

多视角未标定图像三维测量算法

李 龙,何明一,戴玉超

(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129)

摘 要: 文中提出了一种针对多视角未定标图像序列的三维测量算法,该算法无须先验信息只需利用多视角图像序列.首先对图像序列进行特征点提取进而得到基础矩阵,然后利用简化的 Kruppa 方法计算各个视角对应摄像机的内参数,再次通过奇异值分解得到视角间的平移和旋转运动,最后利用已知距离信息进行三维点重建完成三维测量.实验室情形下的实验证明了算法的效果.

关键词: 三维测量;多角度;自定标;基础矩阵

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)09-0181-05

Three Dimensional Measurement Based on Multi-View Uncalibrated Images

LI Long, HE Ming-yi, DAI Yu-chao

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: In this paper, a novel algorithm aiming at solving the problem of uncalibrated image based 3D measurement is presented. Firstly, feature extraction is done to generate the matching pair and further the fundamental matrix is calculated. Secondly, simplified Kruppa equation is used to obtain the intrinsic parameters corresponding to each view. Thirdly, through using singular value decomposition the translations vector and rotation matrixes between views are acquired. Finally, 3D point reconstruction and measurement is done by making use of the known distance. Results of experiments in lab environment show the effect of the proposed algorithm.

Key words: 3D measurement; multi-view; self-calibration; fundamental matrix

1 引言

基于图像的三维重建和三维测量在自主车辆导航、非接触测量、机器人技术等方面有着重要的应用前景^[1-2].一般的基于图像的三维测量都需要预先定标摄像机,因此无法适应摄像机内部参数的变化,从而无法在月球车等情形下应用.

文中将摄像机自定标技术引入基于图像的三维重建中,提出了一种未标定图像对三维测量、重建算法,该算法根据采集的场景多视角图像,首先利用 SIFT(Scale Invariant Feature Transformation)算子提取图像对中的特征点,并利用径向基神经网络进

行特征匹配,采用随机采样一致性方法和非线性最优化方法估计图像对之间的基础矩阵.利用简化的 Kruppa 方程和非线性优化方法进行摄像机内部参数的求解,进而将基础矩阵进行奇异值分解得到平移向量和旋转矩阵,得到投影矩阵,利用最小二乘原理得到三维点信息,从而实现场景的稀疏重建和三维非接触式测量.实验室环境下的实验结果证明了该方法的有效性.

2 多视角图像配准

基于未标定图像对的三维重建、三维测量的第一步是图像配准,图像配准的性能直接影响到后续

的匹配和基础矩阵估计. 基于特征的图像配准的典型过程如下: 首先在待配准图像对中选择显著特征; 其次, 根据这些特征之间的匹配关系确定局部区域之间的对应关系. 图像中的显著特征包括边缘、角点等, 用于确定图像特征之间匹配关系的准则包括归一化互相关系数、互信息、欧氏距离等. 在基于图像特征的配准方法中, SIFT 算法^[3] 由于具有尺度、平移、旋转不变性而得到广泛应用.

SIFT 算法首先在图像尺度空间进行特征检测, 确定关键点的位置和关键点所处的尺度, 然后使用关键点邻域梯度的主方向作为该点的方向, 将邻域进行旋转以实现算子对方向的无关性, 在尺度空间搜索极值位置实现尺度不变性.

SIFT 算法流程如下:

(1) 采用高斯卷积核, 构造图像多尺度表示. 设输入图像为 $I(x, y)$, 则构造的尺度空间序列为: $L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$, 对高斯尺度空间进行差分得到高斯差分函数;

(2) 尺度空间极值检测: 搜索整个尺度和位置空间. 通过使用高斯差分函数的极值确定对尺度和方向具有不变性的兴趣点, 初步确定关键点位置和所在尺度;

(3) 关键点精确定位: 通过拟合三维二次函数 $D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x}x + \frac{1}{2}x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2}x$ 以精确确定关键点的位置和尺度, 同时消除低对比度的关键点和不稳定的边缘响应点;

(4) 方向分配: 每一个关键点根据局部图像梯度方向分配一个或多个方向. 其后所有操作都根据分配的方向、尺度、位置. 利用关键点邻域像素的梯度方向分布特性为每个关键点指定方向参数, 使算子具备旋转不变性;

(5) 特征描述子的构造: 对任意一个关键点, 在其所在的尺度空间 (即高斯金字塔结构的某一层), 取以关键点为中心邻域, 计算梯度方向直方图, 最后得到反映局部的 128 维向量, 即 SIFT 特征描述子.

