf{M} = \mathbf{P} \mathbf{M}, \quad (3)$$

式中 \mathbf{K} 为相机的内参数矩阵; \mathbf{O}^T 为 $(0, 0, 0)$ 向量; $[\mathbf{R} \ \mathbf{t}]$ 为相机的外参数矩阵,其中包括旋转矩阵和平移向量; (u_0, v_0) 为主点在图像坐标系中的坐标; f_u, f_v 为图像坐标系中的尺度因子, $f_u = f/dx, f_v = f/dy$; γ 为图像坐标系中 u 轴和 v 轴不垂直引起的倾斜因子, $\gamma = \lambda' f$; $\mathbf{P} = \mathbf{K}[\mathbf{R} \ \mathbf{t}]$ 为投影矩阵,也称作摄像机矩阵。 \mathbf{M} 为物空间 M 点在世界坐标系中的齐次坐标。

相机标定就是要确定内、外参数,从而从物点的像面坐标转变为世界坐标,完成目标的三维重建。

2.2 摄像机标定方法

常用的摄像机标定算法有 Tasi 标定方法^[9]和张正友标定方法^[10]。本文采用张正友标定方法,该方法

用平面模板代替标定块。这种方法唯一的要求就是一块具有精确定位点阵的平面模板,如图3所示。使用相机在两个以上不同的方向对该平面标定模板进行摄像,得到相应的图像,然后利用图像和模板的匹配关系得到它们之间的单位矩阵 \mathbf{H} ,最后通过求该矩阵的线性解得到摄像机内参数。

为了方便求解,设棋盘标定模板平面在世界坐标系的 $Z_w=0$ 平面,即 X_c-Y_c 平面。对每一个标定,其物像关系为

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}[\mathbf{R} \mid \mathbf{t}] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & \mathbf{t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

从(4)式可以看出,模板平面上的标定点与相应的像点之间建立了一个大映射矩阵 \mathbf{H} ,有

$$\lambda x = \mathbf{H}X. \quad (5)$$

对标定模板采集 $N > 2$ 幅不同的图像,通过(5)式建立方程组,得到相机对应的内部参数和外部参数,就完成了相机的标定。标定的结果分别如图4和图5所示。

calibration parameters after initialization:

Focal length:	fc=[790.49238 790.49238]
Principal point:	cc=[199.50000 149.50000]
Skew:	alpha_c=[0.00000] \Rightarrow angle of pixel=90.00000°
Distortion:	kc=[0.00000 0.00000 0.00000 0.00000 0.00000]

图4 初始化的标定结果

Fig. 4 Initialization calibration results

calibration results after optimization (with uncertainties):

Focal length:	fc=[851.34262 948.79945] ? [11.78744 12.52731]
Principal point:	cc=[214.01302 147.90932] ? [16.87958 12.67943]
Skew:	alpha_c=[0.00000] ? [0.00000] \Rightarrow angle of pixel axes=90.000000 ? 0.00000°
Distortion:	kc=[-0.33669 7.42507 -0.00030 0.01965 0.00000] ? [0.18927 6.26916 0.00403 0.005]
Pixel error:	err=[0.32461 0.24377]

图5 非线性优化标定结果

Fig. 5 Nonlinear optimization calibration results

3 特征点检测与匹配

图像的特征点检测是指使用计算机提取图像信息,将属于图像特征点提取出来^[11]。通常的特征点可以理解为其邻域变化较大的点。匹配是指找出两点集之间的空间映射及对应关系。将特征值的检测应用到匹配中既可以降低计算量,又可以不损失图像重要的灰度信息。在三维重构中应用特征点算法,主要是将两幅图像间的特征点进行匹配。比较常用的特征点检测和匹配方法有基于边缘的曲率尺度空间(CSS)角点检测方法^[12]、基于灰度的最小核值相似区(SUSAN)和 Harris 角点检测方法^[13,14]、及基于多尺度空间的尺度不变特征变换(SIFT)特征点检测方法^[15~17]。SIFT 算法的主要思想是:提取特征点的局部特征,在尺度空间寻找极值点,然后使用高斯差分算子建立起图像的多尺度表示,确定特征点的位置及尺度。

3.1 建立尺度空间

尺度空间的定义为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (8)$$

式中 $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$ 代表尺度可变的高斯函数, $I(x, y)$ 代表二维输入图像, σ 为尺度因

