

一种变步长凸组合 LMS 自适应 滤波算法改进及分析

洪丹枫¹, 苗俊², 苏健³, 吴鑫¹, 潘振宽¹

(1. 青岛大学信息工程学院, 山东青岛 266071; 2. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东烟台 264001;
3. 电子科技大学通信与信息工程学院射频集成电路研究中心, 四川成都 611731)

摘要: 为了避免单个滤波器在收敛速度与稳态误差上相互制约, 从而导致系统性能降低的问题, 本文采用凸组合最小均方算法 (Combined Least Mean Square, CLMS), 将快速滤波器和慢速滤波器并联使用, 同时为进一步改善 CLMS 算法的性能, 对已有的变步长凸组合最小均方算法 (Variable Step-size Convex Combination of LMS, VSCLMS) 做出改进, 提出了一种新的 VSCLMS 算法. 在该算法中, 对快速滤波器选用以最小均方权值偏差 (Minimization of Mean Square Weight Error, MMSWE) 为准则的按步分析的变步长滤波器; 对慢速滤波器采用以稳态最小均方误差 (Least Mean Square, LMS) 为准则的固定步长滤波器. 通过理论分析与仿真实验表明, 该算法能够在噪声、时变以及非平稳的环境下保持较好的随动性能, 且在各个阶段均保持良好的收敛性, 与传统的 CLMS、VSCLMS 算法相比, 不仅具有更快的收敛速度, 而且拥有稳定的均方性能和较优的跟踪性能, 为自适应滤波算法的研究提供了一条可行途径.

关键词: 自适应滤波; LMS 算法; CLMS 算法; VSCLMS 算法; 改进的 VSCLMS 算法

中图分类号: TN911.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)11-2225-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.015

An Improved Variable Step-Size Convex Combination of LMS Adaptive Filtering Algorithm and Its Analysis

HONG Dan-feng¹, MIAO Jun², SU Jian³, WU Xin¹, PAN Zhen-kuan¹

(1. College of Information and Engineering, Qingdao University, Qingdao, Shandong 266071, China;
2. Graduate Students' Brigade of Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai, Shandong 264001, China;
3. Center for RFIC and System Technology, School of Communication and Information Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract: In order to avoid the conflict between the convergence speed and stable state error for a single LMS filter, and degrade the performance of the recognition system, we used combined least mean square (CLMS) algorithm which is the parallel of fast LMS filter and slow LMS filter. Meanwhile, to further improve the performance of the CLMS algorithm, a new variable step-size convex combination of LMS (VSCLMS) algorithm was proposed by improving original VSCLMS. In the proposed algorithm, we considered the variable step-size filter on the basis of minimum mean square weight error (MMSWE) as the fast LMS filter, and a new constant step-size filter based on steady-state LMS is used as the slow filter. By analyzing theory and experimental results, the proposed algorithm, which compared with the original VSCLMS algorithm and CLMS algorithm, not only has a superior capability of tracking under the environment of noise, time-varying and unstable condition, but also can maintain a better convergence.

Key words: adaptive filtering; LMS algorithm; CLMS algorithm; VSCLMS algorithm; improved VSCLMS algorithm

1 引言

自适应滤波是一种根据环境等变化, 通过自适应算法改变滤波器的参数和结构来跟踪信号的时变特征, 从

而能在未知环境中有效工作的滤波器. 鉴于其各种优点, 已被广泛地应用于通信领域的回波消除、信道的自适应均衡、噪声中信号的跟踪、系统模型识别等. 在没有任何环境先验信息的条件下, 滤波器根据当前时刻的信

