

一种高性能 SAR 图像边缘点特征匹配方法

陈天泽¹ 李燕²

摘要 针对合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像特征匹配中特征提取的不稳定性和相似度优化搜索的复杂性问题, 提出了一种精确高效稳健的 SAR 图像边缘点集匹配方法. 首先, 分析了仿射变换模型在遥感图像匹配中的适应性, 并对仿射变换模型进行了参数分解; 其次, 提出了基于方向模板的 SAR 图像边缘检测算子, 并利用 SAR 图像边缘的梯度和方向特征, 建立了基于像素迁移的多源 SAR 边缘点集相似性匹配准则, 以及图像匹配的联合相似度 - 联合特征均方和 (Square summation joint feature, SSJF); 然后, 利用改进的遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 来进行相似度的全局极值优化搜索, 获取变换模型参数和边缘点集的对应关系; 最后, 从理论上分析了本文方法的性能, 并利用多幅 SAR 图像的匹配实验以及与原有方法的对比分析, 对本文方法的性能进行了验证.

关键词 合成孔径雷达图像匹配, 仿射变换模型, 参数分解, 像素迁移, 联合相似测度, 遗传算法

引用格式 陈天泽, 李燕. 一种高性能 SAR 图像边缘点特征匹配方法. 自动化学报, 2013, 39(12): 2051-2063

DOI 10.3724/SP.J.1004.2013.02051

A High Performance Edge Point Feature Match Method of SAR Images

CHEN Tian-Ze¹ LI Yan²

Abstract A precise, efficient and robust edge point set matching method of synthetic aperture radar (SAR) image is presented. First, the adaptability of the affine transform model used in the remote sensing image matching is analyzed, and the parameters of the affine transform model are decomposed. Next, a modified ratio of exponentially weighted averages (ROEWA) edge detector is used to get the strength and direction of each edge point with the eight directional templates, the matching similarity criterion and the joint similarity-square summation joint feature (SSJF) are constructed based on the strength and direction of the edge point in images. Then, parameters of the transform model between the matching SAR images are determined with the modified genetic algorithms (GA) which is used to obtain the global optimum extremum of the joint similarity. Finally, the performance of the method is analyzed in theory and validated with SAR images matching experiments.

Key words Synthetic aperture radar (SAR) images matching, affine transform model, parameters decomposition, pixel migration, joint similarity, genetic algorithm (GA)

Citation Chen Tian-Ze, Li Yan. A high performance edge point feature match method of SAR images. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(12): 2051-2063

合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像匹配的目的是找到同一场景下不同时间或不同视角、不同传感器获取的两幅或多幅 SAR 图像之间的一一对应关系, 是三维重建、目标识别、匹配制导、变化检测、信息融合等应用中的关键技术. 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, 不同 SAR 图像的灰

度会存在较大的差异, 所以从图像匹配稳健性、适应性、计算复杂度等方面考虑, 在理论和实际应用中常采用基于特征的图像匹配技术.

SAR 图像匹配中常用的特征可归结为点、线、面三类特征基元^[1], 其中, 点特征是图像结构特征中的最小基元, 广泛存在于各种场景的 SAR 图像中, 而且其特征提取和描述方法相对简单, 是以点特征匹配成为常见的特征匹配方法.

特征匹配算法的前提是两幅图像中必须共同存在这些同名特征并且能够被精确提取和一致描述^[2]. 由于相干成像特性, SAR 图像中存在相干斑噪声, 使得提取的特征点中包含较多的噪声, 容易出现参与匹配的多幅 SAR 图像中特征点集不一致的现象, 所以光学图像点特征匹配中常用的基于几何特征点 (如角点、拐点、交点、质心点等) 的迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 算法^[3]、粒子群优化^[4] 等点集匹配方法在 SAR 图像中较少应用.

收稿日期 2012-10-30 录用日期 2013-08-19
Manuscript received October 30, 2012; accepted August 19, 2013

国家自然科学基金 (61002023) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61002023)

本文责任编辑 戴琼海
Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai

1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073 2. 炮兵防
空兵装备技术研究所 北京 100012

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

目前, SAR 图像点特征匹配中应用较多的是几何不变特征匹配方法. 该类方法一般采用具有几何不变性的特征提取方法 (如 SIFT^[5-8]、SURF^[9]) 来提取几何不变特征点, 或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^[9-10]、通过几何哈希方法建立特征描述子^[11] 等, 以消除几何变换对特征匹配的影响来获取点集间的匹配关系. 但前者对于服从乘性噪声分布模型的 SAR 图像难以取得理想效果^[6], 而且 SIFT 特征提取方法也难以在异侧成像的 SAR 图像中找到稳健的同名点^[5], 后者需要在特征提取的基础上, 利用三角网组网和直方图建立等特征编组方法来进行特征描述, 过程较为复杂, 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, 影响特征匹配的准确性, 导致误配、错配甚至匹配不成功的情况出现.

所以稳健而普适的图像特征匹配需要采用一种 SAR 图像中普遍存在、且提取和描述方法都较为简单的特征. 以边缘点为基础表示和描述的结构特征, 既是图像中的主体信息, 相同场景中两幅图像的边缘特征, 又代表了共同场景中存在的物理结构, 存在某种意义上的相似, 所以可以通过提取包含图像结构特征的边缘点集, 构建相似性准则, 来实现图像匹配. 基于边缘点的图像匹配, 可以通过建立边缘直方图来进行直方图匹配^[12], 亦可利用形状描述算子来进行形状匹配^[13-14], 以建立特征之间的对应关系. 但这些方法需在边缘特征的基础上进行复杂的特征编组等处理, 同样难以保证匹配特征的一致性, 导致这些方法的稳定性和适用性存在不足. 为了简化特征提取与描述的过程, Keller 等^[15] 和 Yao 等^[16]、苏泽群等^[17]、Wang 等^[18] 基于边缘特征的隐含相似性, 利用像素迁移的思想, 构建了梯度均方和 (Square summation gradient, SSG) 相似度, 实现了多传感器图像的配准.

与其他特征匹配方法相比, 像素迁移方法最大的优点在于获取图像特征描述子的过程大为简化, 只需进行边缘特征提取即可, 而且各类场景和目标图像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, 与其他特征匹配方法不同, 该方法中待匹配的两幅图像的单对同名点之间没有明确的相似关系, 单幅图像中边缘点之间也无明确的关联属性, 无法建立待匹配的两幅图像中边缘点集之间的对应关系 (如几何关系、统计关系、拓扑关系), 同名特征匹配时不能利用特征之间的相互关系来直接进行参数解算或缩小参数搜索范围, 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, 是将图像匹配问题转化成了一个数学优化问题^[18].

而且, 文献 [15-18] 中的方法只利用梯度和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, 不能对匹配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. 而且, 该方法中仿射变换模型的 6 个参数不具有明确的几何意义, 使得在优化和解算过程中, 无法有依据地确定优化搜索空间范围和参数取值分辨率等, 导致图像匹配的优化搜索难以收敛或收敛太慢, 运行效率过低, 也不便于在后续处理中对匹配参数进行分析和理解.

