

基于深度学习的多特征融合海面目标检测方法

汪翔^① 汪育苗^① 陈星宇^① 臧传飞^① 崔国龙^{*①②}

^①(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

^②(电子科技大学长三角研究院 衢州 324000)

摘要: 该文考虑了海杂波环境下的雷达目标检测问题,提出了一种基于深度学习的海面目标检测器。该检测器通过融合从不同数据源中提取的多种互补性特征以增加目标和杂波的差异性,从而提升对海面目标的检测性能。具体来说,该检测器首先利用两个特征提取分支分别从距离像和距离多普勒谱图中提取多层次快时间特征和距离特征;然后,设计局部-全局特征提取结构从特征的慢时间维度或多普勒维度提取序列关联性;接着,提出基于自适应卷积权重学习的特征融合模块,实现快慢时间特征和距离多普勒特征的高效融合;最后,对多层次特征进行融合、上采样和非线性映射获得检测结果。基于两个公开雷达数据集上的实验验证了所提检测器的检测性能。

关键词: 雷达目标检测;海杂波;深度学习;卷积神经网络;特征融合

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)03-0554-11

DOI: 10.12000/JR23105

引用格式: 汪翔,汪育苗,陈星宇,等.基于深度学习的多特征融合海面目标检测方法[J].雷达学报(中英文),2024,13(3):554-564. doi:10.12000/JR23105.

Reference format: WANG Xiang, WANG Yumiao, CHEN Xingyu, *et al.* Deep learning-based marine target detection method with multiple feature fusion[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 554-564. doi: 10.12000/JR23105.

Deep Learning-based Marine Target Detection Method with Multiple Feature Fusion

WANG Xiang^① WANG Yumiao^① CHEN Xingyu^①
ZANG Chuanfei^① CUI Guolong^{*①②}

^①(School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and
Technology of China, Chengdu 611731, China)

^②(Yangtze Delta Region Institute, University of Electronic Science and Technology of China,
Quzhou 324000, China)

Abstract: Considering the problem of radar target detection in the sea clutter environment, this paper proposes a deep learning-based marine target detector. The proposed detector increases the differences between the target and clutter by fusing multiple complementary features extracted from different data sources, thereby improving the detection performance for marine targets. Specifically, the detector uses two feature extraction branches to extract multiple levels of fast-time and range features from the range profiles and the range-Doppler (RD) spectrum, respectively. Subsequently, the local-global feature extraction structure is developed to extract the sequence relations from the slow time or Doppler dimension of the features. Furthermore, the feature fusion block is proposed based on adaptive convolution weight learning to efficiently fuse slow-fast time

收稿日期: 2023-06-14; 改回日期: 2023-07-15; 网络出版: 2023-08-15

*通信作者: 崔国龙 cuiquolong@uestc.edu.cn *Corresponding Author: CUI Guolong, cuiquolong@uestc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62271126), 衢州市财政资助科研项目(2022D008, 2022D005), 广东省重点领域研发计划(2020B090905002), 高等学校学科创新引智计划(B17008)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271126), The Municipal Government of Quzhou (2022D008, 2022D005), The Guangdong Key Areas Research and Development Program (2020B090905002), 111 Project (B17008)

责任编辑: 许述文 Corresponding Editor: XU Shuwen

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

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

and RD features. Finally, the detection results are obtained through upsampling and nonlinear mapping to the fused multiple levels of features. Experiments on two public radar databases validated the detection performance of the proposed detector.

Key words: Radar target detection; Sea clutter; Deep learning; Convolutional Neural Network (CNN); Feature fusion

1 引言

海面目标检测是海面交通管理等领域的热点研究问题^[1], 对海事雷达的实际应用有着重要价值。经典的目标检测算法基于统计理论对杂波回波分布模型进行假设, 包括瑞利分布、对数正态分布和K分布^[2]等。然后, 基于杂波分布构造检测器获取检测结果。由于复杂海面环境下海杂波的时变、非高斯和非均匀等特性, 杂波分布难以用统计模型精确描述, 使得基于统计模型的目标检测算法受到使用局限^[3]。因此, 研究人员开始尝试从回波中提取目标和杂波的可区分特征以提高对海面目标的检测性能。

文献[4]分析了海杂波回波和目标回波的分形特征差异, 并基于分形特征检测海面目标。同样基于分形理论, Hurst指数^[5]、多重分形特征^[6,7]进一步被用于海上目标检测。考虑到基于分形特征的检测方法在观测时间较短时会遭遇性能退化, 文献[8]和文献[9]联合了3个特征用于海上目标检测。在文献[10]中, 特征的个数被进一步扩展到7个以增加目标和杂波可分性。文献[11]将时域回波序列构造成图进行目标检测。文献[12]提出了图连通密度特征以实现海面目标检测。文献[13]利用频域数据构建图特征和多普勒峰高特征检测海面目标。文献[14]提出基于平均谱半径的海面浮动目标检测方法, 利用目标回波与海杂波回波之间不同统计相关性区分杂波和目标。文献[15]提出一种基于空域联合时频分解的方法, 将时频特征用于检测海面目标。文献[16]和文献[17]联合利用多极化回波构造极化特征检测海上目标。文献[18]提取时域、频域、时频域等多维特征, 并利用随机森林模型分类目标和杂波。上述检测器基于专家领域知识人工设计检测特征, 在检测海面目标时取得了一定效果。

近年来, 深度学习技术在很多领域得到了广泛应用并取得了优秀性能。由于深度学习技术具有自动特征提取和端到端实现下游任务的特点, 学者开始利用深度学习技术设计海上目标检测器。文献[19]将回波单元的相位转换为图后利用图卷积神经网络实现目标检测。文献[20]设计了基于注意力机制的海上目标检测器, 从回波中提取目标和杂波高维差异特征实现检测。为了利用目标和杂波的序列特征差异增强检测性能, 文献[21]提出了一种基于LSTM网络的检测方法。文献[22]利用复值UNet网络同时

从回波的幅度和相位中提取特征实现杂波抑制和目标检测。文献[23,24]利用深度神经网络提取回波单元的时频特征实现检测。进一步地, 文献[25]设计了双通道卷积神经网络检测器从回波单元的幅度序列和时频谱图中联合提取幅度特征和时频特征提升检测器性能。同时从多类型数据中提取多种特征有利于充分表征目标和杂波, 但如何实现多种特征的高效融合以避免特征冗余仍然需要更深一步研究。

基于此考虑, 本文基于深度学习技术提出了一种多特征融合检测器。首先, 该检测器分别从距离像和距离多普勒谱图中提取多层次高维特征以支持对目标和杂波的充分表征。然后, 该检测器通过精炼特征的慢时间维度和多普勒维度捕捉序列关联性以提升检测性能。接着, 基于自适应卷积权重学习的思想, 该检测器提出一种自适应特征融合策略以实现多种特征的高效融合。最后, 该检测器通过对多层次特征进行融合、上采样和非线性映射获得检测结果, 实现对海面目标的检测。

