

# 基于 3D-Hilbert 能量谱和多尺度分形特征的通信辐射源个体识别

韩洁, 张涛, 王欢欢, 任东方

(解放军信息工程大学信息工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 针对通信辐射源的个体识别问题, 提出一种基于希尔伯特—黄变换 (HHT, Hilbert-Huang transform) 和多尺度分形特征的新方法。首先, 通过 HHT 得到时频能量谱, 将其视为三维空间中的复杂曲面, 即 3D-Hilbert 能量谱; 然后, 利用分形理论通过多尺度分块提取差分盒维数和多重分形维数二维特征组成特征向量; 最后, 采用支持向量机分类器结合二维特征向量实现通信辐射源的个体分类。分别利用仿真信号和调制方式相同的实际通信信号, 验证并对比了所提方法与另外 2 种方法在 2 类及 3 类目标情况下的识别性能。实验结果表明, 所提方法的识别率远高于其他 2 种方法, 能够克服低信噪比和少训练样本数量对识别性能的负面影响, 证明了所提特征的稳定性、充分性及可分性。

**关键词:** 特定辐射源识别; 3D-Hilbert 能量谱; 多尺度; 差分盒维数; 多重分形维数

**中图分类号:** TN975; TP911.7

**文献标识码:** A

## Communication emitter individual identification based on 3D-Hilbert energy spectrum and multi-scale fractal features

HAN Jie, ZHANG Tao, WANG Huan-huan, REN Dong-fang

(School of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** For communication emitter identification, a novel method based on Hilbert-Huang transform (HHT) and multi-scale fractal features was proposed. First, the time frequency energy spectrum was derived via HHT, which was called a complicated curved surface in the three-dimension space, namely, 3D-Hilbert energy spectrum. Then, the differential box dimension and the multi-fractal dimension was extracted to compose the feature vector under multi-scale segmentation using fractal theory. Finally, communication emitter individual identification was obtained using the two dimensions of features above and the support vector machine (SVM). Moreover, the novel method was compared with two existing methods to identify simulated and actual signals with different and the same modulation modes, respectively. Results show that the identification rate of the novel method is higher than that of the two other methods. The features extracted by the novel method have high stability, sufficiency, and identifiability, also outweigh the negative effects of the change of signal-to-noise ratio and the number of training samples and emitters.

**Key words:** specific emitter identification, 3D-Hilbert energy spectrum, multi-scale, differential box dimension, multi-fractal dimension

### 1 引言

特定辐射源识别 (SEI, specific emitter identification) 又称为辐射源指纹识别, 是通过分析从辐射源个体发出的信号中提取的细微特征, 自动识别辐射源个体身份的一种技术<sup>[1]</sup>。信号中体现辐射源

个体差异的细微特征也称为信号指纹, 随着现代信号处理技术的发展与进步, 辐射源指纹识别技术在军事情报侦察、电子对抗以及无线网络、无线电网管理、人工智能、设备故障诊断等军用和民用领域都得到了广泛的应用<sup>[2]</sup>。

辐射源指纹识别主要针对雷达辐射源和通信

收稿日期: 2016-10-25; 修回日期: 2017-03-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61572518)

**Foundation Item:** The National Natural Science Foundation of China (No.61572518)

辐射源。雷达发射机的发射功率大、工作频率高，与通信发射机相比指纹特征更加明显，也更容易被提取。同时，雷达信号具有一定的周期性和脉冲相似性，信号获取更加容易，在辐射源指纹识别时也不会受到调制信息的影响<sup>[3]</sup>。所以，与雷达辐射源识别相比，通信辐射源识别要求更高、难度更大。

按照信号随时间变化的方式可将表征通信辐射源个体的细微特征分成 2 类，即暂态信号特征和稳态信号特征。暂态信号指的是当辐射源开机和关机时，由于辐射源内部零件的复杂综合作用所产生的短暂不稳定状态，其中包含了可用于进行识别的射频指纹<sup>[4]</sup>。虽然暂态信号特征具有较好的可分性，但由于暂态信号持续时间较短，且容易受噪声及复杂或非理想信道环境的影响，不易分离，同时分离算法的准确程度不同，会对提取的特征造成负面影响，给识别带来困难<sup>[4-6]</sup>。

稳态信号指的是开机暂态信号结束和关机暂态起始之间的信号段。与暂态信号相比，稳态信号易于提取，但从中提取出能够体现辐射源个体特征的指纹信息一直是研究的重点与难点。对此，近些年学者们对稳态信号特征的提取展开了研究。现有的方法主要有高阶谱、分形维数和时频能量分布<sup>[7]</sup>。其中，时频能量分布应用较为广泛，传统的方法主要有短时傅里叶变换、Wigner-Ville 分布和 Choi-Williams 分布等<sup>[8-11]</sup>。这些方法无法解决时间分辨率和频率分辨率的矛盾，并且无法实现信号的自适应分解<sup>[12]</sup>。

1998 年，Huang 等<sup>[13]</sup>提出了一种适用于非线性、非平稳信号的自适应信号处理方法，称为希尔伯特—黄变换 (HHT, Hilbert-Huang transform)。HHT 不需要知道信号的任何先验信息，就可以得到比传统时频分析方法更精确的时频能量分布，可用于研究信号幅度随时间和频率的变化情况<sup>[14]</sup>。利用 HHT 得到的是能量在时间和频率上的离散分布，可用于提取信号能量在时间轴和频率轴上的分布特征。大部分现有文献关注的是时频能量的幅度特征，着重于提取时频能量谱的能量和、熵和高阶矩作为信号特征。文献[15]分别沿时间轴和频率轴提取了时频能量谱的 13 维特征组成特征向量用于手机辐射源的识别。但其提取的特征信息有所重复，信息量并非足够丰富，从而限制了其识别率的提高。文献[16]和文献[17]提取时频能量谱的能量熵、一阶矩和二阶矩作为特征研究了点对点和中继信道场景下的识别情况。但

其并未对时频能量谱进行分块研究，即其忽略了时频能量谱的不同部分的分布信息，从而会对其识别率有所影响。以上文献中的方法皆是 HHT 所得的时频能量谱视为可同时提供时间和空间信息的二维平面，并在固定尺度下提取指纹特征。

