

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2023.04.020

基于最大似然估计的自适应回声消除算法

魏丹丹¹, 周翊², 赵宇²

1. 遵义师范学院 信息工程学院, 贵州 遵义 563002; 2. 重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065

摘要: 针对智能语音终端设备在复杂声学环境中由于回声抑制不佳而影响用户听觉体验的问题, 该文提出一种基于最大似然 M-估计的鲁棒型自适应回声消除算法. 该算法利用 M-估计函数构造权矢量函数来降低声学环境中冲激噪声的影响, 采取 Hample 三段函数得到新的代价方程来替代原有的低阶范数最小均方误差, 然后再利用负梯度最陡下降方法得到新的滤波器权系数更新公式. 计算机仿真实验结果表明, 该算法在复杂声学环境中依然能够保证良好的回声抑制能力, 并且能够及时跟踪回声信道的变化. 相比同类算法, 该算法在复杂声学环境中的稳态误差性能和收敛速度均有提高.

关键词: 回声消除; 鲁棒性; 低阶混合范数; M-估计; 跟踪性能

中图分类号: TN911.72

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2023)04-0210-09

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Block-Sparse Least Mean Square Algorithm Based on M-Estimator Against Impulsive Interference

WEI Dandan¹, ZHOU Yi², ZHAO Yu²

1. School of Information Engineering, Zunyi Normal university, Zunyi Guizhou 563002, China;

2. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: The least mean square (LMS) aiming at the problem that intelligent voice terminal equipment affects the user's hearing experience due to poor echo suppression in complex acoustic environments. This paper proposes a robust adaptive acoustic echo cancellation algorithm based on maximum likelihood M-estimator. The algorithm constructs the weight vector function based on M-estimator to reduce the impact of impulse noise in the acoustic environment. The Hample three-stage function is used to obtain a new cost equation to replace the original low-order norm least mean square error. A new vector updating equation for filter coefficients was deduced by steepest-descent method. Computer simulation experiment results show

收稿日期: 2022-07-06

基金项目: 贵州省自然科学基金项目([2018]1180); 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN201900605); 遵义市科技计划项目(遵市科合HZ字(2021)212号).

作者简介: 魏丹丹, 硕士研究生, 主要从事语音信号处理研究.

that the proposed algorithm can still ensure good echo suppression ability in complex acoustic environment and track the changes of echo channel in time. Compared with similar algorithms, the new algorithm has improved steady-state error performance and convergence speed in complex acoustic environments.

Key words: acoustic echo cancellation; robustness; low-order mixed norm; M-estimator; tracking performance

随着人机语音交互技术的发展和智能硬件计算能力的提高,越来越多的智能语音终端产品进入人们的生活,极大地提高了用户的使用体验和生活质量。但是,智能语音终端在复杂的声学环境中会影响用户的使用体验,如何进一步优化语音交互系统,开发出能适配各种声学环境的语音信号处理算法是当前主要的研究任务。与国外研究现状相比,国内研究团队的重点主要在语音识别和语义分析的算法研究上,对声学前端信号处理的环节重视程度不够。

回声消除算法是前端声学信号处理的核心,也是各类智能语音终端设备所必需的关键模块,因此针对智能语音终端设备,研究回声消除效果好、稳定性高的实用回声消除算法,对于提高用户听觉感受和可懂程度,提升人们生活质量具有重要的现实意义。回声消除算法主要包括网络回声消除(Network echo cancellation, NEC)和声学回声消除(Acoustic echo cancellation, AEC)^[1],两者的回声路径都是长而稀疏,由一个纯时延部分、一个非零系数部分和拖尾部分组成^[2]。其中,非零系数部分属于系数较大的簇,而其他部分由零或者很小的系数组成,所以回声路径具有明显的块稀疏特征^[3]。目前,性能较好的是基于低阶范数约束的最小均方算法来估计回声路径,该算法的核心思想是对抽头系数中的零系数和非零系数施加零吸引(zero attraction, ZA)力,加快稀疏解的收敛速度。文献[4]在求解滤波器抽头权重的过程中施加低阶 1 范数约束,并利用该范数修正目标函数。对所有抽头系数施加大小相同的零吸引力,此算法具有很大的实用价值^[5]。文献[6]引入变步长技术,修正了零吸引力函数,导出的抽头系数更新方程中零吸引因子对零附近的系数有较大的吸引力。文献[7]在充分利用回声路径单簇类块稀疏先验知识的基础上,通过对滤波器抽头系数分组和插入混合(2, 0)低阶范数惩罚因子到代价函数中,极大地提高了算法的效率。