从以上算法看出, 通过使用图像局部邻域的梯度信息构建高维特征描述子, SIFT 特征描述子具有很强的独特性, 并且具有旋转、尺度不变性.

对于待配准图像对 A 和 B , 利用 SIFT 特征提取方法, 提取得到图像 A 和 B 中的特征描述子. 假设图像 A 和 B 分别包含 m 和 n 个特征描述子 ($A_i, i = 1, \dots, m, B_j, j = 1, \dots, n$), 图像特征匹配的目的是确定特征描述子 A_i, B_j 之间的对应关系, 从而获得

特征描述子对应的特征位置的匹配关系, 建立对应性矩阵 M .

确定对应性矩阵 M 是图像配准的关键. 常见的匹配准则包括最近距离准则、门限准则、距离比例门限准则等. 以上匹配准则均存在误匹配和无法拒判以及参数确定困难的问题, 最终匹配准确率受到一定限制, 难以实现自适应高精度匹配. 神经网络在自适应分类方面具有良好的效果, 而径向基函数网络具有任意逼近自适应的优点. 因此可以将径向基函数网络应用于图像特征匹配, 该算法利用神经网络自适应自学习的特点, 在充分训练学习的基础上自适应确定分类匹配准则, 从而进一步提高图像配准的准确率.

RBF - SIFT 图像特征匹配算法:

(1) SIFT 特征提取, 在多视角图像中提取 SIFT 特征描述子;

(2) 归一化互相关及特征匹配向量, 对多视角图像提取的特征描述子进行归一化互相关运算, 建立特征匹配向量和匹配矩阵;

(3) 特征匹配向量约简, 根据特征匹配向量的特点进行向量约简;

(4) 径向基神经网络分类, 利用径向基函数神经网络约简特征进行分类, 确定匹配关系.

3 基础矩阵估计

为了从多视角图像恢复场景三维信息, 需要由多角度图像配准的结果出发, 恢复每一角度图像对应的摄像机的内参数矩阵和外参数矩阵. 在不同视点处得到的同一三维场景的两幅视图 (图像) 之间存在着固有的几何关系—极几何关系. 极几何关系独立于场景结构, 只与摄像机的内部参数和相对位姿有关. 基本矩阵是对极几何的一个简洁的代数描述形式. 从两幅未标定图像的对应点对中, 可以恢复出基本矩阵. 如图 1 所示.

在提取图像对的特征点并进行图像配准后, 得到对应点集合 $\{(m_i, m'_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 $m_i = (u_i, v_i, 1)^T, m'_i = (u'_i, v'_i, 1)^T, n \geq 7$. 由极线几何关系可知:

$$m'^T F m_i = 0 \quad (1)$$

$$F e = 0, F^T e' = 0 \quad (2)$$

当使用 n 对对应点时, 式 (1) 可以重写:

$$U_n f = 0 \quad (3)$$

其中

$$f = (F_{11}, F_{21}, F_{31}, F_{12}, F_{22}, F_{32}, F_{13}, F_{23}, F_{33})^T$$

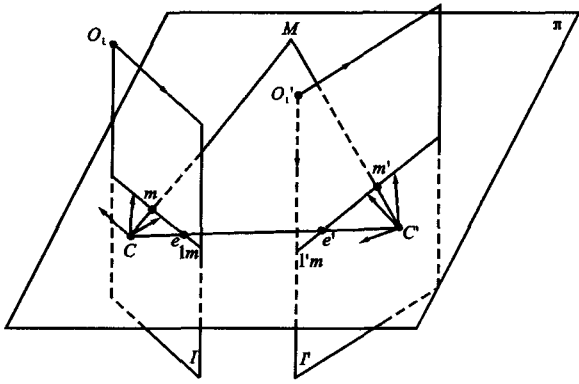


图1 极线几何关系

$$U_n =$$

$$\begin{bmatrix} u_1 u'_1 & u_1 v'_1 & u_1 & v_1 u'_1 & v_1 v'_1 & v_1 & u'_1 & v'_1 & 1 \\ u_2 u'_2 & u_2 v'_2 & u_2 & v_2 u'_2 & v_2 v'_2 & v_2 & u'_2 & v'_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_n u'_n & u_n v'_n & u_n & v_n u'_n & v_n v'_n & v_n & u'_n & v'_n & 1 \end{bmatrix}_{n \times 9}$$

基础矩阵的估计方法包括七点算法、八点算法、迭代算法、鲁帮算法等^[4],钟慧湘^[5]提出了一种基于广义特征值的基础矩阵估计算法:

(1) 对于给定的两幅图像,提取匹配的特征点集合 $\{(m_i, m'_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$;

(2) 对原始匹配点数据进行正规化处理;

(3) 从点对集合中随机选择 n 对点,形成矩阵 U_n ;

(4) 令 $U_n^T U_n$ 的两个最小特征值对应的特征向量分别为 f_1, f_2 ;

(5) 解广义特征值问题 $(F_2 - \lambda F_1)z = 0, z \neq 0$,若有三个实特征根 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$,取 $\lambda = \lambda_i$,其中 $|\lambda_i| = \max\{|\lambda_1|, |\lambda_2|, |\lambda_3|\}$;

(6) $F = \frac{1}{\sqrt{1 + \lambda^2}}(F_2 - \lambda F_1), e = z_i$;

(7) 距离准则: $D_i = (u_1 u'_1 F_{11} + u_1 v'_1 F_{21} + u_1 F_{31} + v_1 u'_1 F_{12} + v_1 v'_1 F_{22} + v_1 F_{32} + u'_1 F_{31} + v'_1 F_{32} + F_{33})^2$,以对极距离为评价准则,以 N 对匹配点对中对极距离满足 $D_i \leq \epsilon$ 的点对比率为指标,满足大于某一阈值时,接受估计得到的基础矩阵,转到(8),否则转回(3)重新随机选择点对;

(8) 非线性最优化:度量准则:匹配点到对应极线的距离,对于匹配特征点对 (m_i, m'_i) , m_i 对应图像 I' 中的极线 $l_i = F m_i$,匹配特征点 m'_i 到极线 l 的距离为 $d_i(m_i, l_i)$,与之对应定义 $d'_i(m'_i, l'_i)$,最优化准则为 $\min_F \sum_{i=1}^N (d_i(m_i, l_i) + d'_i(m'_i, l'_i))$,以上求解得到的基本矩阵作为初值,这个非线性最优

化问题可以通过 Levenberg - Marquardt 算法进行求解.

4 多角度摄像机自定标

4.1 摄像机内参数定标

对于多角度未定标图像对,要进行三维重建或者三维测量,必须首先获得摄像机的内部参数和外部参数,对于摄像机固定情形下的重建和测量,摄像机的内参数可以预先定标得到,只需要根据获取的图像对得到摄像机之间的旋转矩阵和平移矢量即可.但是对于在变化情况下工作的机器人、月球车、无人驾驶车辆等情形,双目/多目摄像机的内外部参数随时可能发生变化,预先得到内部参数是不切实际的,因此必须发展摄像机的自定标方法,即仅仅根据摄像机采集的多视角图像进行摄像机的标定.利用简化的 Kruppa 方程计算摄像机内参数矩阵的过程如下^[6]:

经典的 Kruppa 方程为:

$$\begin{aligned} \frac{FKF_{11}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{11}} &= \frac{FKF_{12}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{12}} = \\ \frac{FKF_{22}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{22}} &= \frac{FKF_{13}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{13}} = \\ \frac{FKF_{23}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{23}} &= \frac{FKF_{33}^T}{([e']_x K'([e']_x)^T)_{33}} \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $K = A_1 A_1^T, K' = A_2 A_2^T, F$ 为两个视角间的基础矩阵, e' 为极点. 以上方程是线性相关的,因为 $(FKF_{11}^T - \gamma [e']_x K'([e']_x)^T)e' = 0$,六个方程中只有两个独立的方程.

