

一种面向多星多分辨率的SAR图像舰船候选区域提取方法

胡炎 单子力* 高峰

(中国电子科技集团公司航天信息应用技术重点实验室 石家庄 050081)

摘要: 基于CFAR和核密度估计(KDE)的SAR传统舰船候选区域提取方法存在以下缺陷: CFAR虚警率依赖人工经验选择; CFAR仅对杂波分布建模, 会对被检目标构成一定的漏检风险; 利用KDE进行强海杂波过滤时, 需凭人工经验选择滤除阈值。这使得传统舰船候选区域提取方法无法适应多星多分辨率等复杂场景。该文提出一种面向多星多分辨率的SAR图像舰船候选区域提取算法, 针对CFAR算法的缺陷, 提出采用均值二分法迭代逼近目标计算分割阈值, 在克服CFAR缺陷的同时, 计算效率比CFAR提高10倍以上; 针对KDE的缺陷, 提出了区块KDE结合大阈值滤除强海杂波, 再借助种子点生长算法重建目标。由于大阈值具有足够的阈值, 使得算法可以适应更复杂的场景。实验表明所提方法具有不漏检、阈值自适应、计算效率高、虚警率低的优点, 具备优秀的多星多分辨率SAR舰船候选区域提取能力。

关键词: 图像处理; 舰船候选区域; 均值二分法; 目标重建; 种子点生长; 阈值自适应

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)04-0770-09

DOI: 10.11999/JEIT180525

Candidate Region Extraction Method for Multi-satellite and Multi-resolution SAR Ships

HU Yan SHAN Zili GAO Feng

(CETC Key Laboratory of Aerospace Information Applications, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: The traditional methods based on CFAR and Kernel Density Estimation (KDE) for SAR ship candidate region extraction has the following defects: The choice of false alarm rate of CFAR depends on artificial experience; CFAR only models the sea clutter distribution, which poses a certain risk of missing detection to the target; When KDE is used to filter strong sea clutter, the threshold must be selected by artificial experience. These defects make the traditional method unable to adapt to complex scene, such as multi-satellite and multi-resolution. A candidate region extraction method for multi-satellite and multi-resolution SAR ships is proposed. In view of the defects of CFAR, an iterative method of mean dichotomy is proposed to approximate the target and calculate the segmentation threshold. The calculation efficiency of this method is more than 10 times higher than that of CFAR while overcoming the defects of CFAR; In view of the defects of KDE, block KDE combined with large threshold is used to filter strong sea clutter, and then seed point growth algorithm is used to reconstruct target. Because the large threshold has enough thresholds, the method can adapt to more complex scenarios. Experiments show that the proposed method has the advantages of no missed detection, self-adaptive threshold, high computational efficiency, and low false alarm rate. It has excellent multi-satellite and multi-resolution SAR ship candidate region extraction capability.

Key words: Image processing; Ship candidate region; Mean dichotomy; Target reconstruction; Seed point growth; Threshold adaptive

1 引言

舰船候选区域提取是舰船检测^[1,2]的关键环节,

传统舰船目标检测^[3]和深度学习舰船目标检测^[4,5]都需要先进行舰船候选区域提取。舰船候选区域提取的目的是筛选潜在目标, 达到节约计算资源、提高系统执行效率的目的。已有的舰船候选区域提取方法主要基于CFAR^[6-8]算法和核密度估计(KDE)^[9]算法。CFAR是一种基于杂波统计分布模型的海面分割算法, 利用CFAR探测器估计海面杂波分布参数并给定一个虚警率, 然后计算出杂波分割阈值。CFAR分割的结果中会存在大量的强海杂波, 还需要使用

收稿日期: 2018-05-29; 改回日期: 2018-12-18; 网络出版: 2018-12-26

*通信作者: 单子力 huyantju@126.com

基金项目: 中国电子科技集团公司航天信息应用技术重点实验室开放基金(EX166290025)

Foundation Item: The Open Foundation of CETC Key Laboratory of Aerospace Information Applications (EX166290025)

KDE算法来滤除，进而获得潜在舰船目标。

早期的CFAR方法假设杂波服从高斯分布，仅适合低分辨率、均匀杂波的情况^[10,11]。为了提高在高分辨率、异质杂波情形下CFAR检测器的性能，研究学者们提出了杂波对数正态分布、Gamma分布、Weibull分布、G0和K分布等非高斯分布。2013年，Qin等人^[12]提出了基于广义Gamma分布的CFAR检测算法，使得CFAR在高分辨率SAR中可以更好地拟合海面杂波。无论采用哪种分布，CFAR算法都需要凭借人工经验选择固定的虚警率。然而受雷达自身参数、环境背景和参数目标的影响，不同卫星拍摄的SAR图像中海面杂波的分布参数会存在较大差异，同一幅SAR图像中海面杂波的分布参数也可能存在较大差异。人工选择的固定虚警率易导致CFAR出现漏检，且使得CFAR算法泛化能力较低，仅能处理单一卫星和单一场景。为了解决CFAR漏检问题，张颢等人^[13]提出一种改进的Parzen窗算法，首先利用简单的分割方法得到潜在的目标像素，再利用核密度估计的方法滤除强海杂波。此外，由于CFAR窗长固定，对舰船目标尺寸差异较大的情况适应能力差，Dai等人^[14]提出一种基于目标候选区域生成的改进CFAR舰船检测算法，有效地解决了因传统CFAR窗口固定产生的问题。Tian等人^[15]利用自适应带宽的KDE算法滤除CFAR分割结果中的强海杂波。然而KDE算法除了需要选择带宽参数，还需选择合适的阈值才能有效滤除强海杂波。传统的舰船目标候选区域提取算法需要人工选择固定的KDE阈值，将概率密度小于KDE阈值的区域判定为强海杂波，从而精细化提取舰船目标候选区域。而人工阈值的选择存在泛化能力低的问题，难以满足处理多星、多分辨率SAR图像的需求。

