

文章编号: 1006-1355(2013)01-0016-06

脉冲噪声的最小均值M-估计有源控制算法

周浩, 周亚丽, 张奇志

(北京信息科技大学 自动化学院, 北京 100192)

摘要:经典的滤波-X最小均方算法(Fx LMS)已经被广泛应用于有源噪声控制(ANC)领域。但是当存在脉冲噪声时,它的性能就会严重退化。基于鲁棒统计的概念介绍了一种新型自适应算法,采用的目标函数为M-估计函数,而不是传统的最小均方误差。该算法分别采用了Huber函数、Hampel三段下降M估计函数等四种不同的M-估计函数作为目标函数,仿真结果表明所采用的算法能有效地消除脉冲噪声,并且与日本学者Akhtar改进的加窗算法相比表现了更好的收敛性。

关键词:声学;有源噪声控制;脉冲噪声;M-估计

中图分类号:TB535

文献标识码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2013.01.004

Least Mean M-estimate Algorithm for Active Control of Impulsive Noise

ZHOU Hao, ZHOU Ya-li, ZHANG Qi-zhi

(School of Automation, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: The classical Filter-x least mean square (Fx LMS) algorithm has been widely used in active noise control (ANC), but its performance would degrade dramatically if there were impulsive noise. In this paper, a new adaptive algorithm based on the concept of robust statistics was presented, whose objective function is the M-estimate function instead of the mean square error (MSE). Four different M-estimate functions, such as Huber function and Hampel's three parts of re-descending M-estimate function, were used as the objective function and computer simulations were carried out to verify the efficiency of the presented algorithm for active impulsive noise control. The simulation results show that compared with the adding-windows algorithm modified by Japanese scholar Akhtar, the performance of the presented algorithm can eliminate the impulsive noise effectively and has a better convergence.

Key words: acoustics; active noise control; impulsive noise; M-estimate

近年来,专家学者越来越重视自适应算法在脉冲噪声环境下的鲁棒性,一些非线性的滤波算法^[1,2]被提出用来抑制脉冲噪声的干扰。例如采用中值滤波技术的典型算法The order statistic Recursive Least-Square(RLS)^[3],利用非线性消峰函数限制误差信号在传统自适应滤波器中的瞬时波动,这类算法有nonlinear LMS Algorithm(N-LMS)^[4]和

mixed-norm nonlinearrecursive least square Algorithm (MN-RLS)^[2]。2009年上海交大的孙旭利用加窗技术对参考信号进行处理,提出了一种改变参考信号的算法^[5],后有日本学者Akhtar^[6]对此算法作了改进,主要是利用饱和非线性来处理参考信号及误差信号中出现的较大幅值。但是它们对抑制输入信号中尖脉冲噪声的效果并不十分理想。

因此,在传统算法基础上设计具有抗脉冲噪声干扰能力的鲁棒稳定算法具有重要的实际意义。本文以FxLMS算法为模型,通过运用鲁棒M-估计原理并结合一种更高效率的快速算法产生一个具有更高鲁棒性的新算法,该算法对脉冲噪声具有良好的抑制作用。此外由于算法中的方程满足线性关系,

收稿日期: 2012-04-23; 修改日期: 2012-05-10

基金资助: 国家自然科学基金(11172047);北京市属高等学校人才强教深化计划资助项目(PHR201106131)

作者简介: 周浩(1985-),男,山东泰安人,在读硕士研究生,主要从事脉冲噪声的有源控制研究。

E-mail: zhongzuoshi@126.com

从而在进行递推运算时复杂度低于非线性算法。仿真结果表明该算法抑制单独或者连续的脉冲噪声的性能更好,稳态误差更小。

1 Filter-x LMS 算法简介

Filter-x LMS 算法的有源噪声控制系统结构如图1所示。 $P(z)$ 是主路径的传递函数, $S(z)$ 是次路径的传递函数, $\hat{S}(z)$ 是它的估计。自适应滤波器 $W(z)$ 的输出 $y(n)$ 为

$$y(n) = w^T(n)x(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i) \quad (1)$$

