

抽头动态更新频域 LMS 算法研究*

罗侃¹, 王华², 张敏³

(1. 成都工业学院, 成都 610031; 2. 四川交通职业技术学院, 成都 611130; 3. 四川大学, 成都 610041)

摘要: 提出一种抽头动态更新频域 LMS 算法(DSFB-FD-LMS)。DSFB-FD-LMS 算法通过比较输出误差信号功率谱密度和噪声功率谱密度的大小, 选择是否对此频柜进行权值更新, 如果误差信号功率谱密度大于噪声信号功率谱密度, 则对此频柜进行权值更新; 如果误差信号功率谱密度小于噪声信号功率谱密度, 说明对此频柜更新无意义, 可停止对此频柜更新。此算法与传统的 FD-LMS 算法相比, 选择适当的频柜进行更新, 抑制了部分噪声, 减小了均方偏差, 降低了计算复杂度。

关键词: FD-LMS; 动态更新; 频柜

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)12-3589-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.12.018

Research of DSFB frequency domain LMS algorithm

LUO Kan¹, WANG Hua², ZHANG Min³

(1. Chengdu Technological University, Chengdu 610031, China; 2. Sichuan Vocational & Technical College of Communications, Chengdu 611130, China; 3. Sichuan University, Chengdu 610041, China)

Abstract: This paper proposed an frequency domain LMS algorithm of dynamically innovation the parameters. The DSFB-FD-LMS algorithm compared the PSD of output err signal and the noise PSD. If the PSD of the err signal was bigger than the PSD of noise, it innovated the frequency bin, on the contrary, it stoped to innovate the frequency bin. The advantages of the proposed algorithm include two aspects: compared to the traditional FD-LMS, the proposed algorithm chose to innovate the frequency bin, so it suppressed the noise, and diminished the deviation, the second aspect is that the proposed algorithm reduced the complexity of computation.

Key words: FD-LMS; dynamically innovation; frequency bin

对于时域 LMS 算法, 滤波器的每一个权值系数的收敛均由输入自相关矩阵的所有特征值对应的指数模式决定, 当输入自相关矩阵的特征值较为发散, 即条件数较大时, 由于各特征值对应的指数模式不同, 算法的收敛速率受到限制。针对此问题, 频域 LMS 算法采用 FFT 变换将输入信号映射到频域, 由于 FFT 是正交变换, 变换后的频域输入自相关矩阵为对角矩阵, 那么每一频域权值系数的收敛只由与其相对应的频域自相关矩阵的特征值决定, 即只受到对应频柜处输入相关值的影响。因此, 频域 LMS 算法解决了时域算法特征值发散问题, 提高了算法的收敛速率。另外, 在系统阶数较大、记忆效应较长的情况下, 其长记忆导致时域 LMS 算法的计算复杂度增加, 而频域 LMS 算法可提供一种降低计算复杂度的可能方案^[1-6]。

FD-LMS 算法虽然为块算法提供了一种快速计算的通道, 但是其具有延迟时间长的缺点, 特别是在外部回波信道阶数 L 较大时, 自适应滤波器的权向量前、后两次更新的时间间隔较长, 更新频率较低, 因此会降低干扰抑制的性能。针对 FD-LMS 延迟问题, 文献[7]提出了 MDF 算法。MDF 算法将自适应滤波器分割成了 B 个子滤波器, 每经过 P 个采样, 各子滤波器更新一次, 因此 MDF 算法的更新延迟比 FD-LMS 的延迟减小了 B 倍, 更新间隔减小, 更新频率增大。抽头部分更新最大值 MDF (MMax-MDF) 算法根据频域输入幅值的大小, 对每个子滤波器的频域权向量部分更新, 其目的主要是为了在权向量阶数较大

