DOI: 10.3724/j.1007-6336.2025-0184

基于多维度特征与改进MShOA的航海雷达溢油检测方法

邓羽彤[1,2,3]，姚博曦[1,2,3]，徐 进[1,2,3]，乔 林[4]，陈冰荟[1,2,3]，孙梦鑫[1,2,3]

（1.广东海洋大学 深圳研究院, 广东 深圳 518120; 2.广东海洋大学 船舶与海运学院, 广东 湛江 524088; 3.广东海洋大学 省市共建广东省南海海洋牧场智能装备重点实验室, 广东 湛江 524088; 4.大连海事大学 航海学院, 辽宁 大连 116026）

摘 要: 溢油严重威胁海洋环境与生态系统健康, 高效的监测技术是减少溢油事故、制定应急策略的关键。针对传统航海雷达监测方法易受噪声干扰的问题, 提出融合多维度特征聚类与改进螳螂虾优化算法（mantis shrimp optimization algorithm, MShOA）混合策略的监测方法, 通过生成多维特征、K-Means聚类及改进的MShOA智能优化搜索实现油膜高效分割。改进的MShOA引入动态惯性权重与高斯扰动机制, 提升优化搜索能力。实验表明, 该方法在航海雷达数据溢油检测方面具有较强的鲁棒性, 可以为海上溢油监测提供可靠方案。

关键词: 溢油; 航海雷达; MShOA; K-Means

中图分类号: X55 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-6336(2026)03-0417-07

Oil spill detection method for marine radar based on multi-dimensional features and improved MShOA

Deng Yutong[1,2,3], Yao Boxi[1,2,3], Xu Jin[1,2,3], Qiao Lin[4], Chen Binghui[1,2,3], Sun Mengxin[1,2,3]

(1.Shenzhen Institute of Guangdong Ocean University, Shenzhen 518120, China; 2.Naval Architecture and Shipping College, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China; 3.Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Equipment for South China Sea Marine Ranching, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China; 4.Navigation College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: Oil spill poses a severe threat to the health of marine environments and ecosystems. Efficient monitoring technologies are crucial for mitigating the impacts of oil spill accidents and formulating emergency response strategies. Addressing the issue of traditional marine radar monitoring methods being susceptible to noise interference, this study proposes a monitoring method that integrates a hybrid strategy of multi-dimensional feature clustering and an improved mantis shrimp optimization algorithm (MShOA). This method achieves efficient oil slick segmentation through the generation of multi-dimensional features, K-Means

收稿日期: 2025-12-03, **修订日期:** 2026-01-15

基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金项目（2025A1515010886）; 深圳市科技计划资助项目（JCYJ20220530162200001）; 广东省普通高校重点领域专项（2022ZDZX3005）; 广东海洋大学研究生教育创新计划资助项目（202421, 202539, 202551）; 基于 CiteSpace 可视化视角下海洋科技研究现状及热点分析

作者简介: 邓羽彤（2003—）, 女, 湖北襄阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为海洋防灾减灾, E-mail: dengyutong@stu.gdou.edu.cn

通信作者: 徐 进（1985—）, 男, 辽宁彰武人, 博士, 教授, 主要研究方向为海洋防灾减灾, E-mail: jinxu@gdou.edu.cn

clustering, and MShOA intelligent optimization search. The improved MShOA introduces dynamic inertia weights and a Gaussian perturbation mechanism to enhance its optimization search capabilities. Experimental results demonstrated that this method exhibited strong robustness in marine radar oil spill detection, providing a reliable solution for offshore oil spill monitoring.

