

# 基于 Dual-EndNet 的全极化 SAR 溢油检测算法

宋冬梅<sup>1,2</sup>, 王明月<sup>1\*</sup>, 胡成聪<sup>3</sup>, 张杰<sup>1,4</sup>, 王斌<sup>1</sup>, 刘善伟<sup>1</sup>, 王大伟<sup>1</sup>, 刘斌<sup>5</sup>

<sup>1</sup>中国石油大学(华东)海洋空间与信息学院, 山东 青岛 266580;

<sup>2</sup>青岛海洋科学与技术试点国家实验室海洋矿产资源重点实验室, 山东 青岛 266071;

<sup>3</sup>中国石油集团测井有限公司国际公司, 北京 100101;

<sup>4</sup>自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛 266061;

<sup>5</sup>青岛海洋科技中心, 山东 青岛 266237

**摘要** 海上溢油事故的发生不仅给人类造成了巨大的财产经济损失,而且严重破坏了海洋生态环境。极化合成孔径雷达(PolSAR)通过利用多种极化通道能够更综合地记录地物后向散射信息,从而广泛应用于海上溢油检测中。为了更加准确地进行海上溢油检测,提出一种基于 Dual Encoder-Decoder Net(Dual-EndNet)的极化 SAR 海上溢油检测算法。首先提取出目前常用的 30 种用于溢油检测的极化特征,并利用随机森林算法选出区分溢油重要性较好的前 10 个特征;然后以编码器-解码器为基本框架,设计两个分支,分别输入 PauliRGB 图像和优选的 10 个极化特征图像,用于提取溢油极化 SAR 图像的空间信息和极化信息,进而对两分支信息进行融合,以提高溢油检测算法性能。在两景 Radarsat-2 全极化 SAR 溢油数据集上的实验结果表明,所提方法不仅具有较强的溢油检测能力,而且能够有效地区分原油、植物油、乳化油不同类型的油膜。

**关键词** 图像处理; 遥感影像分类; 极化合成孔径雷达; 深度学习; 溢油检测; 极化特征

中图分类号 TP75

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230660

## Oil Spill Detection Algorithm of a Fully Polarimetric SAR Based on Dual-EndNet

Song Dongmei<sup>1,2</sup>, Wang Mingyue<sup>1\*</sup>, Hu Chengcong<sup>3</sup>, Zhang Jie<sup>1,4</sup>, Wang Bin<sup>1</sup>,  
Liu Shanwei<sup>1</sup>, Wang Dawei<sup>1</sup>, Liu Bin<sup>5</sup>

<sup>1</sup>College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China),  
Qingdao 266580, Shandong, China;

<sup>2</sup>Laboratory for Marine Mineral Resources, Qingdao National Laboratory for Marine Science and Technology,  
Qingdao 266071, Shandong, China;

<sup>3</sup>China National Logging Corporation, Beijing 100101, China;

<sup>4</sup>First Institute of Oceanology, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, Shandong, China;

<sup>5</sup>Qingdao Marine Science and Technology Center, Qingdao 266237, Shandong, China

**Abstract** Marine oil spill accidents not only result in huge property and economic losses but also adversely affect the marine ecosystem. The polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) is widely used for marine oil spill detection because it can record the backscattering information of ground objects comprehensively through various polarization channels. To detect offshore oil spills more accurately, this study proposes a PolSAR marine oil spill detection algorithm based on a Dual Encoder-Decoder Net (Dual-EndNet). First, the 30 polarimetric features commonly used for oil spill detection were extracted from the data, and the top 10 features with high importance for oil spill detection were selected by a random forest algorithm. Next, using the encoder-decoder as the basic framework, the two branches were designed to input the PauliRGB images and the selected 10 polarimetric feature images, respectively. These were used to extract the spatial information and polarization information from the PolSAR images of the oil spill. Then, the two branches of information

收稿日期: 2023-02-17; 修回日期: 2023-03-24; 录用日期: 2023-04-04; 网络首发日期: 2023-04-15

基金项目: 国家自然科学基金与山东省联合基金重点项目(U22A20586, U1906217)、国家自然科学基金(42076182, 41701513, 61371189, 41772350)、山东省自然科学基金(ZR2022MD015)、山东省重点研发计划(2019GGX101033)

通信作者: \*s20160047@s.upc.edu.cn

are merged to improve the network performance. Experiments conducted on two Radarsat-2 fully PolSAR oil spill datasets show that the proposed method has a strong oil spill detection capability, and can effectively distinguish different types of oil films, including mineral oil, biogenic film, and emulsions.

**Key words** image processing; remote sensing image classification; polarimetric synthetic aperture radar; deep learning; oil spill detection; polarimetric feature

## 1 引言

海上溢油事故的发生不仅严重破坏了海洋生态环境,而且造成了巨大的经济损失<sup>[1]</sup>。因此,及时地获取海洋表面的溢油信息对溢油应急处置具有十分重要的意义<sup>[2]</sup>。目前卫星遥感由于具有检测范围大、成本低等优点在海上溢油检测领域应用越来越广泛,其中星载合成孔径雷达(SAR)具有全天时全天候工作、可穿透云雾和分辨率高等优点,成为最佳的溢油检测传感器之一<sup>[3-6]</sup>。其中全极化 SAR 由于具有多种不同的极化通道,可以获取更加丰富的后向散射信息,便于地物目标散射特性分析<sup>[7]</sup>。在 SAR 溢油图像中,由于油膜对海洋表面的短重力波和毛细波具有一定的抑制作用,布拉格散射减弱,从而油膜表现为暗斑<sup>[8-9]</sup>,然而,由于一些自然现象(如生物质浮油、低风速区、内波等)在 SAR 图像上也呈现为暗斑,因此如何在 SAR 图像中区分溢油与其他疑似溢油仍然是一个挑战<sup>[10-11]</sup>。

传统的基于 SAR 图像的溢油遥感检测通常先对暗斑区域进行图像分割,然后提取极化或纹理等特征,进而利用经典阈值分割方法<sup>[12]</sup>或支持向量机<sup>[13]</sup>等机器学习方法获取溢油信息。近年来,相比传统算法,深度学习模型因强大的特征提取和自主学习能力广泛应用于图像分类等领域<sup>[14-16]</sup>,利用深度学习算法进行溢油检测也逐渐成为研究热点之一<sup>[17-20]</sup>。Yekeen 等<sup>[17]</sup>基于 Mask R-CNN 开发了一种新的溢油检测模型,实验证明,该模型在溢油和类油膜相互重叠的复杂溢油场景中能够较好地提取溢油区域。Zeng 等<sup>[18]</sup>构建了一种适用于 SAR 溢油检测的深度卷积神经网络(OSCNet),并且基于特定数据集进行实验,与传统机器学习(ML)方法相比,OSCNet 的分类性能显著提高。Zhu 等<sup>[19]</sup>提出了基于情景和边界监督的溢油检测网络(CBD-Net),通过融合多尺度特征来提取溢油区域。

深度学习虽然为极化 SAR 溢油检测提供了一定的解决思路,但仍面临以下问题。首先,全极化 SAR 图像作为一种特殊的微波图像,含有丰富的目标极化散射信息,这是现有大多数深度学习网络在溢油检测中无法充分利用的;现有的利用极化 SAR 图像进行海上溢油检测的深度学习方法多重视图像的后向散射强度,对图像的空间特征挖掘不够,而全极化 SAR 图像经 Pauli 分解所得到的 PauliRGB 图像包含了丰富的轮廓和纹理等空间特征,与真实地面场景非常吻合<sup>[21]</sup>。为此,本文提出了一种基于 Dual-EndNet 的全极化

