

## 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法

何林阳<sup>1,2,3</sup>, 刘晶红<sup>3</sup>, 李刚<sup>1,3</sup>, 刘剑<sup>3</sup>

- (1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;  
3. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

**摘要:** 为了实现超分辨率图像重建中高精度快速图像配准, 提出一种改进 BRISK 特征的快速图像配准算法。原有 BRISK 算法在特征提取和匹配过程中, 忽视了角点分布信息, 其匹配策略单一, 导致误匹配率高。针对该问题, 首先利用 BRISK 算法构建连续尺度空间, 在此基础上对图像进行分块, 然后利用图像区域显著性自适应选择角点检测阈值, 获得均匀分布的角点, 最后利用快速最近邻 FLANN 算法结合 RANSAC 的方法进行二值特征快速匹配。实验结果表明: 改进的 BRISK 算法相比原算法在保持速度的基础上达到亚像素级配准精度, 并具有优越的场景适应性能。

**关键词:** 图像配准; BRISK 特征; 自适应阈值; 快速二值特征匹配

**中图分类号:** TP722 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2722-06

## Fast image registration approach based on improved BRISK

He Linyang<sup>1,2,3</sup>, Liu Jinghong<sup>3</sup>, Li Gang<sup>1,3</sup>, Liu Jian<sup>3</sup>

- (1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Chinese Academy of Sciences, Changchun Institute of Optics Fine Mechanics and Physics, Changchun 130033, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;  
3. Changchun Institute of Optics Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

**Abstract:** In order to realize accurate and fast image registration for super-resolution image reconstruction, a fast image registration approach based on improved BRISK feature was proposed. The BRISK algorithm neglected corner distribution information and the single matching strategy led to high false matching rate. To solve this problem, firstly, based on the original BRISK algorithm, a continuous scale space was built, and then the original image was divided into several blocks. After that, adaptive corner extraction thresholds were selected by the image saliency map to obtain uniform distribution of the corner points. Finally, the matching of binary features was carried out via FLANN algorithm and the RANSAC. The experimental results indicate that the improved BRISK algorithm enhance the accuracy of registration process up to sub-pixel compared with the original BRISK algorithm, with an advantage of scene adaptation, while nearly retaining its speed performance.

**Key words:** image registration; BRISK feature; adaptive threshold; fast binary feature matching

收稿日期: 2013-12-05; 修订日期: 2014-01-03

基金项目: 中国科学院航空光学成像与测量重点实验室开放基金(Y2HC1SR); 吉林省重大科技攻关项目(11ZDGG001)

作者简介: 何林阳(1988-), 男, 硕士, 主要从事超分辨率图像重建技术的研究。Email: hely1214@126.com

## 0 引言

图像配准技术作为图像处理的一种基本手段,在航空影像自动绘图、超分辨率图像重建、计算机视觉、模式识别等领域都有着广泛的应用<sup>[1]</sup>。简单来说,图像配准就是设法建立两幅图像之间的对应关系,确定相应几何变换参数,对两幅图像中的一副进行几何变换的方法。目前,图像配准算法大致可分为:

(1) 基于域的方式。采用相关技术,计算方式简单,硬件易实现,但要求对整幅图像的所有像素操作,由此带来计算量大、场景适应性差、易受光照变化的影响等一系列问题<sup>[1]</sup>。

(2) 基于特征的方式。将整个图像的各种分析转化为图像特征的分析,大大压缩了图像信息的数据量,同时保持了图像的平移、旋转、缩放方面的特征,故在配准时计算量小、速度较快、鲁棒性好。

近几年国内外学者对特征描述提出了很多新的算法,如 BRIEF<sup>[2]</sup>、ORB<sup>[3]</sup>、BRISK<sup>[4]</sup>、FREAK<sup>[5]</sup>等二值特征描述子,这些算法利用局部图像邻域内随机点对的灰度大小关系来建立局部图像特征描述子,得到的二值特征描述子不仅匹配速度快,而且存储要求内存低,因此在快速图像配准中具有很好的应用前景,但这些算法在环境适应能力、实时性及匹配精度方面仍无法满足工程应用的要求。

