

doi:10.3788/gzxb20144303.0307001

采用双谱多类小波包特征的雷达信号聚类分选

梁华东^{1,2}, 韩江洪¹

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009)

(2 中国电子科技集团第 38 研究所, 合肥 230088)

摘 要: 针对现有雷达脉内特征参量对噪音敏感, 难以适应复杂体制雷达聚类分选的问题, 应用双谱多类小波包特征实现了宽信噪比条件下未知复杂雷达信号的高准确率聚类分选. 首先对接收到的雷达信号求得双谱归一化系数, 然后利用多类小波包提取双谱归一化系数的特征参量, 并选取最佳小波包特征作为分选参量, 最后通过提取 8 类雷达辐射源信号的双谱小波包特征, 采用核模糊 C 均值聚类算法实现聚类分选. 仿真结果表明: 提取的特征参量在宽信噪比范围内均具有很好的分离性和稳定性, 可实现复杂雷达辐射源信号的准确聚类分选.

关键词: 雷达辐射源; 聚类分选; 双谱; 小波包; 核模糊 C 均值

中图分类号: TN971

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)03-0307001-8

Clustering and Sorting Radar Signals Based on Multi-wavelet Packets Characteristics of Bispectrum

LIANG Hua-dong^{1,2}, HAN Jiang-hong¹

(1 School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

(2 No. 38 Research Institute, China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China)

Abstract: Radar common intra-pulse characteristics are sensitive to signal-noise ratio, thus they are not adaptable to the complex radar systems. To solve this problem, a method was proposed which applied the multi-wavelet packets characteristics of bispectrum to sort unknown complicated radar signals under the large-scale signal-noise ratio condition with a high sorting rate. The bispectrum of received signals was extracted and predigested to two dimensions characteristic. Then, multi-wavelet packets were used to extract characteristics from two dimensions of the bispectrum and the best characteristics were selected as the sorting parameters. The best characteristics of eight classes radar emitter signals were extracted, then kernelized fuzzy c-means was used to cluster and sort signals. The experiment results demonstrate that the characteristics of eight typical radar emitter signals extracted by this method have good performance on noise-resistance and clustering with the large-scale signal-noise ratio.

Key words: Radar emitter signals; Cluster and sort; Bispectrum; Wavelet packet; Kernelized fuzzy c-means

OCIS Codes: 070.4790; 070.5010; 070.2615

0 引言

雷达辐射源信号聚类分选是指从截获到的密集雷达脉冲流中聚类出属于不同辐射源的脉冲. 对雷达辐

射源信号进行聚类分选是雷达对抗侦察系统中的关键技术之一, 也是雷达对抗信息处理中的重要内容, 其水平是衡量雷达对抗侦察系统和信息处理技术先进程度的重要标志^[1]. 传统的雷达辐射源信号聚类分选是基

基金项目: 国家科技支撑计划重点项目(No. 2011BAH24B05)资助

第一作者: 梁华东(1982-), 男, 工程师, 博士研究生, 主要研究方向为雷达信号分选识别、雷达目标识别. Email: lianghuadong2002@aliyun.com

导师(通讯作者): 韩江洪(1954-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为计算机网络与通信、信号与信息处理. Email: hanjh@hfut.edu.cn

收稿日期: 2013-07-16; 录用日期: 2013-00-16

<http://www.photon.ac.cn>

于提取雷达特征中的常规参量进行,如到达时间、到达角、载频、脉宽和脉幅等五大参量^[2-7].但在现代电子战环境中,侦察接收机所处的信号环境越来越密集,越来越复杂.一方面,新型体制雷达所占比例越来越大,随着雷达的反干扰、反侦察技术日趋成熟,雷达的波形设计以及工作参量丰富多变;另一方面,随着各国对电子战的日益重视,电子对抗辐射源的数目急剧增加,信号密度已达到数百万脉冲每秒.因此,常规参量的聚类分选可靠性将大大降低.随着数字中频信号特征提取技术的发展,特征提取的研究重心开始转向雷达辐射源信号的脉内特征,目前已有不少研究将熵值、复杂度特征、小波特征等脉内特征参量应用到雷达辐射源信号的聚类分选之中,取得了一定的成效^[8-12].但是这些算法只针对几种较为简单体制的雷达进行分析,没有充分考虑信噪比变化对聚类分选特征参量性能的影响.

根据雷达技术理论^[13],侦察接收机处理的信号包含有待聚类分选的雷达辐射源信号,杂波和大量噪音.杂波主要由云雨等气象散射点引起,噪音则分为接收机本身的热噪音和雷达发射机噪音.大量的杂波和热噪音均趋于高斯分布,而雷达发射机噪音一般为不规则非高斯的色噪音.高阶谱分析方法可以有效抑制高斯色噪音对非高斯信号的影响,保留信号的幅度和相位信息^[14].双谱是阶数最低的高阶谱,处理计算量也最小,同时双谱在分析信号时具有时移不变性、尺度不变性和相位保持性的优良特性.由于双谱在非高斯信号特征分析上的特点,目前已有不少研究将双谱应用于信号特征提取中,并取得了较理想的效果^[15-17].

本文应用双谱归一化系数的多类小波包特征实现了低信噪比下未知复杂雷达信号的高准确率聚类分选.对接收到的信号首先求其双谱幅度谱,然后将其转化为归一化系数,用多类小波包对双谱的归一化系数进一步分解,以找出不同体制雷达信号间的细微差异,最后用基于核模糊 C 均值聚类算法^[18-19](Kemelized Fuzzy C-Means, KFCM)实现聚类分选.仿真试验证明,本文所提方法充分发挥了双谱对噪音不敏感的优点,同时利用不同小波包进一步找出不同雷达辐射源信号间的最大差异特征,在宽信噪比的条件下实现了复杂雷达辐射源信号的准确聚类分选.

