

## 毫米波雷达机场跑道异物分层检测算法

王宝帅\* 兰竹 李正杰 王小斌 胡洪涛

(电子信息控制重点实验室 成都 610036)

**摘要:** 强杂波背景下的弱小静止目标检测是毫米波机场跑道异物(FOD)检测雷达面临的核心问题。该文提出一种基于功率谱特征和支持向量域描述(SVDD)一类分类器的FOD分层检测算法。该算法首先利用杂波图恒虚警率(CFAR)检测器对复杂背景杂波进行杂波对消处理,针对对消后虚警过多的问题,对对消后的数据提取功率谱特征,将其转换到特征域,最后利用SVDD一类分类器在特征域实现对FOD和虚警的分类。基于实测数据的试验结果表明所提方法可以获得较好的检测性能。

**关键词:** 毫米波雷达; 机场跑道异物检测; 功率谱特征; 一类分类器

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2676-08

DOI: 10.11999/JEIT180200

## A Hierarchical Foreign Object Debris Detection Method Using Millimeter Wave Radar

WANG Baoshuai LAN Zhu LI Zhengjie WANG Xiaobin HU Hongtao

(Science and Technology on Electronic Information Control Laboratory, Chengdu 610036, China)

**Abstract:** Detection of stationary little targets in heavy ground clutter is the key problem facing the millimeter wave airport runway Foreign Object Debris (FOD) detection radar. This paper proposes a hierarchical FOD detection algorithm based on power spectrum feature extraction and Support Vector Domain Description (SVDD) classifier. The clutter map Constant False Alarm Rate (CFAR) detection algorithm is first utilized to suppress the complex background clutter. In order to solve the high false alarm problem after the clutter suppression, the power spectrum features are extracted to transform the radar returns into the feature domain where the FOD and false alarm are more distinguishable. Finally, the one-class SVDD classifier is utilized to categorize the FOD and false alarm into different kinds so as to reduce the false alarm rate. Experimental results based on measured data show that the proposed method can achieve good detection performance.

**Key words:** Millimeter wave radar; Foreign Object Debris (FOD) detection; Power spectrum features; One-class classifier

### 1 引言

机场跑道异物(Foreign Object Debris, FOD)是指本不属于跑道却出现在跑道上的外来物,常见的有碎石块、工作人员遗落的扳手、螺丝钉等<sup>[1]</sup>。FOD的存在会对飞机的起飞和降落造成危害,严重时甚至会引发灾难性的事件,2000年7月发生在法国戴高乐机场的协和客机空难就是由遗落在跑道上的金属长条引起的。为了保证飞机的安全,在起飞和降落时都需要人工对跑道异物进行排查,影响了机场的飞机通勤量,同时,在雾、霾等恶劣天气条件下依靠人工来发现微小异物也并非易事<sup>[2]</sup>。

目前针对机场跑道异物检测问题的解决途径主

要有两种方式:(1)毫米波雷达结合光学设备,在这种方式中,毫米波雷达通过CFAR类方法实现对机场跑道的检测,出现的虚警问题调用光学设备挨个排除<sup>[3,4]</sup>;(2)只用光学设备,这种方式大多采用的是光学图像的处理方法<sup>[5]</sup>,从光学图像中得到的图像数据中自适应地对感兴趣目标区域进行切割,进而对得到的目标切片进行目标识别。由于光学监测系统采用视频处理技术,受亮度和光照的影响很大,在夜晚、雨雾天气或者能见度很低的情况下,检测的正确率很低,会出现大量的虚警或漏警。因此,本文主要考虑毫米波雷达体制下的FOD检测。

强杂波背景下对静止的弱小目标检测是毫米波FOD检测雷达面临的关键问题。目前常用的解决方法是采用恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测算法,文献<sup>[6,7]</sup>指出,单元平均恒虚警

(Cell Averaging Constant False Alarm Rate, CA-CFAR)和排序类恒虚警(Order-Statistics CFAR, OS-CFAR)检测方法在杂波分布特性相对均匀的情况下可以获得较好的检测性能。但是当杂波背景分布特性较为复杂时,该类方法的性能会明显下降;文献[8]提出的Nitzberg杂波图CFAR算法通过多次扫描来估计杂波功率,适用于杂波随距离单元变化比较剧烈的情形,但是如果杂波中存在干扰目标时,该方法会出现“自屏蔽”现象,影响检测性能。文献[9]通过计算机仿真对多种CFAR类方法进行了分析和比较,并指出当杂波背景比较复杂时,如何从背景杂波引起的虚警中区分出真实异物是机场跑道异物检测面临的关键问题。

