

基于L0-IPNLMS的低复杂度数字助听器回声消除算法

高纯^{1,2}, 张玲华^{1,2}

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 南京 210003; 2. 南京邮电大学江苏省通信与网络技术工程研究中心, 南京 210003)

摘要: 针对数字助听器中回声消除算法计算复杂度高的问题, 提出了一种基于集员滤波(Set membership filtering, SMF)理论的变步长基于L0范数的改进比例归一化最小均方误差算法(L0-norm constrained improved proportional NLMS, L0-IPNLMS)算法。该算法将集员滤波的时变步长引入到L0-IPNLMS算法中, 不仅提高了系统的收敛特性, 而且充分利用了集员滤波理论的数据选择更新特性, 在误差幅度有界的前提下进行滤波器系数的更新, 减少了不必要的迭代次数, 降低了数字助听器的功耗。仿真实验表明, 与L0-IPNLMS算法相比, 结合集员滤波和L0范数的改进比例归一化最小均方误差算法(L0-Norm constrained improved proportional NLMS based on set membership filtering theory, SM-L0-IPNLMS)算法在保留稀疏性的同时, 计算复杂度降低了15.3%, 在以随机信号和真实语音作为输入信号时收敛速度分别提高了28%、32.8%, 失调量分别降低了1 dB、3 dB, 均方误差分别降低了0.66 dB和1.68 dB, 回声损失值则分别提升了0.7 dB和1.79 dB。此外, 算法在低信噪比的输入条件下也具有较较强的鲁棒性。

关键词: 集员滤波; 计算复杂度; 数字助听器; 回声消除

中图分类号: TN912.3 **文献标志码:** A

Low-Complexity Echo Cancellation Algorithm Based on L0-IPNLMS for Hearing Aids

GAO Chun^{1,2}, ZHANG Linghua^{1,2}

(1. College of Telecommunication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 2. Jiangsu Provincial Engineering Research Center of Telecommunications and Network Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: An L0-norm constrained improved proportional normalized least-mean-square (L0-IPNLMS) algorithm based on set membership filtering (SMF) theory (SM-L0-IPNLMS) is proposed to effectively reduce the computational complexity of echo cancellation algorithms in digital hearing aids. The variable step size theory of set membership (SM) is introduced into the L0-IPNLMS algorithm to achieve a faster convergence speed in the proposed algorithm. Moreover, by updating the filter coefficients selectively under the bounded error margin, unnecessary iterations are reduced and then the power consumption of the digital hearing aids are decreased. Experiments demonstrate that compared to the L0-IPNLMS algorithm, the computation of the new algorithm is reduced by 15.3%. In the situation that random signal and real

speech are input respectively, the convergence speed is improved by 28% and 32.8%, the misalignment is reduced by 1 dB and 3 dB, the mean square error is reduced by 0.66 dB and 1.68 dB, the echo loss enhancement is improved by 0.7 dB and 1.79 dB correspondingly. Furthermore, the SM-L0-IPNLMS algorithm is greatly robust for the input conditions of low SNRs.

Key words: set membership filtering (SMF); computational complexity; digital hearing aids; echo cancellation

引 言

数字助听器是一个微型设备,其扬声器距离麦克风较近,其性能直接影响到听力受损者的听觉体验^[1]。回声消除算法的难点在于声学反馈路径会随着环境变化,这要求助听器设备实时更新模型参数。回声消除通常有两种方法:非连续回声消除和连续回声消除。前者由于需要插入白噪声段,导致输入语音不连贯,因此难以实时跟踪声学路径。而后者则可以保持语音信号的连续性,模型参数可以实时更新,保证语音听感的可懂度^[2]。

自适应滤波器法^[3-4]是主流的连续回声消除方案之一。一方面,该方法通过估计扬声器和麦克风之间的声学回声路径,再从麦克风信号中减去回声信号以提高患者可懂度。此外,在回声路径随环境变化时,自适应滤波器也能够实时跟踪这种变化;另一方面,传统非自适应滤波器需要预先知道待处理信号的先验信息,但回声信号通常是未知的,自适应滤波法的优势就在于即使不知道先验信息依然可以获得均方意义上的最佳效果。自适应滤波的经典算法有最小均方误差(Least mean squares, LMS)算法^[5-6]、归一化LMS(Normalized least mean squares, NLMS)算法^[7]等。它们的显著优点在于计算复杂度低、在平稳环境下收敛到最优维纳解等。

然而语音信号是非平稳、强相关的信号,因此经典的NLMS算法的收敛速度和稳态失调等性能都会受到影响^[8]。此外,声学回声路径的稀疏性^[9]也是导致NLMS算法性能下降的原因之一,传统NLMS无法随着信道的稀疏变化自适应地调整步长。已有研究^[10-11]表明,步长是回声消除中一个非常重要的参数,因其直接影响收敛速度、稳态失调和计算复杂度等指标,固定的步长无法在不同的场景中获得令人满意的性能^[12]。因此,研究人员不断提出各种变步长^[13-14]方案来提高NLMS的算法性能。改进的比例归一化LMS(Improved proportional normalized least mean squares, IPNLMS)算法^[15-16]通过引入一个系数矩阵的方式使步长与估计的脉冲响应的大小成比例,在一定程度上有效改善了算法的收敛特性。随后,又有学者在IPNLMS算法的基础上,通过引入 L_0 范数^[17]改进系数矩阵从而提出了L0-IPNLMS算法^[18],该算法在收敛速度和稳态失调方面的性能有了更进一步的改善,但系数矩阵却提高了算法的计算复杂度,增加了数字助听器的功耗。

