

通信辐射源瞬态特征提取和个体识别方法

陆满君^{1,2}, 詹毅², 司锡才¹, 杨小牛²

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 浙江 嘉兴 314033)

摘要: 通信信号的个体识别是近年来非合作通信领域一个重要研究课题. 根据瞬态信号的非线性特征, 采用递归图的分析方法提取瞬态信号的起始时刻, 然后采用小波变换进行特征提取, 在此基础上采用遗传算法挑选出分辨能力强的特征, 利用支持向量机分类器实现对通信辐射源信号的个体识别. 实验结果表明该方法用较少的特征获得较高的正确识别率, 正确识别率大于90%.

关键词: 辐射源识别; 细微特征; 特征选择; 小波变换; 遗传算法

中图分类号: TN971 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2009)04-0736-05

Extraction of the transient characteristics of the communication radiating source and individual identification

LU Man-jun^{1,2}, ZHAN Yi², SI Xi-cai¹, YANG Xiao-niu²

(1. School of Info. and Comm. Eng., Harbin Eng. Univ., Harbin 150001, China;

2. National Lab. of Info. Control Tech. for Comm. System, Jiaxing 314033, China)

Abstract: Individual communication signals identification is an important issue in the field of communication reconnaissance in recent years. The recurrence plot method is proposed to detect the start-up point of the transient signals, which is based on the nonlinear characteristics of the transient signal. Wavelet transform is used to extract features from the transmitters. The most discriminatory features are selected from a large number of wavelet transform features by genetic algorithms, and Support Vector Machines (SVM) are used to realize the individual identification. Experimental results show that the introduced method achieves good accuracy recognition rate in terms of a little features as reference, with the accuracy recognition being more than 90%.

Key Words: transmitter identification; fine feature; feature selection; wavelet transforms; genetic algorithms

随着通信技术的飞速发展,通信体制和调制样式更加复杂多样,通信电台的配置数量不断增加,常规的电子侦察所采用的信号特征,如载波频率、调制样式和调制参数等在复杂多变的信号环境下,已经难以满足现代战场的需求. 因此,在电子战研究领域,出现了辐射源“指纹”识别的方法^[1-6],通过对接收信号进行特征测量,确定产生信号的辐射源个体,美军将其定义为“将辐射源惟一电磁特征与辐射源个体关联起来的能力”. 通信电台的这种关联起来的能力称为通信电台个体识别.

通信电台个体识别主要分为基于嵌入识别码的方法^[1]和无意调制特征分析的识别方法^[2-6]. 第1种方法是在发射机辐射信号中嵌入识别个体身份的伪随机序列,这种方法适用于合作辐射源目标的个体识别. 第2种方法又可分为两类:一类是基于瞬态特征分析的分类识别方法^[2-4],另一类是基于稳态特征分析的分类识别方法^[5-6]. 稳态特征是在同步建立时或者正常通信时电台所表现出来的无意调制特征,该方法需要对通信电台进行精确的同步,因此限制了该方法在非合作通信领域的应用.

收稿日期:2008-11-13

基金项目:国家级重点实验室基金资助(9140C13050108DZ46)

作者简介:陆满君(1982-),男,哈尔滨工程大学博士研究生,E-mail: lumanjun@yahoo. cn.

通信辐射源信号不同于雷达辐射源的脉冲发射体制,其起始时刻是随机的,因此瞬态信号起始检测是通信辐射源个体识别必须要解决的问题.虽然文献[3]认为对采样起始时刻不敏感,只是对起始时刻的精确时间不敏感,对于超短波战术电台而言,瞬态信号只有几毫秒到几十毫秒的时间,因此需要尽可能早地发现瞬态信号,才能较完整地采集到瞬态信号,以供后续分析.笔者根据瞬态信号的非线性特征,引入递归图的分析方法较好地提取了瞬态信号的起始时刻,然后采用小波变换进行特征提取,利用遗传算法从高维的特征向量中挑选出分类能力强的特征,最后采用支持向量机完成对同一类型且工作参数完全相同的电台个体识别.在10dB信噪比的条件下,且不需要其他参数(如调制指数、载频变化率等)作为分类特征向量,识别正确率优于90%.

