



一种基于极化分解特征和 SVDD 的扩展目标检测算法

李强¹, 姚远昕², 孔祥琦³

(1. 工业和信息化部机关服务局, 北京 100804;

2. 中国信息通信研究院西部分院, 重庆 401336;

3. 国家无线电监测中心检测中心, 北京 100041)

摘要: 多极化距离高分辨雷达是地面静止目标检测的重要手段, 其回波中目标占据多个距离单元, 成为扩展目标。传统基于回波能量的扩展目标检测方法的性能随信杂比的降低而下降。提出一种基于极化分解特征的扩展目标检测算法, 利用目标和杂波之间的极化散射特性差异提升低信杂比下的检测性能。所提方法提取 16 种极化分解特征组成特征向量作为检测统计量, 再使用支持向量数据描述 (SVDD) 算法估计判别门限。在判别门限的训练阶段, 杂波数据的极化分解特征被提取用作训练数据。并且为保证虚警概率, 在 SVDD 的目标函数中引入了两个惩罚参数。使用实测数据进行了实验验证, 所提方法在戈壁背景、虚警概率为 10^{-4} 、检测概率为 90% 的情况下, 所需信杂比约为 12.6 dB, 相较于基于能量的对比方法降低约 1.7 dB。

关键词: 极化高分辨雷达; 扩展目标检测; 极化分解; FAC-SVDD

中图分类号: TN956

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023197

A range spread target detection algorithm based on polarimetric features and SVDD

LI Qiang¹, YAO Yuanxin², KONG Xiangqi³

1. Agency Service Bureau of the Ministry of Industry and Information Technology, Beijing 100804, China

2. West Institute of CAICT, Chongqing 401336, China

3. The State Radio Monitoring Center Testing Center, Beijing 100041, China

Abstract: Multi-polarization range high resolution radar is an important mean for ground target detection. In the echo formed by it, the target occupies multiple range cells and becomes an extended target. The traditional spread target detection method relies on energy, and the detection performance decreases when the signal-to-clutter ratio decreases. A spread target detection algorithm based on polarization decomposition features was proposed, which improved the detection performance under low signal-to-clutter ratio by using the difference of polarization scattering characteristics between target and clutter. Specifically, 16 kinds of polarization decomposition features were extracted to form feature vectors as detection statistics, and then support vector data description (SVDD) was used to obtain the detection threshold. When training the detection threshold, the polarization decomposition features of clutter were extracted as training data. In order to ensure the false alarm probability, two penalty parameters were introduced into the

objective function of SVDD. The experimental results show that the proposed method requires a signal-to-clutter ratio of about 12.6 dB in the case of Gobi background, false alarm probability of 10^{-4} and detection probability of 90%, which is about 1.7 dB lower than the energy-based methods.

Key words: polarimetric high resolution radar, range spread target detection, polarimetric decomposition, FAC-SVDD

0 引言

在对地静止目标检测中,极化高分辨雷达扮演着重要的角色。高分辨雷达下距离分辨率小于目标尺寸,目标回波能量分布在不同的距离单元中,从而丰富了回波信号中的目标信息,减少了目标散射的波动,提高了对目标的探测能力^[1]。极化描述了电磁波的矢量特征,展现了电场矢端在传播截面上随时间变化的轨迹特性,能够反映目标的姿态、尺寸、结构、材料等物理属性,有利于提升雷达的目标检测、抗干扰、分类和识别等能力。对于极化高分辨雷达,目标的强散射点能够被孤立出来而形成一维高分辨距离像(high resolution range profile, HRRP),提供更为丰富的目标细节信息^[2],在目标检测等领域具有极大的应用潜力。

在极化高分辨雷达下,目标信息散落在 HRRP 上成为距离扩展目标。现有极化距离扩展目标检测方法多先进行极化通道融合,再在融合通道上基于能量域进行扩展目标检测。其中,关于极化通道融合方式的研究有最佳极化检测器(optimal polarimetric detector, OPD)、极化匹配滤波器(polarimetric matched filter, PMF)、极化白化滤波器(polarimetric whitening filter, PWF)、SPAN 检测器(span detector, SD)等^[3]。关于扩展目标检测方法有能量积累检测器^[4]、M/N 检测器^[4]、基于顺序统计量的检测^[5]、自适应检测^[6-8]、广义似然比检测器(generalized likelihood ratio test, GLRT)^[9-11]等。然而,当对地探测中存在强杂波时,能量域检测算法存在以下问题:一方面,强杂波环境下回波中信杂比(signal-to-clutter ratio, SCR)降低,地面车辆目标和杂波的能量分布接近,为了从回波中检测出目

