

α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除研究

赵益波^{1,2}, 严涛^{1,2}, 李春彪¹, 杨蕾¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044; 2. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏南京 210044)

摘 要: 针对广泛存在的非线性回声, 以及在非高斯噪声环境下, 传统回声消除器中自适应算法性能衰退, 继而导致回声消除效果下降的情况, 本文提出了一种基于最小离差准则的协同函数链接型自适应滤波回声消除方法. 该方法使用归一化最小 l_p 范数算法更新线性和非线性函数扩展的自适应滤波器的权值, 并将输出信号协同组合, 以消除非线性回声. 仿真实验结果表明, 该方法在 α -稳定分布噪声且非线性回声存在的情况下比传统回声消除方法具有更高的回声衰减增益.

关键词: 非线性回声; 函数链接; 自适应滤波; α -稳定分布噪声

中图分类号: TN912 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)01-0059-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.01.007

Research on Nonlinear Echo Cancellation in the α -Stable Noise Environment

ZHAO Yi-bo^{1,2}, YAN Tao^{1,2}, LI Chun-biao¹, YANG Lei¹

(1. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, Nanjing, Jiangsu 210044, China)

Abstract: In the condition of the widespread nonlinear echo and the non-Gaussian noise environment, the performance of the adaptive algorithm in the traditional echo canceller is degraded, which leads to the decline of the echo cancellation effect. In this paper, aiming at this question, a collaborative functional link adaptive filtering echo cancellation method based on the minimum dispersion criterion is proposed. In this method, the weights of the linear and nonlinear functional expanded adaptive filters are updated by using a normalized minimum l_p norm algorithm, and the output signals are cooperatively combined to eliminate the nonlinear echo. The simulation results show that the proposed method can achieve higher echo return loss enhancement in the presence of the α -stable distributed noise and the nonlinear echo.

Key words: nonlinear echo; functional link; adaptive filtering; α -stable distribution noise

1 引言

声学回声广泛存在于电话及视频会议等通信系统中, 导致语音质量下降, 使其丧失可懂度. 传统的线性回声消除器是在假设回声路径是线性的基础上, 采用自适应滤波器对回声路径脉冲响应进行模拟. 然而, 随着小型低成本的设备在免提手机和视频会议中的广泛运用, 这些设备中的放大器或扬声器使得回声路径带有明显非线性特征, 传统的线性回声消除器难以消除这种非线性回声, 且回声路径的非线性也会限制线性自适应滤波器的性能, 干扰回声脉冲响应的最佳估计, 导致语音信号的感知质量下降^[1]. 为了解决这个问题, 可

采用非线性回声消除器来提高回声消除的质量.

目前非线性回声消除中最常用的是非线性自适应滤波器, 最具代表的是 Volterra 滤波器的结构, 该结构可以解释为一种具有记忆的泰勒级数展开, 但由于其权系数会随着记忆长度、阶次的增大而大幅增多, 从而导致计算量呈指数增大, 收敛速度减慢, 难以得到实际应用^[2]. 文献[3]提出一种基于神经网络的非线性回声消除方法, 通过构造出一个级联的神经网络滤波器并使用不同的自适应算法更新滤波器权值, 使得其回声消除性能要优于传统线性自适应滤波器, 但仍存在不能完全模拟回声非线性失真的问题. 文献[4]提出了一种非线性样条自适应滤波器 (Spline Adaptive Filter,

SAF)结构,其在 FIR 滤波器后添加一个自适应查找表(Look Up Table, LUT),通过局部低阶多项式样条曲线来进行插值,并同时更新滤波器权值及 LUT 中的控制点.文献[5]提出一种分离的函数链接型自适应滤波器(Split Functional Link Adaptive Filter, SFLAF)将线性与非线性自适应滤波器输出信号简单叠加并使用相同的误差信号更新两滤波器权值.文献[4]和文献[5]所提方法能够很好地应对非线性回声,但当回声路径时变或其非线性可忽略时,回声消除的效果又不如线性自适应滤波器.

本文提出一种基于协同函数链接型自适应滤波器(Collaborative Functional Link Adaptive Filter, CFLAF)的非线性回声消除方法,即输入信号分别通过线性的和经非线性函数扩展的自适应滤波器支路,将两路的输出信号进行协同组合,使用不同的误差信号更新对应的权值系数.在实际回声消除中,线性自适应滤波器用于估计整个回声路径,而非线性自适应滤波器用于模拟回声路径引入的非线性失真.无论回声路径存在非线性与否,都能取得很好的回声消除效果.

α -稳定分布是一种典型的非高斯分布噪声,具有显著的尖峰脉冲特性,其概率密度函数的衰减过程比高斯分布慢,表现为较长的拖尾.在此噪声环境下会使得传统的以最小均方误差准则的自适应滤波算法的性能下降,鲁棒性变差,这也包括在基本 CFLAF 中两支路更新滤波器权值所遵循的归一化最小均方(Normalized Least Mean Square, NLMS)算法,为此,本文提出将非高斯信号处理中常用的最小离差误差准则应用到 CFLAF 中,并按照归一化最小平均 l_p 范数(Normalized Least Mean P-norm, NLMP)算法更新权值系数.实验结果表明,即使在 α -稳定分布的噪声环境下,本文提出的方法仍然具有良好的回声消除性能.

