

一种基于局部不变特征的 SAR 图像配准新算法

金 斌^{1, 2}, 周 伟³, 丛 瑜³, 王国庆³

(1. 海军航空工程学院 研究生管理大队, 264001 山东 烟台; 2. 海军装备部兵器部, 100073 北京;
3. 海军航空工程学院 电子信息工程系, 264001 山东 烟台)

摘 要: 针对 SAR 图像配准中匹配效率低、误匹配对多和配准精度差的问题, 提出一种基于局部不变特征的 SAR 图像配准新算法. 首先, 使用加速分割检测特征 (features from accelerated segment test, FAST) 检测算法, 检测 SAR 图像的 FAST 角点; 使用 DAISY 描述子对 FAST 特征进行描述, 得到 SAR 图像不变特征. 其次, 采用基于 KD 树的欧氏距离匹配策略, 实现特征点对的粗匹配; 采用 RANSAC 算法去除误匹配, 实现特征点对精匹配. 然后, 采用仿射变换模型, 实现图像插值和图像变换, 实现 SAR 图像粗配准. 最后, 建立配准精度评估反馈机制, 实现配准优化. 通过使用不同时相、不同工作模式 HJ-1C 星载 SAR 和不同极化、不同波段机载 AIRSAR 图像配准实验, 提出算法与经典不变特征配准算法相比, 具有适配性好、配准效率高的优点.

关键词: 合成孔径雷达图像 (SAR); 局部不变特征; FAST 检测子; DAISY 描述子; 图像配准
中图分类号: TP75 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2014)11-0112-07

A novel and efficient algorithm using local invariant feature
for sar image registration

JIN Bin^{1, 2}, ZHOU Wei³, CONG Yu³, WANG Guoqing³

(1. Graduate Students' Brigade, Naval Aeronautical and Astronautical University, 264001 Yantai, Shandong, China;
2. Armament Branch of NED, 100073 Beijing, China; 3. Dept. of Electronic and Information Engineering,
Naval Aeronautical and Astronautical University, 264001 Yantai, Shandong, China)

Abstract: Aiming at the problems of low performance matching, more mismatching pairwise, and low registration precision, which are the characteristic of traditional SAR image registration methods, we propose a novel and efficient local invariant feature-based algorithm. First, the feature points are detected by features from accelerated segment test (FAST) method and described by DAISY descriptor in SAR image. Second, Kd-tree-based dual-matching strategy and random sample consensus (RANSAC) are used to establish fine feature matching. Third, affine transform model is estimated for image resampling and transformation, and rough registration is implemented. Finally, feedback mechanism is constituted for fine registration based on the estimation of registration precision. The flexibility and efficiency is demonstrated by experiments with slant range SAR images acquired from different working model, different times, viewpoints, wavelengths and polarizations.
Keywords: synthetic aperture radar (SAR) image; local invariant feature; FAST detector; DAISY descriptor; image registration

合成孔径雷达因其具有全天候、全天时、远距离、高分辨等优点, 已经成为军事、农业、海洋等领域不可或缺的侦察手段. SAR 图像配准是目标识别分类、变化检测、数据融合、地图修正等 SAR 图

像应用的前期技术准备, 得到了较广泛的研究. 目前 SAR 图像配准方法可分为两大类: 第一类是基于区域的方法. 该方法需要对 SAR 图像中封闭区域进行分割, 再计算互相关^[1-2]或互信息^[3]或联合概率分布^[4]等相似测度最大, 建立匹配关系, 实现 SAR 图像配准. 该方法只对同模态 SAR 图像有较好的配准效果, 存在适用性不强, 图像分割难

度大, 计量较大, 配准速度较慢等缺点. 第二类是基于特征的方法^[5-7]. 该方法借鉴计算机视觉关于局部不变特征的最新研究成果, 通过比较局部不变特征描述子间的距离, 建立匹配关系, 实现 SAR 图像配准^[8]. 该方法不需要未完成图像分割, 具有配准适应性较强, 速度快, 配准精度高等优点, 是当前 SAR 图像配准研究的热点. 目前, 基于 SIFT^[9] 和 SURF^[10] 算法的局部不变特征 SAR 图像配准得到了较广泛的研究^[11]. SIFT 算法利用 DoG (difference of gaussian) 对 LoG (laplacian of gaussian) 进行简化和近似; SURF 算法用则积分图像对 DoH (determinant of hessian) 进行简化和近似. DoG 和 DoH 检测方法具有较快的检测速度, 对尺度变换、视角变换和光照变换具有一定的鲁棒性^[8]. SIFT、SURF 和 GLOH^[12] 描述子都是基于梯度直方图统计的描述子, 其中 SIFT 和 SURF 描述子对纹理图像特征表现出良好的描述性能, GLOH 描述子对结构图像特征表现出良好的描述性能. SAR 图像的灰度表达的目标电磁散射信息, 且伴随有机理性的相干斑噪声, 灰度分布差异性很大. 对于不同工作模式、不同波段、不同极化方式、不同视角的 SAR 图像, 传统局部不变特征检测和描述算法难以高效率、高质量完成 SAR 图像配准任务. SUSAN (smallest univalue segment assimilating

