

文章编号:1004-9037(2013)03-0284-05

# 一种基于循环谱切片的通信辐射源识别方法

陈志伟 徐志军 王金明 徐玉龙 孔磊

(解放军理工大学通信工程学院,南京,210007)

**摘要:**提出一种基于循环谱切片的通信辐射源个体识别方法。通过计算信号的循环谱密度矩阵,将循环谱密度切片作为初始高维特征,再采用主成分分析方法对其进行降维处理得到指纹特征矢量,最后采取概率神经网络分类器实现辐射源的个体识别。通过对20部手持机的实验表明,使用该方法提取的特征矢量能够较好地反映信号的循环平稳特性,并且特征参数对噪声干扰不敏感,在较低信噪比条件下,系统仍具有较高的正确识别率,说明该方法确实能够较好地解决同型号、同批次、同工作参数通信辐射源的个体识别问题。

**关键词:**辐射源识别;循环谱;主成分分析;指纹特征

中图分类号:TN911.72

文献标志码:A

## Emitter Identification Method Based on Cyclic Spectrum Density Slice

Chen Zhiwei, Xu Zhijun, Wang Jinming, Xu Yulong, Kong Lei

(College of Communications Engineering, PLA University of Science & Technology, Nanjing, 210007, China)

**Abstract:** A method based on cyclic spectrum density slice for emitter identification is presented. The signal cyclic spectrum density matrix is calculated and its slice is used as the initial high-dimension feature. Then the principal component analysis method is used to descend the dimension and obtain the fingerprint feature vector. Finally, the emitter identification is realized by using the neural network classifier. The experimental results based on 20 interphones show that the feature vector extracted by the method can reflect the signal cyclostation characteristic and the feature parameter is insensitive to noise and interference. Under the condition of low signal-to-noise ratio (SNR), the system still has a high correct recognition rate. It shows that the method can deal with the individual identification of emitters with same model and same batch.

**Key words:** emitter identification; cyclic spectrum; principal component analysis; fingerprint feature

## 引 言

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<sup>[1]</sup>。通信辐射源由于元器件性能、生产工艺以及安装调试、工作历程等方面的随机离散性,必然使其辐射信号带有区别于其他同型号设备的个体细微特征。如果能从不同的辐射信号中提取出反映

设备个体特点的指纹特征,就可以利用它们将每个信号所对应的辐射源区分开来,从而实现辐射源个体的识别。通信辐射源个体识别在军事通信对抗、民用无线电监测和无线电安全通信等领域都具有十分重要的意义<sup>[2]</sup>。

辐射源个体识别的关键是提取能够充分代表辐射源个体的具有高稳定度及个体唯一性的指纹特征,并且指纹特征必须具备可检测性<sup>[2]</sup>。目前,辐射源个体的指纹特征提取主要从时域、频域、时频域和高阶谱等多个角度。循环谱分析是近年来调制方式

识别中应用得较多的一种方法。循环谱相关函数用于描述循环平稳信号的特性时,是功率谱密度函数的推广,但又优于功率密度函数,特别是其对噪声的不敏感特性,使得它可以在信噪比较低的情况下实现微弱信号的特征提取<sup>[3-4]</sup>。本文根据循环谱的特点,提出了基于循环谱切片的通信辐射源识别方法,并且通过对同型号、同批次、同工作参数手持机的识别实验表明,该方法在较低信噪比条件下依然具有较好的识别率,验证了方法的有效性。

## 1 循环谱指纹特征提取

### 1.1 循环自相关函数与循环谱密度函数

设循环平稳信号  $x(t)$ , 则其自相关函数为

$$R_x(t, \tau) = R_x(t + \tau/2, t - \tau/2) = R_x(t + \tau/2 + nT_0, t - \tau/2 + nT_0) \quad (1)$$

式中:  $R_x(t, \tau)$  为周期函数,  $T_0$  为循环周期, 对其进行傅里叶级数展开, 可得其傅里叶系数为

$$R_x^\alpha(\tau) = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} R_x(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (2)$$

对过程  $x(t)$  以周期  $T_0$  进行采样, 由于满足遍历性, 用样本均值代替时间均值, 可得其自相关函数

$$R_x(t, \tau) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N x(t + \tau/2 + nT_0) \cdot x^*(t - \tau/2 + nT_0) \quad (3)$$

将式(3)代入式(2), 令  $T = (2N+1)T_0$ , 可得

$$R_x^\alpha(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} x(t + \tau/2) \cdot x^*(t - \tau/2) e^{-j2\pi\alpha t} dt \quad (4)$$

