

## 基于极化联合特征的海面目标检测方法

陈世超<sup>①</sup> 高鹤婷<sup>②</sup> 罗丰<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(中国人民解放军海军701工厂 北京 100016)

**摘要:** 该文从全极化体制角度出发,提出一种基于极化联合特征的海面目标检测方法。首先基于极化协方差矩阵,通过Cloude特征分解,提取表征回波随机程度的极化熵和反熵的数学期望;接着直接基于极化散射矩阵,通过Krogager特征分解,提取表征回波中极化散射分量结构组成的球散射体分量、二面角散射体分量和螺旋体散射分量的归一化系数;由提取的特征构成五维特征空间,利用主成分分析(PCA)降维证明所提特征具有良好的可分性,最后采用一类支持向量机(OCSVM)对目标和杂波进行识别。所提方法分别从极化相干和非相干分解两个角度出发,通过两种不同的极化分解方式提取特征,在一定程度上解决了高海情下基于单一极化分解方法存在的检测效果不理想的问题。通过IPIX实测数据验证所提方法具有良好的检测能力。

**关键词:** 海杂波; 目标检测; 极化特征; 一类支持向量机

**中图分类号:** TN959.72

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2095-283X(2020)04-0664-10

**DOI:** 10.12000/JR20072

**引用格式:** 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.

**Reference format:** 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.

## Target Detection in Sea Clutter Based on Combined Characteristics of Polarization

CHEN Shichao<sup>①</sup> GAO Heting<sup>②</sup> LUO Feng<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(No.701 Factory of PLA(N), Beijing 100016, China)

**Abstract:** Polarization is a property applying to transverse waves that specifies the geometrical orientation of the oscillations. This paper proposes a method for detecting small targets on the sea surface based on the combination of polarization features of two models. The scattering mechanism of sea clutter is random scattering at low glazing angle or glancing angle and the randomness is high as the angles do not have any specified shape. However, a target has a specific shape, and thus, the randomness of scattering will be less. Clutter is a term used for unwanted echoes in electronic systems, particularly in reference to radars. Such echoes typically return from ground, sea, rain, and animals/insects. In this literature, the randomness of a scattering mechanism in an echo is obtained from the probability density functions of polarization entropy using the Cloude decomposition model. Further, the proportion of scattering at spherical, dihedral, and helicoid angles from the target echoes will be different in the sea clutter. Therefore, the relative coefficient of power of these three scattering components in each echo is extracted based on Krogager polarization decomposition. Then, polarization features with good separability and complementarity are selected to form the polarization feature vector, and the characteristics are verified by Principle Component Analysis (PCA). Finally, One Class

收稿日期: 2020-05-30; 改回日期: 2020-07-30; 网络出版: 2020-08-18

\*通信作者: 罗丰 luofeng@xidian.edu.cn \*Corresponding Author: LUO Feng, luofeng@xidian.edu.cn

基金项目: 国家重大科学仪器设备开发专项资金(2013YQ20060705)

Foundation Item: The National Key Scientific Instrument and Equipment Development Project Funds (2013YQ20060705)

责任主编: 刘宁波 Corresponding Editor: LIU Ningbo

Support Vector Machine (OCSVM) is used for classification and recognition based on the polarization decomposition feature vector. Instead of single-polarization detection methods, our method uses two polarization modes to extract the decomposition features with separability and complementarity through polarization coherent decomposition and incoherent decomposition, respectively. The experimental results of the IPIX data show the effectiveness of our method. Thus, the detection performance of our model is better than those methods based on single-polarization decomposition in complex and difficult sea conditions.

**Key words:** Sea clutter; Target detection; Polarization characteristics; One Class Support Vector Machine (OCSVM)

## 1 引言

海事雷达的首要任务是早期预警，尤其是对海面小目标的检测，如海面上的小船、低空飞行器、浮冰等<sup>[1-3]</sup>。海杂波背景下常用的目标检测技术是基于幅度分布统计模型的目标检测方法，该类方法假设海杂波符合某种幅度分布模型，通过统计假设检验将目标检测变为经典的二元假设问题，也称为基于加性模型的方法<sup>[4,5]</sup>。然而，随着高分辨技术和精细化建模技术的发展，目标的存在使得海杂波表面散射的细微结构发生改变，此时目标所在单元的海杂波与纯杂波单元的海杂波不再满足统计一致性，传统的基于加性模型的方法不再适用，由此引入非加性的目标检测观测模型<sup>[6-9]</sup>。基于特征的目标检测方法基于非加性观测模型，是近年来海面目标检测的研究热点，该类方法将模式识别与海杂波特性相结合，为高海情下的海面目标检测提供了新的思路：利用纯杂波和目标样本的在统计域、多普勒域、时频域、分形域等方面的差异，通过特征提取和模式识别，将目标的二元检测问题转化为异常检测中的一元分类问题，从而完成目标检测。然而良好的可分性通常伴随较大的运算量，特征的可分性和分类器的鲁棒性直接决定目标检测性能的优劣<sup>[10-14]</sup>。

极化作为矢量波共有的一种性质，在红外、光学、雷达等领域均受到了广泛关注。就雷达而言，极化描述的是电磁波的电场矢量在传播截面上随时间的变化轨迹，它反映了电磁波的矢量特性，是电磁波除时域、频域和空域信息以外可利用的重要信息，充分挖掘极化信息为现代雷达探测系统性能的改善提供了广阔的空间<sup>[15]</sup>。与单极化体制雷达相比，全极化雷达回波中所包含的信息更加丰富，近年来有学者发现它在海面小目标检测方面也存在巨大潜力<sup>[16-18]</sup>。文献<sup>[15]</sup>首次使用Cloude特征分解方法，研究了低擦地角下海杂波散射的随机性。文献<sup>[13]</sup>从全极化信息角度提出一种基于极化特征分解的海面目标检测算法，通过对回波特征矩阵进行Cloude极化特征分解，提出了基于联合熵间距(Distance

