

基于瞬时包络特征的跳频电台个体识别方法

顾晨辉¹ 王伦文^{1,2}

(1. 电子工程学院 309 室, 安徽 合肥 230037;

2. 通信信息控制和安全技术重点实验室, 浙江 嘉兴 314033)

摘 要: 通信电台发射的信号通常表现出一定的细微特征差异, 针对这种细微特征差异, 本文在论证跳频信号跳变瞬时包络可以作为电台个体细微特征的基础上, 提出了一种跳频电台个体识别方法。首先基于一种改进的基于小波变换的包络提取算法, 减轻噪声等因素的影响, 提取出了样本信号跳变时刻的瞬时包络。其次, 分离并定量计算其盒维数和信息维数等分形维数特征, 得到一个分形特征向量, 之后采用基于构造型神经网络的分类方法实现不同跳频电台的个体识别。最后对实际工作状态下 3 种型号电台进行个体识别, 实际数据的实验结果验证了算法的有效性。

关键词: 跳频电台; 瞬时包络; 盒维数; 信息维数

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)09-1335-06

Individual Frequency Hopping Radio Identification Method Based on Instantaneous Envelope Characteristics

GU Chen-hui¹ WANG Lun-wen^{1,2}

(1. 309 Research Division of Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China;

2. Science and Technology on Communication Information Security Control Laboratory, Jiaxing 314033, China)

Abstract: The radio communication signals usually turn out to be some fine character differences. In this paper, after analyzing the instantaneous envelope of the frequency hopping signals which can be used as the fine characteristics of the individual communication transmitter, a method is presented to identify the individual frequency hopping radio according to the fine character differences. Firstly, the instantaneous envelope of the frequency hopping signals is extracted based on an improved wavelet transform algorithm of envelope extracting, the influence of noises is reduced. Secondly, the fractal dimension characteristics including the box dimensions and the information dimension are computed, and a fractal feature vector is gained. Then, individual identification of the different frequency hopping radio based on the method of the Constructive Neural Network is realized. Finally, three different types of radio in real work are used to verify the validity, and the experimental results of the actual data have shown that our method is efficiency.

Key words: frequency hopping radio; instantaneous envelope; box-counting dimension; information dimension

1 引言

跳频通信具备良好的抗干扰性、低截获概率及较强的组网能力, 广泛地应用于军事通信。随着电磁环境日趋复杂、跳频台日益增多, 跳频电台识别和网台分

选面临着严峻的挑战。对跳频电台个体识别技术进行研究, 以在众多的跳频通信网台中, 将每部电台区分开来, 实现对跳频网台中个体的分选识别, 在通信侦察和网台分选中有着重要的意义。

由于设备的个体差异, 在信号的表现形式上存在

着不影响信息传递的可检测、可重现的细微特征差异,能表现这些差异的细微特征称为电台细微特征。信号细微特征识别最初应用于雷达设备特征的识别,随后被引用到通信电台分选识别中,取得了良好效果。文献[1]在分析分形理论的基础上实现了步数维、盒维、信息维和 Lyapunov 维算法,通过对电台细微特征特性的仿真,模拟论证了分形算法在电台细微特征识别应用中的可行性和有效性。文献[2]将频率波动信息转变到伪调制的包络波形中并提取包络特征,然后计算其分形的盒维和信息维特征,实现了对通信电台的个体识别,但是该方法对通信信号要求一定的稳定度,处理瞬时信号能力不足,不适用于跳频通信电台的个体识别。文献[3]提出了一种利用跳频通信设备的频率切换瞬态信号特征来实现电台个体指纹识别的方法,并将该方法应用在蓝牙设备个体识别中,结果表明利用频率切换瞬态信号特征可以较好地识别跳频通信个体设备,但这种方法选取的是瞬时信号的幅值为识别特征,实际电磁环境下难以取得应用的效果。文献[4]提出了一种用瞬时信号相位特征进行射频指纹识别的方法,由于瞬态信号相位变化范围及持续时间非常小,用于电台个体分类识别很容易导致分类错误。

