

一种用于极化SAR图像的快速超像素分割算法

张 月 邹焕新* 邵宁远 周石琳 计科峰

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘 要: 超像素分割算法作为预处理技术应该具有如下特性: 快速的运算速度、较高的边缘贴合度及同质区域规则的形状。基于迭代边缘精炼(Iterative Edge Refinement, IER)的超像素快速分割算法在光学图像上取得了较好的效果。但是, 由于极化SAR图像受相干斑噪声影响, 并且存在许多小块的或者细长的区域, 因此, 当将IER算法直接用于极化SAR图像进行超像素分割时, 难以获得理想的结果。针对以上问题, 该文在初始化步骤, 将不稳定像素点集初始化为极化SAR图像中的所有像素点而非网格边缘像素点; 在为不稳定像素点的局部重贴标签中, 用快速的修正Wishart距离代替颜色空间的欧式距离; 然后, 采用基于不相似度的后处理算法, 在移除生成的孤立小面积超像素的同时保留强散射点目标; 最后, 基于一幅仿真图像和一幅AirSAR实测极化SAR图像, 与其他3种较优的算法进行了对比实验。实验结果表明, 就几种常用评价标准而言, 该文算法具有较好的特性, 而且该文算法计算效率高, 能够生成边缘贴合度较高的、形状规则的超像素。

关键词: 超像素分割; 边缘精炼; 修正Wishart距离; 不稳定像素点; 极化SAR图像

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2017)05-0564-10

DOI: 10.12000/JR17018

引用格式: 张月, 邹焕新, 邵宁远, 等. 一种用于极化SAR图像的快速超像素分割算法[J]. 雷达学报, 2017, 6(5): 564-573. DOI: 10.12000/JR17018.

Reference format: Zhang Yue, Zou Huanxin, Shao Ningyuan, *et al.* Fast superpixel segmentation algorithm for PolSAR images[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(5): 564-573. DOI: 10.12000/JR17018.

Fast Superpixel Segmentation Algorithm for PolSAR Images

Zhang Yue Zou Huanxin Shao Ningyuan Zhou Shilin Ji Kefeng

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology,
Changsha 410073, China)

Abstract: As a pre-processing technique, superpixel segmentation algorithms should be of high computational efficiency, accurate boundary adherence and regular shape in homogeneous regions. A fast superpixel segmentation algorithm based on Iterative Edge Refinement (IER) has shown to be applicable on optical images. However, it is difficult to obtain the ideal results when IER is applied directly to PolSAR images due to the speckle noise and small or slim regions in PolSAR images. To address these problems, in this study, the unstable pixel set is initialized as all the pixels in the PolSAR image instead of the initial grid edge pixels. In the local relabeling of the unstable pixels, the fast revised Wishart distance is utilized instead of the Euclidean distance in CIELAB color space. Then, a post-processing procedure based on dissimilarity measure is employed to remove isolated small superpixels as well as to retain the strong point targets. Finally, extensive experiments based on a simulated image and a real-world PolSAR image from Airborne Synthetic Aperture Radar (AirSAR) are conducted, showing that the proposed algorithm, compared with three state-of-the-art methods, performs better in terms of several commonly used evaluation criteria with high computational efficiency, accurate boundary adherence, and homogeneous regularity.

Key words: Superpixel segmentation; Edge refinement; Revised Wishart distance; Unstable pixels; Polarimetric Synthetic Aperture Radar (PolSAR) image

收稿日期: 2017-02-28; 改回日期: 2017-07-04; 网络出版: 2017-07-28

*通信作者: 邹焕新 hzxou2008@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61331015, 61372163)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61331015, 61372163)

1 引言

极化合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有4个通道HH, HV, VH, VV, 能够提供丰富的信息。因此, 极化SAR图像解译研究成为当前热点之一, 而极化SAR图像分类^[1-5]是其中一项主要研究内容。当前极化SAR图像分类大致可分为两类: (1)基于像素点的分类; (2)基于区域的分类。由于极化SAR图像中存在相干斑噪声, 传统的基于像素点的极化SAR图像分类算法存在一些缺点^[6]: 对噪声敏感、计算量大等。相比于传统的基于像素点的分类算法, 基于区域的分类算法是在区域级而非像素级处理图像的, 这就可以利用更多的区域信息, 而且算法的抗噪性能也更好, 因此, 基于区域的分类算法应用得越来越多。但是, 基于区域的分类首先需要生成合适的区域, 因此, 如超像素分割等区域生成的算法受到越来越多的关注。

超像素的概念首先是由Ren和Malik^[7]于2003年提出的, 超像素是一组具有相似颜色或其他低层特征的像素点的集合。目前, 超像素已在各个方面得到广泛应用, 如: 作为变化检测^[8,9]的预处理步骤、追踪的中层信息^[10]或分类的预处理步骤^[11-13]等。目前, 学者们已经提出了很多超像素分割算法, 这些算法通常可以划分为两类: 基于图的算法和基于梯度上升的算法。其中, Normalized Cuts (Ncut)^[7]、Entropy Rate Superpixels^[14]和Pseudo Boolean Optimization (PB)^[15]是第1类中的经典算法, 第2类包括QuickShift (QS)^[16]、Contour Relaxed Superpixels (CRS)^[17]、Superpixels Extracted via Energy-Driven Sampling (SEEDS)^[18]等。简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Clustering, SLIC)^[19]算法也属于第2类算法, 该算法实现简单且效果好, 因此, 应用得较多。但是, 以上的所有算法都是针对光学图像提出的, 由于极化SAR图像存在相干斑噪声和许多小面积或细长的区域, 因此当将这些算法直接用于极化SAR图像时, 生成的超像素效果较差。

SLIC主要包括3个步骤: (1)初始化; (2)局部k均值聚类; (3)后处理。Zou等人^[20]针对单通道极化SAR图像提出了一种基于广义Gamma分布的改进SLIC算法, 该算法虽然取得了较好的结果, 但并不适用于极化SAR图像。Feng等人^[21]用Wishart距离替代颜色空间的欧式距离对SLIC进行了改进, 从而应用于极化SAR图像, 虽然该算法取得了较好的结果, 但是孤立小面积区域仍然存在, 且算法计算效率较低。Xie等人^[9]提出了另一种改进的SLIC算法应用于极化SAR图像, 该算法将空间距离、

Wishart距离和边缘梯度距离的加权和作为距离度量, 从而使得图像的边缘得到很好的保留, 但是该算法的计算效率较低。Qin等人^[22]基于修正Wishart距离和后处理对SLIC算法进行了改进, 该算法得到的超像素边缘贴合度较高, 但是计算效率较低且超像素形状的规则性较差。Zhu等人^[23]提出了一种基于迭代边缘精炼(Iterative Edge Refinement, IER)的超像素快速分割算法, 该算法计算效率高、同质区域规则性好、边缘贴合度高, 但是该算法是针对光学图像提出的, 并不适用于极化SAR图像。

