

水下目标特性特征提取及其融合

李秀坤, 李婷婷, 夏 峙

(哈尔滨工程大学 水声技术实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:为解决基于回波法水下目标分类与识别问题,从水下目标回波的弹性亮点特性、多分量特性和能量积分特性出发,利用频域离散小波变换(FDWT)、希尔伯特谱(Hilbert 谱)、希尔伯特边际谱、分数阶傅里叶变换(FRFT)4种时-频分析方法从不同角度对目标回波与混响进行分析.对所提取的特征进行压缩与融合,利用支持向量机完成对水下目标和混响的分类与识别.文中给出了发射换能器以不同掠射角工作时4种时-频特征及其融合特征的识别率.实验结果表明,随着掠射角的增大,总体识别率呈现升高的趋势,融合特征可以有效提高识别率.

关键词:水下目标识别;频域离散小波变换;Hilbert 谱;Hilbert 边际谱;分数阶傅里叶变换

中图分类号:TN911.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7043(2010)07-0903-06

Feature extraction and fusion based on the characteristics of underwater targets

LI Xiu-kun, LI Ting-ting, XIA Zhi

(Acoustic Science and Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to solve the underwater targets recognition problem based on the echo analysis method, the time-frequency characteristic, multi-components characteristic, energy integral characteristic of the targets echo are discussed in this paper. The four kinds of time-frequency analysis methods including frequency discrete wavelet transform (FDWT), Hilbert spectrum, Hilbert marginal spectrum, fractional Fourier transform (FRFT) take different aspects into the characteristics of the targets echo and reverberation. The extracted features are compressed and fused before sending to the support vector machine to make an identification of the target echo and reverberation. The recognition rates of time-frequency features and fusion feature dealing with the experiment data got by transmit-received sonar of different inclination angles are given. The results showed that the recognition rate is higher when the inclination angle is larger. The fusion method can effectively improve the recognition rate.

Keywords: underwater target recognition; FDWT; Hilbert spectrum; Hilbert marginal spectrum; FRFT

利用主动声呐进行水下小目标分类识别是一项十分复杂的信号处理工作.对于静止的水下小目标的识别方法大致可以分为成像法^[1]和回波法^[2-4].成像法是基于高频窄波束,在抑制混响干扰的同时获取目标的声学图像及其阴影的声图像进而实现目标的分类与识别.成像声呐工作频率高,声呐作用距

离有限,并且不能有效识别具有相似几何形状的假目标.亮点模型^[5]和共振散射理论^[6]是目标回波法的重要理论依据.两理论共同认为,回波是入射信号与水下目标相互作用的结果,其必然包含了目标的特征,那么通过分析回波信号的特征来检测目标是可行的.但在实际水下目标的探测过程中,由于目标回波信号微弱,海底环境及目标几何形状复杂,声传播条件不确定等使得基于回波法的目标识别仍然具有很大的挑战.水下弹性目标与假目标的根本差别在于内部结构的不同,即水下弹性目标有空腔,并且具有较规则的结构.水下目标回波信号往往具有以

收稿日期:2010-06-19.

基金项目:水声技术实验室基金资助项目(9140C2009010906).

作者简介:李秀坤(1962-),女,教授,博士生导师.

李婷婷(1983-),女,博士研究生,E-mail:orangelitt@yahoo.com.cn.

通信作者:李婷婷.

下 3 个特征:信号是多种散射体和目标上多个亮点回波的叠加;信号是多个振动模态的叠加;信号频率近似稳定. 因此,基于目标回波特性,利用信号处理手段,提取具有好的稳定性和可预测性的目标特征,以克服实际应用中海量目标特征获取的困难是具有实际意义的.

结合水下目标回波特性的研究,文中将从水下目标回波的弹性亮点特性、多分量特性和能量积分特性的角度出发,利用频域离散小波变换(FDWT)、Hilbert 谱、Hilbert 边际谱、分数阶傅里叶变换(FRFT)4 种信号处理方法进行基于上述特性的特征提取及融合处理. 利用支持向量机(SVM)作为海上实验获取的目标回波与混响样本库的判决分类器.