系数  $R_x^\alpha(\tau)$  表示频率为  $\alpha$  的自相关函数强度, 也称循环自相关函数或谱相关函数。通常把  $R_x^\alpha(\tau) \neq 0$  对应的频率  $\alpha$  称为信号的循环频率。由式(4)可知, 当  $\alpha=0$  时,  $R_x^0(\tau) = R_x(t, \tau)$  即为信号的自相关函数。

对信号  $x(t)$  的循环自相关函数  $R_x^\alpha$  进行傅里叶变换得

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (5)$$

$S_x^\alpha(f)$  称为信号  $x(t)$  的循环谱密度函数(cyclic spectrum density, CSD)。为求得  $S_x^\alpha(f)$ , 令

$$\begin{cases} u(t) = x(t) e^{-j\pi\alpha t} \\ v(t) = x(t) e^{j\pi\alpha t} \end{cases} \quad (6)$$

则式(4)可改写为

$$R_x^\alpha(\tau) = R_{u,v}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} u(t + \tau/2) \cdot$$

$$v^*(t - \tau/2) dt \quad (7)$$

式(7)表示循环自相关函数  $R_x^\alpha$  可视为  $u(t)$ ,  $v^*(-t)$  的卷积。故  $R_x^\alpha(\tau)$  的傅里叶变换  $S_x^\alpha(f)$  可用  $u(t)$  和  $v^*(-t)$  的傅里叶谱  $U(f)$  和  $V^*(f)$  的乘积表示。由式(6)可知,  $U(f) = X(f + \alpha/2)$ ,  $V(f) = X(f - \alpha/2)$ , 其中  $X(f)$  为信号  $x(t)$  的频谱。

实际应用中, 平均时间不可能无限长, 因此取有限时间长  $T$  来研究  $S_x^\alpha(f)$  的估计问题。对信号做以  $t$  为中心时刻,  $T$  为时间长度的短时傅里叶变换(即对  $x(t)$  加宽为  $T$  的矩形窗后作傅里叶变换), 可得

$$X_T(t, f) = \int_{t-T/2}^{t+T/2} x(u) e^{-j2\pi f u} du \quad (8)$$

由于  $U_T(t, f)$  和  $V_T(t, f)$  也是时间无限的, 因此其互相关谱也只能用有限窗宽(设为  $\Delta t$ ) 做平均处理。在考虑实际情况后, 信号  $x(t)$  的循环谱密度函数  $S_x^\alpha(f)$  可由式(9)近似表示

$$\begin{aligned} S_{x,T}^\alpha(f)_{\Delta t} &= \frac{1}{\Delta t} \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} \frac{1}{T} U_T(t, f) \cdot V_T^*(t, f) dt = \\ &= \frac{1}{\Delta t} \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} \frac{1}{\sqrt{T}} X_T(t, f + \alpha/2) \cdot \\ &= \frac{1}{\sqrt{T}} X_T^*(t, f - \alpha/2) dt \end{aligned} \quad (9)$$

### 1.2 循环谱特征提取方法

通信信号通常都是调制信号, 在调制过程中经常会将某些周期性引入到调制信号中, 比如码元速率、载频等, 从而使调制信号具有循环平稳特性。循环谱是循环平稳分析的常用手段, 它的定义域从频率扩展到了谱频率与循环频率的二维平面, 利用循环谱的差异可以对参数不同的信号进行分辨和识别。而且由于平稳噪声不具有循环平稳特性, 因此循环谱分析可以在很大程度上将信号与噪声区分开, 在信号分析中具有很大的优越性<sup>[5]</sup>。本文采用循环谱手段, 通过分析信号中的循环谱特征差异性, 从而达到辐射源个体识别的目的。循环谱特征的提取步骤如下:

(1) 对信号  $x(t)$  进行截短, 长度为  $\Delta t$ , 以采样周期  $T_s$  均匀采样得到  $N$  个样本离散序列  $x(n)$ , 有  $\Delta t = NT_s$ , 对  $x(n)$  作离散傅里叶变换得  $X(k)$ 。

(2) 用离散傅里叶变换近似连续傅里叶变换得  $X_{\Delta t}(f) \Big|_{f=kF_s} = T_s X_{\Delta t}(k)$ 。

(3) 设平滑间隔  $\Delta f = MF_s$ ,  $\alpha = 2mF_s$ , 则离散化后的循环谱密度估计  $S_{\Delta t}^\alpha(f)_{\Delta f} \approx T_s S_{\Delta t}^m(k)_{\Delta f}$ ,

$$S_{\Delta f}^m(k)_{\Delta f} = \frac{1}{MN} \sum_{i=-M/2}^{M/2} X_{\Delta f}(k+i+m) \cdot X_{\Delta f}^*(k+i-m)$$

