

一种适用于 SAR 图像配准的改进 SIFT 算法*

迟英朋[†], 刘畅

(中国科学院电子学研究所, 北京 100190; 中国科学院大学, 北京 100049)

(2017 年 12 月 22 日收稿; 2018 年 4 月 3 日收修改稿)

Chi Y P, Liu C. An improved SIFT algorithm for SAR image registration [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019, 36(2): 259-266.

摘要 针对 SAR 图像特点, 在传统 SIFT 算法的基础上, 结合 ROEWA 和 OTSU 算法, 提出一种改进的 SIFT 算法。该方法首先通过 ROEWA 和 OTSU 算法分别检测图像的边缘区域和阴影区域, 再与 SIFT 算法相融合检测特征点、寻找匹配点并计算变换矩阵实现图像配准。与原算法相比, 该方法消除了 DoG 算子的边缘响应和阴影的影响, 使提取到的特征点更加精确, 可提高正确匹配率, 增强算法的稳定性, 并提升图像配准的精度。

关键词 图像配准; SIFT 算法; ROEWA 算子; OTSU 算法

中图分类号: TP751.1 文献标志码: A doi: 10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.014

An improved SIFT algorithm for SAR image registration

CHI Yingpeng, LIU Chang

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract In view of the features of SAR images, we propose an improved SIFT algorithm based on the traditional SIFT algorithm combined with the ROEWA and OTSU algorithms. The algorithm firstly detects the edge region and shadow area of the image by using ROEWA and OTSU algorithms, respectively. Then, the feature points are fused by using SIFT algorithm to find the matching points and calculate the transformation matrix for image registration. Compared with the original algorithm, this method eliminates the influences of the edge response of the DoG operator and the shadow, makes the extraction of feature points more accurate, and enhances the correct matching rate, the stability of the algorithm, and the accuracy of image registration.

Keywords image registration; SIFT algorithm; ROEWA operator; OTSU algorithm

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 图像配准是图像融合、地物分类、三维重构以及地图修正等工作的基础, 近年来国内外学者一直在不断进行研究和探索。目前, SAR 图像配

准技术根据配准要素的不同可以分为基于灰度的方法、基于变换域的方法和基于特征的方法^[1-2]。基于灰度的方法利用图像的灰度信息对图像的相似程度进行度量, 该方法实现简单, 易于操作, 但

* 国家重点研发计划项目 (2017YFB0503001) 资助

[†] 通信作者, E-mail: chiyingpeng11@163.com

其应用范围较窄,计算量较大^[3];基于变换域的方法通常以傅里叶变换或者小波变换为基础,进行频域或小波域内的配准,该方法对于图像幅度存在微小平移、旋转和缩放时效果较好,其运算速度快,易于硬件实现,并且具有一定程度的抗噪性^[4-5];基于特征的方法是遥感图像配准中应用最多的配准方法,该方法不受灰度的影响,通过提取点特征、线特征或者面特征对图像进行匹配,鲁棒性强,匹配效果好^[6-8]。其中,尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算子是目前公认的最为稳定的特征匹配算子。但是,该算子由于使用高斯差分(difference of Gaussian, DoG)算子,因而具有很强的边缘响应,虽然在算法中采用主曲率的方法进行边缘点剔除,但检测出的特征点中仍存在边缘响应点残留。针对上述问题以及 SAR 图像存在阴影和斑点噪声等问题,本文通过增加边缘检测和剔除、阴影检测和剔除以及预处理等模块对 SIFT 算法进行改进。通过多次实验验证,该算法能够提升配准的准确度。借助该算法,本文对同一区域的多幅 SAR 图像进行配准和非相干叠加融合,可有效提升 SAR 图像的等效视数,抑制相干斑噪声。

1 SIFT 算法简介

SIFT 算法是 Lowe 教授提出并完善的图像特征点检测和描述算法^[9-11]。该算法在图像发生平移、旋转以及尺度变换时仍然具有较好的鲁棒性,且对噪声也具有一定的稳定性,其主要流程可以分为:尺度空间的构建、特征点的检测和描述、特征点的匹配。

实现尺度变换的唯一线性核是高斯尺度核,因此可以用原始图像与一个可变尺度二维高斯函数的卷积运算定义图像的尺度空间:

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

式中: $G(x, y, k\sigma)$ 为尺度可变高斯函数, $I(x, y)$ 为原始图像, $*$ 为卷积运算, k 为尺度变化量。为保证检测到的特征点的稳定性,一般采用不同的高斯差分核与图像卷积生成高斯差分尺度空间:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \end{aligned} \quad (2)$$

故采用相应的降采样方法与尺度空间相结合构建图像的高斯差分金字塔结构。在进行特征点检测时,每个检测点必须与相邻的所有点,即其本层的 8 邻域点以及上下两层各 9 个像素点共 26

个点比较,以保证检测出的特征点的准确性。对检测到的特征点,统计邻域梯度方向直方图,确定其主方向。需要注意的是,有些特征点除主方向外,还存在辅方向,它对于后续匹配的稳定性至关重要。

特征点的描述是在特征点周围取 16 像素 \times 16 像素的区域,然后将该区域划分为多个 4 像素 \times 4 像素的区域,在每个区域内计算 8 方向梯度方向直方图,得到 128 维特征描述子。最后,将描述子向量门限化和规范化,从而改善图像灰度值整体漂移的情况。得到图像的特征向量后,采用欧氏距离对两幅图像进行特征点匹配,当距离小于预设的阈值时就将其作为匹配特征点。

2 基于边缘检测和阴影检测的改进 SIFT 算法

通过多次实验可以发现,将 SIFT 算法直接应用到 SAR 图像中检测出的特征点数量有限,并且质量不好,错误匹配情况出现概率很高。为解决这个问题,本文提出基于边缘检测和阴影检测的改进 SIFT 算法。算法的流程图如图 1 所示,首先对 SAR 图像进行相干斑抑制和图像增强预处理,在构造高斯尺度空间时对边缘和阴影进行检测并剔除,然后对特征点检测和描述,最后同名点进行匹配并计算变换矩阵对待配准图像进行几何变换得到配准后图像。

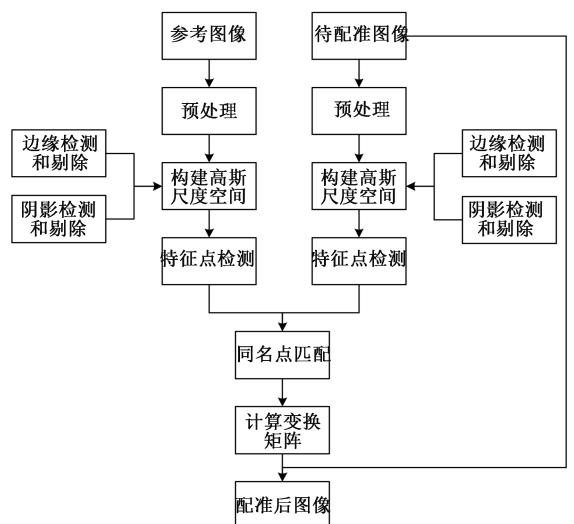


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of the algorithm

2.1 图像预处理

由于 SAR 系统固有的成像模式,相干斑噪声

总是伴随着图像的形成而产生,这些斑点噪声会干扰图像中特征点的检测,降低特征点检测的准确性,进而影响到 SAR 图像配准的效果。本文采用增强 Lee 滤波^[12]对 SAR 图像进行平滑处理, Lee 滤波的基本思想是利用图像局部统计特性控制滤波器的输出,使滤波器自适应于图像的变化。增强 Lee 滤波算法在 SAR 图像均匀区域采用均值滤波进行平滑处理;在不均匀区域采用 Lee 滤波进行平滑处理,保持图像的细节信息;在包含分离点目标的区域不进行任何平滑处理,因此,增强 Lee 滤波算法在平滑 SAR 图像时还具有一定的细节保持能力。

SAR 图像的灰度分布集中在较窄的范围内,为展宽灰度,突出图像特征,需要对图像进行增强处理。本文采用直方图均衡化对图像进行增强处理, SAR 图像在经过直方图均衡化后,图像对比度变大,灰度分布变得更加均衡,而在原图像中难以分辨的细节信息也有了一定的加强。

