

适用于即时翻译系统的改进仿射投影算法*

吴雷^a, 杨海燕^a, 周萍^b

(桂林电子科技大学 a. 信息与通信学院; b. 电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 针对即时翻译系统应用中存在双端对讲干扰和模型噪声的问题, 提出了一种适用于便携式即时翻译系统的改进变步长仿射投影算法。新算法在收敛步长中引入近端信号能量统计量和滤波器收敛程度统计量, 根据统计量的改变实时调整步长参数, 防止算法发散。仿真结果表明, 与传统自适应滤波算法和改进仿射投影算法相比, 所提出的算法不但可以有效克服双端对讲干扰, 而且在收敛速度、稳态失调等方面也有明显改善。

关键词: 即时翻译系统; 回声消除; 变步长; 自适应滤波; 仿射投影算法

中图分类号: TP391.42; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)07-1992-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2018.07.016

Improved affine projection algorithm and its application in instant translation system

Wu Lei^a, Yang Haiyan^a, Zhou Ping^b

(a. School of Information & Communication, b. School of Electric Engineering & Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: To solve the problem of double-talk interference and model noises in instant translation system application, this paper proposed an improved variable step-size affine projection algorithm. Introducing the near-end energy estimator and filter convergence statistics in convergence step, it adjusted the step parameters in real-time as the change of the statistics to prevent the algorithm from diverging. Compared with the traditional adaptive filtering algorithms and improved affine projection algorithm, the simulation results show that the proposed algorithm not only efficiently overcomes the interference of double-talk, but also achieves faster convergence speed and lower final misalignment.

Key words: instant translation system; echo cancellation; variable step size; adaptive filtering; affine projection algorithm

随着中国经济的快速发展, 人们生活水平逐步提高, 出境旅游人数也大幅增加, 但是绝大部分人无法独自进行外语交流, 一款便携式的即时翻译系统可以帮助人们解决这一难题。目前便携式即时翻译系统的研究应用还存在许多问题, 例如现有回声消除算法在双端对讲情况下经常存在发散的问题, 算法的收敛速度还不能满足实时性要求, 并且没有考虑模型噪声的干扰, 使用户体验不佳。因此, 创建能够克服模型噪声和双端对讲干扰且具有快速收敛性的回声消除算法是追求的目标。

传统的最小均方(LMS)算法和归一化最小均方(NLMS)算法因其结构简单、算法复杂度低, 被广泛应用到回声消除中^[1-3]。但在远距离声学回声消除过程中, 回声路径的冲激响应时间很长, 且语音信号存在非平稳、强相关的特性, 使得LMS和NLMS算法收敛速度减慢, 稳态失调增加, 无法满足实时处理的需求。为克服输入信号相关性的影响, Rupp^[4]提出仿射投影算法(affine projection algorithm, APA)。APA算法是NLMS算法的多维推广, 在输入数据具有强相关性的情况下提高算法的收敛速度。与LMS算法一样, APA算法需要选择合适的步长来取得收敛速度与稳态误差之间的折中^[5], 当步长较大时, 收敛速度将加快, 但同时稳态误差也会增大; 当步长较小时, 稳态误差减小, 而收敛速度会变慢。因此, 可采用变步长解决以上问题, 在算法未收敛时采用较大的步长, 当算法收敛时采用较小的步长^[6-8]。APA算法通过为自适应系统引入记忆性, 重复使用输入信号以提高算法收敛速度, 在处理非平稳、强相关的语音信号时仍能保持其优异的算法性能。

1 经典自适应滤波算法

自适应滤波算法广泛应用在回声消除中。经典的算法主要包括LMS、NLMS、VSS-NLMS、NPVSS-NLMS算法。

1.1 LMS 算法

由Widrow和Hoff在1960年提出的LMS(least mean square)算法, 是随机梯度算法中重要的组成部分, 因其具有结构简单、计算复杂度低、稳定性好等鲜明特点^[9], 成为最广泛使用的自适应滤波算法。均方误差(MSE)是LMS算法及其变体算法中常使用的衡量标准。LMS算法在迭代过程中, 步长 μ 的取值决定了LMS算法的稳定性和收敛性能。自适应滤波器的权重更新公式为

