

基于时频形态学滤波的能量积累检测

尚海燕^{①②} 水鹏朗^① 张守宏^① 张雅斌^① 朱天桥^①

^①(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

^②(西安石油大学电子工程学院 西安 710065)

摘要: 许多实际应用中, 强噪声背景下信号能量的长时间积累是有效检测的关键。该文利用信号在时频平面上的能量聚集特性, 提出基于时频域形态学滤波的能量积累检测方法。首先确定时频分布的最优核, 计算观测序列的时频分布; 然后用阈值处理和形态学滤波估计时频分布的高能量支撑区域; 最后累加这些区域的时频能量作为统计量进行检测。仿真结果表明, 这种方法在低信噪比下可以有效工作。

关键词: 时频分布; 最优核设计; 形态学滤波; 长时间能量积累; 信号检测

中图分类号: TN958.93, TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)06-1416-05

Energy Integration Detection via Time-Frequency Distribution and Morphological Filtering

Shang Hai-yan^{①②} Shui Peng-lang^① Zhang Shou-hong^① Zhang Ya-bin^① Zhu Tian-qiao^①

^①(National Lab. of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(Electronic Engineering Department, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065, China)

Abstract: Long duration integration of the interesting signal energy is a key to develop an effective detector under severe noise background in many applications. With the time-frequency concentration characteristic of the interesting signal, a new energy integration detect method is proposed in this paper based on the morphological filtering in the time-frequency plane. Firstly, the optimal kernel of the Cohen's Time-Frequency Distribution (TFD) is designed and the TFD of the observation is calculated. Thereafter, the support region of strong energy is estimated by thresholding the TFD and morphological filtering the obtained binary image. Finally, the energy on the estimated region is integrated to judge whether a signal is present or not. Simulation results show that the proposed method is effective in low ratios of signal to noise case.

Key words: Time-Frequency Distribution(TFD); Optimal kernel design; Morphological filtering; Long-duration energy integration; Signal detection

1 引言

现代雷达为了检测低可观测目标, 常采用通过长时间观测积累信号能量的办法。如天波和地波超视距雷达, 其工作频率在 3MHz-30MHz之间, 由于发射信号带宽有限, 每个距离单元往往达几公里。对于天波超视距雷达和高速运动的飞行器目标, 积累时间可达 10s左右, 可用的积累样本达 1000 个左右; 对于地波超视距雷达和舰船类低速运动目标, 积累时间可达 10min左右, 可用积累样本同样达到 1000 个左右。针对不同的观测模型和噪声或干扰背景, 如何设计有效的检测器是检测的关键。在高斯白噪声背景中, 观测信号的波形已知时, 最好的检测方法是匹配滤波器, 它使得信号被相干积累而获得了最大的输出信噪比; 观测信号波形未知时, 在时域或频域信号能量非相干积累的同时, 噪声能量也被大量

累积, 在低信噪比下非相干累积检测器不能有效工作。当雷达回波信号为线性调频信号(LFM)时, Dechirp技术, 时频分布组合Radon 变换方法, 时频分布组合Hough变换的方法^[1,2]等沿斜线积累信号的二维搜索技术可以用来检测目标信号。当目标是非线性调频信号时, 将时频分析与模式识别, 图像处理等技术相结合估计瞬时频率(IF)变化规律的方法被广泛研究, 然而这些方法只能在较高的信噪比(SNR)情况下工作^[3]。本文把时频分布(TFD)、阈值处理、数学形态学滤波方法相结合, 提出了基于时频域形态学滤波的能量积累检测方法(TF-MF-EID), 检测方案框架如图 1 所示。首先计算观测序列的最优核时频分布; 然后用阈值处理和形态学滤波估计时频分布的高能量支撑区域; 最后累加这些区域的时频能量作为统计量进行检测。仿真结果表明了文中所提出方法的有效性。

