

# 基于集成固有时间尺度分解的IFF辐射源个体识别算法

张 玉 李天琪\* 张 进 唐 波

(国防科技大学电子对抗学院 合肥 230037)

**摘 要:** 为研究敌我识别(IFF)辐射源信号的细微特征, 针对目前在复杂噪声环境中IFF辐射源个体识别研究不足的问题, 该文提出一种基于集成固有时间尺度分解的IFF辐射源个体识别算法。该算法应用集成固有时间尺度分解(EITD)将采样信号自适应划分为若干有实际意义的信号分量并求取IFF辐射源信号在时频域的能量分布图。通过对时频能量谱的纹理分析, 以图像的纹理特征表征辐射源信号的无意调制特征, 送入支持向量机(SVM)中进行分类识别。实验表明, 所提算法相较于基于希尔伯特-黄变换(HHT)、基于固有时间尺度分解(ITD)的辐射源个体识别方法在识别准确度上有较大提升。

**关键词:** 图像处理; 敌我识别; 辐射源个体识别; 时频分析

中图分类号: TN958.96

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)02-0430-08

DOI: 10.11999/JEIT190085

## Individual Recognition Algorithm of IFF Radiation Sources Based on Ensemble Intrinsic Time-scale Decomposition

ZHANG Yu LI Tianqi ZHANG Jin TANG Bo

(College of Electronic Countermeasures, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

**Abstract:** In order to study the subtle feature recognition of Identification Foe or Friend (IFF) radiation source signals, this paper proposes an IFF individual recognition method based on ensemble intrinsic time-scale decomposition to solve the problem of insufficient research on individual identification of IFF radiation source in complex noise environment. In this algorithm, the Ensemble Intrinsic Time-scale Decomposition (EITD) is applied to dividing the sampled signals into several practical signal components and obtaining the energy distribution diagram of the IFF radiation source signals in time-frequency domain. Through the texture analysis of time-frequency energy spectrum, the unintentional modulation feature of the radiation source signals is represented by the texture features of the image, which are sent to the Support Vector Machine (SVM) for classification and recognition. Experiments show that the proposed method is more accurate than the Hilbert-Huang Transform (HHT) and Inherent Time scale Decomposition (ITD) based method.

**Key words:** Image processing; Identification Foe or Friend (IFF); Specific emitter identification; Time-frequency analysis

### 1 引言

如今现代化战争越发倾向于信息战和电子战的形式, 敌我识别(IFF)系统<sup>[1]</sup>为军事侦察领域的核心研究内容, 其地位愈加重要。作为非协作方, 如何在噪声和电磁干扰急剧增多的战场环境中高效准确

地识别出已截获IFF信号的模式与辐射源个体细微特征是电子侦察领域亟待解决的问题。独立稳定的无意调制特征又称“指纹特征”, 它仅与辐射源硬件的固有特性有关, 能够映射个体之间的差异, 具有重要的应用价值。文献<sup>[2]</sup>指出, 发射机功放的非线性作用是辐射源无意调制特征产生的主要原因之一, 并利用泰勒模型表征这一特征。由于敌我识别信号的应用特殊性, 鲜见相关的公开资料。近年来针对IFF信号的相关研究侧重于模式识别方面, 主要基于信号的时域特征<sup>[3]</sup>及常规信号脉内特征<sup>[4]</sup>进行分析, 难以适应复杂多变的战场环境, 对其辐射源个体识别的研究存在较多技术不足。

近年来, 针对通信、雷达辐射源个体识别领域,

收稿日期: 2019-01-28; 改回日期: 2019-03-20; 网络出版: 2019-09-27

\*通信作者: 李天琪 helen\_0370@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671453), 安徽省自然科学基金(1608085MF123), 国防科技大学自然科学基金(ZK18-03-19)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671453), The Natural Science Foundation of Anhui Province (1608085MF123), The Natural Science Foundation of National University of Defense Technology (ZK18-03-19)

公开见刊的文献表明已有特征提取算法诸如基于相位噪声的特征、复杂度、模糊函数<sup>[5]</sup>、时频分析方法都在后续个体识别中取得了良好效果。其中，时频分析手段是很好的提取方法，它结合时域与频域来更精细地描述辐射源的无意调制特征。常用的时频手段诸如短时傅里叶变换<sup>[6]</sup>、Choi-Williams分布<sup>[7]</sup>、小波变换<sup>[8]</sup>以及Wigner-Ville分布<sup>[9]</sup>等方法的基函数选取对分析结果影响较大，作为一种非线性非平稳信号，IFF辐射源信号基函数的选取把控困难，进而会影响信号个体特征的分析 and 提取效果<sup>[10]</sup>。文献<sup>[11]</sup>采用希尔伯特-黄变换(Hilbert Huang Transform, HHT)，利用本征模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)将信号自适应划分，再通过希尔伯特变换提取能量在频域和时域中的分布特征，虽然得到优于传统时频分析方法的识别效果，但存在严重的端点效应和“模式混淆”<sup>[12]</sup>问题，且分解信号过程中迭代次数过多，影响识别速度。FREI提出一种固有时间尺度分解<sup>[13]</sup>(Intrinsic Time-scale Decomposition ITD)方法，改善了前者在信号边界的端点效应问题，计算复杂度下降，但仍会出现负频率及分量失真的问题。文献<sup>[14]</sup>提出一种集成固有时间尺度分解(EITD)方法，较于ITD进一步改善信号边界分解方面的缺陷，对分量毛刺的抑制也有更好的效果。基于以上分析，本文将EITD方法应用于IFF辐射源信号个体识别，达到高效准确分类识别的目的。针对EMD, ITD现存的缺陷，通过EITD方法更有效地自适应划分信号以获得信号能量的时频分布。图像的纹理特征分析用于提取时频能量谱的潜在细微特征，将信号的无意调制特征转化为图像的纹理特征，用于分类识别，提升了信号的识别性能。

