

# 一种高效的弱目标线谱检测算法

罗 斌, 王茂法, 王世闯

(杭州应用声学研究所, 浙江杭州 310023)

**摘要:** 为实现弱目标线谱检测, 在自适应线谱增强(Adaptive Line Enhancement, ALE)算法的基础上, 结合频域批处理技术, 提出了一种能降低计算量的高效线谱检测算法——归一化频域批处理最小均方(Normalized Frequency-domain Block Least Mean Square, NFBLMS)算法; 所提 NFBLMS 算法在权值迭代过程中, 步长参数不受输入信号功率的影响。理论分析和数值仿真结果表明: 相比于已有的线谱检测算法, NFBLMS 算法能较好地解决 ALE 算法实时处理运算量问题, 并可获得较高的系统增益, 且其步长参数具有较强的鲁棒性, 能同时兼顾算法的收敛速度和稳态误差。因此 NFBLMS 算法更适合实际工程应用。

**关键词:** 线谱; 自适应线谱增强; 归一化频域批处理最小均方算法; 鲁棒性

中图分类号: TB566

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2017)-02-0171-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2017.02.013

## A highly efficient weak target line-spectrum detection algorithm

LUO Bin, WANG Mao-fa, WANG Shi-chuang

(Hangzhou Applied Acoustics Research Institute, Hangzhou 310012, Zhejiang, China)

**Abstract:** To detect underwater weak targets, we propose an efficient line spectrum detection algorithm based on adaptive line spectrum enhancement (ALE) and frequency-domain block processing. The proposed algorithm is termed as normalized frequency-domain block least mean square (NFBLMS) algorithm, which is not affected by the input signal power in the weight iteration process. Through theoretical analysis and numerical simulation, it is shown that compared with existing algorithms, NFBLMS algorithm can implement ALE in real time and obtain higher system gain, furthermore, NFBLMS algorithm is more robust to step size, thereby producing a tradeoff between the convergence speed and the steady-state error. Therefore, NFBLMS algorithm is more suitable for the engineering application.

**Key word:** line spectrum; Adaptive Line Enhancement(ALE); Normalized Frequency-domain Block Least Mean Square(NFBLMS) algorithm; robustness

## 0 引言

随着减振降噪技术的不断发展, 从强海洋背景噪声中检测出微弱的线谱信号, 是近年来水声信号处理的一个重要研究内容<sup>[1]</sup>。水下目标线谱检测有经典功率谱估计与现代谱估计等方法<sup>[2]</sup>, 在宽带噪声背景下检测出线谱信号是经典的声呐信号检测问题之一<sup>[3]</sup>。常规的声呐线谱检测方法大都采用细化傅里叶变换(Zoom Fast Fourier Transform, ZFFT)处理方法, 该方法在低信噪比条件下提取线谱的效果较差<sup>[4]</sup>。自适应线谱增强是自适应信号处理技术的一个重要应用, 最初由 Widrow 等人提出<sup>[5]</sup>, 其最基本的算法采用的是最小均方(Least Mean Square,

LMS)算法, 它具有在低信噪比条件下较好地提取线谱的能力, 且无需噪声参考信号就能自适应地将线谱信号从宽带噪声中分离出来。尽管该算法理论成熟、结构简单、稳定性好, 但有其固有缺陷<sup>[6]</sup>, 主要表现在: (1) 收敛速度和稳态失调量构成一对矛盾; (2) 收敛性能受输入信号功率的影响; (3) 计算复杂度较高, 滤波速度通常难以满足实时要求较高的系统(如长线阵系统)。以上缺陷严重制约了该算法的工程实际应用。为此, 本文在将频域批处理技术<sup>[7]</sup>应用到时域自适应线谱增强算法的基础上, 提出一种高效的线谱检测算法, 它不仅能大大减少自适应算法的运算量, 使其更好地应用于长线阵系统, 而且可以较好地兼顾自适应算法的收敛速度和稳态误差。

