

一种快速鲁棒的 SAR 图像匹配算法

吴鹏¹ 于秋则^{1,2} 闵顺新¹

(武汉大学电子信息学院 武汉 430072)¹ (武汉大学深圳研究院 深圳 518057)²

摘要 针对目前 SIFT 算法及其改进算法在多波段 SAR 图像匹配时匹配性能低下(普适性差、匹配精度低、时间复杂度高的问题,在 SIFT 算法框架下分别从尺度空间构建和描述符构建两个方面进行改进。在构建尺度空间层面,提出将高斯引导滤波引入多尺度空间构建和预处理阶段,采用双边滤波策略,充分利用高斯引导滤波的实时性和旋转对称性与双边滤波的边缘保持优势,高效地滤除斑点噪声并保持边缘信息。在构建描述符阶段,提出采用局部差分二进制(Local Difference Binary, LDB)算法描述特征,在保证不降低特征点描述符区分性的同时,减少特征的向量维度,从而缩短构建描述符的时间。在特征匹配阶段,首先采用最近邻算法进行粗匹配,然后采用稀疏向量场一致性(Vector Field Consensus, VFC)快速剔除错误匹配点。实验结果表明,所提算法在 SAR 图像配准时间复杂度和匹配概率评价上要优于原始 BFSIFT 算法和 KAZE 算法。总体上,文中提出的 SAR 图像匹配算法是具有实时性、鲁棒性与高匹配概率的高效算法。

关键词 SAR 图像配准,尺度空间,双边滤波,引导滤波, LDB, VFC

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.07.051

Fast and Robust SAR Image Matching Algorithm

WU Peng¹ YU Qiu-ze^{1,2} MIN Shun-xin¹

(School of Electronic and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)¹

(Shenzhen Institute of Wuhan University, Shenzhen 518057, China)²

Abstract To solve the problem that SIFT and its improved algorithm have low matching performance (poor universality, low matching accuracy, high time complexity) in the multi-band SAR image matching, we improved the algorithm respectively from creating scale space and descriptors within the framework of the SIFT algorithm. In scale space level, we proposed to use gauss guided filter to construct scale space and use bilateral filter in image pre-processing stage. This strategy, efficient filter speckles noise and keeps the image's information, makes full use of gauss guided filter real-time and rotational symmetry and the edge preserving advantages of bilateral filter. In the construction descriptor stage, in order to ensure the distinction and reduce the time of build descriptors, we adopted the local difference binary to describing the local features' characteristics. In the matching stage, the coarse matching uses the algorithm of nearest neighbor firstly, and then the sparse vector field consensus is used to remove the error matching points quickly. The experimental results show that the proposed algorithm from SAR image matching on time complexity and the matching probability is better than the BFSIFT and KAZE algorithm. In conclusion, our proposed algorithm is an efficient algorithm of real-time, robustness and high matching probability.

Keywords SAR image match, Scale space, Bilateral filter, Guided filter, LDB, VFC

1 引言

由于相干斑噪声与严重的局部畸变影响,如何进行自动化、鲁棒高精度、低算法复杂度的合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像匹配是目前 SAR 图像高效处理与应用中的难点与瓶颈。

总的来说, SAR 图像匹配主要分为基于区域的匹配和基

于特征的匹配两大类。在基于特征的匹配方面,有一个重要的分支就是基于 SIFT^[1] 框架及其适应性改进模型的局部不变特征的 SAR 图像匹配。基于 SIFT 框架的图像局部特征匹配算法中的两个技术关键点: 1) 构建多尺度空间的局部不变特征的提取; 2) 局部不变特征的描述与匹配。由于受 SAR 图像固有的斑点噪声影响,目前 SIFT 算法及其改进算法在特征点检测阶段无法获取足够准确、高精度的特征点,从而造

到稿日期:2016-06-06 返修日期:2016-09-14 本文受国家 863 计划(2015AA7123050),国家自然科学基金(61174196),深圳市科技计划项目(JCYJ20150513162829635)资助。

吴鹏(1990—),男,硕士生,主要研究方向为 SAR 图像配准、计算机视觉, E-mail: pengwu@whu.edu.cn; 于秋则(1974—),男,研究员,主要研究方向为 SAR 图像配准、匹配定位、雷达惯导导航等; 闵顺新(1992—),男,硕士生,主要研究方向为 SAR 图像匹配、目标识别。