针对传统舰船候选区域提取算法存在的缺陷和

多星多分辨率舰船检测技术的需求，本文提出了一种快速、鲁棒性较高的多星多分辨率舰船候选区域提取方法。算法流程如图1：(1)利用区块二分法获取粗分割结果A；(2)对A进行区块KDE估计，并利用大阈值对强海杂波进行滤除，获得结果B；(3)将矩阵B与A对应元素相乘获得精确的目标躯干C；(4)以C中的非零点为初始种子点，在A区域中进行区域生长，从而获得精准的目标区域。提出的舰船目标候选区域提取方法具有以下优势：(1)区块均值二分法可以达到与CFAR相似的分割效果，但区块均值二分法可以避免漏检，且计算效率比CFAR算法高10倍以上，具有较高的实时计算能力；(2)区块核密度估计结合大阈值滤除强海杂波的方法，具有较高的鲁棒性和泛化能力。由于大阈值具有足够的阈值，使得算法可以适应更复杂的场景；(3)该方法几乎无需人工经验选择阈值，可以自适应处理多星多分辨率等复杂场景。

2 区块均值二分法

2.1 均值二分法原理

二分法是数学领域的概念，经常用于计算机中的快速查找过程。本文将二分法引入SAR图像海面分割，代替CFAR算法，“查询”SAR图像局部最优分割阈值。均值二分法即每次以区域均值为分割阈值，将图像像素分为舰船候选目标像素和杂波像素，通过迭代计算使分割阈值逐渐逼近舰船候选目标。根据微波散射机理可知，SAR图像中海上舰船的亮度明显高于海面杂波，通常SAR图像中海上舰船呈现高亮区域，且亮度近似均匀。CFAR检测就是依据这一认知，仅依靠估计海杂波分布就可检测舰船候选目标。现假设目标区域附近像素集合为 $H \sim \Pi\{(M_i, N_i) | i = 1, 2, \dots, m\}$ ，表示亮度值为 M_i 的像素点有 N_i 个。集合 H 的亮度均值记为 \hat{M} ，则有

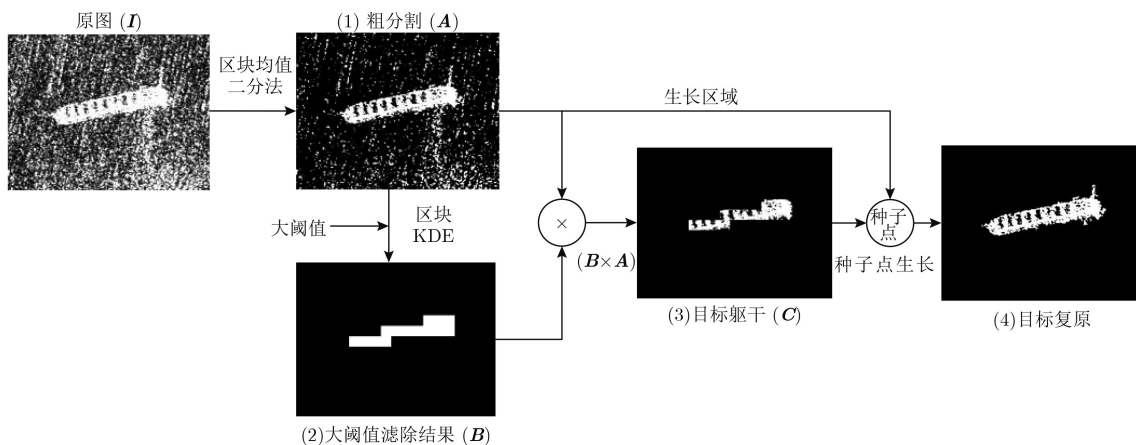


图1 目标候选区域提取算法流程

$$\hat{M} = \frac{\sum_{i=1}^m M_i N_i}{\sum_{i=1}^m N_i} \quad (1)$$

迭代更新集合 $\{(M_i, N_i)\}$, 更新规则如式(2):

$$M_i = \begin{cases} \hat{M}, & M_i \leq \hat{M} \\ M_i, & M_i > \hat{M} \end{cases} \quad (2)$$

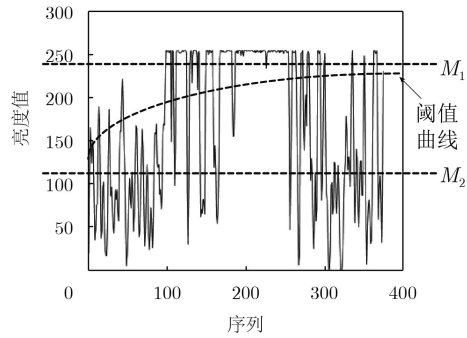
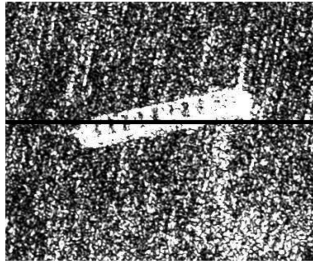


图2 阈值变化曲线示意图

由式(2)可得

$$\hat{M} = \frac{M_1 N_1 + M_2 N_2}{N_1 + N_2} = M_1 - \Delta M \left(\frac{N}{N_2} \right)^{-1} \quad (3)$$

其中, $\Delta M = M_1 - M_2$, $N = N_1 + N_2$ 。

n 次迭代后, 阈值 Th' 取 \hat{M}_n 值, \hat{M}_n 为

$$Th' = \hat{M}_n = M_1 - \Delta M \left(\frac{N}{N_2} \right)^{-n} \quad (4)$$

可知, \hat{M}_n 以负指数递增曲线逼近 M_1 且不会相交, 因此均值二分法可以极大地降低漏检。从图3可以看出, 当迭代次数 $n > 5$ 时, 阈值分割结果即不再发生变化。实际使用中, 建议 n 取值 5~10 即可。

根据式(4), 当 N_2/N 比值(海杂波占比)趋近于

多次迭代计算可使得 \hat{M} 值逐渐逼近舰船候选目标。为了分析方便, 假设海杂波亮度值和舰船候选目标亮度值都服从均匀分布, $\Pi\{(M_i, N_i)\}$ 集合退化为 $\Pi\{(M_1, N_1), (M_2, N_2)\}$ 。其中, (M_1, N_1) 表示舰船候选目标亮度值均为 M_1 , 目标数量值为 N_1 ; (M_2, N_2) 表示海杂波亮度值均为 M_2 , 目标数量值为 N_2 。如图2所示, 图2右侧波形是左图黑色实线所在行的像素亮度变化曲线。