现有 SEI 方法虽然繁多，但大多是在样本数量充足、信噪比较高的条件下研究通信辐射源的识别问题，没有一种能够从稳态信号中提取出稳定性、可分性及有效性兼优的辐射源指纹，同时克服样本数量及信噪比的限制。鉴于以上研究现状及存在问题，本文提出一种新的基于 3D-Hilbert 能量谱和多尺度分形特征的 SEI 方法。针对通信辐射源的稳态信号，首先通过 HHT 自适应处理得到时频能量谱，为了同时兼顾并充分利用信号时间、空间和幅度的三维信息，将时间轴作为  $X$  轴，频率轴作为  $Y$  轴，能量值作为  $Z$  轴，从而将时频能量谱视为三维空间中的复杂曲面，即 3D-Hilbert 能量谱。该曲面的变化情况包含并显示了可用于识别辐射源身份的指纹信息。为了定量表示其分布规律，利用分形理论分析并提取其变化特征<sup>[18]</sup>。由于单一固定的分块尺度无法保证所提特征是稳定、充分且可分的，本文在多种分块尺度下分别提取表征 3D-Hilbert 能量谱变化规律的差分盒维数和多重分形维数，通过最小二乘拟合组成特征向量。最后针对仿真信号和实际通信信号，利用支持向量机 (SVM, support vector machine) 分类器验证了所提方法的识别性能。在 2 类及 3 类目标情况下分别将所提方法与文献[15]和文献[16]中的方法进行了对比。实验结果表明，所提方法受信噪比和训练样本数量的影响小，识别率和稳定度都远高于文献[15]和文献[16]中的方法，尤其在低信噪比和训练样本数量较小的情况下识别性能突出，克服了信噪比和训练样本数量对识别性能的影响，证明了所提特征的稳定性、充分性及可分性。

## 2 基于 3D-Hilbert 能量谱和多尺度分形特征的算法及流程

基于 3D-Hilbert 能量谱和多尺度分形特征算法流程如图 1 所示。

首先对信号进行 HHT，得到每段信号的 3D-Hilbert 能量谱。然后，将该能量谱视为三维空间中的复杂曲面，选择不同的尺度对该曲面进行分割，根据每种分割所得到的结果利用最小二乘线性

拟合算法提取反应 3D-Hilbert 能量谱分布特征的差分盒维数和多重分形维数组成特征向量。最后，将其送入分类器进行训练、识别和分类。

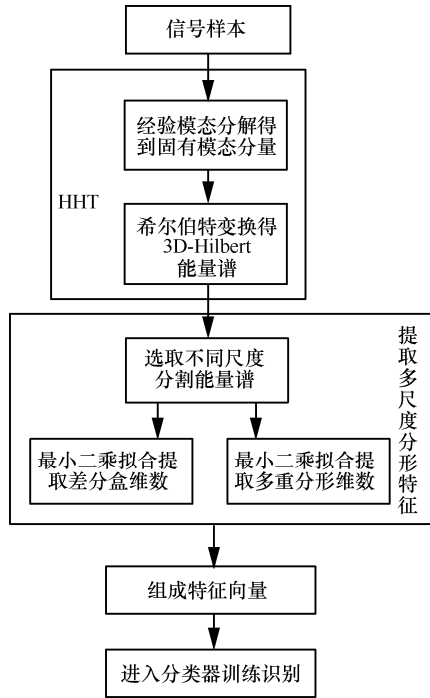


图 1 算法流程

### 2.1 3D-Hilbert 能量谱的计算

对通信辐射源信号进行 HHT，得到 3D-Hilbert 能量谱，HHT 主要包括 EMD 和希尔伯特变换这 2 个部分<sup>[13]</sup>。

EMD 可以自适应地将任何信号分解成无限个稳定的线性子信号，称为固有模态函数 (IMF, intrinsic mode function)，从而用这些 IMF 代替原信号<sup>[13]</sup>。IMF 必须满足以下 2 个条件。

- 1) 信号的极值个数与 0 交点个数相等或最多相差 1。
- 2) 在任意信号点上，上、下包络的数值和为 0。假设原始信号为  $x(t)$ ，则 EMD 的实现流程如下。

**步骤 1** 找出所有的局部极大值点和局部极小值点，利用 3 次样条差值分别连接所有的局部极大值点和局部极小值点，得到上、下包络。

**步骤 2** 计算上、下包络的均值，记为  $m_1(t)$ ，则原始信号与  $m_1(t)$  的差为

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (1)$$

**步骤 3** 若  $h_1(t)$  是 IMF 则停止运算，若不是则将其视为新的原始信号将步骤 1 和步骤 2 重复  $k$  次，

直到迭代结果  $h_{1k}(t)$  满足式(3)条件，是 IMF 为止。

$$h_{1k}(t) = h_{1(k-1)}(t) - m_{1k}(t) \quad (2)$$

$$\sum_{t=0}^T \frac{|h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t)|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)} < \varepsilon \quad (3)$$

其中， $T$  表示原始信号总长度， $\varepsilon$  表示门限值，其预设值一般为 0.2~0.3。

令  $c_1(t)$  为第 1 个 IMF

$$c_1(t) = h_{1k}(t) \quad (4)$$

则残余信号  $r_1(t)$  为

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (5)$$

**步骤 4** 将残余信号  $r_1(t)$  作为原始信号，重复步骤 1~步骤 3 得到余下所有的 IMF:  $c_2(t), \dots, c_n(t)$ 。

$$\begin{aligned} r_1(t) - c_2(t) &= r_2(t) \\ &\vdots \end{aligned} \quad (6)$$

$$r_{n-1}(t) - c_n(t) = r_n(t)$$

当残余信号  $r_n(t)$  小于某预设门限  $\xi$  或为单调函数时，其中不再包含任何波动，停止分解，则原始信号  $x(t)$  可表示为所有 IMF 与残余信号和的形式。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

对式(7)中的每一个 IMF 按照式(8)进行希尔伯特变换。

$$\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(t')}{t-t'} dt' \quad (8)$$

则  $c_i(t)$  和  $\hat{c}_i(t)$  组成的解析信号为

$$C_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\theta_i(t)} \quad (9)$$

其中，

$$\begin{cases} a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)} \\ \theta_i(t) = \arctan\left(\frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)}\right) \\ \omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} \end{cases} \quad (10)$$

其中， $a_i(t)$  表示瞬时幅度， $\theta_i(t)$  表示瞬时相位， $\omega_i(t)$  表示瞬时频率。

由此得希尔伯特能量谱为

$$H(\omega, t) = \text{Re} \left( \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \right) \quad (11)$$