2.2 边缘检测和剔除

在构建高斯尺度空间时, SIFT 算法使用 DoG 算子,其边缘响应会严重地影响 SAR 图像配准算法的准确性,如果不消除这种响应,采用该算法检测到的特征点在 SAR 图像边缘处分布较多,并且这些点的存在都是近邻的,这样会造成一定程度的失配、错配现象。在 SIFT 算法中采用主曲率的方法检测边缘响应点并剔除。表 1 列出部分实验结果,对其进行分析可知,主曲率方法仅可去除一部分边缘响应点, SIFT 算法检测出的特征点中仍然含有较多的边缘响应点。

表 1 SIFT 特征点与边缘点数量对比
Table 1 Comparison of the numbers of SIFT feature points and edge points

评价指标	图像 1	图像 2	图像 3
SIFT 特征点数量	473	706	503
边缘响应点数量	273	267	303
特征点与边缘点之比	1.7:1	2.6:1	1.6:1

针对主曲率方法不能将检测到的特征点中边缘响应点完全消除的问题,本文首先采用指数加权均值比 (ratio Of exponentially weighted averages, ROEWA) 算子^[13-14]对 SAR 图像的边缘区域进行检测并剔除。ROEWA 算子是由 Fjørtoft 提出的一种适用于 SAR 图像的边缘检测算子。该算子使用在多边缘模型基础上设计的一种基于最小均方

误差的指数平滑滤波器进行均值估计,使用该滤波器计算得到的均值是根据一定权值计算出来的均值。在离散的情形下,可以通过一个因果滤波器 $f_1(x)$ 和一个非因果滤波器 $f_2(x)$ 来实现该滤波器,此时该滤波器可表示为

$$f(x) = \frac{1}{1+b}f_1(x) + \frac{b}{1+b}f_2(x-1),$$

$$x = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

式中: $0 < b = e^{-\alpha} < 1$; α 为滤波系数。而 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 经过推导可以表示为:

$$f_1(x) = ae_1(x) + bf_1(x-1), x = 1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

$$f_2(x) = ae_2(x) + bf_2(x+1), x = N, N-1, \dots, 1. \quad (5)$$

式中: $e_1(x)$ 和 $e_2(x)$ 为滤波器的输入信号; $b = e^{-\alpha}$; $a = 1 - b$ 。

该滤波器又被称为无限对称指数滤波器,可以将其扩展到二维空间,表达式如下

$$f_{2d}(x, y) = f(x)f(y). \quad (6)$$

在计算水平方向边缘强度分量时,采用一维平滑滤波器 $f(y)$ 对图像的每一列进行滤波,再利用因果滤波器 $f_1(x)$ 和非因果滤波器 $f_2(x)$ 对每一行进行滤波,这样便可以获得水平方向边缘强度因果和非因果指数加权均值:

$$\mu_{x_1} = f_1(x) * [f(y) \otimes I(x, y)], \quad (7)$$

$$\mu_{x_2} = f_2(x) * [f(y) \otimes I(x, y)]. \quad (8)$$

式中: $I(x, y)$ 为原始图像; $*$ 表示 X 向 (水平方向) 的卷积运算, \otimes 表示 Y 向 (垂直方向) 的卷积运算。在式 (7) 和式 (8) 中,输入信号与 f_1 和 f_2 的卷积运算可以简化成递归运算。假设滤波器 f_1 和 f_2 的输入信号为 e_1 和 e_2 , 则卷积 s_1 和 s_2 的递归式如下所示:

$$s_1(x) = a[e_1(x) - s_1(x-1)] + s_1(x-1), x = 1, 2, \dots, N, \quad (9)$$

$$s_2(x) = a[e_2(x) - s_2(x+1)] + s_2(x+1), x = N, N-1, \dots, 1. \quad (10)$$

X 方向和 Y 方向的 4 种指数加权均值都可以由式 (7)~式 (10) 与 (3) 式联立求得。这样,水平方向的边缘强度分量可以得到

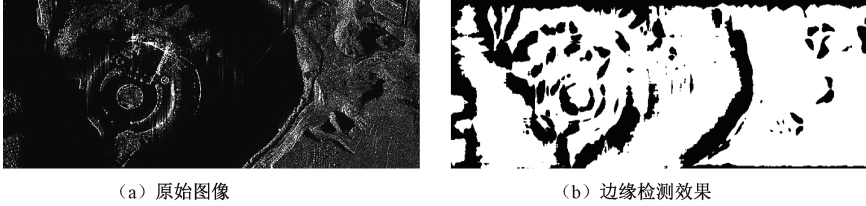
$$R_{x_{\max}}(x, y) = \max \left\{ \frac{\mu_{x_1}(x-1, y)}{\mu_{x_2}(x+1, y)}, \frac{\mu_{x_2}(x+1, y)}{\mu_{x_1}(x-1, y)} \right\}. \quad (11)$$

