

基于 ITD 与纹理分析的特定辐射源识别方法

任东方, 张涛, 韩洁, 王欢欢

(解放军信息工程大学信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:为解决基于希尔伯特黄变换(HHT, Hilbert-Huang transform)的特定辐射源识别方法在时频分析方面存在缺陷, 所提特征可分性差的问题, 该文基于固有时间尺度分解(ITD, intrinsic time-scale decomposition)提出一种新的辐射源个体识别方法。首先, 通过固有时间尺度分解的方法将信号分解, 进而得到其时频能量分布; 之后, 将信号时频能量谱转化为灰度图像, 通过直方图统计和灰度共生矩阵提取图像纹理特征对不同信号进行识别。分别采用实测舰船通信信号以及仿真辐射源信号对所提算法进行性能测试, 实验结果表明, 其性能优于 2 种基于希尔伯特黄变换的方法。

关键词: 特定辐射源识别; 固有时间尺度分解; 时频能量分布; 纹理分析

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

Specific emitter identification based on ITD and texture analysis

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

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

Abstract: To solve the defects of time-frequency analysis and poor separability of extracted features in specific emitter identification (SEI) based on Hilbert-Huang transform (HHT), a novel SEI method based on intrinsic time-scale decomposition (ITD) was proposed. ITD was utilized to decompose the emitter signals and get the time-frequency energy distribution (TFED) firstly, later the TFED spectrum was transformed into gray image and several image texture features through histogram statistic and gray-level co-occurrence matrix was extracted for identification. Measured ship communication signals and simulated emitter signals were used to test the performance of proposed method. Compared with another two SEI methods based on HHT, the proposed method is proved more effective in identification accuracy.

Key words: SEI, ITD, TFED spectrum, texture analysis

1 引言

特定辐射源识别^[1] (SEI, specific emitter identification) 技术, 是指利用精细传感设备和特殊的信号处理手段, 对辐射源个体的信号进行细微特征测量计算, 利用这些特征来确定产生信号的辐射源个体的过程。在军事领域, SEI 技术在目标监测, 战场态势评估等方面发挥着重要的作用; 在民用领域, 该技术在无线网络安全认证^[2,3], 频谱资源管理^[3]以及设备故障诊断都有应用。

按照利用信号时间段不同, 可以分为基于暂态信号和稳态信号的 SEI 技术。暂态信号是通信设备

开关机或工作模式切换时产生的信号, 由于内部器件以及制造工艺的差异, 暂态信号的特征差异大, 区分性较好, 一些基于暂态信号幅度、相位、能量包络的 SEI 技术取得了一定的识别效果^[2-6]。但是文献[7]指出暂态信号持续时间短、稳定性差, 影响了暂态信号的精确获取与特征提取; 此外, 在非合作通信下, 暂态信号的获取十分困难, 这些问题影响了暂态信号的实用性。稳态信号是通信设备工作在稳定状态下时产生的信号, 稳态信号的细微特征淹没在调制信号中, 使特征的分析以及提取难度较大, 但是稳态信号持续时间长, 获取容易, 与暂态信号相比实用性更强, 近年来, 国内外将

收稿日期: 2017-04-27; 修回日期: 2017-09-06

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)

研究的重点放在了稳态信号上。一些从稳态信号中提取细微特征的方法如基于调制参数^[8]、分形维数^[9]、高阶谱^[10]、时频分析等都取得了良好的识别效果。

在上述提到的方法中,时频分析是一类非常有效的方法,能够提供信号的时频联合域信息,反映出不同信号之间更加细微的差别。传统的时频分析方法如短时傅里叶变换、Wigner-Ville 分布、Choi-Williams 分布以及小波变换等^[11,12]虽然在信号的细微特征提取中有所应用,但这些方法都是通过基函数(复指数函数、小波函数等)来分析信号,其分析效果与基函数的选取关系很大,尤其对于非平稳非线性的含噪信号,基函数的选取十分困难,不利于信号细微特征的分析提取。Huang 等^[13]提出了一种希尔伯特黄变换的方法,在没有信号先验信息的情况下,能够实现信号的自适应分解,适合非平稳信号的时频分析。但文献^[14]指出, HHT 的过程本征模态分解(EMD, empirical mode decomposition)存在严重的端点效应;分解过程需要多次迭代运算,运算量大、效率低;产生一些原信号中不存在的频率成分,显示信号动态性方面存在不足。这些都影响了该方法在 SEI 中的效果。

FREI 等^[15]提出了固有时间尺度分解(ITD)算法,该方法克服了 EMD 在信号边界和计算效率上的缺点,通过对信号自适应划分,得到若干个有实际意义的信号分量,有效提升时频分析的效率与精度,更适合非平稳信号的分析。基于此,本文提出了一种基于 ITD 的稳态信号 SEI 方法。针对 EMD 存在的缺点,采用 ITD 进行信号分解得到信号时频能量分布;针对所提特征描述信号细微差异能力差的问题,通过将时频谱转化为图像,利用图像纹理特征对信号细微差异进行描述,通过

2 基于时频分解与纹理分析的辐射源个体识别算法

2.1 算法原理

辐射源个体识别利用一些信号处理的技术手段,从通信信号中提取能代表通信辐射源特性的细微特征进行识别。本文个体识别算法原理如图 1 所示。

其中,信号获取部分,主要是采用各种接收装置对辐射源信号进行接收,本文直接采用从某部获取的实测信号以及仿真信号进行实验。稳态信号预处理包括对信号进行去噪分段处理等。特征提取环节通过 ITD 获取信号时频能量谱,之后将其转化为灰度图像,利用直方图统计及灰度共生矩阵提取常用纹理特征对不同信号间时频能量谱的差异更好地描述。本文采用支持向量机(SVM, support vector machine)作为分类器,对信号进行分类识别。本方法在时频能量谱的获取以及特征的描述方面进行改进,提升了分类的效果。

