

一种鲁棒性的射影重建方法——加权迭代法^{*})

刘侍刚 吴成柯 唐 丽 贾 静

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710071)

摘 要 本文提出了一种利用加权迭代来剔除出格数据并实现射影重建的方法,该方法首先利用加权来进行射影重建,再利用重投影误差的倒数作为下一次迭代的权值,如此循环,就可以使出格数据的权值接近于0,最后完成射影重建。本方法可以克服最小二乘法鲁棒性差及随机抽样算法计算量大的缺点,模拟实验和真实实验数据结果表明,该重建方法具有运算量小、鲁棒性好等优点。

关键词 射影重建,重投影误差,加权迭代

A Robust Projective Reconstruction Method Based on Iterative Weight

LIU Shi-Gang WU Cheng-Ke TANG Li JIA Jing

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

Abstract The paper presents a robust projective reconstruction method based on iterative weight, which can efficiently discard the outliers. The weight of each point is determined based on the inverse of re-projective error and the projective reconstruction is obtained based on the weight. After several iterations, the weights of the outliers trend to zero and the projective reconstruction is obtained with good accuracy. The method can overcome the disadvantages of both the least-squares method and the Random Sample and Consensus method. The theory and experiments with both simulate and real data demonstrate that the method is very efficient and robust.

Keywords Projective reconstruction, Re-projection error, Iterative weight

1 引言

从图像序列中重建出三维场景结构是计算机视觉的主要目标之一。目前,它仍然是计算机视觉领域中的研究热点之一^[1,2]。Faugeras 中指出^[3],如果没有任何先验知识,从图像序列中只能得到射影重建。

现在大部分射影重建方法都是基于均方误差最小的原理,即最小二乘法^[4]。当噪声是高斯噪声时,最小二乘法是最优的,但是当有出格数据(outliers)时,其特性并不满足高斯噪声特性,若还使用最小二乘法来计算,有可能导致错误的结果^[5],所以在计算之前,最好是能够把这些出格数据剔除掉。在计算机视觉中,有一种鲁棒性的方法,能够很好地剔除出格数据,它就是随机抽样法(RANSAC)^[6],这种方法首先将所有的点分成 C_m 个小子集,利用每个小子集中的点进行重建,然后根据重投影误差来确定哪一组解是最优的,则认为这组最优解就是真实解。这种方法最大的缺点是计算量大。本文针对于最小二乘法鲁棒性差及随机抽样法计算量大的缺点,提出了一种加权迭代射影重建方法,该方法具有运算量小、鲁棒性好等优点。

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,即摄像机内参数矩阵 K 为一个上三角矩阵。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 为

$$P = K[Rt] \quad (1)$$

若三维空间点的齐次坐标为 X ,对应的图像平面点的齐次坐标为 m ,则有下列关系

$$\lambda m = PX \quad (2)$$

式中, λ 表示深度因子。

从式(2)中可以看出,对于任何一个非奇异矩阵 T ,都有

$$\lambda m = PX = PT^{-1}TX = P'X' \quad (3)$$

$$\text{式中, } P' = PT^{-1}, X' = TX \quad (4)$$

即,对于一组图像点序列 m ,如果存在一组重建 P 和 X ,则同样存在另一组重建 P' 和 X' 。对于无穷多的非奇异矩阵 T ,存在无穷多组重建满足要求。如果没有任何先验知识,不能够知道所求得的重建对应的是哪一个变换 T 。从而这个重建落在射影空间而不是欧氏空间。

3 迭代射影重建

假设 $m_{1,i}$ 和 $m_{2,i}$ 点是一对图像匹配点对,则根据对极几何的关系^[7]

$$m_{2,i}^T F_{12} m_{1,i} = 0 \quad F_{12}^T e_{12} = 0 \quad (5)$$

式中, F_{12} 是基础矩阵, e_{12} 是极点,也就是第1个摄像机的光心在第2幅图像上所成的像, $m_{j,i}$ 表示第 j 幅图像 ($j=1, 2, \dots, N, N$ 表示图像数)的第 i 个图像点 ($i=1, 2, \dots, M, M$ 表示空间点数)。

若考虑各个图像点对在求解过程中所占的比重不同,则上式可以写成:

$$w_i m_{2,i}^T F_{12} m_{1,i} = 0 \quad (6)$$

式中, w_i 为第 i 点的权值;

^{*})基金项目:国家自然科学基金(No. 60473119)资助课题。刘侍刚 博士研究生。

由第 1,2 幅图像可以进行重建,重建的射影基为^[7]

$$P_1 = [I_{3 \times 3} \ O_{3 \times 1}], P_2 = [[e_{12}] \times F_{12} \ e_{12}] \quad (7)$$

