

文章编号:1001-5078(2024)11-1759-08

· 图像与信号处理 ·

基于改进 CenSurE-star 的图像匹配算法

谷学静^{1,2}, 楚一凡^{1,2}, 肖军发^{1,2}, 周记帆^{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:针对传统局部特征匹配算法在复杂场景中匹配精度低、实时性差的问题,提出一种基于 CenSurE-star 融合边缘化外点的图像匹配方法。首先对模板图像和待匹配图像进行快速引导滤波预处理;随后提出一种自适应阈值的 CenSurE-star 算法进行特征检测;其次,本文首次将 BEBELID (Boosted efficient binary local image descriptor) 描述符和改进的 CenSurE-star 算法相结合,利用基于机器学习的分类方法得到高效的二值描述符;最后引入 MAGSAC++ (Marginalizing Sample Consensus) 算法边缘化外点得到空间几何变换关系,剔除初步匹配中存在的误匹配,提高匹配精度。通过标准牛津数据集实验对比,相较于 BRISK、ORB、AKAZE、传统 CenSurE-star 算法,该方法的特征点分布更均匀、误匹配点更少,在模糊、光照、视点、尺度变化方面拥有更强的鲁棒性,提高了算法在复杂场景中的匹配精度,实时性也进一步提升。

关键词:图像匹配;快速引导滤波;CenSurE-star 特征;BEBELID 描述符;边缘化外点

中图分类号:TP751.1;TN911.73 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.11.017

Image matching algorithm based on improved CenSurE-star

GU Xue-jing^{1,2}, CHU Yi-fan^{1,2}, XIAO Jun-fa^{1,2}, ZHOU Ji-fan^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Tangshan Digital Media Engineering Technology Research Center, Tangshan 063000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low matching accuracy and poor real-time performance of traditional local feature matching algorithms in complex scenes, an image matching method based on CenSurE star fusion of marginalization outliers is proposed in this paper. Firstly, fast bootstrap filtering preprocessing is performed on the template image and the image to be matched. Subsequently, an adaptive threshold based on CenSurE star algorithm is proposed for feature detection. Secondly, for the first time, the BEBELID (Boosted efficient binary local image descriptor) descriptor is used in conjunction with the improved CenSurE star algorithm to obtain efficient binary descriptors using machine learning based classification methods. Finally, MAGSAC++ (Marginalizing Sample Consensus) algorithm is introduced to marginalize outliers and obtain spatial geometric transformation relationships, eliminating errors in preliminary matching and improving matching accuracy. Through the experimental comparison of the standard Oxford dataset, compared with the BRISK, ORB, AKAZE, and the traditional CenSurE-star algorithms, this method has a more uniform distribution of feature points, fewer mismatched points, and possesses stronger robustness in terms of blurring, illumination, point-of-view, and scale variations, which improves the matching accuracy of the algorithm in complex scenes and further enhances the real-time performance.

Keywords: image matching; fast guided filtering; CenSurE-star; BEBELID; MAGSAC++

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(No. 18130221A)资助。

作者简介:谷学静(1972-),女,博士,教授,硕士生导师,主要研究领域为虚拟现实、人机交互技术。

通讯作者:楚一凡(2000-),男,硕士,主要研究方向为增强现实交互技术。E-mail:913469402@qq.com

收稿日期:2023-12-19; **修订日期:**2024-02-29

1 引言

分别从模板图像和待匹配图像中提取到的各种特征参数以某种相似性度量来对比称为图像匹配^[1]。其中,以局部特征信息来得到特征参数的方法在匹配速度和鲁棒性方面都有着很好的表现,因此斑点和角点这两种基于局部特征的匹配方法越来越被研究者们所重视^[2]。