为降低L0-IPNLMS算法的计算复杂度,本文将集员滤波^[19-20]理论引入该算法中以降低算法的计算量。集员滤波理论主要通过摒弃冗余数据来降低计算成本,十分适合数字助听器的应用场景,并且该理论进一步建立步长因子与误差信号之间的联系实现了变步长。在本文提出的基于集员滤波理论的L0-IPNLMS中,设置了误差向量的门限阈值,当且仅当滤波误差幅度超出门限范围时才对滤波器系数进行更新,这样不仅最大程度地保留了原L0-IPNLMS算法对稀疏信道的适应性能,而且减少了对无用数据的计算,满足了数字助听器对低功耗和低计算复杂度的需求。此外,该算法在L0-IPNLMS算法变步长的基础上,再根据误差门限值与误差向量的比例系数进一步调整步长大小。误差与门限值相差越多,步长就越大,系统收敛将越快;当误差向量大小未超出门限阈值时,不对滤波器进行更新,即摒弃冗余数据,系统进入稳定状态。实验证明,在随机信号和语音信号输入条件下,相比于原L0-IPNLMS

算法,本文所提算法的收敛速度分别提高了28%和32.8%,失调量分别降低了1 dB和3 dB,均方误差分别降低了0.66 dB和1.68 dB,ERLE值则分别提升了0.7 dB和1.79 dB,计算复杂度降低了15.3%,性能取得了明显改善。

本文首先介绍助听器回声消除的数学模型,并简述了一些现有的自适应滤波算法;其次,讨论了新提出的SM-L0-IPNLMS算法的推导;最后,将所提算法与3种现有算法进行仿真实验,验证所提算法的有效性。

1 助听器回声消除模型与NLMS、IPNLMS及L0-IPNLMS算法

1.1 助听器回声消除系统模型

如图1所示, $s(k)$ 为原始语音, $v(k)$ 为环境噪声, $s(k)$ 经过助听器的放大增益后产生输出信号 $x(k)$ 。 $x(k)$ 经过真实回声路径后产生回声信号 $y^*(k)$, $y^*(k)$ 与 $v(k)$ 共同组成了期望信号 $d(k)$,即麦克风的输入。而 $x(k)$ 经过自适应滤波器后得到回声估计信号 $y(k)$, $d(k)$ 与估计信道 $y(k)$ 之差即为自适应滤波器的误差向量 $e(k)$ 。假设回声消除系统模型的滤波器阶数为 M , k 表示时刻,则

自适应滤波器的系数向量为

$$\mathbf{w}(k)=[w_0(k), w_1(k), \dots, w_{M-1}(k)]^T \quad (1)$$

式中:上标 T 代表转置运算,而输入信号为

$$\mathbf{x}(k)=[x(k), x(k-1), \dots, x(k-M+1)]^T \quad (2)$$

期望信号为

$$\mathbf{d}(k)=\mathbf{v}(k)+\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}^*(k) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{w}^*(k)$ 是系数向量 $\mathbf{w}(k)$ 的复共轭。因此,误差向量为

$$\mathbf{e}(k)=\mathbf{d}(k)-\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) \quad (4)$$

当滤波器的输入参数 $x(k)$ 发生变化时,自适应滤波器的系数 $\mathbf{w}(k)$ 会根据误差信号 $e(k)$ 的大小自动调整。

1.2 NLMS算法

NLMS算法是自适应滤波中的最为经典的一个算法,其抽头的更新公式为

$$\mathbf{w}(k+1)=\mathbf{w}(k)+\frac{\mu}{\delta+\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)}\mathbf{e}(k)\mathbf{x}(k) \quad (5)$$

式中: δ 为正则化参数,是为了防止语音信号的能量 $\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)$ 过小时步长过大。 μ 是一个常数,称为步长控制因子,用于控制算法的稳定性。在选择步长参数时,需要兼顾算法的收敛速度和稳态误差。传统的固定步长的LMS算法采用单一的步长 μ 导致其对输入信号的能量大小比较敏感^[21],难以保持算法的稳定性,不仅导致收敛速度过快或者过慢而且导致系统误差较大。针对这一问题,NLMS算法对当前语音信号的能量进行归一化,消除了输入信号对步长的影响,如式(5)所示。

然而NLMS算法的缺陷在于不能适应回声路径的稀疏性。此稀疏性是指系统的冲击响应是稀疏的,其路径的系数大多为0或者很小值。如果能够利用这些系数,在系数活跃的情况下给予其更大的更新速度则可以加快系统的收敛速度。但NLMS算法未根据这一特性调整步长,导致其性能不够理想。