根据式(11)计算出 2 类调制方式相同的实际通信信号的时频能量谱如图 2 所示。

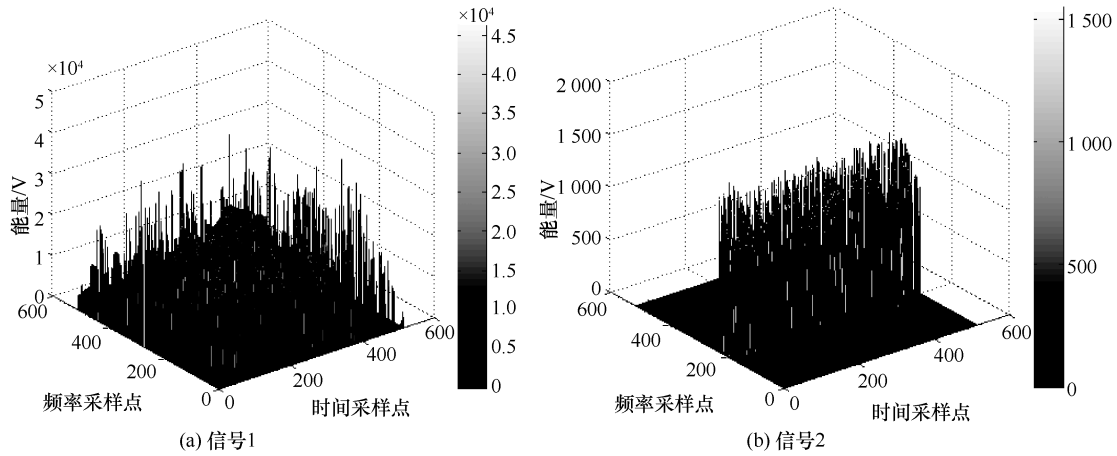


图 2 2 类实际通信信号的时频能量谱

由图 2 可以看出, 2 类信号虽然调制方式相同, 但由于来自于不同的辐射源, 携带不同的辐射源指纹信息。它们时频能量谱的平均能量大小及能量分布规律差异明显, 所以本文着力于研究信号时频能量谱的变化规律及分布特征, 寻求一种稳定高效的 SEI 方法。

### 2.2 多尺度分块特征提取

对于一些形态高度复杂或者不规则的物体, 利用传统的欧式几何无法有效地衡量它们的复杂程度<sup>[18,19]</sup>。对此, Mandelbrot<sup>[20]</sup>在 1975 年首先提出分形几何的概念, 使人们能够从全新的视角来理解和描述自然界的形态和现象。

在现有的 SEI 方法中, 分形维数得到了广泛的应用, 文献[21]利用方差分形维数提取暂态信号起点, 文献[22]提取瞬时相位的信息维数作为指纹特征, 文献[23]将分形缝隙作为短波突发信号的暂态特征实现信号识别。以上方法均是针对原信号幅度提取分形维数作为指纹特征。本文将 HHT 所得的 3D-Hilbert 能量谱视为三维空间中的复杂曲面, 通过设定不同的尺度提取其差分盒维数及多重分形维数组成特征向量。

#### 2.2.1 差分盒维数

采用 Sarkar 等<sup>[24]</sup>提出的一种计算图像差分盒维数的方法, 其基本思想是将图像视为三维空间中的曲面,  $X$  轴、 $Y$  轴表示平面位置,  $Z$  轴表示灰度值, 本文中 3D-Hilbert 能量谱的时间轴和频率轴视为平面位置, 能量值视为图像的灰度, 差分盒维数的计算步骤如下。

**步骤 1** 利用  $L \times L \times L'$  的立方体盒子将尺寸为  $N \times N$  的 3D-Hilbert 能量谱划分为若干  $L \times L$  的子

块, 其中,  $1 < L \leq \frac{N}{2}, L \in \mathbb{Z}^+, \left\lfloor \frac{G}{L'} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{N}{L} \right\rfloor$ ,  $G$  表示所有点能量的最大值,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整。3D-Hilbert 能量谱的  $X$  轴、 $Y$  轴平面被划分为若干  $L \times L$  的网格, 每个网格上是一列  $L \times L \times L'$  的立方体盒子。

**步骤 2** 设第  $(i, j)$  个网格内, 图像灰度的最大值和最小值分别第  $l$  个和第  $k$  个盒子中, 则覆盖第  $(i, j)$  个网格所需尺寸为  $L \times L \times L'$  的盒子数为

$$n_L(i, j) = l - k + 1 \quad (12)$$

**步骤 3** 以此类推, 计算出每个网格上的盒子数, 则覆盖整个 3D-Hilbert 能量谱所需尺寸为  $L$  的盒子数为

$$N_L = \sum_{i,j} n_L(i, j) \quad (13)$$

**步骤 4** 改变盒子的底面尺寸  $L$ , 重复步骤 1~步骤 3, 重新计算不同尺寸下的  $N_L$ , 利用最小二乘线性拟合, 根据式(14)计算差分盒维数。

$$FD = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg(N_L)}{\lg\left(\frac{1}{r}\right)} \quad (14)$$

其中,  $FD$  表示差分盒维数,  $r = \frac{L}{N}$ 。

#### 2.2.2 多重分形

单一的分形维数能够从整体显示图像的本质, 不同图像的分形维数可能很相似甚至完全相同<sup>[25,26]</sup>。为了研究 3D-Hilbert 能量谱的局部特征, 避免由于不同的时频谱具有相似的差分盒维数而造成的误判, 本文提取 3D-Hilbert 能量谱的多重分形维数作为第

二维特征。

多重分形体在自身的不同区域表现出不同的标度特性, 所以从局部出发可以研究其整体特征, 从而更加全面、有效地描述分形结构, 揭示其本质。文献[27]中给出了用于表示纹理特征的多重分形计算式, 文献[19]给出了简化式。

$$MD(q) = \frac{1}{q-1} \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\lg \sum_{i,j} \left( \frac{n_L(i,j)}{N_L} \right)^q}{\lg r}, q \neq 1 \quad (15)$$

其中,  $MD$  为多重分形,  $r = \frac{L}{N}$ ,  $q$  为参数, 随着  $q$  的增大  $MD$  逐渐减小, 实际中选择合适的  $q$  使  $MD$  的变化趋于稳定。

按照 2.2.1 节中的步骤 1~步骤 3 对 3D-Hilbert 能量谱进行分块, 计算出不同尺度  $L$  下覆盖其所需的盒子数  $N_L$ , 选择合适的参数  $q$ , 根据式(15)结合最小二乘线性拟合即可提取 3D-Hilbert 能量谱的多重分形特征。

将反映信号 3D-Hilbert 能量谱尺度及质量分布情况的差分盒维数、多重分形维数组成特征向量  $\mathbf{v}$ , 送入 SVM 分类器进行训练和识别。

$$\mathbf{v} = [FD, MD] \quad (16)$$

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验数据

##### 3.1.1 仿真信号

为了测试本文所提方法对于通信辐射源信号的普适性及识别性能, 首先针对仿真信号进行算法性能测试。仿真 3 类调制方式相同的辐射源发出的通信信号, 分别利用本文方法和文献[15]、文献[16]中的方法提取特征, 并利用 SVM 分类器进行训练和识别。

假设通信辐射源放大器的输入信号  $x_n$  为

$$x_n = s_n e^{j2\pi n \frac{f_c}{f_s}} \quad (17)$$

其中,  $s_n$  为基带已调信号, 这里采用 QPSK 调制方式,  $j = \sqrt{-1}$ 。  $n$  表示信号采样点数,  $f_c$  表示载频, 取  $f_c = 2 \text{ GHz}$ 。  $f_s$  表示采样频率, 取  $f_s = 10 \text{ GHz}$ 。

