

基于显著轮廓特征的SAR图像轮廓匹配新方法

马晓蕊^{*①②③} 郑昌文^② 梁毅^④

^①(中国科学院大学 北京 100049)

^②(中国科学院软件研究所 北京 100190)

^③(中国科学院自动化研究所 北京 100190)

^④(西安电子科技大学 西安 710071)

摘要: 在以星载SAR图像作为基准图、机载/弹载SAR图像作为实时图的匹配导航和精确制导研究中,传统基于点特征的匹配方法存在特征点数目过多,误匹配率较高,容易受噪声及灰度变化影响等问题。该文提出一种基于显著轮廓特征的SAR图像“由粗到精”的匹配新方法。该方法在对SAR图像进行预处理的基础上,采用改进的模糊C均值聚类(FCM)的图像分割方法来提取闭合轮廓特征;采用归一化轮廓中心距离描述符进行双向匹配,获得强鲁棒性的粗匹配轮廓对;在粗匹配轮廓上采用改进的局部二值模式(LBP)算子得到精匹配结果。试验结果表明,该方法在图像旋转、空间变化以及噪声干扰较大的情况下,具有精确性高、鲁棒性强的优势,适宜遥感SAR图像匹配。

关键词: 合成孔径雷达图像; 轮廓匹配; 质心距离; 局部二值模式

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)11-3174-11

DOI: [10.11999/JEIT210368](https://doi.org/10.11999/JEIT210368)

Contour Matching Method for SAR Images Based on Salient Contour Features

MA Xiaorui^{①②③} ZHENG Changwen^② LIANG Yi^④

^①(*University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China*)

^②(*Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

^③(*Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China*)

^④(*Xidian University, Xi'an 710071, China*)

Abstract: In the research of matching navigation and precision guidance using spaceborne SAR image as the reference image and airborne/missile SAR image as the real-time image, the traditional point feature-based matching method has too many feature points, high mismatch rate, and easy affected by problems such as noise and gray level changes. A new method for matching SAR remote sensing images from coarse to fine based on salient contour features is proposed. Based on the pre-processing of SAR images, an improved Fuzzy C-Means (FCM) clustering image segmentation is used to extract closed contour features. Then, a normalized contour center distance descriptor is constructed for two-way matching to obtain the rough matching contours with strong robustness. Finally, the improved Local Binary Pattern (LBP) operator is employed on the rough matching contours to gain the fine matching result. The experimental results demonstrate the proposed method has the advantages of high accuracy and strong robustness in the case of image rotation, spatial variation and noise interference, and is suitable for remote sensing SAR image matching.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR) image; Contour matching; Centroid distance; Local Binary Pattern (LBP)

收稿日期: 2021-04-30; 改回日期: 2021-08-13; 网络出版: 2021-08-24

*通信作者: 马晓蕊 xiaorui.ma@ia.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61971326)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61971326)

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为一种主动式微波有源传感器,可以全天时、全天候、远距离获取观测场景的2维图像,已广泛应用于军事和民用领域。SAR图像匹配的目的是找到同一场景在不同时间或不同视角、不同传感器下获取的两幅或多幅SAR图像之间的一一对应关系,是3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^[1,2]。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的影响,不同SAR图像的灰度存在较大的差异,因此对匹配算法的鲁棒性和适应性提出了更高要求。

SAR图像匹配主要采用点、线、面3类特征^[1],其中线特征稳定性更强,应用更加广泛。常用的线特征包括直线特征以及轮廓特征等。其中轮廓特征在SAR图像中普遍存在,其提取和描述方法都较为简单,因此基于轮廓特征的匹配方法成为主流的特征匹配方法。文献^[3]提出一种开环轮廓的匹配方法,其主要思想是用高斯-拉普拉斯(Laplacian Of Gaussian, LOG)算子提取两幅输入图像的边缘,根据链编码准则进行边缘连接获得所需要的开环轮廓,最后用开环轮廓的角点特征来估计匹配函数的最优参数。但由于该方法未定义多尺度信息,因此无法满足SAR图像尺度不变性的要求。文献^[4]通过Canny算子得到图像边缘轮廓后,根据轮廓的位置以及方向计算两幅图像的联合概率密度,然后构建概率密度函数之间的互信息,最后计算变换函数的最优参数。虽然该方法流程简单且直观性强,但是对SAR图像中的相干斑噪声较为敏感,因此无法适用于SAR图像匹配。文献^[5,6]都是在提取出图像轮廓特征后,利用轮廓点的切线斜率来表示图像的轮廓特征,但该方法仅利用了轮廓斜率描述子的基本信息,并没有使用图像的纹理特征,因此鲁棒性较弱。

针对上述问题,本文利用闭合轮廓的质心距离特征和图像中质心距离最大值和最小值点的局部纹理特征,提出一种新的SAR遥感图像闭合轮廓匹配方法。首先,对SAR图像进行相干斑噪声抑制与限制对比度的自适应直方图均衡来增强图像特征;接着,采用改进的基于模糊聚类的方法来提取闭合轮廓特征;然后,针对轮廓特征,采用归一化轮廓中心距特征描述子进行粗匹配;最后,采用改进的局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)对初步得到的匹配轮廓进行点特征验证,获得了最终的匹配对。试验结果表明本文所提方法鲁棒性好,匹配正确率高,且时间复杂度较低。

2 传统SAR图像匹配方法分析

SAR图像的实时匹配技术是以SAR作为传感器的无人飞行器末制导领域的关键技术之一。由于SAR图像匹配具有特殊性和复杂性,因此,SAR图像匹配需要提取更加精确、稳健的图像特征来提高匹配的精度以及效率。根据所利用的SAR图像信息不同,图像匹配方法通常分为基于灰度的方法和基于特征的方法^[7]。

