

◇ 研究报告 ◇

应用于声反馈抑制的变步长归一化子带自适应滤波算法*

郑 洋¹ 唐加能^{1,2,3†}

(1 华侨大学工学院 泉州 362021)

(2 华侨大学机电及自动化学院 厦门 361021)

(3 福建先创电子有限公司 泉州 362021)

摘要 针对自适应滤波算法中稳态失调量和收敛速度之间的矛盾,提出了一种新的变步长归一化子带自适应滤波算法。该算法在系统噪声抵消原理的基础上,用迭代收缩的方法估计得到无噪先验子带误差的功率,对每个子带步长进行更新。对所提出的算法进行数学分析,可以得出该算法是稳定的和收敛的。在长回声路径和短回声路径两种情况下,将该算法应用于助听器声反馈抑制系统中。相对于其他归一化子带自适应滤波算法,仿真实验表明,所提算法实现了更快的收敛速度,获得了更低的失调量。

关键词 变步长,子带自适应滤波,迭代收缩,声反馈消除

中图分类号: TN912.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2018)03-0356-09

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2018.03.007

A variable step size normalized subband adaptive filters for acoustic feedback cancellation

ZHENG Yang¹ TANG Jianeng^{1,2,3}

(1 College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

(2 College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

(3 Centron Communications Technologies Fujian Co., Ltd., Quanzhou 362021, China)

Abstract A new variable step size normalized subband adaptive filtering algorithm is proposed to resolve the conflict between steady-state misalignment and convergence rate in adaptive filter algorithms. Based on the principle of cancellation of system noise, the algorithm estimates the power of the noise-free subband priori error by using the shrinkage denoising method, and updates each sub-band step size. Through mathematical analysis of the proposed algorithm, it can be concluded that the algorithm is stable and convergent. In the case of long echo path and short echo path, the algorithm is applied to the hearing aid acoustic feedback cancellation system. Compared with other normalized sub-band adaptive filter algorithms, the simulation results illustrate that the proposed algorithm achieves faster convergence rate and obtains lower misalignment.

Key words Variable step size, Subband adaptive filter, Shrinkage denoising technique, Acoustic feedback cancellation

2017-08-24 收稿; 2017-12-01 定稿

*国家自然科学基金项目(61573004),福建省教育厅项目(JA15035),泉州市科技项目(2014Z103, 2015Z114)

作者简介: 郑洋(1990-),男,湖北孝感人,硕士研究生,研究方向:语音信号处理。

† 通讯作者 E-mail: zyysge@163.com

1 引言

自适应滤波算法具有广泛的应用,在现代信号处理理论中,扮演着一个非常重要的角色,如系统辨识、回声消除、降噪和自适应均衡器等应用^[1]。声反馈现象^[2]在助听器中是一个非常普遍的现象,由于它限制了数字助听器的前向增益,使得助听器使用者无法得到足够的听力补偿,无法理解语音内容,在一些特定的条件下,甚至产生啸叫,困扰着许多助听器使用者。

现在,避免声反馈现象的最有效和最普遍的做法是自适应声反馈消除算法。由于计算复杂度低和鲁棒性较好,归一化最小均方误差(Normalized least mean square, NLMS)算法和变步长(Variable step size NLMS, VSS-NLMS)算法^[3-4]陆续被提出并用于声反馈消除。但是由于语音信号中的有色噪声信号具有非平稳、强相关性的特性,这些算法处理声反馈抑制时无法得到良好的性能,具有较差的收敛速度。

为解决这些问题,近些年来,归一化子带自适应滤波(Normalized subband adaptive filters, NSAF)算法^[5-6]被提出用来加快收敛速度和处理有色噪声信号的强相关性。针对固定步长,文献^[7]中通过更新当前抽头权重和过去抽头权重之间的整体变化,改进了一种归一化子带自适应滤波算法,但是收敛速度和稳态失调始终存在着矛盾,因此相关学者提出了众多变步长归一化子带自适应滤波算法^[8-15]。文献^[8]在解决步长与收敛速度和失调量之间的矛盾时,用到了系统噪声抵消原理,得到一种变步长矩阵的归一化子带自适应滤波算法。Kim等^[10]更新步长时利用子带后验误差概率向量 l_1 范数进行最小化,王侠等^[13]通过检测滤波器系数的归一化距离,让自适应滤波器使用不同的更新状态,并且在更新过程中有不同的步长,最后更新滤波器系数,达到助听器中声反馈消除的效果。文献^[14]中为了最大减小均方误差,在顺序迭代中不断改变步长大小,但在失调量与收敛速度之间矛盾仍然存在,环境噪声非平稳特性明显,特别是针对数字助听器越来越趋于小型化的电子设备上,对算法的精确度要求更高。

本文提出了一种新的变步长归一化子带自适

应滤波算法。通过系统噪声抵消原理,在已知子带误差先验信息的基础上,利用迭代收缩的方法估计先验子带误差的功率,在每个子带信号中达到更新步长的目的。通过仿真实验,发现在长回声路径和短回声路径的助听器声反馈抑制系统中,可以更好地去除声反馈信号,获得更快的收敛速度和更低的失调量。

