

基于SIFT和改进的RANSAC图像配准算法

贾雯晓¹, 张贵仓¹, 汪亮亮¹, 秦娜²

JIA Wenxiao¹, ZHANG Guicang¹, WANG Liangliang¹, QIN Na²

1. 西北师范大学 数学与统计学院, 兰州 730070

2. 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 兰州 730070

1.College of Mathematics and Statistics Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

2.College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China

JIA Wenxiao, ZHANG Guicang, WANG Liangliang, et al. Image registration algorithm based on SIFT and improved RANSAC. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2):203-207.

Abstract: In order to solve the problem that the accuracy of image registration is not high due to the large number of iterations of RANSAC algorithm, an improved RANSAC image registration algorithm is proposed. First, the reference image and the image to be registered are NSCT transformed into low frequency subband and high frequency subband. Then this paper uses the vector included angle algorithm and Structural Similarity (SSIM) to extract the edge feature points of the high frequency subband, and uses the SIFT algorithm for the low frequency subband and sets the appropriate distance threshold to extract the feature points. Finally, the improved RANSAC algorithm is used to improve the matching of feature points, and the matching points are selected to achieve image registration. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively find more pairs of matching points and accurately remove false matching points, which obviously improves the registration accuracy.

Key words: Scale-Invariant Feature Transform(SIFT); Random Sample Consensus(RANSAC); image registration; Non-subsampled Contourlet(NSCT) transformation; feature point

摘要:为解决RANSAC算法迭代次数过多导致图像配准精确率不高的问题,提出了一种改进的RANSAC图像配准算法。首先将参考图像和待配准图像进行NSCT变换分解成低频子带和高频子带。然后对高频子带运用矢量夹角算法和结构相似性(SSIM)来提取图像边缘特征点,对低频子带运用SIFT算法并设定合适的距离阈值来提取特征点。最后利用改进的RANSAC算法提高特征点匹配精度,选择出精匹配点对,实现图像配准。实验结果表明,该算法能有效地找到较多的匹配点对,准确地去除误匹配点对,明显地提高了配准精确度。

关键词:尺度不变特征变换(SIFT);随机抽样一致性(RANSAC);图像配准;非下采样轮廓波(NSCT)变换;特征点

文献标志码:A **中图分类号:**TP391.41 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1707-0264

1 引言

图像配准技术是计算机图像处理领域的一个重要方向,在医学图像处理、计算机视觉、模式识别等领域有着极其广泛的应用和研究。图像配准是将不同时间、不同传感器或不同视角下获取的同一场景的两幅或者多幅图像匹配为一张高分辨率、广视角的图像处理过程。

目前常用的图像配准技术主要是基于灰度信息和

基于特征的方法^[1]。基于灰度的方法一般采用空间相关法或者频域相关法,主要缺点是对光照变化和噪声干扰比较敏感,且受旋转及遮挡影响较大。基于特征的方法^[2]现阶段运用得较为广泛,主要是利用了从多幅图像提取到的特征点作为匹配基元,所以对环境照明的变化不太敏感,性能较为稳定。SIFT算法^[3-4]由于其尺度不变性、旋转不变性等优良特性,近年来得到了广泛应

基金项目:甘肃省自然科学基金(No.0803RJZA109);甘肃省科技计划资助(No.17YF1FA119)。

作者简介:贾雯晓(1989—),女,硕士,研究领域为图像处理,E-mail:1103124156@qq.com;张贵仓(1964—),男,博士,教授,研究领域为图像处理、数字水印、图形学等;汪亮亮(1990—),男,硕士,研究领域为图像处理;秦娜(1982—),女,实验师,主要研究方向为图像处理、数字水印。