Key words: oil spill; marine radar; MShOA; K-Means

随着全球海上原油开采、远洋运输业务的持续拓展以及深海油气资源的规模化开发，海上溢油事故的发生概率显著增加[1-2]。1989 年 3 月 24 日，美国油轮“埃克森·瓦尔迪兹”号在阿拉斯加威廉王子湾附近触礁，近 1000 万加仑石油泄漏[3]。该事故造成约 4000 头海獭、10 万 ~ 30 万只海鸟死亡，附近海域的水产业也受到很大损失。2002 年 11 月，载有 7.7 万吨燃油的“威望”号油轮在西班牙西北部海域搁浅沉没[4]。法国、西班牙及葡萄牙共计数千公里海岸受污染。在污染最严重的海域，泄漏的燃油厚度达 38.1 cm。2010 年 4 月 20 日，“深水地平线”海上钻井平台在墨西哥湾水域发生爆炸并沉没，导致 11 人死亡，原油泄漏时间长达 3 个月，截至 4 月 30 日，海上浮油面积已达 9900 km^2[5]。2021 年 4 月 27 日，利比里亚籍油轮“交响乐”轮与巴拿马籍杂货船“义海”轮在黄海海域发生碰撞事故，导致 9419 t 货油泄漏入海[6]。该事故污染青岛、威海、烟台的海岸线达 786.5 km。上述案例表明，海上溢油作为一种突发性污染事件，具有显著的危害性与广泛的影响范围[7]。当事故发生时，油膜会在海洋表面迅速扩散并持续累积。溢油由于自身的物理化学特性，降解过程极为缓慢，难以在短时间内依靠自然力量消散[8]。石油成分复杂，包含多种具有毒性的化学物质。这些毒性物质会在海洋动物体内蓄积，甚至导致动物死亡[9-11]。

星载合成孔径雷达（synthetic aperture radar, SAR）溢油检测方法作为一项兼具高度创新性与广泛实用性的技术，在海洋环境监测领域展现出独特的优势与巨大的应用潜力[12]。Cheng 等[13] 提出了一种由超像素生成模块和语义分割模型 DeepLabV3+组成的两阶段溢油检测方法。该方法能够有效提高溢油检测的精度。Xiang 等[14] 引入复合极化散射熵特征来提高漏油和相似物的区分度。Hammoud 等[15] 提出了一种基于边缘检测的溢油检测方法，该方法可以对 1 ~ 10 mm 范围内的厚浮油进行准确检测和厚度评估。

与星载 SAR 相比，航海雷达更适用于溢油应急辅助与平台基监测的工程需求，可以通过主动发射电磁波，实现随船作业的全天候、全天时监测。它具有设备体积小、集成度高的优势，可直接嵌入船舶导航系统[16]。Li 等[17] 提出了一种基于 YOLOv5 深度学习网络的航海雷达自动溢油检测方法。该检测模型能够识别有效的溢油监测区域。Xu 等[18] 提出了一种利用 YOLOv8 深度学习网络自动检测溢油目标的方法。Li 等[19] 提出了基于灰度共生矩阵与支持向量机（support vector machine, SVM）的航海雷达溢油检测方案。但航海雷达溢油检测方法在实际应用中仍存在不足，传统的兴趣区（region of interest, ROI）提取方法通常依赖人工经验或固定阈值策略；现有智能优化算法在图像分割过程中容易陷入局部最优解。针对上述问题，本研究提出了一种基于多维特征向量聚类与改进的螳螂虾优化算法（mantis shrimp optimization algorithm, MShOA）的溢油检测方法，通过多维特征与聚类实现 ROI 的自适应提取，基于改进的 MShOA 方法优化油膜分割阈值，实现对目标区域的精确识别。

1 材料与方法

1.1 数据来源

2010 年，大连新港输油管道发生爆炸事故，引发大规模原油泄漏。实验数据是大连海事大学教训实习船“育鲲轮”（图 1）在溢油事故治理作业期间采集的。数据采集平台为 X 波段航海雷达溢油监测系统。随着 X 波段水平极化雷达天线进行旋转，航海雷达溢油监测系统可有效捕获并存储杂波信号数据，如图 2 所示。此系统

可以在 1 min 内采集 28 ~ 45 幅图像。雷达的测量距离可通过调节脉冲宽度来实现灵活调整。为了提升油膜目标的清晰度，实验数据检测范围设定为 0.75 海里，分辨率为 1024×1024 像素。



