

一种变步长 Proportionate NLMS 自适应滤波算法及其在网络回声消除中的应用

刘立刚¹, FUKUMOTO Masahiro², 张世永¹

(1. 复旦大学计算机科学技术学院, 上海 200433; 2. 高知工科大学情报信息工程系, 日本高知 782-8502)

摘要: Proportionate 自适应算法利用稀疏冲激响应的结构特征, 极大地加速了算法的收敛速度. 但是快速收敛与低稳态失调是一对矛盾的需求, 固定步长算法必需折中选择一步长参数来满足应用的要求. 本文提出了一种适用于 Proportionate 算法的变步长方法, 有效解决了收敛速度和稳态失调之间的矛盾. 所提的算法首先利用最小干扰原理, 得到了一个 Proportionate NLMS 算法的推导; 进而将干扰信号考虑进算法的系数更新过程, 通过在每一步迭代中用后验误差去补偿干扰信号的负面作用, 得到一个新的优化准则; 最后利用这个准则, 推导出了一个适用于 Proportionate 算法的步长调节方法. 仿真实验验证了本文方法的有效性.

关键词: 自适应滤波器; 网络回声消除; 稀疏冲激响应; 变步长

中图分类号: TP302.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 04-0973-06

A Variable Step-Size Proportionate NLMS Adaptive Filtering Algorithm and Its Application in Network Echo Cancellation

LIU Li-gang¹, FUKUMOTO Masahiro², ZHANG Shi-yong¹

(1. School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200433, China;

2. Department of Information Systems Engineering, Kochi University of Technology, Kochi 782-8502, Japan)

Abstract: Proportionate adaptive algorithms exploit structure characteristic of sparse impulse response to considerably improve the convergence speed. However, the requirements of fast convergence and low steady-state misalignment are conflict for constant step-size adaptive algorithms, whose step size parameter has to be selected by compromising these two conflict requirements. In this article, a novel variable step-size method is proposed for proportionate adaptive algorithm to solve this problem. By using principle of minimal disturbance to proportionate adaptive algorithm, a derivation of proportionate NLMS is provided first. Then by taking into account the disturbance signal, forcing the a posterior error to cancel negative effect of disturbance signal, a new optimization criterion is obtained. At last, using this criterion, a step size control approach for proportionate NLMS algorithm is proposed. Simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: adaptive filter; network echo cancellation; sparse impulse response; variable step-size

1 引言

自适应滤波器有着广泛的应用, 如回声消除、信道均衡、信号增强、主动噪声控制等^[1]. 随着近年 VoIP 的普及, 网络回声消除 (Network Echo Cancellation, NEC) 面临着新的课题和挑战. 尤其是, 网络回声消除器必须具有足够的长度, 以处理 64ms ~ 128ms 的时延, 以 8k 采样率为例, 相应的自适应滤波器的系数有 512 ~ 1024 个. 传统的归一化最小均方 (NLMS) 算法广泛应用于回声消除^[2~4], 具有较低的计算复杂度和较好的收敛速度. 但是 NLMS 在处理这种有大量系数的网络回声消除时, 收敛速度也会变得缓慢.

Proportionate 自适应滤波算法是近年发展起来的一种具有快速收敛性能的算法^[5], 它利用网络回声路径的

结构特征——稀疏性, 大幅提高了算法的收敛速度. 在网络回声路径的大量系数中, 大部分系数的值为零或很小, 仅有少量的系数具有显著的值, 具有这种特点的冲激响应称为稀疏冲激响应. 图 1 显示的网络回声路径是一个典型的稀疏冲激响应. 传统的算法不考虑目标冲激响应的结构如何, 为所有的系数赋予相同的步长参数, 小系数能在较少迭代后收敛到其最优值, 而大系数需要更多的迭代次数才能收敛到最优值.

Proportionate 算法的基本思想是, 给大系数较大的步长参数, 加快大系数的收敛速度, 从而加快了自适应滤波器的整体收敛速度. Proportionate NLMS (PNLMS) 算法^[5]引入一个步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$, k 时刻的步长近似等于 k 时刻滤波器系数的绝对值, 这样, 较大的系数获得了较大的步长, 从而显著加快了算法的初始收敛速

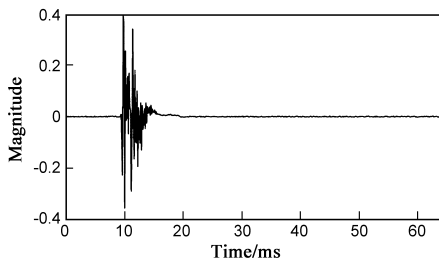


图1 一个典型的网络回声路径

度.但 PNLMS 算法的主要缺点是后期收敛速度较慢.针对这个问题,提出了各种改进算法,其中 SPNLMS 算法^[6]在收敛速度和计算复杂度上具有优势,在实际应用中可以获得广泛应用.