收稿日期:2017-07-17 **修回日期:**2017-09-14 **文章编号:**1002-8331(2018)02-0203-05

用。许佳佳等人^[5-6]提出了利用Forstner算法对角点精定位,然后使用SIFT特征描述方法进行匹配。虽然提高了算法的速率,但是算法提取到的匹配点数目没有较大的提升,匹配精度不高。吴丹力^[7]等人提出了利用多次匹配特征向量之间的欧氏距离来剔除均方根误差较大点对的图像配准算法,算法虽提高了图像的配准精度,但算法的复杂度大大提升,计算速率相对较低。岳昕等人^[8]提出的基于信息熵与SIFT算法的图像配准算法,通过截取熵值最大的区域对序列图像匹配,建立图像间变换关系,并以局部关系误差全局配准。虽然能提高单纯使用SIFT算法配准的实时性,但是分割操作容易出现误匹配,因此匹配精度不高。苏培峰等人^[9]提出利用Hu矩阵和SIFT结合的配准算法,虽提升了图像的配准效率,但Hu矩阵对图像的大幅度旋转和尺度变换有较强的敏感性。

针对以上问题,本文提出了一种基于SIFT与改进的RANSAC图像配准算法。参考图像与待配准图像经NSCT变换分解成低频和高频子带,分别提取各自的特征点并对其进行粗匹配,然后利用改进后的RANSAC算法对粗匹配点进行筛选,去除误匹配点并进行精匹配,从而实现图像配准。经实验仿真表明,该算法能够有效地提高图像配准精度和效率。

2 算法原理

2.1 NSCT变换

2005年Arthur L.Cunha等人^[10]在传统Contourlet变换的基础上,提出了一种具有多尺度、多方向的非采样Contourlet变换,即NSCT变换。随后,Do M N等人^[11]对NSCT算法进行设计并成功应用于图像分解。NSCT与Contourlet在结构上保持了一致性,但是NSCT去除了采样环节,它是由非采样金字塔(Nonsampled Pyramid, NSP)和非下采样方向滤波器组(Nonsampled Directional Filter Bank, NSDFB)构成。图像经非采样滤波器分解成高频和低频部分,而后的每一级分解都需要对上一级变换进行上采样。对上一级的低频部分利用上采样低通滤波器进行滤波处理得到下一级的低频部分;对上一级低频部分进行上采样高通滤波器得到下一级的高频部分,如此循环得到图像的多分辨率分解。其分解过程如图1、2所示。因此,NSCT变换不仅具有Contourlet变换的众多优良特性,还具有平移不变

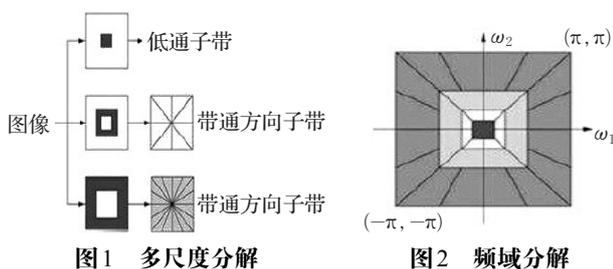


图1 多尺度分解

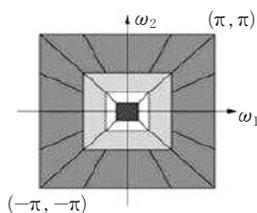


图2 频域分解

性和更高的冗余度,从而使得变换能够更灵活、更完善地表示图像信息。

2.2 SIFT特征提取

SIFT算法^[12]是由Lowe于1999年提出并于2004年对算法进行了完善。该算法可以对旋转、亮度的变化及尺度缩放保持不变性,并且对视角变化、仿射变换保持一定的稳定性,对图像具有一定的鲁棒性^[13]。

SIFT算法具体分为以下四个步骤:

(1) 尺度空间的关键点检测

SIFT算法先对图像进行高斯核卷积建立尺度空间,图像的尺度空间定义为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中, $I(x, y)$ 为待检测图像; σ 为可变核,即尺度空间因子。

该算法在同一尺度下对相邻的尺度空间进行相减,得到高度差分尺度空间 $D(x, y, \sigma)$ 。其表达式如下:

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

其中 k 为常数因子,表示相邻的两个尺度空间的间隔。在得到差分尺度空间之后,经过比较关键点与周围18个邻域像素点的极值大小,从而来确定候选关键点。

(2) 定位关键点

SIFT算法通过三维二次拟合函数将候选关键点拟合到像素附近的位置、尺度和主曲率,进而可以删除掉具有低对比度或者边缘定位不精确的关键点。进而增强了匹配的稳定性,提高了图像的鲁棒性。

