

基于变换域全相位 FIR 自适应滤波算法

苏 飞¹, 王兆华²

(1. 天津通广三星电子有限责任公司 CDTV 研发组, 天津 300385; 2. 天津大学电子信息工程学院, 天津 300072)

摘 要: 基于一种全相位 FIR 自适应滤波器, 将重叠滤波思想引入变换域 LMS 算法, 提出了 DFT、DCT 和 DST 变换域的带窗重叠自适应滤波算法 (WO-TLMS). 与传统的变换域 LMS (TLMS) 算法相比, WO-TLMS 算法提高了收敛速度同时具有较低的稳态均方误差. 理论分析了算法的收敛性, 实验中通过和 TLMS 算法的比较验证了 WO-TLMS 算法的优越性.

关键词: 全相位; 自适应滤波; 重叠滤波器; LMS 算法; 稳态失调

中图分类号: TN713.7; TN914.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 11-1859-05

Adaptive Filtering Algorithm Based on All Phase FIR in Transform Domain

SU Fei, WANG Zhao-hua

(1. TISEC, CDTV R&D Group, Tianjin 300385, China; 2. Electronic Engineering School, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Based on a novel all-phase FIR adaptive filter, combination of overlapping idea with LMS algorithm in transform domain is proposed. Overlapping windowed adaptive filtering algorithms (WO-TLMS) in DFT, DCT and DST transform domain are presented. Compared with the conventional LMS algorithm in transform domain, WO-TLMS algorithm owns lower mean square steady error and more rapid convergence speed. Convergence property of WO-TLMS is theoretically analyzed and the superiority to TLMS is verified experimentally.

Key words: all phase; adaptive filtering; overlapping filter; LMS algorithm; steady maladjustment

1 引言

最小均方误差 (LMS) 算法因其计算量小且实现简单至今仍被广泛使用. 然而, 它的学习曲线的收敛特性在输入信号的自相关矩阵的特征值高度分散时变的很差. 尽管 Newton-LMS 和递归最小二乘 RLS 算法的收敛速度比 LMS 算法要快的多, 但是由于它们在叠代过程中涉及矩阵求逆而使计算复杂度较高. 为此, 人们做了大量的研究来改善 LMS 算法的收敛性, 如各种变步长的 LMS 算法等. 对输入信号做某种正交变换以期减小输入信号自相关矩阵特征值的发散程度是另一种有效的提高 LMS 算法收敛速度的措施^[1-3].

变换域自适应滤波的概念是由 Dentino 等于 1979 年首先提出的^[4], 其基本思想是把时域信号通过正交变换转变为变换域信号, 在变换域中采用自适应算法. 其基本步骤是^[5]: (1) 选择正交变换, 把时域信号变换成变换域信号; (2) 变换后的信号能量归一化; (3) 采用某一自适应算法进行滤波. 常用的正交变换^[6]有: 离散傅立叶变换、离散余弦变换、离散正弦变换、离散小波变换以及 Walsh-Hadamard 等等.

经过正交变换后的输入信号的自相关矩阵基本上具有稀

疏带状结构, 从而提高了收敛速度. 但由于变换是基于信号分段进行的, 因此在输出分段拼接处会出现混叠而失真, 并在随后的自适应估计中产生较大的误差而影响算法的收敛性能^[7]. 针对这种情况, 笔者提出了使用加权重叠滤波的思想以克服上述缺点, 改进传统变换域自适应算法的收敛性能.

2 DFT 全相位 FIR 滤波器

传统的 N 阶 FIR 滤波器某一时刻的输出由此时刻的输入以及它以前的 $N-1$ 个输入所决定. 设 n 时刻输入为: $x_n = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-N+1)]^T$; 系统冲击响应为: $h = [h(0) \ h(1) \ \dots \ h(N-1)]^T$, 输出用内积可以表示为:

$$y(n) = x_n \cdot h = h \cdot x_n \quad (1)$$

也即块输入 x_n 与响应 h 的循环卷积中对应于 $x(n)$ 的输出, 其频域表示如图 1 所示. 其中 X 和 H 分别是输入和单位响应的 N 点离散傅立叶变换. 这种非重叠的滤波输入是分段进行的且 $y(n)$ 只是对应输入 x

