

文章编号 1004-924X(2011)11-2759-08

应用序贯相似检测的基本矩阵快速鲁棒估计

唐永鹤*, 胡旭峰, 卢焕章

(国防科学技术大学 ATR 实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要:提出了一种基于序贯相似检测(SSDA)的快速鲁棒基本矩阵估计算法来估计基本矩阵。在最大后验一致性(MAPSAC)算法中引入 SSDA 搜索最优模型参数,通过及时剔除错误模型减少计算成本函数的累加次数,不仅保持了 MAPSAC 的良好鲁棒性,而且有效减少了算法的计算量。用 M 估计算法对改进的 MAPSAC 算法获得的初始内点集进行优化,剔除估计余差较大的内点,并用优化的内点集求解基本矩阵,进一步提高算法的估计精度和鲁棒性。实验结果表明,该算法不仅估计精度较高,鲁棒性较好,而且平均处理速度比 MAPSAC 算法提高了 30% 以上,基本满足三维重建、匹配和跟踪、相机自标定等应用领域对实时性、鲁棒性和精度的要求。

关键词:序贯相似检测;基本矩阵估计;最大后验一致性;M 估计算法

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111911.2759

Fast and robust fundamental matrix estimation based on SSDA

TANG Yong-he*, HU Xu-feng, LU Huan-zhang

(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: tyh_983@126.com

Abstract: A fast and robust fundamental matrix estimation method based on Sequential Similarity Detection Algorithm (SSDA) is presented to estimate the fundamental matrix rapidly and accurately. The SSDA is introduced into the Maximum a Posteriori Sample Consensus (MAPSAC) to search the optimum model parameters and the accumulation times of computing a cost function are cut down by eliminating the false model as soon as possible, which not only keeps the better robustness of MAPSAC, but also reduces its computation effectively. Then, the initial inliers obtained by the improved MAPSAC are optimized with a M-estimator. Those inliers with larger residual errors are removed and the optimized inliers are used to compute the fundamental matrix to enhance the precision and improve the robustness of the algorithm. Experiment results demonstrate that the proposed algorithm performs better in accuracy and robustness, and its average speed has increased at least 30% as compared with that of the MAPSAC. The proposed algorithm can satisfy the requirements for real-time, precision and robustness in the fields such as three-dimensional reconstruction, image matching, image

收稿日期:2011-05-09;修订日期:2011-06-22.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目

tracking and camera self-calibration.

Key words: Sequential Similarity Detection Algorithm(SSDA); fundamental matrix estimation; Maximum a Posteriori Sample Consensus(MAPSAC); M-estimator

1 引 言

从不同视点获得的来自同一场景的两幅图像间存在着对极几何约束关系,基本矩阵可对这一约束关系进行数学描述。基本矩阵包含了两幅图像间的所有几何信息,不仅独立于场景结构,而且是未定标情况下可以从两幅图像中获取的唯一信息。基本矩阵的求解是三维重建、相机自标定、运动估计、匹配和跟踪的基础^[1-8],因此快速、准确、鲁棒地估计基本矩阵具有十分重要的意义。

利用未标定图像间的对应点集估计基本矩阵的方法通常可分为 3 类:线性算法、迭代算法和鲁棒算法^[9]。线性算法有 7 点法^[10]、8 点法^[11]和改进的 8 点法^[12]等,此类算法计算时间较短,但当原始对应点集受噪声干扰或存在误匹配时,算法的估计精度较差。迭代算法又可以分为基于最小点到极线距离的方法和基于梯度的方法^[9],此类算法的估计精度通常比线性算法高一些,但效率有所降低,对错误匹配点也无能为力。鲁棒算法有 M 估计算法^[13]、LMeds 估计算法^[10]、随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[14]、最大似然估计抽样一致性(Maximum Likelihood Estimation Sample Consensus, MLESAC)^[15]算法和最大后验一致性(Maximum a Posteriori Sample Consensus, MAPSAC)^[16]算法等,这类算法的核心思想是首先通过随机抽样检验的方法剔除原始对应点集中误差较大的点,获得一个内点集,然后用内点集中的所有匹配点通过线性方法获得基本矩阵的最小二乘解。鲁棒算法能够较好地处理原始对应点集受噪声干扰或存在一定错误匹配点的情况,但此类算法在计算基本矩阵的最小二乘解时,将内点集中的每个匹配点对基本矩阵的影响等同对待,这与事实不符^[17],所以此类算法的估计精度存在进一步提升的空间。此外,鲁棒算法的计算效率较低,实时性能相对较差。