1 特征提取方法

1.1 识别处理流程

通信辐射源的个体识别过程可分为设计和决策两个阶段.在设计阶段利用一定数量的样本进行特征提取和特征选择,挑选出最具分类意义的特征向量,然后用根据这个特征向量进行分类器的设计.决策时用这个设计好的分类器对未知的样本进行分类.该过程如图1所示.

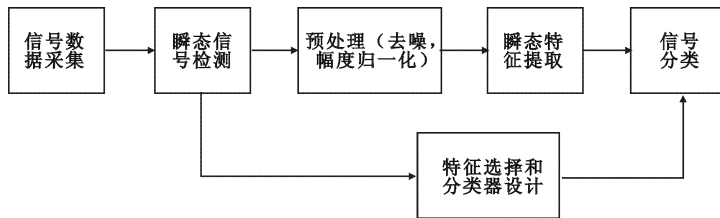


图1 通信辐射源个体识别原理图

瞬态信号的采集是基于起始时刻检测规则,一旦跃变检测出来,就开始存储信号;预处理的目的是减小或消除由于距离、传输路径和电磁环境等因素引起的噪声和信号幅度差异;然后进行特征提取和信号分类.在设计阶段还需要进行特征选择,从一组特征中挑选出一些最有效的特征以达到降低特征空间维数的目的.

1.2 跃变检测方法

通信信号的瞬态特征包含了丰富的非线性特征,是非平稳的.随着非线性理论研究的深入,非线性分析方法在雷达与通信信号处理中得到了广泛的应用^[5,7].在提取非线性特征参数进行信号分析的过程中,对动力学系统进行相空间重构是其中的重要手段.为揭示相空间轨迹运行方式,文献[8]引入了一种从二维图形上观察非线性时间序列内部动力学机理递归的分析方法,称作递归图(recurrence plot,缩写为RP)法.

根据 Takens 的相空间重构理论^[9],选择合适的嵌入维数 m 和延迟时间 τ ,可以将一维的非线性时间序列 $\{x(i), i = 1, 2, \dots\}$ 序列重构出向量 $\mathbf{X}_i = (x(i), x(i+\tau), \dots, x(i+(m-1)\tau))$.这些有时间标记的向量序列 $\{\mathbf{X}_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 构成了系统的 m 维相空间轨迹.用这些相空间上的向量点作为矩阵的行和列构成 $N \times N$ 的递归图,图中的每个节点由对应的行和列向量点之间的距离来描述:

$$R_{i,j} = \Theta(\epsilon - \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|) \quad , \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad , \quad (1)$$

其中 ϵ 为预先确定的阈值常数,表示临界距离;符号 $\|\ast\|$ 表示取向量的 Euclidean 范数; $\Theta(x)$ 是 Heaviside 函数.当 $R_{i,j}$ 的值为1时, (i, j) 位置上表示为一个黑点;当值为0时, (i, j) 位置上表示为一个白点.因此,RP 将一个 m 维相空间的轨迹关系映射到一个二维图上,图中黑点的比例反映了相空间内向量点递归频率及轨迹在相空间内的聚集度,定义递归度 R_R ^[10] 如下:

$$R_R = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j} \quad . \quad (2)$$

对于随机噪声序列,递归图上的黑点虽然没有应用在线性序列上具有明确的动力学含义,但是也表达了序列的某种递归行为.构画递归图前,需要确定3个参数:嵌入维数 m ,延迟时间 τ 和临界距离 ϵ .由于重构相空间的概念不能够用于随机噪声序列,采用设定 $m = 1, \tau = 1$ 的方法回避嵌入理论,而使用 RP 技术分析

序列的递归现象. 对于噪声下的瞬态信号, 由于非线性瞬态信号的“加入”使得噪声信号的“向量点”递归频率和“相空间”聚集度发生了很大的变化, 选取合适的临界距离, 通过递归度参数可以标记这种现象. 图 2 中以正交采样的复信号作为输入序列, 以 240 个采样点为一帧, 相邻两帧起始点之间的间隔为 80 个采样点, 即两帧之间有 160 个采样点的交叠, 临界距离 $\epsilon = 0.2$. 其中图(a)是瞬态信号每一帧的能量, 图(b)是相应的递归度. 从图中可以看出第 299 帧信号的递归度明显变大, 而该帧信号的能量非常小, 因此该方法具有很好的检测效果.