1 双谱多类小波包特征

1.1 雷达信号的双谱

信号的功率谱是信号能量随频率的分布,双谱则可以理解为信号歪度在频域上的分解,它是信号三阶累积量的两次傅里叶变换.以高阶累积量定义的双谱为:若随机序列 $\{x(n), x(n+\tau_1), \dots, x(n+\tau_{k-1})\}$ 的高阶累积量 $m_{kr}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})$ 满足

$$\sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} |m_{kr}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1})| < \infty \quad (1)$$

则 k 阶谱定义为 k 阶累积量的 $k-1$ 维离散傅里叶变换,即

$$S_{kr}(\omega_1, \dots, \omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} m_{kr}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) e^{-j \sum_{i=1}^{k-1} \omega_i \tau_i} \quad (2)$$

双谱即三阶谱,定义为

$$B_x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} m_{3x}(\tau_1, \tau_2) e^{-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)} \quad (3)$$

实际信号处理中,可以由有限的观测数据得到双谱估计.双谱估计常用间接法和直接法,直接法的计算量较少,适合实时处理.本文采用直接法估计信号的双谱.

1)将采样数据 $\{x(0), x(1), \dots, x(N-1)\}$ 分成 K 段,每段 M 个数据点,即 $N=KM$;尽量使每段数据点为2的整数次幂,且不宜太大,便于作FFT计算(如 $M=256$),若不足2的整数次幂,可以补零.通常可以取 $M=M_1 N_0$, M 为正奇数,选择适当 N_0 保证 M 为偶数.

2)数据归一化,即求每段数据的均值,并将每段数据减去其均值.

3)对第 i 段数据 $\{x^i(0), x^i(1), \dots, x^i(M-1)\}$ 计算离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)系数

$$X^{(i)}(\lambda) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} x^{(i)}(k) e^{-j2\pi k\lambda/M} \quad (4)$$

式中, $\lambda=0, 1, \dots, M/2, i=1, \dots, K$.

4)求DFT系数的三重相关

$$\hat{b}^{(i)}(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{f_0^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_1}^{L_1} X^{(i)}(\lambda_1 + k_1) X^{(i)}(\lambda_2 + k_2) X^{(i)*}(\lambda_1 + \lambda_2 + n_1 + n_2) \quad (5)$$

式中, $f_0=f_s/N_0$, f_s 为采样率, $0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1$,且 $\lambda_1 + \lambda_2 \leq f_s/2$.

5)对 K 段数据作平均,得到观测数据的双谱估计

$$\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{B}_x^{(i)}(\omega_1, \omega_2) \quad (6)$$

式中, $\omega_1=2\pi f_s \lambda_1/N_0$, $\omega_2=2\pi f_s \lambda_2/N_0$.

以常规调制雷达信号(Continuous Wave, CW)、线性调频雷达信号(Linear Frequency Modulation, LFM)、频率分集雷达信号(Frequency Diversity, FD)、频率编码雷达信号(Frequency Shift-Key, FSK)、二相编码雷达信号(Binary Phase Shift-Key, BPSK)、四相编码雷达信号(Quaternary Phase Shift-Key, QPSK)、非线性调频雷达信号(Non-linear Frequency Modulation, NLFM)以及二相编码混合线性调频雷达信号(BPSK+LFM)为例.每个信号的采样点数为2560,将其划分为10段,每段长为256点,按式(4)~(6)求解,最后得到双频率轴上都是256点的双谱幅度谱.

求解得到的双谱是三维谱,从实时处理的角度考

虑,可以转换为二维特征处理.转换过程中应尽量保证已有特征差异最大化,然后要尽量降低提取过程的计算量.文献[20]提出了提取双谱幅度矩阵对角元素为特征值和进行 Walsh 变换,这种方法会额外增加很多计算量.本文同样取双谱幅度矩阵对角元素,由于双谱延对角线是对称的,只需处理上三角对角元素即可,这样可以降低一半运算量.沿上三角对角线依次取双谱幅度矩阵元素值,在每一个上三角对角线上都会得到一组双谱值,令其为 $\hat{B}^{(i)}$, $i=1,2,\dots,M$.取每组双谱值的最大值,再将 M 个最大值对三维双谱峰值归一化,取归一化后的数值作为二维特征向量.

$$B_{\text{norm}}(i) = \max(\hat{B}_{\text{diag}}^{(i)}) / \max(\hat{B}_x(\omega_1, \omega_2)) \quad (7)$$

其中, $i=1,2,\dots,M$.

这种处理方法充分利用了三维双谱的幅度信息,同时归一化处理保留了在不同频点间的相对幅度信息,而且计算量也大为降低.图 1 为 5 dB 信噪比条件下 8 类雷达辐射源信号的 256 个上三角对角线最大双谱幅度值归一化系数的连线图.图 2 是调制带宽分别为 $2M$ 和 $5M$ 的线性调频雷达信号双谱幅度值归一化系数的连线图.由图 1 和图 2 可见,不同类别信号的双谱二维特征存在明显区别;同类别不同调制参量信号的双谱二维特征也存在差别.

