

引用格式:孙世宇,张岩,李建增,等.影响特征检测子鲁棒性与速度方法的对比分析[J].电光与控制,2017,24(8):24-28. SUN S Y, ZHANG Y, LI J Z, et al. Comparison of algorithms affecting robustness and speed of feature detectors[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(8):24-28.

影响特征检测子鲁棒性与速度方法的对比分析

孙世宇¹, 张岩¹, 李建增¹, 李德良¹, 杜玉龙¹, 杜文博², 张帅³
(1. 军械工程学院, 石家庄 050003; 2. 中国人民解放军69078部队, 乌鲁木齐 830000;
3. 中国人民解放军65631部队, 辽宁 锦州 121000)

摘要: 特征检测子是近年来计算机视觉领域的研究热点。在宽基线匹配、特定目标识别、图像及视频检索、机器人导航和数据挖掘等多个领域均得到了广泛应用。为总结特征检测子目前存在问题及指出可能的发展方向,对比分析了当前普遍使用的特征检测子的鲁棒性与速度。首先综述了尺度不变特征检测子(SIFT)、快速稳健特征检测子(SURF)、二进制稳健尺度不变性特征检测子(BRISK)、定向的基于加速段检测子(ORB)、风式特征检测子(KAZE)以及快速风式特征检测子(Accelerated-KAZE),然后按照特征检测步骤深入分析了各种影响检测子性能与速度的方法,最后利用Mikolajczyk 05标准测试图集测定并分析了检测子的复现率与耗时实验。实验结果表明,快速非线性尺度空间、基于加速段的特征检测子(FAST)与长距离对迭代法的综合性能较好。

关键词: 计算机视觉; 特征检测子; SIFT; SURF; BRISK; KAZE; Accelerated-KAZE

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2017.08.006

Comparison of Algorithms Affecting Robustness and Speed of Feature Detectors

SUN Shi-yu¹, ZHANG Yan¹, LI Jian-zeng¹, LI De-liang¹, DU Yu-long¹, DU Wen-bo², ZHANG Shuai³
(1. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;
2. No. 69078 Unit of PLA, Urumqi 830000, China; 3. No. 65631 Unit of PLA, Jinzhou 121000, China)

Abstract: Feature detectors are receiving increasing attention from computer vision research community, which have been widely utilized in a large number of applications, such as wide baseline matching, object recognition and categorization, image retrieval, visual search, robot localization and data mining. To discuss research challenges of investigation and directions for further research, analysis is made to the robustness and speed of current widely used feature detectors. Various feature detectors, including Scale Invariant Feature Transform (SIFT), Speeded Up Robust Features (SURF), Binary Robust Invariant Scalable Keypoints (BRISK), ORB, KAZE, and Accelerated-KAZE are reviewed. Also, the algorithms affecting robustness and speed of feature detectors are investigated based on steps of feature detection. The Mikolajczyk 05 testing image sequences are used to determine and analyze repeatability and time cost. The experimental results show that fast nonlinear scale space, Features from Accelerated Segment Test (FAST) and long-distance pairs iteration have a more comprehensive performance.

Key words: computer vision; feature detector; SIFT; SURF; BRISK; KAZE; Accelerated-KAZE

0 引言

点特征可以用来寻找不同图像中对应位置的稀疏集合。在计算机提取图像信息时,特征检测子(本文

指基于特征点的检测子)是决定每个图像点是否属于一个图像特征的基本算法。其主要解决照度变换、JPEG压缩变换、模糊变换、视点变换,尺度与旋转变换对特征匹配影响的问题^[1],是特征匹配^[2]的首要问题。检测子直接决定了参与匹配的特征数目,从而影响特征匹配的计算量,同时,特征点坐标决定了图像间的变换关系,因此特征检测子较大程度地影响了匹配精度^[3],故研究特征检测子意义重大。

收稿日期:2016-08-12 修回日期:2017-05-05

基金项目:国家自然科学基金(51307183)

