

doi: 10.7690/bgzd.2018.02.006

一种基于改进 SIFT 的 SAR 图像配准算法

李 智¹, 曲长文¹, 周 强², 刘 晨¹

(1. 海军航空大学电子信息工程系, 山东 烟台 264001; 2. 海军航空大学科研部, 山东 烟台 264001)

摘要: 为克服 SIFT(scale-invariant feature transform)描述子应用于 SAR 图像配准领域时配准精度低的不足, 提出一种基于改进 SIFT 的 SAR 图像精确配准算法。该方法首先提取特征点的 SIFT 描述子和改进的旋转不变纹理化特征描述子, 再利用典型相关分析特征融合算法将 2 种描述子融合, 形成新的特征描述子, 计算 2 幅图像中各个特征点间的改进加权距离并通过预先设定好的阈值完成粗匹配, 最后通过随机抽样一致性算法去除误匹配实现精匹配, 并代入仿射变换模型以求得变换参数, 完成图像的配准。仿真结果表明: 该方法的匹配性能明显优于 SIFT 及 PCA-SIFT 算法, 能够有效处理图像在尺度变化、灰度变化、旋转角度变化的情况下 SAR 图像配准问题, 且配准精度达到了亚像素级。

关键词: SAR 图像配准; SIFT; 改进的旋转不变纹理特征; 典型相关分析; 随机抽样一致性算法
中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

SAR Image Registration Algorithm Based on Improved SIFT

Li Zhi¹, Qu Changwen¹, Zhou Qiang², Liu Chen¹

(1. Department of Electronic Engineering, Navy Aeronautical University, Yantai 264001, China;
2. Science Research & Development Department, Navy Aeronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: For overcoming the low image registration of the SIFT(scale invariant feature transform) when it is applied to SAR image registration, put forward the SAR image accurate registration algorithm. At first, the method extracts the SIFT descriptor and improved rotation invariant textured feature descriptor, then use canonical correlation analysis feature fusion method to fuse 2 descriptors and create new feature descriptor. Next the improved weighting distance among every feature point in 2 images is calculated and introduced into affine transform model for transform parameter and realize image registering. The simulation results show that registration result of the proposed method under much better than SIFT method and PCA-SIFT, and registration precision reaches sub-pixel level when image in conditions of scale variation, grey scale variation, and rotation angle variation.

Keywords: SAR image registration; SIFT; improved rotation invariant textured feature; canonical correlation analysis; random sample consensus

0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)因其具有全天时、全天候、大覆盖面积、高分辨、成像不受云雾影响等优点, 被广泛地应用于农业、海洋、军事等领域。SAR 图像的配准^[1]是目标识别分类、变化检测、数据融合等 SAR 图像应用的基础, 目前 SAR 图像的配准方法可分为 2 大类。第一类是基于区域的方法, 此类方法涉及到 SAR 图像中封闭区域的分割, 并计算其互相关^[2-3]或互信息^[4]或联合概率分布^[5]等相似测度最大, 进而建立区域间匹配关系来实现 SAR 图像的配准。该方法存在适用性不强、图像分割难度大、计算量较大等缺点。第二类是基于特征的方法^[6-8], 此类方法通过比较局部不变特征描述子间的距离并设定阈值筛选, 从而建立匹配关系实现 SAR 图像配准。此类方法不涉及图像

分割, 相比于第一类方法适配能力更强、速度更快、配准精度更高。

随着通过稳定的局部不变特征描述子配准图像的深入研究, 已使其逐步成为图像配准领域研究的热门, 特别是 Lowe 通过尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)算法成功提取的具有尺度、旋转不变性的图像特征, 被成功应用于遥感图像的配准领域。SIFT 算法的核心是 SIFT 特征描述子, 并占算法处理的大部分时间, 影响着算法的性能。笔者提出改进的旋转不变纹理化特征描述子(rotation invariant textured-SIFT, RIT-SIFT), 将每个特征点邻域的改进旋转不变纹理特征通过典型相关分析(canonical correlation analysis, CCA)^[9-10]与 SIFT 描述子融合生成新的描述子。融合后, 新描述子具有更高的匹配正确率,

