光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023081502

基于双边滤波和 AGAST-BEBLID 的图像匹配算法

谷学静[1,2]，刘威威[1,2]*

（1. 华北理工大学 电气工程学院，河北 唐山 063210；2. 唐山市数字媒体工程技术研究中心，河北 唐山 063000）

摘　要： 针对传统 AGAST 特征匹配算法存在精度差、鲁棒性低等问题，提出一种基于双边滤波和 AGAST-BEBLID 的图像匹配算法。首先使用双边滤波进行去噪和增强图像边缘细节效果。其次使用 BEBLID 算法在特征提取阶段创建高效二进制描述子，来产生更好的局部特征描述。然后使用 GMS 算法结合汉明距离来筛选 KNN 匹配后的图像，达到特征粗匹配。最后使用 GC-RANSAC 算法在误匹配剔除阶段进行局部最优模型拟合，得到图像特征精匹配。实验结果显示：改进后的算法在复杂环境下的总体平均准确率较 AKAZE，BRISK 和 SIFT 分别提高了 10.57%，17.20%和 19.45%。

关键词： 图像匹配；BEBLID；AGAST；GMS；GC-RANSAC

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2023)06－0919－05

Image Matching Algorithm Based on Bilateral Filtering and AGAST-BEBLID

GU Xuejing[1,2]，LIU Weiwei[1,2]

（1. College of Electrical Engineering，North China University of Science and Technology，Tangshan 063210，CHN；
2. Tangshan Digital Media Engineering Technology Research Center，Tangshan 063000，CHN）

Abstract： Aiming at the problems of poor accuracy and low robustness of traditional AGAST feature matching algorithm，an image matching algorithm based on bilateral filtering and AGAST-BEBLID is proposed. Firstly，bilateral filtering was used to de-noise and enhance the image edge detail effect. Secondly，BEBLID algorithm was used to create efficient binary descriptors in the feature extraction stage to generate better local feature descriptions. Then GMS algorithm combined with Hamming distance was used to filter the KNN matched images to achieve coarse feature matching. Finally，GC-RANSAC algorithm was used to fit the local optimal model in the mismatching elimination stage，and the image features were accurately matched. The experimental results show that the overall average accuracy of the improved algorithm in complex environments is 10.57%，17.20%，and 19.45% higher than AKAZE，BRISK and SIFT respectively.

Key words： image matching；BEBLID；AGAST；GMS；GC-RANSAC

0　引言

图像匹配是计算机视觉的一项重要技术，通过使用匹配算法识别两个或多个图像之间的相似性，广泛应用在物体识别和跟踪、构建三维模型、路径导航、图像融合、同步定位和映射（SLAM）等领域[1]。其中图像特征匹配通过边缘、拐点等几何特征来工作，具有速度快、鲁棒性强的优点，并且对于图像变换以及遮挡具有较好的适应能力，是目前图像识别研究的主流[2]。

收稿日期：2023－08－15.

基金项目：唐山市沉浸式虚拟环境三维仿真基础创新团队项目(18130221A).

