

基于小波脊频级联特征的雷达辐射源信号识别

余志斌¹, 金炜东¹, 陈春霞²

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 成都电子机械高等专科学校 机械工程系, 四川 成都 610031)

摘要: 为识别复杂体制雷达辐射源信号, 提出了一种基于小波脊频级联特征提取的信号识别方法. 该方法采用新的小波原子和脊线检测策略提取信号的脊频特征, 并提取其级联特征作为信号识别向量. 仿真结果表明, 采用级联特征能有效地识别辐射源信号, 当信噪比为 5 dB 时, 识别率达 95% 以上. 与传统小波和现有方法相比, 所提出的方法具有更好的信号识别效果.

关键词: 小波脊; 瞬时频率; 辐射源信号识别; 小波原子

中图分类号: TN971 **文献标识码:** A

Radar Emitter Signal Recognition Based on WRFCCF

YU Zhibin¹, JIN Weidong¹, CHEN Chunxia²

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. Mechanical Engineering Department, Chengdu Electromechanical College, Chengdu 610031, China)

Abstract: In order to identify the advanced radar emitter signals (RES), an automatic recognition approach of signals was proposed. This approach is based on the cascade-feature of the wavelet ridge-frequency (WRF). The new wavelet atom and the detection strategy are used to extract the WRF feature of the RES, and the wavelet ridge-frequency cascade-feature (WRFCCF) is extracted to identify the RES. Simulation results show that the proposed approach can achieve a correct rate of above 95% even when the SNR (signal-to-noise ratio) is as low as 5 dB. Compared with the traditional wavelet and the existing approaches, the proposed approach has a fine recognition effect.

Key words: wavelet ridge; instantaneous frequency; emitter signal recognition; wavelet atom

雷达辐射源信号 (RES) 脉内调制特征主要表现在信号的频率、相位和幅度的变化上. 瞬时频率能够反映信号在每一时刻的频率变化, 与幅度相比抗外界干扰强. 作为描述信号时变特征的重要调制参数, 如何正确估计一直是非平稳信号处理中的研究热点^[1-7], 目前方法诸如 Hilbert 变换法^[1]、时频分析法^[2-4]、相位差分法^[5]、瞬时自相关法^[6]等虽然在一定条件下能正确估计信号瞬时频率, 但是这些方法存在识别信号类别少, 或者受噪声影响等不足. Hilbert 变换法和瞬时自相关法抗噪性能不强,

时频分析法和相位差分法只能依据二维图形人工判别或识别少数几类信号. Delpart N 使用 Gabor 小波脊线法正确地估计了信号的瞬时频率特征^[3], 但是它也存在任意给定初始值不能保证算法收敛、估计结果存在扰动和数据截断引起的边界效应等局限. 郁春来等提出的改进小波脊线提取算法^[4]在一定程度上解决了上述问题, 但是仍然存在不收敛、特征参数检测概率低和小波原子参数选择等问题.

小波时频分析在时间与频率上同时具备良好

收稿日期: 2008-09-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60572143, 60702026)

作者简介: 余志斌 (1977 -), 男, 博士, 研究方向为智能信号处理, E-mail: zbyin@126.com

通讯作者: 金炜东 (1959 -), 男, 教授, 博士, 研究领域为智能信息处理、系统仿真与优化, E-mail: wdjin@swjtu.edu.cn

的局部化特性,同时能聚焦到对象的任意细节加以分析,具有比其它方法更强的抗噪性能.因此,笔者以小波变换为基础,提出了一种用新小波原子提高特征参数检测概率和抗噪性能的小波脊频(WRF)特征提取改进算法和新的特征参数检测策略,并进一步研究了WRF级联特征(WRFCCF),在不同信噪比(SNR)条件下实现了RES的有效识别.