功率放大器是通信辐射源的最主要器件, 是典型的非线性系统, 其行为建模为最简单的模型, 认为功放的系统响应是无记忆的, 即某一时刻的输出和输入关系可以用一个简单的非线性函数来

描述。辐射源内部器件的特征主要来源于功率放大器的系统响应, 这些由功放系统响应所产生的特征作用在信号的 3D-Hilbert 时频能量谱上, 使其表现出各异的空间分布, 用分形理论来定量描述这些分布即可提取出功放的系统响应特征。采用泰勒多项式模型来描述功放的系统响应<sup>[28]</sup>, 即对非线性函数做泰勒展开, 则辐射源功率放大器的输出信号为

$$\phi(x_n) = \sum_{l=1}^L a_l x_n^l \quad (18)$$

其中,  $a_l$  表示泰勒多项式系数, 包含了通信辐射源的指纹特征,  $L$  表示泰勒阶数, 且  $L$  为奇数, 仿真中取  $L = 5$ 。

接收机的接收信号为

$$r_n = H\phi(x_n) + v_n \quad (19)$$

其中,  $H$  表示通信辐射源到接收机的信道衰落系数, 仿真中假设为高斯白噪声信道, 取  $H = 1$ 。  $v_n$  表示加性高斯白噪声,  $v_n \sim N(0, \sigma^2)$ ,  $\sigma^2$  表示噪声方差。

##### 3.1.2 实际信号

为了测试本文所提方法对于实际通信信号的有效性, 对调制方式相同的 3 类实际通信信号进行特征提取及分类识别。通过 HHT 计算出各自的 3D-Hilbert 能量谱再提取出差分盒维数和多重分形维数特征, 最后利用 SVM 分类器进行训练和识别, 经滤波降噪处理后的实验信号幅度如图 3 所示。

利用图 3 中调制方式相同的 3 类信号进行特征提取和分类实验, 每组实验分别对比本文算法与文献[15]、文献[16]中算法对前 2 类及 3 类信号的识别能力。估计出 3 类信号的信噪比分别为 4.49 dB、14.78 dB 和 14.19 dB。

#### 3.2 HHT 结果及分析

以实际信号的某段训练样本为例, EMD 所得 IMF 如图 4 所示。

图 4 中所示的 IMF 均由 EMD 重复过滤过程得到, 包括 7 个 IMF 和 1 个残余项。随着分解的进行, 信号的波动逐渐减小, 残余项单调递增。对这些 IMF 分别进行希尔伯特变换得到 3D-Hilbert 能量谱。