标,需要降低检测门限,这会引起大量虚警,导致误击;另一方面,能量域检测算法通常基于杂波和目标的分布模型来计算检测门限,在实际的应用条件下杂波分布难以使用常用的分布模型进行描述且目标分布无法提前获知,检测门限计算不准致使难以准确检测到目标,导致导弹无法准确命中目标。从复杂背景中检测目标是空地导弹雷达导引头面临的实际问题,是制约雷达导引头在空地导弹领域大范围应用的重要因素^[12],亟须开展检测新方法的研究。

近年,为了提高在强杂波环境下的检测性能,一些特征域算法在分析实测杂波数据的基础上已被用于雷达目标检测。这类方法提取特征作为检测量,在特征空间中使用分类平面判断是否存在目标,能够挖掘能量以外的散射特性差异,已被证明通常可以取得比能量域检测方法更好的性能。例如,文献[13]使用相关特征来消除海杂波非平稳特性的负面影响。文献[14]提取归一化 Hurst 指数、相对多普勒峰值高度和相对多普勒矢量熵作为检测特征得到分类超平面,提高海杂波背景下的检测性能。文献[15]利用散斑一致性因子特征来提高非平稳海杂波下的检测性能。此外,还有时频特征^[16]、波形对比特征^[17]等。但是,基于极化特征的 HRRP 扩展目标特征检测在国内外研究较少,只是在极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)领域有少量研究^[18-21]。

受到特征域检测算法的启发,本文提出使用极化特征进行距离扩展目标检测。首先,提取多极化扩展目标回波的多种极化特征作为特征检测量,可以从能量以外提供更加丰富的目标和杂波的结构、材料等差异信息。然后,考虑实际检测场景中通常



仅能获取杂波数据以计算检测门限, 本文通过构建对杂波的单类别分类器实现对目标的检测。但是在实际应用中, 雷达目标检测任务通常要求虚警可控以保证稳定的检测性能, 而分类器算法本身并没有虚警概率指标, 因此, 本文提出一种虚警可控的支持向量数据描述 (false alarm controllable support vector data description, FAC-SVDD) 方法, 通过对 SVDD 设置惩罚因子实现虚警可控的单类别分类器。最终, 形成一种基于极化特征和 FAC-SVDD 的扩展目标检测算法, 其通过提取多种极化特征的方式深入挖掘目标和杂波的特性差异, 并且通过数据驱动的方式自适应寻找检测边界, 可以提高复杂场景下的检测能力。在实测数据上, 本文对所提方法的检测性能进行了验证, 实验结果表明, 与经典的和新颖的扩展目标检测方法相比, 本文所提方法取得了最高的检测概率。在虚警概率设置为 10^{-4} 时, 若要达到 90% 的检测概率, 本文所需的信杂比约为 12.6 dB, 对比方法所需的信杂比降低约 1.7 dB。

1 检测方法

1.1 总体思路

本文从特征检测的角度设计了检测模型, 利用目标和杂波在特征域的差异性进行检测以剔除杂波虚警。检测器设计的关键在于 2 点: 极化特征提取和单类别分类器。针对第一点, 采用极化分解的思路提取极化特征; 针对第二点, 通过 FAC-SVDD 在高维空间中寻找杂波边界实现对杂波的单类别分类器。检测流程如图 1 所示。

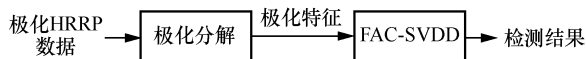


图1 检测流程

1.2 极化特征提取

目标的极化信息与其结构、材料有着本质的联系。通过极化分解对目标极化信息进行提取, 可获得目标材料、结构等信息, 有助于完整刻画

目标特征。目标极化分解理论^[22]作为一种极化特征提取手段已在极化 SAR 识别中得到了有效的应用^[18-21]。本文基于双极化目标高分辨距离一维像分别提取了极化散射熵、极化散射角等极化特征, 所提取各类特征具体说明如下所示。

(1) 极化散射熵、极化散射角

H/α 极化分解技术能够提取极化散射熵 H 、平均散射角 α 和各向异性度 A 特征。其中, H 描述了 HRRP 片段内分辨单元散射的随机性; α 描述了 HRRP 片段内的主导散射机理; A 作为极化散射熵的补充描述, 反映两个较小特征值之间的关系。不过, 在双极化体制下, 目标结构区域内各距离单元的平均相干矩阵由 3×3 矩阵退化为 2×2 矩阵, 此时各向异性度特征 A 失去意义, 因此本文仅提取极化散射熵 H 和极化散射角 α 特征, 其计算式如下所示:

$$H = -\sum_{i=1}^3 P_i \log_3 P_i, P_i = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (1)$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i, \alpha_i = \arccos(|e_i|) \quad (2)$$

其中, λ_i 和 e_i ($i=1,2,3$) 分别是散射中心时间平均相干矩阵的特征值和正交特征矢量, P_i 是特征值求得的概率, α_i 为散射角, $||$ 表示向量取模。

