

基于射影重建的线性摄像机自标定方法*

李 华, 胡占义

(中国科学院 自动化研究所 模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

E-mail: {huali, huzy}@nlpr.ia.ac.cn

http://www.ia.ac.cn/nlpr/

摘要: 提出了一种基于射影重建的线性摄像机自标定方法. 该方法只需要摄像机作一次纯平移运动和两次带旋转的任意运动即可. 该方法有 3 个主要特点. 第 1, 由于该方法是一种线性方法, 所以避免了大多数非线性方法的局部极小问题. 第 2, 该方法是一种基于射影重建的自标定方法, 由于在射影重建过程中利用了所有图像的信息, 因此比以前的方法具有更好的鲁棒性. 第 3, 该方法对硬件设备几乎没有特殊要求, 在实际应用中易于实现, 比如人手持一个摄像机摄取一些图像即可. 模拟实验和真实图像实验均证明了该方法的可行性.

关键词: 摄像机自标定; 三维重建; 射影重建; 仿射重建; 无穷远平面

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

摄像机标定是从二维图像获取三维信息必不可少的步骤. 传统的方法是通过结构已知的物体(如定标块)在图像中的投影来计算摄像机的内参数. 这种方法的缺点是需要一个定标块, 在很多实际应用中难以实现. 摄像机自标定技术可以克服这个缺点. 它直接利用图像信息来标定内参数, 而不需要定标块. 目前摄像机自标定的方法几乎都是基于绝对二次曲线(absolute conic)或者它的对偶绝对二次曲面(absolute quadric)的方法. Maybank 和 Faugeras^[1]首先提出基于 Kruppa 方程的摄像机自标定方法, 继而很多研究人员提出了一些其他类似方法^[2-15]. 但由于求解 Kruppa 方程是一种非线性算法, 初值不易选取, 对噪声也十分敏感^[16], 所以人们开始探索通过控制摄像机运动来完成摄像机自标定, 这就是所谓基于主动视觉的方法.

Hartley^[7]提出了利用摄像机纯旋转运动进行摄像机自标定的线性算法. Armstrong^[17]等人提出了当摄像机运动中存在一次纯平移运动时, 通过极点的解析关系线性自标定摄像机的方法. 然而由于计算极点十分容易受到噪声的影响, 所以标定效果不佳. Beardsley^[18]等人提出了利用射影重建, 然后求出无穷远平面, 最后完成三维重建的方法. 但这种方法从射影空间升级到仿射空间时, 即求解无穷远平面时需要求解矩阵的特征值和特征向量, 在存在噪声的情况下很难获得好的结果. 同时, 在他们的实验中仅仅使用两幅图像之间的射影重建关系, 没有充分利用所有图像的信息. 在与 Armstrong 等人相同的条件下, Pollefeys^[19]等人采用一维搜索的非线性方法求解内参数. 当存在噪声时, 这种方法有可能陷入局部极小. 针对非线性方法存在的问题, 马颂德的研究组^[20-23]提出了基于主动视觉系统的摄像机自标定线性方法. 这种方法通过控制摄像机在三维空间做几组正交运动, 利用正交约束性建立线性方程组来求解摄像机内参数. 但这种基于主动视觉系统的方法对硬件设备的依赖性很强, 因此它的应用受到了限制.

针对上述情况, 本文提出一种基于射影重建的线性摄像机自标定方法, 它只需要在摄像机运动中存在一次纯平移运动, 就可以线性标定摄像机内参数. 所以, 该方法对设备的要求不高, 甚至不需要任何特殊的设备, 比如用手持式摄像机拍摄一些图像即可. 另外, 该方法需要先对图像进行射影重建, 由于在对图像的射影重建中利用

* 收稿日期: 2001-03-01; 修改日期: 2001-05-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60033010; 69975021); 国家重点基础研究发展规划 973 资助项目(G1998030502)

作者简介: 李华(1974 -), 男, 陕西西安人, 硕士生, 主要研究领域为摄像机标定, 三维重建; 胡占义(1961 -), 男, 山西繁峙人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究领域为计算机视觉.

了所有图像的信息,而不仅是利用极点的解析关系或者两幅图像之间的关系,所以本文方法具有较好的鲁棒性.

本文第 1 节简要介绍射影重建的基本原理.第 2 节介绍如何判定摄像机的运动为纯平移运动,如何利用纯平移线性确定无穷远平面以及如何利用无穷远平面的单应性矩阵(homography)标定摄像机的内参数.第 3 节将给出摄像机线性自标定算法的主要步骤.第 4 节给出模拟实验和真实图像实验.最后给出一些结论及今后准备进行的工作.

1 射影重建

1.1 摄像机模型

在本文中假定摄像机模型为经典的针孔模型,即假定摄像机内参数矩阵为 $K = \begin{bmatrix} f_u & s & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$.其中 (u_0, v_0)

为主点坐标, f_u 为图像 u 轴的尺度因子, f_v 为图像 v 轴的尺度因子, s 为畸变因子.

