

新的联合三角形法和经验模态分解的 水下目标回波检测

聂东虎, 张汝波, 李雪耀

(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 水下目标回波信号的自动检测和识别是水声装备自动化的关键任务之一。大量的混响干扰, 一个脉冲周期内有多个目标或没有目标, 以及目标边界的模糊性和位置的随机性, 是目标检测的难点。对回波信号进行经验模态分解, 目标信号的绝大部分信息将集中在某个固有模态函数上, 且产生明显的边界, 而各种噪声和干扰成分被分解到其他固有模态函数上。基于此, 提出在固有模态函数包络上用三角形法定位目标及双阈值检测精确的目标边界的算法; 提出目标回波的固有模态函数瞬时幅度方差谱特征。海上实测回波数据的实验, 从检测目标个数和识别率两方面来验证算法的性能, 并与其它方法进行对比。实验表明该算法能任意定位和准确检测回波中的目标, 且不受脉冲噪声的影响, 检测效率高。

关键词: 水下目标回波检测; 经验模态分解; 固有模态函数; 三角形法; 双阈值

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2011)-02-0133-07

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2011.02.005

Detection of underwater target echo with triangle method associated with empirical mode decomposition

NIE Dong-hu, ZHANG Ru-bo, LI Xue-yao

(College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: It is one of crucial tasks in underwater acoustic equipment development to detect and recognize underwater target echo automatically. Difficulty of detection of target echo lies in much reverberation, no target or more than one target existing in an impulse period, illegibility of targets' edges and randomness of targets' location. Most of information about target signal is concentrated in intrinsic mode function on some scale after empirical mode decomposition being done for target echo. It will produce obvious edge of target. Various noise and interferential factors are decomposed into intrinsic mode function on others scale. An algorithm, in which the method called triangle locating is used to identify targets' locations and the method of double thresholds is used to detect endpoints of targets on envelope of intrinsic mode function, is proposed to detect target echo. A feature extraction algorithm called intrinsic mode function transient amplitude variance spectrum is proposed. Experiments have been done based on a large amount of data measured on the sea to validate performances of the detection algorithm in two sides of the detected number of targets and the recognition rate. The comparison has also been made with other algorithms in the two sides. It is shown that the algorithm can identify locations of targets and correctly detect targets in echo with high efficiency, and is not affected by impulse noise.

Key words: underwater target detection; empirical mode decomposition; intrinsic mode function(IMF); triangle method; double thresholds

0 引言

水下目标回波信号的机器自动检测和识别是声纳系统的主要任务之一, 是水声装备信息化、自动

化的重要要求, 也是目标分类识别的前提和基础。目标回波的上升和下降沿蕴含着大量的目标结构和形状信息。然而在一个脉冲周期内, 目标的位置一般不能预测, 回波的宽度也难于事先确定。由于目标尺寸的不确定以及测量平台与目标之间距离的不同, 目标的回波宽度也不同, 对目标回波取得过宽, 混响会被截入, 过窄就会丢失回波边缘处的重要信息。因此, 如何对目标进行定位并且准确检测目标回波端点的位置具有至关重要的意义。

目前, 有很多的学者从事信号检测方面的研究,

收稿日期: 2010-03-01; 修回日期: 2010-07-15

基金项目: 国防科技重点实验室基金资助(00JS2 2.6.1CB0106)、国家自然科学基金资助(60475016)、国家自然科学基金(60603092)、中央高校基本科研业务费专项资金资助(HE UCF100604)

作者简介: 聂东虎(1978-), 男, 辽宁义县人, 博士, 研究方向为数字声信号检测、语音数字信号处理、水声信号处理等。

通讯作者: 聂东虎, E-mail: niedonghu@hrbeu.edu.cn

并取得了相当多的成果。如语音信号检测^[1]、轴承故障检测^[2]、生理信号检测^[3]等。由于水下目标回波数据的获取困难、涉及安全且大量混响干扰带来的技术难度等,公开报道不多。KAY 在混响背景下局部平稳和第 k 个窗数据中不存在回波信号的假设下,给出了针对连续波信号的广义似然比检测器^[4]。在国内,以前比较常用的方法是靠观察波形和听音相结合的手工截取。这种方法效率低、受人为因素的影响较大。能量检测系统^[5](Power Detection System, PDS)是实验室中可选的检测目标的方法。它建立在一个脉冲周期内最大的目标为满足要求的回波信号的假设基础上的,检测误差较大,难于控制,并且随着信噪比的下降,系统性能下降很快,甚至无法工作。基于反对称高斯小波的检测系统^[5](Dissymmetry Gauss Wavelet Detection System, DGWDS),用影响锥锥尖指示目标端点的位置,具有很强的指示作用,但该方法要求具有和能量检测同样的假设,且容易受脉冲噪声的影响。陈鹏等人提出了应用离散分数阶傅立叶变换的水下动目标线性调频回波的检测器,但只针对径向速度未知目标的线性调频回波进行检测^[6]。刘科满等人通过对观测数据的预处理,滤除目标辐射噪声起伏趋势项,再分别使用 FFT 方法和修正的 Newton-Raphson 迭代法来实现对目标辐射噪声线谱的检测^[7]。本文研究对单频脉冲回波信号的检测。