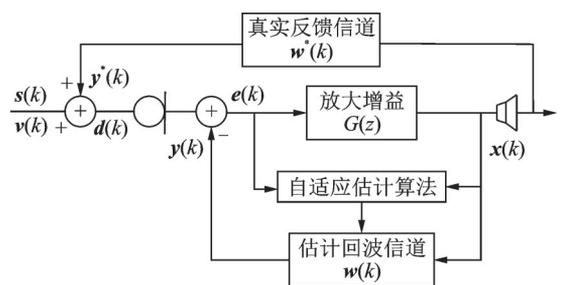


图1 助听器回声消除系统模型

Fig.1 Echo cancellation system model of hearing aid

1.3 IPNLMS算法与L0-IPNLMS算法

为了克服NLMS算法对回声路径的局限性,IPNLMS^[15-16]算法通过引入一个对角矩阵 $\mathbf{Q}(k)$ 来改进性能,此处称为系数矩阵,即

$$\mathbf{Q}(k) = \text{diag}\{q_0(k), q_1(k), \dots, q_{M-1}(k)\} \quad (6)$$

式中 $\text{diag}\{\cdot\}$ 表示对角矩阵。IPNLMS的滤波器抽头更新方程表示为

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\mu \mathbf{Q}(k) \mathbf{e}(k) \mathbf{x}(k)}{\delta + \mathbf{x}^T(k) \mathbf{Q}(k) \mathbf{x}(k)} \quad (7)$$

$\mathbf{Q}(k)$ 中的元素计算如下

$$q_j(k) = \frac{1-\lambda}{2M} + (1+\lambda) \frac{\varphi_j(k)}{2 \sum_{i=0}^{M-1} |\varphi_i(k)| + \eta} \quad 0 \leq j \leq M-1 \quad (8)$$

式中 η 为值很小的正常数。参数 λ 的范围是 $[-1, 1]$,当 $\lambda = -1$ 时,式(7)对应NLMS算法;当 $\lambda = 1$ 时,式(7)对应PNLMS^[22]算法。从式(7)和(8)中可以明显看出,与每个滤波器系数相关的步长随着系数 λ 的绝对值而增加。对应给定的场景, λ 的最佳取值取决于回声信道的实际稀疏程度,一般情况下, λ 取0或-0.5。而

$$\varphi_i(k) = \frac{1-\lambda}{M} \|\mathbf{w}(k)\|_1 + (1+\lambda) |\mathbf{w}_i(k)| \quad 0 \leq i \leq M-1 \quad (9)$$

式中 L_1 范数的表达式为

$$\|\mathbf{w}(k)\|_1 = \sum_{i=0}^{M-1} |\mathbf{w}_i(k)| \quad (10)$$

在实际应用中, L_0 范数比 L_1 范数具有更好的稀疏性,效果与系统更接近,所以有学者提出了L0-IPNLMS^[18]算法。该算法保持式(7)的滤波器迭代公式不变,将式(10)中的 L_1 范数替代为 L_0 范数,以更好地实现回声消除性能。

L_0 范数表示一个向量中所有非0元素的个数,为了降低计算复杂度,可用一个近似公式表示为

$$\|\mathbf{w}(k)\|_0 \approx \sum_{i=0}^{M-1} \left(1 - e^{-\beta |\mathbf{w}_i(k)|}\right) \quad (11)$$

式中 β 为根据信号的稀疏性选择的常数。将式(11)代入式(8,9)中得

$$q_j(k) = \frac{1-\lambda}{2M} + (1+\lambda) \frac{1 - e^{-\beta |\mathbf{w}_j(k)|}}{2 \sum_{i=0}^{M-1} \left(1 - e^{-\beta |\mathbf{w}_i(k)|}\right) + \eta} \quad 0 \leq j \leq M-1 \quad (12)$$

再将式(12)代入式(7)的求解过程中,获得L0-IPNLMS算法。

2 改进SM-L0-IPNLMS算法

L0-IPNLMS算法和IPNLMS算法均通过引入一个对角矩阵来改进NLMS算法中的梯度计算,虽然性能获得了一定改善,但计算复杂度也增加了很多。考虑到数字助听器的低功耗特性,本文将集员滤波理论以步长因子的形式引入L0-IPNLMS算法中,利用该理论的数据选择更新特性降低数字助听器的计算成本,当误差低于某一范围,暂停更新滤波器系数。

集员滤波算法定义了一个包含输入和输出向量的模型空间 S ,对这个空间 S 中的所有数据,保持其滤波器系数无需更新,即集员滤波策略。空间 S 的解可称为一个约束集,其约束条件^[23]可以表示为

$$|e(k)|^2 \leq \gamma^2 \quad \forall x(k), d(k) \in S \quad (13)$$

式中误差门限 γ 可以随着特定的应用来预设值。在针对数字助听器的回声消除中, γ 通常取

$$\gamma = \sqrt{5\sigma_e^2} \quad (14)$$

式中 σ_e^2 为背景噪声的方差。集员滤波算法中, 只有当误差幅度大于该误差门限时, 才对滤波器系数进行更新, 因此更新方程可表示为

$$\begin{aligned} \min & \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|_2^2 \\ \text{s.t.} & \mathbf{d}(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k+1) = \gamma \end{aligned} \quad (15)$$

该问题是一个带约束的最优化问题, 对该问题的求解需要用到拉格朗日函数, 定义该方程的风险函数 $J(k)$

$$J(k) = \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|_2^2 + \theta(\mathbf{d}(k) - \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k+1) - \gamma) \quad (16)$$

