

文章编号: 2095-2163(2023)03-0221-05

中图分类号: TN972

文献标志码: A

混响背景下舰船辐射回波信号优化检测算法

王学军

(广州华立学院, 广州 511325)

摘要: 通过舰船辐射回波信号滤波检测实现攻击目标的准确识别定位,在受到海洋环境的强干扰下检测稳定性不好,提出基于多分量经验模态分解的混响背景舰船辐射回波信号优化检测算法。采用多分辨的阵列传感器实现对舰船辐射回波信号采集,对采集的信号采用格型匹配滤波器进行噪声滤波和干扰抑制处理,通过多径干扰抑制提高信号的纯度,采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量,根据谱特征量的聚焦特性实现对信号的准确定位检测。仿真结果得知,采用该方法进行舰船辐射回波信号检测的输出信噪比较高,时频聚焦性能和检测性能较好,在对潜和对舰目标识别等领域具有很好的应用价值。

关键词: 强干扰; 舰船辐射回波; 信号检测; 经验模态分解; 匹配滤波器

Optimal detection algorithm of ship radiated echo signal under reverberation background

WANG Xuejun

(Guangzhou Huali College, Guangzhou 511325, China)

[Abstract] The target can be accurately identified and located by filtering detection of ship radiated echo signal, and the detection stability is not good under the strong interference of marine environment. An optimal detection algorithm of ship radiated echo signal in reverberation background based on multi-component empirical mode decomposition is proposed. Multi-resolution array sensor is used to collect the echo signal of ship radiation, and lattice matched filter is used to filter noise and suppress interference. The purity of the signal is improved through multipath interference suppression, and the spectral feature of sonar pulse signal is extracted by multi-component empirical mode decomposition algorithm, thereafter the accurate positioning and detection of the signal is realized according to the focusing characteristics of the spectral feature. The simulation results show that this method has high signal-to-noise ratio, good time-frequency focusing performance and detection performance, and has good application value in the fields of submarine and ship-to-ship target recognition.

[Key words] strong interference; ship radiation echo; signal detection; empirical mode decomposition; matched filter

0 引言

随着现代信号与信息处理技术的发展,采用优化的信号处理方法和传感阵列信息处理方法实现对舰船辐射回波信号处理,提高对水下和水面舰船的目标检测和识别能力,在舰船辐射回波信号检测中,受到海水背景干扰和涌流干扰,导致对舰船辐射回波信号检测的分辨率不高,输出信噪比不高^[1],从而对目标信号的检测和定位能力不好,需要研究混响背景舰船辐射回波信号优化检测算法,结合信号检测和参数估计算法,实现对目标的优化识别和检测。相关算法在雷达、声纳、通信及电子监测等领域

也有很好的应用价值。

对海水强混响背景舰船辐射回波信号检测是建立在水声阵列信号检测识别基础上,结合信号特征高分辨参数识别,通过信号滤波和抗干扰设计,实现对脉冲信号检测^[2-3],文献[4]中提出基于WVD和STFT特征分解的脉冲信号检测算法,取指数型核函数的Choi-Williams分布,采用高斯滤波实现对主动水声脉冲信号检测,但该方法进行舰船辐射回波信号检测的模糊度较大,抗干扰能力不好。文献[5]中提出高阶谱和高阶统计量特征提取的水声脉冲信号检测算法,通过严格平稳随机信号分析实现信号特征提取和检测,但该方法的计算开销较大,色噪声

作者简介: 王学军(1973-),男,硕士,讲师,主要研究方向:信号与信息处理、计算机信息技术。

通讯作者: 王学军 Email: wxjgdut@163.com

收稿日期: 2022-12-06

滤波能力不好。针对上述问题,本文提出基于多分量经验模态分解的混响背景舰船辐射回波信号优化检测算法。首先采用多分辨的阵列传感器实现对舰船辐射回波信号采集,然后采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量,根据谱特征量的聚焦特性实现对信号的准确定位检测。最后进行实验测试,展示了本文方法在提高舰船辐射回波信号抗干扰和准确检测能力方面的优越性能。