对于网络回声消除器,快速的收敛速度意味着回声信号能被迅速消除,同时意味着当网络回声路径发生变化后,自适应滤波算法能快速跟踪回声路径的变化,并消除因此产生的回声.然而,除了收敛速度之外,较低的稳态失调也是一个重要的性能指标,其度量回声路径被准确识别的程度和回声被消除的程度.但是,对传统的固定步长算法,快速收敛与低稳态失调这两个需求是互相矛盾的:选择较大的步长能加快算法的收敛速度,但会导致较大的稳态失调;较小的步长能获得较小的稳态失调,但是收敛速度也会相应变慢.变步长技术是解决这个问题的一种有效方法^[7-9],其主要思想是找到一个衡量自适应滤波器与目标系统之间的距离的标准,然后据此确定一个时变的步长参数,在自适应滤波器处于瞬态时使用较大的步长来加快算法的收敛速度,当算法收敛到某种程度后,使用小的步长参数,以获得较低的稳态失调.但是,这些方法都是针对传统的 LMS 算法或 NLMS 算法提出的,不能直接应用于各种 Proportionate 自适应算法.对于各 Proportionate 算法,虽然其步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 是时变的,但 $\mathbf{G}(k)$ 与未知系统相关,不能随着自适应滤波器与其最优值之间的距离的变化而调整.文献^[5]分析了 PNLMS 算法的稳态失调,对于白色高斯输入信号,其稳态失调与 $\mathbf{G}(k)$ 无关,而是由全局步长参数 α 控制,其稳态失调与相同步长参数的 NLMS 相同.因此各 Proportionate NLMS 算法也有在收敛速度和稳态失调之间折中选择全局步长的问题.

本文提出一种新的变步长 Proportionate NLMS 算法.首先,将 Proportionate 自适应的思想应用于 LMS 算法,利用最小干扰原理,得出一个 PNLMS 算法的推导.然后,进一步将干扰信号考虑进自适应滤波器的系数更新过程,结合最小干扰原理,得出一个新的优化准则,即在有噪声的环境中,不是强制后验误差为零,而是尽量让后验误差去补偿干扰信号的负面影响,以达到最小化稳态失调的目的.利用这个准则,推导出了一个适用于 Proportionate NLMS 算法的步长控制方法,该方法独立于

步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$,具有简单易于控制的优点.所提出的变步长控制方法,能在自适应滤波器处于瞬态时保持较大的全局步长来加快算法的收敛速度,当自适应滤波器收敛到一定程度后,能减小全局步长参数以获得尽可能小的稳态失调.仿真实验的结果验证了算法的有效性.

2 问题描述及相关工作

2.1 问题定义

图2表示了一个网络回声消除系统,目标是用自适应滤波器 \mathbf{w} 辨识一个未知的网络回声路径 \mathbf{h} . 远端语音信号 $x(k)$ 通过 \mathbf{h} 产生回声信号 $y(k)$,与近端干扰信号 $v(k)$ 一起作为自适应滤波器的期望信号 $d(k)$. 自适应滤波器 \mathbf{w} 是具有 N 个系数的 FIR 滤波器,当算法收敛后,自适应滤波器的输出提供了一个回声信号 $y(k)$ 的复制,将其从期望信号中减去就可消除回声.定义 k 时刻的输入向量 $\mathbf{x}(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-N+1)]^T$, 回声信号为 $d(k) = \mathbf{x}^T(k)\mathbf{h}$, 期望信号 $d(k) = y(k) + v(k)$. 误差信号为期望信号与 \mathbf{w} 的输出 $\hat{y}(k) = \mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k)$ 的差:

$$e(k) = d(k) - \hat{y}(k) = \mathbf{x}^T(k)\tilde{\mathbf{w}}(k) + v(k) \quad (1)$$

其中 $\tilde{\mathbf{w}}(k) = \mathbf{h} - \mathbf{w}(k)$ 为系数误差向量.