1.2 射影重建的基本原理

所谓射影重建,是指给定一组图像对应点 $u_{ip}, i=1,2,\dots,m, p=1,2,\dots,n$, 求一组射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m 及射影三维空间点 Q_1, Q_2, \dots, Q_n , 使得

$$u_{ip} \approx P_i Q_p, i=1,2,\dots,m, p=1,2,\dots,n.$$

这里, u_{ip} 表示在第 i 帧图像上对应于 Q_p 的图像点(齐次坐标形式),“ \approx ”表示相差一个常数因子下的相等.很显然,如果 $u_{ip} \approx P_i Q_p$, 那么

$$u_{ip} \approx P_i H H^{-1} Q_p.$$

换句话说,如果 P_i 和 Q_p 是一组可行的射影重建,则 $(P_i H)$ 和 $(H^{-1} Q_p)$ 也一定是一组可行的射影重建,这里 H 是一个 4×4 的非奇异矩阵.即射影重建是不惟一的,只能是在相差一个 4×4 射影变换矩阵下的重建.

目前文献中主要的射影重建方法有 Hartley 的直接重建法^[24]和 Sturm 的因子分解法(Factorization 法)^[25]以及 Ueshiba 和 Tomita 的迭代因子分解法^[26].其中直接重建法的鲁棒性严重依赖于初始两帧参考图像(基)的选择,如何选择继而使各图像帧反投影误差及全局误差最小,目前还没有一个合理的优化策略.相比之下,因子分解法比直接重建法的鲁棒性高,因此本文采用了因子分解法进行射影重建.射影重建因子分解法的核心部分是如何使下述测量矩阵(measurement matrix) W 中的尺度因子 λ_{ip} 保持一致性,也就是寻找一致性的 $\lambda_{ip}(i=1,2,\dots,m, p=1,2,\dots,n)$, 使得测量矩阵 W 的秩为 4.表达式如下:

$$W = \begin{pmatrix} \lambda_{11}q_{11} & \lambda_{12}q_{12} & \dots & \lambda_{1n}q_{1n} \\ \lambda_{21}q_{21} & \lambda_{22}q_{22} & \dots & \lambda_{2n}q_{2n} \\ \vdots & & & \vdots \\ \lambda_{m1}q_{m1} & \lambda_{m2}q_{m2} & \dots & \lambda_{mn}q_{mn} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_m \end{bmatrix} [Q_1 \ Q_2 \ \dots \ Q_n].$$

这样,通过对一致化后的 W 进行 SVD 分解,就可以同时求出对应于 m 幅图像的 m 个射影矩阵 P_i 以及对应于空间 n 个物理点的 n 个在射影空间的重建点 Q_p .下面列出本文所使用的 Sturm 因子分解法(Factorization 法)的主要步骤.

Sturm 因子分解法的主要步骤:

设有 $i=1,2,\dots,m$ 帧图像,每帧图像上有 $p=1,2,\dots,n$ 个匹配点.

(1) 图像正则化(normalization).将第 i 幅图像上的匹配点坐标均作同一个线性变换 T_i , 即 $\bar{u} = T_i u$, 其中 \bar{u} 为正则化后的图像, u 为原图像, T_i 为变换矩阵(即平移变换 + 尺度变换).

(2) 计算任意两帧图像之间的基础矩阵(fundamental matrix)和外极点(epipole),如使用 Hartley^[6]的八点算法.

(3) 确定尺度因子 λ_{ip} (参见文献[25,26]),使之满足图像间的一致性(consistence)要求.

- (4) 构造尺度因子已一致化的测量矩阵 W .
- (5) 对已一致化的测量矩阵 W 作列向(column-wise)和每三行(triplet-of-rows)的尺度变换,使之均衡化.
- (6) 对已均衡化的测量矩阵 W 作 SVD 分解.
- (7) 从 SVD 分解出的结果中,得到射影空间中的射影矩阵 P_i 和射影空间下的重建点 Q_p .
- (8) 将每帧图像的射影矩阵 P_i 各自乘以线性变换 T_i 的逆,得到原图像坐标下的射影矩阵.

2 线性确定无穷远平面

2.1 判定摄像机的纯平移运动

在此,我们通过基本矩阵的性质来判定摄像机的运动是否为纯平移运动.令摄像机的运动为 (R,t) ,摄像机的内参数矩阵为 K ,则基本矩阵 F 有如下形式:

$$F \approx K^{-T} [t]_{\times} R K^{-1}, \quad (1)$$

其中 $[t]_{\times}$ 表示由向量 $c = (t_x, t_y, t_z)^T$ 定义的反对称矩阵,即 $[t]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix}$. 如果摄像机运动为纯平移,即

$R=I$,由式(1)得

$$F \approx K^{-T} [t]_{\times} K^{-1}. \quad (2)$$

由式(2)可知,当摄像机运动为纯平移时,基本矩阵 F 就成为一个反对称矩阵,即 $F = -F^T$,也可以表示为

$$F + F^T = 0. \quad (3)$$

式(3)就是用来判定摄像机的运动是否为纯平移运动的依据.

下面介绍如何利用射影重建求解基本矩阵 F .通过射影重建,我们得到一组射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m .

$$\left. \begin{aligned} P_1 &= [M_1, m_1], \\ P_2 &= [M_2, m_2], \\ &\vdots \\ P_m &= [M_m, m_m]. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中 M_i ($i=1, \dots, m$) 为 3×3 可逆矩阵, m_i ($i=1, \dots, m$) 为 3×1 的列向量.则第 i 幅与第 j 幅图像间的基础矩阵为

$$F_{ij} \approx [e_j]_{\times} H_j, \quad (5)$$

其中 $H_j \approx M_j M_i^{-1}$, $e_j \approx -M_j M_i^{-1} m_i + m_j$.

