

文章编号: 2095-2163(2021)11-0026-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于改进 SRS-RANSAC 图像配准算法

陈 勇, 党淑雯, 凌晨飞, 张诚毅

(上海工程技术大学 航空运输学院, 上海 201620)

摘 要: 针对目前图像配准算法存在的配准时间较长、配准正确率低等问题, 本文提出一种基于改进分层随机选择一致性 (Stratified Random Selection Random Sample Consensus, SRS-RANSA) 的图像配准算法。首先, 通过 ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 算法对参考图像进行特征点提取; 其次, 采用最小距离法初步过滤匹配中存在的误匹配数量; 最后, 随机抽样一致性 (RANSAC) 框架中通过分层随机选择 (SRS) 提取分布相对分散且均匀的特征点, 进一步过滤掉初始匹配中存在的不匹配特征点, 实现提高配准正确率的同时缩短运行时间。通过本文算法与其他算法在 Oxford 标准图集和现实中拍摄的图像进行实验对比, 结果表明, 本文算法在匹配正确率与运行效率上有所提高。

关键词: 图像配准; 最小距离法; 分层随机选择; 随机抽样一致性

Image registration algorithm based on improved SRS-RANSAC

CHEN Yong, DANG Shuwen, LING Chenfei, ZHANG Chengyi

(School of Air Transportation and Flying, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

【Abstract】 An image registration algorithm is raised based on improved Stratified Random Selection consistency (Stratified Random Selection Random Sample Consensus, SRS-RANSA) over the problems of long registration time and low registration accuracy in current image registration algorithm. Firstly, the feature points of the reference image are extracted preliminarily according to oriented fast and rotated (ORB) algorithm. Secondly, according to the minimum distance method, the number of mismatches in the matching is preliminarily filtered. Finally, the theory of SRS theory is introduced, so that the feature points are extracted more evenly based on RANSAC algorithm, meanwhile the mismatched feature points in the initial matching are filtered out, so as to improve the registration accuracy and shorten the running time. Compared with other algorithms in Oxford Standard Library and real images, the results indicated that algorithm in this article improves the matching correctness and efficiency.

【Key words】 image registration; minimum distance method; stratified partition; random sampling consistency

0 引 言

图像配准是图像处理领域的一个重要应用技术, 在目标识别、计算机视觉、人脸识别、医疗设备、图像处理等多方面都有着广泛的应用价值^[1]。目前, 通常采用的配准方法可以分为基于区域匹配的方法、基于变换域的方法和基于特征分析的图像配准方法^[2]。其中, 基于特征分析的图像配准方法运用较广泛, 该方法主要包括 SIFT (Scale-invariant feature transform) 算法、SURF (Speeded Up Robust Features) 算法、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) 算法等。SIFT 算子是一种用于特征检测的处理链, 由 Lowe 在 2004 年改进, 能够自动检测尺度 and 仿射不变特征, 对于光照、尺度的变化以及噪声等存在一定程度的稳定性^[3]; SURF 算子是由 Bay 等

人提出的, SURF 的检测器和描述符不仅速度更快, 检测器也可重复, 描述符也更独特^[4]; ORB 算法由 Rublee 提出, 算法优点是保证了特征子具有尺度、旋转的不变性, 同时在匹配速度上有很大改进, 但经过特征检测和匹配后, 初始特征匹配中仍然存在大量误匹配^[5]。随着研究的不断深入, 提出了随机抽样一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 算法, 有效剔除误匹配, 但该算法具有对噪声敏感且存在一些明显的错误匹配点问题, 导致运算时间增加, 由此提出了一些基于 RANSAC 的改进算法^[6]。Schnabel 等通过局部选点和简化的评分函数, 提高 RANSAC 的效率^[7]; Barath 等提出 Graph-cut RANSAC 算法, 在局部优化步骤中运行 Graph cut 算法来分离内点和外点, 由此剔除误匹配^[8]; Sattler 等使用空间一致性过滤器来减少采样点的总数, 并通

