

文章编号: 2095-4980(2020)05-0802-06

基于 SIFT 算法及三角形约束的 SAR 影像匹配方法

薛国超¹, 刘龙龙², 高超³

(1.国网新源控股有限公司检修分公司, 北京 100068; 2.中国能源建设集团甘肃省电力设计院有限公司, 甘肃 兰州 730050;
3.国家林业和草原局华东调查规划设计院, 浙江 杭州 310019)

摘要: 将三角形约束方法引入到合成孔径雷达(SAR)影像匹配中。利用尺度不变特征转换(SIFT)算子生成特征点; 采用鲁棒性较好的随机抽样一致(RANSAC)算法剔除错误匹配点, 得到更高精确度的同名点; 最后利用 SIFT 算法得到的同名点建立 Delaunay 三角网。在同名相似三角网内, 以三角形重心点作为内插的虚拟同名点, 并对虚拟同名点进行归一化互相关(NCC)约束, 剔除不满足阈值要求的虚拟同名点对, 同时根据内插得到的虚拟同名点建立新的三角网, 对三角网进行动态更新, 用于获取更多虚拟同名点, 直至满足匹配要求。实验结果表明, 本文方法能够有效增加匹配特征点数量, 提高雷达影像的匹配精确度。

关键词: SAR 影像; 三角网约束; SIFT 算法; RANSAC 算法; 几何约束

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019073

SAR image matching based on SIFT algorithm and triangle constraint

XUE Guochao¹, LIU Longlong², GAO Chao³

(1.Xinyuan Maintenance Branch of State Grid, Beijing 100068, China;

2.Gansu Electric Power Design Institute Limited Company, China Energy Engineering Group, Lanzhou Gansu 730050, China;

3.East China Inventory and Planning Institute, National Forestry and Grassland Administration, Hangzhou Zhejiang 310019, China)

Abstract: The triangulation constraint method is introduced into Synthetic Aperture Radar(SAR) image matching. This method uses the Scale-Invariant Feature Transform(SIFT) operator to generate feature points. After the SIFT feature points are generated, the RANdom Sample Consensus(RANSAC) algorithm is adopted to eliminate the false matching points, and the higher-precision points with the same name are obtained. Finally, the Delaunay triangulation is established by the same-named point obtained by the SIFT algorithm in the similar triangulation of the same name, the triangle center of gravity is used as the interpolated virtual name of the same name. A Normalized Cross-Correlation(NCC) constraint is performed on the virtual point of the same name, and the virtual point-name pairs that do not meet the threshold requirements are eliminated. Then, a new triangulation network is established according to the virtual same-named point obtained by the interpolation, and the triangulation network is dynamically updated to obtain more virtual names with the same name until the matching requirement is met. The experimental results show that the proposed method can effectively increase the number of matching feature points and improve the matching accuracy of radar images.

Keywords: SAR image; Triangle Constraint; SIFT algorithm; RANSAC algorithm; geometric constraint

相比于光学影像易受天气、光线等因素影响, 合成孔径雷达(SAR)作为一种主动式成像传感器, 可以全天时、全天候观测, 显现出一定的优势, 目前已在变化监测、地形测图、地物识别等领域中得到广泛应用^[1]。在 SAR 影像处理时, 影像匹配是非常重要的一项技术, 但由于 SAR 为侧视斜距相干成像, 影像中存在大量乘性斑点噪声, 同时会产生近距离压缩、透视收缩、叠掩等现象, 造成不同视角下影像几何变形较大^[2], 使 SAR 影像匹配变得更加困难。目前, 主流的影像匹配方法包括灰度匹配和特征匹配。基于灰度的影像匹配原理是根据左

