

引用格式:王浩,张生伟,徐恺.应用于图像匹配的实时自适应 RANSAC 算法研究[J].电光与控制,2020,27(2):90-93,97. WANG H, ZHANG S W, XU K. A real-time adaptive RANSAC algorithm applied in image matching[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(2):90-93, 97.

应用于图像匹配的实时自适应 RANSAC 算法研究

王浩^{1,2}, 张生伟², 徐恺²

(1. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471000;

2. 中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471000)

摘要: 随机抽样一致性(RANSAC)算法广泛应用于图像匹配领域,帮助图像匹配算法筛选并剔除误匹配点对,提高图像匹配的精度。经典的 RANSAC 算法存在计算数据量大、运算速度慢、样本适应性差等问题,无法满足图像匹配实时性和样本多变性的需求。针对以上问题,提出了一种基于自适应预检验和迭代阈值自适应相结合的改进 RANSAC 算法,并给出了具体的设计思路和工作原理。通过实验验证发现,该算法相比于经典的 RANSAC 算法,运算速度和样本适应性方面都有大幅提升。

关键词: 图像匹配; RANSAC; 预检验; 迭代次数; 自适应

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2020.02.019

A Real-Time Adaptive RANSAC Algorithm Applied in Image Matching

WANG Hao^{1,2}, ZHANG Shengwei², XU Kai²

(1. Science and Technology on Electro-Optical Control Laboratory, Luoyang 471000, China;

2. Luoyang Institute of Electro-Optical Equipment, AVIC, Luoyang 471000, China)

Abstract: Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm is widely used in the field of image matching, which helps the image matching algorithm to filter and eliminate mismatched pairs and improve the accuracy of image matching. The classical RANSAC algorithm has the problems such as large amount of computation, slow operation speed, and poor sample adaptability, which cannot meet the requirements on real-time performance and sample variability in image matching. Aiming at the above problems, an improved RANSAC algorithm is proposed based on adaptive pre-test and adaptive iterative threshold, and the working principles are given. The experimental results show that the proposed algorithm has a significant improvement in computation speed and sample adaptability compared with the classical RANSAC algorithm.

Key words: image matching; RANSAC; pre-test; number of iteration; adaptability

0 引言

基于特征点提取和 RANSAC 的图像匹配算法是目前应用最广泛的图像匹配方法,包括 SIFT^[1], SURF^[2] 和 ORB^[3] 等。此类算法利用图像的兴趣点作为图像的特征进行匹配,经 RANSAC 剔除误匹配特征点对后,最终估算出匹配图像间的映射矩阵。

经典的 RANSAC 算法^[4]是由 FISCHLER 和 BOLLES 提出的,该算法可以从一组包含噪声的数据中估算出数据间的数学模型,但它存在计算量大、运算时间长和

样本适应性差的问题。针对经典 RANSAC 算法运算时间长的问题,CHUM 和 MATAS 提出了一种 PROSAC^[5] 去误方法,该方法与经典 RANSAC 算法不同之处是,经典 RANSAC 算法从所有采样点对中进行抽样,而 PROSAC 算法首先要进行采样点对与模型的相关性排序,然后再从相关性大的采样点对中进行抽样,即抽样样本集不同。文献[6]中提出了一种根据衡量因子的大小进行抽样的改进 RANSAC 算法,该算法与 PROSAC 类似,都是从内点可能性大的点集中进行抽样。虽然这类算法可以大大减少抽样次数,但由于相关性较好或内点可能性大的匹配点对会出现相对集中的情况,容易造成局部抽样,导致算法的鲁棒性下降。