作者简介:孙世宇(1965—),男,河北沧州人,博士,博导,研究方向为火力指挥与控制。

1 基于特征点的检测子

在特征检测方面,学者做了大量工作:LOWE 完善了经典的尺度不变特征转换(SIFT)检测子^[4],该检测子在高斯差分(DoG)空间内进行非极值抑制,然后剔除低对比度的点,并减弱边缘影响,最后利用梯度直方图计算特征方向。该检测子具有照度、JPEG 压缩、模糊、视点、尺度与旋转不变性,但检测子的鲁棒性与实时性不强。BAY 等人改进了 SIFT,提出了快速鲁棒性特征(SURF)检测子^[5],该检测子在尺度空间内使用快速海森矩阵检测得到候选点,然后利用小波扇形环绕法定向。虽然该检测子的实时性与鲁棒性较 SIFT 大幅增强,但快速海森矩阵鲁棒性较弱,所以该检测子的鲁棒性仍待加强。LEUTENEGGER 对二进制鲁棒性独立基本特征(BRIEF)检测子^[6]进行了改良,提出了二进制鲁棒性尺度不变的特征(BRISK)检测子^[7],该检测子在近似尺度空间中主要利用基于加速段检验的自适应通用角点检测子(AGAST)^[8-9],利用长距离迭代法定向,这使检测速度大幅提升,但尺度空间构建没有进行滤波,所以该检测子的鲁棒性不强。PABLO 等人提出一种非线性特征检测的风式特征 KAZE 检测子^[10],该检测子采用任意步长来构造稳定的非线性尺度空间,采用海森矩阵检测特征点,使其对于各种变换比 SURF, BRISK 等更加稳健,但非线性尺度空间运算复杂,速度大幅下降^[11]。PABLO 等人对 KAZE 进行了改良,提出一种快速的 Accelerated-KAZE 检测子^[12],该检测子利用快速显式扩散方程(FED)动态加速了非线性尺度空间的计算,使得检测速度与鲁棒性大幅提升,基本满足实时性与稳定性的需要。

2 影响算子鲁棒性与速度的因素

特征检测子一般包括 5 个步骤:构建尺度空间、获取关键点、非极大值抑制、亚像素级矫正、确定特征点方向。基于以上 5 个步骤用不同方法对检测子鲁棒性与运行效率的影响进行对比分析。

2.1 构建尺度空间

为使特征点具备尺度不变性,需建立尺度空间,在多尺度上提取特征点。尺度空间的构建一般由降采样与滤波构成,利用降采样构成金字塔,而通过滤波增强空间的鲁棒性。广泛使用的滤波方法分为线性滤波(一般指高斯滤波)与非线性滤波,由高斯滤波构成的空间有 SIFT 的 DoG 空间^[4]、SURF 的不同尺寸框状滤波空间^[5]。不同尺寸框状滤波空间利用积分图像加速了尺度空间的构建,在 DoG 空间的基础上提高了运行效率与鲁棒性。由于二者的高斯尺度采样是线性的,

滤波器响应信号很稀疏,所以检测的特征重复率不高,无法同时消除噪声并保持图像细节。而 KAZE 使用非线性尺度空间^[10]很好地解决了该问题并取得了巨大成功,其中,Accelerated-KAZE 的快速非线性尺度空间^[12]在 KAZE 的基础上提高了构建速度,同时保证了鲁棒性,但计算仍比高斯滤波复杂,好在硬件加速与并行算法等提高了尺度空间的构建速度,使得各种尺度空间的构建速度相近,对算法的整体运行效率影响较小。BRISK 构建的连续降采样尺度空间^[7]利用降采样模拟滤波,运行效率有较大提高,但鲁棒性较差。

2.2 获取关键点

选择合适的特征检测器是在尺度空间中找到合适的特征点的必要条件。当前常用算法主要有以下 3 种。

DoG 检测^[4]是尺度归一化算子(Laplacian of Gaussian, LoG)的近似,它通过高斯图像的差分获得特征分数空间,具有较高的运行效率和较为稳定的尺度不变性。经实验证明其各方面鲁棒性高于梯度、Harris 等角点检测器。

快速海森矩阵^[5]是对海森矩阵的近似,该算法利用积分图像与框状滤波器去近似高斯二阶偏导加速了海森矩阵的运算,并保证了鲁棒性。经实验证明其各方面鲁棒性与运行效率均高于 DoG 等检测方法。

