

## 一种分数低阶局部最优目标检测方法

郑作虎\* 王首勇

(空军预警学院 武汉 430019)

**摘要:** 针对传统局部最优检测器在显著非高斯杂波背景下导致检测性能下降的问题, 该文提出一种分数低阶局部最优雷达目标检测方法。首先对局部最优检测器的模型进行简化, 在此基础上, 根据分数低阶统计量理论, 利用分数低阶相关矩阵描述杂波的相关特征, 并以分数低阶二次型作为局部最优检测器的权值, 改善了显著非高斯杂波背景下的雷达目标检测性能。利用仿真数据和 IPIX 雷达数据进行实验分析, 结果表明, 针对显著的非高斯杂波背景下的弱目标信号, 相对于传统的局部最优检测方法, 该文方法的检测性能显著提高。

**关键词:** 雷达; 目标检测; 非高斯相关杂波; 局部最优检测器; 分数低阶统计量

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)09-2158-06

DOI: 10.11999/JEIT150108

## Target Detection Method Based on Fractional Lower Order Locally Optimum Detector

Zheng Zuo-hu Wang Shou-yong

(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** The target detection performance of the locally optimum detector descends in the bad non-Gaussian clutter environment. To deal with this problem, a radar target detection method based on the fractional lower order locally optimum is proposed. First, the simplified locally optimum detector is obtained, then, based on the fractional lower order statistics theory, the fractional lower order correlation matrix expresses the clutter correlation and the fractional lower order quadratic form is proposed as the weight of the locally optimum detector to improve the radar target detection in a non-Gaussian correlated clutter background. Simulations and IPIX radar data results show that, the detection performance of the proposed method obviously outperforms the locally optimum detector in the non-Gaussian badly clutter environment for the weak target.

**Key words:** Radar; Target detection; Non-Gaussian correlated clutter; Locally optimum detector; Fractional lower order statistics

### 1 引言

在雷达目标检测中, 特别是在高分辨率、低俯仰角场景下, 面临的地、海杂波通常非高斯特性显著<sup>[1-3]</sup>, 在此背景下, 检测方法的研究首先需要建立合理的杂波模型, 球不变随机过程<sup>[4]</sup>(Spherically Invariant Random Process, SIRP)由服从联合复高斯分布的散斑分量和服从非高斯分布的纹理分量的乘积组成, 可以较好地描述非高斯相关杂波, 其中包括常用的杂波模型如 K 分布杂波模型<sup>[5]</sup>、Alpha 分布杂波模型<sup>[6]</sup>等, 并且, 基于 SIRP 的似然比检测方法<sup>[7]</sup>得到了广泛的关注。文献[8]基于未知参数的最大似然估计构造似然比检测模型, 给出了基于 K 分布 SIRP 杂波的广义似然比检测 (Generalized

Likelihood Ratio Test, GLRT)方法<sup>[9]</sup>, 但其需要对未知参数进行最大似然估计, 且检测统计量中包含第 2 类修正 Bessel 函数, 结构复杂。文献[10]将似然比函数在信号幅度趋近于零时通过泰勒级数展开, 得到了适用于弱目标检测的局部最优检测器 (Locally Optimum Detector, LOD), 由高斯相关杂波背景下的最优检测器及其非线性权值构成, 但权值中包含第 2 类修正 Bessel 函数, 结构复杂, 实现困难, 且当杂波非高斯特性显著时, 基于二阶统计量的相关矩阵不能准确描述杂波的相关特征, 检测性能下降。针对上述问题, 本文详细分析了影响 LOD 的检测性能的因素, 给出了其简化模型, 在此基础上, 基于分数低阶统计量 (Fractional Lower Order Statistics, FLOS)理论<sup>[11]</sup>, 利用分数低阶相关矩阵描述非高斯杂波的相关特征, 并以分数低阶二次型作为局部最优检测器的非线性权值, 得到了一

2015-01-21 收到, 2015-05-15 改回, 2015-06-29 网络优先出版

国家自然科学基金(61179014, 61302193)资助课题

\*通信作者: 郑作虎 zhengzuo@yeah.net

种分数低阶局部最优目标检测方法。利用仿真数据和 IPIX 雷达数据进行了雷达目标检测的实验分析,结果表明,针对显著的非高斯杂波背景下的弱目标信号,本文方法检测性能要优于 LOD,且易于工程实现。