针对以上问题, 受文献[23]的启发, 本文提出了一种用于极化SAR图像的IER算法。相比于IER算法, 本文在以下方面进行了改进: (1)IER算法将不稳定点集初始化为规则网格的边缘像素点, 本文算法将不稳定点集初始化为图像中的所有像素点, 从而使得不稳定点集包含图像中所有可能的边缘像素点, 进而消除极化SAR图像中小面积区域和细长区域的影响; (2)在为不稳定点重贴标签时, 为降低相干斑噪声的影响, 本文采用修正Wishart距离代替IER算法中CIELAB颜色空间^[17](由国际照明委员会(CIE)制定的一种色彩模式)的欧式距离作为数据距离度量, 从而降低极化SAR图像中相干斑噪声的影响; (3)借鉴文献[24]中提出的Wishart距离快速计算方法, 本文实现了修正Wishart距离的快速计算, 从而进一步提高计算效率; (4)本文采用基于不相似度度量的后处理算法取代IER算法中基于距离度量的连通分量分析(Connected Components Analysis, CCA)算法, 在移除孤立小面积区域的同时保留强散射点目标。最后, 本文基于一幅仿真图像和一幅AirSAR实测极化SAR图像, 与其他3种较优的算法进行了对比实验。实验结果表明, 就几种常用评价标准而言, 本文算法具有较好的特性, 而且本文算法计算效率高, 能够生成边缘贴合度高、同质区域形状规则的超像素。

2 基于光学图像的IER算法

IER是一种快速的超像素生成算法, 当用于光学图像进行超像素分割时效果很好。该算法与SLIC算法最大的不同是只为不稳定点重贴标签, 在一幅图像中, 不稳定点^[23]是指那些标签很可能发生变化且在下次迭代时需要检测的像素点, 其定义如下:

$$UP = \{p | nt(p) \neq nt(q) \text{ and } nt(q) \neq t(q), q \in Nb(p)\} \quad (1)$$

其中, p 和 q 是图像中的两个像素点, $Nb(p)$ 是 p 的邻域函数, 本文实验中采用4邻域函数, $t(i)$ 表示 i 的标签, $nt(i)$ 表示一次迭代后 i 的新标签, $i=p, q$ 。

IER算法在局部聚类中基于颜色-空间的加权距离为不稳定点重贴标签,即采用CIELAB颜色空间的欧式距离作为数据距离度量,表示如下:

$$d_c(i, j) = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \quad (2)$$

$$d_s(i, j) = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (3)$$

$$D(i, j) = \left(\frac{d_c(i, j)}{m} \right)^2 + \left(\frac{d_s(i, j)}{S} \right)^2 \quad (4)$$

其中,下标*i*和*j*分别代表第*i*个聚类的中心(坐标位置为(*x_i*, *y_i*))和第*j*个不稳定点(坐标位置为(*x_j*, *y_j*)),*l*, *a*和*b*代表CIELAB颜色空间的3个分量值,*S*表示初始化网格边长,*m*是紧致系数,*m*越大,空间距离所占比重越大,最终得到的超像素越规则。IER算法的详细信息请参阅文献[23]。

3 本文算法

IER是针对光学图像提出的,由于极化SAR图像存在相干斑噪声和许多小区域及细长区域,因此IER算法并不适用于极化SAR图像。3.1节介绍了修正Wishart距离,从而替代CIELAB颜色空间的欧式距离作为数据距离度量,极大地降低了相干斑噪声的影响;3.2节介绍了本文的初始化步骤,更好地解决了极化SAR图像中小面积区域和细长区域的超像素分割问题;3.3节介绍了基于不相似度度量的后处理方法,该方法能够在移除孤立小面积区域的同时保留强散射点目标;最后给出了本文的算法流程。

3.1 修正Wishart距离

3.1.1 传统修正Wishart距离 极化SAR数据通常包含后向散射信号的幅度和相位,后向散射信号是接收和发射极化方式的4种线性组合:HH, HV, VV, VH。极化SAR图像的每个像素点用一个相干矩阵*T*来描述极化信息,*T*可由Pauli散射向量*k_p*的外积表示如下:

$$\mathbf{T} = \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L \mathbf{k}_p \mathbf{k}_p^H \quad (5)$$

其中,*L*是视数,上标H表示共轭转置。设 $\mathbf{X} = L\mathbf{T}$,则 \mathbf{X} 服从Wishart分布^[26],即 $\mathbf{X} \sim W_c(L, q, \Sigma)$,其中 $\Sigma = E(\mathbf{k}_p \mathbf{k}_p^H)$,因此 \mathbf{X} 的概率密度函数(Probability Density Function, PDF)为:

$$p(\mathbf{X}|q, \Sigma) = \frac{|\mathbf{X}|^{L-q}}{\Gamma_q(L) |\Sigma|^L} \exp(-\text{Tr}[\Sigma^{-1} \mathbf{X}]) \quad (6)$$

$$\Gamma_q(L) = \pi^{q(q-1)/2} \prod_{j=1}^q \Gamma(L-j+1) \quad (7)$$

其中, $\Gamma(n)$ 是Gamma函数^[26],*q*是*k_p*的维数,在本文中其取值为3,|·|表示一个矩阵的行列式,则*T*的PDF可以重新表示为:

$$p(\mathbf{T}|q, \Sigma) = \frac{L^L q |\mathbf{T}|^{L-q}}{\Gamma_q(L) |\Sigma|^L} \exp(-L \text{Tr}[\Sigma^{-1} \mathbf{T}]) \quad (8)$$

设 Σ_i 和 Σ_j 分别是区域*R_i*和*R_j*的中心相干矩阵,则其对应的假设检验^[27]为:

$$\begin{cases} H_0: \Sigma_i = \Sigma_j \\ H_1: \Sigma_i \neq \Sigma_j \end{cases} \quad (9)$$

则 $\hat{\Sigma}_i$ 和 $\hat{\Sigma}_j$ 的最大似然估计分别为 $\hat{\Sigma}_i = \left(\sum_{n=1}^{N_i} \mathbf{T}_n \right) / N_i$ 和 $\hat{\Sigma}_j = \left(\sum_{n=1}^{N_j} \mathbf{T}_n \right) / N_j$ 。当假设*H₀*和*H₁*中的 Σ_j 已知时,检验统计量的似然率^[22]为:

$$Q = \frac{|\hat{\Sigma}_i|^{LN_i}}{|\hat{\Sigma}_j|^{LN_j}} \exp\left\{-LN_i \left(\text{Tr}(\hat{\Sigma}_j^{-1} \hat{\Sigma}_i) - q \right)\right\} \quad (10)$$

