

文章编号: 1001- 2486(2008) 03- 0116- 06

# 一种基于交叉关联积分的功放无意调制识别方法<sup>\*</sup>

许丹, 柳征, 姜文利, 周宇

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 针对同频率连续波信号中的功放指纹分析问题, 提出一种基于相空间交叉关联积分的无意调制识别方法(CCF-UMI)。该方法通过对功放无意调制的机理分析和对重构矢量沿轨迹概率(PDT)的理论分析, 建立了相轨迹比较的基本理论依据和参数选择方法。采用多尺度交叉关联积分算法, 在重构相空间实现了对信号细微差别的灵敏比较。对任意波发生器两路通道实测数据的分类实验表明: 本方法识别率较高, 经合理选择参数, 在低信噪比下可获得比功率谱方法和相空间微分方法更好的分类性能。

**关键词:** 辐射源识别; 辐射源个体识别; 无意调制; 连续波信号识别; 相空间重构; 交叉关联积分  
中图分类号: TN95 文献标识码: A

## An Unintentional Modulation Identification Method of Power Amplifier Based on Cross-correlation Integral

XU Dan, LIU Zheng, JIANG Wen-li, ZHOU Yi-yu

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A Cross-correlation Integral based Unintentional Modulation Identification (CCF-UMI) method is proposed for Power Amplifier (PA) fingerprinting, assuming that the PA is excited by continuous signals of the same frequency. The model of the PA and the theory probability density along trajectory is presented. Then an algorithm is given, using multi-scale comparison to distinguish the two signals with tiny difference. The actual measurement experiment of the signal generator shows that the developed CCF-UMI method is better than the Power Spectral Density based method and the Phase Space Difference method in lower SNR.

**Key words:** emitter identification; specific emitter identification; unintentional modulation; phase space; cross-correlation integral

从实际观测信号中提取无意调制特征并用于识别辐射源, 可以从战场复杂电磁环境中获得同一型号的辐射源数目, 区分真实辐射源和假目标, 甚至识别出辐射源个体, 该技术也称为“特定辐射源识别”(Specific Emitter Identification, SEI)。相对于有意调制, 无意调制主要反映发射机的固有特性, 不包含人为附加的信息, 且难以人为改变, 因此在原理上利用无意调制比利用有意调制识别辐射源个体有更大的可靠性。无意调制很容易淹没在强信号和有意调制中, 造成特征提取困难, 传统的 SEI 技术通常选择无意调制集中的脉冲前后沿等瞬态部分进行特征提取。但雷达同样存在连续波体制, 该体制下辐射源在开机稳定以后就没有瞬态效应, 传统的瞬态分析方法难以适用。美国海军研究实验室的 T. L. Carroll 提出一种对连续波和脉冲信号中部稳态部分进行特征提取的 SEI 方法<sup>[2]</sup>, 该方法基于相空间重构, 比较相轨迹的微分统计量, 能有效提取由功放引起的非线性无意调制。但该方法要求的样本长度较长, 信噪比要求较高, 因此需要研究数据长度更短、信噪比要求更低、识别性能更好的特征提取算法。

本文在文献[2]的基础上, 提出了一种利用周期信号重构矢量沿相轨迹分布密度的改进识别算法。

### 1 基于相轨迹的功放输出信号分类原理

#### 1.1 功放的泰勒级数模型

功放是典型的非线性器件, 其非线性响应特性在宽带条件下可用 Volterra 级数表示, 在窄带信号条

\* 收稿日期: 2007- 10- 28

基金项目: 国家部委基金资助项目

作者简介: 许丹(1979-), 男, 博士生。

件下可用泰勒级数法表示。其中,Volterra 级数法主要用于放大器等效电路和元件参数已知情况,在输入输出信号可测的情况下,需要通过大量观测才能得到较精确的级数系数,应用受到限制。泰勒级数法将放大器看成一个非线性无记忆环节与一个线性系统级联构成,它在描述宽带以及强非线性特性时不如 Volterra 级数法准确,但在窄带弱信号激励下能用低阶的级数较好地表示功放的输入输出特性。功放的非线性无记忆环节用泰勒级数模型描述如下:

$$y(t) = \sum_{i=0}^L a_i s^i(t) \quad (1)$$

其中,  $s(t)$  为激励信号,  $L$  是模型阶数,  $a_i$  为模型系数。

由式(1)不难得出,当  $s(t)$  为周期信号时,  $y(t)$  也是周期的,并且  $y(t)$  的波形与放大器模型有关。这样,假设不同功放受同一信号形式的周期信号激励,其输出信号中将包含功放的个体分类信息。

