

文章编号:1004-9037(2014)04-0631-05

## 基于小波熵的辐射源指纹特征提取方法

徐玉龙 王金明 徐志军 陈志伟 周 坤

(解放军理工大学通信工程学院, 南京, 210007)

**摘要:**在对辐射源信号进行小波分析的基础上,提出一种基于小波熵的辐射源指纹特征提取方法。首先计算辐射源信号的功率谱,对功率谱进行连续小波变换,提取不同尺度下小波系数的熵特征作为辐射源信号指纹特征。识别分类器采用概率神经网络,对20部手机进行识别实验,并与传统矩形积分双谱进行对比。实验结果表明,该方法能够把辐射源信号的时频特性信息通过小波系数的熵特征映射到特征向量中,从而实现对辐射源个体的有效识别,而且该特征参数对噪声干扰不敏感,在信噪比为20 dB时,系统识别率达到95%以上,在信噪比为5 dB时系统识别率仍优于80%,验证了所提方法的有效性。

**关键词:**辐射源识别;小波熵;指纹特征

中图分类号:TN911.72

文献标识码:A

## Fingerprint Feature Extraction Method for Emitters Based on Wavelet Entropy

*Xu Yulong, Wang Jinming, Xu Zhijun, Chen Zhiwei, Zhou Kun*

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

**Abstract:** Based on wavelet analysis of the emitters, a new fingerprint feature extraction method for emitter identification based on wavelet entropy is proposed. Firstly, the signal power spectra are calculated. Secondly, the wavelet coefficients are extracted by continue wavelet transform. Finally, the wavelet entropy is extracted as a feature vector. Using neural network classifier, the comparative experiments with traditional square integral bispectrum are carried out based on twenty interphones. The experimental results show that the method can achieve individual classification by transferring the signal time-frequency characteristics to the feature vectors through the entropy of the wavelet coefficients. Besides, the proposed method is insensitive to noise, and the system recognition rate is above 95% and more than 80% with SNRs of 20 dB and 5 dB, respectively.

**Key words:** emitter identification; wavelet entropy; fingerprint feature

## 引 言

由于在通信设备的制造过程中元器件性能、生产工艺及安装调试等方面的随机离散性,必然使该通信设备的发射信号带有区别于其他同型号设备的细微特征。如果能从不同设备的辐射信号中提取出反映该设备个体属性的指纹特征,就可以在截获的通信信号中快速地将每个信号对应的通信设备区分开来,实现对通信信号个体属性的分析识别。通信辐射源个体识别就是从通信信号中提取

指纹特征来识别不同通信辐射源个体,它在军事通信对抗、民用无线电监测和无线电安全通信等领域具有十分重要的意义<sup>[1]</sup>。

辐射源个体识别的关键是提取辐射源的指纹特征,作为指纹特征应能充分代表辐射源个体的特征,并具有可检测性和稳定性<sup>[2]</sup>。目前,辐射源信号特征提取的方法主要有双谱分析<sup>[3,4]</sup>、时频分析<sup>[5-7]</sup>等。小波分析属于时频分析的一种,是一种信号时间-尺度分析方法,它在时域和频域都具有良好的局部化性质和高分辨率分析的特点<sup>[8,9]</sup>。目前小波分析理论已成功应用到信号处理、图象处

理、模式识别等领域<sup>[10]</sup>。小波熵(Wavelet entropy, WE)是小波变换和信息熵的结合,在信号处理中,它既具有分辨率可变、无平稳性要求等优点,又具有信息熵对信号复杂程度的统计特性,可用于检测非平稳信号的局部特征<sup>[11,12]</sup>。本文利用小波熵的特点,将辐射源信号的功率谱在不同尺度下进行分解,然后在信息熵的基础上提出了一种辐射源信号特征提取的方法,采用概率神经网络分类器,通过对同型号、同批次、同工作参数手持机信号的特征提取和分类实验表明:该方法在较低信噪比下能够从信号中有效提取辐射源个体的指纹特征信息,对同类辐射源个体识别具有良好的正确识别率。