基于灰度的方法对SAR图像匹配具有一定的鲁棒性,但计算量较大,并且当待匹配图像和基准图像之间存在角度差异时匹配效果较差^[8]。

基于特征的方法是通过获取两幅图像中稳健性强的共有特征信息来达到匹配目的。常用的基于点特征的SAR图像匹配算法如下:SIFT-OCT算法^[9]构建了受斑点噪声影响小的高斯尺度空间来获得特征点,并采用了多维特征向量描述子,但应用于SAR图像匹配时计算耗时,另外细节信息的丢失会产生定位误差,导致最终的匹配误差较大;加速鲁棒特征(Speed-Up Robust Features, SURF)算法^[10]通过Hesse矩阵判别式的值来获得极值点,并在不同尺度上计算近似Harr小波特征,但该方法在匹配时搜索效率相对较低,当图像噪声较大或匹配对象灰度差异较大时,误匹配情况明显;基于合成孔径雷达的尺度不变特征变换匹配(Synthetic Aperture Radar -Scale Invariant Feature Transform, SAR-SIFT)算法^[11]将Harris角点检测中梯度的计算用比值运算来代替,联合改进的SIFT描述子来获取SAR-SIFT特征,但是在斑点噪声较大的区域会定位失败,产生误匹配现象。相比于点特征,线特征稳定性强,并且受图像畸变影响小。SAR图像匹配中常用的线特征提取方法为Hough变换和最小二乘拟合。Hough变换^[12]是利用直角坐标系与极坐标系的点线对偶变换特性,将图像坐标空间转换到参数空间,随后根据参数空间的峰值来确定图像中对应的直线,但应用该方法直接提取SAR图像的线特征时会出现直线断裂、漏检的现象;最小二乘拟合法是一种假设直线解析的函数^[13],通过最小化样本误差平方和的方式,来确定已知解析函数的未知参数,但受SAR图像相干斑噪声影响,将该方法应用于SAR图像的线特征提取时会产生直线特征提取不充分的现象,影响最终的匹配性能。

3 联合质心距离与纹理信息的SAR图像轮廓匹配

为了得到对旋转变换、尺度缩放和灰度差异具有更强鲁棒性的特征匹配方法,本文提出一种基于

质心距离与纹理信息的SAR图像轮廓匹配方法。通过提取图像中稳定性强的轮廓特征来构建特征描述子,然后计算两幅图像中轮廓描述符之间的欧氏距离,获得初步匹配结果;进一步通过计算闭合轮廓上质心距离最大值和最小值点邻域内的纹理信息获得最终的精匹配结果,实现能够抗旋转变化、尺度缩放以及灰度差异的闭合轮廓匹配。完整的轮廓匹配算法主要包括图像预处理、轮廓特征提取、基于质心距离的粗匹配与基于纹理特征的精匹配等几个步骤。

3.1 图像预处理

由于SAR图像存在的相干斑噪声以及成像过程中产生的局部畸变会对最终的SAR图像匹配结果产生严重影响,因此在进行SAR图像匹配之前需进行图像预处理。通过这个过程可以消除或减小相干斑噪声等各种误差因素对匹配性能的影响,提高特征描述的精度和匹配算法的性能。本文在对常用图像预处理方法进行研究的基础上,选定3维块匹配滤波(Block-Matching and 3D filtering, BM3D)^[14]以及限制对比度的自适应直方图均衡(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE)^[15]作为本文的图像预处理方法。具体操作如下:

(1) 3维块匹配滤波(BM3D)。该方法能够在消除噪声的同时,起到保留图像轮廓等细节特征的作用。算法的基本思想是通过非局部操作寻找SAR图像的相似块进行匹配,得到3维图像块矩阵,随后对图像块矩阵进行维纳滤波操作,再对最终数据进行逆变换以获得无噪声图像。它的具体步骤包括3步:首先使用硬阈值得到相对干净的图像块以用于统计数据;接着在变换域中采用维纳滤波对图像全部信号降噪;最后对图像中重叠图像块的估计结果进行加权平均。

(2) 限制对比度的自适应直方图均衡(CLAHE)。通常成像后的SAR图像对比度低,整体亮度偏暗,加之滤波处理后会模糊化图像的部分特征信息。因此,为提高图像的锐度,使图像特征在视觉上更加清晰,本节对滤波后的SAR图像进行对比度增强。常用的图像增强方法有自适应直方图均衡化(Adaptive Histogram Equilibrium, AHE)和限制对比度的自适应直方图均衡(CLAHE)两种方法。AHE和CLAHE的相同点在于它们都是对图像局部区域的直方图进行计算,改变图像亮度的分布情况以达到重新调整局部范围内对比度的目的。但是AHE对图像增强的同时会放大区域的噪声,而CLAHE方法对每个局部的直方图进行了对比度限幅,有效地控制了噪声放大的问题,因此,本文选取CLAHE方法对SAR图像进行增强处理。

3.2 基于改进模糊聚类的闭合轮廓提取

关于图像的轮廓提取存在很多方法,常见的有梯度法、模板匹配法以及变换域法等,但是这些方法通常难以提取目标的整体轮廓同时会产生虚假边缘使得算法计算量过大。针对这一问题,本文提出改进的图像聚类分割方法,在此基础上通过Canny算子^[16,17]对分割后的图像进行边缘检测,然后对边缘图像进行区域轮廓跟踪以得到SAR图像的完整清晰的闭合轮廓特征。具体步骤如下:

(1) 改进的模糊C均值聚类(Fuzzy C-Means clustering, FCM)图像分割。实现图像分割一般采用图像聚类方法,其中基于模糊理论的聚类方法更为自然,特别是作为软聚类方法的FCM算法^[18]。该算法的基本思想是:先将 n 个点 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分成 c 个模糊类别,并求出每类的聚类中心,使得目标函数达到最小,其目标函数的定义为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

式中, $U = [u_{ik}]$ 为模糊分类矩阵; $V = [v_i]$ 为聚类中心矩阵,其中的 v_i 表示第 i 类聚类中心; m 表示加权指数; $d_{ik} = \|x_k - v_i\|$ 代表第 i 类聚类中心与第 k 个样本数据点的欧氏距离。但欧氏距离衡量的是多维空间中各个点之间的绝对距离,无法真实反映聚类算法中各个样本数据点到聚类簇中心的距离。因此,为了提高FCM算法对图像信息的利用度,以及准确反映图像真实的聚类中心,本文利用马氏距离替代欧氏距离实现聚类计算

$$d_{ij} = \|c_i - x_j\| = \sqrt{(X_i - X_j) S^{-1} (X_i - X_j)^T} \quad (2)$$

其中, X_i 和 X_j 分别为第 i 个和第 j 个样本的 m 个指标所组成的向量, S 为样本总体的协方差矩阵。

(2) Canny算子边缘提取。实现图像的边缘检测,通过检测图像中各个像素点邻域内的灰度变化,利用边缘邻近1阶或2阶方向导数的变化规律来检测边缘,其中引入了梯度运算。Canny提出的基于最优化算法的边缘检测算子具有很好的信噪比与检测精度,因此本文对完成图像分割后的SAR图像采用Canny算子^[19]来提取边缘。