2 特征分析

假设海事雷达发射 M 个周期的相干脉冲信号探测海面目标, 不失一般性, 假定其发射的信号波形为线性调频信号 $s(t)$ 。将第 m 个脉冲重复周期的海杂波回波信号记作 $c_m(t)$, 目标回波信号记作 $r_m(t)$, 雷达在第 m 个脉冲重复周期接收到的回波信号可以表示为

$$\tilde{r}_m(t) = r_m(t) + c_m(t) \quad (1)$$

对 M 个周期的回波信号进行快时间采样和重排得到距离像 $\mathbf{R} \in \mathbb{C}^{M \times N}$, 其中 N 为快时间采样单元(距离单元)数目。在 M 个周期时间内, 由于海上目标的速度 v 一般远小于光速 c , 在 \mathbf{R} 中同一目标的回波可以被认为是不跨距离单元运动且一直较为稳定的存在的。但由于海面环境的复杂性, 海杂波回波可能是剧烈起伏和非均匀的。因此, 目标回波和杂波回波在 \mathbf{R} 中具有不同的快慢时间特征。这里利用IPIX数据集^[26]的#17子数据集的某段HH极化数据对目标和杂波的快慢时间特征进行分析, 其距离像如图1所示。在图1所示距离像中, 目标较稳定的影响第8~11距离单元的回波, 目标主回波单元为第9距离单元。当目标单元的目标回波占回波主导地位时, 可在距离像的快慢时间两个维度导致目标单元的回波起伏弱于杂波单元。

另外,当雷达照射海面时,海杂波回波是大量具有不同径向速度散射体的回波组合,因此杂波单元回波多普勒谱较宽且能量较为分散。与之不同,目标回波多普勒谱较窄且能量集中。考虑到目标回波单元和杂波回波单元的这种特征差异,可以对 R 进行距离多普勒处理获取距离多普勒谱图,并从中提取距离多普勒特征以进行目标检测。图1所示距离像的距离多普勒谱图如图2所示。

距离像和距离多普勒谱图从不同角度表征了回波特性,构建合适检测器从距离像和距离多普勒谱图中分别提取并高效融合快慢时间特征和距离多普勒特征以提升检测器性能是本文的主要目的。

3 多特征融合海面目标检测方法

本文提出了基于深度学习的多特征融合(Mul-

ti-ple Feature Fusion, MFF)检测器,利用多种特征的互补性提高对复杂环境中海面目标的检测性能。MFF检测器架构图如图3所示,其主要由特征提取模块、池化层、序列特征提取模块、特征融合模块、上采样层和检测层构成。简单来说,MFF检测器首先利用两个特征提取分支分别从距离像中和距离多普勒谱图中提取多层次特征。特征提取分支由多个特征提取模块和池化层构成,其中特征提取模块用于非线性提取高维特征,而池化层对特征尺寸进行下采样,两个特征提取分支结构和参数设置相同但权重不同。然后,MFF检测器利用序列特征提取模块从多层次特征中提取其序列维度(对应于距离像的慢时间维度和距离多普勒谱图的多普勒维度)的序列相关性。接着,MFF检测器设计特征融合模块高效融合快慢时间特征和距离多普勒特

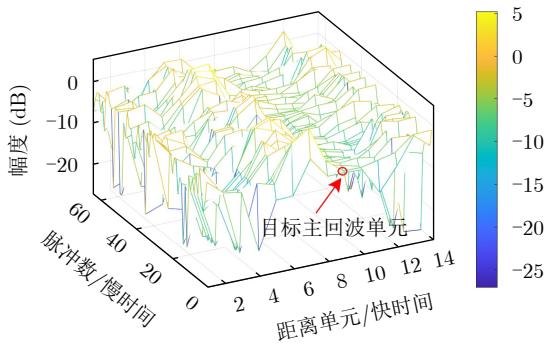


图1 IPIX数据集#17子数据集的某段HH极化距离像

Fig. 1 Range profiles of #17 sub-data set with HH polarization in IPIX database

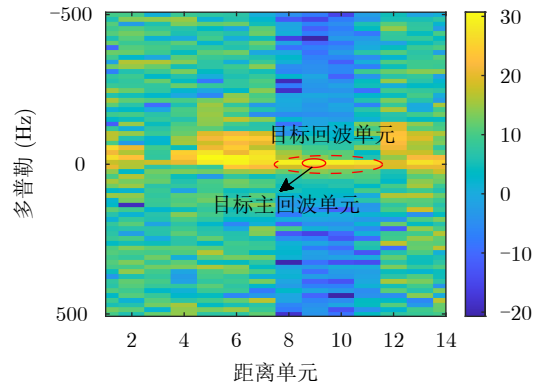


图2 IPIX数据集#17子数据集HH极化距离多普勒谱图

Fig. 2 Range-Doppler spectrum of #17 sub-data set with HH polarization in IPIX database

