

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205705

基于精细复合多尺度散布熵与 XGBoost 的海面小目标检测方法^{*}

王海峰^{1,2} 行鸿彦^{1,2} 陈梦^{1,2} 赵迪^{1,2} 李瑾^{1,2}

(1 南京信息工程大学江苏省气象灾害预报预警与评估协同创新中心 南京 210044;
2. 南京信息工程大学江苏省气象探测与信息处理重点实验室 南京 210044)

摘要:针对传统海面漂浮小目标的特征检测方法难以有效提取目标特征的问题,提出了一种基于 RCMDE-XGBoost 海面小目标检测方法。利用变分模态分解对信号进行去噪预处理,通过精细复合多尺度散布熵提取目标的多尺度特征,构建多维度特征矩阵,输入 XGBoost 网络进行特征分类,通过模型训练,实现海面小目标检测。利用 IPIX 雷达实测数据库,在#54、#311、#320 海情 HV 极化方式下检测率分别达到了 93.33%、92.38%、95%,相较于图连通密度检测法平均提升 12%,证明了 RCMDE-XGBoost 检测方法有效。

关键词: 精细复合多尺度散布熵; XGBoost; 微弱信号检测; 海杂波

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Small target detection method based on refined composite multiscale dispersion entropy and XGBoost

Wang Haifeng^{1,2} Xing Hongyan^{1,2} Chen Meng^{1,2} Zhao Di^{1,2} Li Jin^{1,2}

(1. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional floating small target feature detection method is difficult to extract the target feature effectively, this paper analyzes the feature of small target on the sea surface, and studies the principle of fine composite multi-scale dispersion entropy (RCMDE). A small target detection method based on RCMDE-XGBoost is proposed. The signal was de-noised by using variational mode decomposition, the multi-scale features of the target were extracted by fine composite multi-scale dispersion entropy, the multi-dimensional feature matrix was constructed and input into XGBoost network for feature classification, and the small target detection on the sea surface was realized through model training. Using the IPIX radar measurement database, the detection rate of #54, #311, #320 HV polarization mode reaches 93.33%, 92.38%, 95% respectively, which is 12% higher than the graph connected density detection method on average, proving the effectiveness of RCMDE-XGBoost detection method.

Keywords: refined composite multiscale dispersion entropy; XGBoost; weak signal detection; sea clutter

0 引言

海杂波^[1]是雷达对海探测时的后向散射回波,受重力、潮汐、风力等多重要素影响呈非线性、非高斯、非平稳的特点,严重影响海面目标检测。海面漂浮小目标如航标、潜望镜、飞机残骸、浮冰等,由于雷达截面积有限,回

波能量弱,具有较低的信杂比,导致目标检测的难度上升。利用回波能量进行目标检测的传统相干与非相干恒虚警率检测算法,仅对舰艇等雷达截面积较大的大型目标有较好的检测效果。为了在低信杂比下也能有效地检测目标,部分学者从特征域出发,利用目标与回波杂波之间的特征差异识别目标。通过对海杂波幅度进行非线性建模,Hu 等^[2]提出 Hurst 指数的检测器,利用目标与杂

收稿日期: 2022-07-26 Received Date: 2022-07-26

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(62171228)、国家重点研发计划(2021YFE0105500)项目资助

波的多尺度分形特性差异,实现单特征检测。张林等^[3]使用变换域分形特性进行小目标检测,并使用经验模态分解、重构去噪的手段提升检测效果。为了进一步提升检测效果,人们开始使用多特征联合的方式进行小目标检测,Shui 等^[4]提出了三特征的检测器,将时域幅度特征与频域多普勒几何特征相结合,并使用快速凸包学习,实现虚警可控的小目标检测。Shi 等^[5]提出了时频三特征的检测器,充分利用了目标与杂波在时频的精细化特征,提升了不同海情下的检测精度。但是上述检测算法都存在较大的计算复杂度,存在灵活性不足的问题。

上述检测方法检测效果的核心是目标特征与杂波特征能否被区分。由于目标回波与海杂波具有不同的复杂程度,在熵特征上表现出较大差异,因此可以使用熵作为特征进行检测。随着信息熵理论的日渐成熟,近似熵^[6-7]、样本熵^[8-11]、排列熵^[12-14]等被广泛应用于信号的非线性特征提取。但这些信息熵在对信号的特征进行提取时仅从单一尺度进行,对于海杂波这样复杂的动力学系统产生的回波难以反映其全部状态的信息。2016 年 Rostaghi 等^[15]提出了散布熵,弥补了样本熵计算量大、排列熵没有兼顾不同幅度之间差异的不足。通过对散布熵的进一步研究,Azami 等^[16]提出一种具有多尺度过程稳定优点的精细复合多尺度散布熵(refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE),其特征提取效果相较于其他多尺度熵更优。

在信号处理领域自适应信号分解方法被广泛使用,其思想是将信号分解为信号主导模态和噪声主导模态两个部分,通过重构可以达到去噪的目的。变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)可以有效避免经验模态分解存在的模态混叠、端点效应等问题,在处理海杂波时可以达到较理想的效果。

