一种基于极化特征-距离联合矩阵的角反射器阵列与舰船辨识方法

吴泽洲[①] 庞 晨[*①] 李丹阳[②] 左炎春[②] 朱永锋[①] 李永祯[①]

[①](国防科技大学电子科学学院 长沙 410073)

[②](西安电子科技大学物理学院 西安 710000)

摘要：在雷达目标识别领域，二十面体角反射器的引入无疑提升了目标辨识任务的难度。这种情况在中高海况下将尤为严重。剧烈起伏的海面将与二十面体角反射器形成耦合散射，这可能达到与目标相似的散射特性，从而导致传统目标辨识方法性能下降。针对中高海况下目标辨识难的问题，该文从主要散射机理和散射复杂程度两个方面，构建了极化特征-距离联合矩阵，表征中高海况下舰船与二十面体角反射器阵列之间的差异。然后，利用时序神经网络提取两者极化特征-距离联合矩阵的特征，以实现对目标的有效辨识。经数据集的验证，所提出的方法可以有效减少手工知识提取过程中的信息丢失。在中高海况条件下，相较于现有方法，方法的准确率提升了10.14%，大幅降低了二十面体角反射器阵列造成的虚警。

关键词：二十面体角反射器；极化散射特性；极化多域联合特征；循环神经网络；目标辨识

中图分类号：TN958 **文献标识码**：A **文章编号**：2095-283X(2025)x-0001-16

DOI: 10.12000/JR25061 **CSTR**: 32380.14.JR25061

引用格式：吴泽洲, 庞晨, 李丹阳, 等. 一种基于极化特征-距离联合矩阵的角反射器阵列与舰船辨识方法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR25061.

Reference format: WU Zezhou, PANG Chen, LI Danyang, *et al*. Identification method for icosahedron triangular trihedral corner reflector and vessels based on polarization feature-range joint matrix[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR25061.

Identification Method for Icosahedron Triangular Trihedral Corner Reflector and Vessels Based on Polarization Feature-range Joint Matrix

WU Zezhou[①] PANG Chen[*①] LI Danyang[②] ZUO Yanchun[②]
ZHU Yongfeng[①] LI Yongzhen[①]

[①](*College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha* 410073, *China*)

[②](*School of Physics, Xidian University, Xi'an* 710000, *China*)

Abstract: In the field of radar target recognition, the introduction of Icosahedron Triangular Trihedral Corner Reflector (ITTCR) has increased the difficulty of target identification tasks, especially under moderate to high sea states. Under such conditions, the undulating sea surface can couple with an ITTCR to produce scattering characteristics similar to those of the target, resulting in a decline in the performance of traditional target identification methods. As a solution, a joint matrix of polarization features and range was constructed by

收稿日期：2025-04-01；改回日期：2025-06-06；网络出版：2025-06-30

*通信作者： 庞晨 pangchen1017@hotmail.com *Corresponding Author: PANG Chen, pangchen1017@hotmail.com

基金项目：国家自然科学基金(62471470, 62301580, 62171447)，湖南省科技创新计划资助(2024RC3138)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62471470, 62301580, 62171447), The science and technology innovation Program of Hunan Province (2024RC3138)

责任主编：殷君君 Corresponding Editor: YIN Junjun

considering the dominant scattering mechanisms and scattering complexity. This matrix characterizes the component-level differences between ships and ITTCR arrays in the presence of sea clutter. Subsequently, a temporal neural network extracts features from the joint matrices of the vessels and ITTCR arrays, achieving effective target identification. The performance of the proposed method was validated using a dataset. The proposed method effectively reduces information loss during manual knowledge refinement. Under moderate to high sea states, the proposed method has an accuracy higher than that of the existing methods by 10.14%. Furthermore, the proposed method considerably reduces false alarms caused by ITTCR arrays.

Key words: Icosahedrons Triangular Trihedral Corner Reflector (ITTCR); Polarization scattering characteristics; Polarization multi-domain joint features; Recurrent Neural Network (RNN); Target identification

1 引言

角反射器凭借几何结构简单、后向散射强且稳定等特点，已经成功应用于雷达系统标校[1]、遥感[2]、电子对抗[3–5]等军民领域。通过合理布设，角反阵列可以接近于舰船目标的雷达散射截面积(Radar Cross Section, RCS)、径向长度等物理特征，形成的假目标可以有效欺骗雷达，达到掩护舰船的目的。因此，近年国际上高度重视角反研究，多种新型角反已应用于战略防御，如二十面体角反射器(Icosahedron Triangular Trihedral Corner Reflector, ITTCR)[3–6]。角反的布设方式可以分为冲淡式和质心式[7]。其中，冲淡式指在雷达搜索阶段舰船投放角反，形成多假目标覆盖雷达探测区域，对目标形成“冲淡”效果。质心式发生在跟踪阶段，当舰船与角反处于同波束同距离分辨率单元内时，单脉冲测角结果会指向它们的能量中心，从而可能导致跟踪失效[8]。由于质心式的空间几何条件相对苛刻，相比之下，冲淡式更为普遍[9]。因此，本研究提出的辨识方法面向冲淡式。

现有的冲淡式辨识方法通常依托于特征工程，使用特征包括时域、多普勒域和极化域特征等。时域特征依赖距离像的高分辨率，获取目标散射结构的径向分布情况，依据一维距离像的强度、宽度、饱和度等特征来识别目标[7]。范学满等人[10,11]提取了39个全极化高分辨距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)特征，并利用全局最优特征选择算法选择25个辨别力强、冗余度低的特征，实现了理想背景下几类典型舰船与角反阵列辨识。韩静雯等人[12]提取8个双极化HRRP特征(包括径向尺寸、峰值个数、极化通道峰值偏移等)，经低海况实测数据验证，所提取的特征具有较好的辨识性能。在多普勒域特征方面，文献[13]利用微多普勒特征实现了角反的有效辨识，但是该方法对观测时间有一定要求，并且对海杂波与舰船运动变化敏感。极化是电磁波继幅度、频率和相位后的又一重要属性[14–17]。当雷达天线发射的电磁波照射到目标后，由于目标的变极化效应，其散射回波的极化状态相较于入射波会发生改变。这种变化与照射目标几何结构、材料属性等相关。因此，极化可以有效提升雷达获取目标信息的维度。基于极化特征的目标辨识方法可细分为4类，即极化分解[18–20]、极化不变量[21,22]、极化旋转域[16]和极化域变焦[9]。文献[18,19]将Krogager极化分解应用于舰船和角反的辨识，然而，实验证明仅依赖Krogager极化分解特征的方法不稳健。文献[21,22]证明极化不变量可以有效辨识角反和舰船。但是，部分极化不变量对目标的尺寸非常敏感，这可能会限制其在实际任务中的应用。为解决上述极化特征存在问题，文献[16]基于极化旋转域理论提出了极化相关度、极化相关起伏度等特征，并利用仿真数据验证低海情辨识性能。进一步地，文献[9]基于极化域变焦理论分析了舰船和角反极化散射特性的差异，从理论与实验的角度验证了极化域变焦方法鉴别角反射器的有效性。

上述研究均未考虑中高海况对目标辨识任务的影响。中高海况下海杂波可能使角反阵列达到相似于舰船的散射特性，导致辨识方法所提取的特征可分性不足，出现辨识准确性、鲁棒性下降的情况。面对中高海况下目标辨识任务，方法的设计应着重于多域特征联合与深层特征挖掘，以拓宽利用特征的广度和挖掘特征的深度。基于此，本文提出了一种基于极化特征-距离联合矩阵的目标辨识方法。该方法首先将极化特征分为两个方面，即主要散射机理特征和散射复杂程度特征。然后，基于这两方面特征联合距离维度，构建了极化特征-距离联合矩阵。极化特征-距离联合矩阵两个维度分别描述了极化特征和距离像的变化，用以表征舰船目标与角反阵列在几何结构上的差异。最后，利用时序神经网络以数据驱动的方式深入挖掘潜在特征。在性能验证阶段，方法首先采用仿真数据验证中高海况下舰船目标与角反阵列在主要散射机理和散射复杂程度上的特性差异。然后，通过与现有方法对比，

证明该方法可以提升10.14%准确率。最后，利用一系列对比实验验证了方法各部分的有效性。本方法通过数据驱动的方式，能够降低手工特征提取过程中出现的信息丢失风险，为实际应用中的算法优化和改进提供方向，推动海上目标辨识的效能提升。

2　基于时序网络的目标辨识方法

在中高海况下，虽然角反阵列奇次散射占比下降，散射机理复杂程度上升。但是，相比舰船呈现多样化的能量贡献，两者仍存在一定差异。针对这种差异在传统手工特征提取过程中可能出现的信息丢失、特征可分性降低问题，本方法利用深度神经网络，结合舰船和角反阵列在极化散射特性上的差异，挖掘深层次特征以提升雷达在中高海况下对目标的辨识性能。方法首先通过接收极化数字调控和散射中心的Krogager极化分解，形成散射复杂程度特征和主要散射机理特征。接着，联合时域信息，构建极化特征-距离联合矩阵。然后，将极化特征-距离联合矩阵输入时序神经网络以提取深层时域-极化域联合特征，最终通过线性层预测辨识结果，实现舰船/角反阵列的准确辨识。

2.1　网络输入数据研究

神经网络通常是一种基于数据驱动的特征提取方法，其通过损失函数更新网络参数的方式，可以挖掘数据集样本间的关联性与差异性特征。复数神经网络的训练通常更加困难，一般需要大量高质量的数据，保证网络优化方向正确，这点与雷达领域少样本的情况相矛盾。因此，通常需要对雷达回波进行预处理，再利用神经网络挖掘数据特征。

在结合深度学习的雷达信号处理研究中，大部分文献处理雷达全极化回波$\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}},\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}},\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}},\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}$一般仅简单将其取模$|\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}}|,|\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}|,|\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}}|,|\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}|$，其中，H和V分别表示水平极化和垂直极化，共组成空间中一组正交基；$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}$表示H极化接收，V极化发射。这个操作丢失了重要的相位信息，容易产生散射机理模糊，使网络获得错误认知。为量化分析各表征方式的散射机理模糊程度，首先极化散射矩阵绕雷达视线旋转角度θ下的极化散射矩阵(Polarization Scattering Matrix, PSM)可以表示为

$$\boldsymbol{S}(\theta)=\boldsymbol{R}(\theta)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}\boldsymbol{R}(\theta)=\begin{bmatrix}\cos\theta & \sin\theta\\ -\sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix}\begin{bmatrix}s_{\mathrm{VV}} & s_{\mathrm{HV}}\\ s_{\mathrm{VH}} & s_{\mathrm{HH}}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\cos\theta & -\sin\theta\\ \sin\theta & \cos\theta\end{bmatrix}\tag{1}$$