本文从跳频通信电台细微特征产生的机理入手,在提取跳频通信电台瞬时包络的基础上,将分形参数作为跳频电台信号的细微特征量,对跳频电台信号细微特征进行深入分析,研究电台细微特征提取的模型与算法,并进行实际信号的实验验证,为跳频电台的识别提供了新的思路。

2 跳频电台信号瞬时特征分析

2.1 跳频通信设备的瞬时信号

跳频通信技术是在一个伪随机序列控制下将传统的窄带调制信号的载波频率离散跳变,从而改变载波频率,实现频谱扩展的扩频技术。在工程应用中,由于器件水平的限制,信号的频率在跳变时有一个瞬态过程,即在跳频信号频率切换的瞬间,发射机要停止发射信号,不可能做到无缝隙跳变,在此期间内发射信号幅度为零,时间占跳频周期的10%左右。

图1是实际跳频电台信号时频图,可以看出,跳频信号的每个频率切换瞬间,都存在瞬态过程,而跳频信号的瞬时细微特征就隐藏于这些频率切换瞬态过程信

号之中,下面将研究如何从中提取这些细微特征。

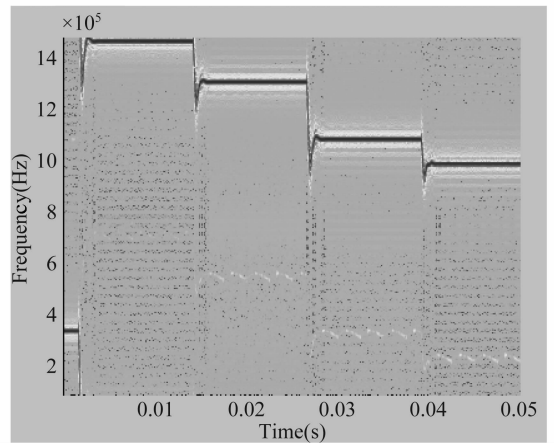


图1 实测跳频信号的STFT时频图

Fig. 1 STFT time-frequency of the measured FH signals

2.2 跳频电台信号的瞬时特征

电台信号瞬时特征反映了系统工作状态时的非线性特性,带有强烈的个体色彩,最为常见的是开、关机的瞬时特性。图2是实际采集的两个不同跳频电台的开机信号。由图可见,不同电台开机信号在形状和上升时间上有着明显区别。但是,跳频通信设备的开、关机瞬态过程极短,利用开机、关机瞬时信号特征识别跳频通信个体设备,捕获和分离信号比较困难。

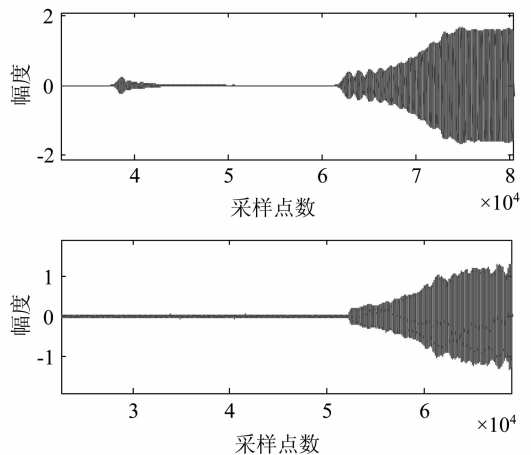
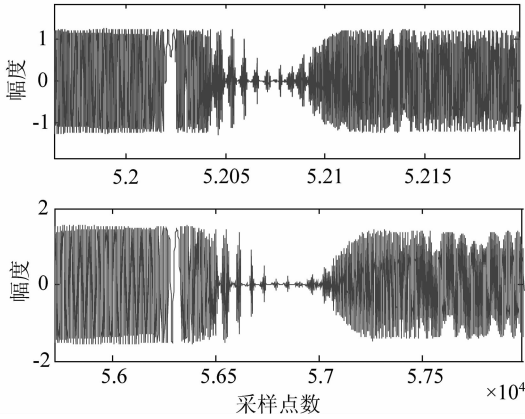