图 1　数据采集船舶

Fig. 1　Data collection vessel

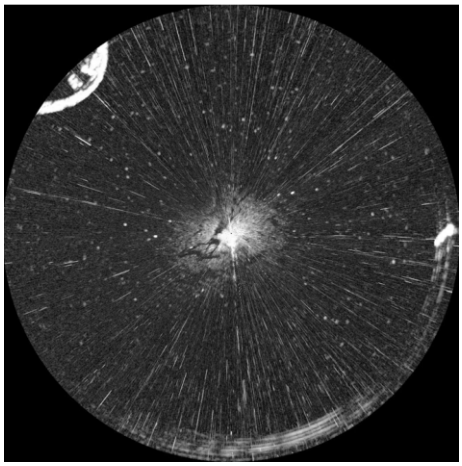
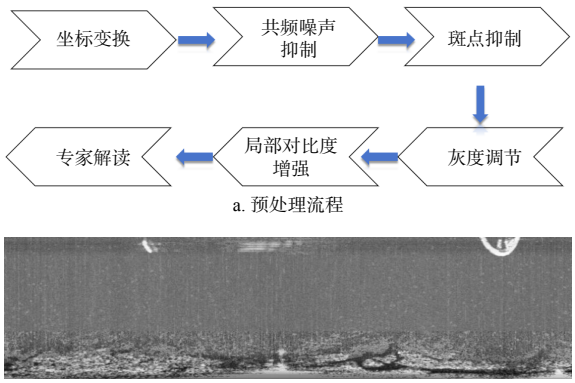


图 2　极坐标系下的航海雷达原始图像

Fig. 2　Marine radar original image in the polar coordinate system

1.2　数据预处理

图像预处理是在图像分析、特征提取、目标检测等核心任务执行前，对原始图像进行一系列有针对性的变换与优化操作，具体是指消除图像噪声、增强目标与背景的区分度。首先，将图像数据由极坐标系（1024×1024 像素分辨率）转换至笛卡尔坐标系（512×2048 像素分辨率），确保后续处理与分析过程具备更高的便捷性与准确性；其次，采用拉普拉斯算子实现同频干扰噪声的精准检测与提取；再次，运用均值滤波算法对同频干扰噪声进行平滑处理，以降低其局部波动性；最后，通过灰度校正技术与局部对比度增强方法调整图像的全局灰度分布，有效增强油膜与背景的视觉区分度。数据预处理流程与结果如图 3 所示。



a. 预处理流程

b. 数据预处理结果

图 3　数据预处理

Fig. 3　Data preprocessing

1.3　实验方法

1.3.1　实验流程

实验流程包括：首先，将 512×2048 像素的图像切割成 64×256 个图像块；其次，对每个图像块进行 4 维特征向量（分别为亮度均值、标准差、最小值和梯度均值）提取；再次，采用 K-Means 聚类对图像块进行分类，提取溢油 ROI；最后，基于改进的螳螂虾优化算法对 ROI 进行分割，精准提取油膜目标，具体流程如图 4 所示。

1.3.2　图像块特征提取

在油膜兴趣区提取中，采用图像块的多维特征生成策略有助于精准定位油膜目标，提高其边缘检测精度。具体是将分辨率为 512×2048 像素的预处理图像切割为 64×256 个图像块，记为 P_i。每个图像块 P_i 的尺寸设定为 $p \times p$ 像素（本实验设置为 8）。分别对每一个图像块 P_i，提取一组 4 维的特征向量 f_i，具体计算公式如下：

$$f_i = \begin{bmatrix} \eta \\ \sigma \\ min \\ \nabla \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$\mu = \frac{1}{p^2}\sum I(x,y) \tag{2}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{p^2}\sum (P_i - \mu)^2} \tag{3}$$