式中, $[e_{12}] \times = \begin{bmatrix} 0 & -e_3 & e_2 \\ e_3 & 0 & -e_1 \\ -e_2 & e_1 & 0 \end{bmatrix}$, 其中 e_1, e_2, e_3 是 e_{12} 中的 3 个元素。

$$\begin{pmatrix} P_1 & m_{1,i} & o \\ P_2 & 0 & m_{2,i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_i \\ -\lambda_{1,i} \\ -\lambda_{2,i} \end{pmatrix} = 0 \quad (8)$$

根据式(7),(8)及图像 1,2 上的点,可以进行射影重建,求到射影空间点 X_i ,利用射影空间点 X_i 及图像点 $m_{j,i}$ 求到其它投影矩阵 P_j ,

$$w_i \lambda_i m_{j,i} = w_i P_j X_i \quad (9)$$

我们求到其它摄像机的投影矩阵 P_j ,根据求到的投影矩阵及投影点 $\{P_j X_i\}$ 进行重投影,

$$\lambda_i \check{m}_{j,i} = P_j X_i \quad (10)$$

求到各个投影点的总重投影误差,

$$d_i = \sum_{j=1}^N \|m_{j,i} - \check{m}_{j,i}\|^2 \quad (i=1,2,\dots,M) \quad (11)$$

式中, N 表示图像数, M 表示空间点数。

根据重投影误差,我们来确定各个点的权值,定义权值为重投影误差的倒数,即:

$$w_i = \begin{cases} 0 & d_i > 100 \\ \frac{1}{d_i} & 0.1 \leq d_i \leq 100 \\ 10 & d_i < 0.1 \end{cases} \quad (12)$$

为了计算更加稳定,对权值 w_i 作归一化处理。

从以上分析可以得知,求解各个点的权值可以分为两步:

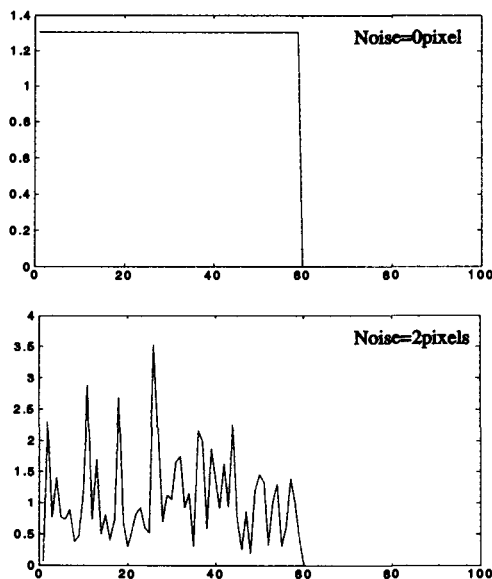


图 1 在不同噪声的情况下,各点的权值曲线图

从图 1 的权值曲线图可以看出,后面 40% 的点的权值比较小,几乎全部接近于 0。原因是由于在迭代过程中,后面的图像点重投影误差会越来越大,因此它们的权值也会越来越小,最后趋近于 0。也就是在迭代计算过程中,后面的点的作用会越来越小,最后几乎没有起作用,这样也就相当于在重建过程中删除了这些数据点。

同时,为了本文方法的收敛性,在上述实验中,得到每次

1. 利用上一次的权值,求到射影重建;

2. 利用求到的射影重建进行重投影,根据重投影误差来确定每一个点的权值,并对权值归一化。

如此重复迭代,就可以使重投影误差比较大的点的权值会趋近于 0,一般情况下,出格点的重投影误差比较大,所以也就可以剔除这些出格点,这样就可以实现高精度的射影重建。

4 加权迭代算法总结

1. 令 $k=1, w_i^k=1, \epsilon > 0$;

2. 根据式(7)和式(8)进行射影重建,得到 $\{P_j^k X_i^k\}$;

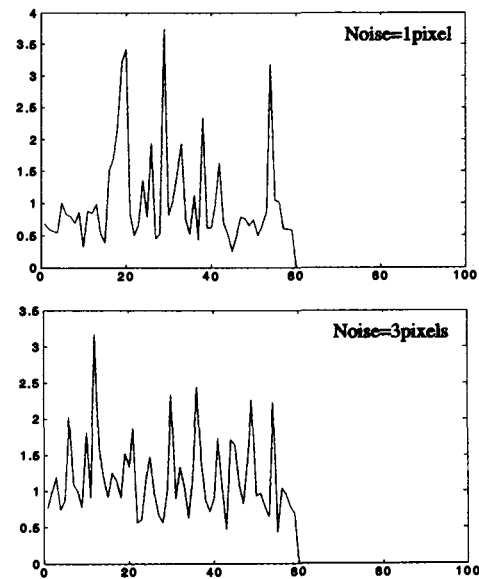
3. 令 $k=k+1$,根据式(12),求到各个点的权值 w_i^k ,并对权值 w_i^k 归一化;

