

可见光图像与合成孔径雷达图像的快速配准

谢志华^{1,2**}, 刘晶红^{1*}, 孙辉^{1,2}, 彭佳琦³

¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所航空光学成像与测量重点实验室, 吉林 长春 130033;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³驻长春地区第一军事代表室, 吉林 长春 130033

摘要 针对异源图像配准算法复杂度高且处理速度慢的问题,提出了一种可见光图像与合成孔径雷达(SAR)图像的快速配准算法。在图像预处理阶段去除可见光图像和 SAR 图像中的冗余信息,分别采用高斯低通滤波和非局部均值滤波(NLM)算法对两种不同类型的图像进行滤波。然后采用多尺度 Harris 方法检测并提取特征点,利用梯度位置方向直方图(GLOH)对特征点进行描述子构造。最后,基于反馈机制重构原始图像中的特征点,得出待匹配的特征点在原始图像中的实际位置,从而完成原始图像中的特征点重构及匹配。实验结果表明:相比 SIFT-M (Scale invariant feature transform-modification)算法,该算法在平均配准精度维持在 80% 以上的前提下显著缩短了运行时间,具有重要的应用价值。

关键词 遥感图像; 图像配准; 可见光图像; SAR 图像; 冗余信息; 特征点重构

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.062803

Fast Registration of Visible light and Synthetic Aperture Radar Images

Xie Zhihua^{1,2**}, Liu Jinghong^{1*}, Sun Hui^{1,2}, Peng Jiaqi³

¹Department of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³First Military Representative Office in Changchun, Changchun, Jilin 130033, China

Abstract Aiming at the problem of high complexity and low processing speed of heterologous image registration algorithms, a fast registration algorithm of visible light and synthetic aperture radar (SAR) images is proposed. In the image preprocessing stage, the redundant information in visible light and SAR images is removed, and two different types of images are filtered respectively with Gauss low-pass filter and non-local mean filter (NLM) algorithms. Then, the multi-scale Harris method is used to detect and extract feature points, and the gradient position orientation histogram (GLOH) method is used to construct descriptors of feature points. Finally, the feature points in the original image are reconstructed based on the feedback mechanism, and the actual position of the feature points to be matched in the original image is got, so as to complete the reconstruction and matching of the feature points in the original image. The experimental results show that compared with scale invariant feature transform-modification (SIFT-M) method, this algorithm significantly reduces the running time while maintaining the average registration accuracy of more than 80%, and has important application value.

Key words remote sensing image; image registration; visible light image; SAR image; redundant information; feature point reconstruction

OCIS codes 120.0280; 280.4788

收稿日期: 2019-08-14; 修回日期: 2019-08-16; 录用日期: 2019-08-28

基金项目: 国家自然科学基金(60902067)、吉林省科技发展计划资助项目(20180201054SF)

* E-mail: liu1577@126.com; ** E-mail: xiezhihua17@mails.ucas.ac.cn

1 引言

随着遥感技术的发展,可见光图像与合成孔径雷达(SAR)图像的有效配准、融合越来越重要^[1-2]。可见光图像具有直观易理解、图像内容丰富、目标结构特征明显、分辨率高、视场角大、纹理丰富、能够反映目标的结构信息等优点,但容易受光照、云雾、季节、阴影等影响^[3]。而 SAR 图像具有全天时、全天候、不受光照和天气等条件影响等优点,但存在分辨率低、侧视成像、目标细节模糊、需要目视解译、探测目标不够广泛等缺点^[4]。因此,在某些方面实现两种类型图像的优势互补对多种信息融合具有重要的意义。

近年来,国内外学者对异源图像配准展开了深入研究,可见光图像与 SAR 图像的异源图像配准技术也不断发展。王志社等^[5]提出了基于聚类分割和形态学的可见光与 SAR 图像配准算法,采用 Lee 滤波和直方图均衡方法对图像进行预处理。许斌等^[6]提出了一种多特征匹配的可见光与 SAR 图像配准算法,首先在低分辨率尺度下利用尺度不变特征转换(SIFT)特征进行初始变换,然后在原始分辨率下借助初始变换的引导从 SAR 图像中提取直线、区域等结构特征,并与可见光图像的相应特征进行精确匹配。Merkle 等^[7]聚焦于 SAR 和光学图像中的环形线等几何特征模板,采用基于强度的方法进行匹配。Salehpour 等^[8]提出了一种利用二元鲁棒不变可伸缩关键点特征之间的局部和全局几何关系进行光学 SAR 共配的分层方法。江晟^[9]提出了多模态特征的方法,优化了现有同源图像的配准融合算法。

虽然这些方法都取得了很好的结果,但也存在局限性。由于使用的特征检测器检测到的特征重复率略低、算法复杂度高,导致以上方法的运行效率较低。其他基于 SIFT 改进的配准方法,如 SIFT 与图像分割、互信息相结合的方法,虽然改善了配准精度,但不能兼顾高精度和高效率。