## 2 信号模型及功率放大器的非线性模型

IFF信号是电子侦察领域的重要对象之一，对其辐射源信号的相关研究作为战场情报获取、战略部署等方面提供重要依据与支撑。现代MARK XIIIA系统现已在西方军事集团全面列装，其信号形式主要包括模式1, 2, 3/A, 4, C, S及模式5。常规模式信号的数学形式为<sup>[1]</sup>

$$s(t) = A(t) \cos[2\pi ft + \phi] \quad (1)$$

其中 $A(t)$ 为包络， $f$ 为中心频率， $\phi$ 为信号的初始相位。

作为TFF系统中发射机的重要部件之一，功率放大器具有放大信号功率的作用。由于受厂家生产批次和器件做工的差异影响，实际功放的输入输出呈非线性特性。为表征不同辐射源所具有的这种工作特性，本文采用泰勒级数模型对功率放大器进行建模<sup>[2]</sup>。模型的表现形式为

$$G(x(n)) = \sum_{n=1}^N \alpha_n x^n(n) \quad (2)$$

$x(n)$ 为功放输入信号， $G(x(n))$ 为功放输出信号；泰勒模型的阶数 $n = 1, 2, \dots, N$ ； $\alpha_n$ 是表示第 $n$ 阶对应的泰勒系数， $\alpha_n$ 的不同会导致功放的增益差异。

## 3 基于集成固有时间尺度分解的IFF辐射源个体识别算法

### 3.1 算法原理

本文采用集成固有时间尺度分解方法对IFF辐射源信号进行分解，提取有效的细微特征进行识别，其总体流程如图1所示。

首先，通过EITD方法将接收到的样本信号分解为包含明确瞬时信息及非线性特征内涵的多个信号分量，即固有旋转分量(Proper Rotation Component, PRC)。通过对PR分量的希尔伯特变换获得能量的时频分布图并将其转化为灰度图。之后分析图像的纹理特征，提取灰度-梯度共生矩阵以表征辐射源信号的非线性特性。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)针对非线性信号的分类效果良好且应用广泛，故本文将得到的相应特征向量送入支持向量机中进行分类识别。本算法从信号的时频域分析和特征表征方式入手，提升对IFF辐射源信号的分类效果。

### 3.2 信号分解

#### 3.2.1 EITD算法核心思想

EMD与ITD方法均有自适应性，都能将待处理的任意非平稳非线性信号分解为多个分量。EMD方法的原理是找出信号的局部极值点，使用3次样条插值拟合获取上下包络，会发生欠包络、过包络的现象。而ITD方法是通过对信号的一系列线性变

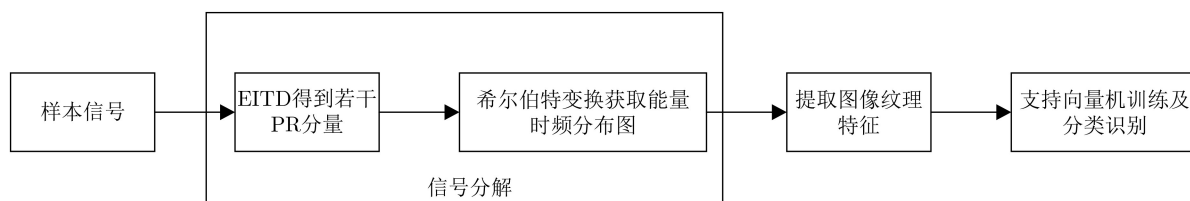


图1 本文算法流程图

换得到基线分量,因此导致分解信号的波形杂散引起失真。EITD方法结合两者的优势,不仅避免欠包络、过包络的发生且改善了信号分量的波形失真问题<sup>[15]</sup>,主要应用于机械故障检测领域。其具体实现流程如下:

(1)对于一个原始信号 $X_t(t \geq 0)$ ,定义算子 $L$ 用于获取信号的低频基线分量,算子 $H$ 用于获取信号高频的固有旋转分量

$$X_t = LX_t + HX_t = L_t + H_t \quad (3)$$

式中 $L_t, H_t$ 分别代表 $X_t$ 的基线信号及固有旋转分量。

(2)确定信号 $X_t$ 的所有局部极值 $X_k$ 以及其所对应的时刻 $\tau_k(k=0,1,\dots,M)$ 。在相邻极值点区间 $(\tau_k, \tau_{k+1}]$ 上,提取各个基线控制点 $L_k$

$$L_{k+1} = \delta \left[ X_k + \left( \frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} \right) (X_{k+2} - X_k) \right] + (1 - \delta) X_{k+1} \quad (4)$$

其中,分解系数 $\delta \in (0,1)$ ,通常取值0.5。 $L_k$ 和 $L_{k+1}$ 分别为第 $k$ 个和第 $k+1$ 个基线控制点。