2 基于NASF算法的助听器声反馈消除系统

图1为基于归一化子带自适应滤波算法的数字助听器声反馈消除系统,其中 $d(n)$ 为麦克风采集的信号, $G(z)$ 为前向放大增益, $\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^T$ 为增益放大后信号,又为声反馈路径的输入信号。外部输入信号 $s(n)$ 中包括真实语音信号 $x(n)$ 和系统噪声信号 $\eta(n)$,在声反馈消除中,由于 $x(n)$ 是需要放大的真实语音信号,因此可以先不计算在式中。则麦克风输入信号可以表示为

$$d(n) = s(n) + f(n) = \eta(n) + \mathbf{u}^T(n) \cdot \mathbf{w}_o, \quad (1)$$

其中, T 为转置矩阵符号, $f(n)$ 为声反馈信号, $\mathbf{w}_o = [w_{o,0} \ w_{o,1} \ \dots \ w_{o,k-1}]$ 表示声反馈路径 $\mathbf{w}_o(z)$ 的系数向量。从麦克风采集到的信号 $d(n)$ 中减去由 $u(n)$ 通过 $\mathbf{w}(z)$ 后的反馈信号估计值 $y(n)$,即可得到去除声反馈后的信号 $e(n)$,并经过前向增益放大由扬声器输出。该模型中子带结构为 N 通道的完全重构余弦调制滤波器组,将信号进行分割并抽取, L 为分析滤波器的长度, $n = kN$ 为采样时刻。在该结构中,麦克风信号 $d(n)$ 和扬声器信号 $u(n)$ 分别经过分析滤波器组 $\{H_i(z), i = 0, 1, \dots, N-1\}$ 分解,生成子带信号为 $d_i(n)$ 和 $u_i(n)$ 。在该结构中每个子带使用相同的全带自适应滤波器,滤波器 $W(k, z)$ 系数的系数为 $\mathbf{w}(k) = \{w_0(k) \ w_1(k) \ \dots \ w_{M-1}(k)\}^T$,其中 M 为声反馈路径长度。 $y_i(n)$ 为通过一组相同系数的自适应滤波器组 $W(k, z)$ 后生成的子带扬声器信号,然后分别对子带信号 $d_i(n)$ 和 $y_i(n)$ 进行 N 倍下采样,生成相对应的子带信号 $d_{i,D}(k)$ 和 $y_{i,D}(k)$,子带误差信号 $e_{i,D}(k)$ 为生成的子带信号 $d_{i,D}(k)$ 和 $y_{i,D}(k)$ 两者之差。则第 i 个子带误差信号定义为

$$\begin{aligned}
 e_{i,D}(k) &= d_{i,D}(k) - y_{i,D}(k) \\
 &= d_{i,D}(k) - \mathbf{u}_i^T(k)\mathbf{w}(k), \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1,
 \end{aligned} \tag{2}$$

其中,

$$\mathbf{u}_i(k) = [u_i(kN) \ u_i(kN-1) \ \dots \ u_i(kN-M+1)]^T.$$

基于最小扰动原理, Lee和Gan采用式(3)和式(4)的约束方程, 通过最优化方法推导归一化子带自适应滤波算法:

$$\min f[\mathbf{w}(k+1)] = \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2, \tag{3}$$

$$\begin{aligned}
 d_{i,D}(k) &= \mathbf{u}_i^T(k)\mathbf{w}(k+1), \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1.
 \end{aligned} \tag{4}$$

利用拉格朗日求解可得归一化子带自适应滤波算法更新公式:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{u}_i(k)}{\delta + \|\mathbf{u}_i(k)\|^2} e_{i,D}(k), \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1,
 \end{aligned} \tag{5}$$

式(5)中, μ 为步长因子, δ 为正则化参数, 以免公式中数值计算困难.

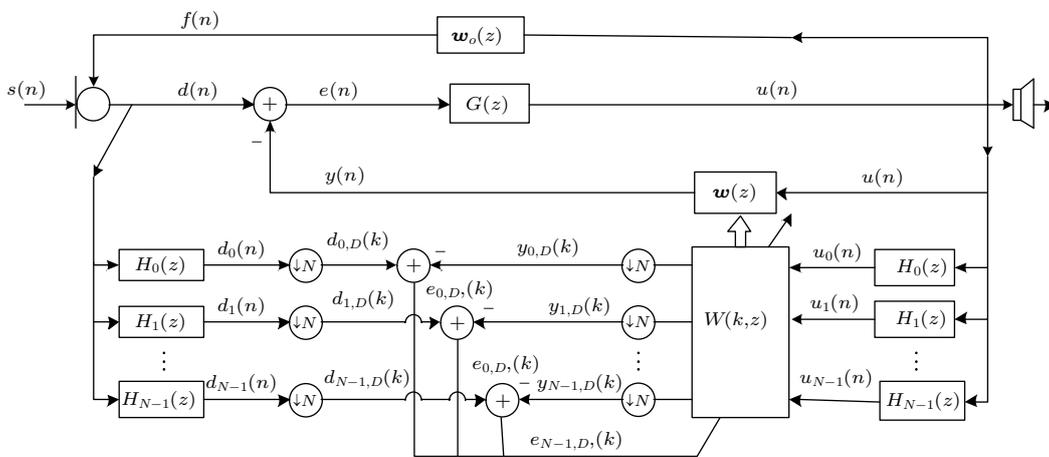


图1 基于归一化子带自适应滤波算法的声反馈抑制系统

Fig. 1 Acoustic feedback cancellation system for normalized subband adaptive filters algorithm

3 基于NASF的助听器声反馈抑制算法

3.1 变步长归一化子带自适应滤波算法

为解决固定步长归一化子带自适应滤波算法收敛速度与失调量之间的矛盾, 提出了变步长的自适应滤波算法, 将其应用于子带滤波器系数的更新, 得到的变步长归一化子带自适应滤波算法为