为了能够进一步提高整个配准过程的效率,文中在 Binary Robust Invariant Scalable Keypoints(BRISK)算法<sup>[4]</sup>的基础上,提出了一种高效的改进 BRISK 特征的快速图像配准算法,该方法在保证配准速度的基础上,明显提高了各种不同成像条件下图像配准精度。

## 1 BRISK 算法原理<sup>[4]</sup>

BRISK 算法主要包含三步:角点检测、特征描述、特征匹配。首先,构建尺度空间金字塔,并通过 Adaptive and Generic Accelerated Segment Test (AGAST) 角点检测算子<sup>[7]</sup>提取连续尺度空间中亚像素级精度的稳定极值点。然后,利用局部图像邻域内随机采样点对的灰度大小关系来建立局部图像的二值特征描述子。最后,采用汉明距离进行特征匹配。

AGAST 角点检测算法是对著名的 FAST 角点

检测算法<sup>[6]</sup>的改进。参考文献[7]指出图像的显著特性在平面上是连续的,在尺度空间也是连续的。因此,参考文献[4]通过构建尺度空间金字塔,采用 AGAST 算法检测角点,对连续尺度空间里的测度响应函数值进行二次线性拟合,并在尺度空间进行非极大值抑制,剔除非稳定极值点。通过位置内插法对各层中的稳定极值做一维抛物线拟合,最终得到在连续尺度空间里具有亚像素级定位精度的稳定极值点。

BRISK 特征描述采用自定义的邻域采样模式,如图 1 所示,即以特征点为中心的 40×40 像素块内构建多个同心圆,采样点(圆点)等间距分布在圆周上,共 60 个采样点。

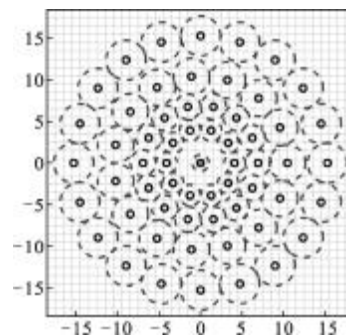


图 1 BRISK 邻域采样模式

Fig.1 BRISK sampling pattern

设采样点对集  $\Omega$ , 采用欧氏距离定义短距采样点对集  $S$  和长距采样点对集  $P$ :

$$S = \{(p_i, p_j) \in \Omega \mid \|p_j - p_i\| < \delta_{\max}\} \subseteq \Omega \quad (1)$$

$$P = \{(p_i, p_j) \in \Omega \mid \|p_j - p_i\| > \delta_{\min}\} \subseteq \Omega \quad (2)$$

通常取阈值  $\delta_{\max} = 9.75t$  ( $t$  是连续尺度空间角点检测过程中提取的尺度特征量),  $\delta_{\min} = 13.67t$ 。令  $L$  表示长距采样点对集  $P$  的元素个数,  $g(p_i, p_j)$  表示点对  $(p_i, p_j)$  的梯度,角点的特征方向定义为:

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{L} \cdot \sum_{(p_i, p_j) \in P} g(p_i, p_j) \quad (3)$$

在 BRISK 特征描述之前,需完成预旋转操作,即将采样模板沿中心顺时针旋转角度  $\alpha$ ,  $\alpha = \arctan 2(g_y, g_x)$ 。然后,在短距采样点集  $S$  中对比采样点对  $(p_i^\alpha, p_j^\alpha)$  的强度,形成 512 bits 的二值化特征描述,其每个比特  $b$  定义如下:

$$b = \begin{cases} 1, & I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i), \forall (p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

对上述二值特征描述采用汉明距离实现特征匹配,最终得到图像的全局运动估计。与 BRIEF、ORB 等相比,BRISK 算法采用构造连续尺度空间和预旋转操作,保证了 BRISK 描述子的尺度不变性和旋转不变性,非常适合快速高精度的图像配准过程。