2 问题的描述

典型二元检测问题是检测受噪声污染的观测序列中是

2005-10-31 收到, 2006-05-22 改回

国家部委基金(40106020203)和教育部博士点基金(20050701014)资助课题

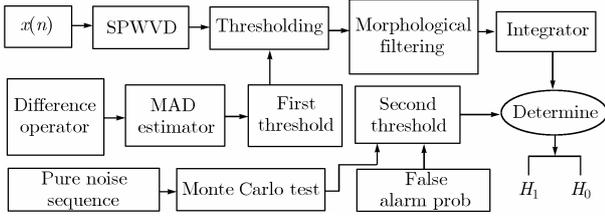


图1 检测方案总框架

否存在目标信号, 当观测序列中只是纯噪声, 则假设 H_0 成立; 当观测序列中存在目标信号, 则假设 H_1 成立。即

$$\begin{cases} H_0: & x(n) = w(n), \\ H_1: & x(n) = s(n) + w(n), \end{cases} \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

式中 $x(n)$ 是观测序列, $s(n)$ 是目标信号, $w(n)$ 是零均值, 方差为 σ_w^2 的高斯白噪声, 信号与噪声互不相关。

对于天波和地波低分辨雷达, 目标运动速度与相应的距离单元相比很小, 可以采用长观测时间积累信号能量的检测方法。在长观测区间内, 目标的运动规律是时变未知的。雷达接收信号是具有未知IF曲线的非线性Chirp信号, 并且淹没在强的地杂波/海杂波和各种噪声之中。应用各种杂波抑制方法^[4,5]可抑制主要的地/海杂波, 剩余的杂波和噪声的影响可近似认为是白噪声。本文适用噪声背景为白噪声。TF联合分析是观测时变信号有效的分析工具之一, TFD聚集观测序列中信号能量在其IF曲线附近而散布噪声能量在整个TF平面上。如何选择有效的TF分析方法使得: 纯噪声的TFD波动最小, 信号的TFD的累积增益最大。这两点对核函数的需求相互矛盾, 因此定义信号累积增益与噪声波动系数之比, 并使之达到最大作为最优核函数的设计准则。

3 观测序列时频分布

观测序列 $x(n)$ 的离散时间Cohen类TFD的定义为^[6]

$$C_x(n, f; \varphi) = \sum_m \sum_k \varphi(m, k) x(n+m+k) \cdot x^*(n+m-k) e^{-j4\pi f k} \quad (2)$$

式中 $\varphi(m, k)$ 是TFD的时间-延迟域核函数; 当 $x(n) = s(n) + w(n)$ 时, $w(n)$ 满足式(1)噪声条件, 有

$$E[C_x(n, f; \varphi)] = C_s(n, f; \varphi) + \sigma_w^2 \sum_m \varphi(m, 0) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{xx}^2 &= \text{Var}[C_x(n, f; \varphi)] \\ &= \sigma_w^2 \sum_m \sum_k |\varphi(m, k)|^2 \left(\sigma_w^2 + |s(n+m+k)|^2 + |s(n+m-k)|^2 \right) \end{aligned} \quad (4)$$

式(3)表明, 观测序列 $x(n)$ 的TFD是信号 $s(n)$ 的TFD($C_s(n, f; \varphi)$)上添加一个高度为 $\sigma_w^2 \sum_m \varphi(m, 0)$ 的底座。

3.1 复白高斯噪声的时频分布统计特征及波动系数的定义

令核函数的时间窗长为 $(2M+1)$, 时延窗长为 $(2K+1)$, 则纯复高斯白噪声序列的TFD一、二阶矩分别为

$$m_{uw} = \sigma_w^2 \sum_{m=-M}^M \varphi(m, 0) \quad (5)$$

$$\sigma_{ww}^2 = \sigma_w^4 \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K |\varphi(m, k)|^2 = \sigma_w^4 \|\varphi\|_F^2 \quad (6)$$