SAR 海上溢油检测算法。该算法构建了适用于极化 SAR 溢油检测的双通道编码-解码网络,两个通道分别输入 PauliRGB 图像和经过特征优选后的极化特征图像,从而能够充分提取出极化 SAR 数据中的空间信息和极化信息。实验结果表明,所提算法具有较强的溢油检测能力,不仅可以区分海水和溢油,而且可以有效地提高对原油、乳化油和生物油膜的检测能力。

## 2 方法内容

提出的基于 Dual-EndNet 的全极化 SAR 海上溢油检测算法的流程如图 1 所示。

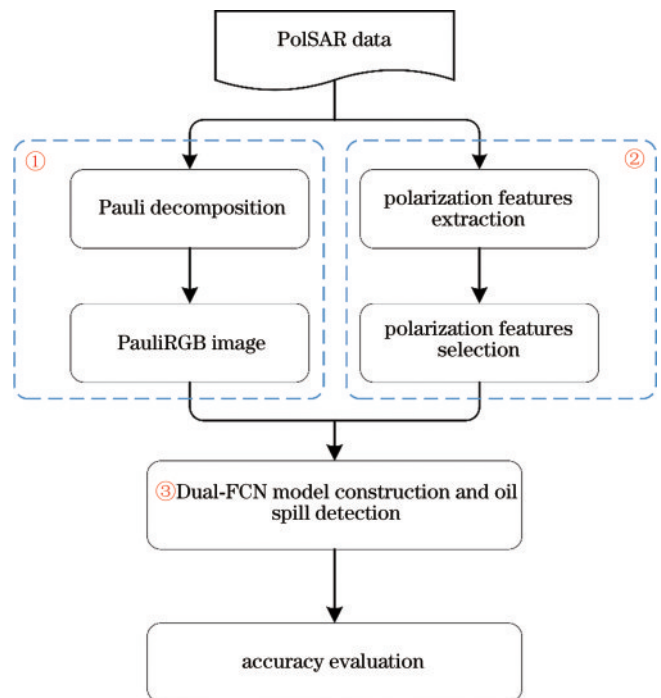


图 1 基于 Dual-EndNet 的全极化 SAR 图像溢油检测的总体流程

Fig. 1 Overall flow of oil spill detection in fully polarimetric SAR images based on Dual-EndNet

该算法首先对极化 SAR 数据进行 Pauli 分解,利用分解后得到的奇次散射和两种偶次散射的散射能量合成 PauliRGB 图像;与此同时,提取 30 个溢油检测常用的极化特征,利用基于随机森林的特征选择算法,选择出对溢油检测重要性较高的 10 个极化特征;最后利用构建的 Dual-EndNet,输入 PauliRGB 图像和 10 个极化特征图像,分别提取极化 SAR 数据的空间信息和极化信息,通过融合两种信息提高溢油检测性能。

### 2.1 PauliRGB 图像的生成

PauliRGB 图像是 Pauli 分解的前三种散射机制对应的散射能量合成的伪彩色图像,其包含丰富的轮廓、纹理等特征,与真实地面场景非常吻合<sup>[22]</sup>。因此可以有效地提取极化 SAR 图像的空间特征。

Pauli 分解是将极化散射矩阵分解为 4 个基矩阵,对应 4 种散射机制,然后再用 4 种基本散射机制来表示目标总体散射过程的一种分解方法。Pauli 分解的公式为

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \frac{a}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} + \frac{b}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} + \frac{c}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} + \frac{d}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 & -j \\ j & 0 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: $a, b, c, d$ 都是复数。它们的值为

$$a = \frac{S_{HH} + S_{VV}}{\sqrt{2}}, b = \frac{S_{HH} - S_{VV}}{\sqrt{2}}, c = \frac{S_{HV} + S_{VH}}{\sqrt{2}}, d = j \frac{S_{HV} - S_{VH}}{\sqrt{2}}, \quad (2)$$

式中: $S_{ij}(i, j = H \text{ 或者 } V)$ 表示不同极化方式下接收与

发射的复散射系数。根据电磁波的极化基变换理论对 Pauli 基矩阵基本性质的描述,这 4 个基矩阵各自代表一种散射机制,分别为:奇次散射;0°方向角的二次散射;45°方向角的二次散射;散射矩阵  $\mathbf{S}$  中的不对称分量。Pauli 分解理论简单,且采用正交基进行分解,具有一定的抗干扰能力。

### 2.2 特征优选

全极化 SAR 具有 4 个极化通道,能够通过不同的极化通道获取更加丰富的极化散射信息。相比传统的单极化 SAR,全极化 SAR 能够提高溢油检测精度。目前,利用极化 SAR 图像进行海上溢油检测大多是通过提取极化特征进行的。本节总结梳理了目前常用的 30 种溢油检测极化特征,并利用基于随机森林的特征选择方法分析各个特征区分溢油、类油膜和海水的能力,从中选取最优特征,形成特征组合,为后续基于深度学习的溢油检测做数据准备。

#### 1) 极化特征提取

全面地梳理总结了目前常用的 30 种溢油检测极化特征,如表 1 所示。

表 1 常用极化特征总结

Table 1 Summary of the commonly used polarimetric features

No.	Polarimetric feature	Equation	Explanation
01	SPAN	$V_{SPAN} =  S_{HH} ^2 + 2 S_{HV} ^2 +  S_{VV} ^2$	
02	Geometric intensity	$V = [\det(\mathbf{T})]^{1/3}$	$\mathbf{T}$ is polarization coherence matrix
03	VV intensity	$V_{VV} =  S_{VV} ^2$	
04	Copolarization phase difference	$\sigma_{\phi CO} = \sqrt{\langle (\varphi_{HH} - \varphi_{VV})^2 \rangle - \langle \varphi_{HH} - \varphi_{VV} \rangle^2}$	$\varphi$ is the phase information
05	Copolarization power ratio	$\gamma_{CO} = \langle  S_{HH} ^2 \rangle / \langle  S_{VV} ^2 \rangle$	
06	Copolarization correlation coefficient	$\rho_{CO} = \left  \frac{\langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle}{\sqrt{\langle  S_{HH} ^2 \rangle \langle  S_{VV} ^2 \rangle}} \right $	
07	Real part of the copolarization cross product	$r_{CO} =  \Re(\langle S_{HH} S_{VV}^* \rangle) $	
08	Muller polarization feature $M_{33}$	—	
09	Consistency coefficient	$\mu = \frac{2[\Re(S_{HH} S_{VV}^*) -  S_{HV} ^2]}{ S_{HH} ^2 + 2 S_{HV} ^2 +  S_{VV} ^2}$	
10	Polarization scattering entropy	$H = -\sum_{i=1}^3 p_i \log_3 p_i$	$p_i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$
11	Anisotropy $A$	$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3}$	$\lambda_i$ is eigenvalue calculated from the polarimetric coherence matrix
12	Average scattering angle	$\bar{\alpha} = \sum_{i=1}^3 p_i \alpha_i$	
13	Anisotropy $A_{12}$	$A_{12} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}$	
14	Maximum eigenvalue	$\lambda_{max} = \max(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$	