高斯拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LoG)是局部特征点检测的主要方法,是对高斯平滑之后的图像进行拉普拉斯算子计算,但计算过于耗时,不能满足图像匹配的实时性。Lowe 等人提出了以高斯差分算子来实现对局部特征点检测的 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)^[3]算法,该算法在不同变化下的鲁棒性很强,但整体计算量太大,耗时过长。Bay 等人提出对 SIFT 的改进算法 SURF(Speeded Up Robust Features)^[4],通过改变盒式滤波器的尺寸和方差来实现不同的尺度图像的获取、通过积分图计算 Harris 矩阵、降低描述子的维度,虽避免了高斯模糊和差分图像,但存在匹配精度和识别率低、匹配耗时长等问题。Agrawal 等人提出了 CenSurE(Center Surround Extremas)^[5]检测方法,通过使用不同尺寸的双层环形滤波器对图像进行滤波来近似 LoG,使用的方形滤波器虽减少了计算复杂度但对旋转变化的很敏感。自 BRIEF(Binary Robust Independent Elementary Features)^[6]算法提出之后,基于二进制的描述符在计算效率和稳定性上都有良好的表现,在特征点描述上具有巨大的潜力。如,使用灰度质心法具有旋转不变的 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)^[7]算法、BRISK(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)^[8]以均匀采样模式为基础的描述符、使用接近于人视网膜接收图像信息的采样模型描述符 FREAK(Fast Retina Keypoints)^[9]。一定程度上解决了实时问题。但这些算法仍在特征点匹配精度和鲁棒性上表现不佳,从而大大影响了其在变化复杂的图像匹配中的应用。

针对上述问题,首先对模板图像和待匹配图像进行快速引导滤波预处理提高图像质量,避免图像中的噪声污染对匹配过程的影响,提出了一种自适应阈值的 CenSurE-star 算法检测图像中不同尺度的特征点,提高了关键点选取的鲁棒性,结合增强的高效二值局部图像描述符 BEBLID 对特征点进行描

述^[10],再用 K 近邻算法对描述子集合进行初步匹配,剔除误匹配使用 MAGSAC++^[11]算法,其无需点阈值设置,避免了人为设置参数的误差和不稳定性,从局部采样到全局采样的渐进过渡边缘化外点,不会受到纯局部采样器弱点的影响,因此极大减少了迭代次数。

2 特征点检测与描述

2.1 快速引导滤波预处理

由于图像在采集、处理、传输等过程中不可避免地会受到噪声的污染,妨碍对图像理解及分析处理,因此进行噪声的滤除^[12]。普通的滤波器不能辨别图像中的噪声和边缘而对其统一处理,滤波的同时边缘也被处理模糊掉了。而快速引导滤波可以最大程度的解决此问题,既可以滤除噪声又可以保留边缘信息。

假设引导输入图像 G 和滤波输出图像 Q 在以像素 p 为中心的窗口 s_p 上满足局部线性关系:

$$Q_i = m_p G_i + n_p, \forall i \in s_p \quad (1)$$

式中, i 为像素索引; (m_k, n_k) 是在窗口 s_k 中的假设为常数的线性系数。根据这个模型可以使引导图像 G 约束滤波图像 Q , 当引导图像在局部有梯度变化时,滤波图像对应地也会有梯度变化,因此满足 $\nabla Q = m \nabla G$ 。在保持线性模型的同时最小化输入图像和输出图像的差异,因此在窗口 s_p 中使以下成本函数最小:

$$E(m_p, n_p) = \sum_{i \in s_p} ((m_p G_i + n_p - I_i)^2 + \epsilon m_p^2) \quad (2)$$

式中: ϵ 是 L_2 范数正则化系数,它的作用是防止 m_p 过大; I 为输入图像。

为了降低计算复杂度,对滤波输入图像和引导图像进行下采样,这里设下采样比例 $c = 4$,正则化系数 $\epsilon = 0.2^2$,窗口 s_k 大小为 4,此时滤波时间大大降低,不同检测算法检测到的特征点的平均个数最多。对下采样之后的输入图像完成滤波之后,再进行双线性上采样到原始图像大小,这样就使所用的盒式滤波器计算复杂度由 $O(N)$ 降为 $O(N/c)$,而上采样所需时间仅占整体的一小部分,以此快速的对图像进行引导滤波。

2.2 CenSurE-Star 特征检测

相关斑点特征检测虽有助于在靶标纹理中找到更多的特征点,但计算复杂度过高;常见的角点特征虽然检测耗时很短,但所检测到的点在靶标线条边缘

处易出现扎堆现象,致使匹配精度下降^[13]。因此选择 CenSurE-star 特征检测主要基于以下几种优势:

(1) 使用双层滤波器构建尺度空间

为了实现对 LoG 的近似从而检测特征点, CenSurE 算法通过使用双层滤波器对图像滤波,来更快速的提取稳定均匀的图像特征点。快速引导滤波的目的是滤除噪声并保留重要信息,而使用不同尺寸的双层滤波器是为了在原图像的基础上构建尺度空间。虽圆形滤波器效果更好,但计算复杂度太高,因此使用方形的 DOB 滤波器,如图 1 所示,DOB 滤波器的内外核边长分别为 $2n+1$ 、 $4n+1$,为使中心环绕小波的直流响应需满足等式:

$$I_n(2n+1)^2 = O_n(4n+1)^2 \quad (3)$$

式中, n 是可调节的滤波器尺寸来近似不同尺度; I_n 和 O_n 分别为内外核权重系数。然后再对尺度进行归一化:

$$I_n(2n+1)^2 = I_{n+1}(2(n+1)+1)^2 \quad (4)$$

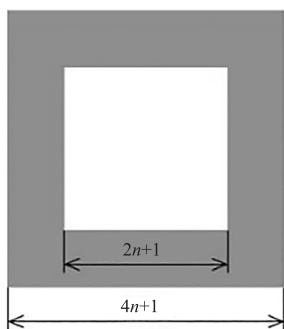


图1 DOB 滤波器

Fig. 1 DOB filter

当待检测物体发生旋转,尤其旋转角度为 45° 时,传统算法的性能将会很差,这是由于方形滤波器不是旋转不变的核函数。为解决此问题,使用两个 DOB 滤波器旋转叠加而成的 CenSurE-star 星形滤波器取代方形滤波器,如图 2 所示。除了改进滤波器的形状,滤波器的尺寸也由原来的 7 个增加到了 17 个。



图2 star 滤波器

Fig. 2 star filter

(2) 非极大值抑制

由于响应都是在原始图像上计算的,没有进行下采样,因为不需要执行子像素插值,特征位置很快的定位,因此进一步节约了检测时间。计算每个像素不同尺寸的滤波器响应,再在不同尺度图像中的 $3 \times 3 \times 3$ 邻域内进行非极大值抑制,滤波器响应的大小代表了特征的强度,弱响应很可能不稳定,因此设定一个阈值滤除掉弱响应^[13]。

(3) 保留稳定点

使用候选点的主曲率来滤除边缘上的不稳定点。设响应函数 L 在 x 、 y 方向上的偏导分别为 L_x 、 L_y ,得到适应尺度的 Harris 矩阵,设为 Ha ,计算公式如下:

$$Ha = \begin{bmatrix} \sum L_x^2 & \sum L_x L_y \\ \sum L_x L_y & \sum L_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

使用矩阵的行列式和迹计算候选点的主曲率,设置相应阈值,保留主曲率小于阈值的候选特征点,这些特征点就是具有尺度和位置信息的 CenSurE-star 特征点。

2.2.1 自适应阈值改进 CenSurE-star 算法

步骤(3)中主曲率阈值 T_{PC} 为固定值,对不同图像的处理要求需要进行手工调节,不仅人为更改具有不稳定性,而且过程极为繁琐,无法针对性的获取最优特征点,针对此问题,提出一种主曲率阈值自适应的方法。

计算标准牛津数据集和 HPatches 数据集中大量的图像中尺度空间的主曲率,将其按从小到大排序。经统计,主曲率值满足均匀分布,所以本文建立自适应阈值 T_{PC} 和 Harris 矩阵主曲率值 $P(H)$ 的关系:

$$\Pr\{P(H) \leq T_{PC}\} = q \quad (6)$$

式中, q 为 Harris 矩阵主曲率小于自适应阈值 T_{PC} 的概率,为保留尽可能多的候选极值点,本文取 q 为 80%。根据排列分布特点,对式(6)中的阈值进行如下修改:

$$T_{PC} = List[N \times q] \quad (7)$$

式中, N 为一副图像的特征点总个数; $List$ 为主曲率值的排序列表。因为此过程仅仅是在检测算法的基础上,利用检测过程中的主曲率值进行了排序,因此计算复耗时可以忽略不计。