为了更快速、精确、鲁棒地估计基本矩阵,提出了一种基于序贯相似检测(Sequential Similarity Detection, SSDA)的快速鲁棒基本矩阵估计算

法。在 MAPSAC 算法中引入 SSDA 搜索最优模型参数(本文指基本矩阵所对应的参数值),减少模型参数检验的计算量,提高处理速度,然后用改进 MAPSAC 算法获得的内点集和基本矩阵作为 M 估计算法的原始匹配点集和初始值,通过对内点集进行优化处理寻找最优子集,最后用最优子集估计基本矩阵。实验结果表明本文算法不仅估计精度较高、鲁棒性较好,而且平均处理速度比 MAPSAC 算法提高了 30% 以上。

2 M 估计算法和 MAPSAC 算法

2.1 M 估计算法

M 估计算法^[13]通过对每个匹配点对的余差进行加权来减少外点的影响。设匹配点对的数目为 N ,第 i 对匹配点的坐标为 m_i 和 m'_i ,余差为 r_i ,M 估计算法通过最小化 $\min \omega_i r_i^2$ 获得模型参数,其中 $r_i = m_i^T F m'_i$, ω_i 为权值函数。Huber 给出了一个通用的权值函数^[9],其定义如式(1),其中 σ 的值可以通过式(2)获得。

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

$$\sigma = 1.4826 \left[1 + \frac{5}{N-7} \text{median}_i |r_i| \right]. \quad (2)$$

为了提高算法的估计精度,通常采用迭代的方式求解模型参数,以逐步减小余差较大的匹配点对估计精度的影响。该算法对受高斯噪声污染的匹配点集处理效果较好,但对错误匹配点的处理能力有限,且对初值依赖较大。

2.2 MAPSAC 算法

MAPSAC 算法与 RANSAC 算法类似,也是利用随机抽样的匹配点估计相应的模型参数,然后计算模型参数的成本函数值,通过多次抽样求成本函数的极小值获得最终要估计的参数。与 RANSAC 不同,MAPSAC 的成本函数定义如式(3):

$$C_M = \sum_{i=1}^N \rho(e_i^2), \quad (3)$$

其中 N 为匹配点集中匹配点对的数目, $\rho(e_i^2) = \begin{cases} e_i^2 & e_i^2 < T^2 \\ T^2 & e_i^2 \geq T^2 \end{cases}$, T 为阈值, $e_i^2 = \frac{(m_i^T F m'_i)^2}{l_1^2 + l_2^2 + l_1'^2 + l_2'^2}$ 为一阶几何误差 (Sampson distance), $F m'_i = (l_1, l_2, l_3)^T$, $F^T m_i = (l'_1, l'_2, l'_3)^T$ 。

MAPSAC 算法不仅能够较好地剔除外点,而且由于其定义的成本函数克服了 RANSAC 算法对内点的优劣不做区分的缺点,性能较 RANSAC 算法有较大提高,但该算法的计算量也较大。

3 算法原理

由 M 估计算法和 MAPSAC 算法的优缺点可知,若用 MAPSAC 算法剔除原始对应点集中的外点获得初始内点集,然后用 M 估计算法对初始内点集进行优化处理,剔除余差较大的匹配点,则可以进一步提高算法的估计精度和鲁棒性。但是,由于 MAPSAC 算法需要多次抽样估计参数模型,并通过计算每个参数模型的成本函数值以检验其优劣,算法的处理速度较慢。基于此,本文采用 SSDA 搜索最佳模型参数对 MAPSAC 进行改进,提高算法的处理速度,用 M 估计算法优化改进 MAPSAC 算法获得的内点集,并估计最终的模型参数,从而有效提高算法的估计精度和鲁棒性。

3.1 SSDA 原理

SSDA^[18-19] 是一种通过误差增长速度减少误差累加次数提高处理速度的模板匹配算法。设输入图像为 S , 模板图像为 T , 模板大小为 $P \times Q$, T 在 S 上平移时所对应的搜索子图为 $S_{u,v}$, (u, v) 为 $S_{u,v}$ 左上角像素点在图像 S 中的坐标。SSDA 算法的基本步骤是:

(1) 定义搜索子图 $S_{u,v}$ 与模板图像 T 在点 (i, j) 的绝对误差值为: $\epsilon_{u,v}(i, j) = |(S_{u,v}(i, j) - \bar{S}_{u,v}) - (T(i, j) + \bar{T})|$,