(2) 结构相似性

基于极化散射矩阵 (polarization scattering matrix, PSM) 的结构相似性特征可以衡量目标散射中心与标准散射体之间的相似性。假设目标散射中心与标准散射体的 PSM 分别为 S_1 与 S_2 , 则二者之间的相似性参数可以定义为:

$$\eta(S_1, S_2) = \frac{|k_1^H k_2|^2}{\|k_1\|_2^2 \|k_2\|_2^2} \quad (3)$$

其中, $\| \cdot \|_2$ 表示向量的 l_2 范数, k_1 与 k_2 分别为 S_1 与 S_2 在 Pauli 基下的投影矢量。结构相似性特征值在 0 与 1 之间, 值越大表示二者 PSM 越相近。本文提取了目标散射中心与 6 种标准散射体 (三面角、

二面角、圆柱、偶极子、左螺旋体和右螺旋体) 的结构相似性特征。

(3) Freeman 分解

Freeman 分解技术将回波的总散射分解为 3 个分量: 奇次散射 P_s 、偶次散射 P_d 和体散射 P_v 。其计算式为:

$$P_s = f_s(1 + |\beta|^2) \quad (4)$$

$$P_d = f_d(1 + |\alpha|^2) \quad (5)$$

$$P_v = \frac{8f_v}{3} \quad (6)$$

其中, f_s 、 f_d 和 f_v 是奇次、偶次和体散射贡献; α 和 β 是两个参数, 与主导散射机制有关。

(4) 极化不变量

极化不变量是一组与雷达极化基的选取或者目标绕雷达视线旋转无关的目标特征参量, 在目标识别中具有高的应用价值。本文提取了 3 种极化不变量特征参数, 功率矩阵迹 Span、本征极化方向角 ϕ_d 、本征极化椭圆率特征 τ_d , 具体如下:

$$\text{Span} = |s_{HH}|^2 + |s_{VH}|^2 \quad (7)$$

$$\phi_d = \frac{1}{2} \arctan \frac{2 \operatorname{Re}((s_{HH} + s_{VH})^* s_{VH})}{\operatorname{Re}((s_{HH} + s_{VH})^* (s_{HH} - s_{VH}))} \quad (8)$$

$$\tau_d = \frac{1}{2} \arctan \frac{2j \left(s_{VH} \cos 2\phi_d - \frac{1}{2} (s_{HH} - s_{VH}) \sin 2\phi_d \right)}{s_{HH} + s_{VH}} \quad (9)$$

其中, s_{HH} 和 s_{VH} 为极化散射矩阵中的元素。

功率矩阵迹 Span 描述了目标回波能量; 本征极化方向角 ϕ_d 表征了目标的极化方向, 也可表征目标特定俯仰姿态; 本征极化椭圆率特征 τ_d 反映了目标对称性差异。

(5) 通道平均功率比、通道相关性

计算 VH 与 HH 通道的平均功率比 δ 和 HH 与 VH 通道的相关性 β :

$$\delta = 2 \left\langle |s_{VH}|^2 \right\rangle / \left\langle |s_{HH}|^2 \right\rangle \quad (10)$$

$$\beta = \left\langle s_{HH} s_{VH}^* \right\rangle / \sqrt{\left\langle |s_{HH}|^2 \right\rangle \left\langle |s_{VH}|^2 \right\rangle} \quad (11)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示计算数学期望值。

如上所述, 本文共提取极化 HRRP 数据的 16 种极化特征, 以此作为第 1.3 节单类别分类器的输入。

1.3 单类别分类器设计

支持向量数据描述 (support vector data description, SVDD) 是一种单类别分类算法^[23]。该算法定义了一个模型, 这个模型给出一个包围全部训练数据的封闭边界——超球体。球体的两个重要参数是中心 α 和半径 R ($R > 0$)。SVDD 算法的基本思想是在数据的高维特征空间中寻找一个能够包含全部训练数据且体积最小的超球体, 称之为最优超球体。通过最小化 R^2 来最小化球体的体积, 假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为训练数据集, $\phi(X) = \{\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_n)\}$ 为训练数据在核空间的映射, 则训练所得超球体要包含所有训练数据 x_i , 计算式如下:

$$\begin{aligned} & \min_{R, \alpha} R^2 \\ & \text{s.t. } \|\phi(x_i) - \alpha\|^2 \leq R^2, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (12)$$

训练数据中可能会存在异常点导致得到的 R 值过大, 为了减少异常数据对结果的影响, 本文允许部分数据到球体中心的距离大于 R , 由此在目标函数中引入松弛变量 ξ_i , 目标函数的计算式变为:

$$\begin{aligned} & \min_{R, \alpha} R^2 + C \sum_i \xi_i \\ & \text{s.t. } \|\phi(x_i) - \alpha\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (13)$$

