

增量元学习 IDBD 算法在轴频电场信号检测中的应用*

卞强, 曾文仕, 欧阳华, 童余德

(海军工程大学电气工程学院, 湖北武汉 430033)

摘要: 为了提高海洋环境电场背景中微弱舰船轴频电场的检测能力, 针对传统的最小均方差算法进行了改进, 提出了一种基于增量元学习 IDBD 算法的自适应线谱增强器。利用所提算法对舰船缩比模型产生的实测轴频电场信号数据进行处理, 结果表明该算法在低信噪比的情况下能够有效地将微弱轴频电场信号从宽带背景噪声中分离出来。所提算法相比于普通的自适应线谱算法, 在改善信号的信噪比方面效果更加显著, 且具有更快的收敛速度和更小的稳态误差, 极大提高了舰船轴频电场的检测能力。

关键词: 轴频电场; 增量元学习; 自适应; 线谱增强

中图分类号: TB559 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2022)06-103-06

Application of incremental meta-learning IDBD algorithm in signal detection of shaft-rate electric field

BIAN Qiang, ZENG Wenshi, OUYANG Hua, TONG Yude

(College of Electric Engineering, Naval University of Engineering, Hubei 430033, China)

Abstract: In order to improve the detection ability of weak ship shaft-rate electric field in the background of marine environment electric field, the ALE (adaptive line enhancement) based on incremental meta-learning IDBD (incremental delta-bar-delta) algorithm was proposed to improve the traditional LMS (least mean square) algorithm. The proposed algorithm was used to process the measured shaft-rate electric field signal data generated by the ship scale model. The results show that the algorithm can effectively separate the weak shaft-rate electric field signal from the broadband background noise under the condition of low SNR (signal-to-noise ratio). Compared with the ordinary ALE algorithm, the proposed algorithm has a more significant effect in improving the SNR of the signal, and has a faster convergence speed and a smaller steady-state error, which greatly improves the ability to test shaft-rate electric field of the ship.

Keywords: shaft-rate electric field; incremental meta-learning; adaptive; line enhancement

舰船在海水中航行时, 舰船的不同金属结构在海水中会发生电化学反应, 从而产生腐蚀电流。为了保护船体不被腐蚀, 舰船上会人为安装外加电流阴极保护系统或牺牲阳极阴极保护系统, 而阴极保护系统也会产生相应的防腐电流。腐蚀电流和防腐电流在船体结构的调制下会形成以螺旋桨转动频率为基波的时变电场, 即轴频电场^[1]。舰船轴频电场的频率范围一般在 10 Hz 以下, 属于甚低频 (ultra low frequency, ULF), 其中包含大量有用特征信息, 理论分析和实测数据均表明, 该信号具有明显的线谱特征和倍频谐波成分, 有效地提取其线谱成分对于水下目标识别有着十分重要的意义^[2]。在实际的信号测量中, 轴频电场信号的幅值通常在 $\mu\text{V}/\text{m}$ 的量级, 且随着传播距离的增大其衰减也非常快, 极易被淹没在海洋环境

噪声中, 这就需要针对轴频微弱信号研究一种可靠有效的检测技术^[3]。

近些年来, 国内学者也提出了一些相应的检测手段, 其中自适应线谱增强 (adaptive line enhancement, ALE) 技术和小波变换是目前应用相对广泛的检测方法。文献[4-5]利用小波变换具有时域局部化特性的优点, 通过小波包熵等信号特征实现轴频信号的检测。但小波类算法在选择基函数和去噪阈值等方面存在困难, 缺乏自适应特性。也有不少学者利用自适应线谱增强技术^[6-8]来处理舰船轴频电场, 但是都没有考虑算法的固定步长所带来的影响, 导致算法鲁棒性较低, 适用范围和应用价值大打折扣。其他应用较多的检测手段还有 MUSIC 算法^[9-10], 该算法能分辨同频信号源, 但不能分辨相干信号源, 容易造成

* 收稿日期: 2021-01-15

基金项目: 基础加强计划技术领域基金资助项目 (2019-JCJQ-JJ-050)