* **通信作者：**刘威威　**E-mail：**1640041985@qq.com

尺度不变特征变换(SIFT)算法由 David Lowe 在 1999 年提出,并于 2004 年完善,该算法对图像旋转、尺度变换、亮度变化保持不变形,具有很好的扩展性,其缺点是计算量较大,且对于边缘光滑的图像无法正确识别特征点[3]。加速稳健特征(SURF)算法由 Herbert Bay 于 2008 年发表,该算法在保持 SIFT 算法优点基础上,通过构建 Hessian 矩阵和使用降维特征描述子,解决了 SIFT 复杂度高、运行效率低的缺点,在图像发生尺度、光照、模糊变化的时候有较好的鲁棒性,其缺点是存在误匹配和匹配点稀疏等问题[4]。定向二进制简单描述符(ORB)算法由 Rublee 在 2011 年提出,通过改进 FAST 角点和 BRIEF 描述子,使得 ORB 特征点计算速度得到了很大的提升,匹配性能也显著提高,其缺点是匹配精度差,获得的粗匹配需要进行再处理[5]。Mair 等[6]提出对 FAST 算法改进的自适应通用加速分割检测(AGAST)算法,其具有较快的匹配速度和较高的精确度[7]。王辉等[8]提出自适应四叉树来提升特征匹配速度,解决传统角点检测特征点局部聚集问题。倪翠等[9]提出一种基于四叉树划分的图像特征点提取算法来改进 ORB 算法,以解决特征点扎堆的问题,从而减少误匹配。樊彦国等[10]提出简化金字塔尺度空间模型,然后采用梯度方向进行改进后,ORB 算法中的主方向提取模式得到了优化,从而提高了特征角点主方向的准确性。邢凯盛等[11]提出减少抽样点总量来改进 RANSAC 算法,减少迭代次数,保证选出匹配点的质量。增强的高效二进制局部图像描述符(BEBLID)使用 AdaBoost 和改进的弱分类器训练方案来获得较好的局部描述[12],解决了匹配和检索任务中出现的不对称问题,具有较好的鲁棒性和实时性。丁辉等[13]使用基于图割优化的随机采样一致性(GC-RANSAC)算法进行图像的精匹配,通过网格运动统计获取较好的特征点,之后使用矢量系数相似度得到精确度高的特征点集,该算法在加快速度的同时,匹配准确率也得到提高[14]。

本文提出一种基于双边滤波和 AGAST-BEBLID 的图像匹配算法,其主要目的是提高图像匹配速度和精度。特征点提取阶段使用 BEBLID 算法在特征提取阶段创建高效二进制描述子,来产生更好的局部描述。在剔除误匹配阶段使用 GC-RANSAC 算法,该算法采用能量最小化的局部优化,利用内点判断方面的空间一致性使得算法更加高效。

1 改进 AGAST 特征提取

1.1 特征点检测

图像特征点反映了图像的本质特征,用来标识图像中的目标物体,当图像中的某点周围有足够多的像素点与该点相比处于不同的灰度值,则该点被定义为特征点。其中,AGAST 算法是对 FAST 算法的改进,通过在扩展空间中找到最优决策树,并将其组合起来产生自适应和通用的加速片段,使其在任意环境中提供高性能,每一个像素的状态可以是四种可能性中的一种:未知、较暗、较亮或相似,AGAST 算法通过增加“非较亮”与“非较暗”两种模式来扩展原配置空间:

$$S_{n\to x}=\begin{cases} d, I_{n\to x}<I_n-t & (\text{较暗})\\ \bar{d}, I_{n\to x}\not<I_n-t \wedge S'_{n\to x}=u & (\text{非较暗})\\ s, I_{n\to x}\not<I_n-t \wedge S'_{n\to x}=\bar{b} & (\text{相似})\\ s, I_{n\to x}\not>I_n+t \wedge S'_{n\to x}=\bar{d} & (\text{相似})\\ \bar{b}, I_{n\to x}\not>I_n+t \wedge S'_{n\to x}=u & (\text{非较亮})\\ b, I_{n\to x}>I_n+t & (\text{较亮}) \end{cases} \tag{1}$$

其中,$S'_{n\to x}$ 表示前一个状态,I 为该像素点的亮度,u 表示该状态不可知。产生了二叉树表示,并允许在每个节点上进行一次求值,则将配置空间的大小增加到 $6N$,当 N 设置成 16 时,会产生 $6^{16}\approx 2\times 10^{12}$ 个可能节点。