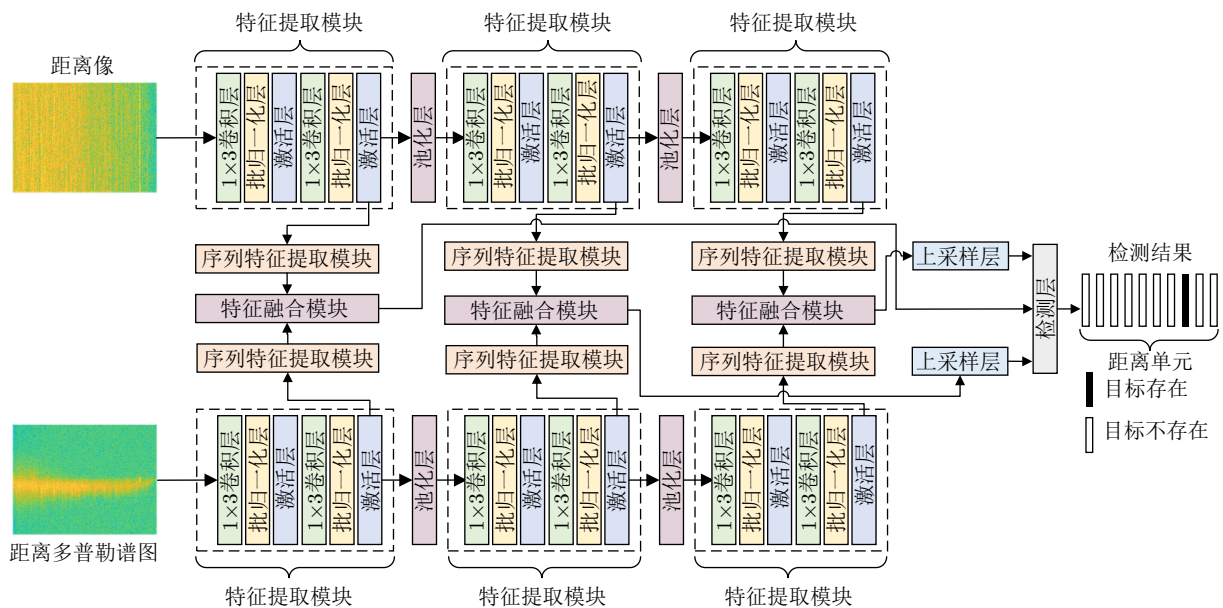


图3 MFF检测器架构图

Fig. 3 Architecture of the MFF detector

征。之后，MFF检测器利用上采样层将融合后的多层次特征线性变换到相同尺寸。最后，MFF检测器构建检测层获取检测结果。

快慢时间特征和距离多普勒特征互补地地表征目标/杂波特性，且目标和杂波的快慢时间和距离多普勒特征存在一定差异。通过上述模块的整体作用，MFF检测器达到从距离像和距离多普勒谱图中分别提取快慢时间特征和距离多普勒特征并对特征进行高效融合以提升检测器性能的目的。

下面详细介绍MFF检测器的各个组成部分。

3.1 特征提取模块

MFF检测器包含两个特征提取分支，每个特征提取分支利用多个特征提取模块提取多层次高维特征。考虑到雷达数据是复数的，本文利用复值卷积神经网络构造特征提取模块^[27]，其结构如图3所示。每个特征提取模块由两个级联的卷积层、批归一化层和激活层构成。在本文中，若无特殊说明卷积层均指复值卷积层。简而言之，为了提取距离像的快时间特征和距离多普勒谱图的距离特征，特征提取模块利用卷积层在距离像(或其对应的高维特征图)的快时间维度和距离多普勒谱图(或其对应的高维特征图)的距离维度进行卷积运算以感知快时间特征和距离特征；批归一化层对特征分布进行标准化以加速模型收敛；CReLU非线性激活函数赋予模型非线性映射能力。

3.2 池化层

特征提取分支利用复值最大池化(Complex-valued Max-Pooling, CMaxP)运算对特征图进行下采样。对于复值特征张量 $\mathbf{I} = \mathbf{X} + i\mathbf{Y}$ ，复值最大池化运算可以表示为

$$\text{CMaxP}(\mathbf{I}) = \text{MaxP}(\mathbf{X}) + i\text{MaxP}(\mathbf{Y}) \quad (2)$$

其中， $\text{MaxP}(\cdot)$ 表示实值最大池化运算。

3.3 序列特征提取模块

距离像的慢时间维度反映了回波的时变特性，距离多普勒谱图的多普勒维度能反映目标或杂波的运动特性。在一个短时CPI内目标回波一直存在于距离像的某些距离单元，相比于杂波回波起伏较小。对于距离多普勒谱图，目标在较窄多普勒范围内存在一个较强的能量尖峰，而杂波的多普勒能量较为分散。目标和杂波在距离像的慢时间维度和距离多普勒谱图的多普勒维度上具有不同的局部-全局序列特征。

MFF检测器中设计了具有局部-全局特征提取结构的序列特征提取模块提取目标和杂波的序列差异性，其结构如图4所示。

序列特征提取模块利用复值卷积神经网络构造局部特征提取结构，其由级联的 3×1 尺寸的卷积层、批归一化层和CReLU激活层构成。在局部特征提取的过程中特征图的序列维度被下采样，序列局部特征得以被精炼。对于 $C \times M \times N$ 尺寸的特征张量，局部特征提取后其尺寸变为 $C \times (M/4) \times N$ 。

序列特征提取模块利用全局特征提取结构感知局部特征的全局依赖关系，全局特征提取结构如图4所示。假设有 $C \times (M/4) \times N$ 尺寸的特征张量 \mathbf{E} ，全局特征提取模块首先对 \mathbf{E} 的通道维度和序列维度进行维度转置，获得 $(M/4) \times C \times N$ 尺寸的特征张量 $\tilde{\mathbf{E}}$ 。基于 $\tilde{\mathbf{E}}$ ，全局特征提取模块利用两个级联的 1×1 尺寸的卷积层、批归一化层和CReLU激活层提取局部特征的全局依赖关系。具体来说，由于 $\tilde{\mathbf{E}}$ 的通道维度对应着 \mathbf{E} 的序列维度，两个 1×1 尺寸的卷积层通过精炼 $\tilde{\mathbf{E}}$ 的通道维度捕捉 \mathbf{E} 的序列维度的全局依赖关系，获得尺寸为 $1 \times C \times N$ 的特征张量 $\hat{\mathbf{E}}$ 。最后，全局特征提取结构再次利用维度转置操作转置 $\hat{\mathbf{E}}$ 的通道维度和序列维度，获取尺寸为 $C \times 1 \times N$ 的特征张量以进行后续的多特征融合。

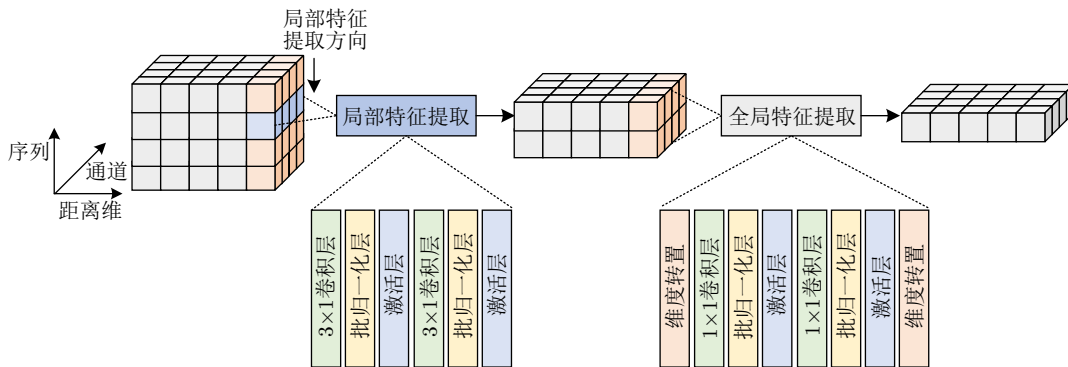


图4 序列特征提取模块结构

Fig. 4 The structure of sequence feature extraction block

3.4 特征融合模块

快慢时间特征和距离多普勒特征互补地表征了目标或杂波,融合多特征有利于增加目标和杂波之间的差异性以提高检测性能。然而,提取的快慢时间特征或距离多普勒特征中可能存在特征冗余。因此,MFF检测器提出了基于自适应卷积权重学习的多特征融合模块,在高效融合多特征的同时减少特征冗余,其结构如图5所示。

