

## 基于改进 OS-SIFT 的可见光与 SAR 图像自动配准

苗延超<sup>1,2</sup>, 刘晶红<sup>1\*</sup>, 刘成龙<sup>1,2</sup>, 王丽娜<sup>3</sup><sup>1</sup>中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100039;<sup>3</sup>长春理工大学机电工程学院, 吉林 长春 130022

**摘要** 针对尺度不变特征变换(SIFT)算法配准可见光和合成孔径雷达(SAR)图像时性能较差的问题,提出了一种基于改进光学-SAR图像的SIFT(OS-SIFT)可见光和SAR图像配准算法。首先,利用非线性扩散滤波构建可见光和SAR图像的非线性扩散尺度空间,并采用多尺度Sobel算子和多尺度指数加权均值比算子分别计算可见光和SAR图像的一致性梯度信息。然后,用图像分块策略剔除尺度空间第一层后对尺度空间进行分块,在一致性梯度信息的基础上提取Harris特征点,得到稳定且均匀的点特征。基于梯度位置和方向直方图模板构建描述符并对其进行归一化处理,以克服影像间的非线性辐射差异。最后,利用欧氏距离进行特征匹配,并采用快速抽样一致性算法剔除误匹配。实验结果表明,相比联合位置、尺度和方向的SIFT算法和OS-SIFT算法,本算法的匹配率有明显提高,均方根误差也相对较低。

**关键词** 遥感; 可见光图像; 合成孔径雷达图像; 尺度不变特征变换; 非线性扩散滤波; 分块策略

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0228006

## Automatic Registration of Optical and SAR Images Based on Improved OS-SIFT

Miao Yanchao<sup>1,2</sup>, Liu Jinghong<sup>1\*</sup>, Liu Chenglong<sup>1,2</sup>, Wang Lina<sup>3</sup><sup>1</sup>Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;<sup>3</sup>College of Mechanical and Electrical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun, Jilin 130022, China

**Abstract** Aiming at the problem of poor performance of the scale-invariant feature transform algorithm when registering optical and synthetic aperture radar images, this paper proposes an improved optical and SAR scale-invariant feature transform based on registration algorithm for optical and SAR images. First, the nonlinear diffusion filter is used to create the nonlinear diffusion scale space of optical and SAR images, and the multiscale Sobel operator and the ratio of exponentially weighted averages operator are used to compute the consistent gradient information of optical and SAR images, respectively. Then, the image block strategy is adopted, the scale space is divided into blocks after skipping the first layer of the scale space, and Harris feature points are extracted based on consistent gradient information to obtain stable and uniform point features. To overcome the nonlinear radiation difference between the images, the gradient location and orientation histogram descriptor template are used to build the descriptor. Finally, for feature matching, the Euclidean distance is used and the fast sample consensus algorithm

收稿日期: 2021-07-26; 修回日期: 2021-08-30; 录用日期: 2021-09-02

通信作者: [liu1577@126.com](mailto:liu1577@126.com)

is used to eliminate mismatches. The experimental results show that compared with the scale-invariant feature transformation algorithm combining position, scale, and direction and the OS-SIFT algorithms, the algorithm's matching rate is considerably improved, and the root mean square error is relatively low.

**Key words** remote sensing; optical images; synthetic aperture radar images; scale-invariant feature transform; non-linear diffusion filter; blocking strategy

## 1 引言

随着传感器技术的发展,遥感图像的种类也在不断增加,单一传感器在光谱、空间分辨率、成像方式等方面存在明显差异,获得的地面信息也存在差异。仅利用一种图像难以满足信息多样化的需求,多源遥感图像获取的地物信息具有一定的互补性,因此,研究不同种类遥感图像的分析与利用,能为地表监测提供更全面的信息<sup>[1]</sup>。可见光图像的空间分辨率较高,且包含的信息易于解读,但其成像结果易受天气与光照等条件影响;合成孔径雷达(SAR)图像具有全天时、全天候的成像特点,可穿透云、雾等介质,与可见光图像的互补性较强,在军事和民用领域具有广泛的应用前景<sup>[2]</sup>,但斑点噪声的存在会影响 SAR 图像的信息分辨能力。因此,研究可见光与 SAR 图像的配准在图像处理与分析、图像融合、计算机视觉等领域中具有重要意义<sup>[3]</sup>。

配准算法可分为基于灰度的配准算法和基于特征的配准算法。基于灰度的配准算法原理简单,但对可见光和 SAR 图像等灰度差异较大的图像鲁棒性较差,且尺度、旋转等变化对该算法的影响较大,不适合可见光和 SAR 图像的配准<sup>[4]</sup>。基于特征的配准算法对于灰度差异、旋转和尺度变化等具有较好的适应能力,如尺度不变特征变换(SIFT)<sup>[5]</sup>和加速鲁棒特征(SURF)算法<sup>[6]</sup>。其中,SIFT 算法被广泛应用于光学图像的配准中<sup>[7]</sup>。针对可见光和 SAR 图像的灰度差异较大,传统 SIFT 算法容易失效的问题,刘杰等<sup>[8]</sup>利用 SIFT 算法对相似的重合区域进行特征点检测,并通过特征点计算投影矩阵,根据特征点的密集程度选取最佳拟合变换算法进行二次投影,提高了 SIFT 算法的特征点提取效率。Yu 等<sup>[9]</sup>采用空间特征检测与局部频域描述结合的方式,基于方向直方图构建了旋转不变幅度(RI-AIGH)描述符,实现了可见光与 SAR 图像的配准,该算法对局部失真具有较好的鲁棒性。石聪聪等<sup>[10]</sup>采用非下采样 Shearlet 变换(NSST)处理图像的低频信息,并结合 Harris 和指数加权平均值对 SAR 图像的特征点进行改进,在配准精度和速度上相较于 SIFT 算法有明显提升。

