

一种新的估计基础矩阵的高精度鲁棒算法

张永祥^{1,2}, 穆铁英¹, 张伟功^{1,2}, 古佩强¹

(1 首都师范大学 信息工程学院, 北京 100048; 2 首都师范大学 高可靠嵌入式系统北京市工程技术研究中心, 北京 100048)

摘 要: 针对基础矩阵估计过程中因异常数据的影响导致精度和稳定性不好等问题, 提出一种新的基础矩阵的估计算法. 该算法首先对匹配点采用了新的分组抽样策略, 突出了随机性和均匀性. 然后以对极距离作为准则, 通过二次中值的方法获得新的内点集和基础矩阵初值. 最后引入动态惩罚加权的思想, 对新的匹配点集进行非线性优化, 恢复了精确的对极几何关系. 大量的模拟数据和真实图像实验数据结果表明, 在误匹配和噪声存在的情况下, 提出的算法切实可行, 能够提高基础矩阵估计的精度和鲁棒性.

关键词: 基础矩阵; 分组抽样; 动态惩罚加权; 加权优化; 鲁棒性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)03-0032-05

A New Fundamental Matrix Estimation Algorithm of High Accuracy and Robustness

ZHANG Yong-xiang^{1,2}, MU Tie-ying¹, ZHANG Wei-gong^{1,2}, GU Pei-qiang¹

(1 College of Information Engineering, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

2 Beijing Engineering Research Center of High Reliable Embedded System,
Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract: In view of the dissatisfactory accuracy and stability caused by outliers in the process of estimating fundamental matrix, a novel fundamental matrix estimation algorithm was presented in this paper. First a new packet sampling strategy was adopted to the matched points, which emphasized the randomness and uniformity. Under rules of the distance between the point matches and the corresponding epipolar lines, a new inlier set of matched points and original fundamental matrix were obtained via the twice-mid-value method. Finally, the thought of dynamic punishment weighing was introduced to nonlinearly optimize the new point set, which gained the accurate epipolar geometry. Results of a mass of experiments on simulated data and real images indicate that the proposed approach is a practical way and yields the precise and robust fundamental matrix in the case of mismatch and Gaussian noise.

Key words: fundamental matrix ; packet sampling; dynamic punishment weighing; weighing optimization; robustness

1 引言

从二维图像中获取所拍摄场景的三维信息是摄影测量与计算机视觉等学科研究的热点内容之一^[1]. 为了获得三维信息, 通常是在同一场景至少

拍摄两幅图像, 通过恢复其在空间中的几何关系来达到目的. 从两个不同视点处获得的同一场景的两幅图像间存在着重要的几何约束关系, 即对极几何关系, 它的代数表示就是基础矩阵^[2]. 基础矩阵以一种简洁的方式将同一场景的两幅图像联系起来,

收稿日期: 2015-04-23; 修回日期: 2015-06-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472260, 61402302); 北京市自然科学基金资助项目(4143060); 北京市属高等学校创新团队建设与教师职业发展计划项目(IDHT20150507)

它的精确估计问题是三维重建、运动估计、相机定标、匹配和跟踪^[3]的关键问题,在计算机视觉等诸多领域中具有重要的地位。

目前,对基础矩阵的估计方法大致可以分为三类:线性方法、迭代方法和鲁棒方法^[4]。为了尽可能地抑制异常数据对计算结果的影响,出现了诸如 M-Estimator 算法^[5]、LMedS (Least Medium Square) 算法^[6]和 RANSAC (Random Sample Consensus)^[7]算法之类的鲁棒算法,其核心思想是通过一定的抽样检验方法将匹配集中误差大的匹配点剔除,生成一个整体误差较小的点集,成为内点集,然后在内点集中利用其他算法获得基础矩阵^[8]。鲁棒算法对错误匹配点及坏点等异常数据抑制效果明显,因此获得了广泛应用。

为了进一步抑制异常点对估计结果的影响,本文分析了几种估计算法的优缺点,对其进行改进,提出一种新的估计算法。

2 对极几何和基础矩阵

如图1所示,设同一场景的两幅图像为 I, I' , $m_i = (x_1, y_1, 1)^T$ 和 $m'_i = (x_1, y_1, 1)^T$ 分别为空间点 M_i 在两幅图像上的投影点。则 m'_i 必定位于 m_i 在图像 I' 中的对极线 $l' (I' = Fm_i)$ 上,即

$$m_i'^T F m_i = 0, \text{ 其中 } F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix} \quad (1)$$