其中, C 为惩罚系数, 若 C 无穷大时, 所有的训练数据都在超球体内部; 若 C 为一个确定值, 则允许部分数据在球体外的空间。

在使用 SVDD 进行检测时, 通过使用杂波数据训练 SVDD, 得到能对杂波进行单一分类的 SVDD 分类器。测试数据中若只含有杂波, 数据点则全部落在训练得到的超球体空间内; 若含有目标, 数据点则不会落入超球体空间, 因此将检测问题很好地转换成单分类问题, 通过单分类实现目标的检测。

在实际雷达目标检测中, 虚警概率是一个需



要考虑的重要因素。若直接使用 SVDD 算法对目标进行检测,虽然能得到一定的检测效果,但却没有对虚警概率做出限制。针对这个问题,在文献[24]的启发下,本文设计了一种虚警可控的 SVDD 算法 FAC-SVDD 使单类别分类器具有虚警概率指标,有助于评估不同检测算法的性能。

具体地,在 FAC-SVDD 算法中,引入两个惩罚参数,分别记为 C_0 、 C_1 ,来代替式(13)中的惩罚参数 C ,通过这两个参数可以在二次规划问题中控制杂波和目标信号各自的错误比重,此时目标函数可以改写为:

$$\min_{R,a} R^2 + \sum_i \left(C_0 \frac{1+y_i}{2} + C_1 \frac{1-y_i}{2} \right) \xi_i \quad (14)$$

$$\text{s.t.} \|\phi(x_i) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, i=1,2,\dots,n$$

在式(14)中,保持 C_1 不变,增大 C_0 ,将增大虚警概率,超球体边界会靠近杂波数据,导致更多的杂波数据被误分类,当作异常点;保持 C_0 不变,增大 C_1 ,将会减小虚警概率,超球体边界会远离杂波数据,靠近异常点数据,导致较少的杂波数据被误分类,则虚警概率降低。因此,这里的修改不仅让基于 SVDD 的检测器实现虚警概率可控,而且可以通过调节两个参数灵活地控制虚警概率。

根据训练数据得到超球体空间后,即单分类边界,则输入的测试数据可根据式(15)求得类别,若 $y_i = +1$,则该数据点落入超球体空间内,为杂波数据,反之则为目标数据,实现目标检测。此处 $y_i = -1$ 表示检测出目标:

$$\begin{cases} y_i = +1, & \phi(x_i) - a^2 \leq R^2 \\ y_i = -1, & \phi(x_i) - a^2 > R^2 \end{cases} \quad (15)$$

通过上述过程,本文构造了一个虚警概率可控的 SVDD 分类器——FAC-SVDD,将检测问题转换成单分类问题,实现了目标检测。FAC-SVDD 的详细算法描述如下,其中, C_h 和 C_l 分别表示 C_0 的上限和下限。

输入 训练、测试样本数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$
过程:

参数初始化

- 设定虚警概率 P_f 和阈值 η (如: $P_f = 0.01$; $\eta = 0.01$)
 - 设定 $C_h = 100$, $C_l = 0$, $C_0 = 1$, $C_1 = 1$, $P_F = 1$
- while $|P_F - P_f| > \eta$ do

使用训练数据训练 SVDD, 得到 R 、 a 、 ξ 值

使用训练数据测试 SVDD, 得到 y 值
计算虚警概率, 定义如下:

$$P_F = \frac{\sum_j y_j = -1}{\text{训练数据集的样本量}}$$

if $P_F = P_f$ then

break

else

if $P_F < P_f$ then

$$C_h = C_0, \quad C_0 = \frac{C_h + C_l}{2}$$

end if

else

if $P_F > P_f$ then

$$C_l = C_0, \quad C_0 = \frac{C_h + C_l}{2}$$

end if

end if

end while

计算测试数据目标检测概率为:

$$P_d = \frac{\sum_j y_j = -1}{\text{测试数据集的样本量}}$$

输出 P_d 、 P_F 值

该算法分两个阶段运行:在第一阶段,使用给定参数获得超球体边界,然后,使用此超球体边界对训练数据进行分类并计算实际的虚警概率 P_F ;在第二阶段,采用对分法调节 C_0 。这两个阶段将迭代执行,直到 P_F 和所需的虚警概率 P_f 之间的差小于预定义的阈值 η 。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据设置

本文基于文献[25]中的外场采集数据进行检测性能分析,雷达工作在 W 波段,距离分辨率 0.1 m,采集背景为戈壁,目标选择厢货车和卡车。采集获得 50 000 条杂波数据用于训练 FAC-SVDD 分类器,每种目标的每个姿态采集 5 000 条数据用于测试检测概率。将采集得到的目标数据的 HH 极化通道进行展示,实测车辆目标 HRRP 数据如图 2 所示,每个目标有 20 000 帧数据,每帧数据包含 90 个距离单元,其幅度使用最大值进行了归一化操作。