收稿日期: 2019-03-20; 修回日期: 2019-09-12

作者简介: 薛国超(1993-), 男, 硕士, 主要研究方向为水工建筑物监测、雷达图像处理。email:xgc7177@163.com

片(目标区)和右片(搜索区)中的影像灰度信息,自动寻找最相似的同名目标。文献[3]利用多聚焦岩屑图像具有点阵多、分辨率高等特点,将一种快速的图像匹配算法——定向二进制简单描述符(Oriented Fast and Rotated Brief, ORB)算法用于多聚焦岩屑图像的自动配准;文献[4]对 TerraSAR-X 影像进行核线重采样,消除影像间几何差异后进行归一化互相关(NCC)匹配,取得较高的匹配精确度;文献[5]提出一种自适应窗口的 SAR 立体影像匹配方法,根据影像参数和外部数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)的高程精确度约束匹配搜索范围,然后采用 SNCC(Sum of Normalized Cross Correlation)测度进行辅影像匹配窗口自适应扩展匹配,实现 SAR 立体影像匹配。基于特征的影像匹配原理是根据影像中共轭实体,将描述参数或所提特征属性作为匹配实体,通过计算其相似性测度来实现配准的匹配方法。文献[6]提出了基于极线和单应映射双重约束的 SIFT 特征宽基线立体匹配方法,该方法以 SIFT 特征的高重复率为前提,进行 SIFT 特征分阶段匹配;文献[7]提出一种基于双边滤波器的改进 SIFT 方法,该方法有效弱化了噪声对匹配的影响,获取的匹配点数量较传统方法有所提高。但由于 SAR 影像纹理信息比较匮乏,单一的匹配方法导致提取的特征点数量较少或分布不均匀,影响匹配精确度。因此,本文结合 2 种匹配方法,针对 SAR 影像几何特点提出一种基于 SIFT^[8-10]算子及三角网约束^[11]的 SAR 影像匹配方法。

1 SIFT 特征点提取

SIFT 算法是一种基于多尺度空间的特征提取算法,1999 年由 Lowe 提出,并于 2004 年进行了发展和完善。SIFT 算法能够在 2 幅图像平移、旋转和仿射变换的条件下进行准确的特征提取,具有较强的抗噪声能力。该算法的主要思想是首先在不同尺度空间下寻找极值点,然后对极值点进行过滤和筛选,得到稳定的特征点,最后在每个特征点周围提取出影像的局部特性,形成局部描述子。SIFT 特征提取步骤如下:a) 尺度空间的构建;b) 尺度空间局部极值点检测;c) 极值点方向分配;d) 关键点处提取特征描述符;e) 误匹配点剔除。

1.1 尺度空间的构建

为展现尺度变化具有不变性特点,需对影像构建尺度空间,高斯卷积核是唯一变换线性核。影像的尺度空间定义为函数 $L(x,y,z)$:

$$L(x,y,z) = G(x,y,z)I(x,y) \quad (1)$$

式中: $I(x,y)$ 为输入影像; $G(x,y,z)$ 为高斯函数,定义式为:

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

式中 σ 为尺度因子, σ 不断变化,构成了 SAR 影像的尺度空间^[7]。高斯差分卷积函数 $D(x,y,\sigma)$ 可以通过计算相邻尺度影像差得到,此相邻尺度由不变倍增因子 k 确定。

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma))I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (3)$$

式中 $L(x,y,\sigma)$ 为图像的高斯尺度空间。将相邻的两幅高斯图像作差就得到高斯差分(Difference of Gauss, DOG)尺度空间。

1.2 尺度空间局部极值点检测

如图 1 所示,要想寻找极值点,每个采样点都要和 26 个点比较,其中包括同尺度的图像域中的 8 个相邻点、相邻尺度域中对应的各 9 个点^[12]。

为提高特征点的精确度,需将筛选出来的候选点进行边缘点和低对比度点剔除,然后将剩余点赋予位置、尺度、主曲率等信息,增加特征点匹配时的稳定性,以便下一步极值点方向分配。