作者简介: 陈 勇(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理; 党淑雯(1980-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 航电及飞控系统相关技术及理论研究; 凌晨飞(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉; 张诚毅(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉。

通讯作者: 党淑雯 Email: swdang@126.com

收稿日期: 2021-07-05

过迭代来提高 RANSAC 的性能^[9]。

传统 RANSAC 在处理初始匹配时不考虑特征点的空间分布。在迭代过程中, 如果点的空间分布不是很好, 得到的自由参数就不是最优的, 因为几何畸变往往不均匀, 而且会随着位置而变化。为了解决这一问题, Sheng Zhang 等提出了 SRS-RANSAC 算法, 该算法选取了相对分散、均匀的特征点进行 RANSAC 变换参数估计, 具有较好的鲁棒性, 但未进一步筛选匹配中存在的误匹配, 导致匹配效率与准确率不高^[10]。因此, 在剔除误匹配点方面仍然有进一步改进的空间。

针对上述各算法的优缺点, 本文提出了一种改进 SRS-RANSAC 算法。首先, 利用 ORB 算法对参考图像和目标图像进行特征点提取, 利用最小距离法进行第一次初步筛选, 使错误匹配数量减少, 再通过分层随机抽样可以从初步筛选后的特征点中选择相对分散且均匀的特征点, 对匹配点进一步剔除, 得到精匹配特征点集, 鲁棒性增强, 以此增大正确匹配所占比例, 从而减少迭代次数, 提高了本文算法匹配正确率和匹配效率, 最终实现高精度配准图像。

1 RANSAC 算法

随机抽样一致算法 (RANSAC) 由 Fischler 和 Bolles 等人提出, 是一种随机选取数据点来估计数学模型参数的迭代方法^[11]。选取的数据点中包括内点与外点, 其中外点对模型的估计没有价值, 该算法是在一定概率下产生的合理结果, 当迭代次数增加, 概率也会增加。RANSAC 算法基本思想是找到一个最优单应矩阵 H 来消除错误匹配, 通过归一化, 随机选择 4 个匹配点求解单应阵中 8 个未知参数。进行 H 变换的一般为式(1):

$$\begin{pmatrix} \hat{x}' \\ \hat{y}' \\ \hat{z}' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{h}_{11} & \hat{h}_{12} & \hat{h}_{13} \\ \hat{h}_{21} & \hat{h}_{22} & \hat{h}_{23} \\ \hat{h}_{31} & \hat{h}_{32} & \hat{h}_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ \hat{z} \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中, (x, y) 、 (x', y') 为两图像上的匹配点坐标, S 为尺度参数。

RANSAC 算法随机选择 4 个不在同一直线上的特征点, 计算出 H 阵, 将这 4 组特征点分别放入 H 矩阵模型, 计算模型数据点个数及投影的误差, 与设置的阈值进行比较, 如果小于阈值则存入数据集, 否则将舍弃, 再进入反复迭代, 最终得到在最优内集中投影误差最小的最优模型。其中, 匹配效率与迭代次数 k 有关。迭代次数 k 的更新计算公式(2)如下:

$$k = \frac{\lg(1-p)}{\lg(1-w^m)} \quad (2)$$

其中, p 为置信度; w 表示每次从数据集中选取一个内点的概率; m 表示迭代选优需要的最低样本数量。

虽然 RANSAC 算法能够剔除一些误匹配, 使正确匹配点比例有所提升, 但缺点是该算法的运行时间长, 匹配效率低。在置信度 $p \in [0.95 \sim 0.99]$ 情况下, w 变小, k 增大; 反之亦然。所以, 可以通过进一步剔除外点, 减少迭代次数, 从而提高匹配效率。

