

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209747

基于 SURF 的快速图像匹配改进算法*

崔建国¹, 孙长库¹, 李玉鹏^{1,2}, 付鲁华^{1,2}, 王 鹏^{1,2}

(1. 天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室 天津 300072; 2. 光电控制技术重点实验室 洛阳 471009)

摘要:针对传统 SURF 算法在图像匹配中使用固定阈值提取的特征点不均匀、匹配正确率低以及时间复杂度高的问题,提出一种基于 SURF 算法的快速图像匹配改进算法。首先,通过对 Hessian 矩阵行列式值分布的统计分析,提出一种阈值自适应方法来提取更有效的特征点;然后采用四叉树方法对所提特征点进行均匀化以降低误匹配率,并提出一种划分深度自适应的方法对四叉树算法进行改进,防止四叉树过度划分;最后,本文首次将 BEBLID 二进制描述子与改进 SURF 算法相结合,利用基于机器学习的采样模式对特征点构建具有强描述性的二进制描述子,在提升匹配正确率的同时加快匹配速度。实验结果证明,本文所提算法在 Mikolajczyk 图片数据集测试中的匹配正确率比传统 SURF 算法高 9.7%~27.0%,算法速度比 SURF 提高了 50%以上。对比 SIFT、SURF、BRISK、ORB 算法,本文所提改进算法具有更优的鲁棒性和实时性。

关键词:改进 SURF;图像匹配;自适应阈值;四叉树;BEBLID 描述子

中图分类号: TP391.4 TH744 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

An improved algorithm for fast image matching based on SURF

Cui Jianguo¹, Sun Changku¹, Li Yupeng^{1,2}, Fu Luhua^{1,2}, Wang Peng^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Precision Measuring Technology and Instruments, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Science and Technology on Electro-Optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

Abstract: The traditional SURF algorithm using a fixed threshold in image matching has problems of uneven feature points, low matching accuracy and high time complexity. To address these issues, an improved fast image matching algorithm based on the SURF algorithm is proposed. Firstly, through the statistical analysis of the response of the Hessian matrix, an adaptive threshold method is proposed to extract more effective feature points in the image pyramid. Then, the method of quadtree is introduced to homogenize the proposed feature points to reduce the false matching rate. To prevent the quadtree from being over-split, this article proposes an adaptive split depth method to improve the quadtree. Finally, this article combines the BEBLID binary descriptor with the improved SURF algorithm for the first time, and uses the sampling mode based on machine learning to build strong descriptive binary descriptors for feature points, which improves the matching accuracy and enhances the matching speed. Experimental results show that the matching accuracy of the proposed algorithm in the Mikolajczyk image dataset test is 9.7% to 27.0% higher than that of the traditional SURF algorithm, and the speed of algorithm is more than 50%. Compared with SIFT, SURF, BRISK and ORB algorithms, the improved algorithm proposed in this article has better robustness and real-time performance.

Keywords: improved SURF; image matching; adaptive threshold; quadtree; BEBLID descriptor

0 引 言

图像匹配是三维重建、位姿估计、图像配准等计算机视觉应用研究中的基础环节,目前已被广泛应用于无人

驾驶、航空航天和医学等领域。图像匹配主要分为灰度匹配和特征匹配^[1],其中基于特征的匹配方法具有良好的稳定性,对图像尺度、旋转、光照变化有更好的鲁棒性,是目前主流的图像匹配方法。

特征点提取与描述是图像匹配的关键所在,因此受

到国内外学者的广泛关注。2004 年由 Lowe 等^[2]学者首先提出浮点型的尺度不变特征匹配算法 (scale invariant feature transform, SIFT), 利用高斯差分模板构建线性金字塔尺度空间并从中提取具有尺度不变性的极值点, 通过图像梯度直方图构建 128 维描述符, 但由于计算复杂度太高, 导致 SIFT 算法的匹配时间较长。因此, Bay 等^[3]用盒状滤波器模板简化高斯尺度空间来改进 SIFT 算法, 提出加速稳健特征 (speeded up robust features, SURF) 算法, 在保证算法鲁棒性的同时, 将描述符从 128 维降低到 64 维, 提高了算法匹配效率, 但其实时性仍无法满足实际应用的要求, 且仍存在匹配正确率低的问题。