$$W(n+1) = W(n) + \mu X(n)e(n) \quad (1)$$

其中: μ 为步长参数。将统计LMS滤波器理论限制为小步长的情况下, 得到LMS算法的收敛条件为

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (2)$$

其中: λ_{\max} 是输入信号 $X(n)$ 自相关矩阵的最大特征值。

1.2 NLMS 算法

NLMS(normalized least mean square)算法是在LMS算法的基础上对每一次迭代的权值向量更新值进行归一化处理。由于NLMS算法易于实现, 具有较低的计算复杂度、固定的步长因子、较好的跟踪性质和在宽范围的操作条件下的高鲁棒性等特点而被广泛应用^[10,11]。该算法使用梯度下降法来适配抽头权重序列, 减小每个时刻的平方估计误差。更新的算法如下:

$$W(n+1) = W(n) + \mu \frac{X(n)e(n)}{\varepsilon + X^T(n)X(n)} \quad (3)$$

其中: μ 是自适应步长($0 < \mu < 2$); ε 为很小的正整数, 是用于改善适应稳定性和避免除数为零的正则化参数。

NLMS算法是一个有限的优化问题的解决方案, 使用固定步长参数, 只能折中算法收敛速度与稳态误差之间的冲突, 因此此算法优化需要适当的步长控制。

收稿日期: 2017-03-22; 修回日期: 2017-05-18 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61462017); 广西自然科学基金资助项目(2014GXNSFAA118353); 广西千亿元产业产学研用合作项目

作者简介: 吴雷(1991-), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向为语音信号处理(nywl21@163.com); 杨海燕(1975-), 女, 山西运城人, 副教授, 博士, 主要研究方向为语音信号处理; 周萍(1961-), 女, 山西大同人, 教授, 主要研究方向为语音识别、智能控制。

1.3 VSS-NLMS 算法

经典 NLMS 算法的缺点是步长因子不能在固定输入的情况下(如语音信号)下同时兼顾收敛速度和稳态误差,可使用变步长算法来平衡两者之间的折中。在算法收敛的初始阶段使用一个大的步长,以增强收敛速度;在算法的停止收敛阶段使用较小的步长,对应获得较小的稳态误差。VSS-NLMS (variable step-size normalized least mean square) 算法具有可变步长参数,其中权重更新递归由式(4)给出。

$$W(n+1) = W(n) + \mu(n) \frac{X(n)e(n)}{\varepsilon + X^T(n)X(n)} \quad (4)$$

其中: $\mu(n)$ 为时变收敛步长,可控制滤波器系数更新; ε 为正则化参数,防止输入数据矢量 $X(n)$ 的内积过小使得 $\mu(n)$ 过大引起稳定性下降。

1.4 NPVSS-NLMS 算法

非参数可变步长 NLMS (nonparametric VSS NLMS, NPVSS-NLMS) 算法是在 NLMS 算法的框架之下,采用背景噪声标准差(即背景噪声能量的平方根)与系统误差标准差之比来衡量算法的收敛程度,并用标量 1 减去这个比值作为算法的可变步长。在回声消除过程中, NPVSS-NLMS 算法无须配置经典 NLMS 的固定步长。在工作过程中,需要提前估计背景噪声的能量。背景噪声的能量采用固定组合系数的凸组合方式进行在线估计,根据试图减小每个时刻的平方误差的标准调整步长值获得。施加条件为 $E\{\delta^2(n)\} = E\{b^2(n)\}$, 其中: $E\{\cdot\}$ 表示数学期望。后验估计误差 $\delta(n)$ 由式(5)决定:

$$\delta(n) = d(n) - X^T(n)W(n+1) \quad (5)$$

先验估计误差 $e(n)$ 由式(6)决定:

$$e(n) = d(n) - X^T(n)W(n) \quad (6)$$

NPVSS-NLMS 算法中使用的最优变量步长 $\mu_{\text{NPVSS}}(n)$ 表示为

$$\mu_{\text{NPVSS}}(n) = \begin{cases} \beta(n) & \hat{\sigma}_e(n) > \sigma_b \\ 0 & \hat{\sigma}_e(n) \leq \sigma_b \end{cases} \quad (7)$$

$$\beta(n) = \frac{1}{\varepsilon + X^T(n)X(n)} \left(1 - \frac{\sigma_b}{\delta + \hat{\sigma}_e(n)} \right) \quad (8)$$