其中 $w(n) = [w_0(n) w_1(n) \cdots w_{L-1}(n)]^T$ 为 $W(z)$ 的系数矢量, $x(n) = [x(n) x(n-1) \cdots x(n-L+1)]^T$ 为参考信号的矢量。实际应用中, $S(z)$ 是未知的, 它必须通过滤波器 $\hat{S}(z)$ 估计得到。在仿真实验中令 $\hat{S}(z)$ 与 $S(z)$ 取值一致即可。因此 Filter-X LMS 算法可以表示为

$$d(n) = p(n)*x(n) \quad (2)$$

$$y'(n) = s(n)*y(n) \quad (3)$$

$$e(n) = d(n) + y'(n) = d(n) + s(n)*w^T(n)x(n) \quad (4)$$

$$x'(n) = \hat{s}(n)*x(n) \quad (5)$$

$$w(n+1) = w(n) - \mu e(n)x'(n) \quad (6)$$

其中 $x'(n) = [x'(n) x'(n-1) \cdots x'(n-L+1)]^T$ 是经过次路径的估计 $\hat{S}(z)$ “滤波”后的参考输入, * 表示卷积运算, μ 为步长。

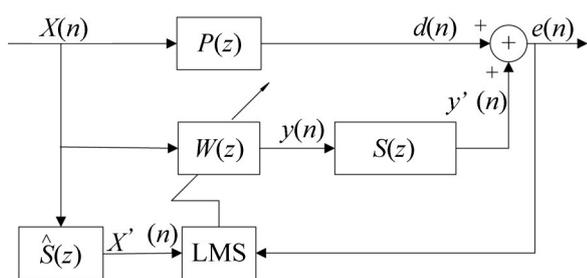


图1 Filter-x LMS 算法的有源噪声控制系统结构图

Fig. 1 Block diagram of ANC system with the filtered-x LMS algorithm

2 改进的加窗算法

日本学者 Akhtar^[6] 提出的改进加窗算法的结构框图也如图1所示。当噪声信号为脉冲噪声时, 误差信号也具有冲击性。为了保证系统的稳定性对参考输入信号和误差信号均采用加窗处理, 即

$$x''(n) = \begin{cases} c_1, & x(n) \leq c_1 \\ c_2, & x(n) \geq c_2 \\ x(n), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$e''(n) = \begin{cases} c_1, & e(n) \leq c_1 \\ c_2, & e(n) \geq c_2 \\ e(n), & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

于是该算法的权值向量更新公式为

$$w(n+1) = w(n) - \mu e''(n)[s(n)*x''(n)] \quad (9)$$

3 基于M-估计的脉冲噪声控制算法

近年来, 学者们针对抗脉冲干扰这一课题已得出了一些成果。其中, 基于鲁棒统计原理的方案效果尤为突出, 例如最小均值M-估计算法(least mean M-estimate LMM)^[7], 该算法可被看作是LMS算法的改进。受此启发, 鲁棒M-估计原理也可以被应用到Filter-x LMS算法中, 从而推导出滤波-x最小均值M-估计算法(FxLMM)。

M-估计是指广义的最大似然(ML)估计, 这是一种鲁棒估计方法。在最大似然估计中目标函数 $\rho(e)$ 是 $-\ln p(e)$ 的最小化, $p(e)$ 为噪声的概率密度函数。但是, 实际中很难准确估计 $p(e)$, 因此在M估计中选择一个近似的但是固定的函数作为目标函数来减小对异常值估计的敏感度。

与依据常规最小均方准则设定的目标函数 $J_{LMS} = E[e^2(n)] \cong e^2(n)$ 不同, Fx LMM算法的目标函数 $J_{Mp} \equiv E[\rho[e(n)]] \cong \rho[e(n)]$, 将其最小化得权值方程 $\psi(e) = \partial \rho(e) / \partial e$ 和 $q(e) = \psi(e) / e$, 将 $\psi(e) = q(e)e$ 引入不同的自适应滤波算法就可产生相应的新型算法^[8]。其中目标函数 $\rho[e(n)]$ 可选择Huber函数^[9]、改进的Huber函数^[10]、Hampel三段下降M-估计函数^[11]、以及文献[2]提出的抑制函数。这四种函数的优势在于它们是实对称函数, 当 $0 \leq |e(n)| < \xi$ 时是二次的, 当 $e(n)$ 在其他区间时函数是线性的或者等于某个常数, 而且它们的1阶偏导数都是连续的。因此 $\rho(e)$ 能够抑制具有较大振幅的异常值, 参数 ξ 、 Δ 、 Δ_1 、 Δ_2 决定着抑制异常值的程度。