这里, F 即为基础矩阵。将 F 写为 $f = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9)$ 的形式,则有

$$Af = 0,$$

式中,

$$A = (x_2 x_1, x_2 y_1, x_2, y_2 x_1, y_2 y_1, y_2, x_1, y_1, 1) \quad (2)$$

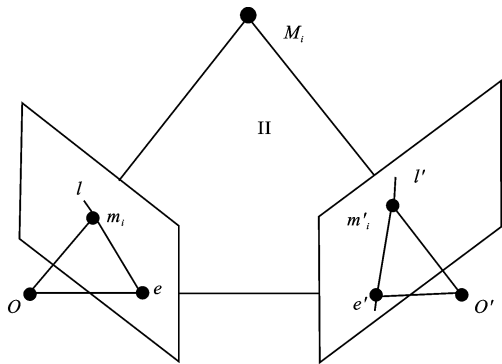


图1 对极几何示意图

每对匹配点对应着上式这样一个方程,当存在

多组匹配点时,可建立多个方程,通过解方程组来求解基础矩阵,这就是线性法中的7点法、8点法的理论依据^[9]。

3 新的鲁棒估计算法

3.1 新的分组抽样策略

在经典的鲁棒算法中,比如最小平方中值算法 (LMedS)、RANSAC 算法等,其基本原理都是对原始的样本点集进行随机抽样,抽出8对匹配点构成子样本进行计算和优化,这样产生的一个子样本中8个点的相互位置可能会靠得很近,由这些点求出的基础矩阵很不稳定,误差很大。为了避免这种情况的出现,达到更好的稳定性和效率,本文提出一种新的分组抽样策略,过程描述如下所示。

(1) 通过一定的特征点提取和匹配算法得到两幅图像一一对应的多组匹配点。

(2) 以第一幅图像为准,将图像上的匹配点根据同坐标系原点的距离从小到大排列,然后依次平均分成8组(保证除最后一组外每组中的匹配点个数相同)。

(3) 为了获得含有8个点的子样本,第一次抽样从每个组中分别“无放回”地随机抽出一个匹配点,然后利用改进的8点算法计算基础矩阵。以后的抽样,都是从每个组中剩下的匹配点中再次随机抽样。

本文提出的分组抽样策略相当于将图像人为划分成8块,每块中都有相同数目的匹配点,充分考虑到了图像各个区域,每个子样本中的匹配点分布较为分散平均,几乎所有的匹配点对都参与了随机抽样,保证了整个过程的随机性和均匀性。每次抽取得到的一个子样本都可以计算出相对稳定、准确的一个基础矩阵,作为整个算法的“一次初值”。

3.2 新的内点集和基础矩阵初值的获取

要进行基础矩阵的估计,就要剔除误差较大的匹配点。鲁棒算法的核心思想就是通过一定的抽样检验方法将匹配集中误差大的匹配点剔除,生成一个整体误差较小的内点集,然后对内点集中采用不同的算法获得基础矩阵。

本文是以最小平方中值法为基础,利用二次中值的方法获得剔除匹配点的阈值,从而筛选出新的内点集。这里将两匹配点偏离对应极线的距离的平方和作为误差的度量,主要步骤如下所示。

(1) 假设从3.1节中可以得到 m 个子样本,即得到 m 个基础矩阵初值,记为 $F_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 。

(2) 利用各个 F_j 计算所有匹配点对的对极距离平方之和, 计算方法如下:

$$r_i^2 = d^2(m_i, F^T m_i') + d^2(m_i', F m_i) = \sum_{i=1}^m \left[\frac{(m_i^T F^T m_i')^2}{(F^T m_i')_1^2 + (F m_i)_1^2} + \frac{(m_i'^T F^T m_i)^2}{(F^T m_i')_1^2 + (F m_i)_1^2} \right] \quad (3)$$

(3) 将 r_i^2 从小到大排列, 计算最小值到中值之间的中值, 即“二次中值”, 记作 $MM_j (j = 1, 2, \dots, m)$. 考虑到当匹配点中误匹配所占比重大, 甚至超过 50% 时, 中值受其影响会很大, 这里取“二次中值”可以有效抑制匹配点中误匹配点和坏点的影响。

(4) 选 MM_j 中的最小值, 记为 MM_j , 计算标准偏差 $\sigma = 1.4826(1 + 5/(n-8)) \sqrt{MM_j}$ (n 表示匹配点对的数目), 并保留对应的基础矩阵 F_j .

