

## 基于纹理公因子的异源图像配准方法

杨凯斌<sup>1</sup>, 唐立军<sup>1</sup>, 刘晓春<sup>2a,2b</sup>, 吴定祥<sup>3</sup>, 卞一杰<sup>2b</sup>, 李正龙<sup>2b</sup>

(1. 长沙理工大学 物理与电子科学学院, 长沙 410114; 2. 国防科学技术大学 a. 航天科学与工程学院;  
b. 空天图像测量与视觉导航研究中心, 长沙 410073; 3. 长沙亿旭机电科技有限公司, 长沙 410114)

**摘 要:** 异源图像的成像机理不同, 导致同一场景的异源图像之间存在着较大的形变或者光照等差异, 异源图像配准很难直接运用尺度不变特征变换算法(SIFT)和快速鲁棒特征算法(SURF)等方法。为此, 针对异源图像提出一种基于纹理公因子的配准方法。根据傅里叶变换将异源图像变换到频率域并用 Gabor 模版进行滤波处理, 在空间域中利用 Sobel 算子对异源图像进行纹理公因子提取, 采用自定义规则选择匹配点, 通过随机抽样一致性算法对匹配点进行提纯, 根据提纯后的匹配点对求解单应变换参数, 经过坐标变换及插值分析实现异源图像配准。实验结果表明, 与 SIFT 和 SURF 等算法相比, 该方法的匹配准确率较高, 鲁棒性和异源图像配准效果较好。

**关键词:** 图像配准; 异源图像; 纹理; 自定义规则; 随机抽样

**中文引用格式:** 杨凯斌, 唐立军, 刘晓春, 等. 基于纹理公因子的异源图像配准方法[J]. 计算机工程, 2016, 42(11): 233-237.

**英文引用格式:** Yang Kaibin, Tang Lijun, Liu Xiaochun, et al. Different Source Image Registration Method Based on Texture Common Factor[J]. Computer Engineering, 2016, 42(11): 233-237.

## Different Source Image Registration Method Based on Texture Common Factor

YANG Kaibin<sup>1</sup>, TANG Lijun<sup>1</sup>, LIU Xiaochun<sup>2a, 2b</sup>, WU Dingxiang<sup>3</sup>, BIAN Yijie<sup>2b</sup>, LI Zhenglong<sup>2b</sup>

(1. School of Physical and Electronic Science, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China;  
2a. School of Aerospace Science and Engineering; 2b. Aerospace Image Measurement and Vision Navigation Research Center,  
National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 3. Changsha Billion Asahi Mechanical and  
Electrical Technology Co., Ltd., Changsha 410114, China)

**[Abstract]** The difference of imaging mechanism in different source image leads to large deformation or light and other differences between two different source images in the same scene, so it is difficult to directly use Scale Invariant Feature Transform(SIFT) or Speeded Up Robust Features(SURF) for different source images registration. For this reason, a registration method based on texture common factor is proposed for different source image. According to Fourier transform, the different source image can be transformed to frequency domain, and Gabor template is used for filtering. The method uses Sobel operator to extract the texture common factor from different source image in spatial domain. Matching point is selected by a custom rule, and the matching points can be purified by Random Sample Consensus(RANSAC). According to the purified matching points, the method can obtain the homography transformation parameters. Finally, after coordinate transformation and interpolation analysis, it achieves registration between different source images. Experimental results show that the method proposed in this paper has high matching accuracy and robustness compared with SIFT and SURF.

**[Key words]** image registration; different source image; texture; custom rule; random selection

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.11.038

## 0 概述

异源图像配准是指依据一些相似性度量决定图

像间的变换参数, 使从不同传感器、不同视角、不同时间获取的同一场景的 2 幅或多幅图像, 变换到同一坐标系下, 在像素层上得到最佳匹配的过程<sup>[1]</sup>。