的情况下进一步节省计算复杂度^[8]。

本文提出一种抽头动态更新的频域 LMS 算法 (DSFB-FD-LMS)。DSFB-FD-LMS 算法通过比较输出误差信号功率谱密度和噪声功率谱密度的大小, 选择是否对此频柜进行权值更新, 如果误差信号功率谱密度大于噪声信号功率谱密度, 则对此频柜进行权值更新; 如果误差信号功率谱密度小于噪声信号功率谱密度, 说明对此频柜更新无意义, 可停止对此频柜更新。此算法与传统的 FD-LMS 算法相比, 选择适当的频柜进行更新, 抑制了部分噪声, 减小了均方偏差, 降低了计算复杂度。

1 频域 LMS 算法

图 1 为频域 LMS 算法的计算流程。其中期望信号 $d(n)$ 由输入信号通过外部回波信道形成, 可表示为

$$d(n) = h^T x(n) + v(n) \quad (1)$$

其中: $x(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$ 为 n 时刻的输入向量; 令输入向量的长度等于需辨识的回波信道阶数 L ; $h = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T$ 为回波信道向量; $v(n)$ 为 0 均值的高斯白噪声, 且与 $x(n)$ 相互独立。

定义 $w(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T$ 为回波信道 h 在 n 时刻的估计值, 那么根据重叠存储法, $w(n)$ 后补上 L 个零抽头, 并采用 $2L$ 点的 FFT 映射到频域, 可得

$$W(k) = FA^T w(kL) \quad (2)$$

收稿日期: 2013-04-23; 修回日期: 2013-06-07 基金项目: 四川省教育厅自然科学基金资助项目(12ZB272)

作者简介: 罗侃, 男, 实验师, 硕士, 主要研究方向为网络通信技术、软件工程、体系结构(luokanscu@163.com); 王华, 男, 系主任, 副教授, 主要研究方向为通信技术、遥感图像技术、信号与信息处理; 张敏, 女, 会计师, 主要研究方向为会计与财务管理理论、会计电算化、电子商务。

其中: F 为 $2L \times 2L$ 维离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)矩阵,由于 DFT 可采用 FFT 快速计算,所以也可称 F 为 FFT 矩阵; k 表示第 k 个数据块; A 为 $L \times 2L$ 维约束矩阵,目的是在 $w(kL)$ 后补上 L 个零抽头, $A = [I_L \quad O_L]$, I_L 为 $L \times L$ 维单位矩阵, O_L 为 $L \times L$ 维零矩阵。

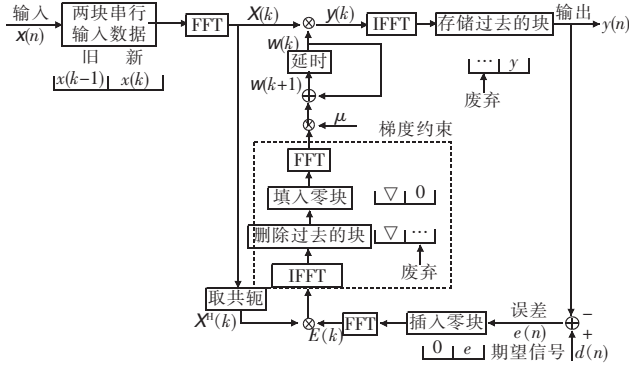


图 1 频域 LMS 算法

对于输入,提取第 $k-1$ 个数据块和第 k 个数据块参与权重更新,则相应的频域输入矩阵可表示为

$$X(k) = \text{diag}\{X_0(k), \dots, X_{2L-1}(k)\} = \text{diag}\{F[x(kL-L), \dots, x(kL+L-1)]^T\} \quad (3)$$

其中: $\text{diag}\{a\}$ 表示向量对角化为矩阵,即将向量 a 的元素作为矩阵的对角元素;输入 $X(k)$ 包含了当前数据块的频域采样序列以及前一个数据块的频域采样序列。根据式(2)和(3),频域输出向量可表示为

$$Y(k) = X(k)W(k) \quad (4)$$

根据重叠存储法,时域输出向量可表示为

$$y(k) = KF^{-1}Y(k) = KF^{-1}X(k)W(k) \quad (5)$$

其中: $K = [O_L \quad I_L]$ 为 $L \times 2L$ 维约束矩阵; F^{-1} 为 $2L \times 2L$ 维离散傅里叶反变换(inverse discrete Fourier transform, IDFT)矩阵,由于 IDFT 可采用 IFFT 快速计算,所以也可称 F^{-1} 为 IFFT 矩阵。