2.3 BEBLID 特征描述

使用 BEBLID 算法为 CenSurE-star 特征点来构

建高效的二值描述符,该算法是对 BELID (Boosted Efficient Local Image Descriptor) 的改进,利用 Ada-Boost 算法和不均衡的数据集进行训练,解决检索和匹配过程中的错误。最小化一个新的相似度损失使所有的弱分类器 (Weak Learner, WL) 共享一般权重实现描述子的二值化。

设 $\{(x_i, y_i, l_i)\}_{i=1}^N$, 是由成对图像斑块组成的训练集, 其中 $l_i \in \{-1, 1\}$ 。 $l_i = 1$ 表示两个斑块对应相同的显著性图像结构, $l_i = -1$ 表示不同, 为了得到二进制描述子, 最后将输出 -1 转换为 0 , 输出 $+1$ 转换为 1 。在定义损失函数时, 此算法对 BELID 的损失函数进行优化, 如下:

$$L_{\text{BELID}} = \sum_{i=1}^N \exp(-\gamma l_i \sum_{k=1}^K h_k(x_i) h_k(y_i)) \quad (8)$$

式中, γ 是所有分类器的共同权重; $h_k(z) \equiv h_k(z; f, T)$, 它依赖于特征提取函数 f 和一个阈值 T , 以此定义 WL :

$$h(x; f, T) = \begin{cases} +1, & \text{if } f(x) \leq T \\ -1, & \text{if } f(x) > T \end{cases} \quad (9)$$

算法效率的关键是选择一个即具有判别性, 又能快速计算的 $f(x)$, 设以像素 p 为中心大小为 s 的图像框 $R(p, s)$, 因此定义为:

$$f(x; p_1, p_2, s) = \frac{1}{s^2} \left(\sum_{q \in R(p_1, s)} I(q) - \sum_{r \in R(p_2, s)} I(r) \right) \quad (10)$$

式中, I 是图像框内每个像素的灰度值; q 和 r 分别代表如图 3 所示的大小相同的深色方框和浅色方框内的像素, 计算得到两个图像框 p_1 和 p_2 内总像素灰度差异的平均值。通过像素对 (p_1, p_2) 、大小为 s 的所有正方形区域、一个阈值 T , 找到在每次的分类器迭代中最佳的 WL 。以 $f(x; p_1, p_2, s)$ 作为输入, 使加权分类误差最小化得到阈值 T , 为了加快 f 的计算, 使用积分图像作为 s 。描述子的分布状况如图 4 所示。

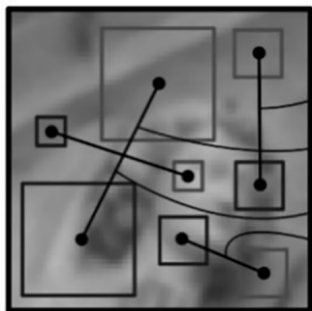


图 3 BEBLID 采样模式
Fig. 3 BEBLID sampling mode

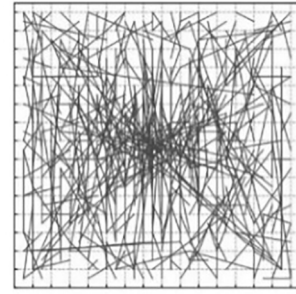


图 4 描述子分布图
Fig. 4 Descriptor distribution map

3 特征匹配与 MAGSAC++ 优化

3.1 KNN 算法初步匹配

分别得到模板图和待匹配图特征点的描述集合, 使用 KNN 分类算法在待匹配图中搜索到与模板图中特征点描述符汉明距离最小的 K 个特征点, 设置 K 为 2。当最近和次近邻点的汉明距离小于所设阈值时, 保留最近点, 如下式所示, 得到初步的匹配点对:

$$\frac{D_{\text{Fir}}}{D_{\text{Sec}}} \leq D \quad (11)$$

式中, D_{Fir} 和 D_{Sec} 分别为最近邻点和次近邻点的汉明距离; D 为阈值, 这里设 $D = 0.8$, 以初步剔除错误匹配。

3.2 MAGSAC++ 算法误匹配剔除

为了获取精确匹配点对, 采用 MAGSAC++ 算法边缘化外点剔除误匹配。因 RANSAC (Random Sample Consensus)^[14] 算法控制参数少、对外点的分布容忍度高等优点, 使其广泛的应用在误匹配剔除阶段, 但其缺点也尤为明显, 需要人为设定内点阈值, 而模型的评估很大程度上都是由内点阈值决定。为此引入不需要人为设置内点阈值的 MAGSAC++ 算法, 并且会边缘化外点, 计算速度也更快。