3 类实际信号 HHT 所得的 3D-Hilbert 能量谱如图 5 所示。

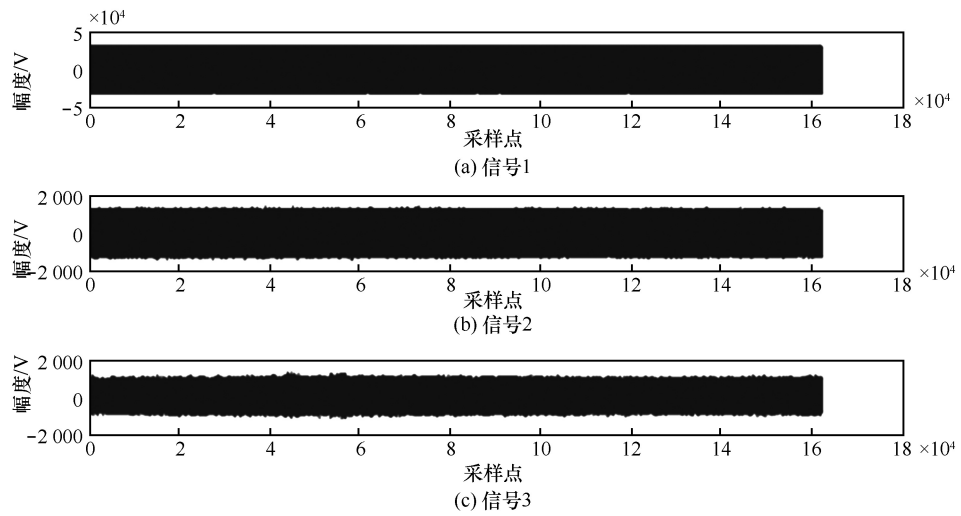


图 3 调制方式相同的 3 类信号幅度

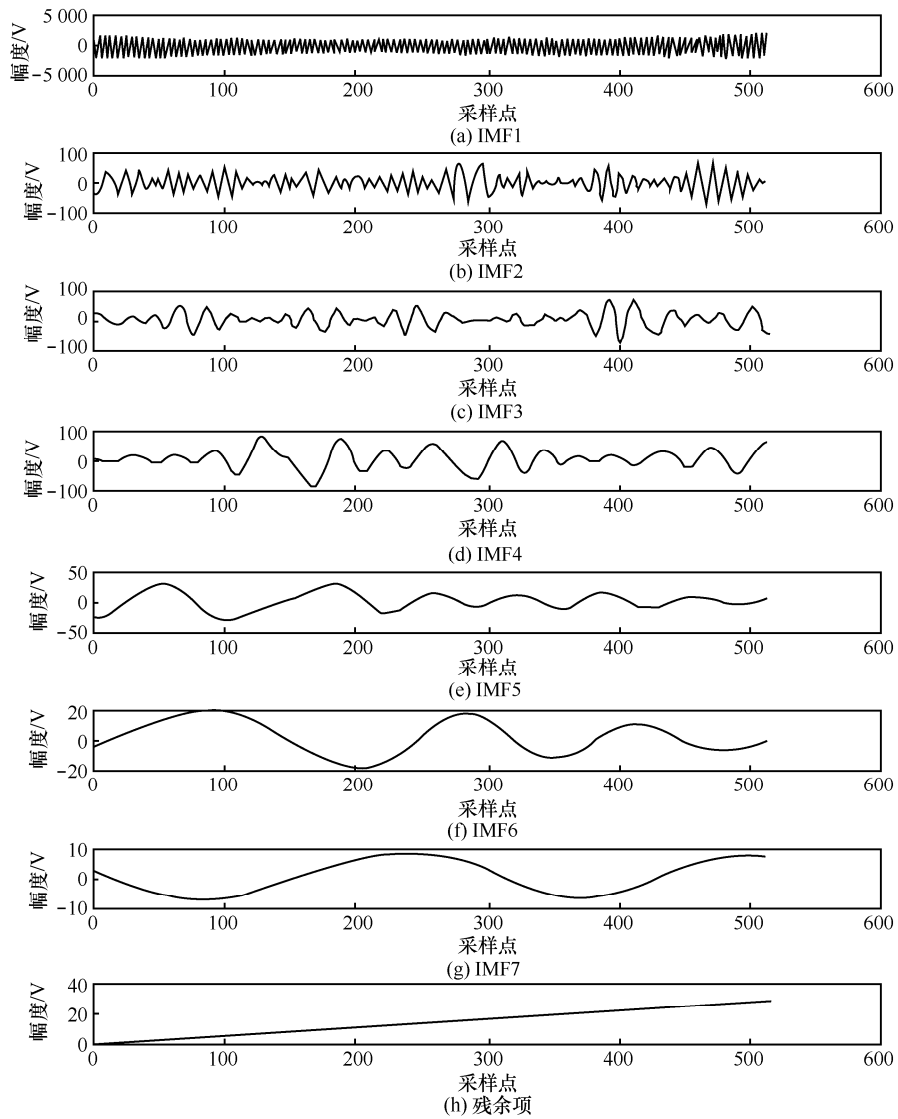


图 4 信号 1 某段信号经验模态分解结果

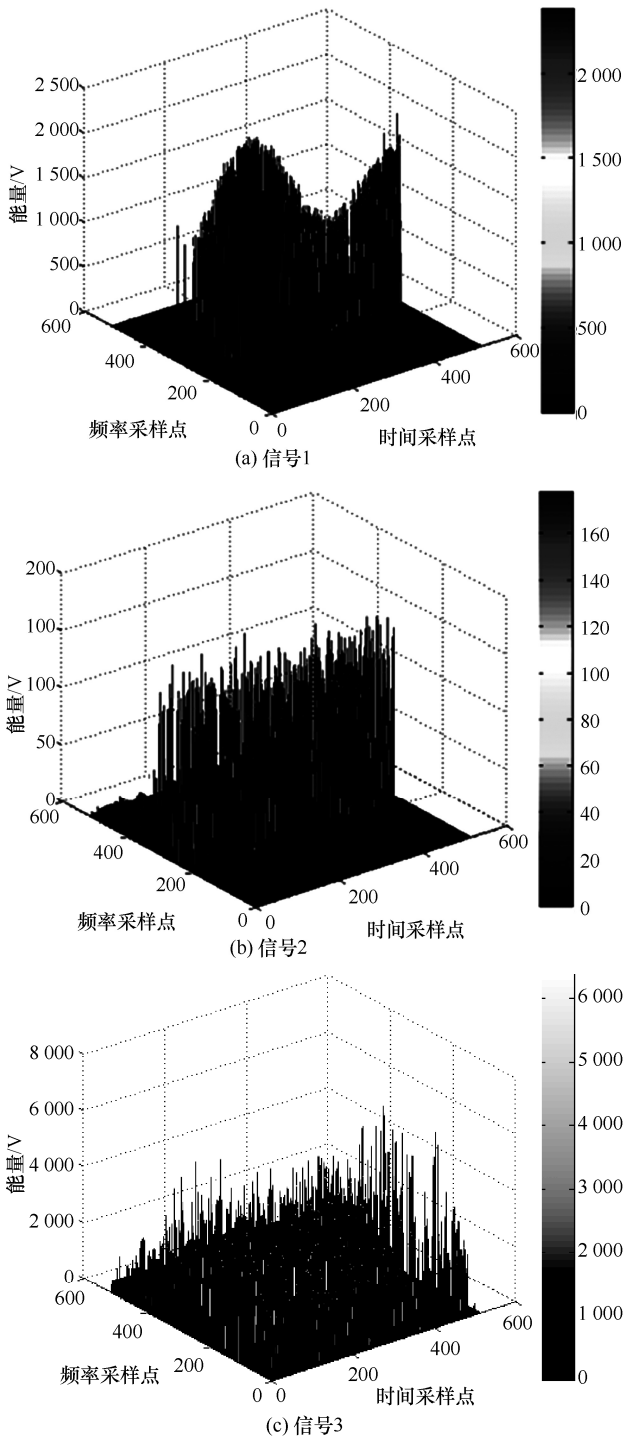


图 5 3 类实际信号的 3D-Hilbert 能量谱

从图 5 可以看出,信号 1 的能量分布较为集中,信号 2 和信号 3 则较为分散;信号 1 低频段能量分布较弱;信号 3 高频段能量分布较强;信号 2 和信号 3 的平均能量最强,信号 1 的平均能量最弱。由此得出结论,虽然 3 类信号的调制方式和载频相同,但来自不同的通信辐射源,其 3D-Hilbert 能量谱差异明显,可以通过研究其分布特征进行辐射源识别。

### 3.3 多尺度特征提取与分析

对 HHT 所得的 3D-Hilbert 能量谱进行分块,在选择分块尺度  $L$  时,若  $L$  值过大,则使计算过程中更多的图像边界没有得到利用,从而增加了图像边界计算的不确定性,这是特征提取的一项误差来源;若  $L$  值过小,则会增加计算的复杂度和运算时间<sup>[18]</sup>。综合考虑以上因素,选择尺度  $L$  分别为 4、8、10、12、16、20。

由式(15)可以看出,多重分形  $MD$  的数值会随着参数  $q$  的增大而减小,需要选择适当的参数  $q$  使  $MD$  的变化趋于稳定。以实际信号为例,其  $MD$  特征随  $q$  的变化如图 6 所示。

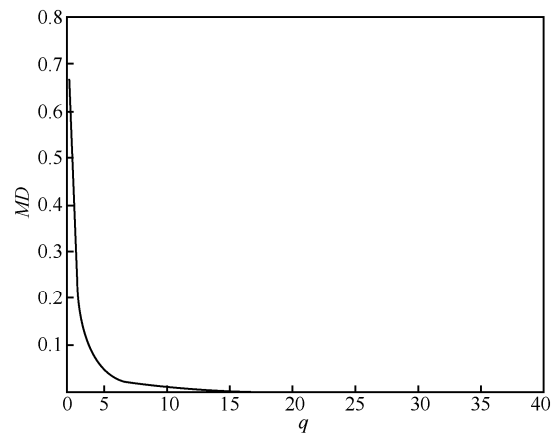


图 6  $MD$  随参数  $q$  的变化情况

由图 6 可以看出,当  $2 \leq q \leq 5$  时,  $MD$  随着  $q$  的增大而急剧减小;当  $5 \leq q \leq 15$  时,  $MD$  随  $q$  的减小趋于缓慢;当  $15 \leq q \leq 40$  时,随着  $q$  的增大  $MD$  的值只发生微小变化。经过实验观察,发现 3 类信号的  $MD$  特征在  $q = 15$  时均已趋于稳定,所以为保证特征的可比性,本次实验中 3 类信号均选择  $q = 15$ 。