## 1 ALE 算法

ALE 是自适应信号处理技术的重要应用, 它的

收稿日期: 2016-07-14; 修稿日期: 2016-09-20

作者简介: 罗斌(1989—), 男, 江西吉安人, 硕士, 研究方向为水声信号处理

通讯作者: 罗斌, E-mail: luob\_hz715@163.com。

主要功能是从宽带噪声中分离出窄带信号，进而对其进行检测跟踪。

### 1.1 算法原理

在线谱信号叠加宽带噪声时，无需独立地参考信号，只需将混合信号适当延时，利用最小均方自适应滤波器，当滤波器收敛时输出的将是两个不相关分量之和，一个来自于线谱成分输入分量经有限时延的维纳滤波后的输出，另一个来自于自适应过程中有关失调误差滤波器的输出。其结构框图如图 1 所示。

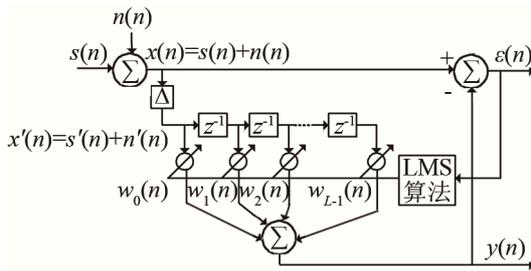


图 1 ALE 结构框图  
Fig.1 The diagram of ALE structure

图 1 中，输入端信号矢量  $\mathbf{x}(n)$  是线谱信号矢量  $\mathbf{s}(n)$  和宽带噪声矢量  $\mathbf{n}(n)$  的混合，由于窄带信号的自相关半径比宽带噪声的时间相关半径大，因此当延时时间  $\Delta$  选为大于宽带噪声时间相关半径而小于窄带信号的自相关半径时，宽带噪声矢量  $\mathbf{n}(n)$  与  $\mathbf{n}'(n)$  变得不相关，而窄带信号矢量  $\mathbf{s}(n)$  与  $\mathbf{s}'(n)$  仍然相关，则自适应滤波器的输出将是线谱信号矢量  $\mathbf{s}(n)$  的最佳估计。

输入信号矢量  $\mathbf{x}(n)$  可表示为

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \cdots \quad x(n-L+1)]^T \quad (1)$$

式中， $L$  为滤波器阶数， $T$  表示转置运算。经  $\Delta$  延时后的信号  $\mathbf{x}'(n)$  为

$$\mathbf{x}'(n) = \mathbf{x}(n-\Delta) \quad (2)$$

自适应滤波器的权矢量为

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \quad w_1(n) \quad \cdots \quad w_{L-1}(n)]^T \quad (3)$$

则输出信号  $y(n)$  可表示为：

$$y(n) = \mathbf{x}'^T(n) \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}'(n) \quad (4)$$

而自适应系统输出信号  $y(n)$  与输入信号  $x(n)$  的偏差则表示为

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= x(n) - y(n) = x(n) - \mathbf{x}'^T(n) \mathbf{w}(n) = \\ &= x(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}'(n) \end{aligned} \quad (5)$$

根据 LMS 算法的思想，ALE 权系数更新表达式为

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu \hat{\nabla} \varepsilon(n) = \mathbf{w}(n) + 2\mu \varepsilon(n) \mathbf{w}(n) \quad (6)$$

式中， $\mu$  表示固定步长。

### 1.2 算法性能指标及性能分析

由于 ALE 算法是基于 LMS 算法的，因此其性能取决于 LMS 算法的性能。

衡量 LMS 算法性能的主要指标有算法的收敛性、收敛速度、稳态误差及计算复杂度；研究 LMS 算法性能一般都是围绕以上几个指标进行的。研究表明，该四项指标可以表示如下<sup>[8]</sup>：

- ① 收敛性：  $0 < \mu < 1/\lambda_{\max}$
- ② 收敛速度：  $(T_{\text{mse}})_{\min} = (\tau_{\text{mse}})_{\min} \approx 1/4\mu\lambda_{\max}$
- ③ 稳态误差：  $\delta = \frac{\xi_s - \xi_{\min}}{\xi_{\min}} = \frac{\mu \cdot \text{tr}[\mathbf{R}]}{1 - \mu \cdot \text{tr}[\mathbf{R}]}$
- ④ 计算复杂度：  $CC \propto L$