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i(k) \frac{\mathbf{u}_i(k)}{\|\mathbf{u}_i(k)\|^2} e_{i,D}(k), \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1.
 \end{aligned} \tag{6}$$

定义第*i*个子带先验误差和后验误差分别为

$$\begin{aligned}
 e_{i,b}(k) &= \mathbf{u}_i^T(k)[\mathbf{w}_o - \mathbf{w}(k)] + \eta_{i,D}, \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1,
 \end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned}
 e_{i,p}(k) &= \mathbf{u}_i^T(k)[\mathbf{w}_o - \mathbf{w}(k+1)] + \eta_{i,D}, \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1.
 \end{aligned} \tag{8}$$

文献[8]中利用系统噪声抵消原理, 令 $E[e_{i,p}^2(k)] = E[\eta_{i,D}^2(k)]$ 来消除系统噪声对自适应滤波器估计未知系统的影响. 则由第*i*个子带系统后验误差与子带误差的关系式为

$$\begin{aligned}
 e_{i,p}(k) &= [1 - \mu_i(k)]e_{i,D}(k), \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1.
 \end{aligned} \tag{9}$$

将式(9)代入到上述噪声原理抵消公式中, 最后得到

$$\begin{aligned}
 \mu_i(k) &= 1 - \frac{\sigma_{\eta_{i,D}}}{\sigma_{e_{i,D}}} = 1 - \sqrt{\frac{\sigma_{\eta_{i,D}}^2}{\sigma_{e_{i,D}}^2 + \varepsilon}}, \\
 i &= 0, 1, \dots, N-1,
 \end{aligned} \tag{10}$$

其中, $\sigma_{\eta_{i,D}}^2(k)$ 和 $\sigma_{e_{i,D}}^2(k)$ 分别为系统噪声功率和子带误差功率, 并且分别满足 $\sigma_{\eta_{i,D}}^2(k) = E[\eta_{i,D}^2(k)]$ 和 $\sigma_{e_{i,D}}^2(k) = E[e_{i,D}^2(k)]$, ε 为一个很小的正常数. 系统噪声功率 $\sigma_{\eta_{i,D}}^2$ 已知, 可以估计得到[8].

3.2 新的变步长归一化子带自适应滤波算法

我们知道, 自适应滤波器处于收敛状态时, $\sigma_{e_{i,D}}^2(k) \gg \sigma_{\eta_{i,D}}^2(k)$, 这样导致算法如同归一化子带自适应滤波(NSAF)算法一样, 收敛速度和失调量无法保证, 而当自适应滤波器处于稳态时, $\sigma_{e_{i,D}}^2(k) \approx \sigma_{\eta_{i,D}}^2(k)$, 就会导致 $\mu_i(k) \approx 0$, 这样算法将会得到较快的收敛速度和较低的失调量。

由无噪先验子带误差 $e_{i,n}(k) = \mathbf{u}_i^T(k)[\mathbf{w}_o - \mathbf{w}(k)]$, 且系统子带噪声 $\eta_{i,D}(k)$ 和无噪先验子带误差 $e_{i,n}(k)$ 不相关, 可以得到

$$\sigma_{e_{i,D}}^2 = \sigma_{e_{i,n}}^2 + \sigma_{\eta_{i,D}}^2, \quad i = 0, 1, \dots, N-1, \quad (11)$$

其中, $\sigma_{e_{i,n}}^2$ 为无噪先验误差 $e_{i,n}(k)$ 的功率。因此我们提出的新的变步长公式为

$$\mu_i(k) = 1 - \sqrt{\frac{\sigma_{\eta_{i,D}}^2}{\sigma_{\eta_{i,D}}^2 + \sigma_{e_{i,n}}^2 + \varepsilon}}, \quad i = 0, 1, \dots, N-1, \quad (12)$$

$$\mu_i(k) = \begin{cases} \mu_{\max}, & \mu_i(k) > \mu_{\max}, \\ \mu_{\min}, & \mu_i(k) < \mu_{\min}, \\ \mu_i(k), & \text{其他}, \end{cases} \quad i = 0, 1, \dots, N-1, \quad (13)$$

其中, ε 为一个很小的正常数, $\mu_{\min} = 10^{-5}$ 为允许的最小步长, $\mu_{\max} = 1$ 为允许最大步长对于无噪子带先验误差的功率 $\sigma_{e_{i,n}}^2$ 的估计, 我们可以利用文献[11]中迭代收缩的方法计算, 其中 $i \in [0, N-1]$,

$$g(k+1) - g(k) = - \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i(k) \frac{2E[(e_{i,b}(k) - \eta_{i,D}(k))e_{i,D}(k)] - \mu_i(k)E[e_{i,D}^2(k)]}{E[\|\mathbf{u}_i(k)\|^2]}. \quad (19)$$

由于子带信号之间不相关, 且滤波足够充分^[8], 则有

$$g(k+1) - g(k) = - \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i(k) \frac{2(E[e_{i,D}^2(k)] - \sigma_{\eta_{i,D}}^2) - \mu_i(k)E[e_{i,D}^2(k)]}{E[\|\mathbf{u}_i(k)\|^2]}. \quad (20)$$