其中: δ 是一个非常小的正数,避免分母为零。

变量 $\hat{\sigma}_e^2(n) = E\{e^2(n)\}$ 定义了误差信号的功率, $\sigma_b^2 = E\{b^2(n)\}$ 是已知或估计的系统噪声的功率。 $\hat{\sigma}_e^2(n)$ 更新方程为 $\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n)$ (9) 其中: λ 是位于区间 $[0,1]$ 中的指数加权因子。

NPVSS-NLMS 算法的性能比经典 NLMS 算法有明显地提高,但是也具有不足之处。在实际工作过程中背景噪声的能量是动态变化的,但该算法假设背景噪声为固定不变的值,导致可变步长的大小仅由系统误差决定。当背景噪声能量增加时,自适应滤波器的系统误差随之增加,导致噪声标准差(固定值)与系统误差标准差之比变小,进而使得 NPVSS-NLMS 算法的可变步长增加。在较大背景噪声情况下,增加迭代步长将会导致算法的系统误差进一步加大。在发生背景噪声能量波动时,这样往复变化会使得 NPVSS-NLMS 算法的性能明显下降。

2 仿射投影算法

2.1 APA 算法

APA 算法^[7]通过重复利用输入数据提高收敛速度。定义输入数据的重用次数为阶数,构造 M 阶 APA 算法如下:

设 N 为 FIR 滤波器长度; $H = [h_0, h_1, \dots, h_{N-1}]^T$ 为回声路径序列;分别记 t 时刻噪声信号、输入信号为 $v(t)$ 、 $x(t)$, 可得 t 时刻输入信号向量为 $X_N(t)$, $X_N(t) = [x(t), x(t-1), \dots, x(t-N+1)]^T$ 。其中:下标 N 表示数组长度,上标 T 表示矩阵转置。期望信号 $d(t)$ 满足

$$d(t) = X_N^T(t)H + v(t) \quad (10)$$

将 t 时刻前 M 个输入向量记为矩阵形式:

$$X_{NM}(t) = [X_N(t), X_N(t-1), \dots, X_N(t-M+1)] \quad (11)$$

分别记 $V(t)$ 、 $Y(t)$ 、 $D(t)$ 为 t 时刻前 M 个噪声、滤波器输

出与期望信号构成的向量,得

$$V(t) = [v(t), v(t-1), \dots, v(t-M+1)]^T \quad (12)$$

$$Y(t) = X_{NM}^T(t)W(t) = [y_0(t), y_1(t), \dots, y_{M-1}(t)]^T \quad (13)$$

$$D(t) = [d(t), d(t-1), \dots, d(t-M+1)]^T \quad (14)$$

分别定义 t 时刻先验误差、后验误差为

$$e(t) = D(t) - X_{NM}^T(t)W(t) = D(t) - Y(t) = [e_0(t), e_1(t), \dots, e_{M-1}(t)]^T \quad (15)$$

$$\varepsilon(t) = D(t) - X_{NM}^T(t)W(t+1) \quad (16)$$

APA 以求解约束最优化问题为算法目标。

$$\text{目标函数: } \min \|W(t+1) - W(t)\|_2^2 \quad (17)$$

$$\text{约束条件: } \varepsilon(t) = 0_{M1} \quad (18)$$

其中: 0_{M1} 表示 $M \times 1$ 零向量。物理意义为:在强制后验误差 $\varepsilon(t)$ 为零的条件下,更新后的向量 $W(t+1)$ 应尽可能与当前向量 $W(t)$ 保持接近。应用拉普拉斯乘子法可得式(17)(18)解为

$$W(t+1) = W(t) + X_{NM}^T(t)(X_{NM}^T(t)X_{NM}(t))^{-1}e(t) \quad (19)$$

由于各种环境噪声及测量噪声的存在,强迫后验误差为零,使算法对不相关的干扰信号进行补偿,最终导致稳态失调增加。因此需引入收敛步长 μ ($0 < \mu < 2$),以取得稳态失调与收敛速度的折中。标准 APA 算法如下:

$$W(t+1) = W(t) + \mu X_{NM}^T(t)(X_{NM}^T(t)X_{NM}(t))^{-1}e(t) \quad (20)$$

2.2 改进的 APA 算法

2.2.1 量化模型噪声

便携式即时翻译系统在远距离回声消除过程中,回声路径的冲激响应时间很长,但是普通参数可调横向滤波器阶数比真实的回声路径阶数短,因此在实际应用中模型噪声普遍存在,将模型噪声进行量化并处理是必要的。分别定义回声路径有限冲激响应和滤波器的有限冲击响应为

$$h = [h_0, h_1, \dots, h_{N-1}, h_N, h_{N+1}, \dots, h_{L-1}]^T \quad (21)$$

$$\hat{h}(t) = [\hat{h}_0(t), \hat{h}_1(t), \dots, \hat{h}_{N-1}(t)]^T \quad (22)$$

