

## 基于极化SAR梯度和复Wishart分类器的舰船检测

殷君君<sup>\*①</sup> 罗嘉豪<sup>①</sup> 李响<sup>②</sup> 代晓康<sup>①</sup> 杨健<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(北京科技大学计算机与通信工程学院 北京 100083)

<sup>②</sup>(北京无线电测量研究所 北京 100854)

<sup>③</sup>(清华大学电子工程系 北京 100084)

**摘要:** 舰船检测是极化SAR系统的重要应用之一。现有的舰船检测方法容易受到旁瓣泄露的干扰,使得舰船目标的形态难以提取,导致检测结果不符合真实情况。此外,在舰船过于密集、尺度不一致的情况下,相邻舰船由于旁瓣的影响有时会被认为是单个目标,从而造成漏检。针对这些问题,该文提出一种基于极化SAR梯度和复Wishart分类器的舰船检测方法。首先,将似然比检验(LRT)梯度引入对数比值梯度框架,使其适用于极化SAR数据;基于LRT梯度图进行恒虚警(CFAR)检测,提取舰船的边缘信息,消除伪影的同时抑制强旁瓣对舰船精细轮廓提取的影响。其次,利用复Wishart迭代分类器对舰船强散射部分进行检测,可排除大部分的杂波干扰且保持舰船形态细节。最后,将二者信息融合,从而可以保持舰船形态细节的同时克服旁瓣和伪信号的虚警。该文在3幅来自ALOS-2卫星的极化SAR图像上进行了对比实验,实验表明与其他方法相比,该文所提算法具有更少的虚警和漏检,且能够有效克服旁瓣泄露,保持舰船形态细节。

**关键词:** 舰船检测;极化合成孔径雷达;比值梯度;似然比检验;复Wishart分类器

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)02-0396-15

DOI: 10.12000/JR23198

**引用格式:** 殷君君, 罗嘉豪, 李响, 等. 基于极化SAR梯度和复Wishart分类器的舰船检测[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(2): 396–410. doi: 10.12000/JR23198.

**Reference format:** YIN Junjun, LUO Jiahao, LI Xiang, *et al.* Ship detection based on polarimetric SAR gradient and complex Wishart classifier[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(2): 396–410. doi: 10.12000/JR23198.

## Ship Detection Based on Polarimetric SAR Gradient and Complex Wishart Classifier

YIN Junjun<sup>\*①</sup> LUO Jiahao<sup>①</sup> LI Xiang<sup>②</sup> DAI Xiaokang<sup>①</sup> YANG Jian<sup>③</sup>

<sup>①</sup>(School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

<sup>②</sup>(Beijing Institute of Radio Measurement, Beijing 100854, China)

<sup>③</sup>(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Ship detection is one of the most important applications of polarimetric Synthetic Aperture Radar (SAR) systems. Current ship detection methods are susceptible to side flap interference, making it difficult to extract the target shape correctly. In addition, when ships are exceedingly dense and have different scales, adjacent ships may be considered as a single target because of the influence of strong sidelobes, causing

收稿日期: 2023-10-10; 改回日期: 2023-11-15; 网络出版: 2023-12-07

\*通信作者: 殷君君 junjun\_yin@ustb.edu.cn \*Corresponding Author: YIN Junjun, junjun\_yin@ustb.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62222102, 62171023), 中央高校基本科研业务费(FRF-TP-22-005C1)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62222102, 62171023), Fundamental Research Funds for the Central Universities (FRF-TP-22-005C1)

责任编辑: 刘涛 Corresponding Editor: LIU Tao

©The Author(s) 2023. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

missed detections. To address the issues of sidelobe interference and multi-scale dense ship detection, a ship detection method based on the polarimetric SAR gradient and the complex Wishart classifier is proposed. First, the Likelihood Ratio Test (LRT) gradient is introduced into the log-ratio gradient framework to apply it to the polarimetric SAR data. Then, a Constant False Alarm Rate (CFAR) detector is applied to the gradient image to map the ship boundaries accurately. Second, the complex Wishart iterative classifier is used to detect the strong scattering part of the ship, which can eliminate most clutter interference and maintain the ship's shape details. Finally, the LRT detection and complex Wishart classifier detection results are fused. Thus, not only the strong sidelobe interference can be greatly suppressed, but the dense targets with different scales are also distinguished and accurately located. This study performs comparative experiments on three polarimetric SAR images from the ALOS-2 satellite. Experimental results show that compared with the existing methods, the proposed algorithm has fewer false alarms and missed detections and can effectively overcome the problems of sidelobe interference while maintaining the shape details.

**Key words:** Ship detection; Polarimetric Synthetic Aperture Radar (PolSAR); Ratio gradient; Likelihood Ratio Test (LRT); Complex Wishart classifier

## 1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种主动微波遥感系统,可以全天时、全天候对地球进行观测。然而传统SAR采用单极化方式,只能获取地物后向散射强度信息,难以准确表征地物的散射特性。极化SAR (Polarimetric SAR, PolSAR)通过发射和接收4种极化方式的电磁波来测量目标的散射特性,获得目标的全极化信息,从而全面解译目标的散射机制<sup>[1]</sup>。这很大程度上促进了SAR遥感系统应用上的发展,如图像分类、目标检测和识别。在极化SAR目标检测领域,舰船检测是一个主要的应用方向。舰船作为一类重要的海上军事目标,其精确定位和识别为战术策略部署提供了有效参考,而且基于人道主义的失事舰船搜救任务也依赖于舰船检测的快速实施。

根据国内外学者和相关机构的大量研究,极化SAR目标检测技术可分为基于概率分布的对比度方法、基于特征提取的方法和基于深度学习的方法。

基于概率分布的对比度方法包括恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)算法和极化通道融合方法。CFAR方法的主要思想是对海水和舰船目标的统计特性进行建模,具有较高的算法效率且有自适应阈值的特点。但这种方法的难点也在于统计建模,实际场景中不同的海况和多目标的干扰等情况都会影响海杂波的准确建模。针对CFAR方法的缺点,目前已有很多改进方法,其中包括单元平均恒虚警率检测器(Cell-Average CFAR, CA-CFAR)<sup>[2]</sup>、双参数恒虚警率检测器(two-Parameter CFAR, 2P-CFAR)<sup>[3,4]</sup>、有序统计恒虚警率检测器(Order Statistic CFAR, OS-CFAR)<sup>[5]</sup>和自适应CFAR检测器,这些CFAR检测器都是基于海杂波是服从高斯

分布的假设。基于非高斯分布假设的Lognormal分布、Weibull分布<sup>[6-8]</sup>和K分布<sup>[9]</sup>等复杂的背景模型近年来得到了大量的研究。传统的CFAR方法一般用于单通道的SAR图像,对于极化SAR的4通道,需要以像素为单位对其进行信号级融合,融合的本质相当于对于极化散射矢量进行加权组合,然后对合成后的图像再执行CFAR检测,如极化白化滤波检测器(Polarimetric Whitening Filter, PWF)<sup>[10]</sup>、极化总功率检测器(Span Detector, SD)<sup>[11]</sup>、功率最大合成检测器(Power Maximization Synthesis, PMS)<sup>[12]</sup>和极化匹配检测器(Polarimetric Match Detector, PMD)<sup>[13]</sup>。更进一步地,在最优极化比增强方法(Optimization of Polarimetric Contrast Enhancement, OPCE)<sup>[14]</sup>基础上, Yang等人<sup>[15]</sup>以最大目标和杂波功率比值为准则,通过优化雷达收发天线的极化状态,提出了广义最优极化对比增强方法(Generalized Optimization of Polarimetric Contrast Enhancement, GOPCE),后来殷君君等人<sup>[16]</sup>基于GOPCE思想和Fisher准则,提出了目标和杂波对比度更大和稳定的Fisher-GOPCE方法。

基于特征提取的方法包括通过各种极化分解提取极化特征的方法,例如第三特征值特征 $\lambda_3$ <sup>[17]</sup>和极化基高度(Pedestal Ship Height, PSH)特征<sup>[18]</sup>。然而,随着极化SAR分辨率的提高,感兴趣目标占用的像素数量不断增加,舰船不再是点目标,而是结构信息丰富、展现出更多形态细节的面目标,带来了新的特征以及目标检测任务的要求。与之前低分辨率情况下只需要定位和统计目标数量不同,高分辨率图像目标检测还需要保持目标的形态细节。在新的特点和要求下,原有的基于概率分布的对比方法和基于特征提取的目标检测方法不再适用。因为在高分辨率情况下,以往的检测方法只能获取目标

的极化域信息, 缺乏目标的结构信息。近年来, 基于图像局部结构的梯度信息开始应用于高分辨率SAR领域, 例如Shi等人<sup>[19]</sup>提出利用梯度积分图进行海陆分割, 有效提取舰船目标候选区域。Dellinger等人<sup>[20]</sup>针对SAR图像提出了基于对数比值梯度的SAR-SIFT (SAR Scale Invariant Feature Transform)特征, 并在图像配准任务中取得了良好的效果。Song等人<sup>[21]</sup>和Lin等人<sup>[22]</sup>提出了基于带有梯度信息的SAR-HOG (SAR Histogram of Oriented Gradient)特征和流形学习SAR-HOG (Manifold-learning SAR-HOG, MSHOG)特征, 并将其用于SAR车辆识别和舰船分类。所以利用基于梯度信息的极化特征进行舰船检测是一个很有前景的方向。本文将不同的极化SAR梯度特征引入舰船检测任务, 对极化SAR梯度在舰船检测中的应用效果进行了相应的研究。