1 水下目标特性的特征提取

对于主动声呐的探测与识别问题而言,混响是主要的干扰. 文中将混响作为一类目标,尽管混响频率与目标回波相近,但不具备亮点特性,因此,亮点是回波法区别目标回波和混响的主要依据. 文中对水下目标回波特性分析的处理框架如图 1 所示.

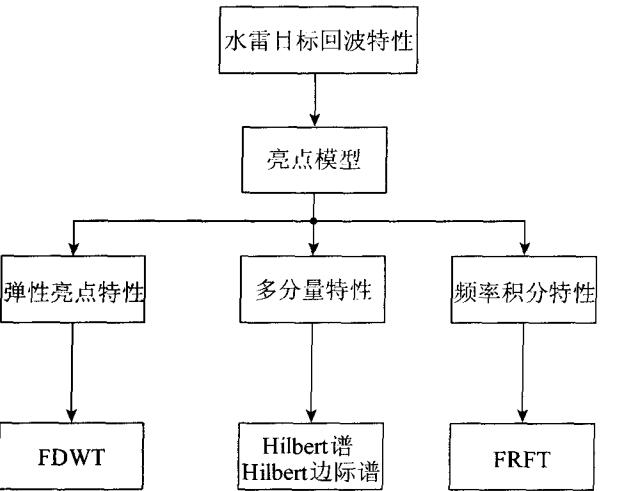


图 1 水下目标回波特性分析框架

Fig. 1 Framework of underwater target echo characteristics analysis

由亮点模型^[5]出发,重点讨论水下目标回波的弹性亮点特性、多分量特性和能量积分特性. 时频分析方法因其可以有效地提取出目标特征而被广泛地应用于目标识别中,不同的时频分析方法又可以从不同角度对信号进行深入的剖析. 小波分析是一种局部性较好的方法,能从水下目标回波的频谱微结构特性中提取出表现目标本质的特征向量,从而提

高对目标回波信号分析的能力^[7]. 针对水下目标回波的多分量特性,希尔伯特黄变换(HHT)是基于多分量信号分析的信号分析理论,对信号有很好的局域化作用^[8]. 利用 EMD 分解,用信号本身分解出来的 IMF 来表示信号,不存在吉布斯现象,很多频率信息就能很好地突显出来. 水下目标回波频率近似稳定,分数阶傅里叶变换方法利用目标回波与混响在不同分数阶域的聚集性来实现目标与混响的分类^[9].

1.1 弹性亮点特性

信号频域离散小波变换是利用小波的滤波作用“剔除”回波中的几何特征部分只提取目标弹性亮点的方法. FDWT 的具体算法为:对目标回波进行 Hilbert 变换,然后对得到的解析信号做 FFT,再对 FFT 的结果取模,最后对回波的幅频信号做离散小波变换.