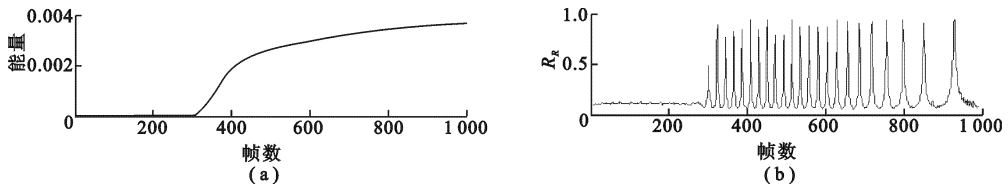


图 2 瞬态信号的跃变检测

1.3 基于小波变换的特征提取

小波变换是一种较新的信号分析工具, 它提供了一种分析多尺度或多分辨率信号的方法, 已被应用于许多领域^[11]. 小波变换在遥感领域中的应用相当广泛, 如数据压缩、图像纹理分析、图像边缘检测、图像降噪以及图像融合等.

对于任一信号 $s(t) \in L^2(R)$ 的离散小波变换可表示为信号与小波函数的内积, 即

$$C(j, k) = \sum_{n \in Z} s(n) \psi_{j, k}(n) \quad (3)$$

式中 $s(n)$ 为待分析信号, $\psi_{j, k}(n)$ 为离散小波函数, j 为尺度参数, k 为平移参数. 采用小波变换将信号分解为高频和低频两部分, 再将低频部分分解为高频和低频两部分, 如此反复可实现多分辨率分析. 首先对电台辐射源信号进行多尺度的一维离散小波变换, 在每一尺度, 可得到与原始信号相关性较高的近似系数和包含辐射信号细节信息的高频系数(细节系数), 然后对近似系数再进行下一尺度的小波分解, 依此重复, 将得到所有分解尺度的细节系数以及最终分解尺度的近似系数. 假设对信号进行 n 尺度小波分解, 可得到 n 个细节系数和 1 个近似系数, 分别计算细节系数以及近似系数的能量值, 则最终可得到 $n+1$ 个特征波段, 这样得到的 $1 \times (n+1)$ 维特征向量 $\mathbf{F} = \{F_i\}$, 由下式得到

$$F_i = \left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K W_{ik} \right)^{1/2} \quad (4)$$

其中 K 表示分解尺度为 i 时的小波系数个数, W 表示分解尺度为 i 时的第 k 个小波系数, n 为小波分解的最大尺度. 向量 \mathbf{F} 的大小为 $(n+1)$, 其中包括 n 个小波细节系数和最终分解尺度的小波近似系数. $(n+1)$ 个特征向量代表了每个辐射信号的细微特征信息.

2 特征选择

一般情况下, 只有在特征矢量中包含了足够的类别信息, 才能通过分类器实现正确分类. 由于特征是否包含足够的信息很难确定, 为了提高识别率, 总是最大限度地提取特征信息, 结果不仅使特征维数增大, 而且其中可能存在较多的无效和冗余特征. 因此, 选择合适的特征来描述模式对模式识别精度、训练时间和存储空间等许多方面都影响较大, 并且对分类器的构造也起着非常重要的作用. 小波分解所得特征的分辨能力存在较大的差异, 而且小波分解所得的特征向量的维数较高, 因此有必要从高维特征中挑选出最为有效的一些特征, 用来简化分类器的设计和提高识别率.

遗传算法是一种基于生物进化机制的随机搜索算法, 可以自动寻找原始特征集中的最优特征子集. 而二重结构编码的遗传算法是坂和正男在 1994 年提出用于考虑约束条件的满足问题, 并可以提高遗传算法的搜索效率. 个体染色体的二重结构由变量码和附加码两行组成, 上行为附加码, 下行为对应于附加码的变量码. 在对某个个体编码时, 附加码按洗牌方式随机产生, 然后考虑约束条件来产生变量码. 交叉算子采用

Goldberg 等提出的基于路径表示的部分交叉(Partially Matched Crossover, 缩写为 PMX)方法. 由 PMX 方法对上行附加码进行交叉操作, 子个体的下行变量码值仍根据父个体中附加码与变量码的对应关系来确定. 变异算子采用逆位遗传算子, 即对父个体随机选择两个变异点, 两点间的上行附加码按相反顺序重新排列, 而下行的变量码顺序不变.