0 时, $\Delta M(N/N_2)^{-n}$ 项取值趋近于 0, \hat{M}_n 趋近于 M_1 。此时, 在实际应用中需要保证 N_2/N 取值合理, 避免出现漏检的情况。

2.2 区块均值二分法步骤

为了提高均值二分法自适应分割能力, 同时保证 N_2/N 取值合理, 采用了分块计算策略, 描述如下:

步骤 1 将输入 SAR 影像 I 数据复制到矩阵 A , 并按 $b \times b$ 进行无交叠分块处理。其中, $b = 200/R$, 目的是使 $b \times b$ 矩形块接近实际舰船的尺度, R 为 SAR 图像分辨率, 舰船的实际尺寸见表1;

步骤 2 记矩阵 A 中当前处理单元块为 W , 计算 W 单元块内元素均值, 记为 \hat{M} ;

步骤 3 更新 W 单元块内元素值, 更新原理如

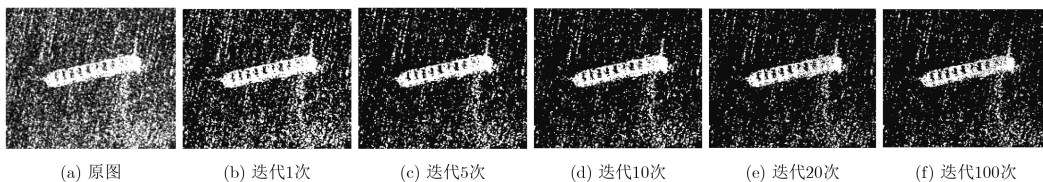


图3 迭代次数分别为1, 5, 10, 20, 100的实验结果

表1 典型舰船尺度表

| 船舶类型 | 船舶名称 | 船长(m) | 船宽(m) | 船舶类型 | 船舶名称 | 船长(m) | 船宽(m) |
|------|-------------------|-------|-------|-------|-----------|-------|---------|
| 集装箱船 | COSCO_KAWASAKI | 260 | 32 | 油船 | ZHONG CHI | 188 | 31 |
| | N.Y.K.LEO | 300 | 40 | | WANG CHI | 187 | 32 |
| | HYUNDAI_BRIDGE | 182 | 35 | | 驱逐舰 | 055型 | 160~180 |
| | HUA_RUN_CHUANG_YE | 190 | 31 | 日本金刚级 | | 161 | 21 |

式(5):

$$W(i, j) = \begin{cases} \hat{M}, & W(i, j) \leq \hat{M} \\ W(i, j), & W(i, j) > \hat{M} \end{cases} \quad (5)$$

步骤4 重复步骤3, 迭代 n 次;

步骤5 利用OTSU算法对 W 进行二值化;

步骤6 按步骤3—步骤5逐次(或并行)处理 A 中所有矩形块。

3 精细化滤波

区块均值二分法预分割之后, 还需要用KDE对预分割进行精细化滤波处理。传统KDE方法存在一定缺陷: 分割阈值的选择依赖人工经验, 自适应能力较差。为此, 本文设计了一种快速、自适应能力较强的KDE改进算法。首先对矩阵 A 进行分块处理, 并构建核密度函数; 然后采用大阈值滤除小密度分块, 只保护舰船目标主干区域; 最后利用种子点生长算法复原目标。

3.1 区块KDE

区块KDE(Block KDE, BKDE)的目的是通过分块提高核密度估计的运算速度, 每个分块即为一个核密度估计窗, 在每个分块内仅进行一次核密度估计, 计算结果表示该分块的核密度值。为了保护舰船目标主干区域, 分块尺寸需参考实际舰船尺寸。从表1可以看出典型舰船宽度一般在20~40 m之间, 长度在160~300 m之间。采用无交叠裁切矩阵 A , 分块用 G 表示, 尺寸为 $c \times c$ 。假设理想条件下舰船目标为矩形, 宽度为 $w \geq 20$ m, 长度为 $h \geq 160$ m, 且内部无孔洞。则可得如下命题:

命题 当 c 取值小于 $20/R$ (R 为SAR图像分辨率)时, 对任意方向的舰船目标 S , 至少存在一个 G 分块(舰船主体部分), 该分块内与目标重叠区域占比 $p(G, \theta) = f(G \cap S) / f(G) \geq 50\%$, $f(\cdot)$ 表示区

域面积, 其中 $f(G) = c^2$ 。

命题等价于求证: $\min\{\max\{p(G, \theta) | p(G, \theta) \geq 0, G \in A\} | \theta \in (0, 2\pi)\} \geq 50\%$ 。

证明

(1) 当 $c \leq 20/R$, $\theta = \pi/2$ 时(如图4(a)所示)

$$f(G(n+1) \cap S) + f(G(n) \cap S) = c \times w \geq c^2 \quad (6)$$

可得

$$p\left(G(n+1), \frac{\pi}{2}\right) + p\left(G(n), \frac{\pi}{2}\right) = \frac{c \times w}{c^2} > 100\% \quad (7)$$

当且仅当 $p(G(n+1), \pi/2) = p(G(n), \pi/2) > 50\%$ 时, 也即 $G(n+1) \cap S$ (区域 $aefd$)与 $G(n) \cap S$ (区域 $cfcb$)关于 ef 中心对称时, $\max\{p(G, \pi/2) | p(G, \pi/2) \geq 0\}$ 最小。因此当 $c \leq 20/R$, $\theta = \pi/2$ 时, 命题恒成立;

(2) 如图4(b)所示, 当 $\theta = 0$ 时, $p(G(n+1), 0) = p(G(n), 0) = 100\%$ 。因此当 $\theta = 0$ 时, 命题恒成立;