混响背景下水下目标回波是非平稳、非线性的随机信号,目标位置的随机性和边界的模糊性是回波检测的难点。经验模态分解^[8](Empirical Mode Decomposition, EMD)是一种自适应时频分析方法,它对非平稳、非线性的信号进行分解,得到平稳的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)。利用这种特性,本文提出了用固有模态函数包络上的三角形定位法(Triangle Locating, TL)和双阈值检测(Double Threshold Detect, DTD)法定位和检测目标回波。利用 Hilbert-Huang 变换,对检测到的目标回波提取固有模态函数瞬时幅度方差谱(Transient Amplitude Variance Spectrum, TAVS)作为分类特征,并从目标的检出个数和分类识别率两方面验证检测算法的性能。实验表明,该算法能任意定位和准确检测回波信号中的目标回波,且不受脉冲噪声的影响,检测效率较高。

1 回波信号的经验模态分解

水下目标回波信号携带与目标有关的特定的

频域信息,对信号进行频谱分析,自适应地提取显现目标特征的子信号是本文检测算法的理论基础。单频脉冲目标回波是窄带信号,但由于发射脉冲和海底复杂信道的影响,在目标回波频谱周围分布着大量的线谱,并与目标的频谱混杂在一起,如图 1 所示。另外,由于数据采集和发射频率等因素的影响,目标回波频谱的中心频率不是固定不变的。因此,到底什么频率范围的子信号最适合检测,事先并不能确定。当前比较成熟的算法,如短时傅里叶分析、离散小波分析等,一方面,它们都是依赖特定基函数的频谱分析方法,容易使目标边界发生偏移,从本质上不能自适应地得到适合回波检测的子信号;另一方面,与目标频谱混杂在一起的大量线谱成份也不能通过它们很好地分离,即使勉强为之效果也不好。Huang 提出了用 EMD 方法把信号分解成 IMFs 的算法^[8]。EMD 技术与其他如傅里叶信号分析技术不同,它是直接针对数据的、自适应的和不需预先确定分解基的非线性、非平稳的信号分析方法。当然,EMD 方法也可以分析线性、平稳信号。

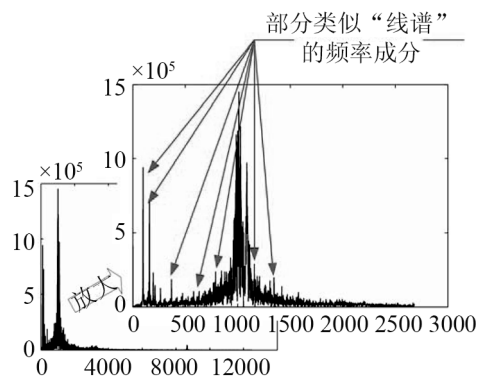


图 1 回波信号的频谱

Fig.1 Spectrum of echo signal

Huang 提出假设:信号都是由若干 IMF 组成的。其中 IMF 满足以下 2 个条件:(1) 整个数据段内,极值点的个数和过零点的个数必须相等或相差最多不超过一个;(2) 由局部极大值点形成的包络线和由局部极小值点形成的包络线的平均值为零,即信号关于时间轴局部对称。

EMD 先分解出时间尺度最小的模态分量,然后分解出的模态分量时间尺度逐步增大,直到分解结束。获得 IMF 模态分量的方法简单地说是通过不断地筛选操作得到的,其中要不断地求解由所有极大值、极小值构成的 3 次样条包络确定的瞬时平均值,从信号中除去瞬时平均值,最后按一定的误差准则使筛选过程停止,得到一个 IMF 分量。经过以上不断循环,直到信号的剩余 $r_N(t)$ 是一个单调函

数为止,单调函数常常代表信号的直流分量或信号的趋势,进一步的细节见文献[7]。这样原始信号 $s(t)$ 可表示为:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N c_n(t) + r_N(t) \quad (1)$$

其中, $c_n(t)$ 是第 n 阶固有模态函数, $r_N(t)$ 是剩余信号。对每一个 IMF 进行 Hilbert 变换就可以最终获得信号 $s(t)$ 的瞬时频率表示:

$$s(t) = \sum_{i=1}^N s_i(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^N a_i(t) e^{j\omega_i(t)} \quad (2)$$

这里省略了残差函数 $r_N(t)$, 因为它对整个瞬时频率分析的影响不大。 $a_i(t)$ 可以是常量, 也可以是缓变信号, 此时 $s_i(t)$ 即为调制信号。式(2)称为 Hilbert 谱。 $a_i(t)$ 和 $\omega_i(t)$ 可以通过构造 $s_i(t)$ 的解析信号 $z_i(t)$ 求得, 即:

$$z_i(t) = s_i(t) + jH[s_i(t)] = a_i(t) e^{j\omega_i(t)} \quad (3)$$

其中, $H[s_i]$ 是 s_i 的 Hilbert 变换。于是

$$a_i(t) = \sqrt{s_i^2(t) + H^2[s_i(t)]} \quad (4)$$

通过求 $a_i(t)$ 的幅度谱得到 $a_i(t)$ 所包含的频率分量。另由于 $a_i(t) \geq |s_i(t)|$, 这意味着代表 $a_i(t)$ 的曲线“包着” $|s_i(t)|$ 曲线, 因此常将 $a_i(t)$ 也称为包络。

