

# 基于SPWVD-STFT的海面弱目标检测方法

成怡<sup>1,2</sup>, 王阳<sup>1</sup>

(1. 天津工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300387;  
2. 天津工业大学 天津市电气装备智能控制重点实验室, 天津 300387)

**摘要:** 为了进一步提升时频域特征检测海面弱目标的能力, 提出一种平滑伪魏格纳-威利分布(smoothed pseudo Wigner-Ville distribution, SPWVD)-短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)海面弱目标检测算法. 首先, 采用STFT对回波信号进行时频特征分析, 优化SPWVD的时频特征分析结果, 并引入K-medoids聚类算法对二者时频矩阵进行降噪处理. 然后, 提取时频域特征多普勒频率稳定度(Doppler frequency stability, DFS), 利用快速凸包学习算法获得虚警可控的判决区域, 从而判定海杂波与目标. 最后, 基于IPIX数据集中实测数据的实验结果表明所提出的检测算法在相同虚警率下比时频三特征检测器的平均检测概率高6.3%.

**关键词:** 海杂波; 弱目标检测; 时频分析; K-medoids聚类; 凸包检测器

中图分类号: TN 957.51 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)10-1401-08

## Sea-Surface Weak Target Detection Method Based on SPWVD-STFT

CHENG Yi<sup>1,2</sup>, WANG Yang<sup>1</sup>

(1. School of Control Science and Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. Tianjin Key Laboratory of Intelligent Control of Electrical Equipment, Tiangong University, Tianjin 300387, China. Corresponding author: WANG Yang, E-mail: wangyang990327@163.com)

**Abstract:** To further improve the capability of time-frequency domain features to detect weak targets on the sea-surface, a smoothed pseudo Wigner-Ville distribution (SPWVD)-short-time Fourier transform (STFT) sea-surface weak target detection algorithm is proposed. Firstly, STFT is adopted to perform time-frequency features analysis on the echo signals, and to optimize the time-frequency features analysis results of SPWVD. The K-medoids clustering algorithm is introduced to denoise the time-frequency matrix. Then, the time-frequency features Doppler frequency stability (DFS) is extracted, and the fast convex hull learning algorithm is utilized to obtain the false alarm controllable judgment region, so as to determine the sea clutter and the target. Finally, results of experiments based on Ice multiparameter imaging X-Band radar (IPIX) measured data show that the detection probability of the proposed detection algorithm is 6.3% higher than that of the time-frequency tri-feature detector at the same false alarm rate.

**Key words:** sea clutter; weak target detection; time-frequency analysis; K-medoids clustering; convex hull detector

海面弱目标泛指那些具有低反射雷达截面积(radar cross section, RCS)和信杂比(signal to clutter ratio, SCR)的海面目标, 可分为如下两类: 一类是实际物理尺寸小的目标, 比如潜望镜和通信浮标等; 另一类是采用隐身材料或隐身设计的

目标, 如隐身快艇、隐身船等<sup>[1-2]</sup>. 这两类目标反射的有用回波信号极其微弱, 通常被无规律的海杂波湮没, 具有很低的可观测性. 海杂波是最为复杂多变的一种雷达杂波<sup>[3]</sup>, 其影响因素诸多, 包括海表面风速风向、海面浪涌等海洋海况<sup>[3-4]</sup>. 海杂

波还具有非高斯、非线性、非平稳的特性,常常会出现类似小目标的海尖峰,不利于海面目标的检测<sup>[5-6]</sup>.雷达在检测目标时,海杂波会对其产生严重的干扰,影响检测性能,因此检测出海面弱目标的关键在于如何有效区分海杂波与目标的特征<sup>[7-8]</sup>.

目前,国内外学者对于强时变海杂波背景下的低、小、慢目标检测进行了大量的研究.分形理论被用于描述不规则和不光滑的物体,而海洋海面具有一定的分形特性.文献[9]提出了Hurst分形检测器,根据目标和海杂波的Hurst指数不同,实现了对海面目标单特征的检测.由于Hurst检测器是在一维特征空间上对目标进行检测,因此该检测器的检测概率较低.文献[10]将多特征联合检测技术引入到海面漂浮小目标检测,提出了基于相对平均振幅(relative average amplitude, RAA)、多普勒峰高(Doppler peak height, DPH)和多普勒向量熵(Doppler vector entropy, DVE)的三特征联合检测器,相比于Hurst检测器的检测性能有所提升.文献[11]在时域特征和频域特征的基础上引入时频域特征,提出了时频三特征联合检测器,其性能在三特征检测器的基础上得到了进一步提升.文献[12]提出了一种基于极化特征的检测器,根据目标和海杂波在极化域内对特征差异进行检测.随着人工智能的迅速发展,深度学习逐渐应用于海面弱目标的检测中,文献[13]提出一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的海面目标检测算法,但是该算法并未进行虚警控制研究.时频分析作为时变非平稳信号的有效分析方法,在检测海面弱目标的领域得到了广泛应用,文献[14]利用魏格纳-威利分布(Wigner-Ville distribution, WVD)具有较好的时频聚集性对短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)的海面弱目标检测算法进行了改进,能够检测到信杂比较低的目标.