将式(12)代入式(20), 且 $E[e_{i,D}^2(k)] = \sigma_{e_{i,D}}^2$, 得

$$g(k+1) - g(k) = - \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i(k) \frac{(\sigma_{e_{i,D}} - \sigma_{\eta_{i,D}})(3\sigma_{e_{i,D}} + 2\sigma_{\eta_{i,D}})}{E[\|\mathbf{u}_i(k)\|^2]}, \quad (21)$$

因为 $\sigma_{e_{i,D}} \geq \sigma_{\eta_{i,D}} > 0$, 显然 $g(k+1) - g(k) \leq 0$,

其迭代方程函数如下:

$$\min_{e_{i,n}(k)} \left\{ \frac{1}{2}(e_{i,D}(k) - e_{i,n}(k)) + t|e_{i,n}(k)| \right\}. \quad (14)$$

得到式(14)的解为

$$e_{i,n}(k) = \text{sign}(e_{i,D}(k)) \max(|e_{i,D}(k)| - t, 0), \quad (15)$$

其中, t 的值可以用式 $t = \sqrt{\beta\sigma_{\eta_{i,D}}^2}$ 得到, 其中 β 满足条件为 $3 \leq \beta \leq 5$, 而 $\sigma_{e_{i,n}}^2$ 的值可以利用式(16)估计得到

$$\sigma_{e_{i,n}}^2(k) = \lambda\sigma_{e_{i,n}}^2(k-1) + (1-\lambda)e_{i,n}^2(k), \quad (16)$$

其中, λ 为遗忘因子。

3.3 算法收敛性及稳定性分析

根据最小均方偏差原理, 首先由定义得

$$g(k) = E[\|\mathbf{h}(k)\|^2] = E[\|\mathbf{w}_o - \mathbf{w}(k)\|^2], \quad (17)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示欧几里德范数, $\mathbf{h}(k)$ 是定义的自适应滤波器的系数误差向量。用 \mathbf{w}_o 减去式(6), 并在两边取欧几里德范数的平方, 再取数学期望, 得到

$$g(k+1) - g(k) = -2 \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i(k) E \left[\frac{e_{i,n}(k)e_{i,D}(k)}{\|\mathbf{u}_i(k)\|^2} \right] + \sum_{i=0}^{N-1} \mu_i^2(k) E \left[\frac{e_{i,D}^2(k)}{\|\mathbf{u}_i(k)\|^2} \right]. \quad (18)$$

由于无噪先验子带误差 $e_{i,n}(k) = e_{i,b}(k) - \eta_{i,D}(k)$, 并且根据文献[15]对角的假设理论有

即表明随着迭代次数 k 的增加, 算法趋于稳态时, 式(21)中有且仅有唯一条件 $\sigma_{e_{i,D}} = \sigma_{\eta_{i,D}}$ 时, 使得 $g(k+1) = g(k), k \rightarrow \infty$ 。据文献[8]中的稳态均方误差的定义, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 自适应滤波器的额外均方误差也为零。因此可以得到该算法是收敛的, 且更新过程是稳定的^[8,16]。

3.4 计算复杂度分析

按照文献[8]中的计算复杂度的方法,将归一化子带自适应滤波算法的计算复杂度分为四个部分:

(1) 计算 $\|\mathbf{u}_i(k)\|^2$, $i = 0, 1, \dots, N - 1$, 乘法次数为 $MN/N = M$, N 为自适应滤波器子带数, M 为自适应滤波器长度;

(2) 计算子带误差信号 $e_{i,D}(k)$, $i = 0, 1, \dots, N - 1$, 乘法次数为 $MN/N = M$;

(3) 计算自适应滤波器权系数, 乘法次数为 $MN/N = M$;

(4) 分析、合成滤波器组需要的乘法次数为 $3NL$, L 为分析和合成滤波器组长度。

因此,综上所述归一化子带自适应滤波算法计算复杂度约为 $3M + 3ML$, 由于变步长的归一化子带自适应滤波算法都需要额外增加对步长参数计算所需的乘法次数。相对固定步长的NSAF算法,所提算法计算复杂度稍微增加,但变步长算法性能要更好。相关复杂度如表1所示。

表1 算法复杂度对比

Table 1 Comparison of computational complexity

子带自适应滤波算法	乘法次数
NSAF	$3M + 3NL + 1$
VSSM-NSAF ^[8]	$3M + 3NL + 3$
VSS-SSAF ^[10]	$M + (2M + 3)/N + 3NL$
VSS-NSAF ^[14]	$6M + 3NL + 1$
Proposed	$3M + 3NL + 7$

4 实验结果分析

现代数字助听器越来越趋于小型化,对于去声反馈路径的研究也必须考虑房间反射和助听器耳道内的声学回声环境。我们模拟了本实验所需的两种声学回声路径^[13]:短回声路径,即麦克风到扬声器的回声路径如图2(a)所示;长回声路径,即包含房间反射等回声路径如图2(b)所示。图3(a)为短回声路径情况下的语音信号输入,图3(b)则是长回声路径情况下的语音信号输入。为了更好地了解算法的性能,对算法中的失调量定义为 $MIS = 10 \lg[\|f - \mathbf{w}(k)\|^2 / \|f\|^2]$ 。下文中的实验均