## 2 局部最优检测器

设观测信号为

$$\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中  $\mathbf{x} = [x(0), x(1), \dots, x(N-1)]^T$ ,  $N$  为观测信号向量维数,  $\mathbf{s} = a\mathbf{p}$  为目标信号,  $a$  为信号幅值,  $\mathbf{p} = [1, e^{j2\pi f_d/f_r}, \dots, e^{j2(N-1)\pi f_d/f_r}]^T$  为目标信号导向矢量,  $f_d$  为目标多普勒频率,  $f_r$  为脉冲重复频率;  $\mathbf{v} = \sigma\mathbf{z}$  为 SIRP 杂波,  $\mathbf{z}$  为联合高斯分布的随机矢量(散斑分量);  $\sigma$  为具有有限均方值的非高斯随机变量(纹理分量)。

文中将复矢量转换成实矢量进行分析,将复矢量的实部和虚部合并成一个  $2N$  维的实矢量,即

$$\begin{cases} \mathbf{x}^T = [\mathbf{x}_I^T : \mathbf{x}_Q^T] \\ \mathbf{p}^T = [\mathbf{p}_I^T : \mathbf{p}_Q^T] \\ \mathbf{v}^T = [\mathbf{v}_I^T : \mathbf{v}_Q^T] \end{cases} \quad (2)$$

在实数条件下, SIRP 杂波  $\mathbf{v}$  的概率密度函数为<sup>[12]</sup>

$$f_v(\mathbf{v}) = (2\pi)^{-N} |\mathbf{R}|^{-1/2} h_{2N}(q) \quad (3)$$

$$h_{2N}(q) = \int_0^\infty \sigma^{-2N} \exp\left(-\frac{q}{\sigma^2}\right) f(\sigma) d\sigma \quad (4)$$

式中二次型  $q = \mathbf{v}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{v}$ ;  $\mathbf{R} = E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T]$ ;  $f(\sigma)$  为杂波  $\mathbf{v}$  的特征概率密度函数。

基于 SIRP 杂波的 LOD 为<sup>[10]</sup>

$$\lambda_{\text{LOD}}(\mathbf{x}) = \frac{\partial f_v(\mathbf{x} - a\mathbf{p})}{\partial a} \Big|_{a=0} = -2(\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}) \frac{h'_{2N}(q)}{h_{2N}(q)} \quad (5)$$

式中  $h'_{2N}(q)$  为函数  $h_{2N}(q)$  在  $q$  处的微分。

假设  $\mathbf{v}$  服从 K 分布,则式(4)可表示为<sup>[12]</sup>

$$h_{2N}(q) = \frac{c^{2N} (c\sqrt{q})^{v-N} K_{N-v}(c\sqrt{q})}{2^{v-1} \Gamma(v)} \quad (6)$$

式中  $v$  为形状参数;  $c$  为尺度参数;  $K_N(\cdot)$  为  $N$  阶第 2 类修正 Bessel 函数。将式(6)代入式(5),基于 K 分布杂波下 LOD 表示为

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{LOD}}(\mathbf{x}) &= -\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} \left[ \frac{v-N}{q} + \frac{c}{\sqrt{q}} \frac{K'_{N-v}(c\sqrt{q})}{K_{N-v}(c\sqrt{q})} \right] \\ &= \mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} \frac{cK_{N-v+1}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})}{\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}} K_{N-v}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})} \quad (7) \end{aligned}$$

由式(7)可知,基于 K 分布杂波的 LOD 结构由两部分组成,其中,  $\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}$  为高斯相关杂波背景下最优检测器,余下部分为相应非线性权值,其检测性能依赖于杂波尺度参数  $c$ ,第 2 类修正 Bessel 函数  $K_N(\cdot)$  和二次型  $\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}$ 。首先,在参数估计中,通常采用简单易行的矩估计方法<sup>[7]</sup>对  $c$  进行估计,当杂波样本较少时,参数估计精度下降,且第 2 类修正 Bessel 函数  $K_N(\cdot)$  结构复杂,涉及到复杂的积分运算,工程实现困难。其次,当杂波具有显著的非高斯特性时,检测器的检测性能主要与非线性权值有关,而基于二阶统计量的相关矩阵不能准确描述非高斯杂波的相关特征,检测性能下降。