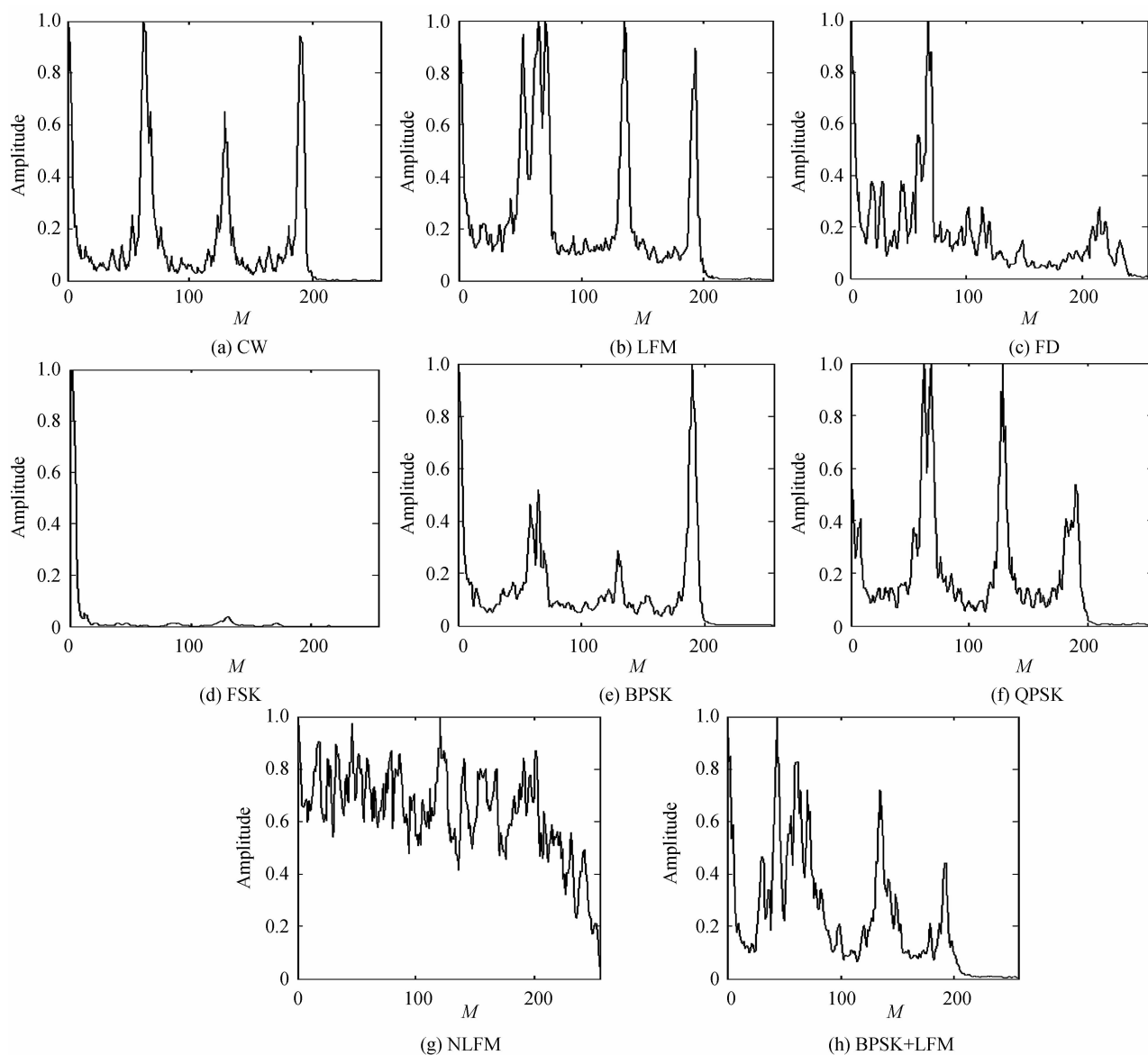


图 1 8 类雷达辐射源信号的双谱二维特征

Fig. 1 Two dimensions characteristics of bispectrum about 8 classes radars

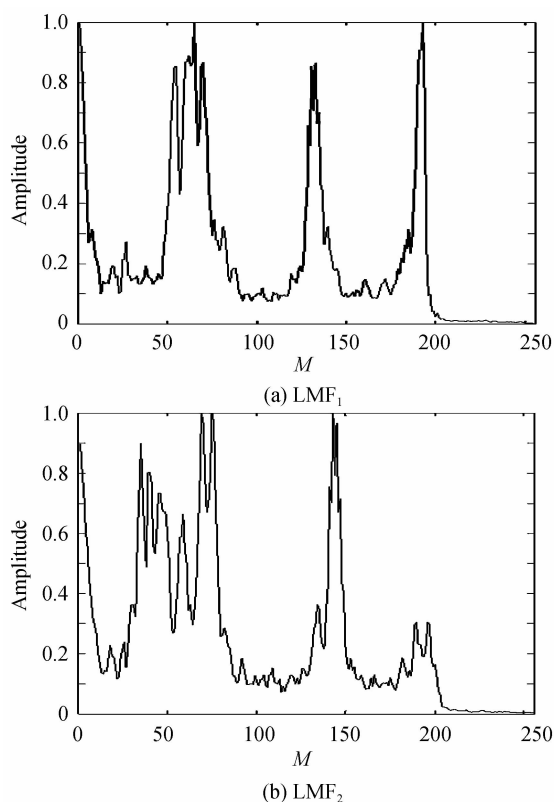


图2 不同调制参量 LFM 雷达的双谱二维特征
Fig. 2 Two dimensions characteristics of bispectrum about LFM radars modulated by different parameters

1.2 雷达信号双谱多类小波包特征提取

简化后的双谱归一化系数较好地保留了双谱幅度谱的信息,由图 1 观察 8 类信号的双谱二维特征图,可知,假设把最大双谱幅度值归一化系数的连线图当作一个常规的时域信号,则双谱二维特征图可以等效为 8 个不同的信号,每个信号具有不同的频率和能量分布.如果能进一步找出这些分布的差异,就能有效刻画不同调制类型雷达信号之间的细微差别.