2.2 Proportionate NLMS 算法

PNLMS 算法的系数更新方程可写为^[5,6]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \alpha \frac{\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k) + \epsilon} \quad (2)$$

其中 α 是全局步长参数,控制算法的收敛速度和稳态失调; ϵ 是正则化参数以防止输入信号极小时分母为零.算法引入了一个步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 分别为各个滤波器系数赋予不同的步长.

$$\mathbf{G}(k) = \text{diag}\{g_0(k), g_1(k), \dots, g_{N-1}(k)\} \quad (3)$$

各种 Proportionate NLMS 算法的 $g_n(k)$ 可以总结为^[5,6]:

$$L_k = \max\{\delta, f(w_0(k)) \cdots f(w_{N-1}(k))\} \quad (4)$$

$$\gamma_n(k) = \max\{f(w_n(k)) \rho L_k\} \quad (5)$$

$$g_n(k) = \frac{\lambda_n(k)}{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i(k)} \quad (6)$$

其中 δ 用来防止所有系数为零时算法冻结,一般取值 0.01;当某个系数的值比系数向量中的最大值小很多时, ρ 保证该系数获得一定的 Proportionate 步长,典型值在 $1/N \sim 5/N$ 之间^[5].若 $\rho = 1$,则 $\mathbf{G}(k)$ 变为单位矩阵,

Proportionate NLMS 算法蜕化为 NLMS 算法.

各种 Proportionate NLMS 算法的 $f(w_n(k))$ 定义不同. 对 PNLMS 算法有 $f(w_n(k)) = |w_n(k)|$. 其核心思想是, 各个系数的 Proportionate 步长与当时的滤波器系数成正比(故名 Proportionate 算法). 当 $|w_n(k)|$ 较大时, $g_n(k)$ 与 k 时刻自适应滤波器的系数的绝对值成正比, 较大的系数将获得较大的步长参数, 加快了大系数的收敛, 从而使稀疏冲激响应的收敛速度极大地改善. PNLMS 算法具有很快的初始收敛速度, 但是其后期收敛速度会变得很慢. 提出了许多算法来改进这个缺点, 其中 MPNLMS 在 Proportionate 自适应算法中获得了最优的步长控制矩阵, 是收敛速度最快的 Proportionate NLMS 之一. 对 MPNLMS 有:

$$f(w_n(k)) = \ln(1 + \mu |w_n(k)|) \quad (7)$$

其中 μ 是与算法的收敛标准相关的参数, 一般 $\mu = 1000$. MPNLMS 能使大系数与小系数同时收敛到最优值的某个邻域, 从而使算法的收敛速度在 Proportionate 自适应的框架下达到最快. 其缺点在于每次迭代中需要 N 次对数运算, 计算量很大. SPNLMS 算法^[6] 在不损失性能的情况下减少了计算量, 使用一个折线近似 MPNLMS 中的 μ 函数. 对于 SPNLMS 算法有:

$$f(w_n(k)) = \begin{cases} 400|w_n(k)|, & |w_n(k)| < 0.005 \\ 2, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

图 3 比较了 Proportionate 算法的收敛速度(使用图 1 所示的网络回声路径). 从中可以看到: (1) 对相同的全局步长 α , MPNLMS 和 SPNLMS 比传统的 NLMS 在收敛速度上有极大的改善; (2) 虽然 SPNLMS 是 MPNLMS 的一种近似, 计算复杂度较低, 但是其与 MPNLMS 算法具有一样快的收敛速度; (3) MPNLMS 和 SPNLMS 的稳态失调与相同全局步长参数 α 的 NLMS 的稳态失调大致相同; (4) 全局步长 α 越大, 算法收敛速度越快, 但稳态失调也较大, 减小 α 能降低稳态失调, 但收敛速度也相应变慢.

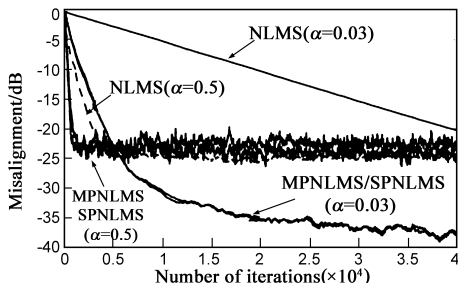


图3 Proportionate 自适应算法与 NLMS 算法比较

2.3 最小干扰原理

Proportionate NLMS 算法中的步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 为算法的分析和推导引入了非线性, 使得精确的性能分析和推导变得十分困难. 为了得到能适用于 Proportionate 算法的变步长方法, 本文使用最小干扰原理: 自适应

滤波器的系数向量应当以最小方式改变, 并受到更新的滤波器系数的约束, 即使后验误差为零^[1]. 后验误差是期望信号与滤波器系数更新之后的输出之间的差, 定义为^[1]:

$$\hat{e}(k) = d(k) - \mathbf{x}^T(k) \mathbf{w}(k+1) = \mathbf{x}^T(k) \hat{\mathbf{w}}(k+1) + v(k) \quad (9)$$

下一节将在无干扰信号好有干扰信号两种情况下分别考虑如何选择后验误差来获得最优的变步长方法.