图2 跳频信号跳变时刻的瞬时频率特征图

Fig. 2 Instantaneous frequency characteristics of FH signals

作为跳频电台信号,频率切换时的瞬时特征是其特有的一个特性,且存在于跳频通信的整个过程,如果利用频率切换时的细微特征来识别跳频通信个体设备是具有一定优势的。其中信号包络能反映出信号的波动特性,经过实验发现对不同跳频电台信号进行采样,能获得不同的包络波形,而且同一部电台的包络变化基本

是一致的,可以提取跳频信号跳变时刻的瞬时包络信息作为电台个体识别的特征。图 3 是两个不同电台 1 和 2 各自在其两个不同跳变时刻的时域波形,可以发现,在跳频电台频率切换的瞬间,电台信号的瞬时波形信息发



生了明显变化,且电台 1 和 2 的变化规律不同。同时,对比图 3 给出的相同跳频电台的不同时刻频率切换时的瞬时波形信息,不难发现,同一电台在不同跳变时刻所表现的瞬时信息具有一定的自相似性。

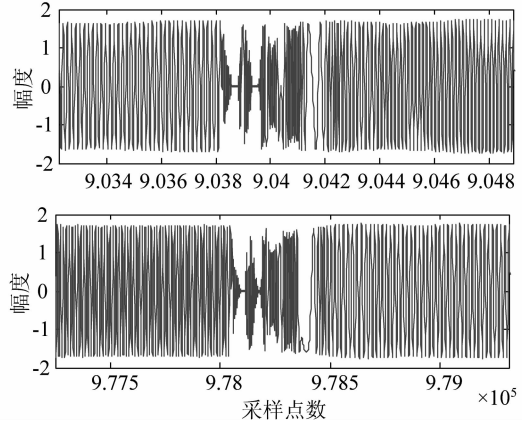


图 3 跳频电台频率切换时的瞬时波形图

Fig. 3 Frequency switching transient waveforms of FH radio

2.3 跳频电台信号瞬时特征的提取

跳频电台信号的瞬时特征存在的个体差异,将其提取作为细微特征,可以成为分选、识别跳频电台的依据。这些瞬时特征可以从电台信号的瞬时幅度^[3]、瞬时相位^[4,5]或瞬时频率中提取,本文主要对跳频信号的瞬时包络进行研究。即首先提取跳频信号的瞬时包络信息,再根据所提取出的瞬时包络数据计算跳频信号跳变时刻的盒维数和信息维数,以有效处理跳频电台频率跳变时的细微差别信息。

文献[6]提出了一种基于小波变换和希尔伯特变换的包络提取算法。即根据信号和噪声在小波变换下的不同特性,先用模极大值小波域去噪算法作为包络分析的前置处理手段,之后利用希尔伯特变换对处理后的信号进行包络提取,能克服希尔伯特变换抑制噪声能力差,提取包络轮廓粗糙的不足,以提高包络提取的精度。本文采用此算法提取跳频信号跳变时刻的瞬时包络,并基于 MATLAB 实现该算法,算法流程见后续章节。

算法 1:

- ①将采集到的跳频信号进行离散小波变换,要求信号的极值点个数在最大尺度上占优,得到各特征尺度上的小波系数,储存在数组 $W_j(j, x_N)$ ($j=1, 2, \dots, J$) 中。
- ②把 $W_j(j, x_N)$ 中各特征尺度上的小波系数赋给模极大值数组 $MW_j(j, x_N)$ 。

③应用 Adhoc 算法求出 $MW_f(j, x_N)$ 在各尺度上的模极大值点。

④根据 $MW_f(j, x_N)$ 中的模极大值点,确定与之相对应的 $W_f(j, x_N)$ 的模极大值点。

⑤求出 $W_f(j, x_N)$ 中各个模极大值点的模极大值小波域,置零非模极大值小波域的点,并保留属于模极大值小波域的点,即去除了噪声的小波系数,得到了信号的小波系数。