本文针对经典 RANSAC 算法存在的运算时间长

和样本适应性差的问题,提出了一种自适应预检验和迭代次数自适应相结合的方法,以提高 RANSAC 算法的实时性和自适应性。

1 经典 RANSAC 算法原理

图 1 为经典 RANSAC 算法的原理框图,主要由 3 个阶段构成:1) 抽样建模阶段,抽取随机样本生成待检验模型;2) 模型验证阶段,将样本集所有样本逐一代入模型检验并根据内点判定的误差阈值 w 统计内点个数;3) 得出最优模型阶段,经过 M 次迭代后,比较每次迭代所得模型的内点数,选出内点数最多的模型作为两个样本集的最优映射模型,其中,内点的判定方法是:对于一个待检验模型,在误差范围内满足该模型的数据样本点即为内点。

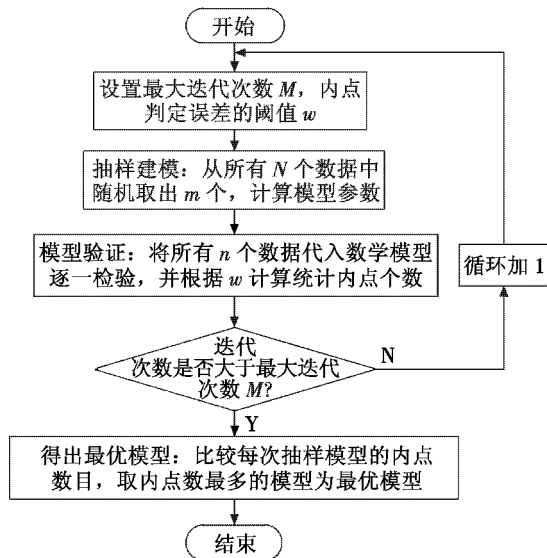


图 1 经典 RANSAC 算法原理框图

Fig. 1 Block diagram of the classic RANSAC algorithm

2 实时自适应 RANSAC 算法原理

图 2 为本文提出的实时自适应 RANSAC 算法原理框图,分为自适应预检验和迭代阈值预检验两部分。选择仿射变换模型作为图像间的映射模型,即

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_0 & b_0 & \Delta x \\ a_1 & b_1 & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中: (x, y) 为原特征点坐标; (x_1, y_1) 是目标图特征点坐标; a_0, a_1, b_0 和 b_1 分别为图像的旋转、缩放参数; $\Delta x, \Delta y$ 分别为图像的水平 and 垂直偏移。

由式(1)可知,图像间的仿射变换模型有 6 个参数,只需 3 组匹配点对就能求得唯一解,所以本文选择的随机抽样建模样本个数 m 为 3。为了保证图像匹配的精度,本文选择内点判定的误差阈值 w 为 1。

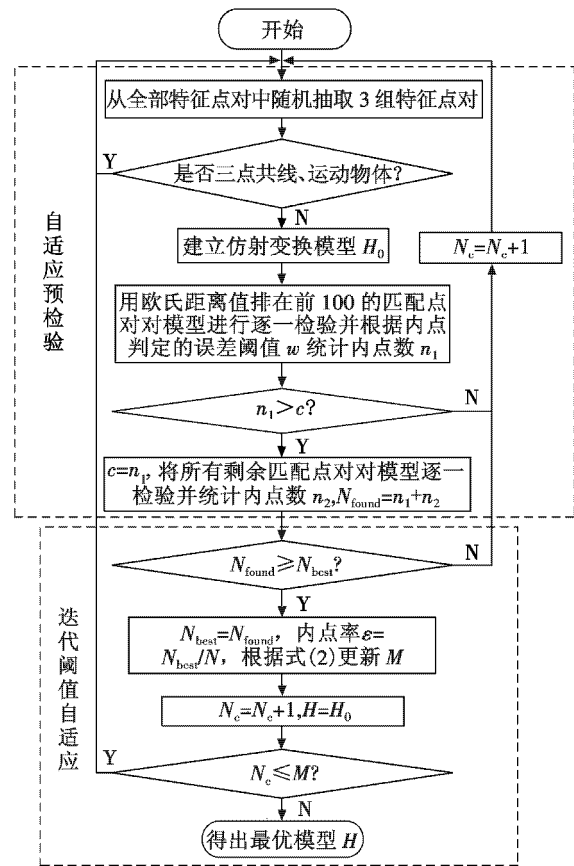


图 2 实时自适应 RANSAC 算法原理框图

Fig. 2 Block diagram of the real-time adaptive RANSAC algorithm

2.1 自适应预检验原理

经典的 RANSAC 算法每抽取一次样本并建立模型后,需要对样本集中所有的样本进行逐一检验,造成很大的计算量,无法满足图像匹配技术实时性的要求,所以本文提出了一种基于自适应预检验的 RANSAC 算法来提高算法的实时性。