由TFD的定义式(2)知 $C_w(n, f; \varphi)$ 中每一项都是具有有限方差的随机变量 $w(n+m+k)w^*(n+m-k)$ 集的加权和, 根据中心极限定理, 当加权和的随机变量的数目 $(2M+1) \times (2K+1)$ 很大时, $C_w(n, f; \varphi)$ 可认为近似服从高斯分布。当噪声是非高斯分布, 按照中心极限定理, 该噪声的TFD仍然近似服从高斯分布, 故本文分析方法不受限于噪声的分布形式。纯噪声时频分布 $C_w(n, f; \varphi)$ 的概率密度函数或近似的分布函数服从正态分布, 记为 $N(\sigma_w^2 \sum_m \varphi(m, 0), \sigma_w^4 \|\varphi\|_F^2)$ 。为评价 $C_w(n, f; \varphi)$ 值的波动情况, 定义 $C_w(n, f; \varphi)$ 的标准偏差与均值之比为波动系数 $F(\varphi)$:

$$F(\varphi) = \|\varphi\|_F / \sum_{m=-M}^M \varphi(m, 0) \quad (7)$$

波动系数反映了噪声的TFD在时频平面上的波动情况, $F(\varphi)$ 越小, 越容易暴露存在的目标, 而 $F(\varphi)$ 很大时, 往往很难发现存在的目标。

3.2 非线性FM信号的局部相干累积及平均累积增益的定义

不失一般性地假设非线性FM信号的形式为

$$s(n) = a(n) \exp(j2\pi v(n)) \quad (8)$$

式中 $a(n)$ 与 $v(n)$ 都是未知的函数, $a(n)$ 是随时间慢变化的复包络, $v(n)$ 是未知的非线性频率调制(FM)函数, 它反映了信号的瞬时频率。

在整个观测时间内, 信号的IF曲线不能近似认为是一条直线, 但在较小的观测间隔, IF曲线可由具有不同斜率的直线段很好地分段近似。若选择核函数使其TFD对IF曲线具有局部线性特征的信号达到最好的TF聚集, 即实现了信号TF能量的最佳相干累积。

信号的IF形式是非线性FM, 在其TFD核函数的时延窗内, 信号满足

$$\begin{aligned} a(n+k) &\approx a(n), \quad v(n+k) \approx v(n) + \mu k + 1/2 \xi k^2, \\ k &= 0, \pm 1, \dots, \pm K \end{aligned} \quad (9)$$

μ 和 ξ 分别为初始频率和线性调频率。在时延窗内, 信号的包络近似为常数, 相位是时间延迟 k 的二次函数, 将式(9)代入式(8)得到的 $s(n)$, 再代入式(2)有

$$C_s(n, f, \varphi) \approx |a(n)|^2 \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K \varphi(m, k) \cdot \exp(-j4\pi(f - \mu - \xi m)k) \quad (10)$$

窄带非线性FM信号在时延窗内, 信号的能量在其IF上点 (n, μ) 处相干累积:

$$C_s(n, \mu, \varphi) \approx |a(n)|^2 \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K \varphi(m, k) \exp(j4\pi \xi m k) \quad (11)$$

$\sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K \varphi(m, k) \exp(j4\pi \xi m k)$ 反映在时延窗内累积信号能量的程度, 称之为累积增益, 它与核函数和信号IF曲线近似折线的斜率(调频率 ξ)有关。当然信号的累积增益越大越好。

累积增益与信号的调频率 ξ 有关, 假设 ξ 在一个很小的区间 $[-\Delta, \Delta]$ 内均匀分布, Δ 是一个很小正数。TFD累积增益随调频率变化, 为反映时变信号的局部相干积累, 定义

TFD 平均累积增益 AIG 为

$$\begin{aligned} \text{AIG}(\varphi, \Delta) &= \frac{1}{2\Delta} \int_{-\Delta}^{\Delta} \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K \varphi(m, k) \exp(j4\pi\xi mk) d\xi \\ &= \sum_{m=-M}^M \sum_{k=-K}^K \varphi(m, k) \text{sinc}(4mk\Delta) = \|\varphi^H A_{\Delta}\|_F^2 \end{aligned} \quad (12)$$