## 1.2 相空间重构及分类方法

相空间分析是非线性动力学的基本方法之一,相空间重构是相空间分析的基础。常用的重构方式是延迟矢量法(嵌入相空间重构法),它的思想是:系统中任一个变量的演化都是与之相互作用的其他变量所决定的,因而这些相关变量的信息就隐含在任一个变量的演化过程中,通过把单变量时间序列嵌入到一个新的坐标系中所得到的状态轨迹保留了原相空间状态轨迹的最主要的特征。延迟矢量法的具体步骤如下:假定时间序列  $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$  是一个  $n$  维系统中的某一状态输出。给定整数  $m > 1$ ,  $\tau > 0$ ,可得到一个  $m$  维状态向量:  $Y_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}]$ , 其中,  $i = 1, 2, \dots, N_m$ ,  $N_m = N - (m-1)\tau$ ,  $\tau$  为重构的向量个数,  $m$  为嵌入维数,  $\tau$  为时间延迟参数。延迟矢量法的关键在于时间延迟参数和嵌入维数的选择, Takens 原理认为只要满足  $m > 2d + 1$  ( $d$  为系统的分形维数),则重构的相空间与系统的相空间微分同胚,即拓扑等价。

采用延迟矢量法对周期信号激励的功放输出信号进行分析,可以得到封闭的周期相轨迹。仿真产生的两个功放输出信号的功率谱和二维相轨迹图如图 1 所示。仿真采用泰勒级数模型,功率谱图显示了两个输出信号的频谱微小差异,而相轨迹图也显示出了两者的差异。

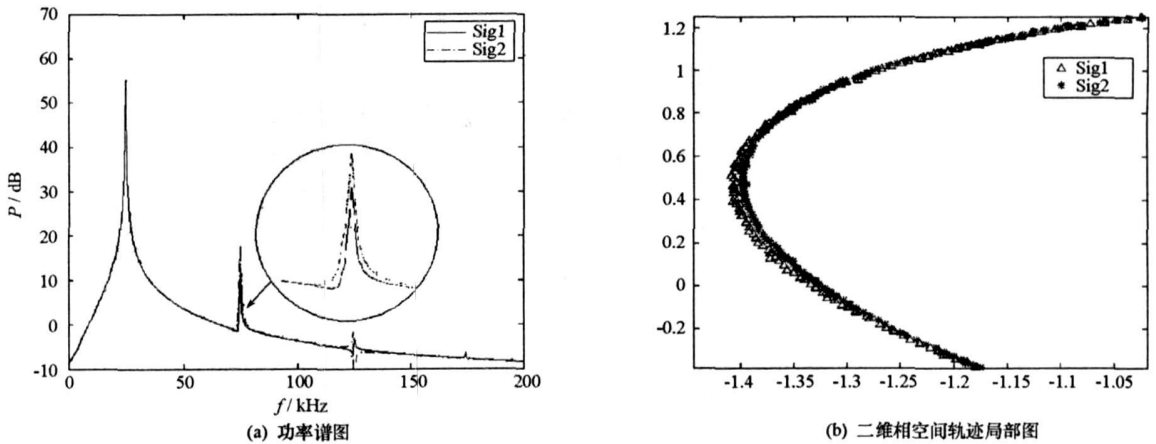


图 1 不同功率放大器输出信号的比较图(Sig1 为放大器 1 的输出信号, Sig2 为放大器 2 的输出信号)

Fig.1 The comparison of different PA's output signals (Sig.1 refer to the signal of the first PA, Sig.2 refers to the second PA's signal)

T. L. Carroll 的方法采用相空间微分实现相轨迹高灵敏度的比较,通过最近邻法选择与参考信号的微分矢量最近的微分矢量,用两微分矢量的差构成统计特征量<sup>[2]</sup>。该方法在噪声较小时,性能较好,但在信噪比较低时,最近邻法的截断效应将显著影响分类性能。这里采用另一种思路,用重构矢量概率密度分布进行分类<sup>[9]</sup>,有可能获得更好的分类性能,但首先需对重构矢量概率分布进行研究。

## 2 重构矢量概率密度分析

功放在周期状态下,相轨迹是条封闭的曲线,采用延迟重构获得的重构矢量将沿相轨迹分布。仿真

实验发现,实际得到的重构矢量分布特性受两方面因素的影响。

### 1. 重构矢量理论分布特性

重构矢量的相轨迹形状受延迟时间、嵌入维数参数的影响。采用极高的采样率并用多组重构参数仿真,统计重构矢量概率分布密度发现:相轨迹上曲率大的部分概率密度大,曲率小的部分概率密度小。分类试验也发现不同的重构参数的识别性能显著不同。