Between Entropy and Anisotropy, DBEA)的海面目标检测方法。然而，由于目标的球面散射与海杂波的表面散射接近一致，在观测时间较短时检测性能有所下降。文献<sup>[14]</sup>利用基于模型的极化分解方法，提出了基于三维极化特征的方法，该方法分别从平面散射、体散射和二次散射角度对海杂波和目标的特性进行了详细分析，并通过实测数据证明了该方法具有良好的检测性能。然而由于基于模型的分解方法存在平面散射分量可能被高估或计算结果可能出现负值的缺陷，将导致呈现的散射机理与理论相悖<sup>[18]</sup>。

本文从全极化体制角度出发，提出一种基于极化联合特征的海面目标检测方法。首先基于极化协方差矩阵，通过Cloude特征分解，提取反映回波极化散射随机程度的极化熵和极化反熵的数学期望；接着直接基于极化散射矩阵，通过Krogager特征分解，提取反映回波散射分量结构组成的球散射体分量、二面角散射体分量和螺旋体散射分量的归一化系数；利用提取的特征组成五维特征空间并通过主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)降维证明所提特征具有良好的可分性，最后采用一类支持向量机(One Class Support Vector Machine, OCSVM)进行学习和分类，实现目标检测。

## 2 极化特征分解

现有的基于极化特征的海面目标检测方法通常仅通过基于极化协方差矩阵的非相干分解方法对回波信号进行分解，如Cloude极化特征分解和基于模型的特征分解方法。虽然采用此类方法描述目标散射特性时，具有明确的物理含义且检测效果良好，但基于单一极化角度分析使得可利用的极化信息有限。为解决上述问题，本节中将分别从极化散射矩阵和极化协方差矩阵两方面对海杂波和小目标进行分析。

### 2.1 Cloude分解

Cloude极化分解是一种基于极化协方差矩阵的非相干分解方法<sup>[19]</sup>。对于接收机采集的信号回波，散射回波往往是一些简单散射体散射回波的叠加，

加之相干斑噪声的影响, 散射特性无法用单个点的散射矩阵来准确描述。对于这种情况, 通常采用非相干分解的方法, 即需要引入对回波信号的统计描述, 如使用回波的各种统计矩来减小相干斑噪声的影响, 并且有效利用极化通道之间的相关性信息。Cloude极化分解是经典的非相干分解方法, 该方法通过极化协方差矩阵将特征值分解引入到极化分解领域, 其优势在于分解的结果不受极化基选取的影响。在特征值分解中, 大特征值对应主要的散射方式。利用雷达测量数据的极化信息, 首先要通过极化散射矩阵求出散射矢量。在利用Pauli基矩阵的基础上, 将极化散射矩阵矢量化为极化散射矩阵 $\mathbf{k}_p$

$$\begin{aligned} \mathbf{k}_p &= \frac{1}{\sqrt{2}} [s_{HH} + s_{VV} \quad s_{HH} - s_{VV} \quad s_{HV} + s_{VH} \\ &\quad j(s_{HV} - s_{VH})]^T \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}} [s_{HH} + s_{VV} \quad s_{HH} - s_{VV} \quad 2s_{HV}]^T \end{aligned} \quad (1)$$

其中,  $s_{HH}$ ,  $s_{VV}$ ,  $s_{HV}$  和  $s_{VH}$  分别为 HH, VV, HV 和 VH 4 个极化通道的雷达回波数据的信号幅值, T 代表矩阵的转置。由于 Pauli 基矩阵的散射矢量中的元素  $\mathbf{k}_p$  与回波散射的物理特性非常接近, 因此可以用于解释回波物理散射机理。根据文献[19,20], 可完成对信号回波的 Cloude 极化特征分解

$$\mathbf{k}_p \mathbf{k}_p^H = \sum_{i=1}^3 \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (2)$$

其中,  $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$  为 T 的特征值,  $\mathbf{u}_i$  是第  $i$  个特征值对应的特征向量。

最后, 根据  $\{\lambda_i, \mu_i\}_{i=1}^3$  的计算结果, 极化熵和极化反熵可以定义为

$$H = - \sum_{i=1}^3 p_i \log_3 p_i \quad (3)$$

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} = \frac{p_2 - p_3}{p_2 + p_3} \quad (4)$$

其中,  $p_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^3 \lambda_j$ 。

极化熵  $H$  的取值范围为  $[0, 1]$ , 表示极化散射机理的无序程度, 即  $H$  的值越大, 回波散射的随机性就越强。当  $H$  值为 0 时, 回波只包含一个主散射分量; 随着  $H$  的增大, 散射的随机性增加, 此时回波的散射中便不再认为其仅存在一个占主要地位的散射机理, 而由几种散射过程组成; 当  $H=1$  时, 3 个特征值相等, 回波的散射是完全随机的。A 反映了第 2 散射分量和第 3 散射分量的比值, 体现了各散射分量之间的相对关系, 是对利用熵值  $H$  描述目标极化散射特性的有效补充。 $H$  和  $A$  特征表征了目标散

射的随机性。文献[15]通过 Cloude 分解, 利用雷达在低擦地角工作时海杂波极化随反射角和方位角变化的曲线线性关系, 得出结论: 当反射角  $> 85^\circ$  时, 海杂波属于完全随机散射。另一方面, 由于人造目标通常具有特定的形状, 因此目标的存在降低了海面散射的随机性, 此时对应的纯海杂波回波的  $H$  值较大, 而包含目标的海杂波回波的  $H$  值较小。

