

复杂体制雷达辐射源信号时频原子特征提取方法

程吉祥¹, 张葛祥², 唐承志²

(1. 西南交通大学信息科学与技术学院, 610031, 成都; 2. 西南交通大学电气工程学院, 610031, 成都)

摘要: 针对复杂体制雷达辐射源信号调制类型识别问题, 提出一种新的辐射源信号脉内时频原子特征提取方法(TFAD). 该方法首先利用稀疏分解原理和改进差分进化算法将辐射源信号在 Gabor 和 Chirplet 时频原子库中进行分解, 然后利用分解后的首原子能量和 Gabor 原子中心频率参数分别提取出 2 个相似比特征和 1 个频率方差特征作为辐射源信号脉内调制类型的分类特征, 最后通过构造有向循环图支持向量机分类器实现雷达辐射源信号的分类识别. 与计算复杂度至少为 $O(n\log n)$ 的分形方法相比, TFAD 方法只有 $O(n)$ 的计算复杂度. 采用不同信噪比和多种调制参数的 5 种辐射源信号进行大量仿真实验, 结果表明 TFAD 方法可获得 98.3% 的平均正确识别率.

关键词: 雷达辐射源信号; 时频原子; 特征提取

中图分类号: TN957 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)04-0108-06

A Novel Approach of Feature Extraction for Advanced Radar Emitter Signals Using Time-Frequency Atom Decomposition

CHENG Jixiang¹, ZHANG Gexiang², TANG Chengzhi²

(1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China ;

2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: A novel approach, called TFAD, is proposed to extract time-frequency atom features to effectively recognize the intra-pulse modulation types of advanced radar emitter signals. The method decomposes emitter signals based on matching pursuit in Gabor and Chirplet atom dictionaries using a modified differential evolution algorithm. Then both the energy of the first decomposed atoms and the frequency parameters of the decomposed Gabor atoms are utilized to extract two correlation ratio features and a frequency variance feature. These features are used as the classification features to recognize different intra-pulse modulations of emitter signals by constructing a directed acyclic graph support vector machine classifier. The computational complexity of TFAD is $O(n)$, while the computational complexity of the fractal approach is $O(n\log n)$. Simulation results conducted on various signal-to-noise ratios and a wide range of modulation parameters of five typical radar emitter signals show that TFAD achieves an average correct recognition rate of 98.3%.

Keywords: radar emitter signals; time-frequency atom; feature extraction

雷达辐射源识别是指在分选截获雷达信号的基础上, 得到信号中雷达的工作参数, 然后利用这些参数获取该雷达的体制、用途和型号等信息, 为电子对抗提供支持^[1-2]. 关于辐射源信号识别方法, 已有多

篇文章涉及^[1-4], 如文献[3]基于粗集理论提出一种区间连续属性离散化的特征选择算法, 并构造粗集神经网络分类器来实现辐射源识别, 但仅考虑了单一调制参数的辐射源信号; 文献[4]利用分形理论提

取分形维数作为辐射源信号分类特征,但该方法时间复杂度较高.本文提出一种新的时频原子分解的特征提取方法(TFAD).TFAD方法通过对分解后的时频原子参数进行特征提取,在低信噪比和不同调制参数情况下能有效识别不同辐射源信号,同时具有较低的时间复杂度.

1 雷达辐射源信号时频原子分解

1.1 稀疏分解原理

本文采用稀疏分解原理实现信号时频原子分解^[5].设雷达辐射源信号为 s ,其长度为 N , $D=\{g\}$ 为时频分解原子库,其中 g 为由一组参数定义的原子,且满足归一化条件 $\|g\|=1$.同时,设辐射源信号分解次数为 n , s_{k-1} 为第 k 次分解时的信号且首次分解时有 $s_0=s$, g_k 为第 k 次分解时匹配的最佳原子, $k=1,2,\dots,n$.

辐射源信号分解时,在完备原子库 D 中选择与信号 s_0 最佳匹配的原子 g_1 ,即

$$|\langle s_0, g_1 \rangle| = \sup_{g \in D} |\langle s_0, g \rangle| \quad (1)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积.