因此,本文提出了一种可见光图像与 SAR 图像快速配准算法。在图像预处理阶段加入图像去冗余规则,对滤波之后的图像进行去冗余处理,减少后续提取关键点等步骤中繁琐的计算过程。同时采用基于聚类的非局部均值滤波(NLM)算法对 SAR 图像进行滤波。能很好地抑制 SAR 图像中的散斑噪声,提高了滤波算法的效率。同时基于反馈机制对原始图像进行特征点重构,将待匹配的特征点在去冗余之后的图像中的位置信息与去冗余过程中记录的冗余信息进行统计分析,计算出待匹配的特征点在原始图像中的实际位置,从而完成原始图像特征点的重构。最后通过实验验证了该配准算法的有效性。

2 配准算法

配准算法主要包括图像预处理、梯度计算和特征点提取、描述子构造以及对原始图像进行特征点重构等步骤,可见光-SAR 图像配准方法流程图如图 1 所示。其中,图像预处理充分利用了图像中的冗余信息,可见光图像使用高斯低通滤波器进行处理,SAR 图像则采用改进的 NLM 算法进行处理。同时采用局部位置方向直方图的方式建立描述子,减少异源图像在描述子建立时主方向不一致的影响。

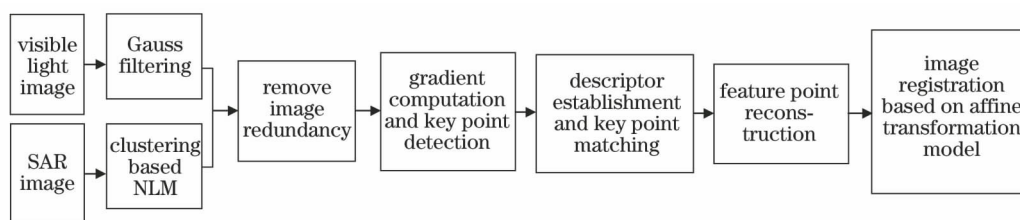


图 1 配准算法流程图

Fig. 1 Flow chart of registration method

3 算法流程

3.1 图像预处理

图像预处理主要是对输入的图像进行滤波和去冗余。首先对图像进行滤波,由于可见光图像和 SAR 图像成像原理有很大差异,所以采用两种不同的滤波方式分别进行滤波。在滤波之后加入

去冗余处理,去除一些重复的灰度信息以提高算法运行速度,缩短算法的运行时间。图像去冗余规则的核心思想:采用快速排序算法将所有行和列组成的向量组中携带坐标信息像素的灰度值按升序排列,并找出其中值,统计所有行中排在中值附近一定范围内点的数量,并将行号按统计数量的降序排列,同理进行列的操作。从前到后提取

相同数量的行和列,记录行号列号后剔除对应行列的所有像素。保证图像同比例缩小,以免造成像素孤立现象。

图像去冗余算法的过程:

1)输入可见光图像(或 SAR 图像),将图像用灰度值矩阵表示为 $I_{m \times n}$,其中 m 和 n 分别为行数、列数。

2)将 $I_{m \times n}$ 按照行和列分别组成两个集合 I 和 I'

$$\begin{cases} I = \{I_1, I_2, \dots, I_i, \dots, I_m\} \\ I' = \{I'_1, I'_2, \dots, I'_j, \dots, I'_n\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, I_i 和 I'_j 分别为行向量和列向量,向量中的元素为降序排列的灰度值数据。

3)确定 I 和 I' 中每个 I_i 和 I'_j 向量的中值,组成向量 A 和 A'

$$\begin{cases} A = \{I_{\text{median}_1}, I_{\text{median}_2}, \dots, I_{\text{median}_i}, \dots, I_{\text{median}_m}\} \\ A' = \{I'_{\text{median}_1}, I'_{\text{median}_2}, \dots, I'_{\text{median}_j}, \dots, I'_{\text{median}_n}\} \end{cases} \quad (2)$$

式中, I_{median_i} 和 I'_{median_j} 分别为向量 I_i 和 I'_j 向量中所有元素的中值。

4)当冗余比 $\eta=0.2$ 时,统计每个行列向量中距离中值 ϵ_m 或 ϵ_n 范围内的数量 i_{num} 或 j'_{num}

$$\begin{cases} i_{\text{num}} = \{x \mid x \in N \cap |I_{(i,j)} - I_{\text{median}}| < \epsilon_m\} \\ j'_{\text{num}} = \{x' \mid x' \in N \cap |I'_{(i,j)} - I'_{\text{median}}| < \epsilon_n\} \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \epsilon_m = \eta \times m \\ \epsilon_n = \eta \times n \end{cases}, \begin{cases} 0 < i < m \\ 0 < j < n \end{cases}, \begin{cases} I_{(i,j)} \in I_i \\ I'_{(i,j)} \in I'_j \end{cases} \quad (4)$$

式中, I_{median} 表示第 i 行向量中元素的中值, $I_{(i,j)}$ 和 $I'_{(i,j)}$ 分别为 I 和 I' 中第 i 行 j 列对应的像素灰度。