根据上述分析, 本文提取极化熵和反熵的数学期望, 利用二者在纯杂波单元和含目标单元的随机性方面呈现的差异, 作为检测的特征量, 记二者的数学期望为

$$G_H = \sum H_i \cdot p(H_i), \quad G_A = \sum A_i \cdot p(A_i) \quad (5)$$

其中,  $p(H_i)$  表示  $H_i$  的概率密度函数,  $p(A_i)$  表示  $A_i$  的概率密度函数。

## 2.2 Krogager 分解

Krogager 分解是一种典型的基于复 Sinclair 矩阵和正则散射机制的相干分解方法<sup>[21]</sup>。对于确定性目标, 即目标的散射特性是确定性的(或非时变性的), 通常将目标的 1 阶散射矩阵分解为几个独立的散射矩阵的叠加。对于这种情况, 通常采用相干分解的方法, 即将目标的散射特性分解为几种简单、基本的散射体散射特性的叠加。Sinclair 散射矩阵中包含着丰富的信息, 描述了电磁波照射在目标上后与之发生电磁相互作用时的复杂现象, 并且矩阵信息中包括雷达目标的散射能量、相位及极化特性, 因此雷达照射目标的电磁散射特性可以通过散射矩阵中的极化信息来描述<sup>[22]</sup>。Krogager 分解的核心是在旋转角度变化的情况下, 3 个相干分量对应于球面散射(也可作平面散射或三面角散射<sup>[22]</sup>)、二面角散射和螺旋体散射。该方法的一个优点是, 3 个分量系数包含了散射矩阵原始元素的振幅和相位, 这进一步说明这些分量与实际物理散射机制密切相关, 因此, Krogager 分解可以用来分析海面目标检测中的海杂波和目标在极化域的特征差异。

Krogager 分解可表示为基于线性极化基的公式, 如

$$\begin{aligned} \mathbf{S} &= e^{j\varphi} \left\{ e^{j\varphi_s} k_s \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right. \\ &\quad + k_d \begin{bmatrix} \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ \sin 2\theta & -\cos 2\theta \end{bmatrix} \\ &\quad \left. + k_h \frac{e^{\mp j2\theta}}{2} \begin{bmatrix} 1 & \pm j \\ \pm j & -1 \end{bmatrix} \right\} \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{S}$  为目标单元的极化散射矩阵,  $k_s$  为球面散射体分量的实系数,  $k_d$  为二面角散射体的实系数,  $k_h$  为螺旋散射体的实系数。 $\varphi$ ,  $\varphi_s$  和  $\theta$  为相位参数。

对式(6)中的参数进行求解是一个较为复杂的

问题，此时可将线极化基(H,V)转换为圆极化基(R,L)完成相关的计算。圆极化基下基本散射体的极化散射矩阵元素的幅值不变，形式较为简单，便于求解<sup>[22]</sup>。根据文献<sup>[22]</sup>对信号回波进行Krogager极化特征分解，最终可得到球面散射系数 $k_s$ ，二面角散射系数 $k_d$ 和螺旋体散射系数 $k_h$ ，分别可表示为

$$k_s = |s_{rl}|, k_d = \min(|s_{rr}|, |s_{ll}|), k_h = ||s_{ll}| - |s_{rr}|| \quad (7)$$

其中， $s_{rr}$ ， $s_{ll}$ 和 $s_{rl}$ 分别表示圆极化基下信号回波的各散射分量值。

由于在不同海情下海杂波的回波能量变化起伏较大，检测单元中提取的绝对散射分量系数可能无法区分出目标与杂波。考虑检测单元和参考单元的散射能量的相对比值，可以降低杂波对特征分辨力的影响。因此定义这3个散射体在目标回波中的归一化散射系数如

$$K_{kx} = \frac{k_{xi}}{\sum_{i=1}^N k_{xi}}, \quad x = s, d, h, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

其中， $k_{xi}$ 代表第*i*个 $k_x$ 的取值。

$K_{ks}$ ， $K_{kd}$ 和 $K_{kh}$ 分别代表了回波中球面散射、二面角散射和螺旋体散射的归一化系数。海情等级较低时，纯海杂波回波中的主要散射成分为球面散射，随着海情等级的增加，纯海杂波回波的散射成分复杂度增加，难以用具体的某种散射成分来描述。然而由于人造目标往往表面光滑平整，相对于高海情下散射成分复杂的海杂波回波而言，此时目标的球面散射特性更为明显，此外大量的实测数据也已证明目标会呈现出明显的二面角散射特性。由式(6)可以得出，二面角散射可看做左旋螺旋体散射和右旋螺旋体散射的集合体，因此在高海情下，

目标单元回波的螺旋体散射成分也明显高于杂波单元回波的螺旋体散射成分。

### 3 基于极化联合特征的目标检测方法

#### 3.1 实测数据说明

本文采用的实验数据来自加拿大McMaster大学的IPIX雷达数据库网站，雷达频率为9.39 GHz，脉冲重复频率为1 kHz。各组数据包含同步收集的HH, VV, HV和VH这4种极化方式数据，1993年的实验中，雷达架设在加拿大东海岸Dartmouth附近30 m高的悬崖上，雷达朝大西洋海面照射，待检测目标为一个直径1 m的球形密封救生器，表面包裹一层用来增强信号的铝箔。目标漂浮在海面上，不断上浮和下落。每个数据文件含14个距离单元的回波信号，每个距离单元的采样点数为131072个，目标主要占据1个距离单元，目标所在单元旁边有2~3个影响单元，其他均为纯杂波单元。所选数据的信杂比在-2~18 dB范围内<sup>[8,9]</sup>，数据文件的主要参数如表1所示。

