

文章编号: 1001-9014(2004)05-0477-04

雷达辐射源信号脉内特征分析

张葛祥^{1,2}, 胡来招², 金炜东¹

(1. 西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 610031;

2. 中国电子科技集团 第 29 所电子对抗重点实验室, 四川 成都 610036)

摘要: 脉内特征提取是新型雷达辐射源信号识别的关键问题. 本文提出一种新的雷达辐射源信号脉内特征提取和识别方法. 将雷达辐射源脉冲信号的分形维数作为识别脉内调制方式的分类特征, 这些特征包含了雷达辐射源信号幅度、频率和相位等的变化和分布信息, 反映了雷达辐射源信号脉内调制规律, 理论分析和仿真实验结果都证明了这些特征具有对噪声不敏感的良好特性. 通过 10 种典型雷达辐射源信号的特征提取和分类识别的实验结果表明, 本文所提取的脉内特征类间距离大、类内距离小、正确识别率高, 证实了本文方法的有效性.

关键词: 信号处理; 雷达辐射源; 特征提取; 识别

中图分类号: TN957; TN971.1 **文献标识码:** A

INTRA-PULSE FEATURE ANALYSIS OF RADAR EMITTER SIGNALS

ZHANG Ge-Xiang^{1,2}, HU Lai-Zhao², JIN Wei-Dong¹

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. National EW Laboratory, No. 29 Institute of CETC, Chengdu 610036, China)

Abstract: Intra-pulse feature extraction is a key issue in advanced radar emitter signal recognition. A novel approach was proposed to extract intra-pulse features from radar emitter signals to recognize different radar emitters. Fractal dimensions of radar emitter pulse signals were regarded as the classification features to recognize different intra-pulse modulations. With the change and distribution information of magnitudes, frequencies and phases of radar emitter signals, the features reflect the laws of intra-pulse modulation of radar emitter signals. It is proved in theory that the fractal features are not sensitive to noise, which is also shown in simulation experimental results. Experimental results of fractal feature extraction and automatic recognition of 10 typical radar emitter signals show that the fractal features have large between-classes distance and small within-class distance, and they achieve high accurate recognition rate, which verifies the approach is valid.

Key words: signal processing; radar emitters; feature extraction; recognition

引言

雷达辐射源信号识别是现代电子情报侦察系统和电子支援系统的重要组成部分,也是衡量电子对抗设备技术先进程度的重要标志. 由于识别的信号特征未知、频率覆盖范围很宽和信号波形日益复杂,所以雷达辐射源信号的识别多年来一直是电子对抗领域中重要而困难的研究课题,受到了许多学者的极大关注^[1~6]. 近年来,人们开始研究雷达辐射源信号的脉内细微特征,提出了多种脉内调制的特征提取和识别方法^[1,3~6],但这些方法都只适用于少数

二、三种信号、没有充分考虑信噪比(SNR)变化时的识别问题,只作了定性分析而无定量分析,因而难以满足当前密集信号的自动分选识别要求.

雷达辐射源信号在传播和处理过程中易受噪声干扰,信噪比变化很大,那些对噪声敏感的特征在 SNR 未知情况下使识别率难以提高. 因此,本文旨在探索在 SNR 变化情况下雷达辐射源信号的有效特征. 本文提出了一种提取雷达辐射源信号分形特征的方法,并分析了分形特征的性能. 通过 10 种典型辐射源信号特征提取和分类识别的实验结果表明,本文所提取的特征具有类间距离大、类内距离小

收稿日期: 2003-11-03, 修回日期: 2004-05-24

Received date: 2003-11-03, revised date: 2004-05-24

基金项目: 电子对抗技术预研基金项目(NEWL51435QT220401)国家自然科学基金资助项目(69574026)和教育部高等学校骨干教师计划资助项目(教技司[2000]65号)

作者简介: 张葛祥(1974-),男,四川绵阳人,博士生,主要研究方向为信号处理、模式识别和神经网络等.