续表

No.	Polarimetric feature	Equation	Explanation
15	Pedestal height	$V_{PH} = \frac{\min(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)}{\max(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)}$	
16	Averaged intensity	$I = \lambda_1 \times p_1 + \lambda_2 \times p_2 + \lambda_3 \times p_3$	
17	SERD	$V_{SERD} = \frac{\lambda_s - \lambda_{3nos}}{\lambda_s + \lambda_{3nos}}$	$\lambda_{3nos} = 2\langle  S_{HV} ^2 \rangle$
18	Polarization feature $P$	$P = \frac{\langle  S_{HH} + S_{VV} ^2 \rangle}{\langle  S_{HH} - S_{VV} ^2 \rangle}$	
19	Bragg scattering energy proportion	$\eta = \frac{P_{Bragg}}{V_{SPAN}} = \frac{T_{11} +  T_{12} ^2/T_{11}}{V_{SPAN}}$	
20	Self-similarity parameter	$V_{rr} = \frac{\sum_{i=1}^3 \lambda_i^2}{\left(\sum_{i=1}^3 \lambda_i\right)^2} = \text{tr}(\mathbf{T}\mathbf{T}^H) / [\text{tr}(\mathbf{T})]^2$	
21	Scattering diversity	$V_{SD} = \frac{3}{2} \left(1 - \ \mathbf{N}\ _F^2\right) = \frac{3}{2} \left[1 - \ \mathbf{T}/\text{trace}(\mathbf{T})\ _F^2\right]$	
22	Surface scattering fraction	$N_{11} = \frac{(S_{HH} + S_{VV})^2}{V_{SPAN}}$	
23	Combined feature parameter $F$	$F = [\rho_{CO} + \bar{H} + \bar{\alpha} + A_{12}] / 4$	
24	Combined polarimetric feature $H_{A_{12}}$	$H_{A_{12}} = H(1 - A_{12})$	
25	Combined polarimetric feature $H_A$	$H_A = (1 - A)(1 - H)$	
26	Polarimetric feature $V_{CT}$	$V_{CT} = C_{13} / \sqrt{T_{11} \times T_{33}}$	
27	Coherence coefficient	$c_{ho} =  \langle T_{12} \rangle  / \sqrt{\langle T_{11} \rangle \langle T_{22} \rangle}$	
28	Cross-polarization ratio	$C = S_{HH} / S_{HV}$	
29	Degree of polarization	$V_{DoP} = \sqrt{\frac{1}{3} [\text{Tr}(\mathbf{M}^T \mathbf{M}) / M_{11}^2 - 1]}$	
30	Gini coefficient	$P_{gini} = 1 - \sum_{i=1}^3 p_i^2$	

注:SPAN为极化总功率;SERD为单次反射特征值相对差异度。

## 2) 基于随机森林的特征优选

利用随机森林进行特征选择时主要是利用分类准确率作为衡量标准的,通过计算各特征的重要性得分,从而选择出贡献率较大的特征,原理如图 2 所示。具体地,利用训练好的随机森林模型对袋外数据进行测试,计算分类误差;之后用随机噪声替换某一特征,生成新的袋外数据,重新计算分类误差,根据两次计算的分类误差来计算该特征的重要程度。当该特征的重要程度越高时,随机森林模型预测的结果变化越大,反之,变化越小。这样,便可以计算出各个决策树中所有特征的重要性。若某个特征在多棵决策树中对应多个重要性分数时,取这些分数的均值作为该特征最终的重要性得分。具体步骤包括样本集的获取、随机森林模型的构建、特征重要性计算、根据特征重要性得分进行特征选择等<sup>[23]</sup>。

## 2.3 基于 Dual-EndNet 的溢油检测

### 1) 算法原理

提出的一种具有双通道编码-解码网络(Dual-EndNet)的全极化 SAR 图像海上溢油检测方法,该方法由两个通道的编码器-解码器组成:一个通道主要用于提取 10 个极化特征图像中的极化信息(F10-

EndNet),另一个通道主要用于提取 PauliRGB 图像的空间信息(P-EndNet)。将这两个通道提取的特征共同输入卷积层进行相互融合,随后输入到分类器中完成分类工作,算法具体流程如图 3 所示。

### 2) 网络结构

以编码器-解码器为基本架构搭建了一种双通道编码-解码网络(Dual-EndNet),该网络的结构如图 4 所示。Dual-EndNet 包括 F10-EndNet 和 P-EndNet 两个通道,分别从输入数据中提取极化信息和空间特征;然后,将提取出的极化信息和空间特征堆叠在一起,经卷积和 Softmax 分类器得到溢油检测结果。Dual-EndNet 首先利用卷积和池化操作提取图像深层特征;之后利用上采样和卷积操作对图像的大小进行逐步恢复;然后对两个通道的特征图进行融合,以实现最终的溢油检测。

在编码器阶段,共设置 6 个卷积层和 2 个池化层。对于前四个卷积层,每两个卷积层加一个最大池化层为一组,共分两组。其中各卷积层的卷积核尺寸为  $3 \times 3$ ,步长为 1;最大池化层的核大小为  $2 \times 2$ ,步长为 2。对于最后两个卷积层,步长和卷积核大小的参数设置均与前四个卷积层一致。各卷积层的卷积核个数如表 2 所示。