2 自适应回声消除原理

2.1 声学回声产生的原理

声学回声产生的原理如图 1 所示,远端讲话人的语音 Speech1 在近端被扬声器播放出来,并通过在房间内的传播和反射形成多次重复语音,即回声信号 Echo.一旦回声信号被麦克风接收,便形成了一个反馈回路,远端讲话人会听到近端讲话人的语音信号 Speech2 加上自己的回声信号 Echo,该回声将影响正常的通话质量.若在近端讲话人的房间应用回声消除模块,则可以去除回声信号 Echo,使得远端讲话人只听到近端讲话人的语音信号.

2.2 回声消除的基本原理

自适应回声消除的基本原理如图 2 所示,由远端房间讲话人发出的语音信号 $x(n)$ 在近端房间经过回声路

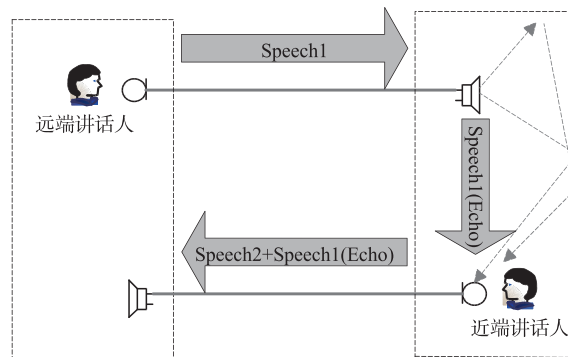


图1 声学回声产生的原理图

径产生回声信号 $r(n)$, 连同近端可能存在语音信号 $s(n)$ 和噪声信号 $v(n)$ 构成期望信号 $d(n)$. 此外, $x(n)$ 与自适应滤波器的权值 $w(n)$ 产生回声的估计信号 $y(n)$, 将其从 $d(n)$ 中减去则可得到误差信号 $e(n)$ 并将其传送到远端房间. 若 $w(n)$ 与回声路径脉冲响应 $h(n)$ 达到精确匹配, $y(n)$ 即为实际回声信号 $r(n)$ 的精确估计, 则 $e(n)$ 中将不包含回声信号^[6]. 回声消除的本质是利用自适应滤波器模拟回声路径的脉冲响应来产生回声的估计信号, 以便从期望信号中减去此估计信号来实现回声消除.

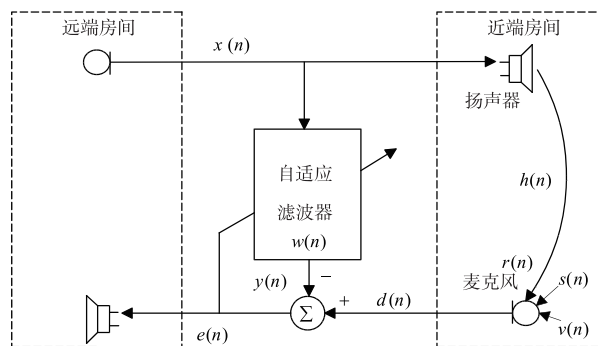


图2 回声消除的基本原理图

3 非线性回声消除方法

协同函数链接型自适应滤波器的结构如图 3 所示, 滤波器由上下两个支路组成. 输入信号 $x(n)$ 经过长度为 M 的延时器后产生输入向量 $\mathbf{x}_n = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$. 在上支路, \mathbf{x}_n 直接作为线性自适应滤波器的输入向量, 在下支路, 在 \mathbf{x}_n 中取维度为 M_i ($M_i \leq M$) 的向量作为非线性函数扩展块 Φ 的输入进行非线性扩展, 并将扩展后的信号作为滤波器的输入, 构成非线性自适应滤波器. 令 $\Phi = [\varphi_0(\cdot), \varphi_1(\cdot), \dots, \varphi_{Q-1}(\cdot)]$, 其中第 j 个函数 $\varphi_j(\cdot)$ 可以用三角多项式函数或其他非线性函数描述^[7]. 在 $i = 0, 1, \dots, M_i - 1$ 时, 使用三角多项式函数对下支路的第 i 个输入信号

$x(n-i)$ 进行非线性扩展后的表达式为:

$$\varphi_j[x(n-i)] = \begin{cases} \sin[p\pi x(n-i)], j=2p-2 \\ \cos[p\pi x(n-i)], j=2p-1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $p=1, 2, \dots, P$, p 为扩展指数, P 扩展阶数, $j=0, 1, \dots, Q-1$, Q 为 Φ 中函数的个数. 由式(1)可得, 此时应存在 $Q=2P$, 则 $x(n-i)$ 经过函数扩展块 Φ 生成向量 $\bar{\mathbf{g}}_{i,n}$ 为:

$$\bar{\mathbf{g}}_{i,n} = \begin{bmatrix} \varphi_0[x(n-i)] \\ \varphi_1[x(n-i)] \\ \vdots \\ \varphi_{Q-1}[x(n-i)] \end{bmatrix} \quad (2)$$