期望式(16)风险函数最小, 将该函数对 $\mathbf{w}(k+1)$ 求导, 并令其为0, 即

$$\frac{\partial(J(k))}{\partial \mathbf{w}(k+1)} = 0 \quad (17)$$

得到方程的最优解为

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\theta}{2} \mathbf{x}(k) \quad (18)$$

而

$$\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{d}(k) - \gamma \quad (19)$$

式(18)两边同时乘以 $\mathbf{x}^T(k)$, 并代入式(19)中, 得

$$\frac{e(k) - \gamma}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} = \frac{\theta}{2} \quad (20)$$

将式(20)代入式(18)中, 得

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \left(1 - \frac{\gamma}{e(k)}\right) \quad (21)$$

令

$$\mu(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{|e(k)|} & |e(k)| > \gamma \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

此时, $\mu(k)$ 是一个时变的与当前输出误差相关的步长。将该步长应用到 L0-IPNLMS 算法中, 即将式(22)代入式(7)中, 得

$$\mathbf{w}(k+1) = \begin{cases} \mathbf{w}(k) + \frac{\mathbf{Q}(k)e(k)\mathbf{x}(k)}{\delta + \mathbf{x}^T(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{x}(k)} \left[1 - \frac{\gamma}{|e(k)|}\right] & |e(k)| > \gamma \\ \mathbf{w}(k) & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

式(23)即为本文提出的一种新的基于 SM 的 L0-IPNLMS 算法。从 L0-IPNLMS 算法模型的视角来看, 可以理解为进一步变步长的 L0-IPNLMS 算法。在信号初始阶段, 误差幅度远大于门限误差, 从而收敛速度较快; 在信号中期即将到达稳态前, 误差幅度稍微大于门限阈值, 收敛开始变得缓慢; 当信号到达稳态后, 误差值小于门限值, 此时瞬时步长可视为 0, 滤波器系数不再更新。此外, 当且仅当先验误差幅度超过设定阈值时, 才对自适应滤波器系数进行更新。这种选择性更新策略可以丢弃具有无用

信息的数据,并避免冗余数据的更新计算。在实际应用中相比于L0-IPNLMS算法而言,虽然每次有效迭代时增加了一次乘法,但从整个自适应收敛过程来看,由于部分点的误差幅度达不到预设的阈值,滤波器系数的更新会被暂停,因此整个算法的平均计算复杂度降低。

3 仿真实验与数据分析

为评估所提出的SM-L0-IPNLMS算法的性能,将其与本文所列的比较算法进行了比较实验。实验采用的回声路径为空间尺寸为5 m×4 m×3 m的真实房间的实测回声,混响时间 $T_{60}=100$ ms,麦克风固定在(2, 2, 1.5) m的位置,麦克风与扬声器之间的间距为5 cm。所采用的回声消除模型如图1所示,其中前向增益 $G(z)=10$ 。实验迭代次数 $N=20\ 000$,滤波器阶数 $M=800$,NLMS、IPNLMS、L0-IPNLMS算法中的步长因子统一取 $\mu=0.3$,其他参数设置如表1所示。回声消除算法的性能主要采用3种度量指标,一是归一化偏差(Misalignment, MIS),其定义为

$$\text{MIS} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\mathbf{w}^* - \mathbf{w}\|^2}{\|\mathbf{w}^*\|^2} \right) \quad (24)$$

估计回声信道越逼近真实回声信道时,MIS值会越小,说明回声消除效果越好。另一指标为均方误差(Mean square error, MSE),定义为

$$\text{MSE} = E\{e^2(k)\} = 10 \left(\|\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) - d(k)\|^2 \right) \quad (25)$$

它显示了对回声信号的抑制效果,其值越小表明参与误差越少。第3种指标是回声返回损失(Echo loss enhancement, ERLE),定义为

$$\text{ERLE} = 10 \log_{10} \left(\frac{E\{d^2(k)\}}{E\{e^2(k)\}} \right) \quad (26)$$

ERLE值越大表明回声抑制效果越好。

3.1 改进算法步长动态分析

为了更直观地展示SM-L0-IPNLMS算法步长动态调整的优越性,本实验选择了该算法在收敛中期的其中200点的步长随误差幅度的变化曲线,如图2所示。图2中 γ 表示门限误差,当且仅当误差幅度 $|e(k)|$ 大于 γ 时,步长才会更新。在图2中A、B、C处,误差幅度 $|e(k)|$ 未超过误差门限值 γ ,因此 A_1 、 B_1 、 C_1 处步长为0。根据式(22)可知, $\mu(k)$ 随 $|e(k)|$ 的增大而增大,因此在D点左侧,步长随着误差幅度的减小而减小;在D点右侧,步长随着误差幅度的增大而增大。而D点的误差幅度相对E点较小,因此D点对应的步长 D_1 也小于 E_1 。此外,图2展示了收敛中期当误差幅度低于门限阈值时,不进行滤波器系数的计算,可见整个迭代过程中舍弃了许多点的计算,对计算复杂度的降低起到了不错的效果。