1 改进的WRF特征提取算法

1.1 小波WRF特征

渐近信号 $s(t)$ 的解析信号为:

$$z_s(t) = A_s(t) \exp[j\varphi_s(t)],$$

A_s, φ 分别表示幅值和相位.分析小波

$$g_{b,a} = \frac{1}{a} g\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

可表示为:

$$g(t) = A_g(t) \exp(j\varphi_g(t)).$$

则信号 $s(t)$ 的小波变换定义为^[8]:

$$\left. \begin{aligned} W_s(a, b) &= \langle z_s, g_{b,a} \rangle = \\ & \int_{-\infty}^{+\infty} M_{b,a}(t) \exp(j\varphi_{b,a}(t)) dt, \\ M_{b,a}(t) &= A_s(t) A_g^* \left(\frac{t-b}{a} \right), \\ \varphi_{b,a}(t) &= \varphi_s - \varphi_g \left(\frac{t-b}{a} \right), \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, a, b 分别是伸缩(尺度)因子与平移因子,*表示共轭, $a, b \in \mathbf{R}$,且 $a \neq 0$.式(1)右端是一个快速振荡积分, A_g 变化慢, $\varphi_{b,a}(t)$ 变化极快.根据数学积分渐近估计方法和平稳相位原理,当 $\varphi_{b,a}(t)$ 趋于稳定时有 $\frac{d\varphi_{b,a}(t)}{dt} \Big|_{t=t_s} = 0$.设 t_s 是被积函数的相位驻点,且对 $\forall (b, a) \in L^2(\mathbf{R})$, $\varphi_{b,a}(t)$ 关于 t 只有一个驻点 $t_s = t_s(b, a)$,则一阶导数 $\varphi'(b, a) = 0$,二阶导数 $\varphi''(b, a) \neq 0$,有:

$$\left. \begin{aligned} W_s(a, b) &= z_s(t_s) g^* \left(\frac{t_s - b}{a} \right) / \text{corr}(b, a), \\ \text{corr}(b, a) &= 2\sqrt{\pi a^2 |\varphi_{b,a}^*(t_s)|} \times \\ & \exp\left(\frac{-j\pi}{4 \text{sgn}(\varphi_{b,a}^*(t_s))}\right). \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

因此,小波脊线可定义为^[8]:区域 R 内点 (b, a) 满足 $t_s(b, a)$ 的点构成的集合,即:

$$R = \{(b, a) \in \mathbf{R}, t_s(b, a) = b\}. \quad (3)$$

此时有 $\varphi'_{b,a}(t) \Big|_b = 0$,由式(1), $\varphi'_g(0)/\varphi'_s(b) = a_r(b)$ (即 $a = a_r(b)$),则小波脊线可以用

$a_r(b)$ 表示,带入式(2),可得小波脊线上的小波系数为:

$W_s(b, a_r(b)) = [g(0)/\text{corr}(b, a_r(b))] z_s(b)$,则信号的瞬时频率可表示为:

$$\omega_s = \varphi'_s(b) = \varphi'_g(0)/a_r(b) = \omega_0/a_r(b), \quad (4)$$

式(4)中: ω_0 为小波原子中心频率; $a_r(b)$ 为 b 时刻小波模极大值对应的尺度,也即该时刻对应的小波脊.由式(4)可得信号的瞬时频率,从而获得识别RES的重要特征参数(由于存在检测概率,并非真正意义上的瞬时频率,故称小波脊频特征).

1.2 新小波原子

为了能够提取信号小波脊线,若信号 $s(t, r(t))$ 具有随 $r(t)$ 变化的瞬时性,则小波原子 $g(t)$ 要能检测出 $r(t)$,需要满足如下条件^[9]:

(1) 当无瞬态 $r(t) = r$ 时,小波变换 W_s 仅随 a 变化,与 b 无关.即 $W_s\{a, t | r\} = k(a)$, r 为常数;

(2) 在 t 时刻 $r(t)$ 变化时, $W_s\{a, b | r(t)\}$ 产生一个明显不同于 $k(a)$ 的值;

(3) 在 t 时刻,小变换系数与 $k(a)$ 的差值 D 最大,即 $D_{\max} = \max(|W_s(a, t) - k(a)|)$,以达到一个较高的检测概率.小波原子与参数的选择直接关系到提取信号WRF特征的效果.给定Morlet小波

$$g_e(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{k_e} \exp(j\omega_0 t)\right), \quad (5)$$