当 $M_i = M$ 时, 可得经非线性函数扩展后的输入向量为:

$$\mathbf{g}_n = \{\bar{\mathbf{g}}_{0,n}^T, \bar{\mathbf{g}}_{1,n}^T, \dots, \bar{\mathbf{g}}_{M-1,n}^T\}^T \\ = \{g_0(n), g_1(n), \dots, g_{M-1}(n)\}^T \quad (3)$$

式中, M_e 为经非线性扩展后的输入信号的长度, 存在 $M_e \geq M$.

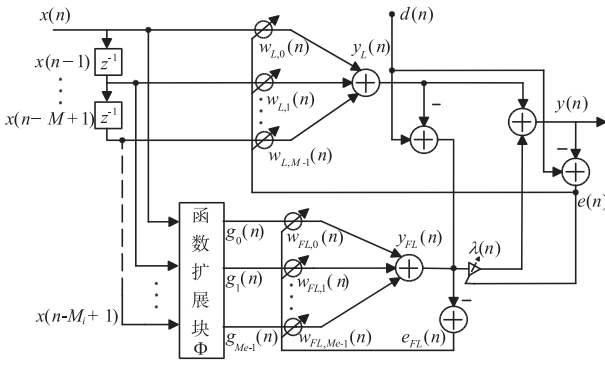


图3 协同函数链接型自适应滤波器的基本结构

分别记线性和非线性自适应滤波器的权值系数向量分别为 $\mathbf{w}_{L,n} = [w_{L,0}(n), w_{L,1}(n), \dots, w_{L,M-1}(n)]^T$ 和 $\mathbf{w}_{FL,n} = [w_{FL,0}(n), w_{FL,1}(n), \dots, w_{FL,M-1}(n)]^T$, 则上支路线性部分和下支路非线性部分输出信号分别为 $y_L(n) = \mathbf{x}_n^T \mathbf{w}_{L,n}$ 和 $y_{FL}(n) = \mathbf{g}_n^T \mathbf{w}_{FL,n}$. 整体输出信号 $y(n)$ 为:

$$y(n) = y_L(n) + \lambda(n)y_{FL}(n) \quad (4)$$

其中 $\lambda(n)$ 为更新迭代的协同因子, 用于调整非线性自适应滤波器输出信号的比重, 满足 $0 \leq \lambda(n) \leq 1$. 在 CFLAF 中存在两种不同的误差信号, 整体误差信号:

$$e(n) = d(n) - y(n) \\ = d(n) - [y_L(n) + \lambda(n)y_{FL}(n)] \quad (5)$$

局部误差信号:

$$e_{FL}(n) = d(n) - [y_L(n) + y_{FL}(n)] \quad (6)$$

考虑到回声脉冲响应的估计的准确性, 线性和非线性自适应滤波器分别使用整体误差信号 $e(n)$ 和局部误差信号 $e_{FL}(n)$ 更新权值系数, 使得线性和非线性自适应滤波器支路协同工作^[8]. 且滤波器两支路可以使用相同的自适应算法, 如 NLMS 算法, 则其对应的权值更

新式可表示为:

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + \frac{\mu_L}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \delta_L} \mathbf{x}_n e(n) \quad (7)$$

$$\mathbf{w}_{FL,n} = \mathbf{w}_{FL,n-1} + \frac{\mu_{FL}}{\mathbf{g}_n^T \mathbf{g}_n + \delta_{FL}} \mathbf{g}_n e_{FL}(n) \quad (8)$$

式(7)和式(8)中的 μ_L, δ_L 及 μ_{FL}, δ_{FL} 分别为线性和非线性自适应滤波器中 NLMS 算法的步长和小的正常数.

协同因子 $\lambda(n)$ 取为 sigmoid 函数:

$$\lambda(n) = \left(\frac{1}{1 + e^{-a(n)}} \right) \quad (9)$$

式(9)表明, 通过更新辅助参数 $a(n)$, 就可以更新 $\lambda(n)$. $a(n)$ 的迭代更新表达式满足于:

$$a(n+1) = a(n) + \Delta a(n) \\ = a(n) + \frac{\mu_a}{r(n)} e(n) y_{FL}(n) \lambda(n) [1 - \lambda(n)] \quad (10)$$

式中, μ_a 为 $a(n)$ 的步长因子, $r(n)$ 是非线性自适应滤波器输出信号功率的粗略估计^[9], 可表示为:

$$r(n) = \beta r(n-1) + (1 - \beta) y_{FL}^2(n) \quad (11)$$

式中, β 是一个平滑因子, 为了避免 $\lambda(n)$ 趋于 0 或 1 时, 辅助参数 $a(n)$ 出现更新缓慢甚至停滞的问题, 需要限制辅助参数 $a(n)$ 满足区间 $[-4, +4]$.