其中: L 是回声路径的阶数; N 为参数可调横向滤波器的阶数,且 $N < L$ 。由式(21)(22)可知回声路径中的一部分冲激响应无法被横向滤波器逼近,将这部分表示为

$$h_{L-N} = [h_N, h_{N+1}, \dots, h_{L-1}]^T \quad (23)$$

进而可将回声路径的有限冲击响应 h 表示为

$$h = [h_N^T, h_{L-N}^T]^T \quad (24)$$

其中: $h_N = [h_0, h_1, \dots, h_{N-1}]^T$, 为可被滤波器逼近的那部分。

由于回声路径与滤波器的阶数不同,导致两者所需的输入信号向量的长度也有所不同,分别表示为

$$X(t) = [X_N^T(t), X_{L-N}^T(t)]^T \quad (25)$$

$$X_N(t) = [x(t), x(t-1), \dots, x(t-N+1)]^T \quad (26)$$

其中: $X(t)$ 表示回声路径的输入,长度为 L ; $X_N(t)$ 表示滤波器的输入,长度为 N 。因此, $X_{L-N}(t) = [x(t-N), x(t-N-1), \dots, x(t-L+1)]^T$ 为回声路径比滤波器多出来的输入信号。

由式(24)(25)推导出回声信号 $y(t)$ 为

$$y(t) = X(t)h = X_N^T(t)h_N + X_{L-N}^T(t)h_{L-N} \quad (27)$$

便携式即时翻译系统中麦克风信号表示为 $d(t)$, 由回声信号 $y(t)$ 、近端语音信号 $v(t)$ 和背景噪声信号 $w(t)$ 复合而成。

$$d(t) = y(t) + v(t) + w(t) \quad (28)$$

由式(27)(28)推导得麦克风信号 $d(t)$ 为

$$d(t) = X_N^T(t)h_N + X_{L-N}^T(t)h_{L-N} + v(t) + w(t) \quad (29)$$

由式(22)(26)可得滤波器 $\hat{h}(t)$ 的输出:

$$\hat{y}(t) = X_N^T(t)\hat{h}(t) \quad (30)$$

定义误差信号 $e(t)$ 为

$$e(t) = d(t) - \hat{y}(t) \quad (31)$$

将式(29)(30)代入式(31)得

$$e(t) = X_N^T(t)h_N - X_N^T(t)\hat{h}(t) + X_{L-N}^T(t)h_{L-N} + v(t) + w(t) \quad (32)$$

定义系数偏差向量 $\Delta \hat{h}_N(t)$ 为

$$\Delta \hat{h}_N(t) = h_N - \hat{h}(t) \quad (33)$$

表示滤波器系数与其所逼近的回声路径之间的差别。

将式(33)代入式(32)得

$$e(t) = X_N^T(t)\Delta \hat{h}_N(t) + X_{L-N}^T(t)h_{L-N} + v(t) + w(t) \quad (34)$$

令 $y_{L-N}(t) = X_{L-N}^T(t)h_{L-N}$, 定义为模型噪声。上述推导实

现了对模型噪声的量化。

2.2.2 推导统计量

在处理非平稳、强相关的语音信号时,经典的 APA 算法能保持较高的收敛速度以及较低的稳态失调量,但未考虑到双端对讲与回声路径突变的区别,所以无法有效克服双端对讲带来的干扰,本文算法引入统计量调节步长对其加以区分。

假设输入信号是高斯白噪声信号,则有

$$E[x(i)x(j)] = \begin{cases} \sigma_x^2 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (35)$$