对于第 k 个数据块,定义 $L \times 1$ 维期望信号向量为

$$d(k) = [d(kL), d(kL+1), \dots, d(kL+L-1)]^T \quad (6)$$

根据式(5)和(6),时域误差信号向量可表示为

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - KF^{-1}X(k)W(k) \quad (7)$$

其中: $e(k) = [e(kL), e(kL+1), \dots, e(kL+L-1)]^T$ 为误差向量,其相应的频域误差向量可表示为

$$\Xi(k) = FK^T e(k) = FK^T d(k) - FK^T KF^{-1}X(k)W(k) = FK^T d(k) - QX(k)W(k) \quad (8)$$

其中: $\Xi(k) = [\xi_0(k), \xi_1(k), \dots, \xi_{2L-1}(k)]^T$ 为频域误差向量;矩阵 Q 可定义为

$$Q = FK^T KF^{-1} = F \begin{bmatrix} O_L & O_L \\ O_L & I_L \end{bmatrix} F^{-1} \quad (9)$$

根据式(3)~(8),有约束 FD-LMS 算法权向量更新方程可写为

$$W(k+1) = G[W(k) + 2\mu\Lambda^{-1}(k)X^H(k)\Xi(k)] \quad (10)$$

其中:矩阵 $\Lambda(k) = \text{diag}\{P_0(k), \dots, P_{2L-1}(k)\} + \varepsilon I_{2L}$; I_{2L} 为 $2L \times 2L$ 维单位矩阵; $P_l(k)$ ($l=0, \dots, 2L-1$)为第 l 个频柜,即第 l 个 FFT 变换点的功率,其计算式为 $P_l(k) = \lambda P_l(k-1) + (1-\lambda)|X_l(k)|^2$, λ 为遗忘因子,且 $0 < \lambda < 1$,取接近 1 的值; ε 为格式化因子,防止 $P_l(k)$ 接近 0 时的数值不稳定; μ 为步长因子; G 为约束矩阵,可定义为

$$G = F \begin{bmatrix} I_L & O_L \\ O_L & O_L \end{bmatrix} F^{-1} \quad (11)$$

文献[4]给出了无约束 FD-LMS 算法权向量更新方程,可表示为

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu\Lambda^{-1}(k)X^H(k)\Xi(k) \quad (12)$$

2 抽头动态更新频域 LMS 算法

在 DSFB-FD-LMS 中,定义频域误差权向量为

$$\Delta W(k) = H - W(k) = FA^T[h - w(kL)] \quad (13)$$

其中: $H = FA^T h$ 表示回波信道的频域权向量。根据无约束的权向量更新方程式(12),频域误差权向量更新方程可写为

$$\Delta W(k+1) = \Delta W(k) - 2\mu\Lambda^{-1}(k)X^H(k)\Xi(k) \quad (14)$$

由于 $X(k)$ 、 $\Lambda(k)$ 均为对角矩阵,对式(14)两端取向量欧氏范数平方,再取数学期望,可得频域均方偏差(frequency domain mean square deviation, FD-MSD)的递推关系为

$$\Gamma(k+1) = \Gamma(k) + 4\mu^2 E \left\{ \sum_{l=1}^{2L-1} \frac{|X_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right\} - 4\mu E \left\{ \text{Re} \left[\sum_{l=1}^{2L-1} \frac{X_l(k) \Delta W_l(k)}{P_l(k)} \xi_l^*(k) \right] \right\} = \Gamma(k) - \Delta \quad (15)$$