根据式(3),如果 $F_{ij} + F_{ij}^T = 0$,则第 i 幅和第 j 幅图像之间的摄像机运动为纯平移.这样我们就可以判定在任意两幅图像之间摄像机的运动是否为纯平移运动.实际上,在真实图像实验中,由于图像点噪声的存在,我们不采用式(3)作为判定纯平移的条件,而采用下列判据:

$$|f_{kl} - |f_{lk}| < \zeta, \text{ 且 } f_{kl} f_{lk} < 0, \quad k, l \in \{1, 2, 3\}, \quad (6)$$

其中 f_{kl} 为矩阵 F_{ij} 第 k 行第 l 列的元素, ζ 为一给定的域值.

由于在真实图像中噪声的存在,为了保证判定的可靠性,在完成判定一组图像匹配对应点之后,我们需要从图像序列中再任选取另外一组对应点的组合进行射影重建,然后利用上述方法进行判断,同时每次结果采用 Hough 变换的方法进行投票,选出得票最多的一对图像,判定在这两幅图像之间摄像机的运动为纯平移运动,这样结果的鲁棒性就会增强.另外,从理论上来说,本文提出的自标定方法只需要判定一次纯平移,但从实用角度来考虑,纯平移越多,可选择的余地就越大,方法也就越鲁棒.下面给出判定摄像机运动为纯平移运动的算法.

判定摄像机纯平移运动的算法:

(1) 在已经获得的图像对应匹配点中随机选取一组图像匹配对应点,进行射影重建,得到一组射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m .

(2) 在这组射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m 中任意选择两个射影矩阵,假定为 $P_i = [M_i, m_i]$ 和 $P_j = [M_j, m_j]$.

(3) 利用式(5)计算出第 i 和第 j 幅图像之间的基本矩阵 F_{ij} ,并归一化.

(4) 令 $|f_{kl}| - |f_{lk}| = \hat{f}_{kl}$. 如果 $|\hat{f}_{kl}| < \zeta$ 且 $f_{kl}f_{lk} < 0$ ($k, l = 1, 2, 3$), ζ 是一个给定域值,则可认为在第 i 和第 j 幅图像之间摄像机的运动为纯平移. 否则,摄像机运动存在旋转.

(5) 返回(1),直到取尽所有的 C_m^2 种可能.

运行上述(1)~(5) N 次,对每次判定结果进行投票记录,得票最多的两幅图像之间摄像机的运动即为纯平移运动.

2.2 利用纯平移线性确定无穷远平面

2.2.1 从射影重建到仿射重建

经过射影重建,我们得到一组形如式(4)的射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m . 为便于下文的介绍,我们将射影重建后得到的所有射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m 经过一致的射影变换 T 统一到一个射影坐标系下,通常是某幅图像的射影矩阵所对应的射影坐标系(我们定为第 1 幅图像)下,其中 T 为 4×4 可逆矩阵. 在这里,我们采用如下形式的射影变换矩阵 T 进行射影变换:

$$T = \begin{bmatrix} M_1^{-1} & -M_1^{-1}m_1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

通过一个射影变换,即 $P_i \rightarrow P_i T$ ($i = 1, 2, \dots, m$). 这样我们得到一组新的射影矩阵:

$$\left. \begin{aligned} P_1 &= [I, 0], \\ P_2 &= [H_{12}, e_2], \\ &\vdots \\ P_m &= [H_{1m}, e_m]. \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

实际上,上面的射影变换不是惟一的.从式(8)可以看出, T 是不惟一的,它存在 3 个自由度,这也说明将这组射影矩阵内所有射影矩阵统一到一个射影坐标系下的射影变换不是惟一的.

$$[I, 0] = [M_1, m_1] T. \quad (8)$$

在式(7)中, e_i ($i = 2, \dots, m$) 即为在第 i 幅图像上与第 1 幅图像相对应的极点, H_{1i} ($i = 2, \dots, m$) 为某个参考平面在第 i 幅图和第 1 幅图之间的 Homography.

根据分层重建的原理,在式(7)中 H_{1k} 是对应于某个参考平面*的 Homography.但是,由于统一到一个射影坐标系下的射影变换 T 是不惟一的,所以事实上对应于不同射影变换 T ,就存在不同的参考平面,这些参考平面之间可以相互转换.

在不改变 P_1 的前提下,存在变换 $T_1 = \begin{bmatrix} I & 0 \\ \alpha & 1 \end{bmatrix}$,可以将 P_k 变换到 P'_k ,即

$$\begin{aligned} P'_1 &= [I, 0] = P_1 T_1, \\ P'_k &= [H'_{1k}, e_{1k}] = P_k T_1 = [H_{1k}, e_{1k}] T_1. \end{aligned}$$

由于 $P'_1 = [I, 0]$,所以 P'_k 这组射影矩阵也就统一到第 1 幅图像所对应的射影坐标系中.但是,正是由于统一到一个射影坐标系的射影变换的不惟一性, H'_{1k} 和 H_{1k} 也分别对应两个不同的参考平面,从前面的推导中我们可以得到式(9).

$$H'_{1k} \approx H_{1k} + e_{1k} \alpha, \quad (9)$$

其中 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ a_3]$ 为参考平面方向的改变.同时,从前面分析可看出,在相差一个常数因子意义下,极点保持不变.