其中, $\bar{S}_{u,v}(i, j) = \frac{1}{PQ} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q S_{u,v}(p, q)$, $\bar{T}(i, j) = \frac{1}{PQ} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q T(p, q)$ 。

(2) 取一个不变的阈值 T_k 。

(3) 在搜索子图 $S_{u,v}$ 中随机选像素点 (i_k, j_k) , 计算它同 T 中对应点的误差值 $\epsilon_{u,v}(i_k, j_k)$, 并将该点误差值与其它点对的误差值累加起来, 当累加误差超过 T_k , 则停止累加, 并记下次数 t , 定义 SSDA 的检测曲面为

$$I(u, v) = \left\{ t \mid \min_{1 \leq i \leq PQ} \left[\sum_{k=1}^t \epsilon_{u,v}(i_k, j_k) \geq T_k \right] \right\}。$$

(4) 把取值最大 $I(u, v)$ 对应的点 (u^*, v^*) 作为匹配点, 因为在这一点上使误差超过 T_k 所需的累加次数最多。

3.2 改进的 MAPSAC 算法

文献[10]对影响 RANSAC 算法执行效率的因素进行了理论分析,认为模型参数的检验过程占据该算法的大部分计算时间,并在此基础上提出采用预检验的方法剔除错误模型参数,以减少检验次数,提高算法的速度,但是该算法需增加抽样次数以保持其置信度。由于影响 MAPSAC 算法速度的因素与 RANSAC 算法相同,而 MAPSAC 成本函数值是所有匹配点一阶几何误差的累加,且每个点的一阶几何误差计算包含 29 次乘法、19 次加法、1 次除法和 1 次开方运算,故若能够在累加过程中及时剔除错误模型参数,就一定能够提高算法的效率。

SSDA 是一种搜索最佳匹配点的方法,其通过减少累加次数来提高算法速度,而 MAPSAC 则通过搜索最优模型参数,来减少一阶几何误差计算中的累加次数从而提高算法的速度。由于 SSDA 中的阈值 T_k 难以预先设定,本文采用了自适应阈值的方法。设所需抽样的样本数为 M , 基于 SSDA 的改进的 MAPSAC 算法步骤如下:

(1) 设成本函数的初始阈值为 C_0 (C_0 取某一极大值), 最优模型参数为 F_0 ;

(2) 随机抽取原始数据中的 7 点组成一个样本, 采用 7 点法计算该样本对应的模型参数 F_j ($j=1$ 或 $j=1, 2, 3$);

(3) 按照式(3)累加计算模型参数 F_j 的成本函数值 C_M , 并在每次累加之后比较 C_k 和 C_0 的值, 其中 $C_k = \sum_{i=1}^k \rho(e_i^2)$ 为累加到第 k 个点的成本。若 $C_k > C_0$, 则停止计算 C_M , 并舍去模型参数 F_j ; 若 $k=N$ 时 $C_k < C_0$, 则用 C_k 更新成本函数阈值 C_0 , 用 F_j 更新最优模型参数 F_0 。若 $k=N$ 时 $C_k = C_0$, 且此时外点的个数小于 $F=F_0$ 时外点的个数, 则更新 C_0 和 F_0 , 否则 C_0 和 F_0 保持不变。

(4) 重复步骤(2)、(3), 直至完成 M 组抽样处理。改进的 MAPSAC 算法的最优模型参数为 F_0 , 并用 F_0 检验原始数据获得初始内点集 I 。

由于改进的 MAPSAC 算法是通过及时滤除成本函数值较大的模型参数来减少算法的计算量, 对所有的模型参数均进行了检验, 因此其获得

的最优模型参数与 MAPSAC 算法是一致的。

3.3 算法实现

算法实现的流程图如图 1 所示。首先在 MAPSAC 算法中引入 SSDA 减少搜索最优模型参数所需时间,然后将改进 MAPSAC 算法获得的最优模型参数 F_0 作为初始值,以其获得初始内点集 I 为原始数据,用 M 估计算法对初始内点集 I 进行优化,通过迭代处理剔除估计余差较大的内点,获得最优内点集,最后用最优点集估计最终模型参数 F 。