1 舰船辐射回波信号模型及均衡调度

1.1 舰船辐射回波信号模型

为了实现混响背景舰船辐射回波信号优化检测,需要首先构建舰船辐射回波信号的多阵列传感信号采集模型,对采集的舰船辐射回波信号进行信号增强和融合滤波,采用自适应线谱增强器来抑制背景干扰噪声分量^[6]。分析舰船辐射回波信号的频谱分布特性,阵列信号采集的带宽记为 $\nu(t, \theta)$, 即:

$$\nu(t, \theta) = \sum_{m=1}^M \omega_i^*(\theta) x_i(t) = \sum_{m=1}^M x_i^*(t) \omega_i(\theta) \quad (1)$$

式中,“*”表示复共轭算子; $x_i(t)$ 为信号的离散特征量; $x_i^*(t)$ 为频谱分量。采用空时自适应处理的方法,建立在色噪声背景下滤波检测的基阵为:

$$\nu(t, \theta) = \omega^H(\theta) x(t) = x^H(t) \omega(\theta) \quad (2)$$

式中,“ H ”表示单位圆的角度位置; $x(t)$ 和 $\omega(\theta)$ 分别为舰船辐射回波信号的零点在单位圆上的相位和统计特征值^[7],在阵面轴向方向,得到舰船辐射回波信号的模糊函数 $w(t)$, 可以表示为:

$$x(t) = [x_1(t) \quad x_2(t) \quad \cdots \quad x_M(t)]^T \quad (3)$$

$$\omega(\theta) = [\omega_1(\theta) \quad \omega_2(\theta) \quad \cdots \quad \omega_M(\theta)]^T \quad (4)$$

计算要恢复的正弦信号频率,根据在单位圆上该正弦信号的幅频响应,得到时延尺度为 $\tau_0(\theta) = \frac{\Delta}{c} \sin \theta$, 考虑距离模糊的影响,得到舰船辐射回波信号的时频项,陷波器幅频响应 $|H(j\omega)|^2$ 的-3 dB 衰减带宽,水声脉冲信号的非平稳时间序列模型为:

$$c_i(n) + \sum_{j=1}^{2p} \Phi_{ij}(n) c_i(n-j) = \sum_{k=1}^{2q} \Theta_{ik}(n) u_i(n-k) + u_i(n) \quad (5)$$

其中, $u_i(n)$ 为噪声干扰项, $\Theta_{ik}(n)$ 为水声脉冲信号的时延参数。根据陷波深度和陷波带宽,得到舰船辐射回波信号的非平稳时间序列输出为:

$$\tau_m(\theta_i) = (m-1)\tau_0(\theta_i) = (m-1)\frac{\Delta}{c}\sin\theta_i$$

$$m = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

这里, $\tau_0(\theta_i) = \frac{\Delta}{c} \sin \theta_i$ 是舰船辐射回波信号的

联合时延特征参数, c 是陷波器的幅频响应特征量,得到舰船辐射回波信号的输出阵列模型表示为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^d g_1(\theta_i) s_i(t) \\ \sum_{i=1}^d g_2(\theta_i) s_i(t - \frac{\Delta}{c} \sin \theta_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^d g_M(\theta_i) s_i(t - (M-1) \frac{\Delta}{c} \sin \theta_i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(t) \\ n_2(t) \\ \vdots \\ n_M(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $s_i(t)$ 为信号的时域分量, $n_M(t)$ 为干扰分量。通过上述对水声脉冲信号模型构建,对采集的信号采用格型匹配滤波器进行噪声滤波和干扰抑制处理^[8]。

