

海杂波背景下基于 FRFT 的自适应动目标检测方法

陈小龙 于仕财 关键 何友

(海军航空工程学院电子信息工程系 山东烟台 264001)

摘要: 本文主要研究了海杂波背景下微弱动目标检测问题, 将基于统计理论的 LMS 算法和基于分数阶 Fourier 变换的动目标检测方法相结合, 引入到海杂波微弱动目标检测中, 并在此基础上提出一种分数阶 Fourier 域自适应动目标检测算法。首先建立了时变幅度的动目标检测模型, 采用峰度检测的方法, 通过计算目标回波分数阶 Fourier 域幅值的峰度值, 分级迭代运算, 确定最佳变换角度, 既保证了参数估计精度, 又降低了计算量。然后, 构造分数阶 Fourier 域自适应谱线增强器, 抑制海杂波, 提高信杂比; 将泄漏因子引入到加权矢量的迭代公式中, 降低记忆效应对谱线增强器的影响; 并对自适应步长进行功率归一化, 提高收敛速度; 输出信号在分数阶 Fourier 域与门限进行比较后判断目标的有无, 估计出目标的运动参数。最后, 采用 X 波段 IPIX 雷达海杂波数据进行验证, 结果表明算法具有较快的收敛速率和较小的均方误差, 在低信杂比条件下 (SCR = -5dB) 具有较高的检测概率 ($P_d = 0.9$), 证明了算法的有效性和稳健性。

关键词: 分数阶 Fourier 变换 (FRFT); 动目标检测; 海杂波; 峰度; 谱线增强器 (ALE)

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)11-1613-08

An Adaptive Detection Algorithm for Moving Target at Sea in FRFT Domain

CHEN Xiao-long YU Shi-cai GUAN Jian HE You

(Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: In this paper, weak moving target detection in sea clutter is mainly studied. A novel adaptive fractional Fourier transform (FRFT) based algorithm is proposed for moving target detection in sea clutter, which combines LMS algorithm and FRFT method. At first, detection model of moving target with time-varying amplitude is established and the optimal transform angle is determined by calculating kurtosis of amplitude in FRFT domain. Grading iterative method is used for good accuracy of parameter estimation and fast calculation speed. Then, adaptive FRFT domain line enhancer (ALE) is employed to suppress sea clutter and improve signal to clutter ratio (SCR). Leakage factor is introduced into the update equation of weight vector to reduce memory effects on ALE and step size is normalized by the power of input signal with fast convergence. Target can be declared if the output signal is higher than the threshold and then parameters of moving target are estimated. In the end, X-band real sea clutter of IPIX radar is used for verification and the results present that the proposed algorithm has good convergence property and small mean square error (MSE). Weak moving target can be detected in low SCR (SCR = -5dB) environment with high detection probability ($P_d = 0.9$), which indicates the effectiveness and robustness of the algorithm.

Key words: Fractional Fourier Transform (FRFT); Moving target detection; Sea clutter; Kurtosis; Adaptive Line Enhancer (ALE)

1 引言

海杂波背景下快速稳健的微弱动目标检测始终是雷达信号处理领域的一个难题, 在军用和民用方面都有着重要意义。由于波动幅度不一的海浪以及它们呈

现出来的几乎无限的反射角度, 海杂波表现出非高斯特性, 因此, 海杂波的准确建模与目标检测比较困难。针对此类问题, 人们利用恒虚警 (Constant False Alarm Rate, CFAR) 检测^[1]、时频分析^[2]、分形建模^[3]等方法进行微弱目标检测。然而, CFAR 方法需要建立统计模

型且检测过程复杂,基于 Wigner-Vill 分布的动目标检测方法在多目标存在的情况下,交叉项将严重影响目标的检测;分形方法无法获得目标的运动信息。

Namias 于 1980 年提出了分数阶 Fourier 变换(Fractional Fourier Transform, FRFT), 其后的十几年里, FRFT 理论及其研究得到了很好的发展。若海面目标是匀速或匀加速运动, 其回波可以近似为线性调频信号(Linear Frequency Modulation, LFM)^[4,5], 而 LFM 在 FRFT 域有良好的能量聚集性, 因此在 FRFT 域处理 LFM 信号有很大的优势, 不仅不需要估计海杂波的模型参数, 而且能估计出目标的运动参数, 从而获得目标的运动状态。

目前在应用中, 基于统计理论的检测方法和基于 FRFT 的动目标检测方法一直是分别应用于海杂波中目标检测的, 统计理论发展比较成熟, 但参数的估计过程比较繁琐, 而 FRFT 可以精确地估计目标参数, 方法简单。近几年, 人们开始研究 FRFT 域的自适应滤波算法^[6,7], 应用于 LFM 信号, 能够很好地改善其收敛性能, 减小稳态误差, 同时还可以使用 FFT 快速算法实现, 因此在噪声消除和谱线增强等方面显示出巨大的潜力。本文将自适应谱线增强方法(Adaptive Line Enhancer, ALE)和 FRFT 的时频分析方法相结合, 提出了一种基于 FRFT 的自适应动目标检测方法。所提方法不仅能够快速精确地确定信号在 FRFT 域的最佳变换阶数, 使 LFM 信号得到很好的积累, 而且能够很好地跟踪信号, 降低滤波器对频率的记忆效应^[8], 在最大程度保留目标信号能量的同时尽量抑制海杂波, 仿真结果表明在低信杂比下能够很好地检测出运动目标。