为了进一步简化并且反映方程中的本质关系,对基础矩阵进行奇异值分解得到 $F = UDV^T$,其中对角矩阵 $D = \text{diag}(r, s, 0)$. 从而可以推导出如下方程:

$$\frac{r^2 v_1^T K v_1}{u_2^T K' u_2} = \frac{r s v_1^T K v_2}{-u_2^T K' u_1} = \frac{s^2 v_2^T K v_2}{u_1^T K' u_1} \quad (5)$$

以上方程中仍然只有两个独立方程,实际计算时首先估计内参数的一个初始值,然后利用非线性优化方法进行优化. 焦距的初始估计值可以选定为^[7]:

$$f = \sqrt{\frac{-P'^T [e']_x \bar{I} F p p^T \bar{I}^T p'}{P'^T [e']_x \bar{I} \bar{I}^T p'}} \quad (6)$$

其中, $p = (u, v, 1)^T, p' = (u', v')^T$ 为主点位置, $\bar{I} = \text{diag}(1, 1, 0)$.

一个好的内参数矩阵初值选择为图像中主点位

置在图像中心,另外, α_u, α_v 设置为相等, θ 的初始值为 $\pi/2$, 则只有一个未知参数, 求解得到. 进行非线性最优化, 得到完整的内参数矩阵.

4.2 摄像机外参数定标

为了进行精确的三维重建或者三维测量, 需要得到多角度图像间的旋转矩阵和平移向量. 下面以两视角为例给出外参数计算方法.

设经过摄像机自定标得到的两个摄像机的内参数矩阵分别为 K, K' 将世界坐标系固连于第一个摄像机, 则两个摄像机投影矩阵分别为 $P = K[I | 0]$, $P' = K'[R | t]$, 归一化投影矩阵为 $P_{\text{com}} = K^{-1}P = [I | 0]$, $P'_{\text{com}} = K'^{-1}P' = [R | t]$, 基本矩阵为 F . 则本质矩阵 $E = K'^T F K$, 对 E 进行奇异值分解得到, $E = USV^T$, 从而得到两个视角间的旋转矩阵 R 和平移向量 t .

$$R = UWV^T \text{ 或 } UW^T V^T, t = U_3 \text{ 或 } -U_3.$$

这样一共有四种组合计算归一化投影矩阵 P'_{com} , 即 $P'_{\text{com}} = [UWV^T | U_3]$, $P'_{\text{com}} = [UWV^T | -U_3]$, $P'_{\text{com}} = [UW^T V^T | U_3]$ 和 $P'_{\text{com}} = [UW^T V^T | -U_3]$. 其中

$$W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

这样四种情形的几何解释如图 2 所示, 显然只有当重建点同时位于两个相机的观测前方时, 本质矩阵分解具有实际意义. 由图 2 可见四种情形中只有(a)中重建点位于两个观测相机的前方.

