

# 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法

杨琼楠<sup>\*\*</sup>, 马天力<sup>\*</sup>, 杨聪锬, 王艳

西安工业大学电子信息工程学院, 陕西 西安 710016

**摘要** 视觉定位系统中, 图像匹配的精度直接影响整个定位系统的精度, 针对图像匹配中存在的误匹配率较高等问题, 提出了一种基于多层次 FAST (MFAST) 和优化采样的随机采样一致性 (RANSAC) 算法的图像匹配算法。首先采用 MFAST 算法提取角点, 运用加速稳健特征算法确定主方向生成特征描述符; 然后在基于 RANSAC 的框架下, 利用改进的加权 K-最近邻分类方法选取新的样本集计算出最佳模型参数, 从而剔除误匹配点。在真实场景下进行实验, 结果表明, 该算法能高效剔除误匹配点, 提高图像的匹配精度, 且满足实时性要求。

**关键词** 加权 K-最近邻分类算法; 随机抽样一致性; 多层次 FAST; 加速稳健特征算法; 图像匹配

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101104

## RANSAC Image Matching Algorithm Based on Optimized Sampling

Yang Qiongnan<sup>\*\*</sup>, Ma Tianli<sup>\*</sup>, Yang Congkun, Wang Yan

School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710016, China

**Abstract** In visual positioning system, the accuracy of image matching directly affects the accuracy of the whole positioning system. In this paper, an image matching algorithm based on multi-level FAST (MFAST) and random sampling consistency (RANSAC) algorithm with optimized sampling is proposed for solving the problem of high mismatch rate in image matching. First, the MFAST algorithm is used to extract the corner points, and the speeded up robust feature (SURF) algorithm is used to determine the main direction to generate feature descriptors. Then, in the framework based on RANSAC algorithm, improved weighted K-nearest neighbor (PTM-DWKNN) classification method is utilized to calculate the best model parameters by selecting a new sample set, thereby eliminating the mismatch points. Simulation results confirm the superiority of the proposed method in comparison with the classic ones in real-world scenarios. The proposed algorithm can effectively eliminate mismatched points, improve the matching accuracy of the image, and meet the real-time requirements.

**Key words** PTM-DWKNN classification algorithm; random sample consensus; multi-level FAST; speeded up robust feature algorithm; image matching

**OCIS codes** 110.4145; 330.1400; 150.1135

## 1 引言

图像匹配是指通过匹配算法寻找同一场景下多幅图像的重叠部分, 然后经过变换、融合, 组成一幅场景图像。图像匹配技术在视觉同时定位与地图构建 (SLAM)<sup>[1]</sup>、目标识别<sup>[2]</sup>、目标跟踪、三维重建<sup>[3]</sup>以及视频监控等领域都得到了广泛应用。现有的图像匹配方法主要分为三类: 基于灰度信息的匹配方

法、基于变换域的匹配方法和基于特征的匹配方法<sup>[4]</sup>。其中基于特征的匹配方法信息量大、抗干扰能力强, 一直是该领域的研究热点。Bay 等<sup>[5]</sup>提出的加速稳健特征 (SURF) 算法主要利用 Hessian 矩阵确定候选关键点, 并计算其位置、方向和大小, 该算法提高了匹配效率, 但降低了精确度。Sergieh 等<sup>[6]</sup>提出了一种机器学习的方法, 使用二进制分类器识别对匹配过程有用的关键点, 提高了算法的匹配效

收稿日期: 2019-08-29; 修回日期: 2019-10-08; 录用日期: 2019-10-18

基金项目: 陕西省科技厅项目 (2019GY-069)

\* E-mail: matianli111@126.com; \*\* E-mail: 2636295972@qq.com

率。兰红等<sup>[7]</sup>提出了一种基于聚类和马氏距离的多角度 SURF 算法,利用聚类算法剔除原有算法提取的特征点噪声;马氏距离具有仿射不变性等特点,且考虑了整体相关性,有效提高了图像匹配的效率,但正确率较低。由于采用了快速近似最近邻(FLANN)算法<sup>[4]</sup>进行特征点匹配会产生许多误匹配,因此需要利用随机采样一致性(RANSAC)算法<sup>[8]</sup>剔除误匹配,以增加图像匹配的精度。

