

基于环路滤波器的低复杂度 LMS 算法设计*

王 昊¹, 王世练¹, 夏国江², 王星来²
(1 国防科技大学电子科学学院 长沙 410073
2 北京宇航系统工程研究所 北京 100076)

摘要: 研究利用多天线结构对测控信号内存在的干扰进行对消和信号增强的技术。首先介绍传统空域干扰对消算法 LMS, 以及 LMS 的诸多改进算法, 分析当前这些 LMS 算法在强干扰存在时收敛稳定性和收敛速度之间的折中关系以及参数调节的难度, 分析了定步长和变步长 LMS 算法的优劣。针对变步长 LMS 由于动态环境以及大功率干扰的存在引起的收敛速度变慢和步长计算复杂的问题, 提出了一种基于二阶环路滤波器累计误差的低复杂度 LMS 算法 LF-LMS, 该算法弱化单次误差的不稳定性并提高累计误差的稳定性, 利用大步长和可变误差以实现快速收敛并缩小进入稳定状态后的误差波动, 且计算量较小, 可以有效应用于 DSP 工程实现, 并通过仿真验证了算法在收敛速度和动态环境下的鲁棒性。

关键词: 天线阵; 干扰对消; 自适应算法; LMS

中图分类号: TN928 **文献标识码:** A **文章编号:** CN11-1780(2021)06-0057-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20210925001

引用格式: 王昊, 王世练, 夏国江, 等. 基于环路滤波器的低复杂度 LMS 算法设计[J]. 遥测遥控, 2021, 42(6): 57-64.

A new reduced complexity LMS algorithm based on loop filter

WANG Hao¹, WANG Shilian¹, XIA Guojiang², WANG Xinglai²

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha410073, China;

2. Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: This paper focuses on jamming cancelling and signal enhancement for measurement and control signals based on adaptive beamforming. Firstly, the conventional LMS algorithm and its improved versions are introduced. The tradeoff between the speed of convergence of the LMS algorithm and its residual error floor is described, which causes difficulties in obtaining proper adaptation step size. To solve the computation complexity and low speed of convergence in dynamic communication environment, a new reduced complexity LMS algorithm based on second-order loop filter (LF-LMS) is proposed. The new algorithm improves the reliability of the adaptive beamforming array and reduces the error variance of convergence by using proper step size and variable error estimation. The reduced computation complexity can also simplify the realization on DSP platforms. Simulation results demonstrate the effectiveness of our proposed algorithm.

Keywords: Antenna array; Jamming cancelling; Adaptive algorithm; LMS

DOI: 10.12347/j.ycyk.20210925001

Citation: WANG Hao, WANG Shilian, XIA Guojiang, et al. A new reduced complexity LMS algorithm based on loop filter[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2021, 42(6): 57-64.

引言

卫星测控系统中, 其上下行通信信号均容易受到有意或者无意的干扰, 存在较强的环境噪声, 这些综合因素的影响导致通信失败, 测控信号得不到有效的接收解调, 利用多天线结构实现空域自适应抗干扰是一种非常有效的方法^[1-3], 广受学者关注。空域自适应抗干扰利用多天线结构, 对不同接收天线的阵元乘以不同权值叠加, 从而在空域上形成随方向不同而增益不同的方向图, 其最优的方向图是在干扰方向产生最低增益的同时在信号方向增益最高。

*基金项目: 国家自然科学基金(62171445)

