

基于联合相似测度的 SAR 图像边缘点特征配准方法*

陈天泽¹, 李 燕²

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;
2. 炮兵防空兵装备技术研究所, 北京 100012)

摘要:针对 SAR 图像配准过程中几何变换影响特征匹配稳健性和适应性的问题, 提出了一种在特征匹配过程中直接解算几何变换模型的边缘点特征配准方法。利用 SAR 图像边缘点的梯度和方向特征, 基于像素迁移思想, 定义了图像匹配的联合相似度——联合特征均方和(SSJF), 并建立了 SAR 图像边缘点集相似性匹配准则; 基于方向模板提出了改进的 ROEWA 算子; 利用改进的遗传算法(GA)来进行相似度的全局优化搜索, 获取配准模型参数; 利用多幅 SAR 图像的配准试验, 对本文方法的性能进行了验证。

关键词: SAR 图像配准; 像素迁移; 联合相似测度; 遗传算法

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2013)04-0069-07

The edge point registration method of SAR images based on the joint similarity

CHEN Tianze¹, LI Yan²

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. Artillery and Air Defense Corps Research Institute of Equipment & Technologies, Beijing 100012, China)

Abstract: An edge point matching method of SAR image based on the joint similarity is presented. First, the matching similarity criterion and the joint similarity——SSJF (Square Summation Joint Feature) were constructed, based on the grad and direction of each edge point in images. Next, a modified ROEWA edge detector was proposed to get the edge intensity and edge direction with the eight directional templates. Then, parameters of the transform model between the matching SAR images were calculated with the modified GA, which is used to obtain the global optimum solution of the similarity. Finally, the performance of the method was validated with SAR image registration experiments.

Key words: SAR images registration; pixel migration; joint similarity; genetic algorithm (GA)

SAR 图像配准是寻找具有重叠区域的不同时间、不同视角或不同传感器获取的两幅或多幅 SAR 图像(一般称作基准图像和待配准图像)之间的几何变换关系, 实现配准图像之间的空间对准^[1]。由于受成像时间、传感器姿态、波段、极化方式以及图像噪声等多种因素影响, 同一区域不同 SAR 图像的灰度会存在较大的差异, 所以从图像配准稳健性、适应性、计算复杂度等性能方面综合考虑, 在理论研究和实际应用中常采用基于特征的特征配准技术。

稳健的特征配准方法需要利用 SAR 图像中广泛分布、较易提取且一致描述的特征用于特征匹配^[2]。具体而言, 需满足以下条件: 用于配准的特征普遍存在于各类 SAR 图像中, 且较少出现弱特征情况; 特征提取过程简单, 较少包含干扰特征, 且用于匹配的同名特征能够被精确提取; 特征

描述方法简单, 用于匹配的同名特征能够以同样的形式来准确描述。

SAR 图像特征配准中常用的几何特征可归结为点、线、面三类配准基元, 其中, 以边缘点为代表的点特征是图像结构特征中的最小基元。与线、面特征不同, 点特征普遍存在于大部分场景图像中; 而且, 其特征提取和描述方法相对简单, 其坐标可直接用于求解变换模型参数。而且, 配准像对中同名点特征组成的物理结构, 存在某种意义上的相似, 所以稳健的特征配准方法常采用点特征来进行。

基于特征的特征配准的关键是通过特征匹配找到对应的同名特征, 来解算几何变换模型参数。所以在点特征配准方法的特征匹配阶段, 一般不直接考虑图像之间的几何变换, 而是在特征提取中采用具有几何不变性的特征提取方法(如

* 收稿日期: 2012-10-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61002023)