针对以上图像匹配算法实时性差的问题, 董强等^[4]采用圆形邻域改进 SURF 算法描述符的构建方式, 将描述符由 64 维降低到 26 维; 采用描述符降维的策略减少了特征描述和匹配耗时, 但低维度的描述符包含特征信息量减少, 描述性不强, 降低了算法匹配精度。上述算法均通过描述符降维的方式来提高算法速度, 但并未改变其浮点型数据结构的本质。2011 年, Rublee 等^[5]对加速测试特征点检测算法^[6] (features from accelerated segment test, FAST) 和二进制鲁棒独立特征描述子^[7] (binary robust independent elementary features, BRIEF) 进行改进, 提出了具有旋转不变性的特征点提取算法 (oriented FAST and rotated BRIEF, ORB), 该算法摒弃了浮点型描述符臃肿的数据结构, 采用二进制描述向量并结合汉明距离实现图像快速匹配, 实验表明, ORB 算法的匹配速度比 SURF、SIFT 算法快 1 个数量级^[8], 但基于手工设计的二进制描述符的区分性普遍弱于浮点型描述方案^[9], 导致特征点匹配正确率下降。

为提高图像匹配算法的匹配正确率, 2017 年由 Mur-Artal 等^[10]首次提出使用四叉树结构来改善特征点分布密集的现象, 经四叉数均匀化可消除冗余特征点, 避免特征点因聚集而导致的误匹配问题, 但该算法并未限制四叉树划分深度, 易使划分层数过深, 反而降低匹配效率。罗久飞等^[11]对最近邻匹配的阈值进行自适应优化, 提出一种 SURF 改进算法, 虽然匹配精度有所提升, 但该方法需要多次迭代修正阈值, 每次阈值更新, 都需要重新进行特征点匹配, 增加了算法耗时。李国竣等^[12]从关键点选取的阈值入手对 ORB 算法进行改进, 利用图像对比度设置自适应阈值以满足不同条件下不同图像的特征提取要求, 该算法增强了特征点提取的稳定性, 提高了匹配正确率。

优秀的图像匹配算法不仅要保证较高的匹配正确率, 还要拥有较快的匹配速度, 而上述改进算法仅在单方面有所提高, 却无法同时兼得。针对以上问题, 本文以图像匹配性能相对较好的 SURF 算法为基础, 提出一种基于 SURF 的快速图像匹配改进算法。SURF 算法使用固

定阈值进行关键点选取, 损失了关键点的准确性, 然而未有相关研究对 SURF 算法的关键点选取阈值做出自适应优化。因此, 本文根据 Hessian 矩阵响应的分布, 首次提出一种阈值自适应方法来提高关键点选取的准确性; 在此基础上, 引入四叉树方法来改善特征点分布不均匀的现象, 并通过图像尺寸对划分深度进行自适应, 避免四叉树分层过深, 通过以上在特征点检测方面的改进, 可以在优化特征点质量的同时减少无效特征点数量, 达到提高算法匹配正确率和速度的效果。为强化本文算法性能, 在特征点描述阶段, 引入基于机器学习的二进制描述算法^[13] (boosted efficient binary local image descriptor, BEBLID) 对描述符进行强化, 在提升匹配效率的同时保证算法的匹配正确率。这里将本文所提算法命名为 SUBE (improved SURF and BEBLID): 改进的 SURF 特征点提取算法与 BEBLID 二进制描述算法的结合。实验结果表明, 本文算法提高了特征点匹配正确率, 同时在特征点检测、描述和匹配速度上均有提升。

1 理论分析

1.1 Hessian 矩阵阈值自适应

原 SURF 算法使用盒状滤波器代替高斯函数对图像进行卷积并计算图像中每个像素的 Hessian 矩阵行列式值来确定关键点位置, 构建极值点判别式如下:

$$\det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 > T_{Hessian} \quad (1)$$