3.2 不同输入信号类型下的算法性能

本组仿真实验中,输入信号为高斯随机信号和真实语音片段,其中随机信号的方差为1,语音片段来自TIMIT数据库,采样率为8 kHz。实验结果分别如图3、4所示。

表1 各算法参数设置

Table 1 Algorithm parameter setting

算法	参数
NLMS	$\delta = 0.01$
IPNLMS	$\delta = 0.01, \eta = 0.0001, \lambda = 0$
L0-IPNLMS	$\delta = 0.01, \eta = 0.0001, \lambda = 0, \beta = 4$
SM-L0-IPNLMS	$\delta = 0.01, \eta = 0.0001, \lambda = 0, \beta = 4$

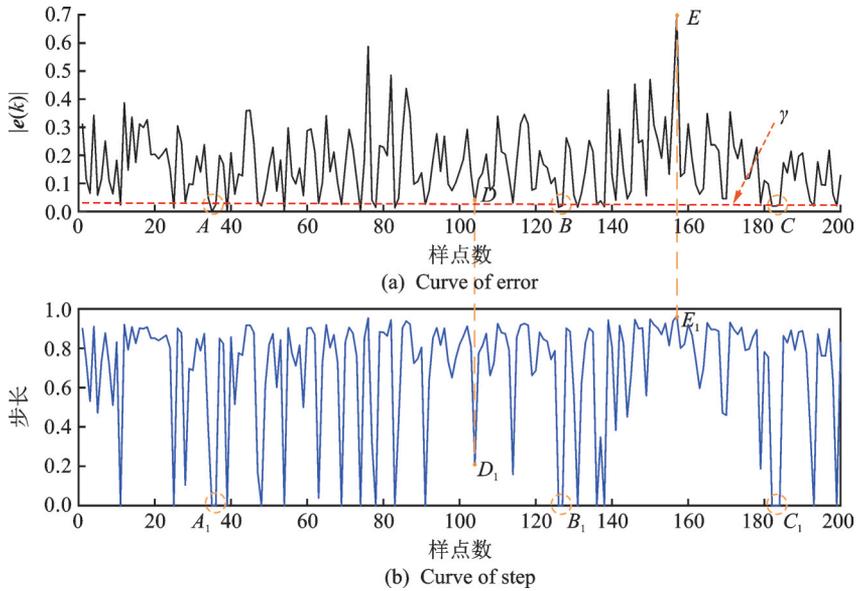


图2 改进算法的步长变化曲线

Fig.2 Step change curves of the improved algorithm

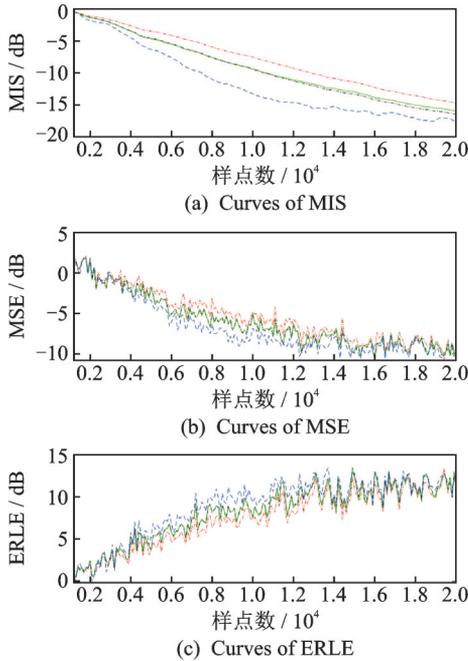


图3 输入为随机信号

Fig.3 Random signal input

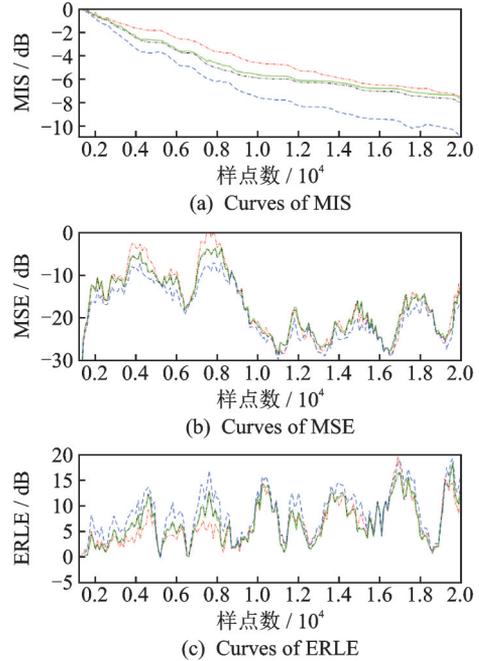


图4 输入为语音信号

Fig.4 Speech signal input

3.2.1 随机信号输入

从图3(a)可以看出,相比于其他比较算法,SM-L0-IPNLMS算法在初始阶段向稳态过渡时的收敛速度大大提升,在达到稳态后的失调量也有所降低,比L0-IPNLMS算法减少了1 dB。由图3(b)可得方误差的具体平均值:SM-L0-IPNLMS为-12.63 dB,L0-IPNLMS为-11.97 dB,IPNLMS