本文将M-估计函数引入到FxLMS算法中, 沿梯度向量 ∇J_{Mp} 的负方向来更新 $w(n)$

$$w(n+1) = w(n) - \mu \nabla J_{Mp} \quad (10)$$

$$\nabla J_{Mp} = \frac{\partial J_{Mp}(n)}{\partial w(n)} = \frac{\partial \rho[e(n)]}{\partial e(n)} \frac{\partial e(n)}{\partial w(n)} \quad (11)$$

令 $\psi[e(n)]$ 为 $\rho[e(n)]$ 的一阶偏导数, 于是

$$\nabla J_{Mp} = \psi[e(n)] \frac{\partial e(n)}{\partial w(n)} = \psi[e(n)][s(n)*x(n)] =$$

$$q[e(n)]e(n)[s(n)*x(n)] \quad (12)$$

定义 $q[e(n)] \equiv -\psi[e(n)]/e(n)$ 为权值函数。由于 $s(n)$ 为次路径的脉冲响应, 不能够直接获得, 于是利用它的估计 $\hat{s}(n)$ 来计算梯度

$$\nabla J_{mp} \equiv q[e(n)]e(n)[\hat{s}(n)*x(n)] = q[e(n)]e(n)x'(n) \quad (13)$$

把(13)代入(11)得Fx LMM算法的权值更新公式

$$w(n+1) = w(n) - \mu q[e(n)]e(n)x'(n) \quad (14)$$

下面介绍一下用于抑制脉冲噪声的函数 $\rho[e(n)]$ 以及它的一阶偏导数 $\psi[e(n)]$

(1) Huber 函数^[9]

$$\rho[e(n)] = \begin{cases} e(n)^2/2, & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi|e(n)| - \xi^2/2, & |e(n)| \geq \xi \end{cases} \quad (15)$$

$$\psi[e(n)] = \begin{cases} e(n), & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \text{sgn}(e(n)) \cdot \xi, & |e(n)| \geq \xi \end{cases} \quad (16)$$

(2) 改进的 Huber 函数^[10]

$$\rho[e(n)] = \begin{cases} e^2(n)/2, & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi^2/2, & |e(n)| \geq \xi \end{cases} \quad (17)$$

$$\psi[e(n)] = \begin{cases} e(n), & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ 0, & |e(n)| \geq \xi \end{cases} \quad (18)$$

(3) Hampel 三段下降 M-估计函数^[11]

$$\rho[e(n)] = \begin{cases} e(n)^2/2, & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi|e(n)| + \frac{\xi^2}{2}, & \xi \leq |e(n)| < \Delta_1 \\ \frac{\xi}{2(\Delta_1 + \Delta_2)} - \frac{\xi^2}{2} - \frac{(\xi|e(n)| - \Delta_2)^2}{2(\Delta_1 - \Delta_2)}, & \Delta_1 \leq |e(n)| < \Delta_2 \\ \frac{\xi}{2}(\Delta_1 + \Delta_2) - \frac{\xi^2}{2}, & |e(n)| \geq \Delta_2 \end{cases} \quad (19)$$

$$\psi[e(n)] = \begin{cases} e(n), & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi|e(n)|, & \xi \leq |e(n)| < \Delta_1 \\ \frac{e(n) - \Delta_2}{\Delta_1 - \Delta_2} \xi \text{sgn}(e(n)), & \Delta_1 \leq |e(n)| < \Delta_2 \\ 0, & |e(n)| \geq \Delta_2 \end{cases} \quad (20)$$

(4) 文献[2]提出的抑制函数

$$\rho[e(n)] = \begin{cases} e^2(n)/2, & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi|e(n)| - \xi^2/2, & \xi \leq |e(n)| < \Delta \\ \Delta^2/2, & |e(n)| \geq \Delta \end{cases} \quad (21)$$

$$\rho[e(n)] = \begin{cases} e(n), & 0 \leq |e(n)| < \xi \\ \xi \text{sgn}(e(n)), & \xi \leq |e(n)| < \Delta \\ 0, & |e(n)| \geq \Delta \end{cases} \quad (22)$$