作者简介: 陈天泽(1977—), 男, 湖南益阳人, 讲师, 博士, E-mail: 77ctz@sohu.com

SIFT^[3]、SURF^[4])来提取不变特征;或在特征描述中采用具有几何不变性的描述方法来对特征进行描述,如根据点特征之间的相互关系建立不变三角网^[5],或通过建立边缘直方图^[6],或通过几何哈希方法建立特征描述子^[7]等,以消除几何变换对特征匹配的影响。但前者主要应用于中心式投影的光学图像,对于侧视投影干涉成像的 SAR 图像,SIFT 特征提取方法不适用于服从乘性噪声分布模型的 SAR 图像,而且 SIFT 特征提取方法也难以在异侧成像的 SAR 图像中寻找稳健的同名点^[8];后者对 SAR 图像中的斑点噪声比较敏感,容易出现同一场景的不同 SAR 图像中特征点集的描述结果不同的现象,影响特征匹配准确性,导致误配、错配甚至匹配不成功的情况出现。

针对 SAR 图像配准的上述问题,本文提出了一个基于联合相似测度的 SAR 图像边缘点特征配准方法,采用 SAR 图像中普遍存在的边缘点特征,将图像配准的特征匹配和模型解算两个步骤合并为一个步骤,在特征匹配过程中通过优化搜索直接解算几何变换模型参数,实现 SAR 图像特征的稳健配准。

1 匹配准则与相似度构建

1.1 基于像素迁移的边缘点配准

像素迁移,是指从一幅图像中提取部分像素点构成初始点集,将其各点坐标按照变换模型变换到另一幅图像中,其对应坐标的像素点集即为目的像素点集^[9]。对于具有相同场景的不同图像,梯度模值比较大的边缘特征隐含着某种意义上的相似。所以,基于像素迁移的边缘点特征配准,是依据像素迁移原理,提取含有大量结构信息的边缘点集,构建一种与之相适应的相似性测度,然后采取合适的参数优化方法,来实现多幅图像的配准。基于上述思想,Yosi^[9]基于边缘特征的隐含相似性,构建了 SSG(Square Summation Gradient,梯度均方和)相似度,实现了多传感器图像的配准。

与其他特征配准方法相比,该方法特征提取和描述的过程相对简单,且各类场景和目标中基本都存在边缘特征,是以具有较好的普适性。其难点在于,该方法没有考虑单幅图像中边缘点之间的相互关系,无法根据边缘点集之间的对应关系(如几何关系、统计关系)来进行同名特征匹配,而必须通过模型参数全局空间内的优化搜索来实现最优匹配,是以将图像匹配问题转化成了一个数学优化问题^[10]。

1.2 基于 SSG 的相似度准则

一般而言,图像配准可以归结为一个变换模型参数求解的过程,其关键是通过特征匹配方法找到用于解算模型参数的同名特征。从匹配准则的角度来说,其数学模型可以描述为^[9]

$$\min_{f,T} J = \sum_i [I_1(T(x_i, y_i)) - f(I_2(x_i, y_i))]^2 \quad (1)$$

其中, T 为变换模型, I_1, I_2 分别代表配准图像中基准图像和待配准图像, (x_i, y_i) 代表 I_2 中的坐标点集, $T(x_i, y_i)$ 表示对坐标点 (x_i, y_i) 进行几何变换后的坐标点, J 为准则函数,利用 I_1, I_2 中的对应关系,获取 I_1, I_2 中对应的同名特征。然后再利用最小二乘法求解最优 T ,即可获取两幅图像的空间变换关系。

基于隐含相似性的图像配准方法中的准则函数构造和参数解算方法与上述不同。由于同一区域不同图像的相似特征蕴藏在梯度最大的点集当中,所以结构特征的隐含相似匹配准则为:以某一图像中梯度最大点集为初始点集,经模型变换后另一图像中目标点集的梯度模值平方和最大。其数学模型为

$$\max_T J = \sum_{(x_i, y_i) \in S_2} |I_1(T(x_i, y_i))|^2 \quad (2)$$

此处, I_1, I_2 分别为基准图像和带配准图像的梯度模值图, S_2 为从 I_2 中选取的用于匹配的初始点集, $I_1(T(x_i, y_i))$ 为 S_2 经空间变换后在 I_1 中的目标点集。在模型解算参数过程中,由于初始点集之间没有明确的对应关系,所以只能通过循环迭代优化解算方法获得最优的变换模型 T 。