同理,可以得到垂直方向的边缘强度分量,在

得到水平和垂直方向的边缘强度分量之后,通过简单地运算就可以得到最终的边缘强度为

$$R_{\max}(x, y) = \sqrt{R_{x_{\max}}^2(x, y) + R_{y_{\max}}^2(x, y)}. \quad (12)$$

采用 ROEWA 算子对 SAR 图像进行边缘检测的效果如图 2 所示,其中,黑色部分代表边缘区



(a) 原始图像

(b) 边缘检测效果

图 2 边缘检测效果

Fig.2 Edge detection results

值得注意的是,本文算法在进行边缘检测和剔除时,并没有对检测到的边缘进行细化处理。如果对边缘进行细化的话,为保证彻底消除边缘响应的影响,在剔除边缘的同时需要检测边缘的邻域并进行剔除操作,这样不仅在边缘细化时会耗费大量的时间,而且在边缘邻域检测时也会耗费一定的时间,极大地降低算法的效率。而且在使用 SIFT 算法检测特征点时能够得到足够的特征点,因此剔除未经细化处理的边缘不会对算法产生显著的影响。

2.3 阴影检测和剔除

在对 SAR 图像进行配准时,由于在不同图像中,阴影区域的大小、形状以及方向会随着入射角度以及照射方向的不同等发生改变,从而直接影响 SAR 图像配准的精度。因此,为降低阴影对配准精度的影响,改进算法对 SAR 图像阴影区域通过最大类间方差法^[15-16] (OTSU) 进行检测并剔除。最大类间方差法能够自适应地确定阈值,将 SAR 图像分为前景区域和背景区域两部分。

$$g = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2. \quad (13)$$

式(13)就是类间方差的表达式。式中: ω_0 表示前景区域占整幅图像的比例, μ_0 表示其平均灰度, ω_1 表示背景区域占整幅图像的比例, μ_1 表示其平均灰度。遍历整个灰度级,找到使类间方差最大的灰度值,即为阴影分割所需阈值 T 。在遍历时多次重新计算前景、背景占比及其平均灰度,会耗费大量的时间,因此,本文采用前一阈值下的计算结果迭代计算新阈值下的结果。

$$N_0^{(T+1)} = N_0^{(T)} + G_{T+1}, \quad (14)$$

$$\omega_0^{(T+1)} = \frac{N_0^{(T+1)}}{N}, \quad (15)$$

域,白色部分代表非边缘区域。SIFT 算法需要构建高斯差分金字塔,该过程可以分为图像高斯平滑、图像降采样以及同组图像相邻层相减 3 部分完成。为了将边缘检测图像融入该过程,对边缘检测得到的图像进行降采样处理。

$$\text{SUM}_0^{(T+1)} = \text{SUM}_0^{(T)} + (T + 1) \cdot G_{T+1}, \quad (16)$$

$$\mu_0^{(T+1)} = \frac{\text{SUM}_0^{(T+1)}}{N_0^{(T+1)}}, \quad (17)$$

$$g = \omega_0^{(T+1)} \omega_1^{(T+1)} (\mu_0^{(T+1)} - \mu_1^{(T+1)})^2. \quad (18)$$

式中: N_0 表示前景区域的像素个数, N 表示整幅图像总像素个数, SUM_0 表示前景区域像素总灰度值, μ_0 表示前景区域平均灰度值, G_{T+1} 表示灰度为 $T + 1$ 的像素个数, T 是从 0 到 254 的灰度值。上述表达式迭代求出前景占比及其平均灰度,同理,背景占比及其平均灰度也可迭代求解,遍历整个灰度级得出类间方差的结果,当使得 g 最大时, $T + 1$ 就是进行阴影分割时所需阈值。在一定程度上,该方式能够节省运算时间,提升算法效率。