成匹配性能低下甚至失配。其主要原因在于高斯滤波构建多尺度空间不能有效地抑制相干斑噪声(虚假特征点无法滤除),也同时无法保存边缘或者边界信息(损失真实的不变特征点)。构建尺度空间的方法是通过不同的高斯核加权滤波方式(最大程度保持尺度不变性)或者盒滤波方式(近似高斯滤波)与原始图像进行卷积,来保存多尺度下的图像特征。目前,图像构建多尺度空间滤波方法主要分为线性滤波和非线性滤波两种方式。线性滤波主要是高斯滤波,高斯核是唯一的尺度不变核函数^[2],被广泛运用于尺度空间的构建。但是,高斯滤波类似于各向同性的扩散过程,滤波时任意方向的权值扩散系数相同,导致边缘模糊。针对高斯滤波的缺陷,国内外学者提出了许多以边缘保持为目标的构建尺度空间的非线性滤波算法。文献[2]指出在构建尺度空间阶段,高斯核及其不同的加权衍生物是作为最优选择的平滑的内核函数。文献[3]提出将双边滤波^[4]引入 SAR 的尺度空间构建中,以保留更多边缘信息,从而检测到更多的真实特征点。文献[5]将 ROEWA 算子引入非线性扩散滤波中来计算梯度比例以获取传导函数权值系数,从而进行 SAR 图像斑点噪声抑制,保留了更多边缘信息,但增加了算法耗时。文献[6]提出用非线性扩散滤波来构建尺度空间,使用加性算子分裂算法求解扩散方程,以减少尺度空间的耗时。文献[7]提出快速显式扩散算法来进一步减少求解的扩散方程耗时,但其复杂度仍较高。总体而言,上述构建尺度空间算法存在两点不足:1)线性滤波算法在保存边缘方面的性能低;2)非线性滤波算法耗时较多,难以满足实时性的要求。在构建描述符阶段,SIFT 算法计算特征点邻域梯度差来统计局部直方图,求取主方向和构建局部梯度差分描述符。文献[9]通过对 SIFT 描述子、PCA-SIFT^[10]等多种描述子进行比较得出,SIFT 仍然是较优的描述子;同时提出用梯度方向直方图方法构建描述子,然后通过 PCA 进行降维,其较 SIFT 描述符具有更高的鲁棒性。文献[11]提出了 SURF 算法,并采用 Haar 小波和积分图像进行

加速,速度较 SIFT 提升了数倍。文献[12]提出了 DAISY 描述符,对局部采样点使用不同方差的高斯核卷积,通过空间汇聚方法构建稠密特征描述符。上述几种描述符的维度数较高,实时性较低。局部二进制模式由于其计算效率低、区分性好、不受光照变换影响和对单调灰度变化存在不变性等优势而得到广泛研究。文献[13]提出的 BRIEF 是一种快速二进制描述符,但其旋转不变性稍差。文献[14]提出 ORB 算法改进了 BRIEF 符的旋转不变性问题。文献[15]提出将二进制 BRIEF 描述符与 DAISY 描述符结合起来形成 BRISK 描述符,降低了构建描述符和匹配耗时。二进制模式描述符由于二值量化过程过分简化了纹理结构信息而降低了区分性和鲁棒性。文献[22]提出通过将多尺度 Harris 与 ROEWA 算法结合起来构建尺度空间,同时检测特征点,然后通过梯度比率强度方向来确定主方向,在一定程度上抑制了 SAR 斑点噪声影响,但算法耗时较多。本文基于线性与非线性滤波的优势互补策略,首次提出了将高斯引导滤波引入多尺度空间的构建过程中,同时图像预处理时采用改进的双边滤波^[8]。主要针对 SAR 图像相干斑噪声的影响,本文利用改进双边滤波高效保持边缘的滤波效果与高斯引导滤波实时性与尺度空间不变性相结合,在保证滤波效果的同时降低了算法的耗时并解决了双边滤波的梯度逆转现象,是一种快速、高效的多尺度空间构建方法。同时考虑算法的耗时和描述符区分性两方面因素,提出采用局部二进制差分描述符^[16]对特征点的局部强度信息、梯度信息构建描述子,在保证描述子高区分性和唯一性的同时,降低了算法的时间复杂度。最后,通过最近邻匹配来完成粗匹配过程,然后通过稀疏向量场一致性^[17]剔除错误匹配点,求取透视矩阵估计几何变形参数来完成图像配准过程。