3 变步长 Proportionate NLMS 算法

3.1 最小干扰原理在无干扰信号时的应用

已知, 从最小干扰原理出发能从 LMS 算法推导出 NLMS 算法^[1]. 受此启发, 下面将最小化干扰原理应用于 Proportionate 算法, 可得到一个归一化的 Proportionate 算法的推导. 首先, 将 Proportionate 自适应的思想应用于 LMS, 即将步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 引入 LMS 算法得:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \beta(k) \mathbf{G}(k) \mathbf{x}(k) e(k) \quad (10)$$

然后, 求解待定的全局步长参数 $\beta(k)$. 上式两边同时减去 \mathbf{h} 并重新安排各项, 得:

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) - \beta(k) \mathbf{G}(k) \mathbf{x}(k) e(k) \quad (11)$$

两边同时左乘 $\mathbf{x}^T(k)$, 得后验误差 $\hat{e}(k)$ 与先验误差 $e(k)$ 的关系:

$$\hat{e}(k) = [1 - \beta(k) \mathbf{x}^T(k) \mathbf{G}(k) \mathbf{x}(k)] e(k) \quad (12)$$

当无干扰信号, 即 $v(k) = 0$ 时, 令后验误差 $\hat{e}(k) = 0$, 从上式解 $\beta(k)$, 得

$$\beta(k) = \frac{1}{\mathbf{x}^T(k) \mathbf{G}(k) \mathbf{x}(k)} \quad (13)$$

为了控制算法的收敛速度和最终稳态失调, 引入一个全局常数步长控制参数 α , 并将上式带入式(10)可得如式(1)所示的 PNLMS 算法. 当无干扰信号时, 利用最小干扰原理, 强制后验误差为零, 能获得最优的性能. 此时, 算法的稳态失调将会无限小, 最优的步长 $\alpha = 1$.

3.2 变步长算法推导及讨论

实际应用中干扰信号 $v(k)$ 不可避免, 因此, 自适应滤波器不能完全精确地识别未知系统, 不能获得无限小的稳态失调. 原因在于, 当 $v(k) \neq 0$, 利用最小干扰原理强制后验误差为零, 会迫使自适应算法去补偿干扰信号的影响, 反而为系数更新引入了误差, 使无干扰后验误差 $\mathbf{x}^T(k) \hat{\mathbf{w}}(k+1)$ 等于 $-v(k)$. 而实际上, 希望得到的是无干扰后验误差为零, 即

$$\mathbf{x}^T(k) \hat{\mathbf{w}}(k+1) = 0 \quad (14)$$

结合式(9)和式(14)可知, 当

$$\hat{e}(k) = v(k) \quad (15)$$

时才能满足这个条件.

在实际应用中, 干扰信号的确切值无法获得, 但是其功率的估计可以得到. 因此, 一个更加实际的优化准

则应该是: $E\{\hat{e}^2(k)\} = E\{v^2(k)\}$ (16)

利用这个优化准则,下面推导变步长的 Proportionate NLMS 算法.略去式(2)分母中的 ϵ ,引入待定的变步长 $\alpha(k)$,重写式(2)为

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \alpha(k) \frac{\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)} \quad (17)$$

上式两边同时减去 \mathbf{h} 并重新安排各项,两边同时左乘 $\mathbf{x}^T(k)$,得 $\hat{e}(k)$ 与 $e(k)$ 的关系:

$$\hat{e}(k) = [1 - \alpha(k)] e(k) \quad (18)$$

将式(18)两边平方并取数学期望,与式(16)联立,解 $\alpha(k)$ 可得适用于 Proportionate 自适应滤波算法的变步长控制方法:

$$\alpha(k) = 1 - \sqrt{E\{v^2(k)\}/E\{e^2(k)\}} \quad (19)$$

对这个表达式,实际应用中需要考虑以下三个问题.首先, $E\{e^2(k)\}$ 与 $E\{v^2(k)\}$ 无法精确获得,需要用某种方法进行估计.其中 $E\{e^2(k)\}$ 的估计值 $\hat{\sigma}_e^2(k)$ 可以用一个指数窗来估计:

$$\hat{\sigma}_e^2(k) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(k-1) + (1-\lambda)e^2(k) \quad (20)$$