因此,*R_i*和*R_j*的距离为修正Wishart距离^[27],定义如下:

$$d_{RW}(R_i, R_j) = \ln \left(\frac{|\hat{\Sigma}_j|}{|\hat{\Sigma}_i|} \right) + \text{Tr}(\hat{\Sigma}_j^{-1} \hat{\Sigma}_i) - q \quad (11)$$

假设,像素点*i*的相干矩阵为*T_i*,第*j*个聚类*R_j*的中心相干矩阵为 $\mathbf{C}_j = \left(\sum_{n=1}^{N_j} \mathbf{T}_n \right) / N_j$,则像素点*i*和聚类*R_j*间的修正Wishart距离为:

$$d_{RW}(i, R_j) = \ln \left(\frac{|\mathbf{C}_j|}{|\mathbf{T}_i|} \right) + \text{Tr}(\mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i) - q \quad (12)$$

本文采用式(12)替代式(4)中的*d_c*(*i*, *j*),以消除相干斑噪声的影响。因此,本文所采用的加权距离为:

$$D(i, R_j) = \left(\frac{d_{RW}(i, R_j)}{m} \right)^2 + \left(\frac{d_s(i, R_j)}{S} \right)^2 \quad (13)$$

3.1.2 修正Wishart距离的快速实现 因为在局部重贴标签中,需要多次计算修正Wishart距离,因此在此距离的计算上将消耗大量时间。为进一步提高计算效率,本文采用修正Wishart距离的快速计算方法^[24]。如式(14)所示, $\text{Tr}(\mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i)$ 传统的计算方式是先将 \mathbf{C}_j^{-1} 乘以矩阵*T_i*,然后再计算矩阵 $\mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i$ 的迹,在求得 \mathbf{C}_j^{-1} 后,该计算过程还需27次乘法操作和20次加法操作。假设 $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i$,因为 \mathbf{C}_j^{-1} 和*T_i*都是3×3的复矩阵,因此 $\mathbf{\Gamma}$ 也是3×3的复矩阵。为了计算 $\mathbf{\Gamma}$ 的迹,只需对 $\mathbf{\Gamma}$ 的对角元素做加法操作,这也就意味着,计算 $\mathbf{\Gamma}$ 是多余的,实际上我们只需要获得其对角线元素即可。

基于上述思想,设 $\sigma = f(\mathbf{T})$ 是一个函数,该

函数能够将矩阵 \mathbf{T} 的所有元素重新排列为一个向量。本文中, $f(\mathbf{T}) = [\mathbf{T}_{11}, \mathbf{T}_{21}, \mathbf{T}_{31}, \mathbf{T}_{12}, \mathbf{T}_{22}, \mathbf{T}_{32}, \mathbf{T}_{13}, \mathbf{T}_{23}, \mathbf{T}_{33}]$, 显然, 对于相干矩阵 \mathbf{T} , \mathbf{T}_{ij} 和 \mathbf{T}_{ji} 是共轭对称的。设 $\mathbf{w}_j = f((\mathbf{C}_j^{-1})^T)$ 和 $\mathbf{t}_i = f(\mathbf{T}_i)$, 其中 $(\cdot)^T$ 表示一个矩阵的非共轭转置, 则 $\text{Tr}(\mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i) = (\mathbf{w}_j)^T \mathbf{t}_i$, 其中 \mathbf{w}_j 和 \mathbf{t}_i 都是9维向量, 与 $\text{Tr}(\mathbf{C}_j^{-1} \mathbf{T}_i)$ 相比, 仅需9次乘法操作和8次加法操作来计算 $(\mathbf{w}_j)^T \mathbf{t}_i$, 极大地提高了计算效率。因此, 修正 Wishart 距离的快速计算形式为:

$$d_{\text{RW}}(\mathbf{T}_i, R_j) = \ln \left(\frac{|\mathbf{C}_j|}{|\mathbf{T}_i|} \right) + (\mathbf{w}_j)^T \mathbf{t}_i - q \quad (14)$$

3.2 不稳定点集的初始化

如图1所示, 采用 IER 算法产生超像素, 首先将一幅图像分成一些规则的网格, 网格边长为 S , 则对于图1所表示的图像, IER 算法中的不稳定点集初始化为网格边缘像素点(如图中的黄色像素点)。对于光学图像而言, 这种初始化方法对超像素的边缘贴合度影响很小, 这是因为光学图像一般都是包含大面积的同质区域。但是, 极化SAR图像中通常会包含很多小面积或细长的区域, 采用 IER 算法的初始化方法进行初始化时, 这些小区域的边缘很可能落在初始化网格的中心像素点周围, 从而不能为这些边缘像素点重贴标签, 生成的超像素便不能贴合到这些小区域的边缘, 而这些小区域能够为极化SAR图像处理包括舰船检测、变化检测以及地物分类等在内的后续应用提供丰富的信息。

当将 IER 算法的初始化方法用于极化SAR图像时, 得到的超像素边缘贴合度较低。此外, 我们期待在超像素个数较少时, 其边缘贴合度也很高、同质区域超像素也很规则, 这就意味着, 超像素分割的效果应与初始化网格边长无关。但是, IER 的最终结果却受初始网格边长影响严重, 这是因为很多真实的边缘像素点可能存在于网格中间位置, 网格的边长越大, IER 算法的初始化方法越容易丢失真实的边缘像素点。

为了解决初始化所引起的问题, 本文将不稳定点集初始化为所有的像素点, 对于图1, 本文的初始化不稳定点集包含黄色、白色和黑色所有像素点。初始的不稳定点集包括了所有的边缘像素点, 从而提高了超像素的边缘贴合度。

3.3 基于极化SAR数据的 IER 算法

基于以上分析, 算法尽管已经根据极化SAR数据的特点进行了改进, 但仍然会产生一些孤立小面积的超像素。为解决这一问题, IER 采用基于式(4)的CCA算法, 通过将孤立小面积区域与周围的大面积超像素融合从而移除孤立小面积区域。CCA

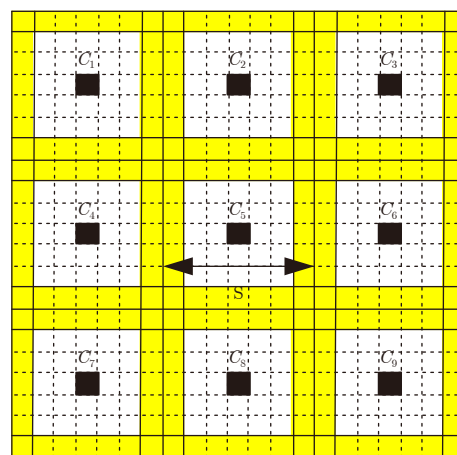


图1 两种初始化方法的示意图。 C_i 代表第 i 个聚类的中心, S 为初始网格边长。黑色的像素点是初始聚类中心。IER 的初始不稳定点集为黄色的像素点, 而本文算法的初始不稳定点集为黄色、白色和黑色的像素点。

Fig. 1 The sketch map of initialization of two methods. C_i indicates the i th cluster center, and S is the initial grid width. The pixels filled with black are the initial cluster centers. The initial unstable pixels of the IER algorithm are the yellow pixels, while the initial unstable pixels of the proposed method are the yellow, white, and black pixels.

