



论 文

基于 FRFT 的非线性调频信号双特征检测方法

许述文*, 水鹏朗, 杨晓超

西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071

* 通信作者. E-mail: swxu@mail.xidian.edu.cn

收稿日期: 2010-04-15; 接受日期: 2010-10-13

国家自然科学基金 (批准号: 10990012) 资助项目

摘要 强噪声中的未知非线性调频信号检测一直是实际检测领域中的一个难点问题. 非线性调频信号的相位历史是关于时间的未知平滑函数, 并且该函数不能或者很难用少量参数来建模. 由于相位模型的缺失, 我们提出一种基于接连分数阶 Fourier 变换和双特征检测的非参数化检测方法. 检测方案包含 3 部分: 首先, 计算一个周期内接连角度的分数阶 Fourier 变换, 将这些不同角度的变换结果构造成二维图像; 然后, 利用硬阈值处理获得二值图像, 并利用多重中值滤波来去除该二值图像中的孤立噪声点, 从而获得精炼的二值图像; 最后, 根据精炼图像提取 2 个互补的检测统计量, 并通过双特征检测器判决目标是否存在. 本文针对 3 类不同阶的多项式相位信号以及正弦相位信号的对比实验结果表明, 提出的方法是有效且鲁棒的, 并且获得了满意的检测性能.

关键词 分数阶 Fourier 变换 双特征检测 非参数化检测 多重中值滤波

1 引言

信号检测方案的设计依赖于观测模型、噪声、干扰, 以及关于信号的先验信息. 根据信号先验信息不同, 噪声中的检测问题被分成 3 类^[1]: 确知信号的检测、含有未知参数信号的检测以及随机信号检测. 对于前两种情况, 信号波形是已知的或可用少量参数来建模, 因此可分别利用匹配滤波和近似匹配滤波^[2]来实现检测. 对于第 3 种情况, 信号波形是随机的, 谱匹配检测器等基于非相参能量积累的检测方法可用来实现该信号检测^[1,3].

除了上述 3 种类型, 现实中还存在着一种特殊的检测问题: 待检测信号具有某种特殊时频特性, 而该时频特性不能由少量参数来建模. 在现代雷达目标检测中, 天波超视距雷达以及地波超视距雷达工作在高频带 (3.0–30 MHz), 分辨单元的长度从几千米到几十千米变化. 因此, 目标需要较长时间来完成距离单元的跨越, 长的驻留时间对于在噪声中检测信号是非常有意义的. 然而, 在长时间积累中目标的机动性提高了检测难度. 机动目标的回波是非线性调频信号, 其相位历史和多普勒频移是关于时间的平滑函数, 并且不能用少量参数来建模. 因此, 超视距雷达中的目标检测问题是一个典型的关于非线性调频信号的非参数化检测问题. 近年来, 一些基于时频分布的非参数化检测方法被提出来检测未知的调频信号^[4–7]. 它们的检测性能与所用的时频分布以及信噪比有关. Cohen 类时频分布在信噪比低于 0 dB 时, 信号表示能力很差^[8]. 然而, 目标检测必须在低信噪比下进行. 针对这个问题, 本

文基于分数阶 Fourier 变换 (FRFT), 构造了一种新的在低信噪比下依然可以很好工作的检测方案, 并获得满意的检测性能.

2 基于接连 FRFT 的信号二维表示和噪声抑制

2.1 分数阶 Fourier 变换

分数阶 Fourier 变换 (FRFT) 是近年出现的一种新的时频工具, 是 Fourier 变换的广义形式^[9-12]. 信号的 FRFT 是信号在时频平面内坐标轴绕原点逆时针旋转任意角度后的表示方法^[9]. 第 α 阶分数阶 Fourier 变换为

$$s_\alpha(u) = \int B_\alpha(u, n) s(n) dn, \quad (1)$$

其中

$$B_\alpha(u, n) = \frac{\exp(-j\pi \operatorname{sgn}(\phi)/4 + j\phi/2)}{|\sin \phi|^{1/2}} \times \exp[j\pi(u^2 \cot \phi - 2un \csc \phi + n^2 \cot \phi)], \quad (2)$$

这里, $\phi = \alpha\pi/2 = \alpha \times 90^\circ$. 对于 $\alpha = 0$ 或者 ± 2 , $s_\alpha(u)$ 分别等于 $s(n)$ 或者 $s(-n)$. 当 $\alpha = 1$ 或者 -1 时, $s_\alpha(u)$ 分别等于 $s(n)$ 的 Fourier 变换或者 $s(-n)$ 的 Fourier 变换^[13-15].

2.2 基于接连 FRFT 的信号二维表示

强噪声背景中的未知非线性调频信号的检测问题是雷达和声纳检测领域的一个挑战性问题. 该检测问题可归结为如下的二元假设检验:

$$\begin{cases} H_0 : x(n) = w(n), \\ H_1 : x(n) = s(n) + w(n), \end{cases} \quad (3)$$

其中 H_0 表示目标不存在的情况; H_1 表示目标存在的情况. $x(n)$ 是观测的时间序列, $s(n)$ 是与目标运动有关的未知调频信号, $w(n)$ 为零均值方差为 σ^2 的与信号无关的复高斯白噪声 (CWGN). 不失一般性, 信号 $s(n)$ 可写成

$$s(n) = a \exp(2\pi j v(n)), \quad (4)$$

这里 $v(n)$ 是未知的相位函数, a 为信号的幅度.