⑥将信号的小波系数逆变换,可得到消除了噪声的信号,再对其进行 Hilbert 变换得到信号频率切换时刻的瞬时包络。

图 4 为采集到的某电台发射跳频信号时的一个频率切换瞬间,经过算法处理后提取的瞬时包络特征图。

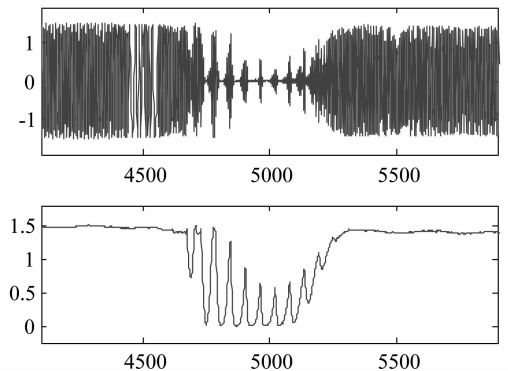


图 4 跳频信号跳变时刻的瞬时包络特征图

Fig. 4 Instantaneous envelope characteristics of FH signals

2.4 盒维数和信息维数

提取出的信号瞬时包络仍然是一种时间函数,根据包络波形就能大体上分辨出信号所属的电台个体,这在本质上与分形相似。分形具有精细结构和在统计近似意义下的某种自相似性,是对没有特征长度但一定意义下具有的自相似图形和结构的总称。分形维数可以定量描述分形集的复杂性,其中盒维数可以反映分形集的几何尺度情况,可度量信号的不规则度,并定量描述信号复杂度的特性,即几何尺度信息,信息维数则能够反映分形集在区域空间上的分布疏密信息。由于跳频电台瞬时包络特征变化直接反映在信号的频谱形状上,通过盒维数和信息维数对信号频谱形状进行复杂性量化,能够有效地容纳信号特征变化信息。因此本文采用提取信号瞬时包络的盒维数和信息维数作为特征来识别跳频电台个体的方法,能极大简化分类器的设计,提高分类的识别率。设分形特征向量为 $V_f = [D_b, D_I]$ 。

首先给出定义:

定义 1: 设一个度量空间 (X, d) , 一个非负实数 ε, H 是 X 的非空紧集族, A 是 X 中的一个非空子集, 令 $B(x, \varepsilon)$ 表示一个闭球, 其中心在 x 半径为 ε , 则对于每个正数 ε , 令 $N(A, \varepsilon)$ 表示覆盖 A 的最小闭球的个数, 即 $N(A, \varepsilon) = \left\{ M: A \subset \bigcup_{i=1}^M B(x_i, \varepsilon) \right\}$, 其中, x_1, x_2, \dots, x_M 表示 X 中的不同点^[7]。设对于一个紧集, 非负实数 A , 若存在: $D_b = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(A, \varepsilon)}{\ln(1/\varepsilon)}$, 则称集合 A 具有分形维数 D_b , 该维数被称为盒维数, 并称 D_b 是 A 的分形维数, 记为 $D_b = D_b(A)$ 。

定义 2: 设 $\{A(i)\} (i = 1, 2, \dots, N)$ 是集合 X 的一个有限 δ 覆盖, 其中 X 是 R^n 的集合, 令 $P_i = N(x)_i / N(X \cap A_i), i = 1, 2, \dots, N$, 其中 P_i 表示集合 X 的元素落在集合 A_i 的概率, $N(x)_i$ 与 $N(X \cap A_i)$ 分别表示元素的个数。如果信息熵满足下面关系 $S_I(\delta) : \lg \delta^{D_I}$, 则 X 的信息维可表达为: $D_I = - \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{S_I(\delta)}{\lg \delta}$ 。其中信息熵

S_I 为 X 的位形熵, 表达式为 $S_I = - \sum_{i=1}^N P_i \lg P_i$ 。

2.5 算法实现步骤

跳频电台瞬时包络的盒维数计算步骤如下:

算法 2:

① 对信号能量进行归一化处理, 求出中心频率并归一

化带宽, 初始化瞬间包络时间序列为 $\{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

② 将时间序列 $\{x(i)\}$ 放于单位正方形内, 横坐标的最小间隔是 $q = 1/N$, 令 $N(q) = N + \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} \max\{x(i), x(i+1)\} q - \sum_{i=1}^{N-1} \min\{x(i), x(i+1)\} q \right\} / q^2$ 。