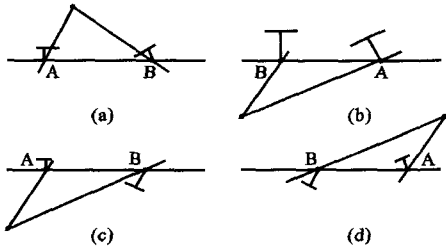


图 2 根据本质矩阵进行摄像机定标的四种情形

为了确定四种情形中哪一种满足实际意义的条件, 需要计算三维点在摄像机坐标系中的深度信息, 当两个深度均为正值时, 对应情形为正确结果. 一个三维空间点在摄像机坐标系下深度计算公式如下:

$$\text{depth}(M, P'_{\text{com}}) = \frac{\text{sign}(\det(X))\lambda}{T \|X_3\|} \quad (7)$$

其中, $P'_{\text{com}} = [X | P_4]$, X_3 为 X 的第三列, 且 $M = [X, Y, Z, T]^T$, $P'_{\text{com}} M = \lambda[u, v, 1]^T$. 使得 $\text{depth}(M, P'_{\text{com}}^i), \text{depth}(M, P'_{\text{com}}^j)$ 同时为正的 P'_{com}

即为所求的投影矩阵, 结合内参数矩阵即得到完整的投影矩阵 $P = K[I | 0]$, $P' = K'[R | t]$.

5 三维点重建及三维测量

经过以上步骤, 得到多视角图像对应的摄像机的内部参数和外部参数, 从而得到摄像机的投影矩阵, 下面以双目摄像机为例分析如何重建三维点坐标.

根据线性摄像机模型:

$$s \begin{bmatrix} U \\ V \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

设左右图像的投影矩阵分别为 P_L 和 P_R , 其中定义如下:

$$P_L = \begin{bmatrix} P_{11}^L & P_{12}^L & P_{13}^L & P_{14}^L \\ P_{21}^L & P_{22}^L & P_{23}^L & P_{24}^L \\ P_{31}^L & P_{32}^L & P_{33}^L & P_{34}^L \end{bmatrix}$$

$$P_R = \begin{bmatrix} P_{11}^R & P_{12}^R & P_{13}^R & P_{14}^R \\ P_{21}^R & P_{22}^R & P_{23}^R & P_{24}^R \\ P_{31}^R & P_{32}^R & P_{33}^R & P_{34}^R \end{bmatrix}$$

对于左图像有:

$$\begin{cases} (U_L P_{31}^L - P_{11}^L)X + (U_L P_{32}^L - P_{12}^L)Y + \\ (U_L P_{33}^L - P_{13}^L)Z = P_{14}^L - U_L P_{34}^L \\ (V_L P_{31}^L - P_{21}^L)X + (V_L P_{32}^L - P_{22}^L)Y + \\ (V_L P_{33}^L - P_{23}^L)Z = P_{24}^L - V_L P_{34}^L \end{cases} \quad (9)$$

对于右图像有:

$$\begin{cases} (U_R P_{31}^R - P_{11}^R)X + (U_R P_{32}^R - P_{12}^R)Y + \\ (U_R P_{33}^R - P_{13}^R)Z = P_{14}^R - U_R P_{34}^R \\ (V_R P_{31}^R - P_{21}^R)X + (V_R P_{32}^R - P_{22}^R)Y + \\ (V_R P_{33}^R - P_{23}^R)Z = P_{24}^R - V_R P_{34}^R \end{cases} \quad (10)$$

写成矩阵形式如下:

$$\begin{bmatrix} U_L P_{31}^L - P_{11}^L & U_L P_{32}^L - P_{12}^L & U_L P_{33}^L - P_{13}^L \\ V_L P_{31}^L - P_{21}^L & V_L P_{32}^L - P_{22}^L & V_L P_{33}^L - P_{23}^L \\ U_R P_{31}^R - P_{11}^R & U_R P_{32}^R - P_{12}^R & U_R P_{33}^R - P_{13}^R \\ V_R P_{31}^R - P_{21}^R & V_R P_{32}^R - P_{22}^R & V_R P_{33}^R - P_{23}^R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{14}^L - U_L P_{34}^L \\ P_{24}^L - V_L P_{34}^L \\ P_{14}^R - U_R P_{34}^R \\ P_{24}^R - V_R P_{34}^R \end{bmatrix} \quad (11)$$