21世纪10年代以来, 深度学习算法在光学目标检测领域取得了巨大的成功, 基于深度学习构建的SAR图像舰船目标检测方法也同样吸引着众多学者的注意。以卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)为代表的方法结构灵活、能够自动提取结构化特征, 不仅能提取图像的低维特征, 而且能提取图像的高维特征, 从而更好地对目标进行识别和分类, 目前已成为SAR舰船目标检测领域的研究热点, 并开展了丰富的研究工作。Gao<sup>[23]</sup>将二值化赋范梯度方法(Binarized Normed Gradients, BING)和一种基于区域的卷积神经网络Faster R-CNN (Faster Region-based Convolutional Neural Network)结合, 提高了舰船检测性能。张晓玲等人<sup>[24]</sup>针对实时性要求较高的SAR舰船检测场合, 提出一种基于深度分离卷积神经网络(Depth-wise Separable Convolution Neural Network, DS-CNN)检测方法, 取得了显著的效果。然而, 利用深度学习方法来极化SAR舰船检测的公开文献相对有限。Fan等人<sup>[25]</sup>提出了一种改进的Faster R-CNN方法用于极化SAR舰船检测, 实验表明该方法能够有效提升对不同大小的船舶, 特别是紧凑分布的船舶和小型船舶的检测性能; An等人<sup>[26]</sup>将符合K分布的海杂波与卷积深度网络相结合构建了新的舰船检测策略; Zhang等人<sup>[27]</sup>针对极化SAR图像的复数特性, 提出了复值神经网络。目前使用深度学习检测极化SAR图像中的舰船目标依旧存在以下两个问题: (1)和光学图像相比, 极化SAR数据较少, 不利于神经网络的训练; (2)复数数据的存储形式导致极化SAR图像和传统光学图像的神经网络架构差异较大, 已有的深度学习网络直接用于极化SAR图像舰船检测任务效果不佳。

本文侧重讨论基于特征提取的概率分布对比度

方法, 在舰船检测中, 目前方法遇到的主要难点包括伪信号、强旁瓣和密集目标问题。伪信号问题指在高海况下, 海面会出现各类强干扰, 包括方位向模糊和人为造成的伪信号, 它们和舰船具有相似的散射性质, 检测器难以通过极化特性对其区分。强旁瓣问题指的是SAR系统的旁瓣泄露会使得舰船目标的形态发生畸变, 影响判读, 造成检测结果细节保持性较差, 且强旁瓣信号覆盖弱目标会减弱检测器对弱目标的处理能力。密集目标问题主要是因为舰船检测算法大多需要对海杂波进行参数估计, 然后通过阈值实现检测, 如果舰船过于密集, 相邻舰船会被合并为单个目标造成漏检, 从而无法准确统计目标的总个数, 后续也无法对目标的中心进行准确定位, 不利于舰船的关键部位识别。

极化SAR图像的梯度是一种基于散射矩阵相似度的特征, 不仅可以准确刻画舰船的外部轮廓, 从而克服旁瓣泄露带来的干扰, 而且可以根据伪信号与舰船相对于海面背景的对比值大小来消除伪信号干扰。基于梯度的边缘检测可以重建密集目标的边界, 并有助于分离密集附着的船只。本文改进对数比值梯度框架, 引入极化SAR梯度特征, 利用舰船上下文信息提取舰船目标轮廓边界, 从而克服旁瓣泄露、伪信号和密集目标的问题, 同时结合基于极化统计信息的复Wishart分类器提取舰船目标的强散射结构细节, 通过信息融合完成多尺度舰船检测任务。

## 2 极化SAR梯度与复Wishart分类器

SAR图像受到乘性斑点噪声的影响, 导致差分算子不适用于SAR图像。Rignot等人<sup>[28]</sup>使用不同日期的SAR数据, 通过实验分析得出, 比值算子比差分算子更能适应SAR数据的统计特性, 因此能更好地减轻斑点噪声的干扰, 具有更好的应用性能。本文借鉴SAR图像比值梯度方法的思想, 将极化SAR梯度融入比值梯度方法框架中, 提出基于极化SAR数据似然比梯度的舰船检测方法。

### 2.1 对数比值梯度

由于相干斑的干扰, SAR图像需要用比值法计算图像梯度, 而简单平均比值(Ratio of Average, ROA)是最先被采用的方法:

$$R_i = \frac{M_1(i)}{M_2(i)} \quad (1)$$

其中,  $R_i$ 为图像比值,  $M_1(i)$ 与 $M_2(i)$ 表示在当前像素沿*i*方向划分两侧图像块的均值。 $i = 1$ 表示水平方向,  $i = 2$ 代表 $\pi/4$ 方向,  $i = 3$ 表示垂直方向,  $i = 4$ 代表 $3\pi/4$ 方向。如图1所示, 中心的绿点表示

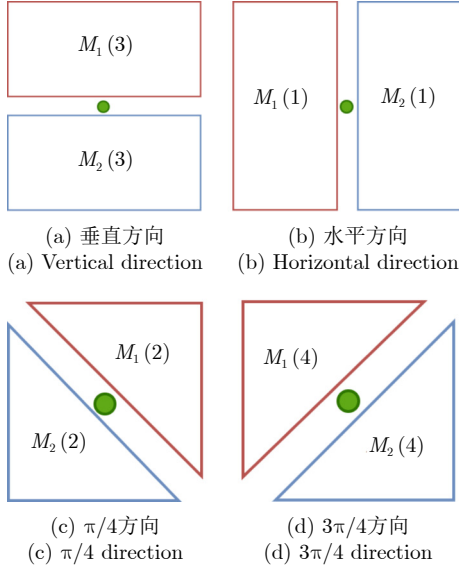


图1 ROA示意图

Fig. 1 Scheme of the ROA method

需要计算梯度的像素，绿点两侧框起来的区域为用于计算  $M_1(i)$  与  $M_2(i)$  的区域。为了便于确定模板中心(即中心像素点)，用于计算梯度的窗口大小一般设置为奇数。

之后需要对  $R_i$  进行归一化：

$$T_i = \max\left(R_i, \frac{1}{R_i}\right) \quad (2)$$

然后计算4个方向的  $T_i$  和定义梯度的幅度  $D_n^1$  和方向  $D_t^1$  如下：

$$D_n^1 = \max(T_i), \quad D_t^1 = \max(\operatorname{argmax}_i(T_i) - 1) \times \frac{\pi}{4} \quad (3)$$

最后可以对梯度幅度  $D_n^1$  设定合适的阈值来得到图像的边缘。

简单平均比值梯度没有考虑距离远近对待测像素的重要性，所以就有人提出用指数加权平均比值(Ratio of Exponentially Weighted Averages, ROEWA)，该方法扩展了ROA的上下文信息，使用指数加权方法来计算局部均值。举例来说，当指定一个像素点位置是  $(a, b)$ ，那么在垂直方向的均值可以定义如下：

$$M_{1,\alpha}(i=3) = \int_{x=R} \int_{y=R^+} I(a+x, b+y) \times e^{-\frac{|x|+|y|}{\alpha}},$$

$$M_{2,\alpha}(i=3) = \int_{x=R} \int_{y=R^-} I(a+x, b+y) \times e^{-\frac{|x|+|y|}{\alpha}}$$
(4)

其中， $\alpha$  是指数权重参数。

和ROA一样，ROEWA也需要4个方向上面归一化：

$$R_{i,\alpha} = \frac{M_{1,\alpha}(i)}{M_{2,\alpha}(i)}, \quad T_{i,\alpha} = \max\left(R_{i,\alpha}, \frac{1}{R_{i,\alpha}}\right) \quad (5)$$

类比于光学图像边缘检测器所定义的梯度幅度，ROEWA的梯度幅度和方向定义如下：

$$D_{n,\alpha}^2 = \sqrt{(T_{1,\alpha})^2 + (T_{3,\alpha})^2}, \quad D_{t,\alpha}^2 = \arctan\left(\frac{T_{3,\alpha}}{T_{1,\alpha}}\right) \quad (6)$$

此外，Dellinger等人<sup>[20]</sup>提出了对数比值梯度，可简称为GR (Gradient Ratio) 梯度。首先，计算水平梯度和垂直梯度如下：

$$G_{x,\alpha} = \ln(R_{1,\alpha}), \quad G_{y,\alpha} = \ln(R_{3,\alpha}) \quad (7)$$

然后计算梯度的幅度和方向：

$$G_{n,\alpha} = \sqrt{(G_{x,\alpha})^2 + (G_{y,\alpha})^2}, \quad G_{t,\alpha} = \arctan\left(\frac{G_{y,\alpha}}{G_{x,\alpha}}\right) \quad (8)$$

由于对数比值算子得到的梯度数值分布于一个较大的数值范围内，可以通过对计算结果取自然对数的方式压缩梯度图的动态范围，来改善梯度图的视觉效果。同时，通过使用对数，可以避免在具有反射率  $m_a$  和  $m_b$  的垂直边缘上的梯度方向问题：

$$G_{x,\alpha} = \ln(m_a) - \ln(m_b), \quad G_{y,\alpha} = 0, \quad G_{t,\alpha} = 0 \quad (9)$$

可以看到，通过这种方式计算出来的梯度角度是0，符合垂直边缘的情况，从而克服了ROEWA的问题。虽然文献<sup>[20]</sup>作者定义梯度幅度和方向只是用到了水平梯度和垂直梯度，但是也可以使用45°和135°梯度定义梯度的幅度和方向，类似式(7)定义如下：

$$G_{\pi/4,\alpha} = \ln(R_{2,\alpha}), \quad G_{3\pi/4,\alpha} = \ln(R_{4,\alpha}) \quad (10)$$

$$G'_{n,\alpha} = \sqrt{(G_{\pi/4,\alpha})^2 + (G_{3\pi/4,\alpha})^2},$$

$$G'_{t,\alpha} = \arctan\left(\frac{G_{3\pi/4,\alpha}}{G_{\pi/4,\alpha}}\right) \quad (11)$$