Divya 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于结构张量的 SIFT 算法,并将该算法构建的描述符用于 SAR 图像的配准,可增加正确匹配点对数量并提高配准的位置精度。Wang 等<sup>[12]</sup>用各向异性扩散滤波(SRAD)构建了各向异性尺度空间,减少了噪声对特征提取的影响,有效提高了 SAR 图像的配准精度。Dellinger 等<sup>[13]</sup>提出了一种用于 SAR 图像配准的 SAR-SIFT 算法,通过引入多尺度指数加权均值比(ROEWA)算子计算 SAR 图像的梯度,并在 Harris 尺度空间下进行特征点检测,取得了较好的配准效果。王福全等<sup>[14]</sup>针对 SAR-SIFT 算法时间复杂度高的问题,用 Harris 矩阵代替梯度直方图计算主方向,并对主方向进行绝对值处理,以抑制强度反转现象,从而提高 SAR-SIFT 算法的配准速度。丁国绅等<sup>[15]</sup>针对 SIFT 算法的误匹配问题,用高光谱图像代替变换产生的图像,并将目标像元位置信息代入描述符,用于特征匹配,增加了提取的特征点数,进而提高了特征点的匹配精度。王昱皓等<sup>[16]</sup>针对 SIFT 算法复杂度高的问题,提出了一种基于掩模搜索的 SIFT 图像配准算法,用 Harris 算法的角点响应函数对图像分区,将纹理复杂度高的部分生成金字塔,并建立圆形描述符,提升了算法的配准速度。谢志华等<sup>[17]</sup>针对异源图像配准算法复杂度高且处理速度慢的问题,通过预处理去除冗余信息,并用高斯低通滤波和非局部均值滤波算法对可见光和 SAR 图像进行处理,利用梯度位置和方向直方图(GLOH)构建描述符,最后引入反馈机制完成匹配。单宝彦等<sup>[18]</sup>针对 SIFT 算法在行星探测任务中计算量大、实时性和准确性较低的问题,提出了一种基于快速高斯模糊的并行化 SIFT 算法,该算法将构建高斯金字塔的二维高斯核函数分成两个一维高斯函数,用两个串联的无限脉冲响应滤波器逼近每个维度的高斯函数,很大程度上提高了算法的实时性。

上述算法均在一定程度上提高了可见光与 SAR 图像的配准精度和速度,但仍存在一定的局限性。一方面,可见光和 SAR 图像的非线性差异较大,用相同的特征检测器难以提取高度可重复的特征;另一方面,这些算法对噪声较大的机载 SAR 图像鲁棒性较差。近年来,基于相位一致性的配准算

法得到广泛应用<sup>[19]</sup>,这类算法是一种基于频域特征的配准算法,需要在配准前对图像进行粗匹配,难以解决影像间的旋转和尺度差异。Xiang等<sup>[20]</sup>提出了一种光学-SAR图像的SIFT(OS-SIFT)算法,分别采用多尺度Sobel算子和多尺度ROEWA算子计算可见光图像和SAR图像的一致性梯度,从而构建Harris尺度空间,并采用梯度定位方向直方图描述符提高配准精度。OS-SIFT算法不需要对图像进行粗配准,对于尺度和旋转变换具有很好的鲁棒性,且对机载SAR图像的配准效果较好。但该算法采用高斯滤波建立尺度空间,边缘保持性差,会降低特征点的定位精度、导致大量细节丢失,影响匹配性能;且该算法未考虑特征点的均匀分布,不利于后续几何校正模型的构建。针对这些问题,本文先采用非线性扩散滤波构建可见光和SAR图像的非线性扩散尺度空间,并采用多尺度Sobel算子和

多尺度ROEWA算子分别计算可见光图像与SAR图像的一致性梯度信息;然后采用分块策略剔除尺度空间第一层后对尺度空间进行分块处理,并利用一致性梯度信息提取Harris特征点;最后利用一致性梯度信息对GLOH描述符模板构建的描述符进行归一化处理,利用欧氏距离进行特征匹配,并采用快速抽样一致性(FSC)算法剔除误匹配。

## 2 OS-SIFT算法的基本原理

OS-SIFT算法是一种基于图像梯度信息的配准算法,对可见光和SAR图像间的非线性辐射差异具有较好的鲁棒性,该算法的主要流程如下。

### 1) 一致性梯度的计算

对于SAR图像,OS-SIFT算法用多尺度ROEWA算子计算其水平方向和垂直方向的梯度,水平和垂直ROEWA算子可表示为

$$R_{l,\alpha_i} = \frac{\sum_{m=-M/2}^{M/2} \sum_{n=1}^{N/2} I(x+m, y+n) \exp\left(-\frac{|m|+|n|}{\alpha_i}\right)}{\sum_{m=-M/2}^{M/2} \sum_{n=-N/2}^{-1} I(x+m, y+n) \exp\left(-\frac{|m|+|n|}{\alpha_i}\right)}, \quad (1)$$

$$R_{v,\alpha_i} = \frac{\sum_{m=1}^{M/2} \sum_{n=-N/2}^{N/2} I(x+m, y+n) \exp\left(-\frac{|m|+|n|}{\alpha_i}\right)}{\sum_{m=-M/2}^{-1} \sum_{n=-N/2}^{N/2} I(x+m, y+n) \exp\left(-\frac{|m|+|n|}{\alpha_i}\right)}, \quad (2)$$

式中,下标 $l$ 和 $v$ 分别表示水平和垂直方向, $I(x, y)$ 为中心点位置的像素强度, $M$ 和 $N$ 为处理窗口的宽高,其值与尺度参数 $\alpha_i$ 有关, $i$ 为尺度层数。通过水平和垂直ROEWA算子计算的水平和垂直梯度可表示为

$$G_{l,\alpha_i} = \log(R_{l,\alpha_i}), \quad (3)$$

$$G_{v,\alpha_i} = \log(R_{v,\alpha_i}). \quad (4)$$

对于可见光图像,OS-SIFT算法用多尺度Sobel算子计算其梯度。Sobel算子通过对图像强度与两个模板进行卷积计算水平梯度 $G_{l,\beta_j}$ 和垂直梯度 $G_{v,\beta_j}$ ,可表示为

$$G_{l,\beta_j} = S_{\beta_j} \times L_{\beta_j}, \quad (5)$$

$$G_{v,\beta_j} = S_{\beta_j} \times V_{\beta_j}, \quad (6)$$

式中, $S_{\beta_j}$ 为标准差为 $\beta_j$ 的高斯核, $L_{\beta_j}$ 和 $V_{\beta_j}$ 为水平和垂直矩形窗口, $\times$ 为矩阵乘法算子。梯度大小 $G_m$ 和梯度方向 $G_o$ 可表示为

$$G_m = \sqrt{(G_l)^2 + (G_v)^2}, \quad (7)$$

$$G_o = \arctan(G_l/G_v). \quad (8)$$

对于尺度参数 $\alpha_i$ 和 $\beta_j$ ,存在 $\alpha_{i+1}/\alpha_i = k$ , $\beta_{j+1}/\beta_j = k$ , $\alpha_1 = \beta_1$ ,其中, $k$ 为常数。改变尺度参数 $\alpha_i$ 和 $\beta_j$ ,可以得到多尺度ROEWA算子和多尺度Sobel算子,从而得到一致性梯度信息。