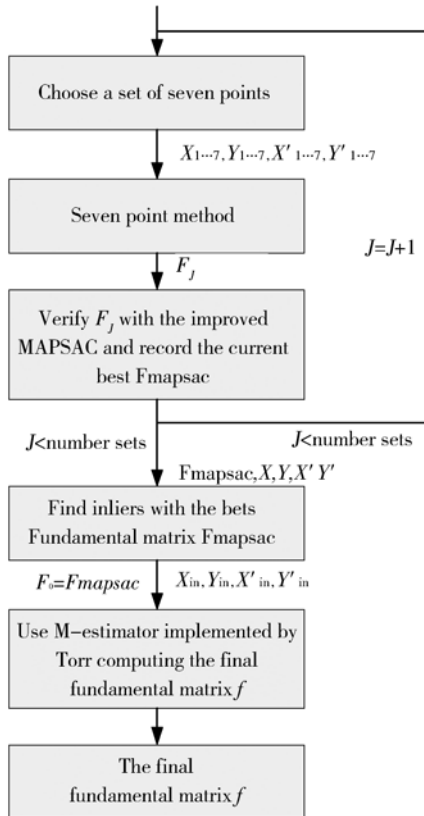


图 1 算法实现流程图

Fig.1 Flow scheme of proposed algorithm

4 实验与分析

实验中采用的测试数据来自于数据集^①、Mikolajczyk05 标准数据集(对应点采用 SIFT 算法获得)和生成的模拟数据(标准差为 1.5~5,外点所占比率为 0~50%),共有 28 组真实图像数据和 72 组模拟数据,所有算法均用 MATLAB 实现,电脑配置为 Pentium(R) Dual-Core E5200 2.8GHz, 1 G 内存。本文分别从算法的实时性、精确性和鲁棒性

3 个方面对实验结果进行分析,并与 MestTorr^[20](Torr 编程实现的 M 估计算法)、LMedSeig、RANSAC 和 MAPSAC 算法进行了比较。

4.1 实时性

为了验证改进 MAPSAC 算法的实时性能,本文从模型参数检验计算成本函数值所需累加次数和算法的处理速度两个方面对改进的 MAPSAC 算法与 MAPSAC 算法进行比较,每组测试数据重复测试 100 次。相比于 MAPSAC 算法,改进 MAPSAC 算法处理每组数据平均所需累加次数降低百分率如图 2 所示,平均处理速度提高百分率如图 3 所示。从图 2 和图 3 可以看出,平均累加次数的降低趋势与平均处理速度的提高趋势基本是一致的,与理论分析相吻合,而且算法平均所需累加次数约降低了 10%~90%,平均处理速度提高了 30%~80%。

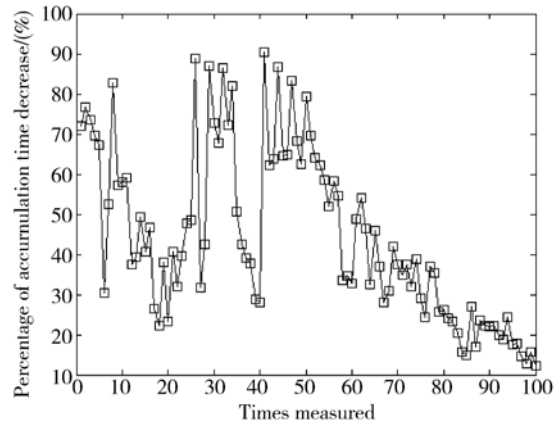


图 2 累加次数降低的百分比

Fig.2 Percentage of accumulation time decrease

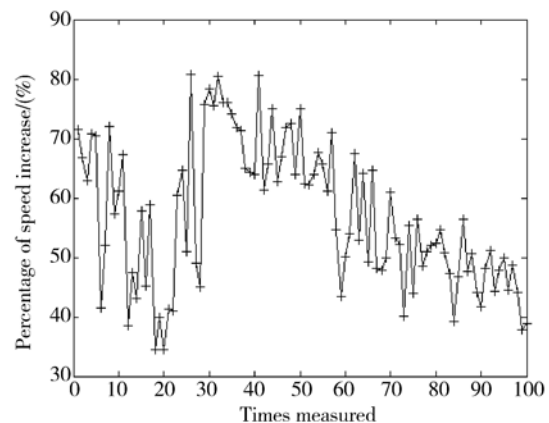


图 3 算法速度提高百分比

Fig.3 Percentage of speed increase

为了进一步考察算法的处理速度,本文将提出的算法与 MestTorr、LMedSeig、RANSAC 和 MAPSAC 算法进行了比较。由于算法带有随机性,为了更真实地反映算法的特性,对 100 组实验数据进行处理,每组数据重复实验 100 次,平均处理时间比较如图 4 所示,从图 4 可以看出本文算法虽然将改进的 MAPSAC 和 MestTorr 结合在一起,但其平均处理速度仍比 MAPSAC 算法有较大提高,平均处理时间也短于 LMedSeig 和 RANSAC 算法。

