

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.06.014

基于改进 EEMD 及能量特征的战场目标识别方法*

邱 忆¹ 顾晓辉¹ 车 龙¹ 刘亚雷²

(1. 南京理工大学 机械工程学院 南京 210094; 2. 公安海警学院 宁波 315801)

摘要:针对战场声目标探测系统对目标识别及分类问题,提出了一种基于频率截止 EEMD (cut-off frequency-EEMD, CF-EEMD) 的能量特征分析 (energy feature analysis, EFA) 方法。选取信号自身的最小有效频率作为 EEMD 筛分的终止条件,对 EEMD 方法进行改进,实现目标声信号的快速分解,获得准确的 IMF 分量;通过计算各阶 IMF 能量,得到目标信号的总体能量向量,进而分析典型目标声信号各阶 IMF 分量的能量分布情况;定义目标声信号高低频段能量差特征参数,用于战场声目标的特征识别与分类。半实物仿真试验结果证明了 CF-EEMD 与 EFA 相结合的目标声信号识别方法的可行性和实用性,适用于战场声目标识别及分类。

关键词: 目标识别分类; 总体经验模态分解; 高低频能量差; 能量向量; 能量特征分析

中图分类号: TN911.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:**

Battlefield target recognition method based on improved EEMD and energy feature

Di Yi¹ Gu Xiaohui¹ Che Long¹ Liu Yalei²

(1. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;
2. China Maritime Police Academy, Ningbo 315801, China)

Abstract: In order to solve the target recognition and classification problem of battlefield acoustic target detection system, an energy feature analysis (EFA) method based on cut-off frequency EEMD (CF-EEMD) is proposed. Selecting the minimum effective frequency of the signal itself as screening termination condition of EEMD, the EEMD method is improved to achieve rapid decomposition of acoustic target and get accurate IMF components. The total energy vector of the target signal is obtained by calculating the energy of each IMF, and then the energy distribution of each IMF component of the typical target acoustic signal is analyzed. The energy difference between the high and low frequency of the target acoustic signal is defined, which is used as feature parameter to identify and classify the battlefield acoustic target. Through the semi-physical simulation experiment the feasibility and the practicality of the EFA-based target recognition method with improved EEMD is verified, which is suitable for identification and classification of battlefield acoustic target.

Keywords: target recognition and classification; ensemble empirical mode decomposition; energy difference between the high and low frequency; energy vector; energy feature analysis

1 引言

智能反坦克 (brainpower antitank submunition, BAT) 子弹药是一种新型灵巧弹药,主要采用弹载声阵列对战

场声目标进行探测、识别、跟踪及毁伤。在现代战争中,战场声目标已经具有更高的速度和更强的机动性,这无疑对声学目标识别及分类提出了更为苛刻的要求。与一般声信号不同,战场声信号^[1]往往时间短、噪声强、非线性、不平稳且无先验信息,因此,能否快速准确识别目标,

有效摧毁敌方火力,已成为反装甲战场中的重要课题。

传统时频分析方法(如短时傅里叶变换)^[2]能够较好地反映平稳信号的时频特性,而处理非线性非平稳信号时却有较大局限性。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是由 Huang 等人^[3]提出的一种自适应的信号处理方法,它能够根据信号自身时变规律,将信号按照从高频到低频的不同尺度进行分解,适用于非线性、非平稳信号的分析^[4-7]。总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[8]是针对 EMD 存在的模态混叠问题提出的一种改进方法,能够有效抑制 EMD 模态混叠效应并赋予各阶本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量更加合理的物理意义,目前已成功应用于众多领域^[9-12]。该方法无需更多先验信息,能够自适应的分解非线性非平稳信号,反映信号固有特征,同样有利于战场目标辐射噪声信号的分析。然而研究发现, EEMD 虽能抑制 EMD 的模态混叠缺陷,但不合理的筛分终止条件往往会造成信号“过分解”^[13],从而产生多阶冗余虚假分量,降低信号分解的效率和准确性,于是在工程应用中,采用 EEMD 进行信号分析时应重点考虑 IMF 筛分终止条件问题^[14]。此外,目标识别问题的关键环节包括特征提取和分类,在特征提取和选择过程中,通常选择最能代表观测目标本质的一组特征,建立特征集,再通过模式识别方法完成目标识别和分类。因此,高效的信号分析方法结合适当的目标特征参量更加有利于提高目标的识别效率和准确性。

为解决 BAT 子弹药对战场声学目标的识别及分类问题,本文提出一种基于频率截止 EEMD (cut-off frequency EEMD, CF-EEMD)及能量特征分析的战场声目标识别方法,首先引入文献^[13]的“频率截止”思想,采用测量信号的最小有效频率作为 EMD 筛分的终止条件,对实测典型战场目标声信号进行 EEMD 得到 IMF 分量,再计算各阶 IMF 的能量,得到总体能量向量,以信号高低频段能量差和能量向量作为目标的特征参量,分析不同目标的能量分布,进而实现战场声目标的特征识别和分类。最后通过半实物仿真试验验证了本文所提的目标识别算法实效性。