由于时频原子满足归一化条件,因此辐射源信号 s 可以分解为原子 g_1 上的分量和残差信号 s_1 ,即

$$s = \langle s_0, g_1 \rangle g_1 + s_1 \quad (2)$$

对残差信号继续进行分解,若将辐射源信号 s 分解 n 次,则 s 可以表示为

$$s = \sum_{k=1}^n \langle s_{k-1}, g_k \rangle g_k + s_k \quad (3)$$

式中: g_k 满足

$$|\langle s_{k-1}, g_k \rangle| = \sup_{g \in D} |\langle s_{k-1}, g \rangle| \quad (4)$$

稀疏分解原理中信号每一次的分解都是一个多维的参数优化问题.传统的稀疏分解方法采用贪心算法搜索最佳原子,其时间复杂度极高.进化算法是一种智能优化算法,因此可将其应用到最优时频原子搜索当中.基于进化算法(EAs)的时频原子分解伪代码算法如图1所示.鉴于差分进化算法(Differential Evolution, DE)能够较好地实现连续域问题的优化^[6-7],本文将其用来进行时频原子分解.

1.2 差分进化算法

差分进化是一种基于种群的进化优化算法,包括种群初始化、变异、交叉、选择等操作.针对基本的差分进化算法存在收敛速度慢,易于陷入局部最优的缺陷^[6-7],本文对变异操作和差分因子进行改进.改进后的算法步骤如下.

```

Begin
   $s_0=s$ ;  $k=1$ 
  While (not termination condition) do
    Set parameters of time-frequency atoms;
    Search suboptimal atom  $g_k$  in  $D$  using EAs(DE);
    Compute  $\langle s_{k-1}, g_k \rangle$ ;
     $s_k \leftarrow (s_{k-1} - \langle s_{k-1}, g_k \rangle g_k)$ ;
     $k \leftarrow k+1$ ;
  End
End

```

图1 基于EAs的时频原子分解伪代码算法

(1)种群初始化.令 P 表示种群, X 表示种群中的个体, G 表示种群的代数, M 表示种群大小,则种群可以表示为 $P^{(G)}=[X_1^{(G)}, X_2^{(G)}, \dots, X_M^{(G)}]$, $X_i^{(G)}=[x_{i,1}^{(G)}, x_{i,2}^{(G)}, \dots, x_{i,L}^{(G)}]$, $i=1,2,\dots,M$.其中 $x_{i,j}$ 表示个体 i 的第 j 个变量, L 表示待优化变量的个数.种群初始化时 $G=0$,初始化采用随机方式进行,即

$$x_{i,j}^{(0)} = a_j + \text{rand}(0,1)(b_j - a_j) \quad (5)$$

式中: a_j, b_j 分别表示第 j 个变量的取值下限和上限; $\text{rand}(0,1)$ 为0和1之间均匀分布的随机数.

(2)变异操作.在进行第 G 次迭代时,种群通过如下变异操作产生变异个体,记为 $V_i^{(G)}$,即

$$V_i^{(G)} = X_i^{(G-1)} + F^{(G)}(X_{\text{best}}^{(G-1)} - X_{r_1}^{(G-1)}) + F^{(G)}(X_{\text{aver}}^{(G-1)} - X_{r_2}^{(G-1)}) \quad (6)$$

$$X_{\text{aver}}^{(G-1)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{X}_i^{(G-1)} \quad (7)$$

式中: $X_{\text{best}}^{(G-1)}$ 为第 $G-1$ 次迭代后的最优个体; $\bar{X}_i^{(G-1)}$ 为第 $G-1$ 次迭代后根据适应度值从大到小排序后的个体; $X_{\text{aver}}^{(G-1)}$ 表示 n 个最优个体的中心; $r_1 \neq r_2 \neq i$,且 $r_1, r_2 \in \{1, 2, \dots, M\}$; $F^{(G)}$ 为第 G 次迭代时的差分因子,其取值为

$$F^{(G)} = F_{\max} - \frac{G}{G_{\text{total}}}(F_{\max} - F_{\min}) \quad (8)$$

其中 G_{total} 为算法总的迭代次数, $F_{\max}$ 和 $F_{\min}$ 为差分因子的最大值和最小值,且 $F_{\min}, F_{\max} \in [0, 1]$.

(3)交叉操作.种群通过交叉操作实现基因重组,产生子代个体,记为 $U_i^{(G)}=[u_{i,1}^{(G)}, u_{i,2}^{(G)}, \dots, u_{i,L}^{(G)}]$.交叉操作为

$$u_{i,j}^{(G)} = \begin{cases} v_{i,j}^{(G)}, & \text{rand}[0,1] \leq C \text{ 或 } j=r \\ x_{i,j}^{(G-1)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $v_{i,j}^{(G)}$ 为个体 $V_i^{(G)}$ 的第 i 个分量; $\text{rand}[0,1]$ 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数; $C \in [0, 1]$ 表示交叉概率; r 为整数,且 $r \in \{1, 2, \dots, L\}$.