CFLAF 在基本线性自适应滤波器的基础上添加了一条用于模拟回声路径非线性的滤波器支路, 使得估计的回声脉冲响应更加逼近于真实值. 另外采用了可调整非线性自适应滤波器输出信号比重的方案, 当回声路为线性时, 协同因子 $\lambda(n)$ 趋近于 0, 使得整个系统类似于纯线性的自适应滤波器, 而当回声路径出现非线性时, $\lambda(n)$ 则趋近于 1, 使系统线性和非线性支路协同工作. 因此, 无论回声路径是否存在非线性或当回声路径随时间变化时, CFLAF 都可以取得良好的回声消除的效果.

4 α -稳定分布噪声环境下的自适应算法

目前, 高斯信号处理的理论及方法仍在信号处理领域占据主导地位, 噪声大多假设为高斯噪声. 然而实际中会不可避免地遇到非高斯噪声信号, 此类信号通常具有显著的脉冲特性, 使得基于高斯信号处理方法的性能衰退. α -稳定分布是一种典型的非高斯噪声, 其特征函数可以通过特征指数 α 、对称参数 β 、尺度参数或离差 γ 、位置参数 a 四个参数唯一确定, 其中特征指数 $0 < \alpha < 2$, α 值越小, 其对应的分布代数拖尾越长, 具有越强脉冲特性, 当 $\alpha=2$ 时, α -稳定分布即为高斯分布^[10].

在高斯分布的假设下, 通常采用基于二阶矩的信号分析和处理的方法, 如大多数自适应算法所遵循的最小均方误差 (Minimum Mean Squared Error, MMSE) 准

则等,但由于 α -稳定分布不存在二阶矩,这就使得 MMSE 准则不再适用. 对于服从 α -稳定分布的随机变量,其离差 γ 能够度量样本分布偏离其均值的程度,因此,可以采用最小离差误差 (Minimum Dispersion, MD) 准则来作为 MMSE 准则在非高斯情况下的推广^[11]. 服从 α -稳定分布的随机变量 X 存在分数低阶矩,对于任意 $0 < p < \alpha$, $E |X|^p$ 称为 X 的 p 阶分数低阶矩. 在此条件下,所有的分数低阶矩都是等价的且使分数低阶矩最小等价于使其离差 γ 最小,而 p 阶分数低阶矩可以用 l_p 范数估计来表示,所以 MD 准则意义下的估计最终可表示为使误差的 l_p 范数最小的估计^[12].

第 3 节中用于非线性回声消除的协同函数链接型自适应滤波器是假设近端信号为高斯噪声,在此假设下,其线性和非线性自适应滤波器支路均采用基于 MMSE 准则的 NLMS 算法可以取得良好的非线性回声消除效果,然而当近端信号为服从于 α -稳定分布的冲击噪声时,会使得 NLMS 算法的回声消除效果衰退,甚至出现发散的情况. 为了提高系统在 α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除的性能,可以将基于 MMSE 准则修改为 MD 准则.

在 MD 准则下,利用最小平均 l_p 范数 (Least Mean p -norm, LMP) 算法的思想,采用输出误差瞬时值的 l_p 范数近似估计其 p 阶分数低阶矩,则在 CFLAF 的线性支路,自适应算法的代价函数可表示为:

$$J_L(n) = E[|e(n)|^p] = |d(n) - \mathbf{x}_n^T \mathbf{w}_{L,n-1} - \lambda(n) \mathbf{g}_n^T \mathbf{w}_{FL,n-1}|^p \quad (12)$$

式中以误差信号的瞬时值代替其统计平均, $\mathbf{w}_{L,n-1}$ 和 $\mathbf{w}_{FL,n-1}$ 为两支路前一时刻的权系数向量. 则在每次更新迭代过程中,梯度估计值可表示为:

$$\nabla(n) = \frac{\partial J_L(n)}{\partial \mathbf{w}_{L,n}} = -p \mathbf{x}_n |e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n)) \quad (13)$$

式中 $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数,则算法的权值更新迭代公式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{L,n} &= \mathbf{w}_{L,n-1} - \frac{\mu_L}{2} \nabla(n) \\ &= \mathbf{w}_{L,n-1} + \mu_L p |e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n)) \mathbf{x}_n \end{aligned} \quad (14)$$

同理,在非线性支路自适应算法的权值更新迭代公式可表示为:

$$\mathbf{w}_{FL,n} = \mathbf{w}_{FL,n-1} + \mu_{FL} p |e_{FL}(n)|^{p-1} \text{sgn}(e_{FL}(n)) \mathbf{g}_n \quad (15)$$