收稿日期: 2017-10-28; 修回日期: 2017-12-02

基金项目: 国家自然科学基金(91538201)

作者简介: 李 智(1993—), 男, 河北人, 硕士研究生, 从事 SAR 图像目标检测、分类、识别研究。

一定程度上改善了图像配准效果。

1 SIFT 算法

传统的 SIFT 算法^[11]是典型的提取图像局部不变特征的算法。在进行 SIFT 描述子提取前，需要对输入的 SAR 图像进行预处理，笔者采用增强的 Frost 滤波^[12]来对 SAR 图像进行噪声滤除。下面介绍传统 SIFT 算法中图像特征点的检测以及描述子的构造：

1) 特征点的检测及其精确位置的确定。

通过高斯差分核与输入 SAR 图像进行卷积得到 DoG^[13](difference of gaussians)图像，在得到的 DoG 图像中找出像素点灰度值的极值点(即为特征点的预选集)，并记录其位置和尺度。这里高斯差分(DoG)的定义为：

$$D(x,y,\sigma) = [D(x,y,k\sigma) - D(x,y\sigma)] \cdot I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y\sigma) \quad (1)$$

其中： $L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) \cdot I(x,y)$ ， $L(x,y,\sigma)$ 为 2 维图像的尺度空间函数， $G(x,y,\sigma) = \exp[-(x^2+y^2)/2\sigma^2]2\pi\sigma^2$ ， $G(x,y,\sigma)$ 为卷积核； $I(x,y)$ 为输入的 2 维图像； σ 是尺度因子； k 为常数乘积因子。

利用稳定性度量去除由于 DoG 算子的边缘响应使之不稳定的极值点，最终保留下来的是精确的特征点集。

2) SIFT 描述子的生成。

首先以任一特征点为中心，取 16×16 大小的邻域，并由其邻域像素的梯度分布特性确定此特征点的主方向，然后将坐标轴旋转到特征点的主方向，来保证描述子的旋转不变性。之后依次计算每个 4×4 的区域 8 个方向上的梯度方向向量，并将这些向量按照一定的顺序构成一个 128 维向量，即为每一个特征点的 SIFT 描述子。

2 改进的 SIFT 算法

改进的 SIFT 算法首先需要提取特征点 SIFT 特征描述子与改进的 RIT 特征描述子^[14]，然后将上述 2 种特征通过 CCA 特征融合算法进行融合，形成新的特征点描述子，通过计算改进加权匹配距离计算公式实现粗匹配，最后采用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法^[15]精确确定匹配点对，代入仿射变换模型求得参数^[16]，实现图像的配准。改进的算法流程如图 1 所示。

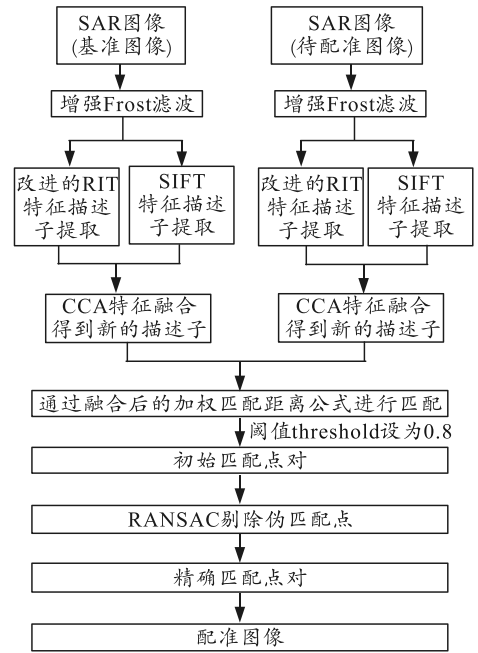


图 1 改进算法流程

2.1 改进的 RIT 特征计算及特征描述

首先通过传统 SIFT 算法中精确定位特征点的方法确定特征点的位置，并以特征点为中心、 R 为直径得到一圆形区域，将其作为特征点的邻域。然后将此圆形邻域分为若干个等单位的同心圆，如图 2 所示。