## 1 小波熵指纹特征提取方法

### 1.1 功率谱小波分析

设单音调制信号

$$m(t) = A_m \cos \omega_m t \quad (1)$$

式中  $A_m$  为恒定振幅;  $\omega_m$  为信号频率。

其单音调制 FM 信号的时域表达式为

$$s_{\text{FM}}(t) = A \cos(\omega_c t + m_f \sin \omega_m t) \quad (2)$$

式中:  $m_f$  为调频指数;  $A$  为载波的恒定振幅;  $\omega_c$  为载波角频率。

对  $s_{\text{FM}}(t)$  进行傅里叶变换得

$$S_{\text{FM}}(\omega) = \pi A \sum_{n=-\infty}^{\infty} J_n(m_f) [\delta(\omega + \omega_c + n\omega_m) + \delta(\omega - \omega_c - n\omega_m)] \quad (3)$$

式中  $J_n(m_f)$  为第一类  $n$  阶贝塞尔(Bessel)函数。

对数功率谱

$$P_{\text{FM}}(\omega) = 10 \lg |S_{\text{FM}}(\omega)|^2 \quad (4)$$

分析式(3)和式(4),调频信号的频谱由载波分量  $\omega_c$  和无数边频  $\omega_c \pm n\omega_m$  组成,这些边频谐波恰反映了调制信号的时频特性信息。对于非单音调制信号,其谱分析更加复杂,本文采用小波变换来分析辐射源信号的功率谱。

$P_{\text{FM}}(\omega)$  的连续小波变换(Continue wavelet transform, CWT)为  $P_{\text{FM}}(\omega)$  在小波基  $\psi_{a,\omega_0}(\omega)$  下的展开,其表达式为

$$WT_P(a, \omega_0) = [P_{\text{FM}}(\omega), \psi_{a,\omega_0}(\omega)] = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} P_{\text{FM}}(\omega) \psi^* \left( \frac{\omega - \omega_0}{a} \right) d\omega \quad (5)$$

式中:  $\psi^* \left( \frac{\omega - \omega_0}{a} \right)$  表示  $\psi \left( \frac{\omega - \omega_0}{a} \right)$  的共轭;

$WT_P(a, \omega)$  为小波变换系数;  $\psi_{a,\omega_0}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left( \frac{\omega - \omega_0}{a} \right)$  为小波基函数,尺度因子  $a > 0, a \in$

$\mathbf{R}$ , 平移因子  $\omega_0 \in \mathbf{R}$ 。

由于小波本身所具有的特点,将  $P_{\text{FM}}(\omega)$  投影到小波变换域后,调制信号的时频特性信息就转移到了小波系数中。

### 1.2 小波熵特征提取方法

熵是用来度量杂乱无章、不平衡、不确定等无序状态的参数。在信息学中,熵则表示信源的平均不确定度,辐射源信号可看作是有用信号(确定的)和噪声(随机的)的叠加,具有一定程度的不确定性,这种不确定性与事件发生的概率(SNR的大小)有关,与判断事件具有某种特性的程度有关,可用熵对其进行测量<sup>[13]</sup>。本文采用提取香农熵(Shannon entropy)特征值的方法,提取小波系数的香农熵特征作为辐射源的特征向量,从而将辐射源信号的时频特性信息通过小波系数的熵特征映射到特征向量中。小波熵特征的提取步骤如下:

(1) 预处理。由于接收机的接受带宽通常远大于辐射源信号的实际带宽,因此需要首先对辐射源信号进行低通滤波处理,然后再进行分帧。

(2) 计算每帧数据的离散功率谱  $X(k)$  ( $k = 1, 2, \dots, 2N$ ),由于功率谱的对称性,因此只需要考虑半边功率谱,即  $k = 1, 2, \dots, N$ 。

(3) 计算功率谱  $X(k)$  ( $k = 1, 2, \dots, N$ ) 的多尺度连续小波变换,获得  $M \times N$  的小波系数矩阵  $WT_X(i, j)$ ,其中  $M$  为小波变换尺度,  $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$ 。

(4) 计算小波系数  $WT_X(i, j)$  每一行的香农熵  $H(i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$ 。本文采用分段计算的形式提取香农熵:首先将功率谱的幅值尺度分为  $Q$  段,计算功率谱幅值落在每一段的概率  $P(q) = \frac{N_q}{N}$ ,其中  $N_q$  表示落在第  $q$  段的点数,  $1 \leq q \leq Q$