(1) 从数据点的最小样本中得到输入点集 P 和模型 θ , 利用迭代加权最小二乘法 (IRLS) 得到如下模型参数:

$$\theta_{i+1} = \operatorname{argmin}_{\theta} \sum_{p \in P} w(D(\theta, p)) D^2(\theta, p) \quad (12)$$

式中: $D(\theta, p)$ 为点到模型的残差; $w(r)$ 为点 p 的权重计算; σ 为噪声尺度; $\theta_0 = 0$ 。 $w(r)$ 具体为:

$$w(r) = \frac{1}{\sigma_{\max}} C(n) 2^{\frac{n-1}{2}} \left(\Gamma\left(\frac{n-1}{2}, \frac{r^2}{2\sigma_{\max}^2}\right) - \Gamma\left(\frac{n-1}{2}, \frac{k^2}{2}\right) \right) \quad (13)$$

式中, $0 \leq r \leq k \sigma_{\max}$, 否则 $w(r) = 0$; n 设置为 4; Γ 为上不完全伽马函数。

(2) 为了能够选择拟合数据最多的模型, 定义质量函数:

$$Q(\theta, p) = \frac{1}{\sum_{p \in P} \rho(D(\theta, p))} \quad (14)$$

式中, 使用 $w(r)$ 的 IRLS 最小化得到 $\rho(r)$, 当 r 在定义域内时:

$$\rho(r) = \frac{1}{\sigma_{\max}} C(n) 2^{\frac{n+1}{2}} \left(\frac{\sigma_{\max}^2}{2} \gamma\left(\frac{n+1}{2}, \frac{r^2}{2\sigma_{\max}^2}\right) + \frac{r^2}{4} \left(\Gamma\left(\frac{n-1}{2}, \frac{r^2}{2\sigma_{\max}^2}\right) - \Gamma\left(\frac{n-1}{2}, \frac{k^2}{2}\right) \right) \right) \quad (15)$$

否则:

$$\rho(r) = \rho(k \sigma_{\max}) = \sigma_{\max} C(n) 2^{\frac{n+1}{2}} \gamma\left(\frac{n+1}{2}, \frac{k^2}{2}\right) \quad (16)$$

式中: γ 为下不完全伽马函数。

(3) 对于迭代次数 r 的计算:

$$r = \frac{\log(1 - \mu)}{\log(1 - (\eta + \gamma)^m)} \quad (17)$$

式中: m 为最小样本数; η 为内点比率, $\eta = 0.9$; μ 为结果所需的置信度, $\mu = 0.99$; $\gamma \in [0, 1 - \eta]$ 为松弛函数。相较于 RANSAC 算法, MAGSAC++ 算法放宽了终止标准, 即使内点比率较低时, 也不会导致迭代次数增加太多。

在实践中全局采样通常过于不精确、局部采样可能会导致模型退化且计算量大, 因此使用局部采样到全局采样的渐进过度。

4 实验与分析

4.1 实验环境与评价标准

为了验证本算法的匹配性能, 使用 VS2022 编译平台, 编程语言为 C++, Windows10 操作系统, 选择标准牛津数据集的四组图像, 以及一组用于测试尺度变化的图像, 共五组图像作为测试图集, 如图 5 所示, 从上到下依次为模糊、旋转、光照、视点、尺度变化, 每组最左为模板图, 其余都为待匹配图像, 且场景条件的变化在从左至右的 5 幅待匹配图像中显著程度依次提升。实验选取三种常见图像匹配算法: BRISK、ORB、AKAZE、传统 CenSurE-star 以及本文算法, 通过五种不同变化分别验证本算法的运行

速率和鲁棒性。采用特征提取耗时、匹配准确率、匹配分数和召回率四种性能指标作为实验的评价标准。



图 5 测试图像

Fig. 5 Test image

4.2 实验结果与分析

使用 K 近邻算法虽然可以高效的完成二进制描述子的匹配, 但当样本不平衡的时候, 对稀有类别的预测准确率低^[15]。如图 6 所示, 列出本文算法和其他三种算法对每组数据集中模板图像与待匹配图像中变化程度较大图像的匹配结果, 可以看到, 本算法提取到的特征点分布相对均匀、误匹配点数更少、