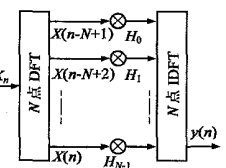


图 1 非重叠频域滤波

(n) 当频率为 $\frac{2(N-1)}{N}$ 的输出, 因

此无法求出系统的整体传输特性,且输出中段与段拼接处会出现严重的边界效应。

重叠滤波理论指出,信号的输出是所有相关的输入响应和的平均。一个 N 阶的重叠滤波器, n 时刻的输出 $y(n)$ 是 N 个相关输入 $x_{n+i}(i=0,1,\dots,N-1)$ 响应和的平均。设与输入 $x(n)$ 的相关矩阵为 $x = [x_n \ x_{n+1} \ \dots \ x_{n+N-1}]^T$, $y = [y^{(0)}(n) \ y^{(1)}(n) \ \dots \ y^{(N-1)}(n)]$ 是 $x(n)$ 在遍历角频率 $= \frac{2k}{N}$, $k=0,1,\dots,N-1$ 时 N 个输出。这样,假设延迟时间单位 T 和抽样时间相等时的 N 阶频域重叠滤波器如下图所示:

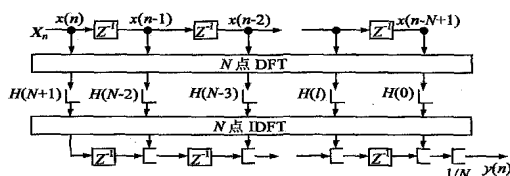


图2 N 阶频域重叠滤波器

由上图可知, N 阶重叠滤波器在 n 时刻的输出 $y(n)$ 由 $x(n)$ 以及它前后面各 $N-1$ 个输入决定,可表示如下:

$$\begin{matrix} x(n) & x(n-1) & \dots & x(n-N+1) & y^{(0)}(n) \\ x(n+1) & x(n) & \dots & x(n-N+2) & y^{(1)}(n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x(n+N-1) & x(n+N-2) & \dots & x(n) & y^{(N-1)}(n) \end{matrix}$$

定义抽取算子: $s = [s_0 \ s_1 \ \dots \ s_{N-1}]^T$, 其中 $s_i = [0 \ \dots \ 1 \ \dots \ 0]^T$. 则图2中重叠滤波器的输出为:

$$y(n) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} [s_{N-1-i}^T \cdot W_N^* \cdot H \cdot W_N \cdot x_{n+i}] \quad (2)$$

上式中 W_N 是 N 阶傅立叶变换矩阵, W_N^* 是 W_N 的共扼。展开上式并整理得:

$$\begin{aligned} y(n) &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} [h(-i-1-j) x(n+i-N+1+j)] \right\} \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \sum_{k=-i}^{-i+N-1} [h(k) x(n-k)] \right\}, \text{其中: } k = -i + N - 1 - j. \\ &= \frac{1}{N} \left(\sum_{k=0}^{N-1} + \sum_{k=-1}^{N-2} + \dots + \sum_{k=-N+1}^0 \right) [h(k) x(n-k)] \\ &= \frac{1}{N} \sum_{k=-N+1}^{N-1} [[R_N(-k) * R_N(k)] [h(k) x(n-k)]] \\ &= \sum_{k=-N+1}^{N-1} [Tn_{2N-1}(k) h(k) x(n-k)] = h(n) * x(n) \quad (3) \end{aligned}$$

其中: $Tn_{2N-1}(k) = \frac{R_N(-k) * R_N(k)}{N}$

上式中 R_N 是长度为 N 的矩形序列, Tn_{2N-1} 是 R_N 和它自身反转序列的卷积,所以 Tn_{2N-1} 是对称三角形序列。由上式的结果可以看出, N 阶频域重叠滤波器与一个 $2N-1$ 阶加对称三角窗的 FIR 滤波器等效,该 FIR 滤波器的单位冲击响应是重叠滤波器传输特性序列 H 的反离散傅立叶变换的两个周期延伸。等效的 FIR 滤波器如下图3所示,它的物理意义是: x 中 N 个和 $x(n)$ 有关的序列 x_{n+i} 依次作为冲击响应分别为循环右移 h_i 次的 FIR 滤波器输入时 N 个输出之和。从图2可以