本文提出一种海面小目标检测方法,使用 VMD 分解对原始信号进行分解,根据各分量的自相关特性对有用

信号进行筛选,将重构信号作为分析信号,计算该信号的 RCMDE,选取合适尺度作为特征向量,使用极端梯度提升算法(eXtreme gradient boosting, XGBoost)获取属于一类的概率值,并将其作为概率检测统计量,获得虚警率可控的判决门限,实现小目标检测。最后将此方法与傅里叶变换、平均恒虚警率等传统时频特征方法以及基于图连通密度的方法进行对比。

1 雷达信号检测模型

雷达目标检测问题可以描述为 2 元假设检验问题:

$$\begin{aligned} H_0 & \left\{ \begin{aligned} z(n) &= c(n), n = 1, 2, \dots, n \\ z_p(n) &= c_p(n), p = 1, 2, \dots, P \end{aligned} \right. \\ H_1 & \left\{ \begin{aligned} z(n) &= s(n) + c(n), n = 1, 2, \dots, n \\ z_p(n) &= c_p(n), p = 1, 2, \dots, P \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $z(n)$ 、 $c(n)$ 、 $s(n)$ 分别表示待检测单元的雷达回波,海杂波和目标回波。 $z_p(n)$ 、 $c_p(n)$ 分别表示参考单元内雷达回波和海杂波。 H_0 假设表示待检测单元内没有目标, H_1 假设表示待检测单元内含有目标。

2 特征提取和基于 RCMDE-XGBoost 的特征检测器

为了更好地提取海杂波与目标回波之间的差异,本文先对雷达回波数据进行预处理,对其进行变分模态分解,根据自相关特性对信号进行重构;使用精细复合多尺度散布熵提取数据特征,构成特征矩阵,并将其输入至 XGBoost 网络进行训练,通过控制门限实现虚警率控制,达到海面小目标检测的目的,具体流程如图 1 所示。

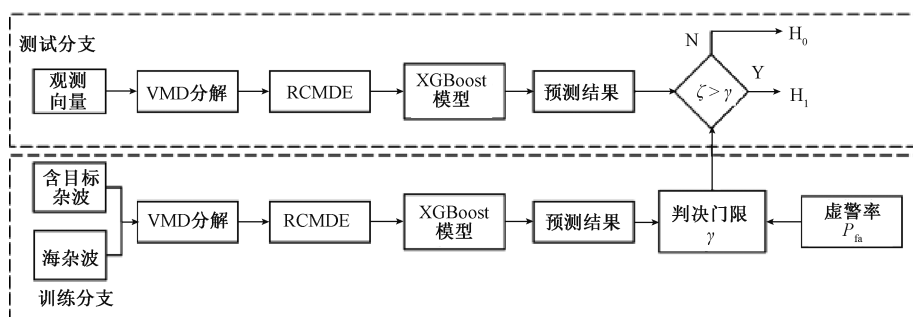


图1 RCMDE-XGBoost 检测流程

Fig. 1 RCMDE-XGBoost detection process

2.1 变分模态分解

变分模态分解(variational mode decomposition,

VMD)是由 Dragomiretskiy 等^[17]在 2014 年提出,由于其与经验模态分解等递归式模式分解有着本质的区别,它

是由多个自适应维纳滤波器构成,能有很好的解决雷达回波信号在分解过程中模态混叠的问题,具有分解精度高,运算速度快的特点。

VMD 的原理是将原始信号分解为 K 个调幅-调频的本征模态分量(IMF),且每个 IMF 分量的都分布在中心频率的有限带宽内,具体分解过程如下:

1) 对雷达回波数据进行希尔伯特变换获得各个 IMF 的解析信号,将各个 IMF 调制到各自基频带。

$$H(t) = [(\delta(t) + \frac{j}{\pi t})u_k(t)]e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

其中, $\delta(t)$ 为狄利克雷(Dirac)分布。

2) 使用 H 高斯平滑计算解调信号梯度 L^2 范数的平方,估计各模态分量带宽,得到变分模型表达式:

$$\min_{\{u_k, \{w_k\}\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t})u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_k u_k = f \quad (3)$$

其中, $\{u_k\}$ 为 VMD 分解的 K 个 IMF 分量 $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, $\{w_k\}$ 为各个模态分量 u_k 的中心频率 $\{w_k\} = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$, $f(t)$ 表示原输入信号, ∂_t 为对时间的偏导数。

3) 通过引入二次惩罚因子 α 和 Lagrange 乘法算子 λ , 将变分约束问题转化成变分无约束问题,利用交替方向乘子不断更新,直至求得 K 个 IMF。

4) 通过更新 λ^{n+1} 以及设置循环条件,当满足条件时终止循环。

2.2 精细复合多尺度散布熵

近年来各类熵特征在非线性信号处理领域大放异彩,使用熵提取非线性信号特征得到了一定的推广。散布熵是一种信号复杂性度量的新特征,海杂波是一种典型的非线性信号且海杂波与目标回波具有不同的复杂度,因此可以使用散布熵提取海杂波特征。