2 EEMD 基本原理

EEMD 继承了 EMD 信号分解的自适应性,是一种噪声辅助 EMD 的信号分析方法,但其最大优势在于通过加入高斯白噪声使信号在不同时间尺度上具有连续性,再通过计算多次加噪处理结果的平均值,消除噪声的影响,从而有效地解决 EMD 模态混叠的问题,其具体实现方法如下。

设原始声信号为 $s(t)$,首先在原始信号中加入均值

为 0,标准差为常数的高斯白噪声:

$$s_i(t) = s(t) + n_i(t) \quad (1)$$

式中: $n_i(t)$ 为第 i 次加入的噪声, $s_i(t)$ 为第 i 次加入噪声后的信号。噪声信号的标准差与原始信号标准差比值为常数 k ,其取值范围为 0.1 ~ 0.4。

再将含噪声的信号 $s_i(t)$ 进行 EMD 分解,得:

$$s_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij}(t) + r_i(t) \quad (2)$$

式中: $c_{ij}(t)$ 为第 i 次 EMD 分解得到的第 j 个 IMF 分量,为第 i 次 EMD 分解得到的余量。

重复以上步骤进行 N 次 EMD 分解,将 N 次分解得到的 IMF 分量和余量进行总体平均计算,得到最终的 IMF 分量 $c_j(t)$ 和余量 $r(t)$:

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \quad (3)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t) \quad (4)$$

经过 EEMD 分解得到 M 个 IMF 分量和 1 个余量:

$$s(t) = \sum_{j=1}^M c_j(t) + r(t) \quad (5)$$

由于白噪声统计特性为 0,各阶 IMF 分量经多次总体平均后噪声被最大限度抵消。根据文献^[15],原始信号中白噪声的叠加数目 N 服从式(6)的统计规律。

$$\varepsilon = \frac{a}{\sqrt{M}} \text{ 或 } \ln \varepsilon + 0.5a \ln M = 0 \quad (6)$$

式中: ε 为标准偏离差, a 为白噪声幅值。

3 CF-EEMD 方法

EEMD 虽然是在 EMD 基础上形成的改进方法,但其筛分过程实际上仍为 EMD 过程。IMF 分量个数通常由信号长度决定,而 EMD 筛分终止条件往往会影响 IMF 分量个数及各阶分量的物理意义,未考虑筛分终止条件的标准 EEMD 方法在分解频率成分较少的长信号时会做一系列无效分解,产生虚假分量。以往针对 IMF 筛选终止问题的方法^[16-17],其筛选的 IMF 分量仍然较多,效率有待提高。因此,本文引入了文献^[13]所提出的 CF-EEMD 方法,对战场目标声信号分解的具体步骤如下。

1) 对原信号 $s(t)$ 进行频谱分析,确定明显频率成分中的最小有效频率作为 EEMD 分解的截止频率,记为 f_d 。需要指出的是,一般战场目标声信号的主要能量集中于中低频成分中,在目标未知的情况下,可以选定 50 ~ 150 Hz 作为信号筛分截止频率的参考区间。

2) 在原始信号 $s(t)$ 中加入定幅值白噪声:

$$s_i(t) = s(t) + n_i(t) \quad (7)$$

3) 对加噪信号 $s_i(t)$ 进行 EMD 分解,每分解出一个 IMF 分量 $c_{i,j}$,对其做频谱分析,确定其主频率 f_{\max} ,并与

f_d 做比较,若 $f_{\max} < f_d$,则停止分解,否则分解继续,进而得到一组 IMF 分量 $c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,n}$ 。

4) 重复步骤 2)、3) M 次,得到 M 组 IMF 分量,其中,叠加白噪声次数仍服从式(6)的统计规律。

5) 计算 M 次分解的 IMF 总体平均,得到 n 个 IMF 分量即为 CF-EEMD 分解最终 IMF 分量:

$$c_k(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{i,k}(t) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

4 战场目标声信号的能量特征分析 (EFA) 法

4.1 战场声信号能量向量分析

战场目标声信号经 CF-EEMD 得到一组 IMF 分量,每个分量频谱均有相应的中心频率,代表了目标内部某部件频率或气动噪声频率。由于目标类型、机动状态及主要部件频率等先验信息均未知,并且当目标处于机动状态时,其发动机或螺旋桨频率会发生一定变化,此时从信号频谱分析角度很难提取目标信号特征。文献[18]指出,战场声信号各阶 IMF 分量能量谱能够较好地显示不同目标 IMF 分量的能量变化,同时提出了一种基于 IMF 能量比的特征提取法。但是考虑到,战场目标声信号一般为宽频信号,实测目标声信号各阶 IMF 分量涵盖了原始信号的部分频带,在带宽未知的情况下以 IMF 的归一化能量比作为信号特征量,会造成少量频率成分的能量重复计算,从而影响到各分量的能量分布情况的分析。因此,本文针对文献[18]所提方法的不足,给出一种体现“主成分赋权思想”^[19]的能量向量计算方法。