### 2) 特征点检测

基于一致性梯度的计算结果构建可见光图像和SAR图像的Harris响应函数,可表示为

$$\mathbf{M}_{\text{SAR}}(\alpha_i) = G_{\sqrt{2}\alpha_i} \otimes \begin{bmatrix} (G_{l,\alpha_i})^2 & (G_{l,\alpha_i}) \cdot (G_{v,\alpha_i}) \\ (G_{v,\alpha_i}) \cdot (G_{l,\alpha_i}) & (G_{v,\alpha_i})^2 \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$R_{\text{SAR}}(\alpha_i) = \det[\mathbf{M}_{\text{SAR}}(\alpha_i)] - d \cdot \text{tr}[\mathbf{M}_{\text{SAR}}(\alpha_i)]^2, \quad (10)$$

$$\mathbf{M}_{\text{OPT}}(\beta_j) = G_{\sqrt{2}\beta_j} \otimes \begin{bmatrix} (G_{l,\beta_j})^2 & (G_{l,\beta_j}) \cdot (G_{v,\beta_j}) \\ (G_{v,\beta_j}) \cdot (G_{l,\beta_j}) & (G_{v,\beta_j})^2 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$R_{\text{OPT}}(\beta_j) = \det[\mathbf{M}_{\text{OPT}}(\beta_j)] - d \cdot \text{tr}[\mathbf{M}_{\text{OPT}}(\beta_j)]^2, \quad (12)$$

式中,  $d$  为任意参数,  $G$  为高斯核,  $\otimes$  为卷积算子,  $\det$  为矩阵行列式的值,  $\text{tr}$  为矩阵的迹。改变尺度参数  $\alpha_i$  和  $\beta_j$ , 可以构建出可见光图像和 SAR 图像的 Harris 尺度空间  $R_{\text{OPT}}$  和  $R_{\text{SAR}}$ , 用于特征点检测。

### 3) 主方向分配与描述符构建

检测到特征点后, 先利用特征点位置信息对检测的特征点位置进行修正, 然后利用 GLOH 描述符对特征点进行描述。与 SIFT 算法不同, GLOH 算法将特征点的圆形邻域分成三个同心圆, 并将外围的两个同心圆均平分分成 8 等份, 中心圆保持不变, 共分为 17 个子区域。将每个小区域  $0^\circ \sim 180^\circ$  的梯度方向分成 8 个方向, 统计得到该特征点的梯度方向直方图, 则直方图的峰值代表该特征点的主方向, 这种结构

属于各向同性平均, 能增加描述符的鲁棒性。

### 4) 特征匹配及误匹配剔除

获取特征点的主方向后, 用欧氏距离完成特征匹配, 此时得到的匹配点可能存在误匹配情况。OS-SIFT 算法采用 FSC<sup>[21]</sup> 剔除误匹配, 将随机样本一致性得到的匹配点分成样本集和共识集, 并用迭代方法增加正确的匹配点数量, 从而得到正确的匹配点集。

## 3 改进算法的原理

OS-SIFT 算法用高斯滤波建立尺度空间, 边缘保持性差, 特征点的定位精度低, 且会导致大量细节丢失, 影响匹配性能。针对该问题, 用非线性扩散滤波代替高斯滤波建立尺度空间。此外, 针对 OS-SIFT 算法未考虑特征点的不均匀分布(如郊区图像的特征点分布较为密集), 不利于后续几何校正模型构建的问题, 引入了图像分块策略, 改进后的算法流程图如图 1 所示。

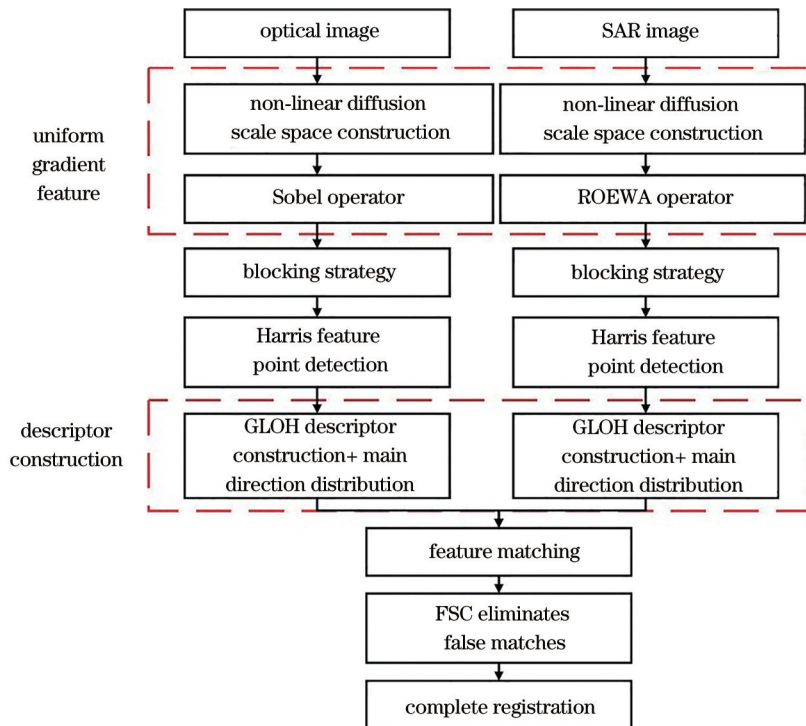


图 1 本算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of our algorithm

### 3.1 非线性扩散尺度空间

SIFT 算法采用高斯滤波构建尺度空间, 但高斯滤波的边缘保持性较差, 导致物体自然边界模糊。针对该问题, 用非线性扩散滤波<sup>[22]</sup> 构建尺度空间, 非线性扩散方程可表示为

$$L_t = \text{div}[c(x, y, t) \nabla L] = c(x, y, t) \Delta L + \nabla c \cdot \nabla L, \quad (13)$$