2 目标回波模型

海面动目标的建模已经比较成熟, 很多文献都将其回波信号建模为幅度恒定不变的 LFM 信号^[4], 然而处于运动状态的目标, 其雷达散射截面积(Radar Cross Section, RCS)随视角变化产生起伏, 因此, 采用时变幅度的 LFM 信号模型更符合工程实际。假设雷达对目标处于跟踪状态, 目标相对雷达作匀加速直线运动, 其径向初速度为 v_0 , 加速度为 a , 则目标的瞬时速度为 $v(t) = v_0 + at$ 。在观测时间 T 内, 雷达回波模型可表示为 $x(t) = s(t) + c(t) = A(t) \exp[j2\pi f_0 t + j\pi k t^2] + c(t)$, $|t| \leq T$ (1)

式中, $A(t)$ 是时间的函数, 中心频率 $f_0 = 2v_0/\lambda$, 调频率 $k = 2a/\lambda$, λ 为雷达工作波长, $c(t)$ 为海杂波回波。

3 峰度搜索确定最佳变换阶数

选择合适的旋转角度对 LFM 信号进行分数阶

Fourier 变换, LFM 信号将在某一特定的 FRFT 域上呈现能量的聚集, 幅度出现明显的峰值, 而噪声不会呈现出明显的能量聚集, 利用这一特性可实现 LFM 信号的检测和参数估计。传统确定最佳变换阶数的基本思路是以旋转角 α 为变量, 对观测信号连续进行 FRFT, 形成信号能量在参数平面 (p, u) 上的二维分布, 在此平面上按阈值进行峰值点的二维搜索估计出信号的最佳变换阶数^[5]。在对参数估计过程中, 需要对量纲归一化处理, 引入尺度因子 $S = \sqrt{T/f_s}$, 定义新的尺度化坐标^[9]

$$\begin{cases} x = T/S \\ y = f_s S \end{cases} \quad (2)$$

式中 f_s 为采样频率。新的坐标实现了无量纲化, 对于式(1)给出的回波信号模型, 参数估计的方法为^[10]

$$\{p_0, u_0\} = \arg \max_{p, u} |X_p(u)| \quad (3)$$

$$\begin{cases} \hat{k} = -\cot(p_0 \pi/2)/S^2 \\ \hat{f}_0 = u_0 \csc(p_0 \pi/2)/S \\ A(t) = \text{Re}\{x(t) \exp[-j(2\pi \hat{f}_0 t + j\pi \hat{k} t^2)]\} \end{cases} \quad (4)$$

其中, \hat{f}_0 , \hat{k} 和 $A(t)$ 分别为中心频率、调频率和时变幅度的估计值, $\text{Re}\{\}$ 为取实部运算。

然而扫描步长的选择由参数估计精度决定, 当参数估计的精度要求比较高时, 就需要采用很小的搜索步长, 使得计算量增大。文献[11]指出, 在 FRFT 域, 当某一角度与 LFM 信号分量相匹配时, 这一分量变为超高斯信号, 其峰度值很大; 而当选择的角速度与信号不匹配时, 仍然为 LFM 信号, FRFT 域的峰度曲线在匹配角度会出现一大的峰值点。因此, 将 FRFT 和峰度结合可以有效地确定低信杂比下 LFM 信号的最佳变换阶数。雷达回波信号在 FRFT 域的峰度定义为

$$k_s(i) = \frac{E[\mathbf{X}_{p_i}^4(n)]}{E^2[\mathbf{X}_{p_i}^2(n)]} - 3 \quad (5)$$

式中, $\mathbf{X}_{p_i}(n)$ 为输入信号向量 $\mathbf{x}(n)$ 的 p_i 阶离散分数阶 Fourier 变换(DFRFT)^[12], $E[\cdot]$ 表示求期望。

本文通过计算信号在不同变换阶数下的 FRFT 域峰度值, 分级迭代运算, 逐级缩小搜索范围, 按照参数估计先粗后精的顺序计算最佳变换阶数, 大大降低了运算量。具体步骤如下:

根据目标运动状态和雷达参数, 估计出可能的调频范围, 尽可能缩小变换阶数 p 的取值区间。假设调频率 μ 为正斜率, 则 FRFT 阶数 p 与信号调频率的关系为

$$p = (-2 \arccot k') / \pi + 2 \quad (6)$$

式中, k' 为量纲归一化后的调频率。根据变换阶数 p 的扫描范围 $[a_1, b_1]$, 确定初始扫描搜索步长 l_1 。步长取

比扫描范围长度 Δ ($\Delta = b_1 - a_1$) 低一个数量级的最小值,如 $\Delta = 0.2 = 2 \times 10^{-1}$,则 $l_1 = 10^{-2} = 0.01$ 。计算不同变换阶数对应 FRFT 域幅度的峰度值,以初始扫描范围 $[a_1, b_1]$,初始步长 l_1 ,在 FRFT 域进行第 1 次扫描搜索,过门限的最强峰度点对应的阶数 p_1 。然后以第一次估计值为初始值,按照 $a_{n+1} = p_n - l_n, b_{n+1} = p_n + l_n, l_{n+1} = 0.1l_n$ 进行分级迭代。 $[a_{n+1}, b_{n+1}]$ 为第 $n+1$ 次变换阶数的扫描范围, l_{n+1} 为第 $n+1$ 次的步长长度, p_n 为第 n 次扫描的最佳变换阶数。最佳变换阶数 p_n 将以指数函数 $p(n) = 0.1^n$ 趋近所要求的精度的估计值。依次进行迭代过程,直到 p_n 满足所要求的精度。