AGAST 在不改变 FAST 鲁棒性的基础上提高了检测效率。在尺度空间内检测(如 BRISK)与快速海森检测法相对比,该算法的实时性与鲁棒性均较强^[9]。

2.3 非极值抑制

由于特征检测器只寻找兴趣函数的极值,这通常会导致图像上的关键点非均匀分布,所以要进行非极值抑制,保留最有效的点。SIFT, SURF, BRISK, KAZE 与 Accelerated-KAZE 等使用的非极值抑制方法都是:将尺度空间内所有层的每个点的特征分数,与上下层各 9 个相邻点以及同层中 8 个相邻点的特征分数作比较,若该点的特征分数大于所有相邻点的特征分数,则该点被判定为候选点。因为大部分关键点在较早的比较中被剔除了,所以该方法检查效率很高。

2.4 亚像素级矫正

对于几何测量或三维重建等而言,特征点亚像素级位置是极为重要的,所以要进行亚像素级矫正。使用广泛的方法是 3 维 2 次函数拟合^[4],该算法将关键点的尺度特性引入方程加强收敛,实现方程为

$$\begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xs} \\ D_{xy} & D_{yy} & D_{ys} \\ D_{xs} & D_{ys} & D_{ss} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx \\ dy \\ ds \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -D_x \\ -D_y \\ -D_s \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$D_x = \frac{V(x+1, y) - V(x-1, y)}{2} \quad (2)$$

$$D_y = \frac{V(x, y+1) - V(x, y-1)}{2} \quad (3)$$

$$D_s = \frac{V_1(x, y) - V_{-1}(x, y)}{2} \quad (4)$$

$$D_{xx} = V(x+1, y) + V(x-1, y) - 2V(x, y) \quad (5)$$

$$D_{yy} = V(x, y+1) + V(x, y-1) - 2V(x, y) \quad (6)$$

$$D_{xy} = [V(x+1, y+1) + V(x-1, y-1)]/4 - [V(x+1, y-1) + V(x-1, y+1)]/4 \quad (7)$$

$$D_{sx} = [V_1(x+1, y) + V_{-1}(x-1, y)]/4 - [V_1(x-1, y) + V_{-1}(x+1, y)]/4 \quad (8)$$

$$D_{sy} = [V_1(x, y+1) + V_{-1}(x, y-1)]/4 - [V_1(x, y-1) + V_{-1}(x, y+1)]/4 \quad (9)$$

$$D_{ss} = V_1(x, y) + V_{-1}(x, y) - 2V(x, y) \quad (10)$$

式中: dx 与 dy 分别为待求的关键点亚像素级纵横坐标; $V(x, y)$ 为关键点的特征分数; $V_1(x, y)$ 为关键点对应上一尺度的特征分数; $V_{-1}(x, y)$ 为关键点对应下一尺度的特征分数; x 与 y 分别为关键点的纵横坐标。

2.5 确定特征点方向

为使检测子具有旋转不变性,需要赋予每个关键点方向特征。当前使用广泛的算法主要有以下3种。

梯度直方图统计法^[4]是计算关键点周围的36维梯度直方图,该直方图同时由梯度大小和距离中心的高斯函数距离加权,寻找全局最大值80%以内的所有峰值,然后使用一个三分抛物线拟合计算出一个更准确的方向估计,该方法鲁棒性较高,但运行效率较低。

小波扇形环绕法^[5]是以关键点为圆心在圆形邻域内求两个方向的小波响应,对两个方向的小波响应进行高斯加权处理,用一个以 $\pi/3$ 为圆心角的扇形环绕一周,对每个角度计算该扇形所包括的图像点的小波两个方向的响应之和,并构成矢量,取环绕一周内所形成最大长度的矢量,该特征点的方向即为该矢量方向。该方法的运行效率较梯度直方图统计法大幅提升,但鲁棒性略有下降。

长距离迭代法^[7]是以关键点为中心,等间距的 N 个同心圆进行采样。将采样点两两组成一对,根据采样点间的灰度关系将采样点对划分为短距离点对集合和长距离点对集合两类,利用长距离点对集合计算关键点方向,该方法的运行效率与鲁棒性较小波扇形环绕法有提升,但鲁棒性还是弱于梯度直方图统计法。