## 3 分数低阶局部最优检测器

### 3.1 局部最优检测器模型简化

针对检测器模型结构复杂且检测性能依赖于杂波参数估计精度问题,根据第 2 类修正 Bessel 函数  $K_N(\cdot)$  的性质,在不影响检测器性能基础上对检测器模型进行简化,结果表明检测器的检测性能主要依赖于二次型  $\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}$ ,且与模型参数无关。

当杂波非高斯特性显著时,尺度参数  $c$  估计值趋近于 0,根据第 2 类修正 Bessel 函数的性质:

$$K_N(x) \approx \frac{2^{N-1} \Gamma(N)}{x^N} (N > 0, x \rightarrow 0) \quad (8)$$

可得

$$K_{N-v}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}}) \approx \frac{2^{N-v-1} \Gamma(N-v)}{(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})^{N-v}} \quad (9)$$

$$K_{N-v+1}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}}) \approx \frac{2^{N-v} \Gamma(N-v+1)}{(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})^{N-v+1}} \quad (10)$$

将式(9),式(10)代入式(7)可得简化的局部最优检测器(Simplified Locally Optimum Detector, SLOD)检测统计量为

$$\begin{aligned} \lambda_{\text{SLOD}}(\mathbf{x}) &= \mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} \frac{cK_{N-v+1}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})}{\sqrt{q} K_{N-v}(c\sqrt{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}})} \\ &= \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} \Gamma(N-v+1)}{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} \Gamma(N-v)} \quad (11) \end{aligned}$$

去掉常数项, SLOD 的表达式为

$$\lambda_{\text{SLOD}}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}} \quad (12)$$

由式(12)可知, SLOD 不依赖于杂波模型及其参数估计,仅与高斯相关杂波背景下最优检测器  $\mathbf{p}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}$  以及相应的二次型权值  $\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x}$  有关,即仅依赖于相关矩阵  $\mathbf{R}$ 。但存在的问题是当杂波具有显著非高斯特性时,二阶统计量不能有效描述杂波特

性, 因此, 基于二阶统计量的相关矩阵不能准确描述杂波的相关特征, 检测性能下降。

### 3.2 分数低阶局部最优检测器

分数低阶统计量理论<sup>[11]</sup>是基于 Alpha 稳定分布提出的, 可以用来较好地处理非高斯相关杂波。其中共变、分数低阶协方差可以较好地描述杂波的相关特征。随机过程  $X$  和  $Y$  服从联合对称 Alpha 稳定 (S $\alpha$ S) 分布, 当  $1 < \alpha < 2$  时, 共变定义为<sup>[11]</sup>

$$[X, Y]_{\alpha} = \frac{\mathbb{E}\left(X\left(Y^{(p-1)}\right)\right)}{\mathbb{E}\left(|Y|^p\right)} \gamma_y, \quad 1 \leq p < \alpha \quad (13)$$

式中  $\gamma_y$  为随机过程  $Y$  的分散系数,  $p$  为分数低阶矩阶数  $0 \leq p < \alpha$ ,  $0 < \alpha \leq 2$  为 S $\alpha$ S 分布的特征指数,  $\alpha$  越小, S $\alpha$ S 分布杂波的非高斯特性越强。幂变换定义为

$$Y^{(p)} = |Y|^p \text{sign}(Y) \quad (14)$$

随机过程  $x_1(n)$  和  $x_2(n)$  服从联合 S $\alpha$ S 分布, 则分数低阶协方差 (Fractional Lower Order Covariance, FLOC) 定义为<sup>[11]</sup>为

$$\tilde{\gamma}_x(k) = \mathbb{E}\left[\left(x_2(n)\right)^{(p/2)} \left(x_1(n+k)\right)^{(p/2)}\right] \quad (15)$$