特定性质的信号在特定阶次的 IMF 上显现, 对本文的单频脉冲回波信号, 大量实验表明, 真假目标在 IMF1 上显现。图 2(a) 是随机选取的包含真假目标的样本信号, 图 2(b)~2(d) 所示为一回波信号的 EMD 分解, 这里仅做了二阶分解。从图中观察, 目标回波的绝大部分信息集中在二阶 IMF 上, 且产生比原信号更明显的边界, 而混响等干扰集中在二阶 IMF 和剩余信号中。另外, 如果把 IMF1 作为信号, 听觉表明人耳仍可以区分出真目标和假目标。所以, 不必担心由于计算很多阶次的 IMF 带来的计算量对运算实时性的影响。之所以会产生上述效果, 是因为 EMD 分解过程将与目标混杂的密集的线条成份(实际上是干扰检测的成份)分离。

水下回波信号是由单频脉冲与水下声信道的单频脉冲响应和目标的单频脉冲响应的卷积产生的, 信号传播的整个过程是相当复杂的。用 Hilbert-Huang 变换屏蔽了信号传播过程的复杂机理, 直接对回波信号进行分解。实际上, 在分解的时候并不能判断目标是真还是假, 分解的目的是能够找到适合检测目标的子信号。图 2(a) 的回波信号中既有真目标也有假目标, 经过分解后, 从图 2(b) 中可以观察到, 真假目标的大部分信息都落在了 IMF1 上, 也就是 IMF1 就是适合检测所有目标的子信号。

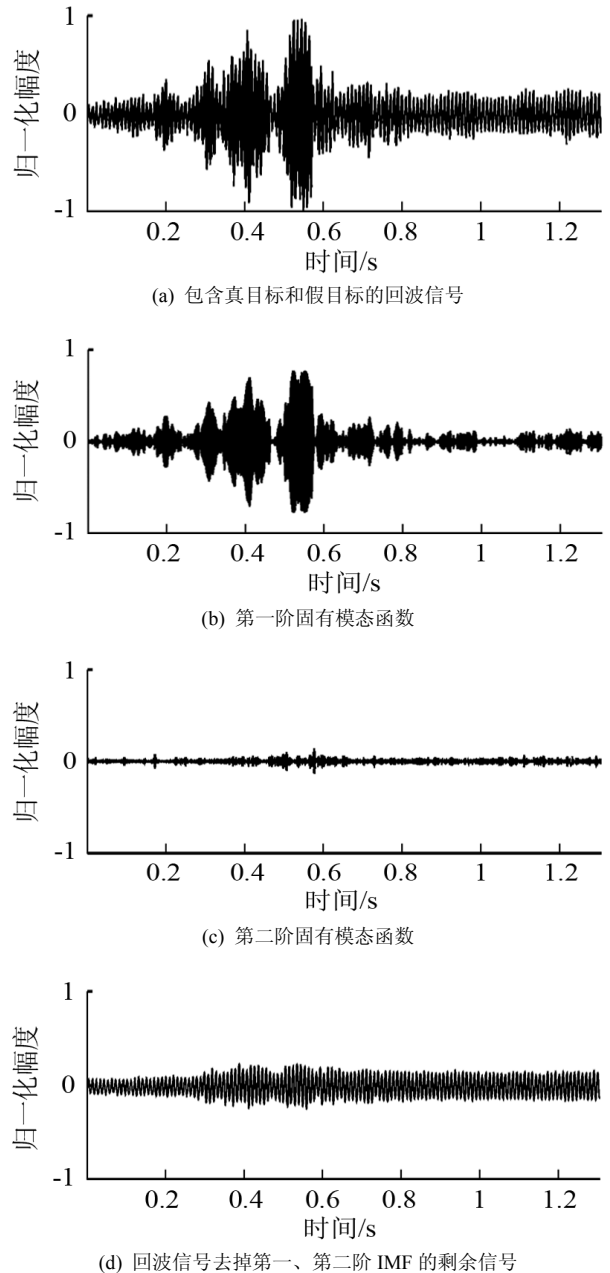


图2 回波信号、第一二阶固有模态函数和剩余信号

Fig.2 Echo signal, first and second IMF and residual Signal

2 目标的定位和端点检测

首先定位是要确定“是目标”, 且给出目标在回波信号中的大概位置, 然后端点检测获得目标的边界。传统方法通常有两种, 它们首先都必须截取一段信号, 并计算该段信号的包络, 并且假设该段信号中有且只有一个目标。然后, 一种方法是先定位, 然后确定边界; 另一种方法不用定位, 直接确定目标边界。前者单纯地查找该段信号的强度最大值(或者能量最大值或者熵值等定位), 然后采用单调搜索的方法确定边界位置。该方法易受脉冲噪声的影响, 造成误定位或者漏掉真正的目标, 同时