收稿日期: 2021-09-25

近年来, 许多学者对智能天线阵列所采用的波束成形算法进行了广泛而深入的研究, 其中, 最小均方算法 LMS (Least Mean Square) 由于其稳定性好、结构简单和较低的复杂度, 在实际工程实践中得到了广泛的研究和应用^[4,5]。当前, LMS 算法主要有固定步长最小均方算法 CSS-LMS (Constant Step Size LMS) 和变步长最小均方算法 VSS-LMS (Variable Step Size LMS) 两种^[6]。CSS-LMS 算法计算量小, 通过设计合理的步长, 能够有效实现最优维纳解, 但算法始终存在着收敛速度和收敛均方误差的制约关系。一般来说, 较大的步长会导致收敛速度加快, 但收敛后的系统残差较大, 为进一步提高 CSS-LMS 算法的性能, 一些级联 LMS 算法被提出, 包括 LLMS (Least Mean Square Least Mean Square)^[7]、RC-pLMS (Reduced Complexity Parallel Least Mean Square)^[8]等等。这类级联 LMS 算法利用了前后两个相邻数据点进行误差收敛, 一定程度上加快了 CSS-LMS 算法的收敛速度, 但相对增加的一级 LMS 算法增加了计算量, 且要求同时满足两个级联 LMS 算法的步长优化调整, 增加了系统调节和实际应用的难度。相对来说, VSS-LMS 算法更大程度上改善了收敛速度和收敛均方误差的相互制约问题, 这一类算法包括 VSS-LMS^[6] (Variable-Step-Size LMS)、NLMS (Normalized LMS)^[9-11]、VSS-NLMS (Variable Step-size Normalized LMS)^[12]等, 这一类算法的核心思想是在系统收敛的初始阶段, 当误差较大时给予较大的变化步长, 待系统逐渐收敛后缩短步长, 从而很大程度上加速了算法的收敛速度并同时减少了系统残留误差。虽然 VSS-LMS 算法改善了收敛速度和系统残差, 但对于存在大功率干扰的动态环境, 初始误差的主要成分是大功率干扰, 其随机性较强, 引起初始状态下系统收敛效率极低, 收敛的方向产生较大偏差; 而当系统逼近收敛后, 如果干扰产生位移或干扰源产生偏差, 受小步长影响, 其收敛速度将变慢, 甚至无法跟踪动态干扰源。

基于以上分析, 我们提出了一种基于二阶环路滤波器的改进 LMS 算法 LF-LMS (Loop-filter LMS), 该算法采用固定大步长算法, 利用大步长提高系统收敛速度, 同时对系统误差进行累积和修正, 减少大分量随机误差对系统收敛的影响, 并利用连续数据点估计正确的收敛方向, 提高收敛速度。同时, 利用误差的累积效果提高动态环境引起的误差大小, 使得系统保持收敛后残差稳定的同时能够有效快速跟踪动态环境引起的误差变化。算法的复杂度相对也较低, 可以有效应用于系统工程实现。

论文阐述安排如下: 第一节简述阵列天线的基本结构和信号模型; 第二节首先分析传统 LMS 的基本算法的优劣, 而后详细阐述本文提出的 LF-LMS 算法的基本原理和详细设计; 第三节给出本文提出的 LF-LMS 算法相对传统 LMS 及变步长 LMS 的仿真结果, 进一步证明该算法的优势; 第四节总结归纳, 并提出未来展望。

1 智能天线阵列基本结构和传统 LMS 算法

1.1 阵列模型

阵列天线的基本结构如图 1 所示, 空间存在的有用信号和干扰通过不同方向入射进入到阵列天线中, 天线的每个阵元收到信号后分别与可调参数 w 相乘, 参数 w 可以通过 LMS 算法迭代获得, 最后的输出结果为相乘结果的求和^[2]。LMS 迭代输出权值的过程需要有输出结果的反馈和参考信号, 参考信号的提取可以有多种方式, 一般是通过在信号帧头或是信道中叠加具有抗强干扰的扩频序列, 便于接收机首先将其恢复并作为标准输出进行迭代。如果发送信号本身是功率谱密度低于环境噪声和接收机热噪声的直接序列