从式(13)共变定义可知, 共变不适用于  $0 < \alpha \leq 1$ ; 另外, 由文献[11]可知, 共变不满足各态历经性定理, 而式(15)中定义的分数低阶协方差不存在上述问题, 因此, 本文应用分数低阶相关矩阵代替式(12)中的相关矩阵来描述非高斯杂波的相关特征:

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbb{E}\left[\mathbf{v}^{(p/2)} \left(\mathbf{v}^{(p/2)}\right)^{\text{T}}\right] \quad (16)$$

式中

$$\mathbf{v}^{(p/2)} = \left[ \left(v(0)\right)^{(p/2)}, \left(v(1)\right)^{(p/2)}, \dots, \left(v(2N-1)\right)^{(p/2)} \right]^{\text{T}}$$

利用式(16)中的分数低阶相关矩阵描述高斯杂波的相关特性, 在此基础上, 提出了分数低阶二次型作为高斯相关杂波背景下最优检测器的非线性权值, 分数低阶二次型定义为

$$q' = \mathbf{x}^{\text{T}} \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{x} \quad (17)$$

由式(12), 式(16), 式(17)可得分数低阶局部最优检测器 (Fractional Lower Order-Locally Optimum Detector, FLO-LOD) 检测统计量为

$$\lambda_{\text{FLO-LOD}}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{p}^{\text{T}} \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^{\text{T}} \tilde{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{x}} \quad (18)$$

## 4 实验与分析

在实验分析中, 利用仿真数据和 IPIX 雷达数据, 在不同的非高斯杂波背景下, 比较分析了本文方法(FLO-LOD)与简化局部最优检测器(SLOD),

局部最优检测器(LOD)对于不同多普勒频率的雷达目标的检测性能。

### 4.1 仿真数据性能分析

设观测信号为  $x(n) = s(n) + v(n)$ ,  $n = 0, 1, \dots, N-1$ , 其中  $s(n) = ae^{j(2\pi f_d n / f_r + \varphi)}$ ,  $f_d$  为目标多普勒频率, 参数设置为  $f_r = 1000$  Hz, 初相  $\varphi \sim U[0, 2\pi]$ ,  $N = 16$ 。  $v(n)$  为复 S $\alpha$ S 分布杂波<sup>[13]</sup>:

$$v(n) = \gamma^{1/\alpha} A^{1/2}(n) [G_1(n) + jG_2(n)] \quad (19)$$

其中

$$\left. \begin{aligned} A(n) &= bA(n-1) + d_a \eta(n) \\ G_1(n) &= cG_1(n-1) + d_g g_1(n) \\ G_2(n) &= cG_2(n-1) + d_g g_2(n) \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

式中,  $\eta(n) \sim S_{\alpha/2}([\cos(\pi\alpha/4)]^{2/\alpha}, 1, 0)$ ;  $g_1(n) \sim N(0, 2)$ ,  $g_2(n) \sim N(0, 2)$ ;  $d_a = (1 - b^{\alpha/2})^{2/\alpha}$ ,  $d_g = \sqrt{1 - c^2}$ 。在仿真过程中, 参数分别取值  $b = -0.5$ ,  $c = 0.8$ , 主要影响杂波的相关特性,  $\gamma = 1$ ,  $\alpha$  分别取 2.0 和 1.5。对产生的杂波样本利用  $\log|S\alpha S|$  方法<sup>[14]</sup>估计模型参数  $\gamma, \alpha$ , 并根据文献[15]估计可得分数低阶矩阶数  $p = 2.00$  和 1.09。

对于复 S $\alpha$ S 分布杂波, 可应用分数低阶协方差谱<sup>[16]</sup>来描述其相关特性:

$$S(e^{j\omega}) = \frac{\sum_{k=-L_1}^{L_2} v(n+k)v^*(n)}{\sum_{k=-(N-1)}^{N-1} L_2 - L_1} e^{-j\omega k} \quad (21)$$