该方法不仅提高了 LFM 信号在 FRFT 域的能量聚集程度,并且可以根据需要的精度设定搜索步长,缩短了搜索范围,减少了计算量。

4 海杂波背景下分数阶 Fourier 域微弱动目标检测

基于 FRFT 的自适应动目标检测系统框图如图 1 所示。由于只有采用变换阶数与信号参数相匹配的 FRFT,相应的自适应过程的均方误差才能收敛到其最小值附近,而在其它的 FRFT 域中,算法不能有效地收敛。因此,回波信号首先经过信号重构后形成输入信号向量,并在不同的 FRFT 域,按照峰度搜索的方法,分级迭代计算最佳变换阶数。然后,将输入信号向量通过本文提出的归一化泄露 LMS (Normalized Leakage LMS, NL-LMS) 自适应谱线增强器,在最佳变换域抑制海杂波,提高信杂比(SCR),采用输出信号的幅值作为检测统计量,在 FRFT 域与门限进行比较后判断目标的有无,最后估计出目标的运动参数。

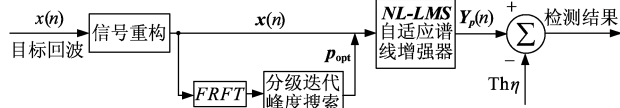


图 1 检测系统框图

4.1 分数阶 Fourier 域自适应谱线增强器

在实际应用中,往往很难获得自适应滤波算法中的期望信号 $d(n)$ 。在这种情况下,可以采用自适应谱线增强器的方法:利用信号和噪声的相关时间不同,设置一个合适的延迟 τ ,使宽带信号去相关,而使窄带信号相关,再经延迟叠加,从而达到滤波和增强信号的目的。由于 LFM 信号在某一 FRFT 域为一冲击窄带信号,而杂波为在一定程度上视为宽带信号。因此借鉴 ALE 方法,只需将输入信号延迟一定的时间作为期望信号,即可对杂波环境中的 LFM 信号进行滤波和检测。本文提出的 FRFT 域自适应谱线增强器即 NL-LMS

算法的系统框图如图 2 所示。

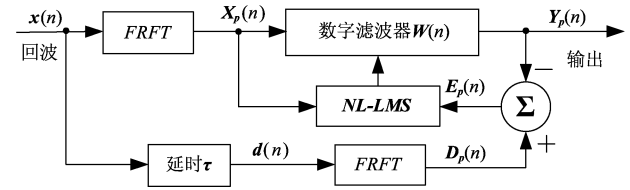


图 2 NL-LMS 自适应谱线增强器系统框图

输入信号 $x(n)$ 经过延时 τ 作为期望信号 $d(n)$,经过信号重构后,分别得到 N 维输入信号矢量 $\mathbf{x}(n)$ 和期望信号矢量 $\mathbf{d}(n)$,采用峰度搜索的方法,分级迭代确定最佳变换阶数 p ,然后进行 DFRFT 得到 $\mathbf{X}_p(n)$ 和 $\mathbf{D}_p(n)$ 。则滤波器的输出 $\mathbf{Y}_p(n)$ 为

$$\mathbf{Y}_p(n) = \mathbf{X}(n) \mathbf{W}(n) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{W}(n)$ 是 N 维加权矢量, $N \times N$ 维矩阵 $\mathbf{X}(n) = \text{diag} \{ \mathbf{X}_p(n) \}$ 。 $\mathbf{D}_p(n)$ 与输出 $\mathbf{Y}_p(n)$ 作差后得到误差矢量 $\mathbf{E}_p(n)$

$$\mathbf{E}_p(n) = \mathbf{D}_p(n) - \mathbf{Y}_p(n) = \mathbf{D}_p(n) - \mathbf{X}(n) \mathbf{W}(n) \quad (8)$$

FRFT 域 LMS 算法能够跟踪非平稳 LFM 信号^[6],但对初始频率存在记忆效应,尤其是在低 SCR 环境下,滤波器受到残留杂波的影响,降低了跟踪性能。为了更好地在时变环境中跟踪信号,滤波器系数也必须是时变的。采用系数滤波方法提高滤波器对时变环境的跟踪能力,常用的算法为泄露 LMS 算法 (Leakage LMS, LLMS);通过把泄露系数滤波器响应函数 $\mathbf{H}(\lambda)$ 加到当前滤波器抽头的权矢量上,减少对新的更新权矢量的影响,降低记忆效应,其权矢量的更新公式为

$$\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{H}(\lambda) \mathbf{W}(n) + \mu_{\text{LLMS}} \mathbf{X}^H(n) \mathbf{E}_p(n) \quad (9)$$

最简单的泄露响应函数为 $\mathbf{H}(\lambda) = \gamma \mathbf{I}$,则式(9)变为

$$\mathbf{W}(n+1) = \gamma \mathbf{W}(n) + \mu_{\text{LLMS}} \mathbf{X}^H(n) \mathbf{E}_p(n) \quad (10)$$

式中, γ 为泄露因子, \mathbf{I} 是单位阵。在实际中为保证稳定性, γ 的一般取值范围为 $0.95 < \gamma < 1$,输入信号频率变化加快时, γ 取值可相应降低。将 γ 设为 1,算法变为标准的 LMS 算法。文献[8]指出,在低信噪比环境下,相比 LMS 算法,LLMS 算法能够抑制噪声,有更好的频率跟踪性能。