## 2 改进的 BRISK 算法

如前所述,BRISK 算法在特征提取和匹配过程中,主要针对图像角点处的局部信息,而忽视了角点分布信息,匹配策略单一,导致图像配准结果存在较大的误差。文中针对 BRISK 算法的缺陷提出两点改进:基于图像显著性的自适应阈值选择方法和基于 FLANN 结合 RANSAC 方法的快速二值特征匹配算法。

### 2.1 基于图像显著性的自适应阈值选择方法

研究表明,图像中特征点分布越均匀,图像配准越精确<sup>[6]</sup>,角点分布的均匀性主要取决于阈值的选取,合理地选择阈值能提高图像配准的精度。AGAST 角点检测算法中阈值  $T$  过大,会造成特征点数量过少,且集中分布在显著区域而平滑区域特征点过少甚至没有;阈值  $T$  过小,会造成特征点数量过多,计算量过大,误匹配点对数量也会增多。如图 2 所示(圆圈的圆心表示特征点,圆的半径表示尺度特征量),图 2(a)的角点检测阈值过大,其角点只分布在细节纹理丰富的窗户和球面倒影区;图 2(b)的角点检测阈值过小,其角点数量过多,分布不均匀,纹理丰富的窗户和球面倒影区角点明显多于其他区域。阈值的选取主要与局部区域的显著特性有关。参考文献[9]提出 Spectral Residual 理论,它通过提取图像的频谱残差构造空间域中的显著性映射关系,该算法具有快速准确的优点。

在 Spectral Residual 理论上,文中提出一种基于图像显著性的自适应阈值选取方法。首先,利用频谱残差法获得图像的显著性区域图。然后,根据图像区域显著特性自适应选择阈值,最后,利用自适应阈值在上述连续尺度空间中提取角点。具体步骤如下:

(1) 图像分块。将源图像分割成大小相同的子块,如图 2(c)所示,子块越小特征分布越均匀,但计算量会增大。

(2) 对每个子块求取其图像显著性。给定输入图像  $I(x)$ (为了减少计算量,可将源图像下采样成  $64 \times 64$  的低分辨率图像),分别计算图像的 Fourier 频谱和

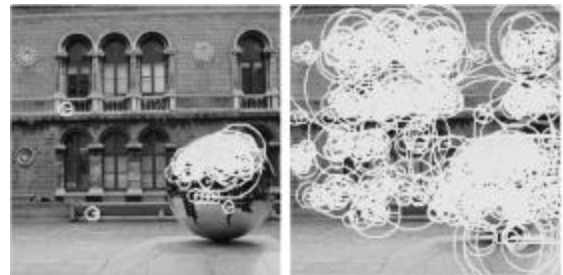
log 频谱。其 Fourier 振幅频谱记为  $A(f)$ , Fourier 相位频谱记为  $P(f)$ , log 频谱记为  $L(f)$ ,如公式(5)所示。计算频谱残差  $R(f)$ ,如公式(6)所示。

$$L(f) = \log(A(f)) \tag{5}$$

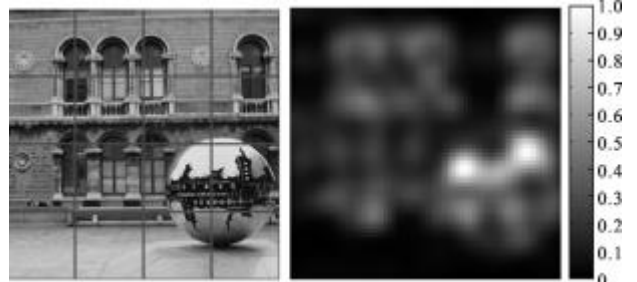
$$R(f) = L(f) - h_3(f) * L(f) \tag{6}$$

式中:  $h_3(f) = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$  为局部均匀滤波器。计算图像显著性特征分布  $G(x) \in [0, 1]$ ,如公式(7)所示。为了获得更好的视觉效果,文中采用高斯核  $g(x) (\sigma=8)$  对显著性区域分布图做平滑滤波,得到的图像显著性特征分布如图 2(d)所示。

$$G(x) = g(x) * F^{-1}[\exp(R(f) + P(f))]^2 \tag{7}$$



(a) 阈值  $T=160$  (b) 阈值  $T=60$   
(a) Threshold=160 (b) Threshold=60



(c) 分块示意图 (d) 图像显著图  
(c) Block diagram (d) Saliency map



(e) 自适应阈值  
(e) Adaptive threshold

图 2 角点提取结果

Fig.2 Results of corner extracting



$$T_i = 160 \cdot \frac{1}{b} \sum_{x \in B_i} (G_x), \text{ if } T_i < 40, T_i = 40 \quad (8)$$

