

文章编号:1007-2780(2018)06-0520-08

一种用于图像拼接的改进 ORB 算法

王 健, 于 鸣*, 任洪娥*

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘要:针对 Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)算法缺少尺度不变特性, 误匹配率高, 易造成图像拼接质量差等问题, 本文提出一种用于图像拼接的改进 ORB 算法。首先使用一种基于尺度不变的特征检测算法对图像进行特征点检测, 然后用 ORB 描述算法对特征点进行特征描述, 用 ORB 匹配算法进行粗匹配, 再用双向匹配和 Random Sampling Coherence(RANSAC)算法对匹配点进行精匹配和提纯, 进一步提高其正确率, 最后使用渐入渐出加权融合完成图像拼接。实验结果表明, 本文方法在图像的缩放和旋转、模糊、光照强度、拍摄视角等情况下都具有优秀的鲁棒性和稳定性, 是一种实时性强、准确度高、拼接质量优秀的图像拼接方法。

关 键 词: 尺度不变; 双向匹配; 图像配准; 图像拼接

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183306.0520

Improved ORB algorithm used in image stitching

WANG Jian, YU Ming*, REN Hong-e*

(College of Information and Computer Engineering,
Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: In order to solve the problems that the Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) algorithm does not have the feature of scale invariance, the highly false positive rate and the bad quality of the spliced image, this paper provides an improved ORB algorithm for image stitching. Firstly, a feature-based detection algorithm based on the same scale is used to detect the feature points of the image. Then the features of the detected feature points are described by using the ORB descriptor, and then the ORB matching algorithm is used for the rough matching. The bidirectional matching method and Random Sampling Coherence (RANSAC) algorithm are used to match and refine matching points to further improve its accuracy. Finally, the image mosaic is completed by fade-in-weight fusion. The experimental results show that the proposed algorithm is robust and stable against different illumination conditions, such as different rotation angles, low resolution and varying scale. It is a short time-consuming, high-precision and good image mosaic method.

Key words: scale invariant; bidirectional matching; image registration; image stitching

收稿日期: 2017-12-08; 修订日期: 2018-03-23.

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No.2572017PZ10)

Supported by Central University Basic Research Funding for Specialized Projects Funded (No. 2572017PZ10)

* 通信联系人, E-mail: yuming@nefu.edu.cn; E-mail: nefu_rhe@163.com

1 引言

图像拼接是将多个照片或图像与重叠的视野相结合以生成分段全景图或高分辨率图像的过程。图像拼接技术是计算机视觉和数字图像处理领域中一个研究重点,是由图像预处理、图像配准和图像融合等3个过程所组成^[1-3]。

图像拼接最重要的过程是图像配准,图像配准算法有两类:基于区域和基于特征。在待配准的图像对中,以一幅图像作为参考图像,其它图像则称为待配准图像。图像配准需要将待配准图像进行空间几何变换使得与参考图像对齐。基于区域灰度强度的配准方法是通过模板在拼接图像中寻找与参考图像相似度最高的模版,从而找到最佳的配准位置;基于特征的配准方法则是通过匹配几幅图像中相似度最高的特征点,来找到最好的配准效果,其中特征有:角点、线和轮廓等^[4-7]。

Lowe 提出了尺度不变的 Scale Invariant Feature Transform (SIFT)特征检测算法,是基于特定兴趣点,对于图像缩放和旋转是不变的,它们对光照、噪音和视角的微小变化也是强有力的,但是整个过程消耗时间太多,不符合实时性的条件^[8]。Herbert Bay 提出了 Speeded-Up Robust Features(SURF),SURF 算法的优点是速度快于 SIFT 且稳定性好;在时间上,SURF 运行速度大约为 SIFT 的3倍^[9]。Ethan Rublee 提出了 ORB,其主要优点是运行速度大约是 SIFT 的两个数量级,是 SURF 的一个数量级,能满足实时性要求,但是其鲁棒性不如 SIFT,误匹配率高^[10-12]。