其中 λ 是指数窗平滑系数,作用是提供较稳定的误差信号的功率估计,同时当误差信号功率发生变化后能及时得到反映.根据文献[9]可取 $\lambda = 1 - 1/2N$.为了防止式(19)中分母为零,可设置 $\hat{\sigma}_e^2$ 的初始值为一个小正数. $E\{v^2(k)\}$ 是干扰信号的功率估计,在网络回声消除系统中,由于自然语音信号中含有较多的停顿, $E\{v^2(k)\}$ 的估计值 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 可以在语音停顿期间获得.其次,算法的稳定性.对于 Proportionate NLMS 算法,其全局步长参数的可取值范围与 NLMS 算法一致,全局步长参数在区间(0,2)内能保证算法收敛.对于自适应滤波器,对任何时刻 k 都有 $E\{e^2(k)\} > E\{v^2(k)\}$,从而 $0 < \alpha(k) < 1.0$.但是,在实际应用中 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 的估计值可能与其真实值有偏差,导致 $\alpha(k)$ 为负值从而引起算法发散,可将其限制在正数的范围之内,但是,过小的 $\alpha(k)$ 会使算法的系数更新几乎停止.为了保证算法有一定的收敛速度并同时获得满意的稳态失调,此时可令 $\alpha(k)$ 等于一个小正数 α_{\min} .最后,步长控制矩阵 $\mathbf{G}(k)$ 的选择.从以上推导可以看出, $\alpha(k)$ 与 Proportionate NLMS 算法中的 $\mathbf{G}(k)$ 无关,因此该方法不特定于某个 Proportionate NLMS 算法.对回声路径这样的稀疏冲激响应,SPNLMS 算法的 $\mathbf{G}(k)$ 在计算量与收敛速度上具有优势,是这类应用的首选.下文将所提出的变步长 SPNLMS 简称为 VSS-SPNLMS 算法.

综上所述,VSS-SPNLMS 算法的系数更新方程为:

$$\tilde{\alpha}(k) = 1 - \sqrt{\hat{\sigma}_v^2(k)/\hat{\sigma}_e^2(k)} \quad (21)$$

$$\alpha(k) = \begin{cases} \alpha_{\min}, & \tilde{\alpha}(k) < \alpha_{\min} \\ \tilde{\alpha}(k), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \alpha(k) \frac{\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k) + \epsilon} \quad (23)$$

当自适应滤波器 \mathbf{w} 偏离其最优值 \mathbf{h} 较远时,误差信号较大从而 $\hat{\sigma}_e^2(k)$ 较大, $\alpha(k)$ 较大,算法能很快收敛;随着滤波器的收敛,误差信号功率变小并不断接近干扰信号功率, $\alpha(k)$ 随之变小,从而获得很小的稳态失调.

算法的性能受干扰信号的功率的估计值 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 精度的影响.当 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 比较准确时,算法能获得最优的性能.当 $\hat{\sigma}_v^2(k) \gg E\{v^2(k)\}$ 时, $\alpha(k)$ 比其最优值小,并较早地趋向于 α_{\min} ,此种情况下算法的收敛速度会相对变慢,但是依然可以获得较低的稳态失调(需要更多的迭代次数).当 $\hat{\sigma}_v^2(k) \ll E\{v^2(k)\}$ 时, $\alpha(k)$ 比其最优值大,在初期趋向于 α_{\max} ,因此算法仍能以较快的速度收敛到一定程度,但是由于稳态时 $\alpha(k)$ 保持较大的值,因此稳态失调会相对较大.当 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 的估计误差为中等程度时,所提算法能在收敛速度和稳态失调上获得很好的改善.

3.3 计算复杂度分析

与 NLMS 算法相比,SPNLMS 算法额外增加了两部分计算: $\mathbf{G}(k)$ 的计算, $\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)$ 的计算.根据式(4)~式(8)的定义, $\mathbf{G}(k)$ 的计算最多需要 $2N+1$ 次乘除法, $N-1$ 次加法;计算 $\mathbf{G}(k)\mathbf{x}(k)$ 需要 N 次乘法;另外在每次迭代中 SPNLMS 需要约 $3N$ 次比较运算.总而言之,SPNLMS 比 NLMS 增加了约 $3N$ 次乘法、 N 次加法和 $3N$ 次比较.本文算法在 SPNLMS 的基础上,只增加 $\alpha(k)$ 的计算.根据式(20)~式(22),仅需 4 次乘除法,1 次开方和 2 次加减法,仅为常数,增加的运算量很少.下一节仿真试验的结果表明,VSS-SPNLMS 的性能比 NLMS 算法有极大的改善,比 SPNLMS 亦有可观的性能改善.