预检验的基本思想是让每次抽样得到的模型预先检验部分样本 D , 如果这些样本有 c 组及以上数据为本次抽样所得模型的内点,再对样本集剩余样本进行全局检验;如果不满足,则淘汰此次抽样模型,进行下一次抽样建模。这样就可以提前终止那些错误模型的验证过程,减少计算量,提高算法的计算速度。

预检验的关键就在于如何选择合适的预检验样本^[7], 图像匹配算法如 SIFT, SURF 和 ORB 等均可根据匹配误差得到匹配点对匹配优劣的排序。本文选择的 SURF 算法,根据欧氏距离匹配误差对匹配点对进行升序排列,排在前面的匹配点对,欧氏距离值小,匹配结果好,所以选择 SURF 匹配后欧氏距离较小的前 100 组特征点对作为预检验的检验样本。同时,对于不同的图像, c 值如果为固定值,则算法鲁棒性不足。为了提高预检验的鲁棒性,本文提出了一种 c 值自适应的预检验方法,其原理如图 2 中自适应预检验部分。

首先从所有的匹配点对中随机抽取3组,进行共线和区域相似性检测^[8](判断所取特征点是否落在运动物体上),如果三点共线或是其中某一个点落在运动物体上,则舍弃这些点对并进行重新抽样;否则根据这3组匹配点对建立仿射变换模型。然后用SURF算法得到的欧氏距离值最小的100组匹配点对对模型进行逐一检验并统计内点数 n_1 ,如果 n_1 大于 c ,则进行后续全部匹配点对的检验,并将 n_1 赋予 c ;否则回到第一步进行重新抽样。这样就可以根据不同的样本选择合适的预检验阈值 c ,提高预检验算法的鲁棒性。

2.2 迭代阈值自适应原理

在经典RANSAC算法中模型抽样的迭代次数是根据经验确定的^[9],样本适应性差,无法满足所有的图像样本,所以本文提出了一种迭代次数自适应的RANSAC算法来提高RANSAC算法的鲁棒性和样本适应性。

RANSAC算法是在全部 N 组数据中循环随机抽取3组数据来估算数据集间的映射模型,为了保证在置信概率 P 下全部的随机抽样中至少有1组全是内点,即一次抽样的3组匹配点对全为本次抽样所得模型的内点,抽样次数 M 和内点率 ε 需满足^[10]

$$(1 - \varepsilon^3)^M = 1 - P. \quad (2)$$

图3是置信概率为99.9%的情况下迭代次数 M 和内点率 ε 的关系。

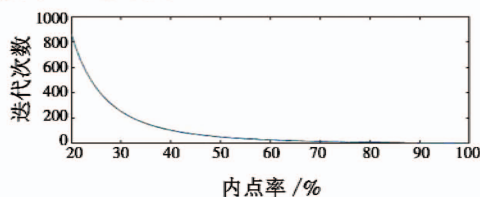


图3 置信概率为99.9%的迭代次数曲线

Fig.3 Iterations curve with a confidence probability of 99.9%

从图3中可以看出,当置信度为99.9%时,内点率较高,迭代次数较少,当内点率低于35%时,迭代次数成指数关系激增。图像匹配技术应用场景复杂,为了增加算法的鲁棒性,本文提出了基于式(2)的迭代阈值自适应RANSAC算法,其原理如图2中迭代阈值自适应部分。

