

文章编号:1001-5078(2022)06-0820-07

· 激光应用技术 ·

# 一种毫米波雷达机场跑道异物检测算法

汤双霞

(广州番禺职业技术学院信息工程学院, 广东 广州 511483)

**摘要:**针对毫米波雷达机场跑道异物(Foreign Object Debris, FOD)检测算法存在虚警率较高,检测性能较差的问题,提出一种基于双谱特征和支撑向量数据描述(Support Vector Domain Description, SVDD)一类分类器的FOD检测方法。首先利用双谱变换将毫米波雷达接收到的FOD和杂波信号转换至差异性更大的双谱域,然后提取双谱熵和二阶统计量二维特征构成特征向量作为SVDD的输入,最后利用SVDD一类分类器在特征域实现FOD检测,同时为了提升SVDD算法性能,提出一种基于遗传模拟退火算法(Genetic Simulated Annealing Algorithm, GSAA)的参数优化方法对SVDD的核参数和惩罚因子进行全局寻优。基于77 GHz毫米波雷达获取的真实机场数据开展试验,结果表明相对于传统方法所提方法不仅能够获得更高的检测性能,同时能够明显降低虚警率。

**关键词:**毫米波雷达;机场跑道异物;模型优化;双谱特征;一类分类器

中图分类号:TN957.51 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2022.06.005

## A novel FOD detection method for millimeter-wave radar

TANG Shuang-xia

(College of Information Engineering, Guangzhou Panyu Polytechnic, Guangzhou 511483, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of high false alarm rate and poor detection performance of millimeter wave radar airport runway foreign body (Foreign Object Debris, FOD) detection algorithm, a FOD detection method based on bispectral features and support vector domain description (Support Vector Domain Description, SVDD) classifier is proposed. Firstly, the FOD and background clutter signals received by millimeter wave radar are transformed into bispectral domain, then the two-dimensional features of bispectral entropy and second-order statistics are extracted to form the feature vector as the input of SVDD. Finally, SVDD classifier is used to realize FOD detection in the feature domain. At the same time, in order to improve the performance of SVDD algorithm, a genetic simulated annealing algorithm (Genetic Simulated Annealing Algorithm, GSAA) is proposed to optimize the kernel parameters and penalty factors of SVDD. Based on the real airport data obtained by 77 GHz millimeter wave radar, the experimental results show that compared with the traditional methods, the proposed method can not only obtain higher detection performance, but also significantly reduce the false alarm rate.

**Keywords:** millimeter wave radar; foreign object debris; model optimization; bispectral features; one-class classifier

基金项目:2019年广东省科技发展专项资金项目(No. 706049150203)资助。

作者简介:汤双霞(1980-),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机应用技术,人工智能技术,Web开发技术,媒体设计技术,平面设计技术等。E-mail:ghy4757@qq.com

收稿日期:2021-06-22;修订日期:2021-07-26

## 1 引言

机场跑道异物又被称为跑道外来侵入物 (Foreign Object Debris, FOD), 指的是出现在机场跑道上可能对航空器造成危害的一切物体, 例如遗落在跑道上的扳手、硬币、电池、金属条等。FOD 的存在严重威胁着飞机和旅客生命财产安全, 2000 年 7 月发生的协和客机空难事件正是由跑道上的金属长条引起, 因此在飞机起飞和降落之前必须对跑道进行巡查, 及时清除 FOD。传统基于人工巡检的方式存在耗时长, 效率低和可靠性差等问题, 国内外相关领域研究机构和公司纷纷推出了各自的 FOD 自动检测系统, 例如英国奎奈蒂克公司的 Tarsier 系统, 新加坡策技系统公司的 iFeeret 系统, 美国 TrexEnterprises 公司的 FODFinder 系统, 以及北京大兴国际机场引进的以色列 Xsight 公司的 FODetect 系统。除 iFeeret 只采用光学传感器外, 其余系统均采用毫米波雷达和光学传感器集成的处理体制以提升检测性能。由于光学传感器的检测性能受光照, 天气等因素影响较大, 而毫米波雷达具备全天候, 高分辨率, 对雨雪雾霾天气适应性强等优势, 基于毫米波雷达的 FOD 检测成为了当前的研究热点<sup>[1-2]</sup>。