但是上述回声消除算法中,噪声均被假定为高斯噪声。而在实际应用中,周围环境往往比较复杂,各种声学噪声严重影响算法。比如发生可能性很大的冲激噪声,持续时间短,幅度大,严重衰减回声抑制性能^[8-9]。为改善回声消除算法在复杂声学环境下由于回声抑制不佳而影响用户听觉体验的问题,近年来人们提出了很多改进算法,比如基于最大相关熵准则的自适应滤波算法^[10],其相关熵函数视为局部相关性测量而非全局相关性,因而抗冲激性能较好,但是该方案的固定步长设置限制了实际的工程需求。鉴于此,学者们提出了基于鲁棒统计学思想的最大似然估计类型算法,典型的有 LMM,PU-LMM^[11-12]等。在对鲁棒统计思想进一步研究的基础上,本文提出一种基于最大似然 M-估计的块稀疏自适应滤波算法。该算法引入 Hampel 的三段函数,使算法在输出错误较小时代价函数具有低阶范数的特性;在输出错误较大时代价函数的导数趋于零,即滤波器系数几乎不更新。因此,类似冲激噪声的出现不会对算法性能造成较大的影响。

1 回声消除算法的具体实现

本文基于图 1 所示的声学回声消除系统框图进行分析^[13],回声消除的主要任务是避免远端用户 A 在与近端讲话人 B 通话时听到自己的回声。系统在近端 B 应用回声消除模块,该模块包含控制单元、自适应算法和残余回波抑制。为进一步提高语音质量,还会添加适当的舒适噪声来提升用户的听觉感受。整个过程除需保持良好的全双工特性外,还需避免因为声学路径突变导致系统发散,同时还要尽可能地减少计算复杂度,保证算法的可移植性。

利用负梯度最陡下降法, 将修正后的代价函数进一步对滤波器权矢量 $\mathbf{w}(n)$ 求导, 得到式(4) 新的权系数更新公式:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu q(e(n))e(n)\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n) + \varepsilon} + \gamma \mathbf{g}(\mathbf{w}(n)) \quad (4)$$

式(4) 中, $\mathbf{g}(\mathbf{w}) = [g_1(\mathbf{w}), g_2(\mathbf{w}), \dots, g_L(\mathbf{w})]^T$, $\mathbf{g}_j(\mathbf{w})$ 在 $0 < \|\mathbf{w}[\lceil j/p \rceil]\| \leq 1/\alpha$ 定义为 $\mathbf{g}_j(\mathbf{w}) \triangleq 2\alpha^2 \omega_j - \frac{2\alpha \omega_j}{\|\mathbf{w}[\lceil j/p \rceil]\|}$, 其他时值为 0, α 是一个正常数, P 是滤波器系数的分组长度, 式(4) 中 μ 是用于调整稳态误差和收敛速度平衡的步长参数, ε 是归一化处理中防止除零操作的小正常数, $\gamma = \mu\lambda/2$, $q(e(n))$ 是 $\rho[e(n)]$ 关于 $\mathbf{w}$ 的一阶偏导, 由式(2) 可以看出, 当非高斯噪声导致误差信号大幅度增加时, $\rho[e(n)]$ 的取值在相对平缓的最后一段, 权系数的增加量接近于零, 算法迭代几乎停止, 所以基本消除了非高斯噪声对算法性能的影响, 而回声抑制能力不受影响. 式(4) 中的步长衡量因子 $\mu q(e(n))/\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n) + \varepsilon$ 满足文献[15] 中提出的抗冲激干扰条件, 步长调节因子在冲激噪声发生时自动调节步长, 消除权重矢量由于大幅度误差信号引起的更新可能性. 当瞬时误差较小时, 此算法性能趋于均方误差自适应算法. 因此, 该算法在复杂的声学环境中仍然保持较好的回声抑制能力.