其中，$\theta\in[-\pi,\pi)$。

然后，采用相似性参数$r(k_1,k_2)$[15]分析了PSM，Pauli极化分解和Krogager极化分解3种表征方式的性能。舰船的甲板与舰桥等部位容易构成二面角的结构，贡献偶次散射；舰船的甲板等部位会贡献奇次散射；舰船的天线等部位会贡献体散射。一般而言，舰船的偶次散射贡献率较高。基于此，本文以二面角为例，分析绕雷达视线旋转角度θ下二面角(舰船主散射贡献)与三面角、圆柱体、螺旋体、二面角和窄二面角极化散射机理相似程度，以此选取合适的表征方式，刻画舰船各结构的区别。典型散射体极化散射矩阵如表1所示。

各取向角的相似性参数$r(k_1(\theta_1),k_2(\theta_2))$表达式为

$$r_i(k_{i,1}(\theta_1),k_{i,2}(\theta_2))=\frac{k_{i,1}(\theta_1)k_{i,2}(\theta_2)^{\mathrm{T}}}{\|k_{i,1}(\theta_1)\|_{\mathrm{F}}\|k_{i,2}(\theta_2)\|_{\mathrm{F}}},$$
$$\begin{cases}i=1,k_i(\theta)=[|s_{\mathrm{VV}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{HV}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{VH}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{HH}}(\theta)|]\\ i=2,k_i(\theta)=[|a(\theta)|\ \ |b(\theta)|\ \ |c(\theta)|]\\ i=3,k_i(\theta)=[p_{\mathrm{s}}(\theta)\ p_{\mathrm{d}}(\theta)\ p_{\mathrm{h}}(\theta)]\end{cases}\tag{2}$$

其中，$i=1,2,3$分别对应PSM，Pauli极化分解和Krogager极化分解3种表征方式；上标T表示转置；$[|s_{\mathrm{VV}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{HV}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{VH}}(\theta)|\ \ |s_{\mathrm{HH}}(\theta)|]$为PSM散射系数幅度；$[|a(\theta)|\ \ |b(\theta)|\ \ |c(\theta)|]$为Pauli分解系数幅度，表达式为

$$\left.\begin{aligned}a(\theta)&=\frac{s_{\mathrm{VV}}(\theta)+s_{\mathrm{HH}}(\theta)}{\sqrt{2}}\\ b(\theta)&=\frac{s_{\mathrm{HH}}(\theta)-s_{\mathrm{VV}}(\theta)}{\sqrt{2}}\\ c(\theta)&=\sqrt{2}s_{\mathrm{HV}}(\theta)\end{aligned}\right\}\tag{3}$$

$\|\cdot\|_{\mathrm{F}}$为Frobenius范数；$p_{\mathrm{s}}(\theta),p_{\mathrm{d}}(\theta),p_{\mathrm{h}}(\theta)$分别表示Krogager分解球散射(奇次散射)、二面角散射(偶

表 1　典型散射体极化散射矩阵

Tab. 1　Typical scatterer polarization scattering matrix

几何结构	PSM
二面角	$\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & -1\end{bmatrix}$
三面角	$\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}$
圆柱体	$\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & \frac{1}{2}\end{bmatrix}$
螺旋体	$\frac{1}{2}\begin{bmatrix}1 & \mathrm{j}\\ \mathrm{j} & -1\end{bmatrix}$
窄二面角	$\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & -\frac{1}{2}\end{bmatrix}$

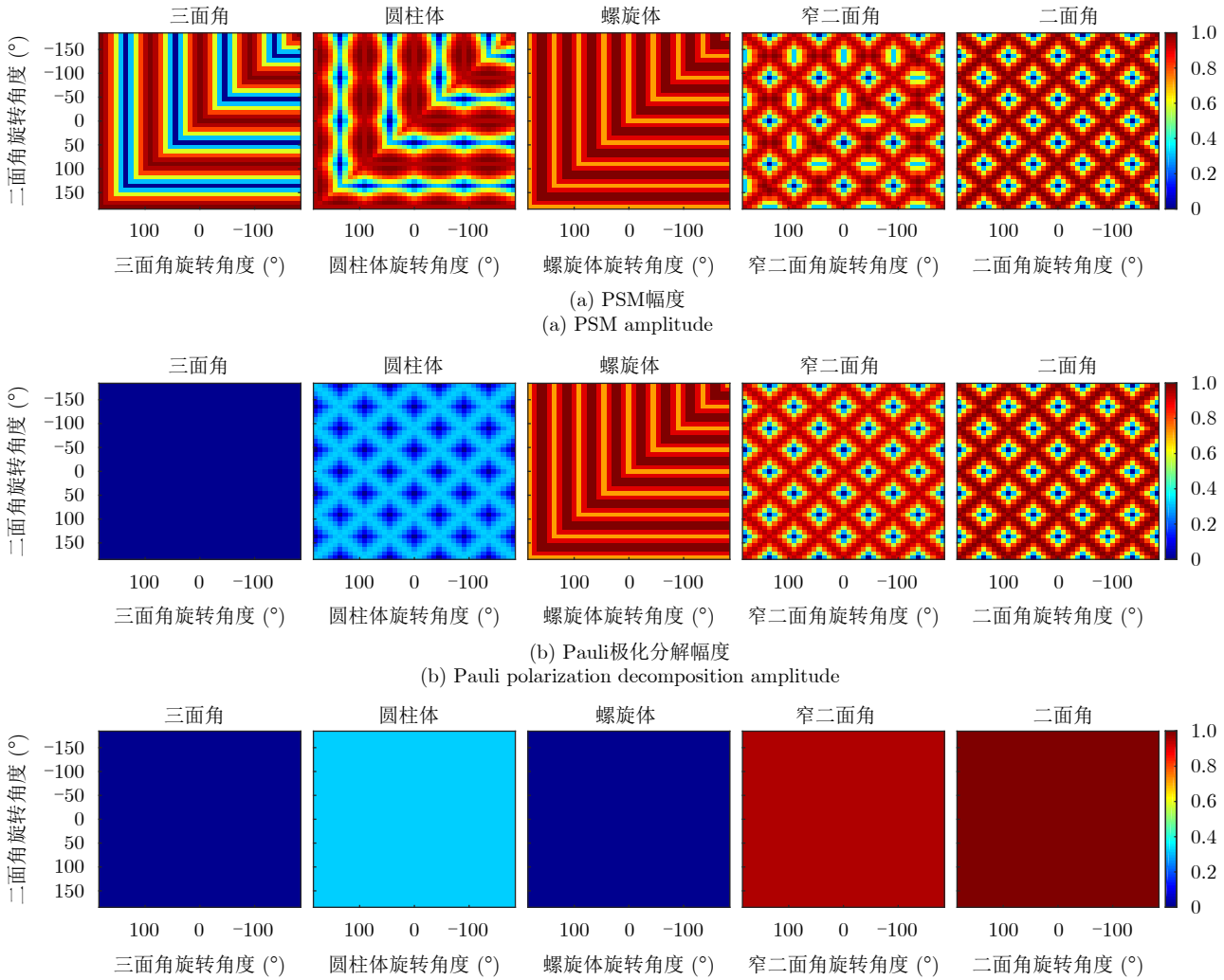
次散射)和螺旋体散射分量的归一化贡献系数，其求解方式可以通过Krogager分解得到。Krogager分解表达式为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{S}_{(\mathrm{H,V})} &= \mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi}\left\{\mathrm{e}^{\mathrm{j}\Delta\varphi}k_{\mathrm{s}}\boldsymbol{S}_{\mathrm{sphere}} + k_{\mathrm{d}}\boldsymbol{S}_{\mathrm{diplane}(\theta)} + k_{\mathrm{h}}\boldsymbol{S}_{\mathrm{helix}}\right\}\\ &= \mathrm{e}^{\mathrm{j}\varphi}\left\{\mathrm{e}^{\mathrm{j}\Delta\varphi}k_{\mathrm{s}}(\theta)\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{bmatrix}\right.\\ &\quad + k_{\mathrm{d}}(\theta)\begin{bmatrix}\cos 2\theta & \sin 2\theta\\ \sin 2\theta & -\cos 2\theta\end{bmatrix}\\ &\quad \left.+\mathrm{e}^{\mp\mathrm{j}2\theta}k_{\mathrm{h}}(\theta)\begin{bmatrix}1 & \pm\mathrm{j}\\ \pm\mathrm{j} & 1\end{bmatrix}\right\}\end{aligned} \tag{4}$$

其中，k_{s}, k_{d}和k_{h}分别表示球散射(奇次散射)、二面角散射(偶次散射)和螺旋体散射分量的系数，φ为PSM的绝对相位，$\Delta\varphi$为相对相位，表示球散射分量相对于二面角散射分量的相位偏移。$p_{\mathrm{s}}(\theta)$, $p_{\mathrm{d}}(\theta), p_{\mathrm{h}}(\theta)$表达式为[23]

$$\begin{aligned}p_{\mathrm{s}}(\theta) &= \frac{|k_{\mathrm{s}}(\theta)|}{|k_{\mathrm{s}}(\theta)| + |k_{\mathrm{d}}(\theta)| + |k_{\mathrm{h}}(\theta)|},\\ p_{\mathrm{d}}(\theta) &= \frac{|k_{\mathrm{d}}(\theta)|}{|k_{\mathrm{s}}(\theta)| + |k_{\mathrm{d}}(\theta)| + |k_{\mathrm{h}}(\theta)|},\\ p_{\mathrm{h}}(\theta) &= 1 - p_{\mathrm{d}}(\theta) - p_{\mathrm{s}}(\theta)\end{aligned} \tag{5}$$

图1可视化了上述3种表征方式的幅度相似性参数对比结果。图中每一行分别表示PSM幅度、Pauli极化分解幅度和Krogager极化分解3种表征方式，每一列分别表示二面角与各典型结构(三面角、圆柱体、螺旋体、窄二面角和二面角)的相似程度。二面角的PSM表征方式在某些特定角域下与非二面角结构(圆柱体、螺旋体等)呈现高度相似。尤其对于螺旋体最为严重，如图1(a)。此外，由图1(a)可知PSM表征方式在少数取向角域下还出现二面角与窄二面角、二面角相似性极低的问题。这将极大影响鉴别