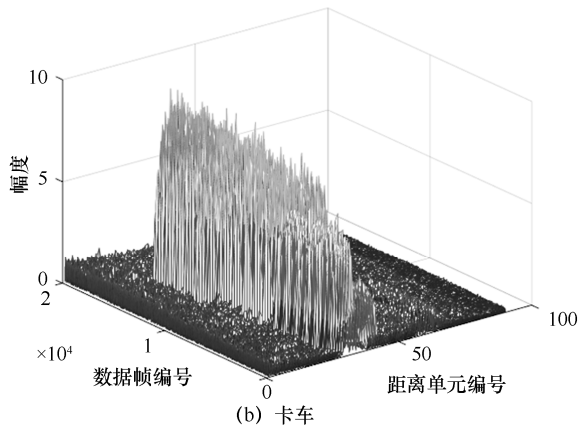
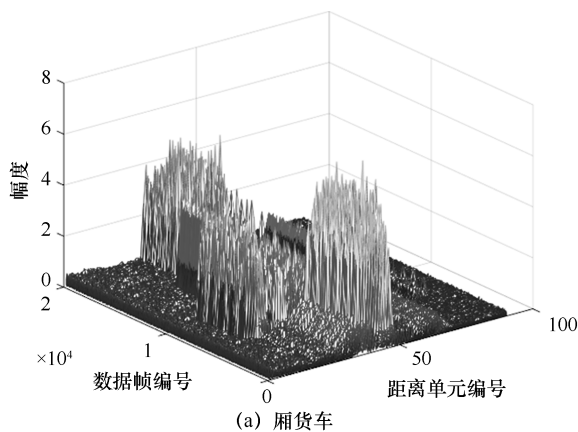


图2 实测车辆目标 HRRP 数据

因为采集的实测数据信杂比很高,所以为分析检测器在不同信杂比下的检测性能,本文通过仿真叠加杂波的方式获取特定信杂比的数据,信杂比的计算式为目标平均功率与杂波平均功率的比值,即:

$$\text{SCR} = 10 \times \lg \frac{\sum_{l=1}^L P_l}{L \sigma^2} \quad (10)$$

其中, P_l 表示测试目标 HRRP 在第 l 个距离单元内的功率, L 表示距离单元个数, σ^2 表示杂波功率。

最终,使用的 HRRP 实验数据说明见表 1。

表1 实验数据说明

参数名称	参数值
雷达波段	W
距离分辨率	0.1 m
极化形式	HH、VH
地形	戈壁
目标种类	2 类(厢货车、卡车)
方位角度	4 个(迎头、前斜、正侧、尾追)
信杂比	1~20 dB, 间隔 1 dB
训练数据量	杂波: 50 000 条
测试数据量	每信杂比 20 000 条(每姿态 5 000 条)

2.2 可行性分析

本文提出对 SVDD 进行改进使其虚警概率可控,为验证其可行性,基于蒙特卡洛实验方法^[26]使用 10 余万条实测杂波数据对实际虚警概率进行测试。测试中选取了不同数量的杂波分别对 FAC-SVDD 进行训练,训练中虚警概率设置为 10^{-4} ,所得实际虚警概率测试结果如图 3 所示。可以看出,当训练样本数量大于 40 000 时,所提方法就可以工作在期望的虚警概率下。后续的实验中,训练样本数量设置为 50 000。

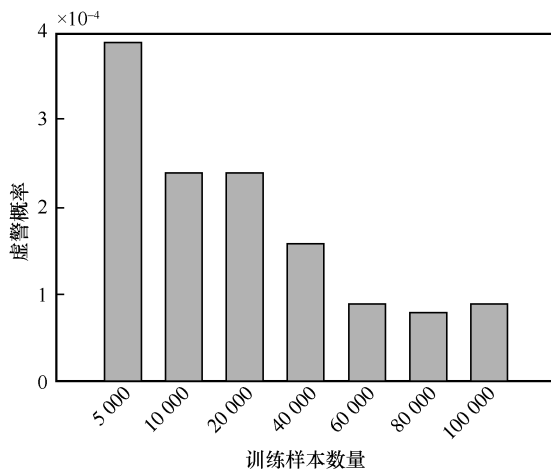


图3 实际虚警概率测试结果



2.3 检测结果

为验证所提距离扩展目标检测方法的有效性, 本文基于第 2.1 节提到的数据进行实验。并且, 本文选择了文献[27]中新颖的自适应双门限广义似然比检测算法 (后简称双门限算法), 以及近年扩展目标检测领域中常用的对照组 M/N 检测器算法和 SDD-GLRT (scatterer density dependent generalized likelihood ratio test) 算法作为本文实验的对照组^[28]。另外, 由于双门限算法、M/N 算法和 SDD-GLRT 算法仅能在单个极化通道数据上检测, 本文将通过 PWF 得到的融合数据作为对照组检测器的输入进行测试。实验中各个检测器的虚警概率均设置为 10^{-4} , 检测结果曲线如图 4 所示。