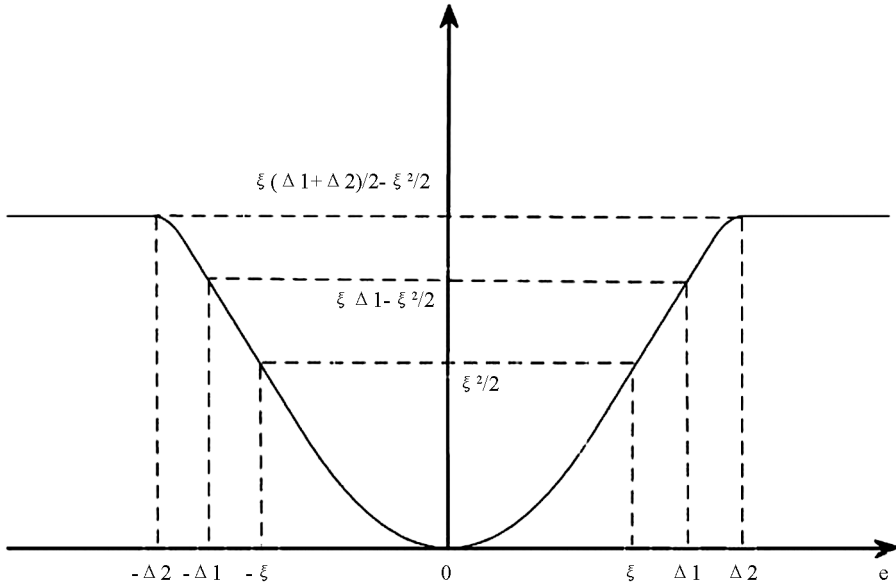


图 2 基于 M- 估计的 Hampel 三段下降函数

2 参数分析

本文涉及较多参数, 包括门限参数 $\xi, \Delta 1$ 和 $\Delta 2$, 步长参数 μ 在高斯白噪声和冲激噪声干扰下的取值范围.

2.1 门限参数

门限参数 $\xi, \Delta 1$ 和 $\Delta 2$ 可以通过下面的方法求得. 首先假定估计误差 $e(n)$ 是满足零均值的高斯分布, 然后叠加加性冲激噪声, 通过估算误差 $e(n)$ 中不含脉冲噪声部分的方差值, 观测并去除 $e(n)$ 中的脉冲噪声, 误差 $|e(n)|$ 比给定门限 T_h 值大的概率为^[16]:

$$\theta_T(n) = P_r\{|e(n)| > T_h\} = \text{erfc}(T_h / \sqrt{2} \hat{\delta}_e(n)) \quad (5)$$

式(5) 中, $\text{erfc}(x) = (2/\sqrt{\pi}) \int_x^\infty e^{-x^2} dx$ 是互补误差函数, $\hat{\delta}_e(n)$ 是随机冲激噪声的估计标准差,

$$\begin{aligned}\theta_{\xi}(n) &= P_r\{|e(n)| > \xi\} \\ \theta_{\Delta_1}(n) &= P_r\{|e(n)| > \Delta_1\} \xi \\ \theta_{\Delta_2}(n) &= P_r\{|e(n)| > \Delta_2\} \xi\end{aligned}\quad (6)$$

分别代表误差 $e(n)$ 大于 ξ, Δ_1 和 Δ_2 的概率密度函数, 通过恰当地选取 $\theta_{\xi}, \theta_{\Delta_1}$ 和 θ_{Δ_2} 的值, 可以得到 ξ, Δ_1 和 Δ_2 的值. 为了估算门限参数的值, 需要对 $\hat{\delta}_e(n)$ 进行自适应估计:

$$\hat{\delta}_e^2(n) = \lambda_e \hat{\delta}_e^2(n-1) + c_1(1 - \lambda_e) \text{med}(A_e(n)) \quad (7)$$

式(7)中 $\text{med}(\cdot)$ 代表中值滤波, $c_1 = 1.483(1 + 5/(N_w - 1))$ 是有限样本校正因子, N_w 是估计窗长, λ_e 是遗忘因子, $A_e(n) = \{e^2(n), \dots, e^2(n - N_w + 1)\}$. $\xi = \kappa \hat{\delta}_e(n)$, κ 是常数, 控制对冲激噪声的抑制程度, 同理可得门限参数 Δ_1 和 Δ_2 .