2 算法分析

2.1 算法的总体流程

算法的总体流程图如图 1 所示。

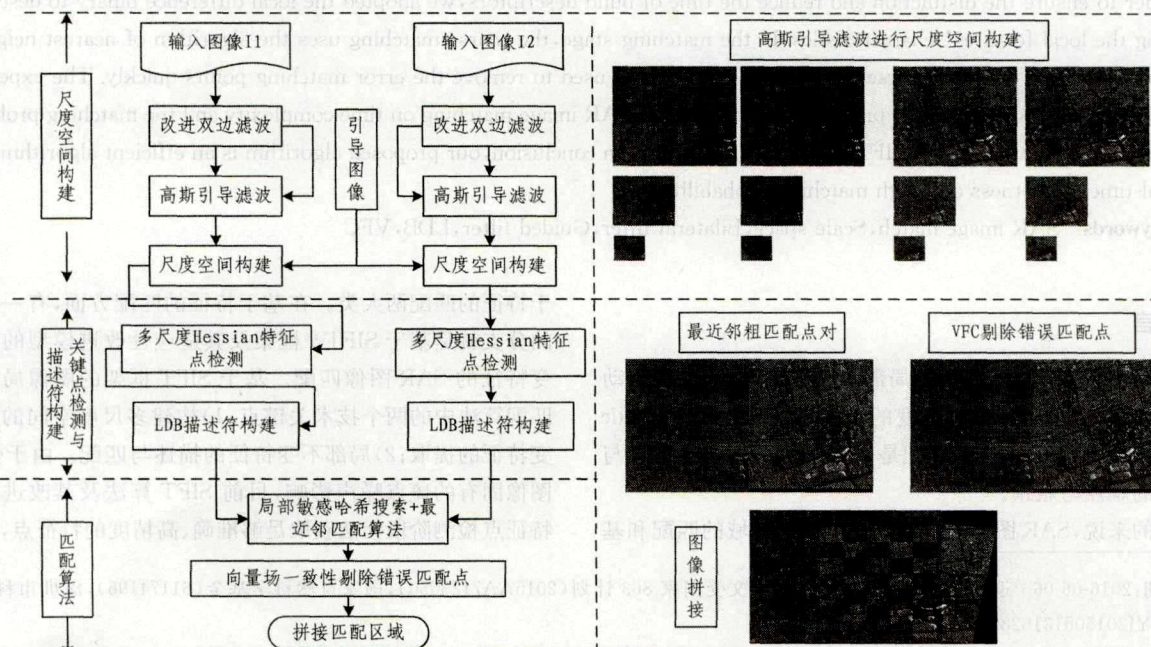


图 1 算法的总体流程图

2.2 基于双边引导滤波的尺度空间构建策略

(1) 双边滤波与非线性扩散滤波尺度空间的不足

经典构建尺度空间的线性滤波器以高斯滤波为代表。高斯滤波无法有效地保存边缘信息或边界信息,主要原因在于高斯滤波未考虑图像像素值域之间的关联。针对高斯滤波的缺陷, Tomasi 提出了双边滤波^[4],即将空间域和值域的高斯核函数加权组合后来共同决定滤波系数,其公式如下:

$$W_{ij}^{bf} = \frac{1}{k_i} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\delta_s^2}\right) \exp\left(-\frac{\|I_i - I_j\|^2}{\delta_r^2}\right) \quad (1)$$

其中, x_i 为像素坐标; k_i 是归一化参数,使得 $\sum_j W_{ij}^{bf} = 1$; 参数 δ_s 和 δ_r 分别为调整空间域和值域相似性。经典双边滤波公式中的参数 δ_r 受噪声的影响较大,若参数 δ_r 为定值,则在不同噪声系数下滤波不理想。当滤波窗口较小时,空间距离参数未得到有效利用;滤波窗口较大时,会增加算法的耗时。文献^[2]提出构造尺度空间的基本流程如下:首先将原始图像以两倍方式上采样,然后使用高斯核函数滤除局部小斑点噪声,并以两倍方式下采样,最后将下采样后的图像与双边滤波核不断地进行卷积运算来完成尺度空间的构造,其公式如下:

$$\begin{cases} L(i, j; \delta_s) = p(i, j) * BF(i, j; \delta_s, \delta_r) \\ L(i, j; k\delta_s) = p(i, j) * BF(i, j; k\delta_s, \delta_r) \end{cases} \quad (2)$$

其中,参数 (i, j) 为像素坐标, p 是输入图像, $BF(i, j; \delta_s, \delta_r)$ 代表双边滤波核函数是由两个方差分别为 δ_s, δ_r 的高斯函数加权组合而成, $*$ 为卷积运算符, $L(i, j; \delta_s)$ 是尺度参数为 δ_s 的图像,参数 k 为尺度系数。

偏微分方程中的非线性扩散方法由于在图像去噪中效果显著而得到国内外学者的广泛研究。非线性扩散滤波方法是将图像亮度(L)在不同尺度上的变化视为某种形式的流动函数的散度,可以通过非线性偏微分方程来描述:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla L) \quad (3)$$

通过选择合适的传导函数模型 $c(x, y, t)$,来使得扩散权值系数自适应于图像的局部空间结构。传导函数模型可以为标量或张量。时间演变 t 等效为高斯滤波参数方差 δ_s ,其值越大,图像的空间结构信息越简单。Perona 和 Malik^[21]给出了传导函数模型的构造方式:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_\delta(x, y, t)|) \quad (4)$$

其中, ∇L_δ 是高斯平滑后的图像 L_δ 的梯度。传导函数根据图像梯度强度来确定权值系数。KAZE 算法采用的 g 核函数为:

$$g_2 = \frac{1}{1 + \frac{|\nabla L_\delta|^2}{k^2}} \quad (5)$$

传统上,非线性扩散方程通过显式差分格式求解,收敛速度缓慢。因此,将方程离散化为以下隐式差分格式:

$$\frac{L^{i+1} - L^i}{\tau} = \sum_{l=1}^m A_l(L^i) L^{i+1} \quad (6)$$

其中, A_l 是图像在各维度(L)上的传导性矩阵。该方程的解如下:

$$L^{i+1} = (I - \tau \sum_{l=1}^m A_l(L^i))^{-1} L^i \quad (7)$$

隐式差分方法能够稳定求解任意时间步长 τ 。式(7)中 A_l 矩阵是三对角矩阵,且对角占优,可以通过 Thomas 算法进行快速求解。双边滤波和非线性扩散滤波(迭代求解收敛速度缓慢)都存在构建尺度空间时滤波算法耗时较长的问题,同时双边滤波还存在梯度逆转现象。本文提出了一种双边滤波与引导滤波结合的多尺度空间构建策略(见图 2),在保证滤波效果的同时加快了构建尺度空间的速度。

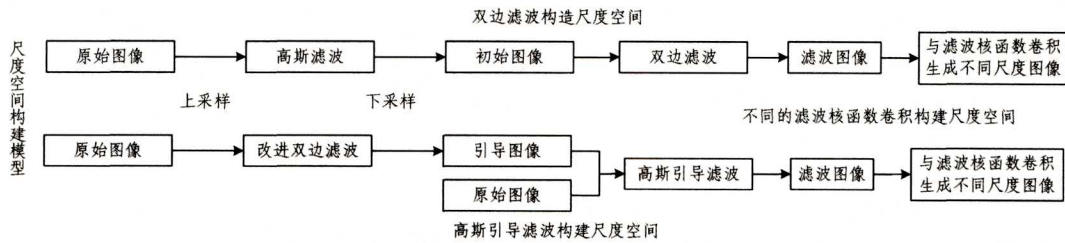


图 2 尺度空间构建模式

(2) 双边滤波与引导滤波尺度空间构建策略

图像引导滤波^[18]通过引导图像的局部窗口来获取权值系数,以计算滤波图像的像素值。引导滤波算法的参数变量包括:引导图像 I 、输入图像 p 、输出图像 q 。本文引导图像 $I = BF(p)$,其中 $BF(p)$ 采用文献^[8]所提出的改进双边滤波算法,其设计整数型空间距离因子,将原始双边 2 维滤波分解为水平与垂直方向的 1 维滤波来加速滤波过程,以获得更好的滤波效果。引导滤波过程根据输入图像 I 与输出图像 q 之间的线性关系,在以当前点 k 为中心的窗口下输入与输出关系式为:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (8)$$