式中,  $c(x, y, t)$  为扩散函数,  $\text{div}$  为散度算子,  $\nabla$  和  $\Delta$  分别为梯度和拉普拉斯算子。(13) 式为各向异性扩散方程, 当  $c(x, y, t)$  为常数时, 可简化为各向同性扩散方程

$$L_t = c(x, y, t)\Delta L. \quad (14)$$

为了使  $c(x, y, t)$  随图像局部特征变化, 将函数  $c(x, y, t)$  表示为

$$c(x, y, t) = g[\|\nabla L(x, y, t)\|], \quad (15)$$

式中,  $\|\cdot\|$  为模运算,  $\nabla L(x, y, t)$  为高斯滤波后的梯度,  $g(\cdot)$  为边缘函数。当  $g(\cdot)$  介于 0 和 1 之间时, 不仅可以保留边缘, 还可以锐化亮度边缘。函数  $g(\cdot)$  存在的几种形式可表示为

$$g_1(\nabla L) = \exp(-(\|\nabla L\|/K)^2)$$

$$g_2(\nabla L) = \frac{1}{1 + (\|\nabla L\|/K)^2}$$

$$g_3(\nabla L) = \begin{cases} 1, & \|\nabla L\| = 0 \\ 1 - \exp[-\frac{3.315}{(\|\nabla L\|/K)^8}], & \|\nabla L\| > 0 \end{cases}, \quad (16)$$

式中,  $K$  为控制扩散速度的常数, 其值越大, 保留的边缘信息越少。(16) 式构建的函数  $g(\cdot)$  是非负的单调递减函数, 函数值沿图像梯度方向变化; 而  $g_1(\nabla L)$  优先保留高对比度边缘,  $g_2(\nabla L)$  优先保留宽度较大的区域,  $g_3(\nabla L)$  可以保留边缘, 也可以保留平滑的内部区域。图 2 为非线性扩散与高斯尺度空间的对比结果, 可以发现, 随着框线内目标尺度的增加, 高斯尺度空间的目标边缘特征越来越模糊, 如图 2(a) 所示; 而非线性扩散尺度空间的目标边缘保持性较好, 如图 2(b) 所示。原因是随着尺度的增加, 高斯尺度空间的图像边缘细节丢失较多, 而非线性扩散尺度空间可以有效保留边缘细节特征, 图像间的模糊程度也较低, 特征提取效果更优异, 有利于后续的一致性梯度计算。

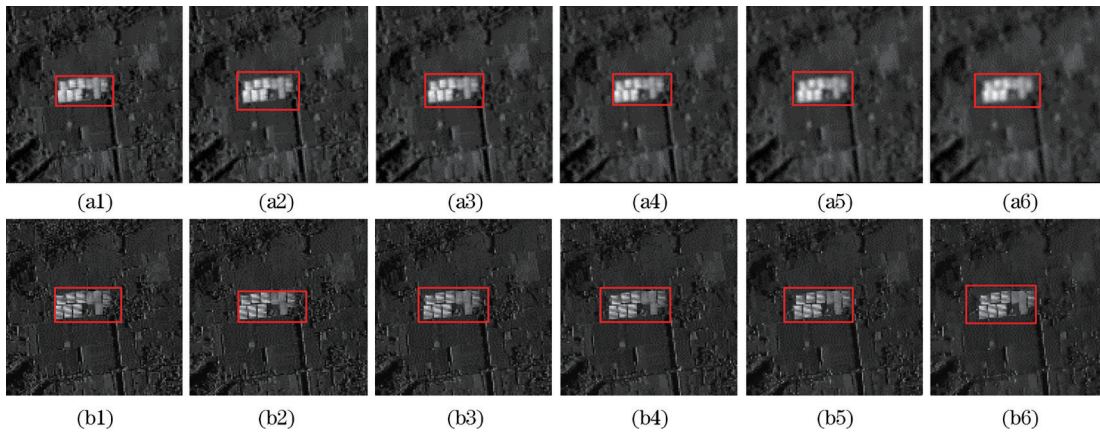


图 2 不同方法的尺度空间图。(a) 高斯尺度; (b) 非线性扩散尺度

Fig. 2 Scale space maps of different methods. (a) Gaussian scale; (b) non-linear diffusion scale

### 3.2 分块策略

特征点的分布不均匀容易导致最终成功匹配的特征点过于集中, 不利于后续几何变换模型的求取。为了使特征点在整幅图像上均匀分布, 以获得更准确的变换模型和更高的配准精度, 在尺度空间上引入分块策略。特征提取阶段的主要目的是获得足够数量且均匀分布在图像及尺度空间上的相关点特征, 分块策略则通过提取各个规则网格的特征点, 在整体空间中得到均匀的点特征。根据分块策略的思路<sup>[23]</sup>, 设计了一种尺度空间的分块策略, 其原理如图 3 所示。首先, 规定提取特征点的总数目; 然后, 将各层图像划分为规则的网格单元并确定每个网格单元的特征点数目; 最后, 剔除尺度空间第一层, 将分块提取到的特征点对应至原尺度空

间的相应位置。

分块策略确定的特征点数目  $N$  可表示为

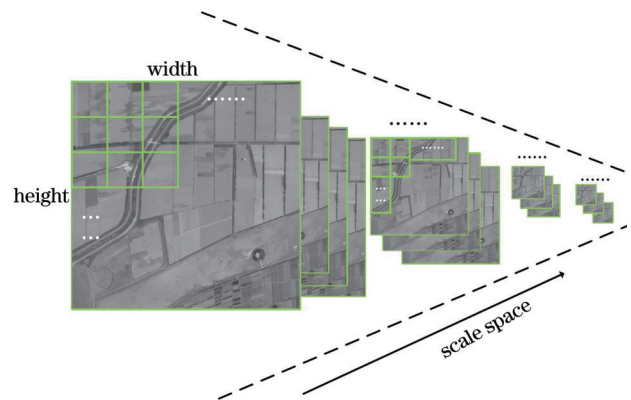


图 3 尺度空间分块策略的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of scale space blocking strategy

$$N = e \times I_{\text{width}} \times I_{\text{height}}, \quad (17)$$

式中,  $I_{\text{width}}$  和  $I_{\text{height}}$  分别为图像的宽和高,  $e=0.03$  为经验系数。特征点提取数目与尺度空间比例系数  $S_{f-g}$  的关系可表示为

$$N_{f-g} = N \times S_{f-g}, \quad (18)$$

$$\sum_{g=1}^G \sum_{f=1}^F S_{f-g} = 1, \quad (19)$$

式中,  $f$  为尺度空间层数,  $F$  为尺度空间总层数,  $g$  为组数,  $G$  为尺度空间分组数,  $N_{f-g}$  为第  $f$  层第  $g$  组的特征点数目。比例系数  $S_{f-g}$  与尺度空间系数  $\sigma_{f-g}$  成反比例关系, 可表示为

$$S_{f-g} = \frac{\sigma_{1-1}}{\sigma_{f-g}} S_{1-1}, \quad (20)$$

$$\sigma_{f-g} = \sigma_0 \left( g - 1 + \frac{f}{F} \right) = \sigma_0 k^{F(g-1)+f}, \quad (21)$$