(3) 当 $\theta \in (0, \pi/2)$ 时, 如图4(c)所示。首先易知当 $G(n+1) \cap S$ 区域 $a'efd'$ 与 $G(n) \cap S$ 区域 $cfcb$ 关于 ef 中心对称时, $\max\{p(G, \theta) | p(G, \theta) \geq 0\}$ 可以取最小值。当舰船由以 ef 中点为中心从 90° 向 0° 旋转时, d' 由 a' 向 e 运动, c' 由 c 向 f 运动。此时, $f(G(n) \cap S) = f(G(n+1) \cap S) \geq f(a'efd') \geq f(efcd) = c \times w/2$ 。因此, 当 $\theta \in (0, \pi/2)$ 时, $p(G(n+1), \theta) = p(G(n), \theta) > 50\%$, 命题恒成立;

(4) 对称性易知, $\theta \in (\pi/2, \pi)$ 与 $\theta \in (0, \pi/2)$ 为对称情况, $\theta \in (0, \pi)$ 与 $\theta \in (\pi, 2\pi)$ 也为对称情况, 因此, 命题恒成立。证毕

本文核密度估计分块矩阵 G 的边长 c 取值为 $20/R$, R 为SAR图像分辨率。在后续的计算中, 考

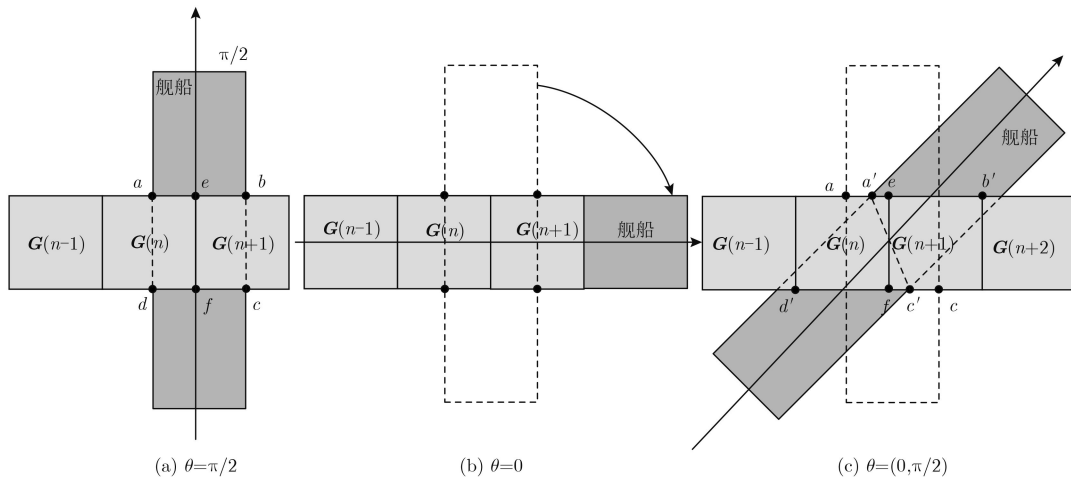


图4 G 分块与舰船的3种交叠关系

考虑到实际SAR舰船内部存在孔洞,以及小型舰船识别的需求,将核密度的阈值 Th 设置为30%。此外,也可以根据实际舰船检测需求调整 c 的取值。本文采用的核密度估计公式为

$$P(\mathbf{G}) = \frac{1}{c^2} \sum_{(i,j) \in \mathbf{G}} \frac{\mathbf{G}(i,j) \times \mathbf{I}(i,j)}{255^2} \quad (8)$$

在估算 \mathbf{G} 分块非零点稠密程度的同时,加入原始影像灰度值 $\mathbf{I}(i,j)$,可以进一步增大舰船目标与海杂波核密度的差距。然后选择阈值 Th ($Th=30\%$)对 \mathbf{G} 进行目标判定,并将结果存储到矩阵 \mathbf{B} 。

$$\mathbf{G} = \begin{cases} 255, & P(\mathbf{G}) > Th \\ 0, & P(\mathbf{G}) < Th \end{cases} \quad (9)$$

以 \mathbf{G} 分块为最小处理单元,可以极大地提高运算速度,属于降采样操作。图5所示是矩阵 \mathbf{A} ,矩阵 \mathbf{B} 和矩阵 \mathbf{C} 的计算结果,矩阵 \mathbf{B} 中强海杂波的 $P(\mathbf{G})$ 值范围是0%~15%,其中约95%强海杂波 $P(\mathbf{G})$ 值小于10%;矩阵 \mathbf{B} 中舰船目标的 $P(\mathbf{G})$ 值范围是10%~79%,舰船主干 $P(\mathbf{G}) \geq 57\%$ 。选择阈值 Th 为30%相对于强海杂波的 $P(\mathbf{G})$ 值范围(0%~15%)显然明显过大。这样取值的目的是为了保留足够的阈值,以增强算法的泛化能力。需要将处理后的矩阵 \mathbf{B} 与矩阵 \mathbf{A} 点乘以消除分块计算带来的区块效应

$$\mathbf{C} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{B} \quad (10)$$

式中, \mathbf{C} 矩阵是一个稀疏矩阵,存储值为舰船目标

的主体像素。由于阈值 Th 较大,除舰船目标的主体像素外,其余舰船目标像素可能会连同强海洋杂波被滤除,下一步需要利用 \mathbf{C} 矩阵重建目标。

3.2 目标重建

利用 \mathbf{C} 矩阵存储的舰船目标主体像素为种子点、以矩阵 \mathbf{A} 为生长目标区域,通过种子点生长算法重建潜在原始目标。种子点算法具体流程如下:

(1)将 \mathbf{C} 中的非零点 $\{(i,j) | \mathbf{C}(i,j) > 0\}$ 存入堆栈种子点,作为初始种子点集合。初始化矩阵 \mathbf{D} ,用于存储目标复原结果;

(2)从种子点栈顶取出一个点 (i,j) ,同时令 $\mathbf{D}(i,j) = \mathbf{A}(i,j)$;

(3)以 (i,j) 为中心,在其 M -邻域内搜索满足式(11)的新种子点,并将新的种子点压入种子点;

(4)重复步骤(2)和步骤(3),直到种子点为空。

$$(i+x, j+y) = \begin{cases} N_s, & \mathbf{A}(i+x, j+y) > 0 \\ 0, & \mathbf{A}(i+x, j+y) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, N_s 表示新种子点集合。