算法虽然容易实现, 但是用于极化SAR图像时产生的超像素边缘贴合度较低, 这是因为这些孤立的区域可能跟邻域并不是同一种地物。

为了移除孤立小面积区域, 同时保留强散射点目标, 本文采用基于不相似度的后处理算法^[21]。如果一个超像素的面积小于阈值 N_{th} , 则计算该超像素与其8邻域超像素间的不相似度, 如果其中最小的不相似度小于阈值 G_{th} , 则将该超像素融合进与其具有最小不相似度的邻域, 否则, 移向下一个超像素执行上述步骤。实验中 $N_{\text{th}} = S^2/4$, R_i 和 R_j 间的不相似度^[14]定义如下:

$$G(R_i, R_j) = \frac{1}{q} \left\| \frac{\mathbf{C}_i^{\text{diag}} - \mathbf{C}_j^{\text{diag}}}{\mathbf{C}_i^{\text{diag}} + \mathbf{C}_j^{\text{diag}}} \right\|_1 \quad (15)$$

其中, \mathbf{C}^{diag} 表示一个超像素的中心相干矩阵的对角线元素构成的向量, $\|\cdot\|_1$ 是矩阵的1-范数。 G_{th} 越大, 融合的超像素越多, 本文所有实验中 G_{th} 的取值参考了文献[22]中的方法, 即 G_{th} 的经验取值为0.3。

本文算法的主要步骤如下所示:

步骤1 初始化。将图像 I 的超像素初始化为规则的网格, 网格边长为 S , 然后为所有超像素建模(求平均相干矩阵和几何中心), 将不稳定点集初始化为所有像素点, 设置初始化迭代索引 $\text{iter} = 0$ 。

步骤2 局部重贴标签。如果 $\text{iter} \geq \text{itermax}$, 即达到了最大迭代次数, 或者当不稳定点集为空时, 则算法结束, 然后执行步骤4。否则, 基于式(13)

定义的距离为不稳定点重贴标签, 每个不稳定点的搜索范围为 $2S \times 2S$ 。

步骤3 更新。更新超像素模型并通过定义(1)更新不稳定点集。设 $iter=iter+1$, 然后返回步骤2。

步骤4 后处理。搜索面积小于 N_{th} 的超像素, 如果通过式(15)计算的最小不相似度小于 G_{th} , 则将它和最近的邻域超像素融合, 否则, 移向下一个超像素直到遍历完所有超像素。

4 实验结果与分析

为了评估本文算法, 我们基于一幅仿真极化SAR图像和一幅AirSAR实测极化SAR图像进行实验。仿真图像是基于逆变换法^[28]生成的, 面积为 300×300 像素, 其Pauli-RGB图像如图2所示。实测极化SAR数据是一幅旧金山金门大桥周边地区的L波段极化SAR图像, 该图像面积为 900×1024 像素, 图5(a)所示为其Pauli-RGB图像。

本文将标准SLIC, IER, SLIC-GC^[22]和本文算法进行对比, 以评估本文算法的性能。初始网格边长 S 通常根据图像的复杂度依经验设置, 仿真图像中为测试不同 S 取值时算法的性能, 所以初始网格边长遍历 $\{3, 4, 5, 6, 7, 8\}$ 中所有值, 实测极化SAR数据集中 $S=15$ 。在所有实验中, 其他参数取值分别为: CCA中 S_{min} 取值为 $S^2/4$, SLIC-GC和本文算法中 N_{th} 取值为 $S^2/4$ 。所有实验是在4 GHz Intel Pentium CPU, 64 GB内存的个人电脑的Matlab上运行的。

4.1 基于仿真数据的实验

为了定量地评估本文算法, 我们基于上述仿真图像进行实验。为定量比较不同算法的性能, 本文采用3种常用评价标准进行评估: 边缘回调率(Boundary Recall, BR)^[29]、欠分割误差(Under-Segmentation Error, USE)^[20]和运行时间。

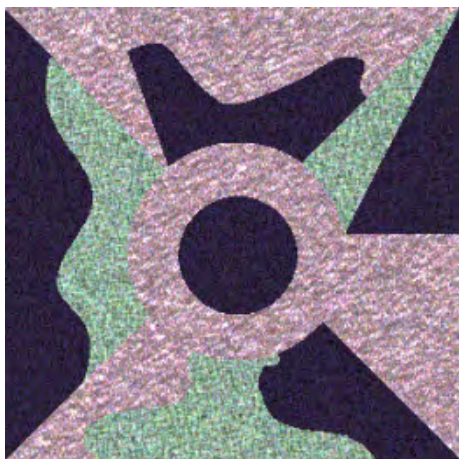


图 2 仿真极化SAR的Pauli_RGB图像
Fig. 2 Pauli_RGB image of the simulated image

4.1.1 两种初始化算法的评估 本文对IER初始化不稳定点集为网格边缘点方法(Grid Edge Scheme, GES)进行了改进。为证明本文初始化算法的优越性, 首先对两种初始化算法进行对比实验, 在测试GES算法时, 将本文算法的初始化方法改为GES, 其他步骤保持不变。实验中, 紧致系数 $m=1.4$ 。

实验结果如图3所示, 图3(a)和图3(b)表明就BR和USE两个测度而言, 本文初始化算法明显好于GES, 这是因为本文的初始化步骤是将不稳定点集初始化为图像中的所有像素点, 使得不稳定点集包含了图像中所有的边缘点, 从而使生成超像素的边缘回调率高、欠分割误差低。如图3(c)所示, 本文算法的运行时间比基于GES的运行时间略长。图3(d)是不稳定点与所有像素点的个数比率随迭代次数变化的曲线, 从图中可以看出在初始几次迭代中, 本文算法的不稳定点个数急剧下降, 3次或4次迭代后, 两种算法的不稳定点数大致相同, 因此, 本文算法运行时间比基于GES的时间略长主要是由前几次迭代所导致的, 两种算法的不稳定点个数之所以能很快达到相同水平, 是因为不稳定点大多是边缘像素点, 而一幅图像中边缘像素点的个数是固定的。虽然本文初始化方法比GES略微耗时, 但是相比于GES, 本文算法的其他两种评价标准的曲线随初始网格边长 S 变化缓慢, 这就说明了, 随着 S 的变化, 本文算法产生的超像素性能稳定。因此, 本文初始化算法虽比GES略微耗时, 但是生成的超像素效果较好。