1.2 水声脉冲信号滤波干扰抑制

当背景噪声为有色噪声时,采用匹配滤波检测器进行舰船辐射回波信号的参数识别,在二维平面 (m, n) 上进行舰船辐射回波信号的多径干扰抑制,建立舰船辐射回波信号的多径分量检测模型,通过线性预测的方法得到舰船辐射回波信号的模糊采样特征分布集^[9], 设 $\{x(n)\}$ 为零均值的 k 阶平稳随机过程,得到舰船辐射回波信号的奇异值分布为:

$$\omega_k = \begin{pmatrix} v_k \\ e_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_k - f(x_{k-1}) \\ y_k - h(x_k) \end{pmatrix} \quad (8)$$

当 ω_k 满足 n 个舰船辐射回波信号的输出稳态特征分布集,该过程的 k 阶矩和 k 阶累积量分别是 $k-1$ 个独立变元的函数,把 $s(t) \rightarrow s(t)$ 、 $s(t) \rightarrow S(f)$ 代入水声脉冲信号统计特征集中,得到阵列基矩阵为:

$$T_k(x_k) = \int p(\theta_k | X_k, Y_k) p(X_{k-1} | Y_{k-1}, x_k) dX_{k-1} \quad (9)$$

将信号的干扰分量看成有界的、独立同分布的高斯或非高斯随机过程,考虑阵元脉冲域的时间间隔 $n \in [n_1, n_2]$, 得到舰船辐射回波信号的奇异特

征分解模型为:

$$T_k(x_k) = \iint \frac{p(\theta_k | X_k, Y_k)p(\theta_{k-1} | X_{k-1}, Y_{k-1})}{p(\theta_{k-1} | X_{k-1}, Y_{k-1})} \times p(X_{k-2} | Y_{k-2}, x_{k-1})p(x_{k-1} | Y_{k-1}, x_k) dX_{k-2} dx_{k-1} = \int \frac{p(\theta_k | X_k, Y_k)}{p(\theta_{k-1} | X_{k-1}, Y_{k-1})} \times T_{k-1}(x_{k-1})p(x_{k-1} | Y_{k-1}, x_k) dx_{k-1} \quad (10)$$

其中, p 为信号滤波的阶数。信号的个数 L 假设为已知参数, 将 L 个陷波器级联, 得到舰船辐射回波信号干扰抑制的步长为:

$$v_k^{(ij)} = \lambda v_{k-1}^{(j)} + 1 \quad (11)$$

根据上述分析, 建立舰船辐射回波信号的强干扰滤波模型^[10-12], 得到滤波过程描述为:

(1) 将信号 $s(n)$ 和噪声 $v(n)$ 分开, 作为信号提取的基本单元, 选择舰船辐射回波信号滤波的初始权矢量 W_k 。

(2) 令正弦信号成份的滤波权重系数为 $W_k = E\{Zg(W_k^T Z)\} - E\{g'(W_k^T Z)\} W_k$ 。

(3) 采用自适应迭代, 得到 $W_k = W_k - \sum_{j=1}^{k-1} (W_k^T W_j) W_j$ 。

(4) 为了使系统保持稳定, ρ 在选取时必须稍小于 1, 得到舰船辐射回波信号的旁瓣输参数 $W_k = W_k / \|W_k\|$; 计算得到: $\hat{w}(n+1): n+1$ 时刻抽头权向量估计。

(5) 更新舰船辐射回波信号的均衡调度阈值, $w(n) = w(n-1) + k(n)$, 在输入信号 $x(n)$ 中减去输出 $v(n)$, 输出信号滤波结果。

2 信号检测算法优化

2.1 信号特征提取

根据上述处理, 对采集的信号采用格型匹配滤波器进行噪声滤波和干扰抑制处理, 通过多径干扰抑制提高信号的纯度^[13], 建立舰船辐射回波信号特征提取模型, 得到高阶统计特征量记为:

$$x_k = \sum_{n=0}^{N/2-1} 2(a_n \cos \frac{2\pi kn}{N} - b_n \sin \frac{2\pi kn}{N}) \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (12)$$