针对这些问题, 本文提出了基于仿射变换参数分解模型和联合测度的 SAR 图像边缘特征匹配方法, 来增强图像匹配的适应性, 提高匹配精度和匹配效率. 首先, 对仿射变换模型进行参数分解, 使得仿射变换的 6 个参数具有具体的几何意义, 据此来有针对性地确定和限制参数范围; 其次, 利用基于模板的方向 ROEWA 算子提取 SAR 图像边缘的强度和方向信息; 然后, 基于像素迁移思想, 建立了多源 SAR 图像边缘点集相似性匹配准则, 以及图像匹配的联合相似度-联合特征均方和 (Square summation joint feature, SSJF); 最后, 采用改进后的遗传算法来进行优化搜索, 以快速达到全局最优.

1 仿射变换模型及参数分解

图像之间的变换模型主要包括: 刚体变换、相似变换、仿射变换、投影变换和多项式变换等. 文献 [19] 从多视角成像模型的角度, 证明仿射变换适合成像平台离场景很远且场景平坦的两幅图像之间的变换. 对于遥感图像, 地面相对于传感器的距离较远, 当地形起伏不大时, 可近似认为各同名点的对应 Z 轴坐标或深度的比值为常数, 即近似满足仿射变换, 所以可以用仿射变换模型来表示.

1.1 仿射变换模型

仿射变换模型除了考虑两幅图像之间的平移、旋转和缩放外, 还考虑了图像切变 (即沿对角线的压缩) 的几何变化, 其变换关系可表达如下:

$$\begin{cases} x_2 = a_1x_1 + b_1y_1 + c_1 \\ y_2 = a_2x_1 + b_2y_1 + c_2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, (x_1, y_1) 为待匹配图像坐标, (x_2, y_2) 为参考图像像素坐标, $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2$ 为模型参数. 6 个参数中, c_1, c_2 分别表示图像在 X 轴和 Y 轴之间的平移, 但 a_1, b_1, a_2, b_2 的具体几何意义不明确, 在图像匹配中, 无法根据具体情况确定各参数的值域范围和参数取值分辨率, 为了避免出现匹配失败的情

况, 一般采取扩大参数值域范围的方法, 从而导致搜索时间过长.

1.2 模型参数分解

为了明确 a_1, b_1, a_2, b_2 4 个参数的几何意义, 可以将仿射变换过程分解成缩放、旋转、切变、平移四个步骤^[20], 具体变换过程如图 1 所示. 图示中的虚线表示变换前图形, 实线表示变换后图形, 前一幅图中的变换结果为后一幅图中变换的原图.

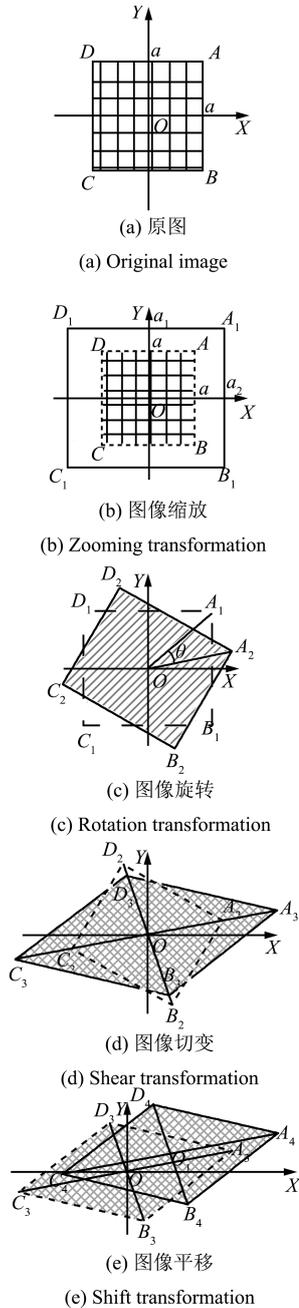


图 1 仿射变换过程示意图

Fig. 1 Sketch map of the affine transformation procedure

若分别令水平缩放尺度、垂直缩放尺度、旋转角度、切变尺度、水平平移和垂直平移参数为 $s_x, s_y, \theta, r, d_x, d_y$, 则式 (1) 中各参数可如式 (2) 表示. 其中, $m = \frac{r+\sqrt{2-r^2}}{2}, n = \frac{r-\sqrt{2-r^2}}{2}$. 所以式 (1) 中 a_1, b_1, a_2, b_2 4 个不具有具体几何意义的参数, 经过分解后, 可由 s_x, s_y, θ, r 这 4 个具有明确几何意义的参数来进行计算, 亦可明确其具体的值域范围. 其中水平缩放尺度、垂直缩放尺度 s_x, s_y 可根据两幅待匹配图像的分辨率的实际情况进行预估. 实际的遥感图像中, 水平分辨率和垂直分辨率一般相同, 所以水平和垂直缩放尺度也一般相等, 即 $s_x = s_y$. θ 的值域范围为 $[0, 360)$, 切变尺度 r 的值域范围为 $(0, \sqrt{2})$. 水平平移和垂直平移 d_x, d_y 的值域可根据具体情况确定.

$$\begin{cases} a_1 = s_x(m \cos \theta + n \sin \theta) \\ a_2 = s_x(n \cos \theta - m \sin \theta) \\ b_1 = s_y(n \cos \theta + m \sin \theta) \\ b_2 = s_y(m \cos \theta - n \sin \theta) \\ c_1 = d_x \\ c_2 = d_y \end{cases} \quad (2)$$

2 SAR 图像边缘强度和方向特征提取

由于 SAR 图像相干斑噪声一般服从乘性噪声模型而非加性噪声模型, 所以传统的差分梯度边缘提取算法在 SAR 图像中难于取得理想的效果, 文献 [21] 从理论上证明了差分梯度边缘检测算子不适用于 SAR 图像边缘检测. 目前, ROA (Ratio of average) 算子^[22] 以及 ROEWA (Ratio of exponentially weighted averages) 算子^[23] 是 SAR 图像中阶跃边缘检测的主要方法. 其中, ROEWA 算子采用的是多边缘模型, 更接近于实际的 SAR 图像, 实用性更强. 而且 ROEWA 算子与梯度算子有很多共性, 最重要的就是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.

ROEWA 算子具有恒虚警特性, 边缘定位准、虚假边缘少、抗断裂性好, 非常适用于检测 SAR 图像中线状目标的边缘, 但不能得到边缘方向. 目前用于 SAR 图像边缘点方向检测的方法很多, 文献 [24] 提出了利用 Gabor 滤波器计算边缘方向的方法, 但整幅图像只能提取四个方向. 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 [25]. 该方法的边缘提取结果如图 2 所示.