式中  $L_1 = \max(0, -k)$ ,  $L_2 = \min(N - k, N)$ 。

根据式(21), 图 1 给出了  $\alpha = 1.5$  时  $v(n)$  的归一化分数低阶协方差谱密度曲线。从图中可以看出, 杂波谱的中心在零频处, 3 dB 带宽为  $[-35$  Hz, 35 Hz], 杂波的相关特性依赖于式(20)中的参数  $b, c$ 。

为了分析本文方法的检测性能, 在不同  $\alpha$  参数条件下, 给出了 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 针对不同目标多普勒频率的检测曲线。在仿真实验中, 杂波样本数设置为  $10^5$ , 利用蒙特卡罗方法仿真门限时, 虚警概率可设为  $P_f = 10^{-3}$ 。对于 S $\alpha$ S 分布杂波, 在目标检测中通常采用广义信杂比<sup>[6]</sup>:

$$\text{GSCR} = 10 \lg \left[ \frac{1}{\gamma N} \sum_{n=0}^{N-1} |s(n)|^2 \right] \quad (22)$$

根据图 1 选取  $f_{d1} = 62.5$  Hz (处于强杂波谱区) 和  $f_{d2} = 375.0$  Hz (处于弱杂波谱区), 图 2 给出了不同  $\alpha$  和  $f_d$  条件下 3 种方法的检测性能曲线。可以看出, 在不同的仿真条件下, SLOD 与 LOD 检测性能相当, 说明本文提出的近似方法不影响检测性能, 且易于实现; 当  $\alpha = 1.9$ , 杂波非高斯特性较弱,

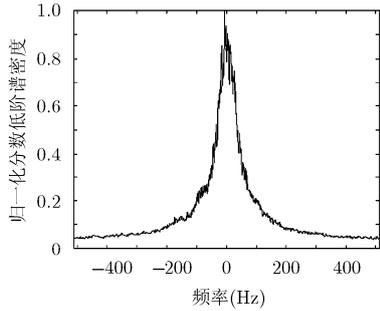


图 1 复  $S_{\alpha S}$  分布杂波  $v$  的归一化分数低阶协方差谱密度曲线(50 次平均)

$f_{d1} = 62.5$  Hz 和  $f_{d2} = 375.0$  Hz, 在  $P_d=0.5$  时, 相对于 LOD, FLO-LOD 检测性能分别提高了约 0.42 dB, 0.33 dB; 当  $\alpha = 1.5$ , 杂波非高斯特性显著,  $f_{d1} = 62.5$  Hz 和  $f_{d2} = 375.0$  Hz, 在  $P_d = 0.5$  时, 相对于 LOD, FLO-LOD 检测性能分别提高了约 1.53 dB, 1.56 dB. 从结果可以看出, 随着杂波非高斯特性增强, 因基于二阶统计量的相关矩阵不能准确描述杂波的相关特征, LOD 检测性能下降, 而 FLO-LOD 应用分数低阶相关矩阵描述杂波相关特征, 检测性能优于 LOD 方法。

4.2 IPIX 雷达数据性能分析

为了验证本文方法检测性能, 首先选用了 IPIX 雷达海杂波<sup>[17]</sup>#26 组数据中的纯海杂波数据和仿真目标信号, 比较分析了不同信杂比和  $f_d$  条件下 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 的检测性能; 其次, 采用#310, #320 共 2 组带目标的海杂波数据, 比较分析了 3 种方法在目标单元的检测性能。在实际应用中, 首先需要估计杂波模型参数, 对#26 组海杂波样本利用  $\log|S_{\alpha S}|$  方法<sup>[14]</sup>估计可得  $\alpha = 1.25$ ,  $\gamma = 0.21$ , 取