式中,  $k=2^{1/F}$ , 尺度因子  $\sigma_0=1.6$ 。  $s_0$  和  $S_{f-g}$  可表示为

$$s_0 = \frac{k^{F-G-1}}{\sum_{n=1}^{F-G} k^{n-1}}, \quad (22)$$

$$S_{f-g} = \frac{s_0}{k^{F(g-1)+f}} \quad (23)$$

根据已知图像宽和高的像素, 分别选取分块数组中能整除宽和高的最大值  $X_{\text{width}}$  和  $X_{\text{height}}$ , 分块数目  $X_{\text{total}}$  可表示为

$$X_{\text{total}} = X_{\text{width}} \times X_{\text{height}} \quad (24)$$

各个尺度层网格单元的尺寸  $A_{\text{cell}}^{f-g}$  可表示为

$$A_{\text{cell}}^{1-1} = \frac{I_{\text{width}} \times I_{\text{height}}}{X_{\text{width}} \times X_{\text{height}}}, \quad (25)$$

$$A_{\text{cell}}^{f-g} = \frac{\sigma_{f-g}}{\sigma_{1-1}} A_{\text{cell}}^{1-1} \quad (26)$$

根据分块大小及数量确定每个分块的位置, 从而确定该分块内的特征点在原有尺度空间的位置。尺度空间中的第一层图像是原始分辨率图像, 该层提取

## 4.2 评价准则

采用主观评价准则和客观评价准则衡量配准算法的匹配性能。主观评价准则采用棋盘镶嵌图像的方式, 同时引入局部区域放大图像, 以得到更全面的视觉效果, 可直观且形象地呈现出配准结果。客观评价准则采用匹配正确率 (CMR) 和均方根误差 (RMSE) 评价可见光图像和 SAR 图像的配准效果。CMR 可表示为

$$X_{\text{CMR}} = \frac{N_{\text{correct}}}{N_{\text{total}}}, \quad (27)$$

式中,  $N_{\text{correct}}$  为剔除误匹配点后的正确匹配点数,  $N_{\text{total}}$  为可见光和 SAR 图像上匹配点数量的总和。

到的特征点大部分是斑点噪声, 而斑点噪声的随机性会影响其附近的实际特征点, 造成图像的误匹配<sup>[24]</sup>。为了解决该问题, 剔除尺度空间第一层的特征提取操作, 且对该层图像不进行分块操作, 从而在一定程度上加快图像的配准速度。该分块策略根据图像的尺寸确定图像的分块形式, 并通过尺度空间系数之间的关系确定每一层的分块网格大小, 且可以根据实际应用要求进行相应调整, 在一定程度上加快了算法的运算速度。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据

取三组 OS-SIFT 算法较难匹配的可见光与 SAR 图像进行配准实验, 以验证本算法的可行性及性能。实验的硬件环境: CPU 为 Intel core i7-10750H, 2.60 GHz, 内存为 16.0 GB; 软件开发工具: Windows 10 操作系统, Matlab 2018a 软件。第一组实验数据是复杂的郊区图像, 存在辐射差异, 包括高速公路、河流、农田、村落等场景。其中, 农田特征存在一定的灰度反转现象, 部分线特征在 SAR 图像中呈现明显的白线, 图像不存在明显的尺度和旋转差异, 如图 4(a) 所示。第二组实验数据是某郊区道路图像, 包括公路、农田、村落、山脉等场景。其中, 农田特征存在一定的灰度反转现象, 部分线特征在 SAR 图像中呈现明显的白线, 图像中不存在明显的尺度差异和旋转差异, 如图 4(b) 所示。第三组实验数据是某郊区机场图像, 包括农田、村落和机场等场景, 图像存在明显的尺度差异和一定的旋转差异, 如图 4(c) 所示。三组实验数据存在明显的非线性辐射差异, 且 SAR 图像中均存在明显的斑点噪声, 实验数据的先验信息如表 1 所示。

如果正确匹配点对过少, 则认为匹配失败。CMR 的值越大, 表明存在的正确匹配点对越多, 得到的变换矩阵也更准确。RMSE 能评价图像配准算法的精度, 可表示为

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{correct}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{correct}}} \left[ (x_1^i - x_2^i)^2 + (y_1^i - y_2^i)^2 \right]}, \quad (28)$$

式中,  $(x_1^i, y_1^i)$  为第  $i$  对正确匹配点对在匹配图像中的位置坐标,  $(x_2^i, y_2^i)$  为第  $i$  对正确匹配点在参考图像中的位置坐标,  $(x_1^i, y_1^i)$  为  $(x_2^i, y_2^i)$  经过变换矩阵变换后的图像位置坐标。