2.2 基于 ITD 的时频分析

2.2.1 固有时间尺度分解

固有时间尺度分解算法将原始信号分解为一系列旋转信号分量与一个基线信号分量,通过对每层信号分量暂态信息的计算,得到原始信号精确的时频信息。其过程可描述为对于实信号 X_t , 定义低频基线信号提取算子 L 与旋转分量提取算子 H , 使

$$X_t = LX_t + HX_t = L_t + H_t \quad (1)$$

其中, $L_t = LX_t$ 是一个基线信号,代表信号中的低频部分, $H_t = HX_t$ 为旋转信号分量,代表信号中的高频部分。用 $\{\tau_k, k=1,2,3,L\}$ 表示实信号的极值点对应的坐标,并设 $\tau_0 = 0$ 。若 X_t 在某些区间为常数,选择区间的右端点 τ_k 作为极值点。为了便于表示,用 X_k 和 L_k 分别表示极值点 $X(\tau_k)$ 和 $L(\tau_k)$ 。假设 L_t

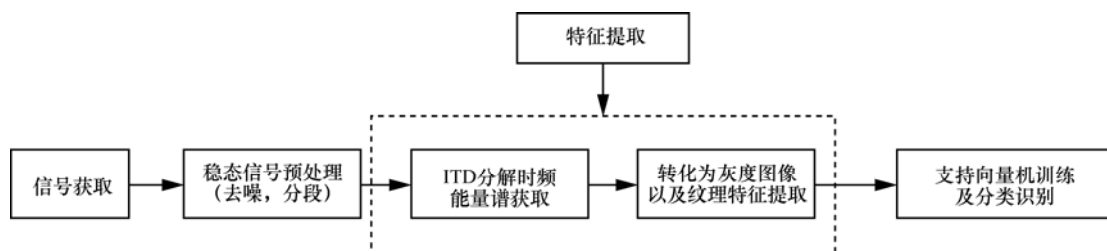


图 1 个体识别算法原理

实验来对此方法进行了性能测试。

和 H_t 在 $[0, \tau_k]$ 有定义, 且 X_k 在 $[0, \tau_{k+2}]$ 有定义。在相邻的极值区间 (τ_k, τ_{k+1}) 上可以定义基线信号为

$$LX_t = L_t = L_k + \left(\frac{L_{k+1} - L_k}{X_{k+1} - X_k} \right), t \in (\tau_k, \tau_{k+1}) \quad (2)$$

其中,

$$L_{k+1} = \alpha \left[X_k + \left(\frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_{k+1}} \right) (X_t - X_k) \right] + (1 - \alpha) X_{k+1} \quad (3)$$

$0 < \alpha < 1$, 通常取 $\alpha = 0.5$ 。在 $[0, \tau_1]$ 进行信号分解, 设定基线信号的初值 $L_0 = \frac{X_0 + X_1}{2}$ 。信号分解为基线信号与旋转信号后, 可将基线信号作为给定信号继续分解, 直到所得基线信号为单调信号或者达到预设的最大分解层数。该过程可表示为

$$\begin{aligned} X_t &= HX_t + LX_t \\ &= HX_t + (H + L)LX_t \\ &= (H(1 + L) + L^2)X_t \\ &= (H \sum_{k=0}^{p-1} L^k + L^p)X_t \end{aligned} \quad (4)$$

信号共进行了 p 层分解, 其中 $HL^k X_t$ 为 $k+1$ 层的旋转分量, $L^p X_t$ 为基线信号。利用 Hilbert 变换提取各层信号分量的瞬时信息为

$$\begin{cases} A_t = |R_t + ih[R_t]| \\ \theta_t = \text{angle}(R_t + ih[R_t]) \\ f_t = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta_t}{dt} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中, $h[\cdot]$ 表示 Hilbert 变换。基于 Hilbert 变换的方法存在问题如边界效应, 产生负频率值等。ITD 方法采用 2 种代替方法来进行计算瞬时相位为

$$\theta_t^1 = \begin{cases} \sin^{-1} \left(\frac{x_t}{A_1} \right), t \in [t_1, t_2) \\ \pi - \sin^{-1} \left(\frac{x_t}{A_1} \right), t \in [t_2, t_3) \\ \pi - \sin^{-1} \left(\frac{x_t}{A_2} \right), t \in [t_3, t_4) \\ 2\pi + \sin^{-1} \left(\frac{x_t}{A_2} \right), t \in [t_4, t_5) \end{cases}$$

$$\text{或 } \theta_t^2 = \begin{cases} \frac{x_t}{A_1} \frac{\pi}{2}, t \in [t_1, t_2) \\ \frac{x_t}{A_1} \frac{\pi}{2} + \left(1 - \frac{x_t}{A_1} \right) \pi, t \in [t_2, t_3) \\ \left(-\frac{x_t}{A_2} \right) \frac{3\pi}{2} + \left(1 + \frac{x_t}{A_2} \right) \pi, t \in [t_3, t_4) \\ \left(-\frac{x_t}{A_2} \right) \frac{3\pi}{2} + \left(1 + \frac{x_t}{A_2} \right) 2\pi, t \in [t_4, t_5) \end{cases} \quad (6)$$