本文在上述研究的基础上,利用雷达自动目标识别<sup>[10-13]</sup>的方法来解决机场跑道异物检测中虚警和真实异物(FOD)的分类问题,首先利用传统的杂波图CFAR对雷达回波进行预处理,针对杂波图CFAR处理后存在虚警的问题,通过对目标和虚警信号功率谱的分析找出FOD和虚警之间的差异并提取特征,最后利用支撑向量域描述(SVDD)<sup>[14,15]</sup>一类分类器实现对虚警和FOD的分类。

## 2 FOD检测雷达信号模型

### 2.1 接收信号模型

FOD检测雷达需要在近距离内探测到较小的异物,要求雷达具有尽量小的距离盲区以及较高的距离分辨力。因此,毫米波FOD检测雷达通常采用的是线性调频连续波体制<sup>[16]</sup>,假设发射信号为

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

其中,  $f_0$ 为信号中心频率,  $u = B/T$ 为线性调频信号的调频斜率,  $B$ 为发射信号的带宽,  $T$ 为扫频周期,则不同距离处的目标回波信号可以表示为

$$s_R(t) = \sum_{n=1}^N \exp \left\{ j2\pi \left[ f_0(t - \tau_n) + \frac{1}{2} u(t - \tau_n)^2 \right] \right\} \quad (2)$$

其中,  $\tau_n = 2R_n/c$ 为距离 $R_n$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ 处的目标引起的回波时延,  $N$ 为目标个数,代入式(2)可以得到

$$\begin{aligned} s_R(t) &= \sum_{n=1}^N \exp \left\{ j2\pi \left[ f_0 t + \frac{1}{2} u t^2 \right] \right\} \\ &\quad \cdot \exp \left\{ j2\pi \left[ -f_0 \tau_n + \frac{1}{2} u \tau_n^2 - u \tau_n t \right] \right\} \\ &= \sum_{n=1}^N s(t) \exp \left\{ -j2\pi \left[ u \frac{2R_n}{c} t - u \frac{2R_n^2}{c^2} + \frac{2R_n}{\lambda} \right] \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

对回波信号经过混频、滤波后可以得到差频信号:

$$s_b(t) = \sum_{n=1}^N K_n \exp \left\{ j2\pi \left[ u \frac{2R_n}{c} t - u \frac{2R_n^2}{c^2} + \frac{2R_n}{\lambda} \right] \right\} \quad (4)$$

其中,  $K_n$ 为第 $n$ 个目标回波的幅度。从式(4)可以看出,差频信号 $s_b(t)$ 是频率为 $u \frac{2R_n}{c}$ 的单频信号,其频率与目标到雷达的距离有关,对其做傅里叶变换就可以从差频信号的频率信息中得到FOD目标的距离信息。

雷达录取的回波中,不可避免的会混杂着地杂波分量 $s_c(t)$ 及噪声分量 $s_n(t)$ ,这里噪声分量是服从高斯分布的接收机热噪声<sup>[17]</sup>。因此,最终接收信号 $x(t)$ 可以表示为

$$x(t) = s_R(t) + s_c(t) + s_n(t) \quad (5)$$

由于目标与雷达间的距离较近,接收信号的信噪比通常较高,噪声对检测的影响可以忽略。而地杂波散射特性较为复杂,同时还会存在多经传播和绕射现象,是FOD检测面临的难点,因此,本文研究过程中,忽略噪声分量的影响,重点放在从地杂波中实现对FOD的检测。

### 2.2 预处理——杂波图CFAR

地杂波在空域变化通常比较剧烈,现有试验结果表明传统的均值类恒虚警方法很难获得较好的检测性能,但是,对于同一检测单元上的地杂波,其强度随时间的变化是缓慢的,因此可以通过在时间上对同一检测单元的背景杂波进行存储并迭代更新,最终得到检测单元处的平均杂波图。将杂波图作为检测基准与待检测信号进行比对,可以获得较好的检测性能,这就是杂波图CFAR技术。

为了验证杂波图CFAR的性能,试验过程中,首先通过人工对待测试验场景进行排查,确认待测场景中不含跑道异物。然后利用工作在W波段,带宽为600 MHz的毫米波雷达对待测场景进行扫描,并将数据记录,用作杂波图参考数据。紧接着再进行一次空扫,作为不含目标情况下的试验数据,并将其与第1次空扫记录的杂波图参考数据作对消处理,对消结果如图1所示。图1(a)和图1(b)是将雷达录取数据呈现在极坐标中,原点O处为雷达所在位置,图1(c)和图1(d)分别为对应图1(a)和图1(b)的直角坐标形式。

图1(a)和图1(c)中数据为不含目标情况下的试验数据,右侧能量较大的条带区域为绿化带,图1(b)和图1(d)为利用杂波图数据对图1(a)和图1(c)中数据作杂波图CFAR后得到的结果。从图1可