也采用此定义的失调量,实验均采用30次独立实验的平均值。

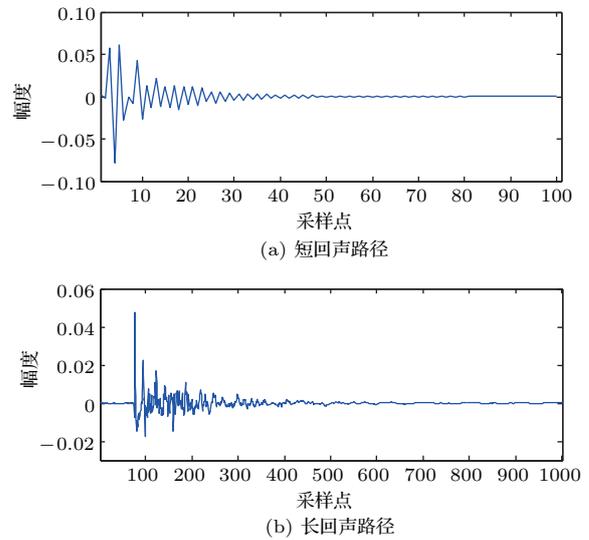


图2 回声路径

Fig. 2 The acoustic feedback path

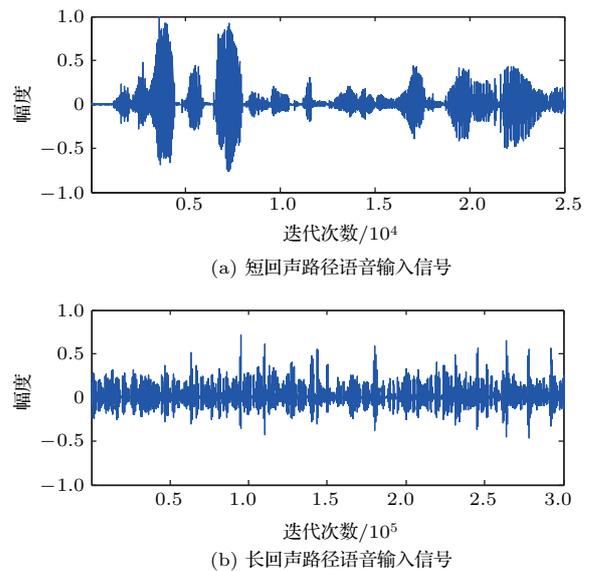


图3 语音输入信号

Fig. 3 The speech input signal

4.1 不同参数对算法的影响

4.1.1 不同子带数目对NSAF算法的影响

为了评估算法对声反馈抑制的性能,比较了在两种回声路径的条件下不同子带数目对固定步长归一化子带自适应滤波算法的影响。图4(a)中在短回声路径下,不同子带数目情况下,随着子带数的增加,失调量先减小后增大;图4(b)中在长回声路径下,同样其他条件下相同的情况下,不同子带数目也

随着子带数的增加,失调量先减小后增大。由于子带数目的增加,算法复杂度也会增加,失调量也会随着变化。因此选择合适的子带数目可以平衡对算法

失调量和计算复杂度,在后续实验中,我们将会选择 $N = 16$ 作为短回声路径下的参数, $N = 32$ 将作为长回声路径下的参数。

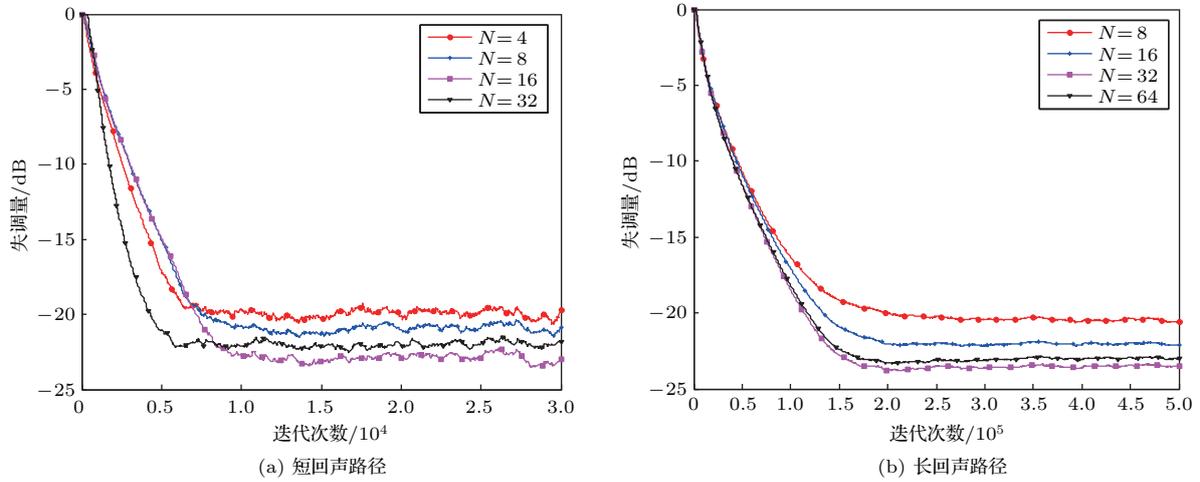


图4 不同子带数目对失调量影响

Fig. 4 The influence of the misalignment with different number of sub-bands

4.1.2 不同步长NSAF算法性能比较

本次实验比较了固定步长的归一化子带自适应滤波算法和变步长的归一化子带自适应滤波算法的性能,如图5所示,其中 $\mu = \mu$ 为步长因子。固定步长的参数设置为 $\mu = 0.05, \mu = 0.2, \mu = 1$ 三个不同步长,而变步长算法是本文所提的,参数设置为 $\mu_{\min} = 10^{-5}, \mu_{\max} = 1, \mu_0 = 1, \lambda = 1 - N/(8L), \beta = 3$ 。输入信号为高斯白噪声信号通过 $G(z) = 1/(1 - 0.95z^{-1})$ 一阶模型的有色信