其中, $k_e > 0$ 时,其傅立叶变换为:

$$g_e(\omega) = \sqrt{\pi k_e} \exp(-k_e(\omega - \omega_0)^2/4). \quad (6)$$

由式(5)和式(6)可知, k_e 越大,小波时域持续越长,频域窗口越窄.时间窗口越长对噪声的平滑作用越好,但时域分辨率将降低.由Heisenberg测不准原理,时间变化与频率变化的乘积是一定值.依据上述检测条件,在极短的时间 Δt 内, k_e 增大等效于 $W_s(a, t)$ 增大.即增大 k_e 值等同于满足 D_{\max} ,也即提高了瞬态信息的检测概率.这与 k_e 增大 $\Delta\omega$ 减小,频率分辨率提高效果是相同的.由于时-频分辨率相互制约, k_e 不能无限增大.因此,存在选择合适的小波原子和参数 k_e 的问题.为了得到一个较好的时-频分辨率和高检测概率,使提取的WRF特征更准确,提出一个类似Morlet小波的新小波原子:

$$\left. \begin{aligned} g_c(t) &= \cos\left(\frac{|t|}{k_c} \exp(j\omega_0 t)\right), \\ 0 &\leq \frac{|t|}{k_c} \leq \frac{\pi}{2}, \\ t &\in [-T_c, T_c], \quad k_c = \frac{2T_c}{\pi}, \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中 T_c 为小波支撑区间. 当 $t \in [-k_c \pi/2, k_c \pi/2]$, 由梯形积分法得 $\int_{-\infty}^{\infty} g_c(t) dt \approx 0$ 近似满足容许条件. 比较式(5)小波 (M_1), 式(7)小波 (M_2) 显著增大了小波的幅频特性 (如图 1(c)), 实际上式(7)可以看作由式(5)增大 k_c 值拉伸小波近似逼近余弦函数的一段. 相比 M_1 小波, M_2 既具有长时间窗、高检测概率和抗噪性能, 同时又具有较快的衰

减速度, 满足容许条件, 当然也损失了一定的时间分辨率. 考虑到辐射源信号 WRF 特征在噪声环境下要求高检测概率和较好的频率分辨率, 用 M_2 提取 WRF 特征将具有更好效果. 图 1(a) 和 (b) 是两小波提取的二相编码 (binary phase shift keying, BPSK) 信号的 WRF 特征 (SNR = 10 dB). 显然, M_2 的抗噪性能和检测概率要远好于 M_1 .