号或噪声的统计特征,自适应地调节滤波器的参数,从而实现最优滤波.因此,利用不同的优化准则,产生了多种自适应滤波算法.Window 和 Hoff 提出使用最小均方误差^[1](Least Mean Square, LMS)准则设计最佳线性滤波器,因其计算简单、鲁棒性高、易于实现等优点被广泛使用.LMS 算法中滤波器步长的大小^[2]在收敛过程中起着十分重要的作用.随着步长的增大,收敛速度逐渐变快,算法的稳定性能越差;反之,随着步长的减小,算法的稳定性能越高,但其收敛速度变慢.LMS 是一种固定步长的自适应算法,其步长与收敛速度成反比、与稳态误差成正比,基于这种固有矛盾,许多变步长的 LMS 算法被相继提出,这些算法分别从收敛速度、稳定性能等方面做出了改进.文献[3]中利用指数加权递推公式更新计算平均相关性,从而达到调整步长的目的.文献[4]通过对误差信号的非线性处理,以此提高收敛速度和稳定性能.文献[5]在文献[4]的基础上建立了步长与误差信号之间的另一种非线性表示,得到了较好的收敛性且计算量较小.这些改进在一定程度上提高了单个 LMS 算法的性能.就单个 LMS 滤波器而言,为了获得更好的性能,选择滤波器步长时对收敛速度和稳态误差作相应的折中处理,并不能发挥出滤波器的最佳性能.

因此,针对单个 LMS 滤波器无法同时兼顾收敛速度与稳定性能的问题,Arenas 等^[7]提出了基于凸组合的并联 LMS 滤波器算法(Combination LMS, CLMS),该方法同时使用两个不同的滤波器进行工作,能够有效地提高收敛速度,但需人为的设定滤波器的参数,不具一般性且同时对环境的变化鲁棒性较低.于霞等^[8]提出了一种基于变步长的 CLMS 算法(VSCLMS),有效地解决了 CLMS 算法的缺陷,但对滤波器的参数要求较高,实用性不高.由此,针对这一问题,本文提出了一种新的 VSCLMS 算法,采用以最小均方权值偏差(Minimization of Mean Square Weight Error, MMSWE)为准则的变步长滤波器作为凸组合滤波器中的快速滤波器,不仅提高了原 VSCLMS 算法的收敛速度,而且保证了在时变环境下跟踪性能的鲁棒性;此外,采用以 LMS 为准则的固定步长 LMS 滤波器作为凸组合滤波器中的慢速滤波器,保证了快速滤波器在稳态环境下的鲁棒性,在保持原 VSCLMS 滤波器快速收敛性能的基础上,提高了算法的鲁棒性,具有较大的实际应用价值.

2 变步长凸组合最小均方(VSCLMS)算法分析

VSCLMS 算法的核心思想为:采用两个 LMS 滤波器,将其中一个滤波器设置为变步长的快速收敛滤波器,提高算法的收敛速度,而另一个滤波器则设置为固定步长的慢速收敛滤波器,用来保证系统的稳定性能.

通过自适应的调节凸组合参数来实现凸组合滤波器快速而稳定的运作.

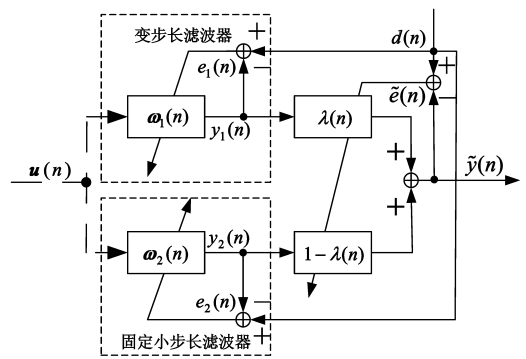


图1 VSCLMS滤波器原理示意图

图1表示VSCLMS滤波器原理示意图中, $\omega_1(n)$ 和 $\omega_2(n)$ 分别表示两个LMS滤波器的加权向量, $y_1(n)$ 和 $y_2(n)$ 分别表示两个自适应滤波器输出值, $d(n)$ 表示输出的期望值, $e_1(n)$ 和 $e_2(n)$ 分别表示两个滤波器所产生的结果误差; $\lambda(n)$ 表示两个自适应滤波器的凸组合参数; $\tilde{y}(n)$ 和 $\tilde{e}(n)$ 分别为凸组合滤波器的等效输出和等效误差.其中,LMS自适应滤波器加权向量表示为

$$\tilde{\omega}(n) = \lambda(n)\omega_1(n) + [1 - \lambda(n)]\omega_2(n) \quad (1)$$