(3) 轮廓跟踪。轮廓跟踪就是根据图像边界点的连通性,通过逐点跟踪来获得区域轮廓的方法。本文对步骤2获取的二值图像进行区域轮廓跟踪,获得图像中所有的轮廓信息。最后将开环或者足够小的轮廓剔除掉。通过以上操作获得满足要求的所有轮廓信息。

图1为图像聚类与轮廓提取的仿真结果图,其中图1(a)为原始星载SAR图像,图1(b)为基于欧氏

距离度量的图像聚类结果图，图1(c)为图1(b)所对应的轮廓提取图，图1(d)为本文所提出的基于马氏距离的图像聚类结果图，图1(e)为图1(d)所对应的轮廓提取图。从视觉效果可以看出本文所提的聚类方法在聚类效果上更容易将目标与背景分离得到完整的目标图像块，而基于欧氏距离的聚类方法会出现很多空洞，在聚类效果上会遗漏图像的部分目标信息。从轮廓的提取结果可以看出，图1(e)中包含更多的闭合大轮廓且轮廓信息完整，而图1(c)中包含许多虚假边缘且轮廓信息不完整。因此，本文所提方法更有利于得到图像有用的轮廓信息且满足实际应用需求。

3.3 基于归一化轮廓中心距特征描述子的粗匹配

闭合轮廓匹配方法是基于两幅图像的所有闭合轮廓信息提取特征，然后根据特征间的关系来判断轮廓曲线是否相似，而特征间的相似性可以理解为图像自身之间的相似程度，因此轮廓匹配的准确性由轮廓描述符所决定。常见的轮廓描述方法有质心距离、复数坐标、曲率函数、累加角度等，其中质心距离可以同时反映闭合轮廓局部和全局特征，且在鲁棒性和信息保留方面具有很好的性能。因此，本节采用质心距离来描述闭合轮廓，为使其满足尺度不变性、旋转不变性，本节设计了一种归一化轮

廓中心距特征描述子，通过采用最近邻配准法得到粗匹配轮廓对。

轮廓点的质心距离描述了轮廓点到质心的距离大小，质心距离具有平移和旋转不变特性以及相似性，即如果两条闭合轮廓曲线的缩放比例相差 r 倍，则对应点的质心距离也相差 r 倍。

假设，通过SAR图像预处理和轮廓提取后得到的闭合轮廓总数为 N ， $X = (x_i, y_i)$ 为轮廓曲线 Q 上任意一点，则定义其质心距离为

$$r(i) = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

式中， (x_c, y_c) 为轮廓曲线的质心坐标且计算公式为

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^M x_i}{M} \quad (4)$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^M y_i}{M} \quad (5)$$

式中， M 表示轮廓点的总个数。将得到的轮廓点质心距离由大到小排列为行质心距离矩阵

$$R(o) = [r(1), r(2), \dots, r(M)], \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

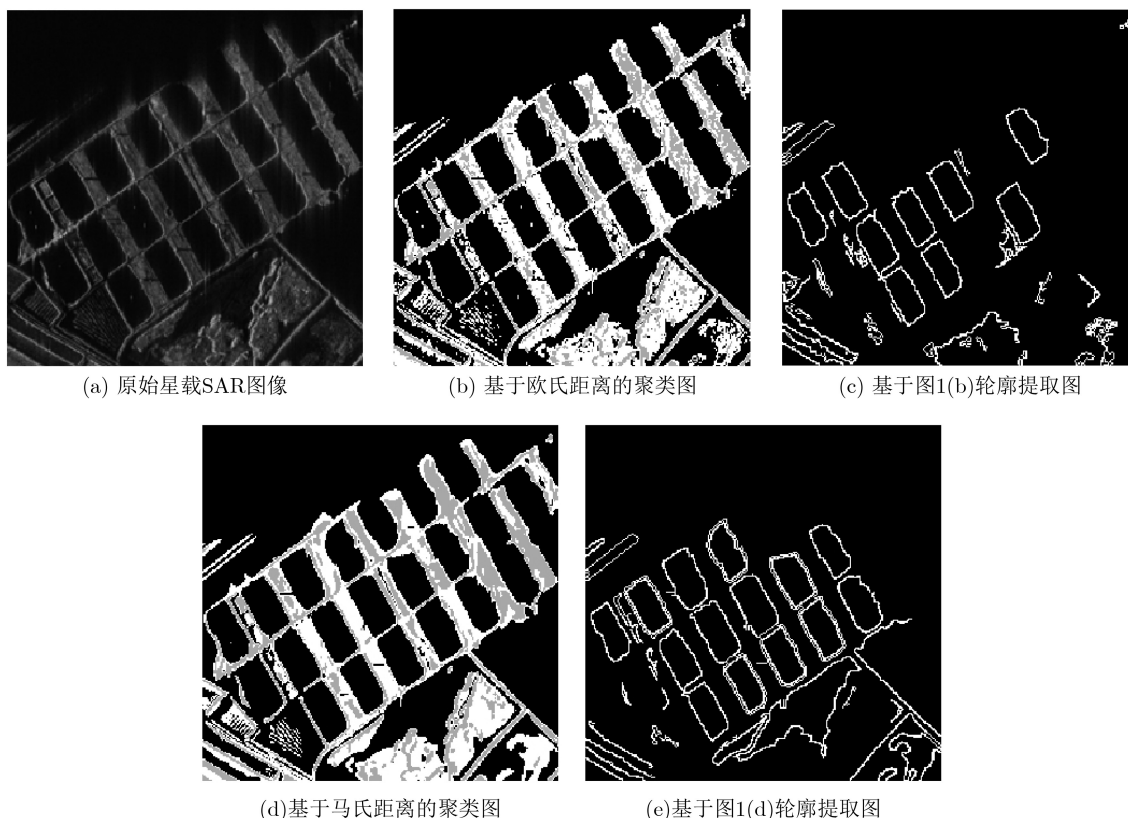


图1 图像聚类与轮廓提取仿真结果

为使图像匹配满足尺度不变性, 本文将质心距离矩阵分为4块, 间隔取为质心距离最大值与特征块数的比值; 接着按照间隔数统计出每一个特征块中所包含的轮廓点数, 并对特征点数进行归一化处