1.3 联合相似度与相似性匹配准则构建

文献[9]中的方法只利用 SSG 来建立相似度准则函数,没有利用更多的边缘点信息来构建匹配准则,使得模型参数解算的收敛速度非常慢,循环时间过长,循环迭代中也只利用 SSG 参量来进行判决,其循环迭代结束的判决条件不独立,不能对配准结果从另一个方面进行验证,从而容易陷入局部最优而难以找到全局最优。

实际上,图像边缘点的方向是边缘点梯度的变化方向,边缘点方向特征同样也能描述场景结构。全局匹配中,两幅配准图像中同名特征点的方向差应该为一个常数,即两幅图像之间的旋转角度。所以,将一副图像中边缘点集通过空间变换迁移到另一副图像的边缘点集中,每次迁移对应一组变换参数和一个方向差分均方和(SSDD: Square Summation Difference Direction)值。当两

个边缘点集中对应边缘点的方向差最接近于旋转角度时,两个点集最相似,SSDD取得最小,该次迁移最为有效,对应的参数即为所求匹配解。

根据式(2),设 D_1 、 D_2 为基准图像和待配准图像的边缘点方向图, θ 为两幅图像之间的旋转角度,则基于SSDD匹配准则的数学模型为

$$\min_T J = \sum_{(x_i, y_i) \in S_2} [D_1(T(x_i, y_i)) - D_2(x_i, y_i) - \theta]^2 \quad (3)$$

当两幅图像精确匹配时,应该满足SSG最大、SSDD最小(理论上,当图像方向特征提取完全精确时,SSDD应该为0)。所以,为了提高图像匹配中模型参数解算的精度,增加隐含特征点集方向关系的约束条件,综合匹配图像中隐含特征点集的SSDD与SSG测度,来建立联合特征均方和(SSJF)的相似测度。

首先构建SSG和SSDD两个独立相似度:

$$F_1(T) \triangleq \sum_{(x_i, y_i) \in S_2} |I_1(T(x_i, y_i))|^2 \quad (4)$$

$$F_2(T) \triangleq \sum_{(x_i, y_i) \in S_2} [D_1(T(x_i, y_i)) - D_2(x_i, y_i) - \theta]^2 \quad (5)$$

在参数解算的循环迭代过程中,希望SSG单调递增,SSDD单调递减,即当两幅图像精确匹配时,应该满足SSG最大、SSDD最小。据此基于SSG和SSDD的联合测度SSJF可定义如下:

$$F(T) \triangleq | \alpha F_1(T) - (1 - \alpha) F_2(T) | \quad (6)$$

其中 α 为SSG测度在联合测度中的权重,其值依据SSG和SSDD两个独立测度在联合测度中的相对作用确定。理论上, α 的取值不会影响参数解算的精度,但会影响参数解算优化搜索的速度,收敛速度越快的测度,其权重应该越大。对于两个独立测度,各自的收敛速度取决于图像重叠区域中梯度图和方向图的结构性的强弱程度。结构性越强,收敛速度越快。常规场景的图像中,梯度图的结构性一般强于方向图的结构性,所以在一般情况下,SSG测度的权重要大于SSDD测度的权重。

将式(4)和式(5)代入式(6),得

$$F(T) \triangleq \sum_{(x_i, y_i) \in S_2} | \alpha [I_1(T(x_i, y_i))]^2 - (1 - \alpha) [D_1(T(x_i, y_i)) - D_2(x_i, y_i) - \theta]^2 | \quad (7)$$

根据式(7)定义的联合测度,在像素迁移的图像匹配中,每次迁移对应一组变换参数 T ,也对应一个SSJF值。因此,联合测度值最大时,其相似度也最大,该次迁移最为有效,对应参数即为所求匹配解。则准则函数的数学模型可写成

$$\max_T J = F(T) \quad (8)$$

2 SAR图像边缘强度和方向特征提取

联合相似度是基于边缘点的梯度和方向特征构建的,所以在边缘点梯度特征提取的同时,还需要提取边缘点方向。

目前,ROEWA算子^[11]是SAR图像中阶跃边缘检测的主要方法。该算子非常适用于检测SAR图像中的边缘,实用性更强。而且ROEWA算子与梯度算子一样,在边缘处取得极大值,在非边缘处取值较小且变化较小,所以可将ROEWA算子作用后的强度图像认定为梯度图像。但ROEWA算子不能得到边缘方向,所以本文采用改进的ROEWA算法,在计算边缘强度的同时,利用方向模板和二次曲线进行方向估计,得到了边缘方向,具体方法和步骤参见文献[12]。该方法的边缘提取结果如图1所示。