小波变换在时频平面的不同位置具有不同的分辨率,其分辨率可以针对信号的特性自动调节.这种特性使得小波变换具有对信号的自适应性,通过小波分析既可以见到信号的全貌,又可以察看信号的细节.

用小波变换对信号分析时,先将信号分解成高频和低频部分,再将低频部分进一步分解成高频和低频部分,如此反复,只分解低频部分,高频部分保留,这个过程称为小波对信号的多分辨分析.高频部分是信号的细节,低频部分是信号的逼近.

小波包分析则是小波分析的拓展^[21],它对分解后的低频和高频部分都继续分解,信号的分析更精细.信号 $s(n)$ 在不同尺度时的小波包变换可描述为

$$\left. \begin{aligned} s_{0,0} &= s(n) \\ s_{j+1,2^l}(n) &= \sum_{i \in Z} h(i) s_{j,l}(2^l i - n) \\ s_{j+1,2^{l+1}}(n) &= \sum_{i \in Z} g(i) s_{j,l}(2^l i - n) \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中 j 表示分解的尺度,即分解的层数, l 表示第 j 层的高低频部分,例如 $s_{j+1,2^l}(n)$ 、 $s_{j+1,2^{l+1}}(n)$ 分别表示信号序列 $s(n)$ 小波包变换的第 $j+1$ 层的高低频部分.

小波包变换能将信号频带进行多层次划分,充分找出不同信号序列之间的差异,目前已有不少研究将小波包变换提取特征应用于信号分类中,并取得较好效果^[22-23].

对简化后的信号双谱二维特征进行小波包分解,步骤为:

1) 对双谱二维特征 B_{norm} 进行 L 层小波包分解,分别提取第 L 层低频到高频的 2^L 个频率特征.

2) 根据第一步提取的频率特征,重构第 L 层的 2^L 个小波包系数,提取出各频带范围的信号.用 S_{L_j} ($j=1, \dots, 2^L$) 表示重构的信号,则重构的原信号可表示为

$$S = S_{L_1} + \dots + S_{L_{2^L}} \quad (9)$$

3) 计算各个频带的能量. S_{L_j} 的能量 E_{L_j} ($L=1, \dots, 2^L$) 计算公式为

$$E_{L_j} = \int |S_{L_j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \quad (10)$$

式中, x_{jk} ($j=1, \dots, 2^L$; $k=1, 2, \dots, n$) 表示重构信号 S_{L_j} 的第 k 个离散点的幅值, n 为重构信号 $S_{L_j}(t)$ 的长度.

4) 构造特征向量 T

$$T = [E_{L_1}, \dots, E_{L_{2^L}}] \quad (11)$$

取 $E = \sqrt{\sum_{j=1}^{2^L} |E_{L_j}|^2}$ 对特征向量 T 归一化,得到

$$W = [W_{\text{norm}1}, \dots, W_{\text{norm}2^L}] = 100 \times [E_{L_1}/E, \dots, E_{L_{2^L}}/E] \quad (12)$$

W 就是本文要提取的双谱小波包特征向量. W 的每一个元素值代表一种小波包特征,可以分别表示为

$$W_{\text{norm}1} = 100E_{L_1}/E, \dots, W_{\text{norm}2^L} = 100E_{L_{2^L}}/E.$$

2 仿真实验

以 Daubechies 小波、Coiflets 小波、Symlets 小波、Meyer 小波和 Biorthogonal 小波为例,进行双谱小波包的特征提取.小波包分解的层数选取 3 层,则每一类小波包的特征个数为 8 个,可表示为 $W_{\text{norm}1}, W_{\text{norm}2}, \dots, W_{\text{norm}8}$.每一类雷达辐射源信号的小波包特征数共计为 40 个.

仿真 8 类雷达辐射源信号,分别为常规调制雷达信号、线性调频雷达信号、频率分集雷达信号、频率编码雷达信号、二相编码雷达信号、四相编码雷达信号、非线性调频雷达信号以及二相编码混合线性调频雷达信号.其中频率分集雷达信号的频率为 10 MHz 和 48 MHz,频率编码雷达信号的频率为 20 MHz 和 40 MHz,其余各类雷达信号的载频均为 30 MHz,所有信号脉宽均为 12 μs ,采样频率为 140 MHz. LFM 和 NLFM 信号的调频带宽分别为 2 MHz 和 5 MHz;

BPSK 信号的相位编码采用 13 位巴克码, QPSK 信号的相位编码采用 Frank 码. 在信噪比为 5 dB、10 dB、15 dB 和 20 dB 时, 每类信号分别仿真生成 200 段样本, 每段样本采样 256 点数据.