AGAST 算法在配置空间中寻找最优决策树,并通过自适应分割提高特征提取速率。图 1 中左边的树在同构树中实现更少的像素评估,右边的树则针对纹理区域进行了优化。

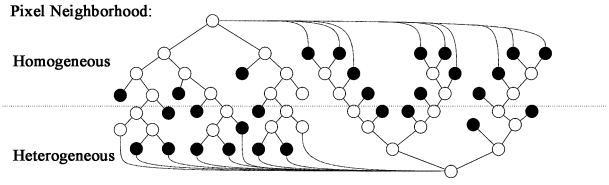


图 1 AGAST 算法原理示意图

在 AGAST 算法中,决策树之间的转换没有额外成本,可以动态地适应每个图像部分,提高特征匹配的准确率,具有较好的鲁棒性。

1.2 BEBLID 特征描述子

AGAST 算法中角点定位相对粗糙,特征检测表现明显不如 SIFT,本文采用接近 SIFT 的精度且

有更好的计算效率的 BEBLID 描述子改进 AGAST 算法，其对提取的特征点进行描述，使匹配过程更快更准确。BEBLID 描述符提取过程如图 2 所示，主要原理步骤如下：

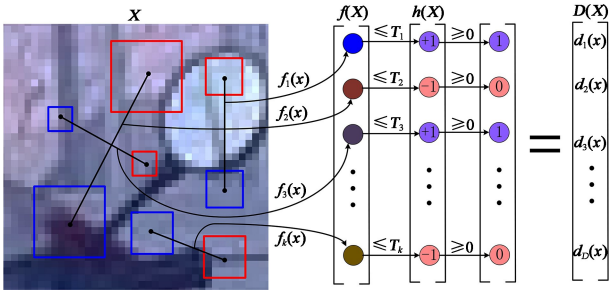


图 2　BEBLID 描述符提取工作流程

BEBLID 中强制所有弱分类器使用共同的权重来对描述符进行二值化，从而产生更好的局部描述，并使用 AdaBoost 算法训练新的描述符，采用不平衡的数据集训练来解决图像匹配中的严重不平衡问题，定义损失函数为：

$$L_{\mathrm{BEBLID}}=\sum_{i=1}^{N}\exp\left(-\gamma l_i\sum_{k=1}^{K}h_k(x)h_k(y)\right) \tag{2}$$

其中，γ 是所有弱分类器的共同权重，$l_i\in\{-1,1\}$，当图像特征结构相同时 $l_i=1$，反之 $l_i=-1$，$h_k(X)$ 为图像 X 中第 k 个弱分类器的向量。BEBLID 效率的关键在于选出能区分且快速计算的特征提取函数 $f(x)$，其定义如下：

$$f(x',p_1,p_2,s)=\frac{1}{s^2}\left(\sum_{q\in R(p_1,s)}I(q)-\sum_{r\in R(p_2,s)}I(r)\right) \tag{3}$$

其中，$I(t)$ 是图像块 t 处的灰度值，$R(p,s)$ 是以像素 p 为中心的方形框，大小为 s。

由函数 $f(x)$ 计算出 $R(p_1,s)$ 和 $R(p_2,s)$ 中像素的平均灰度值之间的差值并与阈值 T 比较，若大于 T，赋值为 +1，反之赋值为 −1，得出公式 $h(x)$：

$$h(x;f,T)=\begin{cases}+1 & f(x)\leqslant T\\ -1 & f(x)>T\end{cases} \tag{4}$$

为了获得{0,1}输出，BEBLID 将 −1 输出转换为 0，+1 输出转换为 1，最终得到新的二进制描述符，如图 3 所示。

2　GC-RANSAC 算法精匹配

改进后的 AGAST 算法结合暴力匹配，通过汉明距离筛选合适匹配对完成图像的粗匹配。去除误匹配阶段使用 RASNSAC，其优点是能鲁棒地估计模型参数，当数据中有大量局外点时也能进行高精度的拟合估计。但是其缺点也十分明显，得到可靠模型的概率和设置迭代次数成正比，容易造成时间浪费，模型判定未考虑空间一致性，限制了算法精度，因此使用具有空间一致性的 GC-RANSAC 算法，该方法模型简单，且迭代次数少。