作者简介: 卞强 (1977—), 男, 江苏泰州人, 副教授, 博士, 硕士生导师, E-mail: tzbianqiang@163.com

错报或多报。

本文提出了一种利用 IDBD (incremental delta-bar-delta) 结合最小均方 (least mean square, LMS) 算法改进的自适应线谱增强器,通过 IDBD 算法的学习再学习机制,实现了自动调整学习步长参数,有效解决了固定步长带来的负面效应。实验结果表明此算法能有效地从宽带海洋环境噪声中分离出被其淹没的窄带微弱轴频电场信号,且其性能优于普通的自适应线谱增强器,极大提高了低信噪比条件下的线谱检测能力。

1 自适应噪声消除

当某个窄带周期信号被淹没在宽带背景噪声中时,这时信号和噪声的频谱混叠在一起,传统的带通滤波器便无法有效地将其分离出来,而自适应滤波器能够很好地解决这一难题。自适应滤波器利用信号的统计特性,能够在未知环境下有效地跟踪时变统计量,这是一般非自适应方法所不具备的。自适应滤波的基本原理是利用输入向量和期望响应来计算估计误差,并用该误差控制滤波器的权系数。自适应滤波器大体可分为系统辨识、自适应均衡、自适应预测和干扰消除四种应用类型,本文所应用的是干扰消除的模型,其原理如图 1 所示。假定信号 $s(n)$ 被加性噪声 $u(n)$ 所污染,以两者叠加的信号做滤波器的响应 $d(n) = s(n) + u(n)$,然后利用一个与 $u(n)$ 相关的参考噪声信号做滤波器的输入 $u'(n)$,利用两者之间的相关性产生一个对 $u(n)$ 非常近似的逼近即 $y(n)$,从而抵消混入信号中的噪声^[11-12]。

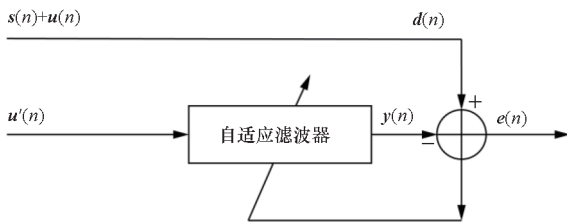


图 1 消噪原理

Fig. 1 Schematic diagram of denoising

2 自适应线谱增强器

自适应线谱增强器是在加性噪声中对线谱进行参数估计的自适应谱估计技术,可用来检测淹没在宽带噪声环境中的窄带信号,最早是由 Widrow 等在 1975 年提出的^[13]。常规的自适应消噪是利用输入参考噪声的相关性去估计期望信号中的背景噪声,而 ALE 则是用延时后的期望信

号作为输入信号,利用相关性直接估计出所需要的轴频信号。在实际应用中,参考噪声信号往往难以独立获得,因而 ALE 比常规的自适应消噪更加具备实用价值。

ALE 原理如图 2 所示,图中 z^{-1} 表示后一个时刻的信号, Δ 表示延迟,通常被称为 ALE 的预测深度,以抽样周期为单位来衡量。输入 $x(n)$ 为带噪声的原始信号,经延时后得到参考信号 $x(n - \Delta)$ 。参考信号经过自适应滤波器得到输出信号 $y(n)$, $e(n)$ 为 $x(n)$ 与 $y(n)$ 间的误差信号。每一时刻的误差信号都反馈给自适应滤波器,用以激励滤波器调整 M 个抽头权值。ALE 通过选取合适的时延 Δ ,使原始信号中的宽带分量(周期性较弱的信号)去相关、窄带分量(周期性较强的信号)保持相关,叠加后最终达到滤波和增强信号的目的^[14]。

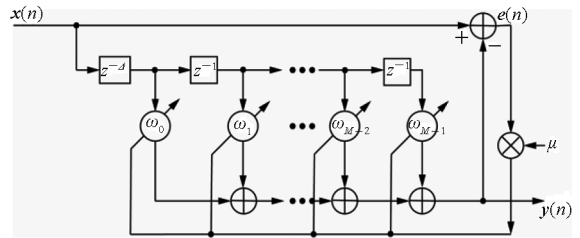


图 2 自适应线谱增强原理

Fig. 2 Schematic diagram of adaptive line enhancement

3 基于 IDBD 算法的自适应线谱增强

元学习算法属于机器学习领域的一种,主要研究利用过去时刻的学习经验让学习系统变得更加智能和有效。简单地说,元学习就是学习再学习。在自适应学习中,元学习和基学习所在的层面是不同的,基学习算法是在基级上调整自适应系统的参数,而元学习是在元级上调整基学习的参数^[15-16]。