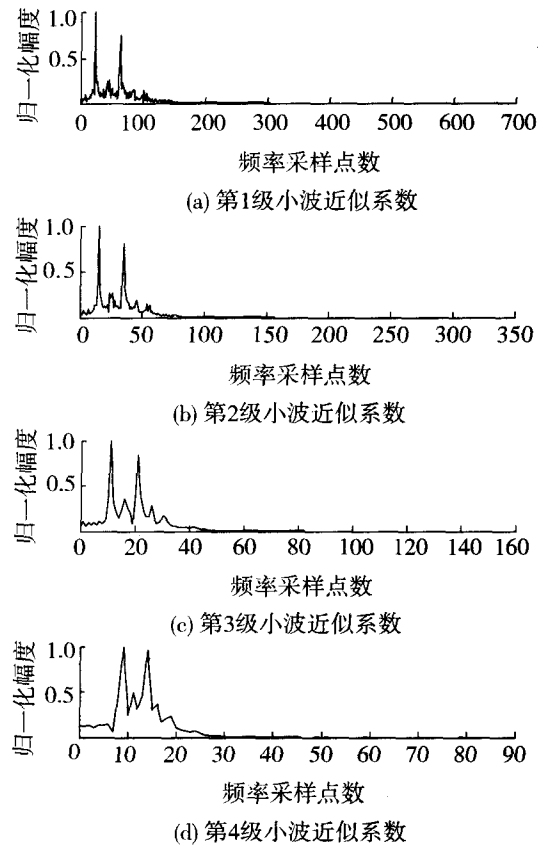


图 2 目标回波的 FDWT 谱

Fig. 2 FDWT of the echo of the target

图 2 为海上实验获取的水下目标回波的前四级 FDWT 近似系数,图 3 为海上实验获取的混响数据的前四级 FDWT 近似系数. 根据目标回波信号所处的频段范围,选择信号幅频特性的离散小波变换的第 4 级近似系数作为特征. 第 4 级近似系数中主要包含目标的弹性特征,目标回波的几何特征被滤除

在各个细节系数中^[7].从图中可以看出,目标回波的第 4 级近似系数起伏较大,表现出了目标回波的弹性特征,而混响信号的第四级近似系数则变化较平缓.文中将第四级小波变换的近似系数作为特征,用于后续的分类与识别处理.

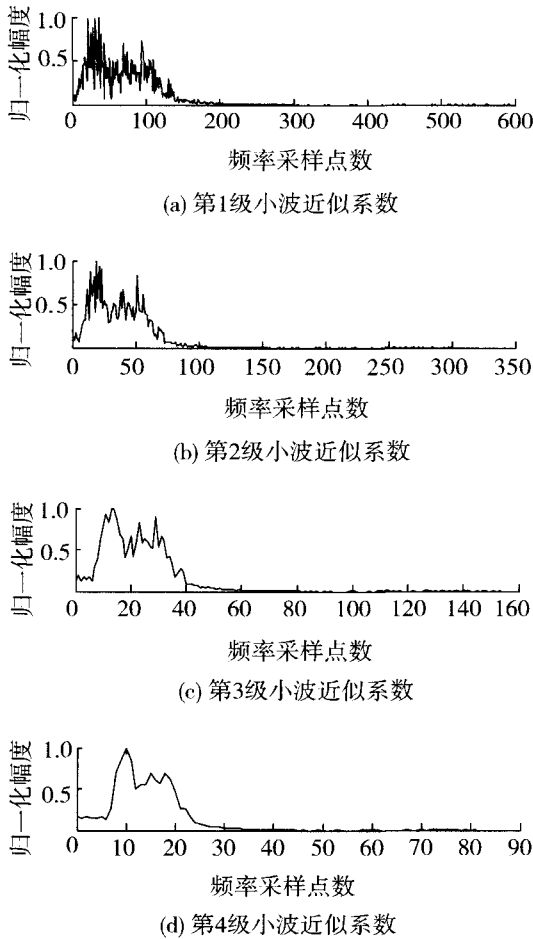


图 3 混响的 FDWT 谱

Fig. 3 FDWT of the echo of reverberation

1.2 多分量特性

水下目标的回波是由多个振动模态叠加而成的,因而具有多分量特性. HHT 方法是多分量特性分析的有效工具, HHT 算法的思路是计算信号有意义的瞬时频率. 利用 EMD 算法, 可以将一个信号分解为几个瞬时频率分量的组合, 这种分量称为固有模态函数, 这时信号可表示为

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

式中: $imf_i(t)$ 是可以进行 Hilbert 变换的固有模态函数, 而 r_n 频率极低, 可以代表信号宏观趋势项. 实际上 EMD 是一种强制信号不断接近局部零对称的过程, 利用信号本身局部的包络特性实现自适应性.