3 实验设置

通过实验对近些年来广泛使用的检测子的鲁棒性与执行效率进行对比分析,验证以上方法对检测子的影响。

3.1 实验平台参数

笔记本计算机配置:处理器为 2.5 GHz i7 第 4 代,

系统为 64 位 Win10,编程环境为链接 OpenCV 3.10 的 Visual Studio 2015 (SIFT 与 SURF 是从 OpenCV 2.41 中提取加载的)。

3.2 数据集

为保证客观性,本实验采用 Mikolajczyk05 标准测试图集^[13]。如图 1 所示,该数据集包括 5 种变换,分为 8 个数据集(包含图像间的单应矩阵):照度变换 (Leuven)、JPEG 压缩变换 (Ubc)、模糊变换 (Bikes 与 Trees)、视点变换 (Graf 与 Wall)、尺度和旋转变换 (Bark 与 Boat)。

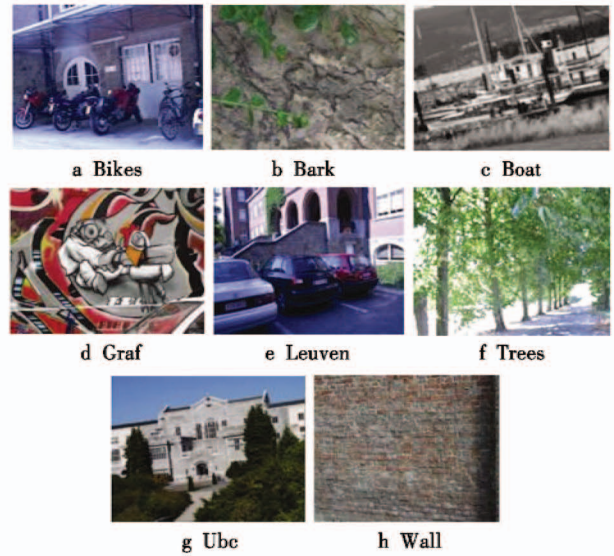


图1 测试所用图片集

Fig. 1 Datasets used for evaluation

3.3 实验对象及 OpenCV 相关参数设置

近年来较有特点的检测子与描述子对比如下。

SIFT 检测子,组数为 4,层数为 4,对比阈值为 0.04,边缘阈值为 10, $\sigma = 1.6$ 。

SURF 检测子, Fast-Hessian 为 0.6,组数为 4,层数为 4,主方向不固定。

BRISK 检测子,阈值为 30,组数为 4。

KAZE 检测子,组数为 4,层数为 4,扩散系数为 DIFF_CHARBONNIER (经实验验证,该系数综合鲁棒性最高),阈值为 0.001,主方向不固定。

Accelerated-KAZE 检测子,组数为 4,层数为 4,扩散系数为 DIFF_CHARBONNIER (经实验验证,该系数综合鲁棒性最高),阈值为 0.001,主方向不固定。

3.4 算法评估准则

为了衡量算法的鲁棒性与运行效率,同时便于与其他算法进行对比,本文主要通过复现率与耗时两个指标衡量算法^[7]。

指标 1 特征检测子的鲁棒性,是指在两幅图像中能够稳定地检测到相同关键点的能力。通常使用复

复现率^[13]作为评价标准,检测子鲁棒性与其重复率正相关。复现率定义式为

$$R = \frac{D_y}{\min(d_i, d_j)} \quad (11)$$

式中: D_y 为同名点数; d_i 与 d_j 分别为查询图像与训练图像中检测点数。本实验通过测定 8 个数据子集的复现率(区域重叠错误率低于 40%)来对比分析检测子的鲁棒性。

指标 2 特征检测子的运行效率是指在相同硬件平台上检测子的运行速度,所以在达到相同目标时,检测子所用时间与运行效率负相关。利用检测子处理 Graf 中的第一张图像(像素大小为 800×640)100 次,对耗时结果取均值后进行对比分析^[13]。