nucleus) 角点^[13] 的计算过程基于与人类视觉观察过程类似的统计学方法, 避免了梯度计算, 降低了计算复杂度. 在 SUSAN 算法基础上, Rosten 等^[14-15] 采用启发式学习思想, 2006 年提出了 FAST (features from accelerated segment test) 角点检测算法. FAST 算法设计理念先进, 重复性好^[16], 简单快速, 计算速度是 DoG 算子的 30 倍, 适合于图像实时特征检测^[17]. 为解决宽基线匹配和特征描述计算量的问题, Tola 等^[18] 受 SIFT 和 GLOH 描述子的启发, 提出了一种形状维菊花的描述子 (DAISY), 并成功应用于宽基线视频图像匹配^[19]. 该描述子保留了 SIFT 和 GLOH 的优点, 计算速度显著提高, 适合于不同视角图像高效配准.

综上所述, 本文提出一种新的局部不变特征高效 SAR 图像配准算法. 首先采用 FAST 算法实现 SAR 图像局部不变特征检测; 其次采用 DAISY 描述子对 FAST 特征进行描述. 利用 DAISY 描述子进行特征描述. 然后采用 Kd 树 (K-dimension tree) 双向距离匹配策略, 结合 RANSAC (random sample consensus) 算法, 实现特征精匹配; 利用仿射变换模型, 完成 SAR 图像配准. 最后设计不同变化的 SAR 图像配准实验, 验证了算法的适应性和高效性. 具体流程如图 1 所示.