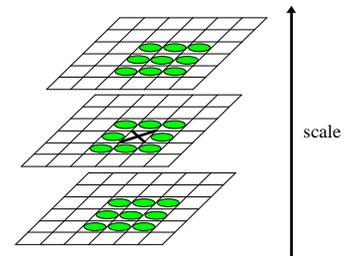


Fig.1 Local extremum detection of DOG scale space
图 1 DOG 尺度空间局部极值检测

1.3 极值点方向分配

完成特征点的监测后,为每个特征点计算一个方向。本步骤利用梯度方向分布特性,计算极值点邻域像素指定的每个方向参数,使提取的特征点具备旋转不变性。像素梯度模 $m(x,y)$ 及方向 $\theta(x,y)$ 的计算公式为:

$$\begin{cases} m(x,y) = \sqrt{[L(x+1,y) - L(x-1,y)]^2 + [L(x,y+1) - L(x,y-1)]^2} \\ \theta(x,y) = \arctan \left\{ \frac{[L(x,y+1) - L(x,y-1)]}{[L(x+1,y) - L(x-1,y)]} \right\} \end{cases} \quad (4)$$

以特征点为中心, 将半径为 r 的邻域范围分为 36 个单位, 每单位为 10° 范围的扇形区域, 对区域内像素的梯度值进行加权计算, 并用直方图统计各邻域像素的梯度方向^[13]。随着邻域点与特征点的距离逐渐增加, 各邻域点对梯度方向权值的贡献度越来越小, 具体表现为一个高斯递减函数, 从而检测出直方图的峰值, 此方向即为特征点的主方向。

1.4 关键点处提取特征描述符

提取出的特征点具有尺寸和位置之后, 需为每个特征点计算出一个特征描述符。过程如下: 将坐标轴 X 方向进行旋转, 旋转至与特征点主方向一致, 确保其旋转不变性; 以特征点为中心取 8×8 大小的领域窗口, 窗口内每个像素点用箭头表明梯度信息, 箭头的方向和长度分别表示每个像素的方向和模值; 计算完成之后, 将领域窗口分为 2×2 四个部分, 得到每个区域 8 个方向的梯度累加值, 最后得到特征描述子的特征向量^[14], 如图 2 所示。特征向量生成后, 利用欧式距离确定匹配测度。若匹配点最邻近距离与次邻近距离之比小于某个比例阈值, 则为匹配点对^[15]。

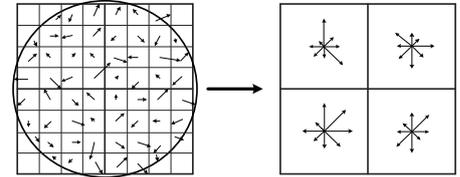


Fig.2 Formation of feature descriptor
图 2 特征描述符形成

1.5 误匹配点剔除

RANSAC 算法是一种稳健的模型参数估计算法, 实质上是一个反复测试、不断迭代的过程, 原理是利用一组数据集, 其中包括少量异常数据集, 根据模型估计计算出模型参数, 最后经过处理得到高精度度样本数据。

将 SIFT 算法提取出的匹配点对随机抽取 N 组抽样, 每组数据至少包含 4 对同名点, 分别估算出每组数据的参数初始值; 再根据匹配点对间的误差, 计算出每组数据对应的精确点和非精确点。每组数据的精确点数目越多, 计算得到的模型参数越好。选取合理的模型参数进行匹配点对监测, 最终得到优化后的匹配点对。

2 三角形约束的 SAR 影像匹配

利用 SIFT 算子提取目标影像和待匹配影像的匹配点, RANSAC 算法剔除误匹配点对后, 得到高精度度匹配点对, 根据高精度度同名点构建 Delaunay 三角网。

以左影像三角网为基准构建右影像三角网, 记录左影像三角形编号, 右影像按该编号构网。左、右影像建成的 Delaunay 三角网中, 绝大多数具有相似大小和形状的三角形满足相似三角形性质。根据相似三角形的性质约束内插点区域。在左、右图像上对应的相似三角形内部内插三角形重心点, 以三角形重心为匹配基元, 并逐级内插实现特征点密集匹配。由于 SAR 影像具有透视收缩、近距离压缩、叠掩阴影等现象, 会造成不同视角下影像几何变形较大。即便是内插得到的重心点, 也不能完全保证是高精度度同名点。因此将内插得到的同名点通过 NCC 进行精化匹配, 得到可靠的匹配点, 然后将新的匹配点插入三角网中, 不断更新三角网, 直到满足匹配要求, 终止更新。