4.1.2 4种算法的评估 标准SLIC, IER, SLIC-GC和本文算法基于仿真图像进行对比评估。实验中, 标准SLIC和IER的紧致系数 m 为15, SLIC-GC和本文算法的 m 为1.4。

图4所示为4种算法的实验结果。图4(a)为上述4种算法生成超像素的BR随初始网格边长 S 的变化图, 从图中可以看出, 标准SLIC算法生成超像素的BR远低于其他3种算法, IER和SLIC的BR大致相当, 本文算法的BR最高, 表明本文算法生成超像素的边缘贴合度最高。图4(b)是4种算法生成超像素的USE随初始网格边长 S 的变化图, 从图中可以看出, 4种算法中, 标准SLIC-GC的USE远大于其他3种算法的, IER的USE大于SLIC-GC的, SLIC-GC和本文算法曲线相近, 当 S 比较大时, 本文算法的USE较低。这是因为标准SLIC和IER都采用CIELAB颜色空间的欧式距离作为数据距离度量, 因此生成超像素的BR和USE最差。因为本文算法和SLIC-GC都采用修正Wishart距离作为数据距离度量, 因此这两种算法生成超像素的BR和

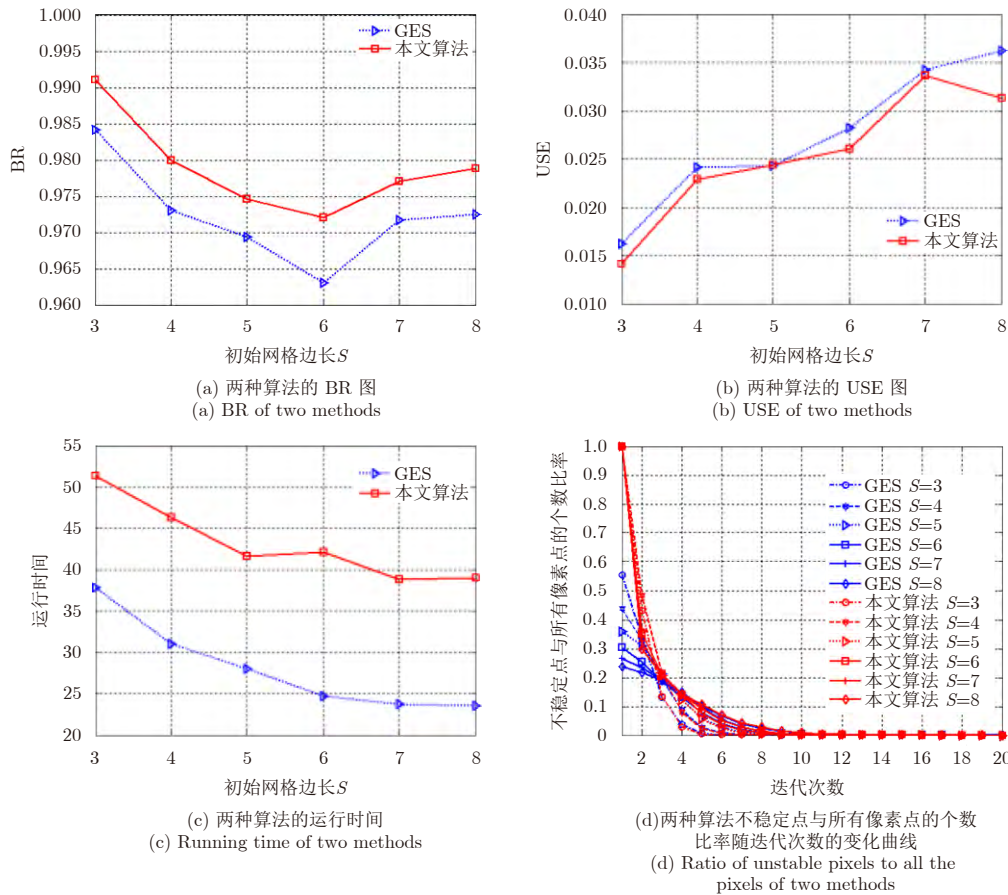


图 3 基于仿真图像的两初始算法的比较结果图

Fig. 3 Comparison of two methods of initialization based on the simulated PolSAR images

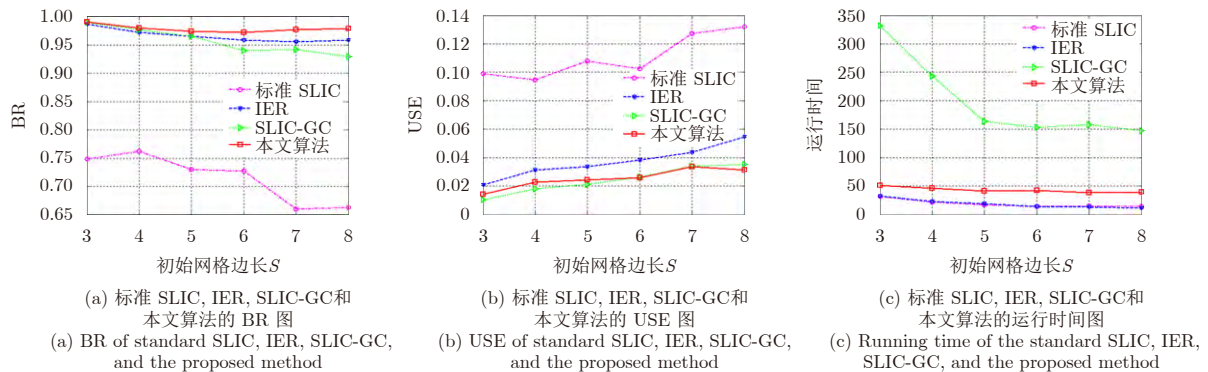


图 4 4种算法的结果图

Fig. 4 The results of four algorithms

USE性能相似。图4(c)所示为4种算法的运行时间，从图中可以看出，本文算法的运行时间远低于SLIC-GC的运行时间，并且当 S 较小时，两种算法的运行时间差更大，这说明本文算法的运行时间受初始化网格边长的影响较小，性能较为稳定。因此，本文算法可以在较短的运行时间内获得性能较优的超像素。

4.2 基于实测极化SAR图像的实验

图5所示为标准SLIC, IER, SLIC-GC和本文算

法4种算法基于实测极化SAR图像生成的超像素，标准SLIC和IER算法的紧致系数 m 为20，SLIC-GC和本文算法的 m 为1。从图5(b)–图5(e)可以看出标准SLIC生成超像素的形状规则性较差，而其他3种算法相对较好。和图5(h)和图5(i)相比，图5(f)和图5(g)图像比较模糊，尤其在右侧含有很多小块的城镇区域模糊失真最为严重，这是因为标准SLIC和IER算法都采用CIELAB颜色空间的欧式距离作为数据距离度量，不足以描述极化SAR图像的特性，