进一步对自适应步长进行功率归一化,减少收敛过程中对噪声的放大作用,在一定程度上可以认为是变步长的方法,提高了算法的收敛速率。NL-LMS 算法通过式(11)更新加权矢量,使滤波器输出误差达到最小

$$\mathbf{W}(n+1) = \gamma \mathbf{W}(n) + \mu_{\text{NL-LMS}} \mathbf{X}^H(n) \mathbf{E}_p(n) \quad (11)$$

式中, γ 是式(10)中的泄露因子, $\mu_{\text{NL-LMS}}$ 为归一化自适应步长,表示为

$$\mu_{\text{NL-LMS}} = \frac{\mu}{\beta + \mathbf{X}_p^H(n) \mathbf{X}_p(n)} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{X}_p^H(n)\mathbf{X}_p(n)$ 为回波信号在 FRFT 域的功率, β 为正常数。滤波器的均方误差 (MSE) 为误差矢量的均方值

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= E[\mathbf{E}_p^H(n)\mathbf{E}_p(n)]/N \\ &= \{E[\mathbf{D}_p^H(n)\mathbf{D}_p(n)] + \mathbf{W}^H(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{W}(n) \\ &\quad - 2\mathbf{R}_{xd}^H\mathbf{W}(n)\}/N \end{aligned} \quad (13)$$

式中, $\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{X}^H(n)\mathbf{X}(n)]$ 为输入信号 FRFT 域的自相关矩阵 (假设为正定阵), $\mathbf{R}_{xd} = E[\mathbf{X}^H(n)\mathbf{D}_p(n)]$ 为输入信号和期望信号 FRFT 域的互相关矩阵。

4.2 收敛性能分析

研究 NL-LMS 算法的收敛性, 假设加权向量 $\mathbf{W}(n)$ 与输入信号矩阵 $\mathbf{X}(n)$ 不相关。将式 (8) 代入式 (11) 中得到加权矢量的更新公式

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(n+1) &= (\gamma\mathbf{I} - \mu_{\text{NL-LMS}}\mathbf{X}^H(n)\mathbf{X}(n))\mathbf{W}(n) \\ &\quad + \mu_{\text{NL-LMS}}\mathbf{X}^H(n)\mathbf{D}_p(n) \end{aligned} \quad (14)$$

两边取数学期望, 可得

$$E[\mathbf{W}(n+1)] = (\gamma\mathbf{I} - \mu_{\text{NL-LMS}}\mathbf{R}_{xx})E[\mathbf{W}(n)] + \mu_{\text{NL-LMS}}\mathbf{R}_{xd} \quad (15)$$

引入加权误差矢量

$$\mathbf{V}(n) = \mathbf{W}(n) - \mathbf{W}_{\text{opt}} \quad (16)$$

则 (15) 式变为

$$E[\mathbf{V}(n+1)] = (\gamma\mathbf{I} - \mu_{\text{NL-LMS}}\mathbf{R}_{xx})E[\mathbf{V}(n)] + (\gamma - 1)\mathbf{W}_{\text{opt}} \quad (17)$$

当 NL-LMS 算法的自适应过程收敛时, 必有

$$|\gamma - \mu_{\text{NL-LMS}}\lambda_{\text{max}}| < 1 \quad (18)$$

其中 λ_{max} 为 \mathbf{R}_{xx} 的最大特征值。又因为

$$\lambda_{\text{max}} \leq \text{Tr}[\mathbf{R}_{xx}] \quad (19)$$

所以

$$0 < \mu_{\text{NL-LMS}} < \frac{1 + \gamma}{\text{Tr}[\mathbf{R}_{xx}]} \quad (20)$$

FRFT 域信号的输入功率, 可以根据 (21) 式计算得到

$$\mathbf{X}_p^H(n)\mathbf{X}_p(n) = \sum_{i=1}^N |X_{ip}(n)|^2 \quad (21)$$

这里, 我们假设

$$\mathbf{X}_p^H(n)\mathbf{X}_p(n) \approx \text{Tr}[\mathbf{R}_{xx}] \quad (22)$$

因此结合 (12) 式, 得到保证 NL-LMS 算法收敛的步长范围为

$$0 < \mu < 1 + \gamma \quad (23)$$

5 仿真与分析

采用加拿大 McMaster 大学 X 波段的 IPIX 雷达海杂波数据验证本文提出的算法, 数据的详细说明可参考其网站^[13]。本文只讨论目标与海杂波在 FRFT 域不可分的情况。雷达工作波长 $\lambda = 0.03\text{cm}$, 一匀加速运动目标, 模型设为 Swerling II, 即脉冲间起伏, 幅度服从瑞利分布。回波的中心频率 $f_0 = 100\text{Hz}$, 则目标初始速度

$v_0 = 1.5\text{m/s}$, 调频率 $k = 300\text{Hz/s}$, 则加速度 $a = 4.5\text{m/s}^2$, 信号接收时长 $T = 1\text{s}$, 采样频率 $f_s = 2000\text{Hz}$ 。延迟采样点数为 τ , SCR = -6dB。仿真满足采样定理, 量纲作归一化处理^[9]。