复杂机场跑道背景下实现对静止小目标的检测是毫米波雷达 FOD 检测系统面临的主要挑战<sup>[3]</sup>, 目前常用的是以单元平均恒虚警 (Cell Averaging Constant False Alarm Rate, CA-CFAR) 和排序类恒虚警 (Order-Statistics Constant False Alarm Rate, OS-CFAR) 为代表的空域 CFAR 方法, 以及以杂波图恒虚警 (Clutter Map Constant False Alarm Rate, CM-CFAR) 为代表的时域 CFAR 方法。空域 CFAR 类方法认为杂波在空间的分布特性是连续的, 通过对待测单元周边单元的杂波功率进行平均得到待测单元处的检测门限从而实现 FOD 检测, 当杂波分布均匀时可以获得较好的检测性能, 但是当杂波分布特性复杂, 该类方法的检测性能出现明显下降<sup>[4-5]</sup>; 时域 CFAR 方法通过对待测单元连续几次扫描得到信号功率进行平均作为检测门限, 适用于杂波分布特性较为复杂的场景, 但是当干扰信号存在时, 该方法会出现“自屏蔽”问题, 从而导致虚警率升高<sup>[6]</sup>。为了解决上述问题, 文献[7]提出一种结合 CM-CFAR 和模式分类的 FOD 分层检测方法, 首先利用 CM-CFAR 进行杂波抑制, 然后提取特征对 FOD 和虚警

进行区分, 虽然能够提升 CM-CFAR 的检测性能, 但是存在运算复杂, 计算效率低等问题; 文献[8]首先利用 CA-CFAR 对跑道杂波进行抑制, 然后提出一种基于粒子群-支撑向量数据描述 (Particle Swarm Optimization Support Vector Domain Description, PSO-SVDD) 一类分类器的 FOD 检测方法, 利用 PSO-SVDD 对提取的功率谱特征进行分类, 相对于 CM-CFAR 方法具备更高的检测概率, 但是功率谱特征提取过程会造成回波中有效信息的丢失, 同时其虚警率受制于 CA-CFAR 的性能。

在上述研究的基础上, 提出一种基于双谱特征和 SVDD 的毫米波雷达 FOD 检测算法, 首先利用双谱变换将接收到的信号转换至双谱域, 然后提取双谱熵和二阶统计量二维特征构成特征向量对 FOD 和杂波信号进行区分, 相对于功率谱特征, 双谱特征保留了更多的相位信息, 对不同目标具备更强的可分性, 最后利用遗传模拟退火算法 (Genetic Simulated Annealing Algorithm, GSAA) 优化的 SVDD 一类分类器在特征域实现 FOD 检测。

## 2 FOD 回波模型

线性调频连续波 (Linear Frequency Modulated Continuous Wave, LFM CW) 体制雷达由于具备高距离分辨率, 硬件和软件复杂度低, 低功耗, 低成本以及无距离盲区等优势被广泛应用在 FOD 检测中, 在一个扫频周期内, 雷达发射的锯齿 LFM CW 信号可以表示为<sup>[9-10]</sup>:

$$s_t(t) = A \exp \left[ j2\pi \left( f_0 t + \frac{1}{2} u t^2 \right) \right] \quad (1)$$

其中,  $A$  和  $f_0$  分别为发射信号的幅度和中心频率;  $u = B/T$  为调频斜率;  $B$  和  $T$  分别为扫频带宽和扫频周期。对于出现在跑道上距离雷达为  $R$  的静止 FOD, 其回波信号可以表示为:

$$s_r(t) = K_a A \exp \left[ j2\pi \left( f_0 (t-\tau) + \frac{1}{2} u (t-\tau)^2 \right) \right] \quad (2)$$

其中,  $K_a$  为回波的幅度系数;  $\tau = 2R/c$  为双程距离引起的回波时延, 将其代入式(2), 并经过与发射信号(式(1))混频滤波后, 可以得到差频信号如下所示:

$$s_b(t) = \exp \left[ j2\pi \left( u \frac{2R}{c} t - u \frac{2R^2}{c^2} + \frac{2R}{\lambda} \right) \right] \quad (3)$$