$$\nabla = \frac{1}{p^2}\sum |\nabla I(x,y)| \tag{4}$$

式中：η 为灰度均值；$I(x,y)$ 为图像块 P_i 中位

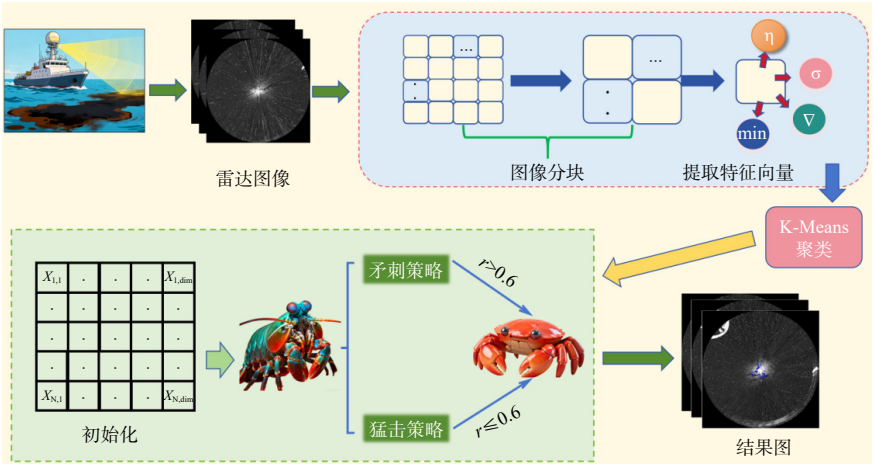


图 4 实验流程

Fig. 4 Experimental process

置(x,y)处的灰度值；σ为标准差；∇为梯度均值；p 为单个图像块的边长像素数，本实验设置为 8。

1.3.3 K-Means 聚类算法

K-Means 聚类作为一种典型的无监督学习算法，旨在将给定数据集精准划分为 K 个互不重叠的簇。其核心原理是基于迭代优化策略，不断调整簇中心的位置，逐步促使同一簇内的数据对象呈现出高度相似性，同时确保不同簇间数据对象的差异尽可能最大化。该算法凭借其简洁性与高效性，在处理大规模数据集时展现出显著优势。其目标函数如下：

$$J=\sum_{i=1}^{K}\sum_{x\in C_i}\|x-\mu_i\|^2 \tag{5}$$

式中：C_i是第 i 个簇的点集；x 是C_i中的数据点；μ_i是第 i 个簇的质心；$\|x-\mu_i\|^2$是数据点 x 与簇质心μ_i之间欧氏距离的平方。

该算法的关键点如下：

(1)初始化质心

随机选择 K 个初始质心，通常是数据点或随机位置。

(2)将数据点分配到最近的簇

对于每个数据点，计算其与每个簇中心的距离，并将其分配到最近的簇。数据点 x 和中心点 μ的欧氏距离计算公式如下：

$$d(x,\mu)=\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(x_j-\mu_j)^2} \tag{6}$$

式中：n 是数据维度；x_j是数据点 x 的第 j 维数值；μ_j是簇中心的第 j 维数值。

(3)更新簇中心

重新计算每个簇的质心μ_i'：

$$\mu_i'=\frac{1}{|C_i|}\sum_{x\in C_i}x \tag{7}$$

式中：$|C_i|$是簇C_i中所有数据点的数量。

(4)重复分配与更新

重复步骤 2 和步骤 3，直至簇中心稳定或达到预设总迭代次数。

1.3.4 改进的 MShOA

MShOA 是一种受螳螂虾视觉能力启发的元启发式优化算法。该算法通过模拟螳螂虾的独特视觉系统和生存策略，在解决复杂优化问题时展现出强大的搜索能力和平衡性能。本文在策略选择与位置更新方面对螳螂虾优化算法进行改进，使其更适用于航海雷达溢油检测技术。具体流程如图 5 所示，包括初始化种群、适应度函数评估和位置更新 3 个步骤。

(1)初始化种群

通过在给定的搜索范围内随机生成一组解来构建初始种群 x_i：

$$x_i\sim U(lb,ub),i=1,\cdots,N \tag{8}$$

式中：N 为种群大小，本实验设置为 25；U 为(lb,ub)空间的随机分布函数；lb 是解空间的下界；ub 为解空间的上界。

(2)适应度函数评估

MShOA 的适应度函数$f(x_i)$为：

$$f(x_i)=|x_i-x_{\mathrm{Otsu}}|+\frac{1}{\sigma_B^2(x_i)}+f_{\mathrm{ext}}(x_i)+f_{\mathrm{bal}}(x_i) \tag{9}$$

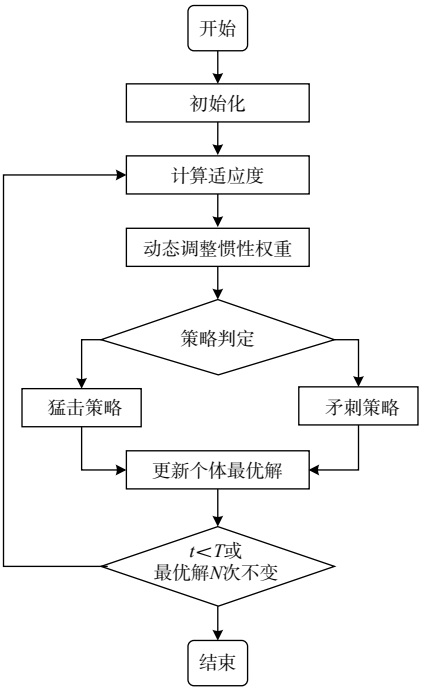


图 5　改进的螳螂虾优化算法流程

Fig. 5　The flow of improved MShO

$$\sigma_B^2(x_i)=P_1(x_i)\cdot P_2(x_i)\cdot[\mu_1(x_i)-\mu_2(x_i)]^2 \quad (10)$$