FRFT 作为传统 Fourier 变换的广义形式, 其实质是一种时频变换, 同时反映了信号在时域和频域的信息. 与二次型时频分布不同, 它没有交叉项, 并且可理解成 chirp 基的分解, 因此它适合单个或多个线性调频信号的检测和参数估计^[16-18]. 目前基于 FRFT 的线性调频信号检测和参数估计算法主要分为如下两类: 一类是以变换角度 ϕ 为变量, 对观测信号接连进行 FRFT, 然后在形成的二维平面上进行检测或者估计; 另一类是利用 FRFT 与二次型时频分布的关系来实现线性调频信号的能量积累以完成检测和参数估计^[16]. 本文中, 我们基于第一类检测和估计算法, 采用 Ozaktas 等人^[19]提出的离散 FRFT 算法 (DFRFT) 获取以变换角度 ϕ 为变量的 FRFT 二维平面图. 这里, 我们计算观测信号 $x(n)$ 的 $\pi/M \sim \pi$ 角度 (即 $180^\circ/M$ 到 180°) 的 FRFT, 每隔 π/M 计算一次. 若观测信号 $x(n)$ 的长度为 N , 则获取的二维图像 image_1 的尺寸为 $M \times N$. 下面给出一个例子:

$$\begin{cases} s(n) = \exp(14\pi j \sin(6.144n)), \\ x(n) = s(n) + w(n), \end{cases} \quad n = -\frac{128}{256}, -\frac{127}{256}, \dots, \frac{127}{256}. \quad (5)$$

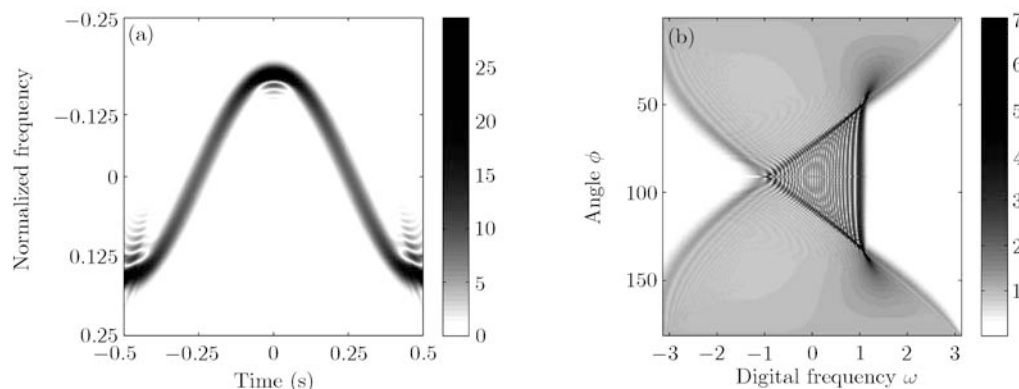

 图 1 (a) SPWVD 幅度图; (b) $s(n)$ 接连 DFRFT 的 180×256 二维图像

 Figure 1 (a) Amplitude image of SPWVD; (b) the 180×256 image of $s(n)$ based on successive FRFTs

图 1 给出目标信号 $s(n)$ 的平滑伪 Wigner 分布 (SPWVD) 以及 $M=180$ 时的二维图像 (图像尺寸为 180×256)。由于 FRFT 不改变复高斯白噪声的均值和方差^[16,20], 硬阈值 $T=\lambda \times \sigma$ 可用来滤除观测信号 $x(n)$ 形成的含噪图像 image_1 中的大部分噪声点, 其中 λ 是预设的 $[1.5, 2.5]$ 之间的数值. 对于复高斯随机变量, 其幅值服从 Rayleigh 分布. 当 $\lambda \in [1.5, 2.5]$, 图像 image_1 中只有约 10.55% 到 0.2% 的噪声像素点的幅度超过门限 T . 下式给出了该硬阈值处理过程:

$$\text{image}_2(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{image}_1(i, j) \geq T; \\ 0, & \text{image}_1(i, j) < T. \end{cases} \quad (6)$$

上式获取的二值图像 image_2 在目标存在与不存在时表现出截然不同的几何特性, 并且该差异的大小取决于目标被噪声污染的程度 (信噪比). 当目标存在时, 二值图像中强像素点存在着聚集特性 (如图 2(b)); 而当目标不存在时, 由于噪声是相互独立的, 因此二值图像中强的噪声像素点是散乱分布的, 不存在聚集特性. 因此, 强像素点是否聚集是判断目标是否存在的一个重要特征.