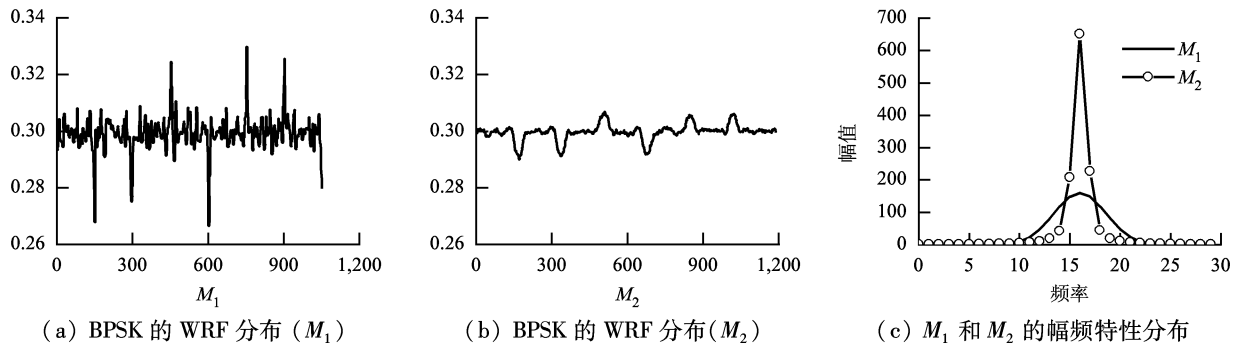


图1 M_1 和 M_2 比较

Fig. 1 The performance comparison of M_1 and M_2

1.3 WRF 检测策略

由上节分析, 只有小波原子 $g(t)$ 检测到 $r(t)$ 且存在驻点 $t_s = t_s(b, a)$, 小波变换才能提取该点脊线特征. 因此, 要求 WRF 达到一定精度 ε . 如何选择合适的 ε 值, 关系到特征提取的精度和算法的收敛性能. 考虑到提取 WRF 特征最终目的是实现信号识别, 而信号识别主要关心的是不同信号的调制特征所体现的信号整体差异, 由于归一化特征数据后, 较少驻点不存在 (主要受噪声干扰) 的数据点缺失并不影响最终的信号识别 (如果遇到关键点缺失, 则调整 ε 值). 因此, 我们采取对执行 L 次循环操作达不到精度 ε 而舍弃该数据点的策略, 这样既可以避免算法陷入不收敛、节省时间, 又能提取到满足分类器识别的有效特征. 设 p 为脊线的检测概率, 提取 WRF 特征与理想的信号瞬时频率特征相关程度为 ρ (用于判断被提取的 WRF 特征能否满足识别要求), 即:

$$p = \frac{n_p}{N}, \quad \rho = \frac{\text{cov}(f_r, f)}{\sqrt{D(f_r)D(f)}}, \quad (8)$$

式(8)中: n_p 为检测数据点数; N 为信号总长度; f_r 为提取脊线特征; f 为理想频率特征值; $\text{cov}(\cdot)$ 为协方差函数; $D(\cdot)$ 为方差函数. 因此, 在正确检测情况下 (由于受噪声影响, 虽然检测到驻点, 但并非信号本身的脊), p 越大, ρ 就越大. 当满足 $\rho > c$ (c 域值) 时, 根据 p 与 ρ 的关联关系, ε 的确定

准则表示为: 当 $\rho > c$ 时, p_{\min} 对应的 ε 值为所选精度值. 同时依据 p 可近似判断各类小波的检测概率和在相当精度下各类 RES 特征提取的难易程度.

1.4 具体的 WRF 特征提取算法

步骤 1 计算小波变换尺度的初始值 a_0 ^[4], 依据检测策略确定精度 ε 为 0.005.

步骤 2 用式(7)新小波原子进行小波变换, 其变换尺度迭代公式

$$a_{i+1}(n) = \Delta t \omega_0 / \Delta \psi(n, a_i(n)),$$

式中: $\Delta \psi$ 为相位变化; Δt 为时间变化. 当满足 $|a_{i+1} - a_i| / |a_i| \leq \varepsilon$ 时, 第 n 点小波脊特征值为 $a_r(n) = a_{i+1}(n)$, 并将其作为后一点迭代的初始值即 $a_0(n+1) = a_r(n)$, 否则, 说明该点受噪声影响严重, 驻点不存在, 用检测策略 ($L=5$) 丢弃该数据点, 停止本次迭代, 令 $a_0(n+1) = a_r(n)$.

步骤 3 重复步骤 2, 直到完成所有数据点, 由式(4)得到观测信号 $s(t)$ 的瞬态 WRF 特征 F .

图 2 是 6 种典型 RES 的 WRF, 各信号参数分别为中频 $f_0 = 30$ MHz, 采样频率 $f_s = 120$ MHz, 脉宽 $P_w = 16 \mu\text{s}$, 频率编码 2FSK (frequency shift keying)、BPSK 和四相编码 QPSK (quadri-phase shift keying) 分别采用 7 位、13 位 Barker 码和 16 位 Frank 码, 线性调频 LFM 频偏为 5 MHz, 非线性调频 NLFM 为余弦调频 (常规雷达 CP), N 是采样点.