在模型 H_0 通过预检验之后,将所有剩余的匹配点对对该模型进行逐一验证,并统计通过该模型的匹配点对个数 n_2 ,则该模型的内点个数 N_{found} 等于 n_1 和 n_2 的和。如果 N_{found} 大于之前抽样最优样本的内点个数 N_{best} ,则将此次抽样所得内点个数 N_{found} 赋予 N_{best} ,并根据式(2)更新迭代阈值 M 的值,其中内点率 ε 等于 N_{best} 匹配点对总数 N 的比值;否则回到第一步重新进行随机抽样。在抽样次数 c 大于 M 时结束循环,得到最优的仿射变化模型 H 。

3 仿真实验与结果分析

本文分别选取了不同背景下的8组图像对经典RANSAC算法和本文提出的实时自适应RANSAC算法进行了仿真实验。经实验发现,经典RANSAC算法和本文算法均可以实现误匹配点剔除的效果,后者的部分实验结果如图4、图5所示,图4(a)和图5(a)是SURF特征点匹配结果,图4(b)和图5(b)是经过改进RANSAC算法剔除误匹配点对后的结果。本文设置的去误精度要求误差要小于1个像素,可以剔除匹配误差大于1个像素的任一误匹配点对,增强了匹配算法的鲁棒性。

分别对每一组图像进行10次实验,并统计每次实验的内点数、迭代次数和算法用时,最终计算得到10次实验的平均结果,如表1所示。



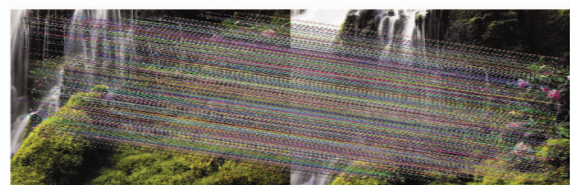
(a) SURF 特征点匹配结果



(b) 改进 RANSAC 去误结果

图4 实验图1

Fig.4 Experiment figure 1



(a) SURF 特征点匹配结果



(b) 改进 RANSAC 去误结果

图5 实验图2

Fig.5 Experiment figure 2

由图3可知,当内点率低于35%时,迭代次数呈指数关系激增,所以本文测试所用经典RANSAC算法迭代次数选择200次。从统计结果可以看出,当内点率大于35%时,本文算法相比于经典RANSAC算法在运算时间上均有所提升,并且随着图像分辨率和内点率

的增加,该算法的运算速度提升就越明显(从 Δt 可以看出),并且当内点率低于 35% 时,本文算法也可以通过增加迭代次数的方式得到内点数更多的数学模型,增强了算法的鲁棒性。

表 1 本文算法与经典算法对比

Table 1 Our algorithm vs. the classic algorithm

图像组	分辨率/像素	总特征点数	经典 RANSAC 算法				本文算法				时间差 $\Delta t/ms$
			内点数	内点率/%	迭代次数	算法用时/ms	内点数	内点率/%	迭代次数	算法用时/ms	
1	589 × 883	357	86.7	24.3	200	28.16	119.7	33.5	578.3	38.01	-9.4
2	589 × 883	602	264.4	43.9	200	28.79	272.2	45.2	104.7	24.76	4.03
3	512 × 640	153	111.9	73.1	200	24.68	112.2	73.3	15.2	21.54	3.14
4	738 × 500	762	608.5	79.9	200	29.20	598.1	78.5	10.4	22.23	6.97
5	1080 × 800	1388	1165	83.9	200	36.79	1161.2	83.7	8	24.98	11.81
6	720 × 1080	1203	102.4	85.5	200	34.52	1023	85	7	23.2	11.32
7	800 × 1700	3149	2892.1	91.8	200	57.95	2880.2	91.5	5	29.57	28.38
8	800 × 1080	2079	1968.4	94.7	200	43.06	1957.2	94.1	4	22.96	20.1