STFT属于线性时频变换,不存在交叉项的干扰,但是窗函数的长短影响着检测性能,倘若选用短窗口,虽然会提高时间分辨率,但频率分辨率会变差;若选用长窗口,频率分辨率会提高,但时间分辨率会随之变差.也就是说时间分辨率和频率分辨率不能同时满足最佳要求.频率分辨率的提高是检测出目标的重要条件,因此窗的长度必然要加长,但窗的长度越长,信号的局部稳定性就越难以保证,即时频聚集性会变差,这便

是STFT的局限性之一.WVD是一种二次型时频分析方法,相比于STFT, WVD的时频聚集性虽然更优,但是交叉项是二次型时频分析方法中不可避免的问题<sup>[15]</sup>,通常情况下交叉项处于振荡状态且幅值为单个信号的2倍,这会导致目标信号的时频特征不清晰,影响目标的检测效果.

针对时域和频域特征难以有效地区分海杂波和目标、STFT时频聚集性较差及WVD抗交叉项干扰能力的不足,本文提出一种基于平滑伪魏格纳-威利分布(smoothed pseudo Wigner-Ville distribution, SPWVD)和STFT的海面弱目标检测方法,并引入K-medoids进行降噪处理,提升了检测器对海面弱目标的检测性能.

## 1 SPWVD-STFT 海面弱目标检测方法

### 1.1 二元假设检验

雷达接收到的回波信号一般有两种类型:一是纯海杂波信号;二是目标和海杂波的信号.雷达目标检测就是判断回波中是否含有目标,因此雷达目标检测问题可以归结为以下二元假设检验问题<sup>[12,16]</sup>.

$$\begin{aligned} H_0 &= \begin{cases} z(n) = c(n); \\ z_m(n) = c_m(n); \end{cases} \\ H_1 &= \begin{cases} z(n) = s(n) + c(n); \\ z_m(n) = c_m(n). \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $n$ 的取值范围是 $1 \sim N$ ,  $N$ 为脉冲长度; $m$ 的取值范围是 $1 \sim M$ ,  $M$ 为参考单元数目; $H_0$ 表示不存在目标; $H_1$ 表示存在目标; $z(n)$ 和 $z_m(n)$ 分别为待检测单元和周围参考单元所接收的回波信号; $c(n)$ 和 $c_m(n)$ 分别为待检测单元和周围参考单元的纯杂波回波信号; $s(n)$ 为目标的回波信号.

### 1.2 时频分析方法

STFT的基本思想是假设在较短时间内非平稳信号处于平稳状态,通过窗函数在时间轴上移动,对信号进行分段分析从而得到信号的时频特性<sup>[17]</sup>.设信号为 $s(t)$ ,则STFT的表达式为

$$\mathbf{T} = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) h^*(t - \tau) e^{-j2\pi f\tau} dt. \quad (2)$$

式中: $\mathbf{T}$ 为STFT时频变换得到的时频矩阵; $h(\tau - t)$ 为窗函数; $t$ 为时间; $f$ 为频率; $(\cdot)^*$ 为共轭运算; $\tau$ 为时间延迟; $j$ 为复数的虚部.

窗函数会使 $t = \tau$ 邻域外的信号被抑制,从而得到信号 $s(t)$ 在 $t = \tau$ 邻域的局部频谱<sup>[18]</sup>.

WVD 是一种二次型时频分析方法,具有很高的时频分辨率<sup>[19]</sup>. WVD 时频变换得到的时频矩阵表达式为

$$W = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t + \frac{\tau}{2})s^*(t - \frac{\tau}{2})e^{-j2\pi f\tau} d\tau. \quad (3)$$

由于 WVD 没有窗函数,因此对单分量信号进行时频分析时,其具有最优的时频聚集性,但是对多分量信号进行时频分析时,就会出现交叉项的干扰,而交叉项的干扰会影响目标的检测效果,因此对于二次型时频分析方法来说,抑制交叉项的干扰十分重要.

SPWVD 属于 Cohen 类时频分布,是由 WVD 与平滑函数进行卷积得到,窗函数对时间和频率进行了平滑运算<sup>[20]</sup>,在保证时频聚集性的同时也能较好地消除交叉项,因此 SPWVD 不仅在一定程度上解决了 STFT 的缺陷,还对 WVD 有所改善.SPWVD 时频变换得到的时频矩阵表达式为

$$S = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) \int_{-\infty}^{+\infty} g(u-t)s(t + \frac{\tau}{2})s^*(t - \frac{\tau}{2})e^{-j2\pi f\tau} du d\tau. \quad (4)$$

式中:  $h(\tau)$  和  $g(u-t)$  是两个实偶窗函数,且  $h(0)=g(0)=1$ ;  $u$  是频率延迟.