仿射重建就是在射影重建的前提下将参考平面选定为无穷远平面的过程,其关键在于找到一种变换 T_1 ,使得参考平面变换到无穷远平面,从而获得无穷远平面的 Homography,即 $H_{\infty 1k}$,从式(9)可知存在关系:

$$H_{\infty 1k} = \delta(H_{1k} + e_{1k} \alpha). \quad (10)$$

* 对于一组 P_i ($i = 1, \dots, m$) 而言,一旦射影变换 T 选定,参考平面是同一个平面.

δ 是一个非零常数因子.由于通常 α 是不知道的,然而在统一射影坐标系后对于所有图像来说却是惟一的,所以仿射重建就是要确定 α ,从而确定无穷远平面的 Homography.

2.2.2 线性确定非零常数因子 δ

根据分层重建的原理,两幅图像之间摄像机运动为纯平移,这两幅图像所对应的无穷远平面的 Homography 在相差一个常数因子意义下为一个单位矩阵 I .如果在两幅图像之间摄像机的运动有旋转存在,则这两幅图像所对应的无穷远平面的 Homography 在相差一个常数因子意义下为 KRK^{-1} .

在本文中,根据第 2.1 节我们可以判定摄像机的纯平移运动.在此假定在第 1 幅和第 2 幅图像间摄像机的运动为纯平移运动,而在第 3 幅、第 4 幅与第 1 幅图像之间摄像机分别有不同旋转(不共轴的旋转),将第 1 幅图像所对应的摄像机射影坐标系定为参考射影坐标系进行统一.

$$\begin{aligned} P_1 &\approx [I, 0], \\ P_2 &\approx [H_{12}, e_{12}], \\ P_3 &\approx [H_{13}, e_{13}], \\ P_4 &\approx [H_{14}, e_{14}], \\ &\dots \end{aligned}$$

根据式(10)和本节前面的分析可得

$$H_{\infty 12} = \delta(H_{12} + e_{12}\alpha) = I. \quad (11)$$

由式(11)得到

$$H_{12} - \sigma I = e_{12}\alpha, \quad (12)$$

其中 $\sigma = 1/\delta$.

因为 $\text{rank}(e_{12}\alpha) = 1$, 所以有 $\det(H_{12} - \sigma I) = 0$, 并且 $\det([H_{12} - \sigma I]_{2 \times 2}) = 0$, $\forall [H_{12} - \sigma I]_{2 \times 2} \in \Omega(H_{12} - \sigma I)$. 其中 $\Omega(H_{12} - \sigma I)$ 表示矩阵 $(H_{12} - \sigma I)$ 所有的 2 阶子矩阵.因此 σ 是下述方程组的一个解:

$$\begin{cases} \det(H_{12} - \sigma I) = 0, \\ \det([H_{12} - \sigma I]_{2 \times 2}) = 0, \quad [H_{12} - \sigma I]_{2 \times 2} \in \Omega(H_{12} - \sigma I). \end{cases} \quad (13)$$

另一方面,方程组(13)的第 2 组中包含 6 个关于 σ 的一次方程,所以它有惟一解 σ .

这样,我们可以通过求解方程组(13)的第 2 组中所包含的 6 个关于 σ 的一次方程来确定非零常数因子 σ . 由于数据误差和数值计算误差等原因,在实际计算中 σ 视为这 6 个线性方程的最小二乘解.于是我们就可以得到非零常数因子 δ .

2.2.3 线性确定无穷远平面的 Homography

由于常数因子 δ 已经确定,且 $H_{12} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$ 和 $e_{12} = (e_1 \ e_2 \ e_3)$ 通过射影重建和统一坐标系后也已经

得到,根据式(12)可以线性确定参考平面的方向改变 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ a_3]$.展开式(12)得到

$$\begin{bmatrix} h_{11} - \sigma & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} - \sigma & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} - \sigma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_1 a_1 & e_1 a_2 & e_1 a_3 \\ e_2 a_1 & e_2 a_2 & e_2 a_3 \\ e_3 a_1 & e_3 a_2 & e_3 a_3 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

从式(14)中可以得到有关 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ a_3]$ 的线性方程.对于每一个 $a_i (i=1,2,3)$ 存在 3 个一次方程,由于数据误差和数值计算误差等原因,在实际计算中, $a_i (i=1,2,3)$ 视为这 3 个线性方程的最小二乘解.于是我们可以得到 α .

2.3 利用旋转完成摄像机标定

在得到 α 以后,由于 α 在统一坐标系后对于所有图像来说是惟一的,所以将得到的 α 代入式(10)就可以在相差一个常数因子的前提下得到其他图像与第 1 幅图像所对应的无穷远平面的 Homography.这样,我们就可以得到与第 1 幅图像之间有不同旋转关系(不共轴的旋转)的第 3 幅和第 4 幅图像的 Homography:

$$H_{\infty 13} \approx \delta_3 (H_{13} + e_{13} \alpha) \approx KR_{13} K^{-1}. \quad (15)$$

$$H_{\infty 14} \approx \delta_4 (H_{14} + e_{14} \alpha) \approx KR_{14} K^{-1}. \quad (16)$$