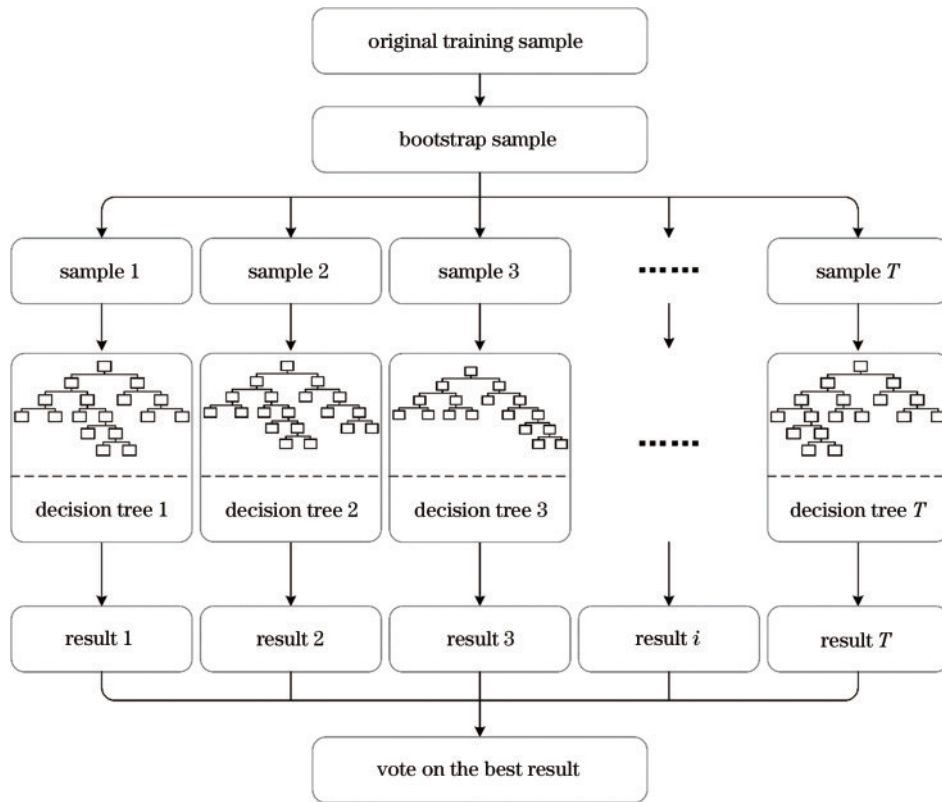


图 2 随机森林算法示意图

Fig. 2 Schematic of random forest algorithm

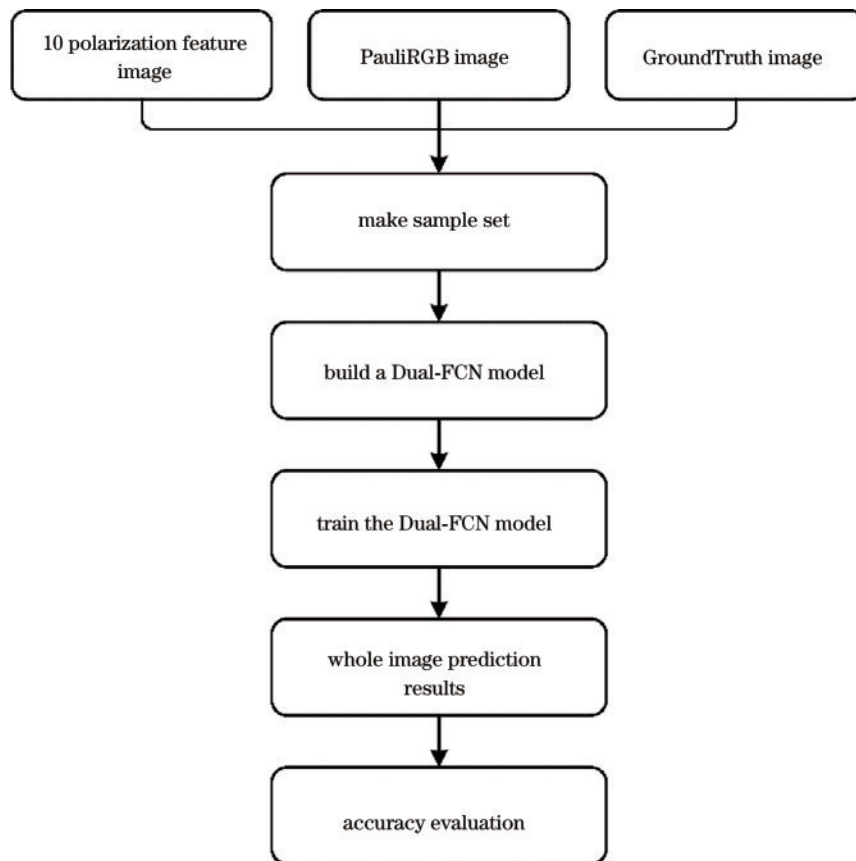


图 3 基于 Dual-EndNet 的极化 SAR 溢油检测的实验流程

Fig. 3 Experimental flowchart of polarimetric SAR oil spill detection based on Dual-EndNet

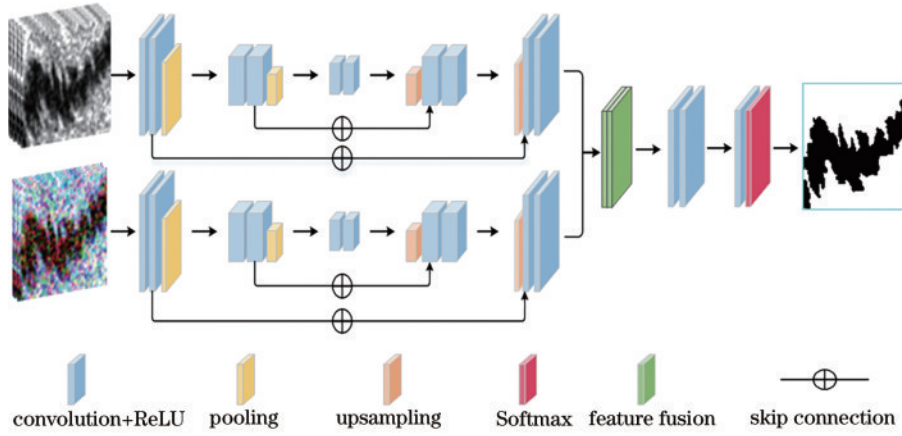


图 4 Dual-EndNet 的结构

Fig. 4 Structure of Dual-EndNet

表 2 Dual-EndNet 结构的详细参数  
Table 2 Detailed parameters of Dual-EndNet

Stage	Layer	Kernel size	Stride	Number
Encoder	Conv1	3×3	1	64
	Conv2	3×3	1	64
	Pooling1	2×2	2	
	Conv3	3×3	1	128
	Conv4	3×3	1	128
	Pooling2	2×2	2	
Decoder	Conv5	3×3	1	256
	Conv6	3×3	1	128
	Upsampling1	2×2		
	Conv7	3×3	1	128
Feature fusion stage	Conv8	3×3	1	64
	Upsampling2	2×2		
	Conv9	3×3	1	64
	Conv10	3×3	1	32
	Conv11	3×3	1	64
	Conv12	3×3	1	64
	Conv13	1×1	1	Class number
	Softmax			

在解码器阶段,基本与编码器阶段对称,共设计 2 个上采样层和 4 个卷积层。每个上采样层后接两个卷积层,相关参数与卷积阶段对称部分的设置相同。上采样之后利用跳跃级联,将其与池化层之前的特征图堆叠在一起,共同输入卷积层中。特别的,网络中的所有卷积层都包含批量归一化操作和 ReLU 激活函数。

在融合阶段,两个通道输出的特征堆叠在一起,经过 3 个卷积层和 1 个 Softmax 分类器,得到最终的预测分类结果。其中,如表 2 所示,前两个卷积层均包含 64 个大小为 3×3、步长为 1 的卷积核;最后一个卷积层则为 1×1 的卷积核,并且卷积核的个数为类别数。值得注意的是,两个通道的相关参数设置完全一致。此外,

在网络训练过程中,损失函数选用交叉熵损失函数。同时,为了解决网络的过拟合问题,使用了权重衰减系数为 0.01 的 L2 正则化。

### 3 实验

#### 3.1 数据集介绍

选取两个 Radarsat-2 全极化 SAR 溢油数据集来进行极化特征的提取和优选。其中数据集 1 为 2015 年 5 月 8 日在墨西哥湾获取的溢油影像,如图 5(a)所示。该数据分辨率为 4.7 m×4.8 m,覆盖范围为 32.95 km×23.2 km,数据格式为单视复数数据 (SLC)。数据集 2 为 2011 年 6 月 8 日获取的位于欧洲北海的海上溢油实验的 Radarsat-2 影像,如图 5(b)所示。该数据包含原油、乳化油和植物油共 3 种不同类型的油膜<sup>[24]</sup>,覆盖范围为 37.59 km×15.95 km,分辨率为 4.7 m×4.8 m。表 3 给出了数据集的具体成像参数。

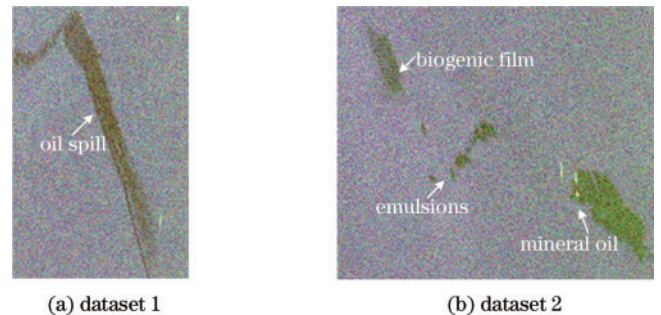


图 5 两景极化 SAR 溢油影像的 PauliRGB 图像

Fig. 5 Two PauliRGB images of polarimetric SAR oil spill

#### 3.2 结果分析

为了检验所提基于 Dual-EndNet 的极化 SAR 溢油检测算法的性能,采用总体准确度(OA)、平均分类精度(AA)、Kappa 系数、F1 分数和平均交并比(MIoU)5 个指标来评价溢油检测结果。并将所提算法与 SVM、CNN、UNet、FCN、PSPNet 和 Deeplabv3 6

表3 两景 Radarsat-2 数据的详细成像参数  
Table 3 Detailed imaging parameters of two-view  
Radarsat-2 images