在线性自适应滤波中,IDBD 算法被看作是一种增量元学习算法,最早由 Sutton 于 1992 年首次提出^[17]。对于传统的 LMS 算法或递推最小二乘 (recursive least square, RLS) 算法来说,学习步长的选取直接影响了学习系统的最终性能,因此如何让学习步长能够随着输入信号的变化自适应调整就尤为重要了^[18]。IDBD 算法很好地解决了这个难题,它有效地利用了学习过程中的经验使学习算法的自适应性更好。为了使 LMS 算法可以自适应地调整学习步长参数,可以增加一个二级自适应来改进算法性能,设计原理如图 3 所示。这种新的模式通过学习中的学习来满足算法功能

扩展的需求,其包括两个一起工作的单独控制机制:主控制机制由估计误差 $e(n)$ 驱动,作用是和传统基于 LMS 算法的滤波器一样控制抽头权值的自适应调整;次控制机制也是由估计误差 $e(n)$ 驱动,但其目的是通过 IDBD 算法自动调整主控制机制里的学习步长参数。

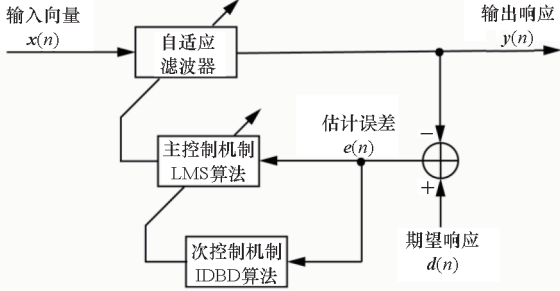


图3 元学习原理框图

Fig. 3 Schematic diagram of incremental meta-learning

由于传统的 LMS 在自适应信号处理中的不足,本文提出基于 IDBD 的自适应线谱增强基自适应去噪方法。IDBD 算法是 DBD (delta-bar-delta) 算法的改进扩展,因为它是完全增量的且只有一个自由参数,同时它也是一种元学习算法^[19]。

自适应滤波器是线性组合器构成的,即输出信号是来自阵列信号的线性组合,假设输入信号 $\{x(n-i), d(n)\} (i=0,1,\dots,M-1)$, 此时有:

$$y(n) = \sum_{i=1}^n \omega_i(n) x_i(n) \quad (1)$$

其中, $x_i(n)$ 和 $\omega_i(n)$ 分别表示输入信号和滤波器抽头权值, M 表示滤波器抽头权值的数量。

按照 LMS 算法的传统形式,可以写出估计误差为:

$$e(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{M-1} \omega_i(n) x_i(n) \quad (2)$$

根据维纳滤波器原理可知,为了使滤波器输出 $y(n)$ 是对期望响应 $d(n)$ 的最优估计,需要调整滤波器权值系数 $\omega_i(n)$,使得代价函数 $J(n) = [e(n)]^2$ 最小。而 LMS 算法的核心思想是用平方误差代替均方误差,即用单个平方误差序列的梯度来估计多个平方误差序列的梯度,于是代价函数可简化为 $J^*(n) = e^2(n)$,由此可以得到 LMS 算法的抽头权值更新方程:

$$\begin{aligned} \omega_i(n+1) &= \omega_i(n) - \frac{1}{2} \theta \frac{\partial e^2(n)}{\partial \omega_i(n)} \\ &= \omega_i(n) + \theta e(n) x_i(n) \end{aligned} \quad (3)$$

式中,标量因子 $1/2$ 的引入是为了数学上处理方便, θ 为固定步长。

LMS 算法中的步长参数在自适应学习过程中起着至关重要的作用,这个参数的赋值应该非常谨慎。在 IDBD 算法中,改进之后的理想情况是:可能是不相关的输入信号,应该赋予较小的学习步长;对于更加重要的相关输入信号,则应该赋予较大的学习步长。