(a) PSM幅度
(a) PSM amplitude

(b) Pauli极化分解幅度
(b) Pauli polarization decomposition amplitude

(c) Krogager极化分解幅度
(c) Krogager polarization decomposition amplitude

图 1 各表征方式的二面角与其他典型结构幅度相似性

Fig. 1 The amplitude similarity of between dihedral and other typical structures by various representation method

网络的学习过程。二面角的Pauli极化分解表征方式可缓解三面角和圆柱体的相似情况，然而，由于典型螺旋体PSM的同极化元素与典型二面角一致，即$\mathrm{diag}(\boldsymbol{S}_{\mathrm{helix}})=\mathrm{diag}(\boldsymbol{S}_{\mathrm{dihedral}})$，Pauli极化分解螺旋体和二面角的相似性参数均大于0.5，表现出较强的相似性，如图1(b)所示。Pauli极化分解没有解决不同取向角相似结构差异化的问题。图1(c)为Krogager极化分解各取向角下的相似性参数结果。由图可见，二面角Krogager极化分解表征方式与其他典型散射结果的模糊性最低。同时，在任意取向角下与自身和窄二面角相似性最高，$r(k_{\mathrm{dihedral}}(\theta_1),\ k_{\mathrm{dihedral}}(\theta_2))==1$，$r(k_{\mathrm{dihedral}}(\theta_1),k_{\mathrm{narrow\ dihedral}}(\theta_2))\geq 0.85$。因此，本方法选择Krogager极化分解系数表征主要构成的散射机理。

2.2 极化特征-距离联合矩阵构建

极化特征-距离联合矩阵是深度神经网络的输入特征数据，其数据形式是一个二维实矩阵，两个维度分别对应极化维和时间维，如图2所示。其中，极化维蕴含极化特征，表现在两个方面：(1)主要散射机理特征；(2)散射复杂程度特征。极化特征-距离联合矩阵$\boldsymbol{P}$的数学表示形式为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{P}=\mathrm{concat}(\boldsymbol{K},\boldsymbol{R})=[\boldsymbol{p}(1)\ \boldsymbol{p}(2)\ \cdots\ \boldsymbol{p}(r)\ \cdots\ \boldsymbol{p}(R)]\\&\in\mathbb{R}^{(2N^2+3)\times R}\end{aligned}\tag{6}$$

其中，$\mathrm{concat}(\cdot,\cdot)$为拼接算子；$\boldsymbol{K}\in\mathbb{R}^{3\times R}$为主要散射机理矩阵；$\boldsymbol{R}\in\mathbb{R}^{2N^2\times R}$为散射复杂程度矩阵；$\boldsymbol{p}(r)$为第$r$个距离单元的极化特征编码；$R$为距离单元个数；$2N^2$为极化状态个数。

2.2.1 主要散射机理特征提取

在主要散射机理特征方面，根据对典型结构极化散射特性模糊特征的研究，其可以由对基于MUSIC算法提取出的散射中心距离单元进行Krogager极化分解表征。

在高频区，复杂目标散射的电场可以近似表示为目标的一些主要散射中心散射场的总和。因此，测量的单频点RCSy_l可以表示为

$$y_l=\sum_{n=1}^{N}\boldsymbol{h}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_n\boldsymbol{h}_{\mathrm{T}}\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_l}{\mathrm{c}}r_n\right)+n_l,\ l=1,2,\cdots,L\tag{7}$$

其中，f_l为第l个频点的频率；$\boldsymbol{h}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{T}}$为接收天线的Jones矢量，表示天线的极化状态；$\boldsymbol{S}_n$为第$n$个散射中心的PSM；$\boldsymbol{h}_{\mathrm{T}}$为发射天线的Jones矢量；$r_n$为第$n$个散射中心的径向距离；$n_l$为是测量噪声；c为光速；$L$为频点的数量。可以改写为矩阵形式$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{R}\boldsymbol{\sigma}+\boldsymbol{n}$，即[24]

$$\begin{bmatrix}y_1\\y_2\\\vdots\\y_L\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_1}{\mathrm{c}}r_1\right)&\cdots&\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_1}{\mathrm{c}}r_N\right)\\\vdots&\ddots&\vdots\\\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_2}{\mathrm{c}}r_2\right)&\cdots&\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_2}{\mathrm{c}}r_N\right)\\\vdots&\ddots&\vdots\\\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_L}{\mathrm{c}}r_1\right)&\cdots&\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_L}{\mathrm{c}}r_N\right)\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}\boldsymbol{h}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_1\boldsymbol{h}_{\mathrm{T}}\\\boldsymbol{h}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_2\boldsymbol{h}_{\mathrm{T}}\\\vdots\\\boldsymbol{h}_{\mathrm{R}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_N\boldsymbol{h}_{\mathrm{T}}\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}n_1\\n_2\\\vdots\\n_L\end{bmatrix}\tag{8}$$

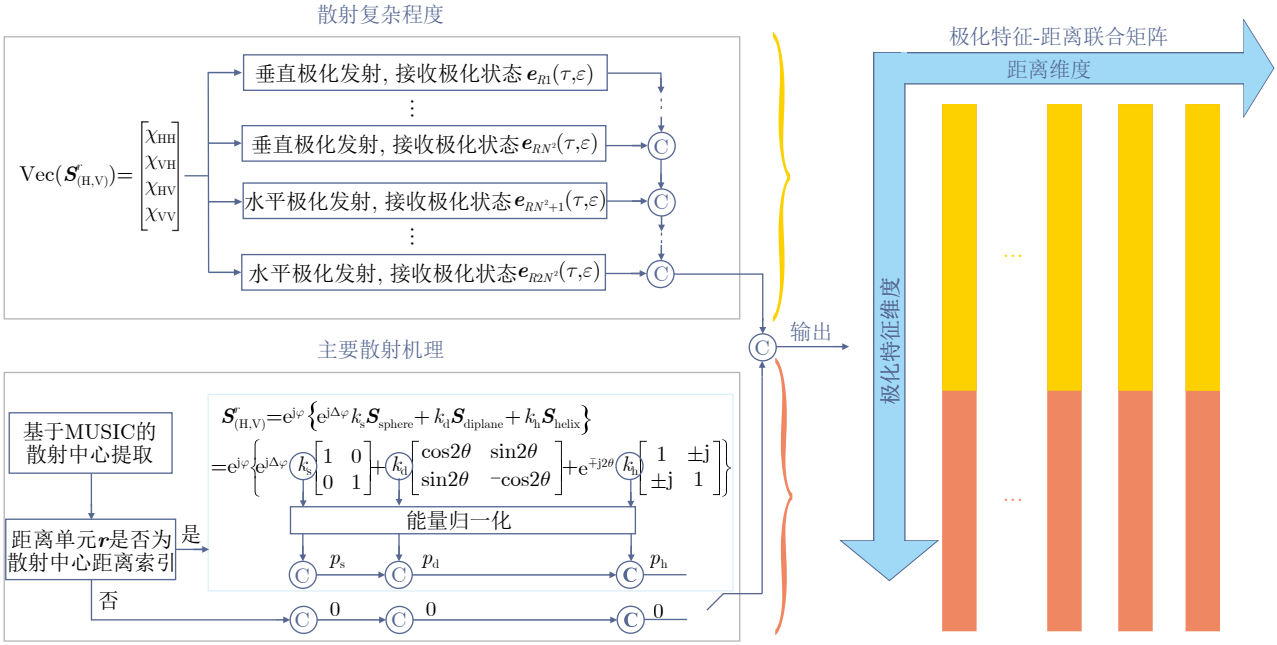


图 2 极化特征-距离联合矩阵

Fig. 2 Polarization feature-range joint matrix

MUSIC算法获得超分辨距离像，需要估计接收信号协方差矩阵$\boldsymbol{M}$。在假设噪声是不相关并且具有相同的方差的前提下，协方差矩阵可以表示为

$$\boldsymbol{M}=\mathbb{E}\left[\boldsymbol{y}\boldsymbol{y}^{\mathrm{H}}\right]=\boldsymbol{R}\mathbb{E}\left[\boldsymbol{\sigma}\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{H}}\right]\boldsymbol{R}^{\mathrm{H}}+\sigma^{2}\boldsymbol{I} \tag{9}$$

其中，上标H表示共轭转置。由于雷达信号处理中通常只有单快照可用，因此，可以采用修改后的空间平滑预处理估计协方差矩阵

$$\hat{\boldsymbol{M}}=\frac{1}{2M}\sum_{m=1}^{M}\left(\boldsymbol{y}_{m}\boldsymbol{y}_{m}^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{J}\left(\boldsymbol{y}_{m}\boldsymbol{y}_{m}^{\mathrm{H}}\right)^{*}\boldsymbol{J}\right) \tag{10}$$

其中，$\boldsymbol{y}_m$为维度Δm子频带矢量；$\boldsymbol{J}$为交换矩阵，表示为

$$\boldsymbol{J}=\begin{bmatrix}0&\cdots&0&1\\0&\cdots&1&0\\\vdots&\iddots&\vdots&\vdots\\1&\cdots&0&0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{y}_{m}=\left[y_{m},y_{m+1},\cdots,y_{m+\Delta m-1}\right]^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

MUSIC算法估计目标的超分辨距离像$\boldsymbol{p}(r)$为

$$\boldsymbol{p}(r)=\frac{1}{\sum\limits_{i=N+1}^{\Delta m}\left|\boldsymbol{u}_{i}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{e}(r)\right|^{2}} \tag{12}$$

其中，$\boldsymbol{u}_i^{\mathrm{H}}$为协方差矩阵最小特征值的特征向量，表征噪声分量；$\boldsymbol{e}(r)$表示为

$$\boldsymbol{e}(r)=\left[\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_{1}}{\mathrm{c}}r\right),\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_{2}}{\mathrm{c}}r\right),\cdots,\exp\left(-\mathrm{j}\frac{4\pi f_{\Delta m}}{\mathrm{c}}r\right)\right] \tag{13}$$