由式(4)~(6)计算每类信号数据的双谱估计, 由式(7)计算双谱归一化系数. 由式(9)~(12)分别提取 8 类雷达辐射源信号的 40 个双谱小波包特征, 之后分别对每个小波包特征求特征均值和特征方差, 再求每个小波包特征均值的方差和特征方差的均值. 用 V_1 表示 8 类辐射源信号的每一类小波包特征均值的方差, 用

V_2 表示 8 类辐射源信号的每一类小波包特征方差的均值. V_1 和 V_2 都是 1×8 的向量. 则 V_1 表征了每一个小波包特征针对 8 类雷达辐射源信号类间分离度, 从分类角度来说, V_1 中元素的值应尽可能大; V_2 表征了每一个小波包特征针对 8 类雷达辐射源信号的类内聚集度, V_2 向量中元素的值应尽可能小. 则 V_1/V_2 的最大元素值对应的小波包特征 W_{normi} 具有最好的特征分离特性. 在 5 dB 信噪比下, 提取 200 段样本的 40 个小波包特征的 V_1, V_2 值如表 1 所示.

表 1 双谱 8 类小波包特征均值的方差与特征方差的均值

Table 1 Variances and means of 8 classes Wavelet packets about characteristic means and variances

	Daubechies wavelet packet [$W_{db1}, W_{db2} \dots W_{db8}$]	Coiflets wavelet packet [$W_{coi1}, W_{coi2} \dots W_{coi8}$]	Symlets wavelet packet [$W_{sym1}, W_{sym2} \dots W_{sym8}$]	Meyer wavelet packet [$W_{dme1}, W_{dme2} \dots W_{dme8}$]	Biorthogonal wavelet packet [$W_{bio1}, W_{bio2} \dots W_{bio8}$]
V_1	[2.1, 9.8, 3.8, 3.3, 0.3, 0.6, 0.21, 0.8]	[2.6, 10.3, 3.3, 1.9, 0.1, 0.33, 0.4, 0.4]	[1.4, 11.8, 3.4, 3.9, 0.08, 0.2, 0.7, 0.2]	[2.5, 11.4, 3.3, 1.5, 0.08, 0.09, 0.5, 0.2]	[2.1, 10, 3.8, 3.6, 0.3, 0.6, 2.1, 0.8]
V_2	[0.9, 0.2, 0.3, 0.2, 0.1, 0.23, 0.55, 0.4]	[0.7, 0.1, 0.3, 0.33, 0.25, 0.3, 0.1, 0.2]	[0.8, 0.2, 0.3, 0.2, 0.2, 0.48, 0.1, 0.12]	[0.7, 0.4, 0.9, 0.8, 0.43, 0.4, 0.3, 0.2]	[0.9, 0.3, 0.5, 0.36, 0.16, 0.2, 0.5, 0.4]
V_1/V_2	[2.33, 49, 12.67, 16.5, 3.2, 61, 0.38, 2]	[3.7, 103, 11, 5.76, 0.4, 1.1, 4, 2]	[1.75, 59, 11.33, 1.95, 0.4, 0.41, 7, 1.67]	[3.57, 28.5, 3.67, 1.9, 0.18, 0.23, 1.67, 1]	[2.3, 33, 3.7, 6, 10, 1.88, 3.4, 2, 2]

从表 1 可知, V_1/V_2 的第 2 个值都是最大的, 按照类间分离度和类内聚集度取值原则, 5 类小波的第二二个双谱小波包特征都是较佳的聚类分选特征参量. 考虑最佳的聚类分选特征参量, 本文选择 Coiflets 小波和 Symlets 小波的第二二个双谱小波包特征分析, 即 W_{coi2} 和 W_{sym2} .

图 3 和图 4 给出了 SNR=5 dB 和 SNR=20 dB 时 8 类雷达辐射源的 W_{coi2} 和 W_{sym2} 特征分布图与局部细节. 从图 3 可知, 在较低信噪比时, BPSK 雷达信号与 LFM 雷达信号存在较小的交叠, FD 雷达信号与 QPSK 雷达信号存在一定的交叠, 但信号间的总体趋势还是分离的; 其余 4 类雷达信号均具有较好的类间分离度和类内聚集度. 从图 4 可知, 在高信噪比时, 8 类雷达信号均较好地分离开, 分布特征明显集中, 类间分布界限更明显.

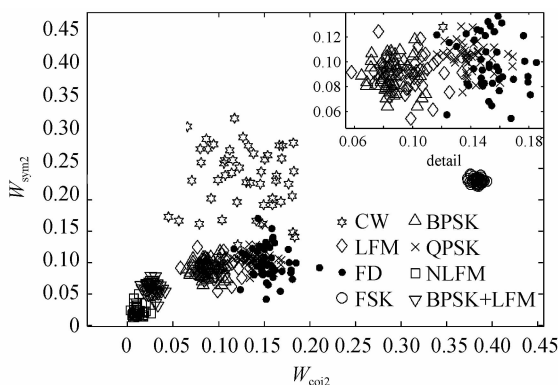


图 3 SNR=5 dB W_{coi2} 和 W_{sym2} 二维分布
Fig. 3 Characteristics distribution of W_{coi2} and W_{sym2} at 5 dB

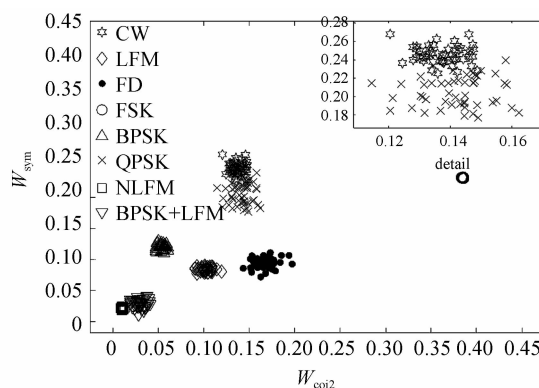


图 4 SNR=20 dB W_{coi2} 和 W_{sym2} 二维分布
Fig. 4 Characteristics distribution of W_{coi2} and W_{sym2} at 20 dB

