

一种基于线性迭代自定标方法

刘侍刚,吴成柯,唐 丽,严尧平

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室,陕西西安 710071)

摘 要: 提出了一种新的利用线性迭代算法来实现摄像机的自定标方法,该方法不需要景物中的任何先验知识,只需要通过线性迭代就可以实现摄像机的自定标.本文所提出的方法分为两步:第一步假设 $s=0$ 、主点坐标位于坐标原点,求到绝对二次曲面在射影空间中的像,得到摄像机的内参数;第二步,利用第一步得到的摄像机的内参数,通过图像的坐标变换,使图像符合第一步假设的摄像机所获取的图像,再返回到第一步.模拟实验和真实实验数据结果表明,该定标方法运算量小、鲁棒性好、收敛性好等优点.

关键词: 自定标;线性迭代;绝对二次曲面

中图分类号: TP391.41; P232 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 10-1716-04

A New Self-Calibration Algorithm Based on Linear Iteration

LIU Shi-gang, WU Cheng-ke, TANG Li, YAN Yao-ping

(National Key Laboratory of ISN, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: A new method for camera self-calibration based on the linear iteration is presented in the paper. Without any prior information about the scene provided, the self-calibration is performed by the linear iteration. The iterative algorithm is executed in two steps: Firstly, assuming the skew $s=0$ and the principal point lies in the origin, the absolute quadric is acquired in the projective space and then the camera intrinsic matrix is found. Secondly, with the result of the first step, the image coordinates are translated to satisfy the image captured by the camera hypothesized in the first step. These two steps are repeated and the real camera intrinsic matrix is obtained finally. The experiments with both simulate and real data show that the self-calibration method is efficient, robust and have good property of convergence.

Key words: self-calibration; linear iteration; absolute quadric

1 引言

摄像机定标是从二维图像获取三维信息必不可少的步骤.传统的定标方法是通过结构已知的物体(如定标块或定标平板)在图像中的投影来计算摄像机的内参数^[1,2].这种方法的缺点是需要一个高精度的定标块或定标板,在很多实际应用中难以实现,如空间机器人、危险恶劣环境下工作的机器人等.自从 1992 年 Faugeras^[3]等人提出摄像机自定标的概念,证明可以直接从图像序列中标定出摄像机内参数,这方面的研究目前已成为计算机视觉领域中最重要研究方向之一^[4].

在传统的摄像机定标过程中,有许多关于利用景物中的先验知识(例如:平行线、直角、长度比等)来实现摄像机的定标方法^[5,6].这些方法的最大缺点是要利用景物中的先验知识,在许多的情况下,很难知道景物中的先验知识,同时这些方法也没有克服摄像机自定标鲁棒性差的缺点,所以这些方法的应用也受到一定的限制.

1992 年, Faugeras^[3]提出了基于绝对二次曲线的自定标方法,并利用绝对二次曲线是欧氏不变量这一特性导出了 Krup-

pa 方程,通过求解 Kruppa 方程来求解摄像机的内参数,但该方法极易发散,所得到的结果不稳定,所以很难得到真实解.这一方法主要出现在自定标理论的早期, Hartley^[7]等人给出了自定标和欧氏重建的分层算法.而基于绝对二次曲面的方法首先出现在 Heyden 的工作中^[8],他将绝对二次曲面用于摄像机自定标,得到的方程形式较为简洁,且绝对二次曲面同时包含空间的仿射和欧氏结构,所以应用绝对二次曲面可以避免由于分层算法所引起的不稳定问题.后来的各种各样的摄像机定标方法大多数都是基于绝对二次曲线或其对偶绝对二次曲面的,在这些方法中,都需要解一个非线性方程组或解一个相应的非线性规划问题,这些方法鲁棒性差,而且对初值的选取十分敏感.针对这一缺点, Hartley 提出了一种通过摄像机绕光心作纯旋转运动的线性算法^[9], Ma S D 提出基于两组三正交运动的线性方法^[10],但他们所提出的方法都是要求摄像机作特定的运动,在实际的应用中,摄像机光心的具体位置并不知道,所以很难控制摄像机的运动,因此,这些方法的应用受到一定地限制.