2016 年 Rostaghi 等^[15] 提出散布熵理论用于信息提取。散布熵可同时检测带宽、频率和幅度变化具有提取信息有效性高的特点^[18]。此外,散布熵还具有计算时间短,抗干扰强的优点。在散布熵的基础上通过对信号进行多尺度量化的精细复合多尺度散布熵能够有效避免单一尺度无法有效提取信号复杂特征的问题。使用 RCMDE 对海杂波的处理过程如下:

1) 设预处理后得到的雷达回波信号 u_k 是长度为 ψ 的时间序列,则 u_k 的第 h 个粗粒度近似信号为:

$$a_{h,\gamma}^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{\chi=h+(\gamma-1)\tau}^{h+\gamma\tau-1} u_{k,\chi} \quad (4)$$

其中, $\gamma = [1, 2, \dots, N]$, $N = \psi / \tau$, τ 为尺度因子。

2) 对粗粒度近似信号 α 进行正态累积分布映射,得到映射信号 $b = \{b_1, b_2, \dots, b_N\}$ 。

$$b_\gamma^\tau = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\alpha_\gamma^\tau} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt \quad (5)$$

其中, μ 表示均值, σ 表示粗粒度近似 α 的标准差, $b \in [0, 1]$ 。

3) 使用线性变换将 b 映射到 $\{1, 2, \dots, c\}$ 并将其记为 z 以实现信号的多尺度化,即:

$$z_\gamma^c = R(c \cdot b_\gamma + 0.5) \quad (6)$$

其中, $R(\cdot)$ 为取整运算, c 为类别个数。

4) 将嵌入维数记为 m , 时间延迟记为 d , 则时间序列 $z_i^{m,c}$ 定义为:

$$z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\} \quad (7)$$

其中, $i = \{1, 2, \dots, N - (m-1)d\}$ 。

5) 假设每一个时间序列 $z_i^{m,c}$ 对应的散布模式 $\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}$, 其中 $v = 1, 2, \dots, c$ 。如果满足 $z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$, 则 $z_i^{m,c}$ 对应的散布模式为 $\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}$ 。

6) 计算每个散布模式 $\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}$ 的概率:

$$p(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}) = \frac{\#(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}})}{N - (m-1)d} \quad (8)$$

其中, $\#(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}})$ 为 $z_i^{m,c}$ 对应散布模式的个数。

7) 根据香农熵定义计算信号 u_k 的精细复合多尺度散布熵:

$$RCMDE(u_k, m, c, d, \tau) = - \sum_{\Theta=1}^c \bar{p}(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}) \ln \bar{p}(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}) \quad (9)$$

其中, $\bar{p}(\Theta_{v_0^{v_1} \dots v_{m-1}}) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^T p_h^\tau$ 为粗粒度近似信号 α 的散布模式 Θ 的均值。

2.3 XGBoost 算法原理

XGBoost 是在梯度提升算法的基础上进行扩展,通过集成多个不同弱分类器来提升分类效果。XGBoost 对其损失函数进行二阶泰勒展开,实现高维稀疏特征的分布式处理,具有准确度高,不易过拟合以及可扩展性强的特点。XGBoost 分类模型可以表示为:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \quad (10)$$

其中, K 表示树的数量, f_k 为第 k 棵树, \hat{y}_i 为样本 x_i 的预测类别概率值。

XGBoost 的目标函数为:

$$obj = \sum_{i=1}^m l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (11)$$

其中, y_i 为真实值, $\Omega(f_k)$ 表示模型复杂度,用于避免过拟合。

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (12)$$

其中, γ 与 λ 为需要人工设置的正则化参数, T 为叶

子总数, ω 为叶子节点分值, $\frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2$ 为 ω 的 L^2 范数的平方。

XGBoost 使用增量训练方法确保每一次训练时原来的模型保持不变。为了使目标函数最小在原模型中加入新的树 f 得到新的模型如式 (13) 所示:

$$\hat{y}^{(k)}(x_i) = \hat{y}_i^{(k-1)} + f_k(x_i) \quad (13)$$

目标函数更新为:

$$\begin{aligned} obj^{(K)} &= \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) = \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i, \hat{y}_i^{(K-1)} + f_K(x_i)) + \Omega(f_K) + constant \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $constant$ 表示常量, $l(y_i, \hat{y}_i)$ 表示损失函数。对目标函数式 (14) 进行泰勒展开, 忽略常数项得到近似目标函数如式 (15) 所示:

$$obj^K \approx \sum_{i=1}^n \left(g_i f_K(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_K^2(x_i) \right) + \Omega(f_K) \quad (15)$$

其中, $g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(K-1)}} l(y_i, \hat{y}_i^{(K-1)})$ 为损失函数的一阶导数, $h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(K-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(K-1)})$ 为损失函数的二阶导数。