- 1) 原始信号经 EEMD 分解,得到 M 个 IMF 分量。
- 2) 计算每一个 IMF 分量的能量 E_i 。

$$E_i = \int |c_i(t)|^2 dt \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

从而得到 IMF 能量向量 $V_E = [E_1, E_2, \dots, E_M]$ 。

- 3) 将能量向量做归一化处理,得到:

$$V_E' = [p_1, p_2, \dots, p_M] \quad (10)$$

式中: $p_i = \frac{E_i}{E}$ 表示每一阶 IMF 分量的归一化权重, $E =$

$(\sum_{i=1}^M E_i^2)^{\frac{1}{2}}$ 表示各阶 IMF 分量的能量之和。该计算方法能够使能量占比高的分量获得更大的权重,而占比小的分量只能得到更小的权重,更有利于突出信号主成分,降低 IMF 能量分析时所受的带宽影响。

4.2 战场声信号高低频段能量差特征分析

不同声目标振动机理的差异使得目标辐射噪声的各阶 IMF 能量分布特性有着明显区别,但由于环境噪声或测量系统噪声的存在,目标辐射噪声的测量试信号会受到一定影响,这时仅以能量向量作为目标特征参量并

不能够完成目标识别。因此,根据战场声目标的特点,定义目标信号的高低频能量差,以此为信号特征参量,通过目标声信号的频带能量差特征与 IMF 能量向量分析相结合,实现目标识别及分类。

假设目标声信号经分解共得到 M 阶 IMF 分量,记第 i 阶 IMF 共有 L 个采样点,其中第 p 个点的瞬时频率为 $f_{i,p}$,瞬时幅度为 $A_{i,p}$,则 p 点瞬时强度为 $B_{i,p} = A_{i,p}^2$ 。根据典型目标声信号频率分布特性,定义频率值在 50 ~ 800 Hz 为低频段,800 ~ 5 000 Hz 为高频段。设在低频段内时频采样点瞬时强度为 $B_{l1}, B_{l2}, \dots, B_{lm}$,则信号低频率总能量 P_l 为:

$$P_l = 10 \lg \sum_{k=1}^m B_{lk} \quad (11)$$

同理,高频段内时频采样点瞬时强度为 $B_{h1}, B_{h2}, \dots, B_{hm}$,则信号高频率总能量 P_h 为:

$$P_h = 10 \lg \sum_{k=1}^n B_{hk} \quad (12)$$

那么,目标声信号的高低频能量差定义为:

$$\Delta P = P_h - P_l \quad (13)$$

5 试验分析

5.1 准静态声探测试验及信号 CF-EEMD 分解

为了验证对本文所提算法的可行性和有效性,首先设计了半实物仿真试验,本文模拟 BAT 子弹药的弹载声阵列分布结构设计了平面四元声阵列^[20],通过试验完成所需目标声信号的采集,为后面的仿真计算提供必要数据。声阵列试验设计如图 1 所示,阵列半径为 25 cm,4 个同类同介质传声器 S1、S2、S3 和 S4 分别对应实物(图 2)中的 A、B、C、D,传声器(型号 HY205)对称分布于圆形平面,对称阵元连线相互垂直。

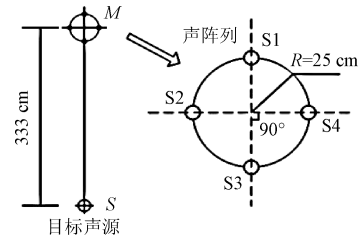


图 1 声阵列试验原理

Fig. 1 Schematic diagram of acoustic array test

以某坦克、直升机和战斗机目标声信号作为声源样本 S ,平面四元声阵列水平放置于测试点 M ,声源距离阵列中心 333 cm,方向角为 90° ,声源及声阵列均保持静止。采用 PXI 数据采集系统对声信号进行采集,采样频率为 62.5 kHz,量程为 $-4 \sim +4$ V,各传声器测量数据经信号调理电路进行转换和放大,输出信号为

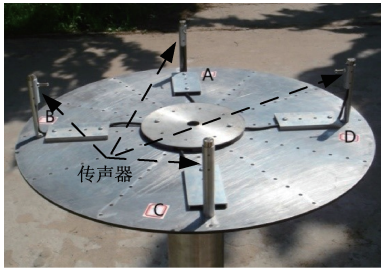
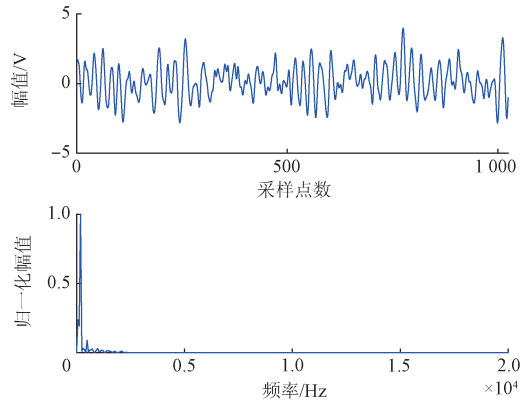