### 1.3 K-medoids 聚类算法原理

雷达接收到的信号经过时频变换后,其中夹杂着噪声,STFT 的时频分布如图 1 所示.引入  $K$ -medoids 对时频矩阵进行聚类,把原始信号和噪声分成不同的类,从而达到去噪的目的. $K$ -medoids 是一种无监督的机器学习算法,设输入样本  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_i\}$ ,所有点与其所在类中心点的距离总和  $E$  定义为

$$E = \sum_{i=1}^K \sum_{X_i \in C_i} |X_i - G_i|. \quad (5)$$

式中:  $K$  为类中心的个数;  $C_i$  为每个类中元素的集合;  $X_i$  为输入的第  $i$  个样本;  $G_i$  是类  $C_i$  的中位数.

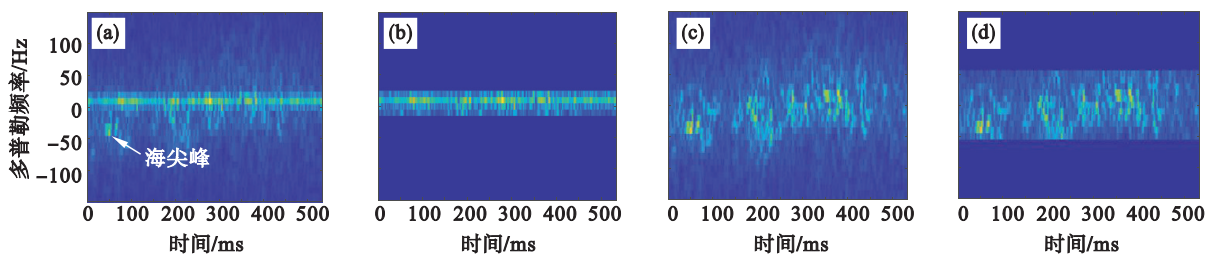


图 1 去噪前后的 STFT 时频分布对比

Fig. 1 STFT time-frequency distribution comparison before and after denoising

(a)一去噪前目标信号的 STFT 时频分布; (b)一去噪后目标信号的 STFT 时频分布;

(c)一去噪前海杂波信号的 STFT 时频分布; (d)一去噪前海杂波信号时频分布.

首先计算除聚类中心外的样本点到聚类中心的距离,将其归类为离样本中心最近的样本点,然后计算各类中除类中心的样本点到其他点的距离和最小值,将该点作为新的聚类中心,这样就实现了一次聚类优化,重复优化过程直到类中心的位置不再发生变化<sup>[21]</sup>,即式(5)计算得到的  $E$  是最小值,则聚类优化结束.  $K$ -medoids 聚类算法克服了  $K$ -means 聚类算法对孤立点敏感的缺陷,可以看作是改进后的  $K$ -means 聚类算法.

本文设置聚类中心  $K$  的值为 2,将噪声和原始信号分为 2 类.原始信号里无论是目标亦或是海杂波,在零频附近都具有较高的能量,而噪声主要分布在边缘,且能量较弱.将聚类后能量较弱的噪声信号标记为 -1,能量较强的原始信号标记为 1,剔除标签为 -1 的噪声信号.图 1b 和图 1d 是去噪后的结果,可以看出  $K$ -medoids 聚类算法不仅能够剔除噪声,还能够抑制一部分海尖峰产

生的干扰,有助于提高信号识别的准确性.

### 1.4 多普勒频率稳定度特征提取

弱目标的回波信号在时域和频域上通常被海杂波信号湮没,因此很难通过提取时域和频域特征对目标进行检测.在时频域中,短时间内目标的多普勒频率相对稳定,而海杂波的多普勒频率不稳定,因此可以根据多普勒频率稳定度 (Doppler frequency stability, DFS) 这一概念来区分目标和海杂波.目标与海杂波的 DFS 差异对比如图 2 所示,灰色部分表示同一时刻时频矩阵中频率维上的最大值,图 2a 是对目标同一时刻时频矩阵频率维上最大值的位置索引,可以看出目标的 DFS 较好,图 2b 是对海杂波同一时刻时频矩阵频率维上最大值的位置索引,可以看出其 DFS 较差. SPWVD-STFT 的检测方法针对二者 DFS 的差异,区分海杂波与目标,从而实现对面海弱目标的检测.

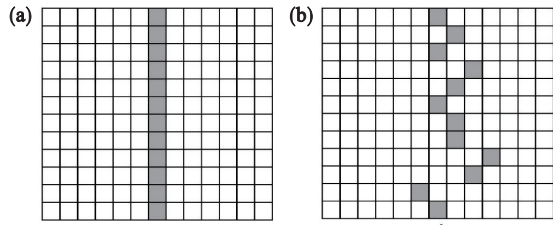


图2 目标与海杂波 DFS 的差别

Fig. 2 Difference between DFS of target and sea clutter

(a)一目标的DFS; (b)一海杂波的DFS.

DFS 特征提取方法是对回波信号进行时频变换,提取同一时刻时频矩阵频率维上最大值的位置索引,具体步骤如下:

- 1) 对脉冲长度为  $N$  的信号同时进行 STFT 和 SPWVD 得到时频矩阵  $T$  和  $S$ .
- 2) 对得到的时频矩阵  $T$  和  $S$  进行  $K$ -medoids 聚类,剔除噪声点.
- 3) 对频率维求模后进行最大值索引.

$$\begin{cases} V_0 = \operatorname{argmax}_r \{ |T| \}; \\ V_1 = \operatorname{argmax}_r \{ |S| \}. \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $V_0$  为时频矩阵  $T$  中同一时刻频率维上最大值的位置;  $V_1$  为时频矩阵  $S$  中同一时刻频率维上最大值的位置.