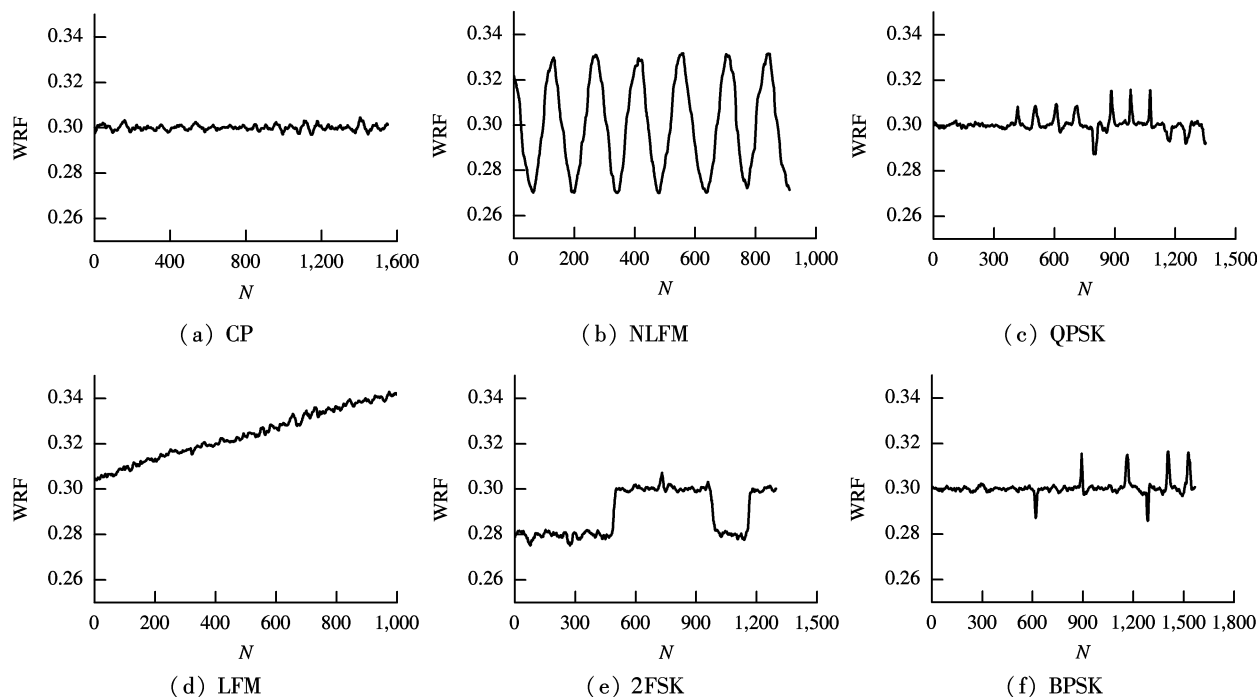


图2 6类典型 RES 的 WRF 分布(SNR = 5 dB)

Fig.2 The WRF distribution of 6 types of radar signals (SNR = 5 dB)

显然,不同信号具有不同 WRF,人工判读和直接采用神经网络识别不利于信号的快速、智能处理,需要对特征参数作进一步的分析,挖掘其更深层次的规律.

2 级联特征提取

对 WRF 序列作中值滤波预处理,以消除毛刺和噪声干扰点;对序列两端各舍弃长度为 50 的数据点,以消除边界效应;归一化 $F: F_1(n) = F(n) / \max(F(n))$,以消除特征幅值影响.

当瞬态特征提取精度足够高或在弱噪声环境下, QPSK、BPSK 与 CP 的瞬时频率差别小,文献[6]用存在区间交叠的级联特征识别 PSK 和 CP 是不合适的.分析 CP 信号的 WRF,最大、最小值分别与均值偏差很小.计算 $F_\Delta(n) = F_1(n) - \bar{F}_1$, \bar{F}_1 为 F_1 的平均值.计算 σ_{F_1} 和 σ_{F_2} 的正数部分和负数部分的均方差,其均方差均值 $\bar{\sigma}_F = (\sigma_{F_1} + \sigma_{F_2})/2$.则仅 CP 信号的 $\bar{\sigma}_F$ 趋向于零.