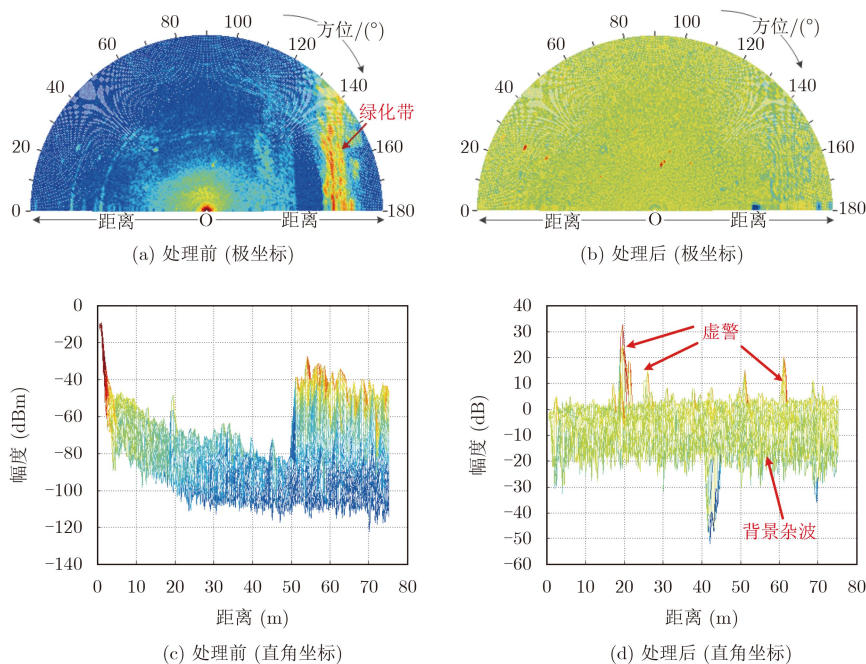


图1 无目标时杂波图处理前后实测数据结果

可以看出，杂波图CFAR可以抑制大部分的杂波分量，但是，正如图1(b)和图1(d)所示，经过杂波图CFAR处理后，仍会有少量虚警存在，影响检测性能，同时多次试验结果表明，对于同一场景，虚警出现的位置是随机的，也就是说仅仅依靠杂波图CFAR是无法将背景杂波完全去除的。

杂波图CFAR处理的另一个关键内容是如何确定检测门限，对图1(d)中杂波图处理后实测数据的幅度进行统计，可以得到如图2所示的直方图。图2中红色曲线给出的是利用该实测数据的均值和方差得到的高斯概率密度函数。从图2可以看出，杂波图处理后实测数据的统计特性为零均值高斯分布。根据高斯分布的 $3\sigma$ 原则( $\sigma$ 为方差)，同时考虑到机场跑道异物检测特殊的应用背景，即“虚警只会增加工作量，但漏警会引起事故”，因此我们在设置杂波图CFAR检测门限时，有意将门限取低，选取 $2\sigma(p(u - 2\sigma < x < u + 2\sigma) = 95.4\%)$ 处的能量作为检测门限。

在测试阶段，我们分两种试验场景：场景1中，在距离雷达47 m处放置一个金属扳手；场景2中，在距离雷达60 m处放置一块体积约为60 mm×60 mm×60 mm的砖块。图3(a)和图3(b)分别给出了对应的实测数据在直角坐标系中的结果，可以看出，在离雷达比较近的区域(0~25 m区域)杂波要远远强于FOD回波，这是从天线副瓣进入雷达的强近地杂波。对该数据利用已经存储的背景杂波数据作杂波图处理，得到杂波图CFAR处理后的结果如图4(a)和图4(b)所示，可以看出，经过杂波图

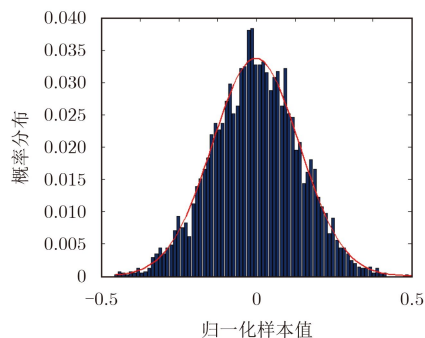


图2 图1(d)中处理后实测数据的统计特性

CFAR后，大部分强地杂波被抑制，但是，对于场景1(图4(a))，除了47 m处的目标外，在距离雷达约4 m, 23 m, 27 m, 38 m和44 m等处出现了多处虚警，同时可以看出，在38 m处的虚警信号功率要大于目标信号；同样，对于场景2(图4(b))，除了60 m处的目标外，在距离雷达约4 m, 27 m, 44 m, 57 m和78 m等处出现了多处虚警。图5(a)和图5(b)分别给出了对应图4(a)和图4(b)在极坐标下的杂波图CFAR检测结果，门限以下的信号置为零。