因此, IDBD 算法中时变的学习步长参数可定义如下:

$$\mu_i(n) = \exp(\alpha_i(n)) \quad (4)$$

其中, $\alpha_i(n)$ 是 IDBD 算法中两个自适应记忆参数的其中一个。式(4)中的指数关系能够提供一个简单的机制来产生 $\alpha_i(n)$ 中的适当的学习步长,即通过相对较慢的正积累更新来改变 $\alpha_i(n)$,并且可以保证随机梯度下降的步长 $\mu_i(n)$ 总是一个正值。

因此, IDBD 算法的权值更新公式可写为:

$$\omega_i(n+1) = \omega_i(n) + \mu_i(n) e(n) x_i(n) \quad (5)$$

类似地,由式(3)可以写出 $\alpha_i(n)$ 的更新方程:

$$\begin{aligned} \alpha_i(n+1) &= \alpha_i(n) - \frac{1}{2} \kappa \frac{\partial e^2(n)}{\partial \alpha_i} \\ &= \alpha_i(n) - \frac{1}{2} \kappa \sum_{j=0}^{M-1} \frac{\partial e^2(n)}{\partial \omega_j(n)} \frac{\partial \omega_j(n)}{\partial \alpha_i} \\ &\approx \alpha_i(n) - \frac{1}{2} \kappa \frac{\partial e^2(n)}{\partial \omega_i(n)} \frac{\partial \omega_i(n)}{\partial \alpha_i} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, κ 为正的常数,指 IDBD 算法中的元学习率参数。需要指出,在式(6)中,估计误差 $e(n)$ 的平方对 α_i 求偏导数不依赖自适应循环 n ,并且做出 $\frac{\partial \omega_j(n)}{\partial \alpha_i} \approx 0 (i \neq j)$ 的近似,因为影响 ω_i 的主要因素是在 α_i 上,而 α_i 给以其他不相对应的权值增量很小。

此外,对 IDBD 算法的第二个可自适应记忆参数进行定义:

$$h_i(n) = \frac{\partial \omega_i(n)}{\partial \alpha_i} \quad (7)$$

将式(6)代入式(5),可最终得到 $\alpha_i(n)$ 的更新方程如下:

$$\alpha_i(n+1) = \alpha_i(n) - \kappa e(n) x_i(n) h_i(n) \quad (8)$$

考虑到时间更新,根据式(3)和式(6)可以写出 $h_i(n)$ 的递推方程:

$$\begin{aligned} h_i(n+1) &= \frac{\partial \omega_i(n+1)}{\partial \alpha_i} \\ &= \frac{\partial}{\partial \alpha_i} [\omega_i(n) + \mu_i(n) e(n) x_i(n)] \\ &= h_i(n) + \mu_i(n) e(n) x_i(n) + \mu_i(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \alpha_i} x_i(n) \end{aligned} \quad (9)$$

对于式(9)中的偏导数,根据式(6)中的近似

$\frac{\partial \omega_j(n)}{\partial \alpha_i} \approx 0 (i \neq j)$, 可写为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(n)}{\partial \alpha_i} &= \frac{\partial}{\partial \alpha_i} \left[d(n) - \sum_{j=0}^{M-1} \omega_j(n) x_j(n) \right] \\ &\approx -x_i(n) \frac{\partial \omega_i(n)}{\partial \alpha_i} \\ &= -x_i(n) h_i(n) \end{aligned} \quad (10)$$

将式(10)代入式(9)中,并引入正界操作

$(x)^+ = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 可得到 $h_i(n)$ 最终的更新方程:

$$\begin{aligned} h_i(n+1) &= h_i(n) [1 - \mu_i(n+1) x_i^2(n)]^+ + \\ &\quad \mu_i(n+1) e(n) x_i(n) \end{aligned} \quad (11)$$