考虑到高分辨率目标可能出现区域断裂的情况(如图6(a)),构建了3种邻域模板。模板1为8邻域模板仅适用于低分辨率SAR图像,模板2和模板3均为16邻域模板,适用于高分辨率SAR图像,具有裂缝联接的能力。其中,2~5 m分辨率SAR图像可以选择模板2,优于1 m的模板可以选择模板3。

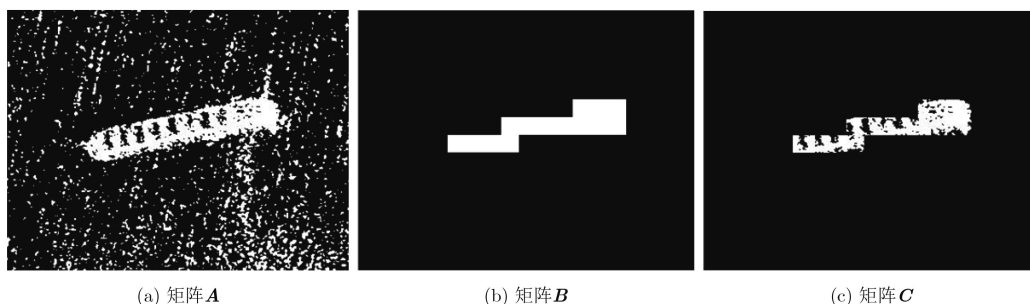


图5 BKDE结合大阈值滤除强海杂波实验结果

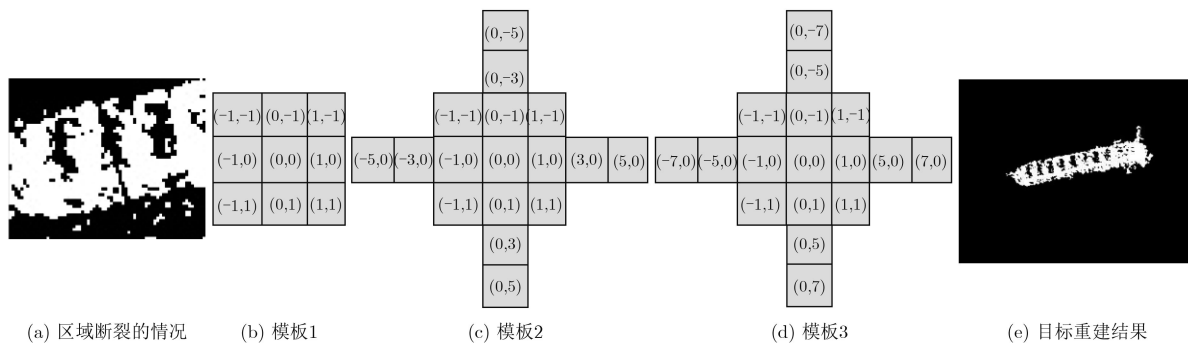


图6 种子点生长算法邻域模板

4 实验与分析

4.1 多星多分辨率SAR图像实验

在Intel-i7, 3.6 GHz, 4核处理器, C++语言环境下, 迭代次数为10, 均值二分法分块 $W^{b \times b}$ 的边长 $b = 200/R$, 核密度分块 $G^{c \times c}$ 的边长 $c = 20/R$, 阈值 $Th=30\%$ 。选择了Sentinel-1A, Sentinel-1B, Radarsat-1和TerraSAR-X卫星, 包含4种分辨率的SAR图像进行实验。其中, 部分实验使用了海陆分割技术^[16]来屏蔽陆地区域。结果如图7所示, 图7实验中未采用并行加速策略, 算法运行模式为极速模式(不执行目标复原), 矩形框为目标主干区域的外包矩形。极速模式下, 算法运行时间取决于加速策略和图像尺寸。实际使用中, 可以矩形框标记的区域为中心裁切原始图像, 获取带目标的切片。极速模式适用于情报压缩, 也可作为深度学习候选切片快速提取。