其中,  $\lambda = \frac{c}{f_0}$  为雷达信号波长。从式(3)可以看出,

差频信号  $s_b(t)$  是频率为  $f = u \frac{2R}{c}$  的单频信号, 其频率与距离  $R$  有关, 对其做  $N$  点快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transformation, FFT) 可以得到差频信号的频谱  $S_b(n)$  为:

$$S_b(n) = \frac{K_a A^2 N}{2} \text{sinc}\left(n - u \frac{2R}{c} \frac{N}{f_s}\right) \exp\left\{-j\pi \left[\frac{N-1}{N} \left(n - \frac{2uR}{cf_s} \frac{N}{N-1}\right) - u \frac{2R^2}{c^2}\right]\right\} \exp\left[j2\pi \left[\frac{2R_n}{\lambda} - u \frac{2R^2}{c^2}\right]\right] \quad (4)$$

其中,  $\text{sinc}(x) = \frac{\sin(\pi x)}{\pi x}$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ ;  $f_s$  为频域采样频率。从式(4)可以看出, 根据差频信号频谱峰值出现的位置可以计算得到 FOD 目标的距离信息, 从而实现 FOD 检测。

### 3 基于双谱特征和 SVDD 的 FOD 检测算法

图 1 给出了本文基于双谱特征和 SVDD 的 FOD 检测算法流程图, 可以看出算法从上到下可以分为训练和测试两个阶段。在训练阶段, 将雷达录取的机场跑道杂波实测数据作为训练数据集, 然后利用双谱变换对其分析并提取双谱熵和二阶累积量二维特征构成特征向量, 利用训练数据集的特征向量对 SVDD 分类器进行训练, 同时针对 SVDD 核参数和惩罚因子选取问题, 利用 GSAA 算法在全参数空间内进行寻优, 最终获得最优 SVDD 分类面。

在测试阶段, 将雷达录取的杂波或 FOD 回波信号作为测试数据集, 同样利用双谱变换将其转换至差异性更大的双谱域, 然后提取二维特征构成特征向量, 最后利用训练阶段获得的最优分类面对特征向量进行分类判决, 并最终给出该样本是 FOD 还是杂波的判决结果。

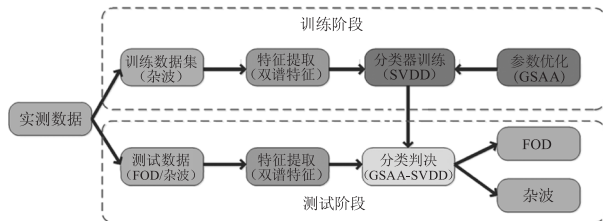


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

#### 3.1 双谱特征提取

在模式分类领域, 原始数据维数较高且通常不能直接反映分类对象的本质属性, 直接将其作为特

征向量进行分类判决存在运算复杂、分类器设计困难等问题。特征提取通过对原始数据进行分析, 从中综合出能够反映目标本质特性的信息, 实现高维数据向低维空间的映射从而降低后续分类判决过程的复杂度<sup>[11]</sup>。传统功率谱特征丢掉了回波中的所有相位信息, 使 FOD 和杂波信号趋同性增加, 不利于目标分类, 而双谱特征保留了回波中除线性相位外的所有相位信息, 并且具备平移、旋转和尺度不变性, 因此适合用于实现 FOD 和杂波的有效区分。

对于差频信号  $S_b(n)$ , 对其进行双谱变换的过程可以表示为<sup>[12]</sup>:

$$X_b(n_1, n_2) = S_b(n_1)S_b(n_2)S_b^*(n_1 + n_2) \quad (5)$$

从式(5)可以看出双谱变换不但没有对差频信号降维, 反而大大增加了信号维度, 因此本文提取下述二维特征来描述双谱的分布特性。

特征 1. 双谱熵特征:

$$\text{Feature1} = \text{entropy}(X_b) = - \sum_{n_1} p_{n_1} \lg(p_{n_1}) \quad (6)$$

其中,  $p_{n_1} = \frac{Y_b(n_1)}{\sum_{n_1} Y_b(n_1)}$ ;  $Y_b(n_1) = \sum_{n_2} X_b(n_1, n_2)$ 。