(5) 通过一个简单的加权函数 $w_i = \begin{cases} 1 & r_i^2 \leq (2.5\sigma)^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ 将误差较大的匹配对从原始数据集集中剔除, 以此获得新的较精确的内点集。

(6) 通过求解下式的加权最小二乘法来得到一个更加精确的基础矩阵, 作为整个算法的“二次初值”。

$$\min \sum_i w_i r_i^2 \quad (4)$$

3.3 基于动态惩罚加权的非线性优化

得到近似精确的基础矩阵“二次初值”后, 便可利用 M-估计算法中的加权函数进行非线性优化计算, 本文在这个过程中引入了动态惩罚加权的思想, 具体思路如下所示。

从工程角度提出的动态惩罚加权方法, 其基本思想是, 在多目标优化过程中, 根据各分目标的值来确定其所对应的权因子值 $w_i (i = 1, 2, \dots, n, \text{其中 } n \text{ 为分目标函数})$, 确定的原则是让距离期望值越远的分目标, 获得的权值越重, 即该权因子值相当于一个惩罚因子, 使其对应的分目标得到优先的优化。而对于基础矩阵的问题来说, 则是“反惩罚”加权。因为对极距离距离期望值越远, 表明误差越大, 需要减缓优化, 甚至不优化, 权函数应越小。所以, 本文中的加权函数是对极距离的倒数, 同对应的分目标成反比例。

此外, 由于误差受很多因素的影响, 可以假定它是服从高斯分布的, 即 99.87% 的误差分布在 3σ (σ 为方差) 以内, 把误差大于 3σ 匹配点作为异常匹配点, 并把它剔除。故本文中在基础矩阵的进一步优

化计算中改进了 Huber 加权函数^[10] (函数如下式), 得到更好的优化效果。通过再一次加权最小二乘法的计算, 得到整个算法最终的精确的基础矩阵 F 。

$$w_i = \begin{cases} 1 & |r_i| \leq 3\sigma \\ \sigma/|r_i| & \sigma < |r_i| \leq 3\sigma \\ 0 & |r_i| > 3\sigma \end{cases} \quad (5)$$

3.4 算法的流程图

算法的流程图如图 2 所示。

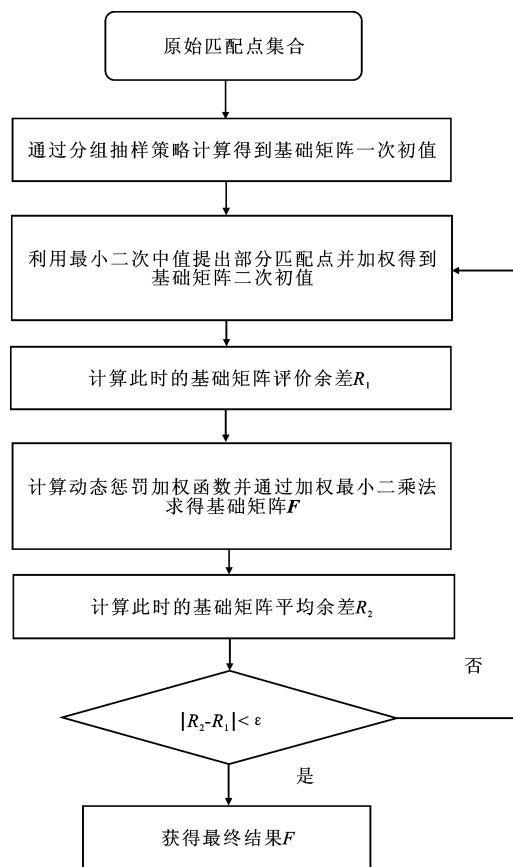


图 2 算法流程图

4 实验结果及分析

为了检验该算法的精度和鲁棒性, 本文分别从模拟数据 (带有标准方差 σ 的高斯噪声) 和不同场景的真实图像等方面, 将本文的算法同已有的 8 点线性算法、LMedS 算法做了比较实验。比较过程中是以如下式所示的所有匹配点的平均余差 r_i 作为衡量算法精度的准则。