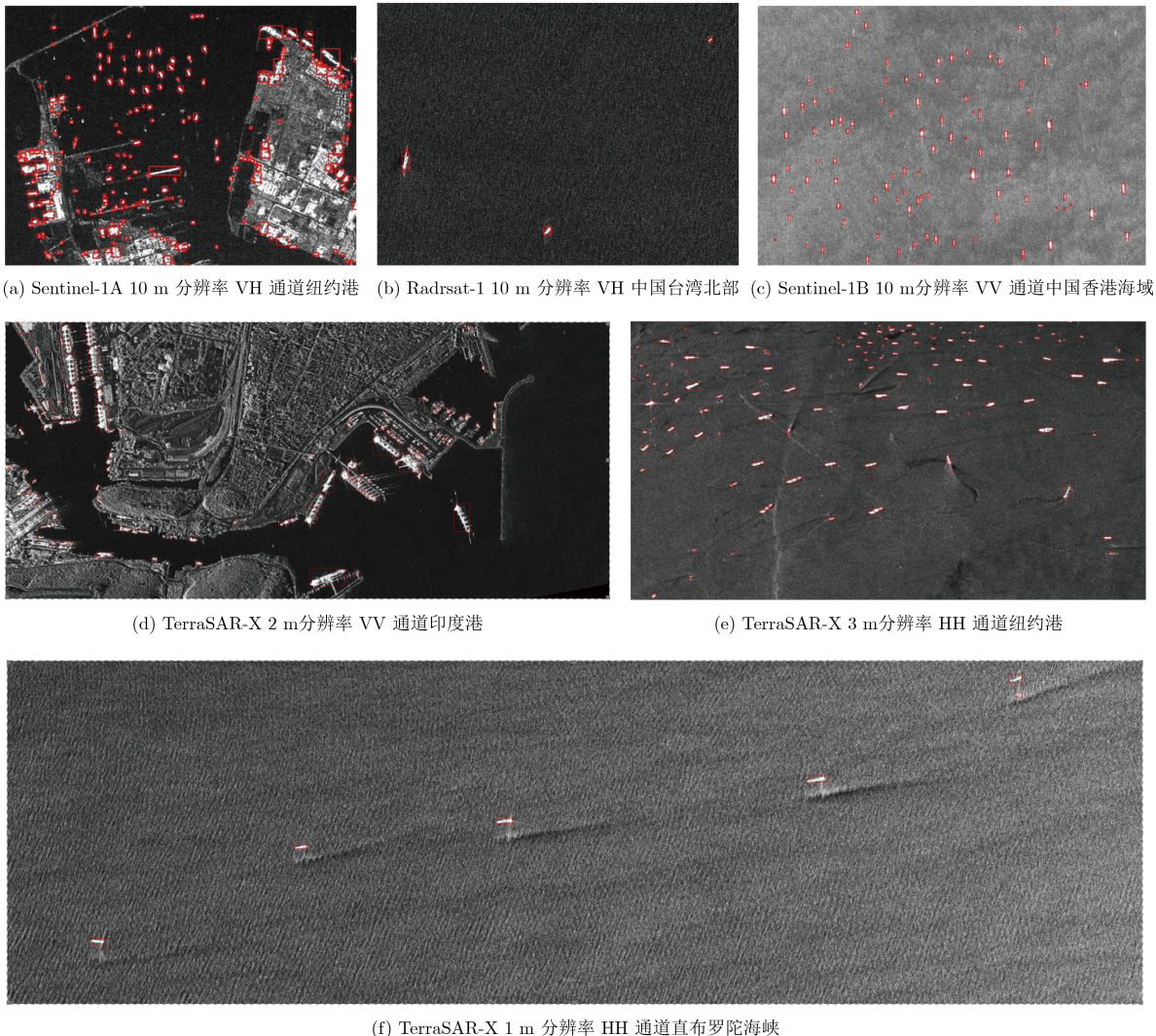
目标复原可以精准地分割出舰船目标候选区域

(如图8所示)。这种模式下, 算法运行速度不仅与加速策略、图像尺寸有关, 还与场景内检测出的候选目标数量有关, 可以作为传统舰船检测系统的目标分割方案。

4.2 检测效果对比分析

4.2.1 漏检实验对比

图9是瑞利-CFAR恒虚警(P_{fa})取不同值的实验结果和本文区块二分法迭代次数取不同值的实验结果。当 P_{fa} 取1%时, 图9(a)中红色线标记区域出现了大面积黑色区域。这是由于图像中右侧区域海况比左侧震荡更加剧烈, 当 P_{fa} 取1%时, 右侧分割阈值达到了255, 导致右侧红色线标记区域出现漏检。当 P_{fa} 取2%时, 仍有小部分区域分割阈值达到255。当 P_{fa} 取4%时, 分割结果不再出现异常。据此推断该场景下瑞利-CFAR的 P_{fa} 合理取值约为2%~4%。表2列出了其他5种分布CFAR的 P_{fa} 合理取值范围。可见对于未知场景, P_{fa} 选择不当易导致漏检。而提出的区块二分法在迭代次数为5~



(f) TerraSAR-X 1 m 分辨率 HH 通道直布罗陀海峡

图7 多场景舰船候选区域提取实验结果

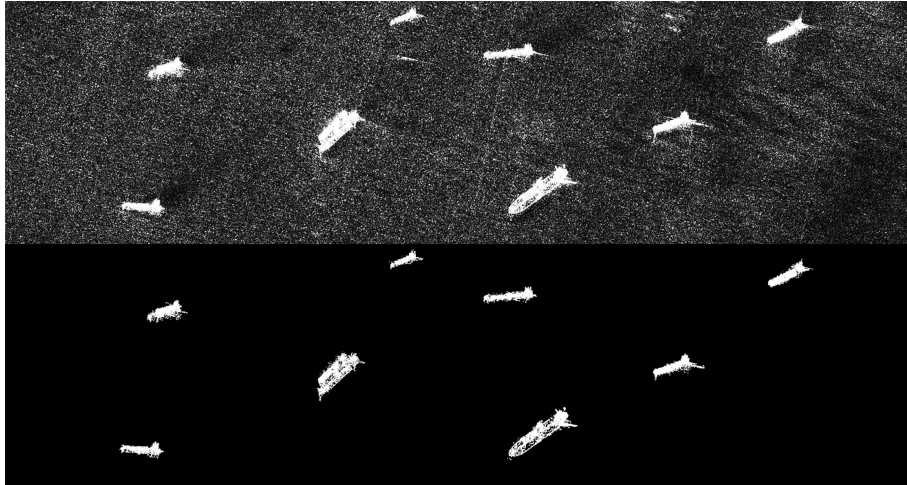


图8 舰船候选区域精准提取实验结果

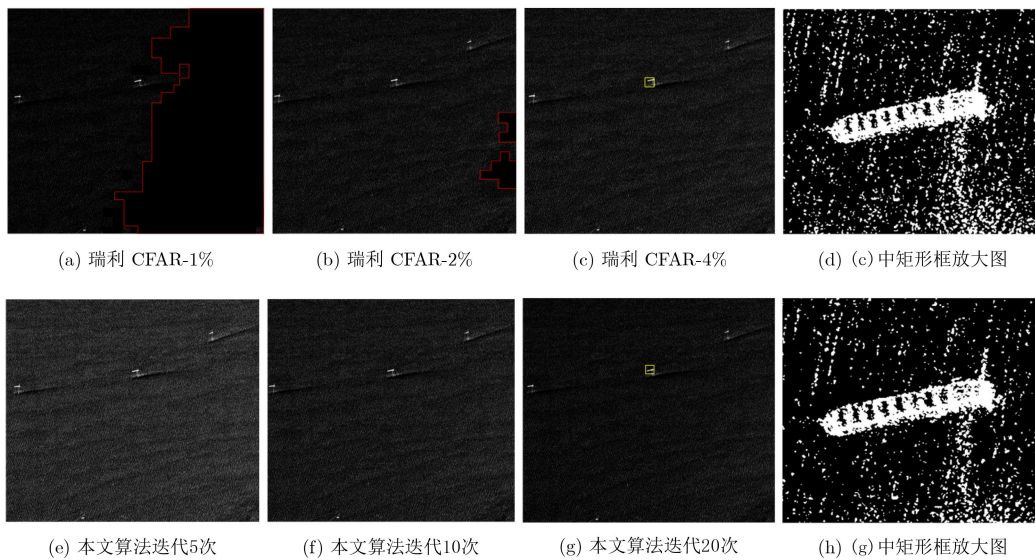


图9 本文算法与瑞利CFAR实验对比

表2 该实验场景下6种分布CFAR的 P_{fa} 的合理取值表

| 分布名称 | P_{fa} (%) | 分布名称 | P_{fa} (%) |
|-------|--------------|---------|--------------|
| 高斯分布 | 2~3 | 指数分布 | 10~15 |
| 韦布尔分布 | 3~4 | Gamma分布 | 2~4 |
| 对数分布 | 5~10 | 瑞利分布 | 2~4 |