式中：x_{Otsu}是 Otsu 方法计算的最大类间方差；类间方差$\sigma_B^2(x_i)$的计算依赖于阈值划分后的前景、背景概率及灰度均值；$f_{\mathrm{ext}}(x_i)$为极端阈值惩罚函数；$f_{\mathrm{bal}}(x_i)$为均衡性惩罚函数；$P_1(x_i)$为前景像素占总像素的比例；$P_2(x_i)$为背景像素占总像素的比例；$\mu_1(x_i)$为前景像素均值；$\mu_2(x_i)$为背景像素均值。

$f_{\mathrm{ext}}(x_i)$计算公式如下：

$$f_{\mathrm{ext}}(x_i)=\begin{cases}k\cdot(m-x_i) & if\ x_i<m\\ k\cdot(x_i-n) & if\ x_i>n\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \quad (11)$$

式中：k 为惩罚系数，本实验设置为 50；m、n 是惩罚区间，本实验取值为 [0.1,0.8]，减少无效解的生成。

$f_{\mathrm{bal}}(x_i)$计算公式如下：

$$f_{bal}(x_i)=\begin{cases}c & if\ P_1(x)<0.03\ or\ P_2(x)<0.03\\ 0 & \text{otherwise}\end{cases} \quad (12)$$

式中：c 为不均衡惩罚值，当任一类区域占比小于 3% 时激活，本实验将 c 设置为 10^3。

(3)位置更新

位置更新策略包括猛击策略与矛刺策略，策略的选择是通过生成随机数来确定的。猛击策略是模拟螳螂虾捕猎时高速弹射螯足打击猎物的行为而设计的核心优化策略。当随机数<0.6 时，采用该策略进行位置更新，具体计算公式如下：

$$x_i(t+1)=x_i(t)+w\cdot[x_{best}(t)-x_i(t)]+\alpha\cdot r_1\cdot(ub-lb)\cdot r_2 \quad (13)$$

$$w=d\cdot\left(1-\frac{t}{T}\right)+e \quad (14)$$

式中：t 为当前迭代次数；α为缩放因子，取值为 [0.1,1]，本实验设置为 0.7；r_1、r_2 为 [0,1] 内的随机数；w为惯性权重，为平衡算法的全局探索与局部开发能力，惯性权重w被设计为动态非线性递减，使算法前期侧重全局大范围搜索，后期专注局部高精度开发；d 为权重调整的幅度系数，本实验设置为 0.9；e 为权重的最小值，本实验设置为 0.1；T 为最大迭代次数。

将矛刺策略引入高斯分布，对个体当前位置所在的局部区域进行小范围和高精度的精细搜索，提升算法的局部精度。当随机数≥0.6 时，采用该策略进行位置更新，具体计算公式如下：

$$x_i(t+1)=x_i(t)+\beta\cdot(ub-lb)\cdot\mathcal{N}(0,1) \quad (15)$$

式中：β为缩放因子，取值范围为 [0.1,0.5]，本实验设置为 0.3。

为避免越界个体丢失，采用随机化映射机制对越界位置进行柔性处理，使越界个体仍能为种群提供差异化的位置信息，具体计算公式如下：

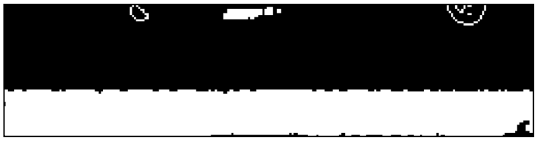
$$x_i(t+1)=\begin{cases}lb+rand\cdot[x_i(t)-lb] & if\ x_i(t+1)<lb\\ ub-rand\cdot[ub-x_i(t)] & if\ x_i(t+1)>ub\end{cases} \quad (16)$$