(3) 自适应阈值选取。利用每一子块的图像显著性自适应选择每一子块本身的 AGAST 角点检测阈值  $T_i$ , 如公式(8)所示, 其中,  $G_x$  如公式(7),  $B_i$  表示第  $i$  个图像子块,  $b$  表示子块内像素个数, 采用自适应阈值检测时, 其角点分布如图 2(e), 其角点数量适中且分布均匀。对比图 2(a)、(b)、(e)可知, 采用文中自适应阈值的角点检测方法能有效地解决角点分布不均的问题。

### 2.2 改进的特征匹配方法

BRISK 算法采用逐一计算两组二进制特征的最小汉明距离, 即可获得图像间的匹配点对, 但这种匹配方法速度慢且存在错误的匹配点对, 影响模型估计的精度和运算效率。为此文中提出基于快速最近邻搜索 Fast Library for Approximate Nearest Neighbors (FLANN)的二值特征匹配策略<sup>[10]</sup>, 通过随机抽样一致性(RANSAC)剔除误匹配点对。最近邻距离采用汉明距离计算, 如公式(9)所示:

$$D(R, I) = \sum_{i=0}^{511} a_i \oplus b_i \quad (9)$$

式中:  $a_i$  为参考图像任意角点的 BRISK 二值特征描述  $R(a_0, a_1, \dots, a_{511})$  中第  $i$  位;  $b_i$  为待配准图像任意角点的 BRISK 二值特征描述  $I(b_0, b_1, \dots, b_{511})$  中第  $i$  位。

由于 BRISK 特征向量是高维向量, 以往基于 KNN 或随机  $k-d$  树的最近邻搜索算法, 计算量太大, 匹配精度也不高。参考文献[10]提出了一种更适合高维二进制特征的最近邻搜索算法——FLANN, 搜索效率显著提高。RANSAC 算法计算过程稳定可靠, 精度高, 对噪声和误匹配特征有较强的鲁棒性, 能较好地剔除误匹配点对。因此, 文中首先采用 FLANN 算法获得粗匹配点对集, 然后通过 RANSAC 算法获得最佳的匹配点对集, 通过图像投影变换模型计算图像的配准参数。具体步骤如下:

(1) 寻找最近邻和次近邻。通过 FLANN 算法查找每个特征点的最近邻和次近邻特征点。假设参考图像中特征点  $k$  的最近邻和次近邻分别为待配准图像中的两个特征点  $i, j$ , 它们与特征点  $k$  的汉明距离分别为  $D_{ik}, D_{jk}$ 。

(2) 匹配特征点对, 获得粗匹配点对集。计算匹配比率  $D_r = D_{ik}/D_{jk}$ , 如果  $D_r$  小于规定阈值  $T_d$ (文中取

$T_d=0.55$ ), 则  $k$  与  $i$  匹配成功, 否则匹配失败。

(3) 采用 RANSAC 方法剔除误匹配点对, 获得最佳匹配点对集。

(4) 计算图像配准参数。将最佳匹配点对集的位置参数代入图像投影变换模型, 采用 Direct Linear Transformation(DLT)算法求解方程组, 得到图像的配准参数(缩放、旋转、平移)。

## 3 仿真实验和结果分析

文中采用改进后的 BRISK 算法完成两幅待配准图像的特征检测、特征描述以及特征匹配, 并利用 DLT 算法求出图像间的最优空间几何变换关系。实验中, 以 2.6G-Pentium(R) D 为平台, 在 MATLAB R2012b 和 VC++6.0 软件环境下编程实现。分别采用自定义仿真图像和图像库实测图像进行图像配准性能评价实验。