因为  $G_{n,\alpha}$  是根据水平梯度和垂直梯度计算出来的，所以对  $\pi/4$  和  $3\pi/4$  方向上的目标的梯度大小不敏感，导致目标在接近这两个方向的时候，其梯度幅度很小；同理， $G'_{n,\alpha}$  对0和  $\pi/2$  方向上目标的梯度大小不敏感。所以可以取二者梯度较大者及其所对应的梯度方向作为最终的梯度信息。定义如下：

$$G_{\max} = \begin{cases} G_{n,\alpha}, & G'_{n,\alpha} < G_{n,\alpha} \\ G'_{n,\alpha}, & G_{n,\alpha} < G'_{n,\alpha} \end{cases},$$

$$G_{\max\theta} = \begin{cases} G_{t,\alpha}, & G'_{t,\alpha} < G_{t,\alpha} \\ G'_{t,\alpha}, & G_{t,\alpha} < G'_{t,\alpha} \end{cases} \quad (12)$$

## 2.2 似然比梯度

不同于单通道的梯度计算，极化SAR数据有4个通道，所以计算极化SAR梯度需要充分考虑极

化信息和极化SAR数据的统计特性。Ma等人<sup>[29]</sup>提出采用似然比检验法来衡量两个协方差矩阵的相似性,并将像素与其邻域之间的相似性作为极化SAR图像的梯度。其中似然比(Likelihood Ratio Test, LRT)检验法最早是由Nielsen等人<sup>[30]</sup>提出的,似然比梯度即LRT梯度计算公式推导如下。

在匀质物理散射模型的假设下,独立的 $3 \times 3$ 的厄米特正定矩阵,也就是极化SAR数据的协方差矩阵服从复Wishart分布:

$$\begin{aligned} X &\in W_c(3, n, \Sigma_x), \hat{\Sigma}_x = \frac{1}{n}X, \\ Y &\in W_c(3, m, \Sigma_y), \hat{\Sigma}_y = \frac{1}{m}Y \end{aligned} \quad (13)$$

其中,  $m$ 和 $n$ 都是视数。那么它们的和也符合复Wishart分布,表示如下:

$$S = X+Y \in W_c(3, n+m, \Sigma), \hat{\Sigma} = \frac{1}{n+m}X+Y \quad (14)$$

似然比统计量 $Q_0$ 为

$$Q_0 = \frac{(n+m)^{3(n+m)} |X|^n |Y|^m}{n^{3n} m^{3m} |X+Y|^{n+m}} \quad (15)$$

在视数相同的情况下,对似然比统计量取对数为

$$\ln Q_0 = n(6 \ln 2 + \ln |X| + \ln |Y| - 2 \ln |X+Y|) \quad (16)$$

可以进一步简化:

$$\ln Q_0 = 6 \ln 2 + \ln |X| + \ln |Y| - 2 \ln |X+Y| \quad (17)$$

其中,  $X$ 和 $Y$ 可以根据图1用式(4)得到,为区分不同方向的梯度,将式(16)修改如下:

$$\ln Q_{i,\alpha} = 6 \ln 2 + \ln |X_{i,\alpha}| + \ln |Y_{i,\alpha}| - 2 \ln |X_{i,\alpha} + Y_{i,\alpha}| \quad (18)$$

则对数似然比值梯度为

$$R_{i,\alpha} = \ln Q_{i,\alpha} \quad (19)$$

### 2.3 复Wishart分类器

舰船检测可以看作特殊的二分类任务,其中,目标为正类,背景和杂波为负类。极化SAR图像中的不同类别的像素所对应的极化协方差矩阵 $C$ 服从不同的复Wishart分布,因此可以基于复Wishart分布推导的距离构造分类器区分正类像素点和负类像素点。Lee等人<sup>[31]</sup>基于复Wishart分布和最大似然准则,推导出复Wishart距离测量方法:

$$d(C, \omega_k) = \ln |\Sigma_k| + \text{Tr}(\Sigma_k^{-1}C) \quad (20)$$

其中,  $\Sigma_k$ 是第 $k$ 类像素点的极化协方差矩阵的均值,也是类中心;  $C_i$ 是待测像素点的极化协方差矩阵。

假设图像只包含正类和负类对象,并用 $\Sigma_t$ 和 $\Sigma_b$

分别代表正类和负类的类中心,分类器将根据待测像素点与两个类中心的复Wishart距离大小判定该像素点的类别 $\omega_k$ 。对于监督分类,其算法步骤如下:

步骤1 计算正负类像素点的极化协方差矩阵均值 $\Sigma_t$ 和 $\Sigma_b$ ;

步骤2 针对图像中的待测像素,若满足 $d(C_i, \Sigma_t) < d(C_i, \Sigma_b)$ ,则将待测像素划为正类,否则划为负类。

步骤3 重复步骤1、步骤2直至满足设置的迭代次数或者达到设定的阈值。

### 3 基于极化SAR梯度与复Wishart分类器的舰船检测方法

在舰船检测中,强旁瓣泄露、伪信号干扰和多尺度密集目标的情况使得检测不佳。首先,旁瓣造成的散射泄露会使得舰船的外部形态变得不完整不清晰,同时使得密集目标相互粘连到一起无法准确区分,导致无法准确计算舰船的个数;此外,与目标散射性质相似的伪信号会增加虚警概率;最后,小目标容易被噪声干扰或者淹没在杂波中。

极化SAR梯度是一种基于散射特性相似度的特征,不仅可以描述舰船目标的边缘,准确检测舰船的外部轮廓,还可以通过基于伪信号和舰船相对于海面的对比度大小对伪信号进行鉴别。最后,极化SAR梯度对强噪声也具有一定的鲁棒性,可以抑制噪声并排除孤立点噪声从而提升小目标检测的准确率。

复Wishart分类器是极化SAR数据聚类的经典方法,反映了极化SAR数据的统计相似性。舰船检测可以看成一种特殊的二分类任务,将舰船与海面和噪声区分开。复Wishart分类器需要选取初始聚类中心,为了缩短迭代次数和提高迭代结果质量,可使用全局CFAR检测算法标记原始目标和背景,然后将二类地物的均值作为初始聚类中心,以缩短迭代时间并保持舰船的形态细节。但该方法无法消除强杂波和伪影的影响,导致出现虚警和漏检。

本文将极化SAR梯度和复Wishart分类器相结合,可以在保持舰船形态细节的同时克服伪信号和旁瓣的影响,从而准确区分多尺度密集目标。具体算法流程图如图2所示,具体流程如下:

(1) 计算极化SAR梯度:首先根据式(19)计算 $R_{i,\alpha}$ ,然后利用式(8)和式(11)分别计算 $G_{n,\alpha}$ 和 $G'_{n,\alpha}$ ,最后利用式(12)计算 $G_{\max}$ 。

(2) 计算极化白化滤波器合成结果:根据文献<sup>[10]</sup>计算PWF。

(3) CFAR检测:首先对梯度图和PWF分别设

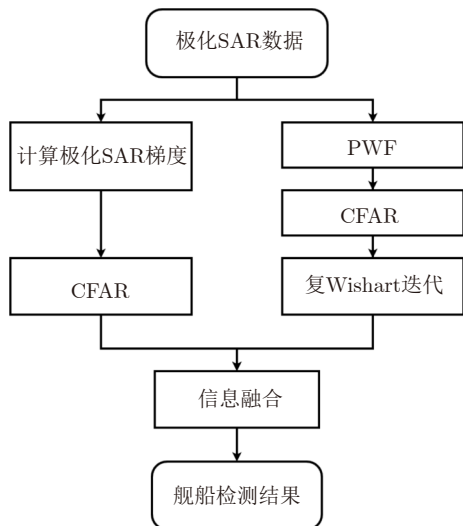


图2 所提算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the proposed method

置 $P_{fa}$ 。然后通过Parzen窗和文献[32]计算阈值。最后将全图的极化协方差矩阵按照基于PWF的CFAR检测结果分类求均值，从而得到聚类的初始化中心。

(4) 复Wishart迭代：在产生的初始化聚类中心的基础上，执行复Wishart二分类并迭代直至满足终止条件。这里的终止条件是标签变化率小于1%。

(5) 信息融合：将基于LRT梯度的CFAR检测结果和复Wishart迭代结果进行信息融合。将基于LRT的检测结果中舰船内部的空洞填充，再与复Wishart迭代结果进行逻辑与操作。

对数比值梯度只适用于单通道SAR图像，为结合极化SAR多通道的信息，需利用LRT梯度获得极化SAR对数梯度图。接着利用基于LRT对数梯度图的CFAR检测提取舰船的边缘信息，消除伪信号的同时抑制旁瓣泄露产生的影响，从而获取舰船外部轮廓。然后利用PWF对复Wishart分类器进行初始化，检测结果可排除大部分低杂波干扰并且保持舰船的主要散射细节。最后将二者信息融合，完成强旁瓣和伪信号的干扰情况下的多尺度密集目标舰船检测。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验数据集

本文用3幅实测的极化SAR图像实验并就结果进行了分析。实验数据来自日本的ALOS-2卫星，入射角是 $37^\circ$ ，波段是L波段，频率是1.2 GHz，观测模式是条带模式，距离向分辨率是8.7 m，方位向分辨率是5.3 m，极化方式是4极化。测试数据的Pauli伪彩色图、Span图和真值图如图3和图4所示。

### 4.2 极化SAR梯度选择

为了准确提取舰船边缘轮廓并克服伪信号和旁瓣泄露的干扰，首先需要选择合适的梯度，因此对GR梯度、LRT梯度和由Wang等人[33]提出的RG梯度3个梯度进行比较分析，不同梯度的结果如图5所示。