4 阈值参数 ξ 、 Δ 、 Δ_1 、与 Δ_2 的选择

阈值参数 ξ 、 Δ 、 Δ_1 、与 Δ_2 的选择很大程度上影响着Fx LMM算法的性能。这几个参数的估计主要依赖于脉冲噪声的先验分布概率。通常误差信号 $e(n)$ 的分布是未知的, 为了简单, 假设 $e(n)$ 服从高斯分布, 另加上加性脉冲噪声。通过估计没有脉冲噪声时 $e(n)$ 的分布, 可以检测到并且能够抑制脉冲噪声^[11]。这样 $|e(n)|$ 大于某个给定阈值 T 的概率为

$$\theta_T = P_r\{|e(n)| > T\} = 1 - \text{erf}(T/\sqrt{2}\hat{\sigma}_e(n)) \quad (23)$$

$$\text{erf}(r) = \frac{1}{\sqrt{2}\pi} \int_{-\infty}^r e^{-x^2/2} dx \quad (24)$$

$\text{erf}(r)$ 为误差函数, $\hat{\sigma}_e(n)$ 表示 n 时刻对不含脉冲噪声的误差信号 $e(n)$ 的标准差 $\sigma_e(n)$ 的估计^[7]。设 $\theta_\xi = P_r\{|e(n)| > \xi\}$, $\theta_\Delta = P_r\{|e(n)| > \Delta\}$, $\theta_{\Delta_1} = P_r\{|e(n)| > \Delta_1\}$, $\theta_{\Delta_2} = P_r\{|e(n)| > \Delta_2\}$, 分别表示 $|e(n)|$ 大于 ξ , Δ , Δ_1 , Δ_2 的概率。选择适当的 θ_ξ , θ_Δ , θ_{Δ_1} , θ_{Δ_2} 就可以确定阈值参数 ξ , Δ , Δ_1 , Δ_2 。

本文根据前人的经验并参考文献[2, 7, 11]选择 $\theta_\xi(n) = 0.01$, 可以计算 $\xi = 2.576 \hat{\sigma}_e^2(n)$; 选择 $\theta_\xi(n) = 0.05$ 、 $\theta_{\Delta_1}(n) = 0.025$ 、 $\theta_{\Delta_2}(n) = 0.01$ 可以计算 $\xi = 1.96 \hat{\sigma}_e^2(n)$ 、 $\Delta_1 = 2.24 \hat{\sigma}_e^2(n)$ 、 $\Delta_2 = 2.576 \hat{\sigma}_e^2(n)$; 选择 $\theta_\xi(n) = 0.05$ 、 $\theta_\Delta(n) = 0.01$ 可以计算 $\xi = 1.96 \hat{\sigma}_e^2(n)$ 、 $\Delta = 2.576 \hat{\sigma}_e^2(n)$ 。

接下来的问题就是如何估计 $\hat{\sigma}_e(n)$, 文献[11]给出

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda_\sigma \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1 - \lambda_\sigma) C_1 \text{med}(A_e(n)) \quad (25)$$

其中

$$A_e(n) = \{e^2(n), e^2(n-1), \dots, e^2(n-N_w+1)\},$$

$\text{med}(\cdot)$ 为 中值滤波器, 用于抑制脉冲噪声 $\sigma_e^2(n)$ 的影响, $0 < \lambda_\sigma < 1$ 为遗忘因子, N_w 为滤波器的窗口长度, N_w 取决于算法复杂度和对脉冲有效抑制的折衷。 C_1 是修正系数, 用以补偿因中值滤波操作和脉冲干扰带来的对误差信号方差的估计偏差。文献[11]给出 $C_1 = 1.483(1 + 5/(N_w - 1))$, 但是该取值容易导致估计值偏大, 有可能漏掉幅值较小的脉冲干扰^[8], 所以本文采用文献[8]推导的 $C_1 = 2.13$, 该取值更为简单而且降低了算法的复杂度。

5 仿真结果

因为Fx LMM算法需要次路径 $S(z)$ 的信息所以首先采用离线方式来确定 $\hat{S}(z)$ 。 $\hat{S}(z)$ 的离线估计原理图如图2所示。