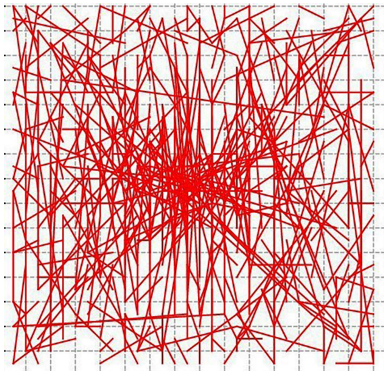


图 3　BEBLID 描述子分布图

(1)最小化能量函数。内外点的判断可以看成是最小化能量函数的问题，其公式如下：

$$E_{\{0;1\}}(L)=\sum_{p\in P}\|L_p\|_{\{0;1\}} \tag{5}$$

其中，

$$\|L_p\|_{\{0;1\}}=\begin{cases}0 & \text{if}\quad (L_p=1\wedge\phi(p,\theta)<\dot{o})\vee\\ & \quad (L_p=0\wedge\phi(p,\theta)\geqslant\dot{o})\\ 1 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{6}$$

式中，P 为总点数，模型参数 θ，内值和离群值的阈值 ε，点到模型距离函数为 $\phi(p,\theta)$，函数值小于阈值的点是内点，反之为外点，L_p 是点 P 标签。使用高斯核来提高函数的精度并降低阈值的灵敏度，该高斯能量函数表示为：

$$E_K(L)=\sum\nolimits_{p\in P}\|L_p\|_K \tag{7}$$

其中，

$$\|L_p\|_K=\begin{cases}1-K(\phi(p,\theta),\dot{o}) & \text{if}\quad L_p=1\\ K(\phi(p,\theta),\dot{o}) & \text{if}\quad L_p=0\end{cases} \tag{8}$$

$$K(\delta,\dot{o})=\mathrm{e}^{-\frac{\delta^2}{2\dot{o}}} \tag{9}$$

(2)空间一致性。算法考虑到可能出现外点多于内点的情况，提出了空间一致性准则，其空间一致性能量函数 $E_S(L)$ 为：

$$E_S(L)=\sum_{(p,q)\in A}\begin{cases}1 & \text{if}\quad L_p\neq L_q\\ \frac{1}{2}(K_p+K_q) & \text{if}\quad L_p=L_q=0\\ 1-\frac{1}{2}(K_p+K_q) & \text{if}\quad L_p=L_q=1\end{cases} \tag{10}$$

(p,q)是点 p 和 q 之间邻域图的边。其中 $K_p = K(\phi(p,\theta),\dot{o})$，$K_q = K(\phi(q,\theta),\dot{o})$。

空间相干性的总能量方程为：

$$E(L) = E_K(L) + \lambda E_S(L) \tag{11}$$

其中，λ 为平衡项参数，图割法算出全局最优标记为 $\mathrm{argmin}_L E(L)$。

3 实验与结果

本次实验平台为 Intel core i7 2.1 GHz 处理器，32 GB 内存，Window11 操作系统的电脑，基于 PyCharm2022 和 Opencv4.5.5。实验图像来自标准牛津数据集，为验证本算法在图像模糊(Bikes)、旋转(Wall)、光照(Leuven)和 JPEG 压缩(UBC)复杂条件下的性能，选择了 4 组图像，如图 4 所示，每组图像包含程度变化逐渐加深的 6 幅图片。