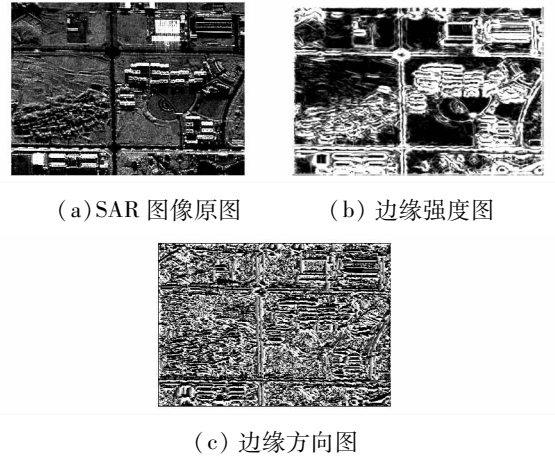


图1 SAR图像边缘强度和方向特征提取结果

Fig. 1 The result of SAR edge extraction

3 准则函数的优化求解

3.1 优化解算分析

准则函数式(8)的优化搜索实质是一个多元函数的优化问题,对于图像匹配来说,该优化问题的数学结构十分清楚,但维数高、计算量太大、多极值。待求的SSJF随几何变换模型 T 中参数的变化非常复杂,使得在参数空间内存在大量密集局部极值点,容易陷入局部最优,对求取全局最优将非常困难,因此依靠传统优化算法难以求解。

智能优化算法中的遗传算法(GA)可从初值点开始,沿多路径搜索实现全局或准全局最优,是一种有效的自适应优化方法^[13]。本文利用遗传算法空间全局搜索能力较强这一特点,直接以SSJF作为个体的适应值,每个染色体代表一组问题解,

每个种群由若干染色体组成。通过对当前种群施加选择、交叉和变异等一系列遗传操作,产生新一代种群,使用群体搜索技术,在可行解空间中搜寻全局最优解。

3.2 遗传算法优化寻优方法的改进

利用遗传算法优化解算各参数,解算精度与各参数取值的分辨率成正比关系;收敛速度与各参数取值可选个数成反比关系。也就是说,在参数范围一定的情况下,参数分辨率和可选个数互相矛盾。现有的遗传算法中,各参数范围以及对应染色体的长度一直保持不变,即各参数的分辨率和可选个数一直不变。这样虽然保证能取得正确匹配解,但在整个循环迭代过程中,收敛速度较慢,而且在设置各参数对应染色体的长度时,为了取得优化效率和解算精度的折中,难以设置产生高分辨率参数值的染色体长度,使得优化解算难以取得高精度的结果。

根据遗传算法优化解算的基本原理分析可知:在循环优化的初始阶段,主要目的是快速稳定地搜寻到匹配解算的初始值,所以需要参数范围大,但取值分辨率可稍低,而且该阶段 SSJF 极值较小,容易找到最新的 SSJF 极值,收敛速度较快;在循环优化的后期,主要目的是确定匹配解算的精确值,所以需要取值分辨率较高,但参数范围可压缩,而且该阶段 SSJF 极值相对较大,难以较快找到新的极值,收敛速度较慢。

所以,本文在收敛迭代过程中,基于优化解算逐渐精确的各参数的解,逐步压缩各参数范围来提高收敛速度,同时逐步扩展各参数的染色体长度和种群大小,提高匹配定位的精度。为了保证正确匹配值在修正后的参数范围内,以优化解算的各参数值为中心,重新计算参数范围。对于长度增加各参数染色体值,为了不改变该次循环中各参数染色体的值,根据格雷码编码规则,对各参数染色体增加的长度以补 0 方式处理。