下面,我们利用绝对二次曲线来完成摄像机的标定.在仿射重建完成后,得到了在两幅图像之间无穷远平面的 H_{∞} ,如果这两幅图像之间存在旋转关系,则 $H_{\infty} = KRK^{-1}$.根据绝对二次曲线在图像上的不变性,令

$C = K^{-T} K^{-1} = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{12} & C_{22} & C_{23} \\ C_{13} & C_{23} & C_{33} \end{pmatrix}$ 为对称正定矩阵,我们得到 C 的约束方程:

$$C \approx H_{\infty}^T C H_{\infty}. \quad (17)$$

式(17)在相差一个常数因子意义下成立.令 $\hat{C} = (C_{11}, C_{12}, C_{13}, C_{22}, C_{23}, C_{33})$,则式(17)可写成

$$A\hat{C} = 0. \quad (18)$$

由于要获得内参数的惟一解,所以需要两个形如式(18)的约束才能获得惟一的 C ,从而获得惟一的内参数(见 Hartley^[7]).很明显,当摄像机在拍摄两幅图像之间只做纯平移运动,它所对应的 $H_{\infty} \approx I$,所以对 C 不构成约束.因此,如果要获得惟一的内参数,必须在摄像机运动中带有至少两个具有不同旋转轴的旋转,式(15)和式(16)即可满足要求.在获得惟一的对称正定矩阵 C 以后,对 C^{-1} 进行 cholesky 分解,就可以得到内参数矩阵 K .

3 算 法

假定图像对应匹配点已经获得,本文的线性摄像机自标定算法可以描述如下:

- (1) 根据第 1 节介绍的射影重建算法进行射影重建获得射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m .
- (2) 利用第 2.1 节介绍的摄像机纯平移运动的判定算法进行摄像机纯平移的判定.
- (3) 从有纯平移关系的图像中任选一幅图像,将射影矩阵 P_1, P_2, \dots, P_m 统一到这幅图像的摄像机射影坐标系下.
- (4) 根据第 2.2.2 节介绍的方法线性确定常数因子 σ .
- (5) 依照第 2.2.3 节介绍的方法线性确定参考平面的方向改变 $\alpha = [a_1 \ a_2 \ a_3]$.
- (6) 利用第 2.3 节介绍的方法求出具有旋转关系图像之间无穷远平面的 Homography,建立约束方程,求解正定对称矩阵 C ,对 C^{-1} 进行 Cholesky 分解,得到内参数矩阵 K .

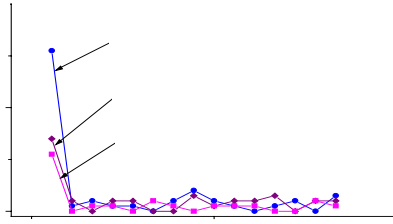
4 模拟实验和真实图像实验

4.1 模拟实验

在模拟实验中,三维点来自于一个边长为 200 个单位的虚拟立方体,立方体的中心距离第 1 幅图像所对应的摄像机坐标系的中心为 680 个单位.摄像机平移向量的各个分量为 0~50 内的随机数,而摄像机的旋转轴的各个分量为 0~5 内的随机数,旋转角 30° .这样就可以保证三维点投影所得到的图像点在模拟图像在 800×800 像素范围之内.

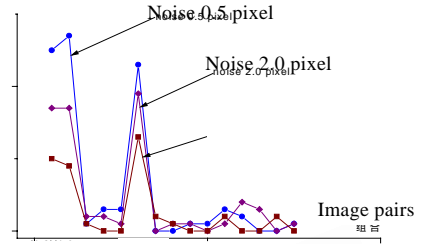
4.1.1 图像噪声对摄像机纯平移运动判定的影响

本文的算法首先要求判定出摄像机的纯平移运动.在模拟实验中,共产生 40 个三维点和 6 幅图像,每幅模拟图像的大小为 800×800 像素,同时在图像点上加入不同水平的随机噪声,噪声单位是像素.每次实验随机选取 20 个匹配对应点,首先进行射影重建,然后利用第 2.1 节提出的方法进行判定.在模拟实验中,我们事先设定第 1 幅和第 2 幅图像之间为纯平移,进行 40 次实验,对每次实验结果进行投票,实验结果如图 1 所示.可以看到,随着图像点噪声的增大,对应于(1,2)所得票数在减少,但它仍然远远大于其他计数器.因此可以判定,在第 1 幅图像和第 2 幅图像之间为摄像机纯平移运动.



得票, 组合.

Fig.1 Camera translation detection by voting under 3 different noise level for image pair (1,2)
图1 在不同噪声水平下通过投票判定摄像机在图像对(1,2)之间的纯平移运动结果



得票, 组合.

Fig.2 Camera translation detection by voting under 3 different noise level for image pairs (1,2), (1,3) and (2,3)
图2 在不同噪声水平下通过投票判定摄像机在图像对(1,2),(1,3)和(2,3)之间的纯平移运动的结果

我们再设定第1幅与第2、3幅为纯平移,进行40次实验并投票,实验结果如图2所示.可以看出,随着图像点噪声的增大,对应于(1,2),(1,3),(2,3)的票数在减少,但它们之间相差不大,且远远大于其他计数器,因此可以判定第1幅、第2幅和第3幅图像之间摄像机的运动为纯平移.

从上述实验可以看出,在实际实验中,我们可以多找一些匹配点,通过多种组合,运用本文摄像机纯平移判定方法可以判定摄像机的运动是否为纯平移.