其中: $\sigma_x^2 = E[x^2(t)]$ 为序列 $x(t)$ 的能量。

由式(35)可得自相关矩阵 R_{xx} 的表达式简化为

$$R_{xx} = \sigma_x^2 I \quad (36)$$

其中: I 表示单位矩阵。

一般而言,远端信号 $x(t)$ 与近端语音信号 $v(t)$ 和背景噪声信号 $w(t)$ 都不相关, $y_{L-N}(t)$ 与 $v(t)$ 和 $w(t)$ 也不相关,由式(35)得 $X_N(t)$ 与 $X_{L-N}(t)$ 不相关,由 $y_{L-N}(t) = X_{L-N}^T(t)h_{L-N}$,可以得知 $X_N(t)$ 与 $y_{L-N}(t)$ 不相关, $v(t)$ 与 $w(t)$ 也不相关,可推出式(34)右边几项因式彼此不相关,结合式(36)可得均方误差: $E[e^2(t)] = \sigma_x^2 \|\Delta h(t)\|_2^2 + E[y_{L-N}^2(t)] + E[v^2(t)] + E[w^2(t)]$ (37) 其中: $\|\cdot\|_2^2$ 表示 2-范数的平方。

信号 $X_N(t)$ 与 $e(t)$ 的互相关向量为

$$E[e(t)X_N(t)] = \sigma_x^2 \Delta h_N(t) + E[y_{L-N}(t)X_N(t)] + E[v(t)X_N(t)] + E[w(t)X_N(t)] \quad (38)$$

将式(38)表示为 $r_{ex}(t)$,由式(37)的推导过程可知

$$r_{ex}(t) = E[e(t)X_N(t)] = \sigma_x^2 \Delta h_N(t) \quad (39)$$

式(39)取 2-范数的平方可得

$$\|E[e(t)X_N(t)]\|_2^2 = (\sigma_x^2)^2 \|\Delta h_N(t)\|_2^2 \quad (40)$$

将式(40)代替式(37)中的 $\|\Delta h(t)\|_2^2$ 可得

$$E[y_{L-N}^2(t)] + E[v^2(t)] + E[w^2(t)] = E[e^2(t)] - \|E[e(t)X_N(t)]\|_2^2 / \sigma_x^2 \quad (41)$$

由于回声路径冲激响应中 h_N 部分包含的能量比 h_{L-N} 大很多,所以模型噪声 $y_{L-N}(t)$ 的能量 $E[y_{L-N}^2(t)]$ 很小。当近端信号 $v(t)$ 不存在时,式(41)的值就是背景噪声 $w(t)$ 和模型噪声 $y_{L-N}(t)$ 的能量,这个值通常会很小。当近端信号 $v(t)$ 存在时,由于 $v(t)$ 的能量比 $w(t)$ 和 $y_{L-N}(t)$ 能量大很多,式(41)的值就会变得非常大。可以用式(41)来判断双端对讲的情况。所以定义近端能量估计统计量 $\varphi(t)$ 为

$$\varphi(t) = E[y_{L-N}^2(t)] + E[v^2(t)] + E[w^2(t)] = E[e^2(t)] - \|E[e(t)X_N(t)]\|_2^2 / \sigma_x^2 \quad (42)$$

这与文献[13]中定义的近端能量估计统计量相似,其中定义的滤波器收敛程度统计量 $\psi(t)$ 如下:

$$\psi(t) = \left| \frac{r_{ed}(t) - E[e^2(t)]}{E[d^2(t)] - r_{ed}(t)} \right| \quad (43)$$

其中: $r_{ed}(t) = E[e(t)d(t)]$ 。由式(37)的推导过程可知

$$E[d^2(t)] = E[y_N^2(t)] + E[y_{L-N}^2(t)] + E[v^2(t)] + E[w^2(t)] \quad (44)$$

$$r_{ed}(t) = \sigma_x^2 \Delta h_N^T(t)h_N + E[y_{L-N}^2(t)] + E[v^2(t)] + E[w^2(t)] \quad (45)$$

将式(38)(44)(45)代入式(43)可得

$$\psi(t) = \left| \frac{\Delta h_N^T(t)\hat{h}_N(t)}{h_N^T(t)h_N(t)} \right| \quad (46)$$

由式(46)可知,收敛程度统计量 $\psi(t)$ 对回声路径非常敏感,其估计值对激励信号的能量不敏感。因此, $\psi(t)$ 在检测滤波器收敛程度和反馈回声路径突变的情况时具有实用性和有效性。