对超分辨距离像$\boldsymbol{p}(r)$计算幅值大于阈值的散射中心集合Ω，有

$$\underset{\Omega}{\mathrm{find}}\ \ \mathrm{sgn}\left(10\lg\left(\frac{\boldsymbol{p}(r)}{\boldsymbol{p}(r)_{\max}}\right)-\tau\right)=1 \tag{14}$$

其中，find为索引函数；sgn(·)为符号函数；τ为超参数阈值。发射为V线极化，接收为H线极化的超分辨距离像$\boldsymbol{p}_{\mathrm{HV}}(r)$，可以得到散射中心集合$\Omega_{\mathrm{HV}}$。2种收发组合则可得到4个集合$\Omega_{\mathrm{HH}}$，$\Omega_{\mathrm{HV}}$，$\Omega_{\mathrm{VH}}$和$\Omega_{\mathrm{VV}}$。因此，4个极化通道的散射中心集合为$\Omega_{\mathrm{Total}}=\Omega_{\mathrm{HH}}\cup\Omega_{\mathrm{HV}}\cup\Omega_{\mathrm{VH}}\cup\Omega_{\mathrm{VV}}$。

最后，将集合Ω_{Total}内的散射中心进行Krogager极化分解为3个极化散射分量之和。主要散射机理矩阵$\boldsymbol{K}$由一系列散射中心的归一化散射贡献系数$p_{\mathrm{s}},p_{\mathrm{d}},p_{\mathrm{h}}$组成，$p_{\mathrm{s}},p_{\mathrm{d}},p_{\mathrm{h}}$见式(5)，$\boldsymbol{K}$形式为

$$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix}0&\cdots&p_{\mathrm{s},v}&\cdots&p_{\mathrm{s},u}&\cdots&0\\0&\cdots&p_{\mathrm{d},v}&\cdots&p_{\mathrm{d},u}&\cdots&0\\0&\cdots&p_{\mathrm{h},v}&\cdots&p_{\mathrm{h},u}&\cdots&0\end{bmatrix} \tag{15}$$

其中，$p_{\mathrm{s},u}$，$p_{\mathrm{d},u}$，$p_{\mathrm{h},u}$分别表征第u个散射中心的归一化散射贡献系数，$u,v\in\Omega_{\mathrm{Total}}$。主要散射机理矩阵对未提取到散射中心的处理单元处采用置零编码，以保证对噪声的稳定性。

2.2.2 散射复杂程度特征提取

若各距离单元中的不同散射中心具有相似的极化散射特性，则其幅相叠加效果在不同电磁波极化状态下保持一致，表现为HRRP的起伏特征相同。然而，当散射中心的极化散射特性存在差异时，其幅相叠加效果将显著受到电磁波极化状态变化的影响。在这种情况下，不同接收极化状态下的HRRP会出现明显的起伏变化，具体表现为HRRP峰值点位置的显著移动。舰船的散射特性由偶次散射(舰桥与甲板、船身与海面等)、奇次散射(甲板等)以及部分体散射(天线等)组成，其散射中心的类型相对复杂，容易随接收极化状态改变，出现明显的起伏变化。相比之下，ITTCR由多个三面角组成，结构相对简单，其散射中心的极化散射特性较为一致，随接收极化状态改变，起伏特征相同。因此，本文通过接收极化状态调控表征这种差异特性。

雷达全极化HRRP为$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}(r)$，$\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}}(r)$，$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}(r)$，$\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}}(r)$。通过对H极化和V极化的数字线性加权，可以获得Poincare球上的多种极化状态。极化回波$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}(r),\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}}(r),\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}(r),\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}}(r)$可按H极化发射和V极化发射分为两组$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HH}}(r),\boldsymbol{x}_{\mathrm{VH}}(r)$和$\boldsymbol{x}_{\mathrm{HV}}(r),\boldsymbol{x}_{\mathrm{VV}}(r)$。进一步以H极化发射为例，介绍通过数字加权得到期望接收电磁波的极化状态[25]。采用Jones矢量形式描述发射电磁波的极化状态：

$$\boldsymbol{e}_{\mathrm{R}}(\tau,\varepsilon)=\begin{bmatrix}\cos\tau\cos\varepsilon-\mathrm{j}\sin\tau\sin\varepsilon\\\sin\tau\cos\varepsilon+\mathrm{j}\cos\tau\sin\varepsilon\end{bmatrix} \tag{16}$$

其中，$\tau\in(-\pi/2,\pi/2]$与$\varepsilon\in(-\pi/4,\pi/4]$分别为极化椭圆倾角和率角，两者组成极化椭圆几何描述子。结合极化椭圆几何描述子(τ,ε)在Poincare球上的几何意义(如图3所示)，对(τ,ε)分别均匀取N个采样点，可得到N^2个极化状态。此时，H极化发射极化

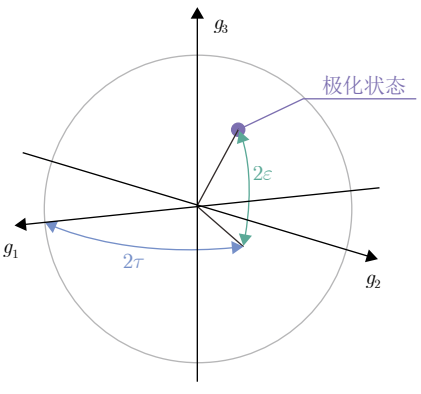


图 3 庞加莱球

Fig. 3 Poincare sphere

距离二维矩阵$\boldsymbol{R}_{\mathrm{H}} \in \mathbb{C}^{N^2\times R}$。同理，可得到V极化发射极化距离二维矩阵$\boldsymbol{R}_{\mathrm{V}} \in \mathbb{C}^{N^2\times R}$。完整的极化距离二维幅度矩阵可表示为

$$\boldsymbol{R} = \mathrm{normalize}(|\mathrm{concat}(\boldsymbol{R}_{\mathrm{V}}, \boldsymbol{R}_{\mathrm{H}})|) \in \mathbb{R}^{2N^2\times R} \tag{17}$$

其中，normalize(·)归一化算子，表达式为

$$\mathrm{normalize}(\boldsymbol{A}) = \frac{\boldsymbol{A} - \min(\boldsymbol{A})}{\max(\boldsymbol{A}) - \min(\boldsymbol{A})} \tag{18}$$

本文中，(τ, ε)的采样点数$N = 4$，3.3节将分析采样点数对辨识性能的影响。

2.3 辨识网络结构

舰船由甲板、舰桥、直升机舱等多种结构部件组成。由于各物理部件散射机理不同，各部件在雷达HRRP上产生不同的响应强度。而角反阵列的HRRP是由多个散射特性相似的ITTCR组成的，在HRRP中容易出现多个局部相似的结构。这导致角反阵列与舰船在HRRP各距离单元间的相关性将存在一定差异。因此，本文利用时序网络来提取舰船HRRP与角反阵列之间的差异特征，实现海杂波背景下的目标辨识任务。

在时序网络中，长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)的提出解决了递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)在参数训练过程中由于层数过多导致的梯度消失(或梯度爆炸)和远距离单元极化散射信息丢失的问题。LSTM保留了RNN的训练算法，并通过引入了状态变量和阈值机制来动态保存远距离单元极化散射信息，其擅长建立信号距离单元间的联系。因此，方法使用LSTM提取极化特征-距离联合矩阵的深层特征。同时，考虑到目标在空间上的方位随机性，可能导致目标部件时序倒置。为降低时序倒置的影响，方法进一步利用BiLSTM (Bi-directional LSTM)[26]的前向LSTM模块和后向LSTM模块的结构，捕捉前后向的特征依赖。方法使用的网络结构如图4所示。各距离单元的极化特征按距离像顺序分别输入前向LSTM模块和后向LSTM模块，分别由近及远和由远及近地提取极化-时域联合特征。最后，通过结合两个特征矢量，预测辨识结果。

前向LSTM模块和后向LSTM模块均由LSTM单元组成，如图5所示。对于待辨识的极化特征-距离联合矩阵$\boldsymbol{P} = [\boldsymbol{p}(1)\ \ \boldsymbol{p}(2)\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{p}(r)\ \ \cdots\ \boldsymbol{p}(R)] \in \mathbb{R}^{(2N^2+3)\times R}$，LSTM单元的计算过程可以分为以下5个步骤。

步骤1　结合当前距离单元输入$\boldsymbol{p}(r)$以及前状态$\boldsymbol{h}(r-1)$输出，计算遗忘门$\boldsymbol{f}(r)$，输入门$\boldsymbol{i}(r)$，输出门$\boldsymbol{o}(r)$。

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{f}(r) &= \mathrm{Sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}\ \mathrm{concat}(\boldsymbol{p}(r), \boldsymbol{p}(r-1)) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}),\\
\boldsymbol{i}(r) &= \mathrm{Sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}\ \mathrm{concat}(\boldsymbol{p}(r), \boldsymbol{p}(r-1)) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}),\\
\boldsymbol{o}(r) &= \mathrm{Sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}\ \mathrm{concat}(\boldsymbol{p}(r), \boldsymbol{p}(r-1)) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{o}})
\end{aligned} \tag{19}$$

其中，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}$, $\mathbf{W}_{\mathrm{i}}$和$\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}$分别为遗忘门、输入门与输出门的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_{\mathrm{i}}$, $\boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}$和$\boldsymbol{b}_{\mathrm{o}}$分别为遗忘门、输入门与输出门的偏置矢量。

步骤2　计算当前时刻候选记忆单元的值$\tilde{c}(r)$。

$$\tilde{\boldsymbol{c}} = \tanh(\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}\mathrm{concat}(\boldsymbol{p}(r), \boldsymbol{h}(r-1)) + \boldsymbol{b}_{\mathrm{c}}) \tag{20}$$

其中，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}$和$\boldsymbol{b}_{\mathrm{f}}$分别为记忆单元权重矩阵和偏置矢量。

步骤3　根据存储单元在前一时刻的状态值$\boldsymbol{c}(r-1)$和当前候选值$\tilde{\boldsymbol{c}}(r)$计算当前状态值$\boldsymbol{c}(r)$。

$$\boldsymbol{c}(r) = \boldsymbol{f}(r)\boldsymbol{c}(r-1) + \boldsymbol{b}(i)\tilde{\boldsymbol{c}}(r) \tag{21}$$