2.2 冲激噪声下步长的取值

步长 μ 的取值指冲激噪声下算法能够稳态收敛的范围, 也即回波路径权系数不断逼近维纳-霍夫解 $\mathbf{w}_0 = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{P}$ 的过程. 具体范围可由如下步骤求得, 首先利用混合高斯模型对噪声进行数学建模^[13]:

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{v}_g(n) + \mathbf{v}_{im}(n) \quad (8)$$

式(8)中, $\mathbf{v}_{im}(n) = b(n)\mathbf{v}_w(n)$ 是冲激噪声, $b(n)$ 服从离散概率分布为 $P_r(b(n) = 1) = P_r$ 和 $P_r(b(n) = 0) = 1 - P_r$ 的伯努利随机序列, $\mathbf{v}_g(n)$ 和 $\mathbf{v}_w(n)$ 是满足零均值、方差分别为 σ_g^2 和 σ_w^2 的高斯白噪声, 随机过程的方差 $\sigma_v^2 = \sigma_g^2 + \sigma_{im}^2 = \sigma_g^2 + P_r\sigma_w^2$, 当 $b(n)$ 取 0 和 1 时, 方差分别为 σ_g^2 和 $\sigma_{\Sigma}^2 = \sigma_g^2 + \sigma_w^2$, 最终得到混合高斯模型对噪声建模的概率分布函数为:

$$f(v) = \frac{1 - P_r}{\sqrt{2\pi\sigma_g^2}} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_g^2}\right) + \frac{P_r}{\sqrt{2\pi\sigma_{\Sigma}^2}} \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_{\Sigma}^2}\right) \quad (9)$$

定义每个迭代时刻的失调量 $c(n) = \mathbf{w}_o - \mathbf{w}(n)$, $\mathbf{w}_o$ 是最佳权系数, 在进行具体分析前需要假设输入信号, 滤波器权重系数向量和噪声三者是统计独立的, 且输入语音信号是一个自相关矩阵为 $\mathbf{R} = E[\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n)]$, 服从零均值高斯分布的遍历过程. 基于以上假设, 结合式(4)推导出全新的权系数更新公式, 算法写为:

$$c(n+1) = c(n) - \frac{\mu q(e(n))e(n)\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n) + \epsilon} - \gamma \mathbf{g} \quad (10)$$

对式(10)等式两边求数学期望, 可得:

$$E[c(n+1)] = E[c(n)] - \mu \mathbf{H} \quad (11)$$

$E[\cdot]$ 表示对 $\{v(n), c(n), \mathbf{u}(n)\}$ 共同求取期望值, $\mathbf{H} = E_{\{v(n), c(n), \mathbf{u}(n)\}} [\mu q(e(n))e(n)\mathbf{u}^T(n)/\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n) + \epsilon] - \gamma \mathbf{g}$, 采用文献[17-18]中的推导方法, 将式(11)进行一系列变量代换^[19]和一阶有限差分方程的求解后, 可以得出步长取值范围为:

$$0 < \mu < \frac{2}{(L+2)\sigma_g^2} \quad (12)$$

冲激噪声发生时, 根据式(8)、式(9)的建模, 将式(12)中 σ_g^2 改写为 $(1 - P_r)\sigma_g^2 + P_r\sigma_{\Sigma}^2$, 得到新的步长取值范围为 $0 < \mu < 2/(L+2)[(1 - P_r)\sigma_g^2 + P_r\sigma_{\Sigma}^2]$.

3 仿真结果和分析

为了验证改进算法的性能, 比较改进算法与 BS-NLMS 算法的回声抑制性能, 本文设计了两个实验来对比, 在仿真实验过程中采用归一化均方偏差(Normalized Mean Square Deviation, NMSD)作为衡量算法回声抑制能力的指标, 即算法跟踪曲线, 其定义为:

$$\text{NMSE} = 10 \log_{10} \left(\frac{\| \mathbf{w}_i - \mathbf{w}_o \|_2^2}{\| \mathbf{w}_o \|_2^2} \right) \quad (13)$$

归一化均方偏差包括稳态误差和收敛速度. 稳态误差越小, 代表回声抑制效果越好; 而收敛速度代表算法需要经过多长时间达到理想效果.

实验 1 零均值高斯随机信号通过一阶自回归 (Auto Regressive, AR) 模型产生输入信号, 高斯白噪声的输出信噪比设定为 $\text{SNR} = 30 \text{ dB}$, 冲激噪声幅度和频率分别为 $r_{im} = 100$, $P_r = 0.005$, 幅度表达式为 $r_{im} = p_r \sigma_w^2 / \sigma_g^2$, 遗忘因子 λ_e 和 λ_p 都设置为 0.99, 中值滤波窗长为 14. 为避免偶然性实验结果, 所有实验仿真曲线都是 100 次独立实验求平均值获得.