(4)选择操作.算法保留最优适应度值的个体到下一次迭代的种群中,以实现种群的进化.选择操作为

$$X_i^{(G)} = \begin{cases} U_i^{(G)}, & f(U_i^{(G)}) < f(X_i^{(G-1)}) \\ X_i^{(G-1)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

2 雷达辐射源信号特征提取

2.1 基于 Gabor 原子的特征提取

利用稀疏分解进行信号分解的时频原子应该具有较好的时频聚集性,同时通过单个原子衍生出来的原子库应该具有完备性. Mallat^[5]提出了一种自适应匹配投影分解法,其原子库是通过对一个窗函数进行移位、伸缩和调制操作产生的. 根据 Heisenberg 测不准原理, Gauss 函数具有最佳的时频分辨率. 由 Gauss 函数调制产生的实 Gabor 原子为

$$g(t) = \frac{q}{p^{1/2}} h\left(\frac{t-u}{p}\right) \cos(\omega t + \varphi) \quad (11)$$

$$h(t) = e^{-\pi^2 t^2} \quad (12)$$

式中: q 为能量归一化参数; $p \in (0, N]$ 为原子的伸缩尺度; $u \in (0, N]$ 为原子的平移尺度; $\omega \in [-\pi, \pi]$ 为原子的角频率; $\varphi \in [-\pi, \pi]$ 为原子的初始相位.

对信号进行分解时,确定分解原子的个数是分解的关键,过多的分解次数会造成对信号的误匹配. 这里采用相似比系数(correlation ratio, CR)^[5]作为 Gabor 最佳原子个数的确定标准,其定义为

$$\lambda(s) = \sup_{g \in D} \frac{|\langle s_{k-1}, g \rangle|}{\|s\|} \quad (13)$$

式中: s_{k-1} 表示第 $k-1$ 次分解时的信号; D 为由 Gabor 原子构成的原子库; g 为原子库 D 中的原子; $\|s\|$ 为辐射源信号的能量,且 $\lambda(s) \in [0, 1]$.

当信号的相似比系数小于某一阈值 λ_0 时,即终止分解. 在信噪比为 3 dB 时,对常规信号(CW)、线性调频信号(LFM)、非线性调频信号(NLFM)、二相编码信号(BPSK)和二相频率编码信号(BFSK)用 Gabor 原子分解 20 次,所获得的相似比曲线如图 2 所示. 同时,给出在相似比阈值 λ_0 取值为 0.1 时获得的时频原子在时频面上的分布,并用直线连接相邻的时频原子,如图 3 所示.

由图 3 可知,利用相似比系数阈值的方式只需要对原始信号进行较少次数的分解,并且分解出的原子能够较好地反映雷达辐射源信号调制类型. 同时,不同调制类型的雷达辐射源信号具有不同的首原子相似比,其中 CW 信号和 BPSK 信号具有较大的首原子相似比,而 LFM 信号和 NLFM 信号具有较小的首原子相似比. 此外, BPSK 信号分解后的时频原子具有较小的频率方差,而 LFM 信号、NLFM 信号和 BFSK 信号分解后的时频原子具有较大的频

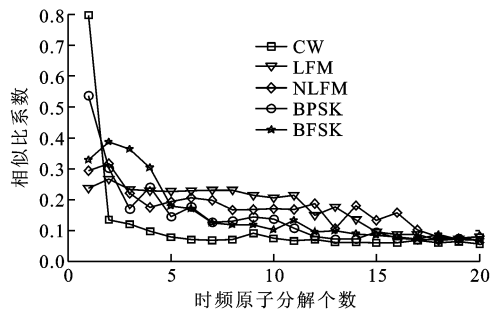


图2 不同信号相似比曲线图

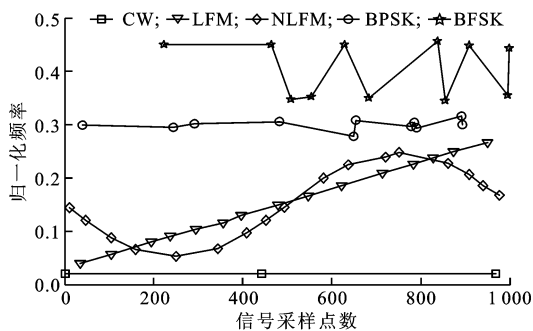


图3 时频原子反映出的信号调制规律

率方差. 基于上述分析,本文提出两种基于 Gabor 时频原子分解的特征.