步骤4　计算该距离单元的输出结果$\boldsymbol{h}(r)$。

$$\boldsymbol{h}(r) = \boldsymbol{o}(r)\tanh(\boldsymbol{c}(r)) \tag{22}$$

步骤5　判决距离单元位置，对于前向LSTM，

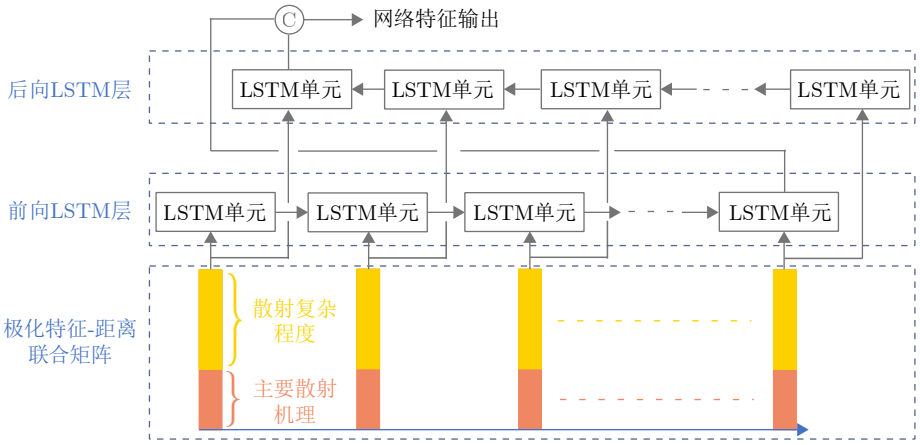


图 4 时序网络结构

Fig. 4 Network structure

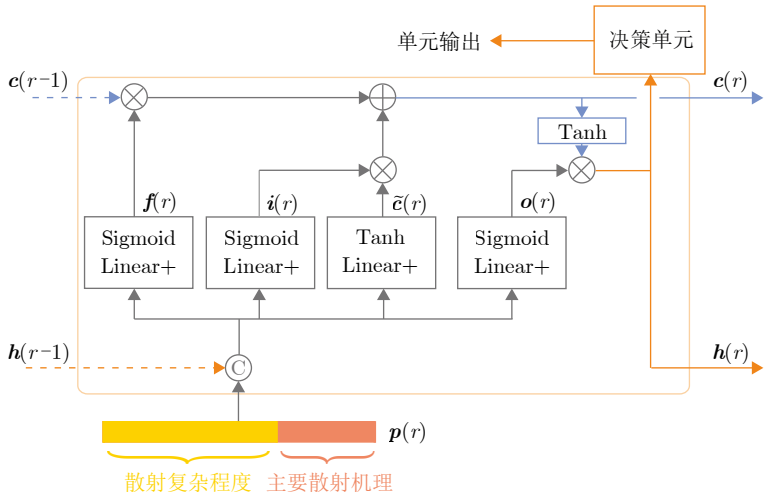


图 5 LSTM单元结构

Fig. 5 LSTM cell structure

当$r=R$时输出整个序列特征矢量结果，对于后向LSTM，当$r=1$时输出整个序列特征矢量结果。

方法考虑舰船/角反阵列样本数量失配的影响，选择Focal loss为损失函数[27]

$$L(y_t)=-(1-y_t)^{\gamma}\cdot\lg(y_t)\begin{cases}y_t=\hat{y}, & y=1\\ y_t=1-\hat{y}, & \text{otherwise}\end{cases}\tag{23}$$

其中，y为标签，取值为0,1；$\hat{y}$为方法预测结果；γ为超参数，用于条件样本失配比例。

由于辨识网络需要$2N^2+3$个序列特征，当$N=4$时，输入维度设为35。网络隐藏层维数设为8，LSTM网络的层数为1，最后辨识的全连接层输出维数为2，表示为干扰/目标。方法使用Adam优化器实现对网络参数的更新，训练过程中的学习率为0.001，批次大小32，训练集迭代次数为200次。

3 极化散射特性与鉴别性能分析

本节将首先利用电磁仿真数据初步验证中高海况不同掠射角下典型舰船与角反阵列在主要散射机理特征和散射复杂程度特征上存在的差异。然后，将所提出的目标辨识方法与现有方法进行对比，证明方法的优越性。最后，利用对比实验验证极化特征-距离联合矩阵的有效性。

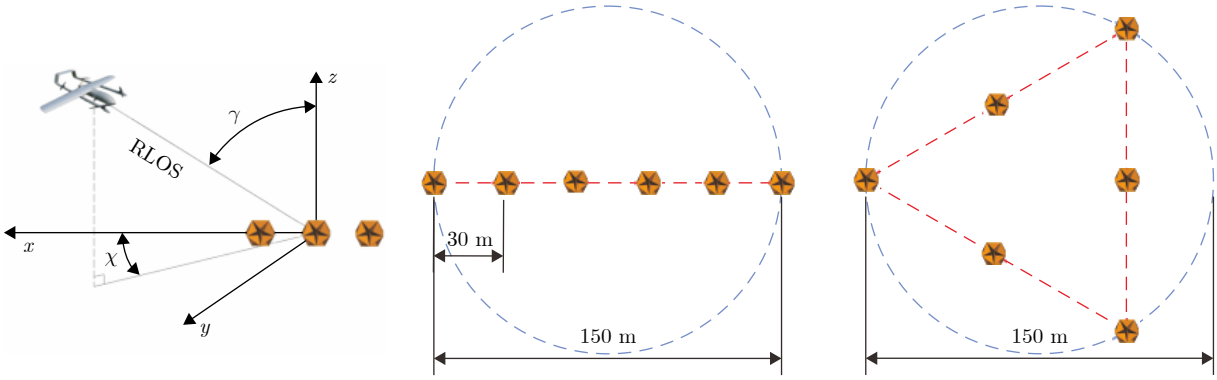
3.1 中高海况下角反阵列极化散射特性分析

本节分析4级和5级海况下两种常规角反阵型(线阵和面阵)的极化散射特性，并将其与一艘典型舰船进行对比，验证角反阵列和典型舰船在主要散射机理特征和散射复杂程度特征的差异。

改进频域弹跳射线(Improved Frequency-domain Shooting and Bouncing Ray, IFSBR)算法[28]结合几何光学、物理光学与物理绕射理论以及海面毛细波修正面散射模型[28]。相比传统高频近似方法(如几何光学法和物理光学法)，IFSBR算法可以考虑多重散射和绕射，提升同极化通道和交叉极化通道的计算精度。电磁仿真的信号载频为16 GHz，带宽为300 MHz。本文首先根据文献[3]的方式建立二十面体角反射器几何模型。接着，使用6个外接球直径为6 m的角反射器组成线阵与面阵。其中，面阵包括标准面阵和随机面阵。图6(a)为仿真场景。图中线阵与面阵俯仰角γ均为15°和90°，分别模拟高与低掠射角。考虑模型几何对称的因素和海浪运动方向的影响，线阵与面阵方位角χ均为0°～180°。图6(b)和图6(c)分别为线阵与标准面阵几何排布。线阵中心位于坐标原点处，排布方式为同姿态的角反，沿x轴等间距依次摆放，两角反质心间距为30 m，首尾两角反质心间隔为150 m(线阵长度)。以线阵为直径，构造圆形，圆心即为标准面阵(等边三角形，角反同姿态)的质心。随机面阵产生方式为对原标准面阵模型利用高斯分布扰动x和y轴坐标，随机面阵保持与标准面阵模型姿态和质心水平高度的一致。文中海面几何建模方式参考文献[28]，海面尺寸为200 m×200 m。中高海况角反阵列电磁仿真参数如表2所示。

3.1.1 低掠射角条件海杂波背景下角反阵列极化散射特性分析

本节首先研究低掠射角下角反阵列的极化散射特性。图7(a)对比了低掠射角条件下线阵与面阵极化散射特性。图中线阵与面阵在低掠射角下极化散射特性差异甚微，两者大量散射中心均呈现奇次散射，如图7(a)中细节图所示。因此，以线阵为例，



(a) 仿真场景
(a) Simulation scenarios

(b) 线阵
(b) Linear array

(c) 标准面阵
(c) Standard surface array

图 6 仿真场景与角反阵列几何排布

Fig. 6 Simulation scenarios and ITTCRA's geometric arrangement

表 2　海杂波背景角反阵列电磁仿真参数

Tab. 2　ITTCRA electromagnetic simulation parameters in sea clutter background

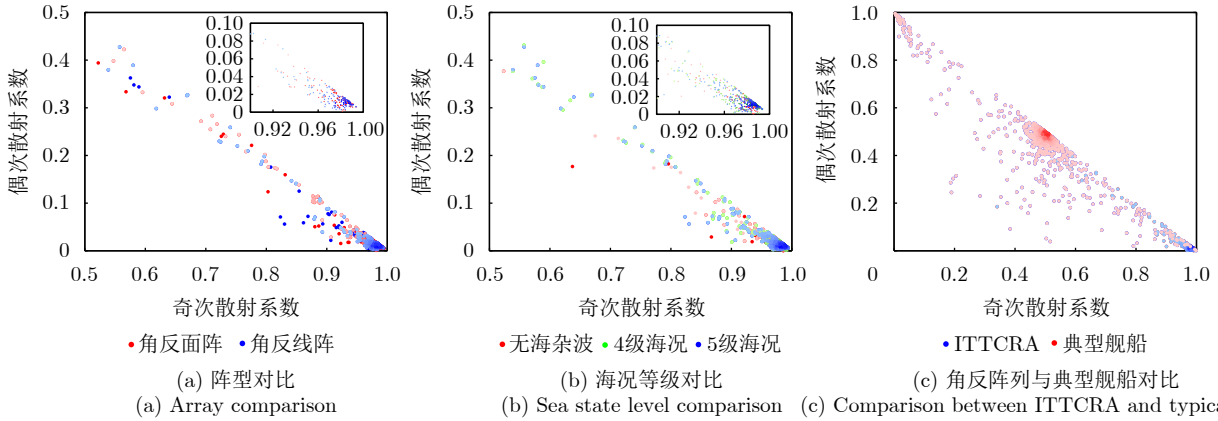
参数名称	详细指标
仿真目标	角反阵列、典型舰船
载频	16 GHz
带宽	300 MHz
方位角	0°～180°(线阵)，0°～180°(面阵)，间隔 5°
俯仰角	15°, 90°
频点个数	601