与其它信号 WRF 特征相比, BPSK 和 QPSK 信号 WRF 存在显著突变峰.但是,仅依靠峰数量^[6]还难以区分 BPSK 和 QPSK,若 BPSK 用不同的编码(如 13 位 Barker 码),则二者的峰数量必然存在交叠.经研究,相位编码信号除相位变化产生突变峰外,相位变化值不同也使得突变峰峰值不同.若

S 是功率, $u_\tau(t)$ 为矩形函数, τ 为子脉宽, φ_i 为相位,对于 M -PSK 信号有:

$$\left. \begin{aligned} \tilde{s}(t) &= \sqrt{S} \sum_i e^{j\varphi_i} u_\tau(t - i\tau), \\ \varphi_i &\in \left\{ \frac{2\pi(m-1)}{M} \right\}_{m=1}^M, \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

对于 BPSK,仅在相位 π 变化处有峰且峰值相同;而 QPSK 在 $\pi/2$ 、 π 和 $3\pi/2$ 处存在相应峰,但各峰值不同.利用峰数量和不同峰值同时作为识别 BPSK 和 QPSK 的可靠特征.比较不同阈值下的峰值数量 $N_{2\sigma}$ 和 $N_{3\sigma}$,当 $N_{2\sigma} = N_{3\sigma}$ 时, $f_{\text{lag}} = 1$,信号为 BPSK;否则, $f_{\text{lag}} = 0$,信号为 QPSK.零均值归一化 F_1 ,得:

$$F_2(n) = [F_1(n) - \bar{F}_1] / \sigma,$$

其中, σ 为均方差.则在序列 F_2 的 2σ 内包含了 95% 的数据点, 3σ 内包含了 99% 的数据点^[10].受频率调制影响,虽然 FSK、NLFM (nonlinear linear frequency modulation) 和 LFM (linear frequency modulation) 的特征起伏大,但由于零均值归一化,数据点几乎全部落在 3σ 内,只有 M -PSK 相位变化产生的突变峰落在此范围之外,因此,峰数量和不同峰值特征转化为搜索不同阈值时的峰数量.依据式(10)将 F_2 二进制量化并对二进制序列进行峰搜索,即:

$$B(n) = \begin{cases} 1, & |F_2(n)| > 3\sigma(2\sigma), \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (10)$$

若 $B(n) = 1$ 且 $B(n - 1) = 0$, 则存在峰. 为避免噪声和边缘效应造成的邻近虚假峰值点, 当得到下一个峰时, 其两峰值点之间的距离将满足 $d \geq \mu l(s)$, 其中: μ 为距离的惩罚常数; $l(\cdot)$ 为信号长度. 根据上述分析和文献[6]得到识别 RES 的级联特征向量

$$F_{rc} = (R, \bar{\sigma}_F, \sigma_{12}, f_{lag}), \quad (11)$$

式中: $R = \text{cov}(F_1, T_n) / \sqrt{\text{cov}(F_1, F_1) \text{cov}(T_n, T_n)}$ 表示 LFM 信号 WRF 特征的线性关系 (T_n 为 n 个采样间隔); $\sigma_{12} = \sigma_1 - \sigma_2$ 用于识别 FSK 信号, σ_1 为第 1 级归一化序列均方差, σ_2 为第 2 级归一化 F_Δ 正数部分的均方差.

3 仿真验证及讨论

为了检验上述方法的有效性, 对图 3 所示的 6 种 RES 进行了特征提取和识别实验. 为了便于比

较, 采用层次决策分类识别方法^[5-6], 除增加 7 位 Barker 码的 BPSK 信号外, 其它信号参数和仿真条件与图 3 所示相同.

层次分类识别的前提是确定各类信号区别于其它信号的特征门限值. 表 1 是 6 类 RES 在 SNR 为 5 ~ 20 dB 内参数多样性的 600 次仿真实验结果, 各信号的级联特征向量取值平均分布. 由表 1, LFM 信号的 R 远大于其它信号, 则 $\text{abs}(R) = 0.7$ 可作为分类 LFM 的门限. 与 2FSK 相比, 其它信号的 σ_{12} 均处于 -0.12 以下, 因此以 $N_{3\sigma} < 1$ 和 $\sigma_{12} > -0.12$ 为识别条件. CP 信号的 $\bar{\sigma}_F < 0.3$, 所以取 0.35 为 CP 的特征门限值. 由第 2 节分析可知, WRF 零均值归一化后, 2σ 阈值与 3σ 阈值的峰数量存在显著差别, 当 $f_{lag} = 1$ 时, 判断为 BPSK, 否则为 QPSK. 剩下的信号则为 NLFM 和其它残留信号.