用 I_j 表示第 j 个叶子中的样本集合, 设 $G_j = \sum_{i \in I_j} g_i$, $H_j = \sum_{i \in I_j} h_i$ 利用式 (12) 与 (15) 可得最优叶子节点权重与目标函数如式 (16) 所示:

$$\begin{aligned} \omega_j^* &= -\frac{G_j}{H_j + \lambda} \\ obj^* &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \gamma T \end{aligned} \quad (16)$$

2.4 虚警率控制

虚警率是雷达目标检测的重要指标。在传统的 3 维特征检测器中为了实现虚警率控制一般采用快速凸包算法。在高维空间中, 通过某个参数与虚警率的关系进行建模实现虚警控制, 这不仅增加了计算量, 且对精度度有较大的影响。为了获得虚警可控的二分类器, 令输入 x 预测为正样本的概率为 ζ , 通过蒙特卡洛实验, 将 H_0 假设下的 N 个样本代入具有最佳模型的 XGBoost 分类器中, 获取 N 个统计量 $\{\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_N\}$, 并将统计量按照从大到小的顺序进行排序, 在给定虚警率 P_{fa} 下判决门限为:

$$\gamma = \frac{\zeta_{N \times P_{fa}} + \zeta_{N \times P_{fa} + 1}}{2} \quad (17)$$

其中, γ 为判决门限, P_{fa} 为给定虚警率, $\zeta_{N \times P_{fa}}$ 为第 $N \times P_{fa}$ 个统计量的概率值。

虚警可控门限示意图如图 2 所示, 通过控制门限即可实现虚警率精准控制。

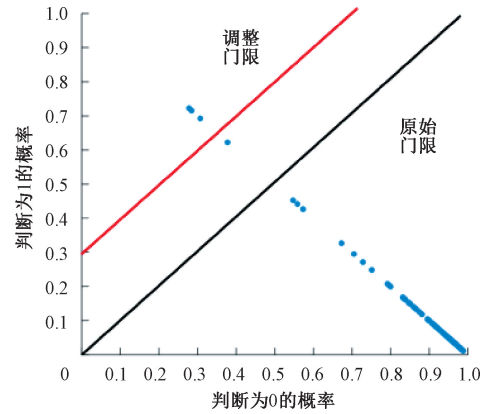


图2 虚警可控判决门限示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the controllable decision threshold for false alarms

3 实验结果与性能分析

本实验采用 IPIX 雷达采集的海杂波公开数据进行实验。待检测目标是一个用铝丝包裹漂浮圆球, 其直径为 1 m。IPIX 雷达工作频率为 9.3 GHz, 脉冲重复频率为 1 KHz, 分辨率 30 m。数据包含 4 种极化方式, 每种极化方式包含 14 个距离单元, 每个距离单元包含 2^{17} (131.072 s) 个数据点, 具体情况如表 1 所示。

表1 IPIX 雷达数据说明

Table 1 IPIX radar data description

数据 编号	数据 名称	风速/ ($\text{km} \cdot \text{h}^{-1}$)	浪高 /m	角度/ $(^\circ)$	目标 单元	受影响 单元
1	#17	9	2.2	9	9	8, 10, 11
2	#26	9	1.1	97	7	6, 8
3	#30	19	0.9	98	7	6, 8
4	#31	19	0.9	98	7	6, 8, 9
5	#40	9	1.0	88	7	5, 6, 8
6	#54	20	0.7	8	8	7, 9, 10
7	#280	10	1.6	130	8	7, 9, 10
8	#310	33	0.9	30	7	6, 8, 9
9	#311	33	0.9	40	7	6, 8, 9
10	#320	28	0.9	30	7	6, 8, 9

3.1 可分性度量

为了验证本文方法的有效性, 使用 IPIX 雷达#54 海情下 HH 极化方式进行实验。首先, 使用 VMD 分解对原始数据进行预处理去除海杂波中的高频噪声; 然后, 计算其 RCMDE 熵值。根据文献[19], 参数设置为嵌入维数 $m = 3$, 类别数 $c = 8$, 时间延迟 $d = 1$, 最大尺度因子 $\tau_{\max} = 14$ 。由于包含小目标回波具有周期性, 因此含目标回波具有更小的熵值, 而海杂波具有随机性, 因此具有较大的熵值。RCMDE 熵值曲线如图 3 所示。从图 3(a) 中可以看出, RCMDE 可以较清晰的区分无目标信号与含目标信

号,但是由于噪声的存在,导致含目标信号的熵值增大,与无目标信号发生混叠影响后续检测。利用经验模态分解(EMD)的自适应信号分解性得到的分解层数 K 可做变分模态分解初始分解层数。本文确定 VMD 的分解层数 $K=12$,再使用自相关函数计算各个 IMF 的相关系数,筛选出相关系数最大的 4 个 IMF 分量,将其叠加得到重构信号,计算 RCMDE 熵值,如图 3(b) 所示。经过去噪后,所有信号的熵值都有下降,同时有目标信号和无目标信号可以被清楚的区分。