2.1 Delaunay 三角网建立

将通过 RANSAC 算法进行优化后的同名点利用左影像初始匹配集中同名点构建 Delaunay 三角网, 记录构成左影像 Delaunay 三角网中三角形的编号, 依据索引号构建右影像 Delaunay 三角网。

左、右影像 Delaunay 三角网中三角形应满足相似三角形性质, 即相似三角形面积比等于对应边的平方比, 如式(5)所示。通过相似三角形性质约束内插点区域, 减小不必要内插范围并缩短内插时间。

$$\frac{l_{ij}^2}{l'_{ij}^2} \approx \frac{s_i}{s'_i} \quad (5)$$

式中: l_{ij}, l'_{ij} ($i=1,2,\dots,n; j=1,2,3$) 表示左、右影像 Delaunay 三角网中第 i 个 ($i=1,2,\dots,n$) 三角形三边长; s_i, s'_i 表示左、右影像 Delaunay 三角网中第 i 个 ($i=1,2,\dots,n$) 三角形面积。

2.2 Delaunay 三角网更新

根据三角形性质: 重心是三角形三边中线的交点, 必在三角形内, 并组成 3 个面积相等的三角形。因此选择重心点作为密集匹配基元。在 Delaunay 三角网内按照顺序进行逐个内插, 以左影像为例, 设第 i 个三角形顶点分别为 T_{i1}, T_{i2}, T_{i3} , 其图像像素坐标分别为 $(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2}), (x_{i3}, y_{i3})$, 则三角形的重心坐标为:

$$\begin{cases} x_g = \frac{x_{i1} + x_{i2} + x_{i3}}{3} \\ y_g = \frac{y_{i1} + y_{i2} + y_{i3}}{3} \end{cases} \quad (6)$$

2.3 NCC 精化匹配

NCC 算法属于基于灰度信息的模板匹配方法^[16]，对于纹理信息匮乏的影像具有较好的匹配效果，NCC 算法通过比较参考影像与待匹配影像匹配窗口区域内的归一化相关性系数衡量匹配程度，匹配精确度较高，抗噪能力较强。其计算公式为：

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x'_i y'_i \quad (7)$$

式中：
$$\begin{cases} x'_i = \frac{(x_i - \bar{x})}{\sigma_x} \\ y'_i = \frac{(y_i - \bar{y})}{\sigma_y} \end{cases}$$
 n 为基准影像像素个数； x_i 为基准影像匹配区域内像素值； y_i 为待匹配影像匹配区域内像素值； \bar{x} 为基准影像匹配区域内像素均值； \bar{y} 为待匹配影像匹配区域内像素均值； σ_x 为基准影像匹配区域内像素标准差； σ_y 为待匹配影像匹配区域内像素标准差。

由式(7)可知，NCC 可看做匹配窗口内像素的归一化灰度值 x'_i 和 y'_i 的乘积均值。对于匹配窗口内的每个像素，匹配窗口内的均值和标准差一定，其与匹配窗口均值的灰度差越大，匹配窗口内像素的归一化灰度值越大，其在 NCC 计算过程中所占的比重越大。

重复步骤 b)、步骤 c)，直到特征点密集程度满足需求，得到分布均匀的密集匹配结果。

3 实验分析

3.1 实验数据

为验证本文方法的有效性，选取 2 组中国南部某地区机载同侧视 TerraSAR-X 及 COSMO-SkyMed 数据进行试验，一组以高层建筑物为主纹理特征的影像，TerraSAR-X 影像大小为 794 pix×490 pix，COSMO-SkyMed 影像大小为 783 pix×484 pix，像元大小均为 3×3 m，如图 3(a),(b)所示。另一组以起伏较大的山地为主纹理特征的影像，TerraSAR-X 影像大小为 405 pix×209 pix，COSMO-SkyMed 影像大小为 418 pix×221 pix，像元大小均为 3×3 m，如图 3(c),(d)所示。