Hilbert 谱的具体求解方法是对每个 IMF 进行 Hilbert 谱分析, 就得到原始信号的 Hilbert 谱, 最后经汇总所有分量的 Hilbert 谱, 就得到原始信号的 Hilbert 谱:

$$H(t, \omega) = \sum_{i=1}^n H_i(t, \omega). \quad (2)$$

用 Hilbert 谱也可以进一步定义边际谱, 它是 Hilbert 谱在时域上的积分:

$$h(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} H(\omega, t) dt. \quad (3)$$

边际谱反映了每一个频率点上的幅值分布. 它的含义是信号中(瞬时)频率 ω 的总幅值.

图 4 为海上实验获取的水下目标回波的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱, 图 5 为海上实验获取的混响数据的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱. 主动声呐以 LFM 信号进行发射, 归一化频率为 0.03 ~ 0.06. 目标回波的 Hilbert 谱可以通过瞬时频率反映发射信号的线性调频特征, 而混响的瞬时频率在 Hilbert 谱上的变化剧烈, 线性调频性不明显. 对于 Hilbert 边际谱而言, 目标回波信号的频率与发射信号的频率吻合较好, 而混响的频率分布则有明显的带宽展宽现象. 利用 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱是进行目标与混响分类的有效手段, 这里分别将 Hilbert 谱的变化趋势及 Hilbert 边际谱整体作为目标识别的特征, 进行后续的分类处理.

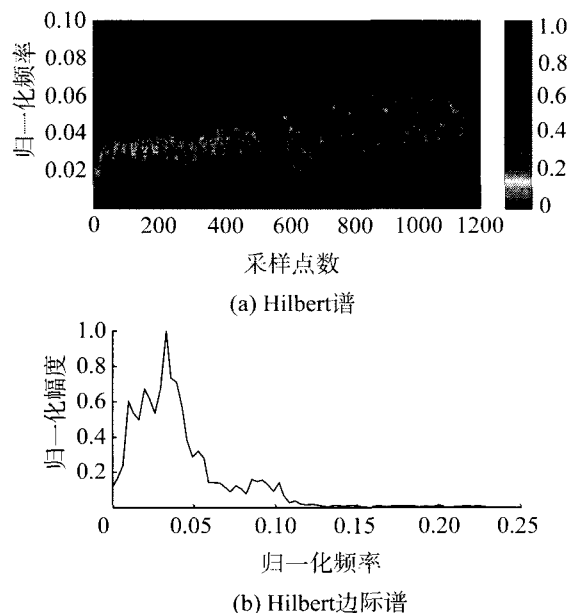


图 4 目标回波的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱

Fig. 4 Hilbert spectrum and Hilbert marginal spectrum of the echo of the target

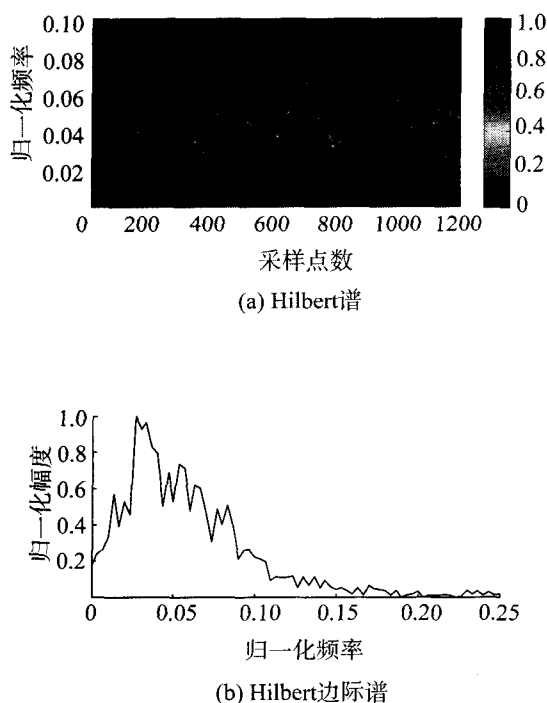


图5 混响的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱

Fig.5 Hilbert spectrum and Hilbert marginal spectrum of the echo of reverberation

1.3 能量积分特性

从 Hilbert 谱的分布上看出,目标回波信号的瞬时频率与发射信号的频带吻合较好,目标回波能够近似保持发射信号的频率形式,而混响的频带则与发射信号的频带范围有一定差异.针对这一现象,可以利用 FRFT 讨论其在能量积分特性上的差异.