### 2. 采样引起的重构矢量散布

对信号的采样,间接的也是对相轨迹的采样,在某些采样率条件下,相轨迹的样点可能集中在若干小的区域,这时采样初始位置的随机性将严重影响分类性能。

综上需对重构矢量的概率密度分布特性进行预判,并对短数据集下的采样率进行设计,以实现更好的分类。直接分析高维随机变量的联合概率密度非常困难,因此本文采用分析沿轨迹概率密度(Probability Density along Trajectory, PDT)的思路。

## 2.1 周期信号重构矢量的理论 PDT

针对信号波形解析形式已知的周期信号(暂不考虑无意调制),给出时延参数与重构矢量沿轨迹分布密度的关系。

**定理 1** 连续可微周期信号理想采样下重构矢量沿轨迹分布密度。

连续可微函数  $c(t)$  的周期为  $T$ , 函数

$$Y(t) = [f_1(t), f_2(t), \dots, f_m(t)], \quad f_i(t) = c[t + (i-1)\tau], \quad i = 1, 2, \dots, m$$

为定义在  $m$  维空间的一条曲线,且  $f'_i(t)$  不同时为 0,  $s = \rho(t)$  为恒值矢量函数  $\varphi(X) = 1, X \in R^m$  沿曲线  $Y(t)$  从 0 到  $t$  的曲线积分。设  $\zeta$  为均匀分布的随机变量,  $\zeta \sim U(0, T)$ , 则  $Y(\zeta)$  沿曲线  $Y(t) (0 \leq t < T)$  的分布密度为

$$P_{\zeta}(s^*) = \begin{cases} |g'(s^*)|/T, & 0 \leq s^* \leq \rho(T) \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $t = g(s)$  为  $s = \rho(t)$  的连续反函数, 并且

$$|g'(s^*)| = |1/\rho'(t)| \Big|_{t=g(s^*)} = 1/\sqrt{f_1'^2(t) + f_2'^2(t) + \dots + f_m'^2(t)} \Big|_{t=g(s^*)} \quad (3)$$

特别的,当  $\rho'(t) = \text{const} (0 \leq t < T)$  时,重构矢量沿轨迹均匀分布。

上述定理中,  $\tau$  对应相空间重构的时延参数,定理中为连续变量,重构时为其离散化值。作为上述定理的特例,给出本文所研究的正弦信号(暂不考虑无意调制)重构矢量分布密度最均匀和分布密度峰值最大化的两个推论。

**推论 1**<sup>[12]</sup> 正弦信号重构矢量沿轨迹均匀分布的条件。

函数  $c(t) = \sin(\omega t)$  的周期为  $T = 2\pi/\omega$ , 定义函数

$$Y(t) = [f_1(t), f_2(t), \dots, f_m(t)], \quad f_i(t) = \sin(\omega t + \omega(i-1)\tau), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

其中  $m$  和  $\tau$  为常数,且  $\tau \neq k\pi/\omega, k \in \mathbf{Z}$ 。设  $\zeta$  为均匀分布的随机变量,  $\zeta \sim U(0, T)$ , 则  $Y(\zeta)$  沿曲线  $Y(t) (0 \leq t < T)$  等距离均匀分布的充要条件为

$$\sum_{k=1}^{m/2} \cos((2k-1)\omega\tau) = 0, \quad m \text{ 为偶数时} \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^{(m-1)/2} \cos((2k-1)\omega\tau) + \frac{1}{2} = 0, \quad m \text{ 为奇数时} \quad (5)$$

**推论 2** 正弦信号重构矢量沿轨迹分布密度峰值最大化的条件。

函数  $c(t) = \sin(\omega t)$  的周期为  $T = 2\pi/\omega$ , 定义函数

$$Y(t) = [f_1(t), f_2(t), \dots, f_m(t)], \quad f_i(t) = \sin(\omega t + \omega(i-1)\tau), \quad i = 1, 2, \dots, m$$