Parameter	Dataset 1	Dataset 2
Satellite	Radarsat-2	Radarsat-2
Product type	SLC	SLC
Band	C	C
Polarimetric	Quad-pol	Quad-pol
Spatial resolution	4.7 m×4.8 m	4.7 m×4.8 m

类算法进行对比,其中每类算法分别将 PauliRGB 图像、F10 特征、F30 特征以及 FP 特征图像(F10 特征和 PauliRGB 图像)作为输入数据进行实验。

### 1) 数据集 1 结果分析

表 4 给出了基于数据集 1 提取的 30 个极化特征的重要性得分。从表 1 可以看出,重要性分数从大到小的前 10 个特征分别为最大特征值、平均强度、同极化交叉项实部、极化总功率、VV 强度、几何强度、表面散射分数、极化熵、Gini 系数和  $H_{A_{12}}$  组合参数。

图 6 给出了所提算法和对比算法对溢油数据集 1 检测的可视化结果,以及对应的 PauliRGB 图像和地面真实标签图。从图 6 可以明显看出,在视觉效果上,所提算法处理的海面上几乎没有杂斑,纯净度较高,与其他对比算法相比,大大降低了海水错分的概率。SVM 算法的结果在视觉上呈现出很多杂斑,原因是 SVM 算法没有充分利用图像的深层特征,使得海面上存在很多误分类现象。所提方法通过融合两个通道的空间信息与极化信息,不仅考虑了图像的空间信息,而且还充分利用了丰富的极化信息,有效地提高了溢油检测的精度。

为了定量比较所提算法检测溢油的能力,表 5 列出了所提方法和对比方法在数据集 1 上的溢油检测精度。从表 5 可以看出:所提方法的 OA、AA、Kappa 系数、F1 分数和 MIoU 5 个指标均高于其他算法,分别为 96.36%、96.38%、0.9272、0.9636 和 0.9297;其中,所提算法的 OA 相较于其他算法最高提升了 4.76 个百分点,AA 最高提升了 4.79 个百分点,F1 分数最高提升了 4.77 个百分点,MIoU 提升了 8.48 个百分点,Kappa 系数提升幅度最大,最高达到了 9.53 个百分点;所提方法对油膜的检测精度达到了 95.78%,对海水的检测精度达到了 96.98%,均优于其他对比算法;此外,在所有对比算法中,F10 特征均比 F30 特征取得了更好的实验结果,证明了特征优选的有效性;并且 Dual-EndNet 的溢油检测结果均优于其他算法的 FP 融合特征的实验结果,也证明了所提算法设计为双通道的网络结构是切实可行的。

### 2) 数据集 2 结果分析

相比数据集 1,数据集 2 包含了更多种类的油膜:原油、乳化油和植物油,并且各种类型的油膜也更加难以区分。其中,本次实验利用植物油模拟生物油膜,以

表4 数据集 1 中随机森林算法的特征重要性排序  
Table 4 Ranking of feature importance of random forest  
algorithm on dataset 1

Polarimetric feature	Score of importance
Maximum eigenvalue	8.0094
Averaged intensity	7.7246
Real part of the copolarization cross product	5.7811
SPAN	5.4079
VV intensity	4.6914
Geometric intensity	3.7980
Surface scattering fraction	3.0953
Polarization scattering entropy	2.4766
Gini coefficient	2.0543
Polarimetric feature $H_{A_{12}}$	1.5344
Degree of polarization	1.4882
Anisotropy $A_{12}$	1.0643
Combined feature parameter $F$	0.8130
Consistency coefficient	0.4918
Cross-polarization ratio	0.4261
Self-similarity parameter	0.3293
Scattering diversity	0.3127
Bragg scattering energy proportion	0.2295
Copolarization correlation coefficient	0.1179
Polarization feature $P$	0.0575
Pedestal Height	0.0382
SERD	0.0297
Polarimetric feature CT	0.0146
Muller polarization feature $M_{33}$	0.0067
Copolarization power ratio	0.0022
Average scattering angle	0.0018
Coherence coefficient	0.0013
Combined polarimetric feature $H_A$	0.0009
Anisotropy	0.0009
Copolarization phase difference	0.0005

检验所提算法对生物油膜的检测能力。该实验主要用于检验 Dual-EndNet 对原油、乳化油与生物油膜的区分能力。

表 6 给出了基于数据集 2 提取的 30 个极化特征的重要性得分。从表 6 可以看出,数据集 2 重要性分数排名前 10 的特征分别为最大特征值、平均强度、VV 强度、单次反射特征值相对差异度、表面散射分数、同极化交叉项的实部、极化熵、几何强度、Gini 系数和基底高度。