2 改进 SRS-RANSAC 算法

2.1 本文算法设计

由于传统的 RANSAC 算法选取的点具有随机性, 导致数据集会含有较多错误的匹配点, 计算数据量大, 导致匹配速度慢。因此, 在提高正确匹配点和效率方面仍然有进一步改进的空间。所以本文提出了一种改进 SRS-RANSAC 算法, 具体步骤如下:

- (1) 利用 ORB 算法对参考图像与目标图像进行特征点提取;
- (2) 利用最小距离法 (即描述子之间汉明距离小于最小距离两倍), 对匹配点进行初步筛选;
- (3) 对参考图像进行自适应划分;
- (4) 在 RANSAC 框架中通过分层随机选择 (Stratified Random Selection, SRS) 提取分布相对分散均匀的特征点, 剔除初步匹配中存在的非匹配特征, 得到精匹配特征点集, 从而准确快速估计映射函数。

2.2 自适应划分

经过初步筛选后, 对参考图像进行自适应划分。自适应划分的流程图如图 1 所示。 TP_N 表示通过 ORB 匹配得到的所有初始特征点的个数, S 由 RANSAC 变换模型参数估计所需的特征点个数确定。为保证选取的特征点在参考图像中足够分散和相对均匀, 根据实际特征点数量和分布情况确定自适应划分。首先, 使用等面积分层划分对参考图像进行初始分割; 其次, 根据等面积划分的初步结果进行自适应划分。具体步骤如下:

- (1) 将参考图像初始分割为 L ($L = S$) 等面积区域, 每个分割标记为 $1, 2, \dots, l$;
- (2) 计算包含特征点的分区数 L 。 $TP_l = 0$ 表示分区 l 不包含任何点; $TP_l > 0$ 表示分区 l 包含一些点。如 $L \geq S$ 则进行步骤(3), 否则调整分区的数量 $L = L + 1$, 转至(1)。一个图像的初始分区 ($L =$

9) 示意,如图2(a)所示;

(3) 分区合并:当分区 L 的特征点的数量低于最低阈值 $\frac{TP_N}{\alpha \times L}$, 分区 l 会合并到相邻的分区中;

TP_N 是匹配的所有特征点数; $\frac{TP_N}{L}$ 表示 L 分区的平均特征点数; $\alpha (\alpha \geq 1)$ 是指分区合并的控制阈值的参数。如图2(a)所示,分区7只包含一个点,所以该分区合并到分区3中,如图2(b)所示。

(4) 当 $TP_l > 0$ 时,重新计算图像中的总层数。如果 $L \geq S$, 迭代过程终止,否则转到步骤(1),调整分区的数量 $L = L + 1$ 。最后采用自适应划分将参考图像划分为8个分区,如图2(b)所示。每个分区从1~8连续编号。