式中: D_{xx} 、 D_{yy} 、 D_{xy} 为盒状滤波器模板; ω 为权值; $T_{Hessian}$ 为极值点判定阈值。

初始极值点的提取是后续特征点匹配的基础工作, 而式 (1) 中的极值点判定阈值为固定值, 需要针对不同图像的处理需求进行手工调节, 过程极为繁琐。况且对于同一图片而言, 处于尺度空间不同层图像的 Hessian 矩阵行列式值也不尽相同, 采用同一阈值无法有针对性的获得最优极值点。

本文对数据集: Mikolajczyk^[14]、Strecha^[15]、Edge Foci^[16]、HPatches^[17] 中的大量图片进行 Hessian 矩阵行列式值计算, Hessian 矩阵表示像素点的曲率, 行列式值 $\det(\mathbf{H})$ 为 Hessian 矩阵响应, 其中响应小于 0 的像素点纹理低, 所有只统计 $\det(\mathbf{H}) > 0$ 的分布情况。经统计, Hessian 矩阵行列式值的分布趋势符合指数分布, 所以本文建立自适应阈值 $T_{adaptive}$ 与 Hessian 矩阵行列式值分布的 p 分位数之间的关系:

$$\Pr\{\det(\mathbf{H}) \geq T_{adaptive}\} = p \quad (2)$$

$$T_{adaptive} = -\frac{1}{\lambda} \ln p \quad (3)$$

式中: p 为 Hessian 矩阵行列式值大于自适应阈值 $T_{adaptive}$ 的概率, 为保留尽可能多的候选极值点, p 可取 75% ~

90%, λ 为指数分布概率密度函数的参数。

根据概率学统计原理,在处理样本图像时,对式(3)进行如下修正:

$$T_{\text{adaptive}} = - \frac{\sum_{i=1}^N \det(\mathbf{H}_i)}{N} \ln p \quad (4)$$

1.2 基于四叉树的特征点均匀化

原算法检测到的特征点在图像纹理丰富的区域容易堆积,造成特征点冗余。因此,本文利用四叉树方法对 1.1 节经自适应阈值提取的特征点进行优化,算法流程如算法 1 所示。

算法 1 基于四叉树的特征点均匀化

输入: I_k : 获取图像金字塔中第 k 幅图片

输出: Bestkeypoint : Hessian 矩阵最大响应值对应的特征点

```

1: 设置四叉树划分最大深度:  $D_{\max}$ 
2: 根据总期望特征点数计算每层图像期望特征点数  $F_k$ 
3: 初始化  $I_k \rightarrow$  四叉树节点初始化
4: 四叉树结构初始化:  $n_1, n_2, n_3, n_4$ 
5: while !  $\text{finish}$  do
6:   if  $D > D_{\max}$  then
7:      $\text{finish} == \text{true}$ 
8:   else if  $\text{NodeKeyoints} = 0$  then
9:     delete node
10:  else if  $\text{NodeKeyoints} = 1$  then
11:     $\text{finish} == \text{true}$ 
12:  else
13:    Divide the current node by quadtree
14:  end if
15: end while
16: if  $\text{finish} == \text{true}$  then
17:   for  $i = 1, 2, \dots, N$  do
18:      $\text{MaxResponse} \leftarrow \text{kp}[1].\text{response}$ 
19:     if  $\text{kp}[i].\text{response} > \text{MaxResponse}$  then
20:        $\text{MaxResponse} \leftarrow \text{kp}[i].\text{response}$ 
21:        $\text{Bestkeypoint} \leftarrow \text{kp}[i]$ 
22:     end if
23:   end for
24: end if

```

读取图像金字塔中第 k 层图像并初始化,将该层特征点分配到初始四叉树节点中,并根据图像尺寸自适应确定四叉树最大划分深度 $D_{\max}$:

$$D_{\max} = \log_2 \left[\frac{\min(H, W)}{mP} \right] \quad (5)$$

式中: H, W 为图像高度和宽度; mP 为四叉树划分后最小

节点的像素尺寸,经实验验证,取 $mP = 16$ pixels 时,特征点均匀化效果最好。

为均匀控制每层图像的特征点数量,防止高尺度图像缺失特征点,依据尺度不变性原则,将期望总特征点数 F 按等比数列关系进行分配:

$$F = \frac{F_1(1 - q^k)}{1 - q} \quad (6)$$

$$F_k = F_1 \times q^{k-1} \quad (7)$$

式中: k 为图像在金字塔中所处层数; F_k 为第 k 层图像的期望特征点数; 公比 $q = 1/s_0$, 其中 s_0 为图像初始尺度,取值为 1.2。

开始四叉树划分,步骤如下: 1) 将输入图像 I_k 初始化为父节点,并将其 4 个顶点坐标命名为 UL, UR, BL, BR , 用于限定节点区域。初始化时,将图像特征点按坐标映射到节点区域,并划分初始父节点为 n_1, n_2, n_3, n_4 4 个子节点,得到初始四叉树结构。2) 对所有节点执行划分操作: 判断节点中特征点的数量,若等于 0,则删除该节点; 若等于 1,则保留该节点; 若大于 1 且节点深度未达到四叉树最大划分深度,则将该节点继续划分为 4 个子节点; 划分过程中,对达到四叉树最大划分深度的节点进行保留。3) 重复执行步骤 2), 直到节点数不小于当前层图像设定的期望特征数 F_k 或者每个节点中都只有一个特征点时,结束四叉树划分。4) 保留每个节点中 Hessian 矩阵响应最高的特征点。

以 Mikolajczyk 图片数据集中的 Graffiti-1 为例,对比四叉树划分前后效果如图 1 所示,图中圆圈表示检测到的特征点。由图 1(a) 可知,传统 SURF 算法检测到的特征点存在聚集现象,经本文算法对图像中特征点进行四叉树划分,使得特征点分布均匀,较原算法有明显的改善如图 1(b) 所示。



(a) 四叉树划分前
(a) Before quadtree partition

(b) 四叉树划分后
(b) After quadtree partition

图 1 基于四叉树的特征点划分

Fig. 1 Divide feature points based on quadtree

1.3 结合 BEBLID 算子的特征点描述

传统 SURF 算法以 Haar 小波响应构建 64 维浮点型描述符,占用内存空间较大,增加了特征点的匹配耗时。

ORB 算法的二进制描述子基于手动设置,采样模型的构建依赖于丰富的经验和复杂的实验验证,限制了二进制描述算法的推广。因此,本文首次提出将基于机器学习的 BEBLID 二进制描述子与改进的 SURF 算法相结合,对上述提取的特征点进行描述。

为使二进制描述符在获取实时性优势的同时具有可媲美浮点型描述符的鲁棒性和强区分性,BEBLID 描述符引入自适应增强算法^[18](adaptive boost, AdaBoost),在 Brown 数据集^[19]上进行训练,定义损失函数为:

$$L_{BEBLID} = \sum_{i=1}^N \exp\left(-\gamma l_i \sum_{m=1}^M h_m(x) h_m(y)\right) \quad (8)$$

式中: γ 是所有弱学习器的统一权重,决定了最终学习结果中弱学习器的数量, l_i 是训练集中图片的显著性标签, $h_m(x)$ 为弱学习器函数,具体定义见文献[13]。通过对式(8)的不断优化,最终学习出最佳的 M 个弱学习器作为生成描述子的采样模板,BEBLID 描述符的提取流程如图 2 所示。

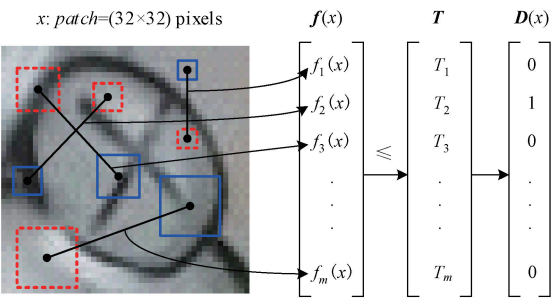


图 2 BEBLID 描述符提取流程

Fig. 2 BEBLID descriptor extraction workflow

以特征点为中心构造一个 32 像素大小的正方形邻域 x ,使用基于机器学习的采样模板(图 2 中虚线与实线矩形框)在该邻域内采样,计算具有相同尺度弱学习器对的像素平均值之差 $f_m(x)$,并通过阈值 T_m (选取方法见文献[13])进行二值化,最终形成具有强描述性的二进制描述符 $D(x)$,根据实验验证,弱学习器数量 M 取值为 512 时效果最佳,即 $D(x)$ 维度为 64 维。