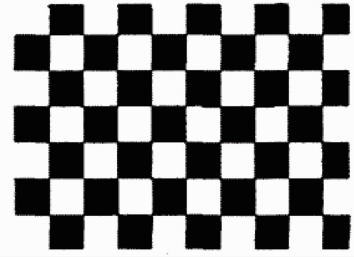


图3 标定模板图像

Fig. 3 Calibration template image

子, * 表示卷积。

为确定特征点的位置和梭子尺度,建立高斯金字塔。建立金字塔的方法是:第一阶的第一层是原始图像的两倍,在同一阶中上层的尺度因子是下层尺度因子的 k 倍;对第一阶的第三层进行抽样可获得第二阶的第一层,第二阶的其他层构建方法与第一阶的层次构建方法相同;同样可以构建第三阶的各层;其余各阶可以依次类推。一般金字塔的构建选择 4 阶 5 层。

建立高斯金字塔之后,再建立高斯差分(DOG)金字塔,构建的方法是在高斯金字塔中用相邻两层的尺度空间函数相减,变换函数为

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y). \tag{9}$$

建立的高斯金字塔及 DOG 金字塔如图 6 所示。

极值检测方法是:将 DOG 金字塔中的中间层的每个像素点与同层中相邻的 8 个像素点及上层和下层各相邻的 9 个像素点相比较,若该点比相邻各点的 DOG 值都大或都小,则可把该点选为一个局部极值点。这样可以检测到尺度空间与二维图像空间中的局部极值。

3.2 精炼特征点的位置

DOG 算子的计算会产生边缘效应,对噪声敏感,可以利用 Hessian 矩阵技术把不稳定的边缘点去除掉。

3.3 计算特征点的主方向

特征点方向的计算方法为:统计关键邻域内的像素点方向,取大多数点的方向作为主方向。关键点邻域内像素的梯度模值与主方向的计算如下:

$$\begin{cases} m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2} \\ \theta(x, y) = \text{atan}\{2[L(x, y+1) - L(x, y-1)]/[L(x+1, y) - L(x-1, y)]\} \end{cases}, \tag{10}$$

式中 $m(x, y)$ 代表梯度模值, $\theta(x, y)$ 代表梯度方向, a 为最大物征幅值; L 代表关键点的尺度。

3.4 计算描述符

特征描述符将提取出的图像特征转化为异域图像匹配的特征向量。描述符的计算可用图 7 表示。图中黑点代表关键点,小箭头为矢量符号,箭头的方向就是该点的梯度方向,箭头的长短代表模量的大小,圆圈代表高斯加权范围。把左图均分成 4 块,对每个块中的矢量按 8 个方向相加即得到右图。这种方向信息融合的方法可以有效抗噪,并且可以为特征匹配提高容错性。

3.5 特征点检测和匹配效果

图 8 为采用 SIFT 特征点检测的特征点和匹配的结果,可以看出 SIFT 特征点检测与匹配方法能够很好地检测和匹配特征点对。

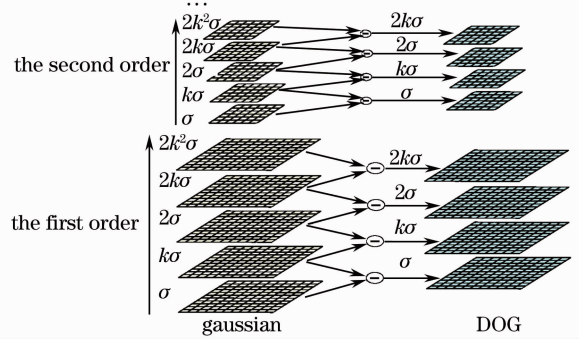


图 6 高斯金字塔及 DOG 金字塔

Fig. 6 Gauss pyramid and DOG pyramid

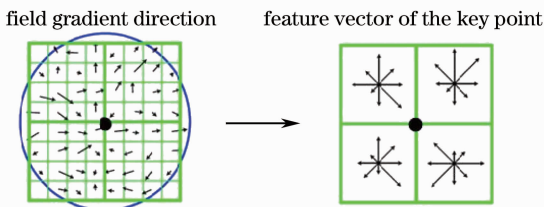


图 7 描述符的计算图示

Fig. 7 Calculation diagram of descriptor

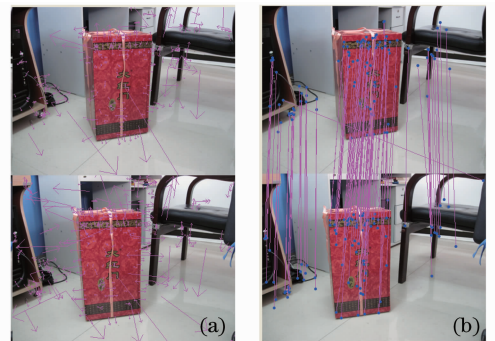


图 8 SIFT 特征点检测与匹配结果图。

(a)特征点;(b)匹配结果

Fig. 8 SIFT feature point detection and matching result.