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} Q(1) \\ Q(2) \\ \vdots \\ Q(W) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} K_{11} & K_{12} & \cdots & K_{14} \\ K_{21} & K_{22} & \cdots & K_{24} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ K_{W1} & K_{W2} & \cdots & K_{W4} \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} P(1) \\ P(2) \\ \vdots \\ P(L) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} H_{11} & H_{12} & \cdots & H_{14} \\ H_{12} & H_{22} & \cdots & H_{24} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ H_{L1} & H_{L2} & \cdots & H_{L4} \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中, K, H 分别表示满足一定统计间隔且归一化后的质心距离总点数。当计算出基准图和实时图中的归一化轮廓中心距特征描述子 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 后, 本节利用图像匹配算法中的欧氏距离, 对特征描述子按行逐点进行计算

$$d_{ij} = \sqrt{(K_{i1} - H_{j1})^2 - (K_{i2} - H_{j2})^2 - (K_{i3} - H_{j3})^2 - (K_{i4} - H_{j4})^2} \quad (8)$$

$$D_{AB} = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1L} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2L} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ d_{W1} & d_{W2} & \cdots & d_{WL} \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$D_{BA} = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1W} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2W} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ d_{W1} & d_{W2} & \cdots & d_{WH} \end{pmatrix}$$

式中, i 和 j 分别表示 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 中的行数。得到描述符后, 但由于SAR图像实际中会受到畸变、噪声等的干扰, 欧氏距离最近的点不一定是准确的匹配轮廓对, 因此, 可以计算归一化轮廓中心距特征描述子中欧氏距离行矩阵的最近邻距离比率(Nearest Neighbor Distance Ratio, NNDR)^[20], 定义为

$$\text{NNDR} = \frac{d_{\min}}{d_{n-\min}} \quad (10)$$

式中, d_{\min} 为最近邻距离, $d_{n-\min}$ 为次近邻距离。若NNDR满足阈值要求, 则最近邻点为正确匹配轮廓对, 否则, 认为最近邻点代表的是错误匹配轮廓对。

3.4 基于改进局部二值模式的精匹配

为了得到精确的匹配结果, 本节选择已匹配轮廓中质心距离最大值和最小值对应的两点, 计算LBP算子, 通过这一重要的底层特征来直接反映图像的局部纹理信息, 获得最终的匹配结果^[21]。传统的局部二值模式LBP算子, 通过比较中心像素与邻域像素进行灰度值的阈值运算, 得到中心像素和邻域像素的二值关系, 将二值化的邻域像素值按照一定的编码规则生成编码值, 最后将编码值的统计直方图作为纹理特征描述^[22]。传统的LBP算子表示为

$$\text{LBP} = \sum_{p=1}^8 s(r_p - r_c) 2^{p-1} \quad (11)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (12)$$

理, 即可得到满足尺度不变性的归一化轮廓中心距特征描述子。

通过上述计算后可以得到图像 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的特征描述子

式中, r_p 为邻域像素灰度值; r_c 为中心像素灰度值; $s(x)$ 为阈值化函数。

计算时首先选取 3×3 大小的8邻域, 然后比较邻域范围内中心像素和邻域像素的灰度值, 根据阈值化函数 $s(x)$ 将邻域位置赋值为0或1。具体地, 比中心像素值大的点赋值为1, 比中心像素点小的点赋值为0, 得到8个二进制数值, 然后, 按照一定的编码规则获得LBP算子的编码值。原始LBP算子的阈值化示意图如图2所示。

如图2所示, 原始的LBP算子的最大缺陷在于它只覆盖了一个固定半径范围内的小区域, 当存在不同尺寸和频率的纹理特征时, 原始LBP算子不能满足实际匹配需求。为了适应不同尺度的纹理特征, 并达到旋转不变性的要求, 本文创新性地利用圆形邻域代替正方形邻域, 并通过不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LBP值使得LBP特征具有旋转不变性, 最后取最小值作为该圆域的LBP值。改进的LBP算子表示为

$$\text{LBP}_{P,R}^r = \min \{ \text{ROR}(\text{LBP}_{P,R}, k) \mid k = 0, 1, \dots, P-1 \} \quad (13)$$

式中, $\text{LBP}_{P,R}^r$ 表示局域旋转不变性的LBP特征; $\text{ROR}(x, k)$ 表示对 P 位二进制数 x 向右循环移位 k 次 ($|k| < p$)。

具体实现过程如图3所示。各算子下方的数字表示该算子对应的LBP值, 共展示了8种LBP模式, 经过旋转不变处理, 最终获得具有旋转不变性

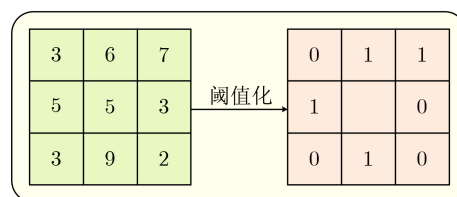


图2 原始LBP阈值化示意图

的LBP值为15，即8种LBP模式对应的旋转不变的LBP模式都是00001111。

图4是本节定义的改进LBP算子精匹配模型图，将轮廓质心作为圆域中心点，圆域的半径R取为特征点到轮廓质心的距离，并在圆上等间隔取P个采样点。每个采样点的值可以通过式(14)和式(15)计算

$$x_p = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (14)$$

$$y_p = y_c - R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (15)$$

式中， (x_c, y_c) 为邻域中心点； (x_p, y_p) 为某个采样点。通过上式可以计算任意采样点的坐标，但得到的坐标未必完全是整数，可以通过双线性插值获得该采样点的精确坐标；然后分别计算每一对粗匹配轮廓对的最大质心距离点和最小质心距离点所对应的LBP值，获得LBP值相等的精匹配轮廓对；最后选取精匹配轮廓对的最大质心距离点和最小质心距离点作为最终的精匹配特征点

$$f(x, y) \approx [1-x \ x] \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) \\ f(1,0) & f(1,1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-y \\ y \end{bmatrix} \quad (16)$$