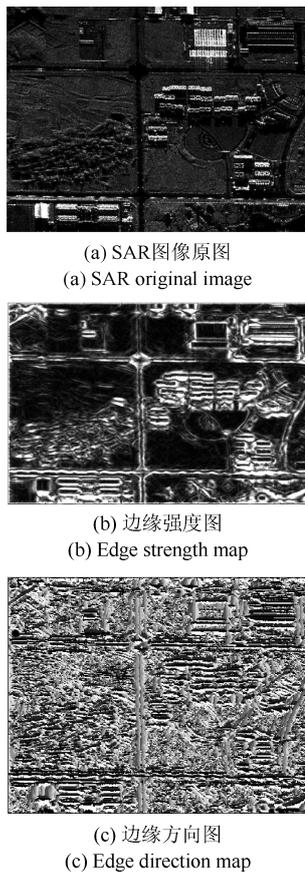


图 2 SAR 图像边缘强度和方向特征提取结果

Fig. 2 Extraction of edge strength and direction from SAR image

3 基于像素迁移的 SAR 图像匹配

一般来说, 特征匹配中常用的几何特征(如点、线、形状、轮廓、骨架等)本质上是梯度较大的边缘点特征. 这些梯度较大的边缘点集, 可看作是涵盖了大量结构特征和少量无关因素(如孤点大噪声等)的综合. 对于具有相同场景的不同图像, 这些点集存在着某种意义上的相似. 像素迁移, 即是从一幅图像中提取部分梯度较大的边缘点构成初始点集, 将其各点坐标按照变换模型变换到另一幅图像中, 其对应点集即为目的点集^[18], 通过构建与之适应的相似性测度, 然后采取合适的参数优化方法, 来实现多幅图像的边缘点集匹配.

3.1 SAR 图像匹配初始点集选择

光电图像像素迁移方法中选择的梯度极值一般为道路、河岸、海岸线等线状目标的连续边缘, 具有较好的稳定性. 但由于电磁散射机理的原因, SAR 图像中的梯度(或强度)极值区域可能包含了部分具有强散射结构、大介电常数材质或粗糙表面的物体(如建筑物、电线杆、金属目标等)对应的强散射图

像, 这些强散射区域在 SAR 图像中表现为高亮度和高强度, 其边界会掩盖场景中真正的边缘特征, 导致边缘不连续, 而且会随着 SAR 图像成像参数的改变而变化, 不是边缘特征匹配中所需要的稳定结构特征.

所以本文在选取初始边缘点集时, 在 ROEWA 算子边缘强度特征提取的基础上, 选择灰度和边缘强度靠前的连续边缘特征, 剔除亮度较高且边缘强度较大的边缘点, 如此虽然会去掉一部分强边缘特征, 但提高了选取的结构特征的稳定性, 可以满足图像匹配的需要.

3.2 基于像素迁移的相似性匹配准则

一般而言, 图像匹配可以归结为一个对应关系求解的过程. 从匹配准则的角度来说, 其数学模型可以描述为^[16]

$$\min_{f, T} (J) = \sum_k [I_1(x(k)) - f(I_2(T(x(k))))]^2 \quad (3)$$

其中, T 为变换模型, I_1, I_2 是图像信息, $x(k)$ 代表坐标点集, f 表示对图像信息的某种映射, J 为准则函数. 根据 I_1, I_2 中的相互关系确定相似测度, 即可获取 I_1, I_2 中的对应关系.

但基于像素迁移的图像匹配方法中准则函数构造和参数解算与上述方法不同. 在准则函数构建中, 由于同一区域不同图像的相似特征隐含在梯度最大的点集当中, 所以以隐含相似结构特征的梯度最大点集为初始点集, 通过坐标变换转换到另一幅图像的目的点集, 当不同变换模型中目的点集的梯度值最大时, 则此次转换最为有效. 因此像素迁移匹配方法中的相似性准则为几何变换后目的点集的 SSG 最大, 其数学模型为

$$\max_T (J) = \sum_{S_2 \in I_2} |I_1(T(S_2))|^2 \quad (4)$$

其中, I_1, I_2 表示梯度模值图, S_2 为 I_2 中最大梯度点集. 由于每次迁移对应一个 SSG 值和一组变换模型参数, 因此变换模型可以通过对相似度的迭代优化方法来获得, 即当 SSG 取得最大值时, 相似度最大, 其对应的变换模型参数即为所求的匹配解.

但上述方法在构建相似度时只考虑了边缘的梯度特征. 实际上, 图像边缘点的方向是边缘点的梯度方向, 图像中直线结构特征边缘点方向相同, 是以边缘点方向特征同样也能描述场景结构, 图像边缘方向提取实验(如图 2(c) 所示)证明了这一结论. 全局匹配中, 两幅待匹配图像中不同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, 将一幅图像中边缘点集通过空间变换迁移到另一幅图像的边缘点集中, 每次迁移亦对应一组变

换参数和一个方向差分均方和 (Square summation difference direction, SSDD) 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 (3), 则其数学模型为

$$\min_T(J) = \sum_k [D(x_1(k)) - D(x_2(k)) - \theta]^2 \quad (5)$$

其中, $D(x_1(k))$ 和 $D(x_2(k))$ 为 $x_1(k)$ 和 $x_2(k)$ 的方向值, θ 为待匹配的两幅图像之间的旋转角度.

所以, 为了提高图像匹配中模型参数解算的精度, 可以增加隐含特征点集方向关系的约束条件. 当两幅图像精确匹配时, 应该满足 SSG 最大且 SSDD 最小 (理论上, 当图像方向特征提取完全精确时, SSDD 为 0), 综合两者考虑, 将两幅图像的隐含特征点集的 SSDD 与 SSG 测度进行综合, 建立基于联合特征均方和 (SSJF) 的联合相似测度.

3.3 联合相似度构建

参照文献 [16] 的方法, 我们首先构建了 SSG 和 SSDD 两个独立相似度:

$$F_1(S_1(P)) = \sum_{(x_i, y_i) \in S_1(P)} |I_1(x_i, y_i)|^2 \quad (6)$$

$$F_2(S_1(P)) = \sum_{(x_i, y_i) \in S_1(P)} |\Delta D(x_i, y_i)|^2 \quad (7)$$

$$\Delta D(x_i, y_i) = D_1(x_i, y_i) - D_2(x_i, y_i) - \theta \quad (8)$$

其中, 设 I_1, I_2, D_1, D_2 分别为两幅图像的边缘强度图和方向图, P 是模型变换的参数矢量, 本文中采用仿射变换模型, θ 为两幅匹配图像之间的旋转角度. S_2 为图像 I_2 中强度值在所有强度中靠前的坐标点集, $S_1(P)$ 为 S_2 进行 P 变换后迁移到图像 I_1 中的点集.

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. 据此本文定义了基于 SSG 和 SSDD 的联合测度 SSJF:

$$F(S_1(P)) = |\alpha F_1(S_1(P)) - (1 - \alpha) F_2(S_1(P))| \quad (9)$$

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. 由于像素迁移匹配方法是通过优化解算方法求取 SSJF 在图像 I_1 中的极值, 所以 α 的取值不会影响测度最终的收敛方向和参数解算的精度, 但会影响参数解算优化搜索的速度. 联合测度中, 收敛速度越快的独立测度, 其权重应该越大.

文中的两个独立测度, 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, 一般较少有显著的直线边缘特征, 但大多会有不规则形状的曲线边缘特征, 组成这些曲线的边缘点一般具有近似相等的梯度, 但其方向变化较大, 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. 此外, 在实际应用中, SAR 图像边缘点强度的值域范围与边缘点方向差的值域范围不相等, 所以还需要进行规格化, 即将两者的值域归化到同一范围.