4 试验验证与结果分析

针对上述方法,本文进行了多种不同类型 SAR 图像的匹配试验来验证本文方法的性能。试验运行环境为普通 PC 上的 Matlab7.8。试验中采用仿射变换模型,设 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 分别为待配准图像和基准图像坐标,模型参数为 $T = [a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2]^T$,变换关系可表达如下

$$\begin{cases} x_2 = a_1 x_1 + b_1 y_1 + c_1 \\ y_2 = a_2 x_1 + b_2 y_1 + c_2 \end{cases} \quad (9)$$

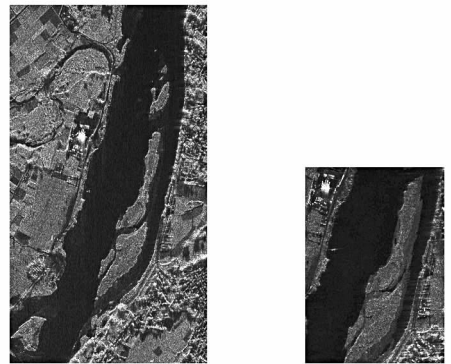
由于本文方法是一种全局配准方法,需要待匹配图像和基准图像之间具有较大的重叠度,才能从整体上实现准确匹配。所以试验中的数据都是具有较大重叠的图像对。遗传算法编码采用二进制格雷码, $\alpha = 0.75$ 。

试验中采用均方根误差 (RMSE) 作为衡量配准精度的指标, RMSE 定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(a_1 x_1 + b_1 y_1 + c_1 - x_2)^2 + (a_2 x_1 + b_2 y_1 + c_2 - y_2)^2]}{n}} \quad (10)$$

4.1 多波段多极化 SAR 图像匹配试验

本试验利用两幅不同波段、不同极化方式的 SAR 图像进行特征匹配。试验数据为机载 SAR 图像,基准图像为 C 波段 HV 极化的 SAR 图像,图像大小为 1138×1675 像素,待配准图像为 X 波段 VV 极化 SAR 图像,图像大小为 688×808 像素,如图 2 所示。



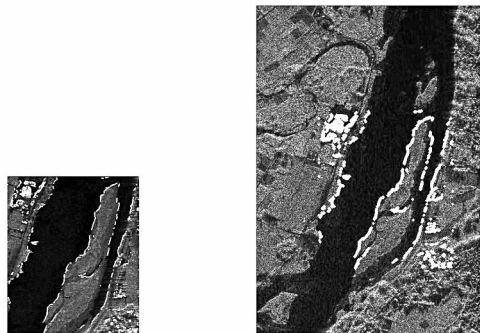
(a) 基准图像 (b) 待匹配图像

图 2 匹配图像原图

Fig. 2 The original image pair to be matched

S_2 为待配准 SAR 图像边缘强度前 2% 的初始点集,控制参数中染色体总长为 37 位,种群大小为 400,初始种群随机产生,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.08。当运行代数 N_g 为 180 代时,SSDD 小于阈值,循环迭代结束。匹配解算运行时间为 380.296s。求解出 $T = [0.9968, 0.0009, 533.0724, 0.0054, 0.9968, 312.6810]^T$,匹配结果如图 3 所示。