其中, $A_1 > 0$ 且 $A_2 > 0$ 。式(6)中各参数的位置关系如图 2 所示。

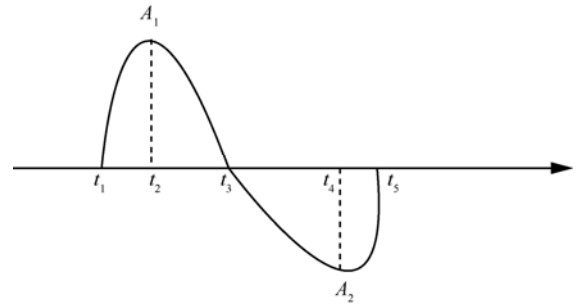


图 2 参数及位置关系

瞬时幅度的大小由旋转分量相邻过零点的极值所决定

$$A_t^1 = A_t^2 = \begin{cases} A_1, t \in [t_1, t_3) \\ -A_2, t \in [t_3, t_5) \end{cases} \quad (7)$$

瞬时频率的大小可以由瞬时相位的微分得到。这种方式能够更精确地定义信号瞬时信息, 表示非平稳信号的动态特性。因此, 可以采用 ITD 对辐射源信号进行时频分析。

2.2.2 时频能量谱的获取

当分解达到预设最大层数或基线信号为单调分量时, ITD 分解就会结束。综合考虑分析精度与计算复杂度, 设定 ITD 分解最大层数为 5。采用 ITD 算法将信号分解为一系列旋转分量和一个基线分量, 根据式(6)、式(7)可以得到每层信号分量的暂态幅度、频率等信息。利用这些信号分量的暂态信息, 可以获得类似于希尔伯特谱^[13]的信号时频分布谱, 用矩阵 $I_{i,j}$ 来表示。其中, $i=1,2,L,N_t$, $j=1,2,L,N_f$, N_t 表示矩阵 I 的行数, N_f 表示其列数。以某段实测的舰船通信信号为例, 利用 ITD 算法进行对信号进行分解得到 5 层旋转分量与 1 层基线分量如图 3 所示。

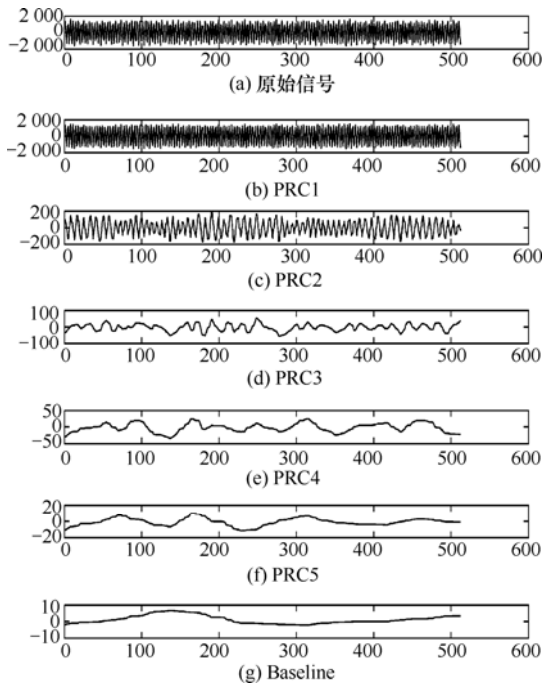


图 3 原始信号及 ITD 分解后各分量

进一步，利用信号各分量的瞬时信息，得到信号样本的时频能量谱如图 4 所示，可以从信号的时频能量分布谱中提取一些指纹特征用于辐射源识别。

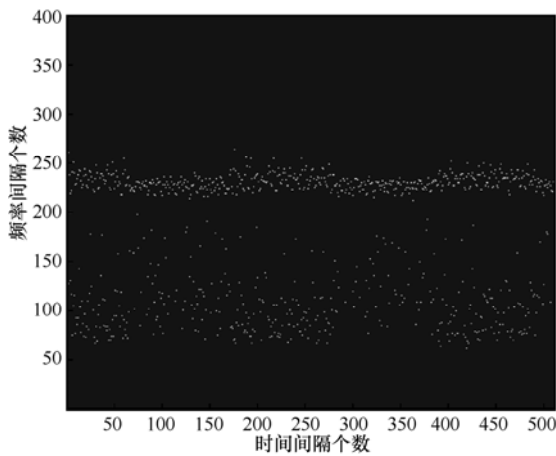


图 4 信号的时频分布谱

2.3 特征提取

纹理特征是图像的内在特征，能表征向素间组织结构等空间信息，是分析和理解图像的一种重要手段，广泛应用于图像描述以及图像识别等领域。信号能量谱代表着信号在时频二域的能量分布状况，包含着信号更加丰富的个体特征，这里将信号时频能量谱转化为图像，提取图像纹理特征表征不同信号时频能量谱的差异，进而实现对不同信号进行识别。首先将前文中得到的时频能量谱图转化为灰度图像。

$$X_{i,j} = \text{round} \left[\frac{I_{i,j}}{\max I_{i,j}} \times 255 \right] \quad (8)$$

其中， $I_{i,j}$ 表示谱图 I 中的第 i 行 j 列的值， $X_{i,j}$ 是转化为灰度图像后对应位置的灰度值。 $\text{round}[\cdot]$ 表示就近取整函数，将整个时频能量谱被转化为一幅像素值为 0~255 的图像。图像纹理特征包含许多类型，结合能量谱图自身的一些特征，为了更好地表征信号能量谱的在大小分布，沿某方向变化速率以及空间位置与能量关系等方面的特征，本文利用直方图统计以及灰度共生矩阵的方法提取纹理特征用于信号能量谱的识别。