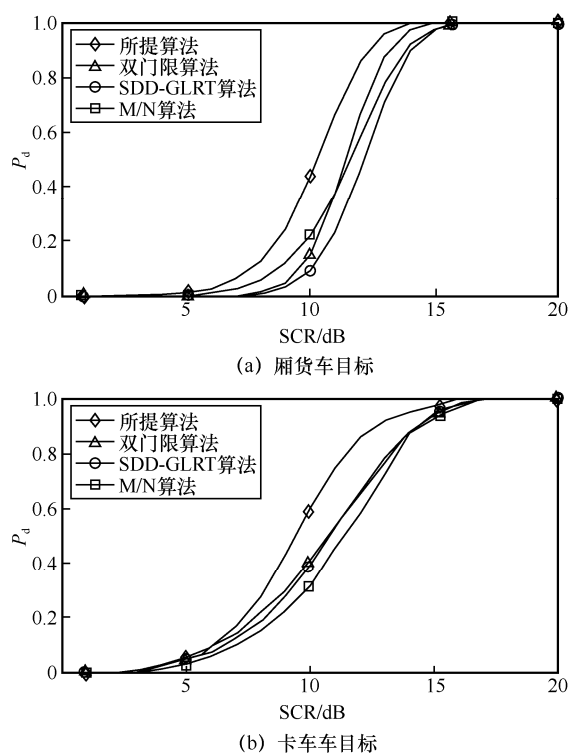


图 4 检测结果曲线

从图 4 中可以看出, 对于两种目标, 本文所提方法均取得了最高的检测概率。并且, 对于基于能量的检测方法 (双门限算法、SDD-GLRT 算法、M/N 算法) 而言, 受目标能量分布的影响较大, 而不同目标具有不同的散射中心能量分布情况,

因此检测性能存在较为明显的差异。相比之下, 本文所提方法主要依赖于目标和杂波的极化散射特性差异, 与目标的散射中心分布的直接关联较弱, 因此可在相同的信杂比条件 (12~13 dB) 下取得相近的检测概率 (约 90%)。

进一步地, 检测问题中通常关注两种定量性指标: 固定 SCR 下的检测概率, 以及固定检测概率下所需的 SCR。因此, 本文根据典型值分别在 SCR 为 13 dB 和检测概率为 90% 的条件下对检测算法的性能进行了定量分析, 并将以厢货车目标的结果展示如图 5 所示。从图 5 (a) 中可以看到, 在 SCR 为 13 dB 时, 本文所提方法的检测概率为 91.7%, 相比于对比方法提升 13.5%; 从图 5 (b) 中可以看到, 在检测概率要求达到 90% 时, 所提方法所需的 SCR 约为 12.6 dB, 相比于对比方法降低约 1.7 dB。