本文提出的方法也是基于绝对二次曲面的,但既不需要

求解非线性方程组,也不需要求解相应的非线性规划问题,而是利用线性迭代的方法来求取摄像机的 5 个内参数,最终实现摄像机的自定标.由于该方法在计算过程中都是线性的,所以计算速度快,鲁棒性好,具有良好的收敛性.

2 相机模型及投影矩阵

本文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. 摄像机外参矩阵为 $[R \ T]$, 其中 R 、 T 分别为摄像机在拍摄位置对应的旋转矩阵和平移矩阵. 那么摄像机的投影矩阵 P_e 为

$$P_e = K[R \ T] \quad (1)$$

若三维空间点为 X , 对应的图像平面点为 m , 则有下列关系

$$m \sim P_e X = K[R \ T]X \quad (2)$$

\sim 表示相差一个因子意义下的相等.

3 绝对二次曲面

在三维欧氏空间, 存在一个特殊的二次曲面: 绝对二次曲面, 其矩阵形式为

$$Q \sim \begin{bmatrix} I_3 \times 3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \vartheta \end{bmatrix} \quad (3)$$

在欧氏变换下, 绝对二次曲面是不变量. 它在图像序列中的成像, 与摄像机的位置无关, 只与摄像机的内参数有关. 也就是说, 可以通过绝对二次曲面的求解来确定摄像机的内参数, 达到相机自定标的目的^[8].

在欧氏空间中, 对于相机投影矩阵 P_e , 绝对二次曲面与它的像 Q 之间的关系为:

$$P_e Q P_e^T \sim K[R \ T] \begin{bmatrix} I_3 \times 3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \vartheta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R^T \\ T^T \end{bmatrix} K^T = KK^T \sim \quad (4)$$

设 H 是从欧氏空间到射影空间的变换, 即

$$P_p \sim P_e H^{-1} \quad (5)$$

则, 绝对二次曲面变为

$$Q \sim HQ \ H^T \quad (6)$$

因此, 在射影空间中

$$P_p Q P_p^T \sim P_e H^{-1} HQ \ H^T H^{-T} P_e^T \sim P_e Q \ P_e^T \sim KK^T \sim \quad (7)$$

式(7)就是绝对二次曲面的投影约束, 它将对摄像机内参数的约束变成了对射影空间中绝对二次曲面的约束, 也就是将摄像机自定标的问题转化为求解绝对二次曲面的问题.

4 自定标的线性迭代

本文通过分解算法^[11], 得到射影重建 $\{P_p \ X_p\}$, 为了方便, 将投影矩阵 P_p 改写为向量的形式, 即: $P_p = [p_1^T \ p_2^T \ p_3^T]^T$, 则根据式(7)有

$$ij = p_i^T Q p_j \quad (i, j = 1, 2, 3) \quad (8)$$

当摄像机的内参数 $s = 0, f_u = f_v = 0$ 即主点位于坐标原点时,

为了方便, 将此时的内参矩阵记为 K , 即 $K = \begin{bmatrix} f_u & 0 & 0 \\ 0 & f_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$,

此时的绝对二次曲面的像 为

$$\sim K K^T \sim \begin{bmatrix} f_u & 0 & 0 \\ 0 & f_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_u & 0 & 0 \\ 0 & f_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \sim \begin{bmatrix} f_u^2 & 0 & 0 \\ 0 & f_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

从上式可以看出

$$i_2 = i_3 = i_3 = 0 \quad (10)$$

也就是

$$p_1^T Q p_2 = p_1^T Q p_3 = p_2^T Q p_3 = 0 \quad (11)$$

由于在射影空间中的绝对二次曲面 Q 是一个 4×4 的对称矩阵, 所以它含有 10 个未知数. 同时, 由于 Q 是绝对二次曲面, 所以它的秩是 3. 在实际的求解过程中, 由于噪声等原因, 求解到的 Q 的秩在一般情况是满秩的, 这时, 令 Q 中的第 4 个特征值为 0. 当射影空间中的绝对二次曲面确定之后, 就可以根据式(7)得到绝对二次曲面的像, 再对 Q 进行 Cholesky 分解, 求到摄像机的内参数.