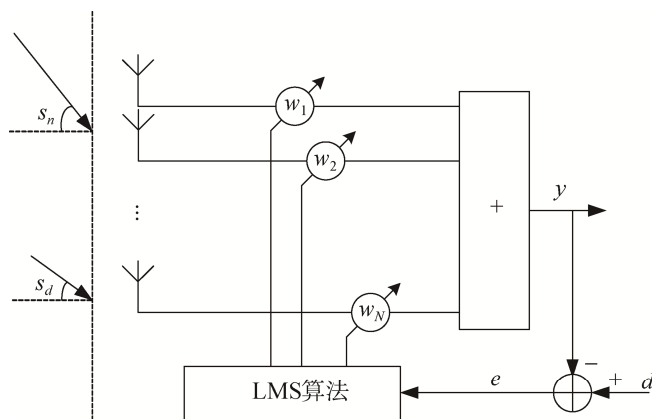


图 1 阵列天线信号处理结构

Fig. 1 Structure of array antenna signal processing

扩频信号,且解调的要求不需要对信号方向提供增益,则也可以直接取某一个阵元的输出作为参考信号。本文主要考虑 LMS 的自适应算法优化,对参考信号的提取不在本文讨论的范围内,在本文之后的仿真实验部分中则认为估计得到的参考信号与发送信号相同。为方便讨论,本文设计的阵元为均匀线阵,阵元间距为半波长,接收信号为单用户,即有用信号从一个方向射入。下面根据图 1 给出信号模型。

假设窄带信号 s_d 到达天线阵列时受到来自不同方向的 M 个窄带干扰 $s_n, n=1, \dots, M$, 天线阵元接收信号 $\mathbf{x}(i)$ 可表示为

$$\mathbf{x}(i) = \mathbf{a}(\theta_d)s_d(i) + \sum_{n=1}^M \mathbf{a}(\theta_n)s_n(i) + \mathbf{n}(i) \quad (1)$$

这里 $\mathbf{x}(i)$ 是 $N \times 1$ 维向量,表示 N 个天线阵元的接收信号, $N > M + 1$, 从而保证天线自由度足够,能够识别和对消 M 个窄带干扰。 $\mathbf{n}(i)$ 是复高斯加性白噪声向量。 $s_d(i)$ 和 $s_n(i)$ 分别是第 i 时刻入射的用户信号和干扰, $\mathbf{a}(\theta_d)$ 和 $\mathbf{a}(\theta_n)$ 分别对应用户信号和干扰的导向矢量, θ_d 和 θ_n 分别是用户信号和干扰信号相对于线阵的入射角,考虑到半波长的阵元间距,线阵的归一化导向矢量可表示为

$$\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{-j\psi}, e^{-j2\psi}, \dots, e^{-j(N-1)\psi}]^T \quad (2)$$

$$\psi = \pi \sin(\theta), \theta = \theta_d \text{ 或 } \theta_n \quad (3)$$

天线阵的输出 $y(i)$ 则是输入信号 $\mathbf{x}(i)$ 和权值 $\mathbf{w}(i)$ 的线性组合,

$$y(i) = \mathbf{w}^H(i)\mathbf{x}(i) \quad (4)$$

这里 $[\cdot]^H$ 表示向量的共轭转置,下面介绍如何迭代更新获得天线权值 $\mathbf{w}^H(i)$ 。

1.2 变步长 LMS 算法

最小均方误差 LMS 算法采用最陡下降法,其迭代更新的公式^[13-15]如下:

$$e(i) = d(i) - y(i) \quad (5)$$

$$\mathbf{w}(i+1) = \mathbf{w}(i) + \mu_{\text{LMS}} e^*(i)\mathbf{x}(i) \quad (6)$$

这里 $e(i)$ 是估计误差, $d(i)$ 是参考信号,本文考虑参考信号为输入的原始用户信号,即 $d(i) = s_d(i)$ 。 $*$ 表示共轭, μ_{LMS} 为 LMS 算法的步长因子,固定步长 LMS 算法中 μ_{LMS} 取固定初始值,而变步长 LMS 算法中 μ_{LMS} 随数据变化,一般是初始状态步长较大,稳定状态步长较小。固定步长算法中比较具有代表性的是传统 LMS 和 RC-pLMS 算法。变步长 LMS 中比较具有代表性的算法有 NLMS, VSS-LMS, VSS-NLMS 等。下面分别阐述变步长 LMS 的步长选取方式。

① NLMS 算法采用的步长^[9]可表示为:

$$\mu_{\text{NLMS}} = \frac{\mu_0}{a + \|\mathbf{x}(i)\|^2} \quad (7)$$

这里 a 是一个小的正常数,保证步长不会过大。 μ_0 是 LMS 的预置步长。

② VSS-NLMS 的步长是一个迭代过程,其计算过程为^[12]:

$$\mu(i) = \alpha\mu(i-1) + (1-\alpha) \frac{\hat{\sigma}_e^2(i)}{\beta\hat{\sigma}_v^2(i)} \quad (8)$$