2.2.3 提出改进算法

本文基于经典的 APA 算法框架和上述推导得到的统计量 $\varphi(t)$ 和 $\psi(t)$,结合文献[12,13]提出的变步长调整准则,提出了可以同时克服模型噪声与双端对讲两种干扰的新的变步长仿射投影算法。

$$W(t+1) = W(t) + \mu(t)X_{NM}(t)(X_{NM}^T(t)X_{NM}(t))^{-1}e(t) \quad (47)$$

其中:变步长因子为

$$\mu(t) = \left(\frac{\sigma_e(t) - \sqrt{\sigma_d^2(t) - \sigma_y^2(t)}}{\sigma_e(t)} \right) \left(\frac{\psi(t)}{\varphi(t) + \psi(t)} \right) \quad (48)$$

式(48)中等号右边第一项与文献[12]提出的变步长因子相同,并采用其中的指数窗方法对各种数学期望进行在线估计。以在线估计误差信号 $e(t)$ 的能量 $\sigma_e^2(t)$ 为例如下:

$$\hat{\sigma}_e^2(t) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(t-1) + (1-\lambda)e^T(t)e(t) \quad (49)$$

其中: $\hat{\sigma}_e^2(t)$ 为 t 时刻 $\sigma_e^2(t)$ 的估计值; $\lambda = 1 - 1/KN$ 称为组合系数; $K > 1$ 为工作之前设定的常数; N 即为滤波器长度。

当单端讲话时, $\varphi(t)$ 的值非常小,则 $\psi(t)/(\varphi(t) + \psi(t)) \approx 1$,此时新提出的改进算法变步长因子只有第一项发挥作用。在算法迭代初期,误差信号能量 $\sigma_e(n)$ 的值比较大,麦克风信号能量 $\sigma_d^2(t)$ 和滤波器输出信号能量 $\sigma_y^2(t)$ 的值比较小,算法以较大的步长因子收敛,收敛速度快但同时伴随着较大的稳态失调。在算法迭代趋于稳定后,误差信号能量 $\sigma_e(n)$ 的值变小, $\sigma_d^2(t)$ 和 $\sigma_y^2(t)$ 的值逐渐增大,算法以较小的步长收敛以降低稳态失调。随着迭代收敛程度的不断增加,由式(46)可知 $\psi(t)$ 的数值不断减小,从而导致 $\psi(t)/(\varphi(t) + \psi(t))$ 的值减小,这有利于算法收敛精度进一步提高。由式(37)和(44)可知麦克风信号能量和滤波器输出信号能量的差值始终小于误差信号能量,因此对于式(48)始终有 $0 < \mu(t) < 1$,满足仿射投影算法中步长参数介于 0~1 间的要求,由此可以保证式(48)得到的变步长仿射投影算法的收敛性。

当发生双端对讲时, $\varphi(t)$ 快速增加到一个较大的值,这会导导致 $\psi(t)/(\varphi(t) + \psi(t)) \approx 0$,最终使步长 $\mu(t) \approx 0$ 。此时参数可调滤波器系数的更新过程接近停止,从而防止了滤波器系数发散。以上分析表明,在模型噪声和双端对讲干扰环境下,改进算法能够自动调整步长因子,保持算法收敛,该算法在复合噪声下具有更好的适应性。

3 仿真实验

为了检验所提算法的性能,与经典自适应算法和 APA 算法进行仿真对比。本文采用实验典型值^[12]作为标准参数。选择回声路径阶数为 $L=1024$ 、采样频率为 8 kHz 的有限冲击响应信号,采用长度 $N=512$ 的参数可调横向滤波器。远端信号 $x(t)$ 采用零均值高斯白噪声信号,背景噪声 $w(t)$ 采用与 $x(t)$ 、 $v(t)$ 都统计独立的零均值高斯白噪声信号。真实回声信号 $y(t)$ 与背景噪声 $w(t)$ 的信噪比为 30 dB。正则化参数 $\varepsilon = 0.001$,指数加权因子 $\lambda = 0.01$ 。衡量算法性能的指标为算法失调,用于度量自适应滤波器与目标系统的逼近程度,定义为

$$\text{Misalignment (dB)} = 20 \log_{10} (\|h - [\hat{h}^T(t)0_{L-N}^T]^T\|_2 / \|h\|_2) \quad (50)$$