#### 3.2 极化特性分析

通过Cloude极化特征分解，可以得出来自纯海杂波单元的雷达回波仅包含随机散射的海杂波回波，而来自目标单元的雷达回波，目标的存在使得回波中极化散射的随机性降低。因此，目标单元的极化熵小于海杂波单元的极化熵，而极化反熵相反。通过Krogager极化特征分解，可以得出来自目标单元的球面散射分量、二面角散射分量和螺旋体散射分量的归一化系数均明显高于纯海杂波单元的这3种分量，且随着海情等级的增加，海杂波的极化散射特性的复杂性增加，而目标依旧呈现出明确的球面散射、二面角散射和螺旋体散射特性，目标和海杂波的可分性增强。以1993年IPIX数据中的4个数据文件为例验证所提特征的可分性，为保证

表 1 1993年IPIX雷达数据主要参数说明

Tab. 1 The description of IPIX datasets in 1993

序号	数据编号	目标所在单元	受目标影响单元	风速(km/h)	浪高(m)	平均信杂比(dB)
1	#17	9	8:11	9	2.2	11.95
2	#26	7	6:8	9	1.1	6.43
3	#30	7	6:8	19	0.9	2.96
4	#31	7	6:9	19	0.9	8.03
5	#40	7	5:8	9	1.0	11.39
6	#54	8	7:10	20	0.7	13.88
7	#280	8	7:10	10	1.6	6.20
8	#310	7	6:9	33	0.9	2.52
9	#311	7	6:9	33	0.9	11.38
10	#320	7	6:9	28	0.9	10.64

数据相关性, 随机选取观测时间为1.024 s的连续时间序列, 提取回波数据的极化熵期望 $G_H$ , 极化反熵期望 $G_A$ , 球散射体散射系数 $K_{ks}$ , 二面角散射系数 $K_{kd}$ , 螺旋体散射系数 $K_{kh}$ 等5个特征。为了得到可视化的结果, 采用PCA<sup>[23]</sup>对五维特征进行降维, 定性地对目标和杂波的特征可分性进行描述。图1为所选数据第一距离单元(杂波单元)和目标距离单元特征降维后的二维散布图。可以看出, 目标距离单元的样本和杂波距离单元的样本是基本可分的, 证明了所提特征的有效性和可分性。

### 3.3 基于极化联合特征的目标检测算法

实际应用会存在某类样本获取代价太大, 甚至无法获取的情况, 从而导致不同类的样本数量不均衡甚至某类样本不存在。在这种情况下, 两类或多类分类器就会发生分类界面偏移甚至是分类器无法训练的问题。而一类分类器由于训练时只需要一类样本参与, 可以用来解决上述问题, 因此广泛用于异常检测、故障排除、目标检测和目标鉴别等任务中<sup>[24]</sup>。

OCSVM作为一种基于域的一类分类方法, 寻找的是一个满足如下条件的分类超平面: (1)所有的训练样本都位于超平面的上方; (2)原点到超平面的距离最大。原点到超平面的最大距离称之为“最大间隔”, 因此OCSVM也被称为“最大间隔一类分类器”。OCSVM的函数可以表示成形式如

$$\left. \begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, \xi_i, \rho} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{\eta N} \sum_i \xi_i - \rho \\ \text{s.t.} \quad & (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i)) \geq \rho - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, \forall i \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中,  $\mathbf{w}$ 是超平面的斜率,  $\rho$ 为超平面的截距,  $\xi_i$ 为松弛变量,  $N$ 为训练样本数,  $\eta$ 为超参数,  $\phi(\cdot)$ 为高斯核变换, 且 $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \phi(\mathbf{x}_i), \phi(\mathbf{x}_j) \rangle = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2^2 / 2\sigma^2)$ 。利用拉格朗日变换, OCSVM的目标函数可以转化为对偶形式

$$\left. \begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j \kappa(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\eta N} \\ & \sum_i \alpha_i = 1 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

由此确定参数 $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$ 后, OCSVM的分类模型可以用如式(11)的形式表示

$$h(\mathbf{x}) = \begin{cases} \text{目标,} & f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) - \rho > 0 \\ \text{非目标,} & f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) - \rho \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