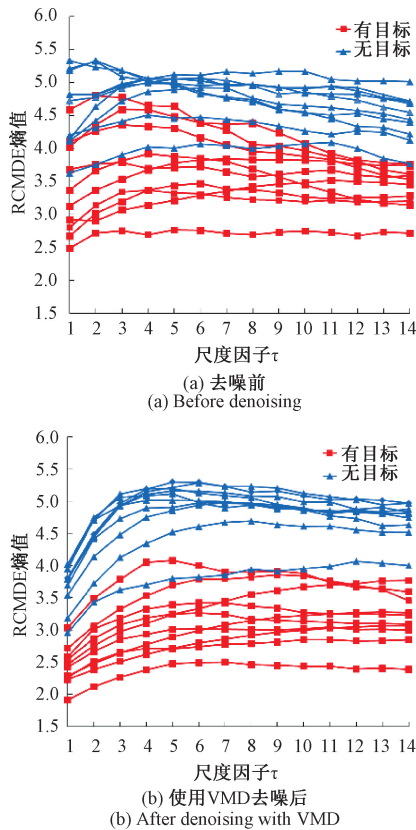


图 3 #54 海情 HH 极化 RCMDE 熵值曲线

($N=512, m=3, c=8, \tau=14$)

Fig. 3 #54 sea state HH polarization RCMDE entropy curve

($N=512, m=3, c=8, \tau=14$)

3.2 检测性能分析

使用表 1 中的 10 组数据的进行蒙特卡罗实验。参数为 $N=512, m=3, c=8, \tau=14$, 图 4 是 10 组数据在 HH 极化、HV 极化、VH 极化、VV 极化方式下, $P_{fa} = 10^{-3}$ 时的检测性能图,以及平均检测率。

从实验结果可以得知 RCMDE-XGBoost 检测方法在不同极化方式下的检测性能有差异。其中,由于 HV 极化与 VH 极化的信杂比较高,其检测效果优于其他两种极化方式。根据文献[20]对海杂波平均信杂比的分析,平均信杂比越高,特征检测率越高。根据平均信杂比式

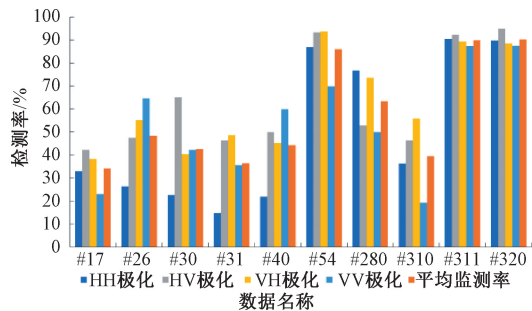


图 4 10 组数据 4 种极化方式下的 RCMDE-XGBoost 检测方法性能图

Fig. 4 Performance diagram of RCMDE-XGBoost detection method under 4 polarization modes of 10 sets of data

(18) 计算可得各组数据平均信杂比如图 5 所示。

$$ASCR = 10 \lg \left(\frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |h(t)|^2 - \overline{P_c}}{\overline{P_c}} \right) \quad (18)$$

其中, $h(t)$ 为目标单元所在回波序列, T 为序列长度, $\overline{P_c}$ 为纯海杂波序列估计平均功率。

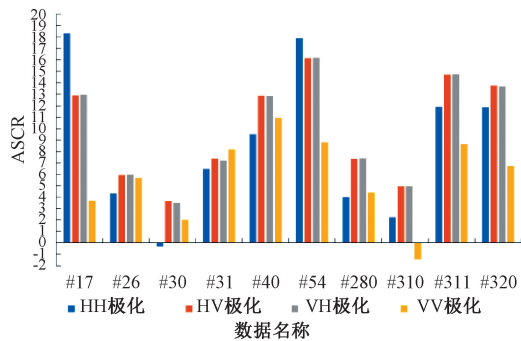


图 5 10 组数据 4 种极化方式下平均信杂比

Fig. 5 ASCR under 4 polarization modes of 10 groups of data

在所有的数据中#54、#311、#320 这 3 组数据平均信杂比均高于其他数据,且 HV 极化、VH 极化高于其他极化方式。总体上,平均信杂比越高,检测效果越好,但是由于受到风速、浪高、雷达方向角等多种因素的影响,结果会产生偏差。#17 数据 HH 极化方式下平均信杂比最高,但是由于采集数据时浪高达到 2.2 m,目标小球大部分时间都被海浪掩盖,同时雷达掠射角较低,因此检测率较低。

观测时间长度以及尺度因子 τ 对检测方法的性能会造成影响,为了探究 RCMDE 特征下的检测方法的最佳检测性能,图 6 对 #54 海情下虚警率为 $P_{fa} = 10^{-3}$ 时,不同观测时间以及不同尺度因子 τ 进行了比较,图 6(a) 分别为观测时间为 0.512 s ($N=512$)、1.024 s ($N=1024$)、2.048 s ($N=2048$)、4.096 s ($N=4096$)。观测时长从