2.3.1 基于直方图统计的纹理特征

对于由能量谱转化而来的灰度图像 X ，计算其归一化直方图统计为

$$P(l) = \frac{N(l)}{M}, l = 0, 1, L, 255 \quad (9)$$

其中， $N(l)$ 表示具有灰度值 l 像素点的个数， M 表示矩阵中像素点的总数。从直方图统计中提取的 6 维特征如下。

1) 灰度图像的均值为

$$V_1 = \sum_{l=1}^{255} lp(l) \quad (10)$$

2) 灰度图像的方差为

$$V_2 = \sum_{l=0}^{255} (l - V_1)^2 p(l) \quad (11)$$

3) 灰度图像的偏度为

$$V_3 = \frac{1}{3} \sum_{l=0}^{255} (V_1 - l)^3 p(l) \quad (12)$$

4) 灰度图像的峰度为

$$V_4 = \frac{1}{V_2^2} \sum_{l=0}^{255} (V_1 - l)^4 p(l) \quad (13)$$

5) 直方图的能量为

$$V_5 = \sum_{l=0}^{255} p(l)^2 \quad (14)$$

6) 直方图的熵为

$$V_6 = - \sum_{l=0}^{255} p(l) \ln p(l) \quad (15)$$

基于直方图统计的纹理特征提取，没有考虑到能量大小与其空间位置的关系，仅仅对谱图内各时频点上信号能量大小的统计度量，反映的“信号指

纹”信息有限。

2.3.2 基于灰度共生矩阵的纹理特征

利用直方图统计得到的特征能在一定程度上描述图像的纹理，但其无法反映像素间的位置关系。灰度共生矩阵能够反映图像分布关于方向、局部邻域、幅度变化的综合信息，其广泛应用在医学以及遥感图像纹理特征的描述中。因此，可以利用灰度共生矩阵提取信号能量谱纹理特征，从而反映不同信号能量谱沿某些方向的变化、空间分布、局部对比等差异。灰度共生矩阵计算式为

$$p(l_1, l_2) = \frac{\sum \{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] | f(x_1, y_1) = l_1 \& f(x_2, y_2) = l_2\}}{\sum [(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in Q]} \quad (16)$$

式(16)中，分母表示具有某种位置关系 Q 的像素对的总数，用包含横纵坐标偏移量的二维向量表示像素对的位置关系，如 $[0,1]$ 。分子表示具有某种位置关系 Q ，且值分别为 l_1 和 l_2 的像素对的个数。

本文计算位置关系为 $[0,1]$ 、 $[-1,1]$ 、 $[-1, 0]$ 和 $[-1, -1]$ 的 4 个灰度共生矩阵并从中提取若干特征。为降低计算复杂度，设定灰度共生矩阵的灰度级为 64，共得到 4 个 64×64 的灰度共生矩阵。从每个矩阵中提取 4 维纹理特征。以位置关系为 $[0,1]$ 的矩阵为例，提取以下 4 维特征。

1) 整幅图像的对比度为

$$V_7 = -\sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} p(l_1, l_2)(l_1 - l_2)^2 \quad (17)$$

2) 整幅图像的相关性为

$$V_8 = \frac{\sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} (l_1 - \mu_{l_1})(l_2 - \mu_{l_2})p(l_1, l_2)}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (18)$$

其中， μ 为灰度共生矩阵的均值。 σ_1 与 σ_2 的计算式为

$$\sigma_1 = \sqrt{\sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} (l_1 - \mu_{l_1})^2 p(l_1, l_2)} \quad (19)$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} (l_2 - \mu_{l_2})^2 p(l_1, l_2)} \quad (20)$$

3) 灰度共生矩阵的总能量为

$$V_9 = \sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} p(l_1, l_2)^2 \quad (21)$$

4) 灰度共生矩阵的同质性为

$$V_{10} = \sum_{l_1=1}^{64} \sum_{l_2=1}^{64} \frac{p(l_1, l_2)}{1 + |l_1 - l_2|} \quad (22)$$

同理，可从位置关系为 $[-1,1]$ 、 $[-1,0]$ 和 $[-1,-1]$ 的 3 个灰度共生矩阵中提取 12 维特征 V_{11}, \dots, V_{22} ，加上从直方图统计中提取的 6 维特征，得到一个 22 维的特征向量 $\mathbf{V} = [V_1, V_2, \dots, V_{22}]$ 来描述信号的时频能量分布，进而利用这些特征进行辐射源信号的识别。

2.4 特征降维

所提特征间存在相关性，为提升分类器的训练效率，必需对数据进行降维。主成分分析 (PCA, principal component analysis) 是一种常用的数据去相关，降维的方法，它是基于数据统计特性的最佳正交变换，变换产生新的分量之间是不相关的。采用 PCA 对所提取的 22 维特征处理，保留原始数据 90% 的能量作为阈值进行降维，利用降维后的特征进行分类器训练。

2.5 分类器设计

利用降维后的特征，采用 SVM 来对辐射源信号进行分类识别。SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习算法，在模式识别，回归分析等问题中有着广泛的应用。SVM 通过引入一个非线性映射，将一个线性不可分的问题转化到一个在高维空间线性可分的问题。本文采用 SVM 工具箱 LIBSVM 3.20 完成分类识别实验。为进一步提高分类识别的性能，采用交叉验证 (CV, cross validation) 的方式寻找 SVM 最佳核参数。CV 是用来验证分类器性能的一种统计分析方法^[16]，将原始数据分为训练集和验证集，先通过训练集对分类器进行训练，再利用测试集验证分类器的性能，以识别率作为评价分类器的性能指标，寻找分类器的最佳核参数，提升分类器的分类效果。