双谱熵特征可以刻画信号在的波形分布特性, 双谱熵特征越小, 信号的波形分布越尖锐。

特征 2. 双谱二阶累积量特征:

$$\text{Feature2} = \sum_{n_1} (n_1 - \bar{n}_1) \times p_{n_1} \quad (7)$$

其中,  $\bar{n}_1 = \sum_{n_1} n_1 \times p_{n_1}$ 。二阶累积量描述了双谱相对于其质心的能量分布情况, 二阶累积量特征值越小, 其能量分布相对于质心越分散。

#### 3.2 SVDD 一类分类器

出现在机场跑道上的 FOD 种类繁多且出现时机较为随机, 通常难以获得足够多的 FOD 样本作为训练数据集, 而机场环境 (跑道, 建筑物) 较为稳定, 短时间内不会发生变化, 可以采集得到足够多的杂波样本用于训练, 因此本文选用 SVDD 一类分类器实现 FOD 检测。SVDD 是异常检测中应用比较广泛的一种一类分类器, 只需要目标类样本即可构造闭合覆盖模型实现对未知测试样本的分类判决<sup>[13]</sup>。

SVDD 的基本思想是在高维空间中构建能够包含所有训练样本的最小超球体  $B(c, r)$ , 其中  $c$  为球心,  $r$  为超球体半径, 位于超球体表面上的样本被称为支撑向量。对于给定训练样本集  $\{x_i\}_{i=1}^n$ , 利用

SVDD 计算最优分类面的过程可以转化为求解如下优化问题:

$$\begin{cases} \min B(c, r) = r^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } (x_i - c)^T(x_i - c) \leq r^2 + \xi_i \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $\xi_i$  是为了避免“过匹配”而对每个样本引入的松弛变量;  $C$  为惩罚因子;  $C \sum_{i=1}^n \xi_i$  为平衡参数, 用于降低异常值对最优分类面的影响。通常情况下数据集在原始空间中不会呈现出球状分布, 此时 SVDD 通过引入核函数的形式将其映射到高维空间进行分析, 目前常用的核函数为高斯核, 其具体形式为:

$$\begin{aligned} K(x_i, x_j) &= (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) \\ &= \exp\left[-\frac{(x_i - x_j)^T(x_i - x_j)}{\delta^2}\right] \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $\Phi(x_i)$  表示将  $x_i$  映射到高维空间的映射函数;  $(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j))$  表示  $\Phi(x_i)$  和  $\Phi(x_j)$  的内积;  $\delta$  为核参数, 其大小决定着超球体边界的紧密性。通过引入拉格朗日乘子可以将式(8)转化为如下对偶形式:

$$\begin{cases} \max L = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(x_i - x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i - x_j) \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\alpha_i$  为与  $x_i$  一一对应的模型参数, 若  $\alpha_i > 0$ , 则其对应的  $x_i$  为支撑向量。利用  $\alpha_i$  和对应  $x_i$  可以计算得到最优超球体的球心和半径:

$$\begin{cases} c = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i \\ r = \|\Phi(x_i) - \Phi(c)\|^2 \end{cases} \quad (11)$$

得到最优超球面后, 对于任意未知测试样本  $x^*$ , 利用 SVDD 进行分类判决的决策方程为:

$$f(x^*) = \|\Phi(x_i) - \Phi(c)\|^2 - r^2 \quad (12)$$

若  $f(x^*) \leq 0$  表明  $x^*$  位于最优超球面内,  $x^*$  为目标类样本, 否则  $x^*$  为异常样本。

### 3.3 基于 GSAA 的 SVDD 参数优化

SVDD 分类性能受核参数  $s$  和惩罚因子  $C$  影响较大, 目前常用的网格搜索法存在运算量大, 实时性差的问题。本文将模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 模型<sup>[14]</sup> 引入遗传算法 (Genetic Algorithm,