在 5、10、15、20 dB 时, 分别求取 8 类雷达辐射源信号的 W_{coi2} 和 W_{sym2} 特征, 每类雷达信号取 200 段样本. 图 5 和图 6 分别给出了这两类特征在不同信噪比

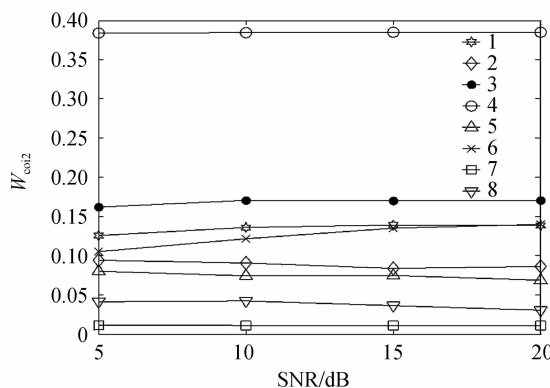


图 5 W_{coi2} 不同信噪比均值
Fig. 5 Means of W_{coi2} at different SNR

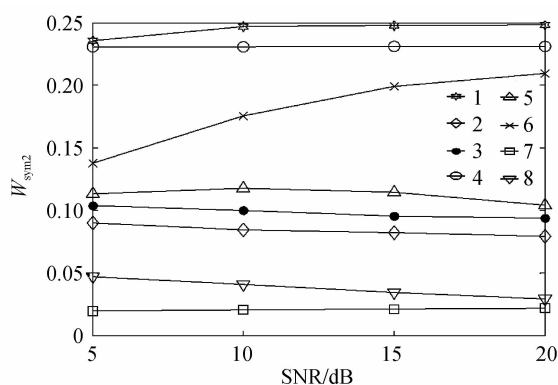


图 6 W_{sym2} 不同信噪比均值
Fig. 6 Means of W_{sym2} at different SNR

表 2 8 类雷达辐射源信号的聚类分选准确率 (%)

Table 2 Sort rates of 8 classes radars/(%)

SNR	CW	LFM	FD	FSK	BPSK	QPSK	NLFM	BPSK + LFM
5 dB	97.8	94.9	95.2	100	97.2	98.3	100	100
10 dB	99.3	97.8	100	100	98.5	99	100	100
15 dB	100	100	100	100	100	99.2	100	100
20 dB	100	100	100	100	100	99.7	100	100

和 W_{sym2} 特征参量的聚类分选准确率非常高. 当信噪比为 20 dB 时, 8 类雷达辐射源信号的聚类分选准确率均为 100%; 随着信噪比的降低, 聚类分选准确率略有下降. 信噪比为 5 dB 时, 由图 3 和图 5 可知, LFM 雷达、BPSK 雷达、FD 雷达和 QPSK 雷达的特征参量存在部分交叠, 因此聚类分选准确率未能达到 100%, 但平均的准确率也在 95% 以上.

为进一步验证 W_{coi2} 和 W_{sym2} 特征参量的特点, 对同种调制类型、不同调制参量的雷达辐射源信号进行聚类分选. 以线性调频信号为例, 假定信号的脉宽均为 20 μ s, 带宽分别为 2、5 和 10 MHz, 采样频率为 140 MHz. 线性调频信号的中心频率依次为 30、50 和 65 MHz; 3 类信号依次记为 1、2、3. 在 5、10、15、20 dB 时, 准确率如图 7. 由图 7 观察可知, 同种调制类型、不同调制参量的雷达辐射源信号的聚类分选准确率略有降低, 这是因为信号的调制样式相同, 仅调制参量存在

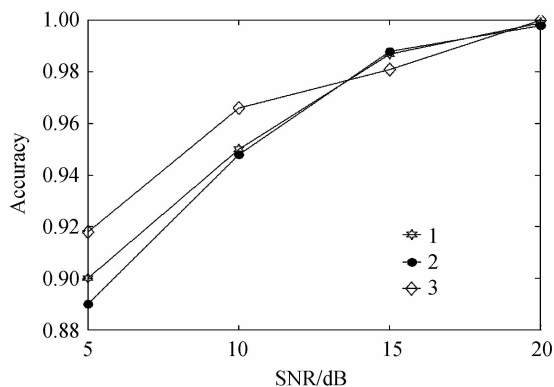


图 7 不同 LFM 信号聚类分选准确率
Fig. 7 Sort rates of different LFM signals at different SNR

下的均值. 图中的 1-8 分别是上文所提到的 8 类雷达信号. 从图 5 和 6 可知, 8 类雷达信号的 W_{coi2} 和 W_{sym2} 特征存在一定差异, 即较好的类间分离度; 同时, W_{coi2} 和 W_{sym2} 的值受噪音影响不大, 基本保持恒定的值, 这保证了在宽信噪比的条件下, 特征聚类性能的稳定性.