5)对 N_{num} 和 N'_{num} 向量中的元素进行降序排列,并规定每个图像剔除相同数量的行和列,规定剔除 $0.1 m (m < n)$ 数量的冗余信息,其中 N_{num} 和 N'_{num} 可表示为

$$\begin{cases} N_{\text{num}} = (1_{\text{num}}, \dots, i_{\text{num}}, \dots, m_{\text{num}}) \\ N'_{\text{num}} = (1'_{\text{num}}, \dots, j'_{\text{num}}, \dots, n'_{\text{num}}) \end{cases} \quad (5)$$

6)分别记录 N_{num} 和 N'_{num} 向量中前 $0.1 m$ 数量的元素对应的行号列号信息 (i_i, j_i) 和 $(i_i, j_i)'$,组成集合 Ω 和 Ω' ,并剔除集合元素对应行和列,输出新合成的图像。去冗余后的图像示如图 2 所示。

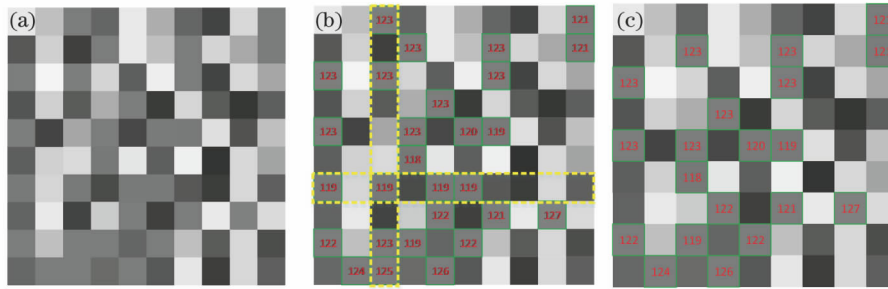


图 2 图像去冗余模拟示意图。(a)模拟图像;(b)筛选出的待剔除行和列;(c)特定采样之后的图像

Fig. 2 Image redundancy removing simulation diagram. (a) Simulated image; (b) selected rows and columns to be excluded; (c) image after specific sampling

3.2 对图像进行梯度计算以及特征点提取

3.2.1 梯度计算

进行特征点提取之前要计算图像梯度, Sobel 边缘检测算子能在快速计算的同时给出后续 Harris 关键点检测方法所需的方向卷积核。首先定义两个垂直方向的模板表示为

$$f_H = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, f_V = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

使用(6)式中的两个模板与图像灰度值 $I(x, y)$ 进行卷积即可得到水平和垂直方向的梯度值。考虑到尺度不变性的情况,引入尺度参数 α_i ,将 f_H 和 f_V 看作是两个矩形子窗口与高斯核函数的卷

积,采用的多尺度 Sobel 算子可表示为

$$F_{H, \alpha_i} = G_{\alpha_i} * f_H, F_{V, \alpha_i} = G_{\alpha_i} * f_V, \quad (7)$$

式中, F_{H, α_i} , F_{V, α_i} 分别为水平方向和垂直方向的梯度, G_{α_i} 为 α_i 对应的高斯核函数, $*$ 表示卷积运算,可见光图像和 SAR 图像中的尺度一一对应,满足

$$\frac{\alpha_{i+1}}{\alpha_i} = k. \quad (8)$$

因此梯度大小和方向可表示为

$$\begin{cases} F_{M, \alpha_i} = \sqrt{(F_{H, \alpha_i})^2 + (F_{V, \alpha_i})^2} \\ F_{O, \alpha_i} = \arctan \left(\frac{F_{V, \alpha_i}}{F_{H, \alpha_i}} \right) \end{cases}, \quad (9)$$

式中, F_{M, α_i} 为图像的梯度幅值 (Magnitude) 矩阵, F_{O, α_i} 为梯度方向 (Orientation) 矩阵。

3.2.2 关键点检测

经典算法 SIFT 对 SAR 图像进行关键点检测时,乘性的散斑噪声会对使用的二阶导数产生严重影响,故不能检测到可靠的关键点^[10]。因此对 SIFT 算法中的关键点检测方式进行改进,实验表明采用多尺度 Harris 检测方法能够检测到重复度更高、稳定性更强的关键点,比最小核值相似区(SUSAN)等角点检测算法运行速度快很多。在梯度计算的基础上利用多尺度 Harris 函数构造尺度空间,利用计算局部极大值的方式提取每一层的候选关键点,并进行非极大值抑制^[9]。多尺度 Harris 函数可表示为

$$\mathbf{M}(\alpha_i) = \mathbf{G}_{\sqrt{2}\alpha_i} \star \begin{bmatrix} (\mathbf{G}_{H,\alpha_i})^2 & (\mathbf{G}_{H,\alpha_i}) \cdot (\mathbf{G}_{V,\alpha_i}) \\ (\mathbf{G}_{V,\alpha_i}) \cdot (\mathbf{G}_{H,\alpha_i}) & (\mathbf{G}_{V,\alpha_i})^2 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$R(\alpha_i) = \det[\mathbf{M}(\alpha_i)] - d \operatorname{tr}[\mathbf{M}(\alpha_i)]^2, \quad (11)$$