为 -11.93 dB以及NLMS为 -11.28 dB,改进算法相比于原L0-IPNLMS算法降低了 0.66 dB。由图3(c)可知,明显ERLE指标的排序为:SM-L0-IPNLMS>L0-IPNLMS>IPNLMS>NLMS,具体的均值ERLE数据为:SM-L0-IPNLMS平均 8.85 dB、L0-IPNLMS平均 8.15 dB、IPNLMS平均 8.10 dB和NLMS平均 7.41 dB,改进算法相比于原L0-IPNLMS算法的ERLE值提高了 0.7 dB。可见SM-L0-IPNLMS算法在随机信号输入时回声消除能力明显提高。

3.2.2 语音信号输入

图4(a)说明SM-L0-IPNLMS算法相比于3种比较算法,收敛速度有了大幅提升,稳态失调量也远小于其他算法,相比于L0-IPNLMS算法,改进算法的稳态性能提升了约 3 dB。由图4(b)可见,语音信号输入时MSE的波形会有起伏,这是由语音间隙所致。4种算法的MSE指标分别为:SM-L0-IPNLMS平均 -25.18 dB、L0-IPNLMS平均 -23.50 dB、IPNLMS平均 -23.38 dB以及NLMS平均 -23.11 dB,改进算法相比于原算法降低了 1.68 dB。由图4(c)可知,明显ERLE指标的排序依然为:SM-L0-IPNLMS>L0-IPNLMS>IPNLMS>NLMS,具体的均值ERLE数据为:SM-L0-IPNLMS平均 8.67 dB、L0-IPNLMS平均 6.88 dB、IPNLMS平均 6.75 dB和NLMS平均 6.47 dB,改进算法相比于原L0-IPNLMS算法ERLE值提高了 1.79 dB。可见,本文的改进算法在语音输入条件下性能依然明显改善。

3.2.3 收敛速度分析

为了验证改进算法相比于其他算法在收敛速度上的提升,从TIMIT数据库中截取3组测试语音,并构造3组随机信号,分别执行所提算法和3种对比算法,计算出各个算法的MIS值到达 -6 dB的时间,3组实验取平均值。实验结果如表2、3所示,收敛时间越长则说明收敛速度越慢,反之越快。每种信号输入情况下,NLMS算法收敛速度最慢,IPNLMS算法和L0-IPNLMS算法的收敛速度相比于NLMS算法均有所提升,其中L0-IPNLMS算法性能更佳。而本文提出的SM-L0-IPNLMS算法的收敛速度则明显提升,计算表明本文所提算法相比于NLMS算法、IPNLMS算法、L0-IPNLMS算法,在3种随机信号输入条件下,平均收敛速度分别提升了 42.7% 、 28.9% 和 28% ;在3种语音信号输入条件下,平均收敛速度分别提升了 44.6% 、 34.6% 和 32.8% 。

表2 随机信号输入时各算法的收敛时间

算法类型	s			
	NLMS	IPNLMS	L0-IPNLMS	SM-L0-IPNLMS
信号1	1.006	0.819	0.806	0.594
信号2	0.825	0.663	0.656	0.438
信号3	0.894	0.714	0.706	0.529

表3 语音信号输入时各算法的收敛时间

算法类型	s			
	NLMS	IPNLMS	L0-IPNLMS	SM-L0-IPNLMS
信号1	1.794	1.481	1.436	0.950
信号2	1.813	1.483	1.450	1.031
信号3	1.663	1.500	1.463	0.940

3.3 不同信噪比干扰情况下的算法性能

对于数字助听器而言,其主要输入信号是语音信号,但在真实场景下,语音信号通常伴随噪声干扰,并非是纯净信号。为了验证不同信噪比干扰下算法的性能,本组实验通过将3种不同信噪比的高斯白噪声分别添加到回声路径中,模拟了多种真实场景下的带噪语音。实验采用的高斯白噪声的信噪比分别取 30 、 20 、 10 dB,其余参数设置保持不变,对3种情况下的算法的收敛速度和失调性能进行了比较,实验结果分别如图5~7所示。