(3) 确定关键点位置

利用图像中关键点附近像素的梯度方向分布特征来为每个关键点指定方向。首先在关键点为中心的领域内进行采样,并利用直方图来统计领域像素的主梯度方向,将直方图的峰值作为该特征点的主方向。其中关键点的极值和方向公式如(4)、(5)所示:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (5)$$

(4) 生成特征描述符

为实现旋转不变性,首先将坐标轴相对于关键点的主方向转动。以关键点为中心区域使用 16×16 的窗口,将每个窗口分成 4×4 的子块,并在每个子块上计算8个方向梯度,这样会形成128维的特征向量,然后通过特征向量的归一化处理去除光照变化的影响。

3 算法过程

本文采用NSCT对参考图像和待配准图像进行变换,将图像分解为低频和高频子带。由于低频部分去除了图像的高频噪声,此时采用SIFT提取特征点会减少计算量。而对高频部分利用结构相似性来进行图像匹配。

3.1 粗匹配

3.1.1 低频子带粗匹配

利用SIFT提取特征点之后,采用特征点的欧式距离作为图像的相似性进行判定。首先,选定一个待配准图像中的特征点 q_1 ,然后找出它与原图像中欧式距离的值最小的两个关键点 p_1 和 p_2 ,并将这两个关键点的距离取为 d_1 与 $d_2(d_1 > d_2)$ 。若 d_2/d_1 小于某个阈值,则认为 q_1 与 p_2 是一对匹配点。通过调节阈值的大小来确定匹配点对的数量,该阈值可通过实验确定,一般取0.5~0.8较为合适,本文取阈值值为0.6。

3.1.2 高频子带粗匹配

因为atrous算法^[14]在Contourlet中去除了下采样的过程,但NSCT本身具有平移不变性,同时图像经过NSCT变换之后,分解出不同方向的带通子带,这些方向子带中某个位置的系数代表了原图像对应位置的梯度,进而将这些梯度进行求矢量角,可以提取出高频特征点。本文将原图像进行2级变换,从而得到4个方向子带,其中1方向和4方向、2方向和4方向垂直。则由4个方向子带的矢量夹角可表示为:

$$\angle\theta = \arccos \frac{f_{14}(x,y)}{f_{23}(x,y)} \quad (6)$$

其中, $f_{14}(x,y)$ 和 $f_{23}(x,y)$ 分别表示该位置上1、4方向和2、3方向的矢量, $\angle\theta$ 为二者之间的夹角。

通过控制角度阈值,可以有效控制特征点的数目。因为矢量夹角的大小代表着该位置图像的变化趋势,所以阈值的选取要依据图像的不同而定,一般通过多次实验来确定最佳阈值。提取到特征点之后,本文采用结构相似性系数来度量待匹配图像与原图像特征点之间的相似性。首先在待配准图像高频子带中的特征点位置截取 $M \times N$ 的子窗口,在原图像的高频子带上也截取相同大小的子窗口,把原图像的子窗口记为 X ,把待配准图像的子窗口记为 Y 。它们的结构相似性(SSIM)^[15]为:

$$SSIM(X, Y) = [l(X, Y)]^\alpha \cdot [c(X, Y)]^\beta \cdot [s(X, Y)]^\gamma \quad (7)$$

$$l(X, Y) = \frac{2u_x u_y + Q_1}{u_x^2 + u_y^2 + Q_1} \quad (8)$$

$$c(X, Y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + Q_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + Q_2} \quad (9)$$

$$s(X, Y) = \frac{\sigma_{xy} + Q_3}{\sigma_x \sigma_y + Q_3} \quad (10)$$

其中, $l(X, Y)$ 为亮度函数, $c(X, Y)$ 为对比度函数, $s(X, Y)$ 为结构信息函数; $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 是调整权重;

u_x 和 u_y 分别为图像 X 和 Y 的均值; σ_x 和 σ_y 分别是 X 和 Y 的标准差; σ_{xy} 是两幅图像的协方差; Q_1, Q_2, Q_3 是均衡各函数的很小常数。