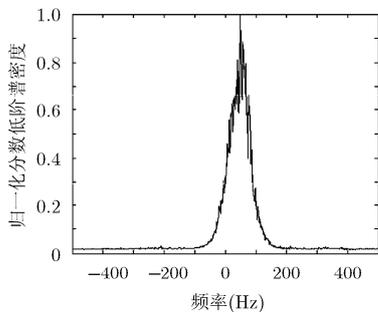


图 3 #26 数据样本的归一化分数低阶谱密度曲线

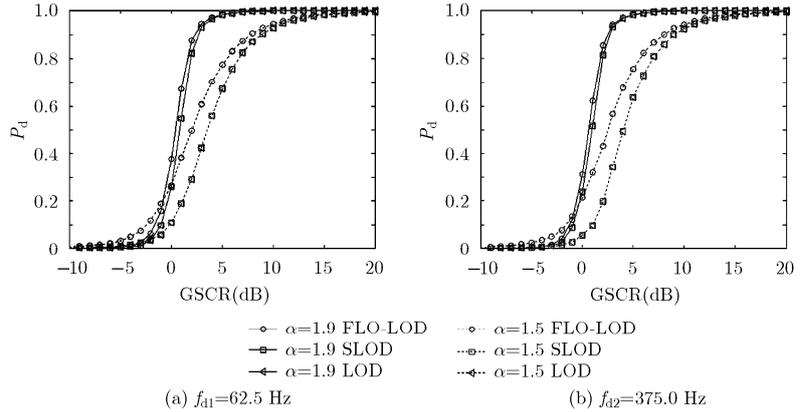


图 2 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 检测性能比较

值  $p = 0.66$ 。

图 3 给出了 26 组杂波数据的归一化分数低阶协方差谱密度曲线。可以看出, 杂波谱中心在 49 Hz 处, 偏离了零频, 这是由于海浪运动等原因造成的, 主杂波谱 3 dB 带宽为 [12 Hz, 82 Hz]。

为了分析比较 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 的检测性能, 在#26 组数据条件下, 图 4 给出了不同  $f_d$  条件下 3 种方法的检测性能曲线, 虚警概率为  $P_f = 10^{-3}$ 。可以看出, 在不同的  $f_d$  条件下, SLOD 与 LOD 方法检测性能相当; 当  $f_d = 62.5$  时, 杂波较强, 目标检测所需信杂比较高,  $P_d = 0.5$  时, 相对于 LOD, FLO-LOD 检测性能改善了约 4.36 dB; 当  $f_d = 375.0$  Hz 时, 杂波强度较弱,  $P_d = 0.5$  时, 3 种方法检测性能相当。

为了进一步验证方法的检测性能, 采用#310, #320 共 2 组带目标的海杂波数据进行检测性能分析。待检测目标为 1 个球形密封救生器, 直径为 1 m, 其表面包了一层铝箔以增加雷达截面积。其中主目标单元均为第 7 距离单元, 次目标单元为第 6, 8, 9

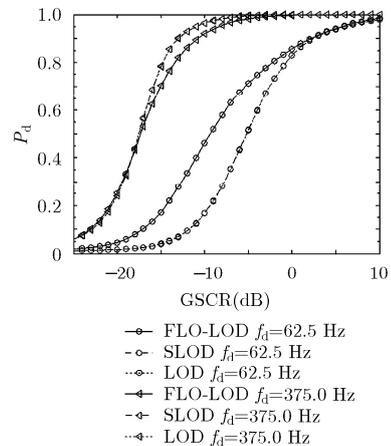


图 4 #26 组数据条件下 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 检测性能比较

距离单元。分别采用每组数据的第 1 距离单元的纯海杂波数据作为参考单元数据, 估计杂波的分阶低阶相关矩阵, 以目标单元作为待检测单元, 由于目标多普勒频率未知, 采用覆盖整个多普勒频率范围的多通道 FLO-LOD 进行目标检测, 选择其输出最大值作为检测统计量, 与门限进行比较, 分析了 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 在目标单元的检测性能。表 1 给出了 3 种方法在目标单元的检测概率, 虚警概率为  $P_f = 10^{-3}$ 。从仿真结果可以看出, 3 种方法在主目标单元的检测性能优于在次目标单元的检测性能, SLOD 与 LOD 检测性能相当; FLO-LOD 检测性能明显优于 LOD。

表 1 FLO-LOD 与 SLOD, LOD 在目标单元检测概率比较

检测方法	#310 组海杂波数据				#320 组海杂波数据			
	主目标单元		次目标单元		主目标单元		次目标单元	
	7	6	8	9	7	6	8	9
FLO-LOD	0.3450	0.1511	0.2393	0.0519	0.8932	0.7333	0.5115	0.0315
SLOD	0.0941	0.0139	0.0475	0.0012	0.3452	0.2073	0.1849	0.0023
LOD	0.0844	0.0146	0.0509	0.0012	0.3218	0.2633	0.2137	0.0020