式中, a_n 表示信号的三阶混合累积量, k 为信号的阶数。根据自相关函数和对角四阶混合累积量切片, 得到信道参数分布集为 $x(k-1), \dots, x(k-M)$, 使用时间平均计算脉冲信号的向量量化参数:

$$x' = \sum_{v=1}^V b_v \cdot \text{IFFT}\{X_v\} = \sum_{v=1}^V b_v x_v \quad (13)$$

其中, b_v 为自相关函数, x_v 为对角四阶混合累积量切片。通过自相关函数和对角四阶混合累积量切片的估计, 得到:

$$X' = \sum_{v=1}^V b_v X_v \quad (14)$$

在此基础上, 以 $y(k)y^*(k)$ 为最小化的约束函数, 用“*”表示复共轭, 采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量, 多分量的经验模态分解模型如图 1 所示。根据图 1 的多分量的经验模态分解模型结构, 实现对信号的特征参数估计和特征量提取。

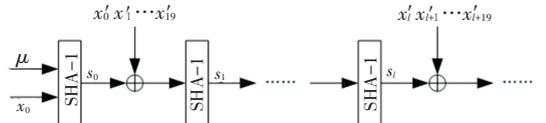


图 1 多分量的经验模态分解模型

Fig. 1 Multi-component empirical mode decomposition model

2.2 信号检测输出

采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量, 根据谱特征量的聚焦特性实现对信号的准确定位检测^[14], 要在计算中用信号的自相关函数 $r(\tau)$ 代替四阶混合累积量切片 $c(\tau)$, 即实现舰船辐射回波信号增强, 得到接收到的舰船辐射回波信号的副本模型为:

$$\Pi_{sc}(q, e) = \begin{cases} pD(e) - \frac{h}{2}q - cq - g(e) & D(e) \leq q \\ pq - \frac{h}{2}q - cq - g(e) & D(e) > q \end{cases} \quad (15)$$

其中, $g(e)$ 是关联函数, q 是检测阈值。通过相关峰值检测的方法, 建立舰船辐射回波信号传输系统等间隔信息采样模型, 得到舰船辐射回波传输增益为:

$$E\Pi_{sc}(q, e) = p(q) - \int_0^{q-y(e)} F(\eta) d\eta - \frac{h}{2}q - cq - g(e) \quad (16)$$

其中, $p(q)$ 是检测统计特征量, $g(e)$ 是谱密度。通过自相关特征分析在色噪声中进行信号处理, 建立特征聚类模型, 基于采样平衡点稳态增强, 得到扩展序列 $\{X_v, v=1, 2, \dots, V\}$, 当 $\hat{x} = \sum_{v=1}^V b_v x_v$ 最小, 得到舰船辐射回波信号检测判决函数为:

$$\begin{cases} H_0: x'(t) = w(t) \\ H_1: \sqrt{E}s'(t) + w(t) \end{cases} \quad 0 \leq t \leq T \quad (17)$$

式(17)中, $x'(t)$ 和 $s'(t)$ 分别为:

$$x'(t) = x(t) * h_w(t) \quad (18)$$

$$s'(t) = s(t) * h_w(t) \quad (19)$$

其中, $w(t)$ 是检测概率密度函数; T 是采样间隔; E 是信号能量。采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量, 根据谱特征量的聚焦特性实现对信号的准确定位检测。

3 仿真测试

在 Matlab 仿真工具中进行舰船辐射回波信号检测的仿真实验, 仿真实验中, 假设输入的含噪信号 $x(n)$ 中只含有一个正弦分量, 设定舰船辐射回波信号的采样时间间隔为 2.4 ms, 信号采样的时间长度为 1 024, 舰船辐射回波信号的干扰信噪比初始值设定 -20 dB, 对舰船辐射回波信号的方位阵元数为 20, 脉冲重复频率为 15 MHz, 干扰信噪比为 -12 dB, 工作波长为 1.3 m, 对舰船辐射回波信号特征采样的频率为 12~24 KHz, 对舰船辐射回波信号调线的频谱宽度为 18 dB, 舰船辐射回波信号采集的传感器分布相位分布为 10° 、 30° , 给出各个传感器阵列采集信号的相关参数见表 1。