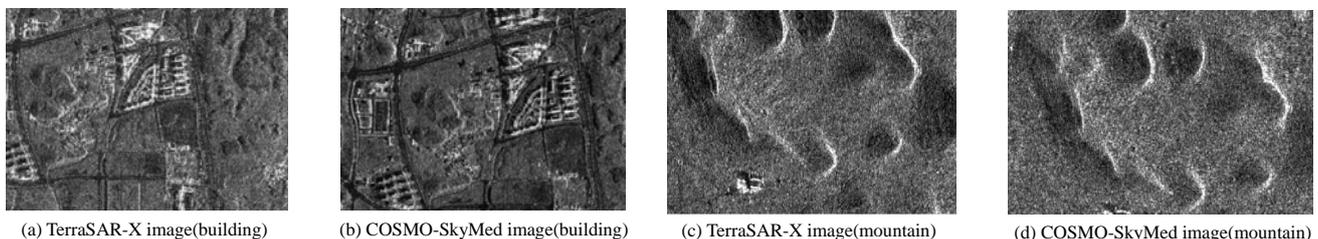


Fig.3 Test images

图 3 试验影像

3.2 实验结果与分析

第一组数据(含有高层建筑物)

两幅影像采用 SIFT 算法提取匹配点分别为 215 个和 208 个，匹配点对 143 个，RANSAC 算法剔除错误点对后剩余 73 对，耗时 2.31 s。在建筑物比较密集区域，可以获取大量匹配点，但影像存在严重的变形。本文将建筑物密集区域匹配点进行筛选并去除边缘匹配点后，得到 31 对高精度种子点，如图 4 所示。

由得到的种子点建立初始的 Delaunay 三角网，并内插出其重心点，如图 5 所示。然后将内插得到的重心点进行 NCC 精细匹配，并根据 NCC 精细化匹配后的重心点构建新的三角网，对三角网进行动态更新。在匹配传

播过程中, 设三角形面积阈值为 $10\ 000\ \text{m}^2$, 直到所有三角形满足所设阈值, 三角形更新结束, 如图 6 所示。

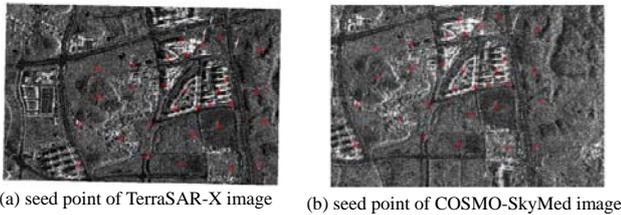


Fig.4 High-precision seed points of SAR images containing buildings
图 4 含建筑物 SAR 影像高精度种子点

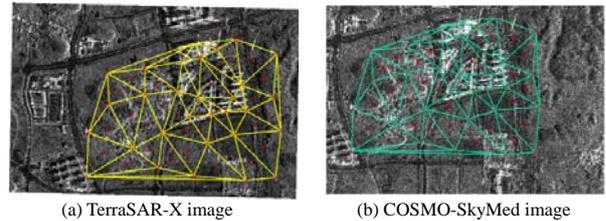


Fig.5 Triangle network and the center of gravity of SAR image including buildings
图 5 含建筑物 SAR 影像三角网及重心点

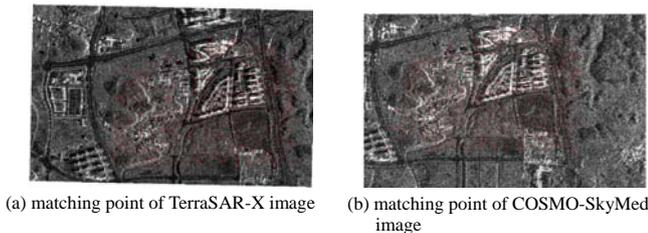


Fig.6 Experimental results of SAR images including buildings
图 6 含建筑物 SAR 影像实验结果

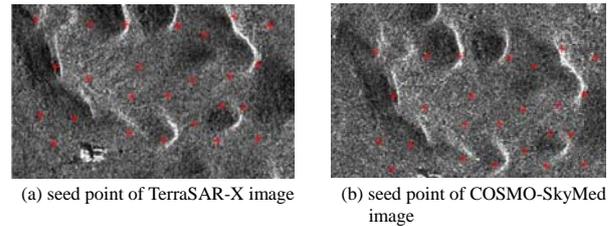


Fig.7 High-precision seed points of SAR images containing mountain
图 7 含山地 SAR 影像高精度种子点