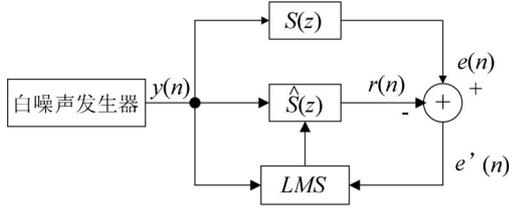


图2 $\hat{S}(z)$ 的离线估计原理图

Fig. 2 The principle diagram of the off-line $\hat{S}(z)$ estimating

利用白噪声发生器产生白噪声样本作为滤波器 $\hat{S}(z)$ 和LMS算法的参考输入,通过训练对次路径 $S(z)$ 进行辨识,当 $e'(n) = e(n) - r(n)$ 趋近于零时即认为 $\hat{S}(z)$ 与 $S(z)$ 一致。

通常我们将输入信号 $x(n)$ 建模为混有高斯白噪声的高斯-伯努利序列,其形式为

$$x(n) = \eta_g(n) + \eta_{im}(n) = \eta_g n + b(n)\eta_w \quad (26)$$

其中 $\eta_g(n)$ 和 $\eta_w(n)$ 都是独立且相似分布(i. i. d.)的零均值高斯序列,且方差分别为 σ_g^2 和 σ_w^2 。 $b(n)$ 是取值为1或0的i. i. d. Bernoulli随机序列,取值为1的概率 $p_r(b(n)=1) = p_r$,取值为0的概率 $p_r(b(n)=0) = 1 - p_r$ 。于是可以导出随机过程 $\eta_{im}(n)$ 和 $x(n)$ 的方差分别为 $\sigma_{im}^2 = p_r \sigma_w^2$ 和 $\sigma_x^2 = \sigma_g^2 + \sigma_{im}^2 = \sigma_g^2 + p_r \sigma_w^2$ 。比值 $\gamma = \frac{\sigma_{im}^2}{\sigma_g^2} = \frac{p_r \sigma_w^2}{\sigma_g^2}$ 可以用来衡量噪声的脉冲特性^[12]。仿真实验中我们设定 $p_r = 0.005$, $\gamma = 350$, $N_w = 14$, $\lambda_\sigma = 0.95$, $\mu = 0.0007$ 。

实验1:验证Fx LMM算法对脉冲噪声的控制效果。在时域内Fx LMM算法分别采用Huber函数、改进的Huber函数、Hampel三段下降M-估计函数、文献[2]提出的抑制函数对脉冲噪声的抑制效果如图3(a)、(b)、(c)、(d)所示。 d 为脉冲干扰信号, e 为误差信号。

结果表明无论采用哪种M-估计函数Fx LMM算法均能表现出很好的抑制脉冲噪声效果,但是该结果很难辨别哪种函数有更好的收敛性和稳定性。于是本文利用平均噪声衰减(ANR)^[13]来衡量算法的性能。

定义

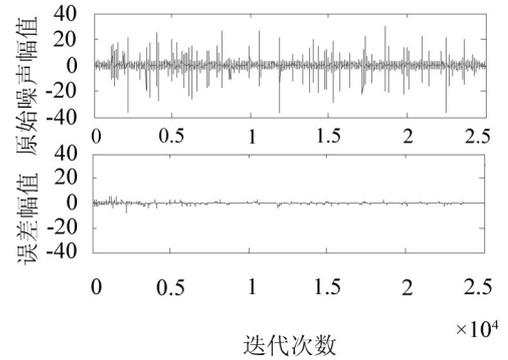
$$ANR(n) = 20 \log(A_\varepsilon(n)/A_d(n)) \quad (27)$$