表 1 水声阵列信号采集参数设定

Tab. 1 Parameter setting of underwater acoustic array signal acquisition

水声阵列	信噪比/dB	相干性	检测误差
S1	-16.906	0.453	0.241
S2	-12.924	0.348	0.775
S3	-15.172	0.351	0.856
S4	-17.942	0.691	0.623
S5	-14.708	0.489	0.621
S6	-12.176	0.973	0.161
S7	-15.839	0.816	0.526
S8	-13.168	0.819	0.855
S9	-16.364	0.939	0.101
S10	-12.780	0.214	0.228

根据上述参数设定, 得到舰船辐射回波信号采集结果如图 2 所示。

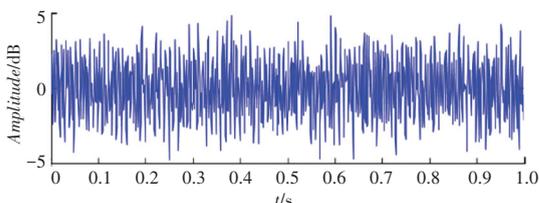


图 2 原始信号采样

Fig. 2 Original signal sampling

以图 2 的信号为研究对象, 采用本文方法进行舰船辐射回波信号的滤波处理, 通过时频分析和特征提取, 得到信号检测输出如图 3 所示。

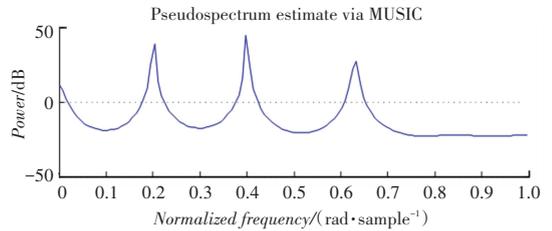


图 3 信号检测输出

Fig. 3 Signal detection output

分析图 3 得知, 本文方法进行信号滤波检测, 有效抑制了信号的干扰分量, 增强了信号检测水平, 通过 MUSIC 算法能实现对目标的准确定位和参数估计。测试不同方法的检测性能, 得到的仿真对比结果如图 4 所示。图 4 是随着信噪比变化的信号检测 ROC 图。分析得知, 本文方法对舰船辐射回波信号检测的准确概率高于传统方法, 平均检测概率提升 19.2%, 虚警概率降低 11.2%。

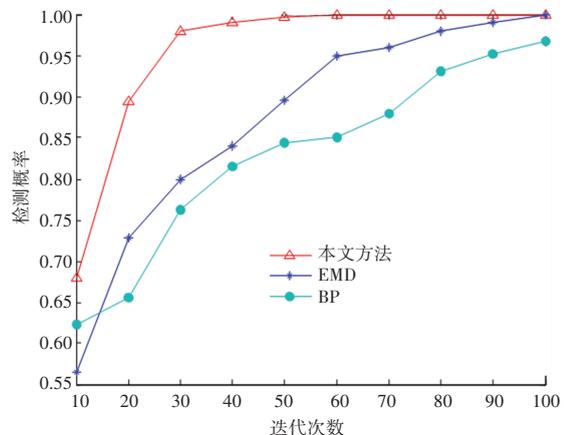


图 4 检测性能曲线对比

Fig. 4 Comparison of detection performance curves

4 结束语

本文研究混响背景舰船辐射回波信号优化检测算法, 结合信号检测和参数估计算法, 实现对目标的优化识别和检测。本文提出基于多分量经验模态分解的混响背景舰船辐射回波信号优化检测算法。构建舰船辐射回波信号的多阵列传感信号采集模型, 采用自适应线谱增强器来抑制背景干扰噪声。采用多分量的经验模态分解算法提取水声脉冲信号的谱特征量, 根据谱特征量的聚焦特性实现对信号的准确定位检测。分析得知, 本文方法对舰船目标脉冲信号的检测性能较好, 检测准确概率较高, 提高了输