看出系统的输入是连续的且系统有固定的群延迟 $N-1$ 。

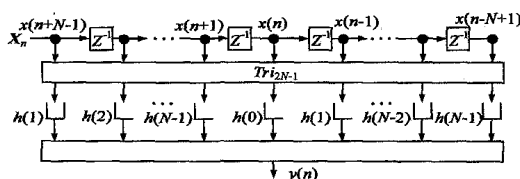


图3 与 N 阶重叠滤波器等效的全相位 FIR 滤波器

可以证明,图2系统中若在 DFT 前加对称前窗序列 f 以及在 IDFT 后加对称后窗序列 b (均经过归一化处理) 时上述结论仍然成立,只是对应 FIR 滤波器中的窗是 f 和 b 的卷积,对应系统可化简成下图:

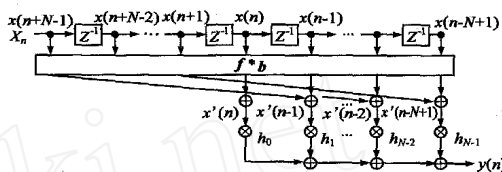


图4 N 阶带双窗全相位 FIR 滤波器

上图中 $X_n = [x(n-N+1) \ x(n-N+2) \ \dots \ x(n) \ \dots \ x(n+N-2) \ x(n+N-1)]^T$. 令 $w = f * b$, 显然 w 是中心对称的。并记: $x = [x(n-N+1) \ \dots \ x(n-1) \ x(n)]^T$, $h = [h_{N-1} \ \dots \ h_1 \ h_0]^T$, 则由图4可得:

$$x = O \cdot W \cdot X_n \quad (4)$$

$$y(n) = x^T h \quad (5)$$

式(4)中 O 和 w 分别是重叠和窗加权矩阵,它们有如下形式:

$$O = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{N \times (2N-1)}$$

$$w = \text{diag}(w) = \text{diag}(w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{N-2} \ w_{N-1} \ w_{N-2} \ \dots \ w_1 \ w_0)$$

观察式(5),我们做如下变形:

$$\begin{aligned} y(n) &= x^T h = \frac{1}{N} x^T W_N^* W_N h \\ &= \frac{1}{N^2} (W_N x)^T \cdot (W_N^* W_N^*) \cdot (W_N h) \\ &= \frac{1}{N} x^T \cdot E_N \cdot H \quad (6) \end{aligned}$$

$$E_N = \frac{1}{N} W_N^* W_N^* = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

量 x 和 h 离散傅立叶变换,且由 $h(n) = h(N-1-n)$ ($0 \leq n \leq N-1$),可知 $H(k) = W_N^{-k} h(N-k)$, ($0 \leq k \leq N-1$). 这样式(6)的结果又可以表示如下:

$$y(n) = X^T \cdot D \cdot H \quad (7)$$

其中 $D = \text{diag}(1 \ W_N^{-1} \ \dots \ W_N^{N-1})$. 式(7)就是图(4)所示系

统的频域表达,相应的系统如下:

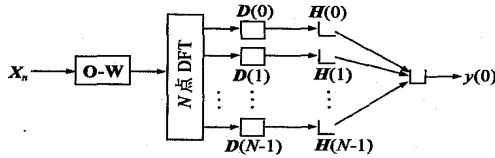


图 5 N 阶 DFT 全相位滤波器

3 带窗重叠变换域算法(WO-TLMS)收敛性分析

3.1 带窗重叠变换域自适应滤波器

以 LMS 作为准则进行自适应滤波,则带窗重叠变换域自适应滤波器可以用下图表示.图中系统在 n 时刻的输入为 $x(n) = [x(n+N-1) \dots x(n+1) x(n) x(n-1) \dots x(n-N+1)]^T$, N 为滤波器阶数. $x(n)$ 是 $x(n)$ 的加权重叠处理, C 是加权重叠矩阵, Q 是 $N \times N$ 阶的正交矩阵, $t(n) = [t(n) \dots t(n-N+2) t(n-N+1)]^T$ 是正交变换的输出.由下图可以看出,自适应过程可以分四步进行:(1)对输入加窗重叠;(2)正交变换;(3)求出输出和误差;(4)系数调整.可以表示如下:

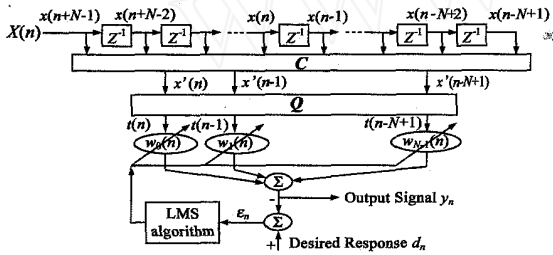


图 6 带窗重叠变换域自适应滤波器

$$x(n) = Cx(n) \tag{8}$$

$$t(n) = Qx(n) \tag{9}$$

$$y_n = t^T(n) w_n \tag{10}$$

$$n = d_n - y_n \tag{11}$$

$$w_{n+1} = w_n + 2\bar{\mu}_n t(n) \tag{12}$$

上式中 $\bar{\mu} = \text{diag}(\mu_0 \dots \mu_{N-2} \mu_{N-1})$, 其中任一元素由下式求出:

$$\mu_i = \mu / P_n(i), \quad i=0, 1, \dots, N-1 \tag{13}$$

μ 是调节步长, $P_n(i)$ 是 n 时刻第 i 个频点输入功率的估值, 通常 $P_n(i)$ 由下述递推公式求出:

$$P_{n+1}(i) = (1 - \tau_n) P_n(i) + |T_n(i)|^2 \tag{14}$$

T_n 是 t_n 的正交变换, 是一常数.由式(8)~(12)可以得到:

$$y_n = w_n^T [Ax(n)] \tag{15}$$

$$w_{n+1} = w_n + 2\mu_n [Ax(n)] \tag{16}$$

其中 $A = QC = QOW$.由上面的结果可以看出,这种带窗重叠变换域自适应的滤波器的变换矩阵等于 A .

3.2 WO-TLMS 算法收敛性分析

令 $Ax(n) = z(n)$,采用同普通 LMS 自适应滤波器相类似的方法可得 WO-TLMS 自适应滤波器权矢量的维纳解 w_{opt} 和相应的最小均方误差 w_{min}^{WOT} 分别为:

$$w_{opt} = R_z^{-1} R_{zd} \tag{17}$$

$$w_{min}^{WOT}(n) = E L_d^2(n) \mathbf{1} - R_{zd}^T w_{opt} \tag{18}$$

上面两式中:

$$R_z = E L_z(n) z^T(n) \mathbf{1} = AR_{xx}A^T \tag{19a}$$

$$R_{zd} = E [z(n) d(n)] = AR_{xd} \tag{19b}$$

将式(19)代入到式(17)和(18)可得:

$$w_{opt} = (AR_{xx}A^T)^{-1} AR_{xd} = Q(CR_{xx}C^T)^{-1}(CR_{zd}) = QR_x^{-1} R_{xd} = Qw_{opt} \tag{20}$$

$$w_{min}^{WOT}(n) = E L_d^2(n) \mathbf{1} - R_{zd}^T A^T Q w_{opt} = E L_d^2(n) \mathbf{1} - R_{zd}^T w_{opt} = w_{min}^{WOT}(n) \tag{21}$$

式中 w_{opt} 和 $w_{min}^{WOT}(n)$ 分别是输入为 $x(n)$ 时正交变换 LMS 自适应滤波器权矢量维纳解与相应最小均方误差.由式(8)可以得到:

$$R_{xx} = CR_{xx}C^T \tag{22}$$

加权重叠处理前后系统的收敛性能分别取决于相关矩阵 R_{xx} 和 R_{xx} 的特征值分布.令 $\text{tr}(A)$ 与 $\det(A)$ 分别表示 N 阶方阵 A 的迹和行列式值,则其最大与最小特征值 λ_{max} 、 λ_{min} 有如下关系^[8]:

$$\lambda_{max} \leq \text{tr}(A) \tag{23a}$$

$$\lambda_{min} \geq \det(A) \quad N > 2 \tag{23b}$$

这样,

$$\lambda_{max} = \frac{\text{tr}(A)}{\det(A)} \tag{24}$$

可以作为矩阵 A 特征值分布 $\lambda_{max}/\lambda_{min}$ 的上限.利用上述结果由式(22)可知:

$$\lambda_{max}(R_{xx}) = \frac{\text{tr}(CR_{xx}C^T)}{\det(CR_{xx}C^T)} \tag{25}$$

根据矩阵理论的一般知识^[9]:

$$\text{tr}(CR_{xx}C^T) \leq \text{tr}(CC^T) \text{tr}(R_{xx}) \tag{26}$$

对于无窗、单窗和双窗全相位 FIR 系统, $W-O$ 变换矩阵 C 具有“双对角”形状.文中第 2 节已指出对角上的元素可由前后窗序列卷积得到.以 N 阶无窗系统为例,归一化矩阵 C 如下:

$$C = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & N-1 & \dots & 0 \\ 0 & 2 & \dots & 0 & \dots & \ddots & \dots \\ \dots & \dots & \ddots & \dots & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & N & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{N \times (2N-1)} \tag{27a}$$