为了加快算法在迭代过程中的收敛速度,采用归一化最小平均 l_p 范数 (NLMP) 算法的思想,可在式 (14) 的基础上采用了变步长因子 $\mu_L(n)$, 令其取值为:

$$\mu_L(n) = \frac{\mu_L}{\delta_L + \|\mathbf{x}_n\|_p^p}, (0 < p < \alpha) \quad (16)$$

式中 $\|\mathbf{x}_n\|_p^p = \sum_{i=1}^M |x(n-i+1)|^p$, μ_L 是修正 $\mu_L(n)$ 大小的常数, δ_L 为一个很小的正常数,避免当输入向量 \mathbf{x}_n 过小时而引起的数值不稳定. 则在 CFLAF 中上支路线性自适应滤波权值系数 $\mathbf{w}_{L,n}$ 更新迭代公式可进一步改进为:

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + \mu_L p \frac{|e(n)|^{p-1} \text{sgn}(e(n))}{\|\mathbf{x}_n\|_p^p + \delta_L} \mathbf{x}_n \quad (17)$$

同理,下支路非线性自适应滤波权值系数 $\mathbf{w}_{FL,n}$ 更新的表示式进一步改进为:

$$\mathbf{w}_{FL,n} = \mathbf{w}_{FL,n-1} + \mu_{FL} p \frac{|e_{FL}(n)|^{p-1} \text{sgn}(e_{FL}(n))}{\|\mathbf{g}_n\|_p^p + \delta_{FL}} \mathbf{g}_n \quad (18)$$

值得注意的是,阶数 p 的取值直接影响算法的性能,当 p 取 2 时式 (17) (18) 则退化为如式 (7) (8) 所示使用 NLMS 算法更新两滤波器支路的权值系数.

在 CFLAF 中采用基于最小离差误差准则的 NLMP 算法能够在以 α -稳定分布为代表的非高斯噪声环境下兼顾非线性回声消除的效果,避免了以传统的最小均方误差为准则的自适应滤波算法出现鲁棒性变差的问题,而且由于 NLMP 算法采用了可变步长因子,能够在迭代更新过程中取得更快的收敛速度,表现出更加优越的稳定性和通用性.

5 仿真结果

仿真实验是在 MATLAB 环境中进行的,远端语音信号采用一段时长为 3.5s 的男生语音,采样频率为 8kHz,近端用户扬声器与麦克风之间的回声路径脉冲响应 $h(n)$ 使用有限长脉冲响应滤波器来产生,且假设近端只存在噪声信号 $v(n)$. 为了准确模拟扬声器的不对称失真而引起的回声路径非线性的情况,实验中将一个无记忆的非线性 sigmoid 函数模型应用于远端信号,其表达式为仿真结果

$$\bar{y}(n) = \gamma \left(\frac{1}{1 + e^{-\rho q(n)}} - \frac{1}{2} \right) \quad (19)$$

其中 $q(n)$ 可表示为由远端信号 $x(n)$ 组成的二次函数:

$$q(n) = \frac{3}{2} x(n) - \frac{3}{10} x^2(n) \quad (20)$$

式 (19) 中 γ 为 sigmoid 函数增益,一般取 $\gamma = 2$, ρ 的取值可由 $q(n)$ 确定:

$$\rho = \begin{cases} 4, & q(n) > 0 \\ \frac{1}{2}, & q(n) \leq 0 \end{cases} \quad (21)$$

再将 $\bar{y}(n)$ 与回声路径脉冲响应 $h(n)$ 进行卷积.

实验中设置实际回声脉冲响应和自适应滤波器的阶数均为 1024,非线性函数扩展采用三角多项式函数的无记忆模型,扩展阶数 P 取 10,取 $\mu_L = \mu_{FL} = 0.2$, $\delta_L =$

$\delta_{FL} = 0.01$, $\mu_a = 0.5$, 平滑因子 $\beta = 0.9$. 实验中考虑了高斯噪声情况下基本 CFLAF 和以 α -稳定分布为代表的非高斯噪声环境下采用所提出的以 NLMP 算法改进的 CFLAF 在实际非线性回声消除当中的应用.

5.1 高斯噪声情况下非线性回声消除效果

实验中将近端噪声 $v(n)$ 设置为服从高斯分布的噪声信号, 信噪比 $\text{SNR} = 20\text{dB}$, 对比线性回声消除器中广泛使用的基于 MMSE 准则下 NLMS 算法的线性自适应滤波器 (LAF-NLMS) 及本文介绍的协同的函数链接型自适应滤波器 (CFLAF-NLMS) 在非线性回声消除中的性能.