将式 (6) 和式 (7) 代入式 (9), 则:

$$F_1(S_1(P)) = \sum_{(x_i, y_i) \in S_1(P)} \left| \alpha |I_1(x_i, y_i)|^2 - (1 - \alpha) |\Delta D(x_i, y_i)|^2 \right| \quad (10)$$

每次迁移对应一组变换参数和一个 SSJF 值. 因此, 联合测度值最大时, 其相似度也为最大, 该次迁移最为有效, 对应的参数即为所求匹配解. 其数学模型可以写为

$$\max_P(J) = F(S_1(P)) \quad (11)$$

联合测度的建立, 提供了边缘点梯度特征和方向特征两个方面的约束, 在极值求解的优化解算中, 通过两个独立测度的相互印证, 可避免单一测度时陷入搜索空间某一局部范围“陷阱”的情况, 加快联合测度的优化迭代效率, 并可通过设置边缘点方向误差的阈值来计算相应的 SSDD 阈值, 作为循环迭代结束的判读依据.

4 准则函数的优化求解

4.1 优化解算分析

准则函数 (11) 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、空间大、多极值、环境复杂. 待求的 SSJF 随 P 的变化而变得非常复杂, 并且存在大量密集局部极值点, 因此容易陷入局部最优, 对求取全局最优也将非常困难, 依靠传统优化算法 (包括 Powell、牛顿法、粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 等^[15]) 难以求解.

遗传算法 (Genetic algorithms, GA) 是一种借鉴生物界自然选择和进化机制发展起来的高度并行、随机、自适应搜索算法^[26], 本文利用遗传算法空间全局搜索能力较强的特点, 直接以 SSJF 作为个体的适应值, 在可行解空间中搜寻最适应个体, 也即全局最优解.

4.2 遗传算法优化寻优方法的改进

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,难以设置范围和高分辨率的染色体长度,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.

基于改进的 GA 的 SSJF 极值求解步骤如下:

步骤 1. 提取待匹配图像 I_2 中边缘强度值在所有强度中梯度较大的坐标点集,作为每次迁移的原象.

步骤 2. 确定模型变换参数矢量 P 、设置控制参数(交换率 P_c 、突变率 P_m 、种群大小 N_s),构建适应度函数,按预定规模进行种群初始化.

步骤 3. 遗传算法优化迭代.

- a) 依适应值最优策略进行后代选择;
- b) 按参数模型变换到 I_1 强度图和方向图中,计算 SSDD、SSG 和 SSJF 以及适应值;
- c) 寻找渐优的 SSJF 极值,否则返回 a);
- d) 修正各参数的取值范围和染色体长度以及相应增加的种群大小;
- e) SSDD 小于阈值或者达到最大迭代次数,结束循环,否则返回 a).

5 性能分析

图像匹配方法的性能主要包括精度、效率和稳健性三个方面.

5.1 匹配精度

由图像之间的变换模型可知,理论上,基于几何变换的图像匹配精度由变换参数的取值精度和待匹配图像图幅大小决定,参数取值精度由参数取值分辨率衡量.

本文方法中,计算量许可的条件下,参数 s_x, s_y, r 的取值分辨率可达 10^{-2} 数量级,参数 d_x, d_y, θ 的取值分辨率可达 10^{-1} 数量级,则 $\sin\theta, \cos\theta$ 的取值分辨率精度可达 10^{-3} 数量级,所以仿射变换模型系数 a_1, b_1, a_2, b_2 的取值精度的数量级可达 $10^{-2} \times 10^{-1} \times 10^{-3}$,即 10^{-6} , c_1, c_2 可达 10^{-1} . 设图像尺寸的数量级为 10^x ,则最终匹配精度数量级为 $\max(10^{x-6}, 10^{-1})$. SSG 方法中,计算量相等(即 6 个参数染色体总长度相等)的条件下,参数 a_1, b_1 的取值精度的数量级可达 10^{-3} , c_1, c_2 的取值精度数量级仍为 10^{-1} ,所以最终精度数量级为 $\max(10^{x-3}, 10^{-1})$. 遥感图像的图幅尺寸一般为 10^3 到 10^4 数量级,则本文方法匹配精度可达 10^{-1} 数量级,SSG 方法匹配精度为 10^0 到 10^1 数量级.由此可以看出,在遥感图像匹配中,本文方法的匹配精度比 SSG 方法的匹配精度可高出 1 至 2 个数量级.

而且,要想进一步提高匹配精度,本文方法只需提高 d_x, d_y 即 c_1, c_2 的取值精度即可,但 SSG 方法还需提高 a_1, b_1, a_2, b_2 的取值精度,如此则计算量会大大增加.

5.2 解算效率

利用本文方法的关键在于参数空间范围内找到 SSJF 的最优,所以匹配效率主要取决于参数循环的计算量,而计算量由运行代数和每代循环的计算量共同决定.利用本文方法可以大大减少计算量,较好地提高搜索效率.

首先,SSG 方法中,因为大部分参数不具有具体的几何意义,实际匹配中无法确定相对精确的参数范围,所以参数的值域范围无法确定,为了确保匹配成功,只得扩大值域范围,使得遗传算法中的染色体长度增加,种群大小变大,运行代数也需相应增加,所以增加了计算量.本文方法中的各参数具有具体的几何意义,各参数的初始范围可以根据实际情况较好地确定,能大大减少运行代数和每次循环的计算量.其次,原来方法中的 6 个参数是直接得到的,而本文的参数需要经过进一步的乘法运算后才能得到仿射变换参数,所以为了得到相同的参数取值精度,本文方法中染色体长度大大减小,可大大减少计算量.此外,SSG 方法中,只利用 SSG 特征来进行相似性评估,没有其他条件进行约束,所以需要大量的匹配点才能保证不出现错匹配情况.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相互约束和印证匹配结果, 所以只需要少量匹配点即可完成正确匹配. 据此可以大大减少每次循环的计算量. 最后, 在实际应用中, 遥感图像的水平分辨率和垂直分辨率一般相同, s_x, s_y 可以精简为一个参数, 所以原来方法中仿射变换中的 6 个参数在本文方法中可减为 5 个参数, 减少了参数空间的维度, 亦可减少计算量.

5.3 算法稳健性

本文方法利用边缘特征来进行匹配, 边缘特征在各种场景中都普遍存在, 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, 确保能找到全局最优, 而且具有收敛性, 所以一定能找到匹配点, 而不会出现无法收敛即不能匹配的情况. 此外, SAR 图像中普遍存在的噪声, 虽然会影响优化迭代中联合测度值, 但由于本文方法过滤了那些非常明显的噪声, 所以, 不会从整体上影响图像匹配的效果. 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 图像匹配应用.

6 实验验证与结果分析

针对上述方法, 本文进行了多个 SAR 图像的匹配实验来验证本文方法的性能. 实验运行环境为普通 PC 上的 Matlab 7.8.

为了充分验证本文所提算法的有效性和适用性, 需要针对多种成像条件和地物类型的数据开展实验. 因此, 本节设计了 3 组实验, 分别针对多视点、多时相、多波段、多极化、多地物类型的地距 SAR 图像数据集来进行. 为了体现本文方法的优点, 将本文方法 (简记为 SSJF 方法) 与文献 [16] 中的原有方法 (简记为 SSG 方法) 以及 SIFT 特征匹配方法的实验结果进行了比较. 其中, 本文方法变换模型采用仿射变换, 考虑到实际遥感图像匹配中一般 $s_x = s_y$, 所以实验中, $P = [s_x, \theta, r, d_x, d_y]^T$, $\alpha = 0.75$. SSG 方法以 SSG 作为相似测度, 利用遗传算法进行仿射变换模型参数解算, 仿射变换模型不进行参数分解, 遗传算法中也不进行参数范围和染色体长度的修正. SIFT 方法是一种典型的图像特征匹配方法, 本文中的 SIFT 方法在特征匹配后采用 RANSAC 方法进行特征点匹配的优化.