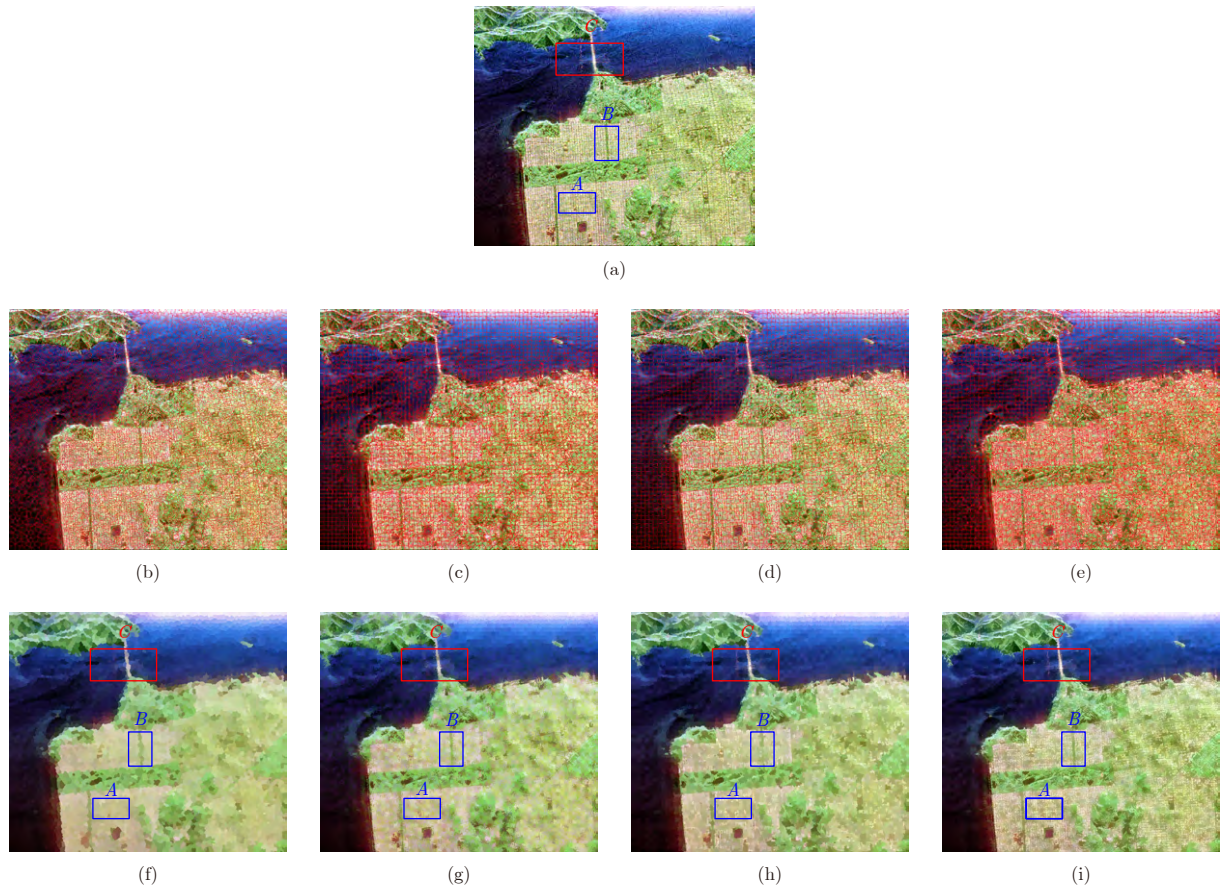


图 5 4种算法生成的超像素。第2行是4种算法生成的超像素, 叠加到Pauli-RGB图像上的红线是超像素的边缘。第3行中每个像素点的颜色由其所属超像素内平均颜色所替代

Fig. 5 Generated superpixels of the four competitive methods. The second row denotes the final superpixel maps of different methods. The red lines superimposed onto the Pauli-RGB images depict the superpixel boundaries. The third row gives the representation maps, where the color of each pixel is replaced by the average value of the superpixel to which this pixel belongs

而SLIC-GC和本文算法采用相干矩阵间的修正Wishart距离作为数据距离度量, 能够很好地描述极化SAR图像的特性。图5(i)相比于图5(h)纹理更加清晰, 保留了更多细节, 这说明本文算法生成超像素的边缘贴合度最高。

为更清晰地对比, 我们将图5(f)–图5(i)中标记的A, B, C 3个区域放大如图6所示。从图6(a)–图6(e)可以看出, 本文算法相比于其他3种算法生成的超像素保留了更多的细节信息, 图6(f)–图6(j)中本文算法的放大图像相比于其他3种算法的放大图像更接近原始图像, 这表明本文算法生成超像素的边缘贴合度最高。从图6(k)–图6(o)可以看出, 本文算法保留了更多的强散射点目标, 这主要是由于本文算法在初始化时将不稳定点集初始化为图像中的所有像素点, 而且在后处理时, 在移除孤立小面积超像素的同时保留了强散射点目标。因此, 本文算法生成超像素的边缘贴合度更高, 且能够保留强散射点目标。

4种算法的运行时间如表1所示。因为本文算法

计算的是相干矩阵间的距离, 标准SLIC计算的是3个颜色元素间的距离, 因此本文算法的运行时间比标准SLIC的运行时间略长, 又因为IER初始化时仅考虑网格边缘像素点, 而本文算法初始化时考虑图像中所有的像素点, 因此本文算法的运行时间肯定比IER的略长, 但是, 相比于针对极化SAR图像提出的采用相同距离度量的SLIC-GC算法, 本文算法的运行时间约是SLIC-GC算法运行时间的1/9。

5 结论

IER是针对光学图像提出的超像素快速分割算法, 由于极化SAR图像存在相干斑噪声, 且含有很多小面积或细长的区域, 因此, IER算法并不适用于极化SAR图像。针对这个问题, 本文提出了一种用于极化SAR图像的快速超像素分割算法。为降低相干斑噪声的影响, 在局部重贴标签中, 本文采用修正Wishart距离替代颜色空间的欧式距离, 并采用修正Wishart距离的快速实现形式进一步提高计算效率; 为保护小面积区域和细长区域, 初始的不