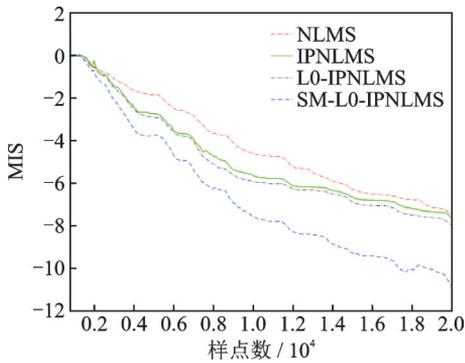


图5 信噪比 30 dB 下的 MIS 曲线

Fig.5 Curves of MIS when SNR = 30 dB

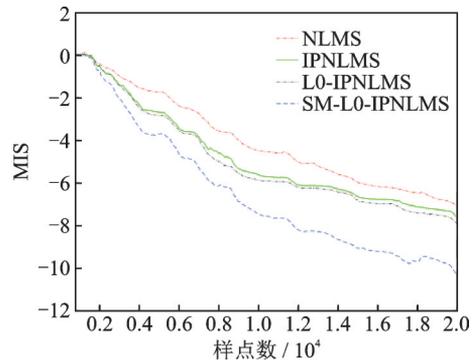


图6 信噪比 20 dB 下的 MIS 曲线

Fig.6 Curves of MIS when SNR = 20 dB

综合图 5~7 可知,在产生高斯白噪声干扰的情况下,改进的 SM-L0-IPNLMS 算法仍然比其他算法拥有更快的收敛速度和更低的稳态失调。在大信噪比 30 dB 时,SM-L0-IPNLMS 算法的效果较接近于图 4 中纯语音时的性能;当信噪比为 20 dB 时,改进算法的收敛速度提升依然明显,MIS 值比 L0-IPNLMS 算法降低了 2 dB;在小信噪比 10 dB 条件下,虽然各算法的收敛性能均有一定程度下降,但改进算法的收敛速度依然最快,且最早进入稳定状态。可见本文所提算法在大信噪比干扰时回声消除能力很明显,在低信噪比条件下也具有较快的鲁棒性。

3.4 计算复杂度比较

数字助听器的功耗与算法的计算复杂度密切相关,而时延是衡量计算复杂度的指标之一,指算法从输入到输出的运行时间。为了分析算法的计算复杂度,图 8 列出了在 3 种滤波器阶数 ($M=600, 800, 1000$) 下,各个算法滤波全过程的时间,实验结果取各自运行 30 次后的平均值。由图 8 可知,NLMS 算法时延均最短,IPNLMS 算法和 L0-IPNLMS 算法的时延相当。这是因为前者未考虑回声路径的稀疏性故算法复杂度,而后二者引入了系数矩阵导致计算量较高。本文提出的 SM-L0-IPNLMS 算法的在 3 种滤波器阶数下的时延明显低于 IPNLMS 算法和 L0-IPNLMS 算法,这是因为该算法利用集员滤波的数据选择更新特性,摒弃了大量冗余数据,降低了算法的时延。计算复杂度降低值用 ΔC 表示,相比于 L0-IPNLMS 算法,SM-L0-IPNLMS 算法的 ΔC 可根据式(27)计算。

$$\Delta C = \frac{\text{时延}_{L0-IPNLMS} - \text{时延}_{SM-L0-IPNLMS}}{\text{时延}_{L0-IPNLMS}} \quad (27)$$

当 $M=600$ 时,SM-L0-IPNLMS 算法的计算复杂度下降了 12.4%; $M=800$ 时,降低了 15.2%; $M=1000$ 时,下降了 18.2%。3 种情况下,计算复杂度平均降低了 15.3%。可见,本文的改进算法比 L0-IPNLMS 算法更能满足数字助听器低功耗的特性。