结构相似性 $SSIM \leq 1$,其值越大,表明图像 X 和 Y 就越相似。在配准过程中,当结构相似性系数最大时,则两幅图像处于最佳配准位置。

3.2 改进的RANSAC算法去除误匹配

在对图像低频和高频子带进行粗匹配后,对于图像而言,难免存在很多的误匹配点。本文采用改进的RANSAC算法去除误匹配。

RANSAC算法^[16-17]通过找到最优的参数矩阵从而使得满足该矩阵的数据点的个数最多。假设观测数据中包含局内点和局外点,其中局内点近似被直线通过,而局外点远离于直线。简单的最小二乘法不能找到适应于局内点的直线,原因是最小二乘法尽量去适应包含局外点在内的所有点。相反,RANSAC能得出一个仅仅用局内点计算出的模型,并且概率足够高。假设局内点至少含有4组匹配点对,那么RANSAC算法从匹配数据中随机抽出至少4个样本,并保证这4个样本点不共线。其数学模型如下:

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

(x, y) 表示目标点的位置, (x', y') 表示场景图对应点的位置, s 为尺度参数。

计算出单应矩阵后,利用这个模型去测试所有的数据点。若此模型是最优模型,则对应的代价函数最小。其代价函数为:

$$\sum_{i=1}^n \left(x'_i \frac{h_{11}x_i + h_{12}y_i + h_{13}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 + \left(y'_i \frac{h_{21}x_i + h_{22}y_i + h_{23}}{h_{31}x_i + h_{32}y_i + h_{33}} \right)^2 \quad (12)$$

本文针对RANSAC算法进行了改进,利用准确匹配点间相对斜率相同的关系来剔除误匹配点,并计算单应矩阵。设 (A_i, A_j) 和 (B_i, B_j) 是参考图像 A 和待匹配图像 B 两两正确的匹配对。那么, A_i 和 B_i 的绝对斜率 $k(A_i, B_i)$ 应该相似于 A_j 和 B_j 的绝对斜率 $k(A_j, B_j)$ 。基于以上原理,本文利用参考图像 A 中的 A_i 与它自身中所有的特征点 A_j 的斜率关系和待匹配图像 B 中的 B_i 与它自身中所有的特征点 B_j 的斜率关系的相似性评价两点对应关系,提出如下的评价函数:

$$T(i) = \sum \frac{R(i, j)}{1 + K(i, j)} \quad (13)$$

$$R(i, j) = \exp\left(-\frac{k(A_i, A_j) - k(B_i, B_j)}{K(i, j)}\right) \quad (14)$$

$$K(i, j) = [k(A_i, B_i) + k(A_j, B_j)]/2 \quad (15)$$

其中 $R(i, j)$ 表示 A_i, B_i 与各自图像每个兴趣点斜率的相对差异; $K(i, j)$ 表示 A_i, B_i 与各自图像每个兴趣点的平均斜率。

3.3 算法流程

本文算法流程如图3所示。

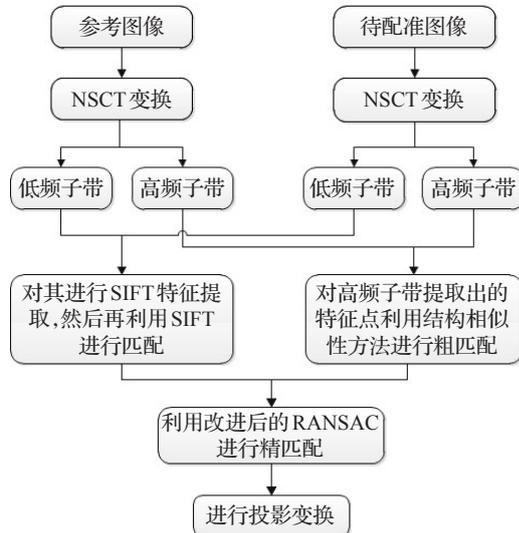


图3 本文算法流程图

4 实验结果和分析

为了验证本文算法的有效性,实验选取了不同角度对同一场景拍摄的几组图像作为配准实验图像,图像的分辨率都为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$, 并对实验图像都进行了预处理。同时为了进一步说明实验的优越性,本文将较常用的SIFT算法、SIFT+RANSAC算法和文献[8-9]与本文所提算法进行了比较。