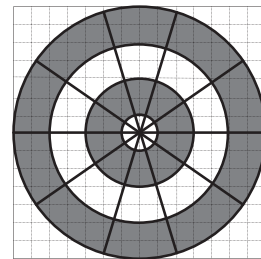


图 2 邻域同心圆

设采样半径 r (r 可取 $R/5, R/4, R/3, R/2, R$)，然后在以中心特征点为圆心、 r 为半径的圆上等间隔地采样 k 个点。分别比较这 k 个像素点与中心特征点灰度值大小，并将这 k 个像素点进行二值化，即如果像素点的灰度值大于中心特征点的灰度值，则将其置为 1，否则置为 0。

为了更好地利用特征点的邻域信息，选择 2 个采样半径分别采样(这里选用 R 与 $R/2$)。假设中心特征点的灰度值为 $L_c(x,y)$ ， $2k$ 个像素点的灰度值分别为 $L_i(x,y) (i=1,2,\dots,2k)$ ，则中心特征点的改进 RIT 特征(记为 RIT_{2k})计算公式为：

$$RIT_{2k} = \min\{ROR(RIT_{2k}, e) | e = 0, 1, \dots, 2k - 1\} \quad (2)$$

式中： $\text{RIT}_{2k} = \sum_{i=0}^{2k-1} U(L_i - L_c) 2^{i-1}$ ， $U(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$ ；

$\text{ROR}(\text{RIT}_{2k}, e)$ 表示对 $2k$ 位二进制数 RIT_{2k} 进行向右循环移位 e 次 ($2k$ 位二进制数是从同一方向采样点二值化数据开始由内至外排列的)。

设 $f_i(x, y, \sigma, \theta)$ 为通过 SIFT 算法中特征点的检测方法得到的任一特征点，其中 (x, y) 为 f_i 在原始图像上的位置坐标， σ 和 θ 分别为 f_i 的空间尺度因子和主方向。根据空间尺度因子 σ 的大小，在 f_i 所在的高斯金字塔相应层上，根据 θ 把该图像区域旋转到参考方向，然后以 f_i 为中心取一个 9×9 大小的区域作为待描述区域。则特征点的改进 RIT 特征描述步骤如下：

1) 在 9×9 大小的待描述区域中，依次以像素点 $f_j(x, y)$ $j \in [1, 81]$ 为中心，求得以它为中心的改进 RIT 特征 $\text{RIT}_{k,r}^i$ ，记为 rit_j ($j=1, 2, \dots, 81$)。

2) 像素点 $f_j(x, y)$ 距离中心 f_i 越远，对描述 f_i 贡献的信息量越小，故对 rit_j 进行加权，加权的系数为 $w_j = \exp\left\{-\left[\frac{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}{2\alpha^2}\right] / (2\alpha^2)\right\}$ 。 (3)

式中： (x_j, y_j) 和 (x_i, y_i) 分别为像素点 $f_j(x, y)$ 和特征点 f_i 在待描述区域中的位置坐标； α 为常数。

3) 把得到的所有加权的改进 RIT 特征按照一定顺序组成一个特征向量，记为 \mathbf{S}_i ，则

$$\mathbf{S}_i = [w_1 \text{rit}_1, w_2 \text{rit}_2, \dots, w_{81} \text{rit}_{81}]。 \quad (4)$$

4) 为消除光照变化带来的影响，将 \mathbf{S}_i 归一化，即 $\mathbf{S}_i / \|\mathbf{S}_i\| \rightarrow \mathbf{S}_i$ 。

于是便得到了特征点 f_i 的改进 RIT 特征描述子 \mathbf{S}_i 。由于改进的 RIT 特征对邻域信息的充分利用，延续并加强了原 RIT 特征良好的尺度、旋转和亮暗不变性，使得改进的 RIT 特征描述子具有更好的鲁棒性。

2.2 CCA 特征融合

笔者欲将上述 2 种特征描述子进行融合，以形成对特征点更为全面、准确地描述子来实现图像的匹配。下面给出 SIFT 与 RIT 描述子经过 CCA 特征融合的算法步骤。

1) 抽取 128 维 SIFT 特征向量描述子 \mathbf{x} 和 81 维改进 RIT 特征向量描述子 \mathbf{y} ，构成原模式变换后的训练样本空间 A 与 B；