2 实验与结果分析

本文采用 Mikolajczyk 图像数据集对本文所提 SUBE 算法的鲁棒性和实时性进行测试,同时与 SIFT、SURF、BRISK、ORB 算法作性能对比实验,其中 SIFT、SURF 为基于浮点数描述子的特征点检测算法,BRISK、ORB 为基于手工设计的二进制描述子的特征点检测算法,以上算法应用比较广泛,在鲁棒性和实时性方面被公认为具有良好的性能。测试环境为 Intel(R) Core(TM) i7-10700

CPU @ 2.90 GHz,64 位 Windows 10 操作系统,实验平台为 Visual Studio 2019,采用 C++编程。

2.1 鲁棒性评估

本文根据匹配正确率评估特征点检测算法的鲁棒性,匹配正确率越高说明算法匹配效果越好,具有更好的鲁棒性。其计算公式如下:

$$P = N_c / N_m \quad (9)$$

式中: N_m 为最近邻匹配后的粗匹配数,最近邻与次近邻的距离比值为 0.8; N_c 为经随机一致性(random sample consensus, RANSAC)算法去除误匹配后的正确匹配数。实验选用匹配测试图为 Mikolajczyk 数据集中的 Bark、Bikes、UBC、Leuven、Wall 图片集,分别对比算法在图像旋转、尺度变化、图像模糊、JPEG 图像压缩、光照亮度变换、视角变换方面的鲁棒性。每组图片集中有 6 幅图片,以第 1 幅图为标准图片,其余 5 幅图片为待匹配图片进行匹配测试,由于篇幅限制,本文以 bikes 图片集匹配结果为例,展示传统 SURF 算法与本文算法 SUBE 的匹配效果,如图 3 所示。绘制各算法匹配正确率对比曲线图如图 4 所示。为综合体现算法在某一变化下的鲁棒性,计算 5 组测试结果的平均值如表 1 所示。

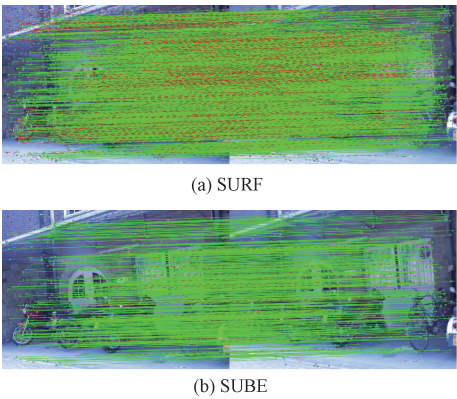


图 3 在 bikes 图片集上的匹配效果

Fig. 3 Matching effect on bikes image set

表 1 测试图片集的平均匹配正确率

Table 1 The average matching accuracy of the test

	image set				%
算法	Bark	Bikes	Leuven	UBC	Wall
SIFT	92.4	63.1	85.2	87.5	95.2
SURF	69.8	75.1	79.5	84.7	80.2
BRISK	89.9	67.2	87.3	93.6	93.5
ORB	71.2	80.3	82.3	96.9	81.9
SUBE	96.8	91.3	89.2	95.1	93.8

图 3 中实线表示正确特征点匹配对,虚线表示错误特征点匹配对。对比图 3 中(a),(b)两幅子图可以发现,传统 SURF 算法在 bikes 图片特征点匹配测试中提取的特征点分布密集,存在较多的交叉匹配和“一对多”匹配的误匹配现象;而本文所提 SUBE 算法能够有效的将特征点均匀化并剔除误匹配,具有较高的匹配正确率。

由图 4(a)、(b)可知,在尺度变化、旋转变化和图像模糊变化中,本文所提 SUBE 算法的匹配正确率均高于其他算法。随着尺度和旋转的不断变化,SURF 算法的匹配正确率呈下降趋势,而 SUBE 算法的匹配正确率稳定的保持在 90%以上,且根据表 1 数据显示,其在 Bark 图片集中平均匹配正确率比 SURF 算高 27.0%。随着 Bikes 图片的模糊程度加大,5 种测试算法的匹配正确率均有不同程度的下降,但 SUBE 算法较其他算法下降趋