其中, β 是增加设计自由度的正常数, $0 < \alpha < 1$, 估计均方误差 $\hat{\sigma}_e^2(i)$ 和噪声功率 $\hat{\sigma}_v^2(i)$ 可迭代推导如下:

$$\hat{\sigma}_e^2(i) = \alpha\hat{\sigma}_e^2(i-1) + (1-\alpha)e^2(i) \quad (9)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(i) = \hat{\sigma}_e^2(i) - \frac{1}{\hat{\sigma}_x^2(i)} \hat{\mathbf{r}}_{\text{ex}}(i)^H \hat{\mathbf{r}}_{\text{ex}}(i) \quad (10)$$

这里 $\hat{\mathbf{r}}_{\text{ex}}(i)$ 是 $\mathbf{x}(i)$ 和 $e(i)$ 的互相关, $\hat{\sigma}_x^2(i)$ 是信号功率,它们的迭代估计方法如下:

$$\hat{\sigma}_x^2(i) = \alpha\hat{\sigma}_x^2(i-1) + (1-\alpha)x^2(i) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{\text{ex}}(i) = \alpha\hat{\mathbf{r}}_{\text{ex}}(i-1) + (1-\alpha)\mathbf{x}(i)e(i) \quad (12)$$

VSS-NLMS 算法中会对步长进行约束,需要约定步长的极大值和极小值以保证稳定性,即

$$\mu_{\min} < \mu(i) < \mu_{\max} \quad (13)$$

从以上步骤来看, VSS-NLMS 需要调节的参数较多, 且计算相对复杂。

③VSS-LMS 的步长选取采用 sigmoid 函数, 描述如下^[6]:

$$\mu_{\text{vss}}(i) = \left[\frac{e^{\tilde{\delta}_e(i)}}{e^{\tilde{\delta}_e(i)} + 1} \right] \left[\delta_e^2(i) + \delta_x^2(i) \right]^{-1} \quad (14)$$

$\delta_e(i)$ 和 $\tilde{\delta}_e(i)$ 分别是累积误差和平均误差, $\delta_x^2(i)$ 是信号能量, 计算方式如下:

$$\delta_e(i) = \delta_e(i-1) + |e(i)| \quad (15)$$

$$\delta_x^2(i) = \mathbf{x}^H(i)\mathbf{x}(i) \quad (16)$$

VSS-LMS 算法的可调参数较少, 但需要指数运算、除法等, 增加了计算量, 具体资源对比在下一节给出。

2 环路滤波 LMS 算法描述

2.1 问题提出

传统的 LMS 由于使用固定步长进行迭代, 当步长较大时, 初始状态会随着误差快速收敛, 然而临近收敛时会由于随机误差产生大范围抖动, 影响最终的信号调零效果; 当步长较小时, 虽然收敛后的随机误差缩小了, 但会大大增加收敛的时间。变步长 LMS 算法则在初始状态采用较大的步长, 而在临近收敛的状态采用小步长, 这种设计在稳态系统和干扰分量不大时可以实现快速收敛, 但当参考信号分量较小, 干扰分量和噪声分量较大时, 如扩频信号, 初始状态则容易因为大步长产生较大的误差, 不利于收敛, 而且收敛后不能有效应对电磁环境的变化, 如干扰源突变等。为解决这个问题, 设计了基于二阶环路滤波器的改进 LMS 算法 LF-LMS, 该算法的核心思想是: 对算法的步长进行调整的同时, 对每个数据点计算得到的误差进行调整, 采用固定的大步长, 提高收敛速度, 同时对误差的可信度进行判定, 利用误差的累积量, 对随机出现的误差进行累积平均, 减少其影响, 对多个数据点始终存在的误差进行累加, 增加对其迭代调整的影响。