选用 KFCM 算法对 8 类雷达辐射源信号进行聚类分选. 聚类所用的特征参量即为 W_{coi2} 和 W_{sym2} , 初始聚类数目 $C=1$, 最大可能类别个数 $C_{max}=8$, 迭代次数 T 设定为 200, 停止条件 $\epsilon \leq 0.00001$, 核函数为高斯径向基核. 在不同信噪比下, 各进行 1000 次 monte-carlo 实验, 8 类雷达辐射源信号的平均聚类分选准确率如表 2. 从表 2 中可以看出, 在给定的信噪比范围内, W_{coi2}

差异, 所以信号间的双谱小波包特征相对较为接近, 可分离度也相对较低, 因此总的聚类效果会有所下降, 但最差的分选准确率也保持在 90% 左右.

3 方法比较

文献[10-11, 24]提出了将复杂度特征, 小波脊特征, 小波变换熵值特征用于雷达辐射源信号的聚类分选. 为进一步验证本文方法的性能, 分别采用本文方法以及文献[10-11, 24]的方法对未知雷达辐射源信号进行聚类分选, 并比较准确率. 具体仿真条件同上文, 聚类分选准确率取 8 类信号准确率的平均值. 图 8 为 4 种方法的聚类分选结果, 方法 1~4 分别表示本文、文献[10-11, 24]的方法.

针对不同调制类型的雷达信号, 方法 2 提取信号频谱的复杂度特征用于聚类. 该特征参量对信噪比的变化比较敏感, 在低信噪比下, 可靠性比较差, 图 8 的准确率也充分说明了这一点. 方法 3 提取信号小波脊上的多个特征, 采用互信息的方法选择分类特征进行信号聚类分选; 方法 3 没有对所提取特征的抗噪特性进一步分析, 且基于互信息原则的特征选择, 依赖于辐射源的先验概率信息, 这对电子支援系统是不能确定的, 因此方法 3 的聚类效果并不好. 方法 4 提取信号小波变换后的能量熵用于聚类, 可以有效降低信噪比变化对特征参量性能的影响, 在大范围的信噪比内, 聚类分选准确率比较高. 本文的方法先求取信号的二维双谱特征, 再进一步运用多类小波提取小波包特征, 同样能保证提取特征参量在不同信噪比下的聚类分选性能. 当信噪比达到 20 dB 时, 本文方法, 方法 2 和 4 的准

准确率都达到 100%, 在 5~15 dB 的信噪比范围, 本文所提的方法准确率要高于其他三种方法, 这也说明了双谱多类小波包特征参量在宽信噪比范围内具有更好的类间分离性和稳定性。

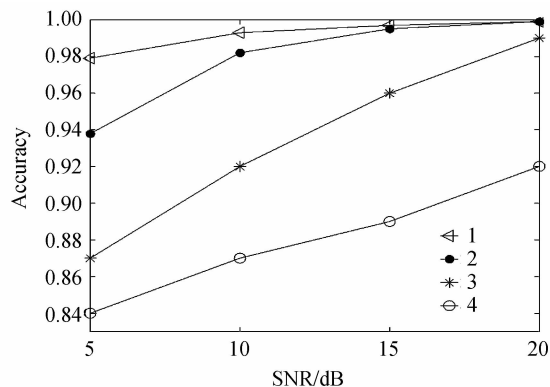


图 8 4 种方法聚类分选准确率

Fig. 8 Sort rates of four methods at different SNR

在特征复杂性比较方面, 以上四种方法复杂性的差异主要体现在特征提取的时间复杂性上. 一般求取某种算法的时间复杂性只需计算出算法中频度最大语句的频度即可. 取同样长度 N 的采样数据分析, 实际中, N 的数值一般为 100~1000. 方法 2 是提取信号频谱的复杂度特征, 根据文献 [10] 算法步骤, 方法 2 的时间复杂性为平方阶 $O((N-3)^2)$. 方法 3 是在小波域求取小波脊特征, 采用文献 [25] 的小波快速算法, 需要做多次的 FFT 运算, 以方法 3 分析, 则至少需要进行 2^{n+1} 次的 FFT 计算, 其中 n 为小波分解层数. 计算单次 FFT 的时间复杂性为对数阶 $O(N \log_2 N)$. 方法 4 提取信号小波变换后的能量熵特征, 同样采用文献 [25] 的小波快速算法, 则至少需要进行 2^n 次的 FFT 计算. 本文方法是求取双谱小波包特征, 双谱的计算根据文献 [14], 可以采用直接法估计, 需要进行 K 次 FFT 运算, K 为采样数据的分段数. 小波包运算的时间复杂性同样可以采用文献 [25] 的方法推导, n 层的小波包分解结果等效于计算 2^{n-1} 次的 n 层小波分解, 单次 n 层小波分解需要 2^n 次的 FFT 计算, 在不优化算法的情况下, n 层的小波包分解需要 2^{2n-1} 次 FFT. 综合以上分析, 方法 2 的时间复杂性最大, 方法 3、方法 4 和本文方法时间复杂性均为对数阶. 进一步比较, 方法 4 时间复杂性最小, 方法 3 次之, 本文方法时间复杂性比方法 3 和 4 大。

4 结论

雷达辐射源信号特征提取是电子对抗中雷达信号聚类分选识别的首要任务, 在宽信噪比空域和复杂调制雷达脉冲条件下, 如何保证接收机提取出的信号特征具有良好的抗噪性能和稳定性能是研究的重点. 本文首先对雷达辐射源信号提取其双谱二维特征, 再用