RANSAC 算法是一种鲁棒性强,且适用于大比例外点的参数估计算法。外点比例越大,迭代次数越多,对算法的匹配精度和效率影响越严重。为了提高 RANSAC 算法的匹配效率和精度,研究人员提出了一系列改进算法。Xu 等<sup>[9]</sup>根据统计学思想选择输入数据的随机子集,然后从每个子集中选定样本点拟合最佳模型,减少了样本数量,提高了算法的匹配效率。王可等<sup>[10]</sup>利用混合分布模型获取测试样本点的初始概率估计,根据估计的模型与测试样本点对一致集的适应度建立全概率评价准则,并采用逆变映射作为采样策略,加快了算法的收敛速度。Hossein-Nejad 等<sup>[11]</sup>提出了基于均值的自适应 RANSAC 算法,用每个点与模型变换后对应点间距离的平均值和方差选择 RANSAC 的阈值,取得了良好的估计模型参数。Jia 等<sup>[12]</sup>通过处理原始样本数据并根据特征描述符之间的欧几里德距离预测样本数据中的内点,然后用所选样本估计对应矩阵,提升了算法的实时性和匹配精度。

本文提出了一种基于多层次 FAST(MFAST)和优化采样的 RANSAC(OSRAC)算法图像匹配算法。针对 FAST 算法易受光照影响、稳定性差等问题,根据系统层次性理论,采用 MFAST 算法进行角点提取,用 SURF 算法确定主方向并生成特征描述子;为了加快算法的收敛速度、提高图像的匹配精度,在基于 RANSAC 的框架下,利用改进的加权 K-最近邻(PTM-DWKNN)分类算法构建两个新的样本集合,根据预检验方法快速计算出最佳模型参数,以剔除误匹配点。最后进行了图像匹配实验,比较了该算法与传统算法的性能,结果表明,该算法能有效提高图像匹配的精度和效率。

## 2 MFAST-SURF 算法

MFAST-SURF 算法的主要步骤:首先采用 MFAST 算法提取角点,然后根据 SURF 算法确定主方向和特征描述子,最后利用特征描述子完成特征点匹配。算法流程如图 1 所示。

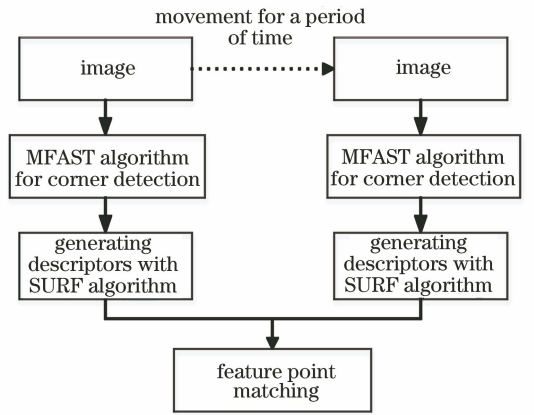


图 1 MFAST-SURF 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of MFAST-SURF algorithm

### 2.1 MFAST 算法

FAST 算法<sup>[13]</sup>是一种基于模板和机器学习的角点检测方法,主要思想:若一个像素与周围邻域像素的差别较大,则该像素可能为角点。FAST 算法仅通过比较像素间的灰度值获取角点,计算速度快、实时性较好,但易受光照强度变化的影响,稳定性差,且提取的角点数量多,精度低。

为了提高算法的稳定性和精度,根据系统层次性理论,对 FAST 算法进行了改进,首先以一个像素点为圆心,分别以 3, 2 pixel 为半径构造两个同心圆,如图 2 所示。设置一个阈值  $t$ ,将半径为 3, 2 pixel 圆上的 28 个像素点的灰度值与  $I_P$  (点  $P$  的灰度值)进行比较,若连续有 21 个或 18 个点差值的绝对值大于  $t$ ,则认为  $P$  是一个候选角点,最后对角点进行非极大值抑制,得到最终角点,将这种方法称为 MFAST。经论证,取  $t=0.18$  时效果最好。