和对噪声不太敏感的特点,能简化分类器的设计并获得非常满意的正确识别率。

1 雷达辐射源信号脉内特征提取

雷达辐射源信号的脉内特征主要表现在频率、相位和幅度的变化与分布上,脉内调制方式将直接反映在信号的波形上,因而,通过度量信号波形的复杂度可以将信号的脉内调制方式识别出来。近年来,分形理论因能有效度量信号的复杂性和不规则性而受到极大关注,并获得了一些成功的应用^[7-9]。分形理论中的盒维数能反映分形集的几何尺度情况,信息维数能够反映分形集在区域空间上的分布疏密^[7],而雷达辐射源信号作为一种时间序列,可用分形维数来对其进行刻画。

设 (X, d) 是一个度量空间, H 是 X 的非空紧集族, ε 是一个非负实数;令 $B(x, \varepsilon)$ 表示一个中心在 x 半径是 ε 的闭球。设 A 是 X 中的一个非空紧集,对于每个正数 ε ,令 $N(A, \varepsilon)$ 表示覆盖 A 的最小闭球的数目,闭球的半径为 ε ,即

$$N(A, \varepsilon) = \{M: A \subset \bigcup_{i=1}^M N(x_i, \varepsilon)\}, \quad (1)$$

其中 x_1, x_2, \dots, x_M 是 X 的不同的点。

定义1:设 A 是一个紧集,是非负实数,若存在

$$D_b = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(A, \varepsilon)}{\ln(1/\varepsilon)}. \quad (2)$$

则称 D_b 是集合 A 的分形维数,记为 $D_b = D_b(A)$,并称 A 具有分形维数 D_b 。这种维数称为盒维数^[7]。

先对雷达辐射源信号进行预处理,包括将信号从时域变换到频率域,并对信号能量进行归一化处理,求中心频率和带宽归一化处理。由于信号脉内调制方式决定了信号频谱的形状,在频率域中进行特征提取可消除载频变化的影响。能量归一化处理的作用是消除辐射源距离远近的影响。带宽归一化处理的目的是减少特征提取的计算量、排除带外噪声的影响和扫频宽度的影响。预处理后的信号序列为 $\{g(i), i=1, 2, \dots, N\}$,其中 N 为预处理后的信号序列的长度。

根据定义1,本文采用如下方法计算盒维数:将信号序列 $\{g(i)\}$ 置于单位正方形内,横坐标的最小间隔为 $q=1/N$,令

$$N(q) = N + \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \max\{g(i), g(i+1)\}q - \sum_{i=1}^{N-1} \min\{g(i), g(i+1)\}q \right\} / q^2, \quad (3)$$

于是可用下式计算盒维数:

$$D_b = - \frac{\ln N(q)}{\ln q}. \quad (4)$$

由公式(3)和(4)可得到 $1 \leq D_b \leq 2$ 。在定义1中,分形 F 的维数与覆盖 F 的盒子有关,至于每个盒子中包含了多少个 F 的点并未考虑,分形盒维数只能反映分形的几何尺度情况。为了能反映分形集在区域空间上的分布信息,下面引入信息维数:

设 X 是 R^n 的集合, $\{A_i\} (i=1, 2, \dots, N)$ 是 X 的一个有限 δ -覆盖,令 P_i 表示集合 X 的元素落在集合 A_i 的概率,其值为

$$P_i = \frac{N(X)_i}{N(X \cap A_i)}, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中 $N(X)$,与 $N(X \cap A_i)$ 分别表示元素的个数。令信息熵

$$S_I = - \sum_{i=1}^N P_i \lg P_i. \quad (6)$$

作为 X 的位形熵。

定义2:如果信息熵满足下面关系:

$$S_I(\delta) \sim \lg \delta^{D_I}, \quad (7)$$

则 X 的信息维数定义为

$$D_I = - \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{S_I(\delta)}{\lg \delta}. \quad (8)$$

雷达辐射源信号信息维数的计算方法如下:

1) 信号预处理:预处理方法见前面所述,预处理后的信号为 $\{fs(i), i=1, 2, \dots, N\}$ 。

2) 信号重构:在频率域中,采用如下的方法对信号进行重构

$$s(i) = fs(i+1) - fs(i), \quad i=1, 2, \dots, N-1. \quad (9)$$

信号重构可以减弱部分带内噪声的影响,同时便于采用下面的方法计算信息维数。

3) 利用重构的信号计算信息维数,方法如下:

$$L = \sum_{i=1}^{N-1} s_i, \quad P_i = \frac{s_i}{L}. \quad (10)$$

$$D_I = \sum_{i=1}^{N-1} P_i \lg(1/P_i). \quad (11)$$

由于雷达辐射源信号的幅度、频率和相位的变化直接反映在信号的频谱形状上,通过采用盒维数和信息维数对信号频谱形状进行复杂性度量,能有效地包含信号幅度、频率和相位的变化信息。分形特征表示成向量形式为 $V_F = [D_b, D_I]$ 。