图 3 中白色亮点为用于匹配的边缘点。为了评价本文方法的配准精度,本试验采用手工选取两副图中的 7 组同名控制点作为检查点。各控制点误差如表 1 所示。



(a) 叠加 S_2 的待匹配图像 (b) 叠加最优解的基准图

图 3 SSJF 匹配结果图

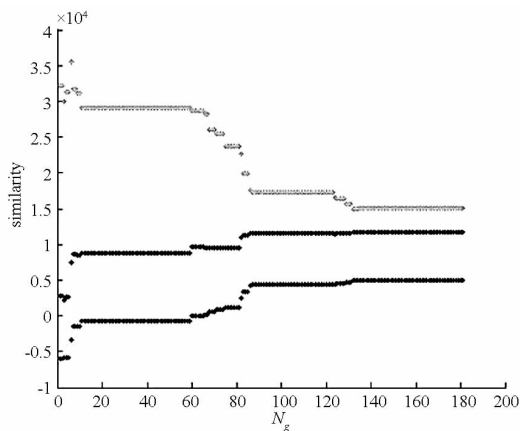
Fig. 3 The matching results of SSJF

表 1 同名控制点配准误差表

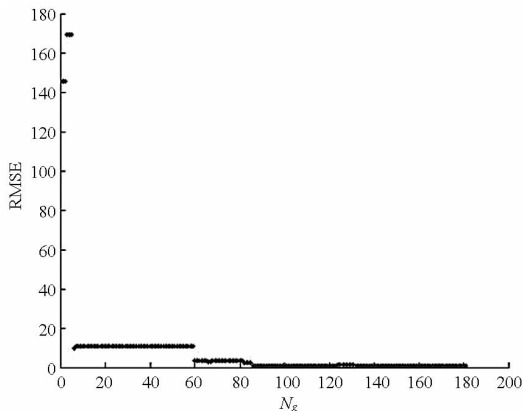
Tab. 1 Error of each corresponding control point

Error	1	2	3	4	5	6	7
EX	-1.31	-0.63	0.06	0.53	-1.26	0.61	-1.95
EY	1.93	0.96	0.59	0.17	1.10	-0.02	1.29

EX 、 EY 分别表示各点 X 坐标和 Y 坐标的误差。由式(10)求得 $RMSE = 1.2$ 像素。为了直观描述本文中迭代优化对真实解的趋近,图 4 给出了循环迭代中个测度以及 $RMSE$ 的收敛情况。



(a) SSJF 收敛图



(b) RMSE 收敛图

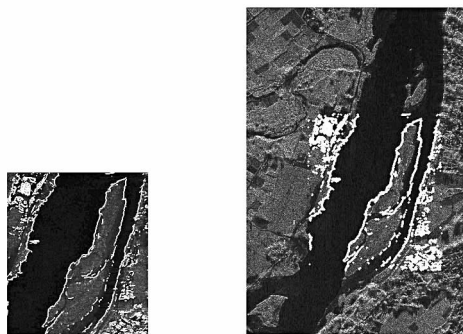
图 4 算法收敛情况图

Fig. 4 The convergence charts of method

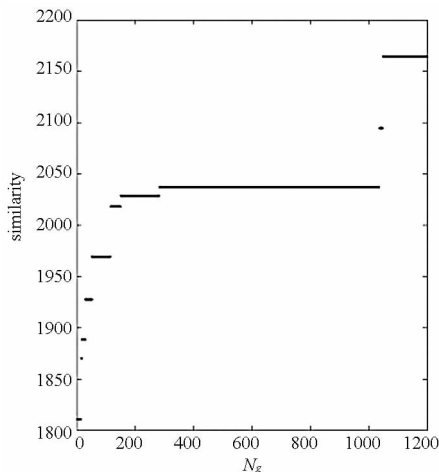
图 4(a) 中,上部曲线表示 SSDD 的收敛情况,下部曲线表示 SSG 的收敛情况,中间曲线表示 SSJF 的收敛情况。

从图 4 中可看出,本文方法除了在初始的局部阶段出现上下跳跃外,在经过一定次数的循环后,会逐渐趋向一致收敛,到循环迭代后期, $RMSE$ 会逐渐趋向稳定,证明本文方法整体上呈现一致收敛,且解算参数逐渐趋近真实匹配值。

为了比较本方法的性能,将本文方法与文献原有方法进行比较,原有方法以 SSG 作为相似测度,利用不进行参数范围和染色体长度修正的遗传算法进行仿射模型参数解算。为了取得较好匹配效果,选取待匹配图像边缘强度的前 15% 作为匹配点集,遗传算法的控制参数中染色体总长为 47 位,种群大小 N_g 为 600,初始种群随机产生,交叉概率和变异概率与本文方法相同。匹配结果如图 5 所示。