2.3 精炼图像的获取

在 image_2 中, 噪声所形成的强像素点是散乱的孤立点, 因此孤立点的去除可以进一步去除强噪声点. 这里, 本文提出一种基于多重中值滤波的孤立点去除方案. 中值滤波器是一种重要的顺序统计滤波器, 其作用是将中心像素点的值用该像素邻域范围内的所有像素值的中值来代替:

$$\hat{f}(x, y) = \text{median}(g(s, t)), (s, t) \in S_{xy}, \quad (7)$$

这里, g 为输入图像, 而 $\hat{f}$ 为中值滤波后的图像. 中值滤波对随机噪声有着良好的去除效果, 在图像处理中得到了广泛的应用^[21]. 在本文的中值滤波方案中, 中心像素的原始值是参与中值计算的. 如果在以某一像素点为中心的滑窗内, 强像素点的个数低于窗内总像素点数的一半, 认为此窗口内的中心点为孤立点, 需要滤除. 反之, 则认为是聚集点, 予以保留. 因此, 利用中值滤波方案在完整地保持信号点聚集特性的同时, 滤除了大部分的噪声孤立点. 需要注意的是, 由于当窗内总点数为偶数时, 中值滤波在中值的确定上存在模糊现象, 所以在选取窗口尺寸时必须保证窗内的总像素点数为奇数. 在实际操作中, 为了获得更好的滤噪效果, 可多次进行中值滤波操作, 为方便说明, 称之为“多重中值滤波”.

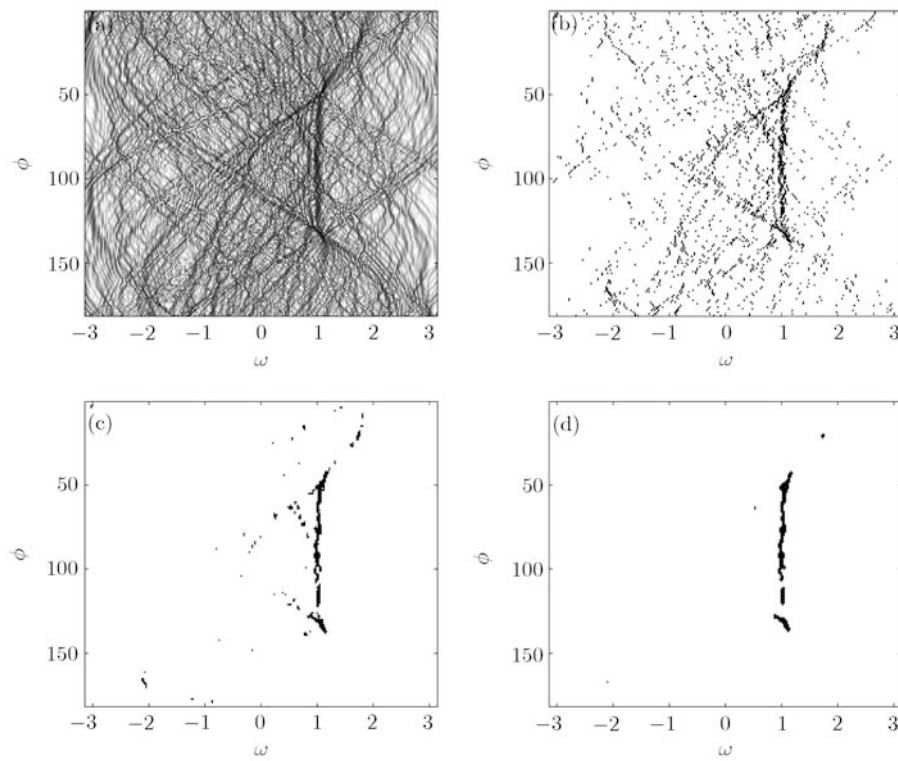


图 2 $x(n)$ 的处理结果示例 (SNR=-5 dB)

Figure 2 An example of noise reduction for $x(n)$ (SNR=-5 dB)

(a) 2D representation (image₁); (b) result of threshold process (image₂); (c) result of single median filter; (d) result of triple median filter (image₃)

图 2 给出上述操作的一个例子 (SNR=-5 dB): 图 2(a) 是 $x(n)$ 接连 DFRFT 获得的二维图像 image₁; 图 2(b) 是对图像 image₁ 进行硬阈值处理后的结果图像 image₂ ($\lambda = 2$); 图 2(c) 是对图像 image₂ 进行一重中值滤波的结果, 一部分孤立噪声点被滤除; 图 2(d) 是三重中值滤波的结果, 大部分孤立噪声点得以滤除, 滤除效果优于一重中值滤波. 基于多重中值滤波后的精炼二值图像 image₃, 为了恢复图像的幅度信息, 将二值图像 image₃ 和图像 image₁ 进行“点乘”得到 image₄ (image₄=image₁ · × image₃).