FRFT 通过对信号在变换域上的线性积分,实现对于 LFM 信号的能量聚集.对于目标回波的特征提取问题,通过选择合适的角度,LFM 信号的 FRFT 就可以得到一个冲击信号,其能量在分数阶域上聚集.而混响信号失去了原来发射信号的线性调频性,其能量将在分数域上均匀分布.据此,可提取代表目标回波与混响差异的特征.

图6为海上实验获取的水下目标回波的 FRFT 谱,图7为海上实验获取的混响数据的 FRFT 谱.目标回波的能量聚集性较好,聚集能量在 u 轴的分布具有一个峰值,混响的能量聚集性较差,对应 u 轴上具有多个峰值.文中以 FRFT 谱最大值处对应的 u 轴上的能量分布作为目标与混响的特征进行后续的分类与识别.

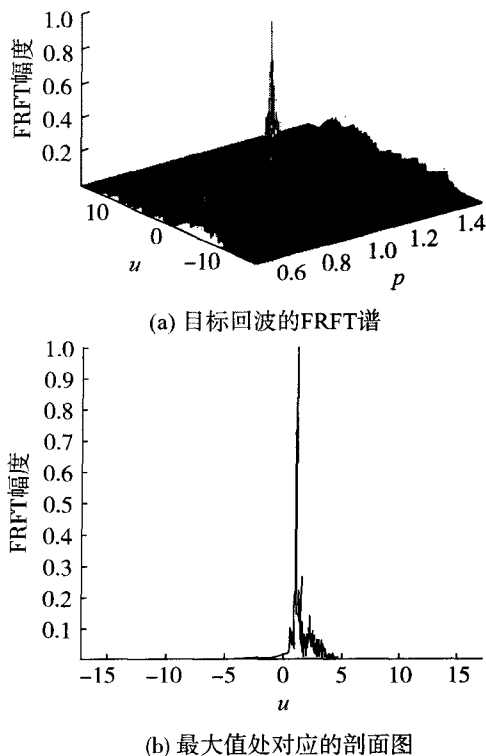


图6 目标回波的 FRFT 谱及其剖面图

Fig.6 FRFT of echo of the target and the profile of FRFT

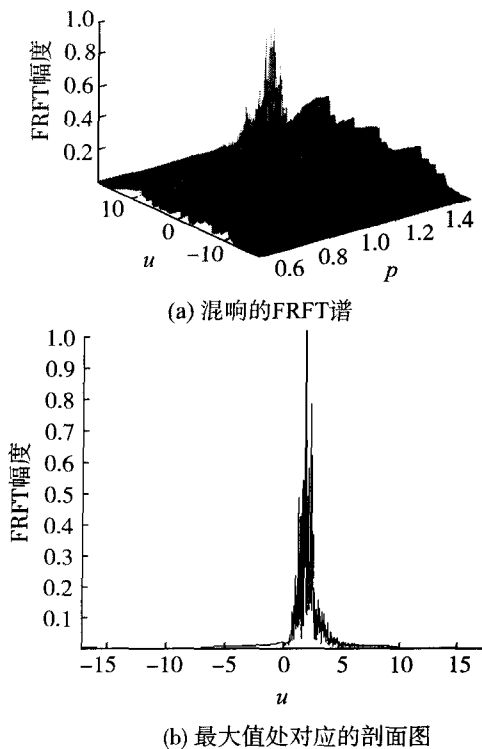


图7 混响的 FRFT 谱及其剖面图

Fig.7 FRFT of echo reverberation and the profile of FRFT

2 特征压缩、融合与机器识别

基于上述特性所提取的特征都是具有很高的维

数,高维的特征对于水下目标识别具有不同贡献.有些特征对于识别的贡献较大且鲁棒性较好,有些特征则不是.因此,对高维特征进行降维处理,保留对识别有贡献的特征,去除冗余特征,对提高机器识别率、降低识别复杂度具有十分重要的意义.