在所提方法中, 由于海杂波回波的数目远大于目标回波的数目, 因此使用OCSVM作为检测器,

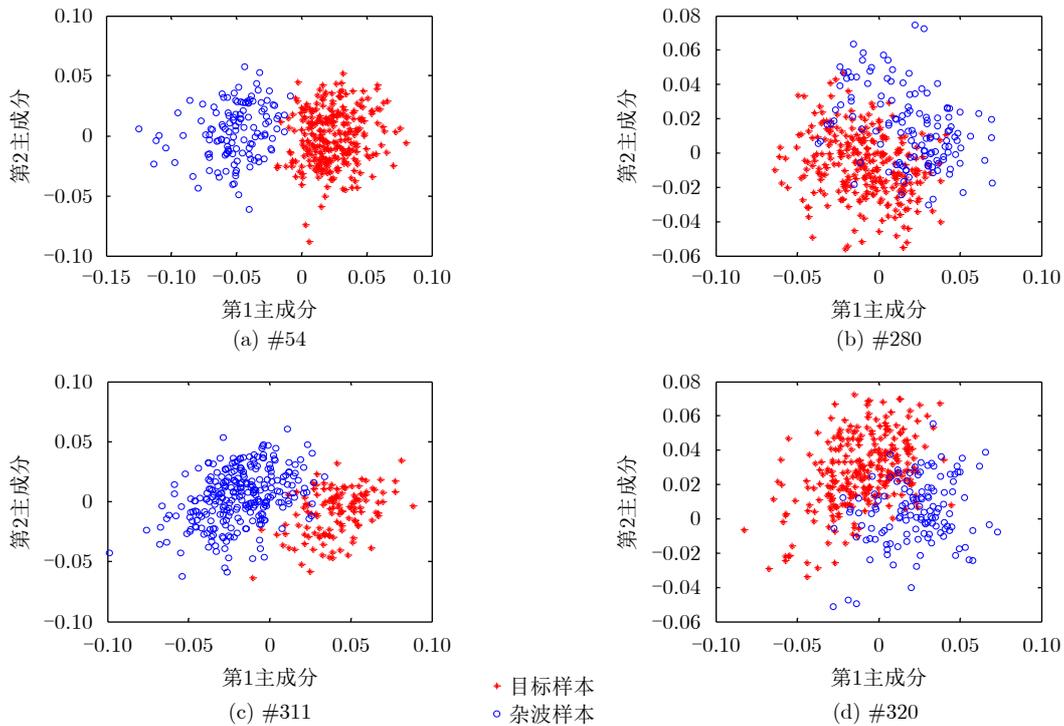


图 1 各数据集第1杂波距离门与目标距离门特征对应的二维散布图

Fig. 1 The 2D scatter graph corresponding to the characteristics of clutter cell and target cell in each dataset

在训练步骤中只使用海杂波这一类样本。结合OCSVM，整个过程可以描述如下：

(1) 采集全极化通道数据，将其分割成不同的时间序列作为实验样本；

(2) 对所有样本进行Cloude和Krogager极化特征分解，提取 $G_H, G_A, K_{ks}, K_{kd}, K_{kh}$ 构成五维极化联合特征，并分别为其附加类别标签(1表示纯海杂波，-1表示目标单元回波)，作为实验数据集；

(3) 选取前1/2的杂波样本训练OCSVM，选择高斯核函数；

(4) 选取后1/2的杂波样本和所有目标样本作为测试样本，利用训练好的OCSVM检测器来确定测试样本是纯杂波还是目标。

基于极化特征的检测器的流程图如图2所示。

### 4 检测性能分析

在这一部分中，本文通过在1993年的IPIX数据验证所提检测方法的性能。定义准确率 $C_R$ 和虚警率 $F_R$ 以定量评估本文方法的性能。 $C_R$ 越大， $F_R$ 越小，检测方法的性能越好。

$$C_R = \frac{\text{测试集中正确分类的样本数}}{\text{测试集的总样本数}},$$

$$F_R = \frac{\text{杂波被判定为目标样本数}}{\text{杂波的总测试样本数}}$$

### 4.1 不同数据集的方法的检测性能

在1993年的数据集中(除#26和#30这两个数据集的杂波单元为11个)，大部分杂波单元为10个，目标杂波单元为1个。在训练步骤中，利用每组海杂波回波的前半部分样本训练OCSVM，剩余的海杂波和目标样本进行测试。数据集(#26和#30除外)的划分说明如表2所示。

观测时间类型设置为： $2^n$  ms( $n$ 的取值从7到12)，因此每个单元对应的特征向量样本为1024, 512, 256, 128, 64和32。图3表示出了该方法在不同观测时间下的检测性能，其中水平坐标表示观测时间(观测时间从 $2^7$  ms到 $2^{12}$  ms)，垂直坐标表示检测的准确率。通过对OCSVM超参数的微调，将其 $F_R$ 值设为0.01上下，波动幅度在20%以内。从图3可以看出，该方法在不同观测时间的检测性能良好。随着选取每个样本的观测时间的增加，每个目标或杂波的回波样本中包含的采样点数增加，则每个目标样本或每个杂波样本获得的回波信息增加，因此从样本中提取的目标和杂波样本的特征可分性增强，从而提高了检测性能。且信杂比高的数据集的检测准确率要远高于信杂比低的数据集。

### 4.2 不同核函数下方法的检测性能

对于标准的两类支持向量机来说，线性核函数、多项式核函数、Sigmoid核函数以及高斯核函

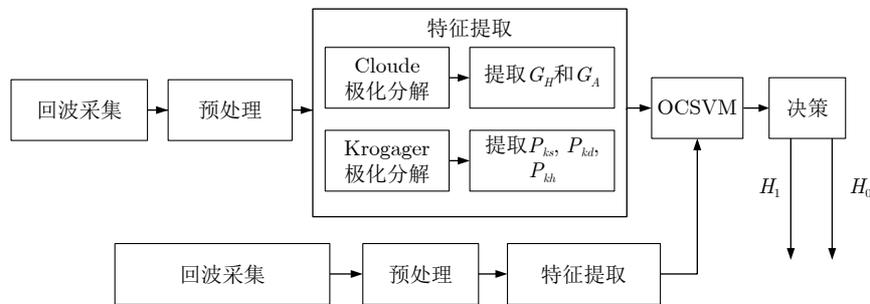


图2 基于极化联合特征的海面目标检测流程图

Fig. 2 Flow chart of surface target detection based on polarization joint feature

表2 实验样本数说明

Tab. 2 The description of experimental sample number

观测时间(ms)	纯杂波样本数	目标样本数	训练样本数		测试样本数	
			纯杂波样本	纯杂波样本	纯杂波样本	目标样本数
128	10240	1024	5120	5120	5120	1024
256	5120	512	2560	2560	2560	512
512	2560	256	1280	1280	1280	256
1024	1280	128	640	640	640	128
2048	640	64	320	320	320	64
4096	320	32	160	160	160	32