令矩阵

$$M = \begin{bmatrix} U_L P_{31}^L - P_{11}^L & U_L P_{32}^L - P_{12}^L & U_L P_{33}^L - P_{13}^L \\ V_L P_{31}^L - P_{21}^L & V_L P_{32}^L - P_{22}^L & V_L P_{33}^L - P_{23}^L \\ U_R P_{31}^R - P_{11}^R & U_R P_{32}^R - P_{12}^R & U_R P_{33}^R - P_{13}^R \\ V_R P_{31}^R - P_{21}^R & V_R P_{32}^R - P_{22}^R & V_R P_{33}^R - P_{23}^R \end{bmatrix}$$

$$U = \begin{bmatrix} P_{14}^L - U_L P_{34}^L \\ P_{24}^L - V_L P_{34}^L \\ P_{14}^R - U_R P_{34}^R \\ P_{24}^R - V_R P_{34}^R \end{bmatrix}$$

则根据最小二乘原理得到 $X = (M^T M)^{-1} M^T U$

由于无法得到视角间平移向量 t 的长度,只能得到其方向,因此根据最小二乘原理求解得到三维坐标 X 同样不具有尺度概念。

因此,利用根据基础矩阵和摄像机内参数求解得到的三维模型并不是绝对坐标,而是对真实场景按未知比例缩放的结果。为了得到真实的三维模型,我们需要已知场景中某两点的真实欧氏距离,此时可以得到整个场景模型的缩放系数,从而实现精确重建和三维测量。以上主要讨论了两个视角间图像重建情形,对于多个视角间图像重建情形,可以每一对两个视角图像重建部分三维场景,最后将多个不同视角下获取的三维数据整合在同一个坐标系下,从而得到大场景三维数据。

以上步骤给出了基于多视角未标定图像对的三维测量算法,完整的算法流程如图3所示。

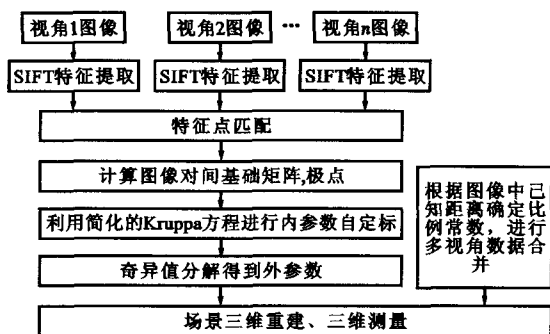


图3 多视角未标定图像对三维测量流程

6 实验结果

为了验证提出算法的有效性,我们在实验室环境对较小物体上三维距离的测量进行了实验,实验的场景如图4所示,包括笔记本、茶叶盒以及工件,测量的真实距离在50mm到200mm之间。实验结果如表1所示。

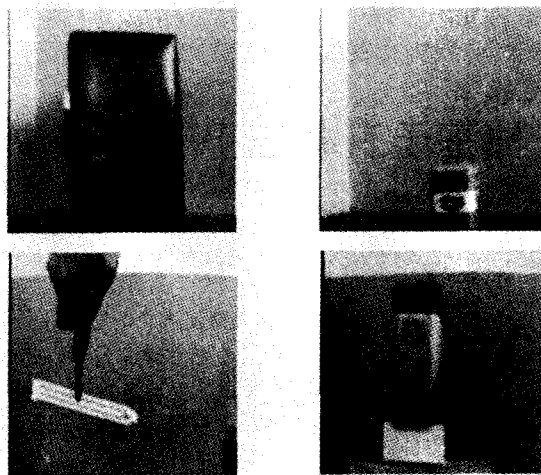


图4 实验情形

表1 三维测量实验结果

测量对象	真实距离/mm	三维测量距离/mm	相对误差
茶盒	50.00	55.36	10.72%
笔记本1	165.0	168.9	2.36%
笔记本2	185.0	206.1	11.41%
工件	27.5	27.68	6.5%

从表1可以看到,测量的相对误差在5%到12%之间,这一测量误差主要是由于测量算法中的内参数自定标等步骤造成,通过进一步提高自定标精度,三维测量的精度可以得到显著的提高。

7 结束语

文中研究了基于未标定图像对的三维测量方法,提出了应用基础矩阵、Kruppa方程进行摄像机自定标的三维测量方法,在实验室环境下进行的试验验证了算法的效果。为了进一步提高三维测量精度,应该设计高精度的基础矩阵估计方法、摄像机自定标方法。

参考文献:

- [1] 陈方,熊智,郁丰,等. 基于双摄像机的位姿估计迭代融合算法研究[J]. 微电子学与计算机,2009,26(5):160-162.
- [2] 李健,史进. 基于OpenCV的三维重建研究[J]. 微电子学与计算机,2008,25(12):29-32.
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.