4 实验结果与分析

4.1 检测子的性能

对比分析近年来使用广泛检测子的鲁棒性,以展现各种检测子的性能特点与优势,如图 2 所示。

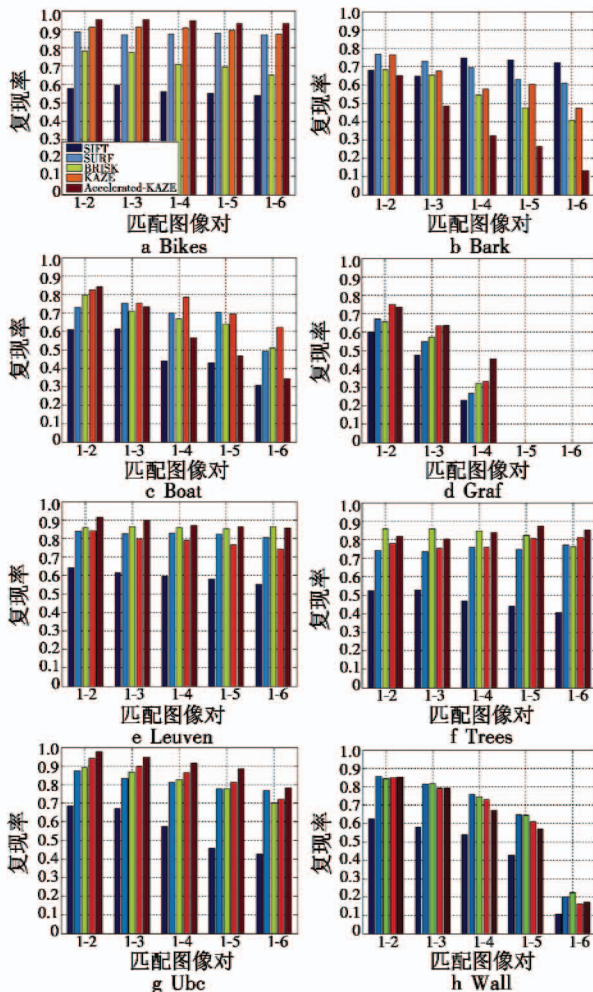


图 2 不同变换条件下的复现率比较

Fig. 2 Repeatability under different transformations

如图 2 所示,将复现率结果分析如下。

1) 由 KAZE 与 SURF 的对比可知,由于两种检测子的其余结构相似,仅尺度空间构建不同,所以非线性尺度空间比线性尺度空间鲁棒性更强。

2) 由 Accelerated-KAZE 与 KAZE 的对比可知,由于两种检测子的其余结构相似,仅尺度空间构建不同,所以快速非线性尺度空间比非线性尺度空间鲁棒性更强。

3) 由 SURF 与 SIFT 的对比可知,由于两种检测子的其余结构相似,仅计算特征分数与特征定向方式不同,所以对于 5 种变换,快速海森矩阵要比 DoG 获取关键点更准确。但对于旋转变换,小波扇形环绕法确定特征方向的鲁棒性稍弱于梯度直方图统计法。

4) 由 BRISK 与 SURF 的对比可知,对于尺度与旋转变换 SURF 的鲁棒性稍强于 BRISK,由于不同尺寸框状滤波空间的鲁棒性强于连续降采样尺度空间,所以长距离对迭代法比小波扇形环绕法定向的鲁棒性更强。而对于模糊变换、视点变换与 JPEG 压缩, BRISK 的鲁棒性较强,所以 AGAST 与快速海森矩阵相比,除针对照度变换外的其他鲁棒性均有不同程度的加强。

5) 由 BRISK 与 SIFT 的对比可知,由于 SIFT 对于模糊变换、光照变换、视点变换与 JPEG 压缩的鲁棒性均弱于 BRISK,仅尺度与旋转变换鲁棒性相接近,所以 DoG 空间与梯度直方图统计法定向的鲁棒性要强于连续降采样尺度空间与长距离对迭代法,同时,文献[7]对梯度直方图统计法、小波扇形环绕法与长距离对迭代法三者进行了仅旋转比较实验,该实验结果同样可以佐证以上分析结论。

综上所述,快速非线性尺度空间构建、AGAST 及梯度直方图统计法确定特征方向能使检测子具有良好的鲁棒性。

4.2 耗时测试

对比分析近年来使用广泛检测子的运行效率(见表 1),以展现各种检测子的速度特点与优势。

表 1 算法耗时比较

Table 1 Time consumption of different methods

算法	总特征点数	检测耗时/ms	平均每点耗时/ms
SIFT	2899	216.373	0.074 6
SURF	5354	129.768	0.024 2
BRISK	3615	59.661	0.016 5
KAZE	5121	579.752	0.113 0
Accelerated-KAZE	2734	143.388	0.052 4