图 3 和图 4 分别给出了归一化海杂波时域波形和目标回波的 FRFT 幅值图。由于 FRFT 对 LFM 信号有很好的能量聚集性, 因此海杂波背景下运动目标的回波在 FRFT 域能够形成峰值, 在合适的 SCR 下, 如果目标的幅值超过了海杂波的幅值, 则可以通过设置的门限判定是否存在目标。然而图 4 表明, 海杂波在 FRFT 域也存在部分能量聚集, 其 FRFT 幅值严重干扰 LFM 信号的检测, 提高了虚警概率, 使目标检测困难, 因此, 抑制海杂波, 改善信杂比是非常必要的。

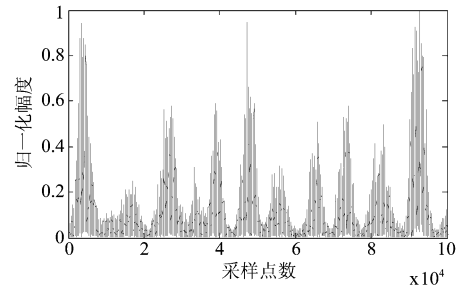


图3 IPIX 海杂波数据归一化时域波形

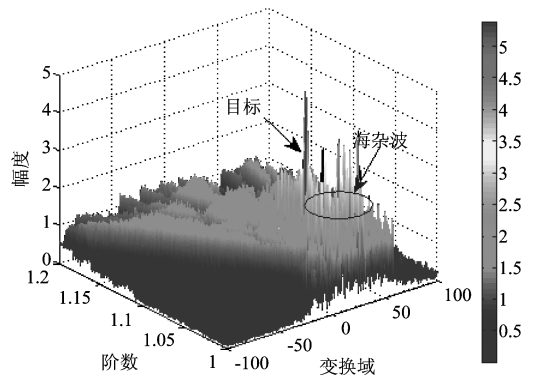


图4 目标回波的 FRFT 幅值图 (SCR = -6dB)

5.1 峰度搜索与峰值搜索

在 FRFT 域分别采用峰值搜索和峰度搜索的方法, 分级迭代运算, 确定最佳变换阶数 p_{opt} , 两者的性能比较如图 5 所示。比较图 5(a) 和图 5(b) 可以看出, 峰度搜索的方法明显优于峰值搜索的方法, 峰值搜索虽然能够在 FRFT 域形成较大幅值点, 但旁瓣水平较高, 主瓣较宽, 在相同门限下, 容易发生虚警。而峰度搜索利用了高阶统计量, 其脉络尖锐, 基本呈水平线性, 在最佳变换阶数 LFM 的信号能量积累最大, 从而较好地降低了海杂波的影响, 参数估计精度更高。图 5(c) 给出了不同 SCR 下, 峰值搜索和峰度搜索估计最佳变换阶数的绝对误差, 可知, 峰度搜索更适用于较低 SCR 环

境。两者对最佳变换阶数估计的绝对误差随 SCR 增加而减小,高于-5dB 时,都能表现较高的精度。变换阶数 p 的精度要求为 0.0001,因此,对于海杂波背景下微弱动目标的检测问题,采用基于峰度检测的方法,分级迭代计算,得到 $p_{opt} = 1.0477$ 。

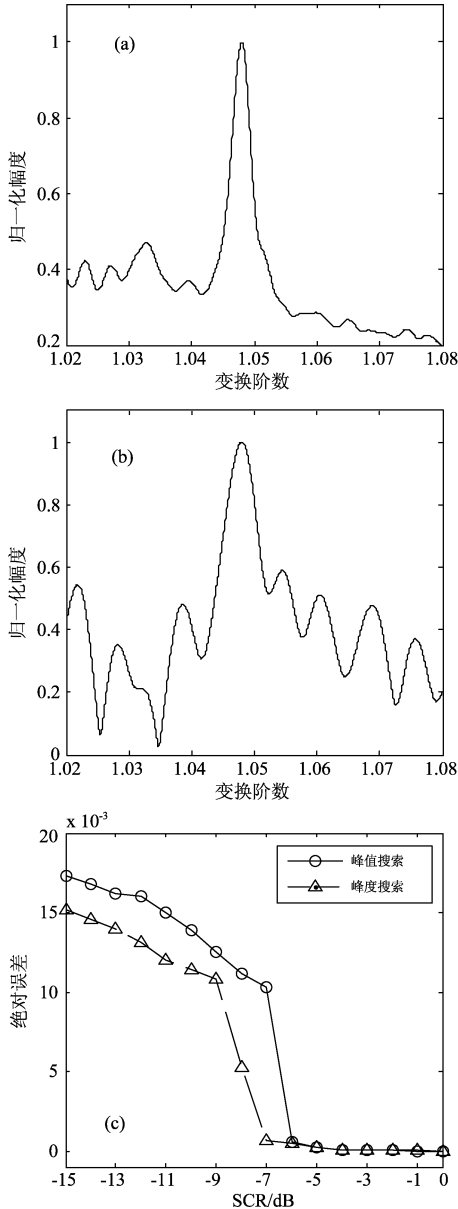


图 5 两种最佳变换阶数确定方法的性能比较

- (a) 峰度搜索结果 (SCR=-6dB)
- (b) 峰值搜索结果 (SCR=-6dB)
- (c) 绝对误差曲线

5.2 NL-LMS 算法性能分析

将输入信号延迟 τ 作为期望信号,经过信号重构后,在最佳变换角度作 FRFT,通过 NL-LMS 谱线增强器,提高 SCR。滤波器阶数 N 设为 1000。图 6 比较了不同参数对 NL-LMS 算法收敛性能的影响,分别做 20 次独立的仿真,然后通过统计平均求出均方误差,得到