### 2.2 生成特征描述子

以特征点为中心,构建一个半径围为  $6s$  ( $s$  为尺度)的圆,如图 3 所示,用一个角度为  $60^\circ$  的扇形滑动窗口,计算窗口内所有特征点水平和垂直方向上的 Harr 小波响应  $d_x, d_y$ ,然后按(1)式~(2)式进行累加,响应之和最大的区域对应方向即为特征点的主方向。

$$m_w = \sum d_x + \sum d_y, \quad (1)$$

$$\theta_w = \arctan(\sum d_x / \sum d_y), \quad (2)$$

式中,  $m_w$  为模值,  $\theta_w$  为幅值,  $w$  为特征点数量。

为了减少光照、视角等因素对特征点的影响,需要对每个特征点构建一个描述子。以特征点为中心取  $20s \times 20s$  的邻域窗口,然后将每个窗口分成  $4 \times 4$  的子区域,利用 Harr 模板计算每个子区域的响应值,形成  $\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|$

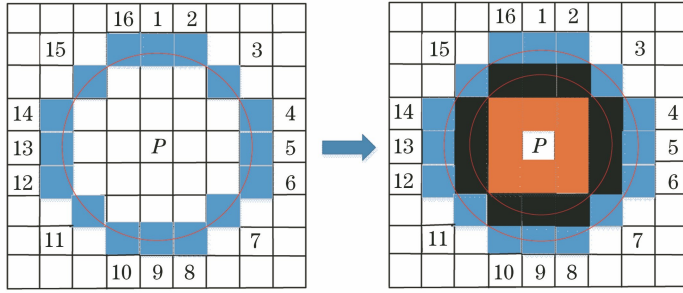


图 2 MFAST 角点检测原理

Fig. 2 Principle of MFAST corner detection

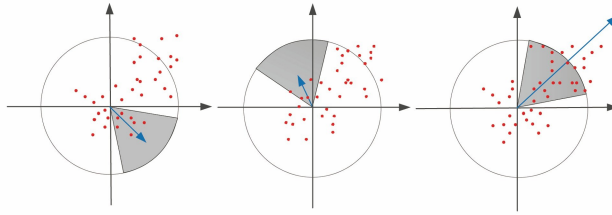


图 3 确定特征点主方向

Fig. 3 Determine the main direction of feature point

个特征矢量,最后生成 64 维的 SURF 特征向量,如图 4 所示。

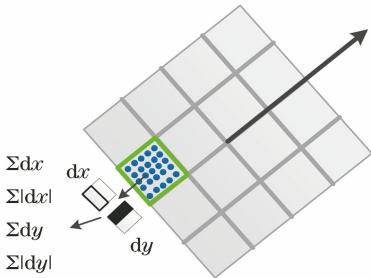


图 4 SURF 描述子的生成

Fig. 4 Generation of SURF descriptors

### 3 特征点提纯

#### 3.1 标准的随机采样一致性算法

RANSAC 是一种鲁棒性参数估计算法,也是目前剔除误匹配点常用的一种方法<sup>[14]</sup>。该算法的主要思想:存在某个数据集合,随机从数据集合中选取两个点确定一条直线,然后设置一个误差阈值,计算剩余点到这条直线的距离,如果小于该阈值,判断该点为直线的内点;否则,视为外点。不断迭代随机采样的过程,直到内点数目达到最大且不再改变。其中算法的迭代次数直接影响算法的效率和性能,迭代次数  $N$  与内点比例  $e$  的关系可表示为

$$N = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - e^n)}, \quad (3)$$

式中,  $n$  为计算变换模型  $H$  所需最少的匹配对数,  $p$

为期望的最大概率。可以发现,  $e$  越大,算法迭代次数越少,匹配效率越高;反之,算法迭代次数增加,匹配效率变低,影响了算法的实时性。

#### 3.2 优化采样的 RANSAC 算法

##### 3.2.1 PTM-DWKNN 分类算法获取新样本

传统的 RANSAC 需要从所有粗匹配对组成的数据集中随机选取 4 个样本点,计算模型参数  $H$ ,并利用特征点对模型参数的误差计算内外点集合。其中样本点的选取是随机的,具有一定的盲目性,通常需要大量的迭代次数才能得到最优参数模型。为了提高样本集合中内点的比例,实验采用 PTM-DWKNN 分类算法<sup>[15]</sup>获取新的样本集合,即根据分布特征,为每一个实例(粗匹配点之间的距离)选择最优局部  $k$  值。考虑到实例与相邻实例之间的距离带来的影响差异,给相邻的每个实例都分配不同的权重,通过加权投票对测试实例进行分类。计算出初步筛选的每对匹配点的欧氏距离  $d_i$ ,组成一个数据集合,进行标准化处理。按照一定的比例划分为训练集和测试集,根据每个训练集样本的  $k$  值(最近邻样本的个数)求出测试集样本的  $k$  值,  $k$  的取值范围是预先设定的,且只能为奇数,然后逐个测试  $k$  的性能,最佳  $k$  值即首次将训练集正确分类的最小  $k$  值。利用  $k$  个近邻样本与待测样本之间欧氏距离的大小,赋予每个近邻样本一个权重值,通过计算所有近邻的权重之和将数据集分为近距离集合和远距离集合,算法流程如图 5 所示,其中  $d_i$  为欧氏