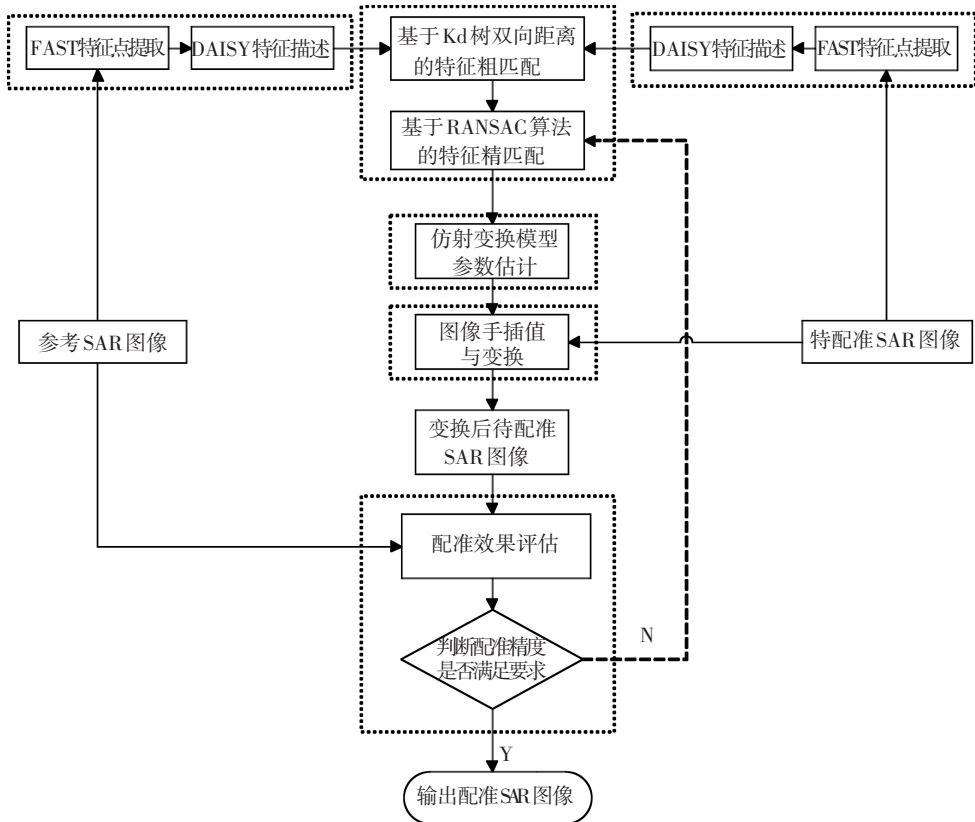


图 1 SAR 图像自动配准流程图

1 特征检测

角点特征检测子是局部不变特征检测子的重要组成部分,是近年来计算机视觉、模式识别、人工智能等领域研究取得的优秀成果,在图像处理中得到广泛应用.角点主要可分 3 大类:第一类是基于灰度梯度(一阶微分)信息的角点,其中以 Harris 角点和 Harris-Laplace 角点为代表.第二类是基于二阶微分信息的角点,其中以 DoG 角点^[9]和 DoH 角点^[10]为代表.因该类角点呈“斑状”,故也称“斑点”型角点.第三类是基于灰度统计的角点,其中以 SUSAN 角点^[13]和 FAST 角点^[14-15,17]为代表.前两类主要是采用图像与高斯函数卷积计算局部微分,求最大响应点获得角点,具有多尺度特性,比较符合人类视觉特点,但面对 SAR 图像灰度的高复杂性,检测适应能力较弱.第 3 类是采用模拟人类视觉观察过程的统计学习方法计算局部积分,过门限检测获得角点,具有启发学习特性,比较符合人类认知特点,面对 SAR 图像灰度的高复杂性,检测适应能力较强.基于此,本文采用 FAST 算法实现 SAR 图像特征点检测.

1.1 SUSAN 检测子原理

SUSAN 使用一个圆形模板(如图 2 所示),通过点 p 的灰度值 $f(x_0, y_0)$ 与模板内其他点灰度值 $f(x, y)$ 的比较,统计出与点 p 灰度值近似的像素数量(或称 USAN 面积) $n(x_0, y_0)$,当该像素数量(面积)小于阈值 g 时,则认为点 p 是要检测的角点.

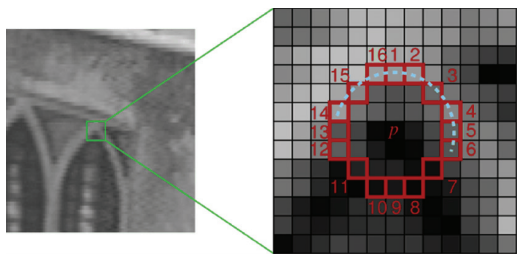


图 2 圆形模板示意^[13]

检测过程由 3 个步骤组成:

1) 局部像素灰度值比较.

$$c(x_0, y_0) = \begin{cases} 1, & |f(x, y) - f(x_0, y_0)| \leq t; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

式中 t 是灰度相似阈值.

2) USAN 面积统计计算.

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x, y)} c(x_0, y_0). \quad (2)$$

3) 角点响应函数计算.

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} g - n(x_0, y_0), & n(x_0, y_0) < g; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

式中 g 为固定阈值,通常 $g = \max(n(x_0, y_0))$. 当

USAN 面积最小时,式(3)取最大值时,可判断 p 点为 SUSAN 角点.

1.2 FAST 检测子原理

FAST 算法是 SUSAN 算法的改进,同样采用如图 1 所示的圆形模板,模板中心点 p 灰度值只与离散圆上的 16 个像素灰度值进行比较.所以

式(1)改写为

$$c(x_0, y_0) = \begin{cases} 1, & |f(x_i, y_i) - f(x_0, y_0)| < \varepsilon_d; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

$i = 1, 2, \dots, 16.$

式中 ε_d 表示给定的极小阈值.

式(2)改写为

$$n(x_0, y_0) = \sum_{(x_i=1, y_i=1)}^{(x_{16}, y_{16})} c(x_0, y_0). \quad (5)$$

式(3)改写为

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} 1, & n(x_0, y_0) \geq g; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (6)$$

式中,通常 $g = 12$.文中考虑到 SAR 图像灰度分布比光学图像复杂,分辨率低,且有相干斑噪声,对角点约束条件不能过多苛刻,所以取 $g = 8$.由式(5)知,当 $n(x_0, y_0) \geq 8$ 时, $R(x_0, y_0) = 1$,可确定中心点 p 为 SAR 图像 FAST 角点.