图2 平面四元声阵列实物

Fig.2 Four-sensor acoustic array platform

单通道电压信号。值得注意的是,所采集的信号通常会受到较大的噪声干扰,因此在对目标声信号进行能量分析之前,需要对声信号进行必要的去噪处理,去除采集信号中的高频噪声,而具体的去噪过程,此处不做详细说明。

通过声阵列实验装置测得 3 种典型战场目标声信号,测量信号长度均为 1 024 个采样点,信号在分解前经过调理电路进行滤波预处理,目标原始信号及相应频谱如图 3 所示。对各目标信号进行频谱分析可知,坦克信号、直升机信号与战斗机信号的最小有效截止频率分别为 122、61.04 和 60.1 Hz。

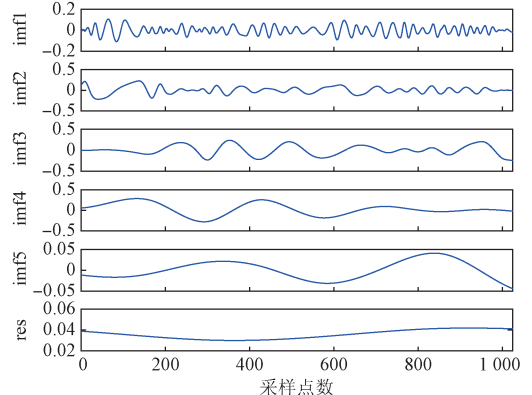


(c) 战斗机声信号及其频谱
(c) Acoustic signals and frequency spectrum of fighter

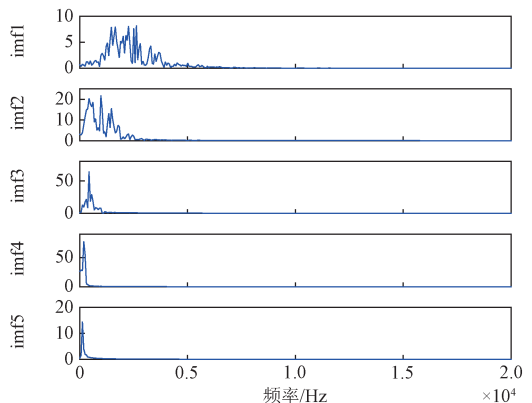
图3 典型战场目标的声信号及相应频谱

Fig.3 Acoustic signal and frequency spectrum of typical battlefield target

采用 CF-EEMD 对各原始信号进行分解,其结果如图 4(a) ~ 图 6(a) 所示,3 种目标声信号均被分解为 5 阶 IMF 分量和 1 阶余量,信号分量数相对较少,分解效率较高。



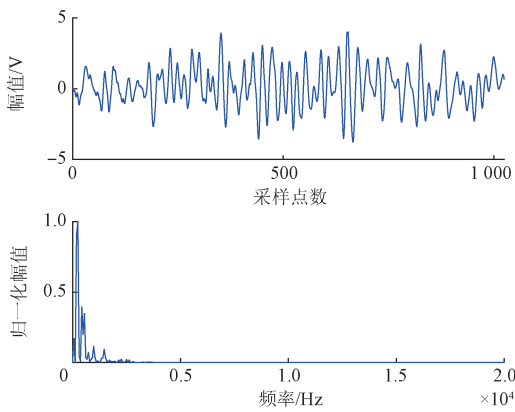
(a) 坦克信号CF-EEMD分解
(a) IMFs of tank acoustic signal by CF-EEMD



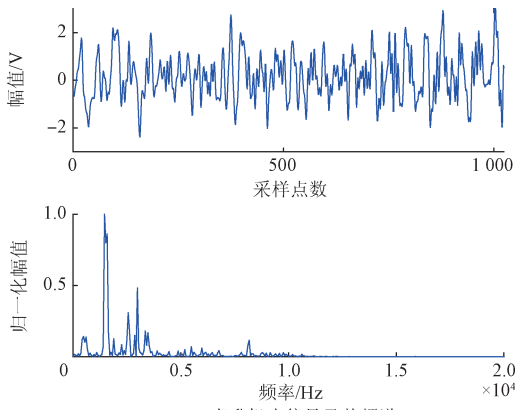
(b) 各IMF分量频谱
(b) IMFs' frequency spectrum of tank acoustic signal