综上所述，对本文所提联合质心距离和纹理信息的SAR图像轮廓匹配算法的具体步骤如下：

步骤1 计算得到两幅图像中闭合轮廓的归一化轮廓中心距特征描述子；

步骤2 计算图像A相对于B的欧氏距离矩阵，并对每一行按NNDR求得最优值；

步骤3 计算图像B相对于A的欧氏距离矩阵，并对每一行按NNDR求得最优值；

步骤4 取步骤2与步骤3结果的交集作为正确匹配轮廓对，并用鲁棒性强的质心点将两幅图像连接；

步骤5 对于步骤4得到的粗匹配轮廓对，选择质心距离最大值与最小值的点分别作为中心，构建改进后的LBP算子精匹配模型图。若特征点的LBP值相同，则证明通过质心距离粗匹配结果正确，将此轮廓对列入正确匹配集合。

步骤6 为了使最终匹配结果可视化，本文将匹配轮廓上满足纹理信息要求的特殊点连接起来。

算法整体流程如图5所示。

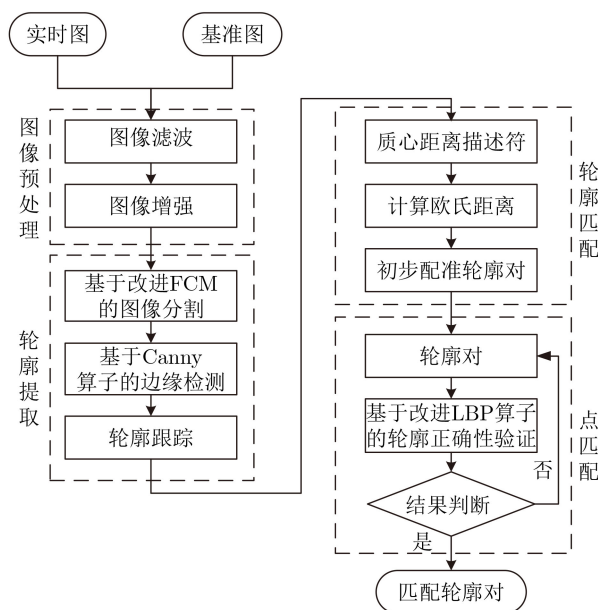


图 5 算法整体流程图

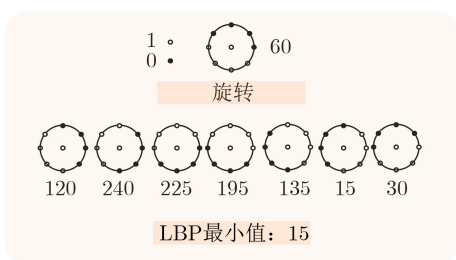


图 3 LBP旋转不变模式

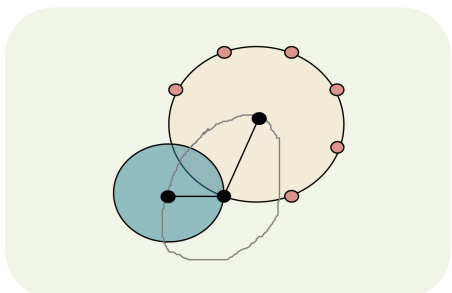


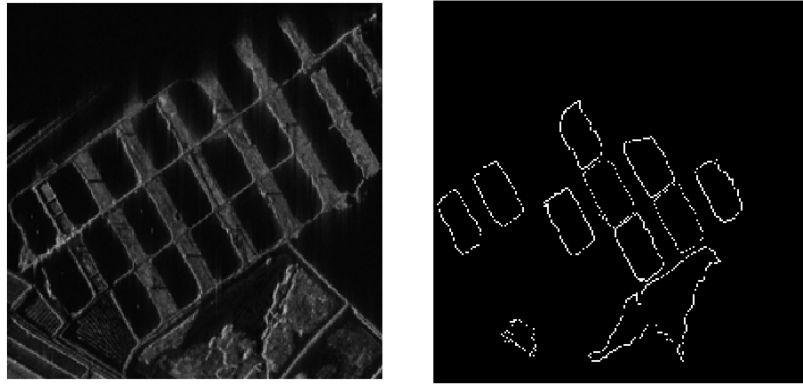
图 4 改进LBP算子精匹配模型图

4 试验结果分析

为了验证本文所提方法的有效性，本节将从闭合轮廓提取结果、提取特征点数量、正确匹配点比率和均方根误差等几个方面对所提方法进行考核。作为对比的算法为SURF算法、SIFT-OCT算法、SAR-SIFT算法。测试数据为存在一定畸变的某池塘SAR实测图像，分辨率均为0.5 m，图像大小为428×428。试验内容包括闭合轮廓提取试验，存在旋转角度变换的图像匹配试验，存在尺度变换的图像匹配试验、同时存在旋转和尺寸变换的图像匹配试验、存在灰度差异的图像匹配试验，与主流匹配算法进行定量对比分析。