实验采用的基准图像大小为 256 pixel×256 pixel, 分别利用 SIFT 算法<sup>[11]</sup>、原 BRISK 算法<sup>[4]</sup>和文中改进的 BRISK 算法进行图像配准。仿真参数、计算结果和运算时间分别如表 1 和表 2 所示, 配准结果如图 3 所示。

表 1 图像配准精度对比

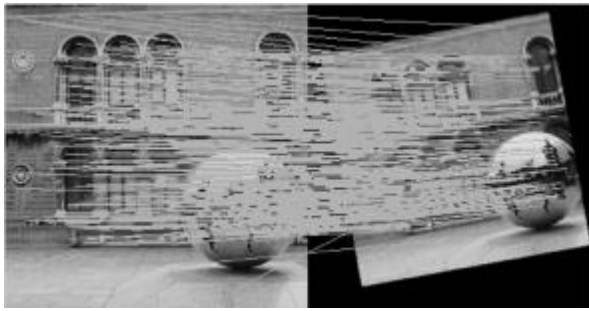
Tab.1 Comparison of image registration accuracy

Real parameter	SIFT		Original BRISK		Proposed method	
	Estimate	Error	Estimate	Error	Estimate	Error
Horizontal offset /pixel	10	11.233 1.233	12.826	1.826	10.121	0.121
Vertical offset /pixel	6.5	7.426 0.926	6.997	0.497	6.644	0.144
Rotation/(°)	10.26	10.220 0.040	11.255	0.995	10.288	0.028
Scale /pixel	0.8	1.251 0.451	0.812	0.012	0.802	0.002

表 2 配准各阶段的运行时间(单位:ms)

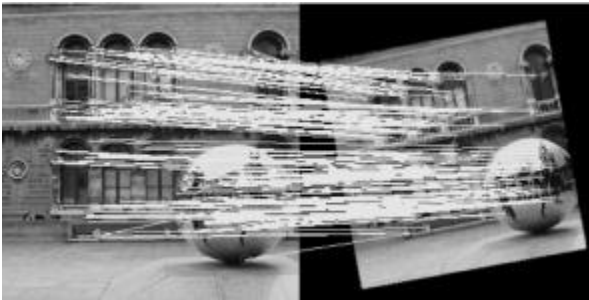
Tab.2 Running-time of every part of different matching algorithm(Unit: ms)

	Detector	Descriptor	Matching	Total
SIFT	1 232.23	865.22	217.71	2 315.16
Original BRISK	8.54	12.06	0.38	20.98
Proposed method	9.62	10.33	3.82	23.77



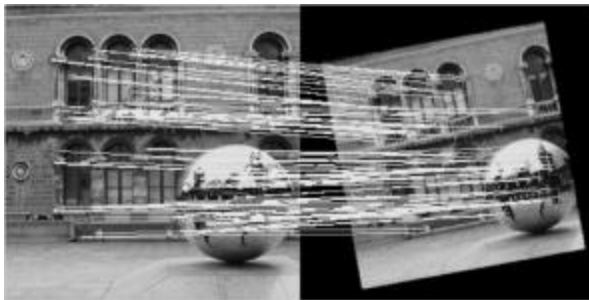
(a) SIFT 算法匹配后图像

(a) SIFT algorithm



(b) BRISK 算法匹配后图像

(b) BRISK algorithm



(c) 文中算法匹配后图像

(c) Proposed method in this paper

图 3 不同算法的配准结果

Fig.3 Matching results of different algorithms

表 1 给出了 3 种图像配准方法的配准精度对比,从表 1 可知,SIFT 算法和 BRISK 算法的估计精度只达到像素级,改进的 BRISK 算法估计精度优于 0.2 个像素,满足机器视觉、超分辨率图像重建等领域的亚像素级图像配准精度要求(误差在 0.4 个像素以内)<sup>[1]</sup>。

表 2 给出了 3 种图像配准方法各阶段的运行时间比较,由表 2 可知,SIFT 算法提取的特征点数量大、描述特征点的特征向量维数多(128 维),这将导致运算量大,耗时长,总时间超过 2 s, BRISK 算法和文中算法均采用二进制特征描述,其算法简单,运行时间较快,其运算速度是 SIFT 算法的 100 倍,均