4 计算机模拟实验

4.1 仿真设置

为检验所提算法的性能,在网络回声消除应用中使用如图 1 所示的网络回声路径,比较 NLMS、SPNLMS、NPVSS-NLMS^[9] 和本文 VSS-SPNLMS 的收敛速度和稳态失调.算法的失调指归一化的滤波器误差向量的二次范数,定义为: $10\log_{10} \|\mathbf{h} - \mathbf{w}(k)\|_2^2 / \|\mathbf{h}_2\|_2^2$.滤波器长度 $N = 512$.SPNLMS 的参数采用文献[5,6]中的典型值: $\delta = 0.01$, $\rho = 2/N$.仿真试验中 $\lambda = 0.999$.对于本文所提算法, α_{\min} 的设置保证了当 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 的估值误差较大时算法人能具有一定的收敛速度和跟踪能力.仿真中 $\alpha_{\min} = 0.005$, $\hat{\sigma}_e^2(0) = 0.1$,正则化参数 ϵ 设置为 $5\sigma_x^2$.

4.2 结果分析

在第一组仿真实验中,使用白色高斯信号作为输入,干扰信号 $\{v(k)\}$ 是与输入信号不相关的白噪声,信噪比(SNR)为 20dB.图 4 比较了相关算法的初始收敛速

度.从中可以看到,在相同的全局步长参数条件下,SPNLMS 比 NLMS 收敛速度有很大改善,同时它们的稳态失调也相近.所提的 VSS-SPNLMS 与 SPNLMS 有相同的初始收敛速度,但是 VSS-SPNLMS 的稳态失调有较大幅度的改善;与 NPVSS-NLMS 相比,VSS-SPNLMS 无论在初始收敛速度还是其后的收敛都有所改善.

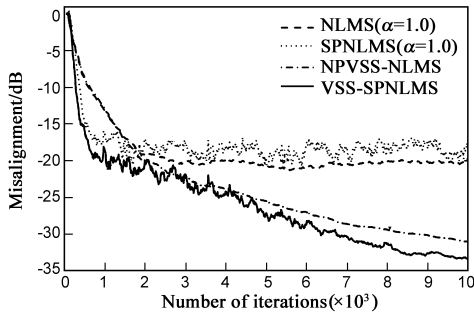


图4 相关算法的初始收敛速度比较

图5 比较了相关算法的稳态失调和跟踪能力,仿真条件与图4 相同,回声路径在 $k = 3 \times 10^4$ 时突然向右平移 12 个样本,这种情况在 VoIP 中常常出现. VSS-SPNLMS 与 SPNLMS ($\alpha = 1.0$) 有相同的初始收敛速度,但其稳态失调有约 18dB 的改善.对 SPNLMS,要获得相同的稳态失调,固定步长必须设置为 $\alpha = 0.05$,此时收敛速度变得十分缓慢.当回声路径突然变化后,VSS-SPNLMS 能够以很快的速度重新收敛,并进一步在稳态失调方面比固定步长的 SPNLMS 有大幅度改善.与 NPVSS-NLMS 相比,VSS-SPNLMS 不论在初始跟踪速度,还是其后的收敛速度和稳态失调方面,都有所改善.

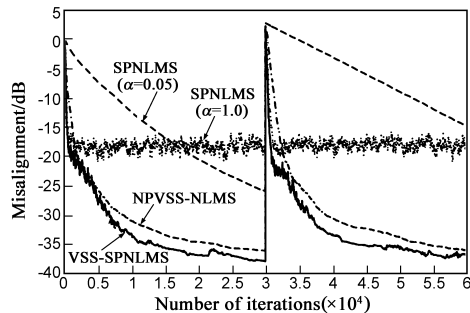


图5 相关算法的稳态失调与跟踪能力比较

图6 显示了上一个试验中两个变步长算法的步长变化情况.从图中可以看出,两个算法的步长参数变化具有相同的趋势:在算法收敛的初期,步长参数保持较大的值,当算法收敛到一定程度之后,步长参数变得很小,所以获得了较小的稳态失调;一旦回声路径发生改变,误差 $e(k)$ 变大,相应地步长参数增大,加快算法重新收敛的速度,之后随着算法的收敛,步长参数再次变小,重新获得了很低的稳态失调.