学习曲线,其中均方误差作了归一化处理。不同自适应步长 μ 在 SCR = 5dB 情况下的学习性能曲线如图 6 (a) 所示, γ 设为 0.98,因此根据式 (23) 得到步长的取值范围为 $0 < \mu < 1.98$,分别取 $\mu_1 = 1$, $\mu_2 = 1.5$ 和 $\mu_3 = 1.9$,可以看出大步长的 MSE 较小,并且收敛速度随步长的减小而逐渐减慢。图 6(b) 研究了变换阶数 p 对 NL-LMS 算法的影响,可知,只有在最佳变换阶数时,自适应过程的 MSE 才能收敛到最小值附近,而当选择的角速度与信号不匹配时,变换的结果依然为 LFM 信号,导致能量得不到很好的聚集,收敛速度下降。

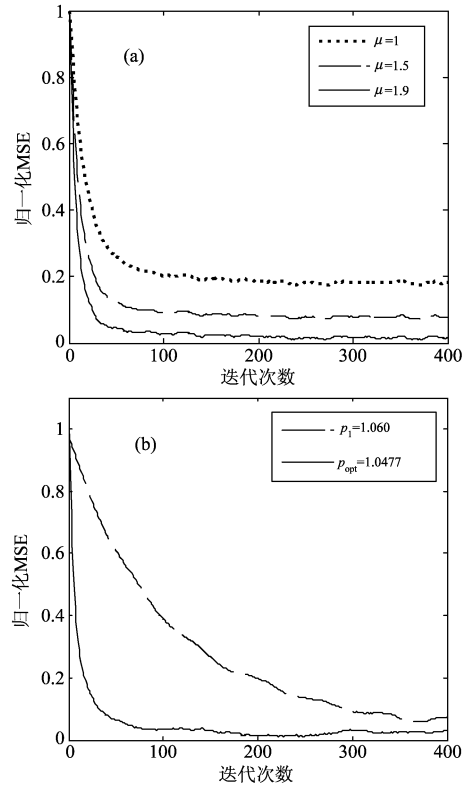


图 6 不同参数对 NL-LMS 算法收敛性的影响 (SCR = 5dB)

- (a) 步长不同 ($\tau = 10, \gamma = 0.98, p = 1.0477$)
- (b) 变换阶数不同 ($\tau = 10, \gamma = 0.98, \mu = 1.9$)

传统的 FRFT 域检测动目标的方法为幅值检测器 (Amplitude Detector, AD)

$$T_{AD} = |X_p(n)| \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{AD} \quad (24)$$

式中, η_{AD} 为门限。而本文提出的 FRFT 域自适应动目标检测方法的检测统计量为

$$T_{NL-LMS} = |Y_p(n)| \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta_{NL-LMS} \quad (25)$$

图 7 给出了不同参数对输出 SCR (dB) 的影响,并比较了传统 FRFT 域幅值检测和 NL-LMS 谱线增强器检测的性能。输入信号的 SCR 为 -6dB,输出 SCR 定义为

$$SCR_{out} = 20 \lg \frac{\max |Y_p(u)|}{\text{std}(Y_p(u) - \max |Y_p(u)|)} \quad (26)$$

图7(a)表明,较小的泄漏因子可以适当地提高输出SCR,这是由于滤波器存在记忆效应,当输入数据的频率变化比自适应滤波算法的学习速率快,滤波算法不能实时跟踪均方误差性能曲面的底部,导致性能下降,而NL-LMS算法引入了泄漏因子,可以减少变化的频率对新的权矢量的影响,降低了记忆效应,提高输出SCR。但考虑到系统稳定性以及信号能量衰减等因素, γ 取0.96即可,输入信号频率变化加快时, γ 的取值可相应降低。由图7可以看出,相比传统的FRFT域幅值检测,采用NL-LMS谱线增强器检测可以使系统的输出SCR提高约6dB。因此,当 $\tau=10, \gamma=0.96, \mu=1.9$ 时,可以使系统的输出SCR最大,达到最佳检测性能。

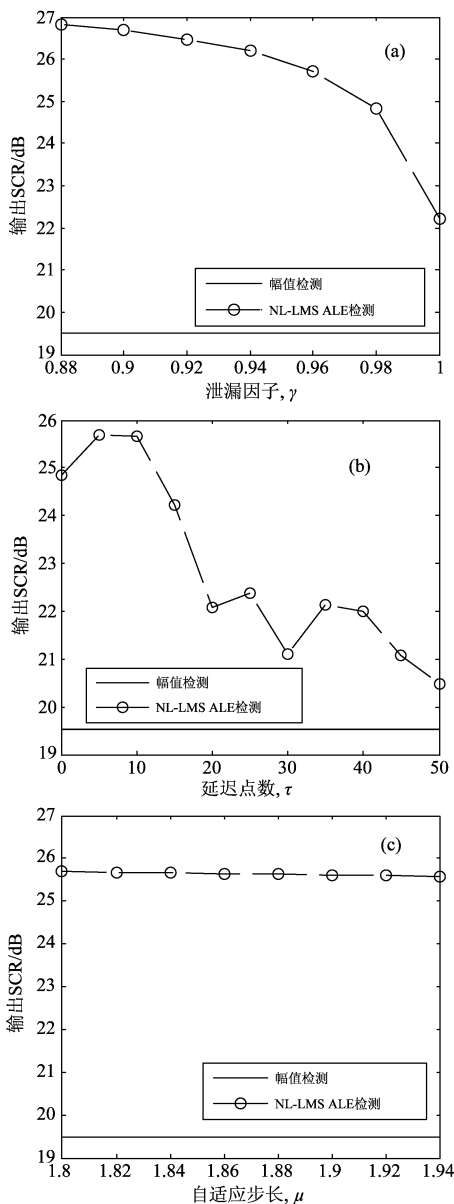


图7 不同参数对输出信杂比的影响(SCR=-6dB)
(a) 泄漏因子不同($\tau=10, \mu=1.85$) (b) 延迟时间不同
($\gamma=0.96, \mu=1.9$) (c) 步长不同($\tau=10, \gamma=0.96$)