在 25 ms 以内,满足快速图像配准的要求。

通过对比 3 种方法的匹配结果(图 3)可知,SIFT 算法和 BRISK 算法都存在个别误匹配点对,文中算法采用自适应阈值使得特征点分布均匀,利用 FLANN 结合 RANSAC 的方法匹配特征剔除了误匹配的特征点和不必要的特征点,使计算精度有了较大改善和提高。以上结果表明:改进的算法能够解决存在平移变化、旋转变化和尺度变化的两幅图像的快速配准问题,其结果达到亚像素级配准精度。

此外,文中还对大量图像库中的图像进行了配准实验,如图 4 所示。其中,图 4(a)是大小为 306 pixel×386 pixel 的两幅在不同视角拍摄的海岸景物的配准结果;图 4(b)是大小为 635 pixel×480 pixel 的两幅在不同视角拍摄的机场图像的配准结果。配准的实测图像都没有加入拼接线和匀色处理。两幅图像的边缘重叠性好,能实现无缝拼接。采用文中算法对不同纹理区域的匹配适应性较强,配准参数计算正确,运算速度快,配准效果好。

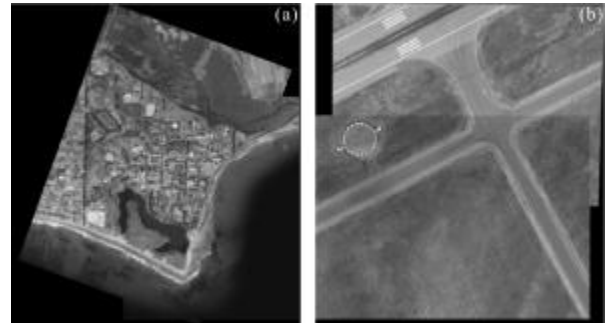


图 4 海岸图像和机场图像的配准结果

Fig.4 Registration results of images of coast and airfield

## 4 结论

文中提出了一种改进 BRISK 特征的快速图像配准算法。该方法首先构建连续尺度空间,通过频谱残差法获得图像显著性评价,利用图像区域显著性自适应选择角点检测阈值。然后,利用 FLANN 算法实现快速二进制特征匹配,并结合 RANSAC 算法剔除误匹配点对,最后利用 DLT 算法估计图像间的空间几何变换参数最终完成配准,在保持原算法运算速度的前提下,明显的提高了配准精度。在参考图像为 256 pixel×256 pixel 时,文中算法能同时估计放缩、平移、旋转变化量,达到亚像素级精度,毫秒级实时性,实测场景图像配准精确。

## 参考文献:

- [1] Lin Hui, Du Peijun, Zhao Weichang, et al. Image registration based on corner detection and affine transformation[C]//IEEE International Congress on Image and Signal Processing, 2010, 5: 2184-2188.
- [2] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2010: 778-792.
- [3] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. Orb: an efficient alternative to sift or surf [C]//Proc of IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV), 2011: 2564-2571.
- [4] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2011, 2548-2555.
- [5] Alexandre Alahi, Raphael Ortiz, Pierre Vandergheynst. FREAK: fast retina keypoint [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2012: 16-21.
- [6] Elmar Mair, Hager Gregory D, Darius Burschka, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2010, 6312: 183-196.
- [7] Koch C, Poggio T. Predicting the visual world: silence is golden[J]. Nature Neuroscience, 1999, 2(1): 9-10.
- [8] Erkan Bostanci, Nadia Kanwal, Clark Adrian F. Feature coverage for better homograph estimation : an application to image stitching [C]//Proceedings of the 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), 2012: 448-451.
- [9] Hou Xiaodi, Zhang Liqing. Saliency detection: a spectral residual approach [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [10] Muja M, Lowe D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration [C]//International Conference on Computer Vision Theory and Application (VISSAPP), 2009: 331-340.
- [11] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV), 2004, 60(2): 91-110.