GA)<sup>[15]</sup>, 将 GA 全局搜索能力强, 局部搜索能力弱的特点和 SA 局部搜索能力强, 全局搜索能力弱的特点进行优势互补, 提出一种遗传模拟退火算法 (Genetic Simulated Annealing Algorithm, GSAA) 优化算法实现对 SVDD 核参数  $s$  和惩罚因子  $C$  全局寻优的同时最小化算法错分率, 如式(13)所示:

$$e = \frac{FP + FN}{N} \quad (13)$$

其中, FP 为漏警率, 即 FOD 被判决为杂波的概率; FN 为虚警率, 即杂波被判决为 FOD 的概率。利用 GSAA 对 SVDD 进行优化的流程如图 2 所示, 其基本思想是首先利用 GA 进行全局搜索, 将当前条件下得到的最优解作为 SA 的初始值, 然后利用 SA 进行局部搜索, 并将获得的满足 Metropolis 准则的解作为下一轮迭代中 GA 的初始种群, 依次往复迭代, 全局搜索和局部搜索交替进行, 直至满足终止条件。

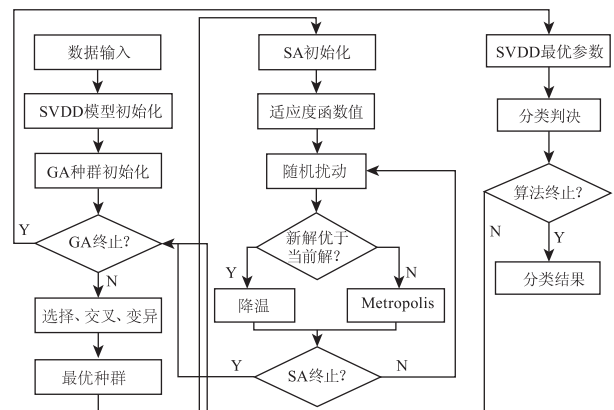


图2 GSA-SVDD 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of GSA-SVDD algorithm

## 4 试验结果及分析

为了验证所提方法在真实场景下的 FOD 检测性能, 在某地民用机场采用毫米波雷达录取实际数据开展试验。试验所用毫米波雷达工作在 W 波段,  $N = 1024$ , 中心频率  $f_0 = 77$  GHz, 调频带宽  $B = 600$  MHz, 扫频周期  $T = 1$  ms, 中频采样频率  $f_s = 2$  MHz, FFT 点数, 天线采用机械转动的方式实现对前方  $-60^\circ \sim +60^\circ$  空域的扫描, 扫描速度为  $15^\circ/s$ 。

试验开始前首先对跑道进行人工巡查, 确保跑道上没有 FOD, 然后利用毫米波雷达对跑道进行扫描并记录杂波数据作为训练样本, 用于实现对 SVDD 分类器的训练。在测试阶段, 构建两种试验场景: 场景 1 中, 在距离雷达 40 m 处放置一块体积

为  $40\text{ mm} \times 40\text{ mm} \times 40\text{ mm}$  的砖块;场景 2 中,在距离雷达  $40\text{ m}$  和  $60\text{ m}$  处分别放置一个高尔夫球(直径  $43\text{ mm}$ )和场景 1 中的砖块。

图 3(a)和图 3(b)分别给出了两种测试场景中实测数据的轴向积分双谱图,其中实曲线对应 FOD 回波信号,虚曲线对应杂波信号。从图 3 可以看出在双谱域,FOD 信号和杂波信号的分布特性呈现出明显差异,其中 FOD 的存在导致 FOD 回波信号的双谱波形波动性更大,而杂波信号的双谱波形更加平缓,可以据此实现两种目标的有效区分。