基于自适应卷积权重学习的多特征融合模块首先利用 1×1 卷积层自适应学习特征张量中每个元素的重要性,然后根据元素重要性去除特征张量中的冗余特征。对于复值特征张量 F ,此过程可表示为

$$\bar{F} = f(|W * F|) \odot F \quad (3)$$

其中, \odot 表示哈达玛积, $|\cdot|$ 表示对矩阵元素进行取模运算, $f(\cdot)$ 表示Sigmoid激活函数, W 表示可训练的卷积权重。

将去除冗余特征后的快慢时间特征和距离多普勒特征记作 \bar{F}_{SF} 和 \bar{F}_{RD} ,MFF检测器通过特征求和融合 \bar{F}_{SF} 和 \bar{F}_{RD} : $\hat{F} = \bar{F}_{SF} + \bar{F}_{RD}$ 。之后,两个级联的 1×3 尺寸的卷积层、批归一化层和CReLU激活层使得融合后特征互相耦合。

3.5 上采样层

从图3可以看到,MFF检测器通过特征提取分

支,序列特征提取模块和特征融合模块可以获得3个层次的特征,由于池化层的存在,这3个层次的特征具有不同的特征尺寸。MFF检测器利用复值反卷积层对多层次特征进行线性上采样,使其距离维尺寸和输入数据距离维尺寸 N 保持一致,以便后续给出所有距离单元的检测结果。

3.6 检测层

在获取具有相同距离维尺寸的多层次特征后,MFF检测器构造检测层对多层次特征进行融合、非线性映射和特征降维以获取检测结果,其结构如图6所示。

具体来说,考虑到低层特征包含更多的回波细节信息,高层特征包含更多的回波语义信息,不同层次的特征融合有利于丰富特征表示。检测层首先利用通道维度的串接运算融合多层次特征以丰富对目标和杂波的特征表示。然后,其利用两个级联的 1×3 尺寸的卷积层、批归一化层和CReLU激活层对融合后的多层次特征进行非线性特征提取。由于检测等价于实数空间的二分类问题,检测层接着利用取模运算将复值特征映射到实数空间。然后,其利用 1×1 的实值卷积层对映射到实数空间中的特征进行特征降维。此后,MFF检测器利用Softmax函数将降维后特征映射到二元概率空间。最后将杂波概率值和检测阈值进行比较,获取最终检测结果。本文利用文献[25]所提方法获取检测阈值。

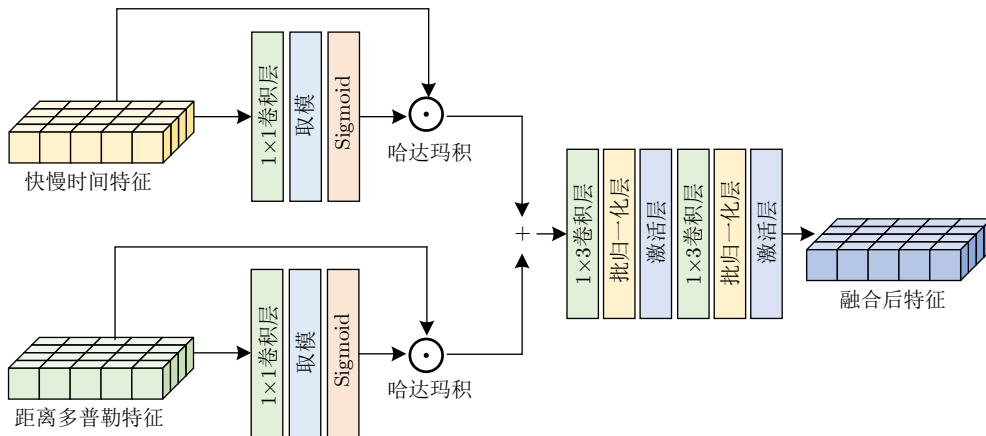


图5 基于自适应卷积权重学习的多特征融合模块结构

Fig. 5 Structure of multiple feature fusion block based on adaptive convolution weight learning

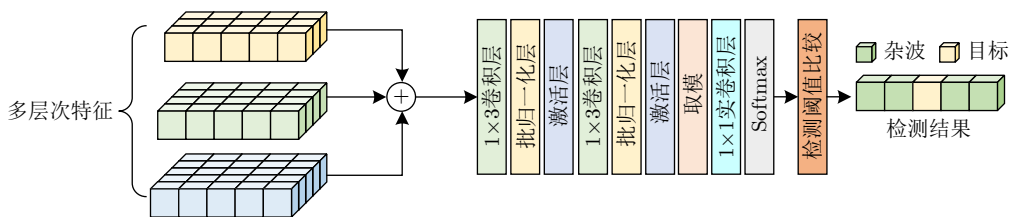


图6 检测层结构

Fig. 6 The structure of detection layer

4 检测性能分析

4.1 检测器参数设置

在本文中，MFF检测器中各模块参数设置如表1所示。在表1中，核尺寸、步长和填充尺寸 (k_1, k_2) 表示在序列维度的尺寸为 k_1 ，在距离维度的尺寸为 k_2 。通道维度 (c_{in}, c_{out}) 表示卷积层的输入通道数为 c_{in} ，输出通道数为 c_{out} 。“N/A”表示没有该参数。

4.2 检测器实验设置

在本文中，MFF检测器利用64个脉冲回波构建距离像和距离多普勒谱图，即 $M = 64$ 。检测器输入数据利用最大值归一化进行预处理。本文实验采用的计算机硬件环境为2080Ti GPU, Intel(R) Xeon(R) Gold 5218 CPU，软件环境为Python 3.7，深度学习框架为Pytorch 1.8.0。损失函数为加权交叉熵函数，Adam优化器通过最小化损失函数优化MFF检测器权重，学习率设置为0.001，对于2个实验数据集，批大小分别设置为256和2，训练迭代次数设置为40次。

本文利用公开的IPIX数据集和《雷达学报》雷达对海探测数据集^[28]对所提检测器检测性能进行评估。

IPIX数据集采集于加拿大东海岸，其所用雷达的参数如表2所示。IPIX数据集由14个子数据集构成，每个子数据集包含HH, HV, VV, VH 4种极化

回波数据，子数据集信息如表3所示。每个子数据集利用官网自动预处理方法进行预处理。每个子数据集的前60%回波构造训练样本，剩下的回波构造测试样本。

雷达对海探测数据集采集于中国山东烟台，其所用雷达的参数如表2所示。本文利用“2021010150614_01_staring.mat”和“2021010150614_02_staring.mat”构建训练集，利用“2021010150614_03_staring.mat”构建测试集。