5.3 动目标检测结果

图8为SCR=-6dB时,海杂波背景下分别采用FRFT域幅值检测动目标和NL-LMS谱线增强检测动目标的结果, $\tau=10, \gamma=0.96, \mu=1.9$ 。对比图8(a)和图8(b)可以看出,在最佳变换域,目标信号能量得到了较好的聚集,但采用传统FRFT域幅值检测的方法,海杂波的幅值对目标干扰比较严重,检测概率降低,对检测性能影响较大;而采用NL-LMS谱线增强的检测方法,海杂波得到了明显的抑制,而目标能量基本没有削弱,目标信号与海杂波的FRFT幅值差由图8(a)的0.918增加至图8(b)的2.288,目标信号更加突出,更易于检测目标,进而提高检测概率。根据式(4)估计出目标回波的中心频率为 $f_0=100.1528\text{Hz}$,调频率为 $k=300.2701\text{Hz/s}$,因此,目标初速度为 1.5023m/s ,加速度为 4.5041m/s^2 。文献[14]把海杂波回波看作是由一阶海杂波、二阶海杂波和大气噪声组成的。一阶海杂波是指高频无线电波在海面传播,与正弦形海浪只发生一次作用所引起的反射回波,其数学模型为单频信号的叠加;而对于二阶海杂波和大气噪声,其分布近似为高斯白噪声。由图8可以看出采用NL-LMS谱线增强的检测方法不仅能够抑制一阶海杂波,还能较好地抑制二阶海杂波。

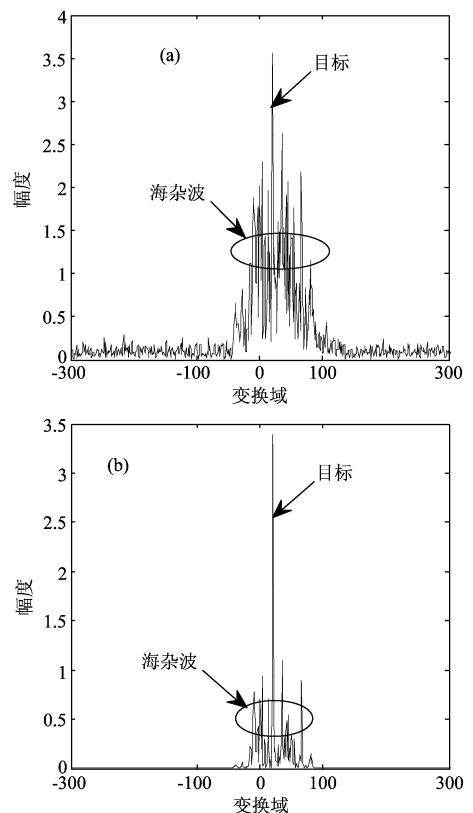


图8 分数阶Fourier域检测结果比较(SCR=-6dB)
(a) FRFT域幅值检测结果 (b) NL-LMS谱线增强检测结果

5.4 检测器性能分析

采用蒙特卡罗仿真方法对 FRFT 域幅值检测方法和 NL-LMS 谱线增强检测方法的检测性能进行分析。图 9 给出了发现概率与信杂比的关系曲线,仿真中采用实测 IPIX 海杂波数据,虚警概率设为 0.01,每个信杂比条件下仿真 10^4 次,滤波器阶数 N 设为 600。可以看到,传统的 FRFT 域幅值检测方法在信杂比低于 -5dB 时,检测概率急剧下降,此时目标与海杂波已无法区分;而采用 NL-LMS 谱线增强检测方法能够明显改善检测器的检测性能,在 SCR = -5dB 左右,检测概率可达到 90%,表现出良好的微弱目标检测能力。同时由图 9 也可以看出,目标幅度起伏导致 SCR 损失,检测性能有所下降,需要提高 2dB 左右的信杂比才能达到给定的检测概率。

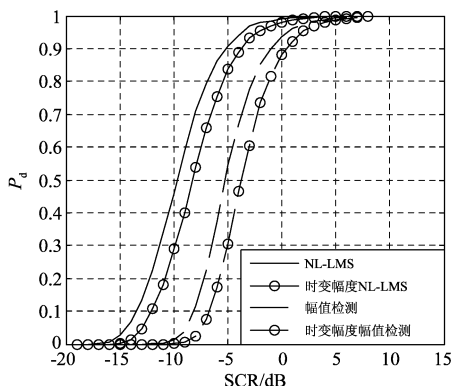


图 9 检测性能曲线

在高海情时,目标的回波存在高次项,会对本文方法有一定的影响,主要因为高阶多项式相位信号与 FRFT核函数不再匹配,会影响信号能量的集聚性。然而高次项所占的份量相对于由目标加速度所引起的二次项是比较小的,同时本文采用的积累时间比较短,因此高次项的影响比较小。