3 检测统计量与双特征检测器的构造

3.1 检测统计量的选取

目标存在与否影响着二值图像 image₃ 中的残余像素点个数. 因此, 首先定义第一个检测统计量, 图像中的强像素点个数 (也称为强像素点的面积):

$$\eta_1 \equiv \sum_i \sum_j \text{image}_3(i, j). \quad (8)$$

当目标存在时, 强像素点个数大于目标不存在时强像素点个数的概率很大, 并且该概率的大小取决于信噪比. 在检测方案中, 如果仅利用强像素点个数特征, 对应的检测方案为传统二进制积累检测

在分数阶 Fourier 变换二维平面的推广^[22]. 除了强像素点个数特征, 二维幅度图 image_4 中的幅度峰值同样也提供了关于目标存在的重要信息. 因此, 幅度峰值可作为第二个检测统计量:

$$\eta_2 \equiv \max_{i,j}(\text{image}_4) = \max_{i,j}(\text{image}_1 \cdot \times \text{image}_3). \quad (9)$$

在图像 image_4 而不是图像 image_1 中进行峰值选取的原因在于: 对于纯噪声情况下的图像 image_4 , 多重中值滤波操作去除了许多高幅值的噪声点, 因此 image_4 中的峰值往往小于 image_1 中的峰值; 而对于含噪信号情况, 信号产生的高幅值点往往存在于点聚集区域中, 而且不会被多重中值滤波操作所滤除. 因此, 相比于图像 image_1 , 在图像 image_4 中搜索得到的幅度峰值更能反映目标存在的信息, 更有利于提高检测性能. 强像素点个数特征 η_1 是一个离散形式的随机变量, 定义在整数集合 $\{0, \#S, \#S + 1, \dots\}$ 内, 其中 $\#S$ 为多重中值滤波后的最小可能非零个数. 幅度峰值 η_2 是一个复合的随机变量, 定义为 $\{0\} \cup [\lambda, +\infty)$. 因此, 本文中两个统计量的联合条件概率密度函数为

$$p(\eta_1, \eta_2 | H_i) = a(H_i) \delta(\eta_1) \delta(\eta_2) + \sum_{n=\#S}^{+\infty} b(n | H_i) \times p(\eta_2 | \eta_1 = n, H_i) \delta(\eta_1 - n), \quad i = 0, 1, \quad (10)$$

$a(H_i)$ 是 H_i 成立时 $\eta_1 = \eta_2 = 0$ 的概率, $b(n | H_i)$ 是 H_i 成立时 $\eta_1 = n$ 的概率, $p(\eta_2 | \eta_1 = n, H_i)$ 是 H_i 成立且 $\eta_1 = n$ 时 η_2 的条件概率, 并且

$$a(H_i) + \sum_{n=\#S}^{+\infty} b(n | H_i) = 1. \quad (11)$$

3.2 双特征检测器的构造

3.2.1 H_0 判决区域的确定

基于特征的假设检验中, 在虚警概率 p_f 给定的情况下 H_0 区域的确定以及判决规则的选择是非常重要的. 基于特征的模式识别中, 所有模式的概率密度函数或者训练样本是已知的, 并有助于设计不同的分类器^[23]. 在雷达目标检测问题中, 目标检测等同于设计区分两类模式的分类器: 其中一个模式对应于纯噪声情况, 而另外一个模式对应于有目标的情况. 设计该分类器存在两个困难: 第一, 由于在特征提取中存在大量的非线性操作, 使得 $p(\eta_1, \eta_2 | H_0)$ 的解析表达式很难得到; 第二, 对于 H_1 模式, 由于非合作目标的回波随着目标的不同而不同的, 并且对于姿态的变化非常敏感, 所以没有可利用的训练样本. 因此, 设计该分类器的方法与模式识别里传统分类器的设计方法是不同的.

对于纯噪声的大量训练样本可通过对零均值单位方差高斯白噪声的 Monte-Carlo 实验来获得. 本文中, 我们生成 $Q = 10^5$ 个零均值单位方差的高斯白噪声数据样本, 数据长度 $N=256$, 角度采样数 $M=180$, 硬阈值处理中的参量 $\lambda=2$. 本文采用三重中值滤波, 并且滑窗尺寸取为 3×3 . 根据式 (10), H_0 的测试样本有两个分组中心: 一个是二维特征平面的 $(0, 0)$ 点 (原点); 另一个在 $\{\#S, \#S + 1, \dots\} \times [\lambda, +\infty)$ 区域中. 假设基于 Monte-Carlo 实验获取的关于 H_0 的训练样本为

$$\Upsilon(q) = [\eta_1(q), \eta_2(q)]^T, \quad q = 1, 2, \dots, Q, \quad (12)$$

这里, 样本数 Q 满足 $Q_{p_f} \gg 1$. 上述样本分为两个部分:

$$\begin{cases} \Theta_0 = \{\Upsilon(q_i^0) : \eta_1(q_i^0) = \eta_2(q_i^0) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, Q_1\}, \\ \Theta_1 = \{\Upsilon(q_i^1) : \eta_1(q_i^1) \geq \#S, \eta_2(q_i^1) \geq \lambda, \quad i = 1, \dots, Q - Q_1\}. \end{cases} \quad (13)$$