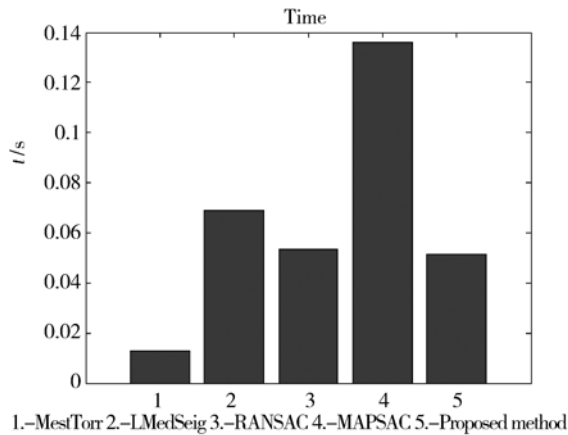


图 4 平均处理时间比较结果

Fig. 4 Comparison of average processing time

4.2 精确性

本文采用点到极线距离的均值和标准差评价算法的估计精度, MestTorr, LMedSeig, RANSAC, MAPSAC 与本文算法在估计精度上的比较结果如表 1 所示(限于文章篇幅,只给出了部分测试数据的比较结果)。

从表 1 可以看出,对于模拟数据,当无外点时,5 种算法的估计精度均较好,点到极线距离的均值和标准差都较低;当存在 10% 的外点时,算法的估计精度大多有所降低。整体上看, RANSAC 算法的估计精度较差,而本文算法的估计精度最高,点到极线距离的均值小于 0.60,标准差小于 0.35;对于真实图像数据,本文算法的性能最好,点到极线距离的均值小于 0.40,标准差小于 0.30。本文算法估计精度较高的主要原因是:(1)用改进 MAPSAC 算法可以有效剔除数据中的外点,使初始内点集中无外点或外点的比率极低,为下一步处理提供较好的初始内点集;(2)利用 MestTorr 算法迭代处理降低初始内点集中余差较大的内点及可能存在的影响,不断优化内点集,并用最终的内点集估计基本矩阵,从而使算法的估计精度较高。

表 1 算法精确性比较

Tab. 1 Accuracy comparison of five algorithms

	MestTorr		LMedSeig		RANSAC		MAPSAC		Proposed	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
$\sigma=0.0$, outliers 0%	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.011	0.000	0.000
$\sigma=0.0$, outliers 10%	4.714	2.994	0.000	0.000	17.124	31.204	0.122	0.106	0.000	0.000
$\sigma=0.1$, outliers 0%	0.062	0.041	0.107	0.088	0.107	0.088	0.157	0.142	0.045	0.029
$\sigma=0.1$, outliers 10%	4.130	2.997	0.098	0.077	19.675	46.505	0.789	0.810	0.047	0.027
$\sigma=0.5$, outliers 0%	0.367	0.207	0.538	0.362	0.538	0.362	0.877	0.731	0.260	0.133
$\sigma=0.5$, outliers 10%	3.147	2.883	0.586	0.434	19.262	49.243	0.611	0.464	0.243	0.150
$\sigma=1.0$, outliers 0%	0.814	0.463	1.065	0.744	1.065	0.744	1.315	0.993	0.556	0.322
$\sigma=1.0$, outliers 10%	4.089	4.326	1.052	0.803	21.264	53.481	2.557	1.966	0.454	0.246
Urban scene	0.279	0.189	0.319	0.269	0.440	0.334	0.463	0.380	0.184	0.109
Underwater scene	0.475	0.368	1.487	1.514	1.725	2.138	0.928	0.890	0.390	0.238
Wall scene	0.529	0.434	14.274	14.481	18.714	21.027	1.927	2.830	0.307	0.196
Arial scene	0.161	0.106	0.149	0.142	0.149	0.142	0.209	0.179	0.116	0.071
Mobile robot scene	0.593	0.524	1.319	2.020	4.080	7.684	1.346	2.025	0.198	0.131
Kitchen scene	0.263	0.191	0.545	0.686	2.623	3.327	0.617	0.685	0.172	0.128
Graffiti scene	1.419	4.636	3.412	6.358	171.99	263.22	1.611	2.542	0.318	0.219
Boat scene	70.67	75.97	30.49	64.98	132.31	213.38	6.025	41.64	0.366	0.285
Cars scene	0.530	0.355	0.818	1.673	50.334	72.84	41.375	3.106	0.101	0.065
Bikes scene	0.447	0.310	0.781	0.982	10.442	16.566	1.088	1.872	0.282	0.166