图7(b)可视化了低掠射角下各海况对角反阵列极化散射特性的影响。由图7(b)可以发现低掠射角下海况变化对角反阵列极化散射特性影响较小。

图7(c)为低掠射角下典型舰船与角反阵列散射中心极化散射特性散点分布。低掠射角下典型舰船二面角结构只能展现出近似平板的极化散射特性。此时，虽然偶次散射贡献减弱，呈现奇偶混合的情况，但是其在主要构成散射机理上与角反阵列存在差异。图8为低掠射角下5级海况舰船与角反阵列的接收天线极化调控后HRRP结果。图中极化状态括号内参数分别为极化椭圆倾角和极化椭圆率角，如接收极化状态1的极化椭圆倾角和极化椭圆率角分别为30°和–15°。低掠射角情况下，由于海杂波的散射强度较弱，角反阵列与典型舰船在几何结构上的差异通过接收极化调控被很好地展现出来。相比典型舰船，角反阵列在各接收极化状态下呈现出良好的有序性，表明散射机理简单。

3.1.2　高掠射角条件海杂波背景下角反阵列极化散射特性分析

基于低掠射角下角反阵列极化散射特性分析结果，本节继续分析了中高海况高掠射角条件下角反阵列的极化散射特性。图9(a)对比了5级海况下线阵与面阵极化散射特性。由图9(a)可以发现除了部分轻微扰动外，两者散射中心分布基本重合，这表示线阵与面阵极化散射特性差异不大，两者大量散射中心均集中于奇次散射区域，该现象与低掠射角



(a) 阵型对比
(a) Array comparison

(b) 海况等级对比
(b) Sea state level comparison

(c) 角反阵列与典型舰船对比
(c) Comparison between ITTCRA and typical vessel

图 7 低掠射角下角反阵列的极化散射特性

Fig. 7 Polarization scattering characteristics of ITTCRA at low grazing angles

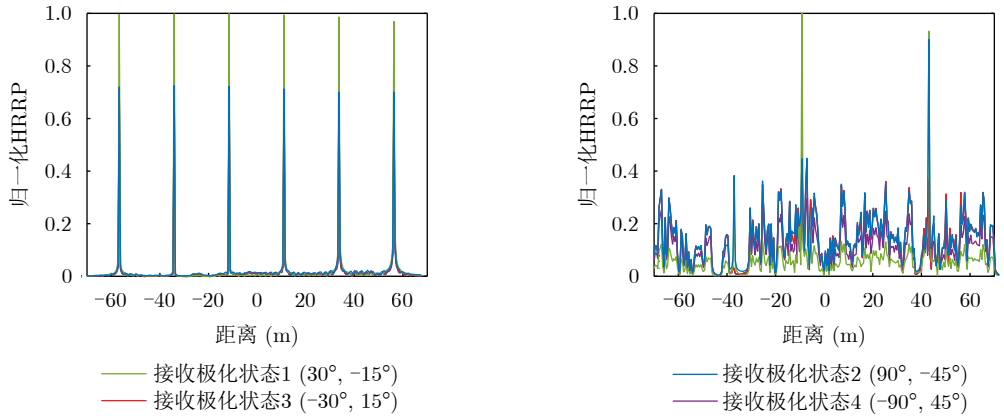
情况一致。综上可以得出中高海况下大尺度(即角反互耦合、遮挡效应弱)的阵型变化对角反阵列HRRP序列的极化散射特性影响不大的结论。基于该认知，同样以线阵为例，研究了高掠射角下中高海况的角反阵列散射中心极化散射特性分布，如图9(b)所示。对比分析图7(b)和图9(b)可以发现，相较于低掠射角，高掠射角海杂波、海面与角反互耦对角反阵列极化散射特性影响更严重。海况变化对角反阵列的极化散射特性影响较大，表现为海杂波使角反阵列回波中奇次散射贡献率降低。此时，角反阵列的散射机理变得复杂，各散射中心聚集程度降低。随着海况进一步上升，5级海况的角反阵列散射中心分布扩散程度更高，偏离$p_{\mathrm{d}}=1-p_{\mathrm{s}}$情况更严重。该现象表示出现其他散射机理。

本文继续研究中高海况下角反阵列与典型舰船极化散射特性。图9(c)对比了高掠射角下舰船与角反阵列散射中心极化散射特性分布。结合图7(c)和图9(c)可以得出，虽然海杂波使角反阵列整体的散射中心奇次散射系数下降，但是，其仍高于典型舰船，如图9(c)深蓝色聚集区域。图10为高掠射角5级海况下舰船与角反阵列的接收天线极化调控后HRRP结果，图中不同颜色曲线表示不同极化状态。与文献[9]不含杂波情况相比，虽然舰船与角反阵列仍然存在不同(接收极化调控可以反演舰船与角反阵列在散射复杂程度上的差异)。但是，随着海况上升，角反阵列的散射复杂程度增强，这导致各极化状态下HRRP的相关程度下降，手工特征提取方法将受到影响。因此，本文利用深度神经网络数据驱动的方式来挖掘这种差异特征。

3.2 水面实测数据极化散射特性分析

基于对电磁仿真数据的特性认知，本节开展了外场水试实验。试验雷达参数，如表3所示。实验地点为湖南省长沙市浏阳市千鹭湖，该湖面较开阔，建筑物较少且可分，实验场景如图11(a)所示。

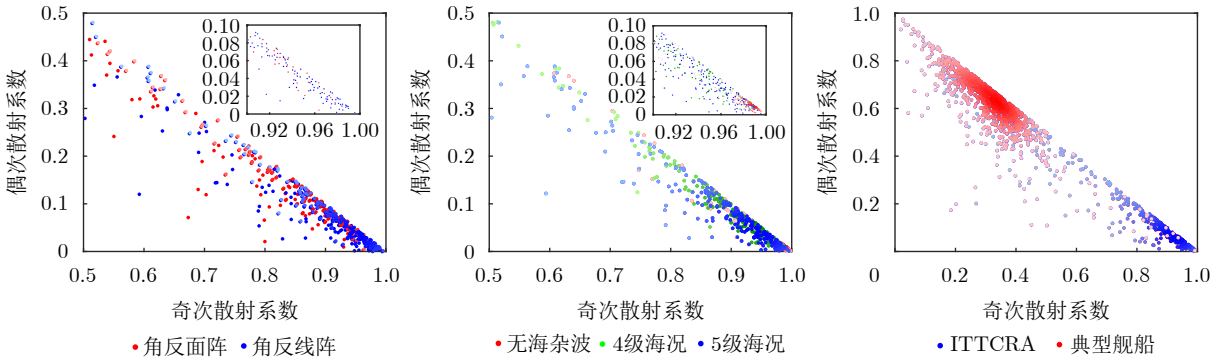
本文对多场景多帧单个充气式角反全极化HRRPs



(a) 角反阵列 (a) ITTCRA　　(b) 典型舰船 (b) Typical vessel

图 8 低掠射角中高海况不同接收极化状态的舰船与角反阵列HRRP

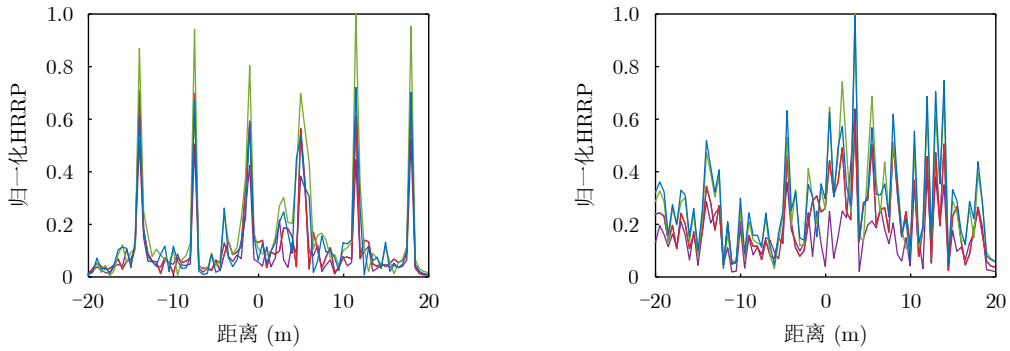
Fig. 8 Typical vessel and ITTCRA HRRP under moderate to high sea state for various receive polarization states at low grazing angle



(a) 阵型对比 (a) Array comparison　(b) 海况等级对比 (b) Sea state level comparison　(c) 角反阵列与典型舰船对比 (c) Comparison between ITTCRA and typical vessel

图 9 高掠射角下角反阵列的极化散射特性

Fig. 9 Polarization scattering characteristics of ITTCRA at high grazing angles



(a) 角反阵列
(a) ITTCRA

(b) 典型舰船
(b) Typical vessel

图 10 高掠射角中高海况不同接收极化状态的舰船与角反阵列HRRP

Fig. 10 Typical vessel and ITTCRA HRRP under moderate to high sea state for various receive polarization states at high grazing angle

表 3　实验雷达参数

Tab. 3　Experimental radar parameters

编号	参数名称	详细指标
1	发射方式	水平极化、垂直极化分时发射
2	接收方式	水平极化和、垂直极化和 与垂直极化差同时接收
3	工作中心频率	7 GHz
4	脉冲重复周期	50 μs
5	分时发射脉冲延时	25 μs
6	发射信号调制方式	线性调频
7	发射信号脉宽	20 μs
8	发射信号带宽	150 MHz
9	基带回波采样率	300 MHz

(如图11(b)所示)提取散射中心，并利用Krogager分解分析其极化散射特性。图11(c)为单个充气式角反散射中心极化散射特性散点分布图。由图11(c)可发现，虽然相较于电磁仿真中理想角反，现实充气式角反奇次散射贡献系数有一定程度下降，散射中心分散程度也轻微上升，但是大量样本的散射中心仍然是以奇次为主导，这验证了电磁仿真分析中取得的结论。

3.3　方法辨识性能对比

本节基于特性验证的电磁仿真数据构建了数据集，用以测试所提出鉴别方法的有效性。数据集涵盖4级和5级海况，其中角反阵列均由6个角反组成，阵型包括线阵、标准面阵和面阵。数据集详细参数请见3.1节。数据集总量为518，训练集与测试集按3:2的比例划分。实验平台为Intel(R) Xeon(R) Platinum 8358P CPU，GeForce RTX 3090 GPU，利用PyTorch进行训练和测试。