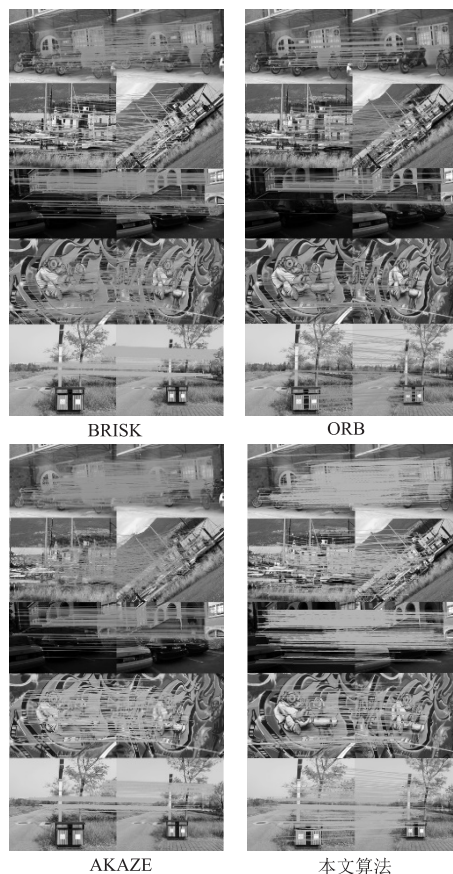


图 6 匹配结果图

Fig. 6 Graph of matching results

正确匹配点对更多,尤其在光照、模糊、尺度变化中优势更为突出。并且剔除误匹配时模型估计的迭代次数也是自适应的改变,有效避免了迭代次数过多或过少导致耗时增加或模型拟合效果不好等问题。由于篇幅限制,本文以模糊变化图像集匹配结果为例,展示传统 CenSurE-star 与本文算法的匹配效果,如图 7 所示,在模糊变化程度较大时,本文算法提取到的特征点个数更稳定,正确匹配点数更多。

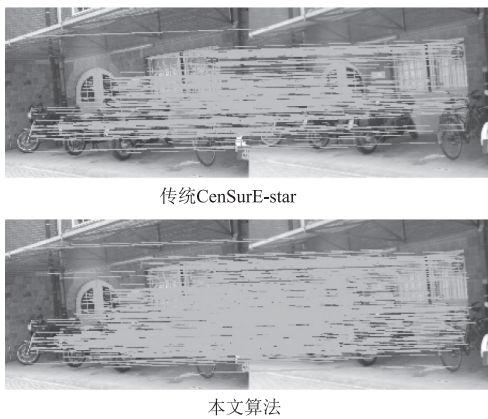


图 7 在模糊变化图集中的匹配效果

Fig. 7 Matching effect in fuzzy change graph set

1) 平均特征提取总耗时。使用四种算法对每组图像中六幅变化程度不同的图像分别求取特征检测和特征描述的总耗时,再计算六幅图像的平均耗时。本算法采用的 BEBLID 描述符,这种基于弱学习器的描述方法相比于其他传统描述子更高效,如表 1 所示,五组图集总的平均耗时相对于 BRISK、ORB 分别提升了 22%,52%,仅为 AKAZE 算法耗时的 43%,相对于传统 star 算法提升的时间可以忽略不计。实验结果表明本算法实时性更高。

表 1 平均特征提取耗时(单位:s)

Tab. 1 Average feature extraction time(unit:s)

算法 \ 变化	变化				
	模糊	旋转	光照	视点	尺度
BRISK	0.118	0.121	0.103	0.101	0.134
ORB	0.142	0.119	0.123	0.132	0.174
AKAZE	0.212	0.217	0.185	0.182	0.241
传统 star	0.095	0.099	0.079	0.071	0.102
本文	0.099	0.101	0.079	0.072	0.103