数在不同的应用中都取得了不错的效果。但是,对于本文使用的OCSVM来说,文献[25-28]的研究表明:相比于其他类型的核函数,高斯核函数最适合OCSVM。因此,在文中的OCSVM中核函数的选择上,我们使用高斯核函数。为了验证文献[25-28]中的结论,本文以IPIX雷达1993年数据集中的#54, #280和#311为例,虚警率控制在0.01左右。比较不同核函数下OCSVM在这3组数据集上的检测性能,实验结果如表3所示。从表3中可以看出,在3组数据集上,高斯核函数下的一类支持向量机都取得了最高的检测正确率,其次是多项式核函数以及Sigmoid核函数,最差的是线性核函数。表3的实验结果和文献[25-28]的理论分析吻合,即高斯核函数是OCSVM中最适合的核函数。

#### 4.3 不同方法的检测性能对比

在本节中,首先验证所提方法中不同分解后各自的检测性能。以#280, #311, #320和#54数据集作为实验数据。采用 $[G_H, G_A, K_s, K_d, K_h]$ 作为OCSVM的输入特征向量进行训练和测试,并与单独以 $[G_H, G_A]$ 或 $[K_s, K_d, K_h]$ 为特征向量的实验结果进

行比较,实验结果如表4所示。由表4可以得出:由两种极化分解方法提取到的特征不仅有良好的可分性,同时也有较好的互补性。所提检测方法综合了两种极化分解提取的特征,获取了更为丰富的极化散射信息,因此,检测的正确率要高于单独以 $[G_H, G_A]$ 或 $[K_s, K_d, K_h]$ 为特征向量的检测方法,而虚警率与单独以 $[G_H, G_A]$ 或 $[K_s, K_d, K_h]$ 为特征向量的检测方法相比有所降低。

其次,将所提出的方法与经典的三特征法<sup>[11]</sup>和现有的两种基于极化特征的检测方法进行比较。为方便表示,文献[13]中的方法称为极化熵间距法(简称DBEA),文献[14]中的方法称为三维极化特征法(Tri-Polarization-Features Method, 3D-PFM),文献[11]中所提出的四极化通道三特征法为经典三特征方法在四极化通道下的改进,这里简称为四极化通道三特征法(Tri-feature method in Four Polarization Channels, Tri-FPC)。在分类器的选择上,统一选择OCSVM作为检测器。另外,观测时间分别设置为128 ms, 1024 ms和4096 ms,检测结果如表5所示。

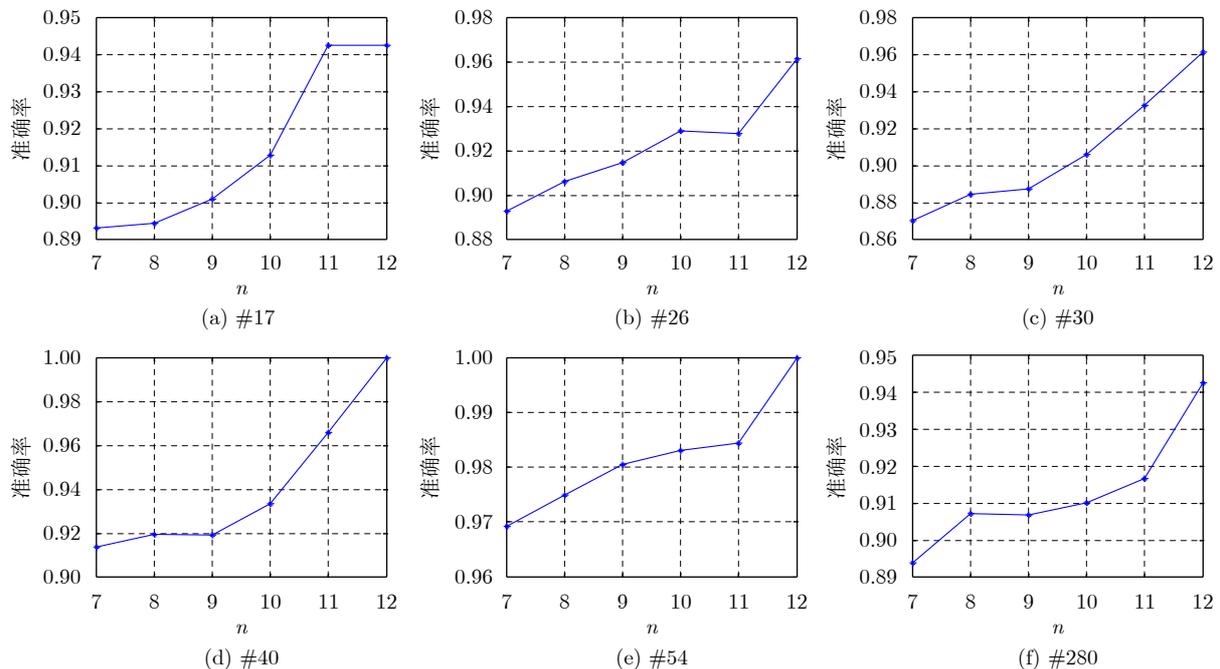


图3 不同观测时间下不同数据集的检测准确率

Fig. 3 Detection accuracy of different data sets in different observation time

表3 不同核函数下OCSVM在3组数据集上的检测正确率(%)

Tab. 3 The detection accuracy of OCSVM in the three datasets with different kernel functions

核函数类型	线性核函数	多项式核函数	Sigmoid核函数	高斯核函数
#54	50.49	91.91	74.51	96.81
#280	61.76	72.79	70.10	89.07
#311	33.82	86.27	76.72	95.10