且  $\sum_{q=1}^Q P(q) = 1$ , 则第  $i$  行的香农熵  $H(i) = - \sum_{q=1}^Q P(q) \log_2 P(q)$ 。

(5) 合成小波熵特征  $\mathbf{V} = [H(1), H(2), \dots, H(M)]^T$  作为该帧数据的特征向量。

## 2 辐射源个体识别实验

### 2.1 系统组成

在实验室条件下,以 TGK890 手持机为实验对象,选用概率神经网络分类器对手持机进行识别

实验。其中对每个手持机采样 12 段数据, 从 12 段采样中选取 2 段组成训练集, 其余为测试集。系统框图如图 1 所示。

从图中能够看出, 辐射源个体识别分为训练和识别两个阶段。在训练阶段, 首先对所有训练样本数据进行预处理, 然后计算每个手持机训练样本帧的功率谱, 对功率谱进行小波变换、提取小波熵特征, 将所得数据存入数据库, 最后使用数据库中的特征向量对网络进行训练, 获得神经网络模型。在识别阶段, 将识别所用手持机信号样本进行预处理后提取小波熵特征, 把特征向量直接输入到训练好的神经网络当中, 对神经网络所得的输出向量按一定的识别策略做出判断, 即可得到相应的识别结果。

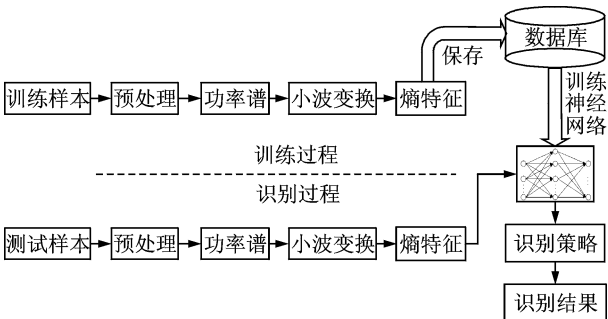


图 1 基于小波熵的辐射源识别系统

Fig. 1 Emitters identification system based on wavelet entropy

### 2.2 特征提取

按 1.2 节小波熵特征提取步骤提取手持机信号的特征向量, 首先对如图 2 所示手持机信号进行低通滤波处理, 然后进行分帧, 计算每帧信号的离散功率谱, 图 3 为从该段信号提取的 50 帧数据的单边功率谱; 对功率谱进行小波变换、提取小波熵特征, 图 4 为一帧数据单边功率谱小波变换系数 (小波变换尺度 1~20), 图 5 为 50 帧数据单边功率谱小波熵特征。在小波基的选取上, 由于 Haar 小波作为一种正交小波, 本身对一维离散信号有内在的差分性, 对瞬态信号有较强的检测能力, 而且该小波形式简单, 易于计算, 因此本文选用 Haar 小波。

### 2.3 最优小波变换尺度 $M$

由于小波变换是一种变分辨率的时频联合分析方法, 不同的变换尺度  $M$  对应着不同的时频分辨率, 本文中变换尺度  $M$  也对应着小波熵特征向量的维数, 因此不同的变换尺度  $M$  必然会对系统