**基金项目:** 湖南省教育厅科学研究项目“远程实验控制关键技术研究”(15K009)。

**作者简介:** 杨凯斌(1988—), 男, 硕士研究生, 主研方向为信号检测与处理; 唐立军, 教授; 刘晓春, 讲师、博士; 吴定祥, 高级工程师; 卞一杰、李正龙, 学士。

**收稿日期:** 2015-11-11

**修回日期:** 2016-01-07

**E-mail:** 869422100@qq.com

异源图像配准在视觉导航、目标识别和跟踪、图像重建、医疗诊断、机器视觉等领域中有非常重要的作用<sup>[2-3]</sup>。

国内外异源图像配准方法较多,按照其所依据的信息大致可以分为 2 类<sup>[4-6]</sup>:基于图像区域的方法和基于图像特征的方法。基于图像区域的方法通常是利用 2 幅图像灰度或者梯度信息来进行图像配准<sup>[7]</sup>,算法简单、抗噪声性强,但是不能解决图像的旋转、缩放等问题。基于图像特征的配准方法是通过图像的特征对图像进行配准,具有仿射不变性和稳定性等特点,但是由于异源图像特征存在不一致性、图像特征点匮乏或者特征点汇聚等原因,配准准确率不高<sup>[8]</sup>。近年来,不少学者致力于方便准确快速进行图像配准方法研究,文献[9]提出基于加速分割检测特征(Features from Accelerated Segment Test, FAST)和快速鲁棒特征(Speeded Up Robust Features, SURF)点提取法相结合的配准算法,保留了尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)点提取法对图像旋转、缩放、光照变化保持不变性,针对光照和形变不大的图像配准效果较好并提高了算法的运行速度,但未涉及异源图像配准。文献[10]应用视觉注意机制,计算图像的视觉显著度匹配系数,在客观性能指标和主观视觉一致性方面都有所提高。文献[11]利用图像的边缘特征来对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图和可见光图像进行配准,对于人造场景图像的配准准确率高,但是对于农田等自然景观配准存在误配准现象。

为此,本文提出一种基于纹理公因子的异源图像配准方法。该方法引入纹理公因子,采用自定义规则选点。利用 Gabor 模版在频率域和 Sobel 算子在空间域分别对异源图像进行处理来提取纹理公因子,并将其作为配准的特征因素,将异源图像之间的特征联系起来,对异源图像进行配准。采用自定义规则选点以避免因角点选择有误差导致配准准确率低的问题。

## 1 异源图像纹理公因子提取及配准方法

### 1.1 纹理公因子提取

纹理公因子是指图像间不容易受到干扰的较稳定的纹理组分。纹理公因子主要应用在图像灰度特征差异大或者形变严重的同源图像或者异源图像之间<sup>[12]</sup>。

#### 1.1.1 将图像从灰度域变换到频谱域的方法

灰度图像的各个组分在频谱域都对应一定的频带,在提取图像纹理公因子时,通过傅里叶变换将图像从灰度域变换到频谱域。

$$F(m, n) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) e^{-k_2 \pi \frac{im}{M} + \frac{jn}{N}} \quad (1)$$

其中,矩阵  $F(m, n)$  是图像矩阵  $f$  在空间域  $(i, j)$  处的灰度值;矩阵  $f(m, n)$  为对应频率域中的值。

#### 1.1.2 频率域中的图像滤波

通过低通滤波器对频率域中的图像进行滤波处理,可以滤除掉图像中的高频噪声信号。通过 Gabor 模板对图像进行卷积<sup>[13]</sup>,滤除掉背景光照等低频信号,保留不同物体之间比较稳定的大结构信息。

#### 1.1.3 图像从频谱域变换到灰度域的方法

经过傅里叶反变换<sup>[14]</sup>,将图像从频率域变换到灰度域,从而得到图像的公因子。

$$f(i, j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} F(m, n) e^{k_2 \pi \left( \frac{im}{M} + \frac{jn}{N} \right)} \quad (2)$$

其中,矩阵  $F(m, n)$  是图像矩阵  $F$  在频率域  $(m, n)$  处的值;矩阵  $f(i, j)$  为对应灰度域中的值。

#### 1.1.4 图像纹理提取

利用 Sobel 算子对已得到的公因子进行卷积得到异源图像的纹理公因子<sup>[15]</sup>。Sobel 算子是具有方向的梯度算子,典型的有  $x$  轴方向、 $y$  轴方向、 $45^\circ$  方向和  $135^\circ$  方向,因此,选择  $3 \times 3$  的  $x$  轴方向和  $y$  轴方向分别做处理,图像的每一个像素的梯度值可表示为:

$$S = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad (3)$$

其中,矩阵  $S$  是像素点  $(x, y)$  的 Sobel 梯度值;矩阵  $S_x$  和矩阵  $S_y$  分别是像素点  $(x, y)$  在  $x$  轴和  $y$  轴方向的梯度值。Sobel 核中靠近中心权值为 2,远离中心权值为 1,因此,经过 Sobel 处理之后,异源图像之间的纹理公因子权值提高,其他信息权值降低,因此,可以达到异源图像之间的纹理公因子提取的目的。