2) 计算训练样本空间 A 与 B 中样本的总体协方差矩阵 \mathbf{S}_{xx} ， \mathbf{S}_{yy} 及互协方差矩阵 \mathbf{S}_{xy} ；

3) 计算矩阵 \mathbf{G}_1 与 \mathbf{G}_2 的非零本征值 $\lambda_1^2 \geq \lambda_2^2 \geq \dots \geq \lambda_r^2$ 以及相对应的标准正交的本征向量 $\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i$ ($i=1, 2, \dots, r$)，其中 $\mathbf{H} = \mathbf{S}_{xx}^{-1/2} \mathbf{S}_{xy} \mathbf{S}_{yy}^{-1/2}$ ， $\mathbf{G}_1 = \mathbf{H}^T \mathbf{H}$ ， $\mathbf{G}_2 = \mathbf{H} \mathbf{H}^T$ ，应用奇异值分解可得 $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^r \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ ；

4) 计算所有的典型投影矢量 $\boldsymbol{\alpha}_i$ 和 $\boldsymbol{\beta}_i$ ($i=1, 2, \dots, r$)，其中 $\boldsymbol{\alpha}_i = \mathbf{S}_{xx}^{-1/2} \mathbf{u}_i$ ， $\boldsymbol{\beta}_i = \mathbf{S}_{yy}^{-1/2} \mathbf{v}_i$ 。然后分别取其典型投影矢量的前 d 对投影矢量来构成变换矩阵 \mathbf{W}_x 与 \mathbf{W}_y ；

5) 最后通过应用线性变换公式抽取组合特征，得到新的特征描述子 \mathbf{Z} ，即

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{W}_x; \mathbf{W}_y]^T \cdot [\mathbf{x}; \mathbf{y}]。 \quad (5)$$

2.3 融合后 RIT-SIFT 特征描述子的匹配

通过计算，新的融合向量 \mathbf{Z} 是 128 维特征描述子。由于融合前 2 种描述子采用不同的匹配策略，所以需要采用不同的匹配策略并分配以相应的权重，对 \mathbf{Z} 进行匹配。

CCA 融合后的特征描述子 \mathbf{Z} 之间的距离计算公式为：

$$d = \lambda d_{\text{QZ}} + (1 - \lambda) d_{\text{SZ}}； \quad (6)$$

$$d_{\text{QZ}} = |\mathbf{Z}_i - \mathbf{Z}_j| = \sqrt{\sum_{n'=1}^{128} (\mathbf{Z}_{i,n'} - \mathbf{Z}_{j,n'})^2}； \quad (7)$$

$$d_{\text{SZ}} = \chi^2 = \frac{1}{2} \sum_{n'=1}^{128} \frac{(\mathbf{Z}_{u,n'} - \mathbf{Z}_{v,n'})^2}{\mathbf{Z}_{u,n'} + \mathbf{Z}_{v,n'}}。 \quad (8)$$

式中： d 、 d_{QZ} 、 d_{SZ} 分别为融合后描述子间的加权匹配距离、欧式距离、 χ^2 统计距离； n' 为融合后描述子的特征维数； λ 为权重系数； $\mathbf{Z}_{i,n'}$ 为第 i 个特征点的第 n' 维对应的数值。

根据 CCA 融合中投影矢量构成的变换矩阵 \mathbf{W}_x 与 \mathbf{W}_y 的权重求得权重系数 λ 。设经过 CCA 融合后投影矢量构成的变换矩阵分别为 \mathbf{W}_{x1} 、 \mathbf{W}_{y1} 和 \mathbf{W}_{x2} 、 \mathbf{W}_{y2} 。通过计算得到 \mathbf{W}_{x1} 、 \mathbf{W}_{x2} 大小为 128×128 ， \mathbf{W}_{y1} 、 \mathbf{W}_{y2} 大小为 81×128 ，则 λ 计算公式如式(9)。