兼顾配准精度和消耗时间,本文使用一种尺度不变的特征点检测算法。该算法通过构造尺度不变特征点来弥补 ORB 算法缺少尺度不变的特性,同时采用双向匹配和 RANSAC 算法来降低误匹配率和提高配准精确度,通过本文方法获得的拼接后的图像无明显错位,拼接图像的效果良好。

2 改进的 ORB 算法

ORB 算法是由检测特征点、计算特征点描述符、匹配特征点等三部分组成。首先,构造多尺度空间,在每层尺度空间通过改进 Features from Accelerated Segment Test(FAST)算法来检测特

征点。然后,用具有旋转的 Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF)来生成图像局部特征的二值描述子。最后,使用汉明距离进行相似性匹配。

本文针对 ORB 算法不具备尺度不变性和误匹配率高的问题,提出用一种新的特征检测算法来提取图像的特征点,同时采用双向匹配和 RANSAC 算法来提高匹配正确率。

2.1 特征点检测及描述

先对图像构建金字塔,金字塔包含普通层和中间层,数量各为4个。各层的缩放尺度如式(1):

$$t(c_i) = 2^i, t(d_i) = 2^i \times 1.5, \quad (1)$$

其中: c_i 代表图像的正常层, d_i 表示图像的中间层,彼此各层的变换关系如表1。

表1 图像金字塔
Tab.1 Image pyramid

图像层	图像宽	图像高
c_0	w	h
d_0	$2/3w$	$2/3h$
c_1	$1/2w$	$1/2h$
d_1	$1/3w$	$1/3h$
c_2	$1/4w$	$1/4h$
d_2	$1/6w$	$1/6h$
c_3	$1/8w$	$1/8h$
d_3	$1/12w$	$1/12h$

可以得到8层结构的图像金字塔,普通层之间缩放因子是2倍关系,中间层之间缩放因子也是2倍关系。

每一层图像选择 FAST 9-16 掩模形状进行关键点检测,这基本上要求图像中某像素点的灰度值比其周围16像素圆中连续的9个都要大。

初始,让 FAST 9-16 探测器使用相同的阈值在普通层和中间层确定潜在的感兴趣的区域。接下来,对这些区域的点进行位置和尺度空间上的非极大值抑制:所讨论的点需要满足相同层8邻域内和上下总共26个邻域点中的 FAST 分数为最大。

由于相邻图层用不同的离散化表示,所以在分数最大值的图层中,选择边长为2像素在区域

的边界处插值。为了获得在 c_0 以下的虚拟图层 d_{-1} 的 FAST 分数,我们在 c_0 上应用 FAST 5-8 掩模。但是, d_{-1} 的分数在这里不要求低于普通层 c_0 中的检查点的得分。

考虑到图像显着性不仅是整个图像的连续量,而且也是沿着尺度维度变化的,我们对每个检测到的最大值进行亚像素和连续比例细化。为了限制细化过程的复杂性,我们首先将最小二乘的二维二次函数拟合到 3 个分数中(在关键点层,上面的层和下面的层中获得),使 3 个子像素精化的显着性最大。接下来,这些精炼得分被用于拟合沿着刻度轴的一维抛物线,产生最大得分估计和最大刻度估计,作为最后一步,我们重新插补确定图层中的图像坐标,这就解决了尺度不变性。

由于 FAST 特征点不具有方向性,因此本文使用一个简单而有效的角度方向度量-强度质心来解决这个问题。

假设角的强度偏离其中心,并且这个矢量可以用于计算方向。对于一个特征点 P 来说,定义 P 的邻域像素的矩为:

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in r} x^p y^q I(x,y), \quad (2)$$

其中: $I(x,y)$ 为点 (x,y) 处的灰度值, P 和 q 决定了灰度矩的阶数,该灰度矩的质心为:

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right). \quad (3)$$

我们可以从角点的中心到质心构造一个向量,其夹角计算公式如下:

$$\theta = \text{atan2}(m_{01}, m_{10}). \quad (4)$$

为了提高这个方法的旋转不变性,我们要确保 x 和 y 在半径为 r 的圆形区域内,即 $x, y \in (-r, r)$, r 等于邻域半径。

本文采用 ORB 算法中的 Rotated BRIEF (rBRIEF) 二进制特征点描述子对检测到的特征点进行描述,得到描述特征点。

2.2 特征点匹配

先采用 ORB 算法的特征点匹配方法进行粗匹配,再使用双向交叉匹配算法,使得匹配的结果更加精确。双向交叉匹配的相似度测量的基本思想:首先,以参考图像检测到的描述特征点为参考点 M_1 ,计算参考图像与待配准图像中的描述特征点的汉明距离,求出最近邻描述特征点 M_{2j} 与次近邻描述特征点 M_{2k} ,假如最近邻描述特征点

M_{2j} ,与次近邻描述特征点 M_{2k} ,满足式(5),那么参考点 M_1 的特征匹配点为最近邻特征点 M_{2j} ,遍历参考图像中所有的描述特征点,得到匹配点对集为 M_A 。同理,以待配准图像的描述特征点为参考点 M_2 ,得到匹配点对集 M_B 。最后,如果 M_A 中的一对匹配点与 M_B 的一对匹配点相同,则认为这对匹配是正确的。

$$\frac{D(M_1, M_{2j})}{D(M_1, M_{2k})} < T_h, \quad (5)$$

式中: $D(M_1, M_{2j})$, $D(M_1, M_{2k})$ 分别是参考图像的特征点与待配准图像的征点的最近邻特征点的距离相似性度量值、次最近邻特征点的距离相似性度量值, T_h 是设定的阈值为 0.6。双向匹配算法的使用,能够有效地删去两幅图像的大多数错误和重复的匹配点对。

RANSAC 是一种迭代方法,用于从包含异常值的一组观测数据中估计数学模型的参数,且异常值不会影响估计值。有时,它也可以被解释为异常值检测方法^[13]。

通过 RANSAC 算法在匹配点对数据中进行随机采样来估计出最佳单应性矩阵 F ,矩阵大小为 3×3 。需要计算矩阵 F 的 8 个参数,则至少需要 4 组匹配对。假设两幅二维图像中的一个匹配点对为 $N_i = (u, v, 1)^T$ 和 $N_i' = (u', v', 1)^T$,变换矩阵 F 满足:

$$[u_i' \ v_i' \ 1] \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = 0. \quad (6)$$

对变换矩阵 F 进行归一化,然后再计算 N_i 进行变换后得到的坐标到 N_i' 的距离 $d(N_i', FN_i)^2$,同时对 N_i' 做相同的计算得到距离 $d(N_i, FN_i')^2$ 。

$$d_i = d(N_i', FN_i)^2 + d(N_i, FN_i')^2. \quad (7)$$

RANSAC 算法基本上由迭代重复的两个步骤组成:在第一步中,从输入数据集中随机选择一个包含最小数据项的样本子集;在第二步中,算法检查整个数据集的哪些元素与从第一步获得的估计模型参数实例化的模型一致。

如果一个数据元素不符合由一组估计模型参数实例化的拟合模型,在某个误差阈值 d_i 内定义了归因于噪声影响的最大偏差,则该数据元素将被视为异常值,通过不断迭代,找到最佳矩阵 F 。

3 图像拼接

使用两幅图像的最终的匹配特征点对,通过式(8)能够计算出所需要的变换矩阵 $\mathbf{H}$,将待拼接图像乘以矩阵 $\mathbf{H}$,最后,所得结果与参考图像进行线性相加。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

式中, (x, y) 和 (x', y') 是待拼接图像和参考图像的匹配点对。

因为两幅图像在曝光、噪音等方面存在不同,完成线性相加后,最后得到的拼接图像上经常会出现鬼影或重影等问题,从而导致拼接效果不理想,本文使用了渐入渐出加权融合算法来平滑缝合线,解决拼接后图像存在的鬼影问题^[14]。融合方法如下:

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y), & (x, y) \in I_1 \\ a_1 f_1(x, y) + a_2 f_2(x, y), & (x, y) \in I_2 \\ f_2(x, y), & (x, y) \in I_3 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: I_1 为参考图像的非重叠部分, I_2 为两幅图像的重叠部分, a_1 和 a_2 , 分别为参考图像和待拼接图像的可变加权值,与重叠部分有关,同时, $a_1 + a_2 = 1, 0 \leq a_1 \leq 1, 0 \leq a_2 \leq 1, I_3$ 为待拼接图像的非重叠部分。在重叠部分, a_1 由 1 逐渐变小为 0, a_2 由 0 逐渐变大为 1, 这样就能够完成参考图像与拼接图像之间的平滑融合。

4 实验结果及分析

实验选取了不同情形下的 4 对图像进行图像配准和 2 对图像进行图像拼接,来验证本文算法、ORB 算法、SIFT 算法的各性能指标,对其匹配正确率、消耗时间、配准精确度和拼接效果进行了定量与定性分析。

4.1 实验环境

算法的仿真条件,联想电脑:处理器为 Intel (R) Core(TM) i7-6700, 主频 3.40 GHz, 内存为 4 GB, 64 位 Win7 操作系统、Visual Studio 2017 和 OpenCV2.4.13.4。

4.2 评价指标

对于实验结果,本文使用匹配正确率、运行时间和均方根误差等参数对其进行较为全面地评价与分析。

(1)使用一种相对客观的匹配正确率 Correct Matching Rate (CMR) 来评价匹配点对的正确率,CMR 值越大,相应地匹配准确率就越高,CMR 定义为:

$$\text{CMR} = \frac{n_c}{n}, \quad (10)$$

式中, n_c 为正确匹配点对数量, n 为所有匹配点对数量。

(2)使用各算法的消耗时间对配准速度进行测定与分析。

(3)使用均方根误差 Root Mean Square Error (RMSE) 进行参考图像与配准后图像之间的精确度测量,根据式(11)计算它们的离散程度,如果 RMSE 的值越小,离散程度就越小,说明精度越高,拼接效果越好,反之,拼接效果越差。RMSE 计算公式:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \times \sum_{i=1}^M \| (x_i, y_i) - f(x_i', y_i') \|^2}, \quad (11)$$

式中: M 为最终配点对数目, (x, y) 为参考图像特征点的坐标, (x', y') 为待配准图像特征点的坐标, $f(\cdot)$ 为仿射变换模型。

4.3 配准性能评价

采用 K. Mikolajczyk 和 C. Schmid 创建的基

准数据库中的 4 对测试图像分别对各算法在旋转和缩放、模糊、光照强度、拍摄视角等情形下,进行了性能测试,并且与 ORB 算法和 SIFT 算法进行对比。如图 1 的各图像大小均为 850×680 像素。



图 1 不同环境匹配测试图像
Fig.1 Different environment matching test images

表 2 为正确率和时间,表 3 为配准精度评价指标(均方根误差)。由表 2 比较可以看出,在图 1(a)尺度缩小和左旋,即远景与旋转拍摄的实验图片中,本文的 ORB 改进算法效果显著,仅仅增加了少许消耗时间,但是加强了尺度缩放与旋转不变性,匹配点对数增加,准确率提高

了约 14%;在图 1(d)角度变换方面也提升了约 16%。与 SIFT 算法相比较,本文算法获取的匹配特征点数略少,但消耗的时间减少了将近 2 个数量级,通过改进的匹配算法,使其匹配正确率也与 SIFT 的相差无几,在拍摄视角方面还优于 SIFT。

表 2 正确率和时间
Tab.2 Correct rate and time

图像序号	方法	匹配点对数	正确点对数	CMR/%	时间/s
图 1(a)	ORB	125	107	85.60	0.016 2
	SIFT	211	204	96.68	1.631 2
	本文算法	156	152	97.50	0.018 3
图 1(b)	ORB	71	68	95.77	0.009 9
	SIFT	101	93	92.08	0.987 6
	本文算法	67	62	92.53	0.014 5
图 1(c)	ORB	71	66	92.30	0.014 6
	SIFT	110	96	95.05	1.013 4
	本文算法	75	73	97.33	0.016 8
图 1(d)	ORB	32	22	68.75	0.008 6
	SIFT	26	19	73.07	0.871 1
	本文算法	30	24	80.00	0.009 8