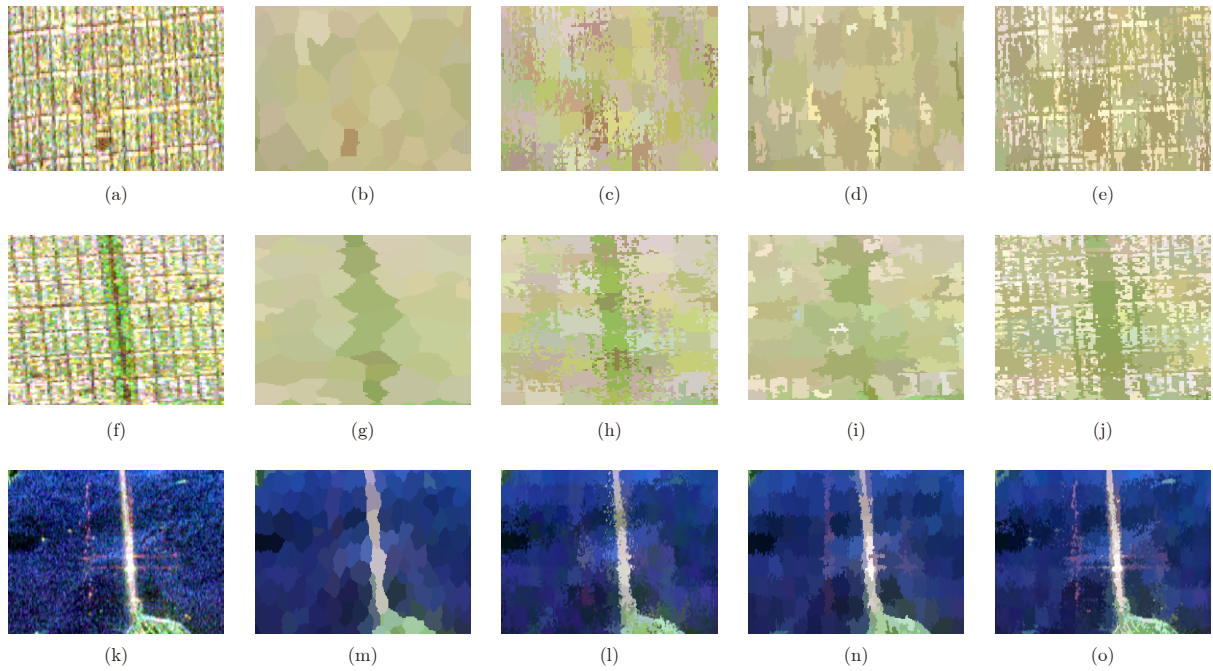


图 6 3个极化SAR图像块(第1列)及由标准SLIC(第2列)、IER(第3列), SLIC-GC(第4列)和本文算法(第5列)产生的相应的超像素结果图
 Fig. 6 Three PolSAR image patches (first column) and corresponding superpixels provided by the standard SLIC (second column), IER (third column), SLIC-GC (fourth column), and the proposed method (fifth column)

表 1 4种算法基于AirSAR实测极化SAR图像生成超像素的时间
 (以s为单位)

Tab. 1 Running time (in seconds) of four methods for real-world AirSAR PolSAR image

算法	聚类时间(s)	后处理时间(s)	总时间(s)
标准SLIC算法	330.981	44.850	375.831
IER算法	212.264	16.591	228.855
SLIC-GC算法	3433.400	3.460	3436.860
本文算法	366.469	16.877	383.346

稳定点集设为图像中的所有像素点而非网格边缘点；然后，采用基于不相似度度量的后处理算法，在移除孤立小区域的同时保留强散射点目标；最后，基于一幅仿真图像和一幅AirSAR实测极化SAR图像进行对比实验。实验结果表明，本文算法计算效率高，生成的超像素边缘贴合度高、同质区域形状规则，从而证明了本文算法的有效性。

参 考 文 献

[1] Song H, Yang W, Xu X, *et al.* Unsupervised PolSAR imagery classification based on Jensen-Bregman LogDet divergence[C]. European Conference on Synthetic Aperture Radar, EUSAR, Berlin, 2014: 1–4.
 [2] 孙勋, 黄平平, 涂尚坦, 等. 利用多特征融合和集成学习的极化SAR图像分类[J]. 雷达学报, 2016, 5(6): 692–700.
 Sun Xun, Huang Pingping, Tu Shangtan, *et al.* Polarimetric SAR image classification using multiple-feature

fusion and ensemble learning[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(6): 692–700.
 [3] Dabboor M, Collins M J, Karathanassi V, *et al.* An unsupervised classification approach for polarimetric SAR data based on the Chernoff distance for complex Wishart distribution[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(7): 4200–4213. DOI: 10.1109/TGRS.2012.2227755.
 [4] 滑文强, 王爽, 侯彪. 基于半监督学习的SVM-Wishart极化SAR图像分类方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(2): 93–98.
 Hua Wenqiang, Wang Shuang, and Hou Biao. Semi-supervised learning for classification of polarimetric SAR images based on SVM-Wishart[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(2): 93–98.
 [5] Xu Q, Chen Q H, Yang S, *et al.* Superpixel-based classification using K distribution and spatial context for polarimetric SAR images[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(8): 619. DOI: 10.3390/rs8080619.
 [6] Wu Y H, Ji K F, Yu W X, *et al.* Region-based classification of polarimetric SAR images using Wishart MRF[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 668–672. DOI: 10.1109/LGRS.2008.2002263.
 [7] Ren X and Malik J. Learning a classification model for segmentation[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France, 2003: 10–17.
 [8] Gong M G, Su L Z, Jia M, *et al.* Fuzzy clustering with a modified MRF energy function for change detection in synthetic aperture radar images[J]. *IEEE Transactions on*