从图5(f)可以看出，RG梯度包含的噪声是最大的，例如在RG梯度图下部有明显的干扰条纹，此外舰船目标的旁瓣泄露也最明显；从图5(e)可以看出，LRT梯度噪声小，背景和目标的对比度最大，同时很好地抑制了舰船目标的旁瓣泄露；从图5(c)、图5(d)可以看出，HH-GR和PWF-GR梯度的表现介于RG和LRT之间，其中HH-GR要比PWF-GR噪声小，旁瓣泄露程度轻，原因是GR梯度本就是针对单极化SAR设计的，所以HH通道效果要比PWF好。综上，LRT梯度能够克服噪声和旁瓣的干扰，获得较为准确的舰船外部轮廓。

为比较不同角度造成的影响，本文分析了3种LRT计算方式的结果，如图6所示。

可以从图6(a)看出，使用 $LRT-G_{n,\alpha}$ 计算红框中舰船目标的梯度时，数值较大，目标边缘比较清晰完整，但是计算黄框中的舰船目标时，梯度数值较小且边缘不连贯，部分缺失；从图6(b)看出，使用 $LRT-G'_{n,\alpha}$ 计算红框中舰船目标的梯度时，数值较小，目标边缘缺失明显；但是计算黄框中的舰船目标时，梯度数值较大且边缘均质且连贯，没有缺

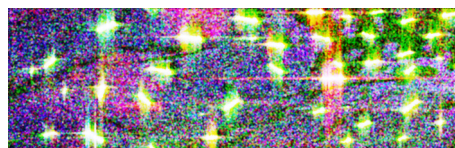
(a) Pauli伪彩色图像  
(a) Pauli-basis image(b) Span图  
(b) Span map(c) 真值图  
(c) Ground truth map

图3 实验场景1

Fig. 3 Experimental scene 1

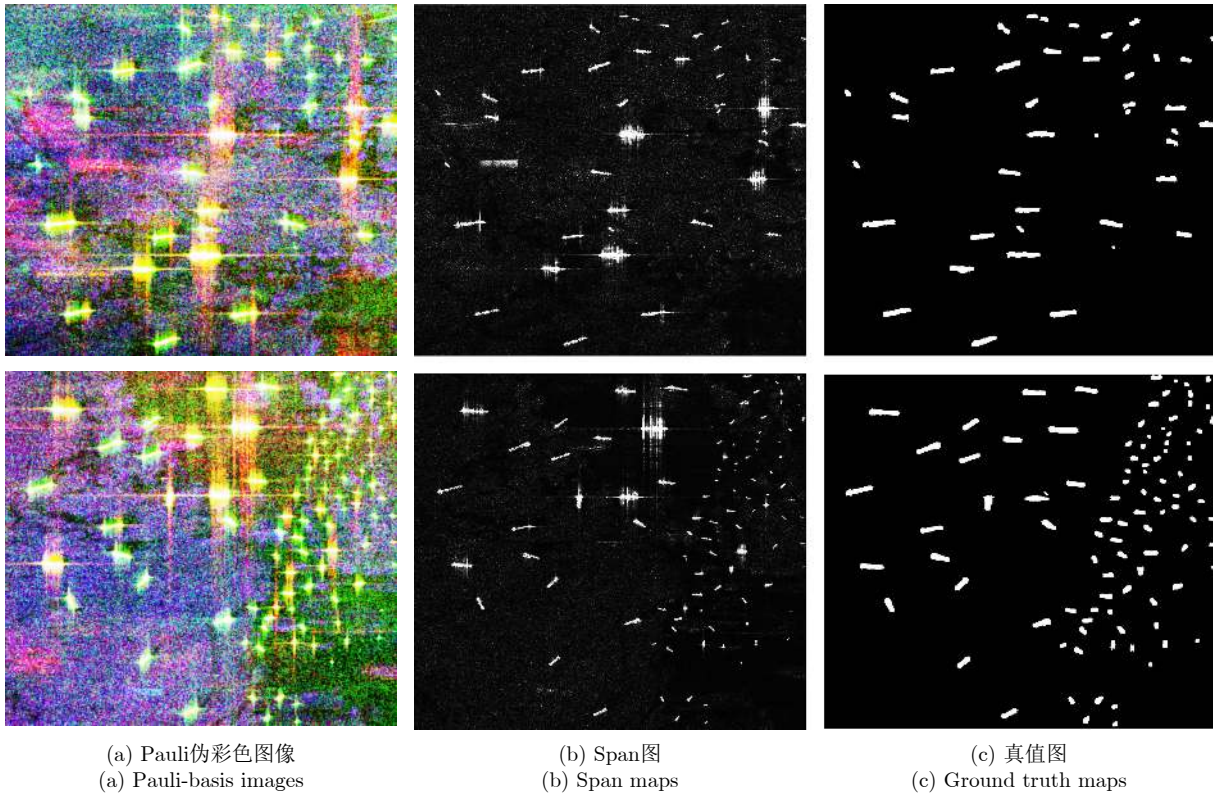


图4 实验场景2 (第1行)和实验场景3 (第2行)

Fig. 4 Experimental scene 2 (first line) and experimental scene 3 (second line)

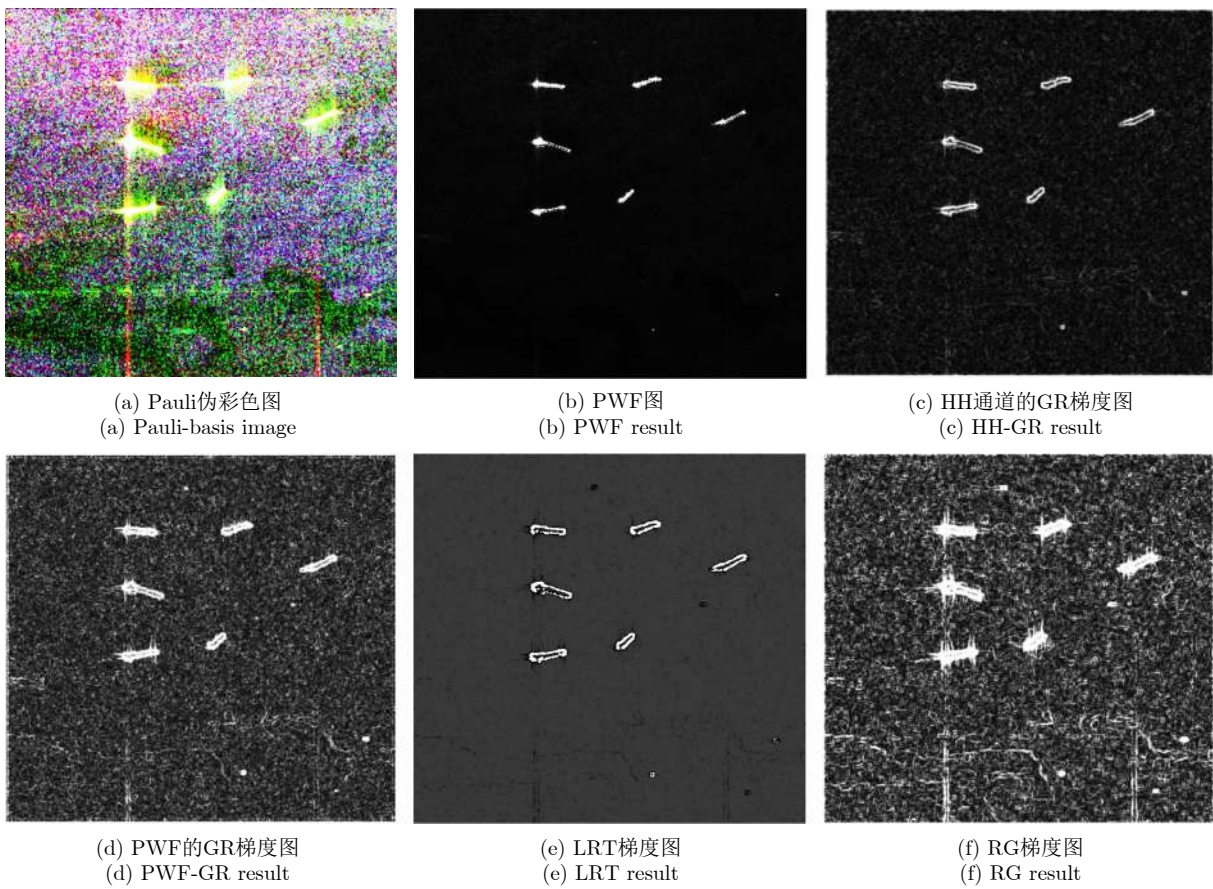


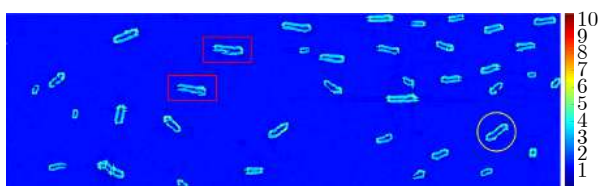
图5 梯度结果

Fig. 5 Calculation results for different gradients

失。LRT- $G_{n,\alpha}$ 和LRT- $G'_{n,\alpha}$ 两种计算方式各有缺陷，前者适用于接近 $0^\circ$ 和 $90^\circ$ 的目标，不适用于接近 $45^\circ$ 和 $135^\circ$ 的目标；后者适用于接近 $45^\circ$ 和 $135^\circ$ 的目标，不适用于接近 $0^\circ$ 和 $90^\circ$ 的目标。为结合两种计算方式的优势，对每个像素的LRT- $G_{n,\alpha}$ 和LRT- $G'_{n,\alpha}$ 取较大者，即选择LRT- $G_{\max}$ 作为梯度最终计算方式。从图6(c)看出，LRT- $G_{\max}$ 不管是红框中的舰船还是黄框中的舰船，梯度数值都较大且边缘清晰连贯。