式中

$$\text{sinc}(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ [\sin(\pi x)/(\pi x)], & x \neq 0 \end{cases}$$

$$A_{\Delta} = [a(m, k)]_{m=-M, \dots, M}^{k=-K, \dots, K}, \quad a(m, k) = \text{sinc}(2mk\Delta)$$

3.3 时频点检测的最优核设计

时频分析核函数 φ 的选择期望纯噪声的 TFD 具有小的波动系数, 而信号的 TFD 具有大的平均累积增益。这两个需求是相互矛盾的, 要做折中处理, 最优的时间-时延窗核函数 φ 应使 $F(\varphi)$ 和 $\text{AIG}(\varphi, \Delta)$ 有最好的折中。令信号的 $\text{AIG}(\varphi, \Delta)$ 与噪声的 $F(\varphi)$ 之比达到最大来设计核函数。相应的最优化核函数 φ 问题描述如下:

$$\left. \begin{aligned} \max_{\varphi} \left\{ \frac{\text{AIG}(\varphi, \Delta)}{F(\varphi)} \right\} &= \frac{\|\varphi^H A_{\Delta}\|_F^2}{\|\varphi\|_F^2} \\ \text{s.t. } \sum_{m=-M}^M \varphi(m, 0) &= 1, \quad \varphi(m, k) = \varphi^*(-m, -k) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

图 2 是应用不同的 TFD 检测噪声中未知的确定性信号。分别使用最优核函数的 TFD ($\Delta=0.0005, M=16, K=63$), 汉明窗、矩形窗的 SPWVD, (SNR=-8dB)。为印刷方便, 灰度图取反。汉明窗 SPWVD, 背景噪声呈现大片状斑, 而矩形窗 SPWVD 中信号 IF 的脊线分散变得很模糊, 这都不利于后续的检测。最优核函数的 TFD 在信号 IF 的聚集和噪声波动之间达到较好的平衡, 易于后续过程时频点检测。

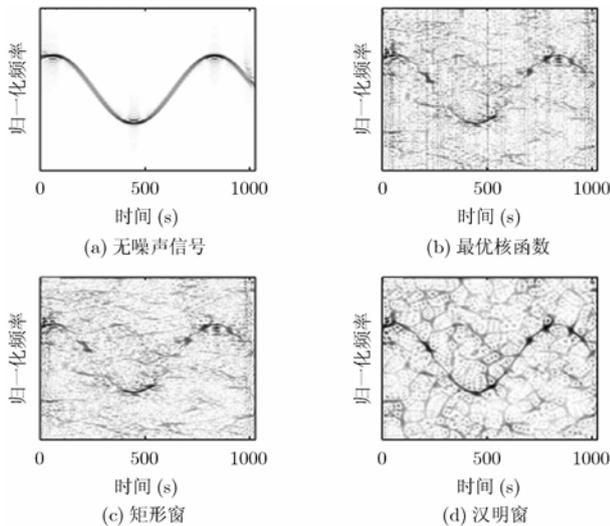


图 2 含信号观测序列不同的 TFD

4 应用阈值处理和形态学滤波检测

4.1 阈值处理与时频点检测能力分析

时频分布由观测序列的 TFD 沿频率轴离散得到:

$E_x(n, p) = C_x(n, p\Delta f; \varphi)$, $C_x(n, f; \varphi)$ 定义见式(2)。频率分辨率为 $\Delta f = 1/(4K + 2)$ 。如果观测序列中含有非线性 FM 信号, 通过 TFD 局部相干累积, 聚集信号的能量在其 IF 周围。视觉上, 一些亮时频点聚集构成一个蛇形带。如果观测序列中仅有噪声, 则时频亮点或小尺寸亮斑随机散布在整个时频面上。阈值处理就是对灰度值大于阈值门限的 TF 点检测, 将灰度图像变换为二值图像:

$$B_x(n, p) = \begin{cases} 1, & E_x(n, p) \geq \sigma_w^2 + \gamma \sigma_w^2 \|\varphi\|_F \\ 0, & E_x(n, p) < \sigma_w^2 + \gamma \sigma_w^2 \|\varphi\|_F \end{cases} \quad (14)$$