经典 RANSAC 算法是根据以往经验设定迭代次数的,且无预检验过程,而本文算法可以根据样本图像的不同自适应地更新迭代次数,内点率越高,迭代次数越少,运算时间越短。同时,在分辨率较大时,匹配对较多,本文根据 SURF 特征匹配提出的自适应预检验也

可以帮助算法减少很大的计算量,所以本文算法对内点率越大、分辨率越高的图像对加速就越明显。

表 2 所示为本文算法与经典 RANSAC 算法所得的最优仿射变换模型参数对比表。

表 2 本文算法与经典算法的仿射模型参数对比

Table 2 Affine model parameters of our algorithm and the classic algorithm

图像组	经典 RANSAC 算法仿射模型参数						本文算法仿射模型参数					
	a_0	b_0	Δx	a_1	b_1	Δy	a_0	b_0	Δx	a_1	b_1	Δy
1	1	-0.03	31.04	0.03	1	-195.4	0.99	-0.03	32.92	0.03	0.99	-189.54
2	1	-0.01	5.26	0.01	1	58.19	1	-0.01	5.49	0.01	1	58.98
3	1	0	-0.18	0	1	11.26	1	0	0.023	0	1	11.74
4	1	0	-132.08	0	1	88.94	1	0	-132.18	0	1	88.92
5	1	0	0.37	0	1	129.66	1	0	-0.14	0	1	130.14
6	1	0	-0.051	0	1	-202.12	1	0	0.06	0	1	-202.31
7	1	0	0.14	0	1	0.06	1	0	0.14	0	1	0.17
8	1	0	-200.01	0	1	-100.05	1	0	-200.17	0	1	-100.24

从表 2 中可以看出,本次所做实验的样本图像组 2~8 之间存在的主要是水平和垂直方向的位移,且两种算法所得模型的位移偏差均小于 1 个像素,满足图像匹配算法精度的需求。所以,可以认为本文算法所得结果在置信概率为 99.9% 的情况下是可靠的。

而图像组 1 两种算法得到的映射模型偏差较大,从表 1 的内点数可以判断改进后的 RANSAC 算法得到的结果更加可靠,所以本文算法对低相似度的图像组也是有适用性的。

4 结论

本文针对经典 RANSAC 算法存在的运算时间长、样本适应性差的问题,提出了一种自适应预检验和迭代阈值自适应相结合的改进 RANSAC 算法。从仿真结果可以看出,在内点率大于 35% 的情况下,该改进算法能够对经典 RANSAC 算法很好的加速,并且图像分辨率越大,图像重复度越高,该算法的加速效果就越明显,提高了算法的实时性,符合图像匹配技术的发

展趋势。另外,本文算法还可以根据不同的样本图像自动更新预检验阈值和迭代阈值,能够更好地适应不同样本图像对,增加了算法的自适应性。

参考文献

- [1] LI C, LIU Y K. Global motion estimation based on SIFT feature match for digital image stabilization [C]//Proceedings of International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT), Harbin, China; 2011: 2264-2267.
- [2] PINTO B, ANURENAN P R. Video stabilization using Speeded Up Robust Features [C]//Proceedings of International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP), Kerala, India; 2011: 527-531.
- [3] 吉冬玉. 基于 ORB 算法的图像匹配方法研究 [D]. 西安: 陕西师范大学, 2016.
- [4] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.

(下转第 97 页)

回归系数进行优化计算,最后通过案例对模型进行了验证。与传统的线性回归模型相比,本文的模型不仅减少了回归模型的输入量,降低了模型的复杂性,且大大降低了误差,提高了模型的精度。然而,由于案例中的数据量较小,PCA 的优势并没有凸显,但随着飞机战伤抢修数据的不断增加及影响因素的不断完善,PCA 和 GA 相结合的优势会越来越明显。同时,由于 PCA 会去除部分信息,给抢修时间的估计造成一定的误差。