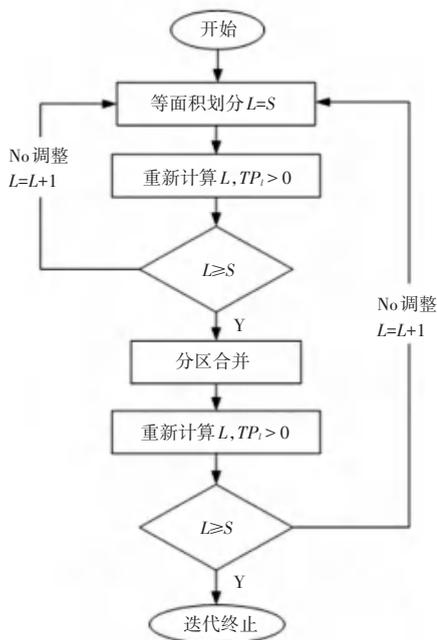


图1 自适应划分流程图

Fig. 1 Adaptive partition flow chart

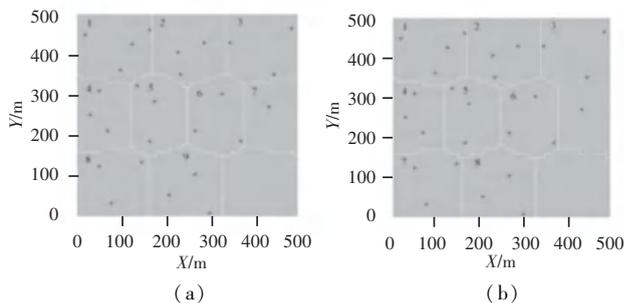


图2 划分示意图

Fig. 2 Division diagram

在自适应分层划分中,经实验证明,参数 α 的最佳实验值设为2。

2.3 分层随机抽样一致性算法

分层随机抽样一致性算法在经典 RANSAC 算法基础上优化了点的空间分布。由于传统 RANSAC 在处理初始匹配时不考虑特征点的空间分布,但点的空间模式会影响变换函数的估计参数在整个场景中应用的鲁棒性。如果选取的点的空间分布不好, RANSAC 得到的数学模型就不是最优的。

SRS-RANSAC 算法在 RANSAC 算法基础上改变了随机抽取特征点,从分区中随机选择 S 个特征点,任何两个特征点都不是从同一分区中选择的。

2.4 改进的 SRS-RANSAC 算法

SRS-RANSAC 算法优化了点的分布结构,鲁棒性有所提高,但当外点比例较高时,其迭代次数变多,匹配效率降低。本文通过最小距离法,初步剔除误匹配,在 IRANSAC 框架中通过分层随机选择提取分布分散均匀的特征点,过滤初步匹配中存在的不匹配特征,从而提高正确匹配点的比例,提高匹配效率与匹配正确率。

3 实验结果与分析

为验证本文所提算法在匹配精度与运行速度性能上具有有效性,将本文改进算法与其他算法进行比较。实验的测试数据集为 Oxford 标准图集,数据集中包括图像模糊度对比,如图3(a) Trees 和图3(b) Bikes,视点尺度变换对比,如图3(c) Wall、图3(d) Graf 和图(e) Boat,以及光照明暗强度对比,如图3(f) Leuven 配准测试图。

采用匹配正确率 (CMR) 对配准算法进行评价。CMR 值越大,匹配效果越好。CMR 定义为式(3):

$$CMR = \frac{p_c}{p} \quad (3)$$

其中, p_c 为正确匹配点对数量, p 为所有匹配点对数量。

图4是4种算法在标准图集上的对比实验结果。图4中(a)~(f)是4种算法在图3数据集中依次匹配得到的配准结果图。从如图4中的(a)、(b)、(f)可以看出本文算法在图像模糊配准效果与光照明暗强度对比实验中相较于其他3种算法更加稳定,匹配正确率明显高于其他3种算法;在视点尺度变化方面,如图4的(c)、(d)、(e),可以看出在前4组配准正确率,本文算法相较于其他算法具有一定优势,但在最后一组的实验中,因为尺度变换太大,匹配准确率几乎都为0。所以,在不同场景测试情况下,本文算法的准确率要优于其他算法。