依次取参考图像中的所有特征点，通过计算改进的加权匹配距离 d ，找到待匹配图像中改进加权匹配距离最小的 2 个特征点，分别记为最小距离 d_{SB} 和次小距离 d_{MB} ，若 d_{SB} 与 d_{MB} 的比值小于比例阈值 threshold (threshold 为经验阈值)，则将 d_{SB} 对应的特征点选作为匹配点，至此完成特征点的粗匹配。然后通过 RANSAC 算法实现精确匹配。RANSAC

算法是通过随机抽样的估计方法,如果运行一次没有达到配准精度,可以再次运行,直到达到预计精度。将最终筛选出的 2 幅图像间的 N 对精确匹配点对代入仿射变换模型求得其参数,实现图像的配

准。仿射变换模型如式(10)所示,其中: (x, y) 为输入的基准 SAR 图像中特征点的坐标; (X, Y) 为待配准 SAR 图像中与之对应的坐标; a, b, c, d, e, f 为变换参数。

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^{128} \sum_{j=1}^{128} W_{x1}(i, j) + \sum_{i=1}^{128} \sum_{j=1}^{128} W_{x2}(i, j)}{\sum_{i=1}^{128} \sum_{j=1}^{128} W_{x1}(i, j) + \sum_{i=1}^{128} \sum_{j=1}^{128} W_{x2}(i, j) + \sum_{i=1}^{81} \sum_{j=1}^{128} W_{y1}(i, j) + \sum_{i=1}^{81} \sum_{j=1}^{128} W_{y2}(i, j)}; \tag{9}$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ d & e \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \\ f \end{bmatrix}. \tag{10}$$

3 试验结果与分析

将文中改进的 SIFT 算法与传统 SIFT 算法、PCA-SIFT 算法分别在尺度、灰度、旋转角度变化等情况下进行试验,并通过 Matlab 软件进行仿真,对比其 SAR 图像配准效果,以验证文中所提算法的适用性及有效性。

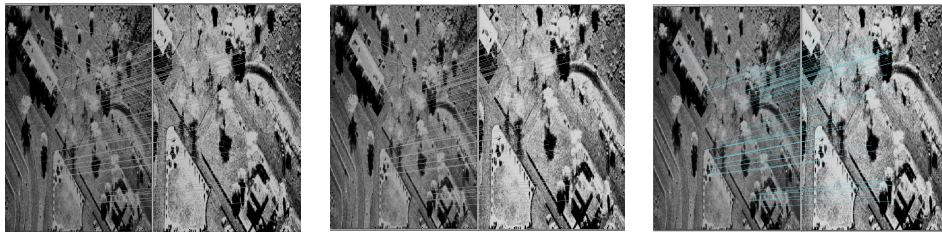
试验 1 为验证文中算法在图像有较大尺度差异和灰度差异情况下的匹配性能,采用某地区 SAR 图像,如图 3 所示,其中图 3(a)、(b)分别为试验中

所用的参考图像和待配准图像,图像大小分别为 446×536 、 450×516 像素。图 4(a)、(b)、(c)分别为 SIFT、PCA-SIFT 及文中算法的配准结果。



(a) 参考图像 (b) 待配准图像

图 3 试验 1 所用图像



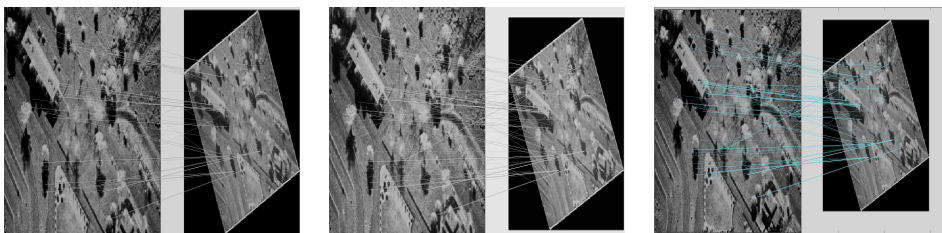
(a) SIFT 算法配准结果 (b) PCA-SIFT 算法配准结果 (c) 文中算法配准结果