### 4.3 信息融合

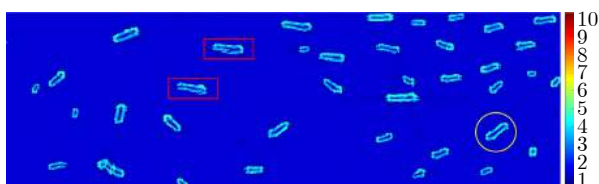
4.2节的分析结果表明，在LRT梯度结果图中的旁瓣泄露和噪声得到了抑制，并且舰船和背景对比度较大。此外，PWF可以有效降低图像的相干斑噪声，同时增强目标的散射强度，提高信噪比。基于LRT梯度和PWF的CFAR检测可以减少误报，并为后期的准确检测提供有用的信息。基于LRT与PWF的检测结果如图7和图8所示。



(a) LRT- $G_{n,\alpha}$



(b) LRT- $G'_{n,\alpha}$



(c) LRT- $G_{\max}$

图6 3种LRT梯度计算结果

Fig. 6 Comparison of three LRT gradient calculation results



图7 LRT梯度的检测结果

Fig. 7 The detection result of LRT gradient

从图8可以看到，基于PWF的检测结果有很多孤立噪声，并且旁瓣效应严重，甚至使得明显分离的目标因为旁瓣的扩散而造成了粘连现象，不利于密集目标的区分与定位，也无法准确地统计舰船的个数；从图7可以看到，基于LRT的CFAR检测结果可以很好地勾勒出舰船的整体轮廓，切断了旁瓣造成的粘连，从而更好地对密集目标进行定位和统计个数，但是缺失了对舰船目标的形态细节的描述。

为了获得舰船目标的形态细节，可以利用复Wishart分类器对极化SAR数据进行迭代分类，为了缩短迭代的次数和获得更准确的迭代结果，可以构造初始聚类中心。将PWF分类结果的均值作为初始聚类中心，然后不断迭代二分类直至达到终止条件。

复Wishart分类器结果如图9所示，相比于基于PWFx的CFAR检测结果，很多孤立的噪声以及围绕在舰船周围的干扰消失了，舰船的边界和形态细节更加清晰明了，但旁瓣依然存在，因此产生的密集目标粘连问题没有解决。基于似然比梯度的CFAR检测结果可以抑制旁瓣且获得目标轮廓，但是内部中空不完整；复Wishart迭代结果目标形态细节保持完整，但是存在严重的旁瓣泄露现象。将二者的结果相加显示如图10所示。

从图10可以看到，基于LRT的CFAR边缘检测结果很好地限制了复Wishart迭代结果的边界。所



图8 PWF的检测结果

Fig. 8 The detection result of PWF



图9 复Wishart分类器的分类结果

Fig. 9 The classification result of complex Wishart classifier

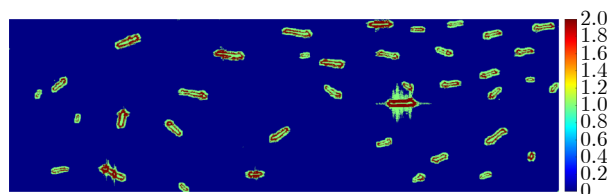


图10 LRT结果与复Wishart结果相加的伪彩色图

Fig. 10 Pseudo-color display of the sum of LRT detection result and complex Wishart result



以可以将图10红色外边界所包围的复Wishart迭代结果作为最终的检测结果，对二者的检测结果进行融合。对边缘检测结果进行空洞填充处理，之后与复Wishart分类器结果进行逻辑与操作获得最终检测结果，如图11所示。

可以看到，该结果很好地克服了旁瓣影响，使粘连的目标相互分开，并且保持了舰船的外部轮廓和形态细节。

#### 4.4 伪信号、强散射体旁瓣和密集目标情况

复杂海面情况下舰船检测可能遇到同时出现伪信号、强旁瓣和目标密集的情况，如图12复Wishart分类结果中红色方框、黄色椭圆框和绿色方框所示。当三者同时出现时，基于LRT的CFAR检测能够有效去除伪信号和抑制旁瓣，同时也能对密集目标进行区分和定位，结果如图13所示，其中红框中的伪影像素值很低，基本被消除，而复Wishart分类器能够保留舰船的形态细节但是无法解决上述3个问题。伪信号和旁瓣的梯度与舰船目标有着明显区别，反映在像素值上就是前两者的数值大小和背景相差无几，而舰船目标的像素值比例占据了全部数值的中高部分。此外，梯度图可以利用提取到的边缘信息重建密集目标的边界。故而可以通过基于LRT梯度的CFAR方法将伪信号和旁瓣干扰剔除并有效分离绿框中的密集目标。

最终检测结果如图14所示。



图 11 融合检测结果  
Fig. 11 The fused result

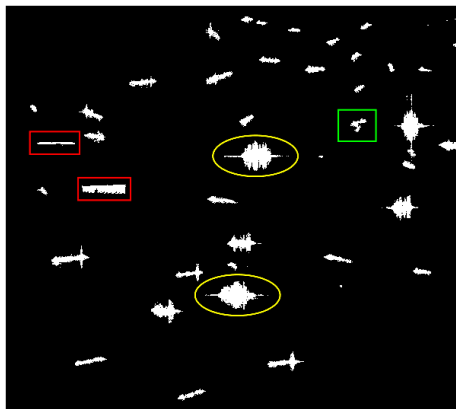
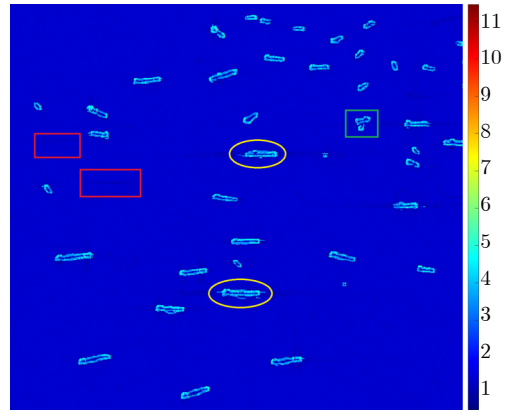


图 12 伪影和旁瓣示意图

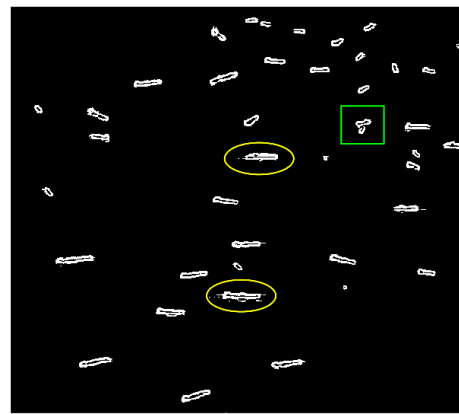
Fig. 12 Image of pseudo-signal and sidelobes

#### 4.5 多尺度舰船检测

在极化SAR舰船检测领域，为了提高算法的性能，可以将舰船的大小作为先验信息输入到检测器中，比如基于滑动窗口的检测算法，需要设置合适



(a) LRT梯度图  
(a) LRT gradient diagram



(b) 检测结果  
(b) The detection result

图 13 基于LRT的CFAR检测结果

图 13 CFAR detection results based on LRT



图 14 复杂海面融合检测结果

Fig. 14 The fused result for complex sea surface scenario

大小的窗口, 要求感兴趣目标形状相差不大, 故该方法无法适用于多尺度舰船检测, 鲁棒性不强。本章所提方法是用自动调整阈值的全局CFAR检测和无监督复Wishart迭代分类作为主要方法, 不需要舰船的尺度信息, 适用于多尺度舰船检测。

另外, 多尺度目标中的小舰船作为一类弱目标一直是研究的热点和难点。首先, 由于小目标所占像素点比较少, 难以提取基于上下文信息的密集特征, 例如基于灰度共生矩阵的纹理特征等。其次, 小目标容易淹没在杂波中, 从而产生漏检。为了克服上述问题, 可以利用复Wishart分类器过滤一般的杂波并最大限度保留小目标的外部形态从而克服漏检。然后利用基于LRT梯度的CFAR检测排除强杂波和旁瓣, 获得小目标的准确轮廓。多尺度情况下舰船检测结果如图15所示。从图15中矩形框中看到, 复Wishart分类器结果中舰船目标附近干扰依然存在, 旁瓣泄露问题也很严重; 在LRT检测结果中, 舰船附近的干扰和旁瓣都消失了, 同时从边缘信息中提取了舰船的外部轮廓。最终检测结果显示该方法保持了小目标的形态细节, 提高了目标的检测性能。

#### 4.6 对比评价

为验证第3节所提算法, 分别在对象级和像素级与11种经典算法进行对比, 结果如图16—图18所示, 指标评价包括虚警、漏检、召回率、准确率、F1值和运行时间, 结果如表1—表3所示。

从图16和表1可以看出, CA-CFAR, 2P-CFAR和OS-CFAR都不能抑制旁瓣和伪影, 但是OS-CFAR可以区分密集目标; PSH检测出的目标空洞很多, 形态不完整, 不适用于本文所关注的场景和情况; PMS是Span的改进, 可以区分密集目标但是无法消除旁瓣和伪影; 图像经过OPCE对比增强