在①中， $\lambda_{\max}$  是输入数据自相关矩阵  $\mathbf{R}$  的最大特征值，对于自适应横向滤波器，该式亦可写为

$$0 < \mu < \frac{1}{L \cdot P_{\text{in}}} \quad (7)$$

其中， $L$  为滤波器阶数， $P_{\text{in}}$  为输入信号的功率。

从②可看出，步长越大，LMS 算法收敛速度越快；反之，LMS 算法收敛速度越慢。

结合①和②可见，LMS 算法收敛性能受限于输入信号功率，为保证最大输入功率时算法的收敛性，必须牺牲低输入信号功率时的收敛速度。

在③中， $\text{tr}[\mathbf{R}]$  是输入数据自相关矩阵  $\mathbf{R}$  的迹，对于自适应横向滤波器，该式亦可写为

$$\delta \approx \mu L P_{\text{in}} \quad (8)$$

结合②和式(8)可以看出， $\mu$  越大，算法收敛得越快，但失调也越大；反之， $\mu$  越小，失调越小，但算法收敛得越慢。所以使用 LMS 算法时，要综合考虑算法的收敛速度和失调，步长  $\mu$  的选择十分重要。

从④易得，LMS 算法的计算复杂度与滤波器的阶数  $L$  呈线性增长。

## 2 高效线谱检测算法

线谱检测是长线阵实现远距离弱目标探测的重要手段之一。而要想获得好的线谱检测效果，必须提高系统的增益。研究表明，ALE 系统的稳态增益为  $L/2$ ，因此，要想提高系统增益可以通过增大滤波器阶数  $L$  来实现。然而由 1.2 节分析可知，LMS 算法的计算量与滤波器阶数  $L$  呈线性增长，也就是说滤波器阶数  $L$  的增加意味着 LMS 算法计算复杂度的增大，滤波速度通常很难满足工程实际要求。因此，为使 ALE 能应用于长线阵系统，LMS 算法计算量的减小是亟待解决的难题。

2.1 频域批处理技术

2.1.2 算法原理

为了减少 LMS 算法的计算量，可将频域批处理技术引入到 LMS 算法中，即频域批处理最小均方(Frequency-domain Block Least Mean Square, FBLMS)算法<sup>[9]</sup>，它很好地解决了 ALE 实时处理运算量问题，而且自适应滤波器阶数可达上千阶，可以获得很高的系统增益。FBLMS 算法流程图如图 2 所示。

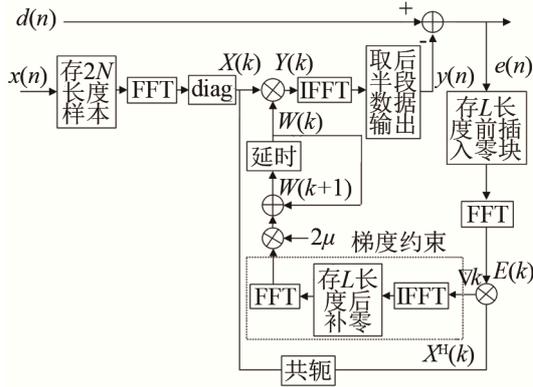


图 2 FBLMS 算法流程图  
Fig.2 The flow diagram of FBLMS algorithm

图 2 中有，

$$X(k) = \text{diag} \{ F [x(kN-N), \dots, x(kN+N-1)]^T \} \quad (9)$$

$$W(k) = FA^T w(k) \quad (10)$$

式中， $F$  为  $L_f \times L_f$  的 DFT 矩阵， $L_f$  表示频域滤波器的长度，此处  $L_f = 2N$ 。其元素为  $F_{ml} = \exp(-j2\pi ml/L_f)$ ， $0 \leq m, l \leq L_f - 1$ 。它的逆变换为  $F^{-1} = F^H/L_f$ 。矩阵  $A = [I_N \ 0_N]$ ， $I_N$  是  $N \times N$  的单位矩阵， $0_N$  是  $N \times N$  的零矩阵。 $w(k)$  定义和式(3)一样，只是用  $k$  代替  $n$ ，并且此处时域滤波器长度  $L = N$ 。则滤波输出可表示为

$$y(k) = KF^{-1} X(k)W(k) \quad (11)$$

其中， $y(k) = [y(kN), \dots, y(kN+N-1)]^T$ ， $K = [0_N \ I_N]$  是  $N \times 2N$  的限制矩阵。则误差输出矢量为

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - KF^{-1} X(k)W(k) \quad (12)$$