(a) Feature points; (b) results of matching

4 基础矩阵和本质矩阵的计算

4.1 基础矩阵

在获取的特征点对的基础上计算基础矩阵和本质矩阵。较常用的基础矩阵计算方法有 7 点算法、8 点算法、改进的 8 点算法以及随机采样一致性(RANSAC)算法^[18~20]。7 点算法与 8 点算法都是纯数学上的计算基础矩阵的方法,在实际应用中,能获得的点对的个数远多于解方程组所需的数目。这样,如何从大量的点对样本中选择合适的点对来进行基础矩阵的计算就成了统计学中的一个重要问题。RANSAC 方法^[18]目的是确定最终的解,本文选择的是 RANSAC 方法。

RANSAC 估计算法的流程如下。

- 1) 利用任意一种匹配方法对两幅图像进行匹配,得到初始的匹配点对。
- 2) 利用 RANSAC 迭代算法,执行最小点集采样。每次最小点集采样中,重复执行如下步骤:
 - ① 随机抽出 8 组匹配点,并计算基础矩阵 F ,得到一个唯一解;
 - ② 为每组假设计算 d_{\perp} ,即点到对极线的距离;
 - ③ 确定 $d_{\perp} < t$ 的像素数目,并保留具有最多内点数的 F ;
 - ④ 最后计算迭代停止条件 Γ ,当 Γ 小于当前迭代次数时结束循环,否则回到步骤②。
- 3) 利用划为内点的所有对应点对重新估算 F ,最小化重投影误差函数,即

$$\min \sum_i [d(x_i, \tilde{x}_i)^2 + d(x'_i, \tilde{x}'_i)^2], \quad (11)$$

其中 $\tilde{x}_i F \tilde{x}'_i = 0$ 。

- 4) 对于求得的 F ,在 outliers 中搜寻更多正确的匹配。
- 5) 对于所有正确匹配,用(11)式重新估算 F 。

4.2 本质矩阵

当摄像设备的内部参数已知,并且使用归一化坐标系时,基础矩阵的一种特殊形式就是本质矩阵。令 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' 分别是 x 和 x' 的归一化图像坐标,则有 $\mathbf{x}'^T \mathbf{E} \mathbf{x} = 0$,其中矩阵

$$\mathbf{E} = \mathbf{t} \times \mathbf{R} = [\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{R}, \quad (12)$$

就是本质矩阵的表达式。可以看出本质矩阵由摄像设备的外参数 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 决定。假设摄像机内参数 \mathbf{K} 不变,可以得到基础矩阵 F 与本质矩阵 E 的关系如下:

$$\mathbf{F} = \mathbf{K}^{-T} \mathbf{E} \mathbf{K}^{-1}. \quad (13)$$

这样只要知道摄像设备的内参数,就可以从基础矩阵 F 推算出本质矩阵 E 。

5 重建三维特征点

5.1 重建方法

空间中的点 M 在两幅从不同角度拍摄的图像中的成像位置点对 p_1 和 p_2 已被检测出来,摄像机的内参数和外参数也算出来了,设两个不同位置的相机的投影矩阵为 \mathbf{M}_1 和 \mathbf{M}_2 :

$$\begin{cases} Z_{c1} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_1 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^1 & m_{12}^1 & m_{13}^1 & m_{14}^1 \\ m_{21}^1 & m_{22}^1 & m_{23}^1 & m_{24}^1 \\ m_{31}^1 & m_{32}^1 & m_{33}^1 & m_{34}^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \\ Z_{c2} \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_2 \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^2 & m_{12}^2 & m_{13}^2 & m_{14}^2 \\ m_{21}^2 & m_{22}^2 & m_{23}^2 & m_{24}^2 \\ m_{31}^2 & m_{32}^2 & m_{33}^2 & m_{34}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (14)$$