2　结果与讨论

2.1　ROI 提取

油膜 ROI 提取过程如图 6 所示。首先，采用 K-Means 聚类方法将图像块的 4 维特征向量分成 3 类；然后，保留初步分类结果中的灰色类，并进行空洞填充，生成油膜 ROI 掩膜；最后，删除 ROI 掩膜上部区域的高亮区域，再将 ROI 掩膜与预处理图像进行逐像素相乘得到油膜 ROI。聚类结果清晰显示了不同纹理特性的区域分布。经过后续一系列处理得到的油膜 ROI，则能够更加准确、突出地呈现出油膜在图像中的实际位置与范围。


a. K-Means聚类


b. ROI掩膜

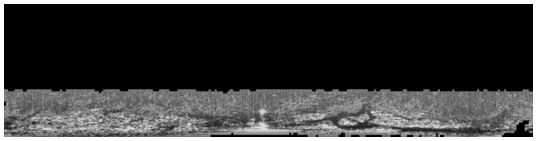

c. ROI

图 6 ROI 提取过程

Fig. 6 ROI extraction process

2.2 油膜目标分割

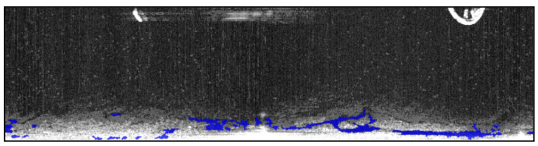
采用改进的 MShOA 对油膜目标进行分割，如图 7 所示。首先，该算法通过模拟螳螂虾的视觉感知机制，结合动态自适应权重调整策略优化分割阈值，生成二值化掩膜；其次，删除油膜区域内外的斑点，并进行形态学运算平滑边缘轮廓；再次，利用 ROI 掩膜剔除背景；又次，将油膜目标用蓝色标记在降噪图像中；最后，将结果由笛卡尔坐标系统转换至极坐标系统。

2.3 对比其他算法的分割结果

鲸鱼优化算法（whale optimization algorithm, WOA）是一种基于群体智能的全局优化算法。该算法模拟了座头鲸捕食策略，包括围捕猎物、气泡网攻击和随机搜索猎物。麻雀搜索算法（sparrow search algorithm, SSA）是一种基于麻雀群体觅食与防御行为的群智能优化算法。该算法种群由发现者和加入者组成，并引入预警机制模拟处于天敌威胁下的迁移行为。将改进的 MShOA 与 WOA、SSA 进行对比分析，结果如图 8 所示。改进的 MShOA 在迭代过程中通过适应度函数的软约束引导阈值收敛，既保留了搜索空间的完整性，又避免了无边界搜索时的阈值分散问题。结果表明，基于改进的 MShOA 分割效果呈现出清晰的目标边界和较好的边缘细节。WOA 分割结果能够成功识别主要目标，获取清晰的目标轮廓。但是，在其结果的红色标注框内存在误检的油膜目标；在蓝色标注框内存在数量较多的噪声斑点。SSA 算法的分割性能较差。在其结果的红色标注框内，有一定数量的油膜目标未被检测到，说明该算法的局部精细搜索能力相对不足。综合来看，改进的 MShOA 具有