(4) 取循环谱密度  $f=0$  时的  $\alpha$  截面谱(循环谱切片)作为初始高维特征,通过主成分分析法降维预处理,并将结果作为数据的最终特征向量。

## 2 主成分分析

如果简单地将循环谱切片作为辐射源识别的特征向量,由于其维数较高,必然会导致运算效率的降低。因此本文在提取循环谱切片作为初始特征后又采用主成分分析法对其进行了降维处理。主成分分析法(Principle component analysis, PCA)是模式识别等领域最为成熟的算法,也是实际数据处理中应用最为广泛的一种线性降维方法<sup>[6]</sup>。

PCA的基本思想是:将数量较多的原始相关变量转换成数量较少的不相关变量。通常是将原始变量进行线性加权组合成若干个不相关的综合变量,这些综合变量尽量地反映原始变量所包含的信息,然后选取其中贡献度最大的几个成分(即为主成分)进行分析,如此就能够在尽可能少损失原始信息的前提下,实现数据降维,提升运算效率。

假设原始数据集  $D_{ori}$  为  $s$  维,PCA 搜索到  $r(r>s)$  个最具代表性的正交向量。问题的求解引入了散布矩阵  $B$

$$B = \sum_i (X_i - \bar{X}) \cdot (X_i - \bar{X})^T \quad (10)$$

式中:  $X_i$  为第  $i$  个样本点,  $\bar{X}$  为样本点均值。由散布矩阵  $B$  可以获得一个  $s \times r$  的转换矩阵  $W_{s \times r}$ ,使得新的数据集  $D_{new} = W_{s \times r}^T \times D_{ori}$ 。经过变换,新的数据集维数为  $r$ ,比之前的维数  $s$  低,这样就达到了对数据空间进行维数约简的目的。

## 3 辐射源个体识别实验

### 3.1 系统组成

本次实验中,以 TGK890 手持机作为通信信号辐射源,采用神经网络分类器对辐射源进行识别。取 20 部手持机,对手持机信号进行采样。每个辐射源采集 100 个信号样本,总共得到 2 000 份信号样本。2 000 份样本分为两部分,其中的 1 200 份作为训练样本,800 份作为测试样本。在训练阶段,根据每份样本计算一个  $1\ 024 \times 1\ 024$  维的循环谱密度矩阵,将循环谱密度  $f=0$  的  $\alpha$  截面谱作为初始高维特征,通过主成分分析对高维特征进行降维处理得到特征向量,最后用特征向量对神经网络进行训练得到神经网络模型。在测试阶段,对测试样本进行特征提取,再将特征向量输入训练好的神经网络中进行个体识别和目标确认实验。整个辐射源个体识别流程图如图 1 所示。

图 2 为实验用的两部手持机样本的循环谱密度函数及其循环谱切片对比图。由图中可以看出,即使是两部同类型的手持机工作在相同条件下,其循环谱密度函数及其切片依然存在一些细微的特