③ 计算 $D_b = - \ln N(q) / \ln q$ 可得盒维数。

跳频电台瞬时包络的信息维数计算步骤如下:

算法 3:

① 对信号进行预处理, 初始化瞬间包络时间序列为 $\{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

② 在频率域中, 对信号进行重构, 公式为 $m(i) = x(i+1) - x(i), i = 1, 2, \dots, N$ 。

③ 用重构的信号 $m(i)$ 计算信息维数 D_I 。公式为: $D_I = \sum_{i=1}^{N-1} P_i * \lg(1/P_i)$, 其中 $L = \sum_{i=1}^{N-1} m_i, P_i = \frac{m_i}{L}$ 。

以上给出了跳频电台细微特征的提取方法, 能根据瞬时包络参数提取盒维数和信息维数。

3 跳频电台识别的实验与分析

3.1 细微特征提取实验

本文用 Pentium IV 3.0GHz 的 PC 机作为实验平台, 内存为 1GHz, 操作系统为 Window XP 专业版, 用 MATLAB 7.5.0 实现算法。实验数据采集仪器为 E3238S(黑鸟), 工作频率范围 20M-6GHz, 跳频信号通过“室内小信号空中辐射”方式进行采集。用实际采集的三个跳频电台 1、2、3 所发出的跳频信号作为样本, 提取瞬时包络后, 分别对这三类样本的瞬时细微特征量——盒维数和信息维数进行计算, 每种电台随机抽取 100 个共 300 个跳频信号的跳变时刻信号样本。

为了定量描述不同电台间的瞬时包络特征差异, 表 1 给出了每个电台所抽取的样本信号的盒维数和信息维数的均值和方差。

表 1 的均值反映了跳频电台信号瞬时细微特征的中心位置有差别, 而且方差较小, 说明了特征的聚集程度较高。从每类中随机抽取 20 个特征样本, 以瞬时频率的盒维数作为 x 轴, 信息维数作为 y 轴, 显示 3 部电台的瞬时频率细微特征二维空间分布, 进行对比, 从图 5 中可以看出, 在信息维这个细微特征量上, 电台 2 和电台 3 有少部分相交, 电台 1 与另两部电台之间特征分界比较明显, 在盒维数这个细微特征量上, 三部电台之间的特征分界比较明显。

表 1 不同跳频电台信号盒维数和信息维数的均值和方差

Tab. 1 The mean and variance of the box and information dimension of the different FH radio

	电台 1	电台 2	电台 3
盒维数	(1.5101, 2.7409e-04)	(1.6391, 2.5378e-04)	(1.7320, 9.0005e-04)
信息维数	(0.4684, 2.2032e-03)	(0.6486, 1.4629e-03)	(0.7749, 1.7115e-03)

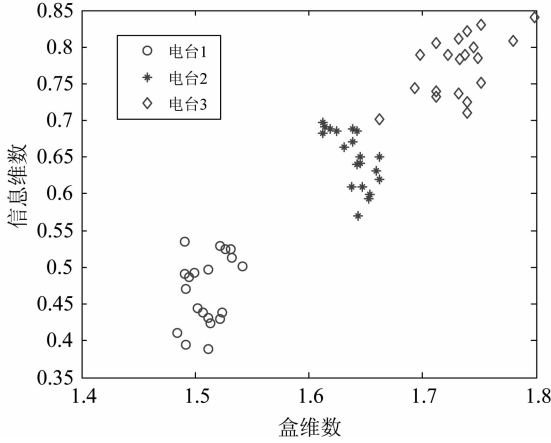


图 5 三个电台瞬时特征分布图

Fig. 5 Instantaneous characteristics distribution of the three radio

3.2 分类器的选择及模型

通过前面章节中所论述的方法,已经将采集到的跳频信号的跳变瞬时细微特征变换为一个特征向量,下面将处理后所得的特征向量送入分类器进行识别。

本文采用构造型神经网络进行分类识别,该网络在对给定的具体的数据处理过程的同时,给出网络的结构和参数。该网络以覆盖算法为基础,经过一次非线性变换,构造出一个“球形领域”,将学习问题转化为求覆盖问题^[8],计算量小,适合大规模和多类别模式分类。因此,在许多领域得到广泛地应用。目前它成功实现了手写汉字识别,通信信号分类和识别,图像检索,计算机入侵行为检测,股票行情预测,无线电监测数据的挖掘等方面^[9]。