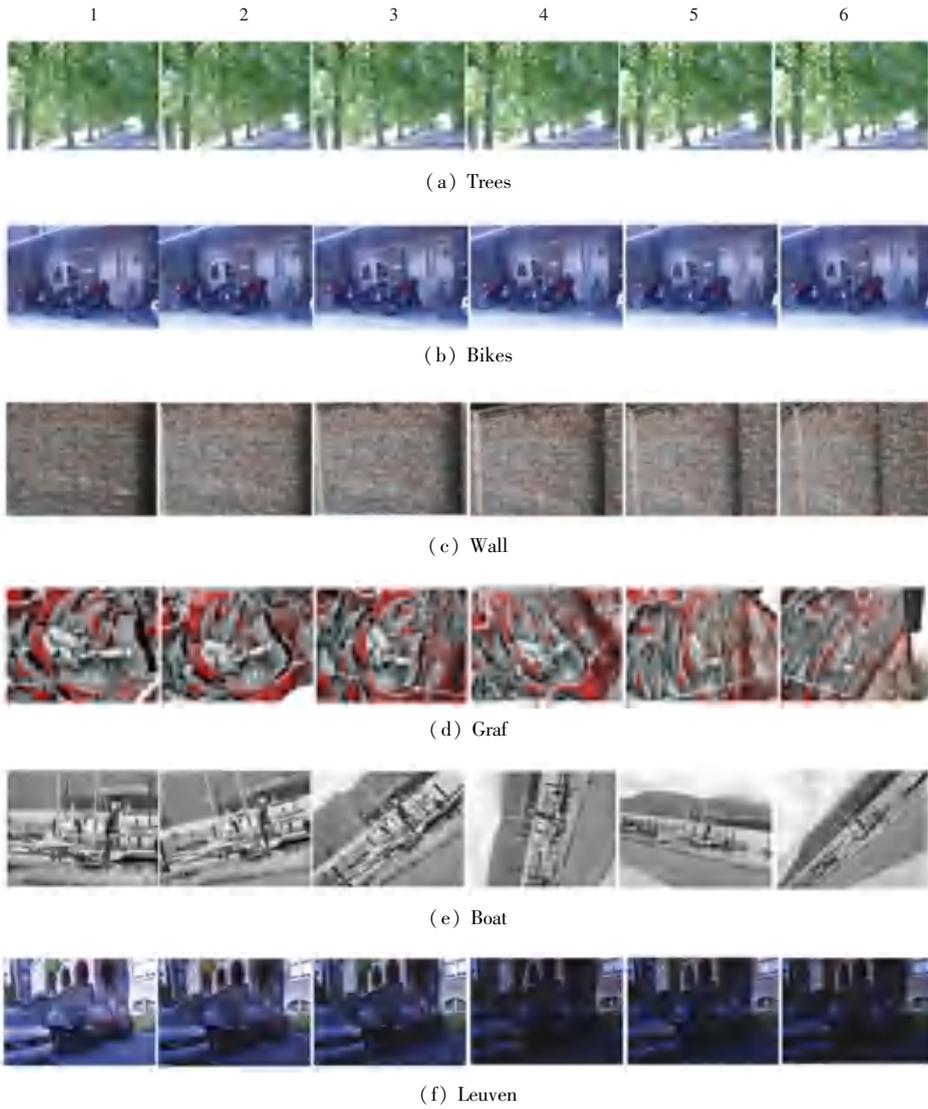


图 3 Oxford 数据集

Fig. 3 Oxford data set

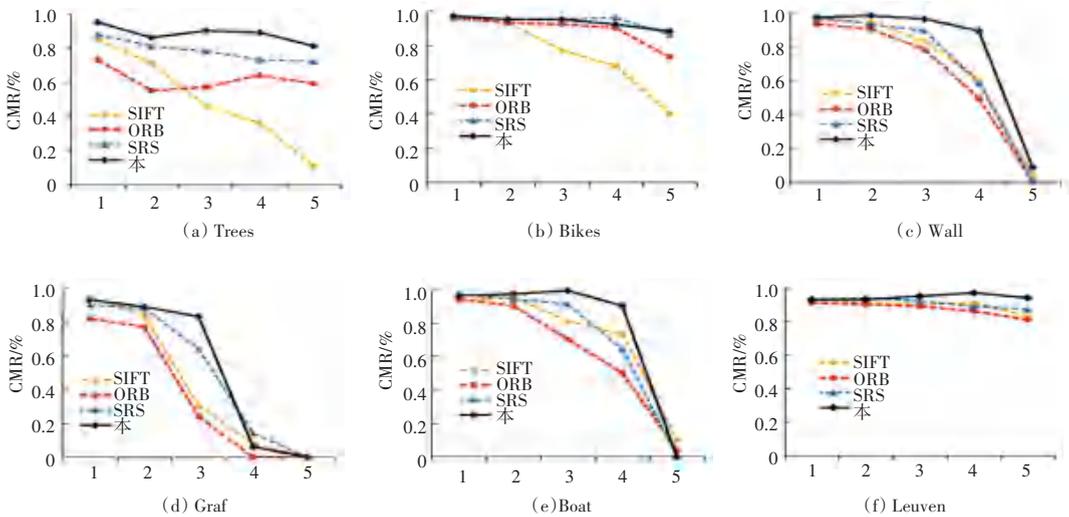


图 4 不同算法在 Oxford 标准数据集上的 CMR 实验对比图

Fig. 4 CMR experiment comparison of different algorithms on Oxford standard data set

为进一步验证本文算法的实用性,对如图 5 所示的现实所拍场景进行图像配准。图 6 是不同算法的配准效果图。通过图 6 可看出,第一种算法提供了较多的特征点,运行时间也随之增加,SRS + RANSAC 算法和本文算法匹配效果良好,但本文算法优势在于运行时间减少,同时匹配效果较好。



图 5 场景

Fig. 5 Scene



(a) SIFT+RANSAC



(b) ORB+RANSAC



(c) SRS+RANSAC



(d) 本文算法

图 6 不同算法的配准效果图

Fig. 6 Registration effect of different algorithms

为了更好地比较本文算法与其他算法的不同,将对 4 种算法综合指标进行评价,见表 1。综合各项数据指标可以看出,本文算法较在平均匹配正确率上提高了 8.259%,平均匹配时间缩短了 0.185 s;在局部对比方面,本文算法虽然比 SRS+RANSAC 算法得到的正确匹配对数量少,但匹配正确率比其高 7.32%,且运行时间也有所减少,这对实时性要求较高的情况是非常重要的。

表 1 不同算法测试结果对比

Tab. 1 Comparison of test results of different algorithms

算法	正确匹配对数	CMR%	匹配时间/s
本文算法	496	97.23	0.493
SIFT+RANSAC	1 763	87.61	0.936
ORB+RANSAC	1 078	84.05	0.651
SRS+RANSAC	651	90.36	0.632

4 结束语

本文针对图像配准中存在的匹配准确率和运行时间的问题,提出了一种基于改进 SRS-RANSAC 图像配准算法。利用最小距离法和分层随机抽样可以从大量的 ORB 匹配中选择相对分散且均匀的特征点,鲁棒性增强,同时得到精匹配特征点集,提高了配准效率与匹配正确率。本文算法需要分散均匀特征点,但对于视角变化较大的图像配准效果欠佳,所以还需改进本文算法,实现在复杂视角下的配准取得更好效果。

参考文献

- [1] 许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1):48-54.
- [2] ZHANG J, CHEN G, JIA Z. An image stitching algorithm based on histogram matching and SIFT algorithm [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017, 31(4): 1754006.
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from Scale-Invariant key-points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [5] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC:IEEE Computer Society, 2011:2564-2571.
- [6] 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.
- [7] SCHNABEL R, WAHL R, KLEIN R. Efficient RANSAC for point - cloud shape detection [J]. Computer graphics forum. Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2007, 26(2): 214-226.
- [8] BARATH D, MATAS J. Graph-cut RANSAC[C]//Proceedings/CVPR, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:6733-6741.
- [9] SATTLER T, LEIBE B, KOBELT L. SCRAMSAC: Improving RANSAC [C]// 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV), 2009: 2090-2097.
- [10] ZHANG S, LI S, ZHANG B, et al. 基于 RANSAC 的图像配准中最优空间分布结点的集成[J]. 欧洲遥感杂志, 2020, 53: 1, 67-80.
- [11] 赵明富, 陈海军, 宋涛, 等. 改进 RANSAC-SIFT 算法在图像配准中的研究[J]. 激光杂志, 2018, 39(1):114-118.