第二组数据(含有山地)

两幅影像采用 SIFT 算法提取匹配点分别为 157 个和 145 个, 匹配点对 88 个, RANSAC 算法剔除错误点对后剩余 47 对, 耗时 1.71 s。在建筑物比较密集区域, 可以获得大量匹配点, 但影像存在严重的变形。本文将建筑物密集区域匹配点进行筛选并去除边缘匹配点后, 得到 25 对高精度种子点, 如图 7 所示。

由种子点建立初始的 Delaunay 三角网及其重心点, 如图 8 所示。含山地 SAR 影像特征点匹配结果如图 9 所示。由于 SAR 影像纹理信息相对缺乏、噪声点较多等影响, 对生成的影像匹配点进行 NCC 精细化匹配时, 会导致匹配失败现象, 表 1 为本文方法与 SIFT 算法提取特征点对比结果以及对两组数据进行试验的匹配点正确率描述。

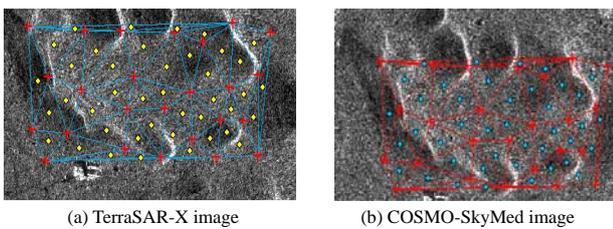


Fig.8 Triangle network and the center of gravity of SAR image including mountain
图 8 含山地 SAR 影像三角网及重心点

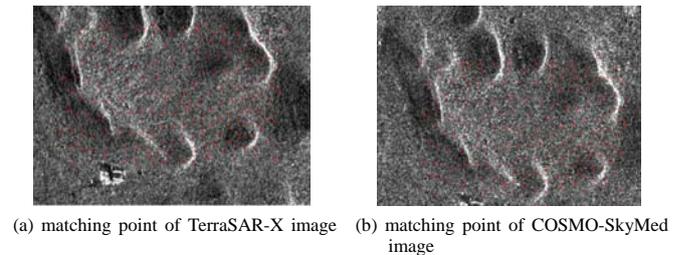


Fig.9 Experimental results of SAR images including mountain
图 9 含山地 SAR 影像实验结果

表 1 本文方法与 SIFT 方法对比结果
Table 1 Comparison of the proposed method with SIFT method

experimental data	method of SIFT				the proposed method			
	total number of matching points	total number of correct matching points	correct rate/%	time/s	total number of matching points	total number of correct matching points	correct rate/%	time/s
the first set of data	143	73	51.0	2.31	465	433	93.1	26
the second set of data	88	47	53.4	1.71	203	187	92.1	18

由表 1 可知, SIFT 算法匹配用时较短, 但由于影像纹理信息比较匮乏, 导致 SIFT 算法匹配正确率较低, 匹配点数量较少。与 SIFT 方法相比, 本文方法可以获得较多的匹配点对且匹配点分布相对均匀, 正确率能够达到 90% 以上。本文方法因步骤较多, 用时相对较长, 但综合考虑, 本文方法匹配点多, 匹配正确率高, 能较好地适用于几何变形严重、高差较大的山地地区。

综上所述, 本文方法在含有高层建筑物及山地地区均能提取大量的特征匹配点, 且匹配正确率比较高, 能较好地实现 SAR 影像特征点匹配。

4 结论

本文提出了一种基于 SIFT 算子及三角网约束的 SAR 影像匹配方法,利用 SIFT 算子进行种子点提取,由 RANSAC 算法剔除误匹配点对,提高了种子点的精确度;然后由种子点建立初始的 Delaunay 三角网,在同名相似三角形内以重心点作为虚拟同名点,以归一化互相关为相似测度进行精细匹配;最后将新的特征点不断更新到三角网中,对三角网进行动态更新,最终获取大量高精度匹配点对,完成 SAR 影像匹配需求。