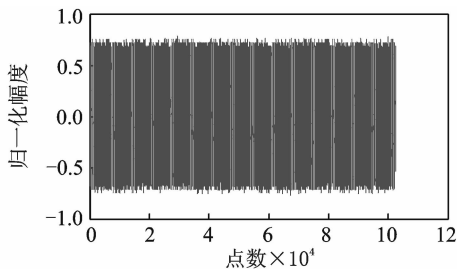


图 2 一段手持机信号时域波形

Fig. 2 Time-domain waveform of an interphone

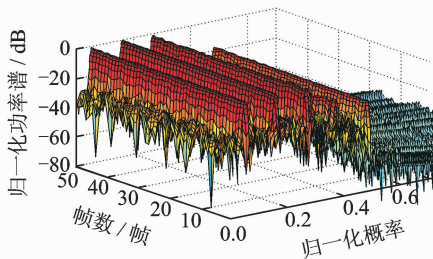


图 3 50 帧数据的单边功率谱

Fig. 3 Single power spectra of 50 frames data

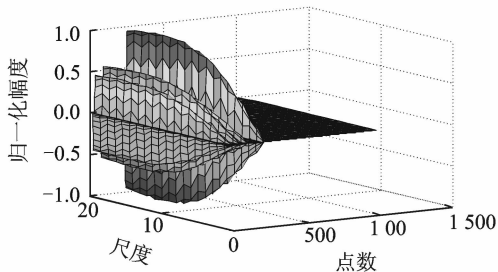


图 4 一帧数据单边功率谱小波变换系数

Fig. 4 Power spectrum wavelet coefficients of a frame data

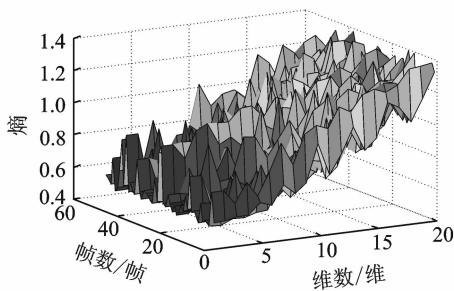


图 5 50 帧数据单边功率谱小波熵

Fig. 5 Single power spectra wavelet entropy of 50 frames data

的识别率造成一定的影响。如何确定最优的变换尺度  $M$  将直接决定系统的性能。本文通过反复实验来确定变换尺度  $M$ : 分别在信噪比 SNR = 10 dB, 20 dB 情况下, 选择不同的小波变换尺度对 20 部手持机进行测试, 尺度-识别率关系曲线如图 6 所示。

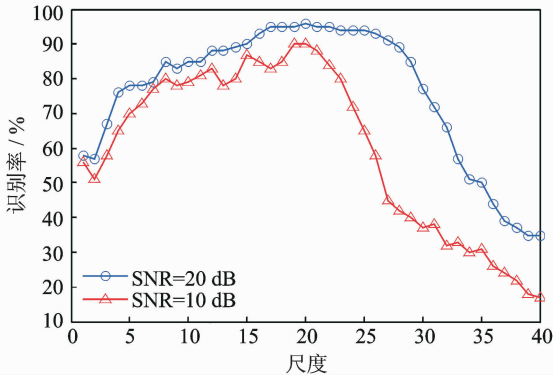


图 6 不同尺度下系统识别率比较

Fig. 6 Comparison of system recognition rate under different scales

从图 6 可以看出: 2 种信噪比情况下, 在小波变换尺度当  $M < 15$  时, 随着  $M$  的增加系统识别率均呈上升趋势, 当  $M > 25$  时, 随着  $M$  的增加系统识别率均迅速下降, 当  $15 \leq M \leq 25$  时, 系统性能较好。综合以上分析, 本文选取小波变换尺度  $M = 20$ 。

## 2.4 性能测试与分析

在  $M = 20$  的情况下, 在  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}, 10 \text{ dB}, 15 \text{ dB}, 20 \text{ dB}$  的情况下分别对系统进行测试, 以常用的矩形积分双谱 (Square integral bispectrum, SIB) 作为对比特征。识别结果如图 7 所示。

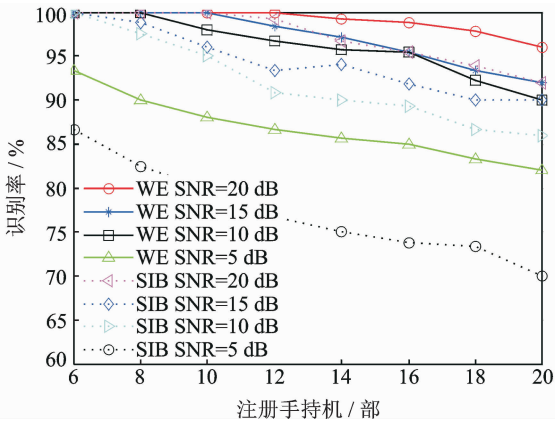


图 7 不同信噪比条件下识别率比较

Fig. 7 Comparison of system recognition rate with different SNRs

从图 7 可以看出: 正确识别率随着注册手机数目的增加呈下降趋势, 采用本文的方法, 识别性能明显优于传统的矩形积分双谱。采用本文的方法在  $\text{SNR} = 20 \text{ dB}$  时, 系统识别率达到 95% 以上, 特别是在注册手机数小于 12 时识别率达到