图 4 试验 1 配准结果

试验 2 为验证文中算法在图像旋转的情况下的匹配性能,将图 3(a)逆时针旋转不同角度分别与参考图像进行匹配。这里只给出图 3(a)逆时针旋转 25° 的配准结果。图 5(a)、(b)、(c)分别为 SIFT 算法、PCA-SIFT 算法及文中算法的配准结果。

像。如图 6 所示,图 6(a)、图 6(b)分别于 2014 年 12 月 15 日和 2015 年 6 月 2 日拍摄,图像大小分别为 $1\ 046 \times 876$ 、 $1\ 076 \times 864$ 像素。获取图片时卫星处于为聚束模式,升轨右视, VV 极化, SLC 数据,试验区域为烟台港附近海域。图 7(a)、(b)、(c)分别为 SIFT 算法、PCA-SIFT 算法以及文中算法的配准结果。

试验 3 用来验证文中算法的实际效果。试验 SAR 图像来自加拿大探测卫星 Radarsat-2 获取的图



(a) SIFT 算法配准结果 (b) PCA-SIFT 算法配准结果 (c) 文中算法配准结果

图 5 试验 2 配准结果

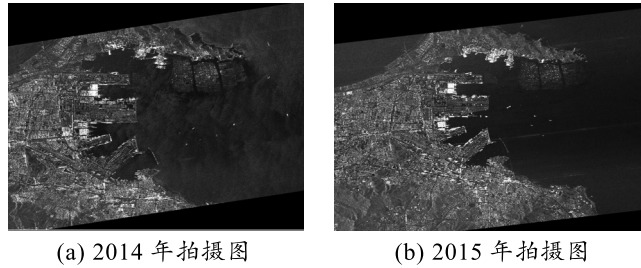


图 6 试验 2 所用图像

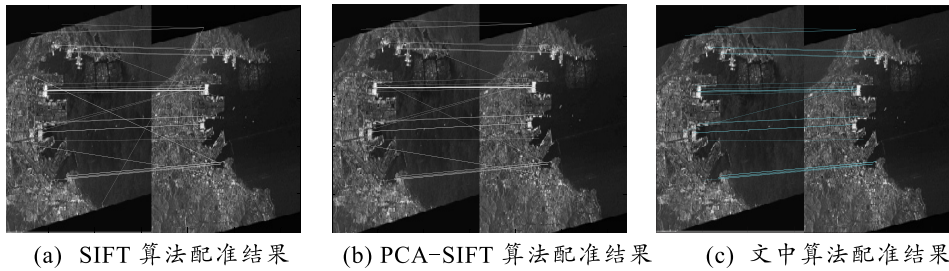


图 7 试验 3 配准结果

笔者欲取参考图像和待配准图像中的特征点对应坐标的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 及匹配正确率 (correct matching rate, CMR) 作为量化指标, 对各方法的图像配准性能进行定量的比较, 量化指标的定义如下:

$$RMSE = \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{N} \left[(ax_i + by_i + c - x'_i)^2 + (dx_i + ey_i + f - y'_i)^2 \right] \right)^{1/2}; \quad (11)$$

$$CMR = N_c / N. \quad (12)$$

由于计算匹配时匹配点对的个数 (包括误匹配点对) 随着设定阈值的减小而减少, 为了保证配准的精度, 同时考虑到计算量不能过大, 以免影响配准效率, 故文中的阈值 threshold 取 0.8。在比较各种方法的 RMSE 和 CMR 时, 笔者各选取 30 个 RMSE 较小的匹配点对, 当匹配点对的 RMSE 小于 0.8 时, 认为是正确的匹配点对。3 个试验中各种方法的配准精度如表 1 所示。

表 1 3 个试验中不同方法的配准精度

试验	图片差异	评价指标	SIFT 方法	PCA-SIFT 方法	文中方法
1	尺度、亮度有较大差异	RMSE	1.06	1.03	0.30
		CMR	0.85	0.89	0.96
2	图像经过角度旋转	RMSE	1.45	1.23	0.65
		CMR	0.83	0.88	0.95
3	两时相 SAR 图像	RMSE	1.55	1.35	0.95
		CMR	0.82	0.86	0.93