- 4) 对得到最大值位置索引进行标准差运算.

$$\begin{cases} D_0 = \operatorname{std}(V_0); \\ D_1 = \operatorname{std}(V_1). \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $D_0$  为  $V_0$  的标准差计算结果;  $D_1$  为  $V_1$  的标准差计算结果.

### 1.5 SPWVD-STFT 海面弱目标检测方法

SPWVD-STFT 海面弱目标检测方法由训练和检测两个分支组成.假设从海杂波获得  $L$  个训练样本,训练分支对海杂波的回波信号分别求其

归一化的 STFT 和 SPWVD,设置  $K$ -medoids 的聚类中心  $K$  的值为 2,把原始信号和噪声分成不同的类,对 STFT 和 SPWVD 的时频矩阵进行降噪处理,分别寻找降噪后 STFT 和 SPWVD 时频矩阵同一时刻频率维上最大值的位置索引,对其进行标准差运算得到  $D_0$  和  $D_1$ ,令集合  $A$  为

$$A = \{ \eta_i = [D_0, D_1], i = 1, 2, \dots, L \}. \quad (8)$$

式中:  $\eta_i$  为第  $i$  个  $D_0, D_1$  组成的集合;  $L$  为训练样本个数.

一般而言,目标的 DFS 稳定,海杂波的 DFS 不稳定,即区域  $A$  为

$$A = \{ \eta(1) \leq \bar{D}_0, \eta(2) \leq \bar{D}_1 \}; \quad (9)$$

$$\bar{D}_0 = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L D_0, \bar{D}_1 = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L D_1.$$

区域  $A$  是目标特征向量大概率落入的集合,因此把式(9)表示的区域称为目标回波的引导区域.计算集合  $A$  的凸包  $\Phi(A)$ ,令凸包的顶点集合为  $Z = \{ Z_1, Z_2, \dots, Z_r \}$ ,遍历  $q$  从 1 到  $r$ ,计算从集合  $A$  中去除  $Z_q$  后的凸包  $\Phi(A - \{ Z_q \})$  与引导区域  $A$  重叠的面积,此时更新后  $A$  为

$$A = A_c [ \Phi(A - \{ Z_q \}) \cap A ], q = 1, 2, \dots, r. \quad (10)$$

式中:  $A_c$  表示面积区域.为使检测器的检测性能好,需要在  $H_0$  假设下让判决区域与引导区域  $A$  重叠的面积尽可能地减小,即找到使式(10)面积最大的顶点,去除该顶点,更新集合  $A$ ,可以通过 1 次删除 1 个顶点样本不停地迭代搜索最优凸包集合,迭代可以去除异常训练样本,去除的样本个数用于控制虚警率.检测分支对检测数据提取  $K$ -medoids 降噪后 STFT 和 SPWVD 时频矩阵的 DFS,当待检测数据的特征向量处于判决区域之外,判定为目标,反之判定为海杂波.SPWVD-STFT 检测流程如图 3 所示.

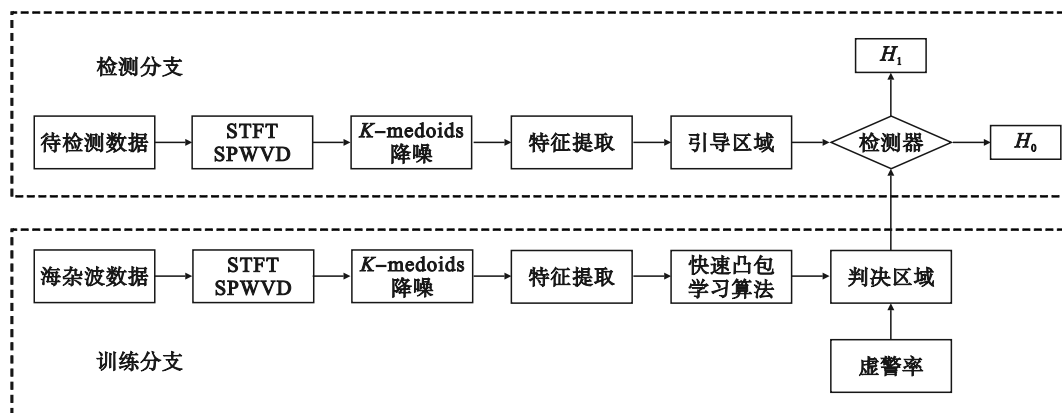


图3 SPWVD-STFT 检测方法流程图

Fig. 3 Flowchart of SPWVD-STFT detection method

## 2 实验分析

### 2.1 实测数据集

Ice multiparameter imaging X-Band (IPIX) 雷达实测数据来自公开数据集,采集自 1993 年加拿大东海岸工作在小擦地角的 X 波段雷达,距离分辨率为 30 m,脉冲重复频率  $f_r=1\ 000$  Hz,测试目标是锚定漂浮在海面上的小球,小球直径为