势小,总体保持在 86% 以上,远高于其他算法,体现出良好的鲁棒性。

在光照亮度变化方面(图 4(c)),相比其他算法而言,SUBE 算法受其影响最小,5 组匹配实验的正确率均保持在 86% 以上。在图片 JPEG 压缩变化中(图 4(d)),SIFT、SURF 算法随着图片的压缩匹配正确率下降明显,SUBE 算法的匹配正确率与 ORB 算法相差较小,高于其他算法,稳定的保持在 86% 以上。在图片视角变化测试中,第 6 组测试的视角变化剧烈,参与实验算法的特征点匹配对数过少,因此仅对 Wall 图片集中的前 5 张图片进行匹配正确率测试实验。由图 4(e)可知,ORB、SURB 算法随着视角变化,图像匹配正确率的下降趋势非常显著,SIFT、BRISK 算法在第 2、3 组匹配实验中略高于 SUBE 算法,但整体上,SUBE 算法具有更好的稳定性,其匹配正确率均在 91% 以上。

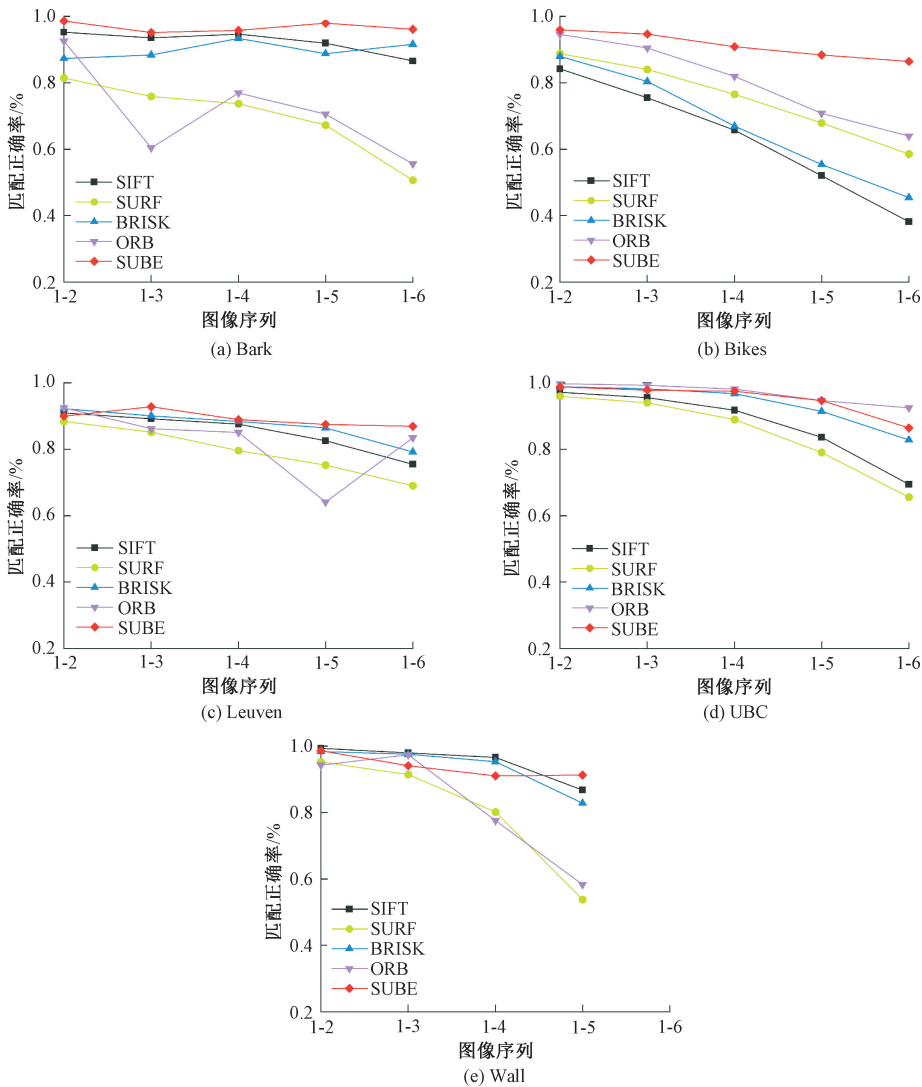


图 4 不同算法鲁棒性测试曲线图

Fig. 4 Robustness test curves of different algorithms

通过对表1的数据分析,可以发现本文所提 SUBE 算法在 Bark、Bikes、Leuven 图片集中的综合表现最优,其平均匹配正确率均高于其他算法;在 UBC 图片集测试中, SUBE 的匹配正确率仅比 ORB 低 1.8%;在 Wall 图片集测试中, SUBE 的匹配正确率仅比 BRISK 低 1.4%。但从总体上来看, SUBE 算法相比其他实验算法表现出更好的鲁棒性。

2.2 实时性评估

实时性是评估特征点检测算法性能的重要指标之一^[20]。实验中选取 Mikolajczyk 数据集中的 Graffiti-2 和 Graffiti-4 作为测试图像,测试数据包括两幅图的特征点检测和描述时间 (time of feature detection and descriptor, TFD1 and TFD2), 描述子匹配时间 (time of matching, TM), 算法从特征点检测到特征匹配结束的整体运行时间 (all time of image matching, ALLTM), 统计分析 5 种算法分别在两幅图中检测 1 000 个特征点的各项时间消耗。实验中所有特征点描述子的匹配采用暴力匹配,图像匹配的距离阈值设置为 0.8,并取 20 次测试结果的平均值作为最终的测量结果,测试结果如图 5 所示。