### 4.3 实验结果与分析

用三种经典的配准算法 OS-SIFT<sup>[20]</sup>、SAR-

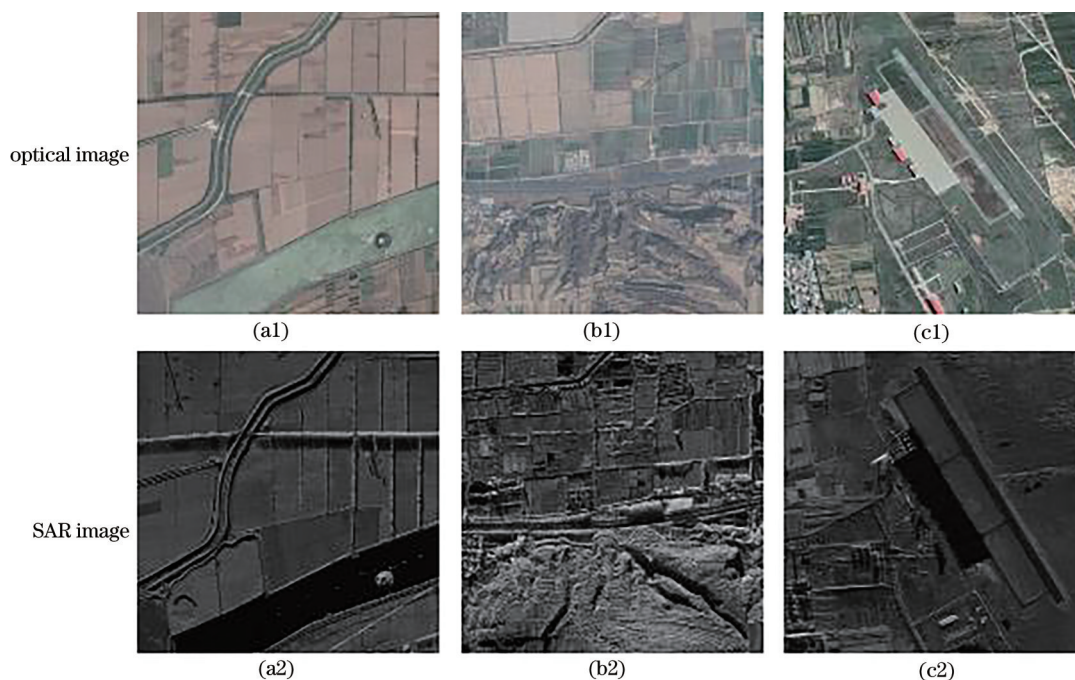


图 4 可见光图像与 SAR 图像。(a)第一组实验;(b)第二组实验;(c)第三组实验

Fig. 4 Optical images and SAR images. (a) First group of experiment; (b) second group of experiment; (c) third group of experiment

表 1 实验数据的先验信息

Table 1 Prior information of the experimental data

	Image type	Sensor	Resolution / (m·pixel <sup>-1</sup> )	Image size / (pixel×pixel)
First group	Optical image	google earth sensor	3	1041×1075
	SAR image	airborne SAR sensor	3	1044×1078
Second group	Optical image	google earth sensor	3	1019×801
	SAR image	airborne SAR sensor	3	1021×811
Third group	Optical image	google earth sensor	4.4	1093×1006
	SAR image	airborne SAR sensor	5	1040×879

SIFT<sup>[13]</sup>和 PSO-SIFT<sup>[25]</sup>作为对比算法,以验证本算法的有效性。参数设置:本算法建立的尺度空间初始尺度 $\sigma_0=1.6$ ,尺度空间层数 $F=8$ ,组数 $G=3$ ,相邻两尺度空间的尺度变化比例为 $2^{1/3}$ ,Harris响应参数 $d=0.04$ ;调整本算法、OS-SIFT、SAR-SIFT和 PSO-SIFT算法的参数及阈值,使其在可见光图像和 SAR 图像上取得的特征点数均为 1000 左右,四种算法的配准结果如图 5~图 7 所示。可以发现, SAR-SIFT 算法未得到图像的正确匹配;在尺度和旋转差异较小的情况下, PSO-SIFT 算法可以得到较好的配准结果,但对于尺度旋转差异较大的图像,该算法难以得到正确的匹配点对; OS-SIFT 算法与本算法在尺度和旋转差异存在与否的情况下都可以得到正确的匹配点对。相比 OS-SIFT 算法,在提取相同数量的特征点情况下,本算法能获得更

多且更均匀的正确匹配点对,这表明本算法在抑制可见光和 SAR 图像辐射差异方面的效果更好。

表 2 为四种算法的 RMSE、CMR 和运行时间,其中,\*表示图像未配准成功。可以发现,本算法在基本运行时间差异较小的情况下,能有效克服其他算法中出现的问题,针对多种特征也可以获得更多更均匀的关键点,且对于尺度和旋转差异具有很好的鲁棒性。相比 PSO-SIFT 算法,本算法的 CMR 在前两组图像中分别提高了 202.3% 和 161.2%, RMSE 分别降低了 51.18% 和 70.87%;相比 OS-SIFT 算法,本算法的 CMR 在三组图像中分别提高了 50.1%、59.6% 和 106.3%, RMSE 分别降低了 31.56%、32.71% 和 58.33%。原因是 OS-SIFT 算法对于尺度和旋转差异的鲁棒性较好,本算法采用非线性扩散滤波构建尺度空间,可以有效保持图像

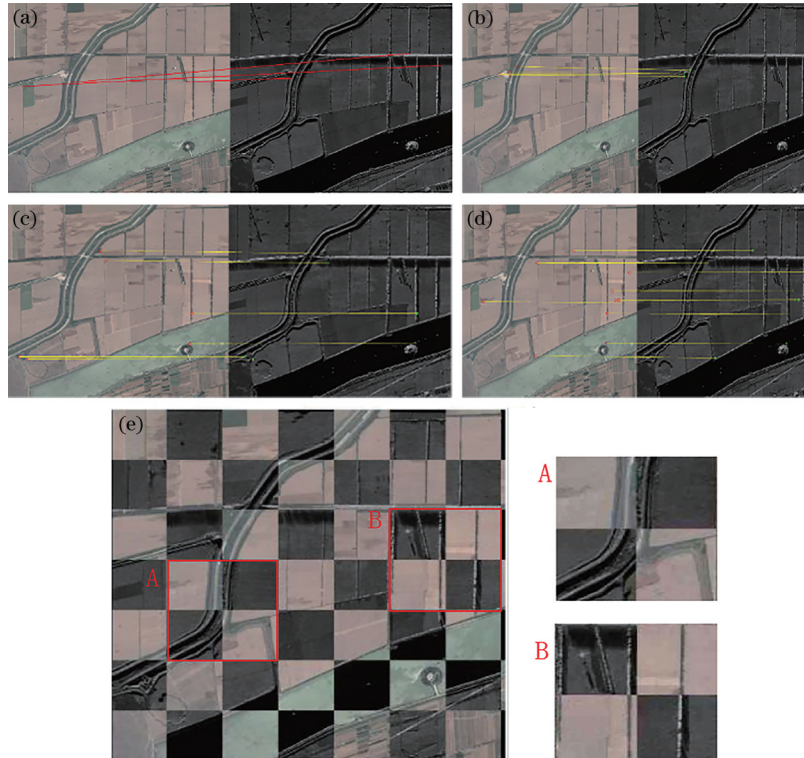


图 5 第一组实验的配准结果。(a) SAR-SIFT 算法;(b) PSO-SIFT 算法;(c) OS-SIFT 算法;(d)本算法;  
(e)本算法配准结果的棋盘图