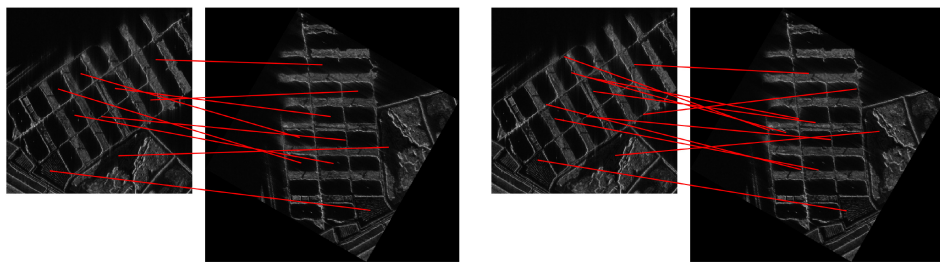
4.1 闭合轮廓提取结果分析

本节选取SAR实测数据，首先对图像进行预处理及轮廓提取操作，效果如图6所示。可以看出本文所提图像预处理方法很好地提取到SAR图像的闭



(a) 原始星载SAR图像 (b) 本文方法提取的闭合轮廓图

图6 图像轮廓提取结果



(a) 基于质心距离的粗匹配结果 (b) 基于改进LBP算子的精匹配结果

图7 SAR图像旋转60°时本文算法特征匹配结果

合轮廓特征，降低了相干斑噪声等其他因素对后续SAR图像匹配方法的影响。

4.2 抗旋转变换、尺度变换以及灰度差异匹配结果分析

抗旋转变换性能分析：将SAR图像旋转60°后

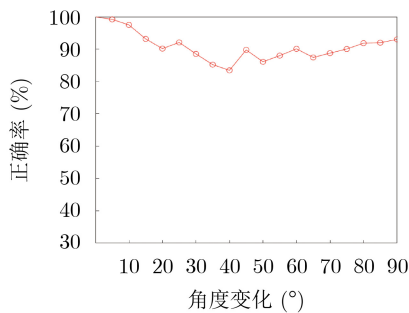
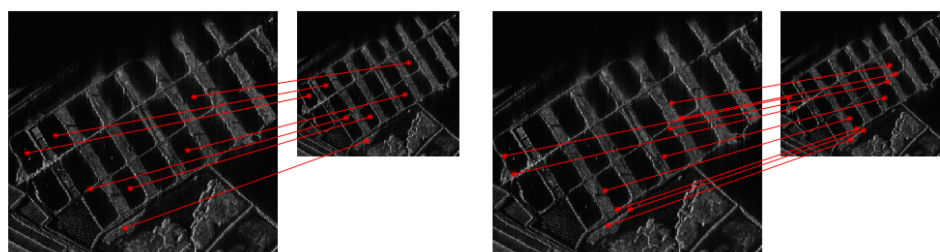


图8 旋转角度与正确匹配率关系示意图

的匹配结果如图7所示。其中，图7(a) 是基于质心距离的粗匹配结果，获得的匹配点对为9对；图7(b) 是基于改进LBP算子的精匹配结果，本文算法最终获得的匹配点对为11对，正确匹配点对为10对，正确匹配率为90.91%；将SAR图像每隔5°进行旋转，旋转角度从0°~90°，生成一系列具有不同角度差异的待配准图像与基准图像进行匹配试验，本文算法匹配正确率的变化如图8所示。在两幅图像存在旋转差异的情况下，本文所提算法的匹配正确率均高于83%，具有较好的抗旋转性。

抗尺度变换性能分析：SAR图像缩放比例为0.7时本文算法特征匹配结果如图9所示。其中，图9(a) 是基于质心距离的粗匹配结果，获得匹配点对为7对；图9(b) 是基于改进LBP算子的精匹配结果，本文算法最终获得的匹配点对为10对，正确匹配点



(a) 基于质心距离的粗匹配结果 (b) 基于改进LBP算子的精匹配结果

图9 SAR图像缩放比为0.7时本文算法特征匹配结果

对为9对，正确匹配率为90%；将SAR图像按照间隔0.1进行尺度变化，尺度变换从1.0~0.1，生成一系列具有不同尺度差异的待配准图像与基准图像进行匹配试验，本文算法匹配正确率的变化如图10所示，在两幅图像存在尺度差异的情况下，本文所提算法的匹配正确率均高于85%，具有较好的抗尺度变换性。

旋转和尺度同时变化性能分析：SAR图像缩放比例为0.7，旋转90°时，本文算法特征匹配结果如图11所示。其中图11(a)是基于质心距离的粗匹配结果，获得匹配点对为6对；图11(b)是基于改进LBP算子的精匹配结果，本文算法最终获得的匹配点对为9对，正确匹配点对为8对，正确匹配率为88.89%；将SAR图像先分别进行40%，80%倍缩放，然后对每个尺度每隔5°旋转1次，旋转角度从0°~90°，生成一系列同时具有旋转差异和尺度差异的待配准图

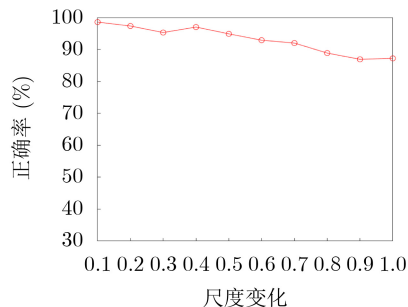


图 10 尺度因子与匹配正确率关系示意图

像与基准图像进行匹配试验，本文算法匹配正确率的变化如图12所示，在两幅图像同时存在尺度差异和旋转差异的情况下，本文所提算法的匹配正确率均高于80%，具有较好的抗大尺度性能与抗大角度旋转性能。

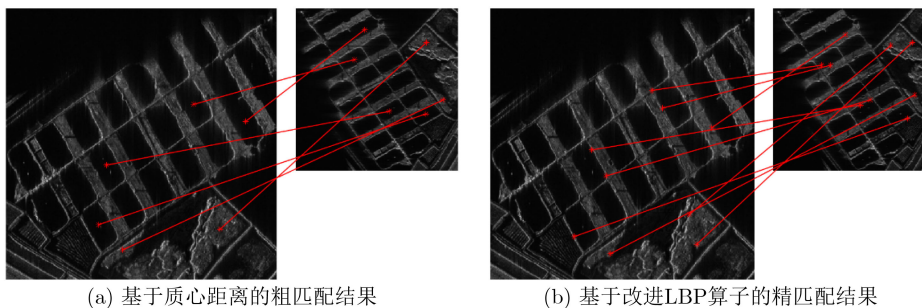


图 11 SAR图像缩放比例0.7、旋转90°时本文算法特征匹配结果

抗灰度差异性能分析：SAR图像缩放比例为0.7，且添加方差为0.08的乘性斑点噪声以及高斯噪声，

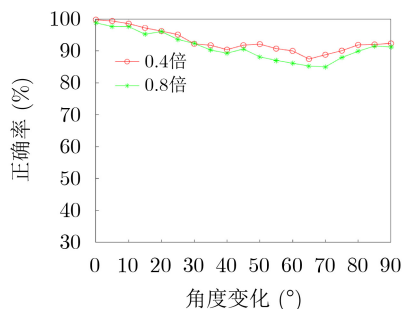


图 12 尺度因子与匹配正确率关系示意图

生成具有不同灰度差异的待配准图像，本文算法特征匹配结果如图13所示。图13(a)是基于质心距离的粗匹配结果，获得匹配点对为7对；图13(b)是基于改进LBP算子的精匹配结果，本文算法最终获得的匹配点对为9对，正确匹配点对为8对，正确匹配率为88.89%；将SAR图像每隔方差0.01施加乘性斑点噪声以及高斯噪声，噪声方差从0.01~0.1，生成具有不同灰度差异的待配准图像与基准图像进行匹配试验，本文算法匹配正确率的变化如图14所示，在两幅图像存在灰度差异的情况下，本文所提算法的匹配正确率均高于84%，对噪声引起的灰度变化具有较好的稳定性。