### 1.2 匹配点对选取

在对异源图像提取纹理公因子后,选点是配准的重要步骤,其选点好坏直接影响异源图像配准的精度和准确度,比较常见的选点方法有 Harris 角点提取法、SIFT 角点提取法和 SURF 角点提取法。Harris 算法具有旋转不变性,但是对于噪声、尺度比较敏感。SIFT 算法很好地解决了旋转缩放的问题,但是由于迭代次数多,导致耗时太长,在图像特征点匮乏的情况下,可能会导致图像匹配成功率低。SURF 算法是 SIFT 的快速改进算法,在尺度和旋转方面鲁棒性很好,但是在特征点匮乏的情况下不理想。

为了防止上述问题,通过自定义规则来选择匹配点,其选点规则为:1)选点坐标不超出边界;2)选点覆盖范围广;3)选点不重复;4)所选各点之间的关系明确。

根据上述规则,所选点所在区域的边界至少为模板的宽高一半,但考虑到其他一些旋转缩放,选择图像  $x$  轴边界为模板的宽度,  $y$  轴边界为模板的高度。为了保证所选点不重复,选点数目不能太多,根

据式(4)平均选择边界之内的像素。

$$\begin{aligned} x(i) &= i \times (W - w) / COLS + w / 2 \\ y(j) &= j \times (H - h) / ROWS + h / 2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中,矩阵  $x(i)$  和矩阵  $y(j)$  分别是所选点的  $x$  坐标和  $y$  坐标;  $W$  和  $H$  分为基准图的宽和高;  $w$  和  $h$  分别为模板的宽和高;  $COLS$  和  $ROWS$  分别是选点的列和行。

通过自定义规则选点,就可以较好解决传统特征点选取方法中存在的问题,并能比较自由控制匹配点数目和保证匹配点全面。

### 1.3 匹配点对筛选

利用所选点对图像进行匹配。虽然匹配的准确度已有了较大的提高,但是不排除有误差匹配点的存在,为了配准方法的鲁棒性,采用随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)对匹配点对进行筛选。

RANSAC 算法是目前匹配点对筛选最有效和应用最为广泛的鲁棒算法之一<sup>[16-17]</sup>。该算法通过多次随机抽取少量样本来对参数进行估计并确定模型,再利用该模型对整体数据进行评估,当数据的误差在允许范围内,则称为内点,否则为外点。在数据错误率高达 50% 时, RANSAC 仍然可以正确求解<sup>[18]</sup>。采用该算法进行匹配点对筛选,主要步骤如下:

1) 计算需要的最小内点数  $M$ 。

2) 从样本中随机抽取  $m$  个数据( $m$  为计算该模型需要的最小数据量,一般单应变换  $m$  取 4, 仿射变换  $m$  取 3)。

3) 利用  $m$  个数据计算当前模型参数。

4) 利用第 3) 步中得到的参数去估计整体数据。对于给定点  $X$ , 其经过矩阵变换得到  $X'$ , 计算  $X$  和  $X'$  之间的距离, 如果距离小于  $d$  则标记为内点, 否则为外点。如果当前内点数大于最大内点数, 则记为最优解, 并更新最大内点值。

5) 利用  $M, m, \varepsilon$  (内点占有率, 即内点数和总数据的比值) 和式(5)更新错误概率  $pro$ 。

$$pro = (1 - \varepsilon^m)^k \quad (5)$$

6) 如果  $pro$  大于允许误差概率, 则返回到第 2) 步, 否则求解完成。

经过 RANSAC 算子的筛选, 剔除了错误的匹配点对, 保留了正确的点。

### 1.4 变换矩阵参数求解

异源图像往往存在着一定的形变, 包括平移、旋转、缩放等, 因此, 通常需要利用几何模型来将一幅图像的坐标变换到与另外一幅图像相同的坐标系下。

设原图像某一点矩阵  $p = f(x, y, z)$ , 需要坐标变换的图像中对应点矩阵  $q = F(x', y', z')$ , 则两图之间的单应变换关系为  $p = H \cdot q$ ,  $H$  是一个  $3 \times 3$  的变换矩阵, 已经包含了图像之间的平移旋转缩放等变换。