1 m,由于经常被海浪遮蔽和淹没,导致其反射截面通常小于  $1\ m^2$ .实验雷达分别工作在 HH(水平发射水平接收)、HV(水平发射垂直接收)、VH(垂直发射水平接收)、VV(垂直发射垂直接收)4 种极化方式下,每组数据由  $2^{17}$  个脉冲和 14 个距离单元组成.本文共采用 10 组数据,分别为 #17, #26, #30, #31, #40, #54, #280, #310, #311, #320,按顺序命名为编号 1~10.风速、信杂比等具体数据信息如表 1 所示.

表 1 IPIX 数据集参数  
Table 1 IPIX dataset parameters

编号	数据名称	风速/( $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ )	浪高/m	目标单元	影响单元	平均信杂比/dB
1	19931107_135603_starea	9	2.2	9	8,10,11	12.00
2	19931108_220902_starea	9	1.1	7	6,8	5.45
3	19931109_191449_starea	19	0.9	7	6,8	2.26
4	19931109_202217_starea	19	0.9	7	6,8,9	7.38
5	19931110_001635_starea	9	1.0	7	5,6,8	11.55
6	19931111_163625_starea	20	0.7	8	7,9,10	14.78
7	19931118_023604_stareC0000	10	1.6	8	7,9,10	5.78
8	19931118_162155_stareC0000	33	0.9	7	6,8,9	2.70
9	19931118_162658_stareC0000	33	0.9	7	6,8,9	12.5
10	19931118_174259_stareC0000	28	0.9	7	6,8,9	11.5

### 2.2 实测数据集 DFS 特征提取

图 4 是数据集 #311, #320(HH 极化方式)的海杂波和目标在 SPWVD 时频分布中的 DFS 直方图,观测时间为 0.512 s.由于目标的多普勒频率

比较稳定,因此其标准差相对较小,大多集中在 0 附近.计算得到的海杂波单元多普勒频率标准差通常大于目标单元多普勒频率标准差,因此 DFS 可以较好的区分目标和海杂波.

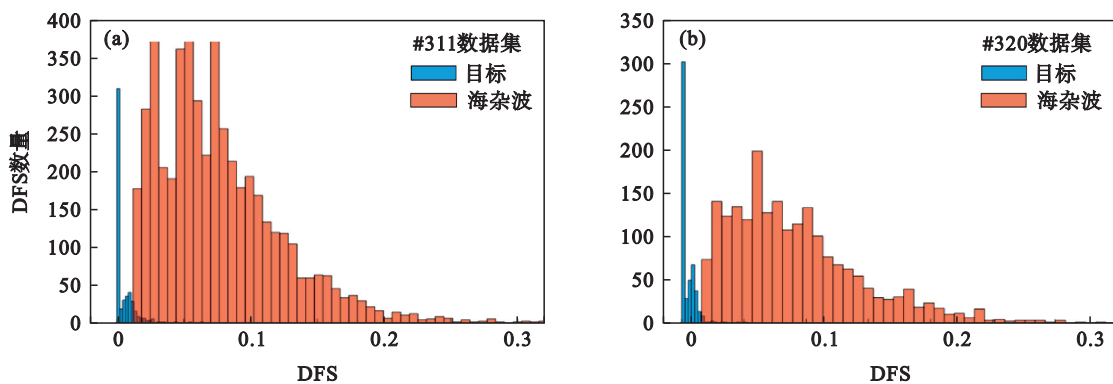


图 4 SPWVD 时频分布的 DFS 直方图

Fig. 4 DFS histogram of SPWVD time-frequency distribution

(a)—#311 数据集; (b)—#320 数据集.

### 2.3 实测数据集二分类结果

图 5 是数据集 #311, #320(HH 极化方式)在虚警率为  $10^{-3}$  时二分类结果,横轴表示在 STFT 时频变换的 DFS,纵轴表示在 SPWVD 时频变换的

DFS,黑色多边形即为二维判决区域  $\Omega$ ,在判决区域之外的方块为虚警样本.虚警率可调且对于雷达目标检测极为重要,凸包算法的计算量会随着维数的增加而迅速增加,因此对于高维空间并不

适用,对三维及以下的低维空间,能够精准控制检测器的虚警率.

STFT 时频聚集性较差,因此对于大多数目标点来说,求得的 DFS 偏大,接近于海杂波,导致与海杂波难以区分. SPWVD 具有较好的时频聚集性,计算出目标的 DFS 较小,海杂波的 DFS 偏大,因此 SPWVD 能够区分大部分目标点和海杂波点. SPWVD 保留 WVD 较好时频聚集的同时增加了能够抑制交叉项的窗函数,有效地抑制大

部分交叉项产生的干扰,但仍会存在一小部分交叉项使得个别目标信号的时频特征不清晰,导致其与海杂波点难以区分,而 STFT 属于线性时频分析方法,不存在交叉项的干扰,因此所提 SPWVD-STFT 算法通过 STFT 不受交叉项干扰的优势可以检测出 SPWVD 受一部分交叉项干扰而无法检测出的目标点,同时借助 SPWVD 较好的时频聚集性可以检测出 STFT 因时频聚集性较差而无法检测出的目标点.