3 实验结果及分析

3.1 对比方法以及实验信号

Zhang 等^[17]提出了 3 种基于 HHT 的 SEI 算法，其中一种方法从信号的希尔伯特谱中提取均值方差以及熵作为特征进行辐射源识别，称之为对比方法 1。Yuan 等^[18]提取了基于信号时频能量分布的辐射源识别算法，从中选取 10 维时频能量分布特征进行对比实验，称之为对比方法 2。分别利用实测信号以及仿真信号进行识别实验，将这 2 种对比方法与本文方法的性能进行对比。

实测信号为某部实测调制方式相同的 6 类舰船通信信号，这 6 类舰船通信信号被标记为①~⑥。仿真信号的产生采用基于泰勒多项式的功放模型，文献[19]指出功放的非线性作用是辐射源设备指纹特征产生的重要原因，并利用泰勒多项式模型来刻画辐射源设备的这一特征。Zhang 等^[17]利用该模型产生仿真辐射源信号进行识别实验，测试算法性能，该功放模型可表示为

$$G(d(n)) = \sum_{l=1}^{D_s} \alpha_l (d(n))^l \tag{23}$$

其中， $G(d(n))$ 是功放的输出信号， α_l 是泰勒多项式的系数， $l=1,2,L,D_s$ ， $d(n)$ 是功放输入信号，是一种调制信号，可表示为

$$d(n) = x_n e^{j2\pi n \frac{f_c}{f_s}} \tag{24}$$

$x(n)$ 为基带调制信号，本文选用 QPSK 信号。 f_c 表示信号载频， f_s 表示信号采样频率，利用不同的泰勒级数系数 α_l ，可仿真产生不同种类的辐射源信号。本文设定泰勒多项式阶数 $D_s = 3$ ，采用 $\alpha[1]=[1,0.5,0.3]$ ， $\alpha[2]=[1,0.08,0.6]$ ， $\alpha[3]=[1,0.01,0.01]$ ， $\alpha[4]=[1,0.01,0.8]$ 和 $\alpha[5]=[1,0.6,0.04]$ 仿真产生 5 种辐射源信号。分别在不同信噪比的 AWGN 信道下和瑞利平坦衰落信道下进行识别实验，测试算法性能。信号的采样频率 f_s 设为 100 MHz，载频 f_c 设为 30 MHz，每段仿真信号包含 10 000 个 QPSK 码元，瑞利平坦衰落信道的最大多普勒频移设置为 50 Hz。用 K 来表示进行识别的辐射源种类， $K = 3$ 时，使用 $\alpha[1]$ ， $\alpha[2]$ ， $\alpha[3]$ 3 种进行实验； $K = 4$ 时，使用 $\alpha[1]$ ， $\alpha[2]$ ， $\alpha[3]$ ， $\alpha[4]$ 4 种进行实验； $K = 5$ 时，使用全部 5 种仿真信号进行实验。

3.2 实验参数设置

无特殊说明，一些实验的参数做以下设置。采用实测舰船通信信号或仿真信号进行识别实验时，训练样本和测试样本的数目都为 100 个，每段信号样本包含 512 样点。利用 ITD 算法进行时频分析中，时间间隔设置为 512，频率间隔设置为 400，每段样本数据的时频能量谱大小为 512×400。每次实验，从实验信号片段中随机选取训练样本与测试样本，对于实测舰船通信信号，采用 80 次实验的平均结果作为其正确识别率，对于仿真信号，先期通过实验发现，基带码元序列会对识别结果产生干扰，为消除这种干扰，随机产生 40 组实验信号，对每组实验信号进行 20 次识别实验，取 800 次结果的平

均值作为仿真信号的识别率。

3.3 实测信号的实验结果

标号①~⑥代表 6 种不同舰船通信信号，不同信号间识别难易程度不同，因此随机从这 6 种信号中选取 3、4、5、6 种信号进行识别实验，实验参数按照前文中提到的进行设置。分别采用 3 种方法进行实验对比，部分结果如表 1 所示。表 1 左侧为实验采用的具体信号类别，右侧为 3 种方法对应的识别准确率。结果表明，本文方法对实测舰船通信信号具有更好的识别效果，针对 6 类信号的识别时，识别率依然保持在 90%左右，可利用本文方法，对 6 类舰船通信信号有效识别。

表 1 实测舰船通信信号的识别率

舰船通信信号的类别	本文方法	对比方法 1	对比方法 2
③ ⑤ ⑥	0.95	0.88	0.91
① ③ ⑤	0.97	0.92	0.94
① ⑤ ⑥	0.96	0.84	0.94
② ③ ④ ⑥	0.92	0.87	0.88
① ② ⑤ ⑥	0.93	0.86	0.83
① ④ ⑤ ⑥	0.97	0.87	0.93
① ② ③ ④ ⑤	0.93	0.88	0.91
② ③ ④ ⑤ ⑥	0.91	0.85	0.87
① ② ③ ④ ⑥	0.93	0.84	0.91
① ② ③ ④ ⑤ ⑥	0.91	0.82	0.86

3.4 仿真信号实验结果及分析

利用仿真辐射源信号，在信噪比为 6~24 dB 内，分别在瑞利信道以及 AWGN 信道下进行识别实验。图 4~图 6 所示为信号种类 $K=3、4、5$ 时，3 种方法在不同信号环境下的识别率曲线。从这 3 组识别率曲线中可以发现，无论在 AWGN 信道还是瑞利信道，本文方法的识别率都最高，且随着识别辐射源种类 K 的增加，虽然不同方法识别率都有一定程度下降，但本文方法识别率下降程度最小，识别率相比另外 2 种方法优势更加明显。本文方法在仿真信号与实测舰船通信信号上都取得了更好的识别效果，利用 ITD 对信号进行时频分析，克服了 EMD 的缺点，能够更精确地表达信号的时频信息，提升了分类效果；