图4 坦克声信号经 CF-EEMD 分解及各 IMF 分量频谱

Fig.4 IMFs and frequency spectrum of tank acoustic signal by CF-EEMD



(a) 坦克声信号及其频谱
(a) Acoustic signals and frequency spectrum of tank



(b) 直升机声信号及其频谱
(b) Acoustic signals and frequency spectrum of helicopter

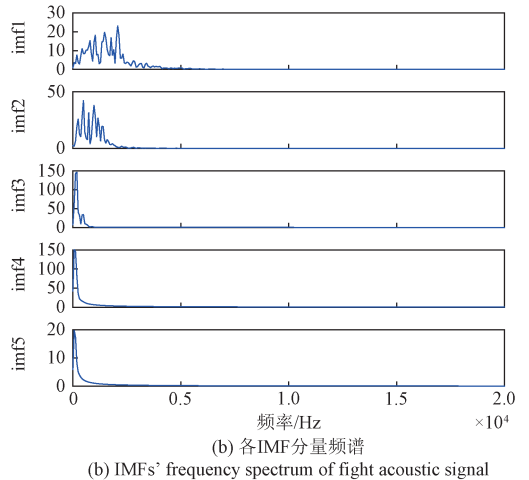
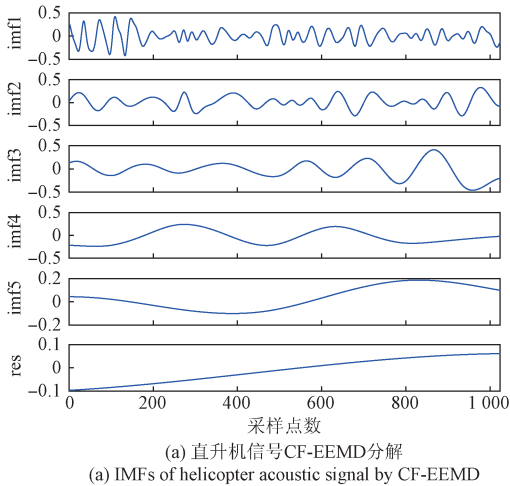


图 6 战斗机信号近 CF-EEMD 分解及各 IMF 分量频谱

Fig. 6 IMFs and frequency spectrum of fight acoustic signal by CF-EEMD

效应和无效分解问题,保证了信号分解的准确性。对不同信号进行频谱分析和主要频率成分统计,得到 3 种目标各阶 IMF 分量对应的主频率,如表 1 所示。

表 1 3 种目标信号 IMF 分量的中心频率

Table 1 IMFs' center frequency of three different targets

IMF	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
坦克	1 953	854.5	366.2	183.1	91.5
直升机	1 404	427.3	305.2	122.1	61.1
战斗机	1 039	457.7	122.1	91.6	61

结合表 1 和图 4(b) ~ 图 6(b) 可知,3 种目标声信号均属于宽带信号,主要频率成分均在 2 000 Hz 以内,其中坦克信号主要能量分布在分量 IMF2、IMF3 和 IMF4 中,表明坦克声信号的主要能量集中于 1 000 Hz 以内;其次,直升机声信号产生原因较复杂,包括桨叶转动,发动机振动及气动涡流等多种噪声频率成分,而从图 6(b) 可以发现,直升机信号能量由中频段(500 ~ 100 Hz)分量 IMF2-IMF4 和低频段(100 Hz 以内)分量 IMF5 产生;战斗机信号的主要由推进系统噪声和空气动力噪声组成,表 1 显示了其频率成分集中在 500 Hz 以内,但在 200 Hz 以下的低频段有更加明显的特征峰值,中频噪声由基频的高次谐波延伸所致。

5.2 目标声信号能量向量计算

由式(9)、(10)对 3 种信号单个样品各 IMF 分量进行能量计算,得到坦克、直升机和战斗机信号能量向量分别为 $V_1' = [0.0619 \ 0.2837 \ 0.5247 \ 0.7823 \ 0.1681]$, $V_2' = [0.3366 \ 0.7222 \ 0.5967 \ 0.1545 \ 0.0439]$, $V_3' = [0.1546 \ 0.2608 \ 0.6636 \ 0.5419 \ 0.4172]$,