从上述结果可以看出，利用杂波图CFAR可以将虚警与FOD回波从背景杂波中区分开，但是由于虚警的回波强度和分布特性与FOD回波接近，仅通过杂波图CFAR并不能将FOD和虚警区分。也就是说，杂波图CFAR的检测结果存在虚警概率较高的问题。在接下来的内容中，我们将通过目标识别的方法将FOD回波和虚警区分开，从而降低虚警概率。

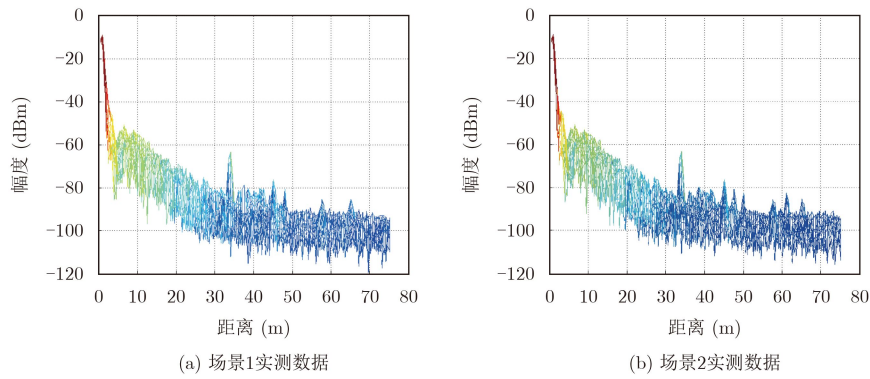


图 3 处理前实测数据

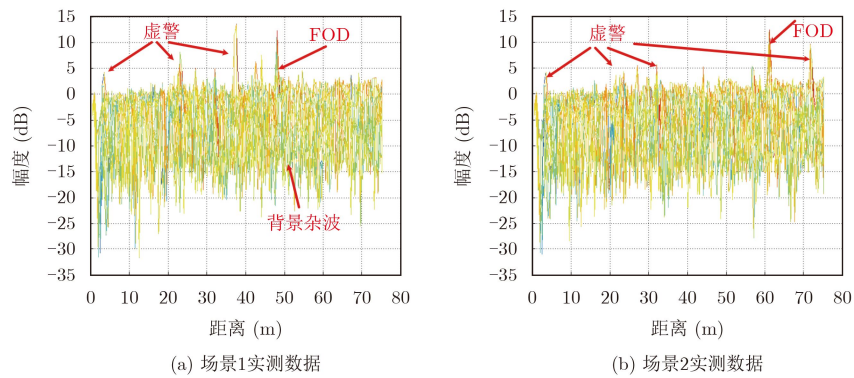


图 4 处理后实测数据结果

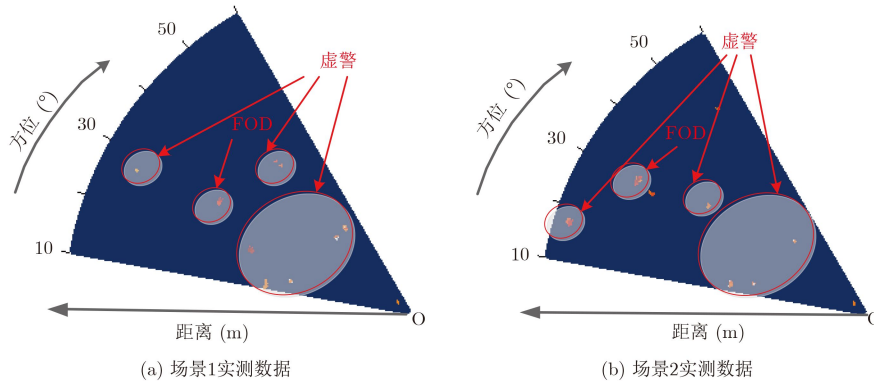


图 5 处理后实测数据结果(极坐标)

### 3 FOD分层检测算法

#### 3.1 算法流程

通过上述分析可知，经过杂波图CFAR后，雷达录取的实测数据被分成了两类，一类为背景杂波，另一类为FOD或虚警信号。在此基础上，接下来就是要实现对FOD和虚警的两类目标分类。

图6给出了本文所提FOD分层检测流程示意图，第1层为上述杂波图CFAR算法，实现背景杂波和FOD(包括虚警)的分类，第2层利用基于特征谱特征的目标识别算法实现对FOD和虚警的分类。作为一个典型的目标分类流程<sup>[18,19]</sup>，第2层又可以分成两个阶段：训练阶段和测试阶段，在训练