本文利用长度为64的滑动窗口以10个脉冲为间隔进行滑窗构造样本。在两种数据集上的训练样本数和测试样本数如表4所示。

4.3 消融实验

4.3.1 多特征融合有效性分析

本节实验利用雷达对海探测数据集说明多特征融合的有效性。具体来说，本节首先构造了MFF检测器的两个变体检测器，变体1检测器只提取距离多普勒特征进行检测，而变体2检测器只提取快慢时间特征进行检测。

在预设虚警率为0.0001时，MFF检测器和其他两个变体检测器在测试集上的实验结果如表5所示。从表5可以看到，相比于只提取距离多普勒特征进行检测的变体1检测器和只提取快慢时间特征的变体2检测器，MFF检测器平均实际虚警率为0.0004，低于其他两个变体检测器。同时，MFF的

表 1 MFF检测器参数设置

Tab. 1 Parameter setting of MFF detector

参数名称	特征提取模块	池化层	序列特征提取模块	特征融合模块	上采样层	检测层	
核尺寸	(1,3), (1,3)	(1,2)	(3,1), (3,1)	(1,1), (1,1)	(1,4)	(1,3), (1,3)	
	(1,3), (1,3)		(1,1), (1,1)	(1,3), (1,3)	(1,2)	(1,1)	
	(1,3), (1,3)						
步长	(1,1), (1,1)	(1,1)	(2,1), (2,1)	(1,1), (1,1)	(1,4)	(1,1), (1,1)	
	(1,1), (1,1)		(1,1), (1,1)	(1,1), (1,1)	(1,2)	(1,1)	
	(1,1), (1,1)						
填充尺寸	(0,1), (0,1)	(0,0)	(1,0), (1,0)	(0,0), (0,0)	(0,0)	(0,1), (0,1)	
	(0,1), (0,1)		(0,0), (0,0)	(0,1), (0,1)	(0,0)	(0,0)	
	(0,1), (0,1)						
通道维度	(1,16), (16,16)	N/A	$(C_1, 2C_1)$,	$(C_1, 1)$, $(C_1, 1)$	(64,64)	(112,64), (64,64)	
	(16,32), (32,32)		$(2C_1, C_1)$	$(C_1, C_1/2)$,		(32,32)	(64,2)
	(32,64), (64,64)		(16,8), (8,1)	$(C_1/2, C_1)$			

注：对于3个序列特征提取模块和特征融合模块， C_1 依次设置为16, 32, 64。

表 2 雷达参数

Tab. 2 Radar parameters

数据集名称	带宽(MHz)	载频(GHz)	脉冲重复频率(Hz)	脉宽(μ s)
IPIX数据集	5	9.39	1000	0.2
雷达对海探测数据集	25	9.30~9.50	1600	3.0

表3 IPIX数据集子数据集信息

Tab. 3 Information of sub-dataset in IPIX database

数据集索引	子数据集名称	目标主回波单元	目标次回波单元
#17	19931107_135603_starea	9	8, 10, 11
#18	19931107_141630_starea	9	8, 10, 11
#19	19931107_145028_starea	8	7, 9
#25	19931108_213827_starea	7	6, 8
#26	19931108_220902_starea	7	6, 8
#30	19931109_191449_starea	7	6, 8
#31	19931109_202217_starea	7	6, 8
#40	19931110_001635_starea	7	5, 6, 8
#54	19931111_163625_starea	8	7, 9, 10
#280	19931118_023604_stareC0000	8	7, 10
#283	19931118_035737_stareC0000	10	8, 9, 11, 12
#310	19931118_162155_stareC0000	7	6, 8, 9
#311	19931118_162658_stareC0000	7	6, 8, 9
#320	19931118_174259_stareC0000	7	6, 8, 9

表4 训练样本数和测试样本数

Tab. 4 Sample number of training set and test set

数据集名称	训练集样本数	测试集样本数
IPIX数据集每个子数据集	7858	5237
雷达对海探测数据集	953	374

表5 MFF检测器及其变体检测器检测性能

Tab. 5 Detection performance of the MFF detector and its variant detectors

检测器名称	平均实际虚警率	平均检测概率
MFF	0.0004	0.9870
变体1	0.0005	0.9478
变体2	0.0005	0.9814

平均检测概率为0.9870, 优于其他两个变体检测器。这些实验结果验证了同时提取距离多普勒特征和慢时间特征进行检测的有效性。

4.3.2 所提融合方法有效性分析

本节实验利用雷达对海探测数据集说明所提基于自适应卷积权重学习的多特征融合方法的有效性。考虑到特征串接与特征求和是深度学习应用中常用的特征融合方法, 相比于所提融合方法, 这两个方法融合特征时并未考虑特征图中元素的重要性。因此, 我们将MFF检测器中的特征融合方法分别替换为特征串接与特征求和这两种经典的特征融合方法, 通过对比所提融合方法和其他两种方法的检测性能说明所提融合方法有效性。

在预设虚警率为0.0001时, 所提特征融合方法和其他两种特征融合方法在测试集上的实验结果如表6所示。从表6可以看到所提特征融合方法在平均实际虚警率略高于其他两种融合方法的情况下, 平均检测概率明显高于其他两个检测器, 验证了所提特征融合方法的有效性。

表6 不同特征融合方法检测性能

Tab. 6 Detection performance of different feature fusion approaches

融合方法	平均实际虚警率	平均检测概率
所提方法	0.0004	0.9870
特征串接	0.0003	0.9477
特征求和	0.0031	0.9619

4.4 IPIX数据集性能分析

本节实验利用表3所示IPIX数据集对比所提MFF检测器和三特征检测器^[8]、支持向量机检测器^[9]、Bi-LSTM检测器^[21]以及MDCCNN检测器^[25]等4个检测器的检测性能。三特征检测器、支持向量机检测器、Bi-LSTM检测器以及MDCCNN检测器的观测时间分别为0.512 s, 4.096 s, 0.512 s以及1.024 s。

在预设虚警率为0.001时, 4个检测器在IPIX数据集上的检测性能如图7所示。

从图7可以看到, 所提MFF检测器在各个数据集中均表现出良好的检测性能, 而其他4个检测器在检测IPIX数据集中的某些子数据集时检测概率会出现明显下降, 实验结果说明了所提MFF检测器的检测性能优于其他4个检测器的检测性能。表7定量地给出了不同检测器在4种极化方式14个子数据集上的平均检测概率。进一步地, 本文在表8中给出4个检测器在4种极化方式14个子数据集上的平均实际虚警率。从表8可以看到, 5个检测器的实际虚警率均和预设虚警率处于同一个量级, 且相比于其他4个检测器, 所提MFF检测器实际虚警率更低。上述结果验证了所提MFF检测器的有效性。