号。通过比较可以看出在两种回声路径下,当步长因子 $\mu = 0.05$ 时,其失调量接近变步长算法的失调量大小,然而收敛速度太慢;当步长因子为 $\mu = 1$ 时收敛速度较快,但失调量相比其他算法较高。因此步长因子对归一化子带自适应滤波算法的稳态失调和收敛速度有着关键作用,对于归一化子带自适应滤波算法变步长方法可以解决算法失调量和收敛速度的矛盾。

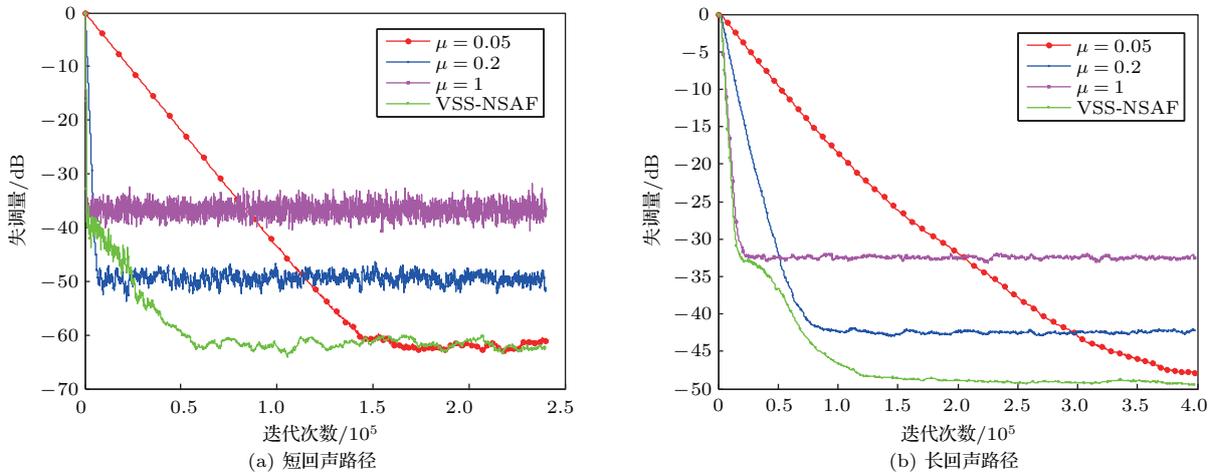


图5 不同步长对失调量影响

Fig. 5 The influence of the misalignment with different step sizes

4.2 算法声反馈抑制性能比较

4.2.1 高斯白噪声输入及有色信号输入

为了比较所提算法的声反馈抑制性能,在本次实验中分别比较了NSAF算法, VSSM-NSAF算法^[8], VSS-SSAF算法^[10], VSS-NSAF算法^[14]和本文所提的变步长归一化子带自适应滤波算法。图6输入信号选择的是随机高斯白噪声,信噪比 $\text{SNR} = 40$ 。图7输入信号选择的是随机高斯白噪声通过二阶自回归模型 $G(z) = 1/(1 - 1.6z^{-1} + 0.81z^{-2})$ 的有色信号,信噪比 $\text{SNR} = 40$ 。在两种回声路径的情况下,图6和图7中各算法参数设置如下: NSAF算法,步长参数为 $\mu = 0.2$; 变步长矩阵归一化子带自适应滤波(VSSM-NSAF)算法^[8],步长参数为 $\mu_0 = 1, \alpha = 1 - N/(8L)$; 变步长符号子带自适应

滤波(VSS-SSAF)算法^[10],其中 $\alpha = 1 - N/(8L)$, $\mu_U = \mu_0 = 1$; 文献[14]提出的变步长归一化子带自适应滤波(VSS-NSAF)算法,其中参数 $\mu_{\max} = 1, \alpha = 0.99, C = 10^{-6}$; 本文改进的VSS-NSAF算法,设置参数为 $\mu_{\min} = 10^{-5}, \mu_{\max} = 1, \mu_0 = 1, \lambda = 1 - N/(8L), \beta = 3$ 。如图6所示,白噪声输入时,算法都表现较快的收敛速度,失调量由高到低的顺序表现为NSAF算法, VSSM-NSAF算法^[8], VSS-SSAF算法^[10], VSS-NSAF算法^[14]和本文所提的算法。图7中各算法的失调量的高低同白噪声输入时相同,但VSS-SSAF算法^[10], VSS-NSAF算法^[14]具有较慢的收敛速度。而在两种不同回声路径情况下,NSAF算法, VSSM-NSAF算法^[8], VSS-SSAF算法^[10]波动也较大,影响了算法的失调量。因此白