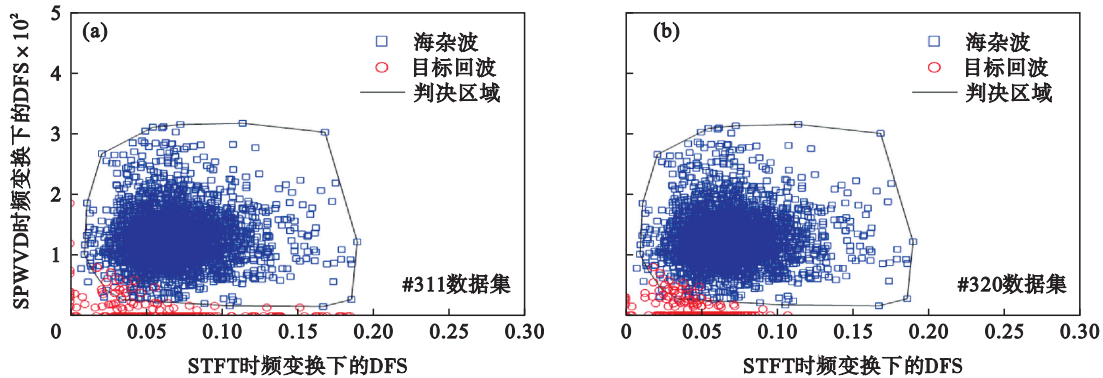


图5 二分类结果

Fig. 5 Results of binary classification

(a)—#311数据集; (b)—#320数据集.

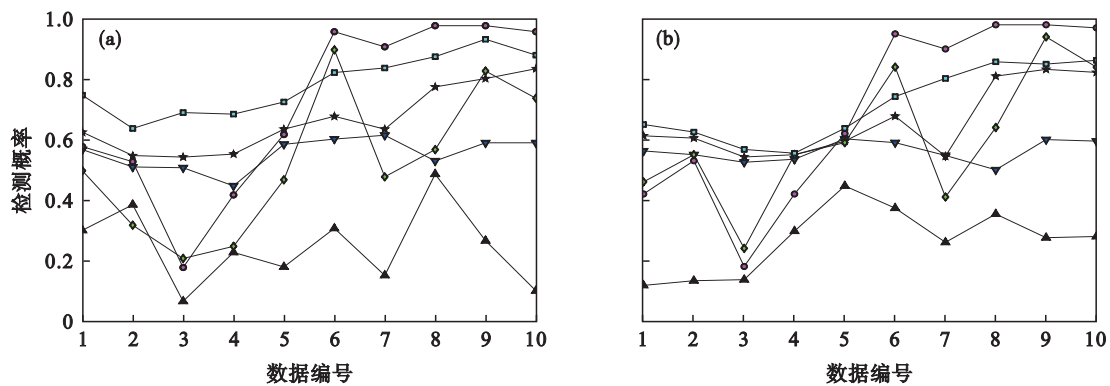
从图5可以看出,由于STFT较差的时频聚集性,求得大部分目标点在STFT变换下的DFS主要分布在0~0.1,而海杂波点在STFT变换下的DFS也主要分布于此区间,因此如果只用STFT算法去检测,那么绝大多数目标会被误判为海杂波,难以对目标实现检测.SPWVD具有较好的时频聚集性,求得目标的DFS集中分布在0~0.005,与海杂波能够实现有效的分离,但是也存在小部分目标点受交叉项的干扰,导致计算出目标与海杂波的DFS数值相近,即纵坐标偏大的点,因此只用SPWVD算法无法检测出这些受交叉项干扰的目标点,而这部分目标点通过不受交叉项干扰的

STFT算法能够使其与杂波点分离.因此二者联合检测就能把绝大部分目标点正确分类,这也验证了本文所提检测算法的有效性.

## 2.4 实验结果分析

### 2.4.1 检测性能对比实验

实验中设虚警率为 $10^{-3}$ ,脉冲积累数 $Y=512$ (即观测时间为0.512 s).在训练分支中,从纯海杂波中提取DFS,利用快速凸包学习算法获得判决区域.在检测分支中,海杂波和目标按照1:1方式随机抽取数据,计算各检测器的检测概率.图6为6种检测器分别在10组数据的4种极化方式的检测结果对比图.