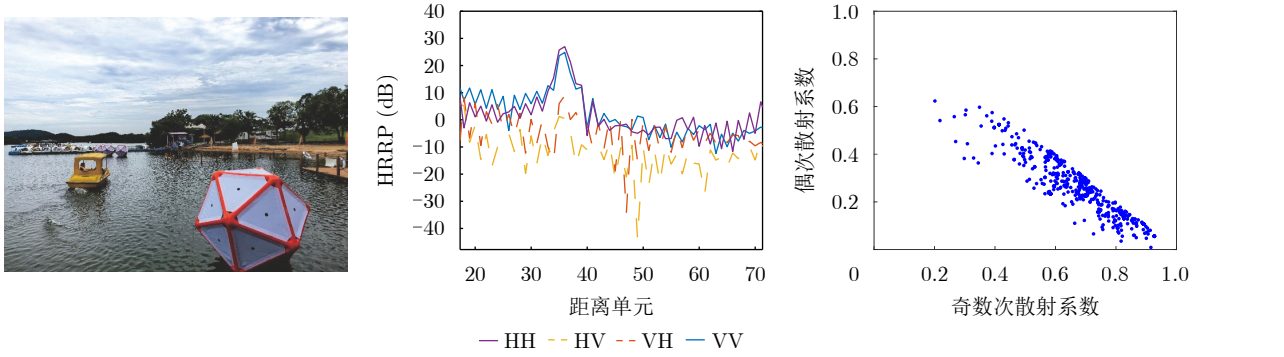
本文选取的对比方法包括Krogager分解[19]和极化域变焦[9]。两方法均是利用专家手工特征提取和SVM的方式实现目标辨识。本文对比的指标包括受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)、混淆矩阵、准确度、精确度、召回率和F1 Score。

图12(a)为3个方法的ROC曲线。图12(a)在低假阳率(小于0.15)下，Krogager分解的性能较优于极化域变焦。而随着假阳率提升，极化域变焦逐渐提升。该现象说明少量角域下角反阵列的极化域变焦极化特征与舰船的极化特征可分性较弱。这表明在中高海况下，海杂波增强了角反阵列散射复杂程度，导致各极化状态之间的相关性下降。所提出的方法近乎在所有假阳率下，真阳率均高于前面两者曲线，表示所提出方法的优越性。图12(b)展示了各方法的混淆矩阵。从图12(b)的3个混淆矩阵可以看出，极化信息的引入使得舰船与角反阵列都可以被正确分类，即一条对角线的值大于同一直线上的值。相比Krogager分解和极化域变焦，所提出的鉴别方法可以将舰船与角反阵列错误辨识个数降低至个位数。

基于混淆矩阵，表4对比了3个方法的准确度、精确度、召回率和F1 Score。3个方法的性能优劣排序为：所提出方法、极化域变焦和Krogager分解。极化特征-距离联合矩阵蕴含主要极化散射信息和散射复杂程度信息提升了角反阵列与舰船的可分度。在中高海况下，将极化特征-距离联合矩阵与时序神经网络结合可以有效提升12.90%的准确度，极大降低了角反阵列造成的虚警。此外，所提出方法精确度和召回率均达到88.59%，表示方法在精确度和召回率方面具有良好的均衡性。

辨识网络特征表达能力与极化特征联合距离矩

阵的采样点数N有关。表5展示了采样点数对辨识网络的性能影响。随着Poincare球面采样点数增加，接收极化调控的变化将更加平滑，模型辨识能力参数均逐渐提升。其中，$N=3$和$N=4$之间的



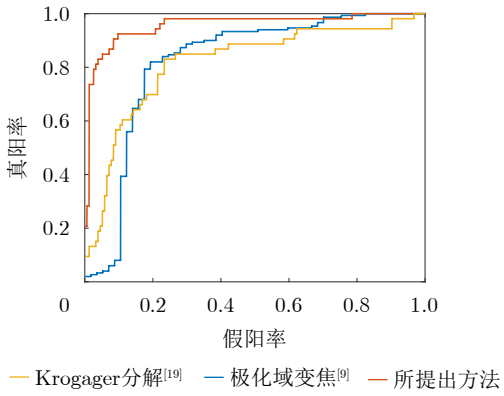
(a) 实验场景
(a) Scenario

(b) 极化HRRPs
(b) Polarization HRRPs

(c) 实测充气式角反极化散射特性
(c) Real ITTCR polarization scattering characteristics

图 11 实测验证

Fig. 11 Field experiment validation



(a) ROC曲线
(a) ROC curve

预测

参考	ITTCRA	舰船
ITTCRA	121	33
舰船	14	39

Krogager分解[19]

预测

参考	ITTCRA	舰船
ITTCRA	128	26
舰船	13	40

极化域变焦[9]

预测

参考	ITTCRA	舰船
ITTCRA	145	9
舰船	9	44

所提出方法

(b) 混淆矩阵
(b) Confusion matrix

图 12 方法鉴别性能对比

Fig. 12 Performance comparison of identification methods

表 4 辨识方法性能对比

Tab. 4 Performance comparison of identification methods

方法	准确度(%)	精确度(%)	召回率(%)	F1 Score(%)
Krogager分解[19]	77.29	71.90	76.08	73.07
极化域变焦[9]	81.16	75.69	79.29	77.00
所提方法	91.30	88.59	88.59	88.59

表 5 采样点数N性能分析

Tab. 5 Performance analysis of sampling points N

N	准确度(%)	精确度(%)	召回率(%)	F1 Score(%)
2	87.92	83.53	86.93	84.95
3	89.37	85.43	87.91	86.54
4	91.30	88.59	88.59	88.59
5	91.79	88.30	91.39	89.65
6	91.79	88.75	90.15	89.41

提升程度最高，准确度提升达到了1.93%。因此，权衡数据尺寸和模型辨识性能之间的关系，在本文选择$N=4$。

表6分析了不同辨识网络对方法的性能影响。对比的辨识网络包括卷积神经网络CNN[29]和时序神经网络BiGRU[30]。考虑数据集数量比较少，容易出现过拟合情况，卷积神经网络CNN采用ResNet18结构。同时，由于极化特征-距离联合矩阵并非方阵，因此，对比时先将数据插值至224×224，然后，再利用ResNet18[29]进行辨识任务。BiGRU的网络参数与BiLSTM一致。输入维度为35，隐藏尺寸为8，GRU层数为1层。两个辨识网络的优化器与损失函数均与BiLSTM一致。由对比结果可以发现，相较于卷积神经网络，时序神经网络通过提取距离单元间的相关性，达到了更好的辨识性能。

然后，本文以仿真数据集4级海况的舰船与角反阵数据为训练集，5级海况的舰船与角反阵数据为测试级，分析了各辨识网络在不同海况下的辨识性能，其结果如表7所示。表中，由于海况出现变化，导致海杂波特性发生变化，所有方法均出现性能下降的情况。其中，所提出方法具有最好的辨识性能，仍可以达到89.19%的准确度。

最后，本文设计了3个对比实验，以进一步分析模糊特征对网络学习的影响，并验证极化特征-距离联合矩阵的有效性。3个对比实验分别命名为PSM, Pauli分解和Krogager分解，即将极化特征-距离联合矩阵替换为PSM幅度、Pauli分解幅度系数和Krogager分解散射系数输入时序神经网络。表8为3个对比实验的性能比较结果。当某表征方式出现模糊特征时，该方式在部分角域下的二面角、三面角、螺旋体等不同几何结构将产生相似响应结果，导致舰船和角反阵列HRRP出现局部相似性。时序网络将学习错误的知识，无法准确提取关键局部特征，导致较低的召回率(仅72%)。极化特征-距离联合矩阵与时序神经网络相结合可将各指标提升至85%以上，对比实验验证方法各部分对提升目标辨识性能的有效性。

4　结语

本文针对中高海况下雷达目标辨识难度增加的问题，提出了一种基于极化特征-距离联合矩阵的舰船与二十面体角反射器阵列辨识方法。方法从主要散射机理和散射复杂程度两个方面，构建极化特征-距离联合矩阵，有效表征了中高海况下舰船与二十面体角反射器阵列之间的差异。实验结果表明，在中高海况条件下，该方法的准确率相比现有方法提升了10.14%。此外，对比实验验证了极化特征-距离联合矩阵与时序神经网络的结合能够显著降低因二十面体角反射器阵列引起的虚警率，验证了所提方法的有效性。未来的研究将重点探索从数

表 6　同海况各辨识网络性能对比

Tab. 6　Performance comparison of identification networks under the same sea states

辨识网络	准确度(%)	精确度(%)	召回率(%)	F1 Score (%)
ResNet18	90.34	87.04	87.94	87.47
BiGRU	90.82	87.80	88.26	88.03
所提方法	91.30	88.59	88.59	88.59

表 7　不同海况下各辨识网络性能对比

Tab. 7　Performance comparison of identification networks under different sea states

辨识网络	准确度(%)	精确度(%)	召回率(%)	F1 Score (%)
ResNet18	86.94	85.98	84.12	84.93
BiGRU	88.74	88.12	86.15	87.01
所提方法	89.19	88.25	87.16	87.67

表 8　网络输入性能对比分析

Tab. 8　Performance comparison analysis of network input

网络输入方式	准确度(%)	精确度(%)	召回率(%)	F1 Score (%)
PSM	79.71	73.34	72.75	73.03
Pauli分解	80.68	74.94	71.54	72.88
Krogager分解	84.54	80.02	78.47	79.19
所提方法	91.30	88.59	88.59	88.59

据驱动向数据-模型联合驱动的转变，以进一步提升方法的鲁棒性。通过探究更多种极化特征组合以及多特征域特征联合的方法，实现对复杂海况和不同类型目标的精准识别。

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] 欧乃铭, 白明, 梁彬, 等. 三角板角反射器在RCS定标测试中的应用[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(2): 220–224. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2013.02.005.

OU Naiming, BAI Ming, LIANG Bin, *et al*. Application of the trihedral corner reflector in RCS calibration test[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2013, 39(2): 220–224. doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2013.02.005.

[2] 翁寅侃. SAR角反射器的优化设计及其应用[D]. [博士论文], 武汉大学, 2017: 1–20.

WENG Yinkan. Optimization of corner reflector and its application in spaceborne SAR image[D]. [Ph.D. dissertation], Wuhan University, 2017: 1–20.

[3] 张志远, 赵原源. 新型二十面体三角形角反射器的电磁散射特性分析[J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40(4): 133–137. doi: 10.3969/j.issn.1673-3819.2018.04.030.