4. 若 $\sum_{i=1}^N \|w_i^k - w_i^{k-1}\| \leq \epsilon$,则结束,否则转 2。

5 模拟与真实图像实验

5.1 模拟实验

为了验证本文所提出的射影重建方法的正确性,用计算机模拟在单位球内随机产生 100 个空间点,模拟摄像机的内参数 $f_u=800, f_v=800, s=0, u_0=320, v_0=240$,产生 7 幅大小为 640×480 的图像,并将全部图像的后面 40% 的图像点加入 20 个像素的均匀噪声(这些图像点可以认为是出格数据),并在这个噪声的基础之上,所有图像点都分别再加入 0, 1, 2, 3 个像素的高斯噪声,用本文的方法进行射影重建,得到各点的权值曲线(如图 1 所示)。



迭代过程中的重投影误差,如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,本文提出的射影重建方法具有很好的收敛性,一般情况下,只需要 4 次迭代就可以达到收敛。

而对于随机抽样算法,其计算次数 n 为^[6]:

$$n = \frac{\log(1-z)}{\log(1-(1-\epsilon)^m)} \quad (13)$$

式中 z 为可信度, ϵ 为出格数据在总的的数据中所占的比例, m

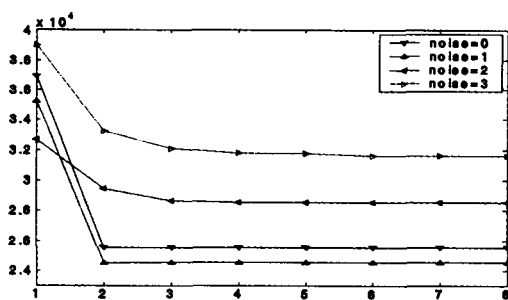


图2 重投影误差随迭代次数变化图



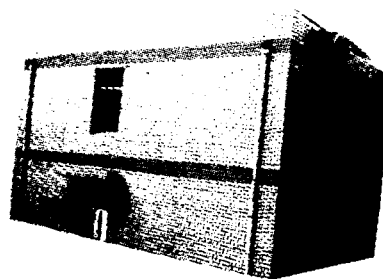
图3 某一建筑序列中的二幅图像

由于在特征点跟踪和匹配过程中,有错误的匹配点对出现,这些错误的匹配点对就可以认为是出格数据,它们是不满足高斯噪声分布的。本文分别用最小二乘法及本文的算法进

行射影重建,并利用 Ponce 的方法^[8],求到欧氏重建结果,重建结果如图4所示。



(a) 最小二乘法重建结果



(b) 本文算法重建结果

图4 三维重建图

为了验证本文提出的算法能够提高重建精度,计算了重建之后该建筑物的两个侧面之间的夹角,图4.a的两个墙面的夹角为85.92,图4.b的两个墙面的夹角为89.82,因此可以看出本文提出的算法具有较好的稳定性、鲁棒性。

结束语 本文提出了一种利用重投影误差来定义权值,然后根据权值来进行射影重建,经过数次迭代,实现高精度的射影重建,该方法和常用的最小二乘法相比,具有良好的鲁棒性,和常用的随机抽样法相比,具有较小的运算量。模拟实验和真实实验数据结果表明,该射影重建方法具有运算量小、鲁棒性好等优点。

参考文献

- 1 Wilczkowiak M, Boyer E, Sturm P. Camera Calibration and 3D Reconstruction from Single Images Using Parallelepipeds [C]. ICCV, 2001. 142~148
- 2 Grossmann E, Victor J S. Maximum likelihood 3d reconstruction from one or more images under geometric constraints [C]. In:

Proc. BMVC, 2002. 343~352

- 3 Faugeras O. What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig? [C] ECCV92, Lecture notes in Computer Science, Springer-Verlag, 1992, 588:563~578
- 4 Mahamud S, Hebert M. Iterative projective reconstruction from multiple views [C]. In: Proc. of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '00), 2000, 2:430~437
- 5 Lacey A J, Pinitkarn N, Thacker N A. An Evaluation of the Performance of RANSAC Algorithms for Stereo Camera Calibration [C]. British Machine Vision Conference, 2000, 8:1293~1294
- 6 Zhang X, Wang T, Zhang P. A highly robust estimator through partially likelihood function modeling and its application in computer vision [J]. IEEE Trans. PAMI, 1992, 14(1):19~34
- 7 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision [M]. Cambridge Univ. Press, Cambridge, UK, 2000
- 8 Ponce J. Metric upgrade of a projective reconstruction under the rectangular pixel assumption. In: Second SMILE Workshop. Dublin, Ireland, 2000. 18~27