由于本文方法与 SSG 方法在匹配过程和性能描述方面完全相同, 而且其实验结果具有同样的直观可比性, 所以实验 1 和实验 2 重点针对本文方法和 SSG 方法的匹配结果进行了对比分析. 而本文方法与 SIFT 方法的比较, 主要体现在最终结果的性能方面, 所以在实验 3 中只针对本文方法和 SIFT

方法的匹配精度和效率方面进行了对比分析.

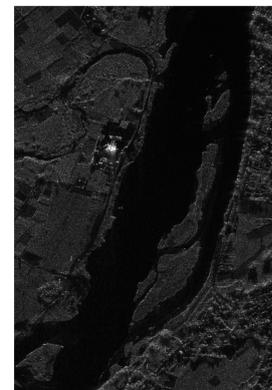
实验中采用均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为衡量匹配精度的指标, RMSE 定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (a_1 x_i + b_1 y_i + c_1 - x'_i)^2 + (a_2 x_i + b_2 y_i + c_2 - y'_i)^2}{n}} \quad (12)$$

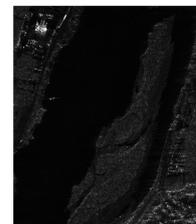
其中, (x_i, y_i) 为待匹配图像中控制点 (Control point, CP) 坐标, (x'_i, y'_i) 为参考图像中同名控制点坐标.

6.1 农村地区多波段多极化 SAR 图像匹配实验

本实验利用农村地区两幅不同波段、不同极化方式的 SAR 图像进行特征匹配, 如图 3 所示. 实验数据为机载 SAR 图像, 参考图像为 C 波段 HV 极化的 SAR 图像, 图像大小为 1138 像素 \times 1675 像素, 待匹配图像为 X 波段 VV 极化的 SAR 图像, 图像大小为 688 像素 \times 808 像素, 包含的主要地物有: 农田、水域、植被、小洲等.



(a) 参考图像原图
(a) The reference image



(b) 待匹配图像原图
(b) The pre-matching image

图 3 匹配图像原图

Fig. 3 The original image pair to be matched

本文方法中, S_2 为待匹配 SAR 图像边缘强度前 3% 的初始点集, 最小分辨率由参数范围和编码长度共同决定. 控制参数中染色体总长为 34 位, 种群大小 N_s 为 400, 初始种群随机产生, 交叉概率 P_c

为 0.7, 变异概率 P_m 为 0.08. 当运行代数 N_g 为 94 代时, SSDD 小于阈值, 循环迭代结束. SSG 方法中, 选取待匹配图像边缘强度的前 15% 作为匹配点集, 遗传算法染色体总长为 54 位, 种群大小 N_s 为 600, 最大运行代数 N_g 为 600, 交叉概率和变异概率与本文方法相同. 各初始值范围以及最小分辨率如表 1 和表 2 所示.

表 1 本文方法基因编码的初始范围及分辨率

Table 1 Initial range and resolution of each gene in the proposed method

参数	参数范围	染色体长度	分辨率
s_x	[0.5, 1.5]	6	0.0313
θ	[-15, 15]	5	0.9375
r	[0.7, 1.3]	5	0.0188
d_x	[200, 500]	9	0.5859
d_y	[400, 700]	9	0.5859

表 2 原有方法基因编码的初始范围及分辨率

Table 2 Initial range and resolution of each gene in the previous method

参数	参数范围	染色体长度	分辨率
a_1	[0.7, 1.5]	9	0.0016
a_2	[-0.5, 0.5]	9	0.0020
b_1	[-0.5, 0.5]	9	0.0016
b_2	[0.7, 1.5]	9	0.0020
c_1	[200, 500]	9	0.5859
c_2	[200, 500]	9	0.5859

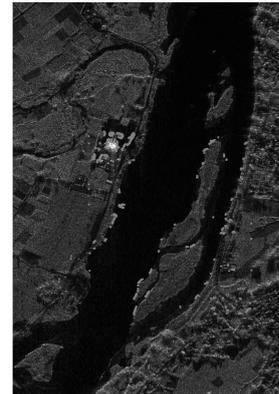
匹配结果如图 4 和图 5 所示. 其中, 图 4(a) 和图 5(a) 中的点表示初始匹配点集匹配后的目的点集, 图 4(b) 和图 5(b) 中的点表示参与匹配的初始边缘点集. 由图可知, 两种方法都可实现图像点集的正确匹配, 但 SSG 方法中参与匹配的初始边缘点集要远大于本文方法中参与匹配的初始边缘点集.

两种方法的匹配测度收敛情况如图 6 所示. 图 6 中, 横轴表示运行代数 N_g , 纵轴表示相似度值, 图 6(a) 中上层曲线表示 SSDD 的收敛情况, 中间曲线表示 SSG 的收敛情况, 底层曲线表示 SSJF 的收敛情况.

为了评价本文方法的匹配精度, 本实验手工选取了两幅图像中的 7 组同名控制点作为检查点. 匹配误差如表 3 所示.

本文方法中的匹配精度达到亚像元级, 该精度已经达到一般应用的要求, 而且比 SSG 方法的精度提高约 1.4 倍. 本文方法计算的运行时间为 130.296

秒, SSG 方法的计算时间为 1 639.139 秒, 约为本文方法的 12.6 倍.



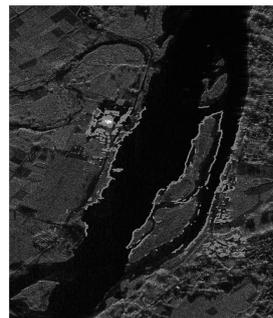
(a) 叠加最优解 $S_1(P)$ 的参考图
(a) The reference image superimposed $S_1(P)$



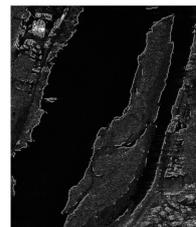
(b) 叠加初始点集 S_2 的待匹配图像
(b) The pre-matching image superimposed S_2

图 4 本文方法匹配结果

Fig. 4 Matching results in the proposed method



(a) 叠加最优解 $S_1(P)$ 的参考图
(a) The reference image superimposed $S_1(P)$



(b) 叠加初始点集 S_2 的待匹配图像
(b) The pre-matching image superimposed S_2

图 5 SSG 匹配结果

Fig. 5 Matching results in the previous method

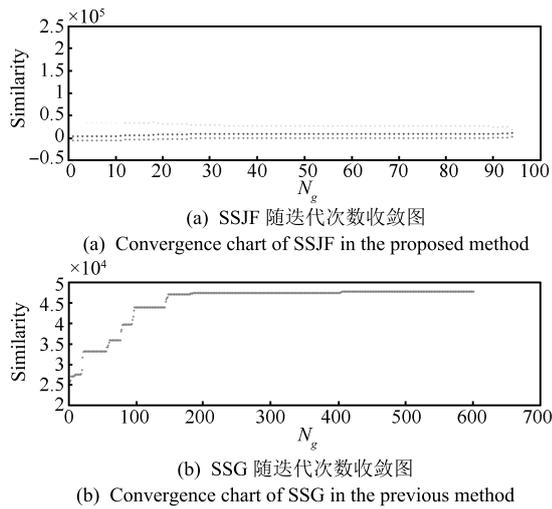


图 6 匹配测度收敛结果图

Fig. 6 Results of measures converge with N_g

表 3 匹配精度表 (像素)