式中: α_i 为图像的尺度, $\mathbf{G}_{H,\alpha_i}$ 、 $\mathbf{G}_{V,\alpha_i}$ 分别为尺度 α_i 上的水平和垂直方向梯度、 d 为任意参数、 $\det$ 为矩阵行列式的值、 tr 为矩阵的迹、 R 为尺度空间。

对可见光图像和 SAR 图像分别使用两种关键点检测方法,即多尺度 Harris 方法和基于 SIFT 的 LoG 方法。检测结果如图 3 所示,数值统计结果如表 1 所示,实验中采用文献[7]中的计算方式进行关键点对重复率的计算。

从图 3 和表 1 可以看出:两种图像中基于一阶导数的 Harris 方法检测到的关键点重复率高,基于二阶导数的 LoG 方法检测到的关键点重复率低且无法进行匹配。原因是二阶导数的求解放大了 SAR 图像中的散斑噪声,因此不适用于 SAR 图像。

3.3 构造描述子并进行特征匹配

完成特征点检测后,采用基于 SIFT 算法改进的梯度位置方向直方图(GLOH)^[11]方法建立描述子。该描述子在提高算法处理速度的同时能保留图像中更多的结构信息,减少了传统描述子建立方式造成的异源图像主方向不一致的问题,使得最终配准结果更加稳定。同时采用最近邻距离比(NNDR)^[12]方法进行描述符之间的相似性度量以及 FSC(Fast sample consensus)算法^[13]进行错误匹配点对的删除。

3.4 对原图进行特征点重构

针对 3.1 节图像去冗余带来的图像像素点缺失以及直接使用去冗余图像进行配准时输出图像质量

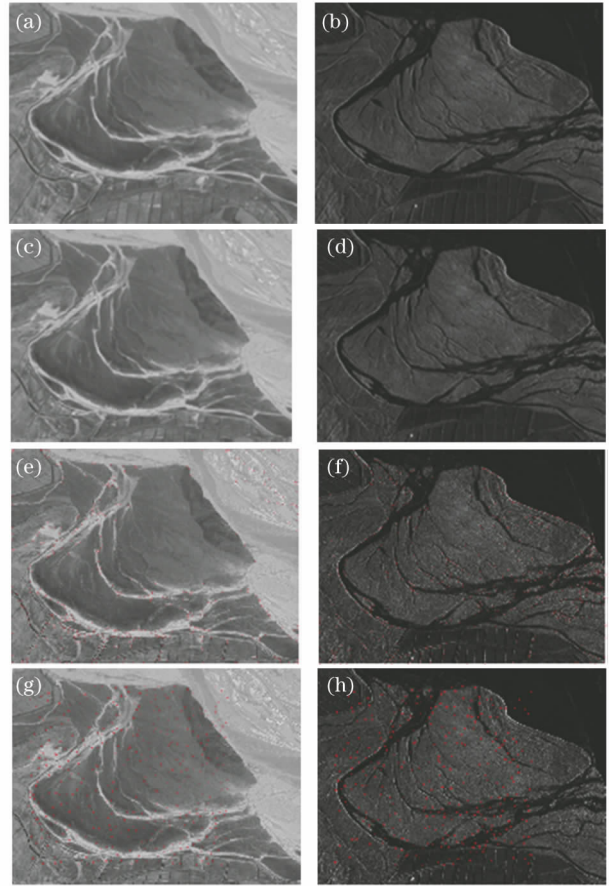


图 3 关键点检测。(a)原始可见光图像;(b)原始 SAR 图像;(c)去冗余之后的可见光图像;(d)去冗余之后的 SAR 图像;(e)对图(c)进行 Harris 检测的结果;(f)对图(d)进行 Harris 检测的结果;(g)对图(c)进行 LoG 检测结果;(h)对图(d)进行 LoG 检测结果

Fig. 3 Key point detection. (a) Original visible image; (b) original SAR image; (c) visible image after removing redundancy; (d) SAR image after removing redundancy; (e) Harris detection result of figure (c); (f) Harris detection result of figure (d); (g) LoG detection result of figure (c); LoG detection result of figure (d)

被改变的问题,采用特征点重构方法使最终配准阶段的作用对象为原始输入图像。

特征点重构的核心思想:利用去冗余之后图像中的描述子进行原始图像中坐标信息的还原,比较去冗余过程中记录的集合 Ω 和 Ω' 中被剔除元素与坐标信息,统计出当前坐标之前共计被剔除的行数和列数,即原始图像中对应点坐标为冗余图像中的特征点横纵坐标与被剔除的行数和列数的相加。

特征点重构算法的过程:

1) 输入去冗余图像中的描述子 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_x\}$,提取可见光图像和 SAR 图像的描述子