深度学习检测器可以将数据映射到高维以学习提取目标和杂波的差异性特征, 相比于杂波而言, 训练集的目标特征和测试集的目标特征差异度小, 深度学习检测器可以较好地学习目标特征。因此, 相比于利用人工特征的三特征检测器和支持向量机检测器, 其他3个基于深度学习的检测器总体上取得了更高的平均检测概率。但这并不是绝对的, 对于一些子数据集, Bi-LSTM检测器以及MDCCNN检测器检测概率低于三特征检测器和支持向量机检测器。由于杂波时变性强, 训练集和测试集的杂波分布可能不完全一致, 检测器的平均实际虚警率略

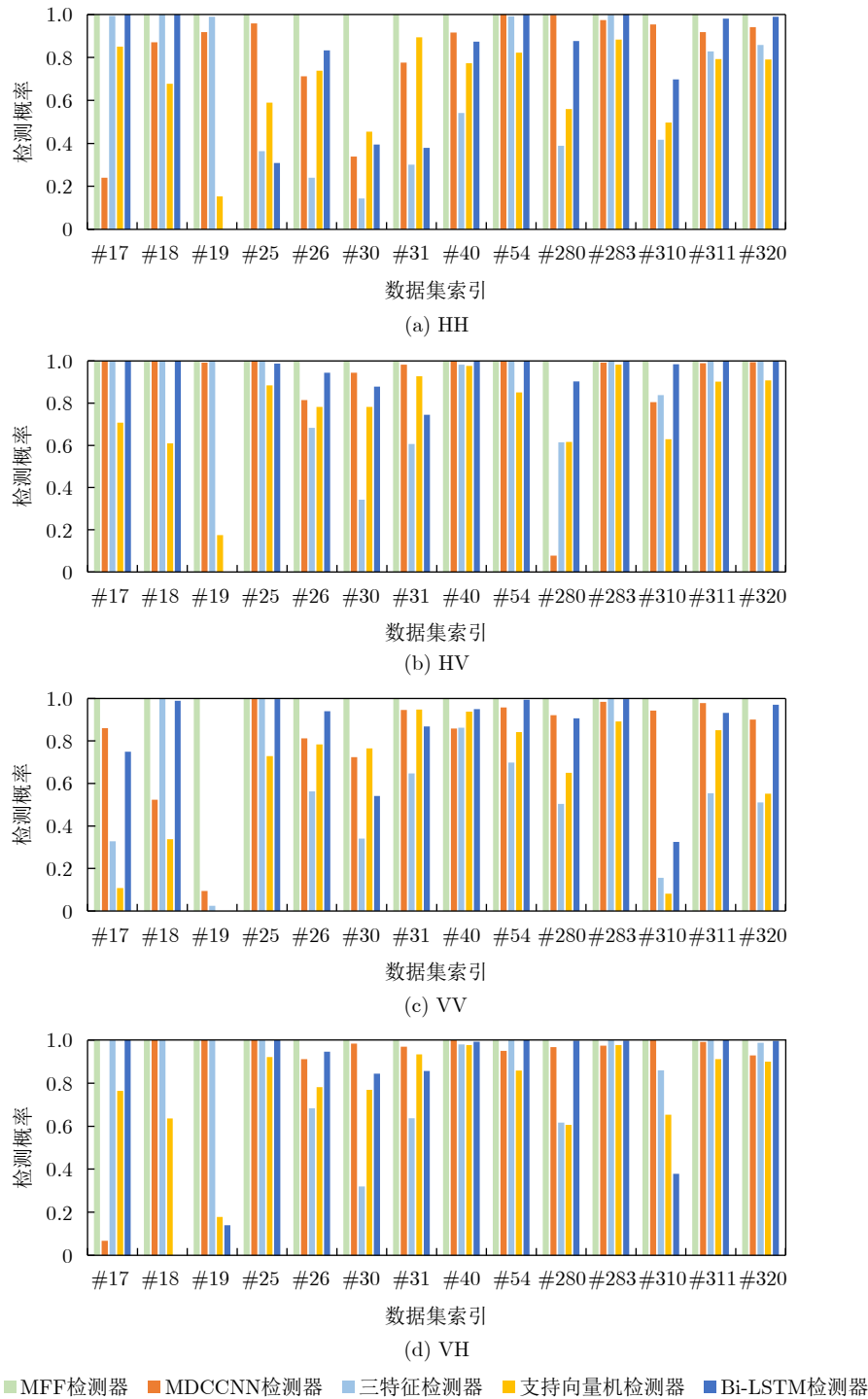


图7 不同检测器在IPIX数据集上检测性能

Fig. 7 Detection performance of various detectors in IPIX database

高于预设虚警率。所提MFF检测器可以高效融合从多种数据源中提取的特征。此外，所提MFF检测器可以通过卷积层感知待检测单元的邻居单元信息。相比于其他检测器，所提MFF检测器的检测特征来源广、提取的目标特征和杂波特征区分度强。因此，所提MFF检测器在平均实际虚警率更低的同时平均检测概率更高。

4.5 雷达对海探测数据集性能分析

本节实验利用雷达对海探测数据集将所提MFF检测器检测和CA-CFAR, GO-CFAR以及SO-CFAR等3种经典恒虚警率检测器进行性能对比。在预设虚警率为0.0001时，4个检测器在测试集上的检测性能如表9所示。从表9可以看到，相比于其他3个经典恒虚警率检测器，所提MFF检测器在实际虚

警率更低的情况下,检测概率更高。这说明所提MFF检测器在复杂海面环境下的检测性能优于3个经典恒虚警率检测器。

为了直观体现所提MFF检测器的检测效果,进一步可视化4个检测器在测试集上的检测结果。

表7 不同检测器在IPIX数据集不同极化数据上的平均检测概率
Tab. 7 Averagely detection probability of various detectors in IPIX database with different polarizations

检测器名称	HH	HV	VV	VH
MFF	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
三特征	0.6465	0.8620	0.5848	0.8630
支持向量机	0.6767	0.7673	0.6053	0.7761
MDCCNN	0.8224	0.8998	0.8217	0.9100
Bi-LSTM	0.7380	0.8889	0.7970	0.7963

表8 不同检测器在IPIX数据集不同极化数据上的平均实际虚警率
Tab. 8 Averagely actual false alarm rate of various detectors in IPIX database with different polarizations

检测器名称	HH	HV	VV	VH
MFF	0.0014	0.0016	0.0016	0.0017
三特征	0.0037	0.0043	0.0038	0.0043
支持向量机	0.0033	0.0036	0.0042	0.0035
MDCCNN	0.0047	0.0020	0.0049	0.0020
Bi-LSTM	0.0042	0.0022	0.0057	0.0029

测试集“2021010150614_03_staring.mat”幅度图如图8所示。4个检测器在测试集上的检测结果如图9

表9 不同检测器在雷达对海探测数据集上的检测性能
Tab. 9 Detection performance of various detectors in SDRDSP database

检测器名称	实际虚警率	检测概率
MFF	0.0004	0.9870
CA-CFAR	0.0083	0.9265
GO-CFAR	0.0052	0.8944
SO-CFAR	0.0225	0.9588