本实验对本文改进算法和 AKAZE 算法、BRISK 算法以及 SIFT 算法进行对比，结合匹配准确率和特征匹配时间来进行分析验证。



(a) 图像模糊 (b) 旋转变化

(c) 光照变化 (d) JPEG 压缩

图 4 实验图集

(1)匹配准确率。实验中利用匹配正确率来验证算法的准确度，匹配正确率表示为正确的特征点数占总特征点数的百分比[15]，如公式(12)所示：

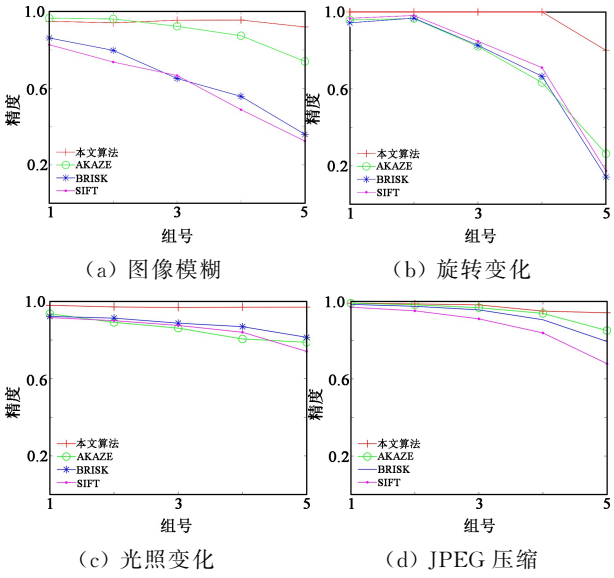
$$P_n = \frac{N_m - N_i}{N_m} \times 100\% \tag{12}$$

式中，N_m 为总特征点数，N_i 为误匹配特征点数。

实验选择数据集中的第 1 幅图像作为参考图像，其他 5 幅图像为待匹配图像来进行对比实验，每个实验循环测量 10 次再求出平均值，最终得到在图像模糊、旋转、光照和 JPEG 压缩复杂环境下本文算法和 AKAZE 算法、BRISK 算法以及 SIFT 算法的平均准确率和特征匹配准确率，实验结果如表 1 和图 5 所示。

表 1 不同算法平均准确率

算法	Bikes	Wall	Leuven	UBC
本文算法	94.44%	95.98%	97.21%	97.15%
AKAZE	89.31%	72.82%	85.68%	94.68%
BRISK	64.56%	70.89%	88.14%	92.38%
SIFT	60.87%	73.60%	85.48%	87.03%



(a) 图像模糊 (b) 旋转变化

(c) 光照变化 (d) JPEG 压缩

图 5 准确率对比

从表 1 不同算法平均准确率的对比可以看出本文算法在复杂环境下平均准确率均高于其他算法。本文算法在复杂环境下的总体平均准确率较 AKAZE，BRISK 和 SIFT 分别提高 10.57%，17.20%和 19.45%，从实验结果可以得出本文算法较其他实验算法具有较好的鲁棒性。

由图 5 可知，在各种复杂情况下，本文算法除了图像模糊第 1 组准确率略低于 AKAZE 算法，其他准确率均高于其他算法。总体的实验结果表明改进后的算法准确率波动较小，可以得出改进后的 AGAST 算法具有较好的鲁棒性，由于本文算法较 AGAST 使用了高效的二进制描述子 BEBLID，产生较好的特征描述，再经过误匹配 GC-RANSAC 剔除误匹配，最终得到较好的特征匹配点。

由图 5(b)可知，本文算法相比较其他算法受到旋转变化的影响最小，除了第 5 组实验受到较大影响，准确率下降到 80.0%，其余准确率均在 99.9%以上。在光照和 JPEG 压缩变化下，由图 5(c)、(d)可知，本文算法的准确率均在 94%以上，较其他算法具有更好的鲁棒性。

(2)特征匹配时间。实验通过特征匹配时间来验证算法的时效性。经上述实验求出在不同组别的特征匹配时间，得出本文算法和 AKAZE 算法、BRISK 算法以及 SIFT 算法在图像模糊、旋转、光照和 JPEG 压缩复杂环境下的每个数据集的特征匹配时间，实验结果如表 2 所示。由表 2 可知，在不同的复杂环境下本文算法平均匹配时间是 BRISK 算法的 25.9%，是 SIFT 算法的 47.8%。综上可知，本文算法在准确率高于 BRISK 和 SIFT 算法的同时，实时性更好，计算效率高。

表 2　不同算法的匹配时间　　单位：ms

算法	Bikes	Wall	Leuven	UBC	AVG
本文算法	72.30	270.66	96.27	168.48	151.93
AKAZE	98.62	104.70	74.26	77.35	88.73
BRISK	72.16	840.92	122.86	333.72	342.42
SIFT	133.23	297.07	106.21	206.58	185.77