(a) 叠加 S_2 的待匹配图像 (b) 叠加最优解的基准图



(c) SSG 随迭代次数收敛图

图 5 原有方法中基于 SSG 的匹配结果图

Fig. 5 The matching results of SSG in the prior method

当最大运行代数为 1200 代时,匹配结果的 $RMSE$ 为 4.0141 个像素,约为本文方法的 3.4 倍。运行时间为 1639.139s,约为本文方法的 4.3 倍。

从匹配结果看,原有方法中参与匹配的边缘点个数远多于本文方法中的边缘点点数,但配准精度却低于本文方法的精度,SSG 测度的收敛速度也低于 SSJF 的收敛速度。

4.2 多源 SAR 图像匹配结果

本试验利用不同时相包含相同场景的两幅 SAR 图像进行同名特征匹配,试验数据为机载 SAR 图像,图像大小为 93×74 像素,如图 6 所示。



(a) 基准图 (b) 待匹配图

图 6 匹配图像原图

Fig. 6 The original image pair to be matched

S_2 为待配准 SAR 图像边缘强度前 3% 的初始点集,控制参数中染色体总长为 37 位,种群大小为 400,初始种群随机产生,最大运行代数 N_g 为 120 代,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.08,运行时间为 81.437s。求解出 $T = [0.9802, -0.2803, 5.8824, 0.2677, 0.9767, -14.7451]^T$ 。匹配结果如图 7 所示。



(a) 叠加 S_2 的待匹配图像 (b) 叠加 $T(S_2)$ 的基准图

图 7 SSJF 匹配结果图

Fig. 7 The matching results of SSJF

本试验采用手工选取 8 组同名控制点作为检查点来检验配准精度。控制点配准误差如表 2 所示。

表 2 同名控制点配准误差表

Tab. 2 Error of each corresponding control point

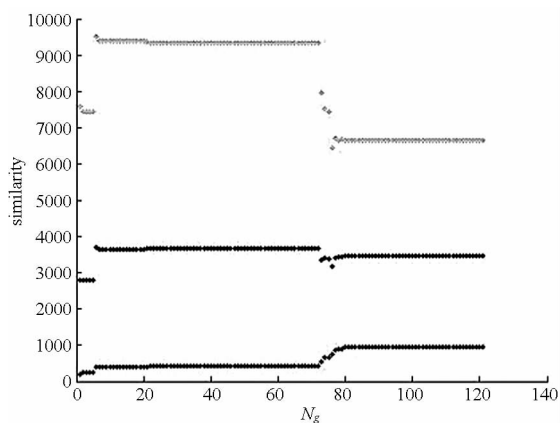
Error	1	2	3	4	5	6	7	8
EX	-0.74	-0.62	-1.11	0.15	0.07	-0.09	-0.26	0.17
EY	0.48	1.43	1.96	-0.69	0.15	1.63	1.20	-0.41