出信噪比和时频聚焦性能。

参考文献

- [1] 盛蕴霞,霍冠英,刘静. 基于超像素聚类的侧扫水声图像分割算法[J]. 计算机工程,2018,44(06):219-225,232.
- [2] 姚如贵,蒋朋飞,马骏,等. 面向光通信的物理帧格式设计与同步算法研究[J]. 西北工业大学学报,2018,36(05):904-910.
- [3] 崔丽群,张平,贺情杰,鲁浩. 对比度和细节增强显著性检测方法研究[J]. 计算机工程与应用,2019,55(23):200-208.
- [4] 陈世进,闫晟,郝程鹏,侯朝焕. 一种适用于多输入多输出水声的稳健空时自适应检测方法[J]. 声学学报,2022,47(06):777-788.
- [5] 郭小玮,郑广赢,严琪. 用于浅海有源水声目标深度估计的匹配相位处理[J]. 声学学报,2022,47(06):800-809.
- [6] 金磊磊,梁红,杨长生. 基于显著性检测的水声图像快速降噪研究[J]. 西北工业大学学报,2019,37(01):80-86.
- [7] 马里斯,何培宇,崔敖,等. 非均匀噪声环境下基于 MISC 阵列的自适应波束形成方法[J]. 信号处理,2022,38(02):268-275.
- [8] 应自炉,王发官,翟懿奎,等. 基于自注意力特征融合的半监督生成对抗网络用于 SAR 目标识别[J]. 信号处理,2022,38(02):258-267.
- [9] 罗亚松,胡生亮,刘志坤,等. 正交频分复用水声通信自适应调制算法[J]. 国防科技大学学报,2017,39(01):153-158.
- [10] 马爽,吴志勇,高世杰,等. 改进的大气激光通信 PPM 调制解调系统设计[J]. 哈尔滨工业大学学报,2016,48(05):105-109.
- [11] 石磊,朱广浩. 一种基于电-光强度调制的负反馈解调光纤通信方法[J]. 南京大学学报(自然科学),2015,51(04):659-664.
- [12] 王艳丽. 基于物联网与云计算的智能家居安全访问控制技术研究[J]. 电视技术,2018,42(08):147-150.
- [13] 张薇,段京京,王岩松. 一种基于随机散射簇的非平稳 3D 空间信道模型[J]. 电子与信息学报,2018,40(10):2301-2308.
- [14] HELMY A, HEDAYAT A, and AL - DHAHIR N. Robust weighted sum - rate maximization for the multi - stream MIMO interference channel with sparse equalization [J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 60(10):3645-3659.
- (上接第 220 页)
- [18] KE Guolin, MENG Qi, FINLEY T, et al. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree [J]. Advances in Neural Information Processing Systems. Long Beach; NIPS Foundation, 2017, 30:3146- 3154.
- [19] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: A scalable tree boosting system [C] // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'16). San Francisco, California , USA ; ACM, 2016:785-794.
- [20] BREIMAN L. Machine learning - SpringerLink [J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
- [21] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述 [J]. 电子科技大学学报,2011,40(01):2-10.
- [22] KROGH A , VEDELSBY J . Neural network ensembles, cross validation, and active learning [C] // Proceedings of the 7th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '94). Cambridge, MA, USA ; ACM, 1995:231-238.
- [23] RESHEF D N , RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al. Detecting novel associations in large data sets [J]. Science, 2011, 334:1518-1524.
- [24] TIBSHIRANI R J. Regression shrinkage and selection via the LASSO [J]. Journal of the Royal Statistical Society. Series B: Methodological, 1996, 73(1):273-282.
- [25] NISHINARI K. Traffic flow dynamics: Data, models and simulation [J]. Physics Today, 2014, 67(3):54.
- [26] HAMDARS H, MAHMASSANI H M. From existing accident-free car-following models to colliding vehicles: Exploration and assessment [J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2008, 2088(1):45-56.