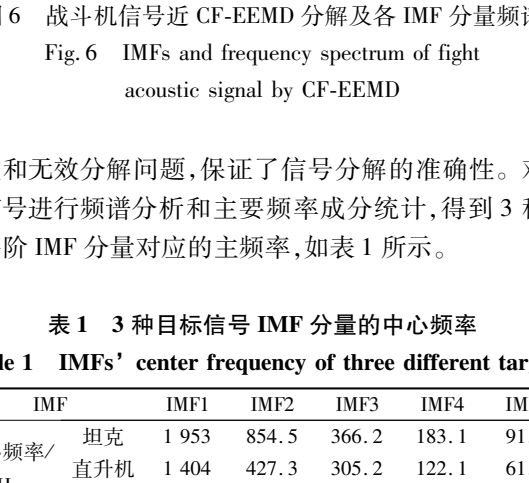
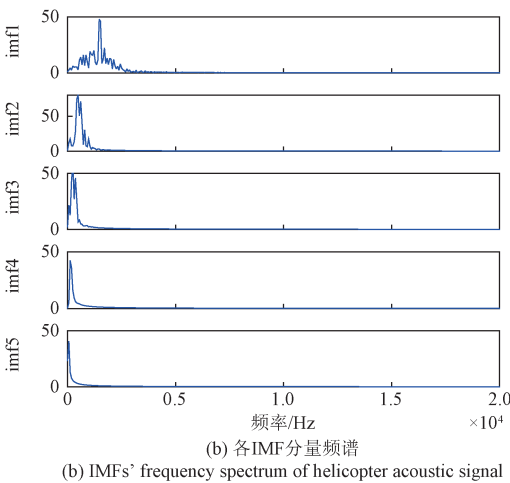
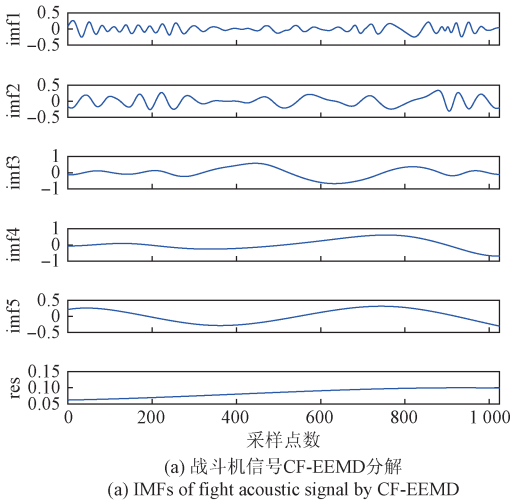


图 5 直升机声信号经 CF-EEMD 分解及 IMF 各分量频谱

Fig. 5 IMFs and frequency spectrum of helicopter acoustic signal by CF-EEMD

图 4(b) ~ 图 6(b) 所示为 3 种目标信号 IMF 分量对应的频谱图,可以看出,各种目标信号经 CF-EEMD 后均分离出原始信号中的主要频率成分,没有发生模态混叠



由于原始信号被分解为 n 个 IMF 分量和一个余量,而在计算能量向量时一般不计入余量能量,因此,从理论上来说,各阶 IMF 分量能量总和略小于原信号总能量,即 $\sum_{i=1}^n p_i^2 < 1$ 。对 3 种目标信号分别进行 30 组样本的能量计算统计,则各阶 IMF 分量的能量分布结果如图 7 所示。