2.2 LF-LMS 算法描述

基于二阶环路滤波器的 LF-LMS 算法中, 误差部分主要由两部分构成: 瞬时误差 $e(i)$ 和累积误差 $S_e(i)$ 。分别对瞬时误差和累积误差给予相应的权值以匹配当前信号环境的变化。故总的误差 $\tilde{e}(i)$ 可表示为

$$\tilde{e}(i) = k_a S_e(i-1) + k_b e(i) \quad (17)$$

这里 $S_e(i)$ 是累积误差量, 可以用下式递推

$$S_e(i) = S_e(i-1) + e(i) \quad (18)$$

k_a 和 k_b 分别是累积误差和瞬时误差的权值, $0 < k_a < k_b < 1$, k_a 和 k_b 越小, 收敛越稳定, 但相应的收敛时间越长。在进行硬件实现时, k_a 和 k_b 可取 2 的幂次方, 从而可直接对 $S_e(i)$ 和 $e(i)$ 进行截位, 节省了乘法器资源。

考虑到系统误差不能因信号强弱而产生较大偏差, 对 LF-LMS 的误差进行归一化, 归一化后的误差可表示为

$$e_{\text{LF-LMS}}(i) = \frac{\tilde{e}(i)}{a + \mathbf{x}^H(i)\mathbf{x}(i)} \quad (19)$$

这里 a 是一个较小的正数, 用于防止信号能量过小导致的畸点引起误差过大。故总的 LF-LMS 算法的迭代流程如表 1 所示。

3 仿真实验

为进一步验证算法的有效性, 对算法进行了蒙特卡洛仿真实验, 并与前人算法进行了对比。仿真条

件和参数设置如表 2 所示，为不失一般性，不特别说明的情况下，仿真结果取 200 次结果的平均。

首先，观察不同算法收敛过程中误差的变化。这里仿真实空间仅存在一个信号和环境噪声，不存在干扰。此时 SNR=0 dB, 这里令 $\mu_{LMS} = \mu_{RS-pLMS} = 0.0005$, $\mu_{LF-LMS} = 0.1$, $\mu_{VSS-NLMS} = 1$ 。图 2 显示的是无干扰时的迭代误差与随迭代轮次的变化曲线，从图中可以明显看出，变步长的 LMS 算法 (VSS_LMS、VSS_NLMS) 误差收敛的速度明显快于固定步长 LMS 算法 (LMS、RC-pLMS)，本文提出的 LF-LMS 算法虽然也采用固定步长，但收敛速度远远快于传统固定步长算法，其收敛速度与变步长算法近似。从图 2 中还可以看出，本文提出的 LFLMS 算法收敛后误差抖动很小，误差的均值远小于其他算法，收敛后更稳定，能够有效对抗极个别不稳定点对整个环路收敛的影响。图 3 显示的是信号向线阵阵列进行不同方向入射时，信号接收合成后的增益，信号方位角为 20° 方向。从图中可以看出，5 种方法均可以很好地实现在信号方向上提供增益而在其他方向上产生零陷，可见在无干扰条件下天线方向图并没有质的区别。后续仿真时将逐渐增加干扰从而展示出天线方向图的变化。

其次，在大功率干扰存在时进行仿真以比较各种算法的性能。设定信号保持从 20° 方向入射，增加一个 -60° 来向的干扰，SNR 为 0 dB, JSR=40 dB, 令 $\mu_{LMS} = \mu_{RC-pLMS} = 5 \times 10^{-7}$, $\mu_{LF-LMS} = 1$, $\mu_{VSS-NLMS} = 1$ 。图 4 显示的是这种条件下，5 种算法收敛得到的误差曲线。从图上可以看出，本文提出的算法收敛速度很快，相对于其他算法可以很快达到最优值附近。固定步长算法虽然在本次仿真中收敛速度与其他算法近似，但需要额外在线调整步长，以适应出现的大功率干扰，而本文提出的 LF-LMS 算法和变步长算法与之前的仿真结果相比没有参数上的修正，适用范围更广。图 5 显示的是在本次仿真条件下，5 种算法方向图的收敛曲线。从图上可以明显看出，除本文提出的 LF-LMS 算法和 VSS-NLMS 算法外，其他算法均不能在信号方向上产生足够增益，仅仅对干扰进行了对消，这是由于干扰功率远大于信号，其叠加影响使得信号成分和特征被掩盖在干扰之中，每次对单个采样点的收敛计算会产生较大的误差波动，为防止过慢收敛，固定步长算法很难从干扰中识别有效信号分量，因此很难在信号方向形成增益，而