4.1.2 图像噪声对标定内参数的影响

由于在实际应用中,图像点上的噪声是不可避免的,而图像噪声对于本文提出的摄像机自标定方法的影响很大,所以我们在模拟实验中向图像匹配点上加入不同水平的随机噪声,观察随着加入的随机噪声水平的变化,标定结果的变化.在模拟实验中,我们共产生4幅模拟图像,大小为800×800像素.内参数的理论值为 $f_u = 1200, f_v = 1200, s = 0.30, v_0 = 512, u_0 = 512$.使用20个匹配对应点,我们设定摄像机在第1幅和第2幅之间为纯平移,而在第1幅和第3、4幅之间分别为不同的旋转和平移.在不同噪声水平下(即随机噪声的幅值,单位:像素)均运行本算法100次实验.表1为实验所得内参数的均值,图3是内参数值的实验值与理论值的均方误差随噪声变化的曲线.可以看出,在有噪声的情况下,本文的算法也是可行的.同时,随着噪声的增大,所得到的内参数均方差的值也基本上是线性增大的,这与理论上的分析是一致的.

Table 1 Means of the estimated intrinsic camera parameters under different noise level

表1 不同噪声水平下所得到的摄像机内参数的均值

Noise level (pixel)	f_u	f_v	S	u_0	v_0
0.1	1 200.353	1 209.963	0.257	523.359	528.942
0.2	1 180.691	1 221.478	0.412	508.039	476.598
0.3	1 131.630	1 178.377	-0.118	508.637	486.614
0.4	1 114.052	1 188.168	-3.700	501.767	470.962
0.5	1 078.502	1 119.350	-5.638	534.754	522.163
0.6	1 090.707	1 174.119	-7.864	489.047	449.535
0.8	1 119.152	1 184.229	14.599	441.035	427.348
1.0	1 029.340	1 079.690	-15.460	524.643	442.102
1.5	955.839	1 002.971	-25.928	451.183	459.109

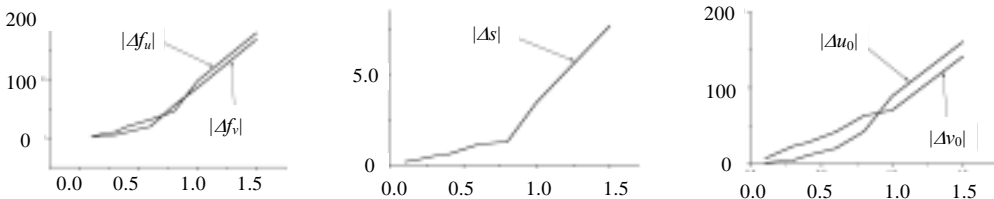


Fig.3 Standard deviations $|\Delta f_u|, |\Delta f_v|, |\Delta s|, |\Delta u_0|, |\Delta v_0|$ of the estimated intrinsic parameters under different noise level

图3 所求得的摄像机内参数的均方差 $|\Delta f_u|, |\Delta f_v|, |\Delta s|, |\Delta u_0|, |\Delta v_0|$ 在不同噪声水平下的变化趋势

4.2 真实图像实验

在真实图像实验中,我们使用的是固定在摄像机平台(如图4所示)上的一个普通CCD摄像机.首先利用本文提出的判定摄像机纯平移的方法完成对摄像机纯平移运动的判定,然后通过本文提出的摄像机线性自标定方法标定摄像机,最后,为了检验所标定出的内参数的准确性,我们利用所标定出的内参数重建定标块进行验证.



Fig.4 Camera platform
图4 摄像机平台

4.2.1 拍摄真实图像并获得图像对应匹配点

在真实图像实验中,我们利用主动视觉平台控制摄像机共拍摄了 10 幅球体(足球)图像,如图 5 所示为其中的 4 幅.真实图像大小为 384×288 像素.利用自动匹配软件完成一系列图像的对应点匹配,其中每幅图像获得 56 个匹配点.



Fig.5 Four of the ten images used for camera calibration

图5 用于标定摄像机的10幅图像中的4幅

4.2.2 判定摄像机纯平移运动

这里我们使用本文提出的算法判定摄像机纯平移运动.由于有 10 幅图像,共有 $C_{10}^2 = 45$ 种组合,也就是有 45 个计数器,共进行 50 次投票,所得结果见表 2.

Table 2 Camera translation detection

表2 判定摄像机的纯平移运动

Votes	14	9	7	5	<5
Image pairs	(5,9)	(4,5) (9,10) (4,7)	(1,4) (3,4) (7,10) (7,9)(3,7)	(5,6) (3,8)(2,9)(6,8)	Others

从表2可以看出,在这10幅真实图像中,第5幅和第9幅的组合获得投票最多,所以在它们之间摄像机的运动可以判定为纯平移.我们选这一对图像来确定无穷远平面.

4.2.3 标定摄像机内参数

在真实图像实验中选取第5幅和第9幅来确定无穷远平面,然后利用本文提出的方法计算出其他图像所对应的无穷远平面的 Homography,最后利用 Hartley^[7]提出的算法完成摄像机的标定.应用本文所介绍的方法,标定出的 CCD 摄像机内参数见表 3.