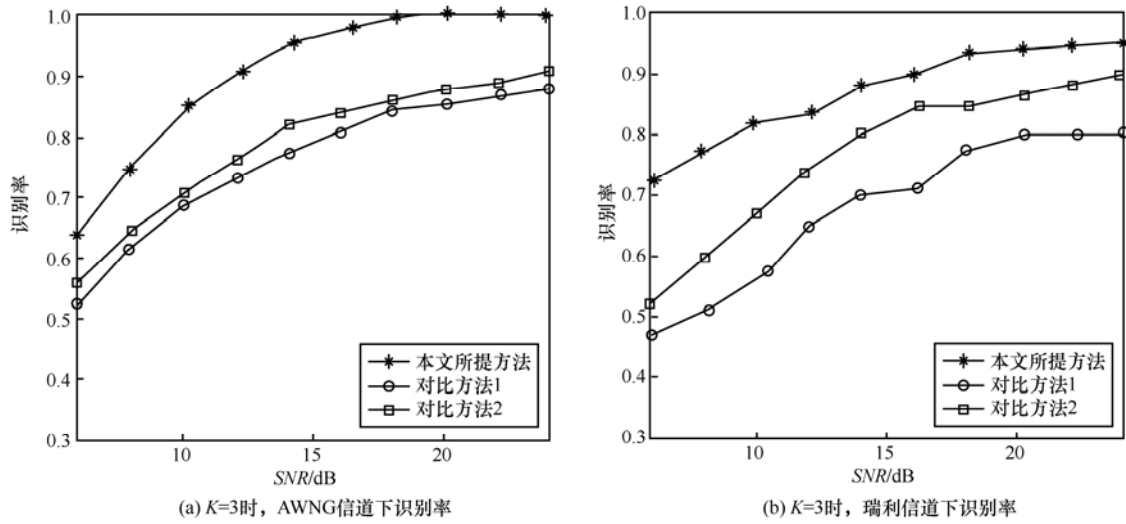


图 4 3种仿真信号识别率曲线

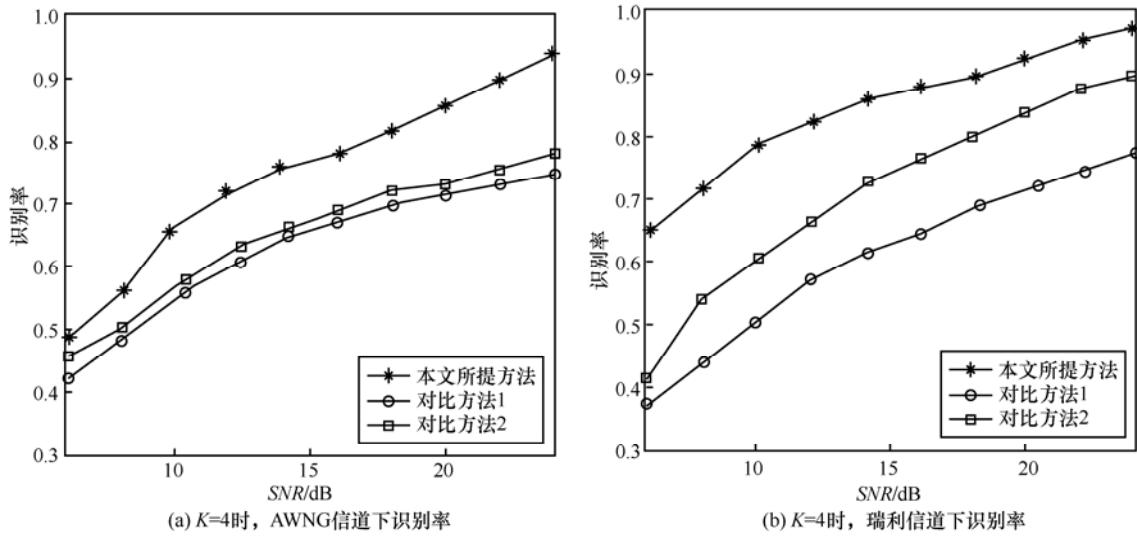


图 5 4种仿真信号的识别率曲线

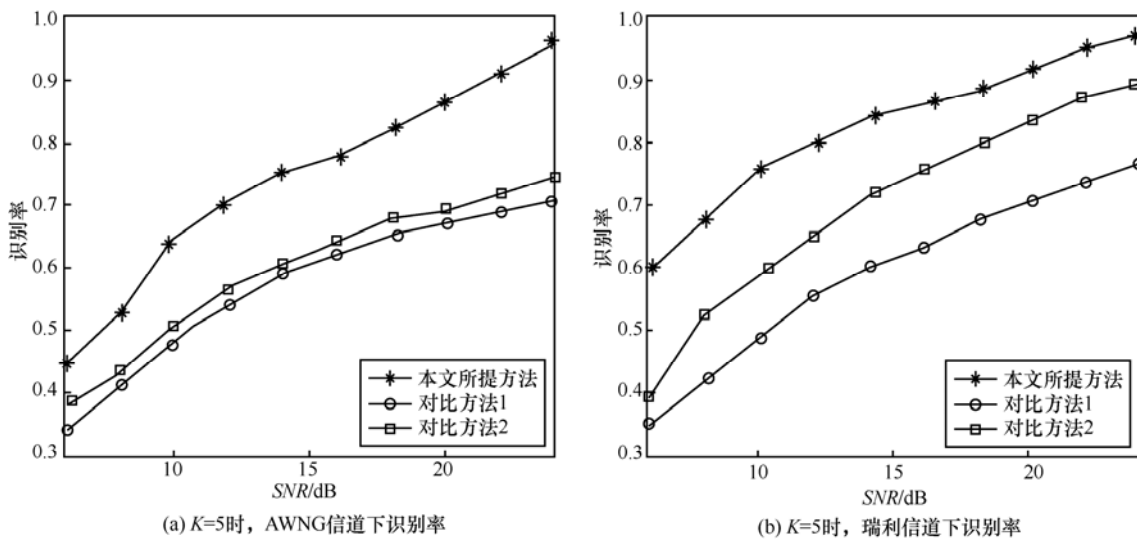
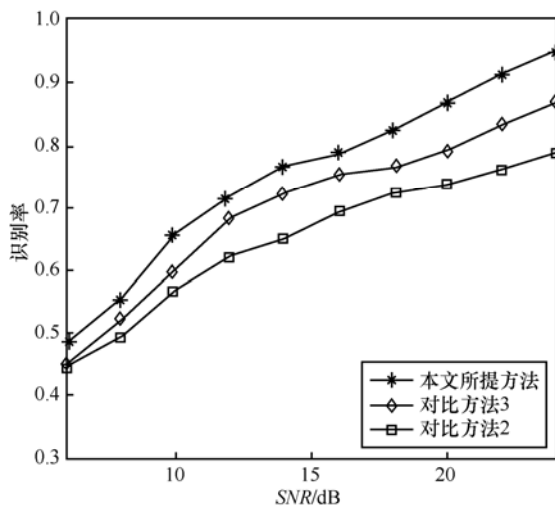


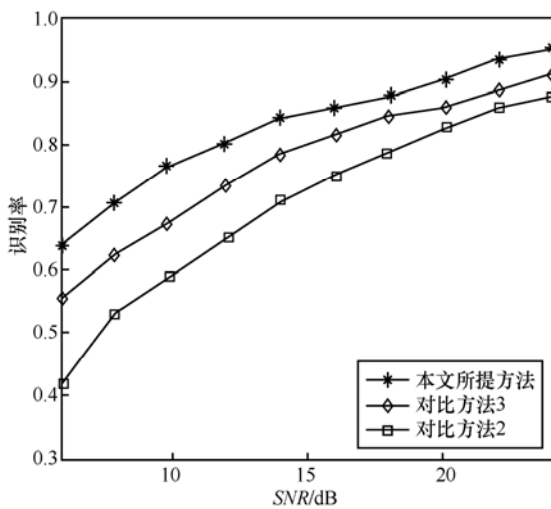
图 6 5种仿真信号的识别率曲线

此外，本文方法将时频能量谱看作一个整体，转化为图像后直接提取纹理特征，另外两种对比方法在提取特征时，需要设置时频分辨率^[17,18]，损失了谱图的细节信息，影响了分类识别的效果。

为了验证使用 ITD 时频分析较之 EMD 对分类识别的提升作用，保持对比方法 2 中所提特征不变，将时频分析的方法替换为 ITD，称之为对比方法 3。在 $K=4$ ，AWGN 信道下比较本文方法，对比方法 2 以及对比方法 3 的识别性能曲线，结果如图 7 所示。在相同实验条件下，对比方法 3 的识别率高于对比方法 2，这一结果说明了，在保持所提特征不变情况下，利用 ITD 方法进行时频分析有助于识别性能提升；对比方法 3 的识别率低于本文所提方法，说明本文所提纹理特征的可分性优于对比方法 2 所提时频能量分布特征。