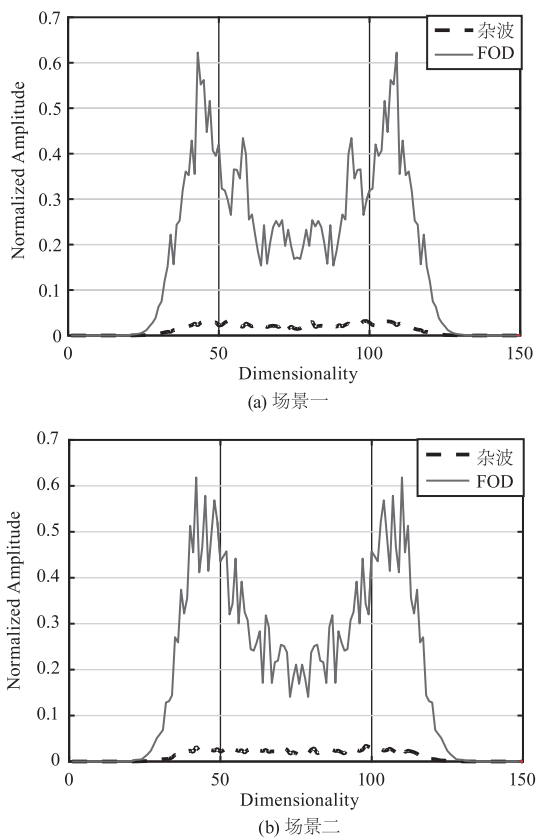


图 3 轴向积分双谱

Fig. 3 Axial integrated bispectrum

得到特征向量后,根据图 1 所示算法流程,需要利用 GSAA 算法对 SVDD 核参数和惩罚因子进行全局寻优,迭代开始时设置核参数  $s$  的初始值为 1,取值范围为  $[0, 10]$ ,惩罚因子  $C$  的初始值为 0.1,取值范围为  $[0, 1]$ ,最大迭代次数为 100。图 4 给出了算法迭代过程中式(13)所示错分率的变化曲线,可以看出经过 14 次迭代,错分率曲线达到最小值,此时对应的最优核参数  $s = 5.7$ ,惩罚因子  $C = 0.25$ 。

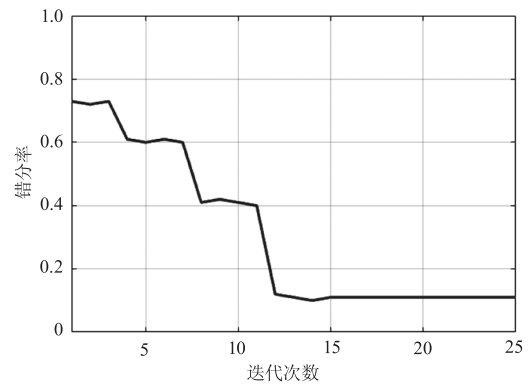


图 4 GSAA-SVDD 迭代过程中错分率变化曲线

Fig. 4 Variation curve of error rate during GSAA-SVDD iterative process

图 5(a)和图 5(b)分别给出了利用最优 SVDD 分类面对两种试验场景进行 FOD 检测得到的结果,其中“○”代表训练样本集(杂波信号)特征,虚线“—”为训练阶段得到的最优 SVDD 分类面,“※”代表测试数据集中的 FOD 回波信号特征,“□”代表测试数据集中的杂波信号特征。需要指出的是,与文献[7]类似,试验所用毫米波雷达采用机械扫描方式,扫描过每个检测单元均会有一定驻留时间,即一个 FOD 会对应多次回波信号,同时为了降低漏警率,对每次回波信号均提取特征并进行判决,只要有一次回波被判为 FOD,就认为该区域存在 FOD,因此图 5 中会出现同一 FOD 对应多个特征标号的情况。从图 5 所示结果可以看出,对于两种试验场景,全部 FOD 回波信号特征均处于最优分类面以外,全部杂波信号特征均处于最优分类面以内,即所提方法在两种试验场景情况下能够消除虚警,实现对 FOD 的准确检测。

为了进一步验证所提算法的 FOD 检测鲁棒性,采取将高尔夫球和砖块随机放置在雷达探测范围内(半径  $70\text{ m}$ ,前向  $\pm 60^\circ$ ),利用雷达采集记录数据并利用所提方法进行 FOD 检测,重复进行 300 次试验(高尔夫球 100 次,砖块 100 次,高尔夫球和砖块一起 100 次)并对结果进行统计的方式开展验证。同时为了对比,分别采用传统 CM-CFAR 方法,文献[7]所提 CM-CFAR-SVDD 和文献[8]所提 PSO-SVDD 方法在相同条件下开展试验,以评估不同方法的优劣。表 1 给出了四种方法在三种不同场景下的检测概率  $p_f$  和虚警概率  $p_{f_j}$ ,可以看出 CM-CFAR-SVDD 的检测概率在三种场景下相对于 CM-CFAR 方法分别提升 14%,13%和 14%,但是由于两种