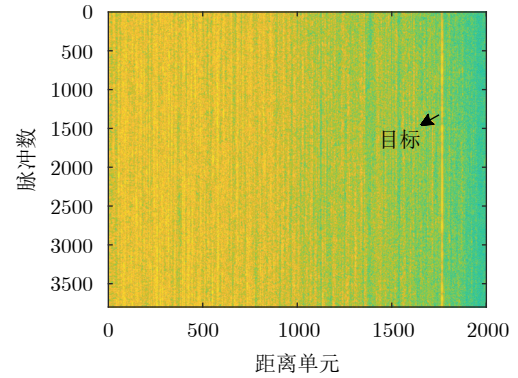
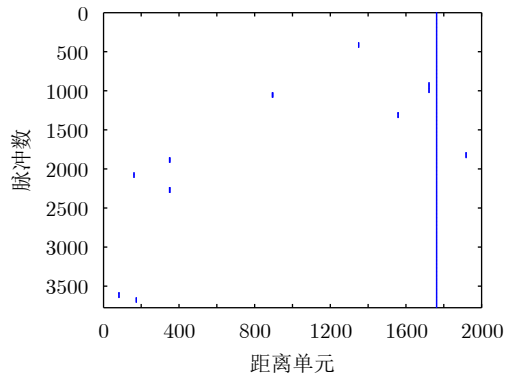
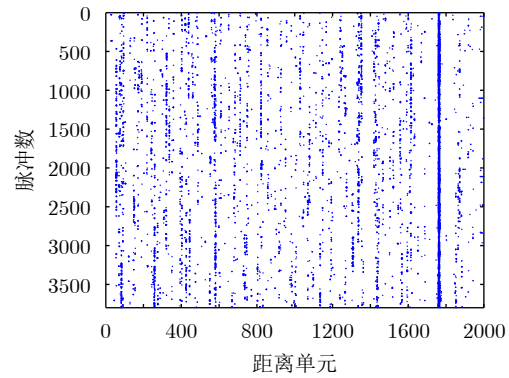


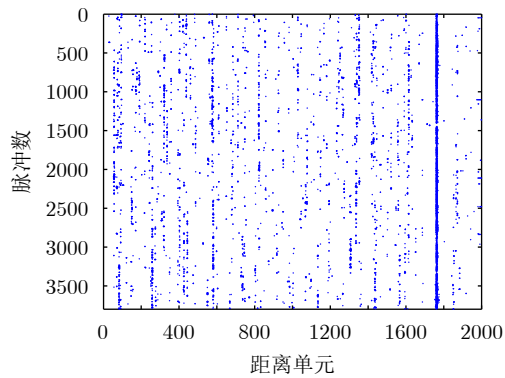
图8 “2021010150614_03_staring.mat”数据集幅度图
Fig. 8 Amplitude image of “2021010150614_03_staring.mat” data set



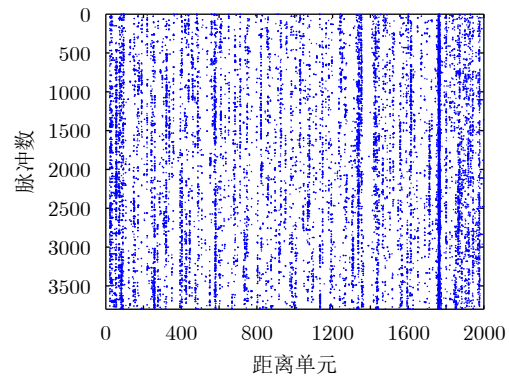
(a) MFF



(b) CA-CFAR



(c) GO-CFAR



(d) SO-CFAR

图9 不同检测器在测试集上的检测可视化

Fig. 9 Detection visualization of various detectors on test set

所示,从图9可以看到所提MFF检测器虚假检测点少于其他3个检测器且检测概率高于其他3个检测器,验证了其在复杂海面环境下的检测性能。

5 结语

本文提出了一种基于深度学习的海面目标检测器,该检测器利用从距离像和距离多普勒谱图中提取的多种特征进行复杂海杂波环境下的海面目标检测。通过多种特征的高效融合,该检测器在公开IPIX数据集上的检测性能优于4个典型海上目标检测器,在公开的雷达对海探测数据集上的检测性能优于典型恒虚警率检测器。实验结果验证了结合多个特征进行海上目标检测的有效性。

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] 苏宁远,陈小龙,关键,等.基于深度学习的海上目标一维序列信号目标检测方法[J].信号处理,2020,36(12):1987–1997. doi: 10.16798/j.issn.1003-0530.2020.12.004.
SU Ningyuan, CHEN Xiaolong, GUAN Jian, et al. One-dimensional sequence signal detection method for marine target based on deep learning[J]. *Journal of Signal Processing*, 2020, 36(12): 1987–1997. doi: 10.16798/j.issn.1003-0530.2020.12.004.
- [2] 赵文静,刘畅,刘文龙,等.K分布海杂波背景下基于最大特征值的雷达信号检测算法[J].电子与信息学报,2018,40(9):2235–2241. doi: 10.11999/JEIT171092.
ZHAO Wenjing, LIU Chang, LIU Wenlong, et al. Maximum eigenvalue based radar signal detection method for K distribution sea clutter environment[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(9): 2235–2241. doi: 10.11999/JEIT171092.
- [3] 陈小龙,关键,何友.微多普勒理论在海面目标检测中的应用及展望[J].雷达学报,2013,2(1):123–134. doi: 10.3724/SP.J.1300.2012.20102.
CHEN Xiaolong, GUAN Jian, and HE You. Applications and prospect of micro-motion theory in the detection of sea surface target[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(1): 123–134. doi: 10.3724/SP.J.1300.2012.20102.
- [4] LO T, LEUNG H, LITVA J, et al. Fractal characterisation of sea-scattered signals and detection of sea-surface targets[J]. *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1993, 140(4): 243–250. doi: 10.1049/ip-f-2.1993.0034.
- [5] XU Xiaoke. Low observable targets detection by joint fractal properties of sea clutter: An experimental study of IPIX OHGR datasets[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2010, 58(4): 1425–1429. doi: 10.1109/TAP.2010.2041144.
- [6] HU Jing, TUNG W W, and GAO Jianbo. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2006, 54(1): 136–143. doi: 10.1109/TAP.2005.861541.
- [7] 邵夫驰,行鸿彦.基于FRFT的多重分形海面小目标检测[J].探测与控制学报,2020,42(1):69–74,80.
SHAO Fuchi and XING Hongyan. Small target detection based on multi-fractal characteristics of sea clutter FRFT spectrum[J]. *Journal of Detection & Control*, 2020, 42(1): 69–74, 80.
- [8] SHUI Penglang, LI Dongchen, and XU Shuwen. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416–1430. doi: 10.1109/TAES.2014.120657.
- [9] LI Yuzhou, XIE Pengcheng, TANG Zeshen, et al. SVM-based sea-surface small target detection: A false-alarm-rate-controllable approach[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(8): 1225–1229. doi: 10.1109/LGRS.2019.2894385.
- [10] 郭子薰,水鹏朗,白晓惠,等.海杂波中基于可控虚警K近邻的海面小目标检测[J].雷达学报,2020,9(4):654–663. doi: 10.12000/JR20055.
GUO Zixun, SHUI Penglang, BAI Xiaohui, et al. Sea-surface small target detection based on K-NN with controlled false alarm rate in sea clutter[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 654–663. doi: 10.12000/JR20055.
- [11] YAN Kun, BAI Yu, WU H C, et al. Robust target detection within sea clutter based on graphs[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 7093–7103. doi: 10.1109/TGRS.2019.2911451.
- [12] 时艳玲,姚婷婷,郭亚星.基于图连通密度的海面漂浮小目标检测[J].电子与信息学报,2021,43(11):3185–3192. doi: 10.11999/JEIT201028.
SHI Yanling, YAO Tingting, and GUO Yaxing. Floating small target detection based on graph connected density in sea surface[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(11): 3185–3192. doi: 10.11999/JEIT201028.
- [13] 许述文,焦银萍,白晓惠,等.基于频域多通道图特征感知的海面小目标检测[J].电子与信息学报,2023,45(5):1567–1574. doi: 10.11999/JEIT220188.
XU Shuwen, JIAO Yiping, BAI Xiaohui, et al. Small target detection based on frequency domain multichannel graph feature perception on sea surface[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(5): 1567–1574. doi: 10.11999/JEIT220188.