所提的 VSS-SPNLMS 使用了干扰信号 $v(k)$ 的功率估计值 $\hat{\sigma}_v^2(k)$,而 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 可能会有估计误差.前一节分

析了 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 的估计误差对算法性能的影响,图7 比较了当 $\hat{\sigma}_v^2$ 不准确时所提 VSS-SPNLMS 算法的收敛速度和稳态失调,其他条件与图4 相同.图4(a)是使用 $\hat{\sigma}_v^2$ 的精确估计值时的学习曲线,此时算法能快速收敛并获得很低的稳态失调;图4(b)是 $\hat{\sigma}_v^2$ 的估计值比真实值小 20% 时算法的学习曲线,此时算法的初始收敛速度很快,但是稳态失调稍大.因为此时 $\alpha(k)$ 最终趋于较大的值,在上述实验条件下约为 0.3;图4(c)是 $\hat{\sigma}_v^2$ 的估计值比真实值大 50% 的,即使在这种估计误差较大的情况下,初始收敛速度也很快,虽然其稳态失调较图4(a)略大,但是与 SPNLMS ($\alpha = 1.0$) 相比,VSS-SPNLMS 在稳态失调上的改善量也很明显.以上仿真结果表明,所提算法具有较好的健壮性,即使在 $\hat{\sigma}_v^2(k)$ 误差较大的情况下,也能获得较大的性能改善.

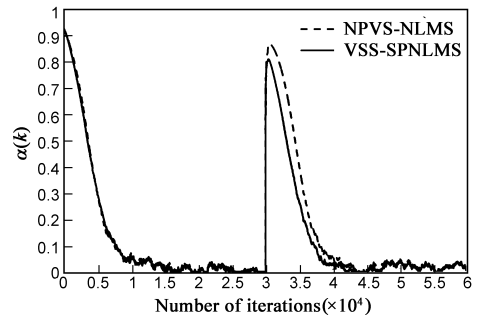


图6 NPVSS-NLMS与VSS-SPNLMS步长比较

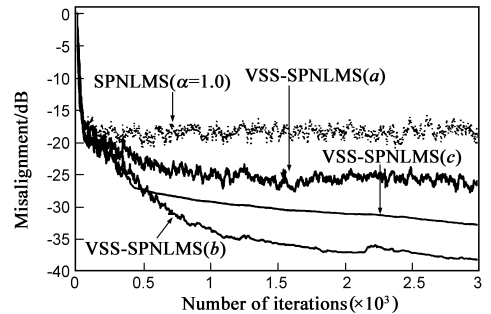


图7 $\hat{\sigma}_v^2$ 估计存在误差时的性能比较

由于语音信号的非平稳性,各类自适应滤波算法在语音信号输入时的性能十分重要,会影响算法在实际系统中应用的效果.图8 比较了相关算法使用语音输入信号时的性能.干扰信号 $\{v(k)\}$ 是与输入信号不相关的白噪声, $SNR = 20\text{dB}$.从图中可以看出,对于语音输入信号, NPVSS-NLMS 的性能下降较多,在收敛速度上甚至不如固定步长参数的 NLMS ($\alpha = 1.0$),但是稳态失调略小.固定步长较大的 SPNLMS ($\alpha = 1.0$) 的收敛速度较快但稳态失调较大,步长参数较小时的 SPNLMS ($\alpha = 0.05$) 稳态失调较小且比较稳定,然而此时其初始收敛速度有较大幅度的降低.本文所提的 VSS-SPNLMS 在这种输入信号的情况下,依然能保持较快的初始收敛速度,同时也获得

了很低的稳态失调,比 SPNLMS($\alpha = 1.0$)有约 15dB 的改善,比 NPVSS-NLMS 有近 10dB 的改善。

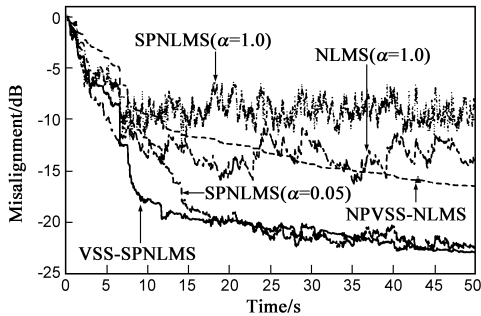


图8 语音输入信号时相关算法的收敛速度比较

表 1 比较了 VSS-SPNLMS 算法与其他算法运行 10 万次迭代所用的的时间. 测试在一台 PC(CPU 为 Intel Pentium 2.4G, 512M 内存)上用 Matlab[®] 编程进行. 从表中可以看出, SPNLMS 算法的计算时间是传统 NLMS 算法的约 5 倍. 而变步长算法在计算时间上仅比固定步长算法有少量的增加, 其中 VSS-SPNLMS 仅比 SPNLMS 算法增加了约 5% 的计算时间, 而从上面的实验可以看出, 所提算法对固定步长算法的性能改善是可观的.