0.512 s 增加到 1.024 s 时,检测器性能在 HH 极化、HV 极化、VH 极化、VV 极化下分别提升了 6.18%、4.08%、13.75%、23.03%,当观测长度进步增加到 2.048 s 时性能分别提升 5.03%、0.86%、0.99%、1.74%,性能提升有限。这是由于本文所提检测方法的检测率已经接近于 100%,难以获得更高的提升。图 6(b) 中为尺度因子为 $\tau = [8:14]$,其中观测时间为 0.512 s ($N=512$),检测性能随着尺度因子的减小而降低,这是因为随着尺度的减少,RCMDE 可以获得的特征减少。在 HV 极化与 VH 极化下,由于这两种极化方式有较高的平均信杂比,检测方法性能受尺度因子影较小,因此在低尺度下就可以获得优异的检测效果。

虽然,检测性能与观测时间成正相关,但观测时间的增长,待测时间序列的数据点数也会随之增长,信号预处理以及 RCMDE 计算时计算复杂度将会增加。同时,计算尺度为 τ 的 RCMDE 时, τ 越大信号划分的越精细,得到的粗粒化序列越多,计算量越大。因此,综合检测方法检测性能与计算复杂度,观测时间应不超过 2.048 s,尺度因子 $\tau = 14$ 作为实验参数。

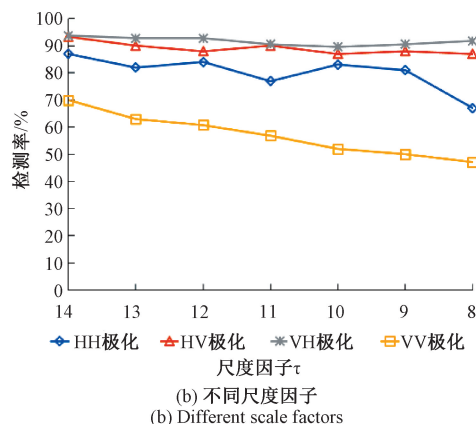
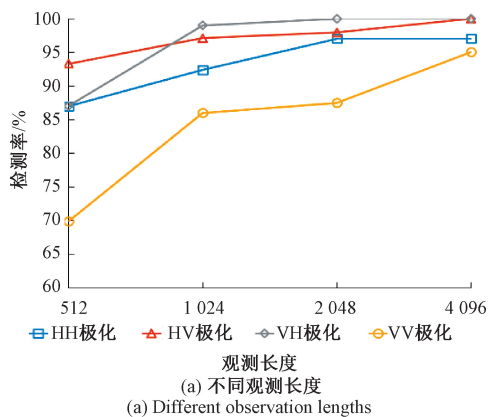


图6 #54海情不同参数检测性能

Fig. 6 Detection performance of different parameters in #54 sea state

为验证 RCMDE-XGBoost 检测方法性能,图 7 给出了 10 组数据 VH 极化下的检测结果,其中,观测时间为 0.512 s ($N=512$)、虚警率 $P_{fa} = 10^{-3}$,尺度因子 $\tau = 14$ 。并将其与 FFT, Hurst 指数^[21]、平恒虚警率检测器^[22]以及图连通密度检测器^[23]检测结果进行对比。其中, Hurst 指数由于在长时间观测下才具有检测效果,因此 Hurst 指数的观测时间为 1.024 s ($N=1024$)。通过对比,RCMDE-XGBoost 检测方法整体性能都优于其他方法,且在平均信杂比较低的#26、#30、#280、#310 海情下相较于其他方法提升显著。

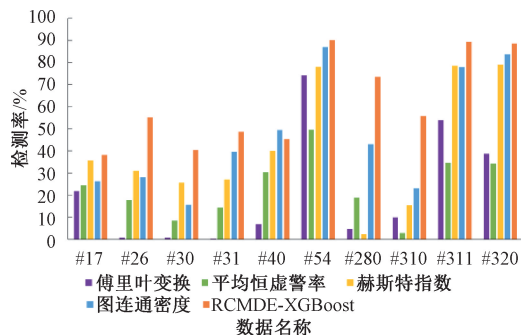


图7 10组数据 VH 极化下检测性能对比

Fig. 7 Comparison of detection performance under VH polarization of 10 sets of data

图 8 为#54 海情在 VH 极化下不同方法检测性能对比,从图中可以看出,RCMDE-XGBoost 检测方法在虚警率 $P_{fa} = 10^{-4}$ 时,检测率可达到 81.68%。相较于图连通密度检测器的 78.1%有所提升,相较于 FFTP 的 64.9%、Hurst 指数的 69.2%以及平均恒虚警率检测器的 33.6%提升较高。可以看出 RCMDE-XGBoost 检测方法在低虚警率的情况下仍然能表现出较好的检测性能。