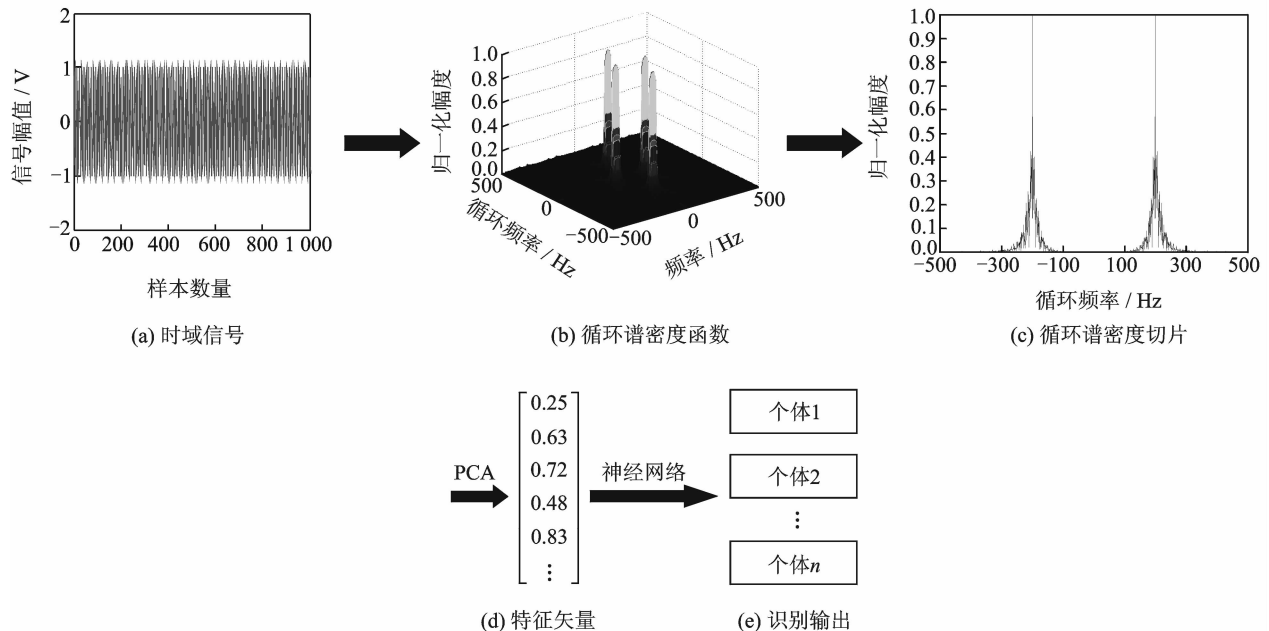


图 1 基于循环谱切片的辐射源识别流程图

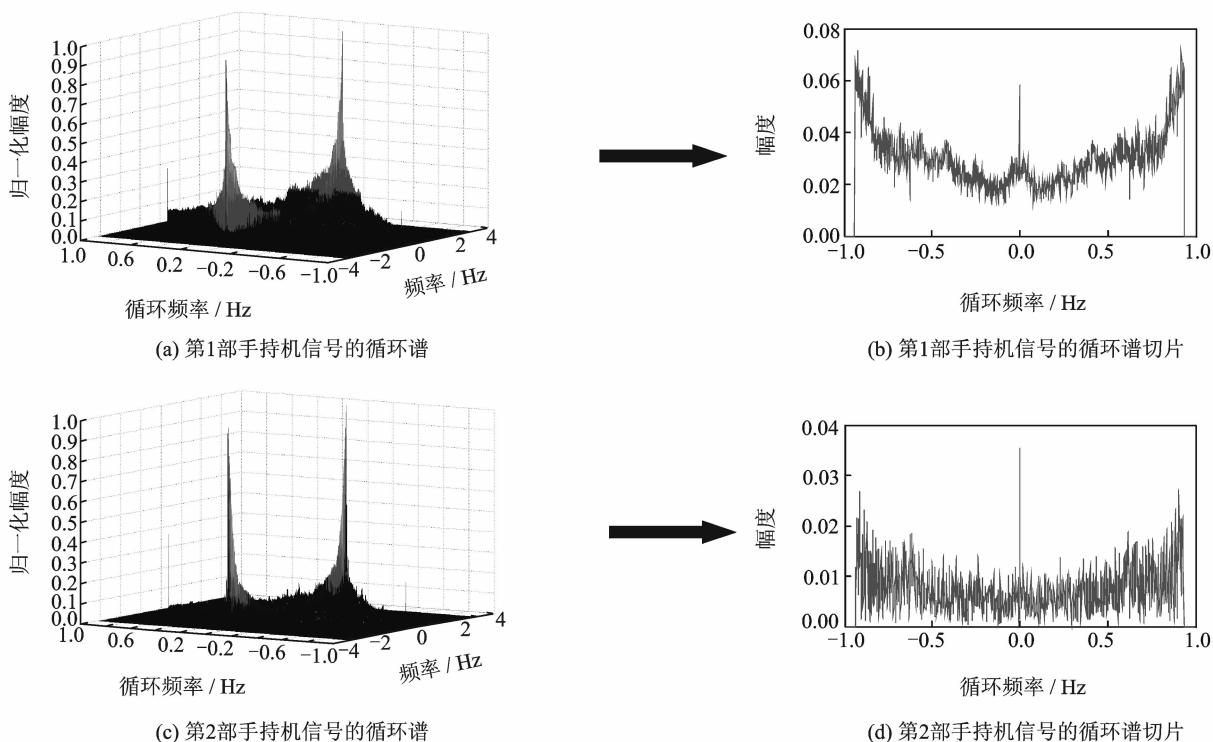


图 2 两部手机样本的循环谱密度函数及其循环谱切片对比图

征差异。

### 3.2 性能测试与分析

在 SNR=10 dB 的环境下,对所采集的 20 部手持机的样本进行测试,并传统矩形积分双谱<sup>[7]</sup>方法做比较,在不同测试样本数的情况下,识别效果如图 3 所示。