4.3 鲁棒性

表 1 不仅表明本文算法的估计精度较高,而且反映了本文算法对噪声、误匹配的适应性较强。为了更加直观地比较算法的鲁棒性,文中给出了两组真实图像的处理结果,如图 5,图 6。图 5(a)和图 6(a)显示了两组初始匹配点集,其错误匹配率较高,图 5(b)~(f)和图 6(b)~(f)分别是经 MestTorr,

LMedSeig,RANSAC,MAPSAC 和本文算法处理后获得的内点集。从图 5 和图 6 可以看出,RANSAC 算法的处理效果较差,获得的内点集中仍有大量的外点;MAPSAC 算法能够剔除大部分外点,鲁棒性较好;本文算法的鲁棒性则优于其它 4 种算法,获得的内点集中没有或只有极少错误匹配点,而且正确匹配点的变化趋势一致性较好。

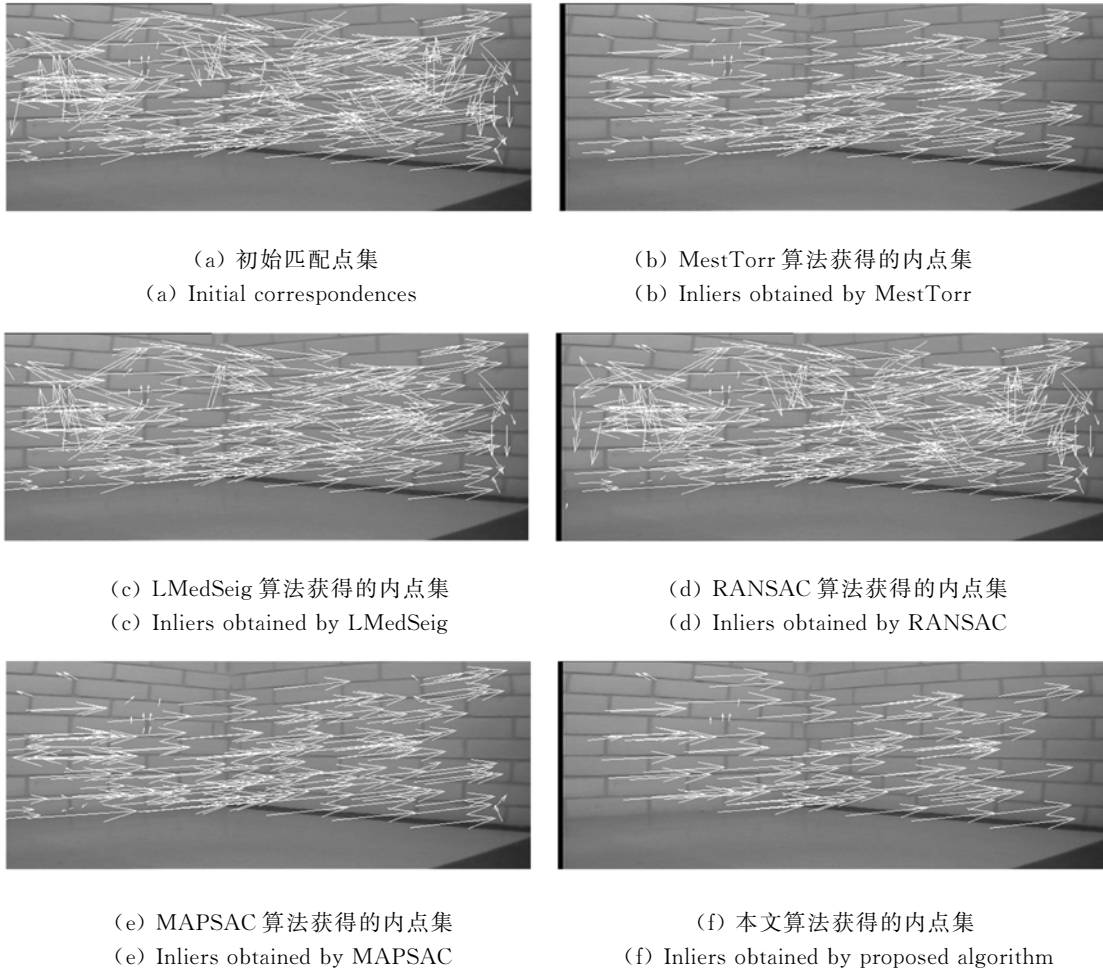
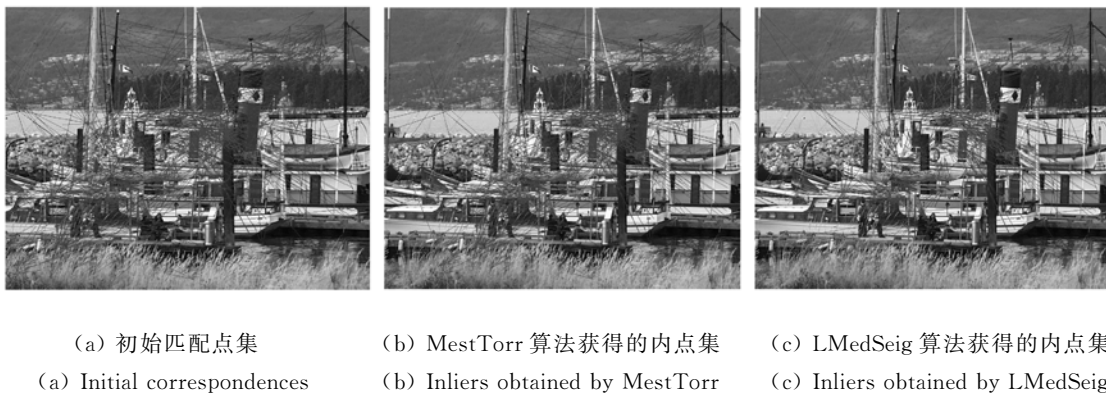