$A_\varepsilon(n)$ 和 $A_d(n)$ 分别是对误差信号 $e(n)$ 和干扰信

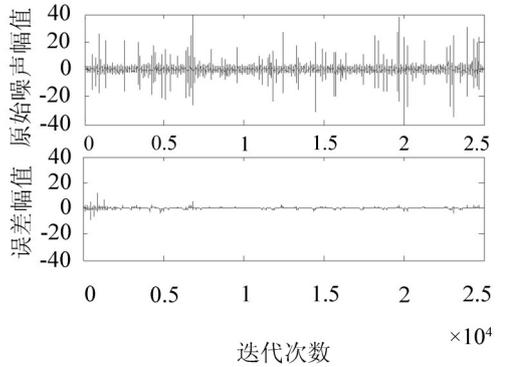
号 $d(n)$ 的绝对值的估计。

$$A_\varepsilon(n) = \lambda A_\varepsilon(n-1) + (1-\lambda)|e(n)| \quad (28)$$

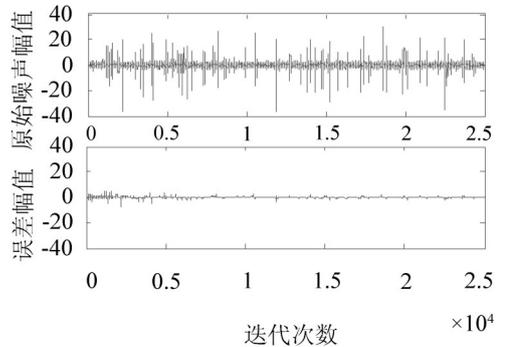
$$A_d(n) = \lambda A_d(n-1) + (1-\lambda)|d(n)| \quad (29)$$



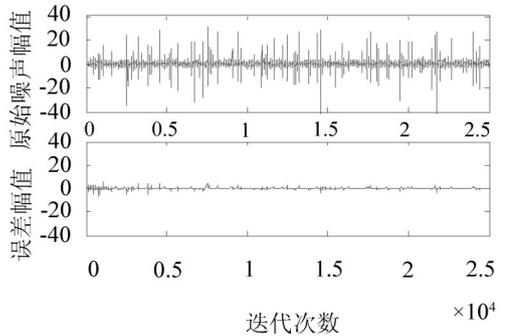
(a) Huber 函数



(b) 改进的Huber函数



(c) Hampel三段下降M-估计函数



(d) 文献[2]提出的抑制函数

图3 在时域内Fx LMM算法对脉冲噪声的抑制结果
Fig. 3 Samples results from real time experiment for Fx LMM algorithm