构造型神经网络分类器的主要思想是将样本集中各个点投影到更高一维的超球面上,形成不同覆盖的球形领域,在此基础上,采用覆盖算法得到每个“球形领域”的参数,进而构造神经网络,对需要识别的样本进行判别分类。下面研究其模型:

首先将提取的特征作为学习样本,设这个样本集为 $K = \{r^i = (X^i, y^i)\}$, 其中 $X^i = X_{i,j}, i = 1, 2, \dots, p, j = 1, 2, \dots, m, X_{i,j}$ 表示属于第 i 类第 j 个样本向量, p 表示学习样本的类别数, m 表示第 i 类样本的样本个数, y^i 表示其输出的类别标志。首先,把学习样本向量按公式

$T: D \rightarrow S_n: T(x) = (x, \sqrt{R^2 - |x|^2}) (R \geq \max \|x\| x \in D)$, 作一次非线性变换^[8], 投影到 1 个 n 维球面上, 即让学习样本集中的所有点构成 1 个半球面, 这个集合仍然用 K 表示。然后, 根据这些点在球面上的位置进行分类和识别。

对于任一个学习样本 $X_{i,j}$, 给出它在超球面上同类样本中函数的定义:

$$D_{i,j} = \sum_{n=1}^m \exp \left[\frac{\|X_{i,j} - X_{i,n}\|^2}{(r_{i,j}/2)^2} \right],$$

$$r_{i,j} = \min [\|X_{i,j} - X_{k,n}\|]$$

其中: 正数 $r_{i,j}$ 为样本 $X_{i,j}$ 和异类样本之间的最小欧氏距离, 它定义了一个以 $X_{i,j}$ 为中心的区域。这样, 在半径 $r_{i,j}$ 以外的样本向量对集合 $D_{i,j}$ 几乎没有影响。

$$\text{令 } d_{i,j}^1 = \max \{ \langle X_{i,j}, X_{k,n} \rangle \}, d_{i,j}^2 = \min \{ \langle X_{i,j}, X_{k,n} \rangle \mid \langle X_{i,j}, X_{k,n} \rangle > d_{i,j}^1 \}$$

其中: $d_{i,j}^1$ 表示 $X_{i,j}$ 和异类样本内积的最大值, 即与异类样本间的最近距离; $d_{i,j}^2$ 表示 $X_{i,j}$ 和同类样本内积的最小值, 即与同类样本间的最远距离。它们均表示学习样本间的相似度。

下面给出构造型神经网络分类器的学习算法步骤:

算法 4:

- ① 根据公式计算出所有未被覆盖的样本数据点的 $D_{i,j}$, 求其最大值, 得到最大样本数据点 X' ;
- ② 分别计算出样本数据点 X' 处的 d^1 和 d^2 , 求得 $d = a \times d^1 + b \times d^2$, 其中, a 和 b 为参数, 且满足 $a + b = 1$;
- ③ 以样本点 X' 作为法向量 W , d 作为阈值 θ 作超平面: $W * X - \theta = 0$, 与空间球面相交;
- ④ 求出满足 $W * X - \theta > 0$ 的样本点, 然后在学习样本中去除, 同时对该“球形领域”的优先级别进行设置, 原则是越先得到的“球形领域”对应的优先级别越高, 越后得到的“球形领域”对应的优先级别越低; 返回至步骤①继续重复执行, 直到所有的学习样本都被去除。