(a) $K=4$ 时，AWGN信道下识别率



(b) $K=4$ 时，瑞利信道下识别率

图 7 ITD 替代 EMD 进行时频分析的识别率对比

为研究训练样本个数对识别正确率的影响，固定每次实验的测试样本数目为 100，改变训练样本个数为 50、75、100、125。在 $K=4$ 、AWGN 环境下，研究它们的识别性能，实验结果如图 8 所示。实验结果表明，训练样本个数为 50 的识别率最低，增加训练样本的个数，识别率的增加不明显。这表明训练样本个数对识别结果影响较小，本文方法所提特征顽健性较强，在利用所提特征训练分类器时，不需过多的训练样本数就能达到较好的效果，有效降低了分类器训练的复杂度，实用性强。

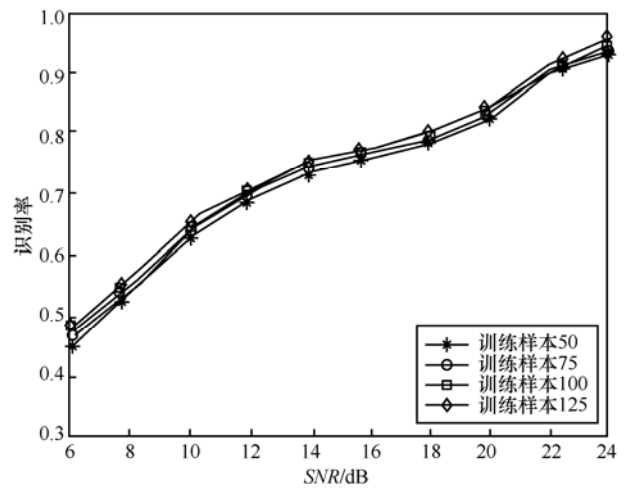


图 8 训练样本个数对识别率的影响

本文继续研究了所提算法在平坦瑞利衰落信道下，最大多普勒频移对识别性能的影响。改变瑞利信道最大多普勒频移为 50 Hz、100 Hz、150 Hz、200 Hz，在 $K=4$ 下进行实验，算法识别率曲线如图 9 所示。