(3)为抑制“端点效应”,通过镜像对称延拓法处理信号 $X_t$ 的边界数据,求得两端边界极值点分别为 $(\tau_0, L_0), (\tau_{M+1}, L_{M+1})$ 。根据式(4)得到端点的基线控制点 $L_1$ 和 $L_M$ 。

(4)采取3次样条插值对所有 $L_k$ 进行拟合,得到基线信号 $L_1(t)$ 。参考式(3)用原信号对基线信号求差

$$h_1(t) = X_t - L_1(t) \quad (5)$$

若 $L_{k+1} = 0$ ,此时的 $h_1(t)$ 满足PR分量的条件,作为EITD分解后的第1个PR分量,记为 $p_1(t)$ 。否则将 $h_1(t)$ 当作原信号重复上述步骤,迭代 $k$ 次,直至 $h_{1k}(t)$ 符合PR分量条件为止,即 $h_{1k}(t) = p_1(t)$ 。设置阈值 $\Delta$ 以提高运算效率,当 $|L_{k+1}| \leq \Delta$ 时停止迭代。本文采取三参数法求取 $\Delta$ 的取值,当 $0.005|X_{k+1}| \leq \Delta \leq 0.05|X_{k+1}|$ 成立时,认为此时经EITD筛选出的PR分量更接近真实的自适应划分值。随后获取残余信号 $r_1(t)$

$$r_1(t) = X_t - p_1(t) \quad (6)$$

(5)将 $r_1(t)$ 作为原信号重复上述步骤,经过 $n-1$ 次循环,得到其余 $n$ 个PR分量,直到 $r_n(t)$ 为一单调函数或到达预设分解层数为止。至此,原始信号 $X_t$ 可表示为 $n$ 个固有旋转分量 $p_n(t)$ 及残余信号 $r_n(t)$ 之和的形式。即

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

以一段模式S应答信号的仿真信号为例,采用EITD方法对信号划分得到的分解结果如图2所示。

### 3.2.2 获取时频能量谱

通过EITD方法将原始信号自适应划分为若干固有旋转分量后,利用希尔伯特变换获取每层分解分量的瞬时信息

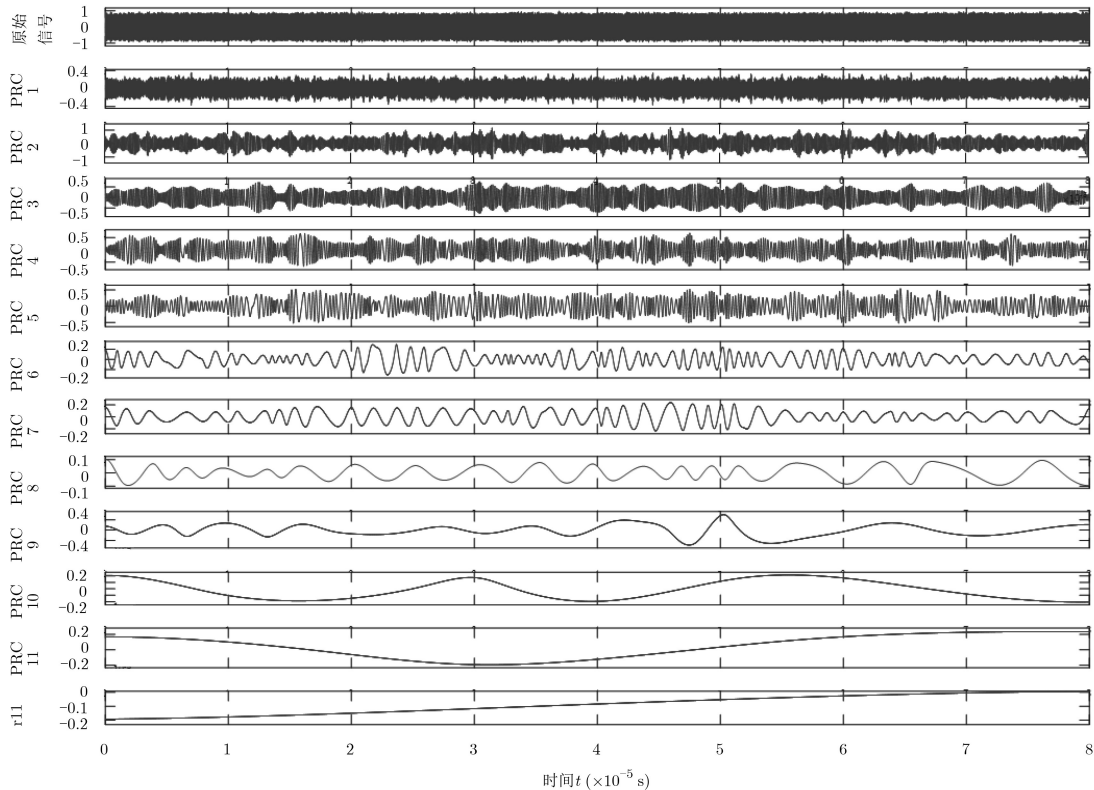


图2 原始信号及EITD分解结果

$$\left. \begin{aligned} A(t) &= |p(t) + jh[p(t)]| \\ \theta(t) &= \text{angle}\{p(t) + jh[p(t)]\} \\ \omega(t) &= \frac{d\theta_t}{dt} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中,  $h[\cdot]$ 为希尔伯特变换。根据式(8)计算所获得的每个PR分量的瞬时幅值 $A(t)$ 、瞬时相位 $\theta(t)$ 、瞬时频率 $\omega(t)$ 等数据,可以得到 $n$ 个PR分量瞬时信息的希尔伯特能量谱

$$H(\omega, t) = \text{Re} \left( \sum_{i=1}^n A_i(t) e^{j \int \omega_i(t) dt} \right) \quad (9)$$