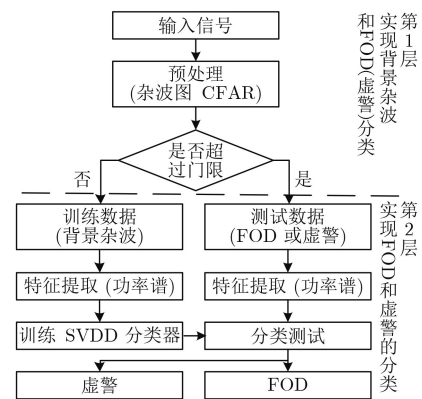


图 6 FOD分层检测流程图

阶段,取第1层得到的背景杂波作为训练数据,对每组训练样本提取功率谱特征,将所有训练样本的特征向量构成特征向量矩阵,对SVDD分类器进行训练,在测试阶段,取第1层得到的FOD或虚警回波作为测试数据,对每组测试样本,同样提取功率谱特征,并将该特征向量送入训练阶段已经训练好的SVDD分类器中,得到最终的判决结果,即该样本是FOD还是虚警。

### 3.2 功率谱特征提取

图7(a)和图7(b)分别给出了图4(a)和图4(b)所示实测数据中背景杂波、FOD和虚警信号的平均功率谱(平均功率谱是指将每类信号的功率谱求和再取平均,反映的是3类信号功率谱的平均变化趋势)。从图7可以看出,在功率谱域,FOD回波和背景杂波及虚警之间存在较为明显的差异。就总体分布趋势而言,背景杂波和虚警信号的功率谱分布特性非常接近,其变化相对更为陡峭,而FOD信号的功率谱形状变化相对更加缓和。也就是说,在功率谱域,背景杂波和虚警具有一致性,并且明显不同于FOD。

对于雷达录取的回波信号,利用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)可以得到信号的功率谱。在目标分类过程中,可以直接将功率谱作为特征向量进行分类,但是,由于功率谱的维度较高,直接使用功率谱作为识别特征会存在计算量大的问题,本文考虑提取描述功率谱散布特性的特征,进一步降低特征向量维度。对于信号  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]$ , 其频谱为  $\mathbf{X} = \text{FFT}(\mathbf{s}) = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_K]^T$ , 功率谱为  $\mathbf{x} = |\mathbf{X}|^2 = [x_1, x_2, \dots, x_K]^T$ ,  $K$ 为信号维度,提取下述2维特征来描述功率谱的分布特性:

**特征 1** 功率谱的2阶中心距:

$$F1 = \sum_{k=1}^K (k - \tilde{k})^2 p_k \quad (6)$$

其中,  $\tilde{k} = \sum_{k=1}^K k \times p_k$ ,  $p_k = x_k / \sum_{k=1}^K x_k$ 。2阶中心距描述了功率谱能量分布相对于其几何质心的分布情况,对于随机过程,其能量分布相对于质心越分散,则2阶中心距越小。从图7可以看出,FOD回波的功率谱相对于其质心分布更均匀,其功率谱的2阶中心距要大于背景杂波和虚警的2阶中心距。

**特征 2** 功率谱的熵:

$$F2 = - \sum_{k=1}^K p_k \lg(p_k) \quad (7)$$

功率谱的熵特征可以刻画功率谱的能量分布特性,功率谱能量分布越集中,熵越小,从图7可以看出,FOD功率谱的能量分布更加平均,所以FOD功率谱的熵特征要大于背景杂波和虚警。

### 3.3 分类试验结果

目前,分类器可以按照训练样本的类别数分为一类分类器和多类分类器。其中,多类分类器需要不同类别的训练样本来构造分类函数,以不同类别间的最优划分为基础实现对样本的分类,多用于训练样本充足且不同类别数据平衡等情况的分类问题;一类分类器只需要一个类别的训练样本,即目标类,利用该类别训练样本来构造闭合覆盖模型,未知测试样本要么被判为目标要么被判为非目标,适用于多类训练样本无法获取或获取代价过高的分类问题。

本文涉及的FOD分类过程问题,事先并没有FOD和虚警的训练样本,只有背景杂波这一类目标的样本作训练。所以,本文中选取SVDD一类分类器来实现分类,SVDD是在异常数据检测方面应用比较广泛的一类分类器,训练阶段只需要一类目标的训练样本即可获得最优分类面。对于给定的训练集  $T = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ ,  $\mathbf{x}_i \in R^d$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$ 为训练样本个数。SVDD的目标是在高维空间中寻找最小体积超球  $B(\mathbf{c}, r)$  使尽可能多的样本包含