由式(10),求得 $RMSE = 1.09$ 像素。测度以及 RMSE 的收敛情况如图 8 所示。

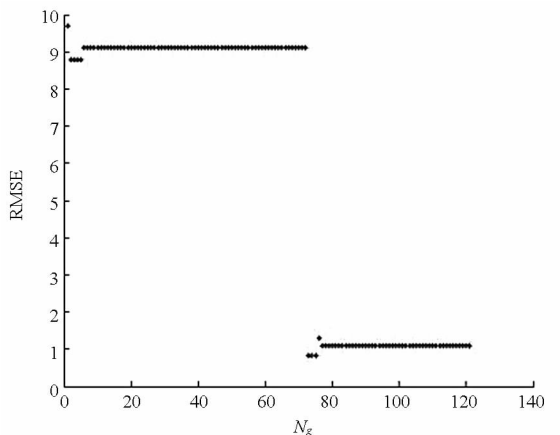
图 8(a) 中的图示说明与图 4(a) 相同。

4.3 试验结果分析

在配准精度方面,从试验结果看,配准精度接



(a) SSJF 收敛图



(b) RMSE 收敛图

图 8 算法收敛情况图

Fig. 8 The convergence charts of method

近于 1 个像素。可以认为,本文方法精度已经达到一般应用的要求。

在算法稳健性方面,本方法利用边缘特征来进行匹配,边缘特征在各种场景中普遍存在,一般情况下不存在无法找到特征的情况,特征提取过程和方法简单,所以在特征层面首先保证一定能找到用于匹配的特征。而且,利用遗传算法进行全局搜索,保证找到全局最优,且具有一致收敛性,所以一定能找到匹配点,而不会出现无法收敛的情况。这些因素都保证了本文方法具有较好的稳健性,能适应常见的 SAR 图像配准应用。

在匹配效率方面,本文方法利用联合测度来进行相似性计算,可以从边缘强度和方向特征两个方面来互相约束和印证匹配结果,所以在初始点集选择时,只需要少量匹配点即可完成正确匹配,据此可以大大减少单次循环的计算量。

5 结论

本文基于边缘点特征的联合相似测度来实现 SAR 图像的特征匹配。理论分析和试验验证表明:该方法是一种精确稳健的特征匹配方法,利用

联合相似测度和改进的遗传算法优化方法,可以提高循环迭代的收敛效率。该方法可以用于具有较大重叠度的多源 SAR 图像、多波段多极化 SAR 图像之间的匹配,具有较好的适应性。图像配准中不同变换模型只代表数学意义不同,其他模型的参数解算与仿射模型相同,也可用 SSJF 测度和遗传算法来实现,所以本文方法还可推广和应用到图像配准的其他数学模型。但由于遗传算法的随机性,在优化解算过程中可能会存在收敛较慢、循环次数较多的情况,降低了优化搜索的效率,使得匹配时间可能仍然较长,所以还需进一步改进和完善优化搜索算法的收敛速度。

参考文献 (References)

- [1] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21: 977 - 1000.
- [2] 吕金建. 基于特征的多源遥感图像配准技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2008.
LV Jinjian. Study on feature-based multi-source remote sensing image registration techniques [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008. (in Chinese)
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [4] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2006, 1: 404 - 417.
- [5] Yang S, Wei E L, Wang Y Y. Matching Triangle Chain Codes [C]. *IEEE Sixth International Conference on Image and Graphics*, 2011, 290 - 296.
- [6] Xie J, Hengb P A, Shah M. Shape matching and modeling using skeletal context[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 1756 - 1767.
- [7] Xiong B L, He Z G, Hu C B, et al. A method of acquiring tie points based on closed regions in SAR images [C]. *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing*, Munich, German, July, 2012.
- [8] 陈尔学,李增元,田昕,等. 尺度不变特征变换法在 SAR 影像匹配中的应用[J]. *自动化学报*, 2005, 34(8): 861 - 868.
CHEN Erxue, LI Zengyuan, TIAN Xin, et al. Application of scale invariant feature transformation to SAR imagery registration[J]. *ACTA Automatic Sinica*, 2005, 34(8): 861 - 868. (in Chinese)
- [9] Keller Y. Multisensor image registration via implicit similarity [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(5): 794 - 801.
- [10] Wang P, Wang P, Qu Z G, et al. A refined coherent point drift (CPD) algorithm for point set registration [J]. *Science China Information Sciences*, 2011, 54(12): 2639 - 2646.
- [11] Fjortoft R, Lopès A, Marthon P, et al. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 793 - 802.
- [12] 陈天泽,吴禹昊,李燕. 基于 DS 理论的高分辨率 SAR 图像复杂背景直线边缘提取方法[J]. *信号处理*, 2011, 27(1): 94 - 101.
CHEN Tianze, WU Yuhao, LI Yan. The linear edge extraction with complicated background in high resolution SAR images based on the DS evidence theory[J]. *Signal Processing*, 2011, 27(1): 94 - 101. (in Chinese)
- [13] Holland J H. *Adaptation in natural and artificial system*[M]. Ann Arbor, MI: Univ. Michigan Press, 1975.