其中: $\Gamma(k) = E\{\|\Delta W(k)\|^2\}$ 为第 k 个数据块处的 FD-MSD; $\Delta W_l(k)$ 表示频域误差权向量 $\Delta W(k)$ 的第 l 个元素($l=0, \dots, 2L-1$); Δ 为算法第 k 个数据块至第 $k+1$ 个数据块的 FD-MSD 减量,可表示为

$$\Delta = \sum_{l=1}^{2L-1} 4\mu E \left\{ \text{Re} \left[\frac{X_l(k) \Delta W_l(k)}{P_l(k)} \xi_l^*(k) \right] - 4\mu^2 E \left[\frac{|X_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right] \right\} \quad (16)$$

根据式(1)和(6),定义频域期望信号向量为

$$D(k) = FK^T d(k) = QX(k)h + V(k) \quad (17)$$

其中: $V(k) = FK^T v(k) = [V_0(k), V_1(k), \dots, V_{2L-1}(k)]^T$ 为频域噪声向量,且 $v(k) = [v(kL), v(kL+1), \dots, v(kL+L-1)]^T$ 为第 k 个数据块处的时域噪声向量。

将式(17)代入式(8),频域误差向量可表示为

$$\Xi(k) = V(k) + QX(k)\Delta W(k) \quad (18)$$

当权向量阶数 $2L$ 较大时,可将矩阵 Q 近似为 $Q \approx (1/2)I_{2L}$ ^[9],那么式(18)可写为

$$\Xi(k) = V(k) + \frac{1}{2}X(k)\Delta W(k) \quad (19)$$

根据式(19),对于第 l 个频柜,可得

$$\xi_l(k) = V_l(k) + \frac{1}{2}X_l(k)\Delta W_l(k) \quad (20)$$

其中: $V_l(k)$ 为向量 $V(k)$ 的第 l 个元素, $(1/2)X_l(k)\Delta W_l(k)$ 可看成第 l 个频柜处的频域无扰动误差。

由于 $P_l(k)$ 为信号功率谱密度 $|X_l(k)|^2$ 的估计,假设频域噪声 $V_l(k)$ 与输入 $X_l(k)$ 相互独立,将式(20)代入式(16)可得

$$\begin{aligned} \Delta &= 4\mu \sum_{l=1}^{2L-1} \left\{ E \left[\text{Re} \left(\frac{X_l(k) \Delta W_l(k)}{P_l(k)} \xi_l^*(k) \right) \right] - \mu E \left[\frac{|X_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right] \right\} = \\ &= 4\mu \sum_{l=1}^{2L-1} \left\{ E \left[\text{Re} \left(\frac{2(\xi_l(k) - V_l(k))}{P_l(k)} \xi_l^*(k) \right) \right] - \mu E \left[\frac{|X_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right] \right\} = \\ &= 4\mu(2-\mu) \sum_{l=1}^{2L-1} \left\{ E \left[\frac{|X_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right] - \frac{2}{(2-\mu)} E \left[\frac{|V_l(k)|^2 |\xi_l(k)|^2}{P_l^2(k)} \right] \right\} \quad (21) \end{aligned}$$

对于平稳的输入信号,其连续两个输入数据块的功率谱密度波动很小,因此,以下两假设成立,即

$$E\left[\frac{|\xi_l(k)|^2}{P_l(k)}\right] = \frac{1}{P_l(k)}E[|\xi_l(k)|^2]$$

$$E\left[\frac{|V_l(k)|^2}{P_l(k)}\right] = \frac{1}{P_l(k)}E[|V_l(k)|^2] \quad (22)$$

那么,FD-MSD 的下降量 Δ 的估计值可表示为

$$\Delta \approx \frac{4\mu(2-\mu)}{P_l(k)} \sum_{l=1}^{2L-1} \left\{ E[|\xi_l(k)|^2] - \frac{2}{(2-\mu)} E[|V_l(k)|^2] \right\} \quad (23)$$