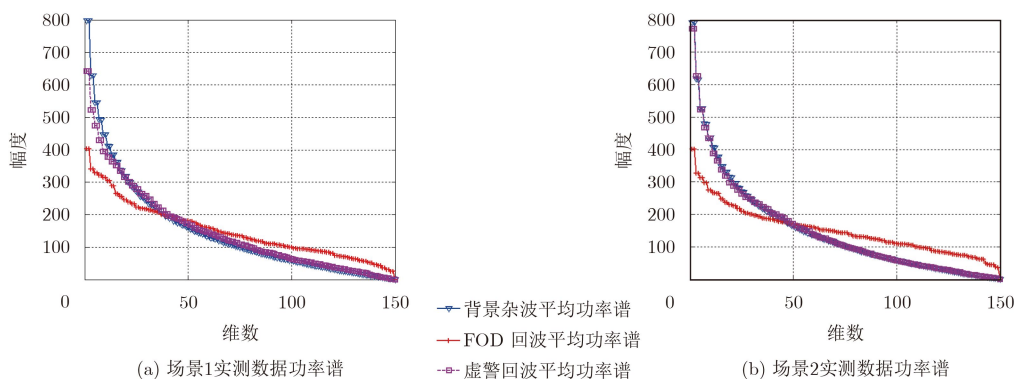


图7 背景杂波、FOD回波和虚警平均功率谱

在超球体中，其中  $\mathbf{c}$  和  $r$  分别为超球体的球心和半径，SVDD最优分类面的求解过程可以表示为式(8)的优化问题：

$$\left. \begin{aligned} \min B(\mathbf{c}, r) &= r^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t. } \|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}\|^2 &\leq r^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, \forall i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} (8)$$

其中， $\xi_i$  为松弛变量， $C$  为由潜在异常样本比例确定的预置平衡参数。但是对于大多数情况下，即使去除奇异点，数据依然不会呈现球状分布，这时可以通过引入核函数将其映射到更高维空间进行讨论，此时式(1)在核函数引导下的对偶形式为

$$\left. \begin{aligned} \max L &= \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n \alpha_i &= 1, 0 \leq \alpha_i \leq C, \forall i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} (9)$$

其中，核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j))$  表示将  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  映射到高维空间映射函数  $\Phi(\mathbf{x}_i)$  和  $\Phi(\mathbf{x}_j)$  的内积， $\alpha_i$  与  $\mathbf{x}_i$  一一对应，并且， $\alpha_i > 0$  对应的  $\mathbf{x}_i$  为支持向量，代入  $\mathbf{c} = \sum_{i=1}^n \alpha_i \mathbf{x}_i$  即可计算球心  $\mathbf{c}$ ，半径  $r = \|\Phi(\mathbf{x}_i) - \Phi(\mathbf{c})\|^2$ 。对于未知样本  $\mathbf{x}^*$ ，其决策方式

$$f(x) = \|\Phi(\mathbf{x}^*) - \Phi(\mathbf{c})\|^2 - r^2 \quad (10)$$

若  $f(\mathbf{x}^*) \leq 0$ ， $\mathbf{x}^*$  为目标样本，否则， $\mathbf{x}^*$  为异常样本。在本文的实验过程中，选取高斯核函数，核参数在  $[0 \sim 5]$  范围内搜索并选取最优值3.5，得到最优分类面。

在得到训练数据(背景杂波)的特征向量后，用其训练SVDD一类分类器，得到最优分类面。在测试阶段利用该最优分类面对测试样本进行判断，在分类面以内的测试样本被判为背景杂波，在分类面外的样本判为FOD。最终的分类结果如图8所示。

图8中，圆圈表示的是背景杂波对应的特征向量，虚线表示最优分类面，星形和加号分别代表FOD和虚警。同时需要指出的是，由于机场跑道异物检测雷达采用的是机械扫描方式，对于同一异物会产生相邻的多次脉冲回波，而我们在分类过程中，对每次雷达回波进行分类，因此虽然两种实验场景都只包含1个异物，但是图8结果中会出现多个“异物点”。这样做的另一个好处是对于同一异物的多次回波，只要有1次回波被判断为异物，我们就认为该区域存在异物，降低了“漏警”的概率。

从图8的结果可以看出，对于图8(a)所示试验，全部FOD回波均落在分类面外，被正确判决，同时，所有虚警回波被包在了最优分类面以内，被判为背景杂波，在这种情况下，利用本文方法可以完全消除虚警，实现了对FOD的高效检测；对于图8(b)所示试验，全部FOD回波均落在分类面外，被正确判决，大部分虚警回波被包在了最优分类面以内，被判为背景杂波，只有少数虚警回波落在分类面外，被判为FOD(误判)，在这种情况下，虽然没有完全将FOD和虚警区分开，但是本文所提方法还是可以明显降低虚警概率。

图9给出了直接对时域信号提取上述2维特征进行分类的结果，与上述实验相同，SVDD选用高斯核函数，核参数在  $[0 \sim 5]$  范围内选取最优的分类结果。可以看出，直接采用时域信号进行分类的结果虚警率要高于本文所提功率谱特征，同时功率谱特征分类结果的鲁棒性要明显优于直接采用时域信号的结果。

### 4 总结

利用毫米波雷达实现机场跑道上弱小静止异物的检测是近年来研究的热点。本文提出一种基于杂波图CFAR并结合目标识别算法的FOD分层检测方法实现低虚警概率下的FOD检测。在杂波图CFAR处理的基础上，提取功率谱特征将在回波域可分性