图4(a)表示的是参考图像,图4(b)表示待配准图像。图5是利用SIFT算法提取特征点的实验结果图像,可以明显看出SIFT算法虽然检测到的特征点比较多,但是同时误匹配点也很多。图6表示的是SIFT+RANSAC算法实验结果,显然利用此算法图像的匹配点减少了很多,但是误匹配点明显减少、匹配精度也相应提高了,其中匹配精度可利用如下公式计算:

$$R = \frac{N_{\text{normal}}}{N_{\text{all}}} \quad (16)$$

其中 N_{normal} 表示正确的匹配点, N_{all} 表示全部匹配点数目。

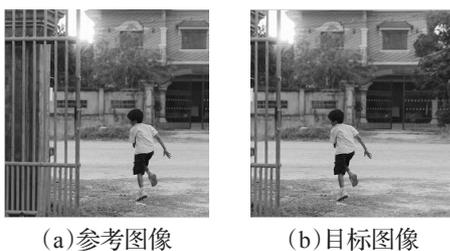


图4 实验源图像

图7表示文献[8]算法的实验结果,从主观可以判断出该算法相比SIFT+RANSAC算法而言,误匹配点明显

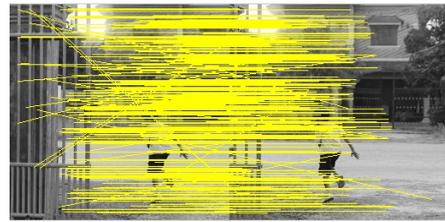


图5 SIFT算法实验结果



图6 SIFT+RANSAC算法实验结果

减少,配准精度有了提高,但误匹配点还是存在。图8表示为文献[9]算法实验结果,因为Hu矩阵对旋转有着较强的敏感性,所以从实验所得结果可以明显看出误匹配点存在,配准精度较差。图9是本文算法实验结果,可以看出本文算法较SIFT算法得到的匹配对较少,但误匹配点对几乎没有,匹配精度近乎100%。这是因为图像经NSCT分解后,在低频部分和高频部分都能对特征点进行检测,增加了检测精度,同时又利用改进后的RANSAC算法对误匹配点进行了剔除,在提高精度的同时又提高了算法的实时性。



图7 文献[8]算法实验结果

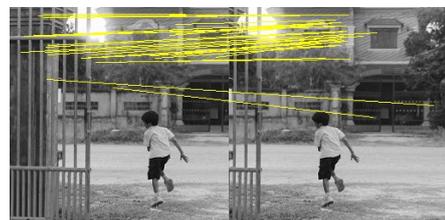


图8 文献[9]算法实验结果



图9 本文算法实验结果

由表1可以看出基于SIFT算法提取特征点数目比基于本文算法提取的数目少,这是由于图像经NSCT分

表2 本文算法与其他四种算法匹配率对比

图像组名	分辨率大小	匹配率/%				
		SIFT算法	SIFT+RANSAC算法	文献[8]算法	文献[9]算法	本文算法
图10(a)	256×256	77.62	88.31	94.96	91.44	100.00
图10(b)	256×256	80.14	87.25	94.24	90.96	100.00
图10(c)	256×256	75.45	86.38	93.99	89.16	98.23
图10(d)	256×256	72.36	86.39	94.01	89.43	98.14

解成低频和高频部分,再经SIFT算法提取到较多的特征点。而从配准点对数来看,基于文献[9]算法的配对数最少,这是由于Hu矩阵的引入降低了特征点的数目;本文算法配对数较文献[9]有了较大的提升,但匹配正确率大大提高;SIFT+RANSAC算法和文献[8]次之,显然这两种算法的误匹配点存在数目还是较多;SIFT算法得到的匹配对数目最多,但误匹配率也是最高的。这说明本文算法在保证较高的匹配率下能大大减少误匹配数,从而提高了算法的计算速度。