σ_w^2 既是观测噪声的方差又是 $C_w(n, p; \varphi)$ 的均值, 即纯噪声时 TFD 波动底座的高度。 $\sigma_w^2 \|\varphi\|_F^2$ 是 $C_w(n, p; \varphi)$ 的方差, 即纯噪声时 TFD 的波动范围; γ 是门限调整参数。 $C_w(n, p; \varphi)$ 近似服从正态分布 $N(\sigma_w^2, \sigma_w^4 \|\varphi\|_F^2)$, 超过阈值门限 $\eta_1 = \sigma_w^2(1 + \gamma \|\varphi\|_F)$ 的噪声时频点的概率为

$$P(\eta_1) = 1 - G(\eta_1) \quad (15)$$

式中 $G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp(-t^2/2) dt$ 。 γ 越大通过阈值门限的时频点的概率越少, 噪声抑制效果越好, 但同时信号的时频点通过阈值门限的概率也变小。阈值处理后观测序列时频图中含有信号与纯噪声相比, 白亮 TF 点增加, 增加的程度由几个因素确定: SNR, TFD 方法和信号的时频特征(即信号的调频率变化范围等)。

阈值门限的选取既要有效抑制噪声又要大部分信号能通过。下面分析信号 IF 曲线上时频点 (n, μ) 超过阈值门限 η_1 的概率分别与 SNR 和 $\text{AIG}(\varphi, \Delta)/F(\varphi)$ 之间的关系。为简便令式(8)中信号幅度为常数, 在时延窗内, 信号段近似为 LFM。信号 IF 曲线上时频点近似服从正态分布 $N(\lambda, \rho^2)$, 由式(3)和式(4)分别得到

$$\lambda = |a|^2 \text{AIG}(\varphi, \Delta) + \sigma_w^2 \quad (16)$$

$$\rho = \|\varphi\|_F \sigma_w \sqrt{1 + 2|a|^2/\sigma_w^2} \quad (17)$$

令 $\text{SNR} = 20 \lg(|a|/\sigma_w)$, $C_x(n, \mu; \varphi)$ 超过阈值门限 η_1 的概率为

$$P(\text{SNR}) = 1 - G \left(\frac{\gamma \|\varphi\|_F - 10^{\text{SNR}/10} \text{AIG}(\varphi, \Delta)}{\|\varphi\|_F \sqrt{1 + 2 \times 10^{\text{SNR}/10}}} \right) \quad (18)$$

显然, 信号时频点通过阈值门限的检测概率随着 SNR 的减小而降低。信号时频点的保留和噪声时频点的抑制对 γ 值的要求相互矛盾。由后面蒙特卡罗实验知, γ 取值在 [2,3] 之间较佳。噪声方差可由观测序列估计得到^[7], 阈值门限 η_1 随噪声功率变化而变化, 可以自动实现恒虚警检测(CFAR)。

4.2 形态学滤波消除噪声时频点

阈值处理得到二值图像, 超过阈值门限的时频点在二值图像上为 1, 低于阈值门限的时频点在二值图像上为 0。二值图像中, 信号与噪声的时频白点的局部几何特征差别很大。正是基于两者的几何特征的差异应用数学形态学滤波来去除噪声的时频白点而尽可能保留信号的时频白点。

数学形态学^[8]常用的二种最基本的运算是膨胀与腐蚀，二者的不同级联分别得到二个基本运算：开运算与闭运算。膨胀使“白时频联通域扩张”，腐蚀使“白时频联通域缩小”，开运算先腐蚀再膨胀用于滤除图像中区域小于结构元素 S 的白时频独立点或串斑斑点，而保留相应时频聚集面积大于结构元素的白时频点；闭运算先膨胀再腐蚀用于填充白时频区域内小于结构元素的 S 黑孔洞和缝隙。