数据集 2 的溢油检测结果如图 7 所示。从图 7 可以清晰地看出:所提方法的实验结果中海面较为纯净,能明显区分原油、植物油和乳化油,具有很高的检测精

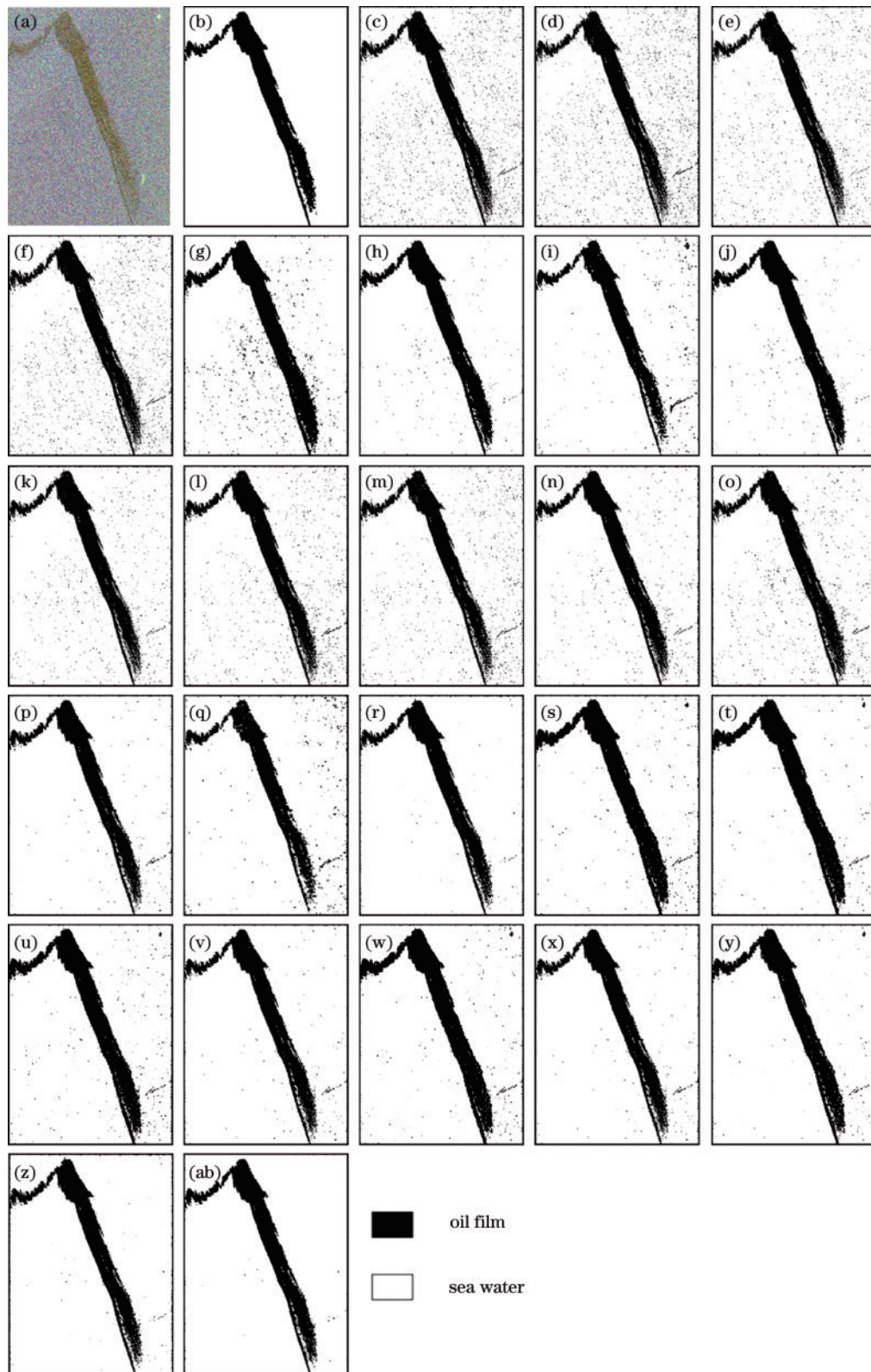


图 6 数据集 1 的溢油检测结果。(a) PauliGRB; (b)GroundTruth; (c)P-SVM; (d)F10-SVM; (e)F30-SVM; (f)FP-SVM; (g)P-CNN; (h)F10-CNN; (i)F30-CNN; (j)FP-CNN; (k)P-UNet; (l)F10-UNet; (m)F30-UNet; (n)FP-UNet; (o)P-FCN; (p)F10-FCN; (q)F30-FCN; (r)FP-FCN; (s) P-PSPNet; (t) F10-PSPNet; (u) F30-PSPNet; (v) FP-PSPNet; (w) P-Deeplabv3; (x) F10-Deeplabv3; (y) F30-Deeplabv3; (z) FP-Deeplabv3; (ab) Dual-EndNet

Fig. 6 Oil spill detection results on dataset 1. (a) PauliGRB; (b) GroundTruth; (c) P-SVM; (d) F10-SVM; (e) F30-SVM; (f) FP-SVM; (g) P-CNN; (h) F10-CNN; (i) F30-CNN; (j) FP-CNN; (k) P-UNet; (l) F10-UNet; (m) F30-UNet; (n) FP-UNet; (o) P-FCN; (p) F10-FCN; (q) F30-FCN; (r) FP-FCN; (s) P-PSPNet; (t) F10-PSPNet; (u) F30-PSPNet; (v) FP-PSPNet; (w) P-Deeplabv3; (x) F10-Deeplabv3; (y) F30-Deeplabv3; (z) FP-Deeplabv3; (ab) Dual-EndNet



表 5 数据集 1 中不同算法的溢油检测精度对比

Table 5 Comparison of oil spill detection accuracy of different algorithms on dataset 1

Method	Accuracy / %		OA / %	AA / %	Kappa	F1-score	MIoU
	Oil spill	Sea water					
P-SVM	92.08	91.11	91.60	91.59	0.8319	0.9159	0.8449
F10-SVM	92.71	93.67	93.18	93.19	0.8635	0.9318	0.8722
F30-SVM	93.34	92.45	92.90	92.89	0.8579	0.9289	0.8673
FP-SVM	92.70	94.51	93.57	93.61	0.8714	0.9357	0.8792
P-CNN	92.50	96.06	94.18	94.28	0.8836	0.9418	0.8899
F10-CNN	93.41	96.66	94.95	95.03	0.8990	0.9495	0.9038
F30-CNN	95.42	92.53	93.95	93.97	0.8790	0.9395	0.8859
FP-CNN	93.76	93.67	93.72	93.72	0.8743	0.9372	0.8817
P-UNet	93.70	94.08	93.89	93.89	0.8777	0.9389	0.8848
F10-UNet	93.51	96.62	94.99	95.07	0.8344	0.9499	0.9045
F30-UNet	93.29	94.96	94.10	94.13	0.8819	0.9410	0.8885
FP-UNet	93.66	96.46	95.00	95.06	0.8999	0.9500	0.9047
P-FCN	92.35	95.21	93.71	93.78	0.8742	0.9371	0.8816
F10-FCN	95.28	96.32	95.79	95.80	0.9157	0.9579	0.9191
F30-FCN	93.96	90.53	92.21	92.25	0.8442	0.9220	0.8554
FP-FCN	94.31	96.36	95.30	95.34	0.9059	0.9530	0.9101
P-PSPNet	93.61	94.98	94.29	94.29	0.8857	0.9429	0.8919
F10-PSPNet	94.26	96.52	95.38	95.39	0.9075	0.9538	0.9116
F30-PSPNet	93.69	95.43	94.55	94.56	0.8910	0.9455	0.8966
FP-PSPNet	94.50	96.60	95.54	95.55	0.9107	0.9554	0.9145
P-Deeplabv3	93.70	94.99	94.34	94.35	0.8867	0.9434	0.8928
F10-Deeplabv3	94.31	96.63	95.54	95.47	0.9091	0.9545	0.9131
F30-Deeplabv3	93.72	95.52	94.61	94.62	0.8922	0.9461	0.8977
FP-Deeplabv3	94.60	96.68	95.63	95.64	0.9125	0.9563	0.9162
Dual-EndNet	95.78	96.98	96.36	96.38	0.9272	0.9636	0.9297

表 6 数据集 2 中随机森林算法的特征重要性排序

Table 6 Ranking of feature importance by random forest algorithm on dataset 2

Polarimetric feature	Score of importance	Polarimetric feature	Score of importance
Maximum eigenvalue	6.1732	Consistency coefficient	1.0919
Averaged intensity	5.4363	Muller polarization feature $M_{33}$	1.0002
VV intensity	3.7743	Average scattering angle	0.9672
SERD	2.8461	Combined feature parameter $F$	0.9487
Surface scattering fraction	2.4692	Copolarization phase difference	0.8663
Real part of the copolarization cross product	2.3569	Anisotropy $A$	0.8624
Polarization scattering entropy	2.2217	Polarimetric feature $CT$	0.8191
Geometric intensity	2.1696	Cross-polarization ratio	0.7499
Gini coefficient	2.1405	Coherence coefficient	0.7151
Pedestal height	1.9866	Combined polarimetric feature $H\_A$	0.6912
Combined polarimetric feature $H\_A_{12}$	1.6533	Bragg scattering energy proportion	0.5881
Degree of polarization	1.5632	Scattering diversity	0.5822
SPAN	1.4700	Self-similarity parameter	0.5810
Copolarization power ratio	1.1308	Polarization feature $P$	0.5154
Anisotropy $A_{12}$	1.1185	Copolarization correlation coefficient	0.5111