使用改进的最大类间方差法对 SAR 图像进行阴影检测的效果如图 3(b) 所示,其中,黑色部分代表阴影区域,白色部分代表非阴影区域。但是使用 OTSU 算法得出的分割结果中含有伪阴影点和伪非阴影点,同时在阴影区域和非阴影区域内部还存在断裂结构和空洞,可以通过形态学闭运算改善分割效果,连接断裂结构,形成较大连通区域,形态学处理结果如图 3(c) 所示。

得到阴影检测图像之后,同样对其进行降采样处理,然后与边缘检测降采样处理结果一起融入到尺度空间的构建过程中。在特征点检测之前首先判断待检测像素点是否属于边缘区域或阴影区域,如果判断该点属于此区域,则将该点舍弃,不对该点进行检测;相反,如果判断该点不属于此区域,则保留该点并继续判断该点是否为极值点,值得注意的是,在确定极值点时,要使用未经边缘和阴影剔除的尺度空间进行判断。遍历整个空

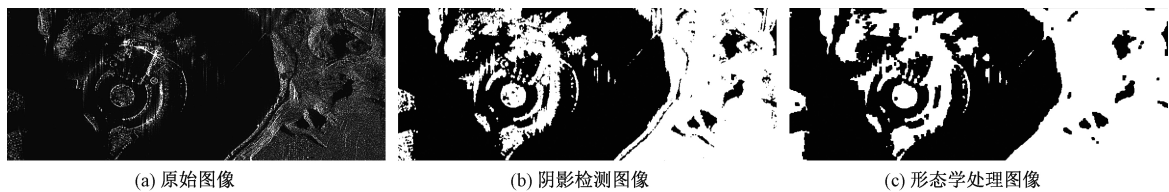


图 3 阴影检测效果

Fig.3 Shadow detection results

间, 得到特征点集, 为后续配准工作奠定基础。

2.4 跳过第一尺度检测

使用 SIFT 算法对 SAR 图像多次进行特征点检测实验, 部分实验结果如图 4 和表 2 所示, 其中, 绿色圆圈表示最终被认定为匹配点的特征点, 而红色圆圈表示最终未被认定为匹配点的特征点。对比实验结果可以发现, 在高斯金字塔第一尺度空间进行检测时, 虽然能够检测出大量的特征点, 但是其中匹配点所占比例不高, 在后续处

理工作中, 该尺度空间检测到的特征点即使被认定为匹配点, 也存在很大比例的错误匹配点。而且在 SAR 图像中存在着不可避免的相干斑噪声, 在构建尺度空间时, 采用高斯级联滤波器, 所以尺度越大, 噪声被滤除的效果越明显。因此, 去掉第一尺度空间进行检测虽然使检测出的特征点数量减少, 但基本上不会影响正确匹配点的数量, 反而能够提高正确匹配点的比例, 降低相干斑噪声的影响, 同时减少特征点检测的耗时。

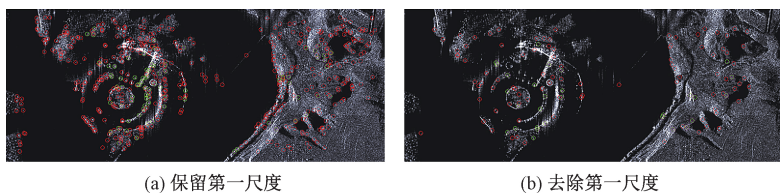


图 4 特征点检测效果

Fig.4 Detection results of feature points

表 2 特征点检测效果对比

Table 2 Comparison of feature point detection results

评价指标	图像 1(保留)	图像 1(去除)	图像 2(保留)	图像 2(去除)
检测特征点数量	1 309	325	2 512	434
匹配点数量	132	54	132	54
特征点与匹配点之比	9.92:1	6.02:1	19.03:1	8.04:1

2.5 待配准图像的几何校正

完成特征点检测之后, 使用 128 维特征描述子对特征点进行描述, 然后以欧氏距离作为其相似性度量, 利用 KD 树的数据结构搜索最近邻点和次近邻点, 再使用随机抽样一致 (random sample consensus, RANSAC) 算法剔除错误匹配点, 从而生成同名特征点对。考虑到配准效果与算法效率的平衡, 采用仿射变换模型^[17]对待配准图像进行几何校正。其变换模型如下

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & t_x \\ a_3 & a_4 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (19)$$