将能量谱图转化为灰度图对其进行图像特征提取以达到表征不同IFF辐射源信号无意调制特征的目的,进而用于后续的分类识别。

### 3.3 特征提取

纹理是一种对图像的像素灰度级在空间中分布模式的描述形式,在图像处理领域,图像纹理特征分析中常用的统计方法主要基于灰度直方图、自相关函数、灰度共生矩阵、灰度-梯度共生矩阵、纹理分割等。其中灰度-梯度共生矩阵<sup>[16]</sup>将图像的梯度信息纳入灰度共生矩阵中,利用灰度级及梯度的综合信息提取纹理特征。考虑到像素灰度和边缘梯度的联合统计分布,与单一的灰度或梯度信息相比,本文选择灰度-梯度共生矩阵更能完整细致地刻画能量谱图像的纹理特征与细小差异,充分反映不同能量谱的空间变化、分布关系及局部对比等区别。

设能量时频谱的灰度图 $\mathbf{f}(x, y)$ 为 $M \times N$ 维的灰度矩阵。使用索贝尔算子计算每个像素的梯度值 $\mathbf{g}(x, y)$

$$\mathbf{g}(x, y) = \sqrt{\mathbf{g}_x^2 + \mathbf{g}_y^2} \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{g}_x, \mathbf{g}_y$ 表示索贝尔算子的水平卷积因子和垂直卷积因子,分别如图3所示。

在不影响图像的纹理特征的前提下,对灰度阵 $\mathbf{F}(x, y)$ , 梯度阵 $\mathbf{g}(x, y)$ 求取其对应的正规化矩阵 $\mathbf{F}(x, y), \mathbf{G}(x, y)$ , 以此减少计算量:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{F}(x, y) &= \text{INT}[\mathbf{f}(x, y) \times N_f / f_m] + 1 \\ \mathbf{G}(x, y) &= \text{INT}[\mathbf{g}(x, y) \times N_g / g_m] + 1 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	3

(a)  $\mathbf{g}_x$ 

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b)  $\mathbf{g}_y$ 

图3 索贝尔算子图例

其中, INT为取整运算,  $N_f, N_g$ 为正则化后的最大灰度值及最大梯度级,  $f_m, g_m$ 为现有灰度阵的最大灰度值及梯度阵的最大梯度值。本文取 $N_f = N_g = 64$ 。

$N_f \times N_g$ 维的灰度-梯度共生矩阵 $\mathbf{H}$ 的第 $(i, j)$ 个元素 $H_{ij}$ 的定义为在正规化的灰度图像 $\mathbf{F}(x, y)$ 和正规化的梯度图像 $\mathbf{G}(x, y)$ 中共同具有灰度值为 $i$ 和梯度值为 $j$ 的总像素点数,即集合 $\{(x, y) | \mathbf{F}(x, y) = i, \mathbf{G}(x, y) = j\}$ 中的元素个数。将 $\mathbf{H}$ 归一化处理得到矩阵每点的概率 $p_{ij}$ 为

$$p_{ij} = \frac{H_{ij}}{\sum_i \sum_j H_{ij}}, \quad 0 \leq p_{ij} \leq 1 \quad (12)$$

通过灰度-梯度共生矩阵,可以得到图像的众多2次统计特征,选取如下9个特征值,包括小梯度优势( $T_1$ )、大梯度优势( $T_2$ )、能量( $T_3$ )、梯度均值( $T_4$ )、梯度均方差( $T_5$ )、相关性( $T_6$ )、灰度熵( $T_7$ )、梯度熵( $T_8$ )和混合熵( $T_9$ )。其计算式分别如下:

(1) 小梯度优势

$$T_1 = \left[ \sum_i \sum_j \frac{\mathbf{F}(i, j)}{j^2} \right] / \left[ \sum_i \sum_j \mathbf{F}(i, j) \right] \quad (13)$$

(2) 大梯度优势

$$T_2 = \left[ \sum_i \sum_j j^2 \mathbf{F}(i, j) \right] / \left[ \sum_i \sum_j \mathbf{F}(i, j) \right] \quad (14)$$

(3) 能量

$$T_3 = \sum_i \sum_j [p(i, j)]^2 \quad (15)$$

(4) 梯度均值

$$T_4 = \sum_j j \cdot \left[ \sum_i p(i, j) \right] \quad (16)$$

(5) 梯度均方差

$$T_5 = \left\{ \sum_j (j - T_4)^2 \left[ \sum_i p(i, j) \right] \right\}^{1/2} \quad (17)$$

(6) 相关性

$$T_6 = \frac{1}{\partial_1 \partial_2} \sum_i \sum_j (i - \mu_1)(j - \mu_2)p(i, j) \quad (18)$$

其中,  $\partial_1, \partial_2$ 为灰度及梯度均方差,  $\mu_1, \mu_2$ 为灰度及梯度均值。

(7) 灰度熵

$$T_7 = - \left\{ \sum_i \left[ \sum_j p(i, j) \right] \cdot \lg \left[ \sum_j p(i, j) \right] \right\} \quad (19)$$