边界位置附近的小突起或毛刺也使得边界位置的准确性得不到保证。后者假设边界位置具有较大的落差或者突变和假设目标在该段信号中最突出,然后通常计算边界的一阶偏导、二阶偏导或者信息熵等,在边界位置应当是极值。而实际上,尽管目标信号通常在边界处具有较明显的变化,但受混响或者目标本身的影响,目标边界变化非常复杂,有时候甚至较为平缓。有时候边界附近的毛刺或突起在包络上会引起边界的平移,造成边界误差。脉冲信号的一阶偏导和二阶偏导也会产生较大的极值,因此会造成误检和漏检。混响背景下目标回波是非平稳、非线性的随机信号,在一个脉冲周期内可能有多个目标或者没有目标,以及目标位置的随机性和边界的模糊性是回波检测的难点。以上两种方法都是基于特定假设基础上,而这显然并不总是符合实际情况。本文提出了三角形定位和双阈值相结合检测目标,克服了以上两种方法的弊端。

从第 1 节的分析可知,第一阶固有模态函数 IMF1 含有目标的绝大部分信息,且产生了较为明显的边界,不失一般性地把 IMF1 作为研究对象。用 $s_1(n)$ 表示 IMF1。

2.1 目标回波的三角形定位(TL)算法

目标回波的三角形定位算法如下:

(1) 用三次样条插值法求 $s_1(n)$ 的包络 $e(n)$, 由于固有模态函数是轴对称的, 所以不失一般性, 只计算上包络, 如图 3(a) 所示。作为对照, 图中画出了上下包络。初始化循环变量: $i=0, j=0$;

(2) 定义第一幅度阈值 T_1 。 T_1 与 $e(n)$ 的交点用 c_{1i} 表示。所谓三角就是一个局部极大值点和第一幅度阈值 T_1 与每个目标的包络 $e(n)$ 相交的两点(分别为左交点 c_{1l} 和右交点 c_{1r} , $c_{1l} > c_{1l}$)形成的三角形, 并且局部极大值 m 的位置在两交点之间, $m > T_1$ 。在包络上, 满足条件的三角形对应一个目标, 称为固有模态函数包络的三角定位法;

三角形定位法同时考虑局部极大值和阈值与包络的交点。这样做首先保证所有大于阈值的目标都能被检测到; 其次, 对于相邻的两个目标, 左边目标的右边界和右边目标的左边界之间不会误判成一个目标; 最后, 孤立脉冲噪声会被忽略掉。

(3) $e(n)$ 的局部极大值的位置用 $m(k)$ 表示;

(4) 从左至右依次搜索, 检查每相邻两个交点 c_{1i} 和 $c_{1(i+1)}$ 之间, $e(n)$ 上是否有局部极大值点。如果有, 且满足 $e(m(k_i)) > T_1$, 则该位置可能存在目标, 记录这两个交点和局部极大值的位置, 分别记为: $c_{1l}(j)$ 、 $c_{1r}(j)$ 和 $p(j)$, $c_{1l}(j) < p(j) < c_{1r}(j)$ 。 $i=i+2$,

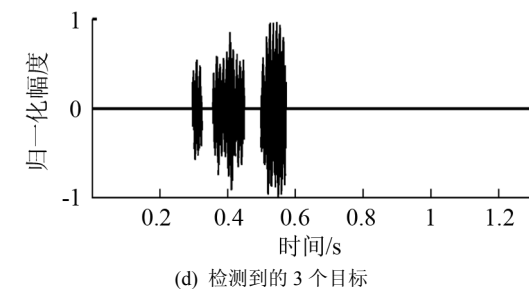
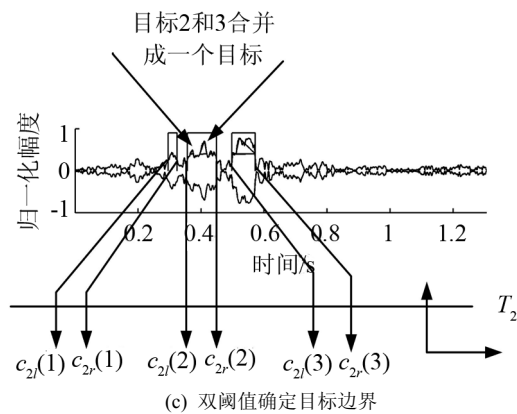
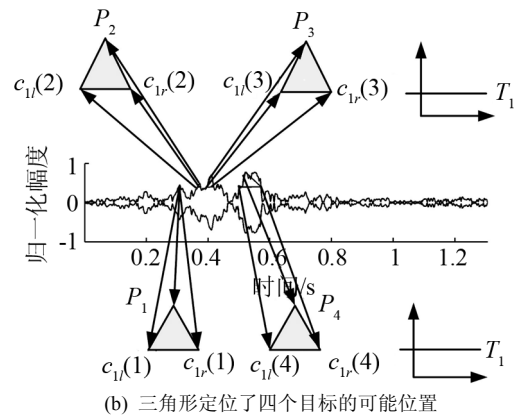
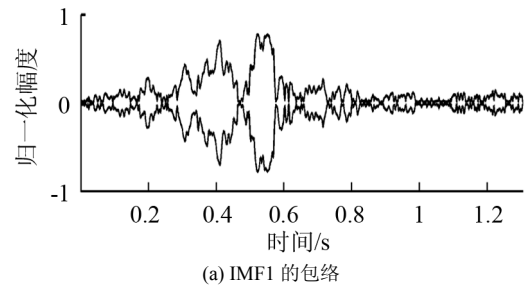