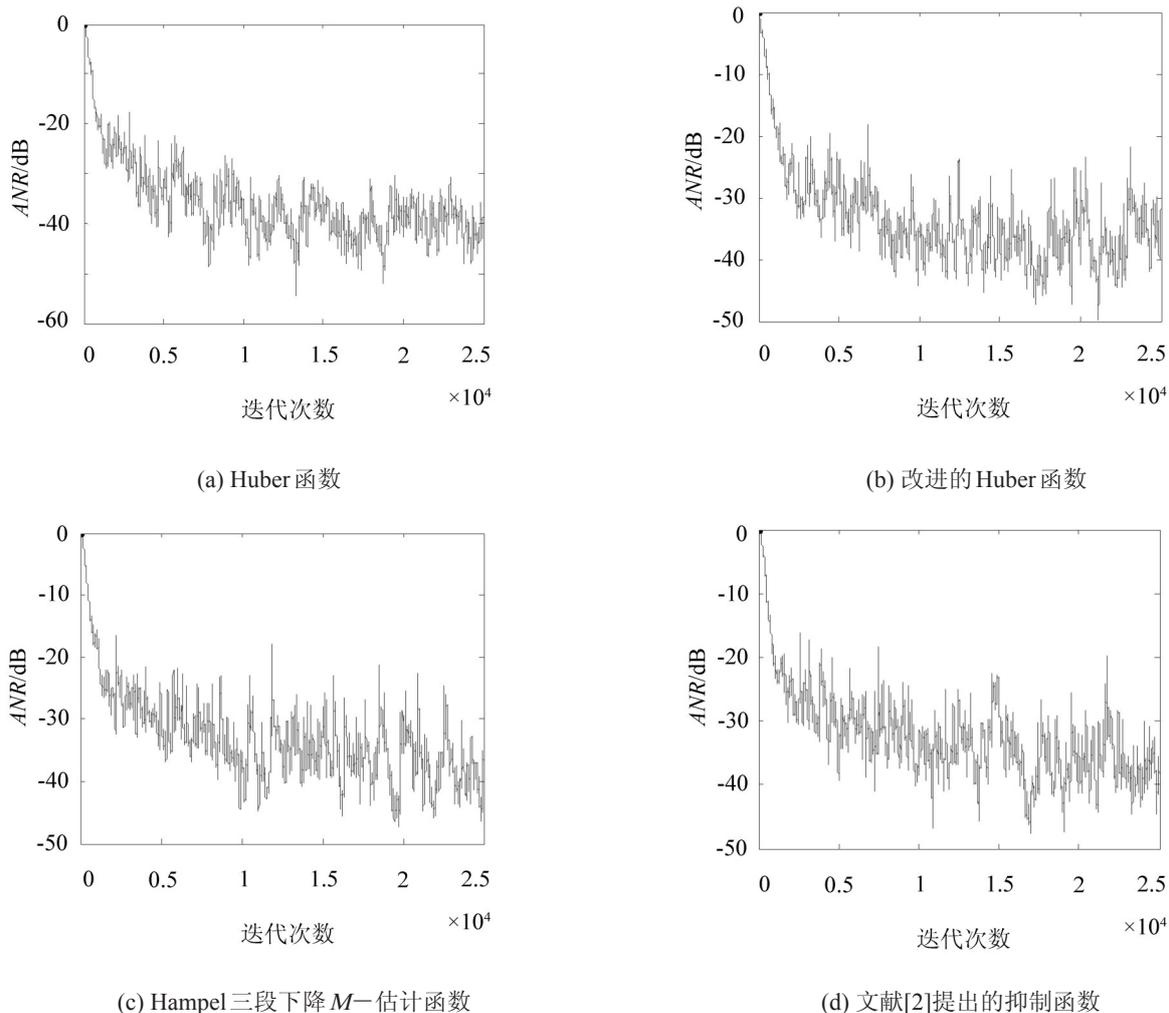


图4 平均噪声衰减曲线(a)Huber函数(b)改进的Huber函数(c)Hampel三段下降M估计函数(d)RLM算法中噪声抑制函数
 Fig. 4 Curves for averaged noise reduction(ANR) with (a) Huber function (b) modified Huber function (c) Hampel's three parts redescending M-estimate function (d) the suppression function in RLM algorithm

$| \cdot |$ 表示绝对值, λ 是遗忘因子 ($0.9 < \lambda < 1$), 实验中取 $\lambda = 0.99$ 。实验结果如图4所示。

比较图4(a)、(b)、(c)、(d)的曲线可以看出四种函数均具有抑制脉冲噪声的效果, 但是控制性能却有所差别, 其中利用Huber函数时算法的收敛性和稳定性最好, 采用另外三种函数时算法的收敛性或稳定性有一定程度的下降。

实验2: 比较Akhtar改进的加窗算法与Fx LMM算法的性能, Fx LMM算法的M-估计函数采用Huber函数。仿真结果如图5所示。比较两条曲线可以明显观察到Fx LMM算法比改进的加窗算法收敛稳定性更好。因为改进的加窗算法的性能要依赖于 $[c_1, c_2]$ 的选择, 而且 $[c_1, c_2]$ 往往需要通过离线方式确定, 因此Fx LMM算法更具有优势。

6 结语

本文介绍了一种用于消除脉冲噪声的滤波-x最

小均值M-估计算法(Fx LMM)。该算法将鲁棒M-估计统计技术应用于经典的Filter-X LMS算法, 采用

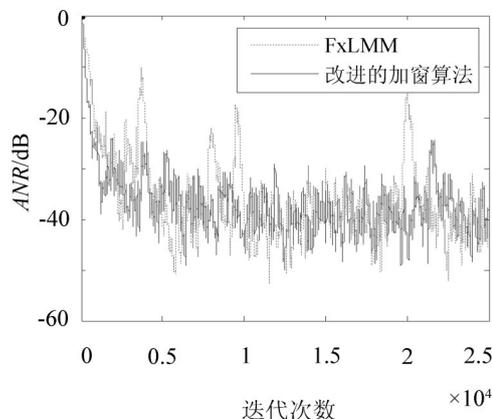


图5 平均噪声衰减曲线
 Fig. 5 Curves for averaged noise reduction(ANR)