$$\begin{aligned} p &= \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{21} & h_{31} \\ h_{21} & h_{22} & h_{32} \\ h_{31} & h_{23} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} h_1^T \\ h_2^T \\ h_3^T \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = p = H \cdot q \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $h_{ij}$  ( $i = 1, 2, 3; j = 1, 2, 3$ ) 为变换矩阵  $H$  的元素,  $h_i$  ( $i = 1, 2, 3$ ) 为  $(h_{i1}, h_{i2}, h_{i3})$ 。

对于单应变换来说, 可以将  $h_{ij}$  归一化为 1, 因此, 只需要 4 组匹配点对即可求解矩阵。对于仿射变换来说, 此时,  $h_{31} = h_{32} = 0, h_{33} = 1$ , 只需要 3 组匹配点对即可求解矩阵。但是为了求解精确, 一般会利用多组匹配点对来求解变换系数, 那么此时变换关系可表示为:

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_n \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x'_1 & x'_2 & \cdots & x'_n \\ y'_1 & y'_2 & \cdots & y'_n \\ z'_1 & z'_2 & \cdots & z'_n \end{bmatrix} \quad (7)$$

利用最小二乘法对式(6)进行求解, 可以得到变换矩阵, 其表达式如下:

$$H = p \cdot q^T \cdot \text{inv}(p \cdot q^T) \quad (8)$$

利用筛选过的匹配点对来求解单应变换参数。

### 1.5 异源图像坐标变换

根据求得的单应变换矩阵, 利用重采样法(向后映射法)计算待配准图像变换到同一坐标系下的灰度值, 然而通过变换矩阵计算得到的坐标不一定为整数值, 因此, 需要对图像进行插值处理, 以实现异源图像的配准。

### 1.6 异源图像配准流程

由以上分析, 基于纹理公因子的异源图像配准方法的实现流程如图 1 所示。

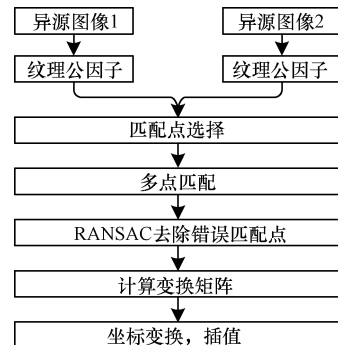


图1 异源图像纹理公因子提取及配准方法流程

## 2 实验结果与分析

实验环境:PC 机(Windows XP, Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q8400 @ 2.66 Hz, 3.25 GB 内存), VS2008, OpenCV2.4.6(主要用于图像显示、保存和标识)。

实验数据:某城区可见光图(640 像素  $\times$  512 像素)和红外图(348 像素  $\times$  288 像素)压缩成 320 像素  $\times$  256 像素的单通道灰度图,如图 2 所示。

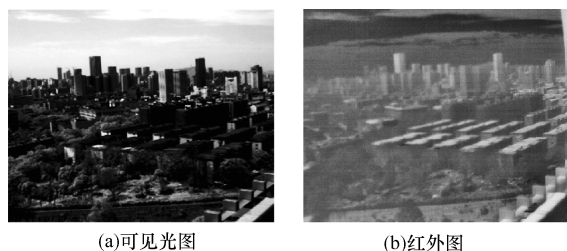


图 2 某城区可见光图和红外图原始图像数据

在 VS2008 的环境下利用式(1)~式(3)对图 2 的某城区可见光图和红外图分别提取纹理公因子,结果如图 3 所示。图中高楼和矮楼附近存在较稳定的白色纹理结构即纹理公因子。