试验 1 用来验证文中算法在图像有较大尺度差异和灰度差异情况下的匹配性能。从表 1 中试验 1

的数据可以看出: 文中算法匹配性能最优, RMSE 最小, CMR 最高, 同时配准精度 RMSE 为 0.3, 达到了亚像素级。分析原因, 文中算法由于融合了改进 RIT 和 SIFT 特征描述子, 加之 SIFT 算法在纹理信息少的区域和纹理信息多的区域中都容易捕捉大量的特征点, 故文中算法在待描述图像区域获取过程中, 融合后的描述子利用特征点尺度获得了尺度不变性。同时, 由于特征点尺度没有随灰度的变化而改变, 使融合后的描述子对形状相似、灰度差异较大的背景图像具有优良的稳定性和匹配性能。

试验 2 用来验证文中算法在图像旋转一定角度情形下的匹配性能。从表 1 中试验 2 的数据可以得出: 文中算法的匹配性能仍保持最优, RMSE 为 0.65 达到了亚像素级。分析其原因, 融合后的 RIT-SIFT 描述子, 在旋转变换下特征点的尺度并未随之改变, 具有良好的旋转不变性。

试验 3 通过两时相 SAR 图像配准来验证文中算法的适用性及有效性。试验 3 中的两时相 SAR 图像具有尺度、灰度、视角差异以及较小的几何形变。由表 1 中试验 3 的数据可以得出: 文中算法的匹配性能最优且 RMSE 为 0.95 达到了亚像素级, 从而验证了文中算法的有效性。

4 结束语

笔者提出了一种基于改进 SIFT 的 SAR 图像配准算法。首先利用传统 SIFT 算法在特征点检测上的优势以及稳定性度量准则, 精确确定数量丰富且稳定的特征点。然后通过 CCA 特征融合算法将 SIFT

描述子与改进的 RIT 特征描述子进行融合。由于提取出的改进 RIT 特征描述子具有良好的尺度不变性、抗旋转性能、亮暗不变性等优良特性,使得融合后的描述子性能更加稳定。对于特征点的匹配,计算改进的加权匹配距离实现粗匹配,在此基础上结合 RANSAC 算法实现精确匹配,提高了匹配算法的稳定性。试验结果表明:与 SIFT、PCA-SIFT 方法相比,该方法能有效处理图像在尺度变化、灰度变化、旋转角度变化的情况下 SAR 图像配准问题,获得了更高的配准精度。但文中算法的运行效率低于 SIFT 算法,其原因是文中算法需提取特征点的 SIFT 特征以及改进 RIT 特征并进行 CCA 融合,计算量稍大;因此,在保证配准精度的前提下同时提高算法的运行效率是需要改进的地方。

参考文献:

- [1] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. ACM Computing Surveys (S0360-0300), 1992, 24(4): 326-376.
- [2] YU T, LI X R. 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.
- [3] ZHOU X Z, 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.
- [4] EVANGELIDIS G D, PSARKIS E Z. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10): 1858-1865.
- [5] GOSHTASBY A A. Image Registration, Advances in Computer Vision and Pattern Recognition [M] London: Springer-Verlag, 2012: 40-431.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] YANG J, YANG J Y, ZHANG D, et al. Feature fusion Parallel strategy vs. serial strategy[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(6): 1369-1381.
- [10] YANG J, YANG J Y. Generalized K L transform based combinedfeature extraction.Pattern Recognition, 2002, 35(1): 295-297.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision(S0920-5691), 2004, 60(2): 91-110.
- [12] LOPES A, TOUZI R, NEZRY E. Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity[J]. IEEE Transactions on Geo-science And Remote Sensing, 1990, 28(6): 992-1000.
- [13] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Computer Vision 1999, Kerkyra: IEEE, 1999: 1150-1157.
- [14] 唐朝伟, 肖健, 邵艳清, 等. 一种改进的 SIFT 描述子及其性能分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(1): 11-16.
- [15] 马丽丽, 曹春梅, 陈金广, 等. 基于 RANSAC 的特征点匹配算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(7): 1794-1797.
- [16] PANKOV S. Learning Image Transformations without Training Examples[C]//Proceedings of the 7th International Conference on Advances in visual Computing.Monte Carlo, Monaco:[s.n.], 2011: 168-179.