### 3.4 识别率对比与分析

#### 3.4.1 仿真信号识别率对比分析

首先利用 3.1.1 节中介绍的仿真信号测试本文方法的识别性能,总共进行 50 次仿真实验,每次仿真 3 类调制方式相同的通信辐射源发出的信号,其表征指纹特征的辐射源功率放大器泰勒多项式系数分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_1 &= [1, 0.8, 0.9]^T \\ \mathbf{a}_2 &= [1, 0.01, 0.02]^T \\ \mathbf{a}_3 &= [1, 0.3, 0.4]^T \end{aligned} \quad (20)$$

针对每类信号,首先从头每次截取 512 个采样

点, 截取间隔 20 个采样点, 共截取 200 段作为训练样本, 然后在保证与训练样本不重复的情况下, 从信号末端每次截取 512 个采样点共截取 100 段作为测试样本, 间隔仍为 20 个采样点。通过改变信噪比, 将所提算法与文献[15,16]中的算法进行比较, 分析所提算法的抗噪声性能。50 次实验的平均识别率如表 1 和图 7 所示。

在表 1 和图 7 中, SNR 表示信噪比,  $K$  表示目标种类。观察数据和变化情况可以看出以下 2 点。

1) 当目标类别  $K=2$  时, 3 种算法的识别率均在 60% 以上, 且随着信噪比的增加逐渐提高。本文算法的识别率最高, 始终保持在 90% 以上, 信噪比为 30 dB 时可达 100%, 文献[15]算法的识别率最低, 文献[16]算法次之; 当目标类别  $K=3$  时, 3 种算法的识别率有所下降, 只有本文方法的识别率保持在 75% 以上。

2) 无论  $K=2$  还是  $K=3$ , 随着信噪比的变化, 本文方法的识别率变化最平缓, 说明本文方法受信噪比变化影响最小。尤其在低信噪比情况下, 本文方法的识别率比其他 2 种方法高出 30% 左右, 表现出突出的识别性能。

### 3.4.2 实际信号识别率对比分析

利用调制方式相同, 载频相同的信号进行特征提取与识别实验, 截取方法与仿真信号相同。比较在信噪比相同, 目标个数  $K$ 、训练样本数  $N$  不同的情况下, 本文所提方法与文献[15]方法和文献[16]方法的识别性能, 实验结果如表 2 和图 8 所示。

在表 2 和图 8 中,  $N$  表示训练样本数量,  $K$  表示目标类别数, 从观察数据可以看出以下 3 点。

1) 当目标类别  $K=2$  时, 本文方法和文献[16]方法的识别率可达 100%。文献[15]方法的识别率在 50%~77% 之间, 说明当训练样本数量小于 150 时, 该算法已无法识别出信号 1 和信号 2。

2) 当目标类别  $K=3$  时, 本文方法的识别率仍为 100%。文献[15]方法的识别率为 48%~74%, 下降了 2%~3%。文献[16]方法的识别率下降到 66%, 下降了 34%。

3) 随着训练样本数量的增加, 本文方法和文献[16]方法的识别率始终保持不变, 文献[15]方法的识别率逐渐上升。其原因主要是由于本文算法所提特征的聚集程度好, 稳定度高。具体来讲则是由于本文算法提取差分盒维数和多重分形维数作为特

表 1 仿真信号识别率随信噪比变化

方法	$K$	仿真信号识别率				
		SNR=10 dB	SNR=15 dB	SNR=20 dB	SNR=25 dB	SNR=30 dB
文献[15]方法	2	62%	65%	75%	82%	88%
文献[16]方法		65%	70%	81%	89%	92%
本文方法		92%	94%	96%	97%	100%
文献[15]方法	3	40%	46%	53%	60%	63%
文献[16]方法		45%	55%	61%	67%	70%
本文方法		75%	77%	81%	85%	87%

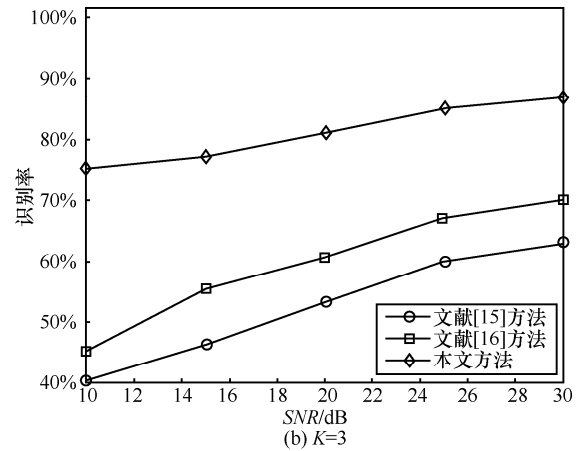
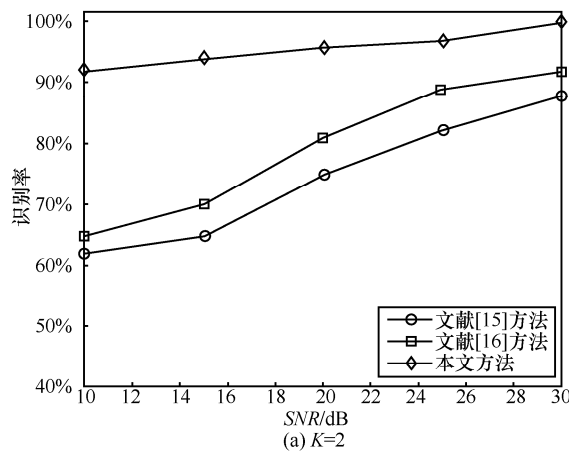


图 7 仿真信号的识别率变化

表 2 实际信号的识别率变化

方法	K	实际信号识别率					
		N=75	N=100	N=125	N=150	N=175	N=200
文献[15]方法	2	50%	52%	52%	54%	66%	77%
文献[16]方法		100%	100%	100%	100%	100%	100%
本文方法		100%	100%	100%	100%	100%	100%
文献[15]方法	3	48%	49%	49%	49%	55%	74%
文献[16]方法		66%	66%	66%	66%	66%	66%
本文方法		100%	100%	100%	100%	100%	100%