图 3 在 IMF1 包络上采用三角形定位和双阈值检测目标端点的过程
Fig.3 The process of detecting endpoints of targets on envelope by triangle associated with double threshold

$j=j+1$; 否则, 该位置不存在目标, 则 $i=i+1$; 反复执行该过程, 直到所有的交点处理完毕。

阈值 T_1 可屏蔽部分干扰信号, 同时也会降低后面算法的计算量和复杂性。 $c_{1l}(j)$ 、 $c_{1r}(j)$ 和 $p(j)$ 形成的三角形向量记录了回波中目标的大概位置, 如图 3(b) 所示。图中标示了定位的每个三角形, 每个

三角形对应一个目标。

2.2 双阈值端点检测(DTD)算法

双阈值检测算法如下:

(1) 定义第二幅度阈值 T_2 , 且 $T_2 < T_1$ 。 T_2 与 $e(n)$ 的交点用 $c_2(i)$ 表示。 T_2 与每个目标的包络 $e(n)$ 也相交的两点, 分别为左交点 c_{2l} 和右交点 c_{2r} ;

(2) 令 $i=0, j=0$ 。从左至右依次检查三角形向量的两个顶点 $c_{1l}(j), c_{1r}(j)$ 。从 $c_2(i)$ 找出相对于左交点 $c_{1l}(j)$ 左边的第一个交点就是该目标的左端点, 记为 $c_{2l}(j)$ 。从 $c_2(i)$ 找出相对于右交点 $c_{1r}(j)$ 右边的第一个交点就是该目标的右端点, 记为 $c_{2r}(j)$ 。 $j=j+1$, 反复执行该过程, 直到所有的交点处理完毕。

第二阈值与目标的三角形的两个顶点相互配合。这样做首先避免了单调搜索算法受边界处毛刺引起的局部震荡波形的影响, 从而检测到非最佳端点的弊端。例如图 4 所示(这里考虑到包络的轴对称性和为了观察得方便, 把 V_1 和 P 标注在下包络上, 它们分别对应上包络的相同位置), 因为位置 P_1 处的毛刺, 如果从 P 处单调向左搜索, 则得到的边界是局部位置 V_1 。但实际上真正的左边界是 C_{2l} 。而如图 3(b)和 3(c)所示, 因为它只检索离目标三角形两个顶点最近的第二阈值交点, 忽略目标在第一阈值和第二阈值之间波形。这同时避免了单调搜索过程的计算; 其次, 因为三角形定位在先, 再进行第二阈值确定目标的端点时, 只会在目标三角形底边端点附近进行检索, 而不用检索整个样本。最后, 第二阈值可以设置的很低, 所以可以检测到目标更准确的端点。

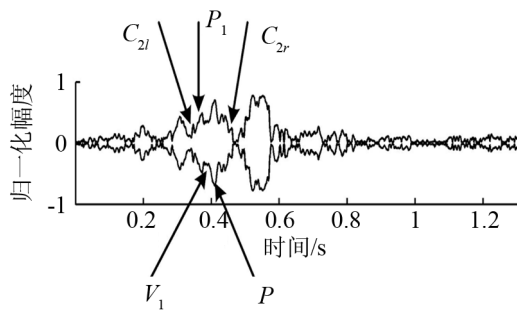


图4 毛刺的影响
Fig.4 Effect of burr

(3) 定义第三目标之间距离阈值 T_3 。从左至右检查向量对 $c_{2l}(j)$ 和 $c_{2r}(j)$, 如果 $c_{2l}(j+1) - c_{2r}(j) < T_3$, 则这两个目标合并为一个目标, 即令 $c'_{2l}(i) = c_{2l}(j)$, $c'_{2r}(i) = c_{2r}(j+1)$, $i=i+1, j=j+1$; 否则, $c'_{2l}(i) = c_{2l}(j)$, $c'_{2r}(i) = c_{2r}(j)$, $i=i+1, j=j+1$; 反复执行该过程, 直到所有的目标处理完毕。在图 3(c)中可以观察到, 第二个矩形框确定的目标是由两个相邻