(下转第189页)

究 Web Services 的状态特征,并在 Web Services 中表达用户的需求和兴趣,进一步为用户提供“一对一”的个性化服务。

参考文献:

- [1] Feisi. Application and development of java web services [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2002:190-196.
- [2] Shmueli O. Architectures for internal Web services deployment[C]// Proc. of the 27th Int'l Conf. on Very Large Data Bases. Roma: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 641-644.
- [3] W3C. Web Services Activity[EB/OL]. [2009-11-10]. <http://www.w3.org/2002/ws/>.
- [4] 岳昆,王晓玲,周傲英. Web 服务核心支撑技术:研究综述[J]. 软件学报,2004,15(3):428-442.
- [5] 架构 Web Service: 什么是 Web 服务[EB/OL]. [2009-11-10]. <http://www.ibm.com/developerworks/cn/webservices/ws-wsar/part2/#4>.
- [6] Parastatidis S, Webber J, Watson P, et al. A grid application framework based on web services specifications and practices[R]. UK: University of Newcastle, North East Regional e-Science Centre, 2004.
- [7] Foster I, Kesselman C, Nick J, et al. The physiology of the grid: an open grid services architecture for distributed systems integration[EB/OL]. [2009-11-19]. <http://www.globus.org/alliance/publications/papers/ogsa.pdf>.
- [8] Foster I, Frey J, Graham S, et al. Modeling stateful resources with web services[EB/OL]. [2009-11-19]. <http://www.ibm.com/developerworks/library/ws-resource/ws-modelingresources.pdf>.
- [9] 廖长均,刘鹏,李振华. 基于网格的大规模 VOD 系统实现机制研究[J]. 微电子学与计算机,2009,26(4):22-25.
- [10] 方新勇,马瑞芳,刘萍芬,等. 基于 RTP 的流媒体传输系统的设计与实现[J]. 微电子学与计算机,2007,24(11):183-185.
- [11] Synchronized multimedia integration language (SMIL3.0)[EB/OL]. [2009-11-19]. <http://www.w3.org/TR/2008/REC-SMIL3-20081201/>.

作者简介:

宋欣 男,(1980-),硕士研究生.研究方向为人工智能.
余雪丽 女,教授,博士生导师.研究方向为人工智能.
王莉 女,博士研究生,副教授.研究方向为软件体系结构、人工智能.

(上接第 185 页)

- [4] Hartley R I, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision[M]. 2nd ed. Cambridge:Cambridge University Press, 2004.
- [5] Zhong H X, Feng Y P, Pang Y J. An extended system method for consistent fundamental matrix estimation[M]. Berlin: Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2005:350-359.
- [6] Lourakis M I A, Deriche R. Camera self-calibration using the singular value decomposition of the fundamental matrix: From point correspondences to 3D measurements[R]. Research Report 3748, INRIA Sophia-Antipolis, 1999.
- [7] Chandraker M K. Two-view focal length estimation for all camera motion using priors[EB/OL]. [2009-11-10]. www-cse.ucsd.edu/classes/fa04/cse252c/projects/manmohan.pdf.

作者简介:

李龙 男,(1979-),博士研究生.研究方向为计算机视觉、三维信息获取与处理等.
何明一 男,(1958-),教授,博士生导师.研究方向为图象处理、智能信息处理、遥感图象处理等.
戴玉超 男,(1982-),博士研究生.研究方向为计算机视觉与三维重建、视频处理等.