表 3 均方根误差

Tab.3 Root mean square error

图像序号	ORB	SIFT	本文算法
图 1 (a)	0.700 1	0.544 3	0.534 1
图 1 (b)	0.586 0	0.565 3	0.594 2
图 1 (c)	0.588 2	0.533 2	0.567 8
图 1 (d)	0.776 3	0.660 3	0.688 0

由表 3 可以看出,ORB 算法的 RMSE 均值最大,相应的配准效果最差。本文算法的 RMSE 均值比 SIFT 略高,但比起 ORB 算法,平均降低了 10.06%。

4.4 图像拼接结果

图 2(a)与图 2(b)是在地面用照相机拍摄的正常情况下的图像,分别用 SIFT 算法、本文算法 and ORB 算法对参考图像与待拼接图像进行实验,其结果如图 3(a)~图 3(c)所示。图 4(a)~图 4(c)为上述 3 种拼接图像方法的缝合处的边缘放大部分,即图中划红圈的部分。在图 4(a)中, SIFT 算法图像的拼接效果优秀,几乎没有错位,从图 4(b)可以看出,本文算法也无明显的鬼影错位现象,但是在图 4(c)中可看出,ORB 算法图像的拼接效果最差,错位现象很严重。

正常情况下,本文算法拼接效果与 ORB 算法相比有显著提高,与 SIFT 算法一样优秀。

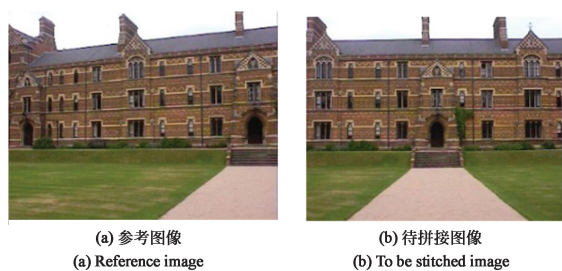


图 2 正常环境实验图像

Fig.2 Normal environment experiment images



(a) SIFT 拼接图像

(a) SIFT mosaic image



(b) 本文算法拼接图像

(b) The algorithm of mosaic image



(c) ORB 拼接图像

(c) ORB mosaic image

图 3 各算法拼接图像

Fig.3 Each algorithm splicing images



(a) SIFT 边缘部分

(a) SIFT edge section



(b) 本文算法边缘部分

(b) Edge of the algorithm in this paper



(c) ORB 边缘部分

(c) ORB edge section

图 4 拼接图像的边缘部分

Fig.4 Stitch the edge of the images

图 5(a)与图 5(b)是用无人机航拍的非正常情况下的,即出现了尺度缩小和少许旋转图像,再一次用 3 种拼接算法对参考图像与待拼接图像进行实验。在图 6(a)和 6(b)中,本文算法与 SIFT 的拼接效果良好,在图 6(c)中可看出,ORB 算法图像的拼接效果最差,楼层有严重畸变。

在拍摄的图像有尺度缩小和旋转情况下,本文算法拼接效果依然良好。

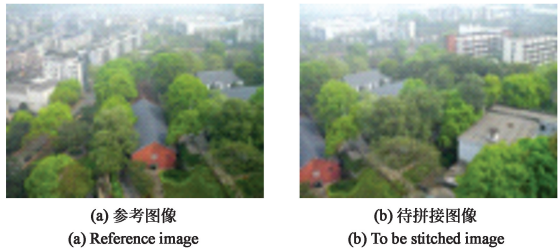


图 5 尺度缩小的实验图像
Fig.5 Scale down experimental images



(a) SIFT 拼接图像
(a) SIFT mosaic image



(b) 本文算法拼接图像
(b) The algorithm of mosaic image



(c) ORB 拼接图像
(c) ORB mosaic image

图 6 各算法拼接图像
Fig.6 Each algorithm splicing images

由表 4 可知,与 ORB 相比本文算法增加了少许时间开销,但与 SIFT 相比,时间是大大减少了,仅为 SIFT 的 1.4%,满足了图像拼接的实时性要求。

表 4 各算法图像拼接时间

Tab.4 Algorithm image stitching time

	SIFT	本文算法	ORB
图 2(a)与(b) 拼接时间/s	0.809 6	0.011 2	0.010 1
图 5(a)与(b) 拼接时间/s	1.148 1	0.016 4	0.014 4