图 3 中,下三角线及五角线分别表示传统积分双谱与本文所提方法的识别效果。测试结果表明,本文提出的方法在辐射源识别效果方面明显优于传统矩形积分双谱。虽然正确识别率随着测试样

本数的增加而下降,但在 SNR=10 dB 的条件下,识别率依然达到了 90% 以上,特别是在测试样本数少于 100 时识别率达到了 100%。实验验证了本文所提方法在通信辐射源识别方面的有效性,并且具有较好的抗噪声性能。

### 4 结束语

本文提出一种基于循环谱切片的辐射源识别方法。采用神经网络识别分类器,对同型号、同批次、同工作参数的 20 部手持机进行测试,并与传统的矩形积分双谱方法进行对比。实验结果表明,该方法能够有效地提取通信信号中的循环平稳特征向量,从而实现对辐射源个体的有效识别。而且由于循环谱的特点,该特征对噪声干扰不敏感,在较低信噪比条件下仍具有良好的识别性能。下一步的工作,需要在本文所提方法的基础上,融合新的识别特征,优化特征提取算法,提高在更低信噪比条件下的识别率。

#### 参考文献:

[1] 陈慧贤,吴彦华,钟子发.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 Huixian, Wu Yanhua, Zhong Zifa. Fractal application to station fine character recongnition[J].

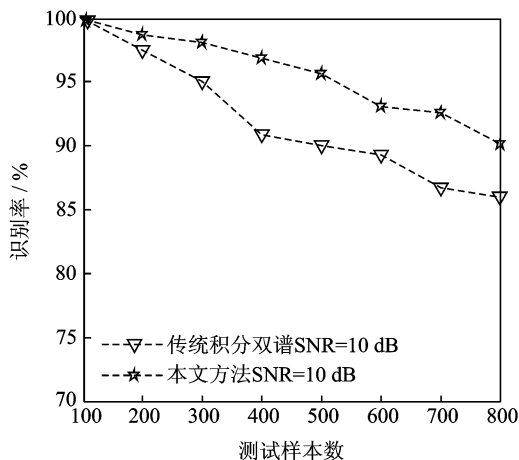


图 3 不同测试样本数条件下识别率比较

- Journal of Data Acquisition and Processing, 2009, 24(5):686-693.
- [2] 张旻, 钟子发, 王若冰. 通信电台个体识别技术研究[J]. 电子学报, 2009, 37(10):2125-2129.  
Zhang Min, Zhong Zifa, Wang Ruobing. Research on the technique of individual communication transmitter identification [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10):2125-2129.
- [3] 许丹. 辐射源指纹机理及识别方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.  
Xu Dan. Research on mechanism and methodology of specific emitter identification[D]. Changsha, China: National University of Defense Technology, 2008.
- [4] 徐书华. 基于信号指纹的通信辐射源个体识别技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.  
Xu Shuhua. On the identification technique of individual transmitter based on signalprints[D]. Wuhan, China: Huazhong University of Science and Technology, 2007.
- [5] 陈澍. 基于循环谱相关的调制方式识别的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2006.  
Chen Hui. Modulation recognition of communication signals using spectral correlation approach[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2006.
- [6] Jolliffe I T. Principal component analysis[M]. New York: Springer, 2000:150-165.
- [7] 徐书华, 黄本雄, 徐丽娜. 基于 SIB/PCA 的通信辐射源个体识别[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2008, 36(7):14-17.  
Xu Shuhua, Huang Benxiong, Xu Lina. Identification of individual radio transmitters using SIB/PCA[J]. Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2008, 36(7):14-17.

**作者简介:**陈志伟(1986-),男,硕士研究生,研究方向:电路与信号的分析与测试, E-mail: chen474853723@yahoo.cn; 徐志军(1963-),男,教授,研究方向:EDA技术与电子系统设计、智能仪器与测试技术等;王金明(1972-),男,副教授,研究方向:语音信号数字处理、EDA技术及应用等;徐玉龙(1988-),男,硕士,研究方向:测试计量技术及仪器;孔磊(1988-),男,硕士,研究方向:EDA技术与集成电路设计。