表1 本文算法与其他四种算法实验数据对比

算法	特征点数	配对数	匹配正确率/%
SIFT算法	752	383	79.65
SIFT+RANSAC算法	752	146	87.25
文献[8]算法	752	223	94.17
文献[9]算法	752	35	91.42
本文算法	752	123	100.00

表2是运用上述三种匹配算法对图10的四组图像进行实验仿真,通过对比得到不同算法下的匹配正确率,利用数据进一步说明本文算法的优越性。由表2可以得出,基于本文算法得到的实验图像匹配正确率最高,明显优于其他几种算法,较其他四种算法在匹配正确率上有着较大的提升。

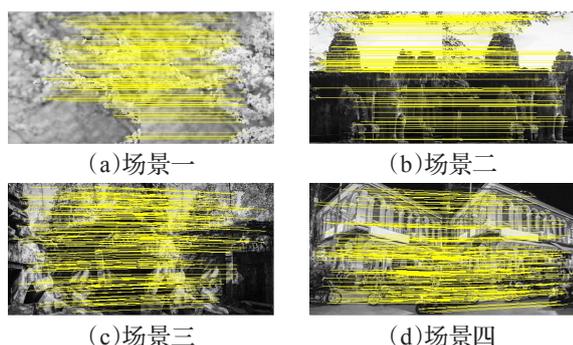


图10 本文算法在四组不同场景下的配准实验结果

5 结束语

本文提出了一种基于SIFT与改进的RANSAC图像配准算法,采用NSCT变换对参考图像和待配准图像分别进行分解;再利用SIFT算法快速地提取出较多的特征点,并进行粗匹配;最后用改进的RANSAC算法进行精匹配。实验表明,本文算法在提取特征点数量和匹配准确率上较SIFT算法、SIFT+RANSAC算法和文献[8-9]有明显的优越性。实验仿真进一步验证了本文算法配准的精确性。目前,本文算法在配准速度方面并没有较

大的提升。所以,今后可以对提高本文算法配准速率,以及将本文算法运用到其他配准领域等问题进行研究。

参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像工程(下册)[M]. 北京:清华大学出版社,2007: 112-117,230-242.
- [2] 吴泽鹏,郭玲玲,朱明超,等. 结合图像信息熵和特征点的图像配准方法[J]. 红外与激光工程,2013,42(10):2846-2852.
- [3] 刘佳嘉,何小海,陈为龙. 一种结合小波变换的SIFT特征图像匹配算法[J]. 计算机仿真,2011,28(1):257-260.
- [4] 李玉峰,李光泽,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.
- [5] 许佳佳. 结合Harris与SIFT算子的图像快速配准算法[J]. 中国光学,2015,8(4):574-581.
- [6] 许佳佳,张叶,张赫. 基于改进Harris-SIFT算子的快速图像配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(1):48-54.
- [7] 吴丹力,毛政元. 一种基于仿射变换的SIFT误匹配剔除方法[J]. 福州大学学报:自然科学版,2017,45(1):121-126.
- [8] 岳昕,尚振宏,强振平,等. 基于信息熵与SIFT算法的天文图像配准[J]. 计算机科学,2015,42(6):57-60.
- [9] 苏培峰,黄世奇,王艺婷,等. 用图像矩特征描述的SIFT特征SAR图像配准[J]. 光电与控制,2016,23(8):89-91.
- [10] Cunha A L, Zhou Jianping, Do M N. Nonsubsampled contourlet transform: theory, design and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005.
- [11] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. International Journal on Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] 李兵,刘磊,魏志强. 一种具有强实时性、强鲁棒性的图像匹配算法[J]. 软件学报,2014,25(7):1583-1592.
- [14] Shensa M J. The discrete wavelet transform: wedding the à trous and Mallat algorithms[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [15] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [16] Matas J, Chum O. Randomized RANSAC with sequential probability ratio test[C]//Proc Int'1 Conf Computer Vision, 2005, 2: 1727-1732.
- [17] 赵焯,蒋建国,洪日昌. 基于RANSAC的SIFT匹配优化[J]. 光电工程,2014,41(8):58-65.