记忆参数 h_i 所起的作用是表示抽头权值 ω_i 改变量的衰减轨迹。

两个自适应记忆参数 α_i 和 h_i 的递归公式导出是 IDBD 算法的核心思想, α_i 是随着当前时刻权值 ω_i 的变化量 $e(n) x_i(n)$ 和过去时刻的衰减量 h_i 成线性变化的, 如果权值是正增长的, 则说明当前的输入信号相关性更大, 应该适当地调整学习步长使其增大以更好地逼近期望响应; 反之, 则应该适当地减小学习步长, 从而体现了 IDBD 的自适应学习能力, 有效地解决了 LMS 算法的步长效应。

4 实验仿真

4.1 实验方法

目标信号由实验室中 1:100 舰船缩比模型测得, 其螺旋桨转速约为 300 r/min, 为尽可能模拟海水电导率(约为 $3.95 (\Omega \cdot \text{m})^{-1}$), 需往池中加入工业盐进行调制。轴频电场测量系统主要由传感器、信号调理电路和数据采集系统组成。其中电场传感器采用高灵敏度的三轴 Ag/AgCl 电极, 分别测量舰船电场的 X、Y、Z 三维空间上的分量, 将测得的电场数据由同轴电缆传送到测量系统并存入计算机。

4.2 实验结果

实验过程中设定采样频率为 2 500 Hz, 将电场传感器固定在船模正下方 200 cm 左右, 主要选取电场 X 轴上的分量进行处理, 测量轴频电场结果如图 4 所示, 频谱图如图 5 所示。

从图 4 和图 5 中可以看出, 输入数据的信噪比极低, 数据轴频电场信号已经很难从环境噪声中分离出来。LMS 自适应线谱增强器的步长因子 $\mu = 0.02$, 滤波器阶数 $N = 5$; 同样, IDBD 自适

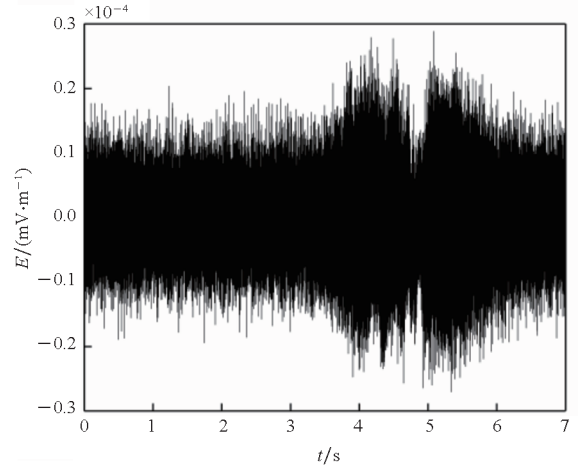


图 4 轴频电场信号

Fig. 4 Shaft-rate electric field signal

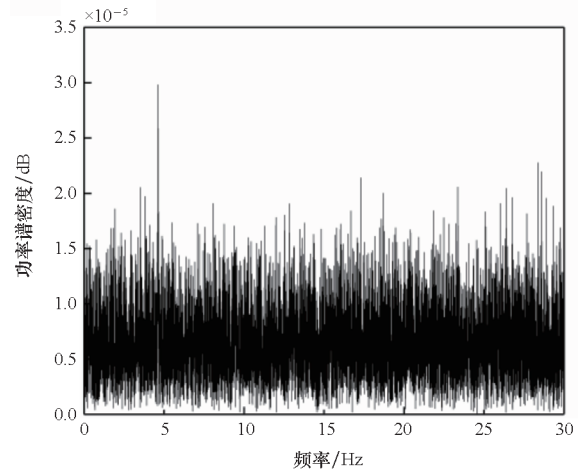


图 5 轴频电场信号的频谱

Fig. 5 Frequency spectrum of shaft-rate electric field signal

应线谱增强器的元学习率参数 $\kappa = 0.02$, 滤波器阶数 $N = 5$ 。分别用这两个自适应线谱增强器对混合有环境噪声的舰船辐射噪声信号进行滤波, 采用 LMS 算法自适应线谱增强处理后的信号频谱如图 6 所示, 采用基于 IDBD 算法的自适应线谱增强处理后的信号频谱如图 7 所示。