图 3 可见光图和红外图纹理公因子提取结果

根据式(4)(自定义选点中 COLS 为 6, ROWS 为 10)对图 3 进行自定义选点,并分别用 Harris, SIFT 和 SURF 角点提取方法对图 3 进行角点提取对比,角点数统计结果见表 1,自定义选点数为 60,结果如图 4 所示。图 4(a)和图 4(b)的红外图左上角和左下角基本上没有检测到角点,图 4(b)和图 4(c)的可见光图同名角点重复出现,且在图像边缘也会出现角点,导致角点冗余和不全面。结合图 4 和表 1 可知,自定义规则选点覆盖全图重要信息既全面而不冗余,而且可很好地控制选点数量,并可以预知各个点之间的关系。

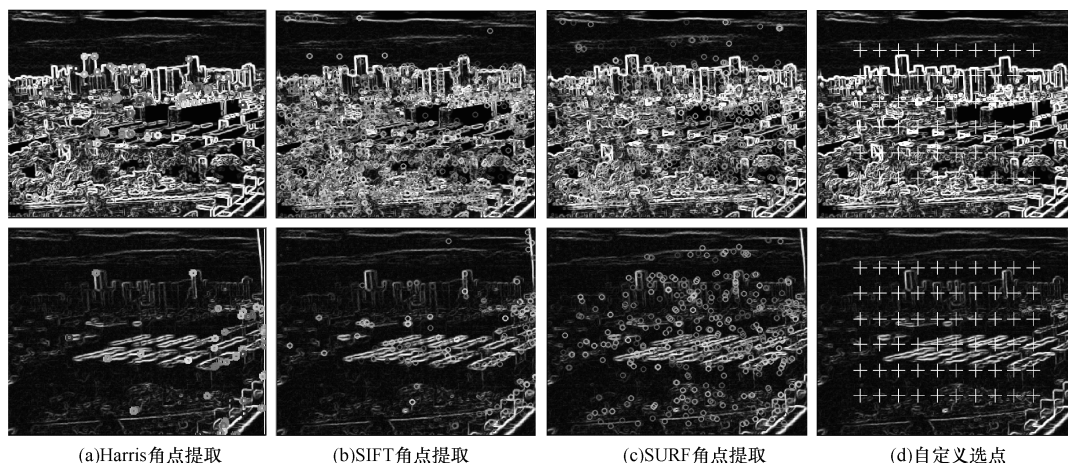


图 4 可见光图(上)和红外图(下)3 种常用角点提取方法和自定义选点结果

表 1 3 种方法得到的角点数统计

| 方法        | 可见光   | 红外  |
|-----------|-------|-----|
| Harris 方法 | 161   | 88  |
| SIFT 方法   | 1 103 | 170 |
| SURF 方法   | 715   | 406 |

对图 4 分别利用 SIFT 和 SURF 方法进行匹配,结果如图 5 所示,利用纹理公因子方法进行匹配,结果如图 6 所示。比较图 5、图 6,利用 SIFT 和 SURF 进行匹配的结果比较混乱,并存在较多的错误匹配点,而纹理公因子方法得到的匹配结果中匹配点对明显比其他 2 种方法准确有序。

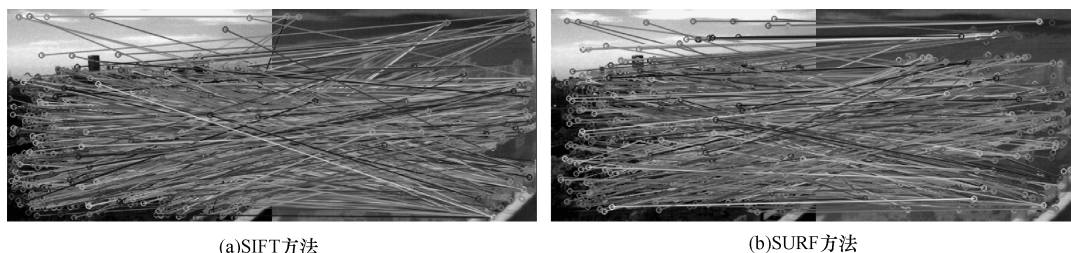


图 5 SIFT 和 SURF 匹配结果



图 6 纹理公因子方法匹配结果

表 2 是利用 SIFT 方法、SURF 方法和纹理公因子方法的匹配结果,从中可知,纹理公因子方法虽然在耗时方面不如 SURF,但比 SIFT 强,而且其匹配准确率比 SIFT 和 SURF 都高。图 6 利用 RANSAC 算法对匹配点进行优化,结果如图 7 所示,其中,最小抽样数为 4;允许错误距离  $d = 5$ ;允许错误概率为 0.01。经过 RANSAC 算法对匹配点对筛选之后,纹理公因子配准方法准确度大大提高,准确率为 86.7%。