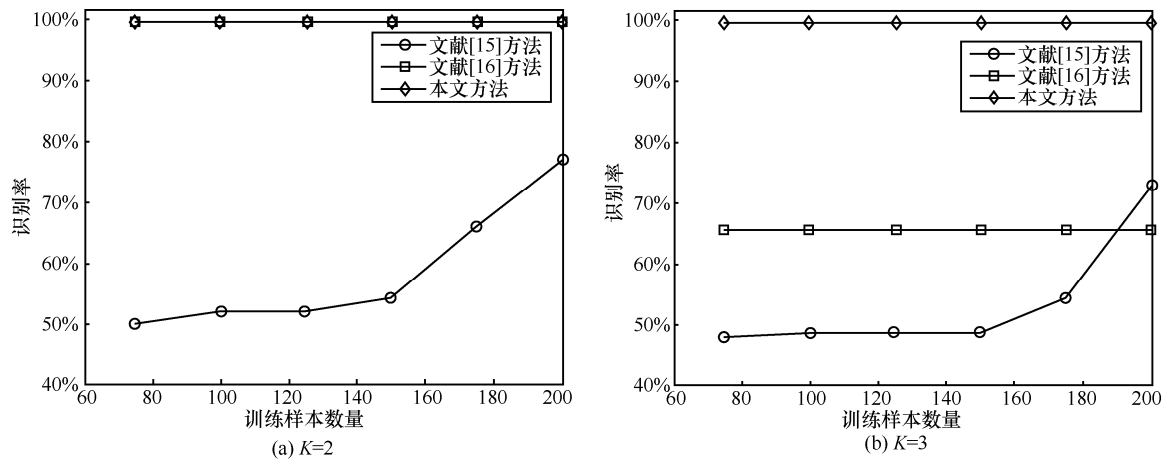


图 8 实际信号的识别率变化

征，定量描述能量谱变化情况的同时避免了由于不同的能量谱具有相似的差分盒维数而造成误判的问题；另外，由于单一固定的分块尺度无法保证所提特征是稳定、充分且可分的，所以本文在多种分块尺度下分别提取特征，从而保证了所提特征的聚集性及稳定度。其中，当  $K=3$  时，本文方法的识别率始终保持最高，当训练样本数量  $N < 200$  时，文献[15]方法的识别率低于文献[16]方法，当  $N \geq 200$  后，文献[15]方法的识别率开始高于文献[16]方法。说明本文方法所提特征不受训练样本数量的影响，稳定度高。

当  $K=3$ ，训练样本数量  $N=200$  时，利用文献[15]和文献[16]方法和本文方法提取的特征分布分别如图 9、图 10 和图 11 所示，由于文献[15]方法提取的特征较多，所以这里只画出了其中三维特征分布。

从图 9~图 11 可以看出，在图 9 中，信号 1 的三维特征分布分散；信号 2 和信号 3 的特征 1 和特征 2 虽然分布相对集中，但彼此重叠；3 类信号的特征 3 完全重叠，所以 3 类信号的识别率较低。在

图 10 中，信号 2 和信号 3 的特征 1 和特征 2 重叠较为严重，3 类信号的特征 3 完全重叠，符合表 2 中的结果，文献[16]方法在 3 类信号时识别率为 66%。在图 11 中，本文方法提取的二维特征分别呈现出明显的聚类现象，说明本文方法提取的特征具有较好的聚集性和较高的稳定度，这正是所提方法受训练样本数量影响小的原因，即使在训练样本数量较少的情况下，有限特征的高聚集性和稳定度保证了识别的正确性。

#### 4 结束语

本文提出了一种新的基于 3D-Hilbert 能量谱和多尺度分形特征的 SEI 方法。该方法在 HHT 基础上，通过多尺度分块提取 3D-Hilbert 能量谱的差分盒维数和多重分形维数这 2 种特征组成了特征向量。本文分别对仿真信号和实际通信信号，通过 SVM 分类器进行了特征训练分类和识别实验。分别针对  $K=2$  和  $K=3$  的情况，比较了所提算法与其他 2 种方法的识别性能。实验结果表明，无论目标类别为 2 还是 3，本文方法的识别率都