R-BS-NLMS 算法在不同步长下的 NMSE 性能比较如图 3 所示. 图 3 以 AR(0.7) 模型作为输入信号, 滤波器长度选择 32, 考虑到现实情况中多以长滤波为主, 图 4 给出了滤波器长度为 128 时的算法性能曲线. 由图 3、图 4 可以看出, 滤波器长度增加后, 跟踪性能并没有降低.

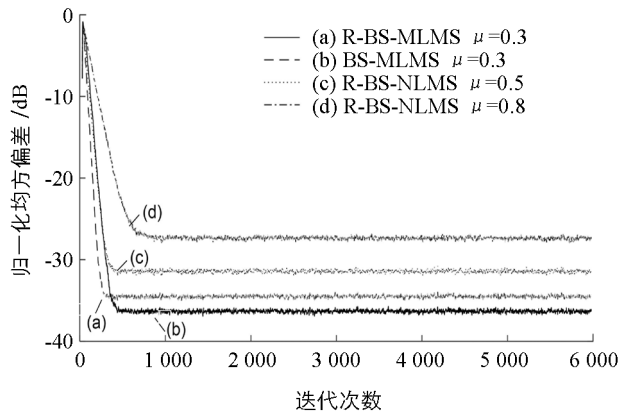


图 3 滤波器长度 $L=32$, 输入为 AR(0.7) 时 NMSE 跟踪曲线

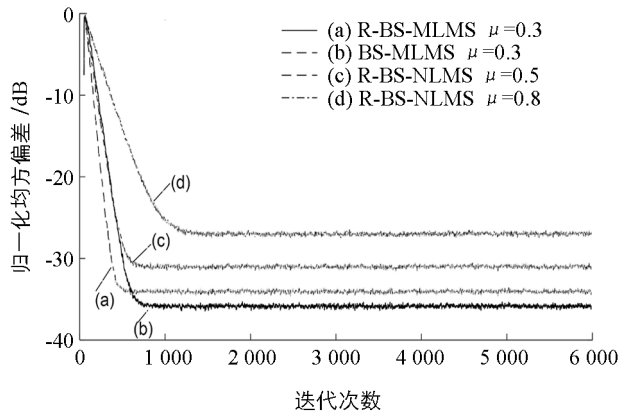


图 4 滤波器长度 $L=128$, 输入为 AR(0.7) 时 NMSE 跟踪曲线

图 5 验证不同的噪声抑制参数 κ 对算法回声抑制性能的影响, 以选取出最优值, 并将结果运用于后面的实验. 为了更清楚地看出噪声对期望信号的影响, 将环境突发脉冲噪声的位置固定在迭代次数为 1 648, 1 841, 2 253 和 2 620 的地方. 在冲激噪声下 R-BS-NLMS 算法中参数 κ 在不同取值条件下算法收敛及跟踪性能曲线如图 5 所示, 参数 κ 用于控制算法受脉冲干扰的抑制程度, 通过获得的最优参数可以确定门限参数. 从图 5 中可知, 随着参数值 κ 不断增大, 算法逐步呈现出发散状态, 且值越大发散程度越严重. 当 κ 选择较小的值时, 算法面对冲激噪声均保持稳态收敛, 但是当选择的数值过小时, 算法收敛速度会受到抑制, 如图 5 当 κ 选择 0.196 时, 收敛速度明显变慢. 综合考虑收敛速度和发散程度, 本文认为 1.96 是最好的选择, 并将结果进一步运用到下一个仿真对比实验当中.

R-BS-NLMS 算法和对比算法 BS-NLMS 的 NMSE 跟踪性能曲线比较如图 6 所示, 两个算法都在经过大约 400 次迭代后达到了稳定状态, 块稀疏最小均方算法在语音回声消除这样具有块稀疏特性的环境中常常遇到冲激噪声. 本仿真实验中将冲激噪声的发生固定在特定位置, 第一次冲激噪声出现在迭代次数为 1 648 的位置, BS-NLMS 算法在冲激噪声下会立刻呈现出发散状态, 且需要重新经过数百次迭代才能收敛; 而 R-BS-NLMS 算法则几乎不受冲激噪声的影响, 并没有出现发散的情况, 在迭代次数为 1 841, 2 253 和 2 620 处也得到了相似的结果, 主要原因是改进算法的权系数更新公式在冲激噪声发生时自动调节步长, 消除掉权重矢量由于大幅度误差信号引起的更新可能, 因此 R-BS-NLMS 算法具有良好的鲁棒性.