6 结束语

本文将 FRFT 域谱线增强算法引入到海杂波微弱动目标检测中,在此基础上建立起一个海杂波背景下时变幅度的微弱动目标检测模型,实现了基于 FRFT 的动目标检测方法与基于统计理论的方法的初步结合。算法采用峰度检测,分级迭代确定最佳变换阶数,参数估计精度高,计算量小。泄漏因子的引入降低了对频率的记忆效应,对自适应步长归一化,降低了迭代过程对噪声的放大作用。最后,基于 X 波段实测海杂波数据,研究了不同参数对算法收敛性能的影响,并分析了该检测器的检测性能。通过对比发现,算法能在保证目标

信号能量基本没有被弱化的前提下,在低 SCR (-5dB) 左右较好的抑制海杂波,可应用于强海杂波背景下的匀加速运动目标的检测。

参考文献

- [1] 张军,高贵,周蝶飞,黄纪军. SAR 图像机动目标检测的两种 CFAR 算法对比研究[J]. 信号处理, 2008, 24(1): 78-82.
J. Zhang, G. Gao, D. F. Zhou, and J. J. Huang. Comparison on two CFAR algorithms of vehicle target detection in SAR images [J]. Signal Processing, 2008, 24(1): 78-82.
- [2] A. Yasotharan, and T. Thayaparan. Time-frequency method for detecting an accelerating target in sea clutter [J]. IEEE Transactions on AES, 2006, 42(4): 1289-1310.
- [3] J. Hu, W. W. Tung, and J. B. Gao. Detection of low observable targets within sea clutter by structure function based multifractal analysis [J]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 2006, 54(1): 136-143.
- [4] 关键,李宝,刘加能,张建. 两种海杂波背景下的微弱匀加速运动目标检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(8): 1808-1902.
J. Guan, B. Li, J. N. Liu, and J. Zhang. Two approaches of detecting weak moving target with constant acceleration in sea clutter [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2009, 31(8): 1808-1902.
- [5] 邓彬,秦玉亮,王宏强,黎湘. 一种改进的基于 FRFT 的 SAR 运动目标检测与成像方法 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(2): 326-330.
B. Deng, Y. L. Qin, H. Q. Wang, and X. Li. A modified method of SAR moving target detection and imaging based on fractional Fourier transform [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2008, 30(2): 326-330.
- [6] L. Qi, Y. H. Zhang, R. Tao, and Y. Wang. Adaptive filtering in fractional Fourier domain [C]. IEEE International Symposium on MAPE for Wireless Communications, 2005: 1033-1036.
- [7] L. Durak, and S. Aldirmaz. Adaptive fractional Fourier domain filtering [J]. (Elsevier) Signal Processing, 2010, (90): 1188-1196.
- [8] Lok-Kee Ting, Colin F. N. Cowan, and Roger F. Woods. LMS coefficient filtering for time-varying chirped signals [J]. IEEE transactions on signal processing, 2004, 52(11): 3160-3169.

- [9] 刘锋,黄宇,陶然,王越. 分数阶 Fourier 变换对多分量 Chirp 信号中心频率的分辨能力[J]. 兵工学报, 2009, 30(1): 14-18.
F. Liu, Y. Huang, R. Tao, and Y. Wang. Resolution ability of fractional Fourier transform in multi-component chirp signal center frequency[J]. Acta Armamentar II, 2009, 30(1): 14-18.
- [10] 牛虹,齐林,朱家友. 基于 FRFT 的时变幅度 Chirp 信号的参数估计[J]. 现代雷达,2007, 29(11): 37-39.
H. Niu, L. Qi, and J. Y. Zhu. Detection of chirp signal with time-varying amplitude using the FRFT[J]. Modern Radar, 2007, 29(11): 37-39.
- [11] Aled T. Catherall, and Duncan P. Williams. High resolution spectrograms using a component optimized short-term fractional Fourier transform [J.] (Elsevier) Signal Processing, 2010, 90: 1591-1596.
- [12] Ozaktas H M, O Kutay M A, and Bozdagi G, Digital computation of the fractional Fourier transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 1996, 44(9): 2141-2150.
- [13] <http://soma.eee.mcmaster.ca/ipix>. 1993. 11.
- [14] Gini F, and Greco M. Texture modeling and validation using recorded high resolution sea clutter data[C]. RADAR-2001, Atlanta, Georgia, 2001: 378-391.

作者简介



陈小龙(1985-),男,生于山东烟台,2008年毕业于海军航空工程学院,雷达工程专业学士学位,现为海军航空工程学院硕士研究生,研究方向为雷达信号处理,海杂波中微弱目标检测。
E-mail:cxlexl1209@163.com



于仕财(1967-),男,生于山东文登,工程师,2005年毕业于哈尔滨工程大学电力电子与电力传动专业,现为海军航空工程学院雷达与信息教研室教员。主要研究方向为雷达目标检测及仿真。
E-mail:yu-sc@sohu.com



关 键(1968-)男,生于辽宁锦州,教授,博士生导师,2000年于清华大学获博士学位,主要研究方向为雷达目标自动检测、侦察图像处理和信息融合。
E-mail:guanjian96@tsinghua.org.cn

何 友(1956-),男,生于吉林磐石,教授,博士生导师,1997年于清华大学获博士学位,主要研究方向雷达自适应检测方法、多传感器信息融合、多目标跟踪等。现为海军航空工程学院院长。