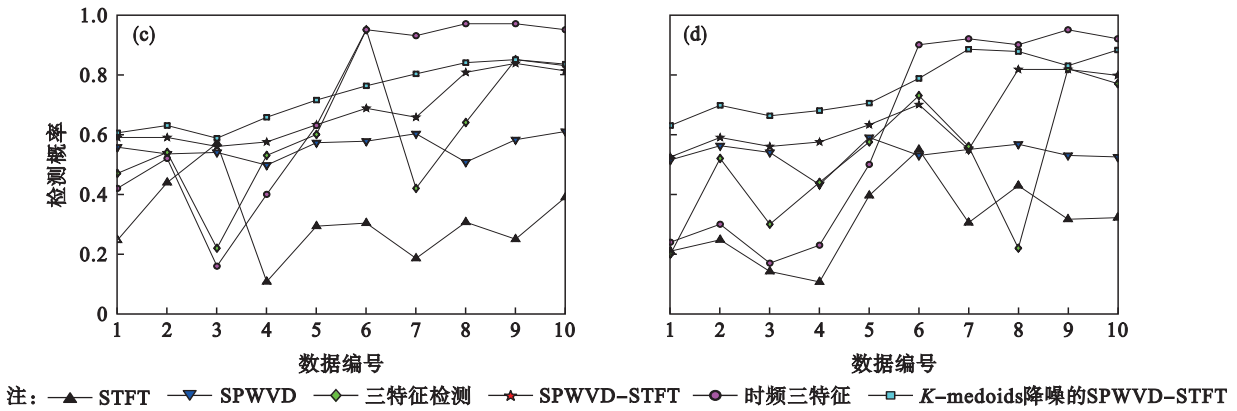


图 6 10 组实测数据 4 种极化方式的 6 种检测器性能对比

Fig. 6 Comparison of the performance of 6 detectors of 4 polarization modes in 10 groups of measured data  
(a)—HH 极化方式; (b)—HV 极化方式; (c)—VH 极化方式; (d)—VV 极化方式.

从图 6 和表 2 可以看出,检测概率最低的是 STFT 检测器,4 种极化方式的检测概率分别为 0.249, 0.267, 0.309, 0.350, 这表明该检测器无法检测出目标.4 种极化方式 SPWVD 检测器的检测概率分别为 0.557, 0.561, 0.558, 0.534, SPWVD 相比于 STFT 具有更好的时频聚集性,因此检测概率有一定提升. SPWVD-STFT 检测器 4 种极化方式的检测概率为 0.667, 0.659, 0.676, 0.657, 检测概率相较于 STFT 检测器 4 种极化方式分别提升了 0.418, 0.392, 0.367, 0.307, 相比于 SPWVD 检测器 4 种极化方式分别提升了 0.110, 0.098, 0.118, 0.123. 4 种极化方式的三特征(RAA-DPH-DVE)检测器的检测概率分别为 0.534, 0.622, 0.619, 0.518. 4 种极化方式时频三特征检测器的检测概率分别为 0.673, 0.688, 0.703, 0.627, 该检测器在三特征检测器的基础上平均检测概率提升 10%. 本文提出的 K-medoids 降噪后的

SPWVD-STFT 检测器,4 种极化方式的检测概率分别为 0.776, 0.705, 0.719, 0.744, 可以看到 K-medoids 降噪后的 SPWVD-STFT 检测器在不同数据、不同极化方式的平均检测概率相比于 SPWVD-STFT 检测器都有所提升,且对于 10 组数据的平均检测概率比时频三特征检测器提高了 6.3%.

#### 2.4.2 观测时间对比实验

下面讨论观测时间对检测性能的影响.表 2 列出了 6 种检测器在虚警概率  $P_f=10^{-3}$  的情况下,分别在  $Y=512$ (观测时间为 0.512 s)和  $Y=1024$ (观测时间为 1.024 s)时的平均检测概率.从表 2 可以看出,观测时间无论是 0.512 s 还是 1.024 s,本文提出的检测器都具有最优的检测性能.且观测时间延长了 1 倍,6 种检测器的检测性能都有所提升,这也验证了长时间积累是提升小目标检测性能的关键.

表 2 不同观测时间 6 种检测器检测概率对比

Table 2 Comparison of detection probability of 6 detectors at different observation time

检测器	观测时间/s	检测概率				平均检测概率
		HH	HV	VH	VV	
STFT 检测器	0.512	0.249	0.267	0.309	0.350	0.294
	1.024	0.325	0.374	0.361	0.418	0.369
SPWVD 检测器	0.512	0.557	0.561	0.558	0.534	0.553
	1.024	0.601	0.624	0.625	0.586	0.609
SPWVD-STFT 检测器	0.512	0.667	0.659	0.676	0.657	0.665
	1.024	0.714	0.707	0.728	0.715	0.716
三特征检测器	0.512	0.534	0.622	0.619	0.518	0.573
	1.024	0.588	0.674	0.667	0.542	0.618
时频三特征检测器	0.512	0.673	0.688	0.703	0.627	0.673
	1.024	0.746	0.774	0.759	0.698	0.744
K-medoids 降噪后的 SPWVD-STFT 检测器	0.512	0.776	0.705	0.719	0.744	0.736
	1.024	0.844	0.793	0.816	0.837	0.823

### 3 结 语

针对时域特征和频域特征都难以有效区分目标和海杂波,在单一时频分析方法中提取特征时受时频分析方法局限性导致检测器检测概率低的问题,本文提出了一种 $K$ -medoids降噪后的SPWVD-STFT检测器,提取时频域特征DFS,利用快速凸包学习算法获得判决门限进而区分目标和海杂波.通过实验对比分析所提出算法与其他方法的检测精度,实验结果表明在相同虚警率、不同观测时间情况下,检测性能实现提升.