表1 Harris 与 LoG 关键点重复率对比

Table 1 Comparison of key points repetition rate between Harris and LoG

Key point detection methods	LoG		Harris	
	Optical image	SAR image	Optical image	SAR image
Number of key points	692	811	677	552
Repetition rate of key points / %	62.97		78.27	

对应的坐标信息 Θ 和 Θ'

$$\begin{cases} \Theta = \{(p_{1,1}, p_{1,2}), \dots, (p_{i,1}, p_{i,2}), \dots, (p_{x,1}, p_{x,2})\} \\ \Theta' = \{(p'_{1,1}, p'_{1,2}), \dots, (p'_{i,1}, p'_{i,2}), \dots, (p'_{x,1}, p'_{x,2})\}^\circ \end{cases} \quad (12)$$

2) 将 Θ 以及 Θ' 中的坐标信息依次与 Ω 和 Ω' 中记录的行号列号比较。以 Θ 和 Ω 为例, 比较方式: 将 Ω 中所有 i_{num} 升序排列, 用 Θ 中的 $p_{i,1}$ 进行插值排序, $p_{i,1}$ 的大小为在该点之前被剔除的行数 i_{row} , 同理得到该点之前被剔除的列数 i_{col} 。

3) 对其他描述子分别重复步骤 2), 得到原始图像中的坐标, 以第 i 个特征点为例对应原始图像中的坐标为

$$(q_{i,1}, q_{i,2}) = (p_{i,1} + i_{\text{row}}, p_{i,2} + i_{\text{col}})。 \quad (13)$$

4) 得到原图特征点的位置信息, 并基于特征点进行仿射变换模型的参数估计, 最终使用该模型完成图像配准校正。特征点重构示意图如图 4 所示。

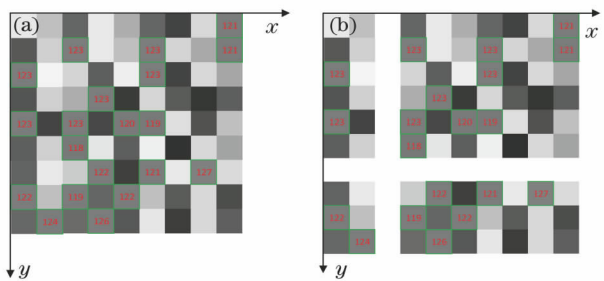


图4 特征点重构示意图。(a)去冗余图像中像素的坐标;
(b)原始图像特征点重构后像素坐标

Fig. 4 Diagram of point rebuilding. (a) Coordinates of pixels in de-redundant image; (b) pixel coordinates of reconstructed points in original image

4 配准结果与分析

首先对参数设置以及数据来源进行说明, 然后利用两组可见光图像与 SAR 图像对算法进行检验。实验在内核为 1.8 GHz 的英特尔处理器, 4 GB 物理内存的计算机上进行, 软件是基于 Matlab R2016a 实现的。

4.1 参数设置和图像来源

设置第一个尺度参数 $\alpha_1 = 3$, 相邻尺度之间的比例 $k = \alpha_{i+1}/\alpha_i = 1.26i \leq 8$, 任意参数 $d = 0.06$, 将可见光图像和 SAR 图像的阈值分别设置为 4 和 1。实验中使用了 10 对可见光图像和 SAR 图像, 图像信息如表 2 所示。其中 SAR 图像为 Ka 波段机载 SAR 图像, 由中国航天科工二院二十三所提供。

4.2 多种算法的对比

选用经典算法 SIFT、SIFT-M、PSO-SIFT 算法进行对比实验, 其中 SIFT-M 算法是由 Fan 等^[14]提出的基于 SIFT 特征改进的方法, 在第二个倍频程中提取特征并使用多个支撑区域来构造描述子。因为考虑到图像空间信息, 所以配准精度较高, 但算法复杂度也高, 运行时间较慢。PSO-SIFT 算法是由 Ma 等^[15]提出的新方法, 在 SIFT 算法的基础上加入位置、尺度、方向信息, 适用于非线性灰度差较大的图像之间的配准。对表 2 中的图像进行对比实验, 都使用 NNDR 方法进行关键点匹配, 对前 3 组图像对的匹配效果进行展示, 如图 5~图 7 所示, 将所提出的算法记为 DR-SIFT 算法。

图 5 为河流周边梯田区域图像的配准效果图, 明显可以看出适用于同源图像的经典 SIFT 算法不能成功进行异源图像配准。由于梯田区域的内容相似度较高、特征的区分度较低, SIFT-M 算未取得理想效果。PSO-SIFT 算法考虑了较多的非线性灰度差, 且不采用 NNDR 方法进行匹配, 因而配准效果不好。虽然 DR-SIFT 算法经去冗余处理后特征点对有所减少, 但并未影响匹配效果。