主元分析(PCA)是目前常用的一种降维处理手段,但是普通的主元分析是一种线性空间映射算法,在处理非线性问题时,不能提取出输入向量所包含的非线性信息.核主元分析(KPCA)是伴随着支持向量分类算法研究发展起来的一种非线性主元分析方法^[10].核主元分析通过由内积函数定义的非线性变换将低维的输入向量变换到高维空间,然后在高维空间中再进行主元分析.与支持向量机类似,这种非线性变换可以由核函数解决,而不需要知道变换的具体形式.文中分别对 FDWT 第四级近似系数, Hilbert 谱的变化趋势, Hilbert 边际谱, FRFT 谱能量在 u 轴的分布 4 种高维特征进行 KPCA 处理,每种方法提取对识别最有贡献的三维特征,进而实现特征压缩.

上述 4 种特征提取方法是从不同角度进行回波特性分析的.将这些特征信息进行综合的分析与处理,是增强识别率的一个途径.文中将 4 种方法经过特征压缩后的 12 维特征向量作为最后的特征向量交送 SVM 进行目标回波与混响的分类与识别.

支持向量机(SVM)作为基于统计学习理论的机器学习算法,因其可以有效地解决小样本、非线性、高维数情况下的分类问题而备受关注.它通过由内积函数定义的非线性变换将低维的输入空间转化为某个高维空间,将非线性分类问题变换为线性分类问题,并在高维空间中求解广义最优分类面^[11].这种内积函数变换一般比较复杂,但是支持向量机利用核函数技术解决了这个问题.支持向量机在高维空间中的分类过程只涉及到输入空间中的训练样本之间的内积运算($x_i \cdot x_j$),而根据泛函的有关理论,只要一种核函数 $K(x_i, x_j)$ 满足 Mercer 条件,就对应于某一非线性空间变换的内积^[12].这样只需要确定在输入空间中采用哪种核函数及其参数,就完成了通过内积函数将低维的输入空间变换到高维空间这一过程,但不需要知道其变换的具体形式.目前常用的核函数有多项式核函数、径向基核函数和

Sigmoid 核函数,其中径向基核函数因其适用范围较大、性能良好而使用得最为广泛.文中采用基于径向基核函数的 SVM 进行分类判决.

3 分类性能测试

海上实验中,主动声呐保持发射信号形式不变,分别以 5 种掠射角进行工作,其中 $\theta_1 < \theta_2 < \theta_3 < \theta_4 < \theta_5$. 在每种角度下,通过波束形成的输出截取目标和混响的回波作为样本库,以基于径向基核函数的 SVM 作为目标识别的分类器,对相同数量的目标与混响样本数进行训练与识别.用于训练的样本与用于识别的样本数近似相等,具体数目见表 1.

表 1 不同角度下的用于训练和识别的样本数
Table 1 Numbers of training and recognition samples under different elevations

掠射角度/(°)	训练样本数	识别样本数
θ_5	26	26
θ_4	29	30
θ_3	16	16
θ_2	13	14
θ_1	30	31

分别采用经过 KPCA 压缩后的 FDWT 特征、Hilbert 谱特征、Hilbert 边际谱特征、FRFT 特征及这 4 种特征的融合特征作为特征向量进行目标回波与混响的分类与识别.在不同掠射角下目标与混响的正确识别率如图 8 所示.