表 1 LF-LMS 算法流程

Table 1 LF-LMS algorithm process

输入:	阵列信号 $\mathbf{x}(i)$, 参考信号 $d(i)$
输出:	$y(i) = \mathbf{w}^H(i)\mathbf{x}(i)$
初始化:	$\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}_{N \times 1}$, $S_e(-1) = 0$, $i = 0$
迭代:	$y(i) = \mathbf{w}^H(i)\mathbf{x}(i)$ $e(i) = d(i) - y(i)$ $\tilde{e}(i) = k_a S_e(i-1) + k_b e(i)$ $\mathbf{w}(i+1) = \mathbf{w}(i) + \frac{\mu_0}{a + \ \mathbf{x}(i)\ ^2} \tilde{e}^*(i)\mathbf{x}(i)$ $i = i + 1$, $i = K + 1$ 时结束，否则返回迭代

表 2 仿真条件与参数设置

Table 2 Simulation conditions and parameter settings

阵元数	8 个
信号频率	26 GHz
信噪比 SNR	0~20 dB
干信比 JSR	40~60 dB
干扰数量	0~3 个
信号入射方位角	(20°, 0°)
LMS 算法参数	$\mu_{LMS} = 10^{-8}$
RC-pLMS 算法参数	$\mu_{RC-pLMS} = 10^{-7}$
VSS-NLMS 算法参数	$\mu_{VSS-NLMS} = 1$ $\mu_{min} = 10^{-5}$ $\mu_{max} = 1$ $\alpha = 0.998$ $\beta = 30$
LF-LMS 参数	$\mu_{LF-LMS} = 0.1$ $K_a = 2^{-3}$ $K_b = 2^{-12}$

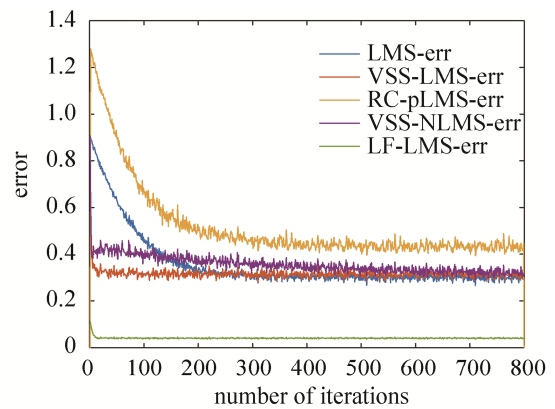


图 2 无干扰时的迭代误差与随迭代轮次的变化曲线 (SNR=0 dB)

Fig. 2 Curves of iteration error without interferences

本文提出的 LF-LMS 算法利用了接收以来的累积误差, 将多个采样数据点的误差进行累积求和, 从而抵消了零均值干扰的影响, 扩大了信号误差, 有效地从强干扰中恢复了信号。为进一步检验算法的有效性, 在多个干扰同时存在时进行仿真实验, 图 6 显示的是同时存在三个干扰时天线收敛后的方向图。三个干扰的来向分别为 -60° , -30° 和 50° , 信号来向为 20° 。从图上看, 三个干扰同时存在时, 8 阵元线阵无论采用哪种方法都很难在信号方向上形成较大增益, 但三种方法对干扰都可以进行抵消。为进一步展示本文算法的效果, 对不同条件下最终收敛稳定后的信干噪比进行分析, 结果取迭代第 2 000 个点后 200 次仿真的平均数据, 如表 3 所示。从表中看出, 本文提出的 LF-LMS 算法比 LMS、RC-pLMS 以及 VSS-LMS 在信干噪比上有着明显优势, 与 VSS-NLMS 算法的性能相当, 但从图 5 来看, 本文提出的 LF-LMS 算法比 VSS-NLMS 收敛更快。如表 4 所示, 对算法的计算量和资源消耗进行分析后, 本文提出的 LF-LMS 算法比 VSS-NLMS 算法消耗的资源也降低很多。从表 4 可以看出, 本文提出的 LF-LMS 算法资源消耗量接近于简单的固定步长算法, 比 VSS-NLMS 算法的资源消耗量减少一半以上, 因此本文的 LF-LMS 算法在工程实现上具有极大的优势, 相关算法可以在 FPGA 和 DSP 平台上得到实时运算和部署, 既可以降低计算量, 又可以在较少数据量条件下进行收敛。