表 1 10 万次迭代运行时间比较(单位: s)

算法	NLMS	NPVSS-NLMS	SPNLMS	VSS-SPNLMS
用时	6.3985	7.3515	32.1020	33.7035

5 结束语

Proportionate 自适应滤波算法是一种针对稀疏冲激响应辨识的有效快速的算法, 其收敛速度比传统的自适应算法有较大的提高. 但是它依然面临折中选择固定步长参数的问题, 以便满足较快的收敛速度和较低的稳态失调这一对矛盾的需求. 本文提出一种变步长的 Proportionate NLMS 算法有效地解决了这个问题. 利用最小干扰原理, 首先得出了 Proportionate NLMS 算法的一个推导. 进而, 将干扰信号考虑进算法的系数更新中, 结合最小干扰原理, 得到了可变的全局步长参数 $\alpha(k)$ 的更新公式. 在误差较大时 $\alpha(k)$ 较大可以获得较快的收敛速度, 当自适应滤波器收敛到一定程度后, 误差较小从而 $\alpha(k)$ 变小, 能获得较小的稳态失调. 仿真实验结果证明, 本文的 VSS-SPNLMS 比 NLMS、NPVSS-NLMS 以及 SPNLMS 在性能上有较大幅度的改善. 算法只需要一个相对准确的干扰信号功率估计值, 易于在实际系统中应用. 即使在干扰信号功率的估计误差较大的情况下, 本算法仍然可以保持较好的性能. 与原有 SPNLMS 相比, 本文算法仅增加了少量的计算量.

参考文献:

[1] Haykin S. Adaptive Filter Theory[M]. 4th ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002.

- [2] 阎兆立, 杜利民. 电话语音回声消除的研究[J]. 电子学报, 2002, (28)11: 1726 - 1728.
Yan Z, Du L. Research on telephone echo cancellation[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, (28)11: 1726 - 1728. (in Chinese)
- [3] 李挥, 林茫茫, 等. VoIP 回声消除器设计及算法研究[J]. 电子学报, 2007, (35)9: 1774 - 1778.
Li H, Lin M, et al. A VoIP echo canceller design and algorithm study[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, (35)9: 1774 - 1778. (in Chinese)
- [4] 谢胜利, 周元建. 一种新自适应滤波快速算法及其在对路回波消除中的应用[J]. 电子学报, 2003, (31)2: 276 - 279.
Xie S, Zhou Y. A new adaptive filtering algorithm and its application in stereophonic acoustic echo cancellation[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, (31)2: 276 - 279. (in Chinese)
- [5] Duttweiler D L. Proportionate normalized least-mean-squared adaptation in echo cancelers[J]. IEEE Trans, 2000, 8(5): 508 - 518.
- [6] Deng H, Doroslovachi M. Proportionate adaptive algorithms for network echo cancellation[J]. IEEE Trans, 2006, 54(5): 1794 - 1803.
- [7] Mader A, Puder H, et al. Step-size control for acoustic echo cancellation filter—an overview[J]. Signal Processing, 2000, 80(9): 1697 - 1719.
- [8] Kwong R, Johnston E. A variable step size LMS algorithm[J]. IEEE Trans, 1992, 40(7): 1633 - 1642.
- [9] Benesty J, Rey H, et al. A nonparametric VSS NLMS algorithm[J]. IEEE Lett, 2006, 13(10): 581 - 584.

作者简介:



刘立刚 男, 1975 年 4 月生于甘肃省张掖市, 现为复旦大学计算机学院博士研究生, 主要研究方向为数字信号处理, 自适应滤波算法及其应用. E-mail: 051021081@fudan.edu.cn



FUKUMOTO Masahiro 男, 1967 年生于日本长野县, 现为日本高知工科大学教授. 主要研究方向为数字信号处理, 自适应滤波算法的理论与应用. E-mail: fukumoto.masahiro@kochi-tech.ac.jp

张世永 男, 1950 年生于上海, 现为复旦大学计算机学院教授、博士生导师. 主要研究方向为计算机网络技术, 网络安全, 分布式计算以及数字信号处理系统.