Table 3 Table of the matching precision (pixel)

	Min-X	Max-X	Min-Y	Max-Y	RMSE
SSJF	-0.3102	1.2935	-0.0172	-0.8788	0.9250
SSG	-0.0114	-1.6839	-0.1083	-1.9478	1.3420

为了能直观描述本文方法循环迭代优化解算对真实情况的趋近情况, 本文给出了循环迭代中 RMSE 的收敛情况, 如图 7 所示. 从图 7 中可以看出, 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.

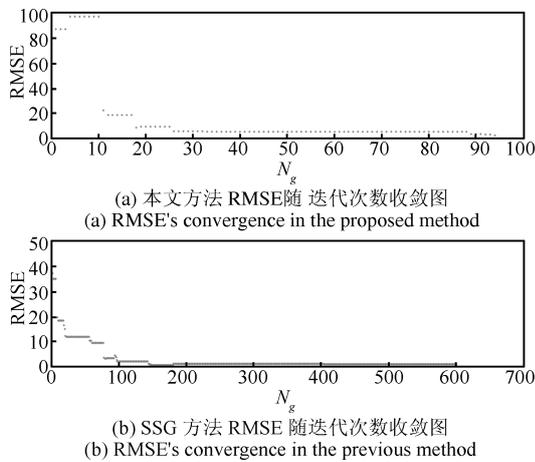
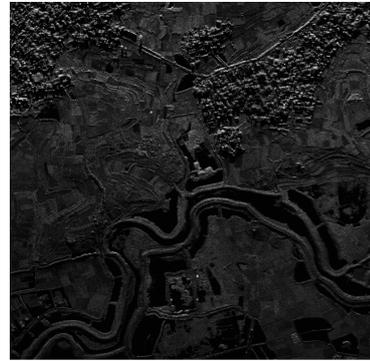


图 7 RMSE 随迭代次数收敛图

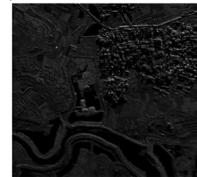
Fig. 7 Charts of RMSE convergence with N_g

6.2 城郊地区多时相 SAR 图像匹配实验

本实验利用城郊地区包含相同场景的两幅不同相的 SAR 图像进行同名特征匹配, 如图 8 所示. 实验数据为机载 SAR 图像, 参考图像大小为 2460 像素 \times 2354 像素, 分辨率为 1.0 米; 待匹配图像大小为 1029 像素 \times 961 像素, 分辨率为 1.35 米, 包含的主要地物有: 居民区、道路、水域、植被等.



(a) 参考图像原图
(a) The reference image



(b) 待匹配图像原图
(b) The pre-matching image

图 8 匹配图像原图

Fig. 8 The original image pair to be matched

本文方法中, S_2 为待匹配 SAR 图像边缘强度前 3% 的初始点集, 最小分辨率由参数范围和编码长度共同决定. 染色体总长为 33 位, 种群大小 N_s 为 400, P_c 为 0.7, P_m 为 0.08. SSG 方法中, 选取待匹配图像边缘强度的前 10% 作为匹配点集, 染色体总长为 54 位, 种群大小 N_s 为 500, P_c 为 0.7, P_m 为 0.08. 最大运行代数都设为 330. 各初始值的范围以及最小分辨率如表 4 和表 5 所示.

表 4 本文方法基因编码的初始范围及分辨率

Table 4 Initial range and resolution of each gene in the proposed method

参数	参数范围	染色体长度	分辨率
s_x	[1.0, 1.8]	5	0.0025
θ	[-5, 25]	5	0.9375
r	[0.7, 1.4]	5	0.0219
d_x	[350, 650]	9	0.5859
d_y	[400, 700]	9	0.5859

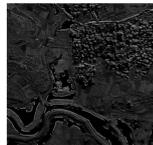
表 5 原有方法基因编码的初始范围及分辨率
Table 5 Initial range and resolution of each gene in the previous method

参数	参数范围	染色体长度	分辨率
a_1	[1.0, 1.8]	9	0.0016
a_2	[-0.5, 0.5]	9	0.0020
b_1	[-0.5, 0.5]	9	0.0016
b_2	[1.0, 1.8]	9	0.0020
c_1	[350, 650]	9	0.5859
c_2	[400, 700]	9	0.5859

本文方法求解出 $P = [1.3656, 15.1397, 0.9993, 509.44004, 499.9857]^T$, SSG 方法求解得到 $P = [1.3145, -0.3602, 503.5214, 0.3438, 1.3101, 520.6374]^T$. 匹配结果如图 9 和图 10 所示, 图示描述分别与图 4 和图 5 相同.



(a) 叠加最优解 $S_1(P)$ 的参考图
(a) The reference image superimposed $S_1(P)$



(b) 叠加初始点集 S_2 的待匹配图像
(b) The pre-matching image superimposed S_2

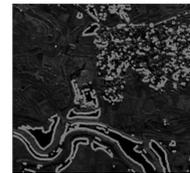
图 9 本文方法匹配结果

Fig. 9 Matching results in the proposed method

两种方法的匹配测度收敛情况如图 11 所示, 其图示描述与图 6 相同. 本实验同样手工采集 10 组同名控制点作为检查点, 两种方法的匹配精度比较如表 6 所示. 由表 6 可知, 本文的匹配精度约是 SSG 方法匹配精度的 3 倍. 本文的运行时间为 485.234 秒, SSG 方法的计算时间为 1788.828 秒, 匹配效率上提高约 3.7 倍. RMSE 的收敛情况如图 12 所示. 图 12 也从精度收敛的角度证明了本文方法比原文方法具有更高的效率.