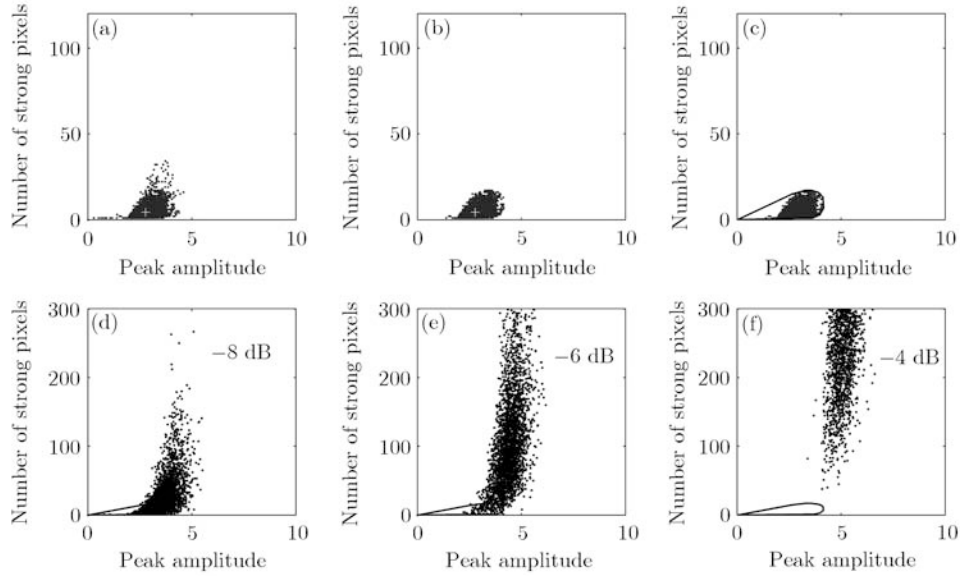


图 3 (a)–(c) 判决区域的确定; (d)–(f) 不同信噪比下的信号样本分布

Figure 3 (a)–(c) Determination of the decision region; (d)–(f) the distributions of noisy signals under different SNRs

基于这两部分训练样本, 对应于虚警率 $p_f = 0.001$, 我们通过下面 3 个步骤来获取 H_0 模式下的判决区域. 图 3 (a)–(c) 说明了该判决区域的确定过程.

第 1 步 计算样本集 Θ_1 的分组中心 $M = [m_1, m_2]^T$:

$$m_1 = \frac{1}{Q - Q_1} \sum_{i=1}^{Q-Q_1} \eta_1(q_i^1), \quad m_2 = \frac{1}{Q - Q_1} \sum_{i=1}^{Q-Q_1} \eta_2(q_i^1). \quad (14)$$

如图 3 所示, (a) 中的白色“十字”表示样本集 Θ_1 的分组中心, 灰色点为所有 10^5 个噪声测试样本. Θ_1 中, 样本的协方差矩阵是

$$C = \frac{1}{Q - Q_1} \sum_{i=1}^{Q-Q_1} (\Upsilon(q_i^1) - M)(\Upsilon(q_i^1) - M)^T, \quad (15)$$

并且该矩阵是正定的. 对于 Θ_1 中每个训练样本, 它们与分组中心 M 的距离为

$$d(\Upsilon(q)) \equiv \sqrt{(\Upsilon(q) - M)^T C^{-1} (\Upsilon(q) - M)}, \quad (16)$$

这是模式识别中常用的马氏距离 (Mahalanobis distance), 反映了样本与分组中心的散布程度.

第 2 步 据马氏距离与虚警率 p_f , 从 Θ_1 中剔除 Qp_f 个离分组中心最远的样本点, 并且剩下的样本点构成了新的集合 $\hat{\Theta}_1$. 集合 $\hat{\Theta}_1$ 包含了 $Q - Q_1 - Qp_f$ 个训练样本. 剔除大距离样本点后的结果如图 3(b) 所示.

第 3 步 通过计算几何学中的快速凸包算法 (fast convex hull algorithm) 来决策平面点集 $\hat{\Theta}_1 \cup \{(0, 0)\}$ 中的凸形闭包^[24,25]. 凸包是包含集合 $\hat{\Theta}_1 \cup \{(0, 0)\}$ 中所有点的最小凸集, 可通过逆时针排序的顶点来表示该凸包:

$$R(H_0, p_f) \equiv \text{Convexhull}(V_i \in \mathbf{R}^2 : i = 1, 2, \dots, I), \quad (17)$$

这里 V_i 为凸包的顶点.

根据上述确定 $R(H_0, p_f)$ 的算法, $R(H_0, p_f)$ 至少包含了 Q 中的 $Q - Qp_f$ 个训练样本. 根据概率的频数解释^[26], 当 Qp_f 足够大时, 可得

$$\iint_{R(H_0, p_f)} p(\eta_1, \eta_2 | H_0) d\eta_1 d\eta_2 \approx \frac{(1 - p_f)Q}{Q} = 1 - p_f. \quad (18)$$

上式表明纯噪声的特征向量出现在区域 $R(H_0, p_f)$ 之外的概率为 p_f , 因此当 $R(H_0, p_f)$ 作为 H_0 的决策区域时虚警概率为 p_f . 图 3(c) 给出了对应的凸包区域 (闭合线内区域).