(1) Gabor 首原子相似比定义为

$$P_1 = \sup_{g \in D} \frac{|\langle s, g \rangle|}{\|s\|} \quad (14)$$

特征 P_1 反映了 Gabor 首原子重构信号的能量与原始信号能量的比值.

(2) Gabor 原子中心频率方差定义为

$$P_2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\omega'_k - \bar{\omega}')^2 \quad (15)$$

$$\omega'_k = |\omega_k| / 2\pi \quad (16)$$

$$\bar{\omega}' = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \omega'_k \quad (17)$$

式中: n 为根据相似比阈值 τ_0 取值为 0.1 时分解的原子个数; ω_k 为第 k 次分解时获得的原子中心频率; ω'_k 为将 ω_k 归一化后的频率; $\bar{\omega}'$ 为时频原子的平均频率.

2.2 基于 Chirplet 原子的特征提取

由图 2 和图 3 可知, LFM 和 NLFM 信号难以根据特征 P_1 和 P_2 进行有效的识别. 根据稀疏分解原理,当原子库与待分解的信号越相似时,所需要分解的次数越少,且具有较大的首原子相似比,而 Chirplet 原子本身即是一种线调频信号,实数域 Chirplet 原子的定义为

$$g(t) = \frac{q}{p^{1/2}} h\left(\frac{t-u}{p}\right) \cos\left(\omega t + \frac{c}{2} t^2 + \varphi\right) \quad (18)$$

式中: h 为高斯函数; $\omega \in [-\pi, \pi]$ 为原子初始角频率; $c \in [-\pi, \pi]$ 为原子调频斜率; $\varphi \in [-\pi, \pi]$ 为原子初始相位。

定义 Chirplet 首原子相似比为

$$P_3 = \sup_{g \in D'} \frac{|\langle s, g \rangle|}{\|s\|} \quad (19)$$

式中: D' 为 Chirplet 原子库。

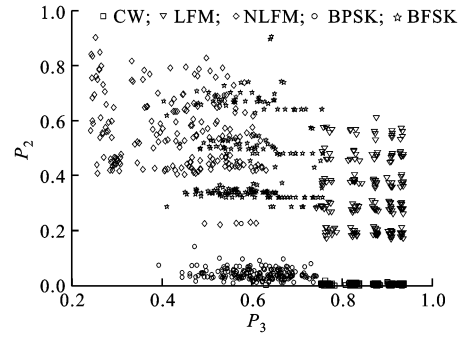
由于单个特征的分布易存在交叠,难以有效识别出不同辐射源信号,因此将提取的 3 种时频原子特征综合,构成特征向量 $\mathbf{P} = [P_1, P_2, P_3]$, 并构造合适的分类器,以实现辐射源信号的有效识别。

3 仿真实验

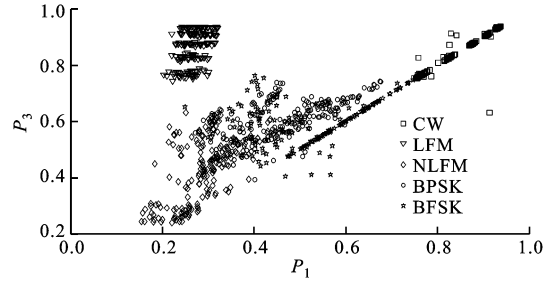
本文选择 CW、LFM、NLFM、BPSK 和 BFSK 这 5 种典型的雷达辐射源信号进行仿真实验。仿真信号脉冲宽度为 $10 \mu\text{s}$, 采样频率为 100 MHz 。每种调制类型选取 40 组不同的调制参数,即共 200 组辐射源信号进行仿真。信号参数设置为: CW 信号频率在 $6 \sim 45 \text{ MHz}$ 间每隔 1 MHz 取一组; LFM 信号的起始频率在 $5 \sim 35 \text{ MHz}$ 间每隔 3 MHz 取一组,起始频率与终止频率的频偏在 $5 \sim 45 \text{ MHz}$ 间每隔 5 MHz 选取一组,且信号终止频率小于 50 MHz ; NLFM 信号选择具体有 0.5、1 和 2 个正弦周期的正弦频率调制信号,且正弦波峰峰值在 $10 \sim 45 \text{ MHz}$ 间每隔 5 MHz 取一组; BPSK 信号频率在 $10 \sim 45 \text{ MHz}$ 每隔 5 MHz 取一组,码元编码方式采用 4、5、7、11 和 13 位等 5 种不同长度的 Baker 码; BFSK 信号低频频率在 $15 \sim 35 \text{ MHz}$ 每隔 5 MHz 取一组,高频频率与低频频率的频偏在 $10 \sim 20 \text{ MHz}$ 间每隔 5 MHz 取一组,且高频频率小于 50 MHz ,码元编码方式仍采用 4、5、7、11 和 13 位等种不同长度 Baker 码。