ZHANG Zhiyuan and ZHAO Yuanyuan. Analysis of electromagnetic scattering characteristic for new type icosahedrons triangular trihedral corner reflectors[J]. *Command Control & Simulation*, 2018, 40(4): 133–137. doi: 10.3969/j.issn.1673-3819.2018.04.030.

[4] 赵非玉, 于群, 牛帅, 等. 异型多面体角反射器的电磁散射特性分析及应用[J]. 电波科学学报, 2023, 38(6): 982–988. doi: 10.12265/j.cjors.2023137.

ZHAO Feiyu, YU Qun, NIU Shuai, *et al*. Analysis of electromagnetic scattering characteristics and application of heterotype polyhedron corner reflector[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2023, 38(6): 982–988. doi: 10.12265/j.cjors.2023137.

[5] 骆颖. 基于TDSBR的海上目标与角反射器复合时域电磁散射及干扰分析研究[D]. [硕士论文], 西安电子科技大学, 2021: 31–51. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2021.002354.

LUO Ying. TDSBR-based time-domain electromagnetic scattering and jamming analysis of marine targets and corner reflectors[D]. [Master dissertation], Xidian University, 2021: 31–51. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2021.002354.

[6] 丛洲, 丁大志, 樊振宏, 等. 基于绕射场修正快速迭代物理光学法的海面舰船与角反阵列电磁散射分析[J]. 电波科学学报, 2023, 38(6): 960–971. doi: 10.12265/j.cjors.2023142.

CONG Zhou, DING Dazhi, FAN Zhenhong, *et al*. Analysis of RCS from sea surface ships and reflector arrays based on rapid iterative physical optics method with diffraction field correction[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2023, 38(6): 960–971. doi: 10.12265/j.cjors.2023142.

[7] 汤广富, 李华, 甘荣兵, 等. 海战场环境下角反射器干扰分析[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(5): 39–45, 84. doi: 10.3969/j.issn.1674-2230.2015.05.008.

TANG Guangfu, LI Hua, GAN Rongbing, *et al*. Analysis of corner reflector under naval battlefield[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2015, 30(5): 39–45, 84. doi: 10.3969/j.issn.1674-2230.2015.05.008.

[8] 孟凯, 马武举. 海面漂浮二十面角反射器电磁散射特性研究[J]. 数字海洋与水下攻防, 2020, 3(5): 437–442. doi: 10.19838/j.issn.2096-5753.2020.05.013.

MENG Kai and MA Wuju. Research on electromagnetic scattering characteristics of sea floating icosahedrons triangular trihedral corner reflectors[J]. *Digital Ocean & Underwater Warfare*, 2020, 3(5): 437–442. doi: 10.19838/j.issn.2096-5753.2020.05.013.

[9] 吴国庆, 王罗胜斌, 庞晨, 等. 雷达极化域变焦角反组合体对抗方法: 抗冲淡式干扰[J]. 电子学报, 2022, 50(12): 2969–2983. doi: 10.12263/DZXB.20220979.

WU Guoqing, WANG Luoshengbin, PANG Chen, *et al*. Radar polarization modulation countermeasures for combined corner reflector: Anti diluted jamming[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(12): 2969–2983. doi: 10.12263/DZXB.20220979.

[10] 范学满, 胡生亮, 贺静波. 对海雷达目标识别中全极化HRRP的特征提取与选择[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3261–3268. doi: 10.11999/JEIT160722.

FAN Xueman, HU Shengliang, and HE Jingbo. Feature extraction and selection of full polarization HRRP in target recognition process of maritime surveillance radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3261–3268. doi: 10.11999/JEIT160722.

[11] 范学满, 胡生亮, 陈鹏, 等. 基于分类器联合的反舰导弹HRRP目标识别与拒判研究[J]. 海军工程大学学报, 2017, 29(4): 14–20. doi: 10.7495/j.issn.1009-3486.2017.04.003.

FAN Xueman, HU Shengliang, CHEN Peng, *et al*. HRRP recognition and rejection of anti-ship missile based on classifier combination[J]. *Journal of Naval University of Engineering*, 2017, 29(4): 14–20. doi: 10.7495/j.issn.1009-3486.2017.04.003.

[12] 韩静雯, 杨勇, 连静, 等. 基于极化与距离像特征融合的雷达导引头角反射器鉴别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(11): 3658–3670. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2024.11.08.

HAN Jingwen, YANG Yong, LIAN Jing, *et al*.

Identification method of corner reflector based on polarization and HRRP feature fusion for radar seeker[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2024, 46(11): 3658–3670. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2024.11.08.

[13] 黄孟俊, 赵宏钟, 付强, 等. 一种基于微多普勒特征的海面角反射器干扰鉴别方法[J]. 宇航学报, 2012, 33(10): 1486–1491. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2012.10.018.
HUANG Mengjun, ZHAO Hongzhong, FU Qiang, *et al*. A sea corner-reflector jamming identification method based on micro-Doppler feature[J]. *Journal of Astronautics*, 2012, 33(10): 1486–1491. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2012.10.018.

[14] 王雪松. 雷达极化技术研究现状与展望[J]. 雷达学报, 2016, 5(2): 119–131. doi: 10.12000/JR16039.
WANG Xuesong. Status and prospects of radar polarimetry techniques[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(2): 119–131. doi: 10.12000/JR16039.

[15] 杨健, 曾亮, 马文婷, 等. 雷达目标极化散射特征提取的研究进展[J]. 电波科学学报, 2019, 34(1): 12–18. doi: 10.13443/j.cjors.2018091501.
YANG Jian, ZENG Liang, MA Wenting, *et al*. Recent advances on extraction of polarimetric scattering features of radar target[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2019, 34(1): 12–18. doi: 10.13443/j.cjors.2018091501.

[16] 李郝亮, 陈思伟, 王雪松. 海面角反射器的极化旋转域特性研究[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(7): 2065–2073. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.01.
LI Haoliang, CHEN Siwei, and WANG Xuesong. Study on characterization of sea corner reflectors in polarimetric rotation domain[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(7): 2065–2073. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.01.

[17] 刘涛, 杨子渊, 蒋燕妮, 等. 极化SAR图像舰船目标检测研究综述[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 1–19. doi: 10.12000/JR20155.
LIU Tao, YANG Ziyuan, JIANG Yanni, *et al*. Review of ship detection in polarimetric synthetic aperture imagery[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 1–19. doi: 10.12000/JR20155.

[18] 涂建华, 汤广富, 肖怀铁, 等. 基于极化分解的抗角反射器干扰研究[J]. 雷达科学与技术, 2009, 7(2): 85–90. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2009.02.002.
TU Jianhua, TANG Guangfu, XIAO Huaitie, *et al*. A study of anti-corner reflector based on polarization decomposition[J]. *Radar Science and Technology*, 2009, 7(2): 85–90. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2009.02.002.

[19] 朱珍珍, 汤广富, 程翥, 等. 基于极化分解的舰船和角反射器鉴别方法[J]. 舰船电子对抗, 2010, 33(6): 15–21. doi: 10.3969/j.issn.1673-9167.2010.06.003.
ZHU Zhenzhen, TANG Guangfu, CHENG Zhu, *et al*. Discrimination method of ship and corner reflector based on polarization decomposition[J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2010, 33(6): 15–21. doi: 10.3969/j.issn.1673-9167.2010.06.003.

[20] 吕方方. 海面目标动态回波仿真与特性分析[D]. [硕士论文], 西安电子科技大学, 2019: 28–53. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2019.002034.
LV Fangfang. Dynamic echo simulation and characteristic analysis of sea surface targets[D]. [Master dissertation], Xidian University, 2019: 28–53. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2019.002034.

[21] WANG Miao, XIE Min, SU Qinning, *et al*. Identification of ship and corner reflector based on invariant features of the polarization[C]. The 2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing, Wuxi, China, 2019: 545–549. doi: 10.1109/SIPROCESS.2019.8868738.

[22] LIANG Zhuorui, WANG Yong, ZHANG Xiaofeng, *et al*. Identification of ship and corner reflector in sea clutter environment[C]. The 2020 15th IEEE International Conference on Signal Processing, Beijing, China, 2020: 622–626. doi: 10.1109/ICSP48669.2020.9321063.

[23] KROGAGER E. New decomposition of the radar target scattering matrix[J]. *Electronics Letters*, 1990, 26(18): 1525–1527. doi: 10.1049/el:19900979.

[24] KIM K T, SEO D K, and KIM H T. Efficient radar target recognition using the MUSIC algorithm and invariant features[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2002, 50(3): 325–337. doi: 10.1109/8.999623.

[25] 王罗胜斌, 王雪松, 徐振海. 雷达极化域调控超分辨的原理与方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(5): 993–1007. doi: 10.1360/SSI-2022-0141.
WANG Luoshengbin, WANG Xuesong, and XU Zhenhai. Principle and approach to polarization modulation for radar super-resolution[J]. *Scientia Sinica Informationis*, 2023, 53(5): 993–1007. doi: 10.1360/SSI-2022-0141.

[26] HUANG Zhiheng, XU Wei, and YU Kai. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging[EB/OL]. https://arxiv.org/abs/1508.01991, 2015.

[27] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, *et al*. Focal loss for dense object detection[C]. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017: 2999–3007. doi: 10.1109/ICCV.2017.324.

[28] DONG Chunlei, GUO Lixin, and MENG Xiao. An accelerated algorithm based on GO-PO/PTD and CWMFSM for EM scattering from the ship over a sea surface and SAR image formation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2020, 68(5): 3934–3944. doi: 10.1109/TAP.2019.2963241.

[29] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, *et al*. Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2016: 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[30] CHUNG J, GÜLÇEHRE C, CHO K, *et al*. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[EB/OL]. https://arxiv.org/abs/1412.3555, 2014.

作 者 简 介

吴泽洲，博士生，主要研究方向为极化雷达信号处理、深度学习、目标检测与辨识。

庞 晨，博士，副研究员，主要研究方向为极化信息处理、雷达抗干扰与识别技术。

李丹阳，博士生，主要研究方向为雷达探测、计算电磁学。

左炎春，博士，讲师，主要研究方向为箔条及无源干扰、计算电磁学。

朱永锋，博士，副研究员，主要研究方向为雷达信号处理与目标识别、多源信息融合。

李永祯，博士，研究员，主要研究方向为雷达极化信息处理、空间电子对抗、目标检测与识别。

(责任编辑：于青)