3.2.2 判决准则

假设 $V_i = [v_i(1), v_i(2)]^T : i = 1, 2, \dots, I$ 为包含判决区域 $R(H_0, p_f)$ 的凸包顶点, 且 $V_{I+1} = V_1$. 这些顶点是逆时针排布的. 根据计算几何学^[25,26], 特征向量 $\mathcal{Y} = (\eta_1, \eta_2) \in R(H_0, p_f)$ 的充分必要条件是

$$r_i(\mathcal{Y}) \equiv \begin{vmatrix} 1 & v_i(1) & v_i(2) \\ 1 & v_{i+1}(1) & v_{i+1}(2) \\ 1 & \eta_1 & \eta_2 \end{vmatrix} \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, I. \quad (19)$$

因此双特征检测器的检测统计量定义为

$$\xi(\mathcal{Y}) \equiv \min\{r_i(\mathcal{Y}) : i = 1, 2, \dots, I\}. \quad (20)$$

判决规则为

$$\begin{cases} H_0 : \xi(\mathcal{Y}) \geq 0, \\ H_1 : \xi(\mathcal{Y}) < 0. \end{cases} \quad (21)$$

对于给定的测试数据、信噪比和虚警率, 本文通过对含噪信号的 Monte-Carlo 实验来评估其检测性能. 如果 J 次实验中有 J_1 次正确判决, 则检测概率 $p_d = J_1/J$. 图 3 (d)–(f) 给出了不同信噪比下关于式 (5) 中信号 $x(n)$ 的 3000 个测试样本在二维平面的分布情况, 其中信噪比分别为 $-8, -6$ 和 -4 dB. 图中曲线包围的区域为判决区域.

3.2.3 本文检测器的检测框图

在雷达目标检测等的实际应用中, 通常要求检测方案具有恒虚警率性质. 在本文提出的检测方案中, 在检测的预处理阶段利用 MAD 估计方法^[4] 以确保恒虚警性质. 对于零均值标准差为 σ 的复高斯白噪声, 通过观测序列一阶差分的 MAD 估计来得到噪声标准差的估计值 $\hat{\sigma}$, 然后利用 $\hat{\sigma}$ 对输入含噪信号的噪声水平进行归一化处理, 从而实现恒虚警率检测. 综上所述, 检测方案的框图如图 4 所示.

4 实验结果分析以及有效性验证

在本节中, 为了评估提出算法的性能, 实验选取 3 个不同阶数的多项式相位信号和一个正弦相位信号作为待检测的信号, 其中 $s_1(n)$ 为 2 阶多项式相位信号; $s_2(n)$ 为 6 阶多项式相位信号; $s_3(n)$ 为

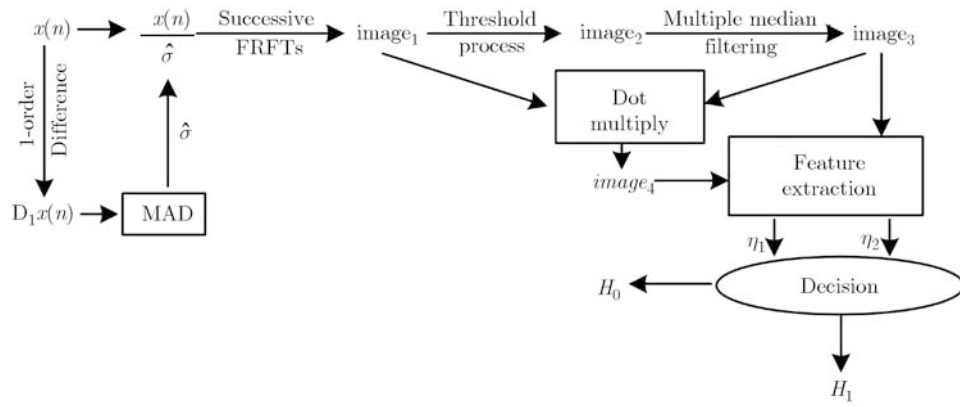


图 4 本文检测器的检测框图

Figure 4 The flow-diagram of the proposed detection scheme

10 阶多项式相位信号; $s_4(n)$ 为正弦相位信号:

$$\begin{aligned} s_1(n) &= \exp(2\pi j \sum_{k=0}^2 30n^k), & s_2(n) &= \exp(2\pi j \sum_{k=0}^6 30n^k), & n &= -\frac{128}{256}, -\frac{127}{256}, \dots, \frac{127}{256}, \\ s_3(n) &= \exp(2\pi j \sum_{k=0}^{10} 30n^k), & s_4(n) &= \exp(14\pi j \sin(6.144n)), \end{aligned} \quad (22)$$