在实际的过程中, 摄像机的内参数一般情况下为 5 个内

参数, 即 $K = \begin{bmatrix} f_u & s & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 但由于

$$T_{KK} K = K \quad (12)$$

$$\text{式中 } T_{KK} = \begin{bmatrix} 1 & -s & s v_0 \\ f_u & f_v & -u_0 \\ 0 & 1 & -v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

由式(2)可得

$$m \sim T_{KK} m \sim T_{KK} K [R \ T] X \sim K [R \ T] X \quad (13)$$

若已知摄像机的内参数, 可以通过上式的变换, 求到新的图像点 m , 新的图像点 m 可以认为是由内参为 K 的摄像机所获得, 而此时的 K 只含有两个内参数, 那么利用新的图像点 m 进行射影重建, 得到的新的射影空间中的投影矩阵 P 就满足式(11)的约束.

从以上分析可以得知, 求解摄像机内参数可以分解为两大步:

(1) 假设摄像机的内参数 $K = \begin{bmatrix} f_u & 0 & 0 \\ 0 & f_v & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 利用式(11)

的约束求解到摄像机的内参数 $K = \begin{bmatrix} f_u & s & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$.

(2) 当求到的摄像机内参数 K 时, 利用式(12), 得到新的图像点 m , 此时的图像中心更加接近于图像坐标原点, 进行射影重建, 再返回到 1.

如此重复迭代, 就可以实现摄像机的线性自定标.

5 自定标的线性迭代算法

(1) 令 $i = 1, > 0;$

(2) 进行射影重建, 得到 $\{P_{pi} X_{Pi}\}$;

(3) 利用式 (10), 求到射影空间中的绝对二次曲面 Q_i , 同时令 Q_i 的第 4 个特征值为 0;

(4) 根据式 (8), 求到绝对二次曲面的像 i , 对 i 进行进行 Cholesky 分解求到摄像机的内参 K_i ;

(5) 当 $K_i - K_{i-1} <$ 时 (\cdot 表示矩阵的 F 范数), 转 (7); 否则转 (6);

(6) 根据式 (11), 求到 T_{K_i} , 并根据式 (13), 将所有的图像点变为 m_i , 使图像的主点更加接近于 $(0 \ 0)$ 点, 返回 (2);

(7) 最后, 计算摄像机的内参数为 $K = T_{K_i}^{-1} T_{K_{i-1}}^{-1} \dots T_{K_{i1}}^{-1} K_i$.

6 模拟与真实图像实验

6.1 模拟实验

为了检验本文所提出的算法的正确性, 用计算机模拟在单位球内随机产生 50 个空间点, 模拟摄像机的内参数 $f_u = 800, f_v = 800, s = 5, u_0 = 320, v_0 = 240$, 并产生 10 幅大小为 640×480 的图像, 模拟结果如图 1 所示, 其中坐标横轴为迭代次数.

从图 1 可以看出, 本文所提出的算法迭代 10 次以内就能够很好的收敛到理想值, 所以该算法具有良好的收敛性.

为检验算法的鲁棒性, 在图像像素中加入高斯噪声, 在每种噪声下各进行 200 次实验, 然后取均值, 实验结果如图 2 所示, 同时各参数的均方差随噪声变化如图 3 所示, 其中横坐标为像素噪声.

从图 2 可以看出, 在 2 个像素的噪声之内, 本算法求到摄像机内参矩阵中的 f_u 和 f_v 的均值误差均小于 1.25%, $u_0 = 320, v_0 = 240$ 的均值误差均小于 8.5%. 从图 2 和图 3 可以看出本算法具有很好的鲁棒性, 收敛性好.