图 6 为几何差异小的图像配准效果图, 可以发现, 因配准难度相对较低, 除了 SIFT 算法外, 其他算法的正确匹配率均较高。

图 7 为机场周边区域的图像配准效果图, 可以发现 SIFT、SIFT-M 以及 PSO-SIFT 算法的配准精

表2 实际拍摄的多模态图像对信息

Table 2 Knowledge of real multimodal image pairs

Image No.	Image source	Size /(pixel $\times$ pixel)	Spatial resolution /m	Date	Location
1	Airborne SAR	580 $\times$ 500	3	06/2017	Suburban area
	Google Earth	580 $\times$ 500	3	07/2018	
2	Airborne SAR	660 $\times$ 510	3	06/2017	River area
	Google Earth	660 $\times$ 510	3	07/2018	
3	Airborne SAR	483 $\times$ 656	0.5	11/2018	Airport area
	Google Earth	544 $\times$ 695	0.5	07/2018	
4	Airborne SAR	450 $\times$ 410	3	11/2018	Suburban area
	Google Earth	460 $\times$ 390	3	07/2018	
5	Airborne SAR	460 $\times$ 460	0.5	11/2018	Rift valley
	Google Earth	546 $\times$ 510	1	07/2018	
6	Airborne SAR	440 $\times$ 400	3	11/2018	River area
	Google Earth	443 $\times$ 354	3	07/2018	
7	Airborne SAR	420 $\times$ 420	1	12/2010	Urban area
	Google Earth	490 $\times$ 363	1	09/2012	
8	Airborne SAR	550 $\times$ 480	3	12/2010	Urban area
	Google Earth	550 $\times$ 480	3	09/2012	
9	Airborne SAR	560 $\times$ 520	3	12/2010	Suburban area
	Google Earth	560 $\times$ 520	3	09/2012	
10	Airborne SAR	480 $\times$ 480	3	06/2017	Mountain area
	Google Earth	480 $\times$ 480	3	07/2018	

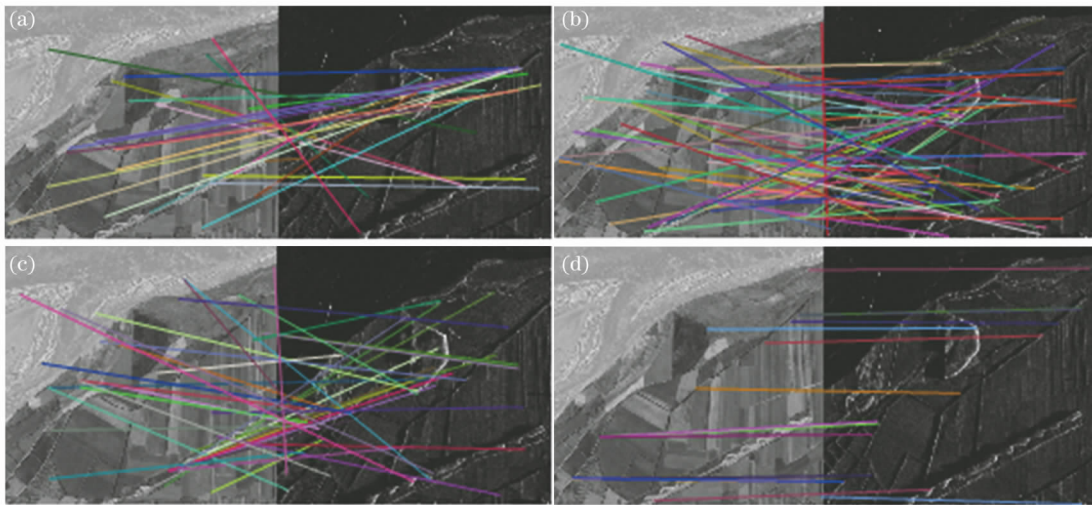


图5 第1对图像配准效果图。(a) SIFT;(b) SIFT-M;(c) PSO-SIFT;(d) DR-SIFT

Fig. 5 Image registration effect map of the first pair. (a) SIFT; (b) SIFT-M; (c) PSO-SIFT; (d) DR-SIFT

度较低,DR-SIFT 虽然也存在明显的错误匹配点对,但后续使用快速样本一致性可以删除大部分错误匹配点对。

由实验可知 DR-SIFT 算法虽然使用去冗余减少了图像内容,但在配准精度方面并未降低。且可见光图像和 SAR 图像之间存在较大的几何差异,故 SIFT 算法不适用于异源图像配准。而 SIFT-M 算法对图像空间信息依赖较大,对郊区梯田等图像内

容相似度较高的区域,特征不够明显。PSO-SIFT 算法在特征匹配阶段采用基于位置、尺度、方向相结合的匹配方法可以删除大量的错误匹配点对,但不适用于 NNDR 进行特征匹配的方法,故 SIFT-M 以及 PSO-SIFT 算法的正确匹配率不高。DR-SIFT 算法采用多尺度 Harris 角点检测方法检测到重复率高的特征点对,提高了算法的配准精度,因此适用于郊区梯田区域的图像配准。