则四类含噪信号为

$$x_i(n) = a \times s_i(n) + w(n), \quad i = 1, 2, 3, 4, \quad (23)$$

其中, $w(n)$ 是计算机随机产生的零均值单位方差的复高斯白噪声. 幅度参数 a 用来调整信噪比, 其中, 信噪比 SNR 与 a 的关系为 $\text{SNR} \equiv 20 \lg a$. 在本组实验中, 检测方案的参数分别为: 预设阈值 T 取为 2 (即 $\lambda = 2$); 取三重中值滤波且滤波窗口尺寸为 3×3 . 图 5 中给出了关于上述 4 类信号的检测结果图, 比较了本文提出的检测器和目前常用的 3 类检测器的性能. 这 3 类检测器分别为: ① 仅使用幅度峰值特征的峰值检测器; ② 仅利用强像素点个数 (面积特征) 的面积检测器; ③ 利用图像 image_4 的总能量作为特征的能量检测器. 图 5(a)–(d) 分别为关于信号 $s_1(n)$, $s_2(n)$, $s_3(n)$ 和 $s_4(n)$ 的检测结果比较图. 从图中可以看出, 与另外 3 个检测器相比, 提出的双特征检测器对于 4 类具有代表性的信号均具有最佳的检测性能. 对于信号 $s_1(n)$, 因为线性调频信号 $s_1(n)$ 在 FRFT 域能获得好的能量聚集, 幅度峰值提供目标存在更多的信息, 所以峰值检测器的检测性能优于面积检测器; 对于信号 $s_2(n)$, $s_3(n)$ 和 $s_4(n)$, 峰值检测器的性能低于面积检测器, 这是因为非线性调频信号的能量在 FRFT 域出现扩散, 因此仅仅依靠峰值能量信息是不够的. 而本文提出的双特征检测器, 由于联合考虑了与能量聚集有关的幅度峰值特征和与能量扩散有关的面积特征, 对于 4 类有代表性的信号均获得了满意的检测结果. 而其他 3 种检测器的检测性能针对不同信号检测性能不稳定, 因此可以看出本文提出的检测器是有效并鲁棒的.

5 结束语

在本文中, 基于接连分数阶 Fourier 变换, 我们提出了高斯白噪声背景下的非线性调频信号双特征检测方案. 本文将信号通过接连分数阶 Fourier 变换进行二维图像表示, 并利用硬门限滤波和多重中值滤波在滤除噪声的同时保留信号特征, 最后提取滤噪后的幅度图像上的强像素点面积以及幅度峰

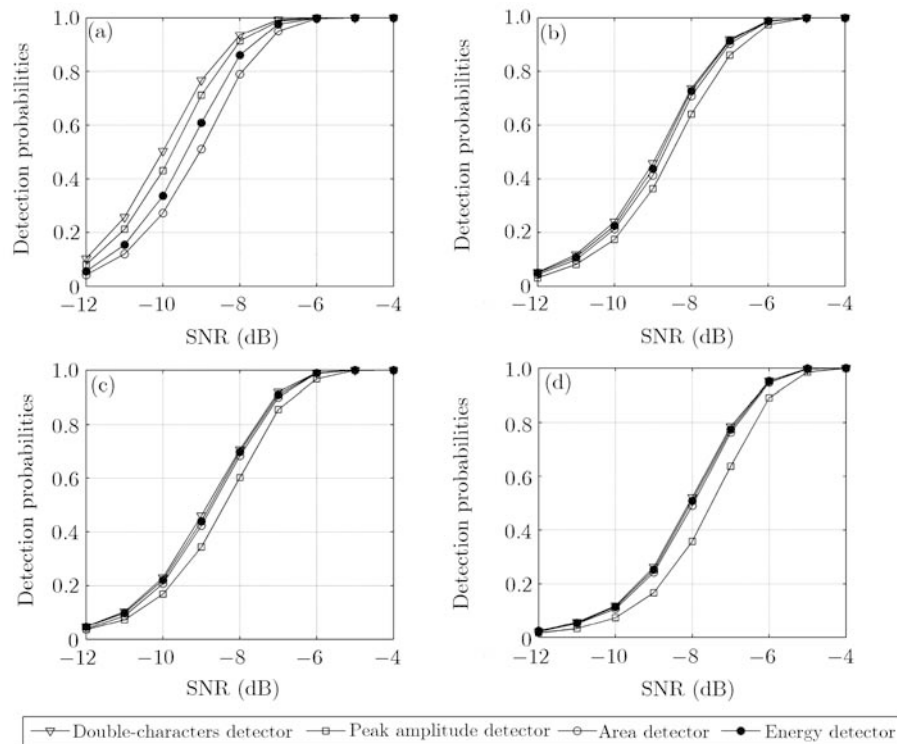


图 5 4 类检测器对于 4 类不同信号的检测结果比较

Figure 5 Detection performance comparisons of four detectors for four different FM signals

(a) $s_1(n)$; (b) $s_2(n)$; (c) $s_3(n)$; (d) $s_4(n)$

值这两个互补的特征来进行检测, 并提出了基于双特征的非参数化检测方案. 对不同典型信号的实验结果表明, 提出的检测方案是有效的, 相对于传统的检测方案有着更好的检测性能和稳健性.