6.2 真实图像实验

为了验证本算法的正确性, 本文利用数码相机, 得到西安钟楼 12 幅图像, 图像的大小为 480×640 , 其中两幅图像如图 4

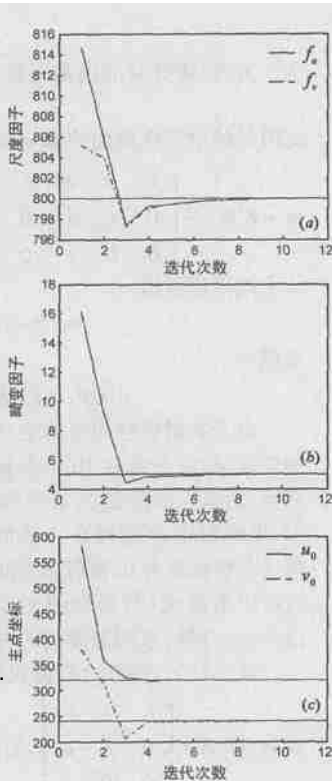


图 1 摄像机各个内参的收敛图

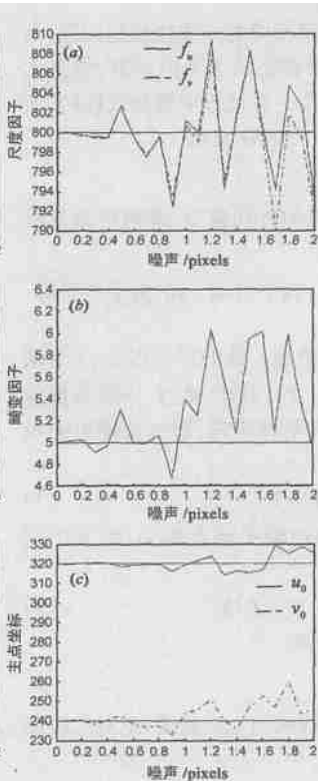


图 2 摄像机各个内参均值随噪声分布图

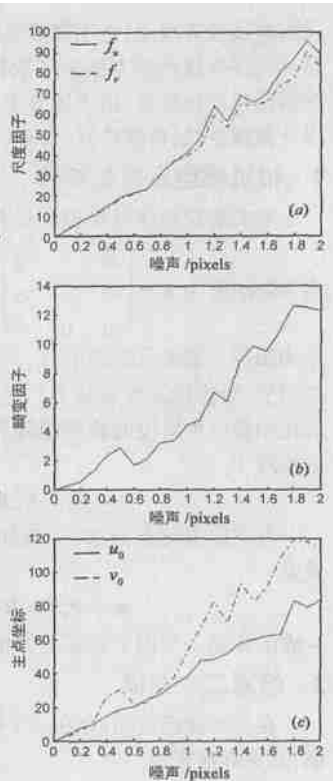


图 3 摄像机各个内参随噪声分布均方差图

所示.

利用本文提出的自定标方法, 求取到的摄像机的内参数为: $f_u = 623.42, f_v = 621.74, s = -1.26, u_0 = 231.31, v_0 = 313.55$. 重建结果如图 5 所示.

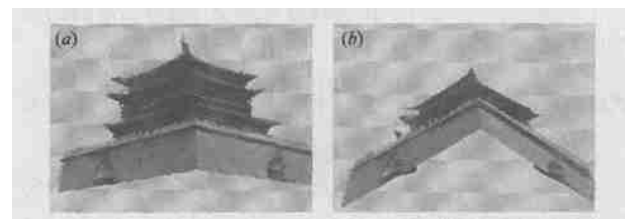


图 5 重建西安钟楼的纹理实体模型在不同方位的透视投影图

为了检验本文所提出的定标算法的精度, 计算了重建之后钟楼底座的两个面之间的夹角为 91.236° , 实际的角度应该为 90° , 误差为 1.37%, 可以看出本文所提出的定标算法具有较高的精度.