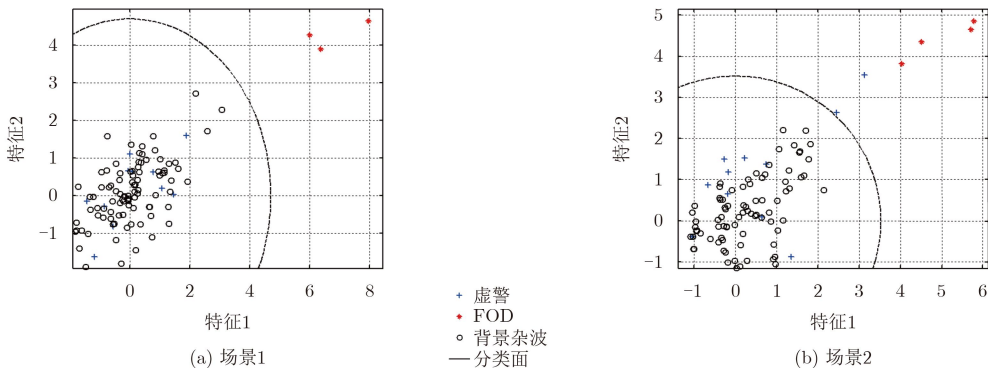


图8 2维特征分类结果

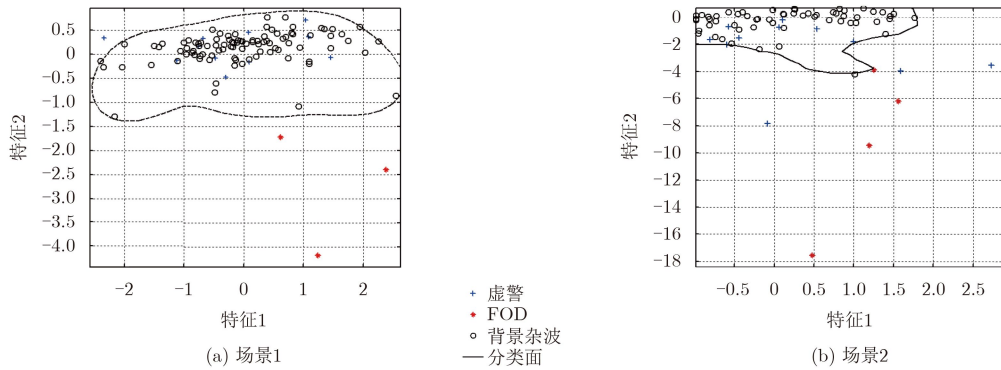


图9 2维特征分类结果(时域信号)

较差的FOD和虚警转换到功率谱特征域，并利用SVDD一类分类器实现了FOD和虚警的分类。基于实测数据的试验结果表明所提方法可以获得较好的检测性能。

### 参考文献

- [1] MAZOUNI K, KOHMURA A, FUTASUMORI S, *et al.* 77 GHz FMCW radar for FODs detection[C]. Proceedings of the 77th European Radar Conference. Paris, France: 2010: 451–454.
- [2] 张思睿, 葛万成, 汪亮友. 恶劣天气下可见光和红外图像融合算法设计[J]. 信息技术, 2016, 6(1): 33–36. doi: [10.13274/j.cnki.hdzt.2016.06.010](https://doi.org/10.13274/j.cnki.hdzt.2016.06.010).  
ZHANG Sirui, GE Wancheng, and WANG Liangyou. Design of the image fusion algorithm with infrared image and visible image under severe weather conditions[J]. *Information Technology*, 2016, 6(1): 33–36. doi: [10.13274/j.cnki.hdzt.2016.06.010](https://doi.org/10.13274/j.cnki.hdzt.2016.06.010).
- [3] 雷家翔. 机场跑道异物检测系统的研究与实现[D]. [硕士学位论文], 电子科技大学, 2016.  
LEI Jiayang. Research and implementation of foreign object debris detection system[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
- [4] 李海翔. 机场跑道异物监测雷达目标检测算法研究[D]. [硕士学位论文], 电子科技大学, 2016.  
LI Haixiang. Research about target detection in FOD Radar[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China. 2016.
- [5] 牛犇. 机场跑道视频异物检测与识别关键技术研究[D]. [博士学位论文], 南京航空航天大学, 2015.  
NIU Ben. Research on key technologies for airport runway foreign object debris detection and recognition based on video[D]. [Ph.D. dissertation], Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2015.
- [6] ANAS Tom and VISWANATHAN R. Switched order statistics CFAR test for target detection[C]. 2008 IEEE Radar Conference, Rome, Italy, 2008: 1–5.
- [7] ZATTONA B, FARROUKI A, and BARKAT M. Automatic censoring detection using binary clutter-map estimation for non-gaussian environments[C]. IEEE International Conference on Signal Processing and Communications, Dubai, United Arab Emirates, 2007: 205–208.
- [8] NITZBERG R. Clutter-map CFAR analysis[J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, 22(4): 419–421.
- [9] 李华琼, 张中仪, 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. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2015.09.14](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2015.09.14).  
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. doi: [10.3969/j.issn.1003-3106.2015.09.14](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3106.2015.09.14).
- [10] 张群, 何其芳, 罗迎. 基于贝塞尔函数基信号分解的微动群目标特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3056–3062. doi: [10.11999/JEIT161036](https://doi.org/10.11999/JEIT161036).  
ZHANG Qun, HE Qifang, and LUO Ying. Micro-Doppler feature extraction of group targets using signal decomposition based on bessel function basis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3056–3062. doi: [10.11999/JEIT161036](https://doi.org/10.11999/JEIT161036).
- [11] 杜兰, 史蕙若, 李林森, 等. 基于分数阶傅里叶变换的窄带雷达飞机目标回波特征提取方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(12): 3093–3099. doi: [10.11999/JEIT161035](https://doi.org/10.11999/JEIT161035).  
DU Lan, SHI Huiruo, LI Linsen, *et al.* Feature extraction method of narrow-band radar airplane signatures based on fractional fourier transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(12): 3093–3099. doi: [10.11999/JEIT161035](https://doi.org/10.11999/JEIT161035).
- [12] DU Lan, WANG Baoshuai, and WANG Penghui. Noise reduction method based on principal component analysis with beta process for micro-Doppler radar signatures[J].

- IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 4028–4040. doi: [10.1109/JSTARS.2015.2451004](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2451004).
- [13] 王宝帅, 杜兰, 刘宏伟. 基于经验模态分解的空中飞机目标分类[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(9): 2116–2121. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00147](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00147).  
WANG Baoshuai, DU Lan, and LIU Hongwei. Aircraft classification based on empirical mode decomposition[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(9): 2116–2121. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00147](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00147).
- [14] 刘家辰, 苗启广, 曹莹, 等. 基于混合多样性生成与修剪的集成单类分类算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(2): 386–393. doi: [10.11999/JEIT140161](https://doi.org/10.11999/JEIT140161).  
LIU Jiachen, MIAO Qiguan, CAO Ying, et al. Ensemble one-class classifiers based on hybrid diversity generation and pruning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(2): 386–393. doi: [10.11999/JEIT140161](https://doi.org/10.11999/JEIT140161).
- [15] 李龙, 刘峥. 基于训练特征空间分布的雷达地面目标鉴别器设计[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4): 950–957. doi: [10.11999/JEIT150786](https://doi.org/10.11999/JEIT150786).  
LI Long and LIU Zheng. Identifier for radar ground target based on distribution of space of training features[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(4): 950–957. doi: [10.11999/JEIT150786](https://doi.org/10.11999/JEIT150786).
- [16] ZEITLER Armin, LANTERI J, MIGLIACCIO C, et al. Folded reflect arrays with shaped beam pattern for foreign object debris detection on runways[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2010, 58(9): 3065–3068. doi: [10.1109/TAP.2010.2052564](https://doi.org/10.1109/TAP.2010.2052564).
- [17] 刘江洪, 王宝帅, 杨元安. 基于1 bit量化的视频噪声源可行性研究[J]. 电子信息对抗技术, 2016, 31(4): 83–88. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2016.04.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2016.04.017).  
LIU Jianghong, WANG Baoshuai, and YANG Yuanan. Study on the feasibility of 1 bit video noise generator[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2016, 31(4): 83–88. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2016.04.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2016.04.017).
- [18] DU Lan, WANG Baoshuai, and 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. doi: [10.1109/JSEN.2013.2272119](https://doi.org/10.1109/JSEN.2013.2272119).
- [19] 潘泓, 朱亚平, 夏思宇, 等. 基于上下文信息和核熵成分分析的目标分类算法[J]. 电子学报, 2016, 44(3): 580–586. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.013).  
PAN Hong, ZHU Yaping, and XIA Siyu. Object classification using context cue and kernel entropy component analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(3): 580–586. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.03.013).
- 王宝帅: 男, 1987年生, 博士, 工程师, 研究方向为雷达目标识别技术和雷达干扰技术.
- 兰 竹: 男, 1982年生, 硕士, 高级工程师, 研究方向为雷达信号处理及雷达干扰技术.
- 李正杰: 男, 1985年生, 硕士, 工程师, 研究方向为雷达干扰技术.
- 王小斌: 男, 1989年生, 硕士, 工程师, 研究方向为雷达信号处理技术.
- 胡洪涛: 男, 1989年生, 硕士, 工程师, 研究方向为雷达信号处理技术.