比较图 6 和图 7 可以看出, 采用基于 IDBD 算法的 ALE 处理后的信号频谱的特征较基于 LMS 算法的更加明显, 更能够真正反映轴频电场的信号特征。由频域能量谱估算可得, 滤波之前(图 5)的信噪比为 -22.01 dB, 经过 IDBD 算法滤波后(图 7)信噪比增加至 -3.64 dB, 而 LMS 算法处理后(图 6)只能提高到 -10.56 dB。信号经过处理后, 很大程度地抑制了背景噪声, 能够有效地将窄带轴频信号分离出来, 可以看出其中轴频线谱的基频在 5 Hz 左右, 与实际船模螺旋桨的转动频率是一致的。

采用 LMS 算法自适应线谱增强的自适应选

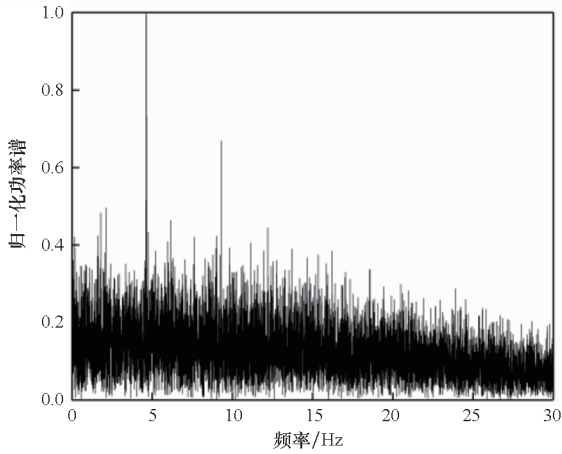


图6 LMS 算法处理后的信号频谱

Fig. 6 Signal frequency spectrum processed by LMS

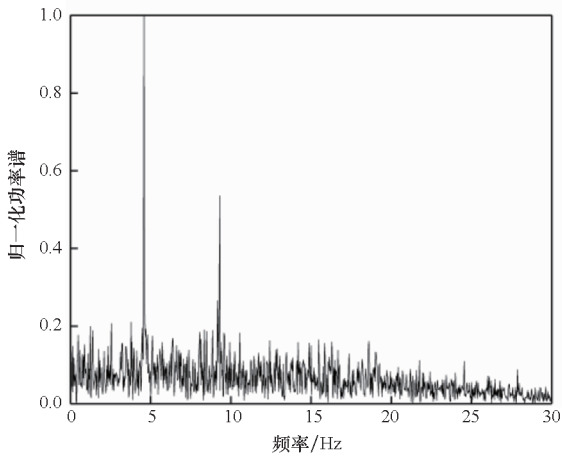


图7 IDBD 算法处理后的信号频谱

Fig. 7 Signal frequency spectrum processed by IDBD

代次数如图 8 所示,采用基于 IDBD 算法的自适应迭代次数如图 9 所示,图中纵坐标 E_{RMSE} 为均方根误差。

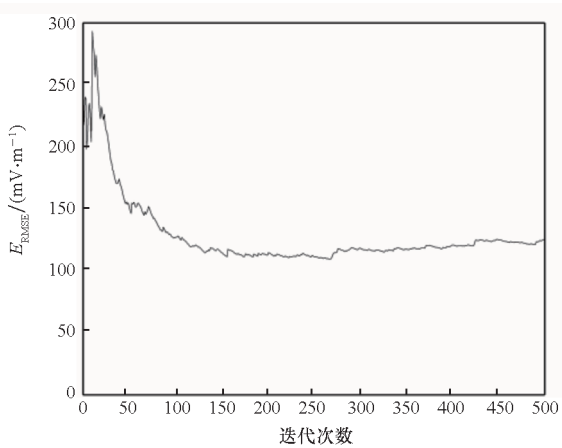


图8 LMS 算法的自适应迭代次数

Fig. 8 Adaptive iterative degree of LMS

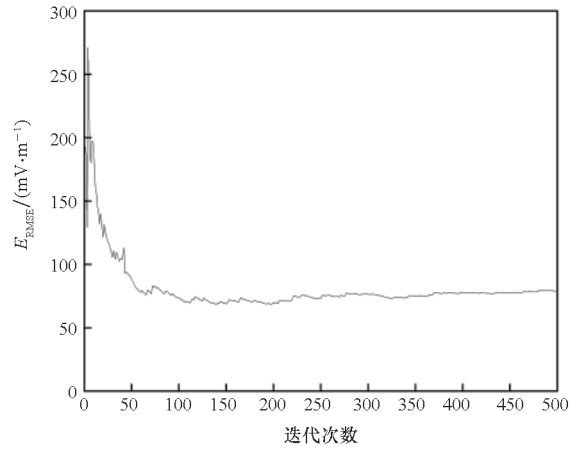


图9 IDBD 算法的自适应迭代次数

Fig. 9 Adaptive iterative degree of IDBD