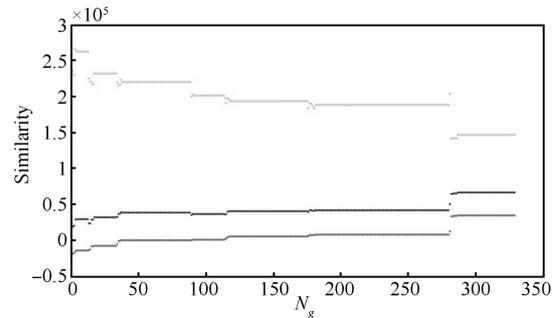
(a) 叠加最优解 $S_1(P)$ 的参考图
(a) The reference image superimposed $S_1(P)$



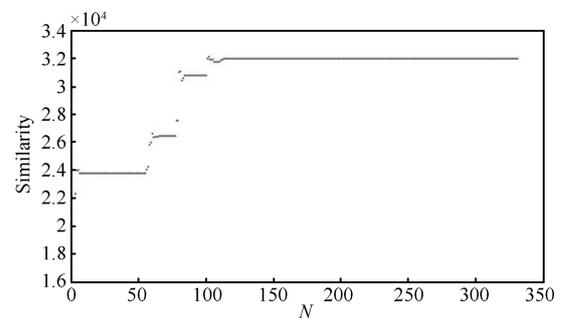
(b) 叠加初始点集 S_2 的待匹配图像
(b) The pre-matching image superimposed S_2

图 10 SSG 方法匹配结果

Fig. 10 Matching results in the previous method



(a) SSJF 随迭代次数收敛图
(a) Convergence chart of SSJF in the proposed method



(b) SSG 随迭代次数收敛图
(b) Convergence chart of SSG in the previous method

图 11 匹配测度收敛结果图

Fig. 11 Results of measures converge with N_g

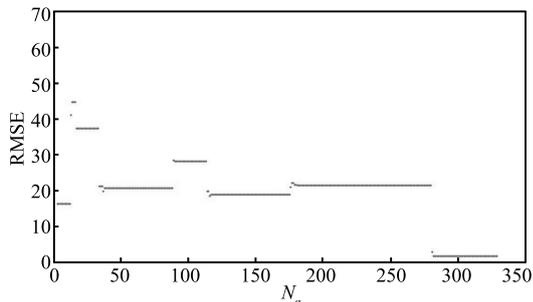
6.3 城市地区多视点 SAR 图像匹配实验

本实验利用城市地区两幅不同视点 SAR 图像进行特征匹配, 图像受相干斑噪声影响严重, 信噪比

表 6 匹配精度表 (像素)

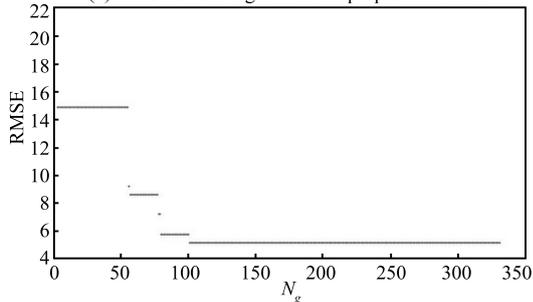
Table 6 Table of the matching precision (pixel)

	Min-X	Max-X	Min-Y	Max-Y	RMSE
SSJF	0.0696	-2.1128	0.2811	3.0478	1.7909
SSG	0.1857	-6.6606	0.2571	4.5872	5.4380



(a) 本文方法 RMSE 随迭代次数收敛图

(a) RMSE's convergence in the proposed method



(b) SSG 方法 RMSE 随迭代次数收敛图

(b) RMSE's convergence in the previous method

图 12 RMSE 随迭代次数收敛图

Fig. 12 Charts of RMSE convergence with N_g

较低, 实验数据为机载 SAR 图像, 参考图像大小为 1576 像素 \times 1055 像素 (图 13 (a)), 待匹配图像大小为 426 像素 \times 325 像素 (图 13 (b)), 包含的主要地物有: 建筑物、街道、桥梁、树木等。

本文方法中, S_2 为待匹配 SAR 图像边缘强度前 3% 的初始点集, 最小分辨率由参数范围和编码长度共同决定。染色体总长为 33 位, 种群大小 N_s 为 400, P_c 为 0.7, P_m 为 0.08。匹配结果如图 14 所示。

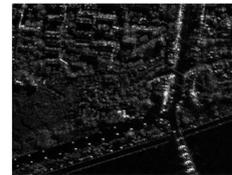
SIFT 算法的匹配结果如图 15 所示。

本实验中, 虽然图像细节差异较大, 但待匹配的两幅图像仍保持结构性不变, 基于全局匹配的匹配方法具有较好的抗噪性, 使得本文方法能取得较好的效果。而对于基于局部特征匹配的 SIFT 特征匹配方法, 由于实验数据中存在大量的乘性相干斑噪声, 提取的 SIFT 特征点集中包含大量的虚假特征点, 使得匹配后的同名点对中存在较多的错匹配点对, 降低了 SIFT 特征匹配的准确性。本实验同样手工采集 10 组同名控制点作为检查点, 两种方法的图像匹配性能对比如表 7 所示。



(a) 参考图像原图

(a) The reference image



(b) 待匹配图像原图

(b) The pre-matching image

图 13 匹配图像原图

Fig. 13 The original image pair to be matched

(a) 叠加初始点集 S_2 的待匹配图像(a) The pre-matching image superimposed S_2 (b) 叠加最优解 $S_1(P)$ 的参考图(b) The reference image superimposed $S_1(P)$

图 14 本文方法匹配结果

Fig. 14 Matching results in the proposed method

由表 7 可知, 本文的匹配精度约是 SIFT 匹配精度的 3 倍左右, 但由于需要进行优化解算, 使得本文方法的效率低于 SIFT 方法, 运行时间约为 SIFT 方法的 2 倍左右。

为了更加直观地表示两种方法的匹配精度, 将基于两种方法匹配的实验结果进行了图像配准, 其结果分别如图 16 (a) 和图 16 (b) 所示。



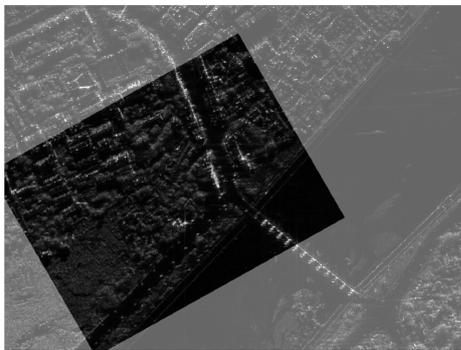
图 15 SIFT 方法匹配结果

Fig. 15 Matching result of the SIFT method

表 7 两种方法的图像匹配性能

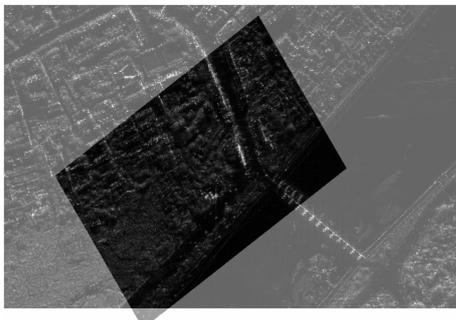
Table 7 Comparison of the two methods' performances

	SSJF	SIFT
RMSE (像素)	1.1856	3.5496
时间 (秒)	650.189	381.968



(a) 本文方法配准结果

(a) Registration map of the proposed method



(b) SIFT 方法配准结果

(b) Registration map of SIFT method

图 16 图像配准结果比较

Fig. 16 Comparison of the registration results

从配准结果可知, 本文方法的匹配点对能较好地实现两幅图像精确配准, 配准后的两幅图像能精确叠加显示, 而基于 SIFT 匹配点对的配准精度明显要低, 使得叠加显示的两幅图像之间存在一定误