笔者选择借鉴二重结构编码的遗传算法, 个体染色体的二重结构由变量码和附加码两行组成, 上行为附加码, 下行为对应于附加码的变量码. 若要选择 n 个特征中的 k 个特征, 可以选定 k 个附加码对应的变量码值为 1, 其余变量码值为 0, 变量码 1 所对应的位置就是所选择的特征. 在交叉算子和变异算子中上行附加码与二重结构编码的遗传算法一致, 而下行变量码的值同上行附加码一起变化, 从而完成交叉和变异.

最优特征子集的评价准则是特征选择的关键问题, 下面给出本文的评价准则.

这里定义了特征集合空间的可分离度 P_{ij} , 定义为

$$p_{ij} = D_{ij} / \|\sigma_i + \sigma_j\| \quad (5)$$

其中 σ_i 为第 i 个样本的归一化标准差, $\sigma_i = \text{var}[B_i/R_k]$, D_{ij} 表示样本的类间距离, 即

$$D_{ij} = \|(B_i^{(k)} - B_j^{(k)})/R_k\| \quad (6)$$

其中 B_i 表示 N 维样本点的第 i 类样本的核心, $B_i^{(k)}$ 表示第 i 个样本的第 k 维样本点的核心, R_k 为极差, 用极差对样本的 N 维信息进行归一化, 避免各个特征参数的测量值相差悬殊, 使特征参数集能够客观地反映样本之间的可分离程度.

如果待识别的通信电台信号共有 H 类, 特征选择的评价准则函数定义为

$$f = \frac{2}{H(H-1)} \sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=i+1}^H \omega_{ij} P_{ij} \quad (7)$$

其中 ω_{ij} 为权重因子, 满足 $\sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=i+1}^H \omega_{ij} = 1$. (8)

对于分类器而言, 并不是可分离度均值越大分类效果越好. 分类效果的好坏往往取决于可分离度较小的几类样本的分类结果, 因此给予可分离度较小的 P_{ij} 较大的权重, 而分离度较大的 P_{ij} 给予较小的权重, 使评价准则函数更加合理.

$$\omega_{ij} = \frac{b}{H(H-1)} + (1-b) \frac{\max(P_{ij}) - P_{ij}}{\sum_{i=1}^{H-1} \sum_{j=i+1}^H (\max(P_{ij}) - P_{ij})} \quad (9)$$

其中 b 为固定权重, $1-b$ 为可分配权重.

通过以上的分析可知, 当 f 的值越大, 选择出的特征子集就越好.

表 1 电台分类识别实验结果

类别	测试样本数量	分为该类的数目												识别数
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
1	100	94	1	0	4	1	0	0	0	0	0	0	0	94
2	100	3	91	1	0	0	0	0	0	4	1	0	0	91
3	100	5	0	89	0	5	0	0	0	1	0	0	0	89
4	100	0	3	0	92	1	0	0	0	0	0	4	0	92
5	100	1	0	0	0	87	0	3	9	0	0	0	0	87
6	100	0	0	0	0	1	92	5	2	0	0	0	0	92
7	100	0	0	0	0	2	6	90	2	0	0	0	0	90
8	100	0	0	0	0	4	0	2	94	0	0	0	0	95
9	100	0	0	1	0	1	0	0	0	91	2	1	4	91
10	100	0	0	2	0	0	0	0	0	0	93	5	0	93
11	100	0	0	4	3	0	0	0	0	1	2	90	0	91
12	100	0	3	0	0	0	0	0	0	7	1	0	89	89