2 特征描述与匹配

2.1 DAISY 描述子

图像局部不变特征检测后,解决了特征点或特征区域的定位问题,还要对不变特征进行不变性描述,以解决用什么特征向量来描述区域内信息的问题.SIFT 描述子是众多不同类型的特征描述子中的杰出代表,具有良好的重复性^[8, 11].其他大多数描述子,如 SURF、GLOH、PCA-SIFT、形状上下文等,都是在借鉴和改进 SIFT 描述子的基础上,使用梯度统计直方图来表示不同的图像局部纹理和形状特征.DAISY 描述子也对 SIFT 的借鉴和改进,其将 SIFT 的带权重的梯度和,改进为高斯滤波器与偏导方向的卷积^[18-19],实现快速计算.DAISY 描述子的形状如图 3 所示.

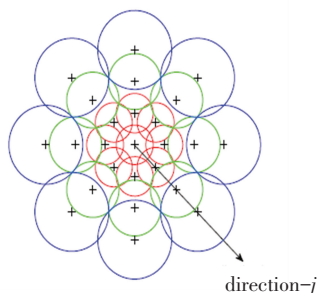


图 3 DAISY 描述子^[18]

从图 3 可以看出,DAISY 描述子由 25 个位置和 8 个方向组合而成,是一个 $8+8\times3\times8=200$ 维的向量.该描述子在计算中采用分层的立方体结构,通过卷积运算完成,计算速度较快.DAISY 描述子特别适合于描述低分辨率图像^[18],应用于宽基线图像匹配^[19],是配准多时相,较大视角偏差 SAR 图像的一个理想工具.

2.2 特征匹配

特征匹配可分粗匹配和精匹配两个阶段.首先是采用文献[7]给出的 Kd 树双向距离匹配策略实现粗匹配,其中距离匹配方法为欧氏距离比法,距离比阈值取 0.85.因 DAISY 描述子是一个 200 维的向量,维数明显多于 SIFT 描述子的 128 维和 SURF 描述子的 64 维,计算特征描述子间欧氏距离时计算量较大.对于双向距离匹配,计算量更大.Kd 树算法是一种优秀的 k 维空间二叉树搜索算法,它通过 K-近邻查询,可加快描述子匹配的距离比法计算速度.其次是采用 RANSAC 算法估计仿射基本矩阵,消除误匹配,实现精匹配.从图 1 所示算法流程图看,配准算法是一个闭环过程,其中特征匹配是配准过程非常重要的环节.误匹配将导致整体配准精度明显下降.RANSAC 算法是通过随机抽样的估计方法,运行一次 RANSAC 算法并一定能保证完全消除误匹配,当配准精度不满足要求时,通过再次运行 RANSAC 算法,直到满足配准精度.

3 实验结果与分析

验证本文所提算法的有效性和适用性,设计实验分别对两幅不同工作模式、不同视角、不同时相、不同波段的斜距幅度 SAR 图像进行配准.实验所用计算机硬件环境为 Intel Core2 Quad CPU Q8200,内存为 2G.操作系统为 Windows XP,仿真实验的软件环境是 MATLAB 7.6.配准精度采用均方误差平方根(RMSE)和最大误差(ME)^[4],单位是像素(用 p 表示),本文中配准精度指标要求是 $RMSE\leq5$ 且 $ME\leq10$.配准时间 T 的单位是秒(用 s 表示).为更好观察配准效果,配准结果采用伪彩色显示.除通过观察参考图像与待配准图像的结果差异外,还可通过观察颜色差异直观考察配准精度,其中浅色(虚线)表示差异.实验所用图像均为幅度图像,其中第一个实验使用由民政部减灾委卫星遥感中心提供的“环境一号”C(HJ-1C)为星载 SAR 数据,HJ-1C 有条带和扫描两种工作模式,S 波段,VV 极化,成像带宽度分别为 40 公里和 100 公里,单视模式空间分辨率可

到 5 米,距离向四视时分辨率为 20 米.其余实验所用 SAR 图像是由美国喷气推进实验室(JPL)提供的不同时相、不同视角 AIRSAR 数据,是多极化 SAR 图像,共有 HH、VV、HV 和 TP4 种极化方式,C、L 和 P3 个波段,分辨率为 5-10 米;参考图像大小为 450×450 ,待配准图像大小为 350×350 .比较算法除采用经典算法 SIFT 和 SURF 外,还采用 Harris、CSS (Curvature Scale Space) 角点^[20] 和 FAST 角点与 DAISY 描述子组合成新算法.