令 $C = [C_1, C_2]$, 其中:

$$C_1 = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & N \end{bmatrix} \quad C_2 = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} N-1 & 0 & \dots \\ 0 & N-2 & \dots \\ \dots & \dots & \ddots \\ 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & \dots \end{bmatrix} \tag{27b}$$

设矢量 $X(n)$ 的前 N 个输入 $x_1 = [x(n+N-1) \dots x(n+1) x(n)]^T$ 和后 $N-1$ 个输入 $x_2 = [x(n-1) x(n-2) \dots x(n-N+1)]^T$ 的自相关和互相关分别为 r_{11} 、 r_{22} 与 r_{12} 、 r_{21} , 则:

$$R_{xx} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} \\ r_{21} & r_{22} \end{bmatrix} \quad (28a)$$

若 N 取的足够大使得 x_1 和 x_2 的相关性很小, 可以认为 $r_{12} = r_{21}^T = 0$. 所以,

$$\det(R_{xx}) = \det(r_{11})\det(r_{22}) \quad (28b)$$

由式(22)、式(27)和式(28)

可得:

$$R_{x,x} = [c_1, c_2] \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} \\ r_{21} & r_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1^T \\ c_2^T \end{bmatrix} \\ = c_1 r_{11} c_1 + c_2 r_{22} c_2^T + c_2 r_{21} c_1 + c_1 r_{12} c_2^T \\ c_1 r_{11} c_1 + c_2 r_{22} c_2^T \quad (28c)$$

又由于 r_{11} 、 r_{22} 均为正定矩阵且 c_2 为行线性相关, 因此:

$$\det(R_{x,x}) = \det(c_1 r_{11} c_1 + c_2 r_{22} c_2^T) \\ \geq \det(c_1 r_{11} c_1) - \det(c_2 r_{22} c_2^T) \\ = \det(c_1 r_{11} c_1) \quad (29a)$$

所以, $\det(R_{x,x}) = \det(c_1 r_{11} c_1) = \det(r_{11})\det(c_1 c_1^T)$ (29b)

由相关的定义和式(27)可知,

$$\det(c_1 c_1^T) > N \det(r_{22}) \quad (29c)$$

所以有: $\det(R_{x,x}) \geq N \det(R_{xx})$ (29d)

结合式(24)、(25)、(26)、(27)、(28)和(29)可得:

$$(R_{x,x}) \leq \frac{\text{tr}(cc^T)\text{tr}(R_{xx})}{N \det(R_{xx})} = \frac{\text{tr}(cc^T)}{N} (R_{xx}) \quad (30a)$$

$$\text{又: } \frac{\text{tr}(cc^T)}{N} = \frac{2N^3 + N}{3N^3} \quad (30b)$$

由式(30)可知, 当 N 较大时式成立:

$$(R_{x,x}) \leq \frac{2}{3} (R_{xx}) < (R_{xx}) \quad (31)$$

上式表明, 输入信号经过加权重叠处理后相关矩阵的特征值分散程度减小, 因此提高了收敛速度; 另一方面, 正交变换使收敛速度得到进一步提高. 同时由式(26)可以看出由于步长减小, 所以收敛时的稳态误差也小于 TLMS 算法. 上面对无窗的情况进行了分析, 对于单窗系统结论仍然成立; 对于双窗系统将无法保证式(31)成立, 因此收敛速度比 TLMS 低但稳态误差比无窗和单窗系统都低. 不同的正交变换对系统的性能影响也不同, 在下面的实验中可以看出.