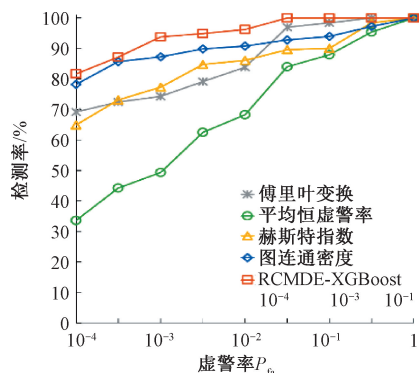


图8 #54海情 VH 极化下不同方法检测性能对比

Fig. 8 Comparison of detection performance of different methods under VH polarization of #54

为了进一步验证 RCMDE-XGBoost 检测方法的性能,图 9 展示了 10 组数据在 4 种极化方式下与图连通密度

检测器的检测性能进行对比。其中观测时间为 512 s ($N=512$)、虚警率 $P_{fa} = 10^{-3}$ 。从图 9 中可以看出,在 4 种极化方式下,RCMDE-XGBoost 检测方法性能都优于图连通密度检测器。图连通密度检测器在 VV 极化下性能退化明显,这是由于 VV 极化下平均信杂比更低造成的。由于本文所提检测方法可以同时获取带宽、频率、幅度变化的特征,因此在低信杂比下仍有较好的性能。虽然在 VV 极化下性能有所退化,但相较于图连通密度检测器性能仍提升显著。

综合不同海情下的检测效果,RCMDE-XGBoost 检测方法在不同海情以及不同极化方式下均具有较好的检测性能。

4 结 论

本文提出了一种基于精细复合多尺度散布熵与 XGBoost 的海面小目标检测方法。通过变分模态分解预处理,降低噪声对特征提取性能的影响,使用精细复合多尺度散布熵提取海杂波多尺度下的散布熵,同时感知带宽、频率、幅度变化,通过对比分析杂波序列与含目标回波序列的熵值差异,选取尺度为 14 的 RCMDE 熵值作为区分杂波和目标的特征,在 XGBoost 网络中对 RCMDE 特征进行分类,并通过门限控制方法,实现虚警可控的海面小目标特征检测。通过 IPIX 雷达数据对比实验,本文所提方法性能更优,在比高海况低信杂比下仍然有较好的检测效果,从时域信号中提取熵特征可以作为较好的研究方向之一。

参考文献

- [1] 王海峰,行鸿彦,陈梦,等. 基于 SSA-SVM 的海杂波背景下小信号检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(4):24-31.
WANG H F, XING H Y, CHEN M, et al. Small signal detection method based on SSA-SVM model in sea clutter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36(4): 24-31.
- [2] HU J, TUNG W W, GAO J B. 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.
- [3] 张林,李秀友,刘宁波,等. 基于分形特性改进的 EMD 目标检测算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(5): 1041-1046.
ZHANG L, LI X Y, LIU N B, et al. Improved EMD target detection method based on mono fractal characteristics[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(5): 1041-1046.