4　结论和分析

本文提出了一种改进的 AGAST 算法，该算法通过 BEBLID 算法在特征提取阶段创建高效二进制描述子，提高了 AGAST 的特征描述能力，使用 GC-RANSAC 算法进行局部最优模型拟合，获得了高精度的匹配对。实验结果表明：(1)该算法弥补了精度差的问题，其平均匹配时间是 BRISK 算法的 25.9%，是 SIFT 算法的 47.8%；(2)在模糊、旋转、光照、JPEG 压缩复杂情况下，本算法较 AKAZE，BRISK 和 SIFT 算法具有更强的鲁棒性。

参考文献：

[1] Singh S K, Banerjee B P, Raval S. A review of laser scanning for geological and geotechnical applications in underground mining[J]. Inter. J. of Mining Science and Technol., 2023, 33(2): 133-154.

[2] Ma S S, Guo P, You H R, et al. An image matching optimization algorithm based on pixel shift clustering RANSAC[J]. Information Sciences, 2021, 562: 452-474.

[3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Inter. J. of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[4] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and 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]//2011 Inter. Conf. on Computer Vision, 2011: 2564-2571.

[6] 周　非，陈　帅，吴　凯，等. 快速跟踪分割辅助的动态 SLAM[J]. 仪器仪表学报，2023，44(5)：313-321.
Zhou Fei, Chen Shuai, Wu Kai, et al. Dynamic SLAM assisted by fast tracking segmentation[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 313-321.

[7] Mair E, Hager G D, Burschka D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test[C]// Computer Vision-ECCV 2010, 2010: 183-196.

[8] 王　辉，袁　杰. 改进的均匀化 AGAST 特征提取算法[J]. 电光与控制，2022，29(5)：33-38.
Wang Hui, Yuan Jie. An improved homogenized AGAST feature extraction algorithm[J]. Electron. Optics & Control, 2022, 29(5): 33-38.

[9] 倪　翠，王　朋，孙　浩，等. 一种基于四叉树划分的改进 ORB 算法[J]. 应用科学学报，2022，40(2)：266-278.
Ni Cui, Wang Peng, Sun Hao, et al. An improved ORB algorithm based on quad-tree partition[J]. J. of Appl. Sciences, 2022, 40(2): 266-278.

[10] 樊彦国，柴江龙，许明明，等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. 光学精密工程，2019，27(3)：702-717.
Fan Yanguo, Chai Jianglong, Xu Mingming, et al. Improved fast image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(3): 702-717.

[11] 邢凯盛，凌有铸，陈孟元. ORB 特征匹配的误匹配点剔除算法研究[J]. 电子测量与仪器学报，2016(8)：1255-1262.
Xing Kaisheng, Ling Youzhu, Chen Mengyuan. Mismatching points elimination algorithm for ORB feature matching[J]. J. of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016(8): 1255-1262.

[12] Suárez I, Sfeir G, Buenaposada J M, et al. BEBLID: Boosted efficient binary local image descriptor[J]. Pattern Recognition Lett., 2020, 133: 366-372.

[13] Barath D, Matas J. Graph-cut RANSAC[C]// Proc. of the 2018 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 6733-6741.

[14] 丁　辉，李丽宏，原　钢. 融合 GMS 与 VCS+GC-RANSAC 的图像配准算法[J]. 计算机应用，2020，40(4)：1138-1143.
Ding Hui, Li Lihong, Yuan Gang. Image registration algorithm combining GMS and VCS+GC-RANSAC[J]. J. of Computer Appl., 2020, 40(4): 1138-1143.

[15] 崔建国，孙长库，李玉鹏，等. 基于 SURF 的快速图像匹配改进算法[J]. 仪器仪表学报，2022，43(8)：47-53.
Cui Jianguo, Sun Changku, Li Yupeng, et al. An improved algorithm for fast image matching based on SURF[J]. Chinese J. of Scientific Instrument, 2022, 43(8): 47-53.

作者简介：

谷学静(1972—)，女，河北省人，博士，教授，硕士生导师，主要研究领域为虚拟现实、人机交互。