#### 参考文献:

- [ 1 ] Guo Z X, Shui P L. Anomaly based sea-surface small target detection using  $K$ -nearest neighbor classification [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(6): 4947-4964.
- [ 2 ] Li J Y, Shui P L, Guo Z X, et al. Fast principal component analysis-based detection of small targets in sea clutter [J]. *Jet Radar Sonar and Navigation*, 2022, 16(8): 1282-1291.
- [ 3 ] Shi S N, Jiang L, Cao D, et al. Sea-surface small target detection using entropy features with dual-domain clutter suppression [J]. *Remote Sensing Letters*, 2022, 13(11): 1142-1152.
- [ 4 ] Gu T C. Detection of small floating targets on the sea surface based on multi-features and principal component analysis [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(5): 809-813.
- [ 5 ] Zhao W J, Chen Z, Jin M L. Subband maximum eigenvalue detection for radar moving target in sea clutter [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(2): 281-285.
- [ 6 ] Li Y Z, Xie P C, Tang Z S, 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.
- [ 7 ] Yan K, Bai Y, 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.
- [ 8 ] 许述文, 白晓惠, 郭子薰, 等. 海杂波背景下雷达目标特征检测方法的现状与展望 [J]. *雷达学报*, 2020, 9(4): 684-714.  
(Xu shu-wen, Bai Xiao-hui, Guo Zi-xun, et al. Status and prospects of feature-based detection methods for floating targets on the sea surface [J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 684-714.)
- [ 9 ] Shen X L, Song Z Y, Zhu Y F, et al. Fractal detector design and application in maritime target detection [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2017, 28(1): 27-35.
- [ 10 ] Shui P L, Li D C, Xu S W. Tri-feature-based detection of floating targets in sea clutter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416-1430.
- [ 11 ] Shi S N, Shui P L. Sea-surface floating small target detection by one-class classifier in time-frequency feature space [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(11): 6395-6411.
- [ 12 ] Xu S W, Zheng J B, Pu J, et al. Sea-surface floating small target detection based on polarization features [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(10): 1505-1509.
- [ 13 ] 苏宁远, 陈小龙, 关键, 等. 基于卷积神经网络的海上微动目标检测与分类方法 [J]. *雷达学报*, 2018, 7(5): 565-574.  
(Su Ning-yuan, Chen Xiao-long, Guan Jian, et al. Detection and classification of maritime target with micro-motion based on CNNs [J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(5): 565-574.)
- [ 14 ] 刘宇. 基于岸基雷达的海面弱目标检测算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021.  
(Liu Yu. Study on the algorithm of weak target detection on sea surface based on shore-based radar [D]. Xi'an: Xidian University, 2021.)
- [ 15 ] 孔慧芳, 陶文益, 闫嘉鹏. 基于FRFT的Wigner-Ville分布交叉项抑制方法 [J]. *测控技术*, 2019, 38(10): 15-19.  
(Kong Hui-fang, Tao Wen-yi, Yan Jia-peng. Wigner-Ville distribution cross term suppression method based on FRFT [J]. *Measurement & Control Technology*, 2019, 38(10): 15-19.)
- [ 16 ] Liu X W, Li J Z, Zhu Y, et al. Scattering characteristic extraction and recovery for multiple targets based on time frequency analysis [J]. *Applied Computational Electromagnetics Society Journal*, 2020, 35(8): 962-970.
- [ 17 ] Mohammadi M, Khan N A, Hassanpour H, et al. Spike detection based on the adaptive time-frequency analysis [J]. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2020, 39(11): 5656-5680.
- [ 18 ] 黎炳君, 黄汉明, 王婷婷, 等. 基于STFT和CNN的地震信号分类识别研究 [J]. *地球物理学进展*, 2021, 36(4): 1404-1411.  
(Li Bing-jun, Huang Han-ming, Wang Ting-ting, et al. Research on seismic signal classification and recognition based on STFT and CNN [J]. *Progress in Geophysics*, 2021, 36(4): 1404-1411.)
- [ 19 ] 舒亚海. 基于圈间时频特性的海面小目标检测技术 [J]. *现代雷达*, 2022, 44(7): 15-18.  
(Shu Ya-hai. A small sea surface target detection method based on time-frequency transform [J]. *Modern Radar*, 2022, 44(7): 15-18.)
- [ 20 ] Kalra M, Kumar S, Das B. Moving ground target detection with seismic signal using smooth pseudo Wigner-Ville distribution [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(6): 3896-3906.
- [ 21 ] 贺玉海, 周庆琨, 程焱晟, 等. 基于改进 $K$ -Medoids的组合聚类算法及异常值检测研究 [J]. *大连理工大学学报*, 2022, 62(4): 403-410.  
(He Yu-hai, Zhou Qing-kun, Cheng Tan-sheng, et al. Research on combinatorial clustering algorithm and outlier detection based on improved  $K$ -medoids [J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2022, 62(4): 403-410.)