的可能目标合并而成的。

(4) 定义第四目标宽度阈值 T_4 。检索 $c'_{2l}(i)$ 和 $c'_{2r}(i)$ 向量对, 如果 $c'_{2r}(i) - c'_{2l}(i) > T_4$, 则是目标, 记下该目标, 即令 $c''_{2r}(k) = c'_{2r}(i)$, $c''_{2l}(k) = c'_{2l}(i)$, $i=i+1, k=k+1$; 否则, 不是目标, 抛弃, $i=i+1$ 。反复执行该过程, 直到所有的目标处理完毕。

利用 T_1 和 T_2 两个阈值两个检测目标的端点的过程, 称为双阈值检测。 $c_{2l}(j)$ 和 $c_{2r}(j)$ 向量对确定了每个目标的端点。通常相距非常近的目标可合并成一个目标, 阈值 T_3 用来判断是否合并相邻的两个目标。按照经验, 目标有一定的宽度, 阈值 T_4 可以抛弃部分不感兴趣的小目标或干扰。最后向量对 $c''_{2l}(k)$ 和 $c''_{2r}(k)$ 确定了所有目标的左右端点。如图 3(c)所示, 每个矩形框确定了一个目标的端点。图 3(d)是最终截取的 3 个目标回波的波形。阈值 T_1 和 T_2 可以使用经验值, 也可以按照归一化最大值的百分比自适应得到。阈值 T_3 和 T_4 则根据研究目标的不同进行设置。

3 IMF 瞬时幅度方差谱特征

考虑到目标边界的上升和下降沿附近携带目标的大量信息, 对检测到的目标回波信号 $o(n)$ 进行二阶 EMD 操作, 按照式(4)计算求第一阶 IMF, 第二阶 IMF 和残差的瞬时幅度谱, 分别计为 $ai_1(n)$, $ai_2(n)$, $ar(n)$ 。则 TAVS 特征提取的具体步骤如下:

(1) 定义长度为 128 点的矩形窗, 在窗内分成 15 组, 每组长度 16 点, 重叠率为 50%;

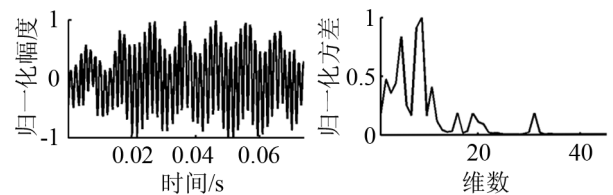
(2) 计算每组数据频谱的方差, 得到 n 时刻的方差谱 $v(n, k)$, $k=1, \dots, 16$;

(3) 移动到下一个窗口, 重复步骤(1)、(2), 得到计算出所有时刻的方差谱分布;

(4) 求解 $v(n, k)$ 每列的最大值, 形成 15 维向量;

(5) 将上述操作分别应用到第一阶 IMF、第二阶 IMF 和残差上, 分别得到特征向量 $v_1(k)$, $v_2(k)$, $v_r(k)$, $k=1 \dots 15$, 将它们组合在一起, 形成 TAVS 特征, 即 $v(k)=[v_1(k), v_2(k), v_r(k)]$, $k=1, \dots, 45$ 。

图 5 和图 6 分别为真目标和假目标的特征向



(a) 真目标回波 (b) 真目标的 TAVS 特征

图5 真目标的波形和 TAVS 特征

Fig.5 Waveform and TAVS feature of true target

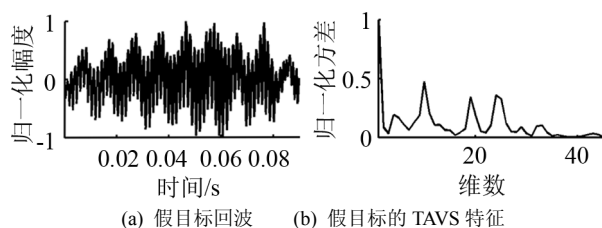


图 6 假目标的波形和 TAVS 特征
Fig.6 Waveform and TAVS feature of false target

量。因为第一阶 IMF 中含有最丰富的目标信息，第二阶 IMF 和残差中含有的信息相对较弱，因此将它们的方差谱联合起来，用于区分假目标和真目标。

4 实验及检测性能的分析

回波信号的识别系统框图如图 7 所示，水听器采集的回波信号经放大器、滤波器、A/D 转换以后送入计算机，由计算机完成目标回波的检测和识别等处理。

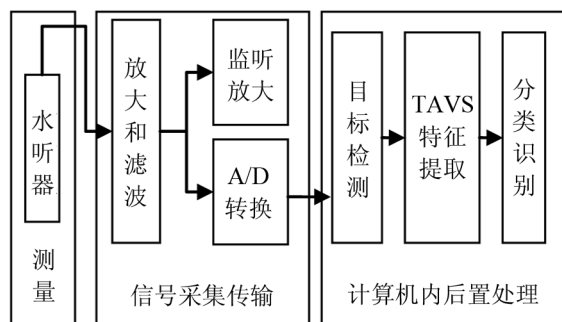
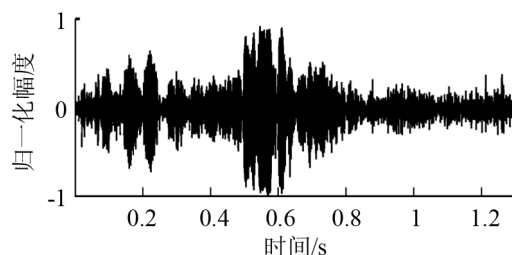