对每一种调制类型取不同调制参数时的雷达信号在 $2 \sim 10 \text{ dB}$ 的信噪比范围内每隔 2 dB 进行加噪声,即每种调制类型有 200 个样本,共计 1 000 个样本作为训练样本。同时,在 $2 \sim 10 \text{ dB}$ 的信噪比范围内,每隔 1 dB 重新进行加噪声,即每种调制类型有 360 个样本,共 1 800 个样本作为测试样本。对所有样本采用本文提出的方法提取出三维特征。训练样本的特征分布如图 4 所示,其中 Gabor 原子中心频率方差特征已经过归一化处理。

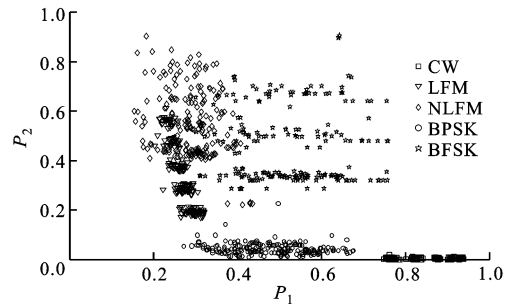
为了验证提取特征的有效性,本文通过构造分类器对测试样本进行分类。有向循环图支持向量积 (DAGSVM) 是由 Platt 等^[8-9] 提出的一种用于多分



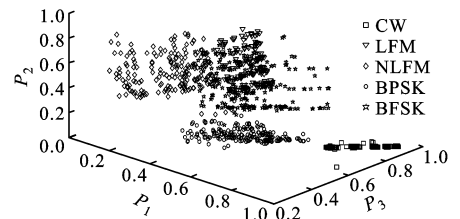
(a) P_2 、 P_3 的二维特征分布



(b) P_1 、 P_3 的二维特征分布



(c) P_1 、 P_2 的二维特征分布



(d) P_1 、 P_2 、 P_3 的三维特征分布

图 4 训练集样本特征分布图

类的支持向量机分类方法。该方法在训练阶段对每两类之间构造一个分类器。对于 k 类的分类问题,即构造 $k(k-1)/2$ 个分类器。在分类阶段时,将所有分类器构成一个有向非循环图,包括 $k(k-1)/2$ 个节点和 k 个叶子,每个节点为一个分类器,并与下一层的 2 个节点或叶子相连。当对一个未知样本进行分类时,首先从顶部的根节点开始,根据根节点的分类结果,采用下一层的左节点或右节点继续分类,直到

达到底层某个叶节点为止,该叶节点所表示的类别即为未知样本的类别。

利用产生的 1 000 个训练样本训练 DAGSVM 分类器,其中 SVM 的核函数选择为径向基函数,然后用产生的 1 800 个测试样本对训练后的分类器进行测试.每一类信号的正确识别率定义为:分类器正确分类的该类信号样本数与该类信号样本总数之比.表 1 给出了 DAGSVM 分类器对测试样本的正确识别率.从表 1 可以看出,在较低的 SNR 范围内,DAGSVM 分类器对 5 类辐射源信号进行分类识别时,均获得了较高的正确识别率。

表 1 雷达辐射源信号分类的正确识别率

信号类型	CW	LFM	NLFM	BPSK	BFSK
识别率/%	100	100	96.7	99.7	95

4 复杂度分析

时频原子方法进行特征提取的运算量,主要集中在稀疏分解过程中信号与原子库的内积运算和分解的原子个数上.采用 TFAD 方法在 Matlab 环境下,对不同长度的 LFM 信号分别进行 20 次特征提取的平均时间曲线如图 5 所示.从图 5 可以看出,曲线基本呈线性,即 3 种时频原子特征提取的时间复杂度近似为 $O(n)$,因此可以认为时频原子特征的计算复杂度为 $O(n)$.文献[4]中的分形特征提取方法涉及到信号的预处理、频域下信号的重构及重构信号信息维数的计算,其计算复杂度为