3.1 不同时相、不同工作模式 SAR 图像配准

图 4(a)是参考图像,成像时间为 2013 年 1 月 26 日,工作模式为扫描模式,分辨率为 20 米,大小为 450×450 .图 4(b)是待配准图像,成像时间为 2013 年 1 月 28 日,工作模式为条带模式,分辨率为 5 米,大小为 400×400 .两幅图像对应的场景是山东省烟台市芝罘岛,且都经过了均方根增强处理,其中后者还经过 0.25 倍的下采样处理.图 4(c)~(g)分别是 SIFT 算法、SURF 算法、Harris+DAISY 算法、CSS+DAISY 算法和 FAST+DAISY 算法精匹配结果图.图 4(h)~(k)分别是 SURF 算法、Harris+DAISY 算法、CSS+DAISY 算法和 FAST+DAISY 算法配准结果图.

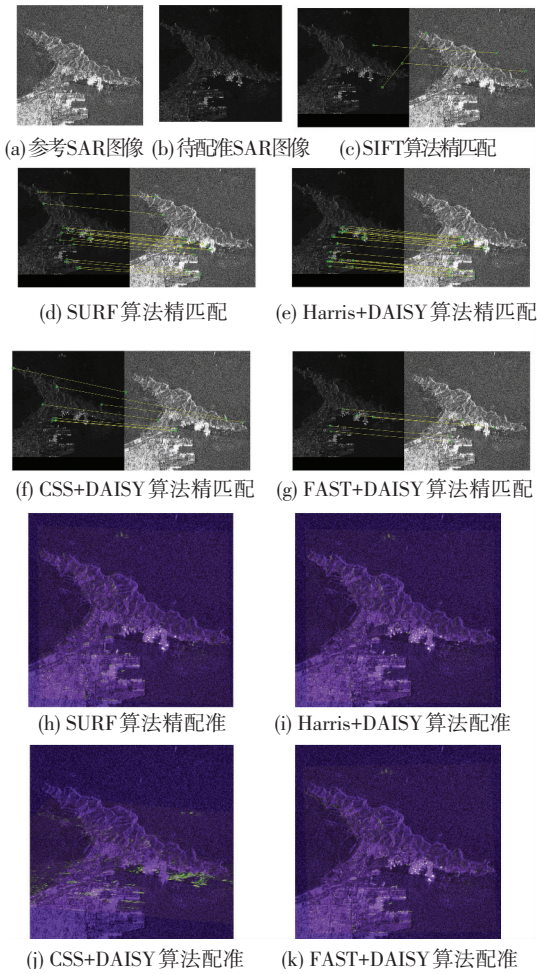


图 4 不同工作模式 SAR 图像配准比较

从精匹配结果看,SIFT 算法和 CSS+DAISY 算法特征匹配质量最差,而 SURF 算法、Harris+DAISY 算法和 FAST+DAISY 算法特征匹配质量最好.从配准性能比较看(如表 1 所示),SIFT 算法无法完成配准,CSS+DAISY 算法配准误差很大,即两种算法对该类型 SAR 图像配准是失配的;从配准精度看,FAST+DAISY 算法精度最高,其次是 Harris+DAISY 算法,然后是 SURF 算法;从配准时间看,SURF 算法配准速度最快,其次是 FAST+DAISY 算法,略慢于 SURF 算法,Harris+DAISY 算法最慢;从综合配准性能看,FAST+DAISY 算法最优,其次是 Harris+DAISY 算法.由此可看出,对该类 SAR 图像,FAST 有良好的检测性能,DAISY 有良好的描述性能.

表 1 不同工作模式 SAR 配准性能对比

配准方法	RMSE	ME	T/ s
SIFT	#	#	#
SURF	3. 165 3	10. 180 0 *	8. 288 9
Harris+DAISY	2. 029 9	6. 200 0	11. 738 5
CSS+DAISY	27. 829 6 #	54. 8200 #	20. 629 7 #
FAST+DAISY	1. 452 0	2. 680 0	10. 486 3

注: #表示该算法无法配准或配准误差很大.

3.2 不同波段、相同极化方式 SAR 图像配准

本实验用参考图像为 C 波段,HV 极化方式.待配准图像为 L 波段,HV 极化.如图 5 所示.从图 5(a)、(b)的对比可以看出,不同波段 SAR 图像灰度分布差异较大.图 5 中各子图对应与图 4 对应类似.