次数比采用 LMS 算法的迭代次数要少,前者迭代次数在 50 次左右就可以达到稳定,而后者则需 150 次左右;LMS 自适应线谱增强器的输出误差要比 IDBD 自适应线谱增强器的输出误差大很多,说明采用基于 IDBD 算法的自适应线谱增强能够更快更好地收敛。

为进一步检验文中算法在不同信噪比情况下的性能,将图 7 中滤波之后的轴频信号认作是“纯信号”,环境噪声则由高斯白噪声替代。然后按照指定信噪比进行幅值线性叠加,以模拟生成高、中、低三种信噪比下的混合数据,处理结果如表 1 所示。可以看出,本文所提算法适用于不同信噪比的情况,且在低信噪比的情况下效果相对更加显著。

表 1 不同信噪比情况下的对比

Tab. 1 Comparison under different signal-to-noise ratios

校正前的信噪比/dB	校正后	LMS 算法	IDBD 算法
-23.51	信噪比/dB	-12.49	-5.86
	迭代次数	150	100
	均方根误差	153.58	97.30
-11.33	信噪比/dB	-0.16	0.79
	迭代次数	150	100
	均方根误差	92.05	41.22
1.47	信噪比/dB	6.12	7.57
	迭代次数	150	100
	均方根误差	37.86	12.31

5 结论

本文提出了一种基于 IDBD 算法的自适应

由图 8 和图 9 不难看出,在同等条件下,采用基于 IDBD 算法的自适应线谱增强的自适应迭代

线谱增强器, 基于学习再学习的思想提高了算法的信号处理能力, 使其具备比传统形式算法更加优越的性能。实验结果表明基于 IDBD 算法的自适应线谱增强器能够有效地将微弱的轴频电场特征信号从环境背景噪声中分离出来, 同时具有快速的收敛速度和较小的输出误差, 为船舶轴频电场的信号检测提供了一种更加有效的技术方法。

参考文献 (References)