100%; 在  $\text{SNR} > 10 \text{ dB}$  时系统识别率仍优于 90%; 在  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时系统识别率仍优于 80%, 系统具有良好的抗噪声性能。

## 3 结束语

本文提出一种基于小波熵的辐射源指纹特征提取方法, 采用概率神经网络识别分类器, 对同型号同工作参数的 20 部手机进行测试, 并与传统的矩形积分双谱进行对比。实验结果表明: 该方法能够把辐射源的时频特性信息通过小波系数的熵特征映射到辐射源特征向量中, 从而对辐射源个体进行有效识别, 而且该特征对噪声干扰不敏感, 在低信噪比下仍具有良好的识别性能, 在精度上基本满足识别分类的要求, 识别性能优于传统的矩形积分双谱。

### 参考文献:

- [1] 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.
- [2] Kennedy I O, Scanlon P, Mullany F J, et al. Radio transmitter fingerprinting: a steady state frequency domain approach[C]// 68th IEEE Vehicular Technology Conference. Calgary, AB, Canada: IEEE, 2008: 1-5.
- [3] Pieniezny A, Kawalec A, Fornalik J. Pulse emitter identification by the use of higher order statistics[C]// 2010 IEEE Region 8 International Conference on Computational Technologies in Electrical and Electronics Engineering. Irkutsk Listvyanka, Russia: IEEE, 2010: 179-182.
- [4] 肖乐群, 张玉灵, 赵拥军. 基于对角积分双谱的雷达辐射源信号识别[J]. 信息工程大学学报, 2012, 13(1): 95-99.  
Xiao Lequn, Zhang Yuling, Zhao Yongjun. Radar emitter signal recognition based on diagonally integral bispectrum [J]. Journal of Information Engineering University, 2012, 13(1): 95-99.
- [5] Du Plessis M C, Olivier J C. Radar transmitter classification using a non-stationary signal classifier[C]// 2009 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Baoding, China: IEEE, 2009: 482-485.

- [6] Tan Xiaogang, Wei Ping, Li Liping. Improvement on polynomial Wigner-Ville distribution for detecting higher-order polynomial phase signal[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2009, 20(2): 234-240.
- [7] 邹兴文, 张葛祥, 李明, 等. 一种雷达辐射源信号分类新方法[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(4): 487-492.  
Zou Xingwen, Zhang Gexiang, Li Ming, et al. Novel method for classifying radar emitter signals[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2009, 24(4): 487-492.
- [8] 占军, 张倩, 满谦, 等. MATLAB 函数查询手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011: 343.  
Zhan Jun, Zhang Qian, Man Qian, et al. Matlab function manual[M]. Beijing: China Machine Press, 2011: 343.
- [9] Lunden J, Koivunen V. Automatic radar waveform recognition[J]. IEEE Journal of Selected Topic in Signal Processing, 2007, 1(1): 124-136.
- [10] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 1-2.  
Peng Yuhua. Wavelet transform and engineering applications [M]. Beijing: Science Press, 2007: 1-2.
- [11] 邓艾东, 赵力, 包永强, 等. 噪声环境下基于小波熵的声发射识别[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2009, 39(6): 1151-1155.  
Deng Aidong, Zhao Li, Bao Yongqiang, et al. Recognition of acoustic emission based on wavelet entropy in noisy condition[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2009, 39(6): 1151-1155.
- [12] Hasan A A, Joseph S P, Wendy C Z, et al. Wavelet entropy for subband segmentation of EEG during injury and recover[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2003, 31(6): 653-658.
- [13] 张葛祥, 胡来招, 金炜东. 基于熵特征的雷达辐射源信号识别[J]. 电波科学学报, 2005, 20(4): 440-445.  
Zhang Gexiang, Hu Laizhao, Jin Weidong. Radar emitter signal recognition based on entropy features [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2005, 20(4): 440-445.

**作者简介:**徐玉龙(1988-),男,硕士研究生,研究方向:数字信号处理、智能仪器与自动测试技术, E-mail: whuxuyulong\_88@126.com;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;徐志军(1963-),男,教授,研究方向:EDA 与 ASIC 设计,智能仪器与自动测试技术;陈志伟(1986-),男,硕士研究生,研究方向:EDA 技术与集成电路设计;周 坤(1985-),男,硕士研究生,研究方向:语音信号数字处理。