5 结 论

本文提出一种用于图像拼接的改进 ORB 算法,并分别与 ORB 算法和 SIFT 算法进行图像拼接对比。实验结果表明,与 ORB 算法相比较,本文算法加强了尺度缩放特性,提高了匹配正确率,为图像拼接提供更为优秀的拼接模型;与 SIFT 算法相比较,本文算法图像拼接效果与其相差无几,但拼接时间仅为 SIFT 的 1.4%。考虑实时性和拼接效果两方面,本文算法将具有更好的应用前景。总体来说,本文提出了一种能满足实时性要求和配准精确度高的图像拼接方法。

参 考 文 献:

[1] GHOSH D, KAABOUCH N. A survey on image mosaicing techniques [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 34: 1-11.

[2] 赵岩,陈月,王世刚.结合投影误差校正的快速 SIFT 图像拼接[J].*光学 精密工程*,2017,25(6):1645-1651.

ZHAO Y, CHEN Y, WANG S G. Corrected fast SIFT image stitching method by combining projection error [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(6): 1645-1651. (in Chinese)

[3] XIE X, XU Y, LIU Q, *et al.* A study on fast SIFT image mosaic algorithm based on compressed sensing and

- wavelet transform [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2015, 6(6): 835-843.
- [4] AGHAJANI K, YOUSEFPOUR R, SHIRPOUR M, *et al.* Intensity based image registration by minimizing the complexity of weighted subtraction under illumination changes [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, 25: 35-45.
- [5] 李玉峰,李广泽,谷绍湖,等.基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法[J].*光学精密工程*,2016,24(5): 1197-1205.
- LI Y F, LI G Z, GU S H, *et al.* Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(5): 1197-1205. (in Chinese)
- [6] 王灿进,孙涛,陈娟.局部不变特征匹配的并行加速技术研究[J].*液晶与显示*,2014,29(2):266-274.
- WANG C J, SUN T, CHEN J. Speeding up local invariant feature matching using parallel technology [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2): 266-274. (in Chinese)
- [7] WANG W X, CAO T, LIU S, *et al.* Remote sensing image automatic registration on multi-scale Harris-Laplacian [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2015, 43(3): 501-511.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* Speeded-up robust features(SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE. 2011: 2564-2571.
- [11] ZHU J, REN M W. Image mosaic method based on SIFT features of line segment [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2014, 2014: 926312.
- [12] ZHAO H Y, ZHAO H C, LV J F, *et al.* Multimodal image matching based on Multimodality Robust Line Segment Descriptor [J]. *Neurocomputing*, 2016, 177: 290-303.
- [13] RAGURAM R, CHUM O, POLLEFEYS M, *et al.* USAC: a universal framework for random sample consensus [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(8): 2022-2038.
- [14] 陈思聪,刘晶红,何林阳,等.一种用于图像拼接的改进 BRISK 算法[J].*液晶与显示*,2016,31(3):324-330.
- CHEN S C, LIU J H, HE L Y, *et al.* Improved BRISK algorithm used in image mosaic [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(3): 324-330. (in Chinese)

作者简介:王健(1991—),男,辽宁鞍山人,硕士研究生,主要研究方向:图像识别与智能控制,E-mail:1069944640@qq.com

于鸣(1981—),男,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,讲师,主要研究方向:图像识别与智能控制,E-mail:yuming@nefu.edu.cn

任洪娥(1962—),女,吉林白山人,博士,教授,主要研究方向:图像识别与智能控制,E-mail:nefu_rhe@163.com