距离,  $W_i$  为权值,  $W_+$  为近距离样本权值,  $W_-$  为远距离样本权值。特征点对之间的距离越近, 越可能是匹配点, 因此从近距离集合中随机抽取 4 个点估计模型参数。

### 3.2.2 预检验

RANSAC 中的模型参数是从包含显著比例的异常值数据集中计算得到的, 因此得到的模型参数存在较大误差。为了快速得到正确的模型参数, 提

高算法的匹配效率, 文献[16]提出了采用预检验的方法减少模型评估的时间。即随机从数据集中抽取少量数据对计算的模型参数进行检验, 过滤掉偏差较大的模型参数, 以减少计算量。但由于预检验中抽取的少量数据也可能含有外点, 如果计算的模型为错误模型, 利用错误样本和正确样本检验的误差都是近似的, 所以在外点比例较高的情况下, 上述预检验方法会失效。

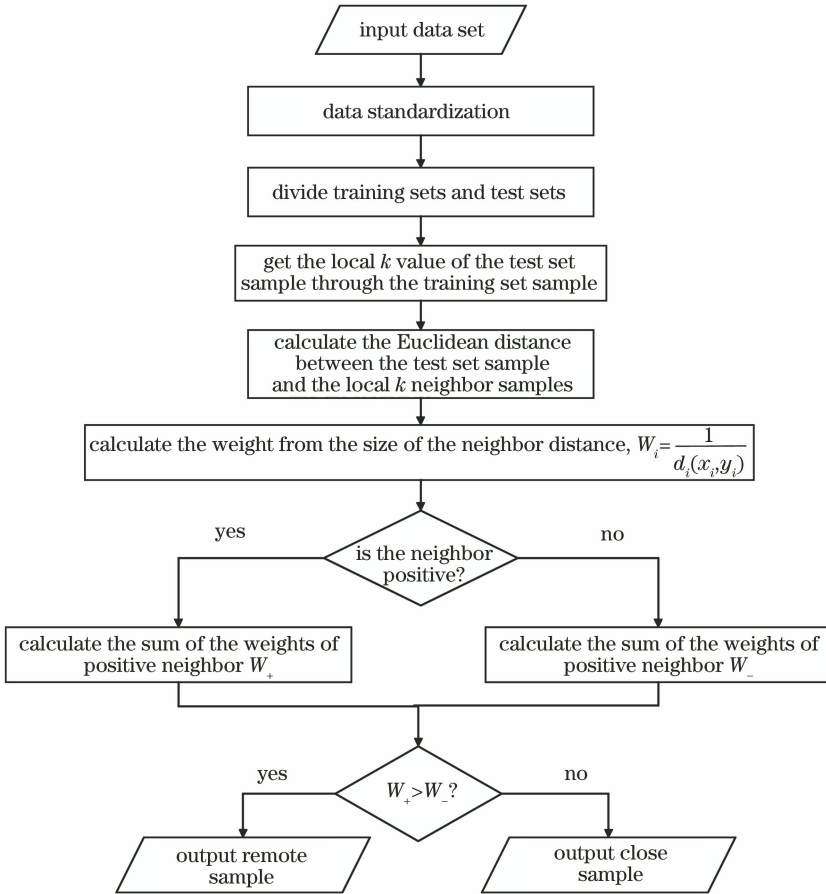


图 5 优化采样流程图

Fig. 5 Flow chart of optimized sampling

利用 PTM-DWKNN 分类算法可得到的近距离集合和远距离集合, 即内点集合和外点集合; 对待检验的模型参数, 从内点集合中随机抽取少量的数据进行预检验, 可排除大部分质量不高的模型参数。