权误差向量范数 (Weight Error Vector Norm, WEVN) 是衡量自适应算法性能的参数, 它反映的是回声消除中用于模拟回声路径的自适应滤波器权值系数对真实回声路径的逼近程度, 其定义如下:

$$\text{WEVN} = 10 \log_{10} \frac{\|h - w\|_2^2}{\|h\|_2^2} \quad (22)$$

其中 h 为实际回声路径脉冲响应, w 为自适应滤波器的权值, WEVN 越小表明自适应滤波器的收敛性能越好, 权值越逼近回声路径的脉冲响应. 使用两种算法在高斯噪声环境下的非线性回声消除的权误差向量范数仿真结果如图 4 所示. 在迭代次数小于 1×10^4 时, CFLAF-NLMS 的线性自适应滤波器支路由于无需对输入信号进行扩展使得其首先开始工作, 且因其线性支路就相当于 LAF-NLMS, 所以性能优越性体现不出. 但随着迭代的进一步进行, CFLAF-NLMS 的非线性自适应滤波器支路开始模拟回声路径的非线性失真使其 WEVN 值随迭代次数的增加要小于 LAF-NLMS, 表明 CFLAF-NLMS 线性自适应滤波器支路的权值系数更加逼近于实际回声路径的脉冲响应, 即模拟存在的非线性回声路径的性能更优. 当迭代次数大于 2.5×10^4 时, 由于回声路径非线性的扰动程度加深, 使得滤波器权值估计出现偏差, 继而出现 WEVN 值上升的情况, 且 CFLAF-NLMS 较 LAF-NLMS 能够在一定程度上降低权值估计的误差.

可采用回声衰减增益 (Echo Return Loss Enhancement, ERLE) 来评价回声消除算法的效果, 其定义如下:

$$\text{ERLE} = 10 \log_{10} \frac{E[d^2(n)]}{E[e^2(n)]} \quad (23)$$

其中 $d(n)$ 为期望信号, $e(n)$ 为误差信号, ERLE 值越高, 表示应用于回声消除的自适应算法的性能越优越. 使用两种方法在高斯噪声环境下的非线性回声消除的回声衰减系数仿真结果如图 5 所示, 通过对比可知, CFLAF-NLMS 所取得的回声衰减增益要高于 LAF-NLMS, 且令最高提升的回声衰减增益值为 D1, 经过 10 组独立的实验, 并对数据取均值, 可得到 D1 约为 4.6dB.

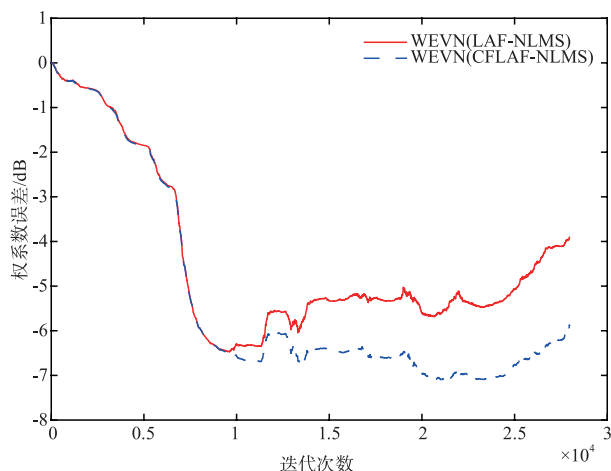


图4 LAF-NLMS和CFLAF-NLMS在非线性回声消除中的权误差向量范数

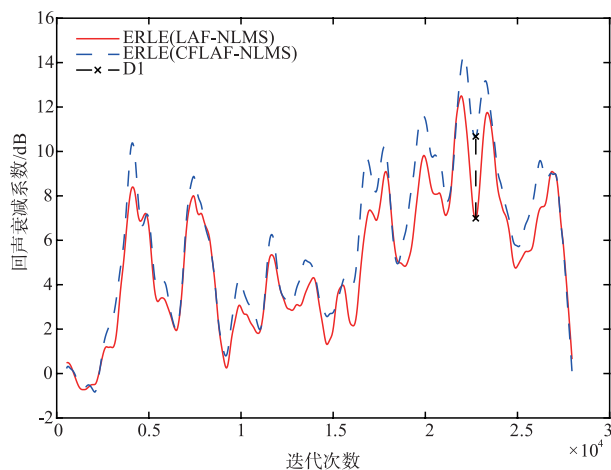


图5 LAF-NLMS和CFLAF-NLMS在非线性回声消除中的回声衰减系数

为了体现该方法的有效性, 分别选取不同的信噪比对实验效果进行检验, 并绘制表格如表 1 所示, 从表格中数据可以看出即使随着信噪比的下降, 所采用的 CFLAF-NLMS 方法仍能保持一定的优越性.

表 1 不同信噪比下的实验效果

最高提升的回声衰减增益值/dB	信噪比/dB			
	20	15	10	5
D1	4.6	4.0	3.2	2.6

结合以上分析可知, CFLAF-NLMS 在 LAF-NLMS 的基础上增加了一条用于模拟回声路径非线性的滤波器支路, 并采用了可自适应调节的协同因子组合输出信号, 使得所产生的回声估计值更加逼近于真实值, 继而使得误差信号更小. 根据权误差向量范数和回声衰减系数评价以及不同信噪比下的实验效果, 表明此方法在实际非线性回声消除中的性能要明显优于传统的线性自适应滤波器.