参考文献

- [1] 王少华,郑毅,吕会强,等. 战场抢修决策的研究现状与展望[J]. 兵器装备工程学报,2017,38(9):130-135.
- [2] 刘晓山,秦宇飞. 飞机战伤抢修保障效能及评估研究[J]. 航空维修与工程,2014(2):58-61.
- [3] 蔡纪伟,贾云献,孙晓,等. 蚁群算法在战损装备抢修任务指派中的应用研究[J]. 数学的实践与认识,2012,42(19):160-165.
- [4] 尤志锋,石全,熊飞. 基于加权支持向量回归的抢修时间估计模型[J]. 现代防御技术,2014,42(4):160-166.
- [5] 石全,李建平,刘祥凯. 复杂系统抢修时间仿真模型研究[J]. 计算机仿真,2002,19(1):93-96.
- [6] 杨新广,陈云翔,刘硕,等. 航空装备抢修时间估算方法[J]. 火力与指挥控制,2012,37(2):96-98.
- [7] 刘飞,杨江平. 雷达装备战场抢修等级量化决策研究[J]. 装备指挥技术学院学报,2009,20(4):116-119.
- [8] SHOKRI S, SADEGHI M T, MARVAST M A, et al. Soft sensor design for hydrodesulfurization process using support vector regression based on WT and PCA [J]. Journal of Central South University of Technology, 2015, 22(2): 511-521.
- [9] 包磊,雷进生,刘琼. 基于主成分分析法的地铁系统安全综合评价[J]. 三峡大学学报(自然科学版),2011,33(4):57-59.
- [10] 李艳军,张建,曹愈远,等. 基于模糊信息粒化优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报,2017,32(12):3022-3030.
- [11] 崔文斌,叶志锋,彭利方. 基于信息融合遗传算法的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空动力学报,2015,30(5):1275-1280.
- [12] 王瑞朝,王远达,刘刚,等. 一种军机备件需求量的多元回归解法[J]. 兵工自动化,2009,28(9):53-54.
- [13] 王卓健,饶学军,沈安慰,等. 部附件送修费用的偏最小二乘回归模型及敏感性分析[J]. 电光与控制,2012,19(10):102-105.
- (上接第 69 页)
- [4] 邹璐. 基于 AADL 的 ARINC653 平台上的大飞机机载软件代码生成技术研究[D]. 北京:北京航空航天大学,2013.
- [5] SAE Aerospace. AS5506/1;SAE architecture analysis and design language (AADL) ANNEX volume1 [S/OL]. [2006-06-05]. <http://www.sae.org/technical/standards/AS5506/1>.
- [6] SAE Aerospace. AS5506/2;SAE architecture analysis and design language (AADL) ANNEX volume2 [S/OL]. [2011-01-17]. <http://www.sae.org/technical/standards/AS5506/2>.
- [7] ARINC. Avionics application software standard interface-Part1;ARINC 65391 [S]. Aeronautical Radio Inc., 2010.
- [8] 孙毅刚,李浩,赵珍,等. 基于 AADL 的综合模块化航空电子通信调度分析与建模[J]. 北京航空航天大学学报,2015,47(4):497-507.
- [9] 周德新,牛亚月,崔海青. IMA 分区间通信的一致性测试模型[J]. 计算机仿真,2018,35(2):43-48.
- [10] 隗立超. 一种基于多处理器的 AADL 模型的可调度性分析方法:107391866A[P]. 2017.
- (上接第 93 页)
- [5] CHUM O, MATAS J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus[J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005:220-226.
- [6] 贾彤. 基于改进 RANSAC 算法的室内视觉定位方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [7] 宋卫艳. RANSAC 算法及其在遥感图像处理中的应用[D]. 北京:华北电力大学,2011.
- [8] 黄于. 基于 FPGA 的 SURF 特征点检测算法的实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2016.
- [9] 周德福. 无人机电子稳像的 FPGA 设计与实现[D]. 深圳:深圳大学,2017.
- [10] 张玄. 基于图像的 RANSAC 算法与硬件实现研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2018.