为进一步验证本文所提 R-BS-NLMS 算法的性能, 实验 2 采用真实语音信号进行声学回声消除实

验. 该实验在长、宽、高为 4.35 m,3.2 m,2.8 m 的房间进行音频数据采集,房间配置了普通家具家电,扬声器和麦克风分别摆放在电脑两侧,且两者距离 0.45 m. 电脑摆放在中间负责数据处理,麦克风录制远端语音信号,经过房间的回声信道形成回声后被麦克风拾取,同时被拾取的还有近端信号和环境噪声. 根据房间真实脉冲响应设置滤波器截断长度 $L=1\,024$,音频数据采样率为 8 000 Hz.

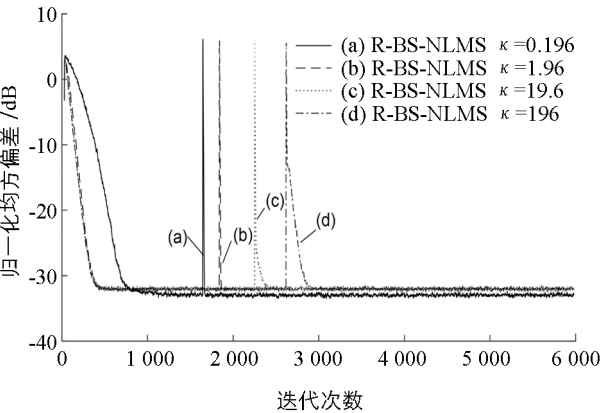


图 5 冲激噪声下不同参数 κ 值下
算法的 NMSD 跟踪曲线

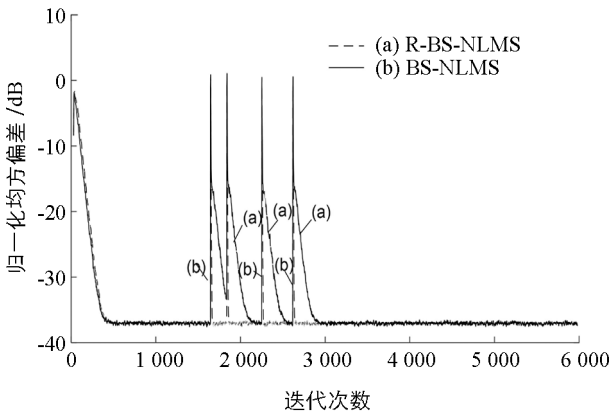


图 6 冲激噪声下不同算法的 NMSD
跟踪曲线比较

图 7 为带噪的语音信号波形图,噪声源采用 NOISEX-92 数据库中的数据进行测试,语音信号具有在 10~30 ms 范围内的准稳态特性及高相关性,不考虑双端讲话情况. 图 7a 是加入高斯噪声的时域波形图. 从图 7b 和图 7c 中可以清晰看出,与图 7a 相比,两种算法的回声都被大幅度地消除掉,特别是在幅值较大的区域. 在听感方面,无论对于 BS-NLMS 算法还是本文所提的 R-BS-NLMS 算法,回声抑制效果都很明显,但是本文所提的 R-BS-NLMS 算法消除回声更多,回声抑制效果稍好.

图 8 是回声消除系统脉冲响应,图 8a 是截取了 1 024 阶的房间真实脉冲响应,图 8b 则是改进算法 R-BS-NLMS 对房间模拟出的脉冲响应,阶长同样选择 1 024. 通过图 8a 和图 8b 对比可以看出, R-BS-NLMS 算法很好地模拟出了真实房间的脉冲响应,将估计出的脉冲响应与输入语音信号做卷积运算即可得到回声估计.