Table 3 Estimated intrinsic camera parameters

表3 所获得的摄像机的内参数

f_u	f_v	u_0	v_0	S
482.6196	200.8077	160.7043	124.7889	3.5638

4.2.4 通过重建验证定标结果

我们用立体视觉的方法重建三维物体来检验所得到的摄像机内参数是否合理.利用前面已标定出的摄像机,在摄像机内参数未变的情况下拍摄定标块的两幅图像(如图6所示)进行三维重建,图像大小为 384×288 像素,图6中的亮点为在两个互相垂直的平面上选取的对应点.图7为重建结果.

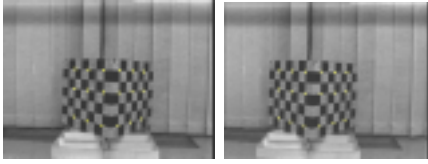


Fig.6 Two images used for the reconstruction
图 6 用于重建的两幅标定块图

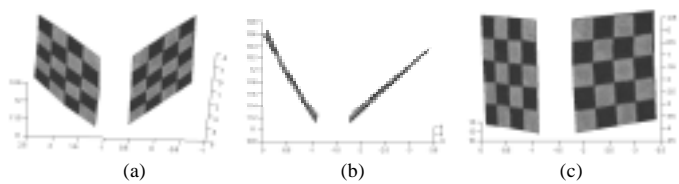


Fig.7 The reconstruction results under different viewpoint
图 7 从不同视角下观察标定块两平面的重建结果

在图 7 中,图 7(b)俯视图,图 7(a)和(c)侧视图.通过重建所求得两个平面之间的夹角为 92.65° ,与真实平面的夹角 90.0° 相当接近,从而说明通过使用本文提出的方法,可以获得较好的结果.

5 结论以及未来的工作

本文提出了一种基于射影重建的线性摄像机自标定算法,只需要摄像机做一次纯平移运动和两次带旋转的运动,就可以标定摄像机.它不同于 Armstrong 等人利用极点的解析关系完成摄像机标定,也避免了 Beardsley 等人求解特征向量等不稳定因素.这种方法由于通过射影重建,利用整个图像序列的信息完成摄像机标定,因此具有较好的鲁棒性.同时,这种方法是完全线性的,避免了文献中非线性方法的局部极小问题.另外,由于只需要摄像机运动存在一次纯平移运动,所以本文的方法对硬件设备的依赖程度较低.

由于本文提出的算法为线性的,所以它在标定的精确性上还有待提高.下一步我们将研究如何提高这种方法的精确性,如增加纯平移运动的次数等等.值得指出的是,用本文的方法求得的内参数可以作为初值用于非线性方法,对结果进行进一步的优化.

References:

- [1] Maybank, S.J., Faugeras, O.D. A theory of self-calibration of a moving camera. *International Journal of Computer Vision*, 1992,8(2):123~151.
- [2] Hartley, R. Estimation of relative camera positions for uncalibrated cameras. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. NLCS 588, Springer-Verlag, 1992. 579~387.
- [3] Faugeras, O.D. What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. NLCS 588, Springer-Verlag, 1992. 563~578.
- [4] Luong, Q.T., Faugeras, O.D. The fundamental matrix: theory, algorithms, and stability analysis. *International Journal of Computer Vision*, 1996,17(1):43~75.
- [5] Faugeras, O.D., Robert, L., Laveau, S. *et al.* 3-D reconstruction of urban scenes from image sequences. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998,69(3):392~399.
- [6] Hartley, R. In defense of the 8-point algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(6):580~593.
- [7] Hartley, R. Self-Calibration of stationary cameras. *International Journal of Computer Vision*, 1997,22(1):5~23.
- [8] Shashua, A. Projective structure from uncalibrated images: structure from motion and recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994,16(8):778~790.
- [9] Heyden, A., Astrom, K. Euclidean reconstruction from constant intrinsic parameters. In: *Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition*. 1996. 339~343.
- [10] Quan, L., Kanade, T. Affine structure from line correspondences with uncalibrated affine cameras. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(8):834~845.
- [11] Sturm, P., Triggs, B. A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*. LNCS 1064/5, Springer-Verlag, 1996. 709~720.
- [12] Dron, L. Dynamic camera self-calibration of from controlled motion sequences. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1993. 501~506.