方法都采用了 CM-CFAR 进行杂波抑制, 所以其虚警率略优于 CM-CFAR 方法, 差距在 2% 以内; 而 PSO-SVDD 方法通过 PSO 算法对 SVDD 优化, 提升了 SVDD 的检测性能, 因此其检测概率优于 CM-CFAR-SVDD 方法, 三种场景下分别提升 2%, 4% 和 4%, 但是由于 PSO-SVDD 方法采用的是 CA-CFAR 进行杂波抑制, 所以其虚警率受制于 CA-CFAR 的性能, 略低于 CM-CFAR-SVDD 方法, 差距在 2% 以内; 本文方法利用双谱特征提取 + SVDD 的模式分类方法代替传统 CFAR 方法进行杂波抑制, 因此虚警率是四种方法中最低的, 三种场景下相对于虚警率最低的 CM-CFAR-SVDD 方法分别低约 3%, 3% 和 4%, 同时 GSAA 优化后的 SVDD 分类器也可以获得最优的检测性能, 三种场景下相对于检测概率最高的 PSO-SVDD 方法提升超过 3%。

基于双谱特征提取和 SVDD 一类分类器的 FOD 检测方法, 通过双谱分析提升 FOD 和杂波信号的可分性, 然后通过双谱熵和二阶统计量特征提取实现降维, 最后通过 SVDD 一类分类器完成 FOD 检测, 针对 SVDD 核参数和惩罚因子设置问题, 利用 GSAA 算法进行优化, 提升检测性能。基于实际机场跑道数据的试验结果表明, 所提方法相对于对比方法在三种试验场景下均能获得最优的检测概率和最低的虚警率, 检测概率和虚警率的提升均超过 3%, 具有较强的应用前景。

表 1 不同方法检测性能对比

Tab. 1 Comparison of detection performance of different methods

序号	高尔夫球		砖块		高尔夫球 + 砖块	
	$p_d/\%$	$p_f/\%$	$p_d/\%$	$p_f/\%$	$p_d/\%$	$p_f/\%$
CM-CFAR	74.55	7.89	77.89	5.50	75.18	8.34
CM-CFAR-SVDD	88.92	6.53	90.25	3.73	89.22	6.89
PSO-SVDD	91.38	8.11	94.47	4.69	93.61	10.03
本文方法	94.70	3.25	97.83	1.15	96.74	2.94

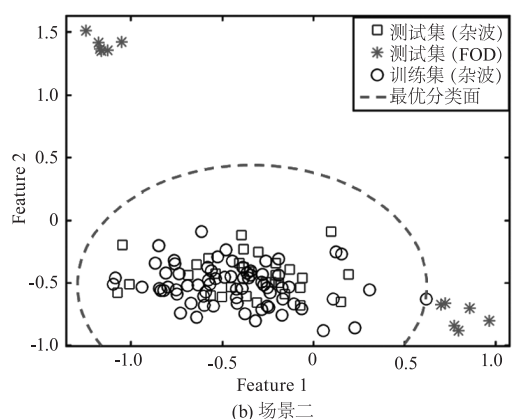
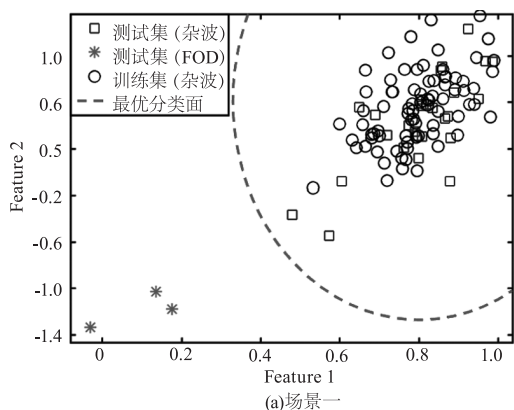


图 5 所提方法 FOD 检测结果

Fig. 5 FOD detection results of proposed method

### 5 结论

复杂杂波背景下实现静止小目标检测是毫米波 FOD 检测雷达面临的关键问题, 传统基于 CFAR 的检测方法普遍存在虚警率高, 检测性能较差的问题。本文借鉴模式识别中异常数据检测的思路提出一种