## 4 图像匹配算法

采用 MFAST 算法提取关键点, SURF 算法确定主方向并生成特征描述子, 利用快速近似最近邻算法进行粗匹配, 计算每对粗匹配点对之间的欧氏距离<sup>[17]</sup>

$$d_i = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}. \quad (4)$$

在此基础上用 PTM-DWKNN 算法将得到的欧

氏距离按比例分开, 组成两个新的样本集合, 以提高内点在样本集合中的比例。从新的集合中随机抽取 4 个匹配点对计算模型参数  $H_i$ , 并对得到的模型参数进行预检验, 如果通过检验, 则采用  $H_i$  计算内外点集合, 即对于一个特征点  $k_i$ , 如果其误差值  $r_i$  大于设定的阈值  $r_0$ , 则将该点作为外点, 否则作为内点, 统计内点的数量  $M$ ; 若  $M$  大于设定的阈值  $S$ , 则认为  $H_i$  是正确的模型参数, 并利用该集合中所有的内点进行模型参数估计; 否则, 重新抽样计算模型参数  $H_i$ 。基于 OSRAC 的具体步骤:

1) 采用 MFAST 算法提取关键点, SURF 算法生成特征描述子;

- 2) 利用快速近似最近邻算法完成粗匹配,并计算粗匹配对之间的欧氏距离;
- 3) 采用 PTM-DWKNN 算法将所有匹配点的欧氏距离集合按距离分为两个新的样本集合;
- 4) 从近距离集合中随机抽取 4 个匹配点对计算模型参数  $H_i$ ;
- 5) 对模型参数进行预检验,如果通过验证,进行下一步;否则舍弃,回到步骤 3);
- 6) 利用  $H_i$  验证匹配点对是否为内点,并统计内点的数量  $M$ ;
- 7) 如果  $M > S$ ,则利用  $M$  重新计算新的模型  $H_i$ ;否则,返回步骤 3);
- 8) 重复步骤 3)~步骤 6)  $N$  次。

## 5 实验结果与分析

### 5.1 阈值 $t$ 的确定

实验条件:操作系统为 Windows10,处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ,频率为 2.80 GHz,内存为 8 G,仿真软件环境为 Matlab R2014a。

选取一组图像,改变 MFAST 算法中的阈值  $t$ ,根据图像匹配的精度确定算法的最佳阈值  $t$ 。选取两幅图像,取  $t$  在 0.13~0.22 范围内进行实验,结果如图 6 所示。可以看出:当  $t < 0.18$  时,图像匹配的精度随  $t$  的增大而增加;当  $t > 0.18$  时,图像匹配的精确度随  $t$  的增大而降低。当  $t = 0.18$  时,图像的匹配率最高,所以 MFAST 算法的  $t$  为 0.18。匹配精度  $R$  可表示为

$$R = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{all}}}, \quad (5)$$

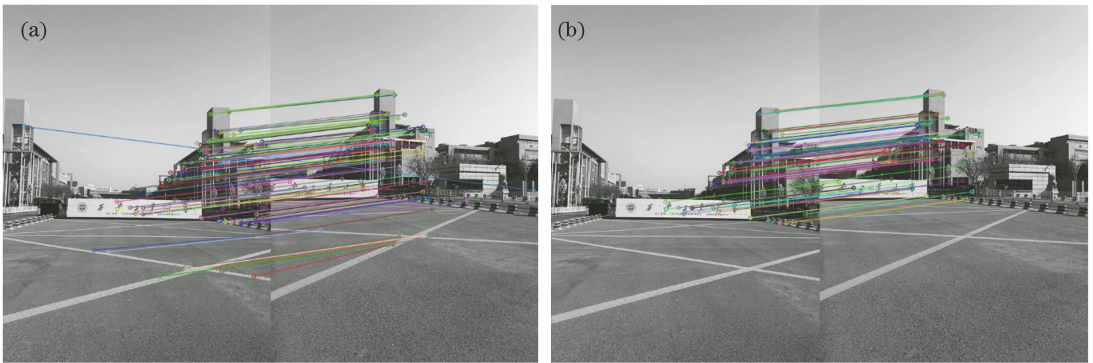


图 7 两种算法对原始图像的处理结果。(a) SIFT-RANSAC;(b) SIFT-OSRAC  
Fig. 7 Processing results of the two algorithms on the original image. (a) SIFT-RANSAC;  
(b) SIFT-OSRAC