其中, (a_k, b_k) 的窗口半径为 r ,以 ω_k 为中心。求取滤波输出 q 与输入图像 p 之间的期望最小化:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (9)$$

其中, ϵ 是一个惩罚系数,用来调整方差参数,防止 a_k 过大。方程中最小化期望通过:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - u_k \overline{p_k}}{\delta_k^2 + \epsilon} \quad (10)$$

$$b_k = \overline{p_k} - a_k u_k \quad (11)$$

线性回归理论求解。其中, u_k 与 δ_k^2 分别引导为图像 I 中局部窗口 ω_k 的均值与方差, $|\omega|$ 代表窗口 ω_k 内的像素个数, $p_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} p_i$ 是输入图像窗口 ω_k 中的均值。在滑动过程中像素位置 i 处于不同窗口位置时,式(8)中的 q_i 在不同的位置下求取的值将不同,根据统计方法能有效抑制 SAR 图像的斑点噪声,首先计算所有窗口包含 i 像素的 q_i ,并求取 q_i 的平均值。计算所有包含像素 i 点的窗口的 (a_k, b_k) 值后,输出点 q_i 的计算公式变为:

$$q_i = \frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} (a_k I_i + b_k) \quad (12)$$

由于输入图像与输出图像存在一定的线性回归关系,因此可得到输出 q_i 对输入图像 p_j 的求导:

$$\frac{\partial q_i}{\partial p_j} = \frac{1}{|w|} \sum_{k \in w_j} \left(\frac{\partial a_k}{\partial p_j} (I_i - u_k) + \frac{1}{|w|} \delta_{k \in w_j} \right) \quad (13)$$

其中,当 j 在 w_k 窗口内时 $\delta_{j \in w_k} = 1$, 否则 $\delta_{j \in w_k} = 0$ 。另外,

$\frac{\partial a_k}{\partial p_j}$ 可以通过式(10)计算如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial a_k}{\partial p_j} &= \frac{1}{\delta_k^2 + \epsilon} \left(\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} \frac{\partial p_i}{\partial p_j} I_i - \frac{\partial p_k}{\partial p_j} u_k \right) \\ &= \frac{1}{\delta_k^2 + \epsilon} \left(\frac{1}{|w|} I_j - \frac{1}{|w|} u_k \right) \delta_{k \in w_j} \end{aligned} \quad (14)$$

将方程式(14)代入式(13),可以得到核函数:

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|w|^2} \sum_{k \in w_j, k \in w_i} \left(1 + \frac{(I_i - u_k)(I_j - u_k)}{\delta_k^2 + \epsilon} \right) \quad (15)$$

引导滤波的加权核函数具有边缘保持功能:若当前像素在窗口方差较大的区域,则该像素值保持不变;若当前像素的窗口为平坦区域,则取均值。引导滤波根据输入参数 ϵ 来判断当前窗口是平坦区域还是边缘区域。若平坦区域窗口方差 $\delta^2 \ll \epsilon$,则进行滤波;若边缘区域窗口 $\delta^2 \gg \epsilon$,则保持现状。引导滤波的参数 ϵ 与双边滤波参数 δ^2 有相似功能。同理,引导滤波以半径 r 求取均值核函数近似高斯核。因此,可以假设在引导滤波与双边滤波之间空间域和值域的等价关系为 $r \leftrightarrow \delta$, 和 $\epsilon \leftrightarrow \delta^2$ 。利用引导滤波具有的边缘保持功能来构造尺度空间,以最初双边滤波后的图像为引导图像,原始图像与高斯引导滤波核函数不断地进行卷积来构建尺度空间,在保证构建尺度空间滤波效果的同时也提高了算法的效率。

引导滤波采用方框滤波对图像进行滤波会出现旋转非对称现象,在影响匹配精度的同时降低了尺度不变性。高斯核是唯一的线性尺度不变核函数,本文提出采用高斯核取代引导滤波的统计均值核函数进行尺度空间滤波,以保证滤波旋转对称性和更好的尺度不变性。

双边高斯引导滤波构建尺度空间的公式为:

$$\begin{cases} q(i, j; \delta_g, \epsilon) = p(i, j) * BGF(i, j; \delta_g, \epsilon) \\ q(i, j; k\delta_g, \epsilon) = p(i, j) * BGF(i, j; k\delta_g, \epsilon) \end{cases} \quad (16)$$

其中, p 为输入图像, (i, j) 为像素坐标, $BGF(i, j; \delta_g, \epsilon)$ 为双边引导滤波核函数, δ_g, ϵ 分别等价于双边滤波核函数的中 $\delta_s / \sqrt{2}$ 和 δ , k 为尺度变化系数。