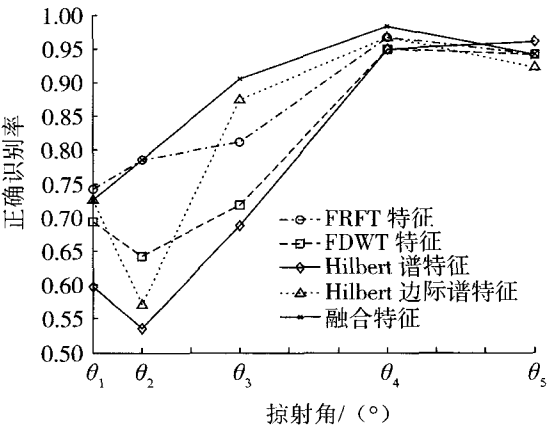


图 8 几种方法在不同掠射角下的正确识别率

Fig. 8 The right recognition rates of the methods under different elevations

可以看出,对于大掠射角 θ_4 和 θ_5 时,各种特征

的识别率均在90%以上;掠射角在 θ_3 时的识别率高于掠射角在 θ_1 时的识别率,均在65%以上;掠射角在 θ_2 时的识别率较低.由于海上实验环境的复杂性,掠射角在 θ_2 时获得的目标样本数较少,且样本受混响干扰严重,难以截取到目标回波的数据段,而造成识别率的下降.随着掠射角度的增大,目标回波与混响的识别率总体上呈现增加的趋势.融合特征具有更优的识别与分类性能.

4 结 论

文章从水下目标回波的弹性亮点特性、多分量特性和能量积分特性角度出发,利用4种时频分析方法及其融合方法,实现水下目标回波与混响的分类与识别.通过文中的分析,可以得到如下结论:

1)FDWT、Hilbert谱、Hilbert边际谱、FRFT从不同的角度描述了水下目标回波与混响在特征上的差异性,可以有效地进行目标回波与混响信号的分类与识别.

2)从总体识别性能上,FRFT特征和Hilbert边际谱特征要优于FDWT特征和Hilbert谱特征.融合特征结合了各种方法对于识别最有贡献的特征,使得融合特征具有更优的性能.

3)对于海上实验数据,目标回波与混响的识别率随着工作掠射角的增大有上升的趋势.而随着掠射角的增大,声呐工作距离随之变小,这将增加系统工作的危险性.因而,在实际应用中,应该合理权衡作用距离和识别率,以合理的掠射角度进行工作.

参考文献:

- [1] PEINE H, BRECHT D, BRODER F. Detection of objects buried in the seafloor [J]. *Acta Acustica United with Acustica*, 2006, 92: 150-152.
- [2] STERNLICHT D D, LEMONDS D W, DIKEMAN R D, et al. Detection and classification of buried objects with an adaptive acoustic mine-hunting system [J]. *Oceans Conference Record*, 2001(1): 212-219.
- [3] YODER T J, BUCARO J A, HOUSTON B H, SIMPSON H J. Long range detection and identification of underwater mines using very low frequencies (1-10kHz) [J]. *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering*, 1998, 3392: 203-210.
- [4] ROBINSON M, AZIMI-SADJADI M R, STERNLICHT D D, LEMONDS D. Multi-aspect acoustic classification of buried objects [C]//*Proc of OCEANS 2003*. San Diego, CA, USA, 2003: 478-484.
- [5] 汤渭霖. 声呐目标回波的亮点模型[J]. *声学学报*, 1994, 19(2): 92-100.
TANG Weilin. Highlight model of echoes from sonar targets [J]. *Acta Acustica*, 1994, 19(2): 92-100.
- [6] 何祚镛. 结构振动与声辐射[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2001: 110-124.
- [7] 李秀坤. 水雷目标特征提取与识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2000: 58-66.
LI Xiukun. Study on characteristic extraction and identification of mine targets [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2000: 58-66.
- [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 London A*, 1998, 454: 903-995.
- [9] 陶然, 齐林, 王越. 分数阶 Fourier 变换的原理与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 23-35.
- [10] SCHÜLKOPF B, SMOLA A, MÜLLER K R. Kernel principal component analysis [C]//*Proc of ICANN 97*. Lausanne, Switzerland, 1997: 583-589.
- [11] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42.
ZHANG Xuegong. Introduction to statical learning theory and support vector machines [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32-42.
- [12] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法-支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004: 164-196.

[责任编辑: 陈 峰]