式中， $d(k) = [d(kN), \dots, d(kN+N-1)]^T$ 。因此相应的频域误差矢量可表示为

$$E(k) = FK^T e(k) = FK^T d(k) - FQF^{-1} X(k)W(k) \quad (13)$$

式中， $Q = \begin{bmatrix} 0_N & 0_N \\ 0_N & I_N \end{bmatrix}$ 。由此可得，FBLMS 算法权更新迭代公式为

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu FGF^{-1} X^H(k)E(k) \quad (14)$$

式中， $G = I_{2N} - Q$ ； $\mu$  的定义与式(6)一样。

2.1.2 计算复杂度分析

算法的计算复杂度可以利用算法每次迭代的乘法次数来衡量。

当输入信号是实信号时，FBLMS 算法与 LMS 算法的计算复杂度比值(Complexity Ratio, CR)为

$$CR = \frac{10L \log_2(2L) + 16L}{2L^2} \quad (15)$$

表 1 给出了在不同滤波器长度  $L$  的情况下，两种算法的  $CR$  大小。从中可看出，随着滤波器长度的增大，FBLMS 算法的优势越来越明显，其计算量要远小于 LMS 算法，通常 FBLMS 算法的滤波器阶数可达上千阶。

表 1 FBLMS 算法与 LMS 算法计算复杂度比值  
Table 1 The complexity ratio of FBLMS algorithm to LMS algorithm

滤波器长度	16	32	64	128	256	1 024	2 048
CR	2.06	1.19	0.67	0.38	0.21	0.06	0.03

2.2 快速收敛频域批处理技术

尽管采用频域批处理技术在减少 LMS 算法的计算量同时部分改善了算法的收敛性能，但由于其固定步长  $\mu$  的选取在收敛速度和稳态误差之间的矛盾仍未解决，给工程实际应用带来较大的不便。因此，本文提出一种高效的线谱检测算法——归一化频域批处理最小均方(Normalized Frequency-domain Block Least Mean Square, NFBLMS)算法，该算法的迭代表达式为

$$W(k+1) = W(k) + 2FGF^{-1} \mu(k) X^H(k)E(k) \quad (16)$$

式中， $\mu(k) = \text{diag} \{ \mu_0(k), \dots, \mu_{2N-1}(k) \}$ ，其中

$$\mu_m(k) = \mu / |X_m(k)|^2, \quad m = 0, \dots, 2N-1 \quad (17)$$

式(17)中， $|X_m(k)|^2$  为第  $m$  频点处信号的功率谱值， $\mu$  的定义与式(6)和(14)一样，但此处  $\mu$  的取值不受输入信号功率的影响，具有较强的鲁棒性。有效解决了 LMS 算法收敛性能受输入信号功率影响的固有缺陷，有利于工程实际应用。如果输入数据是平稳随机信号，则步长  $\mu_m(k) = \mu_m$ 。为避免  $|X_m(k)|^2$  过小，出现数值计算困难，式(17)可改写为

$$\mu_m(k) = \mu / (\beta + |X_m(k)|^2), \quad m = 0, \dots, 2N-1 \quad (18)$$

式中， $\beta$  为常数。

3 仿真分析研究

在对比 FBLMS 算法与 NFBLMS 算法线谱检测效果之前，本文先引进滤源块增益(Filtered Source Block Gain, FSBG)性能指标来描述频域批处理的性

能, 该指标的定义如下:

$$G_{\text{FSB}}(k) = 20 \lg \frac{\text{期望得到的源信号矢量模值}}{\text{滤波输出信号矢量模值}} = 20 \lg \frac{|s(k)|}{|y(k)|} \quad (19)$$