5.2 α -稳定分布噪声情况下非线性回声消除效果

将近端噪声信号 $v(n)$ 设置为 α -稳定分布的冲击噪声,取特征指数 $\alpha = 1.5$, 离差 $\gamma = 0.2$, 对称参数 β 和位置参数 a 均为 0, 阶数 $p = 1.2$, 对比 LAF-NLMS 及 CFLAF-NLMS 与基于 MD 准则下 NLMP 算法的线性自适应滤波器(LAF-NLMP)及提出的改进的 CFLAF 自适应滤波器(CFLAF-NLMP)在非线性回声消除中的性能.

使用不同方法在 α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除的权误差向量范数仿真结果如图 6 所示,可以看出,当近端噪声为 α -稳定分布的冲击噪声时,传统基于 MMSE 准则的方案,如 LAF-NLMS 及 CFLAF-NLMS 会出现较大的权值估计误差,且由于难以对抗脉冲噪声,使得在迭代次数为 1×10^4 及 2×10^4 等处时因较大的尖峰脉冲噪声干扰出现 WEVN 值向上跳变的情况.而此时采用基于 MD 准则的方案,如 LAF-NLMP 及 CFLAF-NLMP 由于在脉冲噪声下具有很好的滤波性能,且能对抗尖峰脉冲噪声,使得二者不会出现 WEVN 值向上跳变的情况且 WEVN 值会随着迭代次数的增加而减小.考虑到非线性回声的存在,采用本文所提出的 CFLAF-NLMP 方案能够取得更小的 WEVN 值,表明在此情况下能够更好地模拟非线性回声路径.

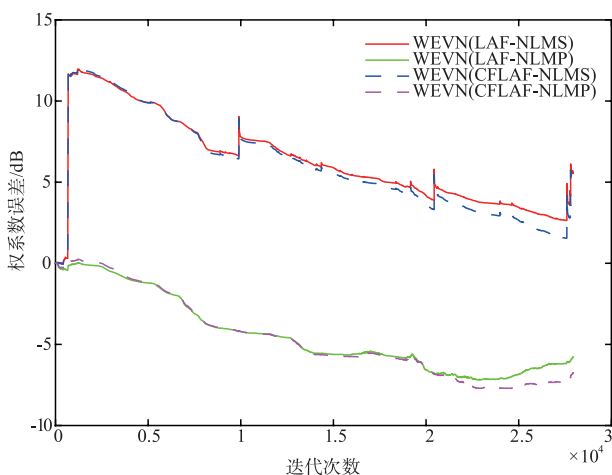


图6 不同方法在 α -稳定分布噪声环境下非线性回声消除的权误差向量范数

使用不同方法在 α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除的回声衰减系数仿真结果如图 7 所示,由图中可以看出在非高斯噪声环境下, CFLAF-NLMS 较 LAF-NLMS 的优越性几乎体现不出,而 CFLAF-NLMP 较之于其它三种方法却能够取得更高的回声衰减增益值,实验中用 D2 表示 CFLAF-NLMP 较 LAF-NLMP 方法所最高提升的回声衰减增益值,令 D3 和 D4 分别代表 CFLAF-NLMP 较 CFLAF-NLMS 和 LAF-NLMS 所最高提升的回声衰减增益. 经过 10 组独立的实验,并对数据取均值,可得到 D2 约为 4.5dB,而 D3 约为 11.7dB, D4 为

11.6dB.

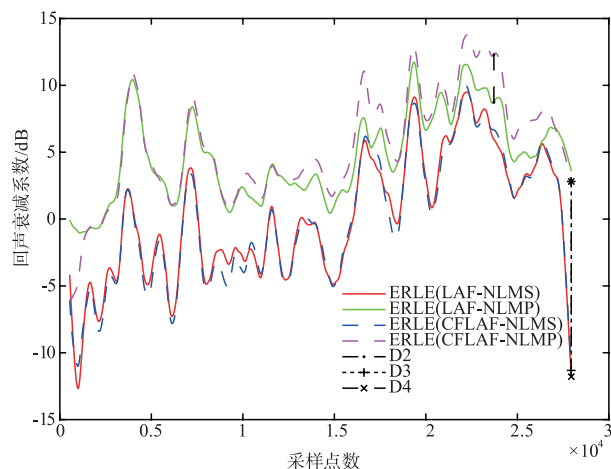


图7 不同方法在 α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除的回声衰减系数

为了体现本文所提出的方法的有效性,实验中分别选取不同的特征指数重复试验,并记录数据如表 2 所示.可以看出在特征指数越小,即 α -稳定分布噪声的脉冲特性越强的情况下, CFLAF-NLMP 较基于 MMSE 准则下 NLMS 算法的两种自适应滤波器具有越高的回声衰减增益值,且由于特殊的结构使其保留了较之于 LAF-NLMP 的优势,因此能够在 α -稳定分布噪声环境下取得更好的非线性回声消除的效果.