具有抑制脉冲噪声能力的M-估计函数作为目标函

数。该算法可看作是Fx LMS算法的改进。计算机仿真结果表明该算法具有很好的消噪效果,比其他的脉冲噪声控制算法如日本学者Akhtar改进的加窗算法收敛稳定性更好。因此在有源噪声控制领域中该算法更具实际应用价值。

参考文献:

- [1] Koike S. Adaptive threshold nonlinear algorithm for adaptive filters with robustness against impulsive noise [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 1997,45(9): 2391-2395.
- [2] Y. Zou, S. C. Chan, T. S. Ng. A robust M-estimate adaptive filter for impulse noise suppression[C]. Proceedings of the 1999 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1999, 4:1765-1768.
- [3] R. Settineri, M. Najim, D. Ottaviani. Order statistic fast Kalman filter[C]. Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems (ISCAS'96), 1996, 2: 116-119.
- [4] S. Koike. Adaptive threshold nonlinear algorithm for adaptive filters with robustness against impulsive noise [C]. Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech signal Processing, ICASSP'96, 1996: 1644-647.
- [5] Sun X, Kuo S M, Meng G. Adaptive algorithm for active control of impulsive noise[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2006, 291 (1-2): 516-522.
- [6] Akhtar M T, Mitsuhashi W. Improving performance of Fx LMS algorithm for active noise control of impulsive noise [J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2009, 327(3-5):

647-656.

- [7] Y. Zou, S. C. Chan, T. S. Ng. Least mean M-estimate algorithms for robust adaptive filtering in impulsive noise [J]. **IEEE Trans. Circuits Syst II**, 2000, 47(12): 1564-1569.
- [8] 周 翊, 郑成诗, 李晓东. 一种用于立体声声学回波消除的新型鲁棒梯度法格梯形自适应滤波算法[J]. **声学学报**, 2010, 35(2): 223-229.
- [9] P. Petrus. Robust huber adaptive filter[J]. **IEEE Trans. Signal Processing**, 1999, 47(4): 1129-1133.
- [10] S. C. Chan, Y-X. Zou. A recursive least M-estimate algorithm for robust adaptive filtering in impulsive noise: fast algorithm and convergence performance analysis[J]. **IEEE Trans. Signal Process.**, 2004, 52(4): 975-991.
- [11] Y. Zou, S. C. Chan, T. S. Ng. A recursive least M-estimate (RLM) adaptive filter for robust filtering in impulsive noise[J]. **IEEE Signal Processing Letters**, 2000, 7(11): 324-326.
- [12] Y . Zhou, S. C. Chan, K. L. Ho. New sequential partial-update least mean M-estimate algorithm for robust adaptive system identification in impulsive noise [J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2011, 58 (9): 4455-4470.
- [13] Lifu Wu, Hongsen He, Xiaojun Qiu. An active impulse noise control algorithm with logarithmic transformation on audio, speech, and language processing[J]. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, 2011, 19(4): 1041-1044.

(上接第15页)

本文针对复杂柔性耦合隔振系统的结构状态空间模型,将虚拟回路增益的方法引入模型,对隔振系统参数摄动的数学建模进行研究,最终得出反映模态频率不确定的参数摄动的隔振系统模型。该模型容易将鲁棒控制理论应用到受控对象——柔性隔振系统中,为下一步复杂柔性耦合隔振系统的鲁棒控制器的设计提供依据。

参考文献:

- [1] Gardonio P, Elliott S J. Active isolation of structure vibration on a multiple-degree-of-freedom system, part I: the dynamics of the system[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 1997, 207(1):61-93.

- [2] 熊冶平, 宋孔杰. 非对称多支承柔性隔振系统分析[J]. **山东大学学报**, 1991, 21(1): 15-24.
- [3] 吴广明, 沈荣瀛, 华宏星. 复杂弹性耦合隔振系统振动模型建模研究[J]. **振动工程学报**, 2005, 18(1): 47-52.
- [4] 郑建华, 杨 涂. 鲁棒控制理论在倾斜转弯导弹中的应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2001: 32-35.
- [5] 徐 洋, 华宏星, 张志谊. 舰用柔性主动耦合隔振系统建模研究[J]. **工程力学**, 2008, 25(12): 223-228.
- [6] 段广仁. 线性系统理论 第二版[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 2004: 59-61.