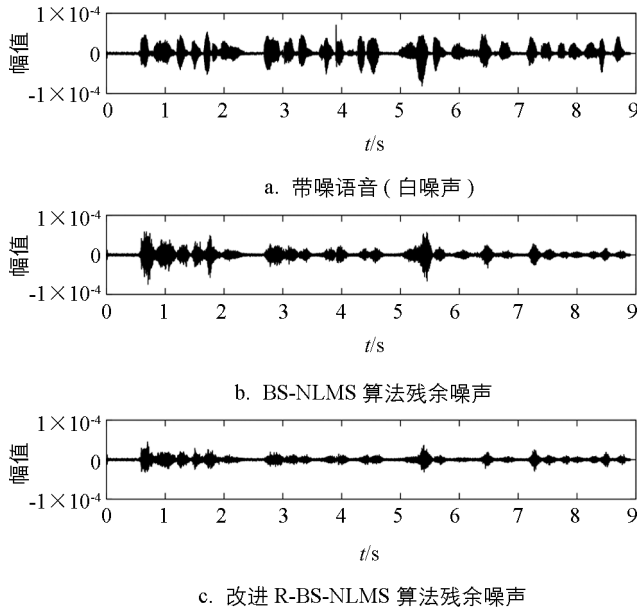


图 7 白噪声时几种算法的降噪语音时域波形图

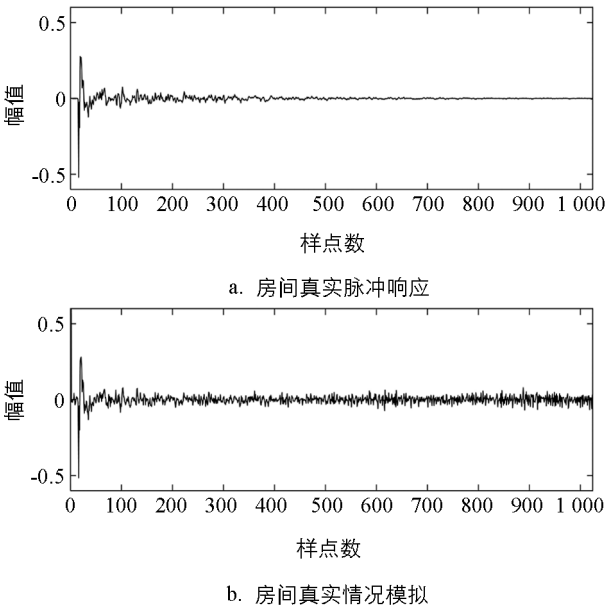


图 8 回声消除系统脉冲响应

图 9 给出了信号时域波形图, 图 9a 是加入 Babble 噪声后的带噪语音时域波形图. 图 9b 和图 9c 分别是 BS-NLMS 算法和 R-BS-NLMS 算法对带噪语音处理后的残余噪声, 两种算法的步长参数均设置为 0.1, 由图 9b 和图 9c 信号幅度值对比可知, 图 9c 中改进的 R-BS-NLMS 算法残余噪声比图 9b 中 BS-NLMS 算法残余噪声小, 在幅值较大区域更为明显, 收敛速度也略快. 在听感方面, 利用 audition 软件将语音放大后播出, 两种算法的回声抑制效果都很明显, 特别是在与图 9a 带噪语音对比时, 能明显听出回声被抑制. 两种算法在工程中实践性都很好.

4 结语

本文针对智能语音终端设备在复杂声学环境中由于回声抑制不佳而影响用户听觉体验的问题, 提出了基于最小均方误差准则的 R-BS-NLMS 算法. 该算法使滤波器抽头权重的增加量在误差较大时趋近于零矢量, 因而在环境冲激噪声下不会影响稳态误差情况, 算法具有一定鲁棒性. 除此之外, 还在参数分析部分推导出了均值收敛过程中步长参数的上下界. 仿真实验结果证明, 本文提出的改进算法 R-BS-NLMS 相较于 BS-NLMS 算法降低了声学环境中冲激噪声的影响, 且回声抑制效果明显. 由于自然界中广泛存在各种回声, 本文的回声消除算法设计思路也会被应用于更加广泛的领域. 本文算法虽然在一定程度上改善了算法性能, 但是计算复杂度仍然较高, 不便于实际应用中操作. 因此, 如何有效地降低算法复杂度将会是下一步研究的重点. 针对这种情况, 部分更新方案、高阶统计量和仿射投影等将成为解决问题的重要手段, 并广泛应用于如稀疏信道估计、水下噪声消除等领域.

参考文献:

- [1] JIN Z, LI Y, LIU J. An Improved Set-Membership Proportionate Adaptive Algorithm for a Block-Sparse System [J]. Symmetry, 2018, 10(3).
- [2] DUTTWEILER D. Proportionate Normalized Least-Mean-Squares Adaptation in Echo Cancelers [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2000, 8(5): 508-518.
- [3] 王代丽, 王世元, 张涛, 等. 基于稀疏系统辨识的广义递归核风险敏感算法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(4): 196-205.
- [4] 金坚, 谷源涛, 梅顺良. 用于稀疏系统辨识的零吸引最小均方算法 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(10): 1656-1659.
- [5] 王文博, 姚英彪, 刘兆霆. 二值传感器网络的分布式稀疏 LMS 算法 [J]. 信号处理, 2019, 35(1): 86-92.
- [6] LIU J, GRANT S L. Proportionate Adaptive Filtering for Block Sparse System Identification [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2016, 24(4): 623-630.