4 实验与结果

为了测试 WO-TLMS 算法的性能, 以辨识问题作为仿真系统的模型, 对无窗、单窗

和双窗算法分别与变换域算法 TLMS 加以比较, 正交变换采用 DFT、DCT 和 DST 三种. 实验的模拟条件如下:

(1) 自适应滤波器

阶数 $N=8$;

(2) 未知系统的

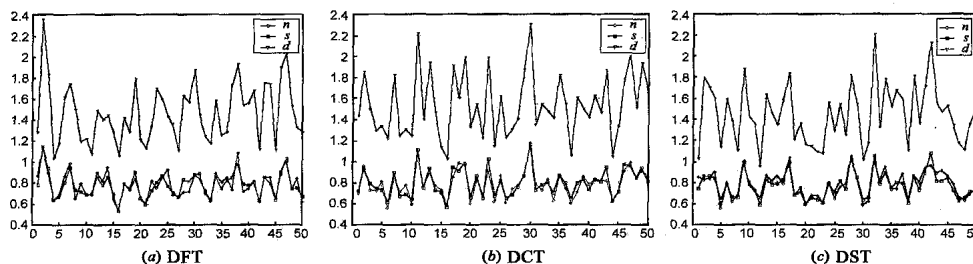


图7 输入信号自相关矩阵的分散程度对比曲线

FIR 系数为: $h^* = [0.15 \ 0.2 \ 0.1 \ 0.3 \ 0.04 \ 0.01 \ 0.1 \ 0.1]^T$

(3) 参考输入信号 $x(n)$ 是高斯白噪声平稳随机序列: $E[x(n)] = 0, E[x^2(n)] = 1$;

(4) $v(n)$ 是与 $x(n)$ 不相关的高斯白噪声序列: $E[v(n)] = 0, E[v^2(n)] = 0.01$;

为了验证第3节的结论, 首先对无窗、单窗和双窗系统在分别采用 DFT、DCT 和 DST 三种正交变换情况下对输入信号的自相关矩阵的分散程度(即条件数, 用最大特征值和最小特征值的比 \max/\min 来表示)进行了比较, 分别进行了 50 次独立的实验, 每次实验样本点为 5000 点. 实验结果如下(曲线纵坐标表示 WO-TLMS 算法和 TLMS 算法中输入信号的条件数的比, 横坐标是实验次数, n 、 s 和 d 分别表示无窗、单窗和双窗):

由上图可以看出, 三种正交变换下无窗和单窗系统 WO-TLMS 算法中对输入信号的处理都使得分散程度小于传统 TLMS 算法. 双窗系统使得收敛速度变慢, 分散度最大偏离 TLMS 算法的 2.4 倍; 三种正交变换中, DCT 的性能优于 DFT 和 DST, 而且它们对收敛性能的改善随滤波器阶数的增加而增大.

下面给出 WO-TLMS 算法收敛曲线和 TLMS 算法的收敛曲线对比. 进行 50 次独立的实验, 每次实验样本点为 1000, 然后求其统计平均得出学习曲线. 曲线的横坐标表示叠代次数, 纵坐标以系数分贝误差 $10 \log_{10} |h - h^*| / |h^*|$ 作为算法收敛性指标. 通过下式求得:

$$= 10 \log_{10} |h - h^*| / |h^*| \quad (32)$$

参数选取步长 $\mu = 0.025$, 功率归一化因子 $\rho = 0.8$. 图中 0、1、2 和 3 分别表示 TLMS 算法、无窗 WO-TLMS 算法、对称三角单窗和双窗 WO-TLMS 自适应算法的收敛曲线.

由上图组中可以看出, 三种正交变换下无窗和单窗 WO-TLMS 算法的收敛速度大于 TLMS 而且稳态误差也小于 TLMS 算法; 双窗 WO-TLMS 算法的收敛速度低于 TLMS , 但它可以获得比 TLMS 算法低的多的稳态失调, 而且三种正交变换中双

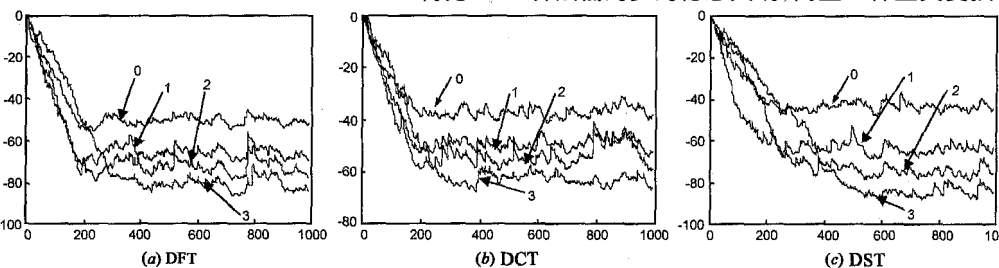


图8 三种正交变换下无窗、单窗和双窗 WO-TLMS 算法学习曲线对比

窗算法的稳态误差都低于无窗和单窗算法。比较三种正交变换, DST 得到的曲线收敛精度较高但收敛速度慢, DCT 具有较快的收敛速度但稳态误差明显低于 DFT 和 DST。下表是各算法达到稳态后的权系数估值(精确到小数点后 4 位)。