本文使用等效视数^[19] (Equivalent Number of Looks, ENL)作为构建尺度空间的 SAR 图像去噪效果的评价标准,因为 ENL 不依赖原始无噪图像。其定义如下:

$$ENL = \frac{\mu^2}{\delta^2} \quad (17)$$

其中, μ 和 δ 分别表示该窗口区域内像素的均值和标准差。均匀区域内 ENL 越大,说明去噪效果越好。对于构建尺度空间评价滤波图像边缘保持的性能,文献[20]定义了一个边缘保持评价系数指标。

$$EP = \frac{\sum (|q_f(i, j) - q_f(i+1, j)| + |q_f(i, j) - q_f(i, j+1)|)}{\sum (|p_o(i, j) - p_o(i+1, j)| + |p_o(i, j) - p_o(i, j+1)|)} \quad (18)$$

其中, $q_f(i, j)$ 是滤波后图像的灰度值, $p_o(i, j)$ 是原始图像灰度值。 $q_f(i, j)$ 与 $p_o(i, j)$ 都在边缘区域内, (i, j) 为像素点坐

标。EP 系数越大,边缘保持指数越好;反之,边缘保持指数越差。图 3,图 4 分别给出了文献[3]中的双边滤波和文献[6]中的非线性扩散滤波与本文方法的对比结果。

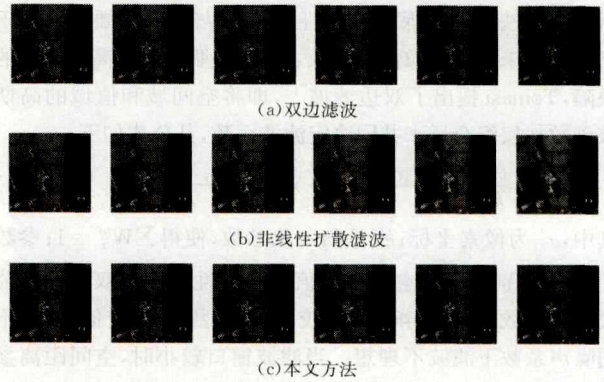


图 3

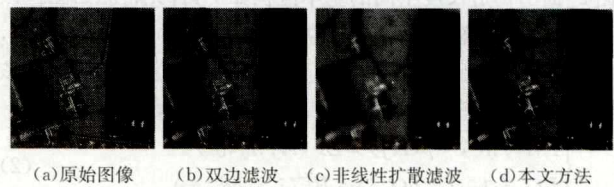


图 4

图 5 中均匀区域的等效视数曲线是尺度空间第一层分别与不同的滤波核函数卷积的感兴趣区域,图 5(c)、图 5(d)代表曲线的边缘保持性能。其中 BF(Bilateral Filter)是双边滤波,GF(Guided Filter)是引导滤波,NL(Non-Linear Diffusion Filter)是非线性扩散滤波,BGF(Bilateral Guided Filter)是双边高斯引导滤波构建尺度空间。从图 5(b)中的等效视数曲线可以看出,双边滤波对均匀区域的去噪效果差于引导滤波,本文所提出的双边高斯引导滤波略差于引导滤波,但优于双边滤波。从图 5(d)中所定义的边缘保持指数可以看出,双边滤波在构造尺度空间时边缘保持性能要高于引导滤波,本文所提出的双边高斯引导滤波介于双边滤波与引导滤波之间,同时本文所提出的双边高斯引导滤波提高了尺度空间构造的实时性和边缘保持性。

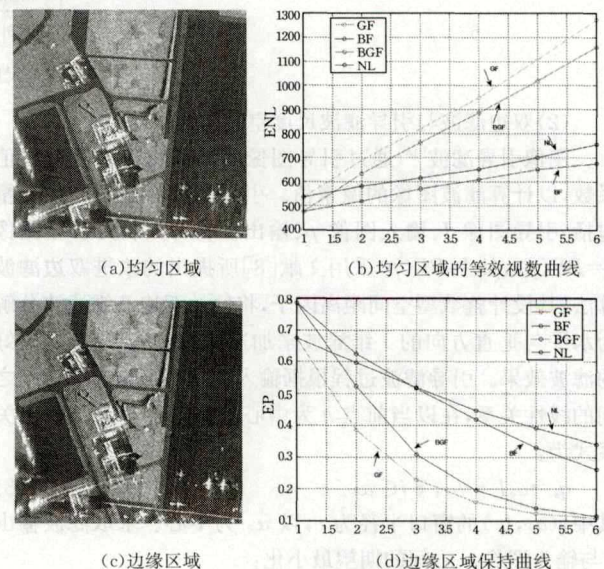


图 5

2.3 局部二进制差分描述符

性能卓越的局部特征描述符应该包含高度的唯一性、鲁棒不变性和算法高效性。唯一性指对于不同场景的局部描述符拥有很好的区分性和独特性;不变性指局部描述符对同一场景光照变换和几何变换都具有很好的稳定性和鲁棒性;算法高效性指特征点的局部描述符的维数应尽量低,以提高算法计算效率。本文提出采用局部二进制差分描述符(Local Difference Binary, LDB)对多尺度 Hessian 提取特征点进行局部描述。LDB 描述子在传统的二进制描述符(只是简单考虑区域强度信息)上进行改进,在此基础上增加水平、垂直方向的梯度信息来构建描述子,受多波段 SAR 灰度不一致性的影响较小,提高了描述子的唯一性和鲁棒性。