改进的 VSS-APA 算法分别与 VSS-NLMS、NPVSS-NLMS 和 APA 算法在收敛速度、跟踪能力和应对双端对讲干扰方面进行了仿真比较,并最后采用真实语音信号进行了应用性验证。图 1、2 为具体仿真结果和分析。

由图 1 可以看出,APA 算法的收敛速度明显优于 NLMS 类型算法,NPVSS-NLMS 算法的收敛速度虽然有了大幅提升,但其稳态失调要比 APA 算法大一点,本文所提出的改进改进 VSS-APA 算法在 APA 算法的框架上进一步提升了它的收敛速度,也降低了稳态失调。

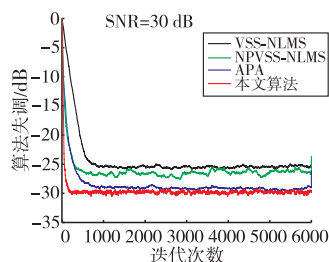


图 1 相关自适应
算法性能比较

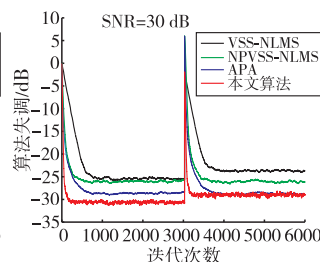


图 2 相关自适应
算法跟踪性能比较

对于声学回声消除算法而言,回声路径总是不停地变化,因此算法的跟踪能力十分重要。本文通过在采样 3 000 处将通道的增益增加来模拟通道改变。由图 2 仿真实验可知,

NPVSS-NLMS 算法的跟踪能力优于 NLMS 算法,但是略次于 APA 算法,本文提出的改进算法跟踪能力最强,但是跟踪后的算法稳态失调略有增加。图3显示了四种自适应算法在发生双端对讲的情况下算法性能差异。在采样1800处开始双端对讲,在采样4500处结束双端对讲。在发生双端对讲的情况下,四种自适应算法的性能差异非常明显,经典的 VSS-NLMS 和 APA 算法处于一种发散的状态,完全不能发挥其功能;NPVSS-NLMS 算法可以较为有效的保持收敛性,具有较强的抗双端对讲干扰的能力,但稳态失调有点严重,还无法满足现实需要;本文所提的改进 VSS-APA 算法在发生双端对讲情况下可以继续保持算法收敛性,抗双端对讲干扰能力最强,其稳态失调量也要比 NPVSS-NLMS 算法小,基本可以满足现实应用需要。

该实验选取了文献[8]提出的 VSS-APA2 算法进行性能比较。VSS-APA2 算法的参数设置为: $L=2$, $\lambda_1=0.1$, $\lambda_2=0.01$ 。实验环境设置方面与实验3保持一致,即在采样1800~4500阶段引入双端对讲干扰。实验结果如图4所示。本文所提的改进 VSS-APA 算法在收敛速度方面明显高于 VSS-APA2 算法,且在发生双端对讲时,VSS-APA2 算法虽然可以保持收敛性,但其稳态失调大幅增加,可见本文提出的改进算法性能优于文献[8]提出的 VSS-APA2 算法。