将得到的同名特征点对代入仿射变换模型中, 求得仿射变换矩阵, 再将待配准图像代入上式

进行变换完成几何校正, 得出配准后图像。

3 实验结果与分析

本文所选用的实验数据为中国科学院电子学研究所实测的多组 SAR 图像, 采用 SIFT 算法与改进 SIFT 算法分别对其进行实验, 图 5 所示为其中两组图像使用在同一参数下的两种算法进行特征点检测和匹配的结果。

改进 SIFT 算法消除边缘响应点占总特征点的比例如图 6 所示, 其中, 横坐标为图像编号, 纵坐标为消除的边缘响应点占比。可以发现, 改进 SIFT 算法能够消除 25% 左右的边缘响应点, 使算法检测出的特征点更加稳定, 利于后续配准工作的进行。

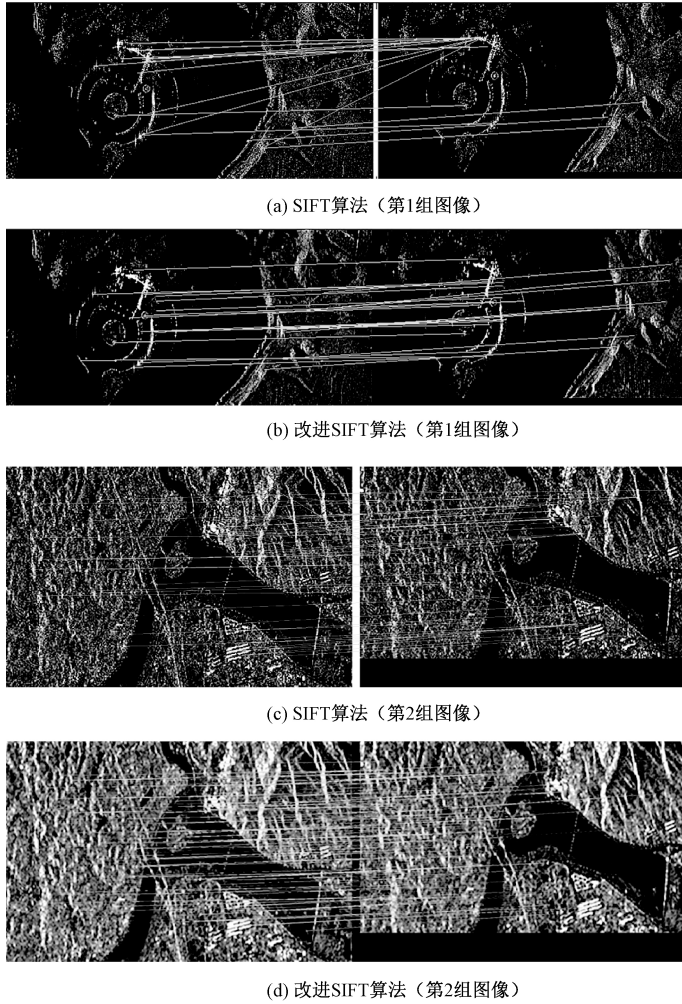


图 5 特征点匹配对比效果

Fig.5 Comparison of feature point matching results

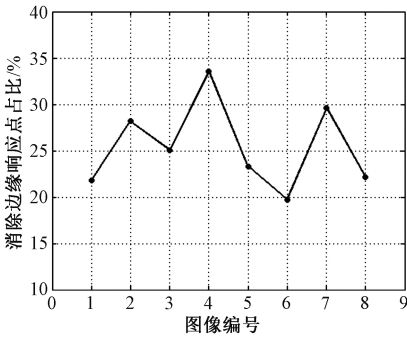


图 6 消除边缘响应点占比

Fig.6 Proportion of eliminated edge response points

对特征点匹配结果通过匹配对数、正确匹配对数、匹配正确率、空间分布质量、均方根误差以及执行时间进行评价,其结果如表 3 所示。其中,空间分布质量表征算法检测出的特征点分布的分散程度,其计算公式如下

$$DQ = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n}} \bigg/ (M + N). \quad (20)$$

式中: x_i 和 y_i 分别表示特征点所在坐标,而 \bar{x} 和 \bar{y} 则表示全部特征点的平均坐标。该指标与图像配准精度有关,特征点的空间分布质量数值越大,在图像中的分布就越均匀,配准精度就越高。均方根误差(root mean square error, RMSE)则表征算法的配准误差,均方根误差数值越小,说明算法的配准精度越高。其表达式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i,j) - F(i,j))^2}{M \cdot N}}. \quad (21)$$