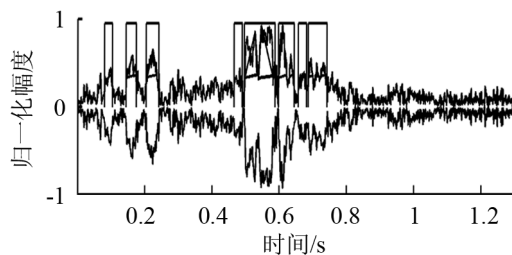
图 7 回声信号识别系统框图
Fig.7 Recognition system of echo signal

实验使用的数据是海上实测的声纳信号，发射信号为单频脉冲声。数据采样频率为 25 kHz，信噪比为 6 dB(该信噪比只是数据采集时的一个估值，许多样本中的目标信号甚至被噪声掩盖，因此从信号的局部来讲，信噪比在 0 dB 以上)。根据研究任务，将水下目标划分为真目标和假目标两大类。真目标为金属类目标，假目标为礁石、岛屿及混响等非金属目标。数据采集的时候数据分为 2 组情况：第 1 组有 905 个样本，只含假目标；第 2 组有 902 个样本，除了假目标以外，每个样本中还有一个真目标。

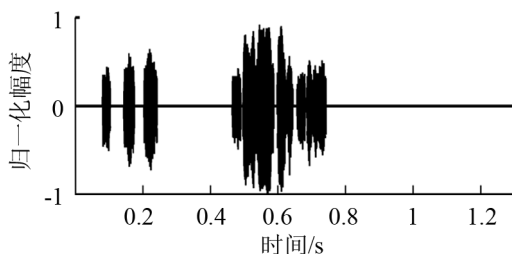
首先对回波信号做归一化等预处理，然后对两组回波分别采用 PDS、DGWDS 和 EMD_TL_DTD 方法进行检测，目标的检出个数见表 1。EMD_TL_DTD 方法对两组数据分别检测到 4903 和 2982 个，需要指出的是，对于第 2 组数据，所有的真目标都被检测到。其中参数 $T_1=0.35$, $T_2=0.15$, $T_3=0.005$, $T_4=0.02$ 。图 8 和图 9 分别是两组数据中某一回波的检测结果，与目测和听测的结果吻合，各



(a) 第 1 组中某回波的波形



(b) 目标的定位和端点检测



(c) 检测到的目标

图 8 第 1 组的回波的检测结果
Fig.8 Detecting result in the first group

表 1 检测性能比较

Table 1 Comparison of detection performance

回波检测方法	检测目标个数		识别率/%	
	第 1 组	第 2 组	真目标	假目标
EMD_TL_DTD	4903	2982	85.87	85.96
DGWDS	905	902	85.46	85.43
PDS	905	902	78.15	79.32

个目标都能被准确地定位并检测到。因为没有每个样本只有一个感兴趣目标的假设，能够检测到样本内所有存在的目标。而 DGWDS 和 PDS 方法每个样本中只能检测到一个目标，且由于第 2 节所述的假设，误检是不可避免的。对于第 1 组数据而言，危害不大，因为总能检测到假目标，尽管有时候检测到的不是我们希望的目标。实际中，检测的时候不能判定目标是真目标还是假目标，那是在分类的时候判定的。因此，对于第 2 组数据的情况，误检和漏检都是意味着没有检测到真目标，而把在该样本中检测到的假目标当成了真目标进行训练和测试。另外，当存在脉冲噪声时，它们将很难正确获得结果。