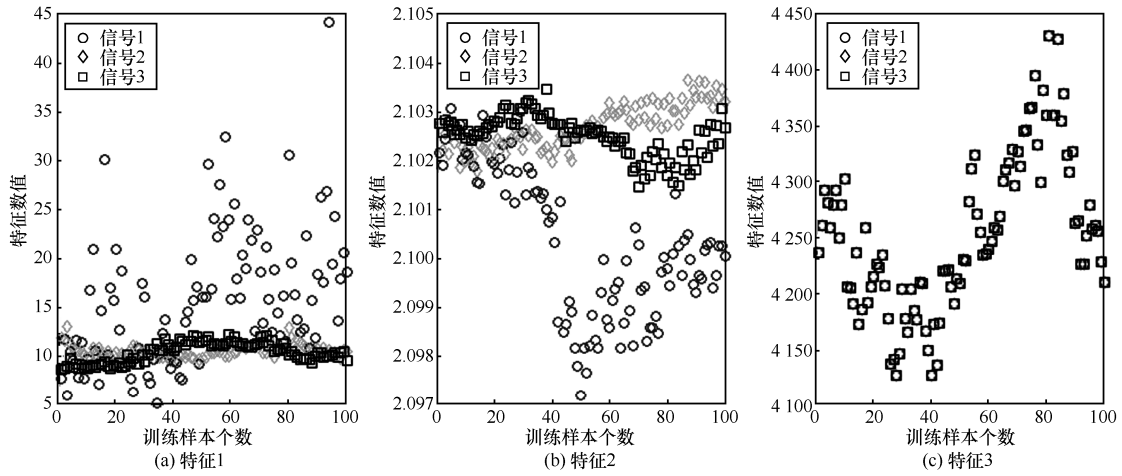


图 9 文献[15]方法信号特征分布

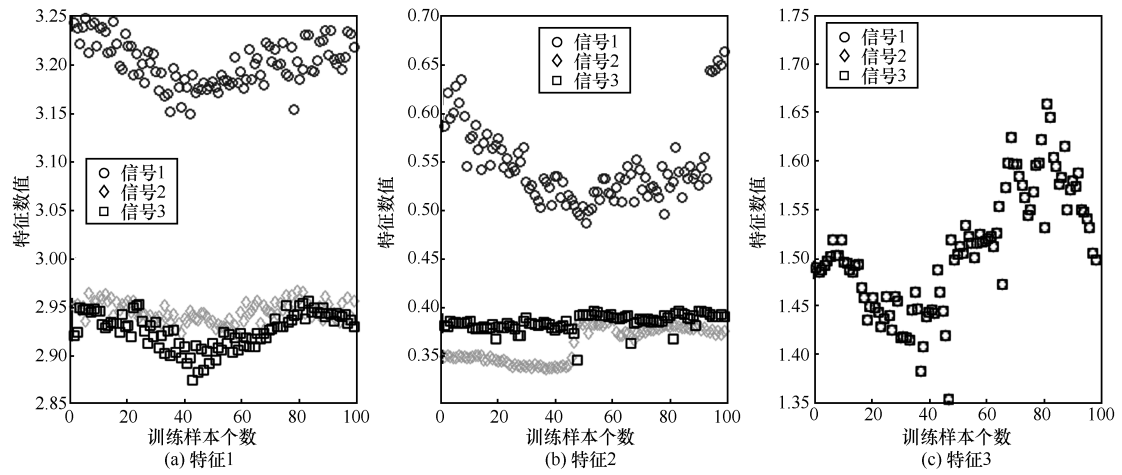


图 10 文献[16]方法信号特征分布

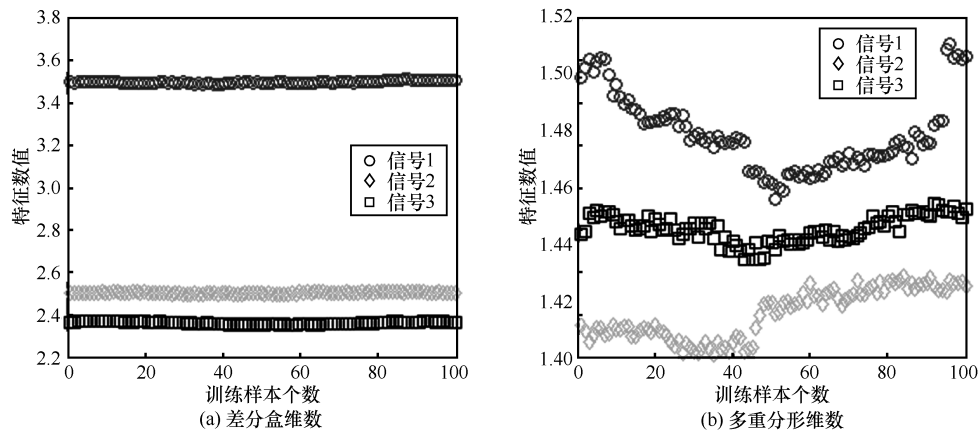


图 11 本文方法信号特征分布

高于其他 2 种方法，并且其识别性能受信噪比、训练样本数量及目标种类影响最小，尤其在低信噪比和训练样本数量较小的情况下识别性能突出。从而说明本文方法具有较高的稳定性、充分性及可分性。

参考文献:

[1] TALBOT K I, DULEY P R, HYATT M H. Specific emitter identification and verification[J]. Technology Review, 2003: 113-133.  
 [2] URETEN O, SERINKEN N. Wireless security through RF fingerprinting[J]. Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering,

- 2007, 32(1): 27-33.
- [3] 陆满君. 通信辐射源个体识别与参数估计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.  
LU M J. Communication emitter identification and parameter estimation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2009.
- [4] BERTONCINI C, RUDD K, NOUSAIN B, et al. Wavelet fingerprinting of radio-frequency identification (RFID) tags[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(12): 4843-4850.
- [5] HALL J, BARBEAU M, KRANAKIS E. Radio frequency fingerprinting for intrusion detection in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2005(12): 1-35.
- [6] CHEN T C. Joint signal parameter estimation of frequency-hopping communications[J]. IET Communications, 2012, 6(4): 381-389.
- [7] ZHANG X D, SHI Y, BAO Z. A new feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(9): 1875-1885.
- [8] KINSNER W. A unified approach to fractal dimensions[C]//Fourth IEEE Conference on Cognitive Informatics. 2005: 58-72.
- [9] LI L, JI H B, JIANG L. Quadratic time-frequency analysis and sequential recognition for specific emitter identification[J]. IET Signal Processing, 2011, 5(6): 568-574.
- [10] 唐智灵. 通信辐射源非线性个体识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.  
TANG Z L. A study of nonlinear method for specific communications emitter identification[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
- [11] KARLSSON S, YU J, AKAY M. Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: a comparative study[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2000, 47(2): 228-238.
- [12] ZHIDONG Z, ZHIJIN Z, YUQUAN C. Time-frequency analysis of heart sound based on HHT[C]//2005 International Conference on Communications, Circuits and Systems. 2005: 2.
- [13] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]//The Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. 1998: 903-995.
- [14] KIJEWski-CORREA T, KAREEM A. Efficacy of Hilbert and wavelet transforms for time-frequency analysis[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2006, 132(10): 1037-1049.
- [15] YUAN Y, HUANG Z, WU H, et al. Specific emitter identification based on Hilbert-Huang transform-based time-frequency-energy distribution features[J]. IET Communications, 2014, 8(13): 2404-2412.
- [16] ZHANG J, WANG F, DOBRE O A, et al. Novel Hilbert spectrum based specific emitter identification for single-hop and relaying scenarios[C]//IEEE GLOBECOM. 2015: 1-6.
- [17] ZHANG J, WANG F, DOBRE O A, et al. Specific emitter identification via Hilbert-Huang transform in single-hop and relaying scenarios[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2016, 11(6): 1192-1205.
- [18] SATISH L, ZAENGL W S. Can fractal features be used for recognizing 3D partial discharge patterns[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 1995, 2(3): 352-359.
- [19] SOARES F, JANELA F, PEREIRA M, et al. 3D lacunarity in multifractal analysis of breast tumor lesions in dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(11): 4422-4435.
- [20] MANDELBROT B B. The fractal geometry of nature[J]. The Quarterly Review of Biology, 1983, 58(3): 468.
- [21] SHAW D, KINSNER W. Multifractal modelling of radio transmitter transients for classification[C]//WESCANEX 97: Communications, Power and Computing. 1997: 306-312.
- [22] 赵国庆, 彭华, 王彬, 等. 一种新的通信辐射源个体识别方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1460-1462.  
ZHAO G Q, PENG H, WANG B, et al. New method for individual communication transmitter identification[J]. Journal of Computer Application, 2012, 32(5): 1460-1462.
- [23] 卢健, 段田东, 徐文艳. 基于分形缝隙的短波突发信号暂态特征提取[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(20): 217-221.  
LU J, DUAN T D, XU W Y. Transient feature extraction of HF burst signals based on fractal lacunarity[J]. Journal of Computer Engineering and Application, 2013, 49(20): 217-221.
- [24] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(1): 115-120.
- [25] BRODATZ P. Textures: a photographic album for artists and designers[J]. Leonardo, 1965, 1(1).
- [26] 杨裕欢, 王思贤. 基于多重分形的纹理分析方法在 B 超图像识别中的应用[J]. 中国图象图形学报: A 辑, 1999, 4(5): 391-394.  
YANG Y H, WANG S X. Texture analysis based on multi-fractal applied to B-ultrasound image recognition[J]. Journal of Image and Graphics: A, 1999, 4(5): 391-394.
- [27] HENTSCHEL H G E, PROCACCIA I. The infinite number of generalized dimensions of fractals and strange attractors[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1983, 8(3): 435-444.
- [28] TATSUYA H, HIROSHI M, TAKAHIRO M. Impact of round trip delay self-similarity on TCP performance[C]//Proceedings Tenth International Conference on Computer Communications and Networks. 2001: 166-171.

#### 作者简介:



韩洁 (1990-), 女, 河南郑州人, 解放军信息工程大学博士生, 主要研究方向为辐射源个体识别。

张涛 (1977-), 男, 湖北天门人, 博士, 解放军信息工程大学教授, 主要研究方向为辐射源个体识别、信息隐藏等。

王欢欢 (1992-), 男, 河南永城人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为辐射源个体识别。

任东方 (1993-), 男, 河南平顶山人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为特定辐射源个体识别。