LDB 描述子在多尺度 Hessian 检测的特征点邻域范围内被划分为 $n \times n$ 个相同的子块,计算每个划分子块的灰度平均值以及水平 x 和垂直 y 方向的梯度信息。灰度均值代表特征点邻域子块区域统计信息量,可以通过积分图像快速获取。计算子块内水平 x 和垂直 y 方向的梯度强度信息能够有效地说明子块内部的灰度变化特性,其公式如下:

$$\begin{cases} I_{avg}(i) = \frac{1}{m} \sum_{x,y \in c(i)} I(x,y) \\ d_x(i) = G_x(i) \\ d_y(i) = G_y(i) \end{cases}$$

其中, m 为子块中像素点的个数, d_x 和 d_y 分别为水平、垂直方向的梯度值。通过不同子块间的比较测试函数来获取每个子块的二进制描述子,测试函数如下:

$$\Gamma(F(i), F(j)) = \begin{cases} 1, & F(i) - F(j) > 0, i \neq j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

LDB 描述子首先在每个特征点邻域划分不同的小子块,以此来提高描述子的唯一性和区分性。文献[16]将特征点邻域划分为 $2 \times 2, 3 \times 3, 4 \times 4, 5 \times 5$ 的小子块。划分小子块能够获取足够多的局部细节信息,以此建立描述子能提高区分性,但小子块的微小变化都会降低描述子的鲁棒性。划分较大的子块虽然能够有效去除高频噪声,但是会对微小变化不敏感,降低了描述子的唯一性。因此,文献[16]提出了划分多重大小的子块的信息来提高描述子的鲁棒性和唯一性。划分不同模式的子块会增加描述子的比特数,同时不同模式的子块之间描述子相关性增加,会产生大量的信息冗余, LDB 通过采用改进 AdaBoost 算法来选择描述子不同比特位以增加匹配点对的相关性,降低错误匹配点对的相关性。经过筛选后的特征比特位,缩短了匹配点对的距离,增加了误匹配点对的距离,降低了描述子内部的相关性,提高了特征描述子的区分性。为了实现旋转不变性, LDB 根据图像灰度信息来求取图像的质心,并以此来确定描述子主方向,然后将当前特征点局部邻域点旋转至主方向以便划分不同的子块,计算旋转后的积分图像的灰度均值和梯度差分信息。

2.4 特征匹配

在特征匹配阶段,通过最近邻方法进行粗匹配。粗匹配完成后,根据向量场一致性(VFC)^[17]剔除粗匹配阶段的错误匹配点对。图 6 示出了 RANSAC 算法与 VFC 算法剔除离群点的对比实验结果。RANSAC 算法在粗匹配阶段点对中若包含过多的外点,则其效率会显著降低,同时无法解决最近邻匹配所产生的多点对应单点的问题,在正确的匹配点对过少(低

于一半或更低)时, RANSAC 算法甚至会失效。稀疏向量场一致性算法通过学习样本匹配点集的空间分布信息来消除错误匹配点对。其算法根据一组待精匹配样本数据学习估计出一个光滑的向量场,然后对剩下的样本数据进行估计以确定是否与当前向量场一致。若当前样本破坏向量场的光滑性,则判断其为误匹配点,否则其为正确匹配点,加入估计样本中。向量场一致性算法剔除错误匹配点的方法是通过希尔伯特范数表征信息,根据贝叶斯概率方法建立模型。最后,使用最大期望方方法求取最大的似然解来获取向量场的光滑性。在通过向量场精匹配后,求取空间几何变换模型参数,计算残差阈值,与设定的残差阈值进行对比,若前者较小,则为内联匹配点对,否则为外匹配点对。



图 6

3 实验结果与分析

3.1 实验数据与算法评价指标

本文所采用的实验数据是不同波段、不同极化方式的 3m 分辨率 MGD(斜地转换后的地距图像)的 SAR 图像。实验多波段图像分别为 TerraX-SAR 与 RadarSat2 图像,从图像上看,一方面有大量的相干斑噪声存在;另一方面,由于 TerraX-SAR 与 RadarSat2 图像采用不同的波段,使得图像的灰度体现出较大的偏差,因此常规的匹配算法往往失配。图 7 与图 8 分别示出了多波段、多极化 SAR 图像配准算法对比的实验结果。从实验结果来看,无论在特征点数量、算法指标还是算法时间复杂性方面,本文提出的算法相对于 KAZE 算法与 BFSIFT 具有更好的实时性和鲁棒性。本文算法包括 3 个评价指标:1) 两幅多波段 SAR 图像的匹配内联点对数与匹配点对的分布特性; Radarsat 2 与 Terra SAR-X 多波段 SAR 图像匹配,正确的匹配点对反应算法特征点检测稳定性与描述符的唯一性,对于图像匹配点对的分布特性,匹配的特征点对分布越均匀,匹配效果越好;2) 图像匹配整个过程的算法耗时指标,即匹配时间复杂性指标;3) 通过 Recall 比率来评价算法的匹配性能。为了验证本文算法的有效性,图 9 示出了本文测试 10 组多波段、多极化 SAR 图像匹配的性能,分别从算法耗时、内联点、Recall 来说明本文算法的优势。

$$\text{Recall} = \frac{\# \text{ correct matches}}{\# \text{ correspondences}}$$