式中 $(u_1, v_1, 1)^T$ 和 $(u_2, v_2, 1)^T$ 为点 p_1 和 p_2 在自己图像上的齐次坐标, $(X, Y, Z, 1)^T$ 为 M 点在世界坐标系下的齐次坐标,消去(14)式的 Z_{c1} 和 Z_{c2} 得到关于 X, Y, Z 的 4 个线性方程:

$$\begin{cases} (u_1 m_{31}^1 - m_{11}^1)X + (u_1 m_{32}^1 - m_{12}^1)Y + (u_1 m_{33}^1 - m_{13}^1)Z = m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 \\ (v_1 m_{31}^1 - m_{21}^1)X + (v_1 m_{32}^1 - m_{22}^1)Y + (v_1 m_{33}^1 - m_{23}^1)Z = m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 \\ (u_2 m_{31}^2 - m_{11}^2)X + (u_2 m_{32}^2 - m_{12}^2)Y + (u_2 m_{33}^2 - m_{13}^2)Z = m_{14}^2 - u_2 m_{34}^2 \\ (v_2 m_{31}^2 - m_{21}^2)X + (v_2 m_{32}^2 - m_{22}^2)Y + (v_2 m_{33}^2 - m_{23}^2)Z = m_{24}^2 - v_2 m_{34}^2 \end{cases} \quad (15)$$

由于 (X, Y, Z) 同时满足(15)式,可以通过最小二乘法来求解上面的方程从而得出 M 的世界坐标。

5.2 实验结果

实验中采用的摄像机内参数为:焦距 $f_c = [851.3462 \quad 948.79945]$,主点坐标为 $[214.01302 \quad 147.90932]$,畸变参数 $k_c = [-0.33669 \quad 7.42507 \quad -0.00030 \quad 0.01965]$ 。通过 SIFT 特征点检测与匹配提取出了 113 对匹配的特征点,其中有几对是错误的匹配对,这里不除去它们。在后面的基础矩阵计算中采用 RANSAC 方法,错误的匹配点对对后面的三维重建影响不是很大。利用内参数和基础矩阵计算出本质矩阵,利用本质矩阵计算出两个摄像机之间的旋转矩阵 R 和平移矢量 t ,最后利用(15)式计算出特征点的三维坐标,其中以左摄像机的投影中心 C_1 为世界坐标,所以 M_1 和 M_2 分别为 $M_1 = K[I_3 | 0]$, $M_2 = K[R | t]$ 。

重建的主要过程如图 9 所示。

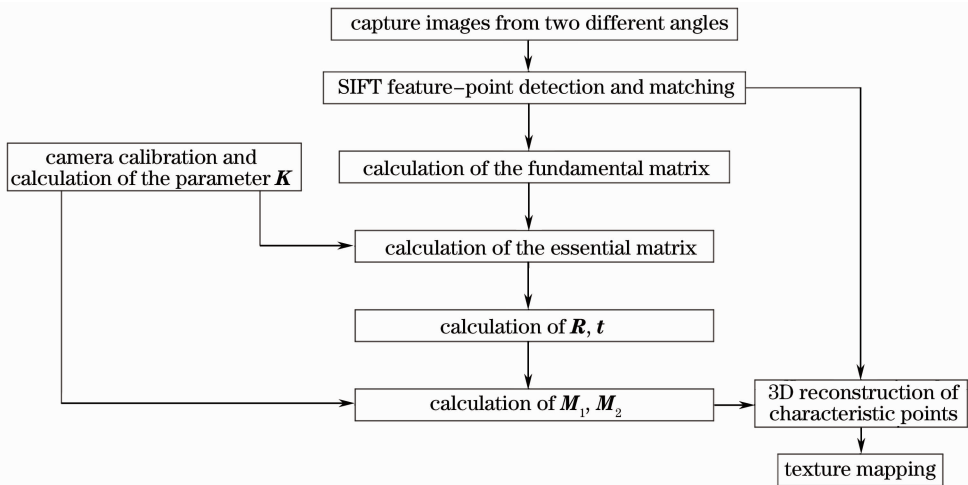


图 9 三维重建流程图

Fig.9 Flow chart of 3D reconstruction

特征点三维重建后,为实现三维物体的真实模拟引入了纹理贴图技术,以便增强三维场景绘制的真实感,并提高三维场景的渲染速度。贴图的效果如图 10 所示。

从图 10 可以看出,本文的方法能够很好地重建物体,贴图后的效果能很好地反映出物体的三维特征,其中,相机标定、特征点的检测和匹配提供了关键的参数。



图 10 从不同角度观察的重建图像

Fig.10 Reconstructed image viewed from different angles

6 结 论

研究了摄像机的标定算法,在张正友的标定方法上实现了相机的标定并将标定的相机参数用到了三维重建中。利用 SIFT 特征点的检测和匹配方法进行图像特征点的检测和匹配;采用 RANSAC 算法计算基础矩阵,在此基础上计算出本质矩阵,然后利用摄像机内参数计算出投影矩阵,进行特征点的三维重建。