2 分形特片性能分析

设信号经过预处理后为 $f(t_i) = s(t_i) + n(t_i)$,

$s(t_i)$ 为有用信号, $n(t_i)$ 为加性高斯白噪声, 且 $s(t_i)$ 和 $n(t_i)$ 相互独立, $n(t_i) \sim N(0, \sigma_n^2/2)$. 平面上波形点 $(t_k, f(t_k))$ 落在 δ 网格覆盖 A_i 的概率为

$$p_i(\delta) = \frac{N_i(\delta)}{N(\delta)} = \sum_{k=1}^N \theta(\delta - |f(t_i) - f(t_k)|) / N(\delta) \\ = \sum_{k=1}^N \theta(\delta - |s(t_i) - s(t_k) + n(t_i) - n(t_k)|) / N(\delta). \quad (12)$$

其中,

$$\theta(\delta - |f(t_i) - f(t_k)|) = \begin{cases} 1, & \delta \geq |f(t_i) - f(t_k)| \\ 0, & \delta < |f(t_i) - f(t_k)| \end{cases}$$

设 $s(t_i) - s(t_k) \sim N(0, \sigma_s^2)$, 又 $n(t_i) - n(t_k) \sim N(0, \sigma_n^2)$, 则 $[s(t_i) - s(t_k) + n(t_i) - n(t_k)] \sim N(\mu_s, \sigma_s^2 + \sigma_n^2)$. 令 $X = s(t_i) - s(t_k) + n(t_i) - n(t_k)$, 则 X 的概率密度函数为: ($x \geq 0$)

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}} \left(e^{-\frac{(x-\mu_s)^2}{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}} + e^{-\frac{(x+\mu_s)^2}{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}} \right). \quad (13)$$

$$\text{则 } E(x) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x) dx \\ = \sqrt{\frac{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}{\pi}} e^{-\frac{\mu_s^2}{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}} + \mu_s \left[2\Phi\left(\frac{\mu_s}{\sqrt{\sigma_s^2 + \sigma_n^2}}\right) - 1 \right]. \quad (14)$$

$$E(x^2) = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx \\ = \sqrt{\frac{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}{\pi}} e^{-\frac{\mu_s^2}{2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)}} + \sigma_s^2 + \sigma_n^2 + \mu_s^2. \quad (15)$$

由于噪声能量在频率域中均匀分布于整个频带上, 而有用信号的能量主要集中在有效带宽内, 故对脉冲信号的能量谱来说, 在有效带宽内的噪声能量至少小于整个噪声能量的 5%, 有用信号大约有 90% 以上的能量集中在有效带宽内. 由信噪比公式可得到 $(\sigma_s^2 + \mu_s^2) / \sigma_n^2 = 18 \times 10^{(SNR/10)}$, 先考虑信噪比为 5dB 时的情况, 令 $R = \mu_s / \sigma_s$, 根据式(14)可得到 $E(x)$ 随 R 变化的规律, 如表 1 所列, 在表 1 中, 第二行中的值表示 μ_s 的倍数. 一般而言, $\mu_s > \sigma_s$, 在测试中发现, $\mu_s > 2.3\sigma_s$, 于是可由式(15)及关系式 $D(x) = E(x^2) - [E(x)]^2$ 得到 $D(x) = \sigma_s^2 + \sigma_n^2$. 当 SNR 增大时, 上面的结果显然成立. 由此可知, $D(x)$ 在噪声影响下基本保持不变, 表明式(12)中 $\theta(\cdot)$ 函数值几乎不受噪声影响, 这意味着在统计意义上, 噪声对 $N_i(\delta)$ 的影响较小, 这样, 当 SNR 在 5dB 以上变化时, $p_i(\delta)$ 基本不变, 因此, 分形特征受噪声的影响

是较小的.