表 2 不同特征指数下的实验效果

最高提升的回声 衰减增益值/dB	特征指数 α			
	1.3	1.4	1.5	1.6
D2	4.1	4.5	4.7	4.7
D3	21.4	14	11.7	7.8
D4	21.3	14	11.6	8.0

结合以上的分析可知, CFLAF-NLMP 在 CFLAF-NLMS 的基础上采用最小离差误差准则代替了最小均方差准则,并使用 NLMP 算法更新两滤波器支路的权值,且保留了协同函数链接型自适应滤波器的结构. 权误差向量范数和回声衰减系数评价以及不同特征指数下的实验效果表明该方法要明显优于其他三种方法,证明在非高斯 α -稳定分布噪声环境下,该方法能兼具更好的非线性回声消除的性能.

6 总结

对于广泛存在的非线性回声问题,本文提出了一种协同的函数链接型自适应滤波器用于非线性回声消除的方法,较之于线性回声消除器能够取得很好的非线性回声消除的效果. 然而其自适应算法是基于最小均方差准则的,在以 α -稳定分布噪声为代表的非高

斯噪声环境下会出现性能衰退的问题,因此引入了非高斯信号处理中常用的最小离差误差准则. 仿真实验结果表明,即使在 α -稳定分布的非高斯噪声环境下,所采用的方法依然能取得很好的非线性回声消除效果.

参考文献

- [1] 杨瑞丽,郭莹. 非高斯噪声下非线性回声消除方法[J]. 通信技术,2018,51(4):786-793.
YANG Rui-li, GUO Ying. Nonlinear echo cancellation method under non-Gaussian noise [J]. Communications Technology,2018,51(4):786-793. (in Chinese)
- [2] Simon Haykin. 自适应滤波器原理[M]. 北京:电子工业出版社,2010. 269-273.
- [3] Scarpiniti M, Comminiello D, Parisi R, et al. Nonlinear spline adaptive filtering [J]. Signal Processing, 2013, 93(4):772-783.
- [4] 赵海军,崔梦天,李明东. 回波抵消中级神经网络滤波器的研究[J]. 通信学报,2008,29(8):105-110.
ZHAO Hai-jun, CUI Meng-tian, LI Ming-dong. Research of a cascaded neural net filter applied in echo-cancellation [J]. Journal on Communications,2008,29(8):105-110. (in Chinese)
- [5] Comminiello D, Scarpiniti M, Scardapane S, et al. A nonlinear acoustic echo canceller with improved tracking capabilities[A]. Recent Advances in Nonlinear Speech Processing [C]. Switzerland: Springer International Publishing, 2016. 235-243.
- [6] 阎兆立,杜利民. 电话语音回声消除的研究[J]. 电子学报,2002,30(11):1726-1728.
YAN Zhao-li, DU Li-min. Research on telephone echo cancellation[J]. Acta Electronica Sinica,2002,30(11):1726-1728. (in Chinese)
- [7] Sicuranza G L, Carini A. A generalized FLANN filter for nonlinear active noise control [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2011, 19(8):2412-2417.
- [8] Comminiello D, Scarpiniti M, Azpicueta-Ruiz L A, et al. Functional link adaptive filters for nonlinear acoustic echo cancellation [J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing,2013,21(7):1502-1512.
- [9] Azpicueta-Ruiz L A, Figueiras-Vidal A R, Arenas-Garcia J. A normalized adaptation scheme for the convex combination of two adaptive filters[A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Piscataway: IEEE,2008. 3301-3304.
- [10] 沈锋,姜利,单志明. 非高斯噪声环境下的信号检测与自适应滤波方法[M]. 北京:国防工业出版社,2014. 20-22.
- [11] 常冬霞,冯大政. 脉冲噪声环境下的一种递归全局最小平均 P-范数算法[J]. 电子学报,2003,31(3):426-428.
CHANG Dong-xia, FENG Da-zheng. A recursive total least mean p-norm algorithm applied in alpha-stable noise environments[J]. Acta Electronica Sinica,2003,31(3):426-428. (in Chinese)
- [12] 张金凤,邱天爽,唐洪. α 稳定分布噪声环境下 DLMP 算法的收敛特性分析[J]. 电子学报,2007,35(3):515-519.
ZHANG Jin-feng, QIU Tian-shuang, TANG Hong. Robustness analysis of DLMP algorithm under α -stable noise environments[J]. Acta Electronica Sinica,2007,35(3):515-519. (in Chinese)

作者简介



赵益波 男,1972年7月出生,安徽芜湖人.南京信息工程大学电子与信息工程学院副教授,硕士生导师,IEEE会员.主要研究方向为非线性电路、自适应语音信号处理.
E-mail: yibozhaodn@163.com



严涛 男,1995年8月出生,江苏泰州人.南京信息工程大学电子与信息工程学院硕士研究生,主要研究方向为自适应信号处理、回声消除.
E-mail: aotyan6@163.com