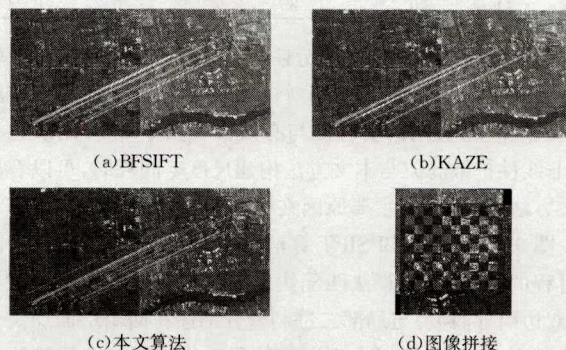


图 7

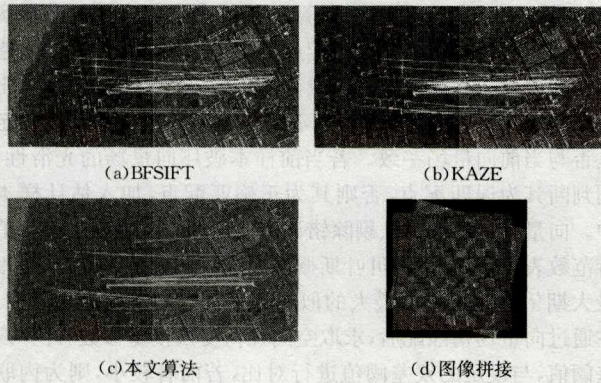


图 8

对 SAR 图像进行匹配,首先需要获取足够多的稳定特征点数,其次在稳定特征点局部区域构建鲁棒、快速的描述符。针对 SAR 图像特征匹配,目前较优的有 BFSIFT 和 KAZE 相关算法及改进算法。BFSIFT 和 KAZE 算法分别采用双边滤波和非线性扩散滤波来构建尺度空间能够保存真实边缘信息,从而提取更多稳定的特征点。主观上,从图 7、图 8 可知,本文算法提取的特征点分布较均匀,有利于 SAR 图像配准。客观上,由表 1 可知,对于多波段 SAR 图像配准,KAZE 特征匹配算法耗时较多。本文算法耗时少于双边滤波尺度空间,由于引导滤波算法耗时远少于双边滤波,同时采用高斯引导滤波可以更好地保持尺度不变性。从描述符耗时来看,本文由于采用局部二进制差分描述子,较 SIFT 描述子与 KAZE 算法中所采用的 MSURF 描述子大大减少了描述子匹配的时间。从表 1 看出,描述子匹配时间为原方法的 $\frac{1}{3}$ 。虽然降低了描述子维数,但从检测的内联点数来看,本文要略低于 KAZE 算法,主要原因在于 KAZE 算法没有构建金字塔而保留更多的信息,但是增加了算法耗时。最后,通过 Recall 比率曲线可以看出,本文算法优于 BFSIFT 算法和 KAZE 算法,在极大地减少匹配时间的同时未降低 SAR 图像匹配的性能。

表 1 图 7、图 8 匹配算法的性能指标

测试数据	算法	尺度空间/ms	匹配描述符耗时/ms	算法耗时/ms	内联点/粗匹配点	Recall
图 7	BFSIFT	95.85	19.26	371.64	12/17	0.70
	KAZE	110.24	14.53	397.37	9/16	0.56
	Ours	55.58	6.26	297.30	11/12	0.91
图 8	BFSIFT	82.08	36.57	481.29	28/42	0.64
	KAZE	108.94	24.53	510.53	24/37	0.66
	Ours	50.27	13.85	247.68	20/27	0.74

图 9 分别从尺度空间构造耗时、总体配准耗时、检测内联点数、匹配概率 Recall 曲线 4 个方面显示了本文所提多波段 SAR 图像配准方法的实时性与有效性。图 9(a)对比双边滤波、非线性扩散滤波与本文方法构建尺度空间耗时,可以看出本文方法耗时最少,主要原因在于高斯引导滤波的快速实时性。图 9(b)对比了 BFSIFT 算法、KAZE 算法与本文算法匹配过程的耗时,本文算法匹配快速的原因在于分别从尺度空间(双边引导滤波)与局部二进制差分描述符两个层面加快了算法的匹配速度,同时在粗匹配阶段采用最近邻匹配算法和 VFC 快速剔除错误匹配点对。图 9(c)示出了 BFSIFT 与

KAZE 和本文算法最终检测到的内联点数,由图可知本文算法最终内联点数优于 BFSIFT 算法匹配的内联点,略低于 KAZE 算法所匹配的内联点数,主要原因在于 KAZE 算法构建尺度空间采用原始图像扩散滤波,未采用金字塔模式,损失信息较少,但是增加了算法的耗时。综合来看,本文算法在保证匹配特征点数的情况下,提高了算法的实时性。最后,通过图 9(d) Recall 曲线图的比较可以看出,本文算法的 Recall 比率优于 BFSIFT 算法和 KAZE 算法的 Recall 比率。综合来看,本文算法在保证匹配概率与匹配精度以及获取足够多的稳定特征点的情况下,降低了算法复杂度,在很大程度上提升了算法的实时性与有效性。