2) 平均匹配准确率。匹配精度是指最终所得

正确匹配对与假定匹配数之比,以此来检验算法检测的精度^[16]。如图 7 所示,本算法的匹配精度相对于其他三个算法在光照、模糊、视点、尺度上都有较大的提升,具有更强的鉴别性和描述性,这是因为本算法使用改进的 CenSurE-star 算法检测到的特征点有效避免集中于靶标线条边缘处,并且提取到的特征点个数更稳定,使用 MAGSAC++ 算法筛选更符合函数的特征点,二者结合使得特征点的分布更加均匀、特征点的匹配更加准确。

3) 平均匹配分数。图像匹配往往应用在复杂的环境变化中,使用匹配分数来检验算法的稳定性。计算为正确匹配点数除以在模板图像和待匹配图像中检测到的特征点个数中取较小值^[17]。因为快速引导滤波和本算法中描述子是对特征点邻域成对的灰度差异二值化来描述的,因此抗噪声能力提升、对光照的敏感性降低。因此如图 8 所示,本算法在光照和模糊变化的匹配分数明显提升。

4) 平均召回率。正样本能否被正确预测的比例,也就是正确匹配数与模板图到待匹配图的仿射矩阵所计算出的重复数之比^[18]。如图 9 所示,本文算法使用的滤波处理,保留了边缘信息,使所检测到的特征点都更具有独特性,特征更明显,避免了无效特征点的计算与处理。因此本算法在召回率上都要高于其他四种算法。

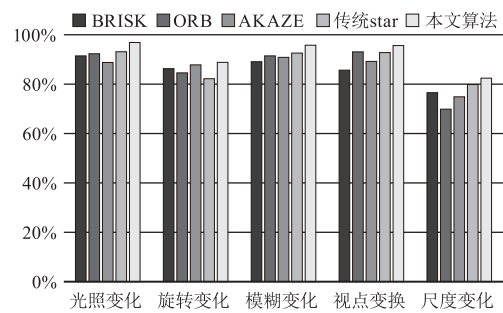


图 8 平均匹配准确率

Fig. 8 Average matching accuracy

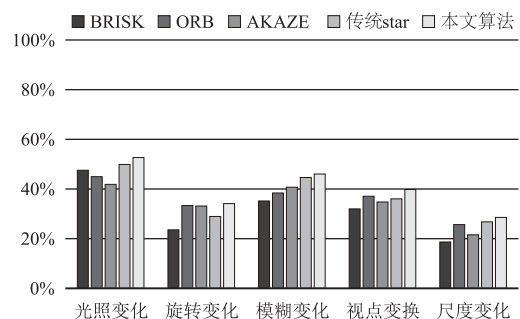


图 9 平均匹配分数

Fig. 9 Average matching score

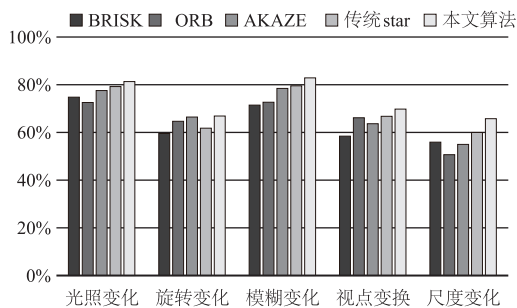


图 10 平均召回率

Fig. 10 Average recall rate

5 结束语

在计算机视觉的实际应用中,特征匹配算法能够在复杂场景中快速且精准的进行图像匹配具有重要意义。因此,提出一种基于 CenSurE-star 融合边缘化外点的图像匹配方法。使用快速引导滤波预处理提高图像质量,减少噪声对匹配过程的影响。阈值决定着关键点选取的鲁棒性,所以本文建立了一种自适应阈值选取方法改进 CenSurE-star 算法,有效解决了固定阈值关键点检测不准确的问题。本文将 BEBLID 描述符与改进的 CenSurE-star 特征检测算法相结合,显著提升了匹配速度。此外,由于本算法中并未使用下采样的方式近似 LoG,因此检测到的特征点分布均匀、定位精确,与 MAGSAC++ 算法更加适配,进一步提高剔除精度的同时降低计算成本。实验表明,本算法在各种环境变化下的鲁棒性均强于其他三种算法,尤其在光照、模糊、尺度变化方面尤为突出,匹配准确率、匹配分数、召回率等性能指标均有所提高。高精度高时效性使其可以在复杂场景条件下实时的进行图像匹配。在实验中发现,该算法在旋转变化中并无突出优势,针对这一问题将对 CenSurE-star 算法展开进一步研究并将该匹配算法应用到三维注册技术中。