20时, 均未出现漏检的情况。可以看出, 提出的区块二分法可以有效地降低漏检风险, 与CFAR算法相比参数选择更加简单。

4.2.2 复杂海况下的检测率对比

复杂海况是影响舰船检测的重要干扰, 为此设计了本文算法与瑞利-CFAR在复杂海况下的检测结果对比实验, 如图10所示。其中, 借助本文BKDE结合大阈值滤除方法对瑞利-CFAR检测结果进行了精细滤波。图10中, 黄色数字指示为人工标记的舰船候选区。可以看出, 本文算法与瑞利-CFAR

在复杂海况下均全部击中了目标。针对全部舰船候选目标, 本文算法存在1处虚警, 瑞利-CFAR存在7虚警; 针对1, 3, 5, 6, 9, 10号大型目标, 本文算法与瑞利-CFAR在滤除小目标条件下, 均无虚警。可以看出, 本文提出的BKDE结合大阈值滤除方法具有较好的精细滤波能力。

4.3 运行时间对比分析

图11(a)是6种分布的CFAR算法与本文区块二分法(迭代10次)运行时间对比试验结果, 图11(b)是区块二分法+BKDE滤除强海杂波流程的运行时间曲线。从图11(a)可以看出, 本文区块二分法运行时间远小于其他算法。本文提出的新方法应用在传统基于舰船几何模型的检测系统时, 需要进行目标重建步骤以获取目标轮廓; 应用于深度学习舰船检测系统时, 由于只需要提供潜在目标切片, 可以BKDE计算结果为中心直接裁剪目标切片, 而无需进行目标重建步骤。

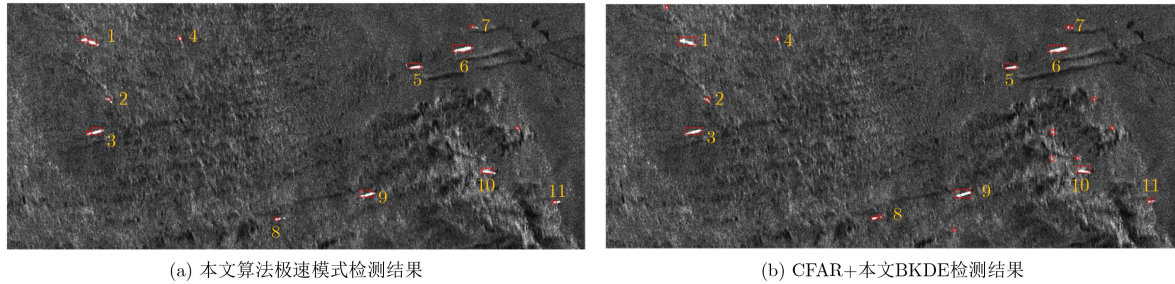


图 10 本文算法与瑞利-CFAR在复杂海况下的检测结果对比

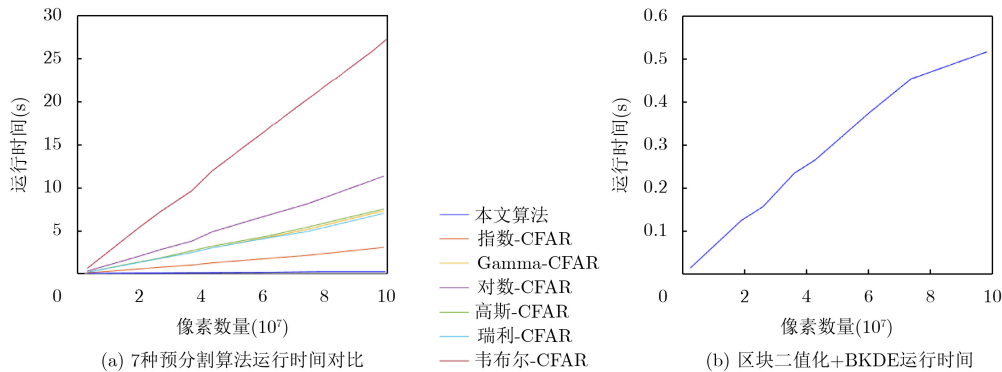


图 11 算法运行时间

5 结束语

随着人工智能的迅猛发展，深度学习推动了各个领域的技术更新。近年来，在众多SAR领域研究学者的推动下，深度学习舰船目标检测技术已经日臻完善。由于深度学习需求的计算量极为庞大，即使在高性能GPU计算卡的帮助下，其计算效率仍然远不及传统算法。深度学习技术在SAR舰船检测领域的落地需要高效的舰船候选区域算法支撑。传统基于CFAR的舰船候选区域检测方法，参数设置复杂、计算效率低且恒虚警率的选择依赖人工经验，会极大地制约深度学习能力的发挥。本文提出的面向多星多分辨率的SAR图像舰船候选区域提取方法，具有不漏检、阈值自适应、计算效率高、虚警率低等优点，不仅适合于深度学习舰船检测系统，也同样适合于舰船几何特征模型的传统舰船检测系统。