式(19)中,  $s(k)$ 、 $y(k)$ 为时域信号。

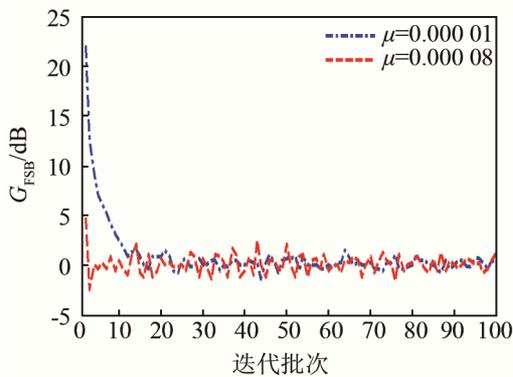
### 3.1 算法性能对比

下面通过对比在不同噪声环境下 FBLMS 算法与 NFBLS 算法的性能, 以此来说明本文算法的优越性。

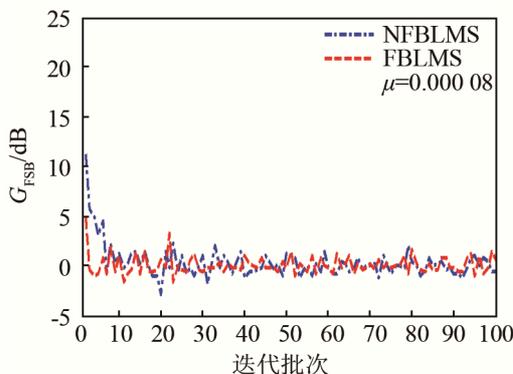
#### 3.1.1 高斯白噪声背景

仿真条件: 源信号为正弦信号, 频率为 20 Hz, 数据采样率为 6 kHz, 数据处理总点数为 12 800。噪声为加性高斯白噪声, 信噪比为 0 dB。滤波器阶数为 128。仿真研究结果如图 3 所示。

从图 3(a)可见, FBLMS 算法步长  $\mu$  越大, 算法收敛越快, 但稳态误差也越大。图 3(b)中, NFBLS 算法的步长参数  $\mu$  可不受 1.2 节中式(7)的限制, 此处取 0.1, 从图中易得出, NFBLS 算法收敛速度与 FBLMS 算法步长取 0.000 08 相当, 但稳态误差较小。



(a) 不同步长下 FBLMS 算法性能对比



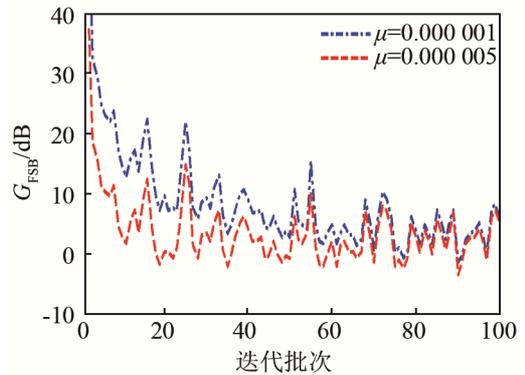
(b) FBLMS 算法与 NFBLS 算法性能对比

图 3 白噪声背景下 FBLMS 算法与 NFBLS 算法性能对比

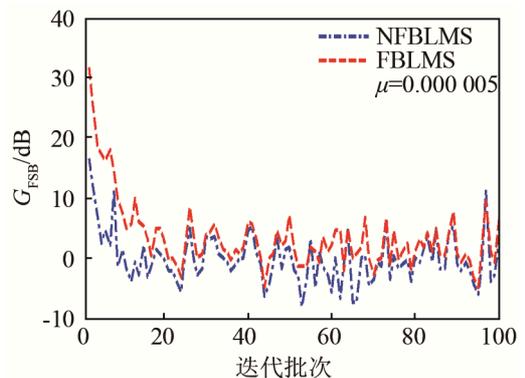
Fig.3 The performance comparison between FBLMS algorithm and NFBLS algorithm in the white noise environment

#### 3.1.2 高斯色噪声背景

仿真条件同 3.1.1 节, 只是这里源信号叠加的是高斯色噪声背景。色噪声均值为 0, 方差为 1, 功率谱服从  $1/f$  ( $f$  表示频率, 单位为 Hz) 分布。仿真研究结果如图 4 所示。



(a) 不同步长下 FBLMS 算法性能对比



(b) FBLMS 算法与 NFBLS 算法性能对比

图 4 色噪声背景下 FBLMS 算法与 NFBLS 算法性能对比

Fig.4 The performance comparison between FBLMS algorithm and NFBLS algorithm in the color noise environment

图 4 中, 在色噪声背景下, 背景干扰起伏不平稳, 以致算法收敛过程中波动起伏较高。由图 4(a)可见, FBLMS 算法需要通过牺牲收敛速度来达到小的稳态误差, 另外, 对比图 4(a)与图 3(a)可发现, 在不同噪声背景下, 需要选择不同的步长参数算法才能收敛。而在图 4(b)中, NFBLS 算法步长  $\mu$  仍可取 0.1, 由此可见 NFBLS 算法步长参数的选取具有较强的鲁棒性, 并且从图中两条曲线易得, NFBLS 算法可获得更快的收敛速度和更小的稳态失调。