7 结束语

本文提出了一种新的利用线性迭代算法来实现摄像机的自定标方法, 该方法不需要景物中的任何先验知识, 只需要通过线性迭代就可以实现摄像机的自定标. 模拟实验和真实实验数据结果表明, 该定标方法具有运算量小、鲁棒性好、收敛性好等优点.

参考文献:

[1] Tsai R Y. An efficient and accurate camera calibration technique for 3D



图 4 西安钟楼

- machine vision[A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C], Miami Beach: IEEE Press, 1986. 364 - 374.
- [2] Zhang Z Y. A Flexible New Technique for Camera Calibration[J]. IEEE Trans., 2000, PAMF-22(11):1330 - 1334.
- [3] Faugras O, et al. Camera Self-calibration: Theory and experiments[A]. Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision [C]. London: Springer-Verlag, 1992. 321 - 334.
- [4] Anders H. A new approach to hand-eye calibration[A]. International Conference on Pattern Recognition[C]. Barcelona: IEEE Press, 2000. 1525 - 1529.
- [5] Zhao T, et al. Self-calibration of a camera from video of a walking human[A]. Proceedings of international conference on Pattern Recognition[C]. Quebec City: IEEE Press, 2002. 562 - 567.
- [6] Ha J E. 3D structure recovery and calibration under varying intrinsic parameters using known angles[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(2): 351 - 359.
- [7] Hartley R. An algorithm for self-calibration from several views[A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Seattle: IEEE Press, 1994. 737 - 744.
- [8] Heyden A, et al. Euclidean reconstruction from constant intrinsic parameters[A]. Proceedings 13th international conference on Pattern Recognition[C]. Vienna: IEEE Press, 1996. 339 - 343.
- [9] Lourdes A, et al. Linear self-calibration of a rotating and zooming camera[A]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Corfu, Greece: IEEE Press, 1999. 1015 - 1021.
- [10] Ma S D. A self-calibration technique for active vision system[J]. IEEE Trans., 1996, Robotics and Automation-12(1):114 - 120.
- [11] Heyden A, et al. An iterative factorization method for projective structure and motion from image sequences[J]. Image and Vision Computing 1999, 17(13):981 - 991.

作者简介:



刘侍刚 男, 1973 年 11 月生于江西省峡江县, 1997 年获哈尔滨工程大学学士学位, 2001 年获哈尔滨工程大学硕士学位, 现为西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、三维重建、虚拟现实等方面。Email: xdlsg@tom.com

吴成柯 男, 1938 年出生于安徽黄山, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、三维重建、图形图像处理、视频编码和图像通信等方面, 发表科技论著 4 本, 在国内外杂志上发表论文 100 余篇。

(上接第 1712 页)

参考文献:

- [1] Ding G-H, et al. Implementing vocal length normalization in the MLLR framework[A]. Proceedings of International Conference on Spoken Language Processing[C]. Denver: Causal Productions, 2002. 1389 - 1392.
- [2] Ding G-H, et al. Transform-based fast speaker adaptation using triple diagonal and shared block diagonal matrices[A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Hong Kong: IEEE Signal Processing Society, 2003, 1. 300 - 303.
- [3] Lee L, et al. A frequency warping approach to speaker normalization[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1998, 6(1): 49 - 60.
- [4] Gales M J F, et al. Mean and variance adaptation within the MLLR framework[J]. Computer Speech and Language, 1996, 10(4): 249 - 264.
- [5] Digalakis V V, et al. Speaker adaptation using constrained estimation of Gaussian mixtures[J]. IEEE transactions on speech and audio processing, 1995, 3(5): 357 - 366.
- [6] 程运鹏. 矩阵论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1989. 306 - 313.
- [7] Huang C, et al. Speaker selection training for large vocabulary continuous speech recognition[A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Orlando: IEEE Signal Processing Society, 2002, 1. 609 - 672.
- [8] Chen K T, et al. Fast speaker adaptation using eigenspace-based maximum likelihood linear regression[A]. Proceedings of International Conference on Spoken Language Processing[C]. Beijing: China Military Friendship Publish, 2000, 3. 742 - 745.