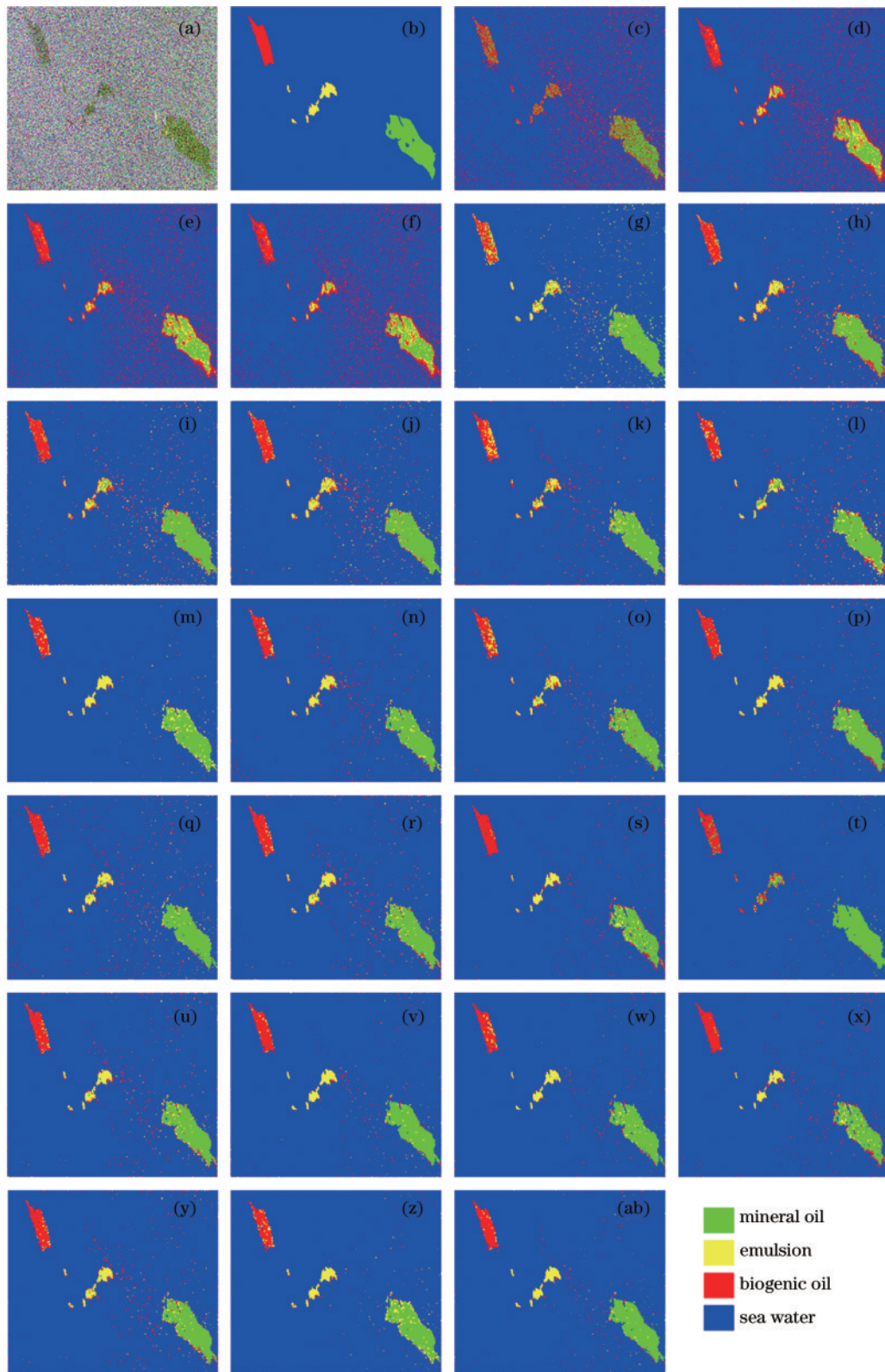


图 7 数据集 2 的溢油检测结果。(a) PauliGRB; (b) GroundTruth; (c) P-SVM; (d) F10-SVM; (e) F30-SVM; (f) FP-SVM; (g) P-CNN; (h) F10-CNN; (i) F30-CNN; (j) FP-CNN; (k) P-UNet; (l) F10-UNet; (m) F30-UNet; (n) FP-UNet; (o) P-FCN; (p) F10-FCN; (q) F30-FCN; (r) FP-FCN; (s) P-PSPNet; (t) F10-PSPNet; (u) F30-PSPNet; (v) FP-PSPNet; (w) P-Deeplabv3; (x) F10-Deeplabv3; (y) F30-Deeplabv3; (z) FP-Deeplabv3; (ab) Dual-EndNet

Fig. 7 Oil spill detection results on dataset 2. (a) PauliGRB; (b) GroundTruth; (c) P-SVM; (d) F10-SVM; (e) F30-SVM; (f) FP-SVM; (g) P-CNN; (h) F10-CNN; (i) F30-CNN; (j) FP-CNN; (k) P-UNet; (l) F10-UNet; (m) F30-UNet; (n) FP-UNet; (o) P-FCN; (p) F10-FCN; (q) F30-FCN; (r) FP-FCN; (s) P-PSPNet; (t) F10-PSPNet; (u) F30-PSPNet; (v) FP-PSPNet; (w) P-Deeplabv3; (x) F10-Deeplabv3; (y) F30-Deeplabv3; (z) FP-Deeplabv3; (ab) Dual-EndNet

度;SVM方法的结果显示,整体视觉效果较差,海面上有很多杂斑,无法有效区分原油和乳化油,并且也有很多原油和乳化油被误分为生物油膜;相比SVM,传统深度学习算法处理的三种油膜有了很明显的区分,在一定程度上解决了原油和乳化油被误分为生物油膜的问题,但是仍然有较多杂斑,其中F10-FCN由于输入了多通道极化特征,能够较好地地区分三种油膜,但是海面上还是有较多的杂斑,影响溢油检测的精度。Dual-EndNet算法具有双通道的优势,不仅能够较好地识别三种类型的油膜,而且整体上杂斑较少,目视纯净度最高,较好地解决了上述问题,进一步提升了溢油检测精度。

表7列出了所提算法和对比方法在数据集2上的溢油检测精度。从表7可以看出:所提算法在数据集2上的各指标仍然表现最好,其中OA为98.76%,AA

为95.34%,Kappa系数为0.8913,F1分数为0.8788,MIoU为0.7952;所提方法相比F10-FCN,OA提升了0.61个百分点,AA提升了4.35个百分点,Kappa系数和F1分数分别提升了5.02个百分点和6.24个百分点,MIoU提升最明显,提升了8.03个百分点;相比P-SVM,所提算法的OA提升了9.76个百分点,AA提升了40.26个百分点,F1分数提升了44.67个百分点,MIoU提升了43.35个百分点,Kappa系数提升幅度最大,达到了49.24个百分点;进一步考察对海水和各类油膜的分类精度,所提方法对海水的分类精度达到了99.04%,原油为94.32%,乳化油和植物油分别为95.71%和92.28%,相比其他算法,所提算法达到了最优,并且有了很明显的提升。综上,所提方法不仅大大减小了对海水的误判概率,而且还提升了对原油、乳化油和生物油膜的区分能力。

表7 数据集2中不同方法的溢油检测精度对比

Table 7 Comparison of oil spill detection accuracy of different methods on dataset 2