其中  $m$  和  $\tau$  为常数,且  $\tau \neq k\pi/\omega, k \in \mathbf{Z}$ , 设  $\zeta$  为均匀分布的随机变量,  $\zeta \sim U(0, T)$ , 则  $Y(\zeta)$  沿曲线  $Y(t) (0 \leq t < T)$  分布密度峰值最大化的条件为

$$\tau \rightarrow k\pi/\omega, \quad k \in \mathbf{Z} \quad (6)$$

以上定理和推论可在嵌入维数较高,或者信号形式较复杂时由波形函数得出不同相重构参数下的重构矢量分布特性。对仿真和实测数据的分类实验发现,重构矢量分布越不均匀,分类性能越好,因此本文的实验依据推论 2 选择分布密度峰值最大的时延参数。

### 2.2 重构矢量 PDT 连续化的采样率设计

周期信号经过采样,其重构矢量可能出现局部聚集,对基于概率分布的分类有不利影响,因此本文给出重构矢量连续化的采样率设计方法。首先定义周期信号的周期内相位:采样时刻被信号周期除的余数。

定理 2 周期信号周期内相位等间隔均匀采样定理。

对周期为  $T$  的信号进行采样间隔为  $T_s$  的采样,当  $T_s/T = m/n$  且  $m$  和  $n$  互质时,采样点在周期内的相位将满足取值间隔为  $T/n$  的均匀分布。

证明 由  $T_s/T = m/n$  得,  $nT_s = mT$ ,即经过  $n+1$  次采样,采样点的相位将等于初始相位,故只需证明在  $n$  次采样中,各采样点的相位不相同,并且相差  $T/n$  的整数倍。用反证法证明。

假设存在第  $k_1$  和第  $k_2$  个采样点,  $1 \leq k_1 < k_2 \leq n$ ,  $p_1 = \text{mod}(k_1 T_s, T)$ ,  $p_2 = \text{mod}(k_2 T_s, T)$  为其采样点的相位,满足

$$\text{mod}(p_1 - p_2, T/n) \neq 0 \quad \text{或} \quad p_1 - p_2 = 0$$

令  $T_s/m = T/n = T^*$ , 则有

$$\begin{aligned} p_1 - p_2 &= \text{mod}((k_1 - k_2) T_s, T) \\ &= \text{mod}((k_1 - k_2) m T^*, n T^*) \\ &= \text{mod}((k_1 - k_2) m, n) T^* \end{aligned} \quad (7)$$

$\text{mod}((k_1 - k_2) m, n)$  为整数,故  $\text{mod}(p_1 - p_2, T^*) = 0$  与  $\text{mod}(p_1 - p_2, T/n) = \text{mod}(p_1 - p_2, T^*) \neq 0$  矛盾。又由  $1 \leq k_1 < k_2 \leq n$ , 且  $m$  和  $n$  互质,得

$$\text{mod}((k_1 - k_2) m, n) \neq 0$$

故  $p_1 - p_2 \neq 0$ , 与  $p_1 - p_2 = 0$  矛盾。 □

故假设不成立。原命题成立!

依据定理 2, 当周期信号样本的采样点数为  $N$ , 采样率满足上述互质关系, 并且  $n = N$  时, 这时采样点的周期内相位相差  $T/N$  的非零整数倍, 采样点的周期内相位分布最均匀, 不会出现相同的重构矢量。前文仿真所采用的准倍周期采样也正是基于类似的考虑。

### 3 CCF-UMI 方法

基于交叉关联积分的无意调制识别方法简称为 CCF-UMI 方法。交叉关联积分(Cross-correlation Integral) 法源于 1983 年 Grassberger 和 Procaccia 提出的从时间序列直接计算关联维数和关联积分的算法<sup>[4]</sup>, 它于 1994 年由 Kantz 提出。其算法基本思想是通过相空间重构获得重构矢量序列  $\{Y_i, i = 1, 2, \dots, N_m\}$ , 构造好向量以后, 任取一个参考点  $Y_{ref}$ , 计算其余点  $Y_{test}$  (测试点) 到它的距离, 凡是距离小于给定参数  $r$  的向量对, 称为关联向量对; 通过对关联向量对的计数统计, 获得不同轨迹到参考点的统计距离。交叉关联积分的定义如下<sup>[5]</sup>:

$$C_{rf, t}(r) = \frac{1}{N_{rf} N_t} \sum_{i=1}^{N_{rf}} \sum_{j=1}^{N_t} \Theta(\|Y_{i, rf} - Y_{j, t}\| - r) \quad (8)$$

式中,  $N_{rf}$  为参考点的个数,  $N_t$  为测试点的个数,  $Y_{i, rf}$  为第  $i$  个参考点,  $Y_{j, t}$  为第  $j$  个测试点,  $\Theta$  为阶跃函数。