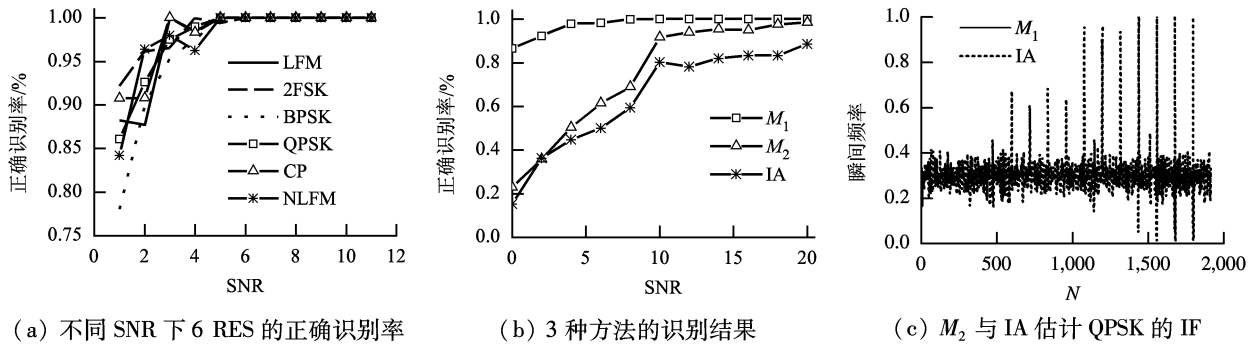


图 3 RES 识别结果以及 M_2 法与瞬时自相关 (IA) 估计 QPSK 的瞬时频率 (IF)
Fig. 3 The recognition results of RES and the estimation results of IF of QPSK with M_2 and IA

表 1 6 类信号级联特征分布情况
Tab. 1 The WRFFCCF distribution of 6 types radar signals

信号类型	LFM	2FSK	CP	BPSK	QPSK	NLFM
R	$\pm 0.91 \sim \pm 99$	0.36 ~ 0.50	-0.01 ~ -0.06	-0.06 ~ 0.03	-0.27 ~ 0.05	-0.08 ~ 0.05
$\bar{\sigma}_F$	0.50 ~ 0.78	0.18 ~ 0.49	0.01 ~ 0.30	0.34 ~ 0.62	0.32 ~ 0.82	0.77 ~ 0.98
σ_{12}	-0.28 ~ -0.15	-0.10 ~ 0.11	-0.22 ~ -0.20	-0.17 ~ -0.15	-0.27 ~ -0.17	-0.27 ~ -0.21
f_{lag}	—	—	—	1	0	—

以 SNR = 2 dB 为间隔变化, 在 0 ~ 20 dB 范围内, 对 600 个复杂脉冲信号进行 Monte-Carlo 随机实验, 图 3 给出了统计意义上每种信号的正确识别率随 SNR 变化的结果. 相比文献[6], 图 3 (a) 中 BPSK、QPSK 和 CP 的识别率有了显著提高, 说明本文提出的修正级联特征是有效的. 从图 3 (b) 可以看出, 由于加入 13 位编码的 BPSK 信号, 与文

献[6]中的 (IA) 结果相比, 识别率显著降低, 可见仅凭峰数量不足以识别 BPSK 和 QPSK. 用 M_1 小波识别效果低于 M_2 , 基于新小波的 WRF 抗噪能力和检测概率远高于普通 M_1 小波, 在 SNR = 5 dB 时, 正确识别率达到 95% 以上, 同时实验结果还得到平均检测概率 $p = 0.69$, 其运算时间节省了 30% 以上. 由图 3 (c) 可知, 瞬时自相关估计信号瞬时频率

受噪声影响远大于小波方法(图3(c)中 SNR = 15 dB).