差, 如图像底部河岸和图像中部桥梁的叠加显示中, 两幅图像之间存在明显的偏移。

6.4 实验结果分析

从匹配结果看, 整体上本文方法的性能要优于 SSG 和 SIFT 方法的性能. 在实验 1 中, 为了得到各自的最高精度, 匹配参数稍有不同, 结果表明: 本文方法精度略高于 SSG 方法, 但在效率方面, 却远高于 SSG 方法; 在实验 2 中, 匹配条件基本相同, 本文方法在计算精度和效率 2 个方面的性能都大大高于 SSG 方法; 在实验 3 中, 由于图像受相干斑噪声影响严重, SIFT 特征匹配方法中匹配准确率和精度都相对较低, 未能取得较好的效果, 但基于本文方法仍然能实现图像的准确匹配, 表明对地物类型复杂和相干斑噪声较严重的 SAR 图像, 本文方法比 SIFT 方法具有更好的适应性。

虽然本文方法的实验精度能达到理论精度的数量级, 但基本为该数量级中的较大值. 主要是由于本文的图像匹配模型参数采用遗传方法来进行优化解算, 各参数染色体群选择、交叉和变异等进化是随机优化的, 导致参数取值基本不是最优的. 此外, 实验中的控制点为手工采集, 考虑到手工选取同名控制点本身就存在误差, 所以可以认为, 本文方法精度已经基本达到一般匹配应用的要求, 是一种有效可行的方法。

在匹配效率方面, 通过本文方法的各种优化处理, 本文方法比原有的基于遗传算法的优化搜索方法, 在效率方面有数量级的提高, 已基本接近实用程度. 但由于遗传算法中的随机特性, 在优化解算过程中存在多次循环收敛较慢的情况, 使得匹配时间仍然较长, 而且运行时间比 SIFT 的运行时间长, 降低了优化搜索的效率。

7 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. 理论分析和实验验证表明: 该方法可以用于多源 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, 且能大大提高匹配精度和效率. 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. 通过对仿射变换模型的参数分解, 明确具体参数的初始赋值和阈值设置, 简化图像匹配中仿射变换模型解算的复杂度, 提高效率和精度. 分解后的变换模型, 也可以进一步推广应用到利用仿射变换模型进行参数优化搜索的其他方法中. 但由于遗传算法效率较低, 本文的效率还有待进一步提高, 下一步需要在优化算法方面开展重点研究。

References

- 1 Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(11): 977–1000
- 2 Lv Jin-Jian. Study on Feature-Based Multi-Source Remote Sensing Image Registration Techniques [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2008 (吕金建. 基于特征的多源遥感图像配准技术研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2008)
- 3 He B W, Lin Z M, Li Y F. An automatic registration algorithm for the scattered point clouds based on the curvature feature. *Optics and Laser Technology*, 2013, **46**(3): 53–60
- 4 Yin P Y. Particle swarm optimization for point pattern matching. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2006, **17**(1): 143–162
- 5 Chen Er-Xue, Li Zeng-Yuan, Tian Xin, Li Shi-Ming. Application of scale invariant feature transformation to SAR imagery registration. *Acta Automatica Sinica*, 2005, **34**(8): 861–868
- 6 Schwind P, Suri S, Reinartz P, Siebert A. Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, **31**(8): 1959–1980
- 7 Wang S H, You H J, Fu K. BFSIFT: a novel method to find feature matches for SAR image registration. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, **9**(4): 649–653
- 8 Pang Y E, Li W, Yuan Y, Pan J. Fully affine invariant SURF for image matching. *Neurocomputing*, 2012, **85**(3): 6–10
- 9 Bulatov D, Wernerus P, Heipke C. Multi-view dense matching supported by triangular meshes. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, **66**(6): 907–918
- 10 Yang S, Wei E L, Guan R M, Zhang X F, Qin J, Wang Y Y. Triangle chain codes for image matching. *Neurocomputing*, 2013, **120**(3): 268–276
- 11 Xiong B L, He Z G, Hu C B, Chen Q, Jiang Y M, Kuang K Y. A method of acquiring tie points based on closed regions in SAR images. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing. Munich, German: IEEE, 2012. 2121–2124
- 12 Zheng D C, Han M. Shape retrieval and recognition based on fuzzy histogram. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, **24**(7): 1009–1019
- 13 Shi J L, Chen F, Lu J B, Chen G. An evolutionary image matching approach. *Applied Soft Computing*, 2013, **13**(6): 3060–3065
- 14 Wang Z Z, Liang M, Li Y F. Using diagonals of orthogonal projection matrices for affine invariant contour matching. *Image and Vision Computing*, 2011, **29**(10): 681–692
- 15 Keller Y, Averbuch A. Multisensor image registration via implicit similarity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(5): 794–801
- 16 Yao J C, Kian L G. A refined algorithm for multisensor image registration based on pixel migration. *IEEE Transactions on Processing*, 2006, **15**(7): 1839–1847
- 17 Su Ze-Qun, Zhou Min-Lu, Wang Jian-Mei. Optical and SAR image registration via improving implicit similarity. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2013, **41**(4): 600–606 (苏泽群, 周敏璐, 王建梅. 一种改进的隐含相似性光学和 SAR 图像配准算法. 同济大学学报 (自然科学版), 2013, **41**(4): 600–606)
- 18 Wang P, Wang P, Qu Z G, Gao Y H, Shen Z K. A refined coherent point drift (CPD) algorithm for point set registration. *Science China Information Sciences*, 2011, **54**(12): 2639–2646
- 19 Chen Tao. Affine Invariant Feature Extraction of Images [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2006 (陈涛. 图像仿射不变特征提取方法研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2006)
- 20 Richard H, Andrew Z. *Multiple View Geometry in Computer Vision (2nd Edition)*. London: Cambridge University Press, 2003. 56–58
- 21 Jia Cheng-Li. Extraction of Road and Airport of SAR Images [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2006 (贾承丽. SAR 图像道路和机场提取方法研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2006)
- 22 Touzi R, Lopes A, Bousquet P. A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, **26**(6): 764–773
- 23 Fjrtoft R, Lopés A, Marthon P. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(3): 793–802
- 24 Jia Cheng-Li, Kuang Gang-Yao. An improved edge detection method of SAR image. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2007, **29**(2): 379–382 (贾承丽, 匡纲要. 一种改进的边缘检测方法. 电子与信息学报, 2007, **29**(2): 379–382)
- 25 Chen Tian-Ze, Wu Yu-Hao, Li Yan. The linear edge extraction with complicated background in high resolution SAR images based on the DS evidence theory. *Signal Processing*, 2011, **27**(1): 94–101 (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. 信号处理, 2011, **27**(1): 94–101)
- 26 Holland J H. *Adaptation in Natural and Artificial System: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. Ann Arbor, MI: University Michigan Press, 1975. 10–15



陈天泽 国防科学技术大学讲师, 博士。主要研究方向为遥感信息处理, 图像特征匹配, 自动目标识别和 SAR 图像解译。本文通信作者。

E-mail: tzchen77@126.com

(CHEN Tian-Ze Ph. D., lecturer at the College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology. His research interest covers remote sensing information processing, image feature matching, automatic target recognition and SAR image interpretation. Corresponding author of this paper.)



李燕 炮兵防空兵装备技术研究所工程师。主要研究方向为遥感图像特征提取, 指标自动化。

E-mail: liyanrs@163.com

(LI Yan Engineer at the Artillery and Air Defense Corps Research Institute of Equipment and Technologies. Her research interest covers remote sensing image feature extraction, C⁴ISR.)