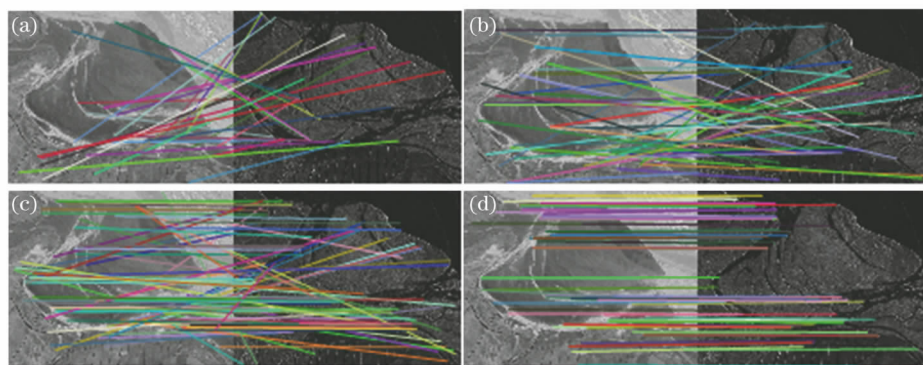


图6 第2对图像配准效果图。(a) SIFT;(b) SIFT-M;(c) PSO-SIFT;(d) DR-SIFT

Fig. 6 Image registration effect map of the second pair. (a) SIFT; (b) SIFT-M; (c) PSO-SIFT; (d) DR-SIFT

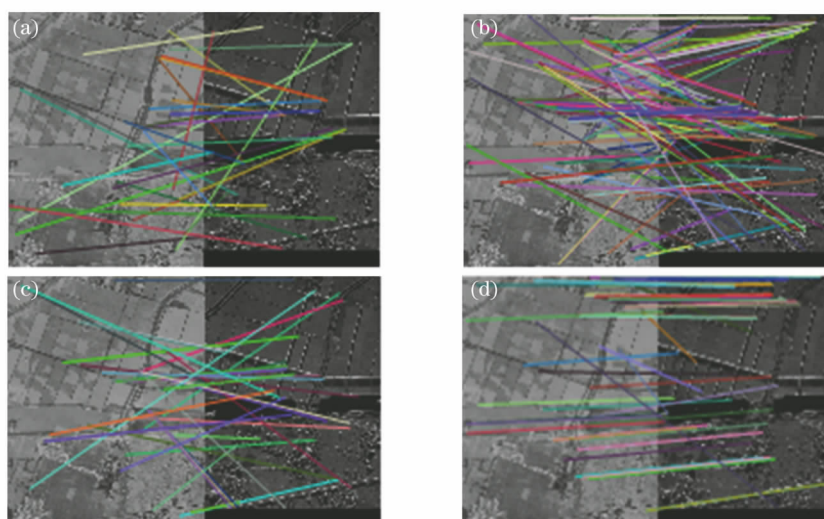


图7 第3对图像配准效果图。(a) SIFT;(b) SIFT-M;(c) PSO-SIFT;(d) DR-SIFT

Fig. 7 Image registration effect map of the third pair. (a) SIFT; (b) SIFT-M; (c) PSO-SIFT; (d) DR-SIFT

4.3 数据分析

采用正确匹配率(CMR)、均方根误差(RMSE)以及算法运行时间对配准结果进行定量评价。选用表2中5组有代表性的图像对进行实验,都采用FSC算法对错误匹配点对进行删除。对DR-SIFT、SIFT、SIFT-M、PSO-SIFT算法进行对比,统计结果如表3所示。因DR-SIFT算法中的图像去冗余和特征点重构两个步骤计算时间为ms级,在此没有进行单独评价。其中CMR和RMSE的计算公式为

$$X_{\text{CMR}} = N_c / N, \quad (14)$$

$$X_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \| (x_i, y_i) - f(x'_i, y'_i) \|^2}, \quad (15)$$

式中, N_c 为正确匹配点对数, N 为匹配点对总数, L 为最终的关键点匹配对数量, (x_i, y_i) 为参考图像中第*i*个点的位置坐标, (x'_i, y'_i) 为待配准图像中第*i*

个点的位置坐标, $f(\cdot)$ 为仿射变换模型。表3为三种方法的配准参数对比,其中N1为总匹配对数,N2为FSC处理之后正确匹配对数, $\square$ 表示匹配失败。

由表3可知,SIFT算法在异源图像配准中匹配失败,采用SIFT-M以及PSO-SIFT算法得到的正确匹配率较低,其中PSO-SIFT算法的运行速度相对较快。而对图像进行一定规则的去冗余后,能大大减少用于配准的特征点对的数目,在仿射变换模型估计之前对特征点对进行原图重构能够保证异源图像的配准精度。因此,使用DR-SIFT算法进行配准时运行时间大幅降低,极大提高了异源图像配准的效率。