## 参考文献

- [1] Ali K. Sea clutter and radar complex targets[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Radar, Australia, 2013: 11-16.
- [2] Mandal S K and Bhattacharya C. Validation of stochastic properties of high resolution clutter data from IPIX radar data[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Systems and Signal Processing (ISSP), India, 2013: 251-255.
- [3] Antipov I. Statistical analysis of northern Australian coastline sea clutter data[R]. Edinburgh: Australia, DSTO Electronics and Surveillance Research Laboratory, 2001.
- [4] Chen Si-jia, Kong Ling-jiang, and Yang Jian-yu. Adaptive detection in compound-Gaussian clutter with partially correlated texture[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Radar, Australia, 2013: 1-5.
- [5] 张晓利, 关键, 何友. K 分布杂波中分布式目标的 Rao 检测[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(10): 2496-2500.  
Zhang Xiao-li, Guan Jian, and He You. Rao test of distributed targets in K-distributed clutter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(10): 2496-2500.
- [6] Li Xu-tao, Wang Shou-yong, Fan Li-sheng, et al. Mixture approximation to the amplitude statistics of isotropic  $\alpha$ -stable clutter[J]. *Signal Processing*, 2014, 99: 86-91.
- [7] 王首勇, 万洋, 刘俊凯, 等. 现代雷达目标检测理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 第 6 章.  
Wang Shou-yong, Wan Yang, Liu Jun-kai, et al. Modern Radar Target Detection Theory and Method[M]. Beijing: Science Press, 2014: Chapter.6.
- [8] Conte E, Longo M, Lops M, et al. Radar detection of signals with unknown parameters in K-distributed clutter[J]. *IEEE Proceedings-F Radar and Signal Processing*, 1991, 138(2): 131-138.
- [9] Gao Yong-chan, Liao Gui-sheng, Zhu Sheng-qi, et al. A persymmetric GLRT for adaptive detection in Compound-Gaussian clutter with random texture[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(6): 615-618.
- [10] Chakravarthi P R, Weiner D D, and Slamani M. Performance of the locally optimum detector in a correlated K-distributed disturbance[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Radar, Boston, USA, 1993: 117-122.
- [11] Ma X Y and Nikias C L. Joint estimation of time delay and frequency delay in impulsive noise using fractional lower order statistics[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(11): 2669-2687.
- [12] Conte E, Lops M, and Ricci G. Asymptotically optimum radar detection in compound-Gaussian clutter[J]. *IEEE*

- Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(2): 617-625.
- [13] Szajnowski W J and Wynne J B. Simulation of dependent samples of symmetric alpha-stable clutter[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2001, 8(5): 151-152.
- [14] Swami A. Non-Gaussian mixture models for detection and estimation in heavy-tailed noise[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Istanbul, Turkey, 2000: 3802-3805.
- [15] 郑作虎, 王首勇, 杜鹏飞, 等. 非高斯相关杂波背景下雷达目标检测方法研究[J]. 信号处理, 2013, 29(8): 925-932.
- Zheng Zuo-hu, Wang Shou-yong, Du Peng-fei, *et al.*. Radar target detection method in non-Gaussian correlated clutter backgrounds[J]. *Journal of Signal Processing*, 2013, 29(8): 925-932.
- [16] 朱晓波, 王首勇, 冯讯. 基于分数低阶本征滤波的雷达目标检测方法[J]. 电波科学学报, 2012, 27(1): 165-171.
- Zhu Xiao-bo, Wang Shou-yong, and Feng Xun. Radar target detection method based on fractional lower order eigenfilter [J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2012, 27(1): 165-171.
- [17] Rembrandt B and Brian C. The McMaster IPIX radar sea clutter database[OL]. <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/dartmouth/datasets.html>, 2001.
- 郑作虎: 男, 1986年生, 博士, 研究方向为雷达信号与信息处理.
- 王首勇: 男, 1956年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代信号处理、雷达信号处理等.