表4 不同极化分解后的检测性能

Tab. 4 The detection performance after different polarization decomposition

数据编号	特征向量	目标检测概率(%)	虚警概率(%)
#280	$[G_H, G_A]$	65.63	18.75
	$[K_s, K_d, K_h]$	90.19	2.38
	$[G_H, G_A, K_s, K_d, K_h]$	91.02	2.19
#311	$[G_H, G_A]$	82.81	7.81
	$[K_s, K_d, K_h]$	96.88	2.38
	$[G_H, G_A, K_s, K_d, K_h]$	97.79	1.72
#320	$[G_H, G_A]$	25.00	18.74
	$[K_s, K_d, K_h]$	95.94	1.56
	$[G_H, G_A, K_s, K_d, K_h]$	98.57	1.25
#54	$[G_H, G_A]$	86.88	4.69
	$[K_s, K_d, K_h]$	95.94	2.38
	$[G_H, G_A, K_s, K_d, K_h]$	98.31	1.88

表5 不同观测时间下不同方法的检测性能

Tab. 5 The detection performance of different methods in different observation time

观测时间(ms)	$C_R$				$F_R$			
	DBEA	Tri-FPC	3D-PFM	所提方法	DBEA	Tri-FPC	3D-PFM	所提方法
128	0.8478	0.8961	0.8948	0.9126	0.0104	0.0104	0.0112	0.0126
1024	0.8596	0.9178	0.9197	0.9377	0.0107	0.0146	0.0137	0.0166
4096	0.8797	0.9510	0.9493	0.9668	0.0193	0.0175	0.0218	0.0181

由表5可以看出,随着观测时间的增加,各种方法的检测性能都有所提高,而 $F_R$ 相差不大。其中基于DBEA的方法由于海表面的极化散射矩阵与小球表面的极化散射矩阵相同,因此检测效果最差。与基于3D-PFM的方法和基于Tri-FPC方法相比,所提方法的 $C_R$ 平均要高出2%,尤其是当观测时间为0.128 s时,所提方法具有明显的优势。这是因为所提方法将基于极化散射矩阵的相干分解方法和基于极化协方差矩阵的非相干方法相结合,获得了更加丰富的极化信息。因此,利用目标和海杂波回波的极化信息,特别是在较短的观测时间内,所提方法具有更好的检测性能。

## 5 结束语

本文从全极化体制角度出发,通过对IPIX雷达四极化通道的数据进行Cloude和Krogager两种不同的极化特征分解,更为详细地分析了复杂海情下海面小目标和纯杂波的散射特性。通过提取回波信号的5种极化特征,构成五维特征空间,针对目标和杂波的极化联合特征可分性,利用OCSVM进行分类识别,得到了良好的目标检测结果。本文首次将Krogager极化特征分解方法引入海面目标检测,

更为直观地阐述了纯杂波和目标的散射分量构成,为进一步研究海杂波极化散射特性在海面目标检测中的应用奠定了基础。此外,海杂波的极化散射特性复杂多变,关于海杂波极化散射的更进一步研究是下一步的研究方向。

## 参考文献

- [1] FARINA A and STUDER F A. A review of CFAR detection techniques in radar systems[J]. *Microwave Journal*, 1986, 29(5): 115, 116, 118.
- [2] 丁昊,刘宁波,董云龙,等. 雷达海杂波测量试验回顾与展望[J]. *雷达学报*, 2019, 8(3): 281-302. doi: [10.12000/JR19006](https://doi.org/10.12000/JR19006).  
DING Hao, LIU Ningbo, DONG Yunlong, et al. Overview and prospects of radar sea clutter measurement experiments[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 281-302. doi: [10.12000/JR19006](https://doi.org/10.12000/JR19006).
- [3] 刘宁波,董云龙,王国庆,等. X波段雷达对海探测试验与数据获取[J]. *雷达学报*, 2019, 8(5): 656-667. doi: [10.12000/JR19089](https://doi.org/10.12000/JR19089).  
LIU Ningbo, DONG Yunlong, WANG Guoqing, et al. Sea-detecting X-band radar and data acquisition program[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(5): 656-667. doi: [10.12000/JR19089](https://doi.org/10.12000/JR19089).