- Fuzzy Systems*, 2014, 22(1): 98–109. DOI: 10.1109/TFUZZ.2013.2249072.
- [9] Xie L, Zhang H, Wang C, *et al.* Superpixel-based PolSAR images change detection[C]. 2015 IEEE 5th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, Singapore, 2015.
- [10] Wang S, Lu H, Yang F, *et al.* Superpixel tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, 2011: 1323–1330.
- [11] Liu B, Hu H, Wang H Y, *et al.* Superpixel-based classification with an adaptive number of classes for polarimetric sar images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(2): 907–924. DOI: 10.1109/TGRS.2012.2203358.
- [12] Xiang D L, Tang T, Zhao L J, *et al.* Superpixel generating algorithm based on pixel intensity and location similarity for SAR image classification[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1414–1418. DOI: 10.1109/LGRS.2013.2259214.
- [13] Xing Y X, Zhang Y, Li N, *et al.* Improved superpixel-based polarimetric synthetic aperture radar image classification integrating color features[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(2): 026026. DOI: 10.1117/1.JRS.10.026026.
- [14] Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S, *et al.* Entropy rate superpixel segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, 2011: 2097–2104.
- [15] Zhang Y H, Hartley R, Mashford J, *et al.* Superpixels via pseudo-Boolean optimization[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011: 1387–1394.
- [16] Vedaldi A and Soatto S. Quick shift and kernel methods for mode seeking[C]. European Conference on Computer Vision, Berlin, 2008: 705–718.
- [17] Mester R, Conrad C, and Guevara A. Multichannel Segmentation Using Contour Relaxation: Fast Super-Pixels and Temporal Propagation[M]. Heyden A and Kahl F, eds. Image Analysis. Berlin Heidelberg: Springer, 2011.
- [18] Den Bergh M V, Boix X, Roig G, *et al.* SEEDS: Superpixels extracted via energy-driven sampling[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(3): 298–314. DOI: 10.1007/s11263-014-0744-2.
- [19] Achanta R, Shaji A, Smith K, *et al.* SLIC superpixels[R]. EPFL, 2010.
- [20] Zou H, Qin X, Zhou S, *et al.* A likelihood-based SLIC superpixel algorithm for SAR images using generalized Gamma distribution[J]. *Sensors*, 2016, 16(7): E1107. DOI: 10.3390/s16071107.
- [21] Feng J L, Cao Z J, and Pi Y M. Polarimetric contextual classification of PolSAR images using sparse representation and superpixels[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(8): 7158–7181. DOI: 10.3390/rs6087158.
- [22] Qin F C, Guo J M, and Lang F K. Superpixel segmentation for polarimetric SAR imagery using local iterative clustering[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(1): 13–17. DOI: 10.1109/LGRS.2014.2322960.
- [23] Zhu S, Cao D, Jiang S, *et al.* Fast superpixel segmentation by iterative edge refinement[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(3): 230–232. DOI: 10.1049/el.2014.3379.
- [24] Jiao L C and Liu F. Wishart deep stacking network for fast PolSAR image classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(7): 3273–3286. DOI: 10.1109/TIP.2016.2567069.
- [25] Kersten P R, Lee J S, and Ainsworth T L. Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 519–527. DOI: 10.1109/TGRS.2004.842108.
- [26] Abramowitz M and Stegun I A. Handbook of Mathematical Functions[M]. New York: Dover Pub. Inc., 1968.
- [27] Conradsen K, Nielsen A A, Schou J, *et al.* A test statistic in the complex Wishart distribution and its application to change detection in polarimetric SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(1): 4–19. DOI: 10.1109/TGRS.2002.808066.
- [28] Qin X X, Zou H X, Zhou S L, *et al.* Simulation of spatially correlated PolSAR images using inverse transform method[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2015, 9(1): 095082. DOI: 10.1117/1.JRS.9.095082.
- [29] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, *et al.* Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(5): 898–916.

作者简介



张月(1990–), 女, 河南人, 现为国防科技大学电子科学与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为极化SAR图像地物分类。

E-mail: YueZhang15a@163.com



邹焕新(1973–), 男, 广东人, 现任国防科技大学电子科学与工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为SAR图像解译、多源遥感信息融合等。

E-mail: hxzou2008@163.com



邵宁远(1995-),女,江苏人,现为国防科技大学电子科学与工程学院硕士研究生,主要研究方向为多源遥感数据变化检测。

E-mail: ningyuanshao@163.com



计科峰(1974-),男,陕西人,现任国防科技大学电子科学与工程学院副教授,硕士生导师,主要研究方向为SAR图像解译。

E-mail: jikefeng@nudt.edu.cn



周石琳(1965-),男,湖南人,现任国防科技大学电子科学与工程学院教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉与智能信息处理、多源遥感信息融合等。

E-mail: slzhou@mail@163.com

第八届世界雷达博览会暨第九届军民两用电子信息技术展览会通知 Notice of the 8th World Radar Expo and the 9th Dual Use Electronics Information Technology Exhibition

为贯彻实施军民融合发展国家战略,推动军民融合深入发展,增进国内外雷达领域设计研发和产品制造技术的交流与合作,促进先进雷达技术在增强国防实力、加速军队信息化建设和国民经济建设中的应用,拓展我国雷达系统、装备和技术的出口范围,第八届世界雷达博览会暨第九届军民两用电子信息技术展览会将于2018年6月14-16日在南京国际展览中心举行。

世界雷达博览会2001年成功举办首届,此后每两年举办一届,影响和展出规模逐届增大,专业观众数量及专业关联度逐届提高,已成为雷达行业国际化科技交流合作与产品展示的重要平台。中国国际军民两用电子信息技术展览会2002年举办首届,此后每两年举办一届,至今已成功举办了八届。去年在第八届展会中,同期举办了雷达探测技术军民融合创新发展论坛、军民两用电子信息与数据处理技术创新发展论坛等交流活动,获得了业界的良好反响。

第八届世界雷达博览会暨第九届军民两用电子信息技术展览会拟由中国雷达行业协会、中国电子科技集团公司、中国电子信息产业集团有限公司共同主办,展览范围如下。

(1) 各种军用,民用,军民两用雷达整机系统:陆基/车载/舰载/机载,气象/导航/测控/制导/预警/交通管制,相控阵/合成孔径/脉冲多普勒,激光/红外/光电/有源/无源,电子对抗系统;

(2) 新体制雷达系统:高距离分辨/低截获/超视距/双基地/分布式/谐波/量子/多源数据融合技术/雷达组网;雷达分系统:天馈/发射/接收,信号处理/数据处理/存储,伺服/滑环/转台,频率/时统/显示/应答识别;雷达系统设计/仿真/测试:仿真设计工具软件,复杂电磁环境仿真测试系统,微波暗室系统工程,冷板热仿真与热设计,相控阵雷达热管理技术,测试仪器,多通道高速数据记录系统;

(3) 组件/器件/配套设备/新材料:各种微波器件,各波段射频器件/模块,T/R组件,高功率电真空器件,高热流密度组件,冷板加工、制造/特种焊接/定制,馈线/连接器/旋转关节/转台/特种微电机,滤波器/隔离器/电磁兼容,各种专用/定制芯片/集成电路/光电器件,AD/DA转换器,显示模组/触控组件;电源/储能/油机/电站,方舱/车辆平台/升降杆,新技术、新工艺、新材料;

(4) 军民融合/后勤保障:军需功能食品、应急救援/维修装备、野外叉车、功能油品、野营装备、野战医院系统、空投/舰载医疗模块、军工配套装备/智能装备/新材料/军事车辆及方舱设备;

(5) 通信/指挥系统:通讯车/指挥车/车载基站,数字集群,动中通,微波通信,光通信,北斗应用,视频压缩/无线传输,便携/加固计算机,反恐维稳装备;

(6) 无人机/机器人/人工智能:各种无人飞行器/潜航器,临近空间飞行器,无人机飞控/地面控制系统,无人地面车辆/水面船/飞艇/靶机,搬运/防爆/密闭空间/救援/服务机器人;智能制造;汽车行驶雷达与自动驾驶;

(7) 互联网/大数据:计算机操作系统/应用软件,云计算/云存储,数据取证/挖掘,网络安全,物联网,智慧城市,智能交通。