表 1 不同 R 下的 $E(x)$ 和 $D(x)$ 值

| R | 1.0 | 2.0 | 3.0 | 4.0 | 5.0 |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| $E(x)$ | 1.1569 | 1.0112 | 1.0007 | 1.0000 | 1.0000 |

3 仿真实验

本文选择了 10 种典型雷达辐射源信号进行仿真实验: 常规雷达信号 (CW)、多载频分集雷达信号 (FD)、线性调频信号 (LFM)、非线性调频信号 (NLFM)、二相编码信号 (BPSK)、四相编码信号 (QPSK)、多相编码信号 (MPSK)、脉内频率编码信号 (IPFE)、频率编码信号 (FSK) 和 Chirp 子脉冲步进频率雷达信号 (CSF). 信号载频为 700MHz, 采样频率为 2GHz, 脉宽为 12.8 μ s, LFM 的频偏为 50MHz, BPSK 采用 31 位伪随机码, IPFE 和 FSK 采用 Barker 码, MPSK 采用 Huffman 码, CSF 的步进频率为 20MHz.

我们对每一种雷达信号在 5 ~ 20dB 的信噪比 (只考虑脉内噪声) 范围内每隔 5dB 产生 150 个样本, 总共为 600 个样本, 其中 200 个用于分形特征提取和分类器训练, 其余 400 个用作信号识别的测试集. 经特征提取后, 从每一类信号的不同 SNR 点上取出 50 个特征样本, 总共 2000 个特征样本, 作如图 1 所示由盒维数和信息维数组成的二维联合特征分布图. 从图 1 中可看出, 10 种雷达辐射源信号的分形特征在一个较宽的 SNR 变化范围内受噪声影响较小, 这些实验结果与前面的理论分析结果相一致. 各信号分形特征的交叠部分较少. 实验中, 我们还计算了不同扫频带宽下 (46MHz, 42MHz, 38MHz, 34MHz, 30MHz) 的 LFM 的盒维数和信息维数, 以分析带宽对分形特征的影响. 结果表明, 带宽对分形特征的影响很小, 不会产生与其它 9 种雷达辐射源信号分形特征相重叠的情况. 限于篇幅, 这里就不再给出其详细结果.

由于径向基函数 (RBF) 神经网络具有结构简单、学习速度快的优点以及概率神经网络在样本数足够多时可逼近贝叶斯分类器而获得最佳分类器的分类性能, 本文综合两者的优点而采用径向基概率神经网络 (RBPNN) 作为雷达辐射源信号识别的分类器^[10]. RBPNN 由 4 层构成: 输入层、径向基层、求和层和竞争输出层. 输入层有 2 个神经元, 分别作为盒维数和信息维数的输入; 径向基层的每个结点称为 RBF 的中心, 神经元传递函数采用高斯径向基函

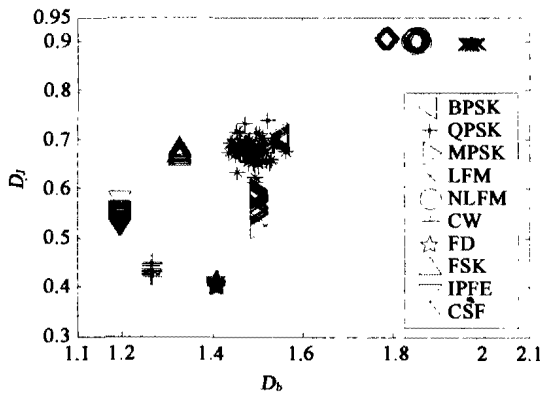


图1 雷达辐射源信号分形特征分布图

Fig. 1 Distribution graph of fractal features of 10 radar emitter signals

数,此层神经元数由输入样本和待匹配类别的乘积决定;求和层对径向基层的输出进行求和而形成与输出层相同的模式,故神经元数目与输出层相同,在求和时所有权重值均取1;RBPNN的竞争输出层神经元个数为10,分别表示10类雷达辐射源信号,该层采用竞争传递函数,即寻找该层输入向量中的最大元素,并把相应神经元的输出设为1,其余输出设为0,输出为1的神经元即为获胜神经元。