为了测试信号参数多样性的统计情况,按如下构建测试信号样本: BPSK 由 13 位和 7 位巴克码信号组成;正线性调频 LFM₊ 由频偏分别为 2 MHz、5 MHz 和 15 MHz 的三类脉冲信号组成;两类负线性调频 LFM₋ 的频偏为 -5 MHz 和 -10 MHz;两类 2FSK 频率组合为 30 MHz、15 MHz 和 30 MHz、

40 MHz; NLFM 的余弦调频率为 1 MHz 和 0.5 MHz; CP 频率固定不参与识别,其它参数未变,共 600 个随机测试样本,用 WRFCF 的识别结果如表 2 所示. 由表 2 可知,由于受参数多样性影响和去 CP 信号并加入 LFM₋ 信号,与图 3 相比,正确识别率虽然有所下降,但在 5 ~ 20 dB 内信号的类型识别率仍然达到了 90% 以上.

表 2 6 类参数多样性信号的识别结果

Tab. 2 The difference parameters recognition results of 6 types radar signals

项目	LFM ₊	LFM ₋	2FSK	BPSK	QPSK	NLFM	%
5 dB	95.29	89.64	87.18	87.56	92.59	85.00	
10 dB	97.92	100.00	95.11	94.74	100.00	88.95	
15 dB	100.00	100.00	98.26	100.00	100.00	93.16	
20 dB	100.00	100.00	98.87	100.00	100.00	94.62	
平均正确识别率	98.30	97.25	94.86	95.58	98.159	0.43	

4 结 论

通过改进小波提取了 6 类 RES 的 WRF 和 WRFCF,并应用于 RES 的分类识别. 根据理论分析和实验结果可得出以下结论:改进小波比普通小波有更好的检测概率和抗噪能力;小波变换估计瞬时频率比瞬时自相关有更好的抑制噪声能力;在不同 SNR 下,本文方法获得了相当高的正确识别率;相比文献[6],本文提取的 WRF 和 WRFCF 更有效. 另外,需要说明的是,小波变换算法时间开销较大,比较瞬时自相关法,该方法执行效率稍低,但用于脱机电子情报侦察是可行的.

参考文献:

- [1] BOUALEM B. Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal-Part II algorithms and application [J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(4): 540-568.
- [2] GUSTAVO L R, JESUS G, ALVORA S O. Digital channelized receiver based on time-frequency analysis for signal interception[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 879-898.
- [3] DELPART N. Asymptotic wavelet and Gabor analysis extraction of instantaneous frequencies[J]. IEEE Trans. on Information Theory, 1992, 38(3): 644-664.
- [4] 郁春来, 万建伟, 徐如海, 等. 改进小波脊线法算法分析和仿真[J]. 现代雷达, 2005, 27(8): 46-48.
YU Chunlai, WAN Jianwei, XU Ruhai, et al. Algorithm analysis and simulation of improved wavelet-

- ridge method[J]. Modem Radar, 2005, 27(8): 46-48.
- [5] 黄知涛, 周一宇, 姜文利. 基于相对无模糊相位重构的自动脉内调制特性分析[J]. 通信学报, 2003, 24(4): 153-160.
HUANG Zhitao, ZHOU Yiyu, JIANG Wenli. The automatic analysis of intrapulse modulation characteristics based on the relatively non-ambiguity phase restoral[J]. J. of China Institute of Communications, 2003, 24(4): 153-160.
- [6] 谱运伟, 金炜东, 胡来招. 基于瞬时频率二次特征提取的辐射源信号分类[J]. 西南交通大学学报, 2007, 42(3): 373-379.
PU Yunwei, JIN Weidong, HU Laizhao. Automatic classification of radar emitter signals based on cascade feature extractions[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2007, 42(3): 373-379.
- [7] 余志斌, 金炜东. 多分量 LFM 雷达辐射源信号的经验模式分解[J]. 西南交通大学学报, 2009, 44(1): 49-54.
YU Zhibin, JIN Weidong. EMD for multi-component LFM radar emitter signals [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(1): 49-54.
- [8] 徐佩霞. 小波分析与应用实例[M]. 2 版. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1996: 100-103.
- [9] HO K C, ROKOPIW W P, CHAN Y T. Modulation identification of digital signals by the wavelet transform [J]. IEEE Proc-Radar Navig, 2000, 147(4): 169-176.
- [10] 李晶皎, 王爱侠, 张广渊等, 译. 模式识别[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2006: 138-140.

(中文编辑: 唐 晴 英文编辑: 付国彬)