(8) 梯度熵

$$T_8 = - \left\{ \sum_j \left[ \sum_i p(i, j) \right] \cdot \lg \left[ \sum_i p(i, j) \right] \right\} \quad (20)$$

(9) 混合熵

$$T_9 = - \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot \lg p(i, j) \quad (21)$$

上述特征能够较为全面地反映不同IFF辐射源信号能量分布图像的细节差异, 将其组成的特征向量 $\mathbf{T}$ 送入支持向量机进行分类识别。

#### 4 性能仿真分析

由于IFF辐射源信号的特殊性, 实际数据的获取途径很少, 因此本文采用模式S应答信号的仿真信号测试本文算法的识别性能。其信号采用DPSK调制方式, 设采样频率 $f_s$ 为200 MHz, 接收到的信号载频 $f_c$ 为60 MHz。依据功率放大器的泰勒模型, 不同的泰勒参数可以模拟不同的辐射源个体。取泰勒阶数 $N$ 为5, 可以产生5种辐射源信号, 对应的泰勒系数分别为 $\alpha_1 = [1 \ 0.5 \ 0.3 \ 0.05 \ 0.2]$ ,  $\alpha_2 = [1 \ 0.08 \ 0.6 \ 0.4 \ 0.8]$ ,  $\alpha_3 = [1 \ 0.0 \ 0.01 \ 0.3 \ 0.15]$ ,  $\alpha_4 = [1 \ 0.1 \ 0.8 \ 0.04 \ 0.06]$ 以及 $\alpha_5 = [1 \ 0.6 \ 0.04 \ 0.05 \ 0.4]$ 。 $K$ 表示进行识别分类的辐射源数目,  $K = 2$ 表示采用 $\alpha_1, \alpha_2$  2个进行实验, 同理 $K = 3$ 代表 $\alpha_1, \alpha_2$ 及 $\alpha_3$ 这3个进行仿真;  $K = 4$ 时, 使用 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 及 $\alpha_4$ 4个辐射源

的信号进行实验;  $K = 5$ 时, 全部5种仿真信号进行实验。分类器使用SVM工具箱LIBSVM 3.23, 通过交叉验证(Cross Validation, CV)的方式对SVM的核参数寻优。

图4(a), 图4(b), 图4(c)与图4(d), 图4(e), 图4(f)各代表着 $K = 3$ , 信噪比分别为20 dB, 0 dB时利用本文算法得到的不同辐射源信号的时频能量谱。可以看出, 信号的时频能量谱中含有原始信号在时频域中丰富的能量分布信息, 包含充足的个体特征, 不同的辐射源信号所对应的能量在时频域的分布情况有着明显的差异。在低信噪比环境下, 虽受噪声影响能量图谱之间差异有所减小, 但在高频分量数目与能量分布方面仍有较明显差异。

目前尚未见有针对IFF辐射源个体识别的相关文献, 为检验本文算法性能的优劣, 与文献[10]所提识别算法、文献[11]中提取希尔伯特谱的均值方差与熵的方法进行对比。本文算法是建立在信号分选完成的基础之上, 默认信号间均不存在混叠现象, 因此仿真不同辐射源信号各200个, 选择训练集、测试集分别为100个, 仿真参数选取与上文一致, 共计实验40次, 识别率取平均值。在不同信噪比条件下的具体识别效果对比如图5所示。