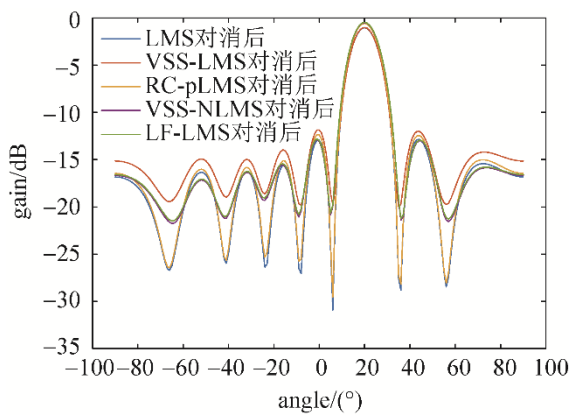


图 3 无干扰时的天线纵切面方向角与接收增益的变化曲线 (SNR=0 dB)
Fig. 3 Curves of vertical angle and receiving gain without interferences

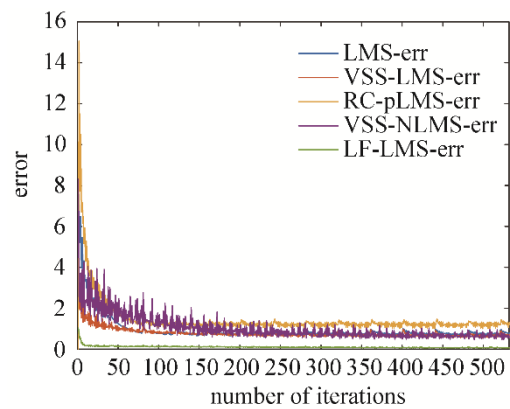


图 4 一个干扰时 5 种方法的误差收敛曲线
Fig. 4 Curves of algorithm errors with one jammer

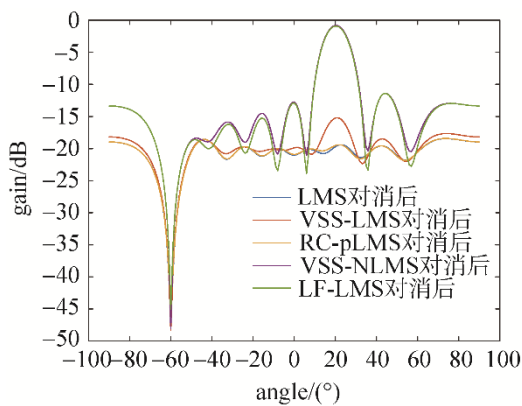


图 5 一个干扰时不同方法的方向图
Fig. 5 Curves of antenna pattern with one jammer

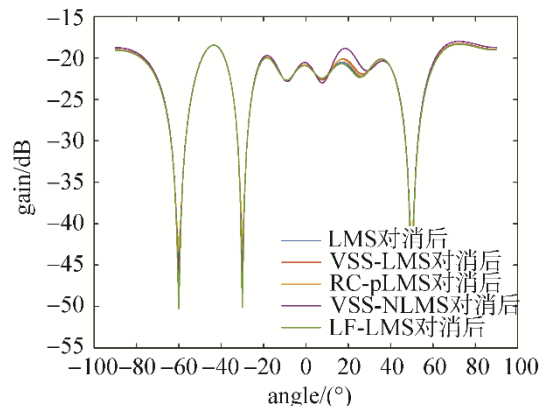


图 6 三个干扰时不同方法收敛后的方向图
Fig. 6 Curves of antenna pattern with three jammers

表3 不同方法在不同条件下收敛后的信干噪比

方法	无干扰条件下 信干噪比 (dB)	一个干扰条件下 信干噪比 (dB)	三个干扰条件下 信干噪比 (dB)
LMS	8.974 8	-13.509 1	-20.578 1
RC-pLMS	8.961 7	-15.273 8	-22.264 6
VSS-LMS	8.482 3	-6.454 3	-16.882 1
VSS-NLMS	8.926 6	4.782 9	-16.648 2
LF-LMS	8.969 1	3.197 7	-15.711 3