Method	Accuracy /%				OA /%	AA /%	Kappa	F1-score	MIoU
	Sea water	Mineral	Emulsion	Bio-oil					
P-SVM	91.09	60.38	0.00	68.83	89.00	55.08	0.3989	0.4321	0.3617
F10-SVM	93.63	44.66	36.68	86.99	91.39	65.49	0.4657	0.5149	0.4120
F30-SVM	92.91	42.90	34.68	87.13	90.64	64.41	0.4405	0.5004	0.3998
FP-SVM	92.79	43.42	36.34	87.47	90.56	65.00	0.4389	0.5066	0.4044
P-CNN	97.25	93.40	79.43	64.21	96.56	83.57	0.7352	0.7152	0.6016
F10-CNN	97.64	86.03	79.37	83.88	96.92	86.73	0.7562	0.7294	0.6189
F30-CNN	96.93	93.15	64.62	89.77	96.45	86.12	0.7328	0.7080	0.6060
FP-CNN	96.94	92.03	83.77	88.05	96.55	90.20	0.7406	0.7288	0.6212
P-UNet	98.43	86.47	58.43	67.78	97.30	77.78	0.7727	0.7002	0.5954
F10-UNet	98.47	83.22	73.75	77.77	97.48	83.30	0.7867	0.7867	0.6274
F30-UNet	98.69	87.70	72.83	81.13	97.88	85.09	0.8166	0.7693	0.6645
FP-UNet	98.55	89.45	84.89	82.56	97.92	88.86	0.8226	0.7914	0.6869
P-FCN	98.91	86.30	72.10	70.15	97.89	81.87	0.8148	0.7543	0.6443
F10-FCN	98.66	90.98	88.78	85.54	98.15	90.99	0.8411	0.8164	0.7149
F30-FCN	98.06	92.15	83.14	90.27	97.63	90.90	0.8060	0.7872	0.6818
FP-FCN	98.26	88.26	84.43	90.19	97.70	90.28	0.8090	0.7834	0.6766
P-PSPNet	98.50	89.38	89.69	85.50	97.95	90.77	0.8262	0.8012	0.6976
F10-PSPNet	98.42	88.50	86.37	79.68	97.74	88.24	0.8091	0.7798	0.6727
F30-PSPNet	98.70	91.06	88.90	85.56	98.19	91.06	0.8443	0.8118	0.7113
FP-PSPNet	98.72	91.17	89.20	86.12	98.22	91.30	0.8471	0.8181	0.7198
P-Deeplabv3	98.62	89.78	82.32	80.72	97.96	87.86	0.8247	0.7888	0.6848
F10-Deeplabv3	98.65	87.72	76.07	83.21	97.89	86.41	0.8186	0.7793	0.6733
F30-Deeplabv3	98.79	91.25	89.70	85.62	98.29	91.34	0.8521	0.8218	0.7245
FP-Deeplabv3	98.87	91.26	89.71	86.68	98.38	91.63	0.8590	0.8285	0.7329
Dual-EndNet	99.04	94.32	95.71	92.28	98.76	95.34	0.8913	0.8788	0.7952

## 4 结 论

针对传统极化SAR溢油检测算法信息挖掘不充分、分类精度不高的缺点,提出了一种基于Dual-EndNet模型的全极化SAR溢油检测新方法。Dual-

EndNet模型中设计了分别用于提取图像空间信息和极化信息的双分支编码器-解码器通道。其中一个通道对PauliRGB图像提取丰富的空间信息,另一个通道对随机森林优选出的10个极化特征主要提取丰富的极化信息。同时在各通道中分别引入两个跳跃级联操

作,将浅层特征与深层特征结合在一起,以更好地实现对特征信息的有效利用。两景 Radarsat-2 溢油数据集的实验结果表明,所提方法能大幅度抑制溢油检测结果中海面杂斑目标的出现,从而有效地降低溢油检测虚警率,此外能够有效地区分原油、乳化油和生物油膜。在未来的研究中,可以进一步地考虑风速等海洋环境因素对极化 SAR 溢油检测的影响,设计性能更加优异的溢油检测算法。

### 参 考 文 献

- [1] Zacharias D C, Rezende K F O, Fornaro A. Offshore petroleum pollution compared numerically via algorithm tests and computation solutions[J]. *Ocean Engineering*, 2018, 151: 191-198.
- [2] Wang B, Shao Q F, Song D M, et al. A spectral-spatial features integrated network for hyperspectral detection of marine oil spill[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8): 1568.
- [3] Krestenitis M, Orfanidis G, Ioannidis K, et al. Oil spill identification from satellite images using deep neural networks[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(15): 1762.
- [4] Konik M, Bradtke K. Object-oriented approach to oil spill detection using ENVISAT ASAR images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 118: 37-52.
- [5] Salberg A B, Rudjord Ø, Solberg A H S. Oil spill detection in hybrid-polarimetric SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(10): 6521-6533.
- [6] 杜艳玲, 崔建华, 魏泉苗, 等. 基于改进 FCN 的多极化 SAR 影像海上溢油检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(4): 0415005.  
Du Y L, Cui J H, Wei Q M, et al. Marine oil-spill detection in multi-polarization image-based SAR on improved FCN[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(4): 0415005.
- [7] Topouzelis K, Psyllos A. Oil spill feature selection and classification using decision tree forest on SAR image data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 68: 135-143.
- [8] Shu Y M, Li J, Yousif H, et al. Dark-spot detection from SAR intensity imagery with spatial density thresholding for oil-spill monitoring[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(9): 2026-2035.
- [9] Kapustin I A, Shomina O V, Ermoshkin A V, et al. On capabilities of tracking marine surface currents using artificial film slicks[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 840.
- [10] Fiscella B, Giancaspro A, Nirchio F, et al. Oil spill detection using marine SAR images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(18): 3561-3566.
- [11] Nirchio F, Sorgente M, Giancaspro A, et al. Automatic detection of oil spills from SAR images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(6): 1157-1174.
- [12] 李致衡, 陈亮, 张博程, 等. 基于最大熵阈值分割的 SAR 图像溢油检测[J]. *信号处理*, 2019, 35(6): 1111-1117.  
Li Z H, Chen L, Zhang B C, et al. SAR image oil spill detection based on maximum entropy threshold segmentation[J]. *Journal of Signal Processing*, 2019, 35(6): 1111-1117.
- [13] 范剑超, 王涛. 基于非负矩阵分解和支持向量机的墨西哥湾溢油 HJ-1 星遥感图像分类[J]. *海洋环境科学*, 2015, 34(3): 441-446.  
Fan J C, Wang T. HJ-1 satellite remote sensing image segmentation in the oil spill of Mexico Gulf base on the non-negative matrix factorization and support vector machine[J]. *Marine Environmental Science*, 2015, 34(3): 441-446.
- [14] 魏谢根, 曹林, 田澍, 等. 基于多层级自注意力增强的遥感目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(20): 2028004.  
Wei X G, Cao L, Tian S, et al. Remote sensing target detection based on multi-level self-attention enhancement [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(20): 2028004.
- [15] 戴媛, 易本顺, 肖进胜, 等. 基于改进旋转区域生成网络的遥感图像目标检测[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111020.  
Dai Y, Yi B S, Xiao J S, et al. Object detection of remote sensing image based on improved rotation region proposal network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111020.
- [16] 郑宗生, 刘贝, 卢鹏, 等. 基于 AlexNet 的近岸水生植物光谱分类及特征光谱分析[J]. *中国激光*, 2023, 50(2): 0211001.  
Zheng Z S, Liu B, Lu P, et al. Spectral classification and characteristic spectral analysis of nearshore aquatic plants based on AlexNet[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2023, 50(2): 0211001.
- [17] Yekeen S T, Balogun A, Wan Yusof K B. A novel deep learning instance segmentation model for automated marine oil spill detection[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 167: 190-200.
- [18] Zeng K, Wang Y X. A deep convolutional neural network for oil spill detection from spaceborne SAR images[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(6): 1015.
- [19] Zhu Q Q, Zhang Y N, Li Z Q, et al. Oil spill contextual and boundary-supervised detection network based on marine SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5213910.
- [20] Li G N, Li Y, Hou Y C, et al. Marine oil slick detection using improved polarimetric feature parameters based on polarimetric synthetic aperture radar data[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(9): 1607.
- [21] Fei G, Teng H, Wang J, et al. Dual-branch deep convolution neural network for polarimetric SAR image classification[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(5): 447.
- [22] Fei G, Teng H, Jun W, et al. Dual-branch deep convolution neural network for polarimetric SAR image classification[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(5): 447.
- [23] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.  
Zhou Z H. *Machine learning*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [24] Skrunes S, Brekke C, Eltoft T. Characterization of marine surface slicks by radarsat-2 multipolarization features [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(9): 5302-5319.