通过对比, 可以看出在该信噪比范围内,  $K = 3$ 时本文算法的识别性能显著, 在信噪比25 dB时的识别率能够达到96.33%。随着辐射源数目的增加,

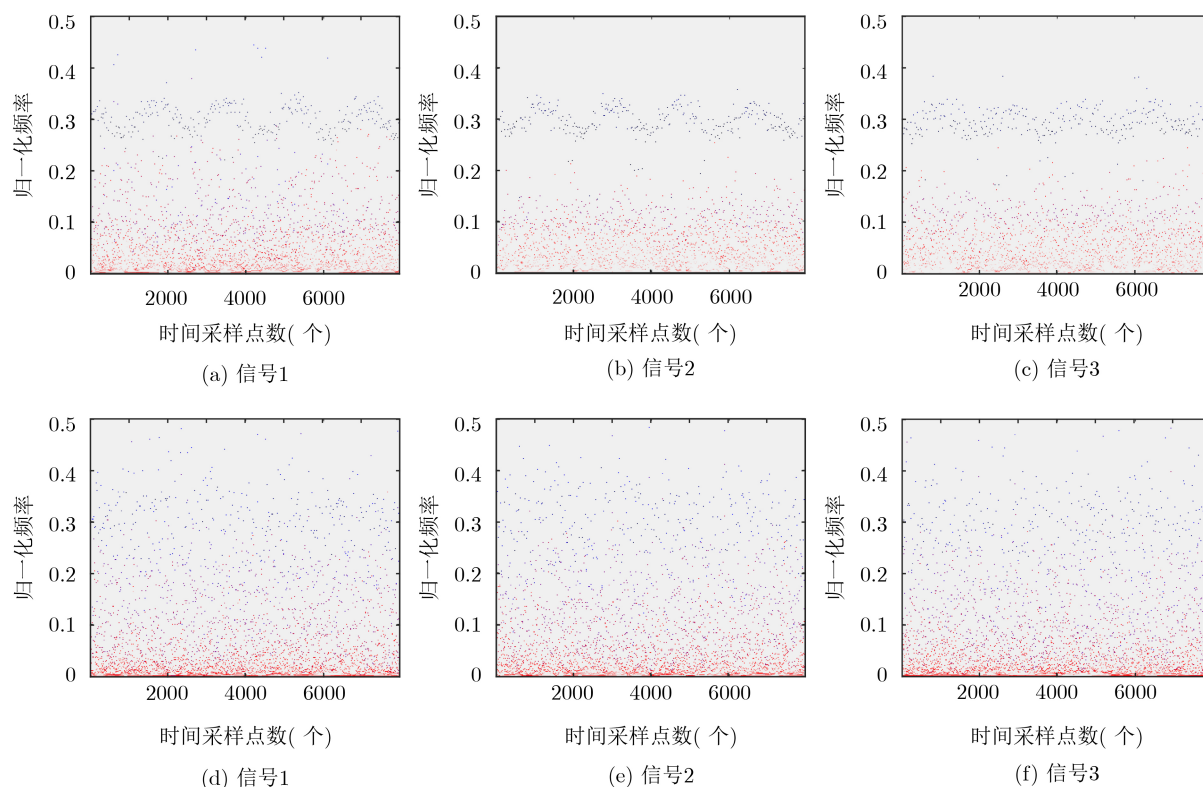


图4 不同辐射源信号的时频能量谱

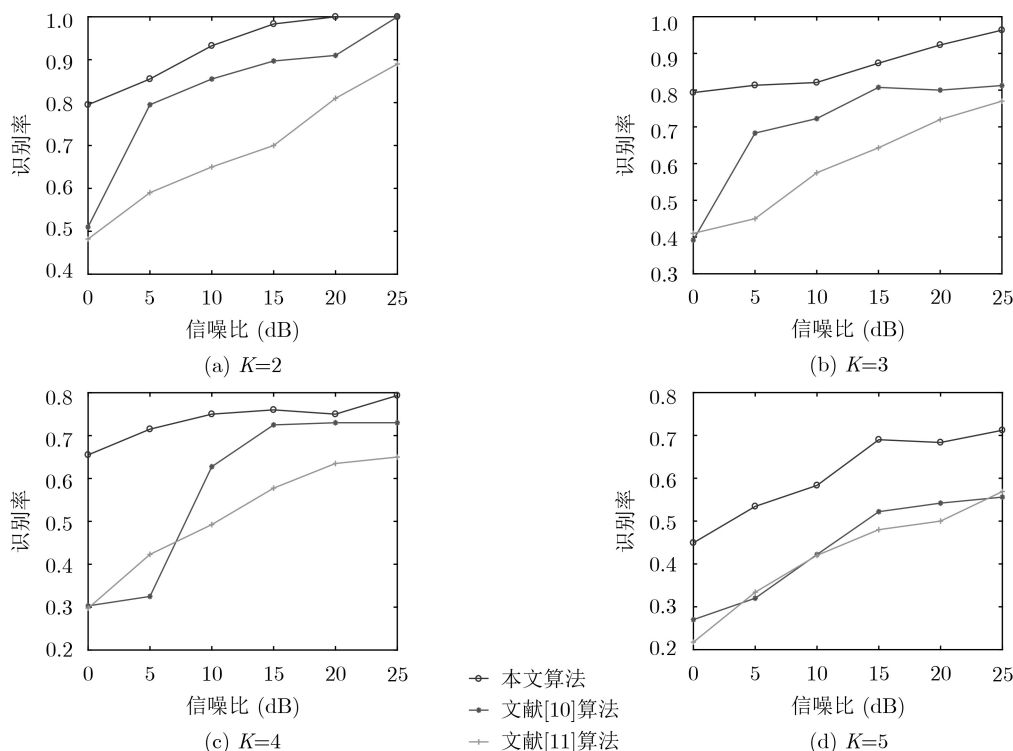


图5 随信噪比变化时仿真信号的识别性能对比

各算法的识别能力均减弱，相较于两种对比算法，本文算法的下降幅度最小，说明本文算法受辐射源数目的影响最小，更能适应实际应用场景。 $K > 3$ 时，两种对比算法的识别率均小于70%，其中文献[11]算法在低于5 dB时已经失效。这说明本文算法在低信噪比条件下识别性能的优势明显，具有较为稳定的识别能力。

为验证EITD方法较之EMD与ITD时频分析手段对信号分类识别的性能提升，提取特征一致的情况下，对比方法1，方法2分别采用EMD, ITD分解信号获取时频能量谱。图6代表实验条件不变、不同辐射源数目的情况下，各算法在信噪比0~25 dB范围内的识别性能。

实验表明，辐射源个数较少时，3种算法的识别率均能到达100%，本文算法性能优势不太明显。但在多辐射源情况下本文算法的识别效果最佳，具有较为稳定的性能表现，基于ITD方法的识别算法性能次之，基于EMD的对比算法1效果最差。此外，从图5中可以看出本文算法的抗噪性能较好，尤其在5 dB以下的低信噪比环境中对比其他两种算法仍有不错的识别效果。证明ITD方法较之EMD虽有所进步，但仍有不足，EITD方法改善了ITD与EMD的缺陷，使信号分量中包含着更丰富的信号细节与时频信息，提高了分类效果。

为实验训练集个数对本文算法识别性能的影响，固定 $K = 3$ ，通过设置不同的训练样本个数完

成分类器建模，对100个测试样本进行分类识别，现有实验结果如图7所示，训练样本的增加对分类识别的影响较小，反映了本文不需要太多的训练样本个数，可以选取合适的训练集以降低分类器训练的复杂度，提升算法的实时性。