从图 5(c)~(g)所示匹配结果看,SIFT 算法匹配性能最差.其余算法匹配性能都比较好.从配准精度比较看(如表 2 所示),除 SIFT 算法外,其余算法配准精度都比较理想,其中以 CSS+DAISY 算法最好.从配准时间比较看,SURF 算法和 Harris+DAISY 算法配准速度最快,其次是 FAST+DAISY 算法,CSS+DAISY 算法最慢.从配准综合性能比较看,对该类数据配准,除 SIFT 算法外,其余算法都能保持良好性能.

表 2 不同波段 SAR 配准性能对比

配准方法	RMSE	ME	T/ s
SIFT	#	#	#
SURF	1. 624 2	4. 700 0	10. 834 1
Harris+DAISY	1. 521 1	3. 990 0	10. 728 7
CSS+DAISY	0. 147 2	0. 300 0	18. 170 4
FAST+DAISY	1. 649 6	3. 330 0	13. 849 0

注: #表示该算法无法配准或配准误差很大.

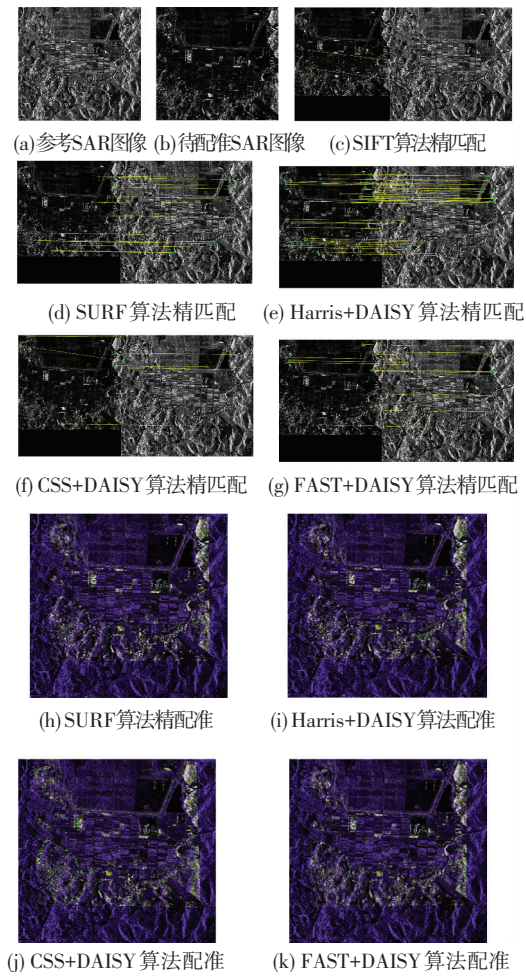


图 5 不同波段 SAR 图像配准比较

3.3 不同极化方式、相同波段 SAR 图像配准

本实验用参考图像为 C 波段,HH 极化方式.待配准图像为 C 波段,HV 极化.如图 6 所示.

表 3 不同极化 SAR 配准性能对比

配准方法	RMSE	ME	T/ s
SIFT	0 #	0 #	26. 843 3 #
SURF	2. 509 5	11. 010 0 *	11. 551 3
Harris+DAISY	1. 770 0	5. 090 0	13. 039 1
CSS+DAISY	0. 801 8	2. 3400	21. 174 4
FAST+DAISY	1. 580 2	4. 320 0	10. 216 6

注: #表示该算法无法配准或配准误差很大.*表示不满足精度要求.

从图 6(a)、(b)的对比可以看出,对同一目标,不同极化方式雷达回波强度不同,反映到 SAR 图像上表现为像素明暗的强烈差别.从匹配结果看,SIFT 算法找到的匹配点对是错误的,其他算法匹配结果良好.对比配准性能(如表 3 所示)可看出,SIFT 算法配准精度最好,但目视观察配准误差很大(如图 6(h)所示);其次是 CSS+DAISY 算法,但配准速度最慢;SURF 算法配准速度较快,但配准精度较低;从综合配准性能看,

Harris + DAISY 算法和 FAST + DAISY 算法相对较好.