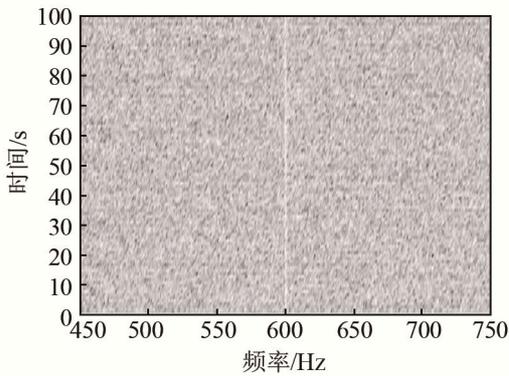
### 3.2 线谱检测效果对比

为了更直观地展现本文算法在弱目标线谱检测中的效果, 下面通过实例仿真给出采用 FBLMS 算法和 NFBLS 算法的线谱增强检测结果。

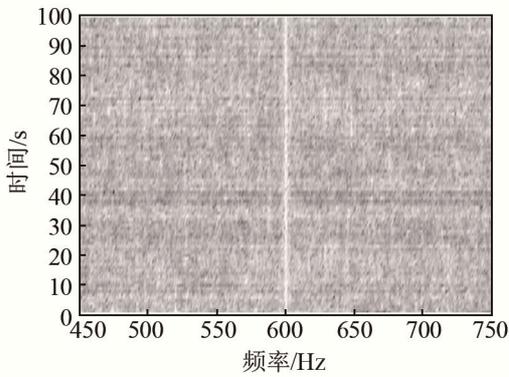
仿真条件为: 目标为频率 600 Hz 的单频信号,

叠加宽带高斯白噪声背景，数据采样率为 6 kHz，时间长度为 100 s。频域批处理自适应滤波器阶数为 1 024，信噪比分别为-25 dB 和-30 dB。仿真结果如图 5、6 所示。

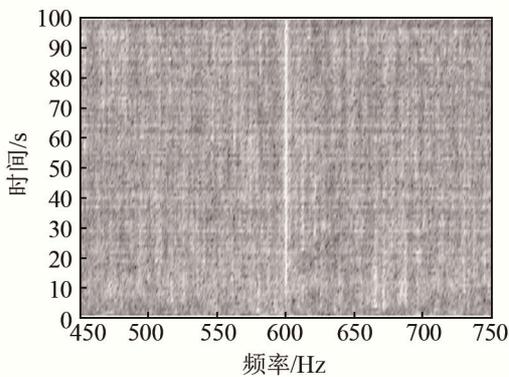
图 5 中可见，当信噪比为-25 dB 时，目标线谱比较微弱，采用 FBLMS 和 NFBLS 算法增强处理，均可有效检测出目标线谱。图 6 中，当信噪比降至-30 dB 时，原信号的 LOFAR 谱已很难检测到线谱，通过 FBLMS 算法增强处理，大致能检测出线谱，但效果不是很明显。而采用 NFBLS 算法增强处理后，效果明显，有利于准确检测线谱。