为了验证端点检测的准确性，对三种方法检测到的目标回波分别提取 TAVS 特征，分别送入到

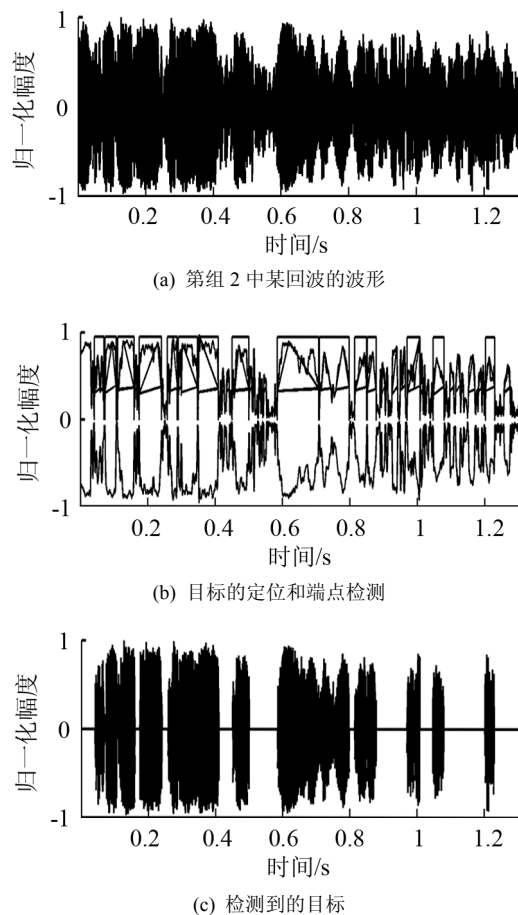


图9 第2组的回波的检测结果
Fig.9 Detecting result in the second group

FART 神经网络^[9]中进行训练和识别。对于 DGWDS 和 PDS 两种方法, 直接选取检测到的真目标 902 个和假目标 905 个做实验。对 EMD_TL_DTD 方法, 从 2 组数据中挑出 902 个真目标, 从第 1 组和第 2 组剩下的目标中任意选择 905 个假目标做实验。训练样本和测试样本的数量之比为 1: 3, 它们的识别结果如表 1 所示。同其他两种方法相比, 识别率略有提高, 说明端点检测的准确性令人满意。至于识别率的进一步提高, 需特征融合等方法才能实现。

5 结论

混响背景下水下目标回波是非平稳、非线性的随机信号, 目标位置的随机性和边界的模糊性是回波检测的难点。利用 EMD 将非平稳、非线性回波信号分解得到平稳的 IMF。目标的绝大部分信息将分布在某些 IMF 上, 而噪声和干扰很少。同时产生较明显的边界。据此, 提出了对目标进行三角定位和双阈值检测目标端点的算法和对目标回波的固有模态函数提取 TAVS 特征的算法。基于海上大量实

测回波的实验, 从检测目标数量和识别率两方面测试检测算法的性能。和 PDS、DGWDS 两种方法相比, 它可以任意检测回波中的目标, 没有“样本中只有一个, 且最大的目标是感兴趣目标”的假设。三角定位法不受脉冲噪声的影响, 与双阈值相结合不受边界毛刺的影响。上述处理不涉及边界的一阶和二阶导数, 也不受边界变化是否和缓还是剧烈的影响。

需要指出的是, EMD 是自适应信号本身, 因此改变发射信号, 目标不一定落在第 1 阶 IMF 上, 这时可以考虑在多个 IMF 上进行搜索来判断目标在哪个 IMF 上; 或者由于目标的运动产生多普勒频移, 真目标和假目标可能会落在不同尺度的 IMF 上。这时, 或者是事先判断是否存在多普勒频移, 或者对不同的固有模态函数同时进行该算法等。

虽然实验是基于单频脉冲回波信号, 但可预见, 对线性调频脉冲回波目标检测是一个很好的启发。

参 考 文 献

- [1] Kazumasa Murai, Satoshi Nakamura. A robust bimodal speech section detection[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems 2004, **36**(2-3): 81-90.
- [2] Samanta B, Al-Balushi K R, Al-Araimi S A. Artificial neural networks and genetic algorithm for bearing fault detection[J]. Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2006, **10**(3): 264-271.
- [3] Giménez G, Guixeres J, Villaescusa F J, Saiz J. A new system for integral community cardiac rehabilitation based on technological platforms for the lifestyle change supporting system[C]// Valencia: Computers in Cardiology, 2006, **33**: 845-848.
- [4] Kay S, SALISBURY S. Improved active sonar detection using autoregressive prewhitening[J]. J. Acoust. Soc. Am., 1999, **105**(6): 3375-3389.
- [5] 聂东虎, 李雪耀, 张汝波. 混响背景下水下目标回波的高斯小波检测[J]. 模式识别与人工智能. 2005, **18**(5): 582-587.
NIE Donghu, LI Xueyao, ZHANG Rubo. Detetion of underwater object echo based on gauss wavelet under the background of reverberation interferences[J]. Pattern Reconition and Artificial Intelligent, 2005, **18**(5): 582-587.
- [6] 陈鹏, 侯朝焕, 马晓川, 等. 基于 DFRFT 水下动目标 LFM 回波检测算法[J]. 电声基础, 2006(6): 9-12.
CHEN Peng, HOU Chaohuan, MA Xiaochuan, et al. Detection algorithm for the LFM echo of underwater moving targets using the discrete fractional fourier transform[J]. Audio Engineering. 2006(6): 9-12.
- [7] 刘科满, 相敬林. 起伏背景下目标噪声线谱检测与频率估计[J]. 声学技术, 2008, **27**(5): 7746-749.
LIU Keman, XIANG Jinlin. Detection and frequency estimation for the targets radiated lined on fluctuating background[J]. Technical Acoustics, 2008, **27**(5): 7746-749.
- [8] Huang N E. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. J. Proc. R. Soc. Lond. A, 1998, **454**(1971): 903-995.
- [9] ZHOU Xinghua, CHEN Yongqi, Nick Emerson, et al. Fuzzy ART MAP neural network for seafloor classification from multibeam sonar data[J]. The journal of High Technology Letters (English Edition), 2006, **12**(2): 219-224.