3 实验结果分析

实验中使用 Agilent 的 E4440A 采集器对某型号的同一批 12 个战术电台进行信号采集,采集器的中心频率为 407.225 kHz,采用正交采样的方式,采样带宽为 2 MHz,采样频率为 2.56 MHz,发射机与接收天线的距离为 150 m,接收信号在信噪比为 10 dB 的条件下,每个电台采集 125 个样本,每样本的采集时间为 15 ms,其中 25 个样本用于小波特征提取、特征选择和分类器训练.在小波变换中从 10 部通信电台信号中提取出 16 维特征向量,用遗传算法进行特征选择,信号类别数为 12,种群大小取 20,评价准则函数的固定权重取 0.5.采用遗传算法选取的 5 个特征分别为小波变换的第 4,5,6,9,11 层特征.实验结果如表 1 所示,总体识别率为 91.17%,原始特征集的正确识别率为 87.42%,可以看出文中提取的特征能够反映通信电台个体的细微差异.与原始特征集相比,笔者提出的方法大大降低了特征向量的维数,简化了分类器的设计.

4 结束语

以上讨论了一种通信辐射源个体识别的方法,该方法采用递归图的分析方法检测瞬态信号的起始时刻,然后用小波变换进行特征提取,采用遗传算法进行特征选择,选取的特征不仅能够体现辐射源个体之间的细微差异,而且受时间和外部环境的变换影响较小,具有较好的稳定性.最后采用支持向量机对分类的个体进行识别,实验结果表明该方案具有较高的识别率和较强的稳健性.

参考文献:

- [1] Kwon S-C, Lee Y-T, Seo J-S. A Novel Transmitter Identification Technique for use in Distributed 8VSB DTV system [C]//Vehicular Technology Conference. New York: IEEE, 2006: 2211-2215.
- [2] Hall J, Barbeau M, Kranakis E. Detecting Rogue Devices in Bluetooth Networks Using Radio Frequency Fingerprinting [EB/OL]. [2008-10-12]. <http://www.scs.carleton.ca/~kranakis/Papers/CCN-06.pdf>.
- [3] 蔡忠伟, 李建东. 基于双谱的通信辐射源个体识别[J]. 通信学报, 2007, 28(2): 75-79.
Cai Zhongwei, Li Jiandong. Study of Transmitter Individual Identification Based on Bispectra [J]. Journal on Communications, 2007, 28(2): 75-79.
- [4] 许丹, 徐海源, 卢启中, 等. 基于自激振荡器模型的辐射源个体识别方法[J]. 信号处理, 2008, 24(1): 122-126.
Xu Dan, Xu Haiyuan, Lu Qizhong, et al. A Specific Emitter Identification Method Based on Self-Excitation Oscillator Model [J]. Signal Processing, 2008, 24(1): 122-126.
- [5] 许丹, 柳征, 姜文利, 等. 窄带信号中的放大器“指纹”特征提取:原理分析及 FM 广播实测实验[J]. 电子学报, 2008, 36(5): 927-932.
Xu Dan, Liu Zheng, Jiang Wenli, et al. Extraction of Amplifier Fingerprints from Narrow Band Signal: Principle Analysis and FM Broadcast Experiment [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5): 927-932.
- [6] Shieh C S, Lin C T. A Vector Neural Network for Emitter Identification [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 2002, 50(8): 1120-1127.
- [7] 周代英. 非线性正则子空间法雷达目标一维距离像识别[J]. 信号处理, 2008, 24(1): 11-13.
Zhou Daiying. Recognition of Radar Target Rangepfiles Based on Nonlinear Canonical Subspace [J]. Signal Processing, 2008, 24(1): 11-13.
- [8] Echmann J P, Kamphorst S O, Ruelle D. Recurrence Plots of Dynamical Systems [J]. Europhysics Letter, 1987(4): 973-977.
- [9] Takens F. Detecting Strange Attractors in Turbulence [C]//Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics. New York: Springer, 1981: 366-381.
- [10] Zbilut J P, Webber C L. Embeddings and Delays As Derived from Quantification of Recurrence Plots [J]. Physics Letters A, 1992, 171(3-4): 199-203.
- [11] 胡建伟, 杨绍全. 小波域的最大似然调制分类[J]. 西安电子科技大学学报, 2006, 33(2): 247-250.
Hu Jianwei, Yang Shaoquan. Maximum Likelihood Classification for MPSK Signals in the Wavelet Domain [J]. Journal of Xidian University, 2006, 33(2): 247-250.