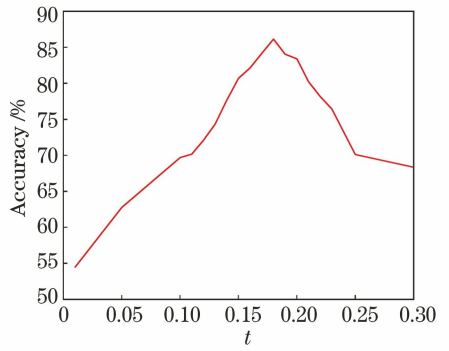


图 6  $t$  的确定  
Fig. 6 Determination of  $t$

式中,  $N_{\text{correct}}$  为正确的匹配点对,  $N_{\text{all}}$  为全部匹配点对。

### 5.2 基于 OSRAC 的实验

为了验证 OSRAC 的有效性,选取 1 组图像(原始图像、旋转图像、光照变化的图像),分别采用尺度不变特征变换(SIFT)算法-RANSAC 和 SIFT 算法-OSRAC 进行图像配准实验,实验条件与 5.1 节相同,软件环境为 VS2017,配置 OpenCV3.4,SIFT 算法阈值为 0.8,结果如图 7~图 9 所示。可以看出,SIFT-RANSAC 虽然剔除了一部分误匹配点,提高了匹配精度,但仍存在一些错误的匹配点;

而 SIFT-OSRAC 剔除了大部分的误匹配点,且相比 SIFT-RANSAC 匹配精度有明显的提升。

表 1 对两种算法的匹配精度和时间进行了对比分析,可以看出,RANSAC 在图像发生变化后,匹配精度有所下降,稳定性差;而 OSRAC 在图像发生变化后,匹配精度依然保持在 85% 以上,相比 RANSAC 算法,稳定性好、匹配时间少,这证明了 OSRAC 的匹配精度高、实时性好。

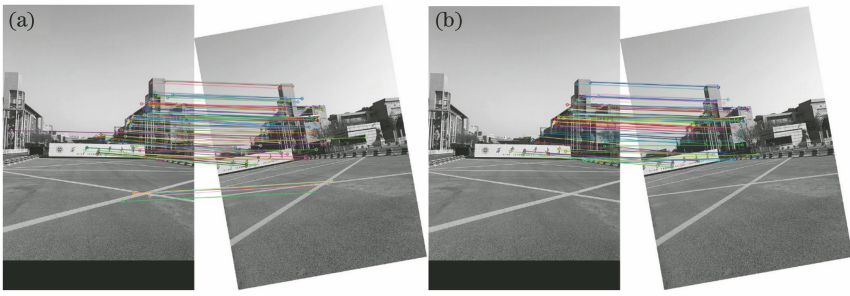


图 8 两种算法对旋转图像的处理结果。(a) SIFT-RANSAC;(b) SIFT-OSRAC  
Fig. 8 Processing results of two algorithms on rotated image. (a) SIFT-RANSAC;  
(b) SIFT-OSRAC

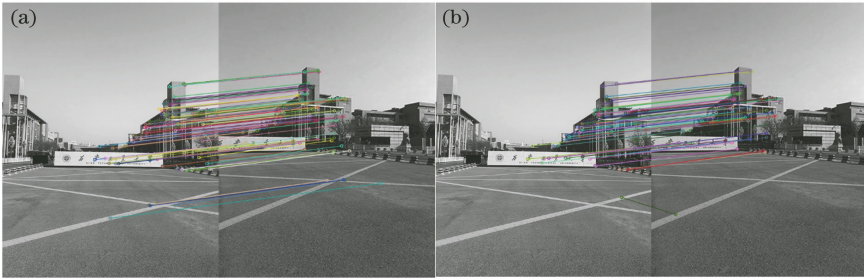


图 9 两种算法对光照变化图像的处理结果。(a) SIFT-RANSAC;(b) SIFT-OSRAC  
Fig. 9 Processing results of the two algorithms on the image of illumination change. (a) SIFT-RANSAC;  
(b) SIFT-OSRAC

表 1 两种算法的匹配精度和时间

Table 1 Matching accuracy and time of the two algorithms

Algorithm	Image	Accuracy /%	Time /s
OSRAC	original	88.00	$7.29 \times 10^{-6}$
	rotated	86.11	$6.93 \times 10^{-6}$
	illumination change	85.13	$5.65 \times 10^{-6}$
RANSAC	original	82.59	$1.09 \times 10^{-5}$
	rotated	81.53	$1.17 \times 10^{-5}$
	illumination change	77.76	$5.03 \times 10^{-5}$