根据式(23),可选择部分权系数参与更新以获得最大 FD-MSD 下降量。如果 $E[|\xi_l(k)|^2] > [2/(2-\mu)]E[|V_l(k)|^2]$, 则表明第 l 个频柜处的输入 $X_l(k)$ 对最大化 FD-MSD 的下降量有贡献作用;反之,如果 $E[|\xi_l(k)|^2] < [2/(2-\mu)]E[|V_l(k)|^2]$, 则表明第 l 个频柜处的输入 $X_l(k)$ 会降低 FD-MSD 的下降量,此时更新此权系数无意义。

对于式(23),首先需估计 $E[|\xi_l(k)|^2]$ 和 $E[|V_l(k)|^2]$, 其中 $E[|\xi_l(k)|^2]$ 可按式(24)计算:

$$S_{\xi,l}(k) = \lambda S_{\xi,l}(k-1) + (1-\lambda)|\xi_l(k)|^2 \quad (24)$$

其中: $S_{\xi,l}(k)$ 为 $E[|\xi_l(k)|^2]$ 的估计值, $0 < \lambda < 1$ 为平滑因子。

为了估计 $E[|V_l(k)|^2]$, 定义输入信号 $x(n)$ 与误差信号 $e(n)$ 间的幅度平方相干 (magnitude square coherence, MSC) 函数^[10] 为

$$C_{X\xi,l}(k) = \frac{|S_{X\xi,l}(k)|^2}{P_l(k)S_{\xi,l}(k)} \quad (25)$$

其中: $C_{X\xi,l}(k)$ 为输入信号 $x(n)$ 与误差信号 $e(n)$ 间的 MSC 函数, $S_{X\xi,l}(k)$ 为第 l 个频柜处输入信号 $x(n)$ 与误差信号 $e(n)$ 间的互谱密度 (cross-spectral density, CSD) 函数, 可表示为

$$S_{X\xi,l}(k) = \lambda S_{X\xi,l}(k-1) + (1-\lambda)X_l^*(k)\xi_l(k) \quad (26)$$

根据参考文献[5], $E[|V_l(k)|^2]$ 的估计式可表示为

$$S_{V,l}(k) = [1 - C_{X\xi,l}(k)]S_{\xi,l}(k) \quad (27)$$

依照以上分析,DSFB-FD-LMS 算法的更新方程可写为

$$W(k+1) = W(k) + 2\mu B(k)\Lambda^{-1}(k)X^H(k)\Xi(k) \quad (28)$$

其中: $B(k) = \text{diag}\{b_0(k), \dots, b_{2L-1}(k)\}$ 为 $2L \times 2L$ 维权值选择对角矩阵, 其对角元素值的确定可按式(29), 表示为

$$b_l(k) = \begin{cases} 1 & \text{if } S_{\xi,l}(k) > \frac{2}{(2-\mu)}S_{V,l}(k) \quad l=0, \dots, 2L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (29)$$

以上为 DSFB-FD-LMS 算法的推导过程, 表示总结了其计算流程。对于 DSFB-FD-LMS 算法, 每次只更新满足条件式(29)的 $L(k)$ 个权系数。DSFB-FD-LMS 算法的权值误差向量递推方程可写为

$$\Delta W(k+1) = [I_{2M} - 2\mu B(k)\Lambda^{-1}(k)X^H(k)QX(k)]\Delta W(k) - 2\mu B(k)\Lambda^{-1}(k)X^H(k)V(k) \quad (30)$$

对式(30)两端取数学期望, 考虑到频域输入与噪声信号的独立假设条件, 可得

$$E[\Delta W(k+1)] = [I_{2L} - 2\mu B(k)\Lambda^{-1}(k)R_{XX}(k)]E[\Delta W(k)] \quad (31)$$