式中: R 和 F 分别为配准前后的图像灰度值, M 和 N 则为图像的高度和宽度。

表 3 特征点匹配评价结果

Table 3 Evaluation results of feature point matching

评价指标	1 组		2 组	
	SIFT 算法	改进算法	SIFT 算法	改进算法
匹配对	20	59	53	197
正确匹配对	11	58	39	195
正确率/%	55	98	74	99
RMSE	6.433 6	4.101 8	4.176 8	2.962 7
空间分布质量	0.158 6	0.495 3	0.079 4	0.586 4
执行时间/s	3.826	5.023	3.187	4.293

将改进算法应用于 SAR 图像配准, 其中, 第 1 组图像的像素分别为 793×321 和 669×301 , 匹配对数量由 20 对增加到 59 对, 正确匹配率由 55% 提升至 98%, 第 2 组图像的像素分别为 450×287 和 424×246 , 匹配对数量由 53 对增加到 197 对,

正确匹配率由 74% 提升至 99%, 且两组图像的 RMSE 减小, 空间分布质量增大。该实验结果表明, 两种算法相比, 在同一参数下, 改进算法能够大幅度提高匹配对数量和匹配的正确率, 而且空间分布质量较改进之前也有大幅度的提升, 配准精度也随之提高。由于增加了预处理、边缘检测和剔除以及阴影检测和剔除等 3 个模块, 对算法进行分析并且对比表 3 执行时间可知, 改进算法的时间复杂度与 SIFT 算法仍在同一个量级上, 但有所增加, 所以实时性效果并不是特别理想。

将第 1 组 SAR 图像进行配准最终的结果如图 7 所示。其中, 图 7(a) 是参考图像, 图 7(b) 是待配准图像 1, 图 7(c) 是待配准图像 1 配准之后的结果, 图 7(g) 是将参考图像和配准后图像 1 进行非相干叠加融合之后的结果。