5 结 论

用不同的滤波方式处理可见光图像及SAR图像,采用图像去冗余规则去除无用信息的干扰,有效

表3 三种方法各配准参数的比较

Table 3 Comparison of registration parameters of three methods

Image pair number	Method	N1	N2	CMR / %	RMSE	Running time / s
1	SIFT	27	□	□	□	3.33
	SIFT-M	83	59	71.08	1.3902	53.62
	PSO-SIFT	47	35	74.46	1.2805	48.84
	DR-SIFT	16	13	81.25	0.6731	41.27
2	SIFT	41	□	□	□	4.08
	SIFT-M	124	99	79.83	1.6020	54.20
	PSO-SIFT	138	86	62.31	1.6942	47.04
	DR-SIFT	66	58	87.87	1.0323	41.67
3	SIFT	61	□	□	□	4.33
	SIFT-M	156	119	74.84	1.5910	45.19
	PSO-SIFT	63	48	76.19	1.7982	29.97
	DR-SIFT	29	24	82.75	1.0230	28.61
4	SIFT	33	□	□	□	2.50
	SIFT-M	25	17	68.00	0.8081	36.50
	PSO-SIFT	27	15	55.56	1.2970	26.04
	DR-SIFT	24	19	79.17	0.7033	21.38
5	SIFT	60	□	□	□	4.38
	SIFT-M	34	21	61.76	0.9426	32.14
	PSO-SIFT	45	32	71.11	0.8143	17.09
	DR-SIFT	19	14	73.68	0.2160	20.87

提高了算法运行效率。同时采用多尺度 Harris 方法进行异源图像的特征点检测,提高了算法的配准精度。通过对原始图像进行特征点重构,找到原始图像中对应位置的特征点,避免原始图像出现失真现象。对可见光-SAR 异源图像配准算法进行优化,在满足稳定性及图像质量要求的前提下,与 SIFT-M 算法相比,优化后算法的平均正确匹配率从 71.10% 提高到 80.94%,平均运行时间从 44.33 s 缩短到 30.67 s。

参 考 文 献

- [1] Wei M S, Xing F, You Z. A real-time detection and positioning method for small and weak targets using a 1D morphology-based approach in 2D images [J]. Light: Science & Applications, 2018, 7(5): 18006.
- [2] Fang L L, Liu G X, Lü M J, et al. Multi-source matching of multi-sensor images based on edge line features[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(10z): 752-760.
方兰兰, 刘贵喜, 吕孟娇, 等. 利用边缘直线特征的异源图像配准[J]. 光学 精密工程, 2015, 23(10z): 752-760.
- [3] Wang Z L. Study on registration for SAR and optical satellite image[D]. Changsha: National University of Defense Science and Technology, 2007: 10-11.
- 王子路. 星载 SAR 图像与光学图像配准方法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2007: 10-11.
- [4] Liu Y, Fu Z Y, Zheng F B. Review on high resolution remote sensing image classification and recognition[J]. Geo-Information Science, 2015, 17 (9): 1080-1091.
刘扬, 付征叶, 郑逢斌. 高分辨率遥感影像目标分类与识别研究进展[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17 (9): 1080-1091.
- [5] Wang Z S, Yang F B, Ji L E, et al. Optical and SAR image registration based on cluster segmentation and mathematical morphology [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(2): 0215002.
王志社, 杨风暴, 纪利娥, 等. 基于聚类分割和形态学的可见光与 SAR 图像配准[J]. 光学学报, 2014, 34(2): 0215002.
- [6] Xu B, Lei B, Sun T, et al. A multi-feature matching algorithm for visible light and SAR images registration[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(3): 85-90.
许斌, 雷斌, 孙韬, 等. 一种多特征匹配的可见光与 SAR 图像配准算法[J]. 遥感信息, 2018, 33(3): 85-90.
- [7] Merkle N, Müller R, Reinartz P. Registration of optical and SAR satellite images based on geometric feature templates[J]. ISPRS - International Archives

- of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, XL-1-W5: 447-452.
- [8] Salehpour M, Behrad A. Hierarchical approach for synthetic aperture radar and optical image coregistration using local and global geometric relationship of invariant features [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11(1): 015002.
- [9] Jiang S. Optical-SAR image registration using multimodal features fusion algorithm[J]. Journal of Jilin University(Information Science Edition), 2015, 33(2): 208-213.
江晟. 基于多模态特征的光-SAR 图像融合配准算法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2015, 33(2): 208-213.
- [10] 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.
- [11] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [12] Yong A, Hong Z. SIFT matching method based on K nearest neighbor support feature points [C] // 2016 IEEE International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), August 13-15, 2016, Beijing, China. New York: IEEE, 2016: 64-68.
- [13] Zhao M F, Chen H J, Song T, et al. Research on image matching based on improved RANSAC-SIFT algorithm[J]. Laser Journal, 2018, 39(1): 114-118.
赵明富, 陈海军, 宋涛, 等. 改进 RANSAC-SIFT 算法在图像匹配中的研究[J]. 激光杂志, 2018, 39(1): 114-118.
- [14] Fan B, Huo C L, Pan C H, et al. Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(4): 657-661.
- [15] Ma W P, Wen Z L, Wu Y, et al. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(1): 3-7.