表 1 三种正交变换下 WO-TLMS 算法与 TLMS 算法稳态估值

		h_0	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5	h_6	h_7
DFT	TLMS	0.1504	0.1999	0.1000	0.2992	0.0411	0.0101	0.1005	0.0994
	无窗	0.1502	0.1999	0.0999	0.3001	0.0401	0.0099	0.0999	0.1000
	单窗	0.1501	0.2000	0.1000	0.3001	0.0400	0.0100	0.1000	0.1000
	双窗	0.1501	0.2000	0.1000	0.3000	0.0400	0.0100	0.0999	0.1000
DCT	TLMS	0.1490	0.1959	0.1035	0.2998	0.0399	0.0069	0.1017	0.1000
	无窗	0.1500	0.2003	0.1006	0.3000	0.0396	0.0106	0.0992	0.1010
	单窗	0.1501	0.2000	0.1002	0.3000	0.0397	0.0101	0.0998	0.1004
	双窗	0.1500	0.2000	0.0999	0.3001	0.0399	0.0101	0.1001	0.1001
DST	TLMS	0.1504	0.1989	0.1001	0.2994	0.0398	0.0098	0.0994	0.1008
	无窗	0.1500	0.2002	0.1000	0.2999	0.0399	0.0101	0.0999	0.1000
	单窗	0.1500	0.2001	0.1000	0.3000	0.0399	0.0100	0.1000	0.1000
	双窗	0.1500	0.2000	0.1000	0.3000	0.0400	0.0100	0.1000	0.1000

5 小结

本文依据重叠滤波理论首先给出了一种新的全相位 FIR 滤波器结构, 经过理论推导画出了与它等效的其他三种框图; 结合等效图 5 和 LMS 算法将加权重叠思想引入自适应滤波中, 给出了无窗、单窗和双窗 WO-TLMS 算法并理论分析了算法的收敛性及稳态失调; 最后, 通过实验验证了 WO-TLMS 算法比 TLMS 算法有较快的收敛速度和较低的稳态失调。

参考文献:

- [1] Ut-Va Koc ,Liu K J R. Adaptive overlapping approach for DCT-based motion estimation[J]. International Conference on Image Processing , 1995 ,11 (1) :223 - 226.

- [2] Arr-Yeu Wu ,Cheng-Shing Wu. Transform-domain delayed LMS algorithm and architecture [J]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems ,1998 ,5(1) :194 - 197.
- [3] S Haykin. Adaptive Filtering Theory (3rd edition) [M]. New Jersey , USA :Prentice Hall ,1985.
- [4] M Dentino ,J McCool ,B Windrow. Adaptive filtering in the frequency domain[J]. China ,Hongkong ,Proc IEEE ,1997 ,67(3) :1658 - 1659.
- [5] S Shankar Narayan ,Allen M ,P M J Narsimaha. Transform domain LMS algorithm[J]. IEEE Trans ASSP ,1983 ,31(3) :609 - 615.
- [6] Francoise beaufays. Transform domain adaptive filters :an analysis approach[J]. IEEE Trans ASSP ,1995 ,43(2) :1 - 11.
- [7] Marshal D F Jenkin W K. The use of orthogonal transform for improving performance of adaptive filters[J]. IEEE Trans on Circuits and System ,1989 ,36(4) :423 - 429.
- [8] 王宏禹 ,邱天爽. 自适应噪声抵消与时间延迟估计[M]. 大连 :大连理工大学出版社 ,1999. 21 - 47.
- [9] 张贤达. 信号处理中的线性代数[M]. 北京 :科学出版社 ,1997 :34 - 88.

作者简介:



苏 飞 男,1975 年出生于安徽省,分别于 2001 年和 2004 年获天津大学电信学院信号与信息处理专业硕士和博士学位,研究方向为视频处理、频率域自适应数字滤波器,现在天津通广三星电子有限责任公司从事数字电视研发,工程师. Email :ufei @twmail .tju. cn/ sufe i @eyou. com.

王兆华 男,1937 年出生于上海,1961 年毕业于北京清华大学无线电电子学系电真空专业,现为天津大学电子工程系教授、博士生导师,研究领域为数字图象处理、数字滤波器等。