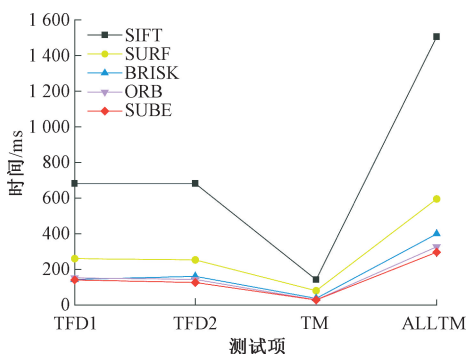


图5 不同算法的实时性测试结果

Fig. 5 Real-time performance of different algorithms

由测试结果(图5)可以发现,所有二进制描述子的算法效率均高于采用浮点型描述子的算法,这主要因为二进制描述子在数据结构上比一般浮点型描述子节省 4~6 倍的内存空间,此外,在图像匹配过程中,二进制描述子采用汉明距离进行相似性计算,计算方式简单,计算耗时比浮点型描述子采用的欧式距离方法快两个数量级^[21]。本文所提 SUBE 算法整体耗时要比传统的 SURF 算法提高了 50.1%,同时也稍快于其他二进制描述子算法。综合而言,本文算法在特征点提取、描述与图像匹配方面的时间效率相比其他算法具有更显著的优势。

3 结 论

在计算机视觉的实际应用中,特征检测算法能够快速且高准确率的进行图像匹配具有重要意义。因此,本文提出了一种基于 SURF 的快速图像匹配改进算法(improved SURF and BEBLID, SUBE);阈值决定着关键点选取的鲁棒性,采用自适应阈值方法可以提取有效关键点,所以本文根据 Hessian 矩阵响应的分布情况建立了一种自适应阈值选取方法,有效解决了固定阈值关键点检测不准确的问题;在所提特征点基础上,引入四叉树方法进行均匀化,并根据划分图像尺寸对四叉树分裂深度进行自适应控制,本文所提均匀化算法能有效控制特征点提取的数量并改善因特征点聚集而导致的误匹配问题;在特征点描述方面,本文首次引入 BEBLID 二进制描述子与改进的 SURF 特征点提取算法相结合,显著提升了算法的匹配速度。实验结果表明,在不同测试条件下,本文改进算法 SUBE 的平均匹配正确率可达 89% 以上,其鲁棒性优于其他测试算法,在实时性方面, SUBE 算法可媲美 ORB 的匹配速度,是传统 SURF 算法的 2 倍。综上,本文所提算法在兼顾图像匹配精度的同时具有较快的匹配速度,可以进一步应用于有高精度和高实时性要求的计算机视觉任务中。