图 5 Wall scene 中 5 种算法的鲁棒性能比较

Fig. 5 Robustness comparison of five algorithms with the wall scene





(d) RANSAC 算法获得的内点集 (e) MAPSAC 算法获得的内点集 (f) 本文算法获得的内点集
 (d) Inliers obtained by RANSAC (e) Inliers obtained by MAPSAC (f) Inliers obtained by proposed algorithm

图 6 Boat scene 的 5 种算法的鲁棒性能比较

Fig. 6 Robustness comparison of five algorithms with the boat scene

5 结论

为了更加快速、精确、鲁棒地估计基础矩阵,提出了一种基于 SSDA 的基本矩阵估计算法。采用 SSDA 搜索最优模型参数对 MAPSAC 算法进行改进,在保持 MAPSAC 算法性能的同时减少其计算量,用 M 估计算法对改进 MAPSAC 获得的内点集进行优化,通过降低误差较大内点所占的权重,进一步提高算法的估计精度和鲁棒性。

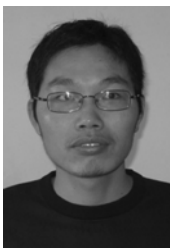
实验结果表明:与 MestTorr、LMedSeig、RANSAC、MAPSAC 等算法相比,本文算法在估计精度和鲁棒性等方面均表现较好,而且其平均处理速度仅次于 MestTorr,相对于 MAPSAC 提高了 30% 以上,这也验证了理论分析的正确性。本文算法基本能够满足三维重建、图像匹配跟踪、相机自标定等实际应用对估计精度、实时性和鲁棒性的要求。下一步工作是将本文提出的基本矩阵估计算法应用于相机自标定和三维重建中,用实际应用进一步验证算法的性能。

参考文献:

- [1] ZHOU H Y, PATRICK R G, ANDREW M. Estimation of epipolar geometry by linear mixed-effect modelling[J]. *Neurocomputing*, 2009, 72(16-18): 3881-3890.
- [2] 向长波, 谢丹, 刘太辉, 等. 估计多视点摄像机姿态的两步法[J]. *光学精密工程*, 2008, 16(10): 1982-1987.
 XIANG C B, XIE D, LIU T H, *et al.*. A two step algorithm for estimating postures of cameras located in different points of view [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(10): 1982-1987. (in Chinese)
- [3] ONAY U, THORSTEN T, HELLWARD B, *et al.*. Algebraic error analysis of collinear feature points for camera parameter estimation[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115(4): 467-475.
- [4] 张灵飞, 陈刚, 叶东, 等. 用自由移动的刚性球杆校准多摄像机内外参数[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(8): 1942-1952.
 ZHANG L F, CHEN G, YE D, *et al.*. Calibrating internal and external parameters of multi-cameras by moving freely rigid ball bar [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(8): 1942-1952. (in Chinese)
- [5] 孙军华, 吴子彦, 刘谦哲, 等. 大视场双目视觉传感器的现场标定[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(3): 633-640.
 SUN J H, WU Z Y, LIU Q ZH, *et al.*. Field calibration of stereo vision sensor with large FOV [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(3): 633-640. (in Chinese)
- [6] SERGIU N, CATALIN G, COSMIN M. Improving accuracy for ego vehicle motion estimation using epipolar geometry [C]. *Proceedings of the 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, St. Louis, MO, USA*, 2009: 596-602.
- [7] 汪剑鸣, 闫志杰, 段晓杰, 等. 相机自运动参数的鲁棒性估计[J]. *红外与激光工程*, 2010, 39(6): 1168-1172.
 WANG J M, YAN ZH J, DUAN X J, *et al.*. Robust estimation of camera ego-motion parameters [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(6): 1168-1172. (in Chinese)
- [8] LI Q, XING G M. New similarity measures of lo-

- calities for a two-layer matching scheme and estimation of fundamental matrices[J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(16-18): 3114-3122.
- [9] ARMANGUE X, SALVI J. Overall view regarding fundamental matrix estimation[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21: 205-220.
- [10] ZHANG ZH Y. Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 27(2): 161-198.
- [11] HARTLEY R. In defense of the eight-point algorithm[J]. *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 1997, 19(6): 580-593.
- [12] 陈泽志, 吴成柯. 一种高精度估计的基础矩阵的线性算法[J]. *软件学报*, 2002, 13(4): 840-845.
CHEN Z ZH, WU CH K. A linear algorithm with high accuracy for estimating fundamental matrix [J]. *Journal of Software*, 2002, 13(4): 840-845. (in Chinese)
- [13] HARTLEY R, ZISSERMAN A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*[M]. London: Cambridge University Press, 2000.
- [14] 陈付幸, 王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. *软件学报*, 2005, 16(8):1431-1437.
CHEN F X, WANG R SH. Fast RANSAC with preview model parameters evaluation[J]. *Journal of Software*, 2005, 16(8):1431-1437. (in Chinese)
- [15] TORDOFF B, MURRAY D W. Guided-MLESAC: faster image transform estimation by using matching priors [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1523-1535.
- [16] TORR P H S. Bayesian model estimation and selection for epipolar geometry and generic manifold fitting[J]. *International Journal of Computer Vision*. 2002, 50 (1): 35-61.
- [17] 向长波, 刘太辉, 宋建中. 基本矩阵的鲁棒贪心估计算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, 19(5): 651-655.
XIANG CH B, LIU T H, SONG J ZH. A robust greedy algorithm for estimating the fundamental matrix[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, 19(5): 651-655. (in Chinese)
- [18] 仲训昱, 朱齐丹, 张智. 数字稳像中的快速和鲁棒运动估计研究[J]. *电子学报*, 2010, 38(1): 251-256.
ZHONG X Y, ZHU Q D, ZHANG ZH. Study of fast and robust motion estimation in the digital image stabilization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(1): 251-256. (in Chinese)
- [19] 陈夏艳, 伍先达. 基于距离特征的自适应阈值视频拼接算法 [J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(5): 727-730.
CHEN X Y, WU X D. Adaptive threshold video splicing algorithm based on distance feature[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(5): 727-730. (in Chinese)
- [20] TORR P H S., MURRAY D W. The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 24(3): 271-300.

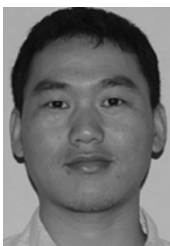
作者简介:



唐永鹤(1983—),男,河南确山人,博士研究生,2005年、2007年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像特征提取、图像匹配、三维重建、实时系统与专用集成电路等方面的研究。E-mail: tyh_983@126.com



卢焕章(1963—),男,湖南桃源人,教授,博士生导师,1988年于上海复旦大学获得学士学位,1990年、1994年于国防科学技术大学分别获得硕士、博士学位,主要从事光学成像制导信息处理、实时系统与专用集成电路、数字系统高层综合设计等方面的研究。E-mail: Luhuanzhang@nudt.edu.cn



胡旭峰(1981—)男,浙江慈溪人,博士研究生,2004年、2006年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要研究方向为分布式协同探测图像信息处理及其电路实现。E-mail: xufeng_hu@163.com