交叉关联积分可比较不同信号的相轨迹, 由于不同半径  $r$  下的关联积分反映了信号在不同尺度上的关联性, 本文采用多个半径  $r$  下的关联积分作为分类特征。利用重构矢量 PDT 的分析结果, 得到完整的 CCF-UMI 算法如下:

(1) 对每个放大器采集一组连续波信号样本, 取其中一个为参考信号, 其他作为训练样本, 对所有采集的信号进行幅度归一化和带通滤波处理(因该方法对幅度的缓慢变化也很敏感, 所以需去除低频, 并去除若干倍主频以上的无用高频成分)。

(2) 计算信号的主频率分量(每个放大器输出的主频率相同), 根据定理 2 设计等间隔相位均匀采样的采样率, 对参考信号和训练样本进行重采样(也可按新的采样率重新采集信号)。

(3) 选择适当的嵌入维数, 根据嵌入维数和信号主频率分量, 依据定理 1 和推论 2, 选取重构矢量 PDF 峰值最大化的时延参数。

(4) 获得个体属性未知放大器输出的信号样本, 并进行幅度归一化和带通滤波处理, 作为测试样本。

(5) 采用延时嵌入的相空间重构算法对参考信号、训练样本和测试样本进行相空间重构, 得到一组嵌入的向量序列  $v_c^{rf}$ 、 $v_{i,c}^{train}$  和  $v_k^{test}$ , 下标  $c$  表示类别的序号,  $i$  表示该类的样本序号,  $k$  表示测试样本的序号, 上标表示向量的类型。

(6) 对每个参考信号的重构矢量序列  $v_c^{rf}$ , 执行步骤 (7) 和 (8)。

(7) 选择多个半径  $r$  值构成的尺度向量  $v_{scale}$ , 计算所有训练样本  $v_{i,c}^{train}$  与参考信号的  $v_{scale}$  尺度交叉关联积分, 构成训练样本的特征向量  $F_{i,c}^{train}$ , 计算所有测试样本  $v_k^{test}$  与参考信号的  $v_{scale}$  尺度交叉关联积分, 构成测试样本的特征向量  $F_k^{test}$ 。

(8) 将与参考样本同一类别的训练样本划为当前类别, 将不同类别的所有训练样本合为剩余类别, 采用分类器对训练特征向量和测试特征向量进行分类训练和识别, 判断测试样本是否属于当前类别, 对冲突的识别结果缩小识别范围, 重新训练和分类。

(9) 综合在不同参考信号下的识别结果, 得到待分析信号的无意调制的所属类别。

上述算法中, 假定信号有相同的主频率分量以及相同的信噪比。对于信噪比变化的情况需采用不同信噪比的数据分别训练和分类。

## 4 实测试验

下面利用任意波发生器实测数据来进行算法的性能分析, 并验证算法核心部分的有效性。识别器采用线性判别分类器(LDA)的 IDR-QR 算法<sup>[6-7]</sup>, 该算法对 LDA 的类间散布最大化类内散布最小化的准则作了近似, 由于避免了求大稀疏矩阵的奇异值分解和矩阵逆, 算法的数值稳定性显著提高, 并且对于大数据量的特征向量的训练和分类, 具有很高的处理效率。本 CCFUMI 算法的比较对象为两种信号分类方法: 一是基于功率谱的分类算法, 二是 T. L. Carroll 提出的相空间微分方法(Phase Space Difference)<sup>[2]</sup>, 两种方法都采用与上述同样的 LDA 分类器。

任意波发生器为 Tek 公司的 AWG520, 有一个晶振信号源和两路输出通道, 每个通道对信号源的信号进行独立放大。试验时两通道采用相同的设置, 产生 25kHz 的单频连续波信号, 信号峰峰值为 1V。用数字示波器对两个通道的信号分别进行采样, 采样率为 100MHz, 每次采集时长为 20μs。为了验证不同采样时段特征的稳定性, 两路通道交替采样, 并且在同一天上午采集 10 组、下午采集 10 组进行分类试验。将信号进行同样的数字滤波, 消除高频噪声的影响, 采样得到采样率  $f_s = 20f_0$  的高信噪比信号, 将数据分段, 每段长度 1000 个点, 通过加入白噪声比较三种方法的识别能力。