- [14] YAN Yujia, WU Guangxin, DONG Yang, *et al.* Floating small target detection in sea clutter using mean spectral radius[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4023405. doi: [10.1109/LGRS.2022.3165163](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3165163).
- [15] 左磊, 产秀秀, 禄晓飞, 等. 基于空域联合时频分解的海面微弱目标检测方法[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 335–343. doi: [10.12000/JR19035](https://doi.org/10.12000/JR19035).
ZUO Lei, CHAN Xiuxiu, LU Xiaofei, *et al.* A weak target detection method in sea clutter based on joint space-time-frequency decomposition[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 335–343. doi: [10.12000/JR19035](https://doi.org/10.12000/JR19035).
- [16] 陈世超, 高鹤婷, 罗丰. 基于极化联合特征的海面目标检测方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 664–673. doi: [10.12000/JR20072](https://doi.org/10.12000/JR20072).
CHEN Shichao, GAO Heting, and LUO Feng. Target detection in sea clutter based on combined characteristics of polarization[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 664–673. doi: [10.12000/JR20072](https://doi.org/10.12000/JR20072).
- [17] XU Shuwen, ZHENG Jibin, PU Jia, *et al.* Sea-surface floating small target detection based on polarization features[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(10): 1505–1509. doi: [10.1109/LGRS.2018.2852560](https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2852560).
- [18] 施赛楠, 杨静, 董泽远. 基于高维特征域随机森林的海面小目标检测[J]. 现代雷达, 2022, 44(3): 63–69. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2022.03.011](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2022.03.011).
SHI Sainan, YANG Jing, and DONG Zeyuan. Detection of small sea-surface target based on random forest in high-dimensional feature domain[J]. *Modern Radar*, 2022, 44(3): 63–69. doi: [10.16592/j.cnki.1004-7859.2022.03.011](https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2022.03.011).
- [19] CHEN Simin, FENG Chen, HUANG Yong, *et al.* Small target detection in X-band sea clutter using the visibility graph[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5115011. doi: [10.1109/TGRS.2022.3186283](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3186283).
- [20] WANG Jin'gang and LI Songbin. Maritime radar target detection in sea clutter based on CNN with dual-perspective attention[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 3500405. doi: [10.1109/LGRS.2022.3230443](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3230443).
- [21] WAN Hao, TIAN Xiaoqing, LIANG Jing, *et al.* Sequence-
feature detection of small targets in sea clutter based on Bi-LSTM[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 4208811. doi: [10.1109/TGRS.2022.3198124](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3198124).
- [22] WANG Yumiao, ZHAO Wenjing, WANG Xiang, *et al.* Nonhomogeneous sea clutter suppression using complex-valued U-Net model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4027705. doi: [10.1109/LGRS.2022.3214633](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3214633).
- [23] QU Qizhe, WANG Yongliang, LIU Weijian, *et al.* A false alarm controllable detection method based on CNN for sea-surface small targets[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4025705. doi: [10.1109/LGRS.2022.3190865](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3190865).
- [24] 李骁, 施赛楠, 董泽远, 等. 基于时频域深度网络的海面小目标特征检测[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(2): 209–216, 230. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2022.02.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2022.02.013).
LI Xiao, SHI Sainan, DONG Zeyuan, *et al.* Feature detection of small sea-surface target via deep network in time-frequency domain[J]. *Radar Science and Technology*, 2022, 20(2): 209–216, 230. doi: [10.3969/j.issn.1672-2337.2022.02.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1672-2337.2022.02.013).
- [25] CHEN Xiaolong, SU Ningyuan, HUANG Yong, *et al.* False-alarm-controllable radar detection for marine target based on multi features fusion via CNNs[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(7): 9099–9111. doi: [10.1109/JSEN.2021.3054744](https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3054744).
- [26] IPIX Radar. The McMaster IPIX radar sea clutter database[EB/OL]. <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>, 2021.
- [27] TRABELSI C, BILANIUK O, ZHANG Ying, *et al.* Deep complex networks[C]. 6th International Conference on Learning Representations, Vancouver, Canada, 2018: 1–19.
- [28] 刘宁波, 丁昊, 黄勇, 等. X波段雷达对海探测试验与数据获取年度进展[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 173–182. doi: [10.12000/JR21011](https://doi.org/10.12000/JR21011).
LIU Ningbo, DING Hao, HUANG Yong, *et al.* Annual progress of the sea-detecting X-band radar and data acquisition program[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 173–182. doi: [10.12000/JR21011](https://doi.org/10.12000/JR21011).

作者简介

汪翔, 博士生, 主要研究方向为雷达目标检测识别和机器学习。

汪育苗, 博士生, 主要研究方向为雷达目标检测、杂波抑制和深度学习。

陈星宇, 硕士生, 主要研究方向为雷达目标检测跟踪和深度学习。

臧传飞, 硕士生, 主要研究方向为雷达杂波抑制、雷达目标跟踪和深度学习。

崔国龙, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为最优化理论和算法、雷达目标检测理论、波形多样性以及阵列信号处理等。

(责任编辑: 于青)