表4 各种算法计算复杂度分析

算法	加法	乘法	除法	指数运算	取模
LMS	$2N+1$	$2N+1$	0	0	0
RC-pLMS	$3N+2$	$2N+1$	0	0	0
VSS-LMS	$3N+4$	$3N+2$	3	2	1
VSS-NLMS	$7N+6$	$7N+9$	3	0	0
LF-LMS	$3N+4$	$3N+1$	1	0	0

4 结束语

本文提出了一种低复杂度实现天线自适应调零的 LMS 算法, 实验和分析表明, 提出的 LF-LMS 算法能够在不同环境, 不改变参数的条件下实现较好的收敛性能, 该算法的运算复杂度接近于原始 LMS 算法, 远低于 VSS-NLMS 算法, 本算法的设计为测控信号智能抗干扰天线阵的工程实现提供了一个较好的参考。

参考文献

- [1] 李波, 陈百菊. 基于变分模态分解和优化递归最小二乘的自适应波束成形算法[J]. 信息与控制, 2020, 49(6): 722-727, 734.
LI Bo, CHEN Baiju. Adaptive beamforming algorithm based on variational mode decomposition and optimized recursive least square[J]. Information and Control, 2020, 49(6): 722-727, 734
- [2] 秦博雅. 基于低复杂度自适应信号处理的波束成形技术研究[J]. 2015: 10-20.
QIN Boya. Research on advanced low-complexity adaptive beamforming technique[J]. 2015: 10-20.
- [3] 曾浩, 王娅, 刘玲. 一种自适应迭代宽带数字波束成形算法[J]. 宇航学报, 2014, 35(11): 1306-1311.
ZENG Hao, WANG Ya, LIU Ling. An adaptive iterative broadband dbf algorithm[J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(11): 1306-1311.
- [4] 贾博宇. 基于数字自适应波束成形的抗干扰算法设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2019: 10-20.
JIA Boyu. The design and implementation of the anti-interference algorithm based on digital adaptive beamforming[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications,2019: 10-20.
- [5] SHI W, LI Y. A shrinkage L1-norm constrained LMS algorithm for adaptive sparse array beamforming[C]//2019 IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications (APWC), 2019: 281-284.
- [6] JALAL B, YANG X, LIU Q, et al. Fast and robust variable-step-size LMS algorithm for adaptive beamforming[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2020, 19(7): 1206-1210.
- [7] SRAR JA, CHUNG K, MANSOUR A. Adaptive array beamforming using a combined LMS-LMS algorithm[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2010, 58(11): 3545-3557.
- [8] AKKAD G, MANSOUR A, ELHASSAN B A, et al. A pipelined reduced complexity two-stages parallel LMS structure for adaptive beamforming[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2020, 67(12): 5079-5091.
- [9] NASCIMENTO V H. The normalized LMS algorithm with dependent noise[EB/OL]. (2001)[2021-9-25]. <http://www.lps>.

- usp.br/vitor/artigos/sbrt01.pdf.
- [10] OBA H, KIM M, ARAI H. FPGA implementation of LMS and N-LMS processor for adaptive array applications[C]//2006 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications, 2006: 485–488.
- [11] SLOCK D T M. On the convergence behavior of the LMS and the normalized LMS algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(9): 2811–2825.
- [12] HUANG H, LEE J. A new variable step-size NLMS algorithm and its performance analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(4): 2055–2060.
- [13] KAWITKAR R S, WAKDE D G. Smart antenna array analysis using LMS algorithm[C]//2005 IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications, 2005, 1: 370-374.
- [14] YAMAMOTO K, OHNO K, ITAMI M. Improving performance of inter-vehicle communication using LMS adaptive circular array antenna[C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2010: 1128–1133.
- [15] YAMAMOTO K, OHNO K, ITAMI M. Improving performance of DS/SS-IVC under shadowing environment using LMS adaptive circular array antenna[C]//2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011: 2074–2079.

[作者简介]

王 昊 1989 年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为抗干扰通信, 无人自组网。

王世练 1976 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为卫星通信、人工智能、抗干扰通信。

夏国江 1981 年生, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为无线测控与通信技术。

王星来 1970 年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为航天器测控通信总体技术。

(本文编辑: 潘三英)