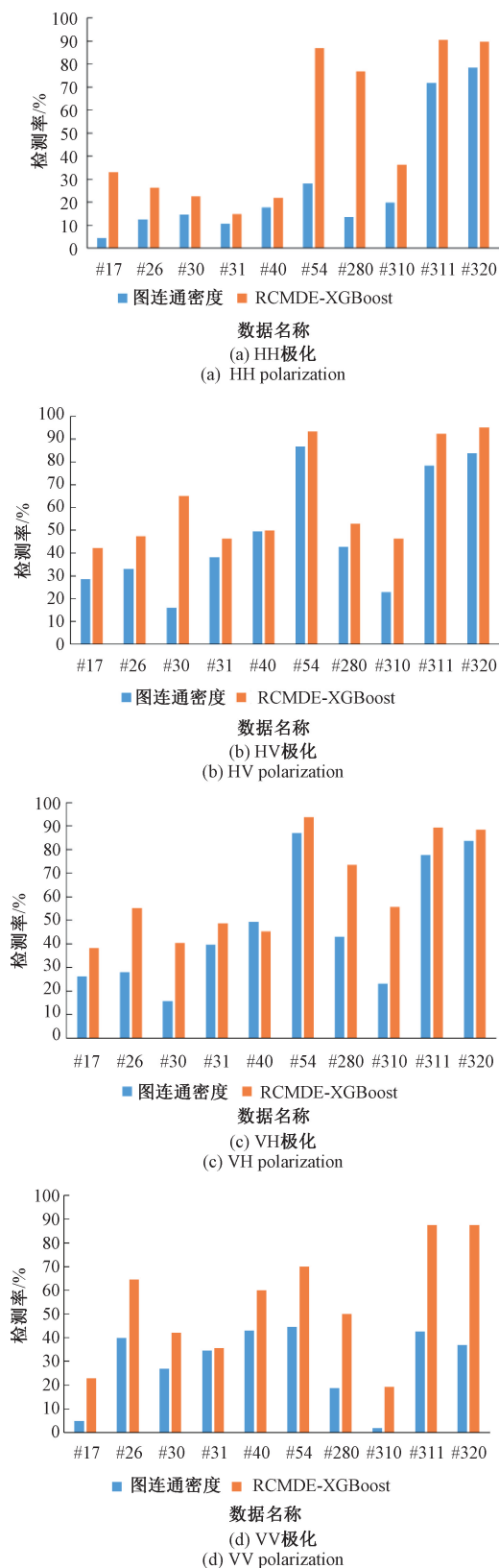


图 9 10 组数据 4 种极化方式性能对比

Fig. 9 Performance comparison of 4 polarization modes of 10 sets of data

- [4] SHUI P L, LI D C, XU S W. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2): 1416-1430.
- [5] 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.
- [6] 唐洁, 刘晓琴. 基于近似熵的斯隆数字化巡天中类星体光变复杂性分析[J]. 物理学报, 2019, 68(14): 388-395.
- TANG J, LIU X Q. Analysis on complexity of optical variability based on approximate entropy in Sloan digital sky survey quasars [J]. Acta Physica Sinica, 2018, 56(11): 6395-6411.
- [7] 王琳, 付荣荣, 张陈, 等. 基于生物力学分析 Q 值对颈肌疲劳的反映效果[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 878-885.
- WANG L, FU R R, ZHANG CH, et al. Biomechanics-based investigation on the relation between index Q and cervical muscle fatigue[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 878-885.
- [8] 施莹, 林建辉, 庄哲, 等. 基于振动信号时频分解-样本熵的受电弓裂纹故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 180-187.
- SHI Y, LIN J H, ZHUANG ZH, et al. Fault diagnosis for pantograph cracks based on time-frequency decomposition and sample entropy of vibration signals [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 180-187.
- [9] 赵书涛, 马莉, 朱继鹏, 等. 基于 CEEMDAN 样本熵与 FWA-SVM 的高压断路器机械故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(3): 181-186.
- ZHAO SH T, MA L, ZHU J P, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on CEEMDAN sample entropy and FWA-SVM [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 181-186.
- [10] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2016, 31(19): 208-217.
- JIA Y F, ZHU Y L, WANG L W, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(19): 208-217.
- [11] 叶金义, 谢小平, 梁焯炆, 等. 基于精细复合多尺度熵特征向量相关系数在滚动轴承故障诊断中应用[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(5): 186-191.
- YE J Y, XIE X P, LIANG Y Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on refined composite multi-scale entropy eigenvector correlation coefficients[J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(5): 186-191.
- [12] 高浩瀚, 张利, 梁军, 等. 基于改进排列熵算法和 Yamamoto 算法的非侵入式用电设备状态变化检测[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(1): 192-197.
- GAO H H, ZHANG L, LIANG J, et al. Non-intrusive electrical equipment state change detection based on improved permutation entropy algorithm and Yamamoto algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 192-197.
- [13] 陈哲, 李亚安. 基于多尺度排列熵的舰船辐射噪声复杂度特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(12): 225-230.
- CHEN ZH, LI Y AN. A study on complexity feature extraction of ship radiated signals based on a multi-scale permutation entropy method[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(12): 225-230.
- [14] XUE W, DAI X Y, ZHU J CH, et al. A noise suppression method of ground penetrating radar based on EEMD and permutation entropy [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(10): 1625-1629.
- [15] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [16] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABÁSOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to bio-medical signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12): 2872-2879.
- [17] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO P. Variational mode decomposition [J]. IEEE Trans Signal Process, 2014, 62(3): 531-544.
- [18] 赵国社, 黄丹璐, 赵鑫. 基于 RCMDE 和 GA-SVM 的矿用滚动轴承故障诊断[J]. 煤炭技术, 2021, 40(10): 221-223.
- ZHAO G SH, HUANG D L, ZHAO X. Mine rolling bearing fault diagnosis based on RCMDE and GA-SVM [J]. Coal Technology, 2021, 40(10): 221-223.
- [19] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABASOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to bio-medical signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12): 2872-2879.
- [20] SHUI P L, LI D CH, XU SH W. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(2): 1416-1430.
- [21] LI Y, YANG Y H, ZHU X Y. Target detection in sea

clutter based on multifractal characteristics after empirical mode decomposition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(9): 1547-1551.

- [22] ROBEY F C, FUHRMANN D R, KELLY E J, et al. ACFAR adaptive matched filter detector [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, 28(1): 208-216.

- [23] 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.

SHI Y L, YAO T T, GUO Y X. Floating small target detection based on graph connected density in sea surface[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(11): 3185-3192.

作者简介



王海峰, 2020 年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为微弱信号检测。

E-mail: wanghf1997@qq.com

Wang Haifeng received his B. Sc. degree from Nanjing University of Information

Science & Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include weak signal detection.



行鸿彦 (通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

Xing Hongyan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now he is a professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing etc.



陈梦, 2020 年于淮阴师范学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学研究生, 主要研究方向为时间延迟估计、信号处理。

E-mail: 2630255937@qq.com

Chen Meng received her B. Sc. degree from Huaiyin Normal University in 2020. Now she is M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. Her main research interests include time delay estimation and signal processing.