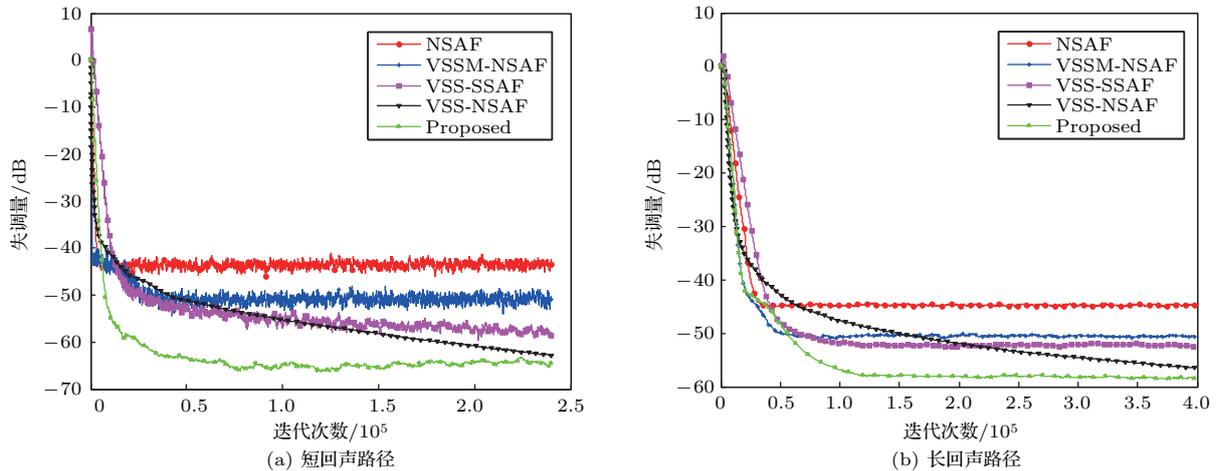


图6 白信号输入不同算法失调量曲线,SNR=40

Fig. 6 The misalignment curves of various NSAF algorithms for white signal input, SNR=40

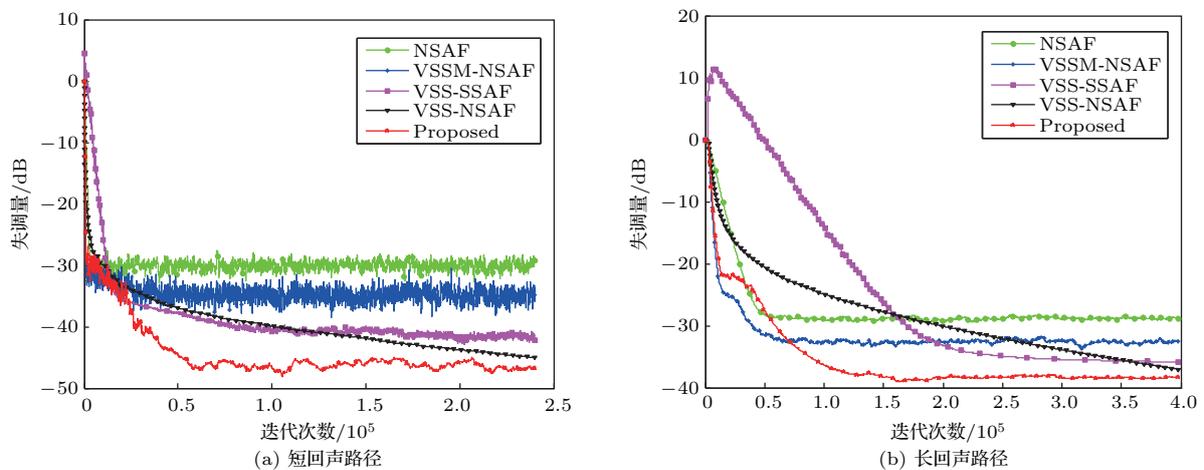


图7 有色信号输入不同算法失调量曲线,SNR=40

Fig. 7 The misalignment curves of various NSAF algorithms for colored signal input, SNR=40

噪声和有色噪声的情况下,可以看出对于所提算法具有较快的收敛速度的同时获得了更低得稳态失调量。

4.2.2 语音信号输入

针对助听器声反馈抑制特点,图8比较了在短回声路径和长回声路径下,语音信号输入情况下的算法性能。图8中各算法参数均设置为:NSAF算法,步长参数 $\mu = 0.2$;变步长矩阵归一化子带自适应滤波(VSSM-NSAF)算法^[8],步长参数 $\mu_0 = 1, \alpha = 1 - N/(8L)$;变步长符号子带自适应滤波(VSS-SSAF)算法^[10],其中 $\alpha = 1 - N/(8L), \mu_U = \mu_0 = 1$;文献^[14]提出的变步长归一化子带自适应滤波(VSS-NSAF)算法,其中参数 $\mu_{\max} = 1, \alpha = 0.99, C = 10^{-6}$;本文改进的VSS-NSAF算法中,相关参数为 $\mu_{\min} = 10^{-5}, \mu_{\max} = 1, \mu_0 = 1,$