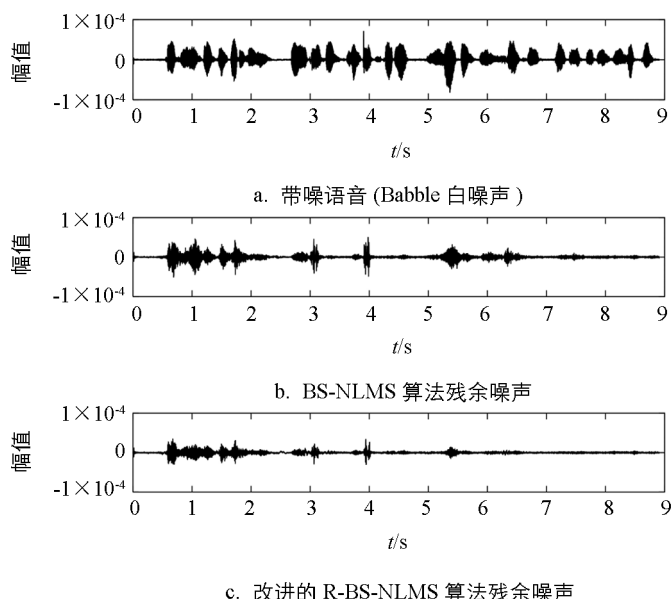


图 9 Babble 噪声时算法的降噪语音时域波形图

- [7] HASSANI I, AREZKI M, BENALLAL A. A Novel Set Membership Fast NLMS Algorithm for Acoustic Echo Cancellation [J]. Applied Acoustics, 2020, 163(C): 107210.
- [8] 赵益波, 严涛, 李春彪, 等. α -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除研究 [J]. 电子学报, 2020, 48(1): 59-65.
- [9] 吉利鹏, 倪锦根. 偏差补偿符号子带自适应滤波器 [J]. 电子学报, 2020, 48(11): 2220-2225.
- [10] SINGH A, PRINCIPE J C. Using Correntropy as a Cost Function in Linear Adaptive Filters [C] //2009 International Joint Conference on Neural Networks. Atlanta: IEEE, 2009.
- [11] ZHOU Y, LIU H, CHAN S C. New Partial Update Robust Kernel Least Mean Square Adaptive Filtering Algorithm [C] // 2014 19th International Conference on Digital Signal Processing. Hongkong: IEEE, 2014.
- [12] VEGA L R, REY H, BENESTY J, et al. A New Robust Variable Step-Size NLMS Algorithm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(5): 1878-1893.
- [13] CHAN S C, ZHOU Y, HO K L. A New Sequential Block Partial Update Normalized Least Mean M-Estimate Algorithm and its Convergence Performance Analysis [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2010, 58(2): 173-191.
- [14] WEI Y, ZHANG Y G, WANG C C. Block-Sparsity-Aware LMS Algorithm for Network Echo Cancellation [J]. Electronics Letters, 2018, 54(15): 951-953.
- [15] JIANG S Y, GU Y T. Block-Sparsity-Induced Adaptive Filter for Multi-Clustering System Identification [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 63(20): 5318-5330.
- [16] CHAN S C, ZHOU Y. On the Performance Analysis of the Least Mean M-Estimate and Normalized Least Mean M-Estimate Algorithms with Gaussian Inputs and Additive Gaussian and Contaminated Gaussian Noises [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2010, 60(1): 81-103.
- [17] 魏丹丹, 周翊, 师黎明. 基于反双曲正弦函数的抗冲激块稀疏自适应滤波算法 [J]. 计算机应用, 2017, 37(1): 197-199.
- [18] ROTILI R, CIFANI S, PRINCIPI E, et al. A Robust Iterative Inverse Filtering Approach for Speech Dereverberation in Presence of Disturbances [C] // IEEE Asia Pacific Conference on Circuits & Systems. Macao: IEEE, 2008.
- [19] LI C. Abelian Integrals and Limit Cycles [J]. Qualitative Theory of Dynamical Systems, 2012, 11(1): 111-128.

责任编辑 夏娟