a. MShOA分割结果


b. 斑点剔除


c. 油膜目标融合至降噪图像

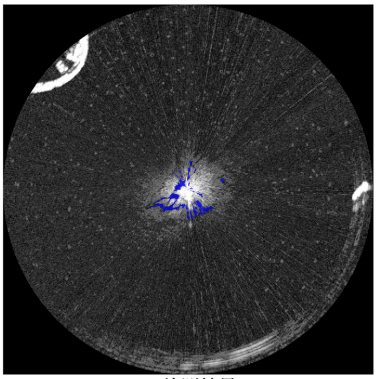

d. 检测结果

图 7 油膜分割过程

Fig. 7 Oil film segmentation process


a. WOA

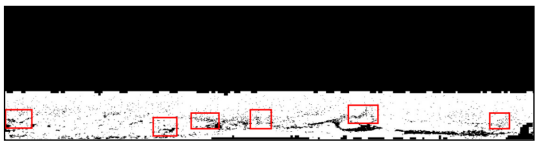

b. SSA

图 8 其他方法的分割结果

Fig. 8 Segmentation results of other methods

良好的分割精度，既能有效规避局部最优解，又具备良好的收敛性能。

3 结 论

本研究提出了一种基于融合多维特征快速聚类与改进 MShOA 的混合策略，实现了航海雷达数据中的油膜高效检测。该策略首先通过特征聚类获得油膜 ROI，再利用动态惯性权重和奖惩机制搜索油膜目标最优分割阈值。实验结果表明，该方法在保持较好性能的同时，有效克服了传统方法阈值单一的局限性，为海洋溢油监测提供了一种可靠的技术解决方案。后续研究将聚焦于引入神经网络学习技术，提升薄层油膜的检测能力。

参考文献：

[1] 刘善伟, 孙才艺, 杨俊芳, 等. 机载 SAR、热红外与高光谱联合的溢油检测实验方案设计 [J]. 实验技术与管理, 2024, 41(12): 14-23.

[2] Yan Q, Yin M Q, Hou Y C, et al. Oil spill detection and identification on coastal sandy beaches: application of field spectroscopy and CMOS sensor imagery[J]. Remote Sensing, 2025, 17(23): 3892.

[3] 克里斯托弗·L·戴尔, 张永春, 刘　源, 等. 作为文化感应变化的间断熵: 埃克森·瓦尔迪兹石油泄漏事故研究 [J]. 民族学刊, 2013, 4(4): 20-34, 109-112.

[4] 蒋伟平. 威望号海事分析 [D]. 上海: 上海海事大学, 2006.

[5] 施依柠. 论我国海上溢油生态损害赔偿立法不足与完善 [D]. 大连: 大连海事大学, 2012.

[6] 张锦荣. “交响乐”轮案船舶碰撞油污损害赔偿法律问题研究 [D]. 广州: 广东财经大学, 2024.

[7] 赵　崴, 王利锋, 牛生丽, 等. 基于多源遥感数据的“交响乐”轮溢油污染监测 [J]. 海洋学报, 2024, 46(9): 109-119.

[8] 宋莎莎, 赵宇鹏, 安　伟, 等. 海上溢油 SAR 遥感监测及溢油漂移快速数值预报技术研究 [J]. 海洋科学进展, 2016, 34(1): 138-146.

[9] 常俊芳, 史爱琴, 刘晓燕, 等. 星载 SAR 在上海沿海溢油监测中的应用 [J]. 海洋信息, 2018, 33(3): 31-38,61.

[10] 曹红俊, 王瑞富, 李家贵, 等. 多源 SAR 遥感影像海上溢油业务化监测系统研究 [J]. 地理信息世界, 2017, 24(6): 92-97.

[11] 陈彤彤, 许凤至, 李建伟. 基于多源遥感影像的海上溢油监测处理系统 [J]. 船海工程, 2020, 49(2): 49-51,54.

[12] 徐　进, 李　博, 陈　蓉, 等. 航海雷达溢油监测技术研究综述 [J]. 海洋环境科学, 2023, 42(5): 805-812.

[13] Cheng L X, Li Y, Zhao K J, et al. A two-stage oil spill detection method based on an improved superpixel module and DeepLab V3+ using SAR images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 1-5.

[14] Xiang D L, Lu Y, Guan D D, et al. Oil spill detection in PolSAR imagery using composite scattering power entropy and multiscale hybrid feature fusion network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 13388-13407.

[15] Hammoud B, Maroun C B, Wehn N. DATE on the edge: on-site oil spill detection and thickness estimation using drone-based radar backscattering[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 523-536.

[16] Liu P, Zhao X Q, Wang X C, et al. A multi-stage enhancement based on the attenuation characteristics of X-band marine radar images for oil spill extraction[J]. Oceans, 2025, 6(3): 39.

[17] Li B, Xu J, Pan X X, et al. Preliminary investigation on marine radar oil spill monitoring method using YOLO model[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(3): 670.

[18] Xu J, Huang Y Y, Dong H H, et al. Marine radar oil spill detection method based on YOLOv8 and SA_PSO[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(6): 1005.

[19] Li B, Xu J, Pan X X, et al. Marine oil spill detection with X-band shipborne radar using GLCM, SVM and FCM[J]. Remote Sensing, 2022, 14(15): 3715.

（本文编辑：胡莹莹）