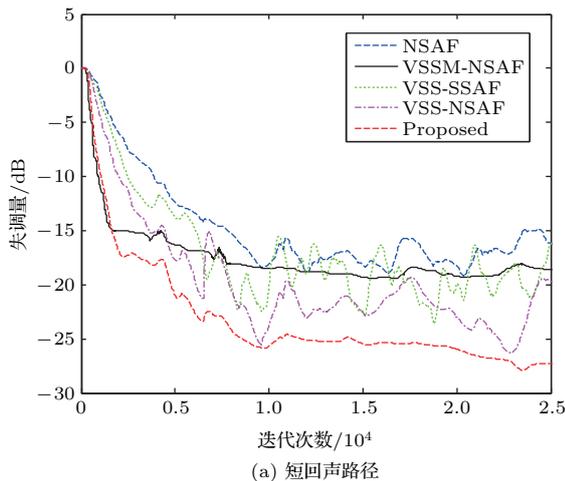
$\lambda = 1 - N/(8L), \beta = 3$ 。比较了所述算法的失调量,如图8(a)所示,在相同的子带数目 $N = 16$ 情况下,参数的选择如上所述,我们可以看到,变步长的算法在失调量和收敛速度都要好于固定步长的归一化子带自适应滤波算法,而在短回声路径情况下,收敛速度由快到慢依次为VSSM-NSAF算法^[8],本文所提的VSS-NSAF算法,VSS-NSAF算法^[14],VSS-SSAF算法^[10],NSAF算法,稳态失调量依次减小为NSAF算法,VSSM-NSAF算法^[8],VSS-SSAF算法^[10],VSS-NSAF算法^[14],本文所提的VSS-NSAF算法。在长回声路径下,收敛速度和稳态失调与短回声路径情况下大致相同。图8(b)中由于声反馈路径变长,算法失调量波动比在短回声路径下要小,收敛速度也要优于图8(a)中所示的算法。因此本文改进的算法在短回声和长回声两种情况下,确保了收敛速度的同时,获得了更低的失调量。

5 结论

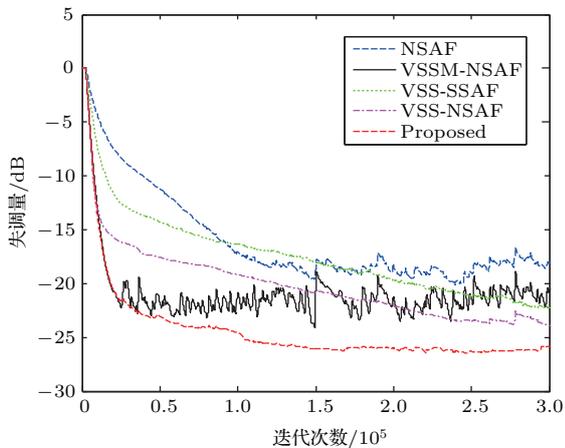
本文改进了一种新的变步长归一化子带自适应滤波算法,在每次迭代时,采用迭代收缩去噪方法得到无噪声子带先验误差功率。分析结果显示,该算法是稳定和有效的,通过与其他变步长算法在相同噪声环境和语音环境下的对比,表明本文提出的算法具有更快的收敛速度和更低的失调量。同时,将该算法用于助听器系统中具有较好的跟踪未知系统的能力,声反馈抑制效果更好。

参 考 文 献

- [1] Sayed A H. Adaptive filters[M]. Wiley-Interscience: IEEE Press, 2008.
- [2] Agnew J. Acoustic feedback and other audible artifacts in hearing aids[J]. Trends in Amplification, 1996, 1(2): 45-82.
- [3] Benesty J, Rey H, Vega L R, et al. A nonparametric VSS-NLMS algorithm[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(10): 581-584.
- [4] Shin H C, Sayed A H, Song W J. Variable step-size NLMS and affine projection algorithms[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 132-135.
- [5] Lee K A, Gan W S. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(9): 736-739.
- [6] Lee K A, Gan W S, Kuo S M. Subband adaptive filtering: theory and implementation[M]. USA: Wiley, 2009.



(a) 短回声路径



(b) 长回声路径

图8 语音信号输入不同算法失调量曲线

Fig. 8 The misalignment curves of various NSAF algorithms for speech signal input

- [7] Ni J. Improved normalized subband adaptive filter[J]. *Electronics Letters*, 2012, 48(6): 320–321.
- [8] Ni J, Li F. A variable step size matrix normalized subband adaptive filter[J]. *IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing*, 2010, 18(6): 1290–1299.
- [9] Shin J W, Yoo J W, Park P G. Variable step-size sign subband adaptive filter[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(2): 173–176.
- [10] Kim J H, Chang J H, Nam S W. Sign subband adaptive filter with φ_1 -norm minimization-based variable step-size[J]. *Electronics Letters*, 2013, 49(21): 1325–1326.
- [11] Xia W, Zhu L, Zhu J L, et al. A shrinkage variable step size for normalized subband adaptive filters[J]. *Signal Processing*, 2016, 129(C): 56–61.
- [12] Hur J, Song I, Park P G. A variable step-size normalized subband adaptive filter with a step-size scaler against impulsive measurement noise[J]. *Circuits and Systems II: Express Briefs, IEEE Transactions on*, 2016, 64(7): 842–846.
- [13] 王侠, 梁瑞宇, 王青云, 等. 应用于助听器反馈抑制系统的变步长归一化子带自适应滤波算法 [J]. *东南大学学报: 自然科学版*, 2015, 45(3): 417–422.
- Wang Xia, Liang Ruiyu, Wang Qingyun, et al. Variable step size normalized subband adaptive filter algorithm for acoustic feedback cancellation in hearing aids[J]. *Journal of Southeast University: Natural Science Edition*, 2015, 45(3): 417–422.
- [14] Abadi M, Shafee M S. The new normalized subband adaptive filter algorithms with variable step size[J]. *Automatika*, 2014, 55(2): 188–198.
- [15] Jeong J J, Koo K, Koo G, et al. Steady-state mean-square deviation analysis of improved normalized subband adaptive filter[J]. *Signal Processing*, 2015, 106(C): 49–54.
- [16] Zhang S, Zhang J. Transient analysis of zero attracting NLMS algorithm without Gaussian inputs assumption[M]. *North-Holland: Elsevier*, 2014.