$O(n\log n)$.因此,与分形算法相比,时频原子方法具有较低的计算复杂度。

本文主要从软件实现角度探讨时频原子特征的可行性.在进行仿真实验时,本文所采用信号的采样频率为 100 MHz,而当前 DSP 和 FPGA 等硬件完全能够达到这样的处理速度.由于在硬件上的计算时间与算法在硬件上的具体实现方法有关,因此下一步的工作,我们将着重分析时频原子特征方法在硬件上的实现过程。

5 结 论

本文采用时频原子方法,提出 3 种时频原子特征,用于辐射源信号的分类.这些特征在低信噪比和不同的调制参数情况下仍能反映出雷达辐射源信号的调制规律,有助于分类正确识别率的提高.其中 Gabor 首原子相似比特征和 Chirplet 首原子相似比特征与信号的调制参数无关,只与信号的调制类型有关,即不同调制类型的信号具有较为固定的首原子相似比特征值,为识别库函数的建立提供了可行性.文中采用 DAGSVM 分类器对低信噪比和不同调制参数下的 5 种典型雷达辐射源信号进行分类识别实验,获得了平均 98.3% 的正确识别率.此外,由于时频原子方法只需要对辐射源信号进行很少次数的分解,因此较大程度上降低了辐射源信号特征提取的计算复杂度。

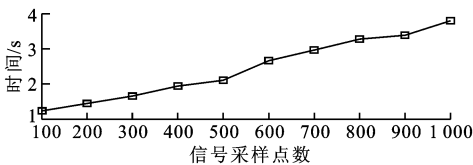
参考文献:

[1] 韩俊,何明浩,李胜喜,等.现代雷达辐射源识别技术研究[J].航天电子对抗,2008,24(1):43-45.
HAN Jun, HE Minghao, LI Shengxi, et al. Study on recognition technology of modern radar emitter[J]. Aerospace Electronic Warfare, 2008, 24(1): 43-45.

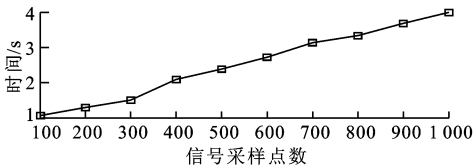
[2] 张国柱.雷达辐射源识别技术研究[D].长沙:国防科学技术大学,2005.

[3] 张葛祥,金炜东,胡来招.基于粗集理论的雷达辐射源信号识别[J].西安交通大学学报,2005,39(8):871-875.
ZHANG Gexiang, JIN Weidong, HU Laizhao. Radar emitter signal recognition based on rough set theory[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39(8): 871-875.

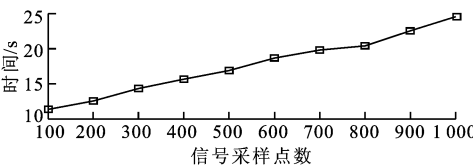
[4] 张葛祥,胡来招,金炜东.雷达辐射源信号脉内特征分析[J].红外与毫米波学报,2004,23(6):477-480.
ZHANG Gexiang, HU Laizhao, JIN Weidong. Intra-pulse feature analysis of radar emitter signals[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(6): 477-480.



(a)Gabor 首原子相似比特征提取平均时间



(b)Gabor 首原子中心频率方差特征提取平均时间



(c)Chirplet 首原子相似比特征提取平均时间

图 5 LFM 信号 20 次特征提取平均时间

[5]

MALLAT S G, ZHANG Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Trans Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3414.

[6]

VITALIY F, STEFAN J. Generalization of strategies in differential evolution [C] // Proceedings of IP-DPS04. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004:165-170.

[7]

NERI N F, TIRRONEN V. On memetic differential evolution frameworks: a study of advantages and limitationsin hybridization[C] // Proceedings of IEEE CEC08. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 2135 - 2142.

[8]

VAPNIK V. The nature of statistical learning theory [M]. New York,USA: Springer, 1998.

[9]

PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE T J. Large margin DAGs for multiclass classification [C] // Proceedings of the 1999 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2000: 547-553.

(编辑 刘杨)