$$r_i = |m_i^T F m_i| \quad (6)$$

4.1 模拟数据实验

表 1 中列出了上述 3 种算法在不同参数的高斯噪声下的平均余差。从表 1 中可以得出结论: 随着方

差的增大,噪声越严重,匹配点的个数和准确性都会受影响,从而影响估计的精度.相比较而言,本文提出的算法在不同参数噪声的情况下始终保持较高的估计精度,也显示出其良好的稳定性.

表1 3种算法针对不同高斯噪声的精度比较

	8点算法	LMedS 算法	本文算法
$\sigma=0$	0.105 9	0.051 2	0.010 4
$\sigma=0.01$	0.242 2	0.074 2	0.015 9
$\sigma=0.015$	0.443 1	0.058 1	0.030 5
$\sigma=0.02$	0.444 6	0.063 6	0.048 0
$\sigma=0.03$	0.577 9	0.063 7	0.044 8
$\sigma=0.05$	0.807 9	0.104 4	0.047 1

当然,从实验数据来看,本文算法和 LMedS 算法存在方差大,误差反而较小的个别情况.这是因为鲁棒性算法会受到随机选取匹配点的影响,存在一定的偶然性.

4.2 真实图像实验

本文选取了不同场景的图像进行实验,如图3所示.为了得到更可靠的结果,对真实图像实验充分考虑到了误差的随机性,对每一种算法都做了10次实验,以它们的平均值作为最终的结果来进行比较.结果如图4和表2所示.



图3 真实图像

表2 不同场景3种算法的平均余差比较

	8点算法	LMedS 算法	本文算法
室内静物	0.165 2	0.053 4	0.028 0
	0.095 2	0.060 6	0.031 3
室外场景	0.175 6	0.081 6	0.032 1
	0.206 2	0.104 8	0.050 1

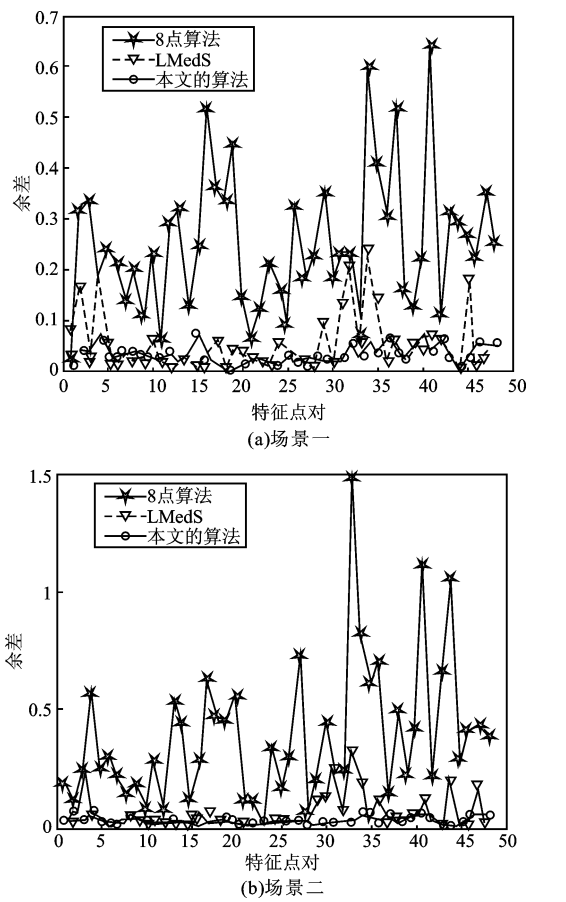


图4 两种不同场景下3种算法的余差曲线比较

室内静物	0.165 2	0.053 4	0.028 0
	0.095 2	0.060 6	0.031 3
室外场景	0.175 6	0.081 6	0.032 1
	0.206 2	0.104 8	0.050 1

分析图4和表2所示的实验结果,虽然真实图像的实验效果不如模拟数据那样理想化,但是仍然可以看出,在不同场景下,因为8点算法仅仅是利用线性方法求解基础矩阵,并无多少物理意义,故容易受异常数据的影响,误差起伏很大,总体上来说精度不高,鲁棒性很差;LMedS 算法在此基础上已经加入了剔除异常数据的步骤,计算精度和稳定性上已有所改善,但仍然不太理想.而本文提出的算法无论同线性方法,还是现有的 LMedS 鲁棒算法相比,准确性上有了很大提升,而且基础矩阵估计的余差比较平缓,显示出了很好的鲁棒性.