本文还对EITD, ITD以及EMD方法的运算复杂度进行统计对比运行时间如表1所示，实验环境为Matlab 2016b软件，实验平台采用联想扬天V4400a笔记本。预设ITD分解层数为5。通过实验可以发现EITD方法对每个信号分解的平均运算时间与EMD不相上下，运行复杂度适中。但实际计算中迭代次数大于8时的分解分量差异甚小，为提高计算效率，在固定计算PR分量的迭代次数为5后，运行时间大幅缩短，识别效率得到保证。因此该算法在实际应用当中在确保识别准确度的前提下具有较好的实时性。

## 5 结束语

本文针对IFF辐射源信号的个体识别研究不足的问题，分析了功率放大器的非线性特性引起的无意调制特征，采用集成固有时间尺度分解方法，将信号自适应划分为若干固有旋转分量，尽可能地保留了辐射源信号的时频信息，时频能量谱能精确地表达信号的能量在时频域的分布。利用图像的纹理特征表征信号的无意调制特征，提取了谱图的9个特征进行分类识别。实验结果表明EITD不仅克服

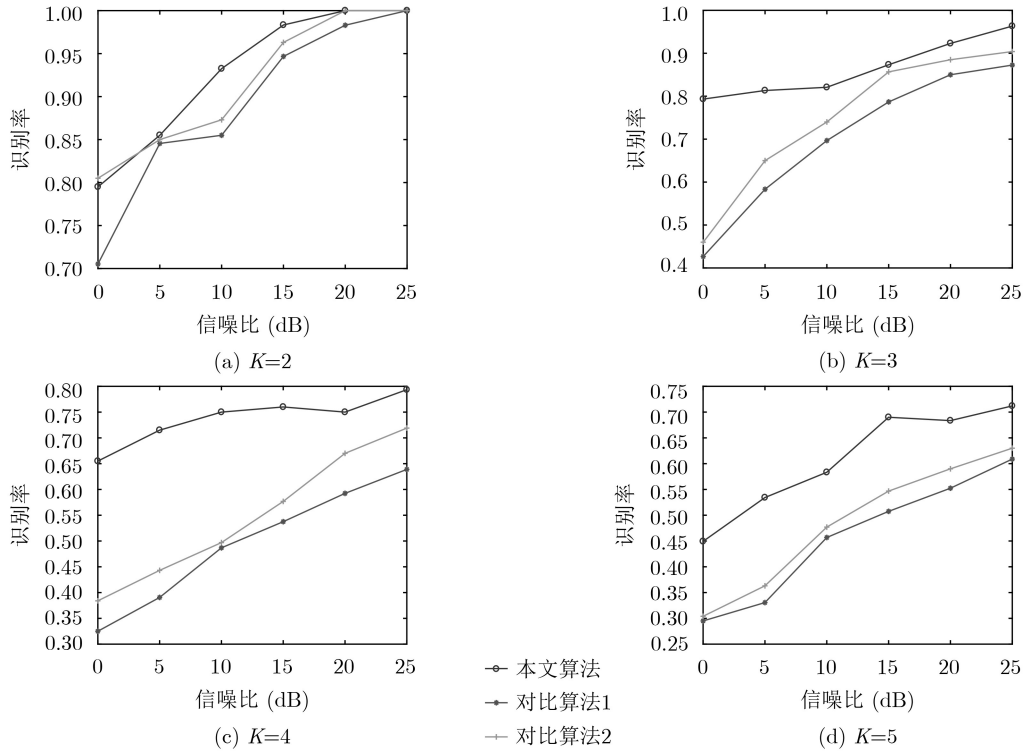


图6 不同时频分析手段对识别率的影响

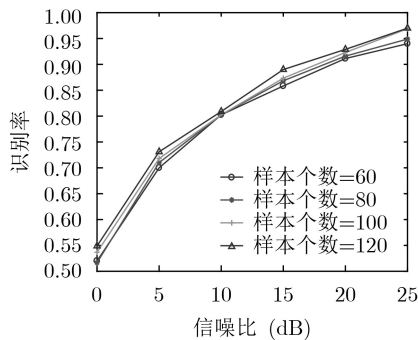


图7 训练样本个数对识别性能的影响

表1 各方法的平均运算时间(ms)

方法	ITD	EMD	EITD	EITD (迭代次数5)
运算时间	8.4	19.0	21.3	10.2

了端点效应的影响,提高了分类识别能力,在适当的信噪比条件下,识别准确率达90%以上;同时提高了识别的抗噪性能,在低信噪比环境中的识别效果良好,更贴进实际使用环境,具有很大的实际意义和应用价值。在下一步工作中,将考虑更为复杂的应用环境,如多径、多普勒频移的干扰,并对算法进行改进,提取更有效的特征,提升运算识别效率。

参考文献

[1] 谭源泉,李胜强,王厚军. 西方体制Mark XIIIA的Mode5数据

格式分析[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(4): 532-536. doi: 10.3969/j.issn.1001-0548.2011.04.011.

TAN Yuanquan, LI Shengqiang, and WANG Houjun. Analysis on data format of Mode 5 in western Mark XIIIA[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(4): 532-536. doi: 10.3969/j.issn.1001-0548.2011.04.011.

[2] LIU Mingwei and DOHERTY J F. Nonlinearity estimation for specific emitter identification in multipath channels[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(3): 1076-1085. doi: 10.1109/TIFS.2011.2134848.