Fig. 5 Registration results of the first set of experiment. (a) SAR-SIFT algorithm; (b) PSO-SIFT algorithm; (c) OS-SIFT algorithm; (d) our algorithm; (e) chessboard diagram of the registration result of our algorithm

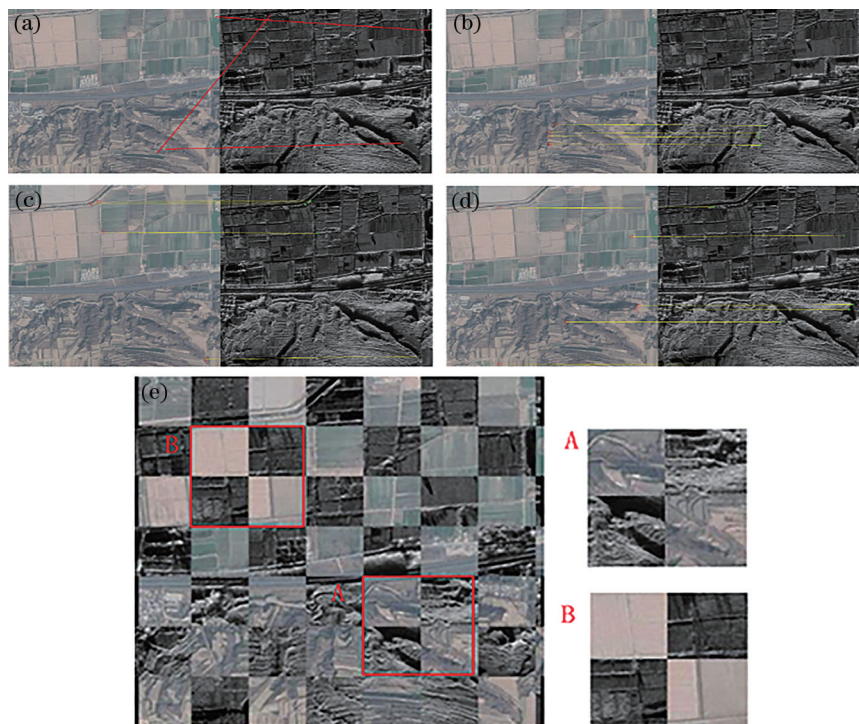


图 6 第二组实验的配准结果。(a) SAR-SIFT 算法;(b) PSO-SIFT 算法;(c) OS-SIFT 算法;(d)本算法;  
(e)本算法配准结果的棋盘图

Fig. 6 Registration results of the second set of experiment. (a) SAR-SIFT algorithm; (b) PSO-SIFT algorithm; (c) OS-SIFT algorithm; (d) our algorithm; (e) chessboard diagram of the registration result of our algorithm



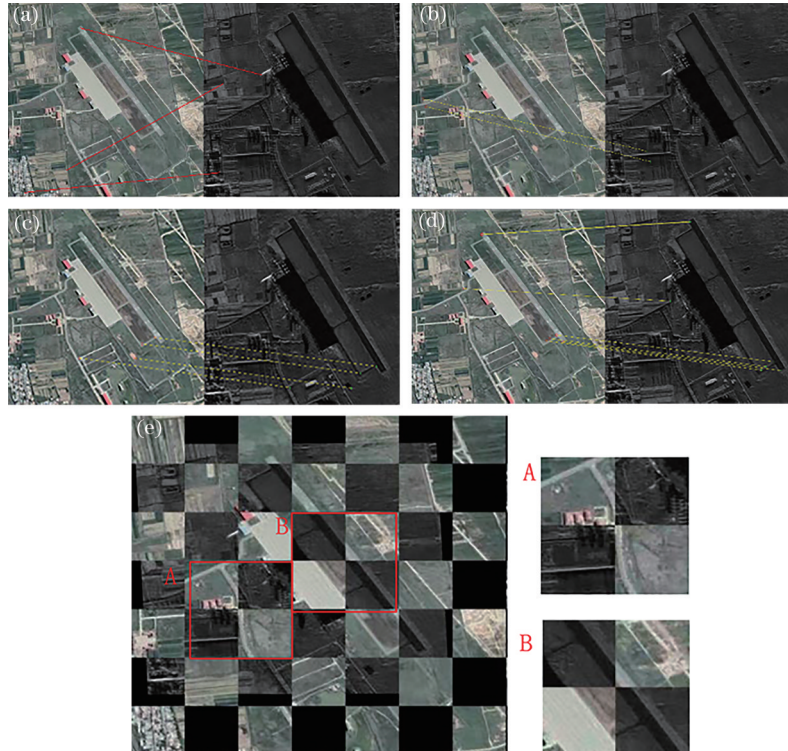


图 7 第三组实验的配准结果。(a) SAR-SIFT 算法;(b) PSO-SIFT 算法;(c) OS-SIFT 算法;(d) 本算法;(e) 本算法配准结果的棋盘图

Fig. 7 Registration results of the third set of experiment. (a) SAR-SIFT algorithm; (b) PSO-SIFT algorithm; (c) OS-SIFT algorithm; (d) our algorithm; (e) chessboard diagram of the registration result of our algorithm

表 2 不同算法的性能  
Table 2 Performance of different algorithms

Grouping	Algorithm	CMR	RMSE	Time /s
First group	SAR-SIFT	*	*	*
	PSO-SIFT	$2 \times 4 / (1510 + 1030)$	2.0931	7.050
	OS-SIFT	$2 \times 7 / (1175 + 1033)$	1.4931	21.533
	ours	$2 \times 10 / (1035 + 1066)$	1.0218	22.139
Second group	SAR-SIFT	*	*	*
	PSO-SIFT	$2 \times 4 / (2407 + 1114)$	0.9821	7.528
	OS-SIFT	$2 \times 4 / (1072 + 1080)$	0.4252	9.833
	ours	$2 \times 6 / (1007 + 1015)$	0.2861	9.973
Third group	SAR-SIFT	*	*	*
	PSO-SIFT	*	*	*
	OS-SIFT	$2 \times 4 / (1144 + 1132)$	0.9966	15.488
	ours	$2 \times 8 / (1116 + 1091)$	0.4135	17.308

的边缘特征,得到区域边界清晰的图像。此外,本算法还可以锐化图像亮度边缘,使提取的特征效果更佳,为后续特征匹配奠定基础。引入分块策略后,特征点在图像中的分布更均匀,相比原始算法,均匀的特征点可获得更好的变换模型,使后续的图像配准效果更佳。但相比 OS-SIFT 算法,本算法的运行速度较慢,原因是引入分块策略后算法在特征点提取时需要对尺度空间进行分块操作,得到特征