- [1] DYMARKOWSKI K, UCZCIWEK J. The extremely low frequency electromagnetic signature of the electric field of the ship [C]//Proceedings of Undersea Defense Technology Conference, 2001.
- [2] BOSTICK F X, SMITH H W, BOEHL J E. The detection of ULF-ELF emissions from moving ships [R]. Texas: The University of Texas at Austin, 1977.
- [3] 张岳, 胡祥云, 韩波. 我国轴频电场研究现状[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(3): 1342 - 1351.
ZHANG Y, HU X Y, HAN B. Research status of shaft-rate electric field in China [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(3): 1342 - 1351. (in Chinese)
- [4] 贾亦卓, 姜润翔, 龚沈光. 基于小波模极大值的船舶轴频电场检测算法研究[J]. 兵工学报, 2013, 34(5): 579 - 584.
JIA Y Z, JIANG R X, GONG S G. Research on wavelet modulus maximum-based detection algorithm of ship's shaft-rate electric field [J]. Acta Armamentarii, 2013, 34(5): 579 - 584. (in Chinese)
- [5] 胡鹏, 龚沈光, 胡英娣. 基于小波包熵的船舶轴频电场信号检测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(11): 15 - 18.
HU P, GONG S G, HU Y D. Detection of ship shaft-rate electric field signals using wavelet packet entropy [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(11): 15 - 18. (in Chinese)
- [6] 李少卿, 吴学智. 基于 FTF 算法的 ALE 在舰船辐射噪声检测中的应用[J]. 通信技术, 2017, 50(6): 1175 - 1180.
LI S Q, WU X Z. Application of ALE based on FTF algorithm in ship-radiated noise detection [J]. Communications Technology, 2017, 50(6): 1175 - 1180. (in Chinese)
- [7] 赵景波, 刘慧敏, 张磊. 基于谐波小波的自适应谱线增强及其应用研究[J]. 电机与控制学报, 2013, 17(10): 77 - 84.
ZHAO J B, LIU H M, ZHANG L. Adaptive line enhancement based on harmonic wavelet and application research [J]. Electric Machines and Control, 2013, 17(10): 77 - 84. (in Chinese)
- [8] 刘彦琼, 岳瑞永, 田作喜, 等. 基于谐波簇自适应线谱增强器的舰船轴频电场检测[J]. 装备环境工程, 2011, 8(2): 29 - 32.
LIU Y Q, YUE R Y, TIAN Z X, et al. Ship shaft-frequency electric field testing based on harmonic waves adaptive line enhancer [J]. Equipment Environmental Engineering, 2011, 8(2): 29 - 32. (in Chinese)
- [9] 张华, 单潮龙, 王向军, 等. 基于互高阶累积量的潜艇轴频电场信号的提取[J]. 探测与控制学报, 2012, 34(1): 55 - 59.
ZHANG H, SHAN C L, WANG X J, et al. Extraction of submarine shaft-rate electric field of environment filed on cross-high-spectrum based on MUSIC [J]. Journal of Detection & Control, 2012, 34(1): 55 - 59. (in Chinese)
- [10] 李朝伟, 周小平, 杨军. 一种基于 MUSIC 算法的目标分辨及跟踪方法[J]. 电子信息对抗技术, 2010, 25(3): 6 - 8, 25.
LI C W, ZHOU X P, YANG J. A method of target distinction and tracking based on MUSIC algorithm [J]. Electronic Information Warfare Technology, 2010, 25(3): 6 - 8, 25. (in Chinese)
- [11] 张兴福, 黄少滨. 自适应近邻的局部线性嵌入算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(4): 489 - 495.
ZHANG X F, HUANG S B. Adaptive neighborhoods based locally linear embedding algorithm [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(4): 489 - 495. (in Chinese)
- [12] 王平波, 马凯, 武彩. 基于正态分布曲线的分段式变步长 LMS 算法[J]. 国防科技大学学报, 2020, 42(5): 16 - 22.
WANG P B, MA K, WU C. Segmented variable-step-size LMS algorithm based on normal distribution curve [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2020, 42(5): 16 - 22. (in Chinese)
- [13] WIDROW B, GLOVER J R, MCCOOL J M, et al. Adaptive noise cancelling: principles and applications [J]. Proceedings of the IEEE, 1975, 63(12): 1692 - 1716.
- [14] GHOGHO M, IBNKAHLA M, BERSHAD N J. Analytic behavior of the LMS adaptive line enhancer for sinusoids corrupted by multiplicative and additive noise [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(9): 2386 - 2393.
- [15] VILALTA R, DRISSI Y. A perspective view and survey of meta-learning [J]. Artificial Intelligence Review, 2002, 18(2): 77 - 95.
- [16] SCHAUL T, SCHMIDHUBER J. Metalearning [J]. Scholarpedia, 2010, 5(6): 4650.
- [17] SUTTON R S. Adapting bias by gradient descent: an incremental version of delta-bar-delta [C]//Proceedings of the Tenth National Conference on Artificial Intelligence, 1992: 171 - 176.
- [18] 钱梦男, 卢剑伟, 晏桂喜, 等. 一种面向车内噪声控制的改进变步长 LMS 算法[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2021, 44(10): 1306 - 1310.
QIAN M N, LU J W, YAN G X, et al. An improved variable step-size LMS algorithm for vehicle interior noise control [J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2021, 44(10): 1306 - 1310. (in Chinese)
- [19] JACOBS R A. Increased rates of convergence through learning rate adaptation [J]. Neural Networks, 1988, 1(4): 295 - 307.