5 结束语

本文在现有的几种基础矩阵估计算法的基础上,针对其中异常数据的影响提出一种新的估计算法.该算法通过新的分组抽样策略和二次中值的方法获得准确的基础矩阵初值,然后利用动态惩罚加

权的思想对其进行加权计算,最终得到了更为准确的基础矩阵.对模拟数据和真实图像的实验数据表明,在异常数据及高斯噪声存在的情况下,该算法有效可行,具有较高的准确性和鲁棒性.但是该算法在获得高精度数据的同时增加了执行时间,这也是后续工作需要改善的地方.

参考文献:

- [1] Hartley R, Zisserman A, Ebrary I. Multiple view geometry in computer vision [M]. Cambridge:Cambridge Univ Press, 2013
- [2] Zhong H X, Pang Y J, Feng Y P. A new approach to estimating fundamental matrix[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(1): 56-60.
- [3] 孙亦南,刘伟军,马永壮,等.一种加权计算基础矩阵的高精度算法[J].计算机工程,2005,31(15): 186-188.
- [4] Menglong Yang, Yiguang Liu, Zhisheng You. Estimating the fundamental matrix based on least absolute deviation [J]. Neurocomputing, 2011, 74(17), 3638-3645.
- [5] Chen Jiunhung, Chen Chusong, Chen Yongsheng. Fast algorithm for robust template matching with M-estimators [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 51(1): 230-243.
- [6] 范昭君,辛菁.基于改进最小平方中值算法的基本矩阵估计算法[J].新技术新工艺,2014,35(7):51-55.
- [7] 鲁珊,雷英杰,孔韦韦,等.基于概率抽样一致性的基础矩阵估计算法[J].控制与决策,2012,27(3): 425-430.
- [8] 张耀.基础矩阵计算及其在立体视差估计中的应用[D].西安:西安电子科技大学,2008.
- [9] 周凡,邵世雄,吴建华,等.一种联合直线特征的基础矩阵计算方法[J].光学学报,2013,33(10):1-8.
- [10] Cai Tao, Duan Shanxu, Li Dehua. Performance comparison and analysis of fundamental matrix estimating methods for computer vision applications[J]. Computer Science, 2009, 36(12): 243-247.

作者简介:

张永祥 男,(1975-),博士,讲师,硕士生导师.研究方向为嵌入式系统设计、视频处理、三维重建等.

穆铁英(通信作者) 男,(1975-),硕士研究生.研究方向为视频图像处理、三维重建等. E-mail:1403077723@qq.com.

张伟功 男,(1967-),博士,教授,研究员,博士生导师.研究方向为嵌入式计算机系统结构与容错技术、高可靠高性能处理器与 SoC 设计方法、高性能计算与数据处理等.

古佩强 男,(1991-),硕士研究生.研究方向为视频处理、延时摄影.

(上接第 31 页)

- [10] 刘丽,谢毓湘,魏迎梅,等.局部二进制模式综述[J].中国图象图形学报,2014,12(19):1696-1720.
- [11] 徐少平,刘小平,李春泉,等.基于 LBP 值对空间统计特征的纹理描述符[J].模式识别与人工智能,2013,26(8):769-776.

作者简介:

李晴晴 女,(1991-),硕士研究生.研究方向为多媒体信息

检索与处理. E-mail:lq1526939@162.com.

周长胜 男,(1962-),副教授,博士研究生.研究方向为数字图像处理、数据挖掘等.

吕学强 男,(1970-),教授,博士研究生.研究方向为中文与多媒体信息处理.

张凯 男,(1985-),硕士研究生,工程师.研究方向为智能交通.