[3] 龙慧敏. 基于时域调制域特征的 IFF 模式5信号识别[J]. 电讯技术, 2014, 54(7): 910-914. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2014.07.009.

LONG Huimin. Identification of IFF Mode 5 signals based on time & modulation domain characteristics[J]. *Telecommunication Engineering*, 2014, 54(7): 910-914. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2014.07.009.

[4] 李维科. 基于时域和编码特征的Mark XIIIA IFF信号识别方法[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(7): 153-157. doi: 10.11809/scbgxb2016.07.033.

LI Weike. Identification of Mark XIIIA IFF signals based on time domain and coding characteristics[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2016, 37(7): 153-157. doi: 10.11809/scbgxb2016.07.033.

[5] 许程成,周青松,张剑云,等. 导数约束平滑条件下基于模糊函数特征的雷达辐射源信号识别方法[J]. 电子学报, 2018, 46(7): 1663-1668. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018.

- XU Chengcheng, ZHOU Qingsong, ZHANG Jianyun, *et al.* Radar emitter recognition based on ambiguity function features with derivative constraint on smoothing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(7): 1663–1668. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2018.07.018).
- [6] WANG Xuebao, HUANG Gaoming, ZHOU Zhiwen, *et al.* Radar emitter recognition based on the energy cumulant of short time fourier transform and reinforced deep belief network[J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 3103. doi: [10.3390/s18093103](https://doi.org/10.3390/s18093103).
- [7] LIU Shaokun, YAN Xiaopeng, LI Ping, *et al.* Radar emitter recognition based on SIFT position and scale features[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018, 65(12): 2062–2066. doi: [10.1109/TCSII.2018.2819666](https://doi.org/10.1109/TCSII.2018.2819666).
- [8] 赵越, 陈之纯, 纠博, 等. 一种基于时频分析的窄带雷达飞机目标分类特征提取方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(9): 2225–2231. doi: [10.11999/JEIT161204](https://doi.org/10.11999/JEIT161204).
- ZHAO Yue, CHEN Zhichun, JIU Bo, *et al.* Narrowband aircraft targets feature extraction and classification based on time-frequency analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(9): 2225–2231. doi: [10.11999/JEIT161204](https://doi.org/10.11999/JEIT161204).
- [9] 张天骐, 全盛荣, 强幸子, 等. 基于多尺度Chirplet稀疏分解和Wigner-Ville变换的时频分析方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(6): 1333–1339. doi: [10.11999/JEIT160750](https://doi.org/10.11999/JEIT160750).
- ZHANG Tianqi, QUAN Shengrong, QIANG Xingzi, *et al.* Time-frequency analysis method based on multi-scale Chirplet sparse decomposition and Wigner-Ville transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(6): 1333–1339. doi: [10.11999/JEIT160750](https://doi.org/10.11999/JEIT160750).
- [10] 任东方, 张涛, 韩洁, 等. 基于ITD与纹理分析的特定辐射源识别方法[J]. *通信学报*, 2017, 38(12): 160–168. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017299](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017299).
- REN Dongfang, ZHANG Tao, HAN Jie, *et al.* Specific emitter identification based on ITD and texture analysis[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(12): 160–168. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017299](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017299).
- [11] ZHANG Jingwen, WANG Fanggang, 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. doi: [10.1109/tifs.2016.2520908](https://doi.org/10.1109/tifs.2016.2520908).
- [12] WU Zhaohua and HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1–41. doi: [10.1142/S1793536909000047](https://doi.org/10.1142/S1793536909000047).
- [13] FREI M G and OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: Time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals[J]. *The Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2007, 463(2078): 321–342. doi: [10.1098/rspa.2006.1761](https://doi.org/10.1098/rspa.2006.1761).
- [14] HU Aijun, YAN Xiaolan, and XIANG Ling. A new wind turbine fault diagnosis method based on ensemble intrinsic time-scale decomposition and WPT-fractal dimension[J]. *Renewable Energy*, 2015, 83: 767–778. doi: [10.1016/j.renene.2015.04.063](https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.04.063).
- [15] HU Aijun, XIANG Ling, and GAO Nan. Fault diagnosis for the gearbox of wind turbine combining ensemble intrinsic time-scale decomposition with Wigner bi-spectrum entropy[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2017, 19(3): 1759–1770. doi: [10.21595/jve.2017.17465](https://doi.org/10.21595/jve.2017.17465).
- [16] 丛蕊, 高光甫, 樊瑞筱, 等. 基于灰度-梯度共生矩阵和模糊核聚类的振动图形识别方法[J]. *振动与冲击*, 2012, 32(21): 73–76. doi: [10.3969/j.issn.1000-3835.2012.21.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3835.2012.21.015).
- CONG Rui, GAO Guangfu, FAN Ruixiao, *et al.* Vibration image recognition method based on gray-gradient CO-occurrence matrix and kernel-based fuzzy clustering[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 32(21): 73–76. doi: [10.3969/j.issn.1000-3835.2012.21.015](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3835.2012.21.015).
- 张 玉: 男, 1962年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为雷达与通信中的信号处理.
- 李天琪: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为信号与信息处理.
- 张 进: 男, 1974年生, 讲师, 研究方向为阵列信号处理.
- 唐 波: 男, 1985年生, 副教授, 研究方向为自适应阵列信号处理、雷达波形设计等.