本文所研究的基于机器视觉的三维重建方法,利用普通的数码摄像机拍摄图像,实现了物体特征点的三维重建,在特征点重建的基础上利用纹理贴图恢复物体的三维场景,获得了很好的效果。由于图像是用普通数码摄像机从不同的角度拍摄物体得到的,所以本文方法使用起来更方便,成本更低。

参 考 文 献

- 1 Chen Shengyong, Liu Sheng. Computer Vision Technology Based on OpenCV[M]. Beijing: Science Press, 2008. 1~8
陈胜勇,刘 盛. 基于 OpenCV 的计算机视觉技术实现[M]. 北京: 科学出版社, 2008. 1~8
- 2 Wang Tao, Sun Changku, Shi Yongqiang *et al.*. Novel grating projection system based on assistant line and its calibration method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(1): 0115002
王 涛,孙长库,石永强 等. 基于辅助参考线的光栅投影轮廓测量系统及标定方法[J]. 光学学报, 2011, **31**(1): 0115002
- 3 Qiu Zhiqiang, Liang Yonghui, Yu Qifeng. Three-dimensional structure reconstruction from image sequence based on affine approximation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(6): 1004~1010
邱志强, 梁永辉, 于起峰. 基于仿射近似从序列图像重建目标三维结构[J]. 光学学报, 2007, **27**(6): 1004~1010
- 4 Guo Jiping, Peng Xiang, Liu Xiaoli *et al.*. Dynamic 3D reconstruction and pipelined 3D modeling based on stripe boundary encoding[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(10): 2884~2890
郭继平, 彭 翔, 刘晓利 等. 条纹边界编码的动态 3D 重建及流水建模[J]. 光学学报, 2010, **30**(10): 2884~2890
- 5 Sun Junhua, Liu Zhen, Zhang Guangjun *et al.*. Camera calibration based on flexible 3D target[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(12): 3433~3439
孙军华,刘 震,张广军 等. 基于柔性立体靶标的摄像机标定[J]. 光学学报, 2009, **29**(12): 3433~3439
- 6 H. Y. Shum, R. Szeliski, S. Baker *et al.*. Interactive 3D modeling from multiple images using scene regularities[C]. *SMILE*, 1998
- 7 O. Faugeras, T. Papadopoulo. A nonlinear method for estimating the projective geometry of three views[C]. International Conference on Computer Vision, 1998. 477~484
- 8 Xu Qiaoyu, Che Rensheng. Study on single camera simulating stereo vision measurement technology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(11): 2181~2186
徐巧玉,车仁生. 基于光学测棒的立体视觉坐标测量系统的研究[J]. 光学学报, 2008, **28**(11): 2181~2186
- 9 R. Y. Tsai. An efficient and accurate camera calibration technique for 3D machine vision[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1986. 364~374
- 10 Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(11): 1330~1334
- 11 Liu Guixi, Liu Dongmei, Liu Fengpeng *et al.*. A robust image registration algorithm based on feature points matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 454~461
刘贵喜,刘冬梅,刘凤鹏 等. 一种稳健的特征点配准算法[J]. 光学学报, 2008, **28**(3): 454~461
- 12 F. Mokhtarian, R. Suomela. Curvature scale space for robust image corner detection[J]. *Proc. International Conference on Pattern Recognition*, 1998. 1819~1821
- 13 C. Harris, M. Stephens. A combined corner and edge detector[C]. Fourth Alvey Vision Conference, 1988. 147~151
- 14 S. M. Smith, J. M. Brady. SUSAN: a new approach to low level image processing[J]. *International J. Computer Vision*, 1997, **23**(1): 45~78
- 15 D. G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features[C]. International Conference on Computer Vision, 1999, **3**(1): 1150~1157
- 16 D. G. Lowe. Local feature view clustering for 3D object recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. 682~688
- 17 S. Se, D. G. Lowe, J. Little. Global localization using distinctive visual features[C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2002. 226~231
- 18 P. A. Beardsley, A. Zisserman. Affine calibration of mobile vehicles [C]. Europe-China Workshop on Geometrical Modelling and Invariants for Computer Vision, 1995, 214~221
- 19 T. Vieville, D. Lingrand. Using singular displacements for uncalibrated monocular vision systems[C]. INRIA, 1995, Technical Report 2678
- 20 Martin A. Fischler, Robert C. Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Comm. ACM*, 1981, **24**(6): 381~395