参考文献

- 1 VanTrees H L. Detection, Estimation, and Modulation Theory. New York: John Wiley & Sons, Inc, 2001
- 2 Kay S. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Detection Theory. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1998
- 3 So H C, Ma W K, Chan Y T. Detection of random signals via spectrum matching. IEEE Trans Aerospace Electr Syst, 2002, 38: 301–307
- 4 Shui P L, Bao Z, Su H T. Nonparametric detection of frequency modulated signals using time-frequency ridge energy. IEEE Trans Signal Process, 2008, 56: 1749–1760
- 5 Warren G, Balasubramanian R. Time-frequency detection of gravitational waves. Phys Rev D, 1999, 60: 102001
- 6 Chassande M E, Pai A. Best chirplet chain: near-optimal detection of gravitational wave chirps. Phys Rev D, 2006, 73: 042003
- 7 Candes E J, Charlton P R, Helgason H. Detecting highly oscillatory signals by chirplet path pursuit. <http://arxiv.org/gr-qc/0604017>, 2006
- 8 Hussain Z M, Boashash B. Adaptive instantaneous frequency estimation of multicomponent FM signals using quadratic time-frequency distributions. IEEE Trans Signal Process, 2002, 50: 1866–1876
- 9 Meng X Y, Tao R, Wang Y. Fractional Fourier domain analysis of decimation and interpolation. Sci China Ser F-Inf Sci, 2007, 50: 521–538
- 10 Zhang F, Tao R, Wang Y. Oversampling analysis in fractional Fourier domain. Sci China Ser F-Inf Sci, 2009, 52: 1446–1455
- 11 Mei L, Sha X J, Ran Q W, Zhang N T. Research on the application of 4-weighted fractional Fourier transform in communication system. Sci China Inf Sci, 2010, 53: 1251–1260

- 12 Yang Q, Tao R, Wang Y, et al. MIMO-OFDM system based on fractional Fourier transform and selecting algorithm for optimal order. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2008, 51: 1360–1371
- 13 Ozaktas H M, Zalevsky Z, Kutay M A. *The Fractional Fourier Transform with Applications in Optics and Signal Processing*. New York: Wiley, 2001
- 14 Almeida L B. The fractional Fourier transform and time-frequency representations. *IEEE Trans Signal Process*, 1994, 42: 3084–3091
- 15 Mustard D. The fractional Fourier transform and the Wigner distribution. *J Austral Math Soc B Appl Math*, 1996, 38: 209–219
- 16 Tao R, Qi L, Wang Y. *Theory and Applications of the Fractional Fourier Transform*. Beijing: Publisher of Tsinghua University, 2004
- 17 Pei S C, Ding J J. Closed-form discrete fractional and affine Fourier transforms. *IEEE Trans Signal Process*, 2000, 48: 1338–1353
- 18 Tao R, Deng B, Wang Y. Research progress of the fractional Fourier transform in signal processing. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2006, 49: 1–25
- 19 Ozaktas H M, Arikan O, Kutay A A, et al. Digital computation of the fractional Fourier transform. *IEEE Trans Signal Process*, 1996, 44: 2141–2150
- 20 Pei S C, Yeh M H, Tseng C C. Discrete fractional Fourier transform based on orthogonal projections. *IEEE Trans Signal Process*, 1999, 47: 1335–1348
- 21 Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing*. 3rd ed. Boston MA: Addison-Wesley, 1992
- 22 Mark R B. Contiguous pulse binary integration analysis. *IEEE Trans Aerospace Electr Syst*, 1996, 32: 923–933
- 23 Marques J P. *Pattern Recognition, Concepts, Methods and Application*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2001
- 24 Berg M D, Kreveld M V, Overmars M, et al. *Computational Geometry: Algorithms and Applications*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 1997
- 25 Barber C B, Dobkin D P, Huhdanpaa H T. The Quick hull Algorithm for Convex Hulls. *ACM Trans Math Softw*, 1996, 22: 496–483
- 26 Papoulis A, Pillai S U. *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*. 4th ed. New York: McGraw-Hill Higher Education, 2002

Double-characters detection of nonlinear frequency modulated signals based on FRFT

XU ShuWen*, SHUI PengLang & YANG XiaoChao

National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China

*E-mail: swxu@mail.xidian.edu.cn

Abstract In many practical applications, signals to be detected are unknown nonlinear frequency modulated (FM) and are corrupted by strong noise. The phase histories of the nonlinear FM signals are assumed to be unknown smooth functions of time, which are usually poorly modeled or cannot be modeled at all by a small number of parameters. Because of the lack of phase model, a nonparametric detection method is proposed based on successive fractional Fourier transform and double-characters detection. The detection process goes in three steps. First, an image is constructed by the fractional Fourier transforms of successive angles in one period. Then, the threshold procedure is utilized to transform the image into a binary image. After the multiple median filtering, the binary image is refined where the isolated noise pixels are removed. Finally, two complementary features are extracted from the refined image, and a double-characters detector is proposed to decide whether the target is present or not. The simulation experiments to three polynomial phase signals with different orders and a sinusoidal phase signal show that the proposed detection method is effective and robust.

Keywords fractional Fourier transform, double-characters detector, nonparametric detection, multiple median filtering