- [4] 丁昊, 王国庆, 刘宁波, 等. 逆Gamma纹理背景下两类子空间目标的自适应检测方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(3): 275–284. doi: [10.12000/JR16088](https://doi.org/10.12000/JR16088).  
DING Hao, WANG Guoqing, LIU Ningbo, *et al.* Adaptive detectors for two types of subspace targets in an inverse gamma textured background[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(3): 275–284. doi: [10.12000/JR16088](https://doi.org/10.12000/JR16088).
- [5] 许述文, 石星宇, 水鹏朗. 复合高斯杂波下抑制失配信号的自适应检测器[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 326–334. doi: [10.12000/JR19030](https://doi.org/10.12000/JR19030).  
XU Shuwen, SHI Xingyu, and SHUI Penglang. An adaptive detector with mismatched signals rejection in compound Gaussian clutter[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 326–334. doi: [10.12000/JR19030](https://doi.org/10.12000/JR19030).
- [6] SHI Yanling, XIE Xiaoyan, and LI Dongchen. Range distributed floating target detection in sea clutter via feature-based detector[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1847–1850. doi: [10.1109/LGRS.2016.2614750](https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2614750).
- [7] 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).
- [8] LUO Feng, ZHANG Danting, and ZHANG Bo. The fractal properties of sea clutter and their applications in maritime target detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(6): 1295–1299. doi: [10.1109/LGRS.2013.2237750](https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2237750).
- [9] 陈世超, 罗丰, 胡冲, 等. 基于多普勒谱非广延熵的海面目标检测方法[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 344–354. doi: [10.12000/JR19012](https://doi.org/10.12000/JR19012).  
CHEN Shichao, LUO Feng, HU Chong, *et al.* Small target detection in sea clutter background based on Tsallis entropy of Doppler spectrum[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(3): 344–354. doi: [10.12000/JR19012](https://doi.org/10.12000/JR19012).
- [10] 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](https://doi.org/10.1109/TAES.2014.120657).
- [11] 许述文, 蒲佳. 基于四极化通道融合的海面漂浮微弱目标特征检测[J]. 信号处理, 2017, 33(3): 324–329. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.011](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.011).  
XU Shuwen and PU Jia. Floating small targets detection in sea clutter based on four-polarization-channels fusion[J]. *Journal of Signal Processing*, 2017, 33(3): 324–329. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.011](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.011).
- [12] 田玉芳, 尹志盈, 姬光荣, 等. 基于SVM的海面弱目标检测[J]. 中国海洋大学学报, 2013, 43(7): 104–109.  
TIAN Yufang, YIN Zhiying, JI Guangrong, *et al.* Weak targets detection in sea clutter based on SVM[J]. *Periodical of Ocean University of China*, 2013, 43(7): 104–109.
- [13] 武鹏, 王俊, 王文光. 基于极化特征分解的海上小目标检测算法研究[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 816–822. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.00678](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.00678).  
WU Peng, WANG Jun, and WANG Wenguang, *et al.* Small target detection in sea clutter based on polarization characteristics decomposition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(4): 816–822. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.00678](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.00678).
- [14] 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).
- [15] MORRIS J T and ANDERSON S J. Aspect dependence of the polarimetric characteristics of sea clutter: I. Variation with elevation angle[C]. 2008 International Conference on Radar, Adelaide, Australia, 2008: 106–110.
- [16] ANDERSON S J and MORRIS J T. Aspect dependence of the polarimetric characteristics of sea clutter: II. Variation with azimuth angle[C]. 2008 International Conference on Radar, Adelaide, Australia, 2008: 581–585.
- [17] 张新勋, 周生华, 刘宏伟. 目标极化散射特性对极化分集雷达检测性能的影响[J]. 雷达学报, 2019, 8(4): 510–518. doi: [10.12000/JR18112](https://doi.org/10.12000/JR18112).  
ZHANG Xinxun, ZHOU Shenghua, and LIU Hongwei. Influence of target polarization scattering characteristics on the detection performance of polarization diversity radar[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(4): 510–518. doi: [10.12000/JR18112](https://doi.org/10.12000/JR18112).
- [18] AN Wentao, CUI Yi, and YANG Jian. Three-component model-based decomposition for polarimetric SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(6): 2732–2739. doi: [10.1109/TGRS.2010.2041242](https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2041242).
- [19] CLOUDE S R and POTTIER E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68–78. doi: [10.1109/36.551935](https://doi.org/10.1109/36.551935).
- [20] AN Wentao, CUI Yi, ZHANG Weijie, *et al.* Data compression for multilook polarimetric SAR Data[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 476–480. doi: [10.1109/LGRS.2009.2017498](https://doi.org/10.1109/LGRS.2009.2017498).
- [21] KROGAGER E. New decomposition of the radar target scattering matrix[J]. *Electronics Letters*, 1990, 26(18): 1525–1527. doi: [10.1049/el:19900979](https://doi.org/10.1049/el:19900979).
- [22] KROGAGER E, BOERNER W M, and MADSEN S N. Feature-motivated Sinclair matrix (sphere/diplane/helix)

- decomposition and its application to target sorting for land feature classification[C]. The SPIE 3120, Wideband Interferometric Sensing and Imaging Polarimetry, San Diego, USA, 1997. doi: [10.1117/12.300620](https://doi.org/10.1117/12.300620).
- [23] CHAMUNDEESWARI V V, SINGH D, and SINGH K. An analysis of texture measures in PCA-based unsupervised classification of SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 214–218. doi: [10.1109/LGRS.2008.2009954](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2009954).
- [24] ZHANG Wei, DU Lan, LI Liling, *et al.* Infinite Bayesian one-class support vector machine based on Dirichlet process mixture clustering[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 78: 56–78. doi: [10.1016/j.patcog.2018.01.006](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2018.01.006).
- [25] XU Huan and HUANG Deshuang. One class support vector machines for distinguishing photographs and graphics[C]. IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, Sanya, China, 2008. doi: [10.1109/ICNSC.2008.4525289](https://doi.org/10.1109/ICNSC.2008.4525289).
- [26] CHO H W. Data description and noise filtering based detection with its application and performance comparison[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(1): 434–441. doi: [10.1016/j.eswa.2007.09.053](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.09.053).
- [27] TIAN Jiang, GU Hong, GAO Chiyang, *et al.* Local density one-class support vector machines for anomaly detection[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2011, 64(1/2): 127–130. doi: [10.1007/s11071-010-9851-y](https://doi.org/10.1007/s11071-010-9851-y).
- [28] BOUNSIAR A and MADDEN M G. Kernels for one-class support vector machines[C]. 2014 International Conference on Information Science & Applications (ICISA), Seoul, Republic of Korea, 2014. doi: [10.1109/ICISA.2014.6847419](https://doi.org/10.1109/ICISA.2014.6847419).

### 作者简介



陈世超(1992–), 女, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生, 研究方向为海杂波建模与仿真、海杂波背景下的目标检测。

E-mail: [scchen0115@163.com](mailto:scchen0115@163.com)



高鹤婷(1981–), 女, 本科毕业于哈尔滨工业大学计算机应用科学与技术专业, 现就职于中国人民解放军海军701工厂, 研究方向为雷达算法研究。

E-mail: [gaoheting\\_810512@sina.com](mailto:gaoheting_810512@sina.com)



罗丰(1971–), 男, 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士生导师, 教授, 研究方向为雷达系统设计、雷达信号与信息处理、高速实时信号处理。

E-mail: [luofeng@xidian.edu.cn](mailto:luofeng@xidian.edu.cn)