其中: $R_{XX}(k) = E[X^H(k)QX(k)]$ 。

从式(31)中可看出, DSFB-FD-LMS 算法的均值收敛性能主要由收敛控制矩阵 $B(k)\Lambda^{-1}(k)R_{XX}(k)$ 决定, 且其收敛条件为

$$0 < \mu < 1/\lambda_{\max} \quad (32)$$

其中: $\lambda_{\max}$ 为收敛控制矩阵 $B(k)\Lambda^{-1}(k)R_{XX}(k)$ 的最大特征值。

3 频域算法的仿真与结果

本章通过仿真来验证本文所提出方法的有效性。输入信

号为高斯白噪声序列或者色噪声序列, 色噪声序列为高斯白噪声通过 AR(1) 系统 $1/(1-0.9Z^{-1})$ 而形成。加入的高斯白噪声 $v(n)$ 的均值为 0, 方差 $\sigma_v^2 = 0.001$ 。在两种输入情况下, 输入信号的大小均满足信噪比 SNR = 30 dB。需辨识回波信道采用高斯分布序列, 阶数 $L = 128$, 自适应滤波器的阶数与回波信道阶数设置相同。另外, 对于 MMax-MDF 算法, 参数 $B = 1$, $P = L$ 。平滑因子 $\lambda = 0.8$, 格式化因子 $\varepsilon = 0.0001$ 。所有仿真结果均为通过 100 次实验平均后获得。频域算法的收敛性能可通过归一化频域 MSD (frequency domain normalized mean square deviation, FD-NMSD) 来考察。FD-NMSD 定义为

$$\text{NMSD}(k) = 10 \log_{10} \left(\frac{\|H - W(k)\|^2}{\|H\|^2} \right) \quad (33)$$

首先考察在不同步长条件下, FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 算法的收敛性能比较。步长因子分别选择为 $\mu = 0.2$ 和 $\mu = 0.8$ 。图 2 和 3 所采用的输入信号为高斯白噪声, 图 4 和 5 采用的输入信号为 AR(1) 信号。

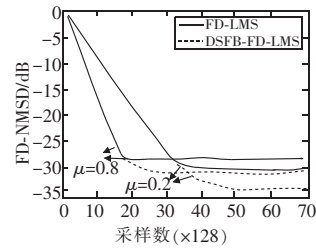


图 2 FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 的 NMSD 收敛曲线 (输入: 高斯白噪声)

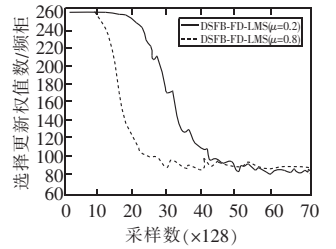


图 3 DSFB-FD-LMS 的选择更新权值数 (输入: 高斯白噪声)

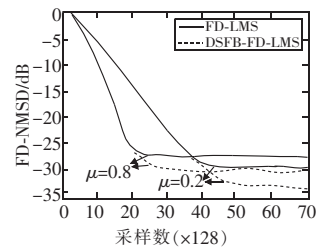


图 4 FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 的 NMSD 收敛曲线 (输入: AR(1) 信号)

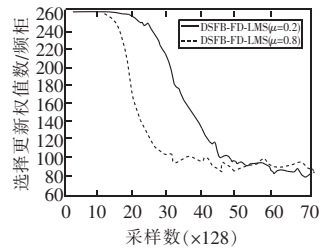


图 5 DSFB-FD-LMS 的选择更新权值数 (输入: AR(1) 信号)

从图 2 和 4 可明显看出, 对于较大的步长因子, 两种算法都可获得较快的收敛速度和较大的 FD-NMSD。当 FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 算法步长因子选择相同时, 两种算法收敛速率相同, 但 DSFB-FD-LMS 算法的稳态 FD-NMSD 较 FD-LMS 算法小。从图 2 和 4 中可观察到, 当步长 $\mu = 0.2$ 时, DSFB-FD-LMS 算法的稳态 FD-NMSD 比 FD-LMS 算法的 FD-NMSD 大约降低了 2 dB; 当 $\mu = 0.8$ 时, 大约降低了 3.5 dB。