点后再对应到原尺度空间的相应位置。尽管剔除尺度空间第一层的步骤会在一定程度上加快运行速度,但总体运行速度依旧有所降低。后续可以针对该问题进一步优化算法,提升运算速度。

## 5 结论

针对 SIFT 算法对可见光图像与 SAR 图像配准效果不佳的问题,提出了一种改进 OS-SIFT 的可见

光和 SAR 图像配准算法。首先,采用非线性扩散滤波分别构建可见光和 SAR 图像的尺度空间,采用多尺度 Sobel 算子和多尺度 ROEWA 算子分别计算可见光和 SAR 影像的一致性梯度信息,解决高斯尺度空间边缘保持性差的问题;其次,采用分块策略,剔除尺度空间第一层后对尺度金字塔进行分块处理,并在一致性梯度信息的基础上提取 Harris 特征,得到稳定且均匀的特征点,以方便后续几何运算模型的求取;然后,采用 GLOH 描述符模板构建描述符,并对构建的描述符进行归一化处理,达到克服图像间非线性辐射差异的目的;最后,利用欧氏距离进行特征匹配,采用 FSC 剔除误匹配。实验结果表明,相比 PSO-SIFT 算法,本算法的 CMR 在前两组图像中分别提高了 202.3% 和 161.2%, RMSE 分别降低了 51.18% 和 70.87%;相比 OS-SIFT 算法,本算法的 CMR 在三组图像中分别提高了 50.1%、59.6% 和 106.3%, RMSE 分别降低了 31.56%、32.71% 和 58.33%。但本算法一定程度上对运行速度有所影响,后续还将针对该问题进行分析研究。

### 参 考 文 献

- [1] Li S T, Li C Y, Kang X D. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 148-166.  
李树涛, 李聪好, 康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望[J]. 遥感学报, 2021, 25(1): 148-166.
- [2] Guo H D. Radar for earth observation[M]. Beijing: Science Press, 2000.  
郭华东. 雷达对地观测理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [3] Yu X C, Lü Z H, Hu D. Review of remote sensing image registration techniques[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(11): 2960-2972.  
余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. 光学精密工程, 2013, 21(11): 2960-2972.
- [4] Yang J J, Ding Z S, Chen X. Review of key technologies of image registration[J]. Navigation and Control, 2020, 19(1): 77-84.  
杨家俊, 丁祝顺, 陈昕. 图像配准关键技术综述[J]. 导航与控制, 2020, 19(1): 77-84.
- [5] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [6] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [7] Huang H B, Li X L, Xiong W Y, et al. A survey of image registration based on SIFT[J]. Software Guide, 2019, 18(1): 1-4.  
黄海波, 李晓玲, 熊文怡, 等. 基于 SIFT 算法的图像配准综述[J]. 软件导刊, 2019, 18(1): 1-4.
- [8] Liu J, You P H, Zhan J B, et al. Improved SIFT fast image stitching and ghosting optimization algorithm [J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(9): 2076-2084.  
刘杰, 游品鸿, 占建斌, 等. 改进 SIFT 快速图像拼接和重影优化[J]. 光学精密工程, 2020, 28(9): 2076-2084.
- [9] Yu Q Z, Ni D W, Jiang Y X, et al. Universal SAR and optical image registration via a novel SIFT framework based on nonlinear diffusion and a polar spatial-frequency descriptor[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 171: 1-17.
- [10] Shi C C, Yang X Z, Dong Z Y, et al. Registration between SAR and optical images based on improved SIFT algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2021, 44(2): 182-187, 252.  
石聪聪, 杨学志, 董张玉, 等. 一种改进 SIFT 的 SAR 与可见光图像配准算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(2): 182-187, 252.
- [11] Divya S V, Paul S, Pati U C. Structure tensor-based SIFT algorithm for SAR image registration[J]. IET Image Processing, 2020, 14(5): 929-938.
- [12] Wang Y Z, Ge Z Q, Su J, et al. SAR image registration using cluster analysis and anisotropic diffusion-based SIFT[M]//Wang Y T, Wang S J, Liu Y, et al. Advances in image and graphics technologies. Communications in computer and information science. Singapore: Springer, 2018, 757: 1-11.
- [13] 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.
- [14] Wang F Q, Li X T, Zhu Y J. SAR image registration based on improved SAR-SIFT[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2020, 34(12): 1799-1803.  
王福全, 李晓天, 朱袁杰. 基于改进的 SAR-SIFT 的 SAR 图像配准[J]. 北京测绘, 2020, 34(12): 1799-

- 1803.
- [15] Ding G S, Qiao Y L, Yi W N, et al. Improved SIFT feature extraction and matching technology based on hyperspectral image[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(4): 954-962.  
丁国绅, 乔延利, 易维宁, 等. 基于高光谱图像的改进 SIFT 特征提取与匹配[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(4): 954-962.
- [16] Wang Y H, Tang Z T, Zhong M Z, et al. Image matching algorithm for fast scale-invariant feature transformation based on mask search[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0410010.  
王昱皓, 唐泽恬, 钟岷哲, 等. 基于掩模搜索的快速尺度不变特征变换图像匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0410010.
- [17] Xie Z H, Liu J H, Sun H, et al. Fast registration of visible light and synthetic aperture radar images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 062803.  
谢志华, 刘晶红, 孙辉, 等. 可见光图像与合成孔径雷达图像的快速配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 062803.
- [18] Shan B Y, Zhu Z C, Zhang Y H, et al. A real-time SIFT algorithm for planetary surface feature extraction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0210020.  
单宝彦, 朱振才, 张永合, 等. 一种适用于行星表面特征提取的实时 SIFT 算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0210020.
- [19] Li J Y, Hu Q W, Ai M Y. RIFT: multi-modal image matching based on radiation-variation insensitive feature transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, 29: 3296-3310.
- [20] Xiang Y M, Wang F, You H J. OS-SIFT: a robust SIFT-like algorithm for high-resolution optical-to-SAR image registration in suburban areas[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(6): 3078-3090.
- [21] Wu Y, Ma W P, Gong M G, et al. A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(1): 43-47.
- [22] Perona 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.
- [23] Xu D B. Research on SAR and optical images registration based on feature point[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.  
许多颺. 基于特征点的 SAR 与可见光图像配准方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- [24] 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.
- [25] 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.