在5~20dB的SNR范围内,利用每一种雷达辐射源信号的训练样本来训练RBPNN分类器.表2给出了利用RBPNN分类器对本文选取的10种雷达辐射源信号进行分类识别的正确率.在表2中,每一种雷达辐射源信号的正确识别率是通过20次对每一种信号在5~20dB的SNR范围内产生400个样本进行分类识别的平均正确识别率.从表2可看出,在一定的SNR范围内,采用RBPNN分类器对10种雷达辐射源信号进行分类识别时,均能获得较高的正确识别率。

4 结语

雷达辐射源信号脉内特征分析是电子对抗中识别各种雷达类型的首要任务,其难点在于信号在传播和接收处理过程中不可避免要受到各种噪声的干

扰,通常从时频域提取的特征对SNR变化比较敏感,而且所侦察的信号特征未知,这导致分类器设计复杂而困难和识别率难以提高.本文从雷达辐射源信号的波形中提取反映信号几何分布和空间区域分布的分形维数作为分类特征,这些特征能有效反映雷达辐射源脉冲信号的特点,使分类识别能力大大提高.本文的仿真实验结果和理论分析都证明了这种分形特征具有对噪声不太敏感的良好性能,简化了分类器的设计.文中采用RBPNN分器器对10种典型雷达辐射源信号进行了分类识别实验,获得了高达99.40%的正确识别率。

REFERENCES

- [1] Ray P S. Radar waveform modulation recognition by neural processing[J]. *Proc. of Int. Sym. on signal processing and its application*, 1996, 1: 121—124.
- [2] ANDERSON J A, GATELY M T, PENZ P A, et al. Radar signal categorization using a neural network[J]. *Proc. of the IEEE*, 1990, 78(10): 1646—1656.
- [3] ZHANG Qing-Rong, CHAN Pei-Jun. Spectrum correlation method of intra-pulse feature analysis of radar signals[J]. *Electronic Warfare*(张庆荣,单佩钧. 雷达信号脉内特征分析的谱相关方法. *电子对抗*), 1993, 15(4): 4—6.
- [4] YAN Xiang-Dong, ZHANG Qing-Rong, LIN Xiang-Ping. A recognition method of pulse compression radar signal[J]. *Spaceflight Electronic Warfare*(阎向东,张庆荣,林象平. 一种脉压雷达信号的识别方法. *电子对抗*), 1994, 16(1): 45—48.
- [5] LIU Ai-Xia, ZHAO Guo-Qing. A novel recognition method of radar signals[J]. *Spaceflight Electronic Warfare*(刘爱霞,赵国庆. 一种新的雷达信号识别方法. *航天电子对抗*), 2003, 26(1): 14—16.
- [6] HUANG Z T, ZHOU Yi-Yu, JIANG Wen-Li. The automatic analysis of intrapulse modulation characteristics based on the relatively non-ambiguity phase restoral[J]. *Journal of China Institute of Communication*(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. *通信学报*), 2003, 24(4): 153—160.
- [7] XIE He-Ping, XUE Xiu-Qian. *Mathematic Foundation & Method in Fractal Applications*[M]. Beijing: Science Press (谢和平,薛秀谦. *分形应用中的数学基础与方法*. 北京: 科学出版社), 1997, 20—100.
- [8] HUANG B, KINSNER W. New domain block partitioning based on complexity measure of ECG[A]. *Proceedings of the 23rd annual EMBS international conference*[C]. 2001, 1: 1561—1566.
- [9] TAO Y, LAM E M C, TANG Y Y. Extraction of fractal feature for pattern recognition[A]. *Proceedings of 15th international conference on pattern recognition*[C], 2000, 1: 527—530.
- [10] HUANG D S, MA S D. A new radial basis probabilistic neural network model [A]. *Proceedings of International Conference of Signal Processing* [C], 1996, 1: 1499—1452.

表2 雷达辐射源信号分类识别正确率

Table 2 Accurate recognition rates of radar emitter signals

| 类型 | BPSK | QPSK | MPSK | LFM | NLFM |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|
| 识别率 | 98.63% | 97.75% | 98.0% | 100.0% | 99.75% |
| 类型 | CW | FD | FSK | IPEE | CSF |
| 识别率 | 99.87% | 100.0% | 100.0% | 100.0% | 100.0% |