3.3 电台个体识别实验与结果分析

表 2 给出了在 SNR = 20dB 时, 在随机抽取不同电台的 300 个跳频信号的跳变时刻信号样本后, 采用基

于构造型神经网络的分类方法对这些信号样本进行分类后的识别结果。同时,实验把本文的细微特征识别方法与经典的模板匹配法的识别率进行了对比,从识别结果可以看出,本文方法比模板匹配法对跳频电台个体的分类识别率更高,这和前面的分析结果相一致。

表2 不同跳频电台产生的信号分类识别结果

Tab.2 Classification and recognition results of the different FH radio

电台号	电台1	电台2	电台3	平均识别率
细微特征识别	94.4	91.6	87.9	91.3
模板匹配法	89.6	86.2	82.2	86.0

4 结束语

本文针对跳频电台频率切换时存在的特有的瞬时包络信息,从实际跳频信号数据入手,精确提取信号包络特征后,再计算包络波形的盒维数和信息维数这两个细微特征量,采用构造型神经网络建立分类器模型对不同跳频电台个体进行分类识别,得到了比较理想的结果,验证了提出方法的效率。

参考文献

- [1] 陈慧贤,吴彦华等.分形在电台细微特征识别中的应用[J].数据采集与处理,2009,24(5):686-693.
Chen Hui-xian, Wu Yan-hua, et, al. Fractal Application to Station Fine Character Recognition [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24(5): 686-693. (in Chinese)
- [2] 张旻,钟子发等.通信电台个体识别技术研究[J].电子学报,2009,10:2125-2129.
Zhang Min, Zhong Zi-fa, et, al. Research on the Technique of Individual Communication Transmitter Identification [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 10: 2125-2129. (in Chinese)
- [3] 李文龙,梁涛,许金勇.跳频通信中的射频指纹识别技术[J].解放军理工大学学报,2009(10):1-5.
Li Wen-long, Liang Tao, Xu Jin-yong. Radio frequency fingerprinting in frequency hopping communication [J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2009(10): 1-5. (in Chinese)
- [4] Ureten O, Serinken N. Wireless Security Through RF Fingerprinting [J]. Can J Elect Comput Eng, 2007, 32(1): 27-33.
- [5] 刘春雷,贾金锁.基于瞬时相位的跳频信号检测方法[J].舰船电子对抗,2008,32(6):83-85.
Liu Chun-lei, Jia Jin-suo. Frequency-hopping Signal Detection Method Based on Instantaneous Phase [J]. Shipboard Electronic Counter Measure, 2008, 32(6): 83-85. (in Chinese)
- [6] 刘彬,戴桂平,林洪彬.一种改进的基于小波变换的包络提取算法研究[J].仪器仪表学报,2006,27(1):34-37.
Liu Bin, Dai Gui-ping, Lin Hong-bin. Study on an Improved Envelope Extraction Algorithm Based on Wavelet Transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(1): 34-37. (in Chinese)
- [7] 赵春晖,马爽,杨伟超.基于分形盒维数的频谱感知技术研究[J].电子与信息学报,2011,33(2):475-478.
Zhao Chun-hui, Ma Shuang, Yang Wei-chao. Spectrum Sensing in Cognitive Radios Based on Fractal Box Dimension [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(2): 475-478. (in Chinese)
- [8] 杨鑫福,吴福朝,罗阿理,赵永恒.基于覆盖算法的天体光谱自动分类,模式识别与人工智能,2006,19(3):368-374
Yang Xin-fu, Wu Fu-chao, Luo A-li, Zhao Yong-heng. Auto Classification of Space Spectrum Based on the Covering Algorithm. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006, 19(3): 368-374. (in Chinese)
- [9] 王伦文,张铃.构造型神经网络综述[J].模式识别与人工智能,2008,21(1):49-55.
Wang Lun-wen, Zhang Ling, A Review on the Constructive Neural Networks [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(1): 49-55. (in Chinese)

作者简介



顾晨辉(1986-),男,河南周口人,硕士研究生,研究方向为智能信息处理理论及应用。E-mail:haiguch@126.com



王伦文(1966-),男,安徽怀宁人,博士,副教授,硕士生导师,研究方向为计算智能、机器学习等。E-mail:wanglunwen@163.com