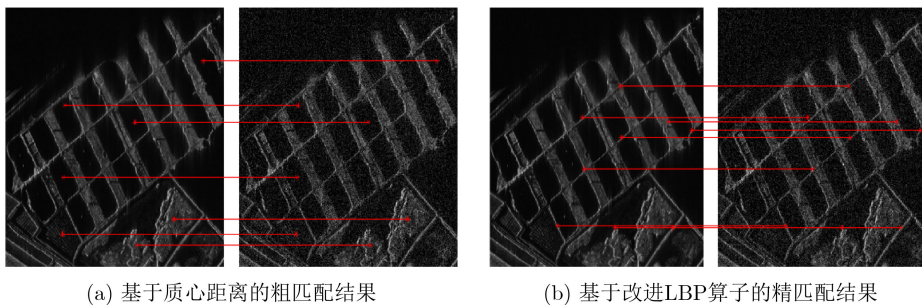


图 13 抗灰度差异性仿真结果

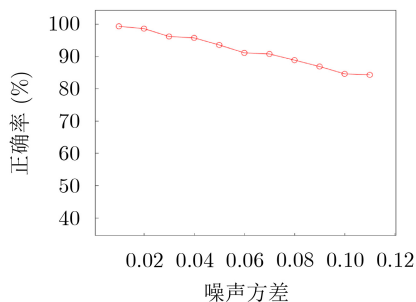


图 14 噪声方差与匹配正确率关系示意图

综上所述,当SAR图像存在较大角度旋转变化、较大尺度变化或存在灰度差异时,本文方法能够获得较好的匹配正确率,说明本文方法对上述差异具有较强的鲁棒性。

4.3 匹配效果对比

为了验证本文算法相对于已有算法的优越性,这里从匹配点对数、正确匹配对数、匹配正确率、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)及执行时间5个方面进行综合评价。其中, RMSE表征算法的匹配误差,均方根误差值越小,说明算法的匹配精度越高,表达式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (R(i, j) - F(i, j))^2}{M \times N}} \quad (17)$$

式中, R 和 F 分别为匹配前后SAR图像的灰度值, M 和 N 代表图像的宽度值和高度。测试数据选取同时存在旋转角度变换和尺度变换的SAR图像进行试验,基准SAR图像大小为 480×320 ,实时SAR图像大小为 300×300 ,分辨率均为 0.5 m 。

上述4种SAR图像匹配算法的具体匹配结果如

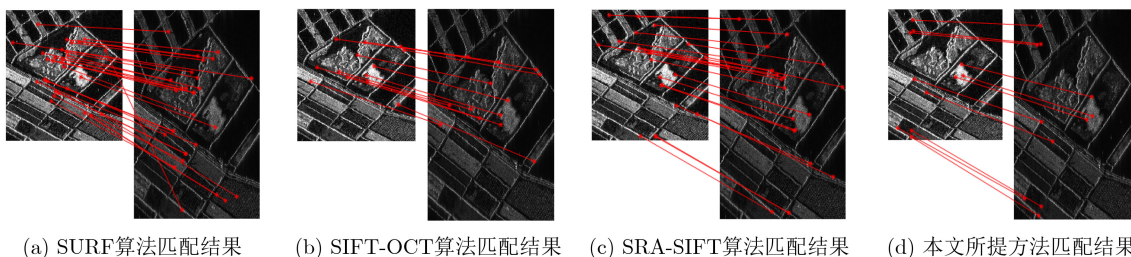


图 15 4种算法匹配结果

表 1 匹配方法定量比较分析

方法	RMSE	时间(ms)	匹配数	正确匹配数	正确率(%)
SURF算法	6.952	218	26	21	80.77
SIFT-OCT算法	6.914	287	13	11	84.62
SAR-SIFT算法	5.071	310	19	17	89.47
本文所提方法	4.785	210	11	10	90.91

图15所示,其中各分图中的右图为基准SAR图像,左图为实时SAR图像。基于匹配结果,对4种算法进行定量分析,分析结果如表1所示。在特征点获取方面,由于本文受限于闭合轮廓特征,本文方法检测到的匹配点数较少,但本文所提方法检测到的匹配点分布均匀且匹配结果的正确率高,能够达到精匹配的目的。对比表征匹配误差的RMSE值,本文所提方法的RMSE明显低于SURF和SIFT-OCT算法,并与经典SAR图像匹配方法SAR-SIFT算法的RMSE值差别不大,能够达到精确匹配的目的。对比执行时间,本文所提方法的时间复杂度与其他算法虽然仍在同一量级上,但相对而言降低许多,能够达到实时匹配的目的。综上所述,本文算法具有较好的精确性、鲁棒性,为后续的定位、目标检测识别和图像融合技术提供技术保障。

为了进一步验证本文所提算法的适用性和鲁棒性,基于该组测试数据选取不同的匹配误差允许范围进行试验,并对结果进行综合分析,如图16所示。该曲线图为本文所提算法、SIFT-OCT算法、SAR-SIFT算法以及SURF算法的匹配性能分析图,横轴表示算法的误差容许范围,纵轴表示匹配结果的正确率。根据图中曲线可知,本文算法在同样的误差容许范围内匹配正确率最高,具有较好的适用性、鲁棒性。

5 结论

为了进一步提高星载与弹载/机载SAR图像匹配的精确性和鲁棒性,本文结合轮廓质心距离和局部二值模式(LBP)算子的优点,提出了一种逐步求精策略下的SAR图像轮廓匹配新方法。该方法首先通过改进基于模糊C均值聚类的图像分割方法,增

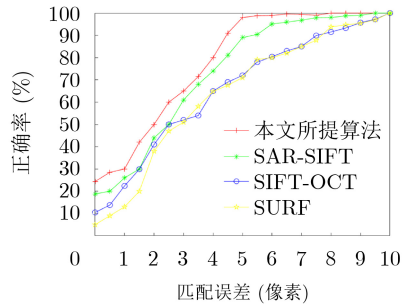


图 16 4种算法匹配性能分析图

强了轮廓提取过程中对SAR图像信息的利用率; 进而提出一种归一化轮廓中心距特征描述子, 使其满足平移及尺度不变性等优点; 通过轮廓质心距离粗匹配, 可找到具有鲁棒性的闭合轮廓, 提高匹配准确性; 基于得到的粗匹配轮廓对, 计算质心距离最大点和最小点处的改进LBP值, 通过验证图像的局部纹理信息以得到精确匹配结果。试验结果表明, 本文所提方法具有精确性高、鲁棒性强的优势, 同时, 在基准SAR图像与实时SAR图像之间具有较大尺度变化和角度变化的情况下, 该方法结果优于传统的算法, 具有良好的适用性。