参考文献

- [1] 陈琪, 王娜, 陆军, 等. SAR图像港口区域舰船检测新方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(9): 2132-2137. doi: [10.3724/SP.J.1146.2011.00018](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2011.00018).
CHEN Qi, WANG Na, LU Jun, et al. A new method for ship detection in harbor region of SAR images[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(9): 2132-2137. doi: [10.3724/SP.J.1146.2011.00018](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2011.00018).
- [2] 文伟, 曹雪菲, 张学峰. 一种基于多极化散射机理的极化SAR图像舰船目标检测方法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(1): 103-109. doi: [10.11999/JEIT160204](https://doi.org/10.11999/JEIT160204).
WEN Wei, CAO Xuefei, and ZHANG Xuefeng. PolSAR ship detection method based on multiple polarimetric scattering mechanisms[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 103-109. doi: [10.11999/JEIT160204](https://doi.org/10.11999/JEIT160204).
- [3] 艾加秋, 齐向阳, 禹卫东. 改进的SAR图像双参数CFAR舰船检测算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(12): 2881-2885. doi: [10.3724/SP.J.1146.2008.01707](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2008.01707).
AI Jiaqiu, QI Xiangyang, and YU Weidong. Improved two parameter CFAR ship detection algorithm in SAR images[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(12): 2881-2885. doi: [10.3724/SP.J.1146.2008.01707](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2008.01707).
- [4] 胡炎, 单子力, 高峰. 基于Faster-RCNN和多分辨率SAR的海上舰船目标检测[J]. 无线电工程, 2018, 48(2): 96-100. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2018.02.04](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2018.02.04).
HU Yan, SHAN Zili, and GAO Feng. Ship detection based on faster-RCNN and multi-resolution SAR[J]. *Radio Engineering*, 2018, 48(2): 96-100. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2018.02.04](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2018.02.04).
- [5] 徐丰, 王海鹏, 金亚秋. 深度学习在SAR目标识别与地物分类中的应用[J]. 雷达学报, 2017, 6(2): 136-148. doi: [10.12000/JR16130](https://doi.org/10.12000/JR16130).
XU Feng, WANG Haipeng, and JIN Yaqiu. Deep learning as applied in SAR target recognition and terrain classification[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(2): 136-148. doi: [10.12000/JR16130](https://doi.org/10.12000/JR16130).

- [6] KANG Miao, LENG Xiangguang, LIN Zhao, *et al.* A modified faster R-CNN based on CFAR algorithm for SAR ship detection[C]. 2017 International Workshop on Remote Sensing with Intelligent, Shanghai, China, 2017: 1–4. doi: [10.1109/RSIP.2017.7958815](https://doi.org/10.1109/RSIP.2017.7958815).
- [7] WANG Chonglei, BI Fukun, ZHANG Weiping, *et al.* An intensity-space domain CFAR method for ship detection in HR SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(4): 529–533. doi: [10.1109/LGRS.2017.2654450](https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2654450).
- [8] LZZO A, LIGUORI M, CLEMENTE C, *et al.* Multimodel CFAR detection in foliage penetrating SAR images[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(4): 1769–1780. doi: [10.1109/TAES.2017.2672018](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2672018).
- [9] 熊开玲, 彭俊杰, 杨晓飞, 等. 基于核密度估计的K-means聚类优化[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(2): 1–5. doi: [10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.001).
XIONG Kailing, PENG Junjie, YANG Xiaofei, *et al.* K-means clustering optimization based on kernel density estimation[J]. *Computer Technology and Development*, 2017, 27(2): 1–5. doi: [10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.001).
- [10] 冷祥光, 计科峰, 宋海波, 等. 影响星载SAR舰船检测的关键因素[J]. 遥感信息, 2016, 31(1): 3–12. doi: [10.3969/j.issn.1000-3177.2016.01.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3177.2016.01.001).
LENG Xiangguang, JI Kefeng, SONG Haibo, *et al.* Key factors influencing ship detection in spaceborne SAR imagery[J]. *Remote Sensing Information*, 2016, 31(1): 3–12. doi: [10.3969/j.issn.1000-3177.2016.01.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3177.2016.01.001).
- [11] NOVAK L M, OWIRKA G J, and NETISHEN C M. Performance of a high-resolution polarimetric SAR automatic target recognition system[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 1993, 6(1): 11–24.
- [12] QIN Xianxiang, ZHOU Shilin, ZOU Huanxin, *et al.* A CFAR detection algorithm for generalized Gamma distributed background in high-resolution SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(4): 806–810. doi: [10.1109/LGRS.2012.2224317](https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2224317).
- [13] 张颢, 孟祥伟, 刘磊, 等. 改进的基于Parzen窗算法的SAR图像目标检测[J]. 计算机科学, 2015, 42(11A): 151–154.
ZHANG Hao, MENG Xiangwei, LIU Lei, *et al.* Improved parzen window based ship detection algorithm in SAR images[J]. *Computer Science*, 2015, 42(11A): 151–154.
- [14] DAI Hui, DU Lan, WANG Yan, *et al.* A modified CFAR algorithm based on object proposals for ship target detection in SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1925–1929. doi: [10.1109/LGRS.2016.2618604](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2618604).
- [15] TIAN Sirui, WANG Chao, and ZHANG Hong. An improved nonparametric CFAR method for ship detection in single polarization synthetic aperature radar imagery[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Beijing, China, 2016: 6637–6640. doi: [10.1109/IGARSS.2016.7730733](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7730733).
- [16] 张苗辉, 郭拯危, 刘扬. 基于混合模型的SAR影像海陆分割算法[J]. 光电子·激光, 2017, 28(3): 326–333. doi: [10.16136/j.joel.2017.03.0248](https://doi.org/10.16136/j.joel.2017.03.0248).
ZHANG Miaohui, GUO Zhengwei, and LIU Yang. Sea-land segmentation algorithm for SAR images based on mixture models[J]. *Journal of Optoelectronics•Laser*, 2017, 28(3): 326–333. doi: [10.16136/j.joel.2017.03.0248](https://doi.org/10.16136/j.joel.2017.03.0248).
- 胡 炎: 男, 1991年生, 硕士, 工程师, 研究方向为图像智能处理技术与机器学习.
- 单子力: 男, 1980年生, 博士, 高级工程师, 研究方向为微波遥感与大系统集成技术.
- 高 峰: 男, 1978年生, 学士, 高级工程师, 研究方向为航天应用总体设计.