图 2 显示了在 45dB 信噪比下, 采样信号的功率谱, 可见幅度很小的谐波分量(奇数倍频处)。图 3 则显示了在不同信噪比下, 三种方法的识别率的变化曲线, 其中 CCFUMI 方法采用嵌入维数 4, 时延为 10, 尺度向量  $v_{scale} = 0.05 \ 0.05 \ 0.2$ 。由图 3 可见, 本文的 CCFUMI 方法在信噪比较小时, 展现了良好的性能, 在信噪比为 30dB 时, 识别率达到 80%, 该结果是单次识别的正确率, 进一步综合多个信号多次识别的结果, 能得到更高的识别率。

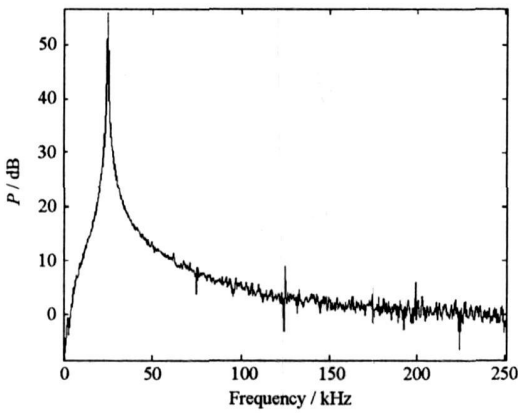


图2 实测信号样本功率谱图

Fig. 2 Power spectrum of the actual measurement signal

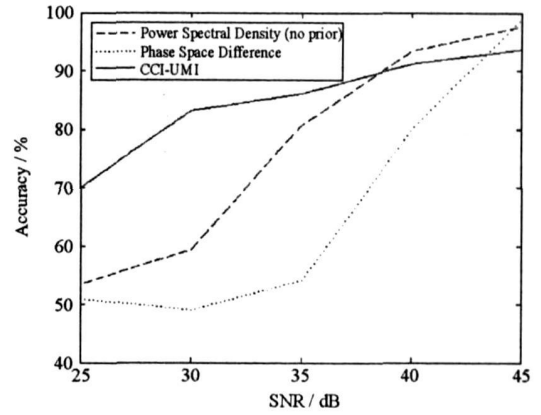


图3 实测信号识别率随信噪比变化曲线

Fig. 3 Classification accuracy vs SNR

## 5 结束语

本文研究了非线性动力学方法在单频连续波信号无意调制识别中的应用,通过比较信号的重构矢量分布来对功放进行分类。为提高分类性能,研究了采样率设计方法以及重构矢量 PDT 理论分析方法。在此基础上总结出基于交叉关联积分的无意调制识别(CCI-UMI)算法。仿真和实测数据处理显示了基于重构矢量进行重构参数选择的重要性,本 CCI-UMI 方法也显示出较好的分类性能。

本文的方法原理上不限于实验所采用的正弦激励信号,并且适用于功放模型阶数未知的情形,更多的信号、模型及适用条件将被进一步研究。

## 参考文献:

- [1] 郑新,等. 雷达发射机技术[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [2] Carroll T L. A Nonlinear Dynamics Method for Signal Identification[J]. Chaos 17, 023109- 1, 2007.
- [3] 《数学手册》编写组. 数学手册[M]. 北京:高等教育出版社,1979.
- [4] Grassberger P, Procaccia I. Measuring the Strangeness of Strange Attractors[J]. Physica D, 1983, 9: 189- 208.
- [5] Kantz H, Thomas S. Nonlinear Time Series Analysis[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1997.
- [6] Ye J, Li Q, Xiong H, et al. IDPQR: An Incremental Dimension Reduction Algorithm via QR Decomposition[C]//The Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), 2004.
- [7] Ye J, Li Q. LDA/QR: An Efficient and Effective Dimension Reduction Algorithm and Its Theoretical Foundation[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(4): 851- 854.
- [8] 靳伍银,徐健学. 基于关联积分的非线性降噪和故障诊断技术[J]. 西安交通大学学报,2003, 37: 1167- 1170.
- [9] Povinelli R J, Johnson M T, Lindgren A C. Statistical Models of Reconstructed Phase Spaces for Signal Classification[J]. IEEE Trans. Signal Processing, June, 2006, 54: 2178- 2186.
- [10] 许丹,柳征,姜文利,等. 窄带信号中的功放“指纹”提取:原理分析与 FM 广播实测实验[J]. 电子学报,2008, 36(5).
- [11] 许丹,姜文利,周一宇. 雷达功放正弦激励下的无意调制特征分析[J]. 系统工程与电子技术,2008, 30(3).
- [12] 许丹. 指纹机理及识别方法研究[D]. 长沙:国防科技大学,2008.