后, 旁瓣和伪影受到了很大的抑制, 从而减少了虚警, 但是仍然不能区分密集目标, 经过极化信息优化后的GOPCE完全消除了伪影, 极大抑制了旁瓣, 然而不管是OPCE还是GOPCE, 都无法区分密集目标; 与GOPCE相比,  $\lambda_3$ 方法虽然也消除了伪影和旁瓣, 但是容易出现虚警; 本算法在消除伪影旁瓣和区分密集目标任务上面达到了最优。

从图17和表2可以看出, 3种CFAR算法都不能抑制旁瓣, 且有些强杂波无法去除导致孤立虚警的出现, 原因可能是模型参数估计不准确。Parzen窗作为一种非参数方法, 在综合性能上面优于上面3种方法;  $T_{11}$ 通道在一定程度上抑制了杂波, 但是有单个目标破碎成多段的情况发生, 造成了虚警; 基于Span进行改进后的PMS方法排除了更多的孤立强杂波, 所以优于Span; PSH方法无法保持舰船的形状, 视觉理解效果不好, 但是在对象级别的检测性能优于3种CFAR算法, 次于PMS方法;  $\lambda_3$ 抑制旁瓣的效果优于OPCE, 但是OPCE去除了孤立的杂波, 虚警数少于 $\lambda_3$ 方法, GOPCE综合了二者的优点, 既抑制了旁瓣又进一步减少了孤立的杂波, 但是保留了一个虚警目标和一个漏检目标; 本算法在多尺度舰船检测任务上面达到了最优。

表1和表2的指标评价都是在对象级别统计的, 为衡量算法的目标形态细节保持能力, 需要在像素级别上面进行检测并对结果进行评价, 基于场景1的像素级别的指标评价如图18和表3所示。从中可以看出, PSH方法无法维持舰船形态, 比如目标内部空洞、目标残缺不全, 因此不进行像素级别的评价; PMS方法是Span方法的改进, 结果优于Span; 3种CFAR方法在像素级别差别很大, CA-CFAR比OS-CFAR和2P-CFAR更好地保持了目标的形态, 所以指标结果优于后两者; 而Parzen窗方法作为非