二值图像 $B_x(n, p)$ 先开运算再级联闭运算：

$$B_{x,CO} = ((B_x \ominus S \oplus S) \oplus S \ominus S) \quad (19)$$

式中 \ominus 表示腐蚀； \oplus 表示膨胀。结构元素 S 的选择既不能破坏信号的最小联通结构，以保证信号不被滤除，又要尽可能滤除噪声。因此选择最优核时频分布最大值 90% 的等高线形状作为结构元素 S 。图 3 是图 2 中各图经阈值处理和形态学滤波后的结果(二值图像取反)。最优窗信号线细又连续且噪声亮点又少又小。

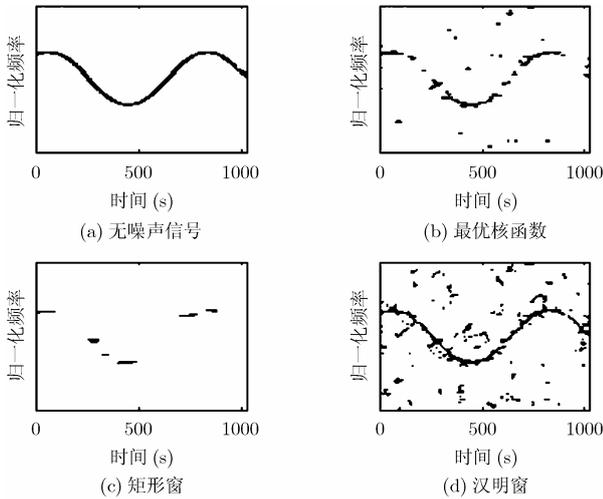


图 3 不同 TFD 经阈值处理级联形态学滤波

4.3 构造检验统计量累积亮时频点能量

构造检验统计量 η_{CO} 累积 $B_{x,CO}$ 图中时频点的能量：

$$\eta_{CO} = \sum_n \sum_p C_x(n, p; \varphi) \cdot B_{x,CO}(n, p) \quad (20)$$

式中 \bullet 表示点乘。设 H_0 成立时， η_{CO} 的条件概率密度函数为 $p(\eta_{CO} | H_0)$ ，给定虚警概率 p_f ，则检测门限 ρ_{CO} ：

$$p_f = \int_{\rho_{CO}}^{\infty} p(\eta_{CO} | H_0) d\eta_{CO} \quad (21)$$

设 H_1 成立时 η_{CO} 条件概率密度函数为 $p(\eta_{CO} | H_1)$ ，发现概率 p_d ：

$$p_d = \int_{\rho_{CO}}^{\infty} p(\eta_{CO} | H_1) d\eta_{CO} \quad (22)$$

由于对观测序列的多级非线性处理，使得解析确定 η_{CO} 的条件概率密度很困难，只能通过蒙特卡罗实验确定。由于虚警率常常是一个很小的数， H_0 成立时由虚警率确定检测门限依赖 $p(\eta_{CO} | H_0)$ 的截尾形状确定。需要大量蒙特卡罗实验数据。当 H_1 成立时，根据 ρ_{CO} 求解 p_d 时，依赖于 $p(\eta_{CO} | H_1)$ 的中部形状，所以只需少量实验数据。在实际应用中，噪声观测序列远远多于信号观测序列，因此有条件得