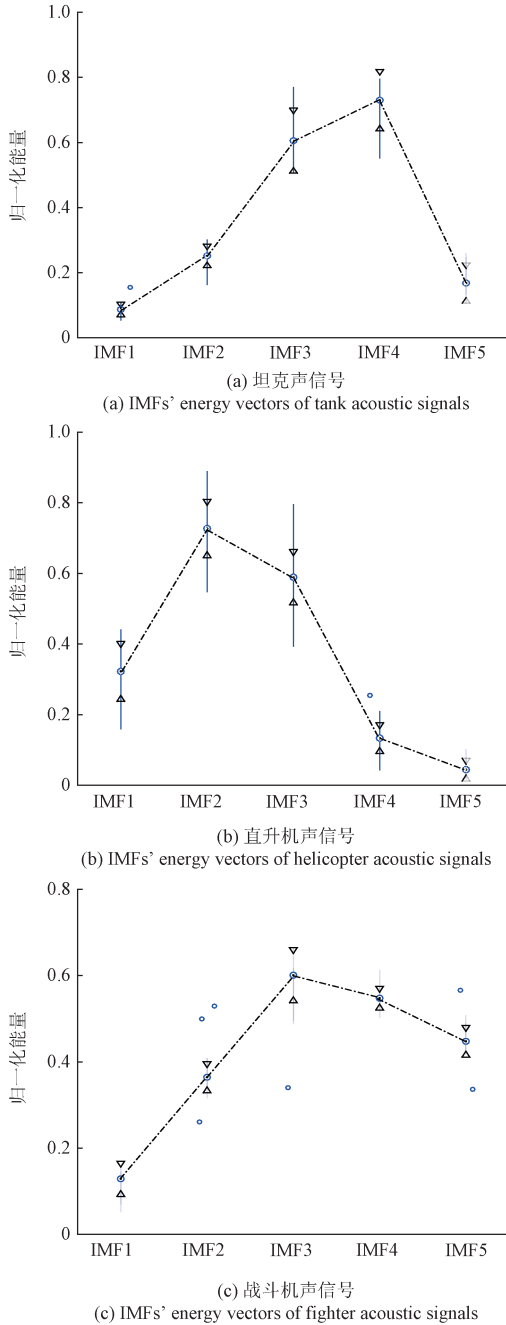


图7 目标声信号各阶 IMF 能量向量

Fig. 7 IMFs' energy vectors of different target acoustic signals

从图 7 中可以看出,3 种典型目标声信号的能量分布具有一定地相似性,即 IMF1 高频分量在能量谱中占比很少,3 种目标信号能量均集中在中频或低频部分,其中

100 ~ 500 Hz 的中频段能量最高。不同目标能量分布的差异性表现在:坦克信号主要能量集中在 IMF3 和 IMF4,主要频率为 200 ~ 500 Hz;直升机信号能量集中于 IMF2-IMF3,主频率范围在 300 ~ 400 Hz;战斗机信号能量主要集中于分量 IMF3、IMF4 和 IMF5,其中低频分量 IMF5 的能量占比明显大于其他目标,这也验证了上述 3 种目标频谱分析的结果。此外,引入“主成分赋权思想”的信号能量向量分析法使得能量谱中的主要成分占比更加明显,而次要成分的能量占比则更小,较好地宏观尺度上反映信号主要频率成分在整个能量谱中的分布及变化。

5.3 目标声信号高低频能量差计算

根据式(11) ~ (13) 计算 3 种目标声信号单个样本的高低频能量差,再分别随机抽取 3 种信号各 30 组做高低谱能量差统计,结果如表 2 所示。3 种典型战场声目标高低频能量差特征参数分布如图 8 所示。由表 2 和图 8 可知,同类目标信号高低频能量差存在一定差异,但基本处于同一个水平;不同类型目标的声信号高低频能量差,分布层次不同,如坦克、直升机和战斗机声信号的高低频能量差均值分别为 8.120 2、16.222 8 和 33.115 7 dB,各层次之间分界较为明显,即各类目标之间的频段能量差具有较好地可分性,因此,该结果可对战场声目标进行有效识别和分类。

表 2 3 种典型战场声目标高低频能量差统计

Table 2 The statistics of the energy difference between the high and low frequency for three types of battlefield acoustic signal

高低频能量差/dB	坦克	直升机	战斗机
单样本值	-8.653 9	-17.836 6	31.604 8
多样本均值	-8.120 2	-16.222 8	-33.115 7
标准差	1.805 2	1.793 3	2.239 7

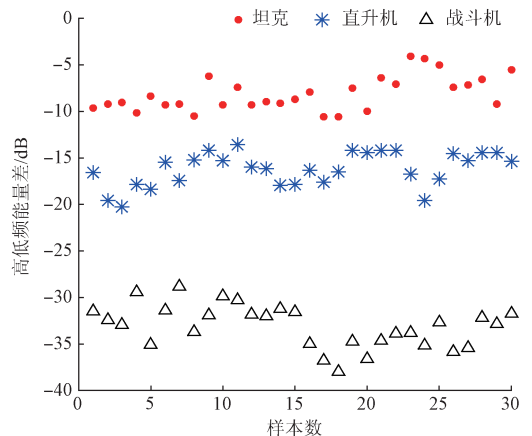


图 8 3 种典型战场声目标高低频能量差分布

Fig. 8 The distribution of the energy difference between the high and low frequency for three types of battlefield acoustic signal

6 结 论

针对不同战场声目标的识别及分类,提出了一种基于改进 EEMD 的能量特征分析法。将信号最小有效频率作为 EEMD 筛分的终止条件,能够较好地抑制复杂信号的模态混叠效应,减少了信号分解时间,有效防止高斯噪声过度引入;通过计算各阶 IMF 能量,得到总体能量向量,分析了不同目标声信号的能量分布状况;最后,以目标声信号高低频段能量差作为目标声信号的特征参量,体现出良好的目标特征可分性,实现不同种类战场声目标的识别与分类,确保目标识别准确性,为弹载目标探测系统的工程实现提供有价值的理论支撑。