如表 1 所示,将耗时结果分析如下。

1) 由 Accelerated-KAZE 与 KAZE 的对比可知,由于两种检测子的其余结构相似,仅尺度空间构建不同,所以快速非线性尺度空间的构建速度远高于非线性尺度空间的构建。

2) 由 SIFT 与 KAZE 的对比可知,DoG 的构建与获

取关键点速度比非线性尺度空间的构建与利用海森矩阵获取候选点的速度更快。

3) 由 Accelerated-KAZE 与 SIFT 的对比可知,快速非线性尺度空间的构建速度已十分接近 DoG 的构建速度,且小波扇形环绕的速度比梯度直方图统计的速度更快。

4) 由 SURF 与 Accelerated-KAZE 的对比可知,由于两种检测子的其余结构相似,而 SURF 采用了积分图像加速构建了线性尺度空间,所以不同尺寸框状滤波空间的构建速度比快速非线性尺度空间构建速度更快。

5) 尺度空间的简化、AGAST 的引入与长距离对迭代法定向共同形成了 BRISK 的速度优势,验证了 AGAST 与长距离对迭代法用于提高检测速度的合理性。

综上所述,不同尺寸框状滤波空间的构建、AGAST 及长距离对迭代法确定特征方向能使检测子具有较高的运行效率。

5 结论

本文通过实验分析了影响特征点匹配算子鲁棒性与速度的方法,主要得到以下结论:

1) 与高斯尺度空间相比,非线性尺度空间能够消除噪声同时保持图像细节,但构建速度较慢;

2) 通过对比分析当前使用广泛检测子,可以看出 Accelerated-KAZE 的综合性能较强,其主要原因是快速非线性尺度空间的鲁棒性与构建速度较高;

3) AGAST 与基于快速海森矩阵获取关键点,除针对照度变换外的其他鲁棒性均有提高,且计算速度更快;

4) 梯度直方图统计法定向的鲁棒性强于长距离对迭代法,强于小波扇形环绕法,但长距离对迭代法的运行效率最高。

参考文献

- [1] 王峰,尤红建,傅兴玉,等. 应用于多源 SAR 图像匹配的级联 SIFT 算法[J]. 电子学报,2016,38(3):509-516.
- [2] 李寰宇,毕笃彦,杨源,等. 基于深度特征表达与学习的视觉跟踪算法研究[J]. 电子与信息学报,2015,37(9):2033-2039.
- [3] 蔡国榕,李绍滋,吴云东,等. 一种透视不变的图像匹配算法[J]. 自动化学报,2013,39(7):1053-1061.
- [4] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [5] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: speeded up robust features [C]//Proceedings of 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria: Springer Berlin Heidelberg, 2006:404-417.
- [6] CALONDER M, LEPETIT V, STRECHA C, et al. Brief: binary robust independent elementary features [C]//Proceedings of 11th European Conference on Computer Vision, Crete, Greece: Springer Berlin Heidelberg, 2010:778-792.
- [7] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, IEEE, 2011:2548-2555.
- [8] EDWARD R, TOM D. Machine learning for high-speed corner detection [C]//Proceedings of 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria: Springer Berlin Heidelberg, 2006:430-443.
- [9] MAIR E, HAGER G D, BURSCHKA D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test [C]//Proceedings of 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece: Springer Berlin Heidelberg, 2010:183-196.
- [10] PABLO F, ADRIEN B, ANDREW J. KAZE features [C]//Proceedings of 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy: Springer Berlin Heidelberg, 2012:214-227.
- [11] 梁焕青,范永弘,万惠琼,等. 一种运用 AKAZE 特征的无人机遥感影像拼接法[J]. 测绘科学技术学报,2016,33(1):71-75.
- [12] PABLO F, JESUS N, ADRIEN B. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C]//Proceedings of British Machine Vision Conference, Bristol, UK: BMVC, 2013:2157-2163.
- [13] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1/2):43-72.

欢迎投稿 <http://www.dgykz.com>