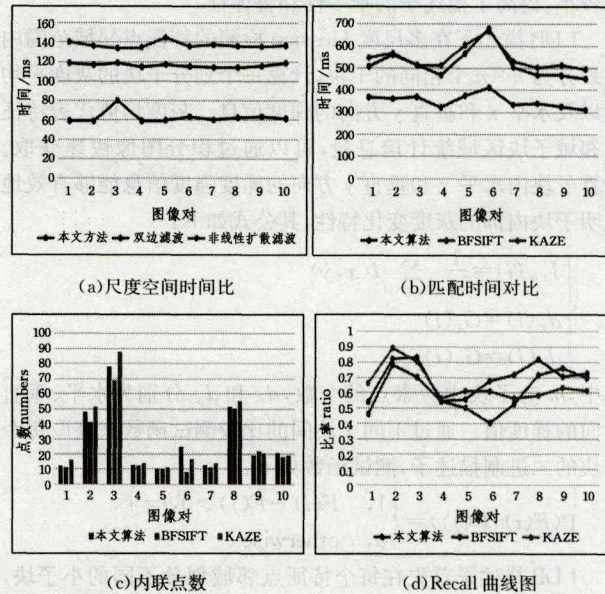


图 9

结束语 针对多波段 SAR 图像匹配性能低,本文提出一种双边引导多尺度空间构建算法和局部差分二进制描述符算法的图像匹配算法。该方法首先使用改进的双边滤波(具有良好的边缘保持性与尺度不变性),其次使用改进的引导滤波(克服引导滤波旋转非对称性)对初始双边滤波后的图像构造高斯引导滤波的尺度空间。通过 SAR 图像构建尺度空间的对比实验(见图 5)结果表明,双边引导多尺度策略有效地去除了噪声,在保存边缘信息的同时提高了算法的实时性。然后,针对 SIFT 描述符维数较高的问题,提出采用快速、鲁棒性强的局部二进制差分描述符构建以减少构建描述符的耗时。在特征匹配过程中首先采用最近邻算法进行粗匹配,然后通过稀疏向量场一致性算法剔除错误匹配点对,最后通过计算余下匹配点对估计出两幅匹配图像的透射矩阵参数,完成配准。本文算法在保证配准成功率的同时,提高了特征点准确率与内联点数,减少了匹配算法的耗时。实验证明,所提算法是一种快速、鲁棒的图像匹配方法。

参考文献

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.

(下转第 298 页)

- [16] CHEN D Y, JIA T, WU C D. Visual saliency detection: From space to frequency[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2016, 44(5): 57-68.
- [17] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [18] LI M. Design and Implementation of a Biological Plausibility Visual Attention Model In frequency Domain[D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2015. (in Chinese)
李铭. 生物可信性频域视觉注意模型的设计与实现[D]. 新乡: 河南师范大学, 2015.
- [19] LI X H, LU H C, ZHANG L H, et al. Saliency Detection via Dense and Sparse Reconstruction[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney, NSW, 2013: 2976-2983.
- [20] WANG A, WANG M, PAN G, et al. Salient object detection with high-level prior based on bayesian fusion[J]. *IET Computer Vision*, 2017, 11(3): 199-206.
- [21] QIN Y, LU H, XU Y, et al. Saliency detection via Cellular Automata[C]//*Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, 2015: 110-119.
- [22] BRUCE N D, TSOTSOS J K. Saliency, attention, and visual search: an information theoretic approach[J]. *Journal of Vision*, 2009, 9(3): 1-24.
- [23] JUDD T, EHINGER K, DURAND F, et al. Learning to predict where humans look[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*. Kyoto, 2009: 2106-2113.
- [24] MURRAY N, VANRELL M, OTAZU X, et al. Saliency estimation using a non-parametric low-level vision model[C]//*Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*. Providence, RI, 2011: 433-440.
- (上接第 288 页)
- [2] LINDEBERG T. Scale space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 37(2): 151-172.
- [3] WANG S H, YOU H J, FU K. BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 649-653.
- [4] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*. 1998: 839-846.
- [5] FAN J W, WU Y, WANG F, et al. SAR Image Registration Using Phase Congruency and Nonlinear Diffusion-Based SIFT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(3): 562-566.
- [6] ALCANTARILLA P F, BARTOLI A, DAVISON A J. KAZE Features[C]//*European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Firenze, Italy, Springer, 2012: 214-227.
- [7] ALCANTARILLA P F, NUEVO J, BARTOLI A. Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces[C]//*British Machine Vision Conference (BMVC)*. Bristol, UK, 2013: 1-11.
- [8] ZHANG Z Q, WANG W Y. A modify bilateral filtering algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(3): 443-447. (in Chinese)
张志强, 王万玉. 一种改进的双边滤波算法[J]. *中国图像图形学报*, 2009, 14(3): 443-447.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [10] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2004: 506-513.
- [11] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, GOOL L V. Speed-Up Robust Features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [12] 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*, 2009, 32(5): 815-830.
- [13] CALONDER M, LEPETIT V, OZUYSAL M, et al. BRIEF: computing a local binary very fast[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1281-1298.
- [14] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//*Proceedings of International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain, 2011: 2564-2571.
- [15] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision*. 2011: 2548-2555.
- [16] YANG X, CHENG K T. Local Difference Binary for Ultrafast and Distinctive Feature Description[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 188-194.
- [17] ZHAO J, MA J Y, TIAN J W, et al. A robust method for vector field learning with application to mismatch removing[C]//*IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York, IEEE, 2011: 2977-2984.
- [18] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided Image Filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 35(6): 1397-1409.
- [19] LEE J S, HOPPEL K, MANGO S A. Unsupervised estimation of speckle noise in radar images[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 1992, 4(4): 298-305.
- [20] HAN C M, GUO H D, WANG C L, et al. Edge-Preserving Filter for SAR Images[J]. *High Technology Letters*, 2003, 13(7): 11-15. (in Chinese)
韩春明, 郭华东, 王长林, 等. 保持边缘的 SAR 图像滤波方法[J]. *高技术通讯*, 2003, 13(7): 11-15.
- [21] PERPNA P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7): 629-639.
- [22] DELLINGER F, DELON J, GOUSSEAU Y, et al. SAR-SIFT: A SIFT-Like Algorithm for SAR Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(1): 453-466.