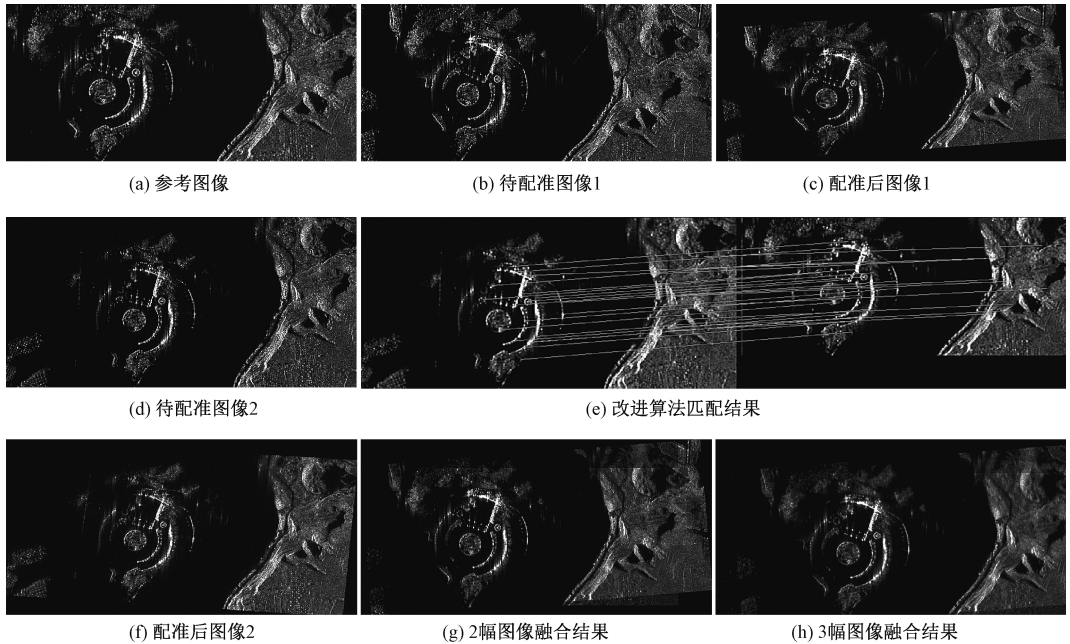


图 7 图像配准和融合结果

Fig.7 Image registration and fusion results

借助于本文算法, 在参考图像指定的前提下, 还可以对多幅 SAR 图像进行配准, 图 7(d) 是待配准图像 2, 图 7(e) 是待配准图像 2 与参考图像检测出的特征点的匹配结果, 图 7(f) 是待配准图像 2 以图 7(a) 作为参考图像配准之后的结果, 图 7(h) 是将 3 幅图像进行非相干叠加融合的结果。对非相干叠加融合图像采用等效视数作为评价指标进行评价的结果如表 4 所示, 通过对比可以发现, 将图像配准后非相干叠加, 图像的等效视数增大, 类似于多视处理的效果, 而且在叠加后其等效视数接近于理论值, 进一步印证了改进 SIFT 算法

的配准精度。

表 4 图像非相干叠加评价结果
Table 4 Evaluation results of image incoherent superposition

评价指标	ENL
参考图像	2.662 9
第 1 幅图	3.124 0
第 2 幅图	2.282 6
第 1 幅图与参考图	5.246 1
第 2 幅图与参考图	4.198 3
3 幅图像叠加	7.153 6

4 结束语

本文算法是在 SIFT 算法基础上,针对 SAR 图像的特点进行相应预处理并将边缘检测与阴影检测融合到算法中,提高算法的配准精度和稳定性,使算法能够更好地适用于 SAR 图像的配准工作,为后续图像融合、地物分类、三维重建以及地图修正等工作提供了很好的基础。但该算法仅适用于多幅 SAR 图像之间的配准,对光学图像与 SAR 图像之间的配准有待进一步研究。

参考文献

- [1] 李孚煜, 叶发茂. 基于 SIFT 的遥感图像配准技术综述 [J]. 国土资源遥感, 2016, 28(2):14-20.
- [2] 徐颖, 周焰. SAR 图像配准方法综述 [J]. 地理空间信息, 2013, 11(3):63-66.
- [3] Chatelain F, Tournet J Y, Inglada J, et al. Bivariate gamma distributions for image registration and change detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1796.
- [4] Argyriou V, Tzimiropoulos G. Frequency domain subpixel registration using HOG phase correlation [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2016, 155:70-82.
- [5] Suo Z, Li Z, Bao Z. Multi-channel SAR-GMTI method robust to Coregistration Error of SAR Images [J]. Aerospace & Electronic Systems IEEE Transactions on, 2010, 46(4): 2035-2043.
- [6] 阿布来提·依布拉音, 王治强, 刘薇, 高慧婷. 基于 Hough 直线检测的深度图像配准方法 [J]. 中国科学院研究生院学报, 2013, 30(1):112-116.
- [7] Suri S, Reinartz P. Mutual-information-based registration of TerraSAR-X and ikonos imagery in urban areas [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2010, 48(2):939-949.
- [8] 苏娟, 李彬, 王延钊. 一种基于封闭均匀区域的 SAR 图像配准方法 [J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12):3282-3288.
- [9] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [10] Hossein-Nejad Z, Nasri M. An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform [J]. Computers & Electrical Engineering, 2016. 62:524-537.
- [11] 王茜, 宁纪锋, 曹宇翔, 等. 基于 SIFT 算法的无人机遥感图像拼接技术 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2017, 35(2):188-197.
- [12] Zhong H, Zhang J, Liu G. Robust polarimetric SAR despeckling based on nonlocal means and distributed Lee filter [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 52(7):4198-4210.
- [13] Fjørtoft R, Lopès A, Marthon P, et al. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1998, 36(3):793-802.
- [14] 刘夯, 何政伟, 赵银兵, 等. SAR 图像 ROEWA 边缘检测器的改进 [J]. 遥感学报, 2017, 21(2):273-279.
- [15] Bangare S L, Dubal A, Bangare P S, et al. Reviewing Otsu's method for image thresholding [J]. International Journal of Applied Engineering Research, 2015, 10(9):21777-21783.
- [16] 赵夫群, 周明全, 耿国华, 等. 基于 GA-Otsu 法的图像阈值分割及定量识别 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(3):959-964.
- [17] Liu X, Tian Z, Lu Q, et al. A new affine invariant descriptor framework in shearlets domain for SAR image multiscale registration [J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2013, 67(9):743-753.