参考文献:

[1] Ji Hongwei, Liu Chang, Pan Zhigang, et al. SAR and optical image matching based on phase consistency calculation and RS-GLOH descriptor[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2023, 40(6): 788 - 799. (in Chinese)
 嵇宏伟,刘畅,潘志刚,等. 基于相位一致性计算和 RS-GLOH 描述子的 SAR 和光学图像匹配[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(6): 788 - 799.

[2] Zhang Wenyu, Li Zhi, Wang Yongjun. Unmanned aerial

vehicle scene matching algorithm based on CenSurE star features [J]. Journal of Instrumentation, 2017, 38(2): 462 - 470. (in Chinese)

张闻宇,李智,王勇军. 基于 CenSurE-star 特征的无人机景象匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 462 - 470.

- [3] Lowe, D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal 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] Agrawal M, Konolige K, Blas M R. et al. CenSurE: center surround extremas for realtime feature detection and matching [C]//10th European Conference on Computer Vision, 2008, 5305(10): 102 - 115.
- [6] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//Lecture Notes in Computer Science, 2010: 778 - 792.
- [7] Fu Yuanchen, Ma Mingyong, Ding Longyang. Comparison of point feature extraction algorithms for indoor visual localization [J]. Journal of Navigation and Localization, 2022, 10(1): 36 - 40. (in Chinese)
 付元辰, 马鸣庸, 丁龙阳. 面向室内视觉定位的点特征提取算法比较 [J]. 导航定位学报, 2022, 10(1): 36 - 40.
- [8] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Lee, 2011: 2548 - 2555.
- [9] Alahi A, Ortiz R, Vanderghyest P. Freak: fast retina keypoint [C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 510 - 517.
- [10] Suárez I, Sfeir G, Buenaposada J M, et al. BELID: boosted efficient local image descriptor [C]//9th Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. Springer, Cham, 2019: 449 - 460.
- [11] Barath D, Noskova J, Ivashechkin M, et al. MAGSAC++, a fast, reliable and accurate robust estimator [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1304 - 1312.
- [12] Hu Zheng, Yu Tao, Wang Rutong. A target image matching algorithm based on CenSurE-star and LDB [J]. Computer Measurement and Control, 2021, 29(4): 154 - 158. (in Chinese)

- 胡正,于涛,王汝童. 基于 CenSurE-star 和 LDB 的被测目标图像匹配算法[J]. 计算机测量与控制,2021,29(4):154-158.
- [13] Gu Xuejing, Zhou Bingbing, Ma Guanzheng, et al. Improved BRISK image matching algorithm based on CenSurE-star[J]. Laser Journal,2023,44(1):143-147. (in Chinese)
- 谷学静,周士兵,马冠征等. 基于 CenSurE-star 改进 BRISK 图像匹配算法[J]. 激光杂志,2023,44(1):143-147.
- [14] Fischler, Martin A., Robert C. Bolles. Random sample consensus:a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Commun. ACM,1981,24:381-395.
- [15] Shang Lei, Guan Weiguo, Gong Ruixue. An improved localization algorithm based on clustering optimization and adaptive KNN[J]. Sensors and Microsystems, 2023, 42(3):136-139. (in Chinese)
- 商磊,关维国,龚瑞雪. 基于聚类优选自适应 KNN 的改进定位算法[J]. 传感器与微系统,2023,42(3):136-139.
- [16] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2005,27(10):1615-1630.
- [17] Guo Y, Bennamoun M, Sohel F, et al. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors[J]. International Journal of Computer Vision,2016,116(1):66-89.
- [18] Zhou Xiang, Tang Liyu, Lin Ding. Natural feature virtual real registration method based on binary robust invariant scale key points and accelerated robust features[J]. Computer Applications,2020,40(5):1403-1408. (in Chinese)
- 周翔,唐丽玉,林定. 基于二进制鲁棒不变尺度关键点-加速稳健特征的自然特征虚实注册方法[J]. 计算机应用,2020,40(5):1403-1408.