(a) 原信号 LOFAR 谱



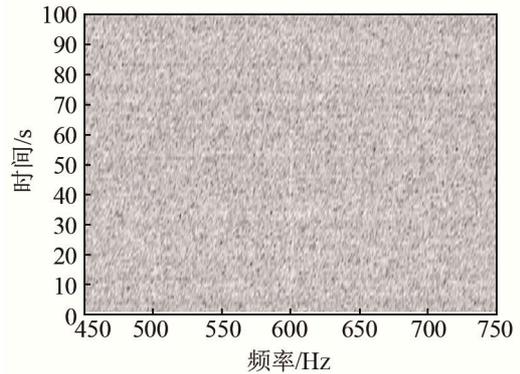
(b) 采用 FBLMS 算法增强后信号 LOFAR 谱



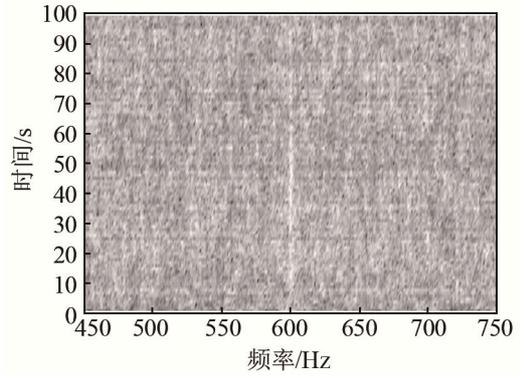
(c) 采用 NFBLS 算法增强后信号 LOFAR 谱

图 5 信噪比为-25 dB 时处理结果

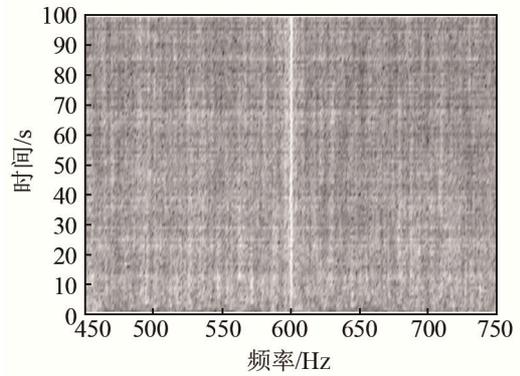
Fig.5 The processing result for SNR =-25 dB



(a) 原信号 LOFAR 谱



(b) 采用 FBLMS 算法增强后信号 LOFAR 谱



(c) 采用 NFBLS 算法增强后信号 LOFAR 谱

图 6 信噪比为-30 dB 时处理结果

Fig.6 The processing result for SNR =-30 dB

综上所述，本文提出的高效线谱检测算法，能较好地检测出弱目标线谱，其在提高系统稳态增益的基础上，大大减少了算法的计算量及改善了算法收敛性能，并且还兼顾了稳态误差，为长线阵的工程实际应用提供了良好的理论基础。

## 4 结论

本文在分析常规 ALE 技术基础上，针对其计算量大难以工程实际应用的问题，引入了 FBLMS 算法，并提出了一种能降低计算量的高效线谱检测

算法——NFBLMS 算法。该算法不仅很好地解决了 ALE 算法实时处理运算量问题,在获得高系统增益的同时还兼顾了收敛速度和稳态误差。通过仿真分析研究,验证了 NFBLMS 算法的正确性及有效性,具有一定的实际工程意义及实用价值。

### 参 考 文 献

- [1] 李启虎. 水声信号处理领域新进展[J]. 应用声学, 2012, 31(1): 2-9.  
LI Qihu. New advances of underwater acoustic signal processing[J]. Applied acoustic, 2012, 31(1): 2-9.
- [2] 李启虎. 声呐信号处理引论[M]. 北京: 海洋出版社, 2000: 90-93.  
LI Qihu. Sonar signal processing[M]. Beijing: Ocean Press, 2000: 90-93.
- [3] 王露, 雷波, 杨坤德. 基于谐波小波变换的舰船辐射噪声线谱提取方法[J]. 探测与控制学报, 2012, 34(3): 52-55.  
WANG Lu, LEI Bo, YANG Kunde. Based on harmonic wavelet transform method of line-spectrum extraction of ship radiation noise[J]. Journal of Detection & Control, 2012, 34(3): 52-55.
- [4] Abutaleb AS. Adaptive line enhancement using a random AR model[J]. IEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1990, 38(7): 1211-1215.
- [5] Widrow B, Glover J R, McColl J M, et al. Adaptive noise canceling principles and applications[J]. Proceedings of IEEE, 1975, 63(4): 1692-1716.
- [6] FAN Shuyu, DOU Heng. An improved variable step frequency-domain block LMS adaptive filtering algorithm[J]. Modern Electronic Technology, 2007, 258(19): 7-10.
- [7] Lee J C. Performance analysis of frequency domain block LMS adaptive[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1989, 36(2): 173-189.
- [8] 威德罗, 斯蒂恩著. 自适应信号处理[M]. 王永德, 龙宪惠, 译. 北京: 机械工业出版社, 2008.  
Bernard Widrow, Samuel D Stearns. Adaptive signal processing[M]. WANG Yongde, LONG Xianhui, translate. Beijing: China Machine Press, 2008.
- [9] Lee J, Huang H. On the step-size bounds of frequency-domain block LMS adaptive filters[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(1): 24-26.
- [10] Shynk J J. Frequency-domain and multirate adaptive filter[J]. IEEE Signal Processing Mag, 1992, 12(1): 14-37.