参考文献

- [1] MA J, JIANG X, FAN A, et al. Image matching from handcrafted to deep features: A survey[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(1): 23-79.
- [2] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. Surf: Speeded up robust features [C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 404-417.
- [4] 董强, 刘晶红, 周前飞. 用于遥感图像拼接的改进 SURF 算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2017, 47(5): 1644-1652.
DONG Q, LIU J H, ZHOU Q F. Improved SURF algorithm used in image mosaic [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1644-1652.
- [5] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]. 2011 International Conference on Computer Vision, IEEE, 2011: 2564-2571.
- [6] VISWANATHAN D G. Features from accelerated segment test (fast) [C]. Proceedings of the 10th

- Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, London, UK, 2009: 6-8.
- [7] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: Binary robust independent elementary features[C]. European Conference on Computer Vision, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 778-792.
- [8] TAREEN S A K, SALEEM Z. A comparative analysis of sift, surf, kaze, akaze, orb, and brisk [C]. 2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), IEEE, 2018: 1-10.
- [9] 白丰, 张明路, 张小俊, 等. 局部二进制特征描述算法综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 165-178.
- BAI F, ZHANG M L, ZHANG X J, et al. Summarization of local binary feature description algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 165-178.
- [10] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo, and rgb-d cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [11] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 240-247.
- LUO J F, QIU G, ZHANG Y, et al. Research on speeded up robust feature binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 240-247.
- [12] 李国竣, 徐延海, 段杰文, 等. 利用局部自适应阈值方法提取 ORB-SLAM 特征点 [J]. 测绘通报, 2021(9): 32-36.
- LI G J, XU H Y, DUAN W J, et al. ORB-SLAM method based on local adaptive threshold extraction feature points[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(9): 32-36.
- [13] SUÁREZ I, SFEIR G, BUENAPÓSADA J M, et al. BEBLID: Boosted efficient binary local image descriptor[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 133: 366-372.
- [14] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [15] STRECHA C, VONHANSEN W, VANGOOL L, et al. On benchmarking camera calibration and multi-view stereo for high resolution imagery [C]. 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2008: 1-8.
- [16] ZITNICK C L, RAMNATH K. Edge foci interest points[C]. 2011 International Conference on Computer Vision, IEEE, 2011: 359-366.
- [17] BALNTAS V, LENC K, VEDALDI A, et al. HPatches: A benchmark and evaluation of handcrafted and learned local descriptors [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 5173-5182.
- [18] SHARMA D, SELWAL A. An intelligent approach for fingerprint presentation attack detection using ensemble learning with improved local image features [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021: 1-33.
- [19] WINDER S A J, BROWN M. Learning local image descriptors [C]. 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2007: 1-8.
- [20] 刘凯, 汪侃, 杨晓梅, 等. 基于 DoG 检测图像特征点的快速二进制描述子[J]. 光学 精密工程, 2020, 28(2): 485-496.
- LIU K, WANG K, YANG X M, et al. DOG keypoint detection based fast binary descriptor[J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(2): 485-496.
- [21] MA J, JIANG X, FAN A, et al. Image matching from handcrafted to deep features: A survey[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(1): 23-79.

作者简介



崔建国, 2020 年于中国矿业大学获得学士学位, 现为天津大学硕士研究生, 主要研究方向为视觉位姿测量。

E-mail: cjg_2020@tju.edu.cn

Cui Jianguo received his B.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2020. He is currently a master student at Tianjin University. His research interests include machine vision and pose measurement.



王鹏 (通信作者) 分别在 2004 年, 2008 年于天津大学获得学士学位和博士学位, 现为天津大学教授, 主要研究方向为激光与光电检测。

E-mail: wang_peng@tju.edu.cn

Wang Peng (Corresponding author) received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Tianjin University in 2004 and 2008. He is currently a professor at Tianjin University. His research interest includes machine vision, and laser and optical measurement technology.