到 $p(\eta_{CO} | H_0)$ 。

4.4 仿真结果

蒙特卡罗实验信号为正弦 FM，长度 1024 点，调频率变化范围在 ± 0.0005 以内，输入 SNR 由 -8dB 递减到 -15dB 。最优核设计参数为 $\Delta = 0.0005$, $M = 16$, $K = 63$ 。不同的 SNR 条件下，检验统计量的 p_d 与 p_f 关系如图 4。当 $\text{SNR} \geq -9\text{dB}$ 时， p_d 几乎接近 1，当 $\text{SNR} \leq -15\text{dB}$ 时，即使 p_f 很大， p_d 仍很小，这与前面检测能力的分析是相符的。图 5 是在虚警概率为 10^{-5} 时，SNR 变化，阈值门限调整参数 γ 与 p_d 的关系曲线。图示表明， $\gamma = 2, 3$ 是较佳的参数范围。图 6 是本文的时频形态学滤波得到的检测器与经典的相干积累检测和非相干积累检测器检测能力的比较。与非相干积累检测器相比，相同虚警率下，达到相同的发现概率，本文检测器信噪比有 3dB 的提高。

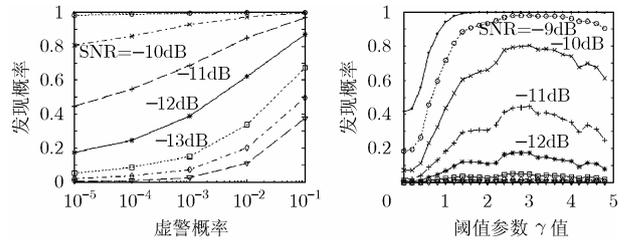


图 4 不同信噪比下发现概率与虚警概率的关系

图 5 不同信噪比下门限参数与发现概率的关系

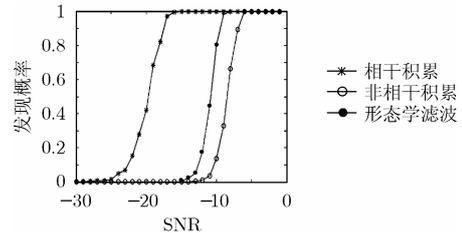


图 6 本文检测器与相干积累和非相干积累检测器性能比较

5 结束语

本文提出 TF-MF-EID 方法，应用最优核时频分析、阈值处理和形态学滤波构造检验统计量检测复白高斯噪声中未知的确定性非线性 FM 信号。与传统的检测方法不同，该方法既累积信号的能量又利用信号时频域的局部几何特征。仿真结果表明了该方法在低信噪比下的有效性。

参考文献

- [1] Wood J C and Barry D T. Linear signal synthesis using the Radon-Wigner transform. *IEEE Trans. on SP*, 1994, 42(8): 2105-2111..
- [2] Sun Y and Willett P. Hough transform for long Chirp detection. *IEEE Trans. on AES*, 2002, 38(2): 553-569.
- [3] Ivanovic W N, Dakovic M, and Stankovic L J. Performance of quadratic time-frequency distributions as instantaneous frequency estimators. *IEEE Trans. on SP*, 2003, 51(1): 77-89.
- [4] Xianrong W, Sifeng Z, and Hengyu K, et al.. Target detection with high frequency surface wave radar in

- co-channel interference. *IEE Proc.-Radar Sonar Navig.* 2005, 152(2): 97–103.
- [5] Xing Mengdao, Bao Zheng, and Qiang Yong. Transient interference excision in OTHR. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(6): 823–826.
- [6] Amin M G. Minimum Variance time-frequency distribution kernels for signals in additive noise. *IEEE Trans. on SP*, 1996, 44(9): 2352–2356.
- [7] Rousseeuw P J and Croux C. Alternatives to the median absolute deviation. *J. of the American Statistical Association*, 1993, 88(12): 1273–1283.
- [8] Heijmans H and Ronse C. The algebraic basis of mathematical morphology, II. *Opening and Closing, Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1991, 54(1): 74–79.
- 尚海燕: 女, 1969年生, 博士生, 研究方向为信号检测与处理、天波、地波雷达信息处理.
- 水鹏朗: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为子波理论及其应用、时频分析、图像处理 and 超宽带雷达信号处理.
- 张守宏: 男, 1938年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 雷达学会委员, 研究方向: 雷达信号处理与检测.