- [13] Basu, A. Active calibration: alternative strategy and analysis. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1993. 405~500.
- [14] Du, F., Brady, M. Self-Calibration of the intrinsic parameters of cameras for active vision systems. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1993. 477~482.
- [15] Li, F., Brady, M., Wiles, C. Fast computation of the fundamental matrix for an active stereo vision system. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. LNCS 1064/5, Springer-Verlag, 1996. 156~166.
- [16] Lei, Cheng, Wu, Fu-chao, Hu, Zhan-yi. Kruppa equation and camera self-calibration. Chinese Journal of Automation, 2001,27(5): 621~630 (in Chinese).
- [17] Armstrong, M., Zisserman, A., Beardsley, P.A. Euclidean reconstruction from uncalibrated images. In: Proceedings of the British Machine Vision Conference. York, E Hancock, 1994, 509~518.
- [18] Beardsley, P.A., Zisserman, A., Murray, D.W. Sequential updating of projective and affine structure from motion. International Journal of Computer Vision, 1997,23(3):235~259.
- [19] Pollefeys, M., Koch, R., van Gool, L. Self-Calibration and metric reconstruction in spite of varying and unknown internal camera parameters. In: Proceedings of the International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1998. 90~95.
- [20] Ma, S.D. A self-calibration technique for active vision systems. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996,12(1): 114~120.
- [21] Yang, Chang-jiang, Wang, Wei, Hu, Zhan-yi. An active vision based self-calibration technique. Chinese Journal of Computers, 1998,21(5):428~435 (in Chinese).
- [22] Wu, Fu-chao, Li, Hua, Hu, Z.Y. A study on active vision based camera self-calibration. Chinese Journal of Automation, 2001,27(6):736~746 (in Chinese).
- [23] Hu, Zhan-yi, Wu, Fu-chao. A review on some active vision based camera calibration techniques. Chinese Journal of Computers, 2002,25(11):1149~1156 (in Chinese).
- [24] Hartley, R. Projective reconstruction and Invariants from multiple images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994,16(10):1036~1041.
- [25] Sturm, P., Triggs, B. A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. LNCS 1064/5, Springer-Verlag, 1996. 709~720.
- [26] Ueshiba, T, Tomita, F. A factorization method for projective and Euclidean reconstruction from multiple perspective views via iterative depth estimation. In: Proceedings of the European Conference on Computer Vision. LNCS 1406, Springer-Verlag, 1998.

附中文参考文献:

- [16] 雷成,吴福朝,胡占义. Kruppa 方程与摄像机自标定. 自动化学报, 2001,27(5):621~630.
- [21] 杨长江,汪威,胡占义. 一种基于主动视觉的摄像机内参数自标定技术. 计算机学报, 1998,21(5):428~435.
- [22] 吴福朝,李华,胡占义. 基于主动视觉系统的摄像机自标定方法研究. 自动化学报, 2001,27(6):736~746.
- [23] 胡占义,吴福朝. 基于主动视觉摄像机标定方法. 计算机学报, 2002,25(11):1149~1156.

A Linear Camera Self-Calibration Technique Based on Projective Reconstruction*

LI Hua, HU Zhan-yi

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

E-mail: {huali,huzy}@nlpr.ia.ac.cn

<http://www.ia.ac.cn/nlpr/>

Abstract: In this paper, a linear camera self-calibration technique based on projective reconstruction is proposed. With the camera undergoing at least a pure translation and two arbitrary motions, all the five intrinsic parameters can be obtained. The novelties of the proposed method are three-fold. Firstly, it is a linear one, which does not involve any local minimum problem largely plagued non-linear calibration methods in the literature.

Secondly, the proposed method is based on projective reconstruction. Its robustness is markedly increased since all the images are aligned in the projective reconstruction process. Thirdly, the proposed method does not require specialized hardware support, as a result, can be used in a wide range of applications. For example, in an extreme case, the camera can be merely controlled by a human arm. Simulations and experiments with real images demonstrate the applicability and feasibility of the proposed method.

Key words: camera self-calibration; 3D reconstruction; projective reconstruction; affine reconstruction; plane at infinity

* Received March 1, 2001; accepted May 25, 2001

Supported by the National Grand Fundamental Research 973 Program of China under Grant No.G1998030502; the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60033010, 69975021

2003 年机器人、智能系统和信号处理国际会议(RISSP)

征文通知

由国防科学技术大学主办,中国 863 高技术发展计划机器人与自动化主题、IEEE 机器人与自动化协会、中国科学院沈阳自动化所、中国科学院自动化所、中国自动化协会机器人专业委员会和 IEEE 香港联合机器人与自动化和控制系统分会协办,国防科学技术大学电子科学与工程学院、国防科学技术大学机电工程与自动化学院、香港中文大学、香港中文大学工学院与国防科学技术大学电子科学与工程学院智能感知系统联合研究中心承办的 2003 年机器人、智能系统和信号处理国际会议定于 2003 年 5 月 19 日~24 日在湖南省长沙和张家界召开.各国专家在这次交流会上将畅谈近期的一些研究成果,并展望未来的主要研究方向,共同探讨这些领域的交叉点.会议将邀请国际知名专家做专题报告,并选择优秀论文在 Robotics and Autonomous Systems,Int.J. of Soft Computing,Asian J. of Intelligent Control 和 Int.J. of Computation Intelligence 等国际知名专业期刊(SCI 或 EI 收录)编辑专刊和由国际出版社出版英文专著.

征文范围:

信号处理、计算机视觉、模式识别、生物机器人、医疗机器人、网络机器人、遥控机器人、服务机器人、微小型机器人、纳米机器人、传感器和驱动器技术、自动控制技术、运动规划、机器智能、智能感知系统、机电系统等领域的理论与技术.

论文提交:

作者必须将一份英文论文(最长 6 页)发到下列电子邮箱: yhliu@nudt.edu.cn, 论文要求符合 IEEE 会议论文格式.

截止日期:

论文提交:2003 年 2 月 15 日

接受通知:2003 年 3 月 15 日

论文终稿:2003 年 4 月 15 日

联系方式:

通信地址: 410073 湖南省长沙市国防科技大学电子科学与工程学院二系联合研究中心

联系人:刘云辉 教授; 王成友 博士

电话: (86)0731-4514427, 0731-4576436

传真: (86)0731-4514427

E-mail: yhliu@nudt.edu.cn

会议网址:<http://www.nudt.edu.cn/znyzzx> <http://www.acae.cuhk.edu.hk/~icrissp>