从图 2 和 4 还可以看出, 对于高斯白噪声输入, 当步长因子 $\mu = 0.2$ 时, FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 算法达到收敛均需要大约 20 个数据块; 步长因子 $\mu = 0.8$ 时, 两种算法收敛需要大约 38 个数据块。对于 AR(1) 输入, 当步长因子 $\mu = 0.2$ 时, FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 算法达到收敛均需要大约 23 个数据块; 当步长因子 $\mu = 0.8$ 时, 两种算法收敛需要大约 42 个数据块。输入信号的差异对两种算法的收敛速率影响不大, 这是由于频域算法对输入的 AR(1) 信号有解相关的作用, 从而降低了相关的输入序列对算法收敛速率的影响。

图 3 和 5 为在不同的输入信号条件下, DSFB-FD-LMS 算法选择更新的权系数个数变化情况。从图中可看出, 随着算法的逐渐收敛, 更新的权系数个数逐渐减小, 算法收敛后每次迭

代只需要更新大约 80 个权系数即可,因此降低了权系数更新所需的计算量。

图 6 和 7 在不同输入信号条件下,比较了 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 算法的收敛性能。各算法的步长因子均选择为 $\mu = 0.2$ 。对于 MMax-MDF 算法,每次迭代选择固定数量的权系数更新会降低算法的收敛速率,选择更新的权系数数量越小,其收敛速率越慢,当选择更新的权系数数量 $L_0 = 2L$ 时,MMax-MDF 与 FD-LMS 算法等价。从图中还可以看出,DSFB-FD-LMS 算法的收敛速度与 FD-LMS 算法相近,但算法收敛后的稳态 FD-NMSD 较 FD-LMS 算法小。这是由于 DSFB-FD-LMS 算法选择对算法收敛有意义的权系数进行更新,其动态选择更新权系数过程不影响算法的收敛速率,同时具有抑制噪声的作用,降低了稳态 FD-NMSD。

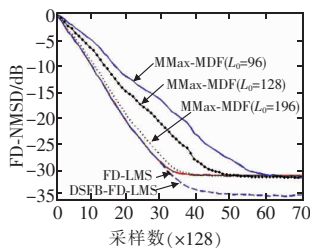


图 6 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 的 NMSD 收敛曲线(输入:高斯白噪声)

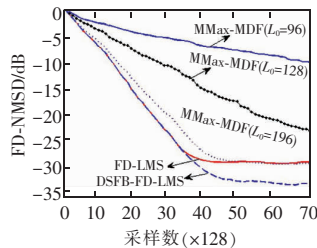


图 7 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 的 NMSD 收敛曲线(输入:AR(1))

自适应算法的跟踪能力(即当外界信道发生突变后,算法能否重新达到收敛)是考察算法性能的一项重要标准^[10]。图 8、9 在不同输入信号条件下,比较了 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 算法的跟踪能力,同时考察了 DSFB-FD-LMS 算法在信道突变情况下的权系数选择更新情况。各算法的步长因子均选择为 $\mu = 0.2$ 。外界回波信道在 8 960 个输入采样后发生突变,仿真中信道参数向右平移 20 个采样。

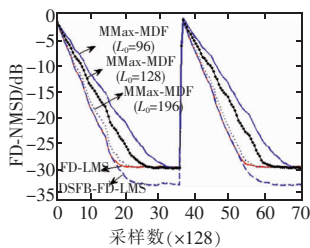


图 8 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 的跟踪性能曲线(输入:高斯白噪声)

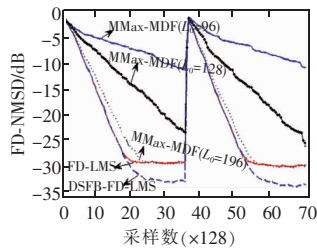


图 9 FD-LMS、MMax-MDF 和 DSFB-FD-LMS 的跟踪性能曲线(输入:AR(1))