参考文献

- [1] WU Yue, LIU Junwei, ZHU Chenzhuo, *et al.* Computational intelligence in remote sensing image registration: A survey[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2021, 18(1): 1–17. doi: [10.1007/s11633-020-1248-x](https://doi.org/10.1007/s11633-020-1248-x).
- [2] JIANG Qian, LIU Yadong, YAN Yingjie, *et al.* A contour angle orientation for power equipment infrared and visible image registration[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2021, 36(4): 2559–2569. doi: [10.1109/TPWRD.2020.3011962](https://doi.org/10.1109/TPWRD.2020.3011962).
- [3] LI Hui, MANJUNATH B S, and MITRA S K. A contour-based approach to multisensor image registration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(3): 320–334. doi: [10.1109/83.366480](https://doi.org/10.1109/83.366480).
- [4] ÁLVAREZ N A, SANCHIZ J M, BADENAS J, *et al.* Contour-based image registration using mutual information[C]. Second Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Estoril, Portugal, 2005: 227–234.
- [5] CHEN Fulong, ZHANG Hong, and WANG Chao. A Novel feature matching method in airborne SAR image registration[C]. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul, South Korea, 2005: 4722–4724.
- [6] ZHANG Hong, WANG Chao, TANG Yixian, *et al.* A new image registration method for multi-frequency airborne high-resolution SAR images[C]. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Toulouse, France, 2003: 167–169.
- [7] XIE Kun, CHEN Jinlong, and YANG Minghao. A remote sensing image registration method based on multi-features[C]. 2019 IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), Xiamen, China, 2019: 134–138.
- [8] 孙兴龙, 韩广良, 郭立红, 等. 采用轮廓特征匹配的红外-可见光视频自动配准[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(5): 1140–1151. SUN Xinglong, HAN Guangliang, GUO Lihong, *et al.* Infrared-visible video automatic registration with contour feature matching[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(5): 1140–1151.
- [9] SCHWIND P, SURI S, REINARTZ P, *et al.* Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(8): 1959–1980. doi: [10.1080/01431160902927622](https://doi.org/10.1080/01431160902927622).
- [10] BAY H, TUYTELAARS T, and VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features[C]. Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006: 404–417.
- [11] 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. doi: [10.1109/TGRS.2014.2323552](https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2323552).
- [12] MATAS J, GALAMBOS C, and KITTLER J. Robust detection of lines using the progressive probabilistic Hough transform[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 78(1): 119–137. doi: [10.1006/cviu.1999.0831](https://doi.org/10.1006/cviu.1999.0831).
- [13] 包建强, 张献州, 李圆, 等. 多种空间直线拟合方法应用分析[J]. *测绘科学*, 2020, 45(5): 132–139, 151. BAO Jianqiang, ZHANG Xianzhou, LI Yuan, *et al.* Applied analysis of various space linear fitting methods[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, 45(5): 132–139, 151.
- [14] 吴静, 周先春, 徐新菊, 等. 三维块匹配波域调和滤波图像去噪[J]. *计算机科学*, 2020, 47(7): 130–134. WU Jing, ZHOU Xianchun, XU Xinju, *et al.* Image denoising by mixing 3D block matching with harmonic filtering in transform domain[J]. *Computer Science*, 2020, 47(7): 130–134.
- [15] OLVERA R D P, ZERON E M, ORTEGA J C P, *et al.* A feature extraction using SIFT with a preprocessing by adding CLAHE algorithm to enhance image histograms[C]. 2014 International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering, Cuernavaca, Mexico, 2014: 20–25.
- [16] SHANG Ronghua, LIU Mengmeng, LIN Junkai, *et al.* SAR image segmentation based on constrained smoothing and hierarchical label correction[J]. *IEEE Transactions on*

- Geoscience and Remote Sensing*, To be published. doi: [10.1109/TGRS.2021.3076446](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3076446).
- [17] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679–698. doi: [10.1109/TPAMI.1986.4767851](https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851).
- [18] RAHMAN T and ISLAM M S. Image segmentation based on fuzzy C means clustering algorithm and morphological reconstruction[C]. 2021 International Conference on Information and Communication Technology for Sustainable Development (ICICT4SD), Dhaka, Bangladesh, 2021: 259–263.
- [19] 李彦, 赵其峰, 闫河, 等. Canny算子在PCBA目标边缘提取中的优化应用[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(9): 2096–2102. doi: [10.37188/OPE.20202809.2096](https://doi.org/10.37188/OPE.20202809.2096).
LI Yan, ZHAO Qifeng, YAN He, *et al.* Optimized application of Canny operator in PCBA target edge extraction[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(9): 2096–2102. doi: [10.37188/OPE.20202809.2096](https://doi.org/10.37188/OPE.20202809.2096).
- [20] HU Yipeng, ALEXANDER D C, and MERTZANIDOU T. Image Registration[M]. Cham: Springer, 2020: 1–8.
- [21] HOU Kang, LÜ Xuefei, and ZHANG Wenhui. An adaptive fusion panoramic image mosaic algorithm based on circular LBP feature and HSV color system[C]. 2020 IEEE International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA), Chongqing, China, 2020: 94–100.
- [22] 魏祥坡, 余旭初, 张鹏强, 等. 联合局部二值模式的CNN高光谱图像分类[J]. *遥感学报*, 2020, 24(8): 1000–1009.
WEI Xiangpo, YU Xuchu, ZHANG Pengqiang, *et al.* CNN with local binary patterns for hyperspectral images classification[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(8): 1000–1009.
- 马晓蕊: 女, 1981年生, 博士生, 研究方向为图像处理与模式识别、图像智能检测。
郑昌文: 男, 1969年生, 研究员, 研究方向为图像处理、大数据分析以及系统仿真、智能软件工程。
梁毅: 男, 1981年生, 副教授, 研究方向为雷达成像、精确制导、图像匹配融合、实时信号处理。

责任编辑: 余蓉