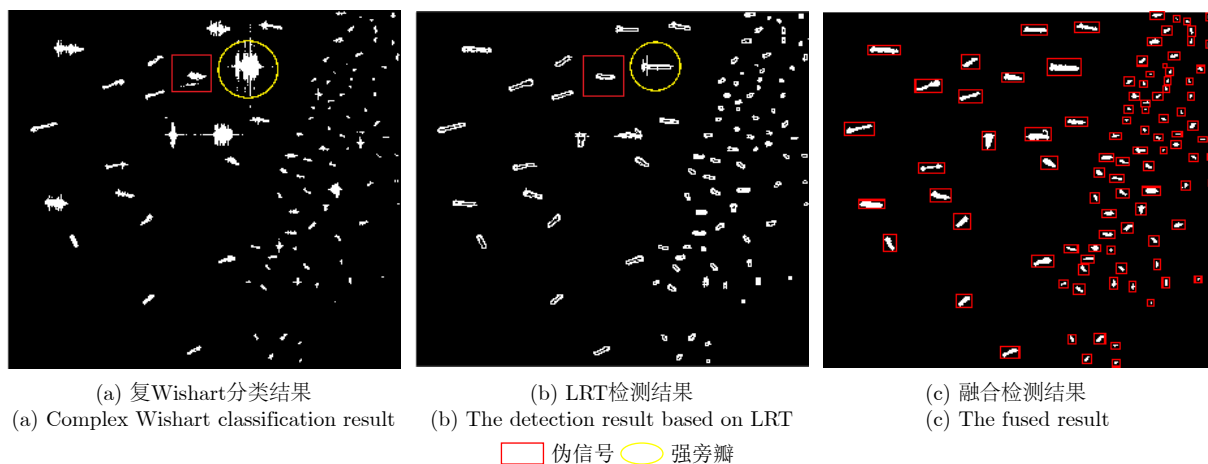


图15 多尺度舰船检测结果

Fig. 15 Multi-scale ship detection results

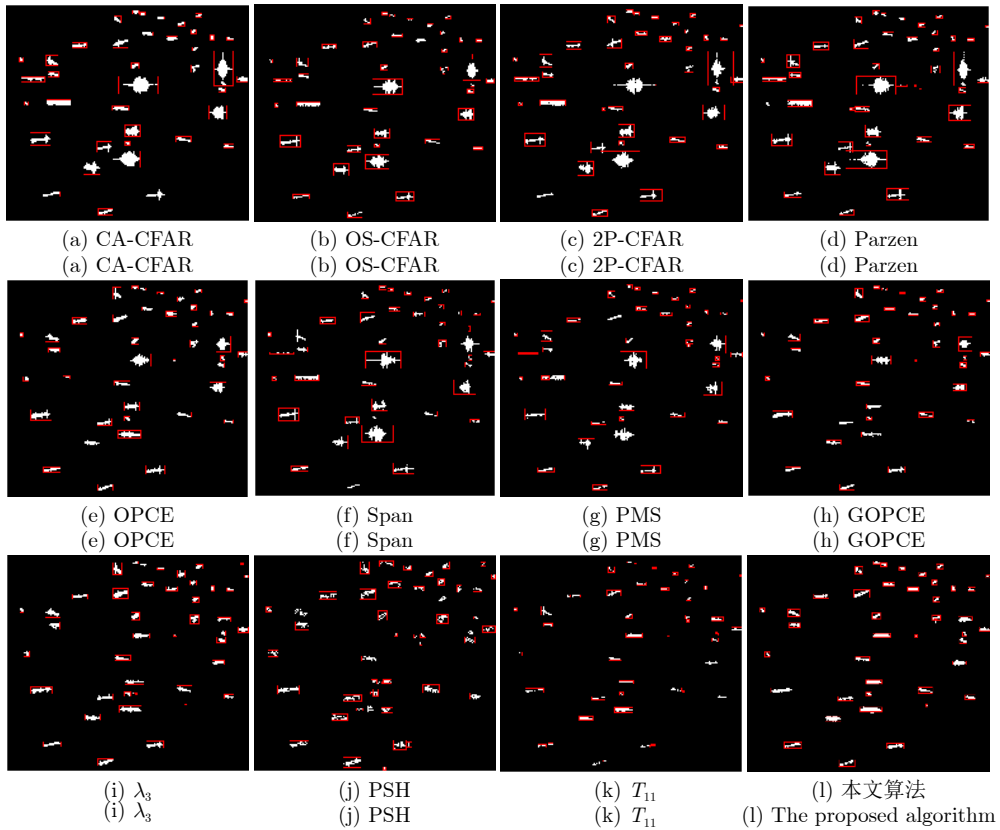


图 16 实验场景2舰船检测结果

Fig. 16 Ship detection results for experimental scenario 2

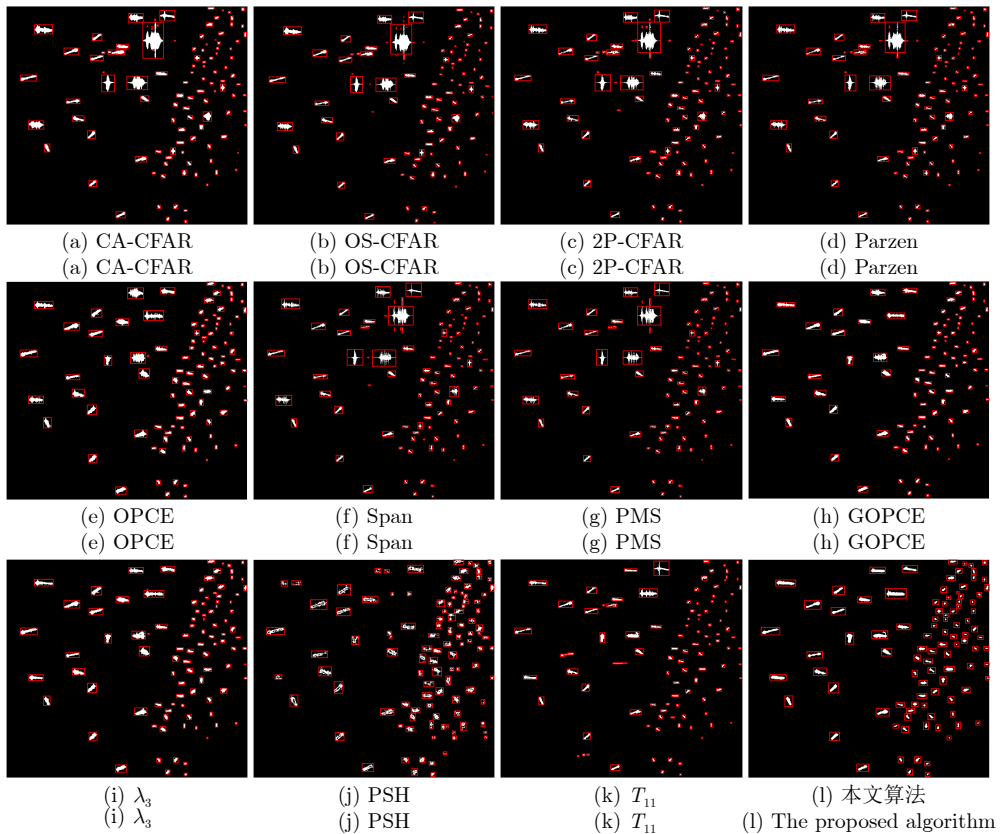


图 17 实验场景3舰船检测结果

Fig. 17 Ship detection results for experimental scenario 3

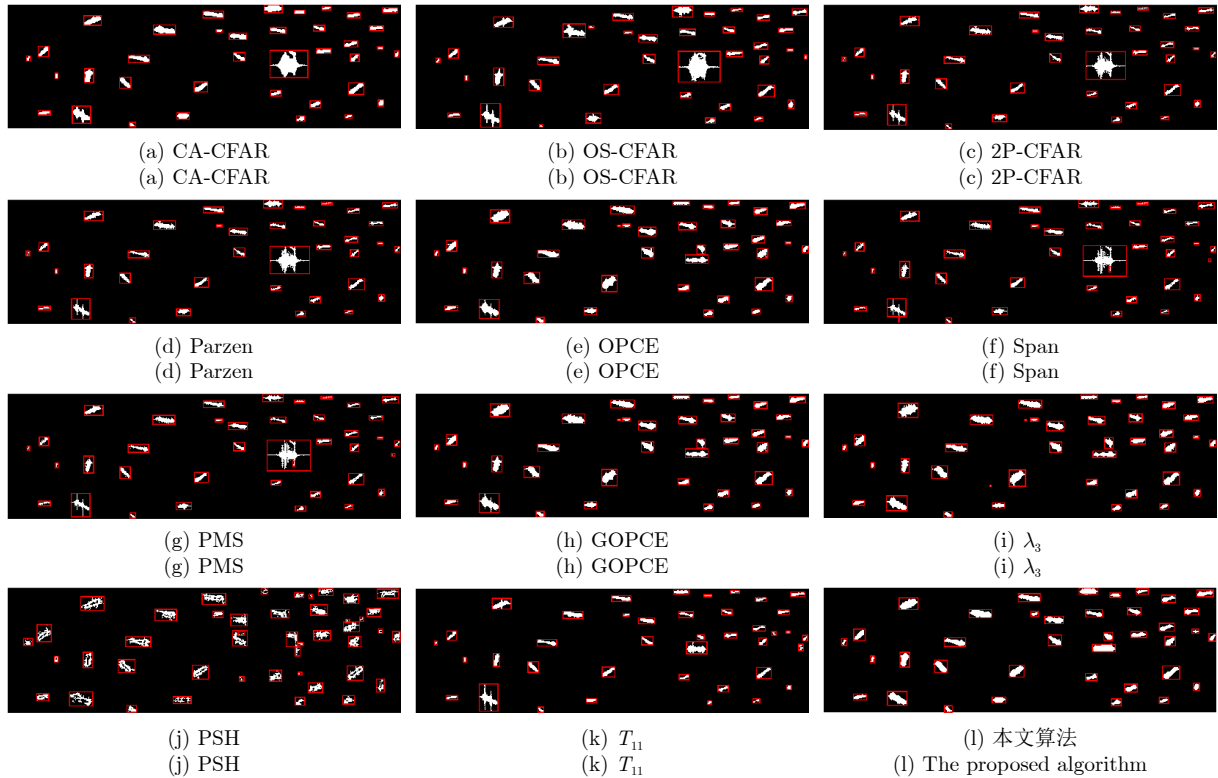


图 18 实验场景1中的舰船检测结果

Fig. 18 Ship detection results for experimental scenario 1

表 1 实验场景2中对比方法的指标评价结果

Tab. 1 Results evaluation for experimental scenario 2

| 方法          | 虚警       | 漏检       | 召回率          | 准确率          | F1           | 时间(s)          |
|-------------|----------|----------|--------------|--------------|--------------|----------------|
| PSH         | 10       | 4        | 0.895        | 0.773        | 0.829        | 92.245         |
| 2P-CFAR     | 2        | 5        | 0.865        | 0.941        | 0.901        | 61.870         |
| CA-CFAR     | 2        | 5        | 0.865        | 0.941        | 0.901        | 15.420         |
| Span        | 4        | 3        | 0.923        | 0.900        | 0.911        | 0.283          |
| Parzen      | 4        | 2        | 0.950        | 0.905        | 0.927        | 0.254          |
| $T_{11}$    | 5        | 1        | 0.976        | 0.889        | 0.930        | 0.252          |
| OS-CFAR     | 2        | 3        | 0.923        | 0.947        | 0.935        | 5.981          |
| PMS         | 3        | 2        | 0.950        | 0.927        | 0.938        | 0.322          |
| OPCE        | 1        | 2        | 0.950        | 0.974        | 0.962        | 69.524         |
| $\lambda_3$ | 2        | 1        | 0.976        | 0.952        | 0.964        | 91.350         |
| GOPCE       | 0        | 2        | 0.950        | 1.000        | 0.974        | 89.484         |
| 本文方法        | <b>0</b> | <b>0</b> | <b>1.000</b> | <b>1.000</b> | <b>1.000</b> | <b>298.198</b> |

参数方法，在像素级的检测结果也优于OS-CFAR和2P-CFAR方法； $T_{11}$ 在一定程度上抑制了旁瓣，所以性能优于Parzen窗但次于CA-CFAR； $\lambda_3$ , OPCE和GOPCE方法都抑制旁瓣泄露，且较好地保持了舰船形态细节，故综合指标F1都较为接近且大于0.790；本文算法在像素级别的舰船检测任务上面达到了最好结果。

所有实验均在一台Windows设备的MATLAB

软件环境下进行。对比时间结果可以看出，本文所提算法需要的运算时间最长，在检测速率上不占优势。这是因为目前本文所提算法分为两个独立的支路，一个计算图像梯度再进行CFAR检测，一个基于PWF的CFAR检测得到初始聚类中心再进行复Wishart迭代，最后再将两部分检测结果进行融合，所以整体算法的耗时较长。在未来的研究中，将对算法效率进行改进。

表 2 实验场景3中对比方法的指标评价结果  
Tab. 2 Results evaluation for experimental scenario 3

| 方法          | 虚警       | 漏检       | 召回率          | 准确率          | F1           | 时间(s)          |
|-------------|----------|----------|--------------|--------------|--------------|----------------|
| OS-CFAR     | 20       | 3        | 0.969        | 0.823        | 0.890        | 5.765          |
| 2P-CFAR     | 14       | 0        | 1.000        | 0.876        | 0.934        | 61.898         |
| Span        | 12       | 1        | 0.990        | 0.890        | 0.937        | 0.283          |
| CA-CFAR     | 11       | 1        | 0.990        | 0.898        | 0.942        | 15.530         |
| Parzen      | 11       | 1        | 0.990        | 0.898        | 0.942        | 0.261          |
| $T_{11}$    | 8        | 2        | 0.979        | 0.922        | 0.950        | 0.248          |
| PSH         | 10       | 0        | 1.000        | 0.908        | 0.952        | 90.842         |
| PMS         | 6        | 3        | 0.969        | 0.939        | 0.954        | 0.314          |
| $\lambda_3$ | 3        | 1        | 0.990        | 0.970        | 0.980        | 91.453         |
| OPCE        | 1        | 1        | 0.990        | 0.990        | 0.990        | 67.250         |
| GOPCE       | 1        | 1        | 0.990        | 0.990        | 0.990        | 88.925         |
| 本文方法        | <b>0</b> | <b>1</b> | <b>0.990</b> | <b>1.000</b> | <b>0.995</b> | <b>276.324</b> |

表 3 实验场景1中对比方法的指标评价结果  
Tab. 3 Results evaluation for experimental scenario 1

| 方法          | 召回率           | 准确率           | F1            | 时间(s)         |
|-------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| OS-CFAR     | 0.4174        | 0.5386        | 0.4703        | 1.548         |
| Span        | 0.4430        | 0.8715        | 0.5874        | 0.142         |
| PMS         | 0.4517        | 0.8631        | 0.5931        | 0.152         |
| 2P-CFAR     | 0.4660        | 0.8494        | 0.6018        | 17.339        |
| Parzen      | 0.4694        | 0.8477        | 0.6042        | 0.145         |
| $T_{11}$    | 0.4737        | 0.9302        | 0.6277        | 0.138         |
| CA-CFAR     | 0.6793        | 0.8566        | 0.7577        | 4.325         |
| $\lambda_3$ | 0.7116        | 0.8981        | 0.7940        | 32.468        |
| OPCE        | 0.7167        | 0.8917        | 0.7947        | 19.845        |
| GOPCE       | 0.7167        | 0.8917        | 0.7947        | 29.904        |
| 本文方法        | <b>0.7471</b> | <b>0.9177</b> | <b>0.8237</b> | <b>92.673</b> |

## 5 结语

针对极化SAR舰船检测中强旁瓣、密集目标和多尺度目标问题, 本文提出一种基于极化SAR梯度和复Wishart分类器的舰船检测方法。强散射点的能量泄露会造成目标精细结构轮廓提取不准确。在物理散射特性方面, 伪影主要以二次散射为主, 旁瓣效应主要以体散射为主, 密集小目标的散射特性比较复杂, 稳定表征的散射特性有一次散射、二次散射和螺旋体散射。本文从多极化数据的融合应用角度出发, 综合考虑在3个极化通道上的似然比相似性, 同时包括能量和极化特征的概率相似度判别, 从强度、通道差异性上判别伪影和旁瓣对目标稳定信号的提取; 此外, 该方法是基于像素的梯度特征提取方法, 考虑了典型的4或8邻域结构特征,

因此对多尺度密集散射体目标场景变化不敏感, 可用于密集散射体目标判别。

实验采用了ALOS2数据的近海岸数据, 该数据由于近港口的强反射区域, 因此有较多的伪信号, 且强散射点的旁瓣效应较大, 舰船目标具有呈现多尺度、多方位的几何结构, 虽然当时的海况可以认为是中等海况, 但此观测场景是一个复杂场景。通过与多种方法进行对比, 验证了所提算法的有效性, 可以解决多尺度密集舰船目标的检测问题。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