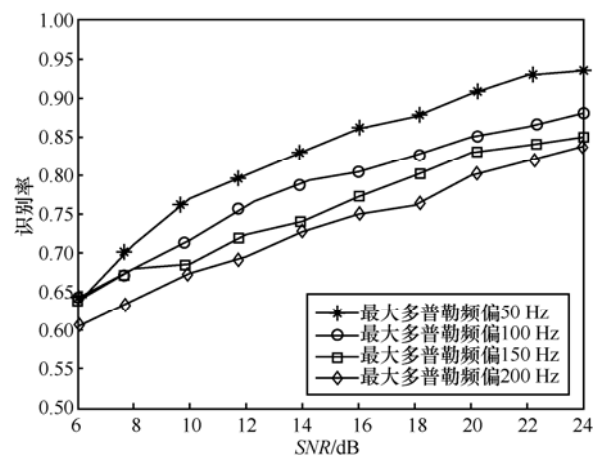


图 9 多普勒频移对识别率的影响

从图 9 可以发现,随着瑞利平坦衰落信道最大多普勒频移增加,算法识别性能受到较大的影响,且 SNR 越高,识别率受到的影响越大。主要是多普勒频移的增加,使信号的时频能量谱发生畸变,影响了时频纹理特征的提取,造成算法识别性能下降。

4 结束语

本文在对通信辐射源信号时频域细微特征研究的基础上,结合图像处理领域的相关知识,提出了一种基于时频谱图纹理特征的通信辐射源识别方法。为验证算法的有效性,选取 2 种基于 EMD 提取时频能量特征的方法进行对比,利用实测舰船通信信号和仿真信号进行识别实验对 3 种方法的性能进行比较。实验结果表明,本文方法无论针对实测舰船通信信号或仿真信号,都取得了更好的识别效果。在下一步工作中,考虑对所提方法进一步改进,提取更加有效的图像纹理特征作为辐射源识别的细微特征,利用更有效的方式来进行特征维数约减,在更复杂环境下测试算法的性能如非高斯噪声环境以及多径环境等。

参考文献:

- [1] 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 D. Research on mechanism and methodology of specific emitter identification[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.
- [2] BARBEAUE M, HALL J, KRANAKIS E. Detecting impersonation attacks in future wireless and mobile networks[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4074(1):80-95.
- [3] POLAK A C, GOECKEL D L. Identification of wireless devices of users who actively fake their RF fingerprints with artificial data distortion[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(11):1-1.
- [4] KIM K, SPOONER C M, AKBARI, et al. Specific emitter identification for cognitive radio with application to IEEE 802.11[C]//IEEE Global Telecommunications Conference.2008: 1-5.
- [5] ELLIS K J, SERINKEN N. Characteristics of radio transmitter fingerprints[J]. Radio Science, 2001, 36(36):585-598.
- [6] REHMAN U, SOWERBY K, COGHILL C. RF fingerprint feature extraction from the energy envelop of an instantaneous transient signal[J]. Australian Communication Theory Workshop ,2012:90-95.
- [7] HUANG G Q, YING J Y, XIANG W. Specific emitter identification for communication transmitter using multi-measurement[J]. Wireless Personal Communication, 2016:1-20.
- [8] 王大海. 卫星通信辐射源细微特征提取技术研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2015.
WANG D H. Research on the extraction technology of satellite communication transmitter fine features[D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2015.
- [9] 马强, 田红园, 郑文秀. 基于分形维数与 SVM 的 PUE 攻击检测[J]. 无线电通信技术, 2015, 41(2):26-28.
MA Q, TIAN H Y, ZHENG W X. Method of PUE attack user detection based on fractal dimension and SVM[J]. Radio Communications Technology, 2015, 41(2):26-28.
- [10] 桂云川, 杨俊安, 万俊. 基于双谱特征融合的通信辐射源识别算法[J]. 探测与控制学报, 2016, 38(5):91-95.
GUI Y C, YANG J A, WAN J. A transmitter recognition algorithm based on dual spectrum feature extraction[J]. Journal of Detection & Control, 2016, 38(5):91-95.
- [11] 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.
- [12] LI Y B, GE J, LIN Y, et al. Radar emitter signal recognition based on multi-scale wavelet entropy and feature weighting[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(11):4254-4260.
- [13] HUANG N E, SHEN Z, STEVEN R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[C]//The Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [14] YANG X, CHENG G, LIU H. Improved empirical mode decomposition algorithm of processing complex signal for IoT application[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015(3):1-8.
- [15] FREI M G, 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 & Engineering Sciences, 2007, 463(2078):321-342.
- [16] DONG C X, RAO X, YANG S Q, et al. Method for selecting the parameters of support vector machines[J]. Systems Engineering & Electronics, 2004, 26(8):1117-1120.
- [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 & Security, 2016, 11(6):1192-1205.
- [18] 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.
- [19] LIU M W, DOHERTY J F. Nonlinearity estimation for specific emitter identification in multipath channels[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2011, 6(3):1076-1085.

作者简介:



任东方(1993-), 男, 河南平顶山人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为通信信号处理、辐射源识别等。

张涛(1977-), 男, 湖北天门人, 解放军信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理、辐射源识别, 模式识别等。

韩洁(1990-), 女, 河南郑州人, 解放军信息工程大学博士生, 主要研究方向为通信信号处理、辐射源识别等。

王欢欢(1992-), 男, 河南永城人, 解放军信息工程大学硕士生, 主要研究方向为通信信号处理、辐射源识别等。