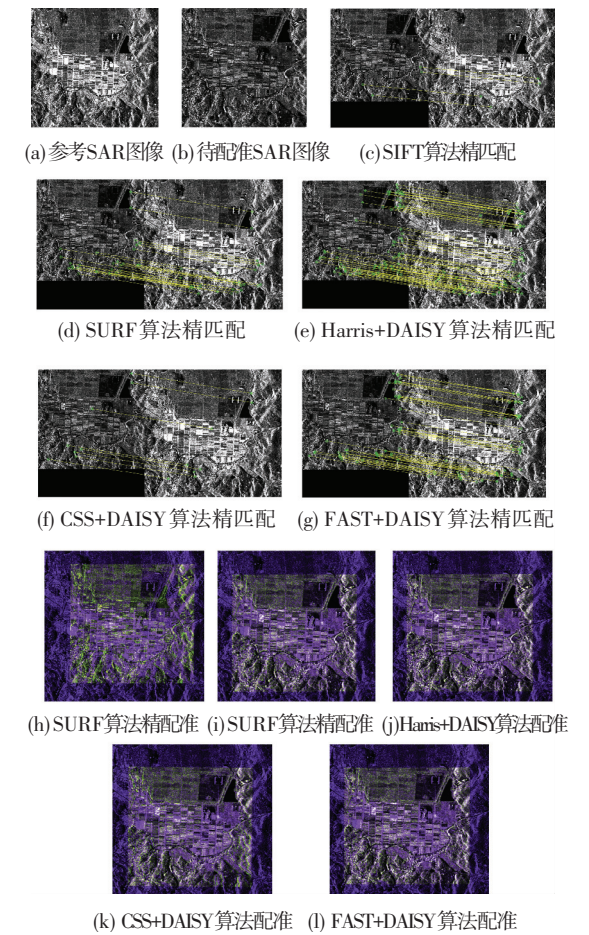


图 6 不同极化 SAR 图像配准比较

3.4 不同波段、不同极化方式 SAR 图像配准

本实验用参考图像为 C 波段, HV 极化方式. 待配准图像为 L 波段, VV 极化. 如图 7 所示.

从图 7(a)、(b) 的对比可以看出, 因不同波段和不同极化方式, 无论图像自身, 还是两图像对比, 目标间差异非常明显. 从匹配结果看, SIFT 算法和 CSS+DAISY 算法匹配质量比较差, 其他算法匹配性能良好. 从配准性能看 (如表 4 所示), SURF 算法、Harris+DAISY 算法和 FAST+DAISY 算法有比较好的配准结果, CSS+DAISY 算法配准精度很差, SIFT 算法配准失败.

表 4 不同波段、不同极化 SAR 配准性能对比

配准方法	RMSE	ME	T/s
SIFT	#	#	#
SURF	0.751 5	1.410 0	11.327 7
Harris+DAISY	1.583 8	4.600 0	11.217 0
CSS+DAISY	14.769 7 [#]	40.070 0 [#]	19.163 4 [#]
FAST+DAISY	2.024 2	3.490 0	12.229 1

注: #表示该算法无法配准或配准误差很大.