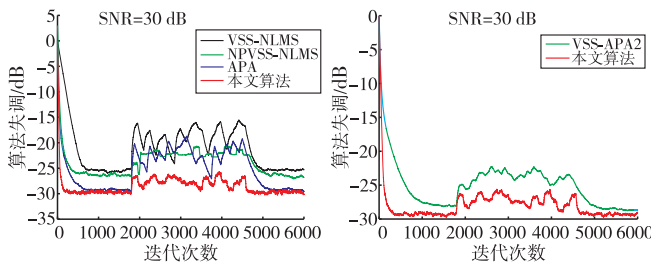


图3 相关自适应算法
双端对讲时性能比较

图4 所提算法与 VSS-APA2
算法性能比较

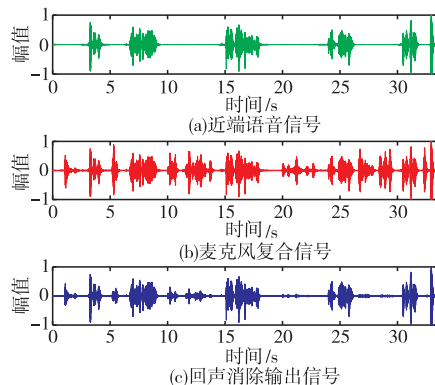


图5 回声消除时域波形

为了进一步验证本文所提算法的性能,采用真实语音信号进行回声消除实验。处理结果如图5所示,从上往下依次为近

端语音信号、麦克风复合信号和回声消除输出信号。改进的 VSS-APA 算法可以有效地滤除掉背景噪声和回声干扰信号,保留较为纯净的语音信号,具有很高的实用价值。

4 结束语

本文所提出的改进变步长仿射投影算法在收敛步长因子中引入统计量,区分双端对讲和回声路径改变两种情况,可以有效地滤除模型噪声和双端对讲带来的干扰噪声,防止算法发散。与其他三种算法相比,本文算法收敛速度更快、稳态失调更低,在回声路径突变时有更好的跟踪性能,可以满足系统应用的实时性和稳定性要求。

参考文献:

- [1] 张琦,王霞,王磊,等. 自适应回波抵消中变步长 NLMS 算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(1): 64-68.
- [2] 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.
- [3] Meher P K, Maheshwari M. A high-speed FIR adaptive filter architecture using a modified delayed LMS algorithm [C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2011: 121-124.
- [4] Rupp M. Pseudo affine projection algorithms revisited: robustness and stability analysis [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(5): 2017-2023.
- [5] Abadi M S E, Arani A Z. A family of variable step-size affine projection adaptive filter algorithms using statistics of channel impulse response [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(1): 97.
- [6] Kim S E, Lee J W, Song W J. A theory on the convergence behavior of the affine projection algorithm [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(12): 6233-6239.
- [7] 文昊翔,陈隆道,蔡忠法. 改进仿射投影算法及其在电子回声消除中的应用[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1229-1234.
- [8] 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.
- [9] Yan Yonggang, Zhao Junwei, Wang Zhankui, et al. An novel variable step size LMS adaptive filtering algorithm based on hyperbolic tangent function [C]//Proc of International Conference on Computer Application and System Modeling. 2010: 233-236.
- [10] Kuhn E V, Kolodziej J E, Seara R. Stochastic modeling of the NLMS algorithm for complex Gaussian input data and nonstationary environment [J]. Digital Signal Processing, 2014, 30(7): 55-66.
- [11] Jeong J J, Koo K, Koo G, et al. Steady-state mean-square deviation analysis of improved normalized subband adaptive filter [J]. Signal Process, 2015, 106(1): 49-54.
- [12] Paleologu C, Ciocina S, Benesty J. Variable step-size NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1): 5-8.
- [13] Iqbal M A, Grant S L. Novel variable step size NLMS algorithm for echo cancellation [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. 2008: 241-244.

(上接第1973页)

- [8] 谢娟,邱剑锋,闵杰,等. 具有双重认知能力的人工蜂群算法及性能分析[J]. 计算机科学, 2014, 41(11): 269-272.
- [9] Ren Ziwu, Wang Zhenhua, Sun Lining. A dual-populations artificial bee colony algorithm [C]//Proc of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation. 2014: 5211-5216.
- [10] 倪峰. 微波非线性散射函数仿真技术的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008.
- [11] Farsaei A R, Safian R. A novel method for calculating initial condition in harmonic balance analysis exploiting Volterra series [C]//Proc of International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications. 2009: 324-328.
- [12] Rekaby A, Youssif A A, Eldin A S. Introducing adaptive artificial bee colony algorithm and using it in solving traveling salesman problem

[C]//Proc of Science and Information Conference. 2013: 502-506.

- [13] Xu Haidong, Jiang Mingyan, Xu Kun. Archimedean copula estimation of distribution algorithm based on artificial bee colony algorithm [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(2): 388-396.
- [14] 王珊,顾幸生. 基于混沌优化的双种群人工蜂群算法[J]. 上海机电学院学报, 2012, 15(1): 11-17.
- [15] 乔现伟,乔蕾. 基于限域拟牛顿法的混沌类电磁学机制算法及其在路径寻优中的应用[J]. 计算机应用, 2015, 35(3): 696-699.
- [16] 孙丹平,南敬昌,高明明. 基于 Volterra 级数改进的混合遗传算法在谐波平衡中的应用[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(8): 2367-2371.
- [17] 朱德刚,孙辉,赵嘉,等. 基于高斯扰动的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(3): 754-759.