从图 8 和 9 中明显可看出,三种算法在信道突变的情况

下均能重新跟踪突变信道,且 FD-LMS 和 DSFB-FD-LMS 算法的收敛速度较 MMax-MDF 算法快,DSFB-FD-LMS 算法的稳态均方偏差最小。

4 结束语

本文介绍了传统的 FD-LMS 算法,在此基础上提出了一种抽头系数动态更新频域 LMS 算法——DSFB-FD-LMS 算法。DSFB-FD-LMS 算法通过比较输出误差信号功率谱密度和噪声功率谱密度的大小,选择是否对此频点进行权值更新。最后通过仿真验证了 DSFB-FD-LMS 算法能获得比 FD-LMS 和 MMax-MDF 算法更小的稳态均方偏差。

参考文献:

- [1] BEAUFAYS F. Transform domain adaptive filter: an analytic approach [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1995, 43(1): 422-431.
- [2] PAULO S, DINIZ R. Adaptive filtering algorithms and practical implementation [M]. 3rd ed. New York: Springer, 2008.
- [3] 李宁. LMS 自适应滤波算法的收敛性能研究与应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.
- [4] NI Jin-gen, LI Feng. A variable step-size matrix normalized subband adaptive filter [J]. *IEEE Trans on Audio, Speech and Language Processing*, 2010, 18(6): 1290-1299.
- [5] NI Jin-gen, LI Feng. Normalised subband adaptive filter with new variable regularisation matrix [J]. *Electronics Letters*, 2010, 46(18): 1293-1295.
- [6] SHYNN J J. Frequency-domain and multirate adaptive filter [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1992, 9(1): 14-37.
- [7] SIEN J, PANG K K. Multidelay block frequency domain adaptive filter [J]. *IEEE Trans on Acoustics Speech and Signal Processing*, 1990, 38(2): 373-376.
- [8] LIN Xiang, KHONG A W H, DOROSLOVACKI M, et al. Frequency-domain adaptive algorithm for networks echo cancellation in VoIP [J]. *EURASIP Journal on Audio Speech Music Processing*, 2008, 2008(3): 1-9.
- [9] HUANG Yi-teng, BENESTY J. Audio processing for next-generation multimedia communication systems [M]. Norwell, MA: Kluwer, 2004.
- [10] LEE K A, GAN W S. On the subband orthogonality of cosine-modulated filter banks [J]. *IEEE Trans on Circuits Systems II, Express Briefs*, 2006, 53(8): 677-681.
- [11] SHI Kun, MA Xiao-li. A frequency domain step-size control method for LMS algorithm [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(2): 125-128.

(上接第 3559 页)

- [8] TSO-SUTTER K H L, MARINHO L B, SCHMIDT L. Tag-aware recommender systems by fusion of collaborative filtering algorithms [C]//Proc of ACM Symposium on Applied Computing. 2008: 1995-1999.
- [9] 许隼华, 王志坚, 林巧民, 等. 一种基于偏好的个性化标签推荐系统 [J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(7): 2573-2575, 2579.
- [10] HEYMANN P, RAMAGE D, GARCIA-MOLINA H. Social tag prediction [C]//Proc of the 31st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM Press, 2008: 531-538.
- [11] JIN Yan-an, LI Rui-xuan. Topic-based ranking in Folksonomy via probabilistic model [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2011, 36(2): 139-151.

- [12] 袁柳, 张龙波. 基于概率主题模型的标签预测 [J]. *计算机科学*, 2011, 38(7): 175-180.
- [13] LANDIA N. Utilising document content for tag recommendation in folksonomies [C]//Proc of the 6th ACM Conference on Recommender Systems. 2012: 1985-1989.
- [14] SARWAR B M, KARYPIS G, KONSTAN J A, et al. Application of dimensionality reduction in recommender systems: a case study [C]//Proc of the 13th ACM WebKDD Web Mining for Ecommerce Workshop. 2000.
- [15] XUE Gui-rong, ZENG Hua-jun, YU Yong, et al. Optimizing Web search using Web click-through data [C]//Proc of the 13th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM Press, 2004: 118-126.