参考文献

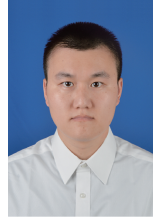
- [1] 吕艳新,顾晓辉. 多传声器小波多尺度信息融合滤波算法[J]. 仪器仪表学报,2012,33(4): 788-794.
LV Y X, GU X H. Filtering algorithm for multi-microphones based on wavelet multi-scale information fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012,33(4): 788-794.
- [2] 陈艳丽,郭良浩,宫在晓. 简明分数阶傅里叶变换及其对线性调频信号的检测和参数估计[J]. 声学学报, 2015,40(6): 761-771.
CHEN Y L, GUO L H, GONG Z X. The concise fractional Fourier transform and its application in detection and parameter estimation of the linear frequency-modulated signal [J]. ACTA ACUSTICA,2015,40(6): 761-771.
- [3] HUANG N E, ZHEN S, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and no stationary time series analysis [J]. Processing of the Royal Society of London, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] 行鸿彦,许瑞庆,王长松. 基于经验模态分解的脉搏信号特征研究[J]. 仪器仪表学报,2009,30(3): 596-602.
XING H Y, XU R Q, WANG CH S. Pulse signal feature research based on empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3): 596-602.
- [5] WANG Y H, YE H C H, YOUNG H W, et al. On the computational complexity of the empirical mode decomposition algorithm [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Application,2014,400(2): 159-167.
- [6] YANG H, LI G H. Research of noise reduction of chaotic signal based on empirical mode decomposition [J]. Telkommika,2014,12(3): 1881-1186.
- [7] LI Y B, XU M Q, WEI Y, et al. An improvement EMD method based on the optimized rational Hermite interpolation approach and its application to gear fault diagnosis [J]. Measurement,2015,63(1): 330-345.
- [8] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis,2008, 1(1): 1-41.
- [9] AGRWAL M, JAIN R C. Ensemble empirical mode decomposition: An adaptive method for noise reduction [J]. Journal of Electronics and Communication Engineering,2013,5(5): 60-65.
- [10] 李利品,党瑞荣,樊养余. 改进的 EEMD 算法及其在多相流检测中的应用[J]. 仪器仪表学报,2014, 35(10):2365-2370
LI L P, DANG R R, FAN Y Y. Modified EEMD denoising method and its application in multiphase flow measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2014,35(10): 2365-2370.
- [11] 曾彭,刘红星,宁新宝,等. 总体经验模态分解能量向量用于 ECG 能量分布的研究[J]. 物理学报,2015, 64(7): 1-8.
ZENG P, LIU H X, NING X B, et al. ECG energy distribution analysis using ensemble empirical mode decomposition energy vector [J]. Acta Physica Sinia, 2015,64(7): 1-8.
- [12] 王玉静,姜义成,康守强,等. 基于优化集合 EMD 的滚动轴承故障位置及性能退化程度诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2013,34(8): 1834-1840.
WANG Y J, JIANG Y CH, KANG SH Q, et al. Diagnosis method of fault location and performance degradation degree of rolling bearing based on optimal ensemble EMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013,34(8): 1834-1840.
- [13] 黄杰,张梅军,柴凯,等. 基于频率截止的 EEMD 方法研究[J]. 振动与冲击,2015,34(8): 101-105.
HUANG J, ZHANG M J, CHAI K, et al. An improved EEMD method based on cut-off frequency [J]. Journal of Vibration and Shock,2015,34(8): 101-105.
- [14] 胥保春,袁慎芳. IMF 筛选停止条件的分析及新的停止条件[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(3): 348-352.
XU B CH, YUAN SH F. The analysis of IMF's screening stop condition and a new stop condition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2011,31(3): 348-352.
- [15] 张雪英,谢飞,乔铁柱,等. 基于 EEMD 与改进小波阈值的磁记忆信号降噪研究[J]. 太原理工大学学报,

- 2015,46(5): 592-597.
- ZHANG X Y, XIE F, QIAO T ZH, et al. Denoising algorithm for metal magnetic memory signals based on EEMD and improved semi-soft wavelet threshold [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2015, 46(5): 592-597.
- [16] RILLING G, FLANDRIN P. On empirical mode decomposition and its algorithms [C]. IEEE-EUBASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP2003), 2003.
- [17] 胡劲松, 杨世锡. 基于能量的振动信号经验模态分解终止条件[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(1): 19-22.
- HU J S, YANG SH X. The termination condition of empirical mode decomposition based on energy of vibration signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2009, 29(1): 19-22.
- [18] 吕艳新, 孙书学, 顾晓辉. 基于 EMD 和能量比的战场声目标分类与识别[J]. 振动与冲击, 2008, 27(11): 51-55.
- LV Y X, SUN SH X, GU X H. Battlefield acoustic target classification and recognition based on EMD power ratio[J]. Journal Vibration and Shock, 2008, 27(11): 51-55.
- [19] 汤宝平, 董绍江, 马靖华. 基于独立分量分析的 EMD 模态混叠消除方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7): 1477-1482.
- TANG B P, DONG SH J, MA J H. Study on the method for eliminating mode mixing of empirical mode decomposition based on independent component

analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7): 1477-1482.

- [20] LIU Y, GU X, LIAN Y, et al. Optimal arrangement of four-sensor dynamic acoustic array [J]. Sensor Review, 2012, 32(4): 288-295.

作者简介



邸忆, 2009 年于皖西学院获得学士学位, 2013 年于贵州大学获得硕士学位, 现为南京理工大学博士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理、信息融合、声目标探测及跟踪。

E-mail: diyi8710@163.com

Di Yi received B. Sc. from West Anhui University in 2009 and M. Sc. from Guizhou University in 2013, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include signal and information processing, information fusion and acoustic target detection, recognition and tracking.



顾晓辉, 分别在 1984 年、1990 年和 2001 年于南京理工大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为南京理工大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为弹药智能化技术、信息融合和目标识别与跟踪。

E-mail: gxiaohui@njust.edu.cn

Gu Xiaohui received B. Sc., M. Sc. and Ph. D. all from Nanjing University of Science and Technology in 1984, 1990 and 2001, respectively. Now he is professor and Ph. D. supervisor in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include intelligent ammunition, information fusion technology and target recognition and tracking.