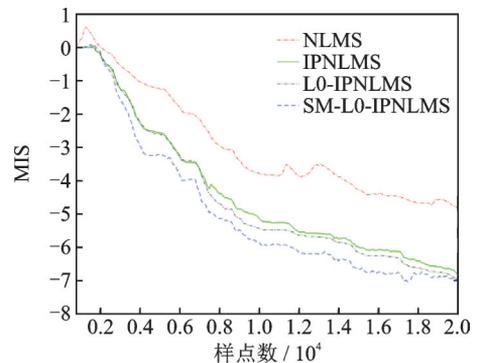


图7 信噪比 10 dB 下的 MIS 曲线

Fig.7 Curves of MIS when SNR = 10 dB

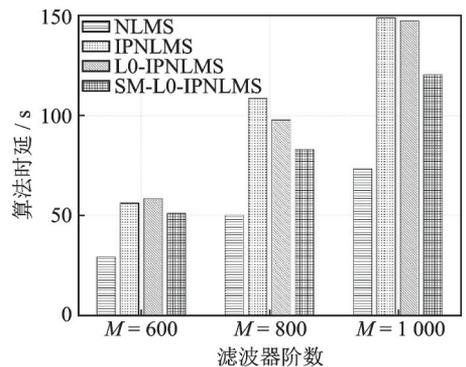


图8 算法在不同滤波器阶数下的时延

Fig.8 Running time of algorithms under different filter orders

4 结束语

本文提出了一种基于集员滤波的L0-IPNLMS的新算法以降低数字助听器中回声消除算法的计算复杂度。该算法利用集员理论对L0-IPNLMS算法进行改进,不仅利用误差信号实时调整步长大小,同时依据误差幅度的门限阈值对数据进行选择性更新,降低了数字助听器的功耗。通过实验分析证明,与原L0-IPNLMS算法相比,SM-L0-IPNLMS算法不仅计算复杂度降低了15.3%,而且在随机信号和语音信号输入条件下收敛速度分别提升了28%、32.8%,稳态性能分别提升了1 dB、3 dB,均方误差分别降低了0.66 dB和1.68 dB,ERLE值则分别提升了0.7 dB和1.79 dB,在低信噪比条件下也表现出了良好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 赵力,张昕然,梁瑞宇,等.数字助听器若干关键算法研究现状综述[J].数据采集与处理,2015,30(2):252-265.
ZHAO Li, ZHANG Xinran, LIANG Ruiyu, et al. Review on certain key algorithms of digital hearing aids[J]. Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 252-265.
- [2] KOCHKI N S, TRAK M. The key influencing factors in hearing aid purchase intent[J]. Hearing Review, 2012, 19(3): 12-25.
- [3] 秦海娟,张玲华.基于改进仿射投影算法的数字助听器自适应回声消除[J].数据采集与处理,2015,30(2):382-389.
QIN Haijuan, ZHANG Linghua. Acoustic feedback cancellation based on improved affine projection algorithm for hearing aids [J]. Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 382-389.
- [4] MEHRA R K. Approaches to adaptive filtering[C]//Proceedings of Adaptive Processes (9th) Decision and Control, 1970 IEEE Symposium on. [S.l.]: IEEE, 2010: 141-147.
- [5] ZHANG Yuan, XI Songtao. Application of new LMS adaptive filtering algorithm with variable step size in adaptive echo cancellation[C]//Proceedings of 2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology (ICCT). Chengdu, China: IEEE, 2017: 1715-1719.
- [6] HUANG Fuyi, ZHANG Jiashu, ZHANG Sheng. Mean-square-deviation analysis of probabilistic LMS algorithm[J]. Digital Signal Processing, 2019, 92(C): 26-35.
- [7] HUANG H C, LEE J. A new variable step-size NLMS algorithm and its performance analysis[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012, 60(4): 2055-2060.
- [8] 文昊翔,洪远泉,罗欢.改进的Haar子带变换双滤波器自适应算法[J].数据采集与处理,2020,35(6):1174-1181.
WEN Haoxiang, HONG Yuanquan, LUO Huan. An improved partial Haar dual filter adaptive algorithm[J]. Data Acquisition and Processing, 2020, 35(6): 1174-1181.
- [9] SALMAN M S. Sparse leaky-LMS algorithm for system identification and its convergence analysis[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2014, 28(10): 1066-1072.
- [10] NI Jingen, LI Feng. A variable step-size matrix normalized subband adaptive filter[J]. Audio Speech & Language Processing IEEE Trans on, 2010, 18(6): 1290-1299.
- [11] LIU Jianming, GRANT S L. An improved variable step-size affine projection sign algorithm for echo cancellation[C]//Proceedings of the 21st European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2013). Marrakech, Morocco: [s.n.], 2013: 1-5.
- [12] YAN Zhenghai, YANG Feiran, YANG Jun. Optimum step-size control for a variable step-size stereo acoustic echo canceller in the frequency domain[J]. Speech Communication, 2020(124): 21-27.
- [13] 楼天良,侯楚林.变步长比例归一化子带自适应滤波算法研究[J].计算机工程与应用,2014,50(9):200-203.
LOU Tianliang, HOU Chulin. Study of variable step-size proportionate normalized sub-band adaptive filtering algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(9): 200-203.
- [14] 王柯.一种新的变步长比例仿射投影算法研究[J].计算机仿真,2012,29(1):75-78.
WANG Ke. New proportionate affine projection algorithm with variable step-size[J]. Computer Simulation, 2012, 29(1): 75-78.
- [15] HIRANO G, SHIMAMURA T. A modified IPNLMS algorithm using system sparseness[C]//Proceedings of International

- Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems. [S.l.]: IEEE, 2012: 876-879.
- [16] MAHAJAN M, KAUR R. A hybrid of SC-IPNLMS and SC-MPNLMS adaptive algorithms for acoustic echo cancellation[J]. International Journal of Signal Processing, 2017(2): 140-144.
- [17] ZHANG Sheng, ZHENG Weixing. Joint adaptive step-size and zero-attractor parameters for L0-NLMS algorithm[C]// Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits & Systems. [S.l.]: IEEE, 2018: 1-4.
- [18] PALEOLOGU C, BENESTY J, CIOCHINA S. An improved proportionate NLMS algorithm based on the L0 norm[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics Speech & Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 2010: 309-312.
- [19] ZHENG Zongsheng, LIU Zhigang, ZHAO Haiquan, et al. Robust set-membership normalized subband adaptive filtering algorithms and their application to acoustic echo cancellation[J]. IEEE Trans on Circuits & Systems I Regular Papers, 2017, 64(8): 1-14.
- [20] YU Yi, ZHAO Haiquan, CHEN Badong. Set-membership improved normalized subband adaptive filter algorithms for acoustic echo cancellation[J]. IET Signal Processing, 2015, 12(1): 42-50.
- [21] ZHANG Sheng, ZHANG Jiashu, HAN Hongyu. Robust variable step-size decorrelation normalized least-mean-square algorithm and its application to acoustic echo cancellation[J]. IEEE Trans on Audio, Speech, and Language Processing, 2016, 24(12): 2368-2376.
- [22] ZHANG Sheng, ZHENG Weixing. Mean-square analysis of multi-sampled multiband-structured subband filtering algorithm[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 2018, 66(3): 1051-1062.
- [23] LIMA M V S, DINIZ P S R. Steady-state MSE performance of the set-membership affine projection algorithm[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2013, 32(4): 1811-1837.

作者简介:

高纯(1995-),女,硕士研究生,研究方向:语音信号处理, E-mail: gaochun2929@163.com。



张玲华(1964-),通信作者,女,博士,教授,研究方向:智能信号与信息处理、语音信号处理及现代通信技术、现代通信网络与信息处理。

(编辑:张彤)