### 5.3 图像匹配实验

在 Matlab R2014a 中,对三组真实场景下拍摄的原始图像、光照变换后的图像,分别用 FAST-RANSAC、MFAST-OSRAC 和 SIFT-RANSAC 三种算法进行匹配,结果如 10~图 11 所示。表 2 为三种算法在匹配原始图像、光照变化图像时的匹配精度和时间,可以看出,与原始的 FAST-RANSAC 相比,MFAST-OSRAC 的图像匹配算法的匹配精度高、耗时短。

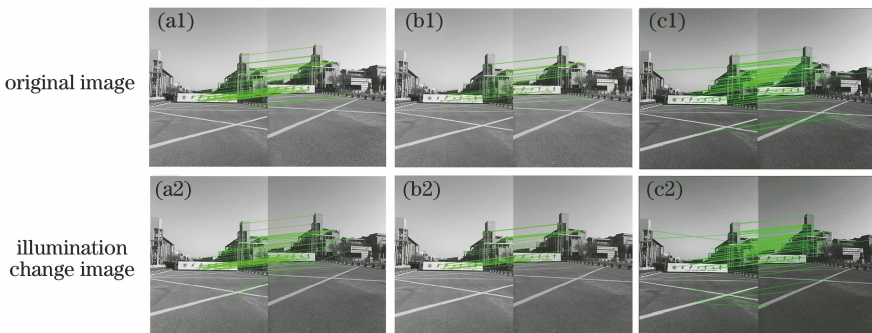


图 10 第一组图像。(a) FAST-RANSAC;(b) MFAST-OSRAC;(c) SIFT-RANSAC  
Fig. 10 First group of images. (a) FAST-RANSAC; (b) MFAST-OSRAC; (c) SIFT-RANSAC

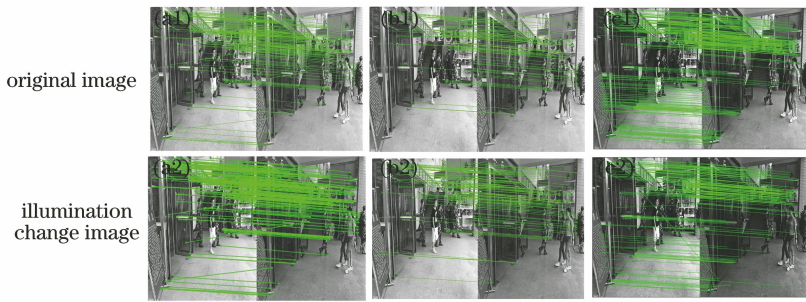


图 11 第二组图像。(a) FAST-RANSAC;(b) MFAST-OSRAC;(c) SIFT-RANSAC

Fig. 11 Second group of images. (a) FAST-RANSAC; (b) MFAST-OSRAC; (c) SIFT-RANSAC

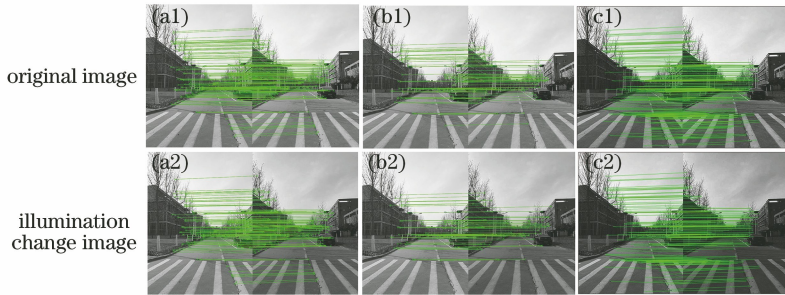


图 12 第三组图像。(a) FAST-RANSAC;(b) MFAST-OSRAC;(c) SIFT-RANSAC

Fig. 12 Third group of images. (a) FAST-RANSAC; (b) MFAST-OSRAC; (c) SIFT-RANSAC

表 2 三种算法的实验结果比较

Table 2 Comparison of experimental results of three algorithms

Algorithm	Group	Image	Accuracy /%	Time /s
MFAST-OSRAC	first group	original	93.94	2.01
		illumination change	93.10	1.11
	second group	original	93.59	2.34
		illumination change	91.67	1.66
	third group	original	91.42	2.86
		illumination change	91.95	2.23
FAST-RANSAC	first group	original	85.29	2.28
		illumination change	84.90	1.32
	second group	original	80.12	2.96
		illumination change	78.36	2.29
	third group	original	83.77	3.79
		illumination change	80.76	3.45
SIFT-RANSAC	first group	original	79.51	2.83
		illumination change	78.67	2.74
	second group	original	83.13	3.54
		illumination change	81.91	3.46
	third group	original	82.48	3.86
		illumination change	81.52	3.23