参考文献:

- [1] 郭华东. 雷达对地观测理论与应用[M]. 北京:科学出版社, 2000:238-462. (GUO Huadong. Theory and application of radar earth observation[M]. Beijing:Science Press, 2000:238-462.)
- [2] 阚学超,李银伟,盛佳恋,等. 运动误差对太赫兹圆迹 SAR 成像质量影响分析[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018, 16(6):955-961. (KAN Xuechao,LI Yinwei,SHENG Jialian,et al. Imaging quality analysis of terahertz circular SAR affected by the motion error[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(6):955-961.)
- [3] 范启弘,王正勇,何小海,等. 基于 ORB 算法的多聚焦岩屑图像快速配准[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015, 13(3):491-496. (FAN Qihong,WANG Zhengyong,HE Xiaohai,et al. Multi-focus rock debris image rapid registration based on ORB algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(3):491-496.)
- [4] GUTJAHR K,PERKO R,RAGGAM H,et al. The epipolarity constraint in stereo-radargrammetric DEM generation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014,52(8):5014-5022.
- [5] 王亚超,杨书成,赵争,等. 自适应窗口的 SAR 立体影像匹配方法[J]. 测绘科学, 2017(2):139-143. (WANG Yachao, YANG Shucheng,ZHAO Zheng,et al. A stereo SAR matching algorithm with adaptive window[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017(2):139-143.)
- [6] 杨化超,姚国标. 基于 SIFT 的宽基线立体影像密集匹配[J]. 测绘学报, 2011,40(5):537-543. (YANG Huachao,YAO Guobiao. Dense matching for wide base-line stereo images based on SIFT[J]. Journal of Geodesy and Geoinformation Science, 2011,40(5):537-543.)
- [7] WANG S,YOU H,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.
- [8] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Corfu,Greece:IEEE, 1999:1150-1157.
- [9] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [10] LOWE D G. Local feature view clustering for 3D object recognition[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Kauai,Hawaii:IEEE, 2001:682-688.
- [11] 王琦,宋伟东,王竞雪. 三角网约束的立体影像密集匹配方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2019,42(5):237-240. (WANG Qi,SONG Weidong,WANG Jingxue. Stereo image dense matching method with triangle net constraint[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019,42(5):237-240.)
- [12] 刘景正. 基于特征的 SAR 影像匹配技术研究[D]. 郑州:解放军信息工程大学, 2007. (LIU Jingzheng. Research on SAR image matching technology based on feature[D]. Zhengzhou,China:Information Engineering University, 2007.)
- [13] 王延钊,李彬,崔剑,等. 结合分割和改进 SIFT 的不同波段 SAR 图像配准[J]. 现代防御技术, 2018,46(3):41-47. (WANG Yanzhao,LI Bin,CUI Jian,et al. Image segmentation and improved SIFT for SAR image registration of different bands[J]. Modern Defence Technology, 2018,46(3):41-47.)
- [14] 杨化超,王永波,姚国标,等. 基于 SVD 和 SIFT 的宽基线立体影像匹配[J]. 中国矿业大学学报, 2011,40(6):964-968. (YANG Huachao,WANG Yongbo,YAO Guobiao,et al. Wide baseline stereo image matching based on SVD and SIFT[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2011,40(6):964-968.)
- [15] 金燕. 基于多尺度空间改进 SIFT 图像配准算法[D]. 阜新市,辽宁:辽宁工程技术大学, 2018. (JIN Yan. Improved SIFT for image registration algorithm based on multi-scale space[D]. Fuxin,Liaoning,China:Liaoning Technical University, 2018.)
- [16] 薛国超,程春泉,卢文青. SURF 与归一化互相关测度相结合的 SAR 影像匹配方法研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2019,42(4):66-69. (XUE Guochao,CHENG Chunquan,LU Wenqing. Research on SAR image matching method combining SURF and normalized cross-correlation measure[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019,42(4):66-69.)