多类小波包对该二维特征进一步分析, 提取出最能表征各类雷达辐射源差异的多类小波包特征. 通过仿真实验和方法对比, 该特征参量体现了在宽信噪比和复杂调制雷达脉冲条件下的良好类间分离性和稳定性, 具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] WILEY R G. ELINT: The interception and analysis of radar signals [M]. Second Edition, Boston, MA, USA, Artech House, 2006.
- [2] NELSON D J. Special purpose correlation functions for improved signal detection and parameter estimation [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993, 4: 73-76.
- [3] LIU Xu-bo, SI Xi-cai. New method for sorting radar signals [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(1): 53-56.
- [4] 刘旭波, 司锡才. 雷达信号分选实现的新方法 [J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(1): 53-56.
- [5] LI He-sheng, HAN Yu, CAI Ying-wu, et al. Overview of the crucial technology research for radar signal sorting [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, 27(12): 2035-2040.
- [6] 李合生, 韩宇, 蔡英武, 等. 雷达信号分选关键技术研究综述 [J]. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(12): 2035-2040.
- [7] CHEN Sheng, WANG Xing, CHU Wei, et al. Research on recognition of phased-array radar based on analysis of pulses amplitude [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(23): 120-124.
- [8] 程胜, 王星, 楚维, 等. 基于脉冲幅度特性的相控阵雷达识别技术研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(23): 120-124.
- [9] WANG Shi-qiang, ZHANG Deng-fu, BI Du-yan, et al. Novel radar signal sorting method with low complexity [J]. *Journal of Xidian University*, 2011, 38(4): 148-153.
- [10] 王世强, 张登福, 毕笃彦, 等. 一种低复杂度的雷达信号分选方法 [J]. *西安电子科技大学学报*, 2011, 38(4): 148-153.
- [11] GEE W A. Radar warning receiver (RWR) time-coincident pulse data extraction and processing [C]. IEEE National Radar Conference- Proceedings, Atlanta, United states, 2012, 3: 752-757.
- [12] ZHANG Ge-xiang, HU Lai-zhao, JING Wei-dong. Radar emitter signal recognition based on entropy features [J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2005, 20(4): 440-445.
- [13] 张葛祥, 胡来招, 金炜东. 基于熵特征的雷达辐射源信号识别 [J]. *电波科学学报*, 2005, 20(4): 440-445.
- [14] HAN Jun, HE Ming-hao, MAO Yan, et al. A new method for recognizing radar radiating-source [C]. International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007, 4: 1665-1668.
- [15] ZHANG Ge-xiang, JIN Wei-dong, HU Lai-zhao. Radar emitter signal recognition based on complexity features [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University (English Edition)*, 2004, 12(2): 116-122.
- [16] REN Ming-qiu, CAI Jin-yan. Radar emitter recognition based on wavelet ridge and FSVM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, 31(6): 1424-1428.
- [17] 任明秋, 蔡金燕. 基于小波脊和 FSVM 的雷达辐射源识别 [J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(6): 1424-1428.
- [18] GUO Qiang, WANG Chang-hong, LI Zheng. Support vector clustering and type-entropy based radar signal sorting method [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2010, 44(8):

- 63-67.
 国强, 王常虹, 李峥. 支持向量聚类联合类型熵识别的雷达信号分选方法[J]. 西安交通大学学报, 2010, **44**(8): 63-67.
- [13] 丁鹭飞. 雷达原理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [14] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [15] TOTSKY A V. Combined bispectrum-filtering signal processing technique [J]. *Telecommunications and Radio Engineering*, 2013, **72**(2): 593-611.
- [16] TOTSKY A V. Bispectrum-based time-frequency distributions used for moving target recognition in ground doppler surveillance radar systems[J]. *Telecommunications and Radio Engineering*, 2011, **70**(20): 1797-1812.
- [17] CHEN Yun, LIU Jian, LV Shou-tao. Modulation classification based on bispectrum and sparse representation in cognitive radio[C]. IEEE 13th International Conference on Communication Technology, 2011, 250-253.
- [18] HAVENS T C. Cluster validity for kernel fuzzy clustering [C]. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2012: 124-127.
- [19] MIYAMOTO S. Different objective functions in fuzzy c-means algorithms and kernel-based clustering [J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2011, **13**(2): 89-97.
- [20] ZHANG Guo-zhu. Research on emitter identification[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005: 79-81.
- 张国柱. 雷达辐射源识别技术研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2005: 79-81.
- [21] 胡昌华, 李国华, 刘涛, 等. 基于 MATLAB 6. X 的系统分析与设计—小波分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.
- [22] WANG Deng, MIAO Duo-qian, WANG Rui-zhi. A new method of EEG classification with feature extraction based on wavelet packet decomposition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, **41**(1): 193-198.
 王登, 苗夺谦, 王睿智. 一种新的基于小波包分解的 EEG 特征抽取与识别方法研究. 电子学报, 2013, **41**(1): 193-198.
- [23] HE Qing-bo. Vibration signal classification by wavelet packet energy flow manifold learning[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2013, **332**(7): 1881-1894.
- [24] CHEN Tao-wei, XIN Ming. Feature extraction based on wavelet transform for radar emitter signals[J]. *Information and Electronic Engineering*, 2010, **8**(4): 436-440.
 陈韬伟, 辛明. 基于小波变换的雷达辐射源信号特征提取[J]. 信息与电子工程, 2010, **8**(4): 436-440.
- [25] ZHANG De-gan, HAO Xian-cheng, GAO Guang-lai, et al. A method of FFT-based wavelet transform[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2000, **21**(6): 598-601.
 张德干, 郝先臣, 高光来, 等. 一种基于快速傅里叶变换的小波变换方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2000, **21**(6): 598-601.