表 2 SIFT、SURF 和纹理公因子匹配结果统计

| 方法      | 预匹配点个数 | 正确匹配个数 | 匹配率/% | 耗时/s |
|---------|--------|--------|-------|------|
| SIFT 方法 | 1 103  | 425    | 38.5  | 1.76 |
| SURF 方法 | 715    | 236    | 33.0  | 0.84 |
| 纹理公因子方法 | 60     | 34     | 56.7  | 1.24 |



图 7 RANSAC 优化后的匹配结果

利用优化后的匹配结果计算可见光图和红外图之间的单应变换矩阵,根据单应变换矩阵对红外图进行坐标变换,得到的配准结果如图 8 所示,可知纹理公因子方法完成了异源图像之间的配准,并且效果较好。



图 8 纹理公因子方法配准结果示意图

### 3 结束语

本文提出一种基于纹理公因子的异源图像配准方法。该方法用纹理公因子对异源图像进行配准。实验结果表明,该方法准确率高且鲁棒性好,可有效解决异源图像特征不一致、特征点匮乏、特征点汇聚等问题。但该配准方法在实时性方面没有优势,如何减少耗时,需要进一步研究。

### 参考文献

- [1] 苑津莎,赵振兵,高 强. 红外与可见光图像配准研究现状与展望[J]. 激光与红外,2009,39(7):693-699.
- [2] Kim Minjeong, Wu Guorong, Wang Qian. Improved Image Registration by Sparse Patch-based Deformation Estimation[J]. NeuroImage,2014,105(15):257-268.
- [3] Vahid T, Amir A A. A Survey of Shaped-based Registration and Segmentation Techniques for Cardiac Images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013,117(9):966-989.
- [4] 杨小辉,王 敏. 基于 ASIFT 的无缝图像拼接方法[J]. 计算机工程,2013,39(2):241-244.
- [5] Gholipour A, Kehtarnavaz N, Briggs R. Brain Functional Localization: A Survey of Image Registration Techniques[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(4):427-451.
- [6] Brown L G. A Survey of Image Registration Techniques[J]. ACM Computing Surveys,1992,24(4):326-376.
- [7] 洪 贝,孙继银. 图像配准技术研究[J]. 战术导弹控制技术,2006,54(3):109-113.
- [8] 周亚平. 图像配准技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2008.
- [9] 安维胜,余让明,伍玉铃. 基于 FAST 和 SURF 的图像配准算法[J]. 计算机工程,2015,41(10):232-235,239.
- [10] 胡燕翔,万 莉. 基于视觉注意机制的异源图像融合[J]. 计算机工程,2015,41(3):247-252.
- [11] 李 壮,朱宪伟. 基于边缘相似性的异源图像匹配[J]. 飞行器测控学报,2011,30(2):37-41.
- [12] 刘晓春,雷志辉,于起峰. 基准图与实时图公因子提取方法研究与实验[J]. 红外与激光工程,2009,38(2):368-372.
- [13] 于起峰,雷志辉,刘晓春. 基于生物视觉的目标匹配原理与实验进展[J]. 红外与激光工程,2008,37(6):1092-1094,1100.
- [14] 谢新辉,唐立军,宋海吒,等. 傅里叶变换在指纹图像增强中的应用[J]. 计算机工程与应用,2012,48(8):197-199.
- [15] 刘晓春. 光照几何不变性景象匹配方法及其在图像制导导航中的应用[D]. 长沙:国防科学技术大学,2013.
- [16] 陈艺虾,孙权森,徐焕宇. SURF 算法和 RANSAC 算法相结合的遥感图像匹配方法[J]. 计算机科学与探索,2012,6(9):822-828.
- [17] 刘倩文,何明一,许晨宇. 一种带预处理的 RANSAC 图像拼接算法[J]. 电子设计工程,2013,21(15):183-186,190.
- [18] 介 军,李智杰,姚 鹏. 改进的 RANSAC 匹配点提纯算法[J]. 西安建筑科技大学学报,2013,45(6):896-901.

编辑 刘 冰