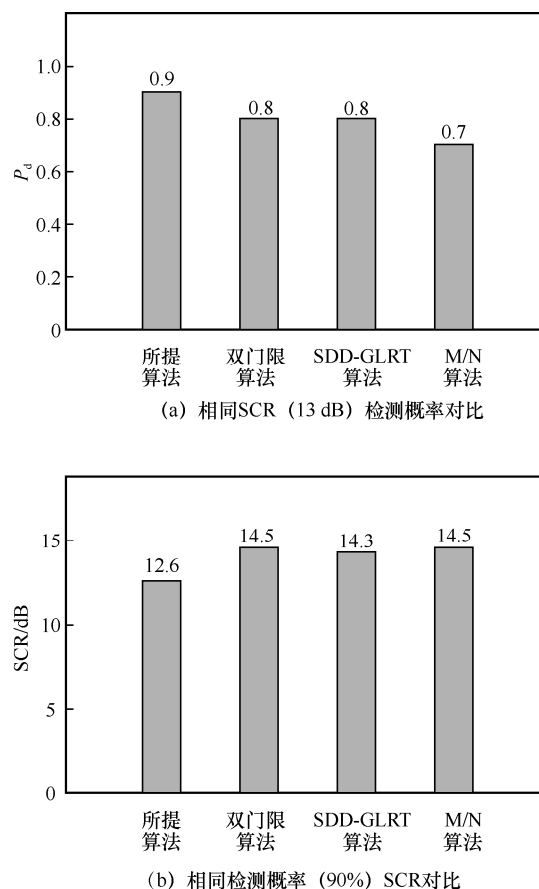


图 5 不同检测方法性能定量对比

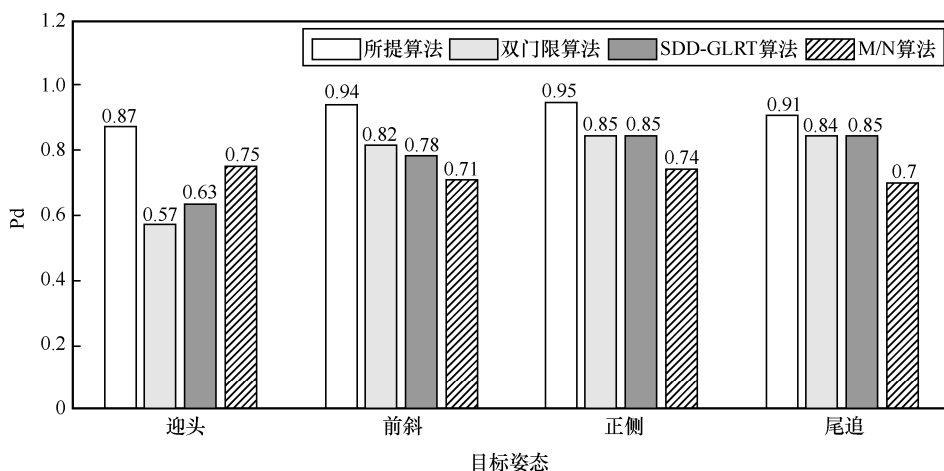


图6 厢货车目标不同姿态检测概率

此外,目标的 HRRP 因具有姿态敏感性会产生不同的能量分布和成像结果,因此本文分别统计了 4 种目标姿态(迎头、前斜、正侧、尾追)下的检测概率来分析目标姿态对检测结果的影响。厢货车目标不同姿态检测概率如图 6 所示。从图 6 中可以看到,本文所提方法在各个姿态下均取得最高的检测性能。并且,对于双门限算法和 SDD-GLRT 算法,不同目标姿态下的检测概率具有较大的变化,说明其对目标能量分布情况较为敏感,相比之下本文所提方法较为稳定,受能量分布变化的影响较小。

2.4 算法复杂度

对算法的复杂度进行分析,分别记录测试阶段的算法运行时间和内存占用情况,见表 2。其中,仿真测试平台为搭载英特尔酷睿 i7-12700 处理器的台式计算机,运行时间为对 40 万条测试样本进行检测的总耗时,内存占用情况为程序运行中占用内存的峰值。从结果可以看出,所提方法的运行时间介于多种基于能量检测的方法之间,内存占用情况有一定增加,但在可接受范围内。

表 2 算法运行时间和内存占用情况

算法名称	运行时间/s	内存占用峰值/kbit
双门限算法	67.98	2 048.00
M/N 算法	63.16	1 012.00
SDD-GLRT 算法	1 283.38	7 896.00
所提算法	336.39	18 176.00

3 结束语

面向极化高分辨雷达在复杂场景下的检测需求,本文提出了一种基于极化特征和 SVDD 的扩展目标检测算法,充分利用目标和杂波在极化域特征之间的差异以获取比基于能量信息时更好的区分性,从而提高目标检测性能。具体来说,首先基于极化分解技术提取了 16 种极化特征作为检测的输入特征。这些特征的综合利用能够更全面地描述目标和杂波之间的差异,从而更好地区分杂波和目标。然后,针对仅可提前获取杂波数据的实际应用场景,本文引入了 SVDD 作为关键组成部分,并在其中引入了两个惩罚参数。这一设计使得本文算法能够在期望的虚警概率下自动学习并实现杂波和目标的有效区分。在实测极化 HRRP 数据上进行了验证,本文所提方法在更低的 SCR 条件下达到了比基于能量的检测方法更好的检测性能,能够更好地应用于复杂场景下的扩展目标检测任务。在未来的研究工作中,将进一步探索如何将能量信息与极化特征相结合来进一步增加目标与杂波的可分性,从而进一步提升扩展目标的检测性能。这一方向的深入研究将有助于满足不断演化的雷达应用需求。

参考文献:

- [1] LONG T, LIANG Z N, LIU Q H. Advanced technology of



- high-resolution radar: target detection, tracking, imaging, and recognition[J]. Science China (Information Sciences), 2019, 62(4): 5-30.
- [2] 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.
- WANG X S. Status and prospects of radar polarimetry techniques[J]. Journal of Radars, 2016, 5(2): 119-131.
- [3] NOVAK L M, SECHTIN M B, CARDLLO M J. Studies of target detection algorithms that use polarimetric radar data[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(2): 150-165.
- [4] HUGHES P K. A high resolution radar detection strategy[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1983, 19(5): 663-667.
- [5] CHEN X L, HOU K Y, CHAND S Q, et al. Detection of range-spread targets based on order statistics[J]. Digital Signal Processing, 2023(133).
- [6] JIANG Y, WANG Y H, LI Y, et al. Eigenvalue-based ground target detection in high-resolution range profiles[J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2020, 14(11): 1747-1756.
- [7] WANG Z Y, LI G, LI M. Adaptive detection of distributed target in the presence of signal mismatch in compound Gaussian clutter[J]. Digital Signal Processing, 2020(102).
- [8] 石星宇, 许述文, 王晓峰, 等. 复合高斯杂波下距离扩展目标斜对称自适应子空间检测器[J]. 信号处理, 2023, 39(6): 1036-1046.
- SHI X Y, XU S W, WANG X F, et al. Persymmetric adaptive subspace detectors for range-spread targets in compound-Gaussian clutter[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(6): 1036-1046.
- [9] REN Z C, YI W, ZHAO W J, et al. Range-spread target detection based on adaptive scattering centers estimation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023(61): 1-14.
- [10] JING X C, SU H T, SHEN L, et al. Adaptive radar detection in the clutter and noise cover pulse jamming environment[J]. Signal Processing, 2022, 205: 108852.
- [11] SHI X Y, YANG C Q, WANG X F, et al. Dual-polarimetric persymmetric adaptive subspace detector for range-spread targets in heavy tailed non-Gaussian clutter[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023(20): 1.
- [12] 郭鹏程. 复杂背景下雷达地面目标检测与识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- GUO P C. Detection and recognition for radar ground target in complex environments[D]. Xi'an: Xidian University, 2022.
- [13] YUAN Y, ZHU H, WANG Q, et al. Correlation feature-based detector for range distributed target in sea clutter[J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2018(1): 1.
- [14] XU S, ZHU J, SHUI P, et al. Floating small target detection in sea clutter by one-class SVM based on three detection features[C]//Proceedings of International Applied Computational Electromagnetics Society Symposium - China. Piacataway: IEEE Press, 2019.
- [15] SHI Y, XIE X, LI D. Range distributed floating target detection in sea clutter via feature-based detector[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016: 1847-1850.
- [16] SHUI P L, LIU H W, BAO Z. Range-spread target detection based on cross time-frequency distribution features of two adjacent received signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(10): 3733-3745.
- [17] YANG X L, WEN G J, MA C H, et al. CFAR detection of moving range-spread target in white Gaussian noise using waveform contrast[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 13(2): 282-286.
- [18] LIU C, YANG J, ZHENG J, et al. An unsupervised port detection method in polarimetric SAR images based on three-component decomposition and multi-scale thresholding segmentation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(1): 205.
- [19] LI H L, CUI X C, CHEN S W. PolSAR ship detection with optimal polarimetric rotation domain features and SVM[J]. Remote Sensing, 2021, 13(19): 3932.
- [20] PRAJAPATI K, PRAJAPATI P, RAMAKRISHNAN R, et al. Feature combination of Pauli and H/A/Alpha decomposition for improved oil spill detection using SAR[J]. Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition, 2021(1380): 134-147.
- [21] ZHAI W, WANG X Q, BI Y X, et al. Extraction of earthquake damage information and mapping of buildings from single post-earthquake polarimetric synthetic aperture radar image based on polarimetric decomposition and texture features[J]. Sens. Mater., 2022, 34(12): 4451-4462.
- [22] RODING M, THOMA R S. Polarimetric covariance matrix processing for target discrimination in time domain[A]//2015 16th International Radar Symposium (IRS)[C]. 2015.
- [23] 陈华华, 陈哲. 基于钉板分布稀疏变分自编码器的异常检测算法研究[J]. 电信科学, 2022, 38(12): 65-77.

- CHEN H H, CHEN Z. Research on anomaly detection algorithm based on sparse variational autoencoder using spike and slab prior[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(12): 65-77.
- [24] 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.
- [25] ZHANG L, LI Y, WANG Y H, et al. Polarimetric HRRP recognition based on ConvLSTM with self-attention[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(6): 7884-7898.
- [26] LIANG Z N, GAI J Y, CHEN X L, et al. A method for threshold setting and false alarm probability evaluation for radar detectors[J]. Signal Processing, 2023(207).
- [27] CHEN X L, GAI J Y, LIANG Z N, et al. Adaptive double threshold detection method for range-spread targets[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022(29): 254-258
- [28] GERLACH K, STEINER M, LIN F. Detection of a spatially distributed target in white noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1997(4): 198-200.

[作者简介]



李强（1976—），男，工业和信息化部机关服务局高级工程师，主要研究方向为计算机技术、软件工程、无线电技术等。



姚远昕（1996—），男，中国信息通信研究院西部分院工程师，主要研究方向为无线电频谱规划、国内外无线电管理相关政策。



孔祥琦（1995—），女，国家无线电监测中心检测中心工程师，主要研究方向为无线电设备检测、无线电频谱管理等。