## 6 结 论

提出了一种基于 MFAST 和 OSRAC 的图像匹配算法。利用 MFAST 算法进行特征点提取, SUFT 算法生成描述子。然后,采用快速近似最近邻算法进行特征点粗匹配,计算得到粗匹配对的欧

氏距离;在利用 RANSAC 算法剔除误匹配点的过程中,根据 PTM-DWKNN 分类算法计算出两个新的样本集合,从而提高了内点在样本集合中的比例,减少了算法的迭代次数,并采用预检验技术对计算的模型参数进行检验,计算出更加精确的模型参数。实验结果表明,该算法显著提高了图像配准的精度。

但由于使用 MFAST 算法将 28 个像素点与中心像素点进行比较,增加了系统的计算量。因此,在未来的研究工作中将重点考虑进一步降低计算量,以提高系统匹配效率。

## 参 考 文 献

- [1] Durrant-Whyte H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(2): 99-110.
- [2] Xue M X, Peng H, Liu S R, et al. Scene object recognition based on visual saliency [J]. Control Engineering of China, 2016, 23(5): 687-692.  
薛梦霞, 彭晖, 刘士荣, 等. 基于视觉显著性的场景目标识别[J]. 控制工程, 2016, 23(5): 687-692.
- [3] Wang S, Xu X. 3D reconstruction based on horopter [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515004.  
王珊, 徐晓. 基于双目单视面的三维重建[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515004.
- [4] Muja M, Lowe D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration[C]// Proceedings of the Fourth International Conference on Computer Vision Theory and Applications, February 5-8, 2009, Lisboa, Portugal. Setubal: SciTePress, 2009: 331-340.
- [5] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [6] Sergieh H M, Egyed-Zsigmond E, Doller M, et al. Improving SURF image matching using supervised learning [C] // Eighth International Conference on Signal Image Technology & Internet Based Systems, November 25-29, 2012, Sorrento, Naples, Italy. New York: IEEE, 2012:230-237.
- [7] Lan H, Wang Q L. Multi-angle SURF image matching algorithm based on cluster and Mahalanobis distance [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(21): 211-217.  
兰红, 王秋丽. 基于聚类和马氏距离的多角度 SURF 图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(21): 211-217.
- [8] 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.
- [9] Xu M, Lu J. Distributed RANSAC for the robust estimation of three-dimensional reconstruction [J]. IET Computer Vision, 2012, 6(4): -333.
- [10] Wang K, Jia S M, Li X Z. Improved RANSAC algorithm based on total probability updating [J]. Control and Decision, 2017, 32(3): 427-434.  
王可, 贾松敏, 李秀智. 基于全概率更新的改进 RANSAC 算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(3): 427-434.
- [11] Hossein-Nejad Z, Nasri M. An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform [J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 62(5): 524-537.
- [12] Jia S M, Zheng Z L, Zhang, Guo L, et al. An improved RANSAC algorithm for simultaneous localization and mapping [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2018, 1069: 012170.
- [13] E Rosten; T Drummond. Machine learning for high-speed corner detection[C]// European Conference on Computer Vision, May 7-13, 2006, Graz, Austria. New York: IEEE, 2006: 430-443.
- [14] Xiong F G, Huo W, Han X, et al. Removal method of mismatching keypoints in 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210003.  
熊风光, 霍旺, 韩燮, 等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210003.
- [15] Lin S L, Zhu P, Qin S J. An improved weighted KNN algorithm for imbalanced data classification [C]// 2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications, December 7-10, 2018, Chengdu, Sichuan, China. New York: IEEE, 2018:1814-1819.
- [16] Chen F X, Wang R S. Fast RANSAC with preview model parameters evaluation [J]. Journal of Software, 2005, 16(8): 1431-1437.  
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.
- [17] Boerner R, Kröhnert M. Brute-force matching between camera shots and synthetic images from point clouds[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B5: 771-777.