**Conflict of Interests** The authors declare that there is no conflict of interests

## 参考文献

- [1] 杨汝良, 戴博伟, 李海英. 极化合成孔径雷达极化层次和系统工作方式[J]. 雷达学报, 2016, 5(2): 132-142. doi: [10.12000/JR16013](https://doi.org/10.12000/JR16013).
- [2] YANG Ruliang, DAI Bowei, and LI Haiying. Polarization hierarchy and system operating architecture for polarimetric synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(2): 132-142. doi: [10.12000/JR16013](https://doi.org/10.12000/JR16013).
- [3] WEISS M. Analysis of some modified cell-averaging CFAR processors in multiple-target situations[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1982, AES-18(1): 102-114. doi: [10.1109/TAES.1982.309210](https://doi.org/10.1109/TAES.1982.309210).
- [4] NOVAK L M, BURL M C, and IRVING W W. Optimal polarimetric processing for enhanced target detection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(1): 234-244. doi: [10.1109/7.249129](https://doi.org/10.1109/7.249129).
- [4] AI Jiaqiu, YANG Xuezhi, DONG Zhangyu, et al. A new two parameter CFAR ship detector in Log-Normal

- clutter[C]. 2017 IEEE Radar Conference, Seattle, USA, 2017: 195–199. doi: [10.1109/RADAR.2017.7944196](https://doi.org/10.1109/RADAR.2017.7944196).
- [5] RITCEY J A and DU H. Order statistic CFAR detectors for speckled area targets in SAR[C]. Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, Pacific Grove, USA, 1991: 1082–1086. doi: [10.1109/ACSSC.1991.186613](https://doi.org/10.1109/ACSSC.1991.186613).
- [6] GOLDSTEIN G B. False-alarm regulation in log-normal and Weibull clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1973, AES-9(1): 84–92. doi: [10.1109/TAES.1973.309705](https://doi.org/10.1109/TAES.1973.309705).
- [7] LEVANON N and SHOR M. Order statistics CFAR for Weibull background[J]. *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1990, 137(3): 157–162. doi: [10.1049/ip-f-2.1990.0023](https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1990.0023).
- [8] ANASTASSOPOULOS V and LAMPROPOULOS G A. Optimal CFAR detection in Weibull clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(1): 52–64. doi: [10.1109/7.366292](https://doi.org/10.1109/7.366292).
- [9] GUAN Jian, HE You, and PENG Yingning. CFAR detection in K-distributed clutter[C]. Fourth International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 1998: 1513–1516. doi: [10.1109/ICOSP.1998.770911](https://doi.org/10.1109/ICOSP.1998.770911).
- [10] NOVAK L M and BURL M C. Optimal speckle reduction in polarimetric SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1990, 26(2): 293–305. doi: [10.1109/7.53442](https://doi.org/10.1109/7.53442).
- [11] 杨汝良, 戴博伟, 谈璐璐, 等. 极化微波成像[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.  
YANG Ruliang, DAI Bowei, TAN Lulu, *et al.* Polarimetric Microwave Imaging[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016.
- [12] CHANEY R D, BUD M C, and NOVAK L M. On the performance of polarimetric target detection algorithms[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 1990, 5(11): 10–15. doi: [10.1109/62.63157](https://doi.org/10.1109/62.63157).
- [13] BOERNER W M, KOSTINSKI A B, and JAMES B D. On the concept of the polarimetric matched filter in high resolution radar imaging: An alternative for speckle reduction[C]. International Geoscience and Remote Sensing Symposium, ‘Remote Sensing: Moving Toward the 21st Century’, Edinburgh, UK, 1988: 69–72. doi: [10.1109/IGARSS.1988.570053](https://doi.org/10.1109/IGARSS.1988.570053).
- [14] KOSTINSKI A and BOERNER W. On the polarimetric contrast optimization[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1987, 35(8): 988–991. doi: [10.1109/TAP.1987.1144209](https://doi.org/10.1109/TAP.1987.1144209).
- [15] YANG Jian, DONG Guiwei, PENG Yingning, *et al.* Generalized optimization of polarimetric contrast enhancement[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, 1(3): 171–174. doi: [10.1109/LGRS.2004.830127](https://doi.org/10.1109/LGRS.2004.830127).
- [16] 殷君君, 安文韬, 杨健. 基于极化散射参数与Fisher-OPCE的监督目标分类[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2011, 51(12): 1782–1786. doi: [10.16511/j.cnki.qhdxxb.2011.12.007](https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2011.12.007).  
YIN Junjun, AN Wentao, and YANG Jian. Supervised target classification using polarimetric scattering parameters and Fisher-OPCE[J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2011, 51(12): 1782–1786. doi: [10.16511/j.cnki.qhdxxb.2011.12.007](https://doi.org/10.16511/j.cnki.qhdxxb.2011.12.007).
- [17] XI Yuyang, ZHANG Xi, LAI Quan, *et al.* A new PolSAR ship detection metric fused by polarimetric similarity and the third eigenvalue of the coherency matrix[C]. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Beijing, China, 2016: 112–115. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7729019](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729019).
- [18] ZHANG Tao, YANG Zhen, and XIONG Huilin. PolSAR ship detection based on the polarimetric covariance difference matrix[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(7): 3348–3359. doi: [10.1109/JSTARS.2017.2671904](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2671904).
- [19] SHI Hao, ZHANG Qingjun, BIAN Mingming, *et al.* A novel ship detection method based on gradient and integral feature for single-polarization synthetic aperture radar imagery[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): 563. doi: [10.3390/s18020563](https://doi.org/10.3390/s18020563).
- [20] 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).
- [21] SONG Shengli, XU Bin, and YANG Jian. SAR target recognition via supervised discriminative dictionary learning and sparse representation of the SAR-HOG feature[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(8): 683. doi: [10.3390/rs8080683](https://doi.org/10.3390/rs8080683).
- [22] LIN Huiping, SONG Shengli, and YANG Jian. Ship classification based on MSHOG feature and task-driven dictionary learning with structured incoherent constraints in SAR images[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 190. doi: [10.3390/rs10020190](https://doi.org/10.3390/rs10020190).
- [23] GAO Gui. A parzen-window-kernel-based CFAR algorithm for ship detection in SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(3): 557–561. doi: [10.1109/LGRS.2010.2090492](https://doi.org/10.1109/LGRS.2010.2090492).
- [24] 张晓玲, 张天文, 师君, 等. 基于深度分离卷积神经网络的高速高精度SAR舰船检测[J]. 雷达学报, 2019, 8(6): 841–851. doi: [10.12000/JR19111](https://doi.org/10.12000/JR19111).  
ZHANG Xiaoling, ZHANG Tianwen, SHI Jun, *et al.* High-speed and high-accurate SAR ship detection based on a depthwise separable convolution neural network[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(6): 841–851. doi: [10.12000/JR19111](https://doi.org/10.12000/JR19111).
- [25] FAN Weiwei, ZHOU Feng, BAI Xueru, *et al.* Ship detection

- using deep convolutional neural networks for PolSAR images[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(23): 2862. doi: [10.3390/rs11232862](https://doi.org/10.3390/rs11232862).
- [26] AN Quanzhi, PAN Zongxu, and YOU Hongjian. Ship detection in Gaofen-3 SAR images based on sea clutter distribution analysis and deep convolutional neural network[J]. *Sensors*, 2018, 18(2): 334. doi: [10.3390/s18020334](https://doi.org/10.3390/s18020334).
- [27] ZHANG Zhimian, WANG Haipeng, XU Feng, *et al.* Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric SAR image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(12): 7177–7188. doi: [10.1109/TGRS.2017.2743222](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2743222).
- [28] RIGNOT E J M and VAN ZYL J J. Change detection techniques for ERS-1 SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, 31(4): 896–906. doi: [10.1109/36.239913](https://doi.org/10.1109/36.239913).
- [29] MA Xiaoshuang, SHEN Huanfeng, ZHANG Liangpei, *et al.* Adaptive anisotropic diffusion method for polarimetric SAR speckle filtering[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(3): 1041–1050. doi: [10.1109/JSTARS.2014.2328332](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2014.2328332).
- [30] NIELSEN A A, CONRADSEN K, and SKRIVER H. Change detection in full and dual polarization, single-and multifrequency SAR data[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 4041–4048. doi: [10.1109/JSTARS.2015.2416434](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2416434).
- [31] LEE J S, GRUNES M R, AINSWORTH T L, *et al.* Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2249–2258. doi: [10.1109/36.789621](https://doi.org/10.1109/36.789621).
- [32] 张嘉峰, 朱博, 张鹏, 等. Wishart分布情形下极化SAR图像目标CFAR检测解析方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(2): 433–439. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.024).
- ZHANG Jiafeng, ZHU Bo, ZHANG Peng, *et al.* Polarimetric SAR imagery target CFAR detection analytical algorithm with Wishart distribution[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(2): 433–439. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.024](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.02.024).
- [33] WANG Hongmiao, ZENG Liang, ZHANG Tao, *et al.* A PolSAR despeckling method based on Wishart gradient and anisotropic diffusion[J]. *Electronics Letters*, 2021, 57(3): 126–128. doi: [10.1049/ell2.12086](https://doi.org/10.1049/ell2.12086).

### 作者简介

殷君君, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为极化雷达应用基础理论、极化合成孔径雷达图像理解、海洋遥感及生态环境变化监测等。

罗嘉豪, 硕士生, 主要研究方向为极化合成孔径雷达图像理解与应用、海面舰船检测、雷达目标检测和深度学习。

李响, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为雷达目标检测和识别。

代晓康, 硕士, 主要研究方向为极化合成孔径雷达图像理解、海面舰船检测、地面车辆检测。

杨健, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为极化雷达理论及其应用等。

(责任编辑: 高山流水)