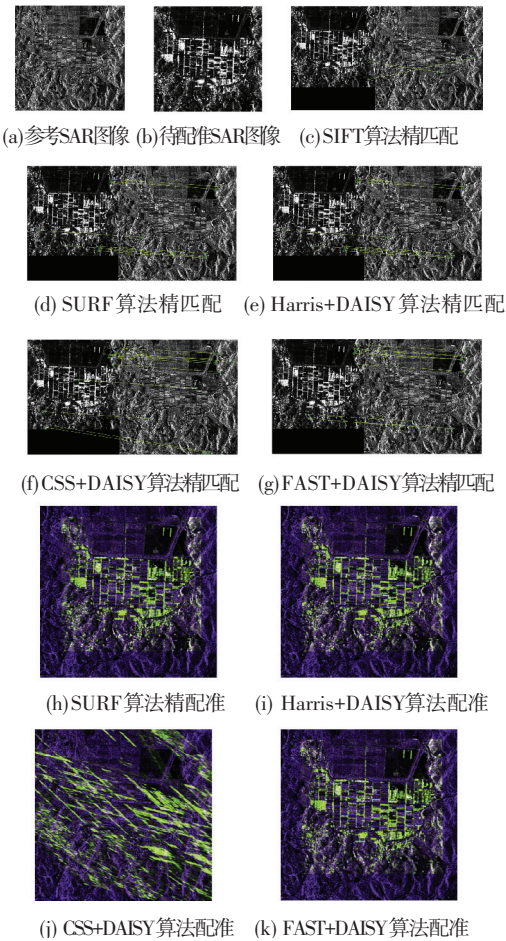


图 7 不同波段、不同极化 SAR 图像配准比较

通过不同工作模式、不同时相、不同视角、不同波段和不同极化方式 SAR 图像配准实验比较可以发现, SURF 算法、Harris + DAISY 算法和 FAST+DAISY 算法能适用于各种 SAR 图像配准, CSS+DAISY 不能适用于所有情况, SIFT 算法对所有情况都不适用. 从综合配准性能看, FAST + DAISY 算法性能最好, 其次是 Harris+DAISY 算法和 SURF 算法. 配准对比实验说明, FAST 检测子适合 SAR 图像特征点检测, DAISY 描述子适合于 SAR 图像特征描述. 因此, 本文算法对 SAR 图像配准是有效的, 实用的.

4 结 语

本文研究了基于局部不变特征的 SAR 图像自动配准问题, 提出了一种基于 FAST 特征检测和 DAISY 特征描述的 SAR 图像配准新算法. 该算法的创新之处有 3 点: 首先将基于统计学习思想的 FAST 角点检测子和适于低分辨率图像描述的 DAISY 描述子结合实现对 SAR 图像的特征检测和描述; 其次是采用基于 Kd 树双向距离比匹配策略, 实现特征粗匹配, 用 RANSAC 算法去除误匹配, 实现特征精匹配; 最后采用配准精度评估反

馈机制以保证配准精度.多种不同模态的 SAR 图像配准实验验证显示,该算法能较好克服 SAR 图像配准中传统不变特征方法存在的配准适应性较差,配准时间长,精度低的缺点,可用于配准效率和配准质量要求较高的 SAR 图像配准系统.

参考文献

- [1] YU Ting, LI Xiaorun. Automatic remote sensing image registration based on VTS-PCMIC algorithm [C]//Proceedings of Fuzzy Systems and Knowledge Discovery 2012. Trier: Computer Science Bibliography, 2012: 48-52.
- [2] ZHOU Xiaozhou, BOULANGER P. A fast hierarchical radiometric invariant stereo matching algorithm [C]//Proceedings of Information Science, Signal Processing and their Applications 2012. Montreal: IEEE, 2012: 383-388.
- [3] EVANGELIDIS G D, PSARAKIS E Z. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30 (10): 1858-1865.
- [4] GOSHTASBY A A. Image Registration, Advances in Computer Vision and Pattern Recognition [M]//London: Springer-Verlag, 2012. 40-431.
- [5] 王磊, 张钧萍, 张晔. 基于特征的 SAR 图像与光学图像自动配准[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37 (1): 22-25+44.
- [6] 王山虎, 尤红建, 付琨. 基于大尺度双边 SIFT 的 SAR 图像同名点自动提取方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 287-293.
- [7] 贺经纬, 尤红建. 基于 SURF 算子的 SAR 图像匹配改进算法研究[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(6): 822-826.
- [8] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, et al. A comparison of affine region detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 65 (1-2): 43-72.
- [9] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Computer Vision 1999. Kerkyra: IEEE, 1999: 1150-1157.
- [10] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110: 346-359.
- [11] HUO Ju, YANG Ning, CAO Maoyong, et al. A reliable algorithm for image matching based on SIFT[J]. Journal of Harbin Institute of Technology (New Series), 2012, 19(4): 90-95.
- [12] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (10): 1615-1630.
- [13] SMITH S M, BRADY J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [14] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//Proceedings of the Computer Vision 2006. Berlin: Springer, 2006: 430-443.
- [15] ROSTEN E, PORTER R, DRUMMOND. T. Fast and better: a machine learning approach to corner detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119.
- [16] TUYTELAARS T, MIKOLAJCZYK K. Local invariant feature detectors: a survey[J]. Computer Graphics and Vision, 2007, 3(3): 177-280.
- [17] 梁艳菊, 李庆, 陈大鹏, 等. 一种快速鲁棒的 LOG-FAST 角点算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(6): 251-254.
- [18] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. A fast local descriptor for dense matching [C]//Proceedings of Compute Society on Computer Vision and Pattern Recognition 2008. Washington: IEEE, 2008: 1-8.
- [19] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. DAISY: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830.
- [20] LINDBERG T. Discrete scale space theory and the scale primal sketch [D]. Stockholm: Royal Institute of Technology, PhD thesis, 1991.

(编辑 苗秀芝)