### 参考文献:

- [1] Baoshuai W, Minjue H, Jianghong L, et al. A hierarchical FOD detection scheme based on clutter map CFAR and pattern classification. 2018 IEEE international conference on signal processing [C]//2018 IEEE International Conference on signal processing, communication and computing (ICSPCC), IEEE, 2018.
- [2] Li Yu, Xiao Gang. Study and design of FOD detection and surveillance system for airport runway [J]. Laser & Infrared, 2011, 41(8): 909-915. (in Chinese)  
李煜, 肖刚. 机场跑道异物检测系统设计与研究 [J]. 激光与红外, 2011, 41(8): 909-915.
- [3] Yang X, Huo K, Zhang X. A clutter-analysis-based STAP for moving FOD detection on runways [J]. Sensors, 2019, 19(3): 549.
- [4] Anas Tom, Viswanathan R. Switched order statistics CFAR test for target detection [C]//2008 IEEE Radar Conference, Rome, Italy, May 26-30, 2008: 1-5.
- [5] Zattonta B, Farrouki A, Barkat M. Automatic censoring detection using binary clutter-map estimation for non-gaussian environments [C]//IEEE International Conference on Signal Processing and Communications, Dubai, U-

- mitted Arab Emirates, November 24 – 27, 2007; 205 – 208.
- [6] Li Huaqiong, Zhang Zhongjin, Wang Yuguo, et al. Performance analysis and comparison of CFAR methods for FOD detection in airport runway environment [J]. *Radio Engineering*, 2015, 45(9): 53 – 57. (in Chinese)  
李华琼, 张中仅, 王雨果, 等. CFAR 方法在机场跑道 FOD 检测中的性能分析 [J]. *无线电工程*, 2015, 45(9): 53 – 57.
- [7] Wang Baoshuai, Lan Zhu, Li Zhengjie, et al. A hierarchical foreign object debris detection method using millimeter wave radar [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*. 2018, 40(11): 2676 – 2683. (in Chinese)  
王宝帅, 兰竹, 李正杰, 等. 毫米波雷达机场跑道异物分层检测算法 [J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(11): 2676 – 2683.
- [8] P Ni, C Miao, H Tang, et al. Small foreign object debris detection for millimeter-wave radar based on power spectrum features [J]. *Sensors*, 2020, 20(8): 2316.
- [9] Y K LAI. Foreign object debris detection method based on fractional Fourier transform for millimeter-wave radar [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2020, 14(1): 016508.
- [10] X Yang, K Huo, J Su, et al. An anti-fod method based on ca-cm-cfar for mmw radar in complex clutter background [J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1635.
- [11] Du Lan, Wang Baoshuai, Li Yanbing. Robust classification scheme for airplane targets with low resolution radar based on emd-clean feature extraction method [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2013, 13(12): 4648 – 4662.
- [12] Zhang Tinghua, Ni Guoqiang, Gao Kun, et al. Feature extraction from “cat-eye” targets’ laser range profile based on bi-spectrum [J]. *Laser & Infrared*, 2017, 47(3): 341 – 346. (in Chinese)  
张廷华, 倪国强, 高昆, 等. 基于双谱的猫眼目标激光一维距离像特征提取 [J]. *激光与红外*, 2017, 47(3): 341 – 346.
- [13] Wang Buhong, Luo Peng, Li Yaoteng, et al. ADS-B anomalous data detection model based on PSO-MKSVDD [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(11): 2727 – 2734. (in Chinese)  
王布宏, 罗鹏, 李腾耀, 等. 基于粒子群优化多核支持向量数据描述的广播式自动相关监视异常数据检测模型 [J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(11): 2727 – 2734.
- [14] Hu Zhiqiang, Li Wenjing, Qiao Junfei. Frequency conversion sinusoidal chaotic neural network based on self-adaptive simulated annealing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(3): 613 – 621. (in Chinese)  
胡志强, 李文静, 乔俊飞. 基于自适应模拟退火的变频正弦混沌神经网络 [J]. *电子学报*, 2019, 47(3): 613 – 621.
- [15] Li Jianchao, Su Junhong. Improved genetic algorithm for optimizing the parameters of the attenuation in laser damage testing system [J]. *Laser & Infrared*, 2020, 50(9): 1109 – 1113. (in Chinese)  
李建超, 苏俊宏. 激光损伤测试系统衰减片参数的改进遗传算法优化 [J]. *激光与红外*, 2020, 50(9): 1109 – 1113.