其中,凸组合参数 $\lambda(n) \in [0, 1]$,定义为:

$$\lambda(n) = \text{sgm}[a(n)] = 1/(1 + e^{-a(n)}) \quad (2)$$

由此, $\tilde{y}(n)$ 和 $\tilde{e}(n)$ 表示为^[10,11]

$$\tilde{y}(n) = \lambda(n)y_1(n) + [1 - \lambda(n)]y_2(n) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \tilde{e}(n) &= \lambda(n)e_1(n) + [1 - \lambda(n)]e_2(n) \\ &= \lambda(n)[d - \omega_1(n)\mathbf{u}^T(n)] \\ &\quad + [1 - \lambda(n)][d - \omega_2(n)\mathbf{u}^T(n)] \\ &= d - \tilde{\omega}(n)\mathbf{u}^T(n) \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)中, $e_i(n)$ 表示为:

$$e_i(n) = d - \omega_i(n)\mathbf{u}^T(n) \quad (5)$$

式(2)中,参数 $a(n)$ 是以LMS为准则进行更新的,其表达式为:

$$\begin{aligned} a(n+1) &= a(n) + u_o \tilde{e}(n)[e_2(n) - e_1(n)] \\ &\quad \cdot \lambda(n)[1 - \lambda(n)] \end{aligned} \quad (6)$$

CLMS滤波器中的快速滤波器是以Sigmoid函数作为其迭代的变步长($\mu_1(n)$)选择^[8],其表达式为:

$$\mu_1(n) = \beta(1 - \exp(-\alpha |e_1(n-1)|^2)) \quad (7)$$

其中, $\alpha > 0, 0 < \beta < \mu_{\max}$.而CLMS滤波器中的慢速收敛滤波器是以固定的步长 μ_2 与步长因子 $\mu_2(n)$ 的正比相关性求得,其表达式为:

$$\mathbf{M} = \mu_2(n) \cdot \text{Tr}(\mathbf{R}) \quad (8)$$

其中, \mathbf{M} 为自适应滤波器的协调因子, \mathbf{R} 为加权向量失调因子,其表达式为:

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{v}(\mathbf{v})\mathbf{v}^T(\mathbf{v})] \quad (9)$$

通过上述凸组合自适应滤波器的相关原理分析和研究可看出,基于 LMS 算法的快速收敛的 VSCLMS 算法需要预先给定相关的滤波参数,由于参数均需认为设定缺乏一般性,不满足现实应用.由此,针对该问题,提出一种新的 VSCLMS 算法,不仅能够加快原 VSCLMS 算法的收敛速度,提高了非稳定环境中的跟踪性能,且不同的复杂信号环境下能够保持良好的稳态性能.

3 一种新的 VSCLMS 算法及其性能分析

本文所提出新的 VSCLMS 算法,在保持 CLMS 和原 VSCLMS 算法性能不变的基础上,其快速滤波器采用以 MMSWE 为准则的变步长 LMS 滤波器,从而根据收敛进程及环境稳态变化调整步长;而慢速收敛滤波器则采用以系统稳定条件下的 LMS 为准则的固定小步长 LMS 滤波器,该滤波器可以与变步长 LMS 滤波器进行凸组合优化,提高了算法收敛速度,同时保证良好的跟踪性能.在文献[13]中,给出了 MMSWE 的表达式为:

$$D(n+1, \mu_1) = (1 - 2\mu_1\sigma_u^2 + \mu_1^2 L\sigma_u^4)D(n, \mu_1) + \mu_1^2 \sigma_0^2 \sigma_u^2 L + 2\mu_1 \sigma_u^2 \sigma_\omega^2 \times \sum_{l=0}^n (1 - \mu_1 \sigma_u^2)^l (R(l) - R(l+1)) \quad (10)$$

其中, σ_0^2 表示信号中噪声的方差, σ_ω^2 表示信道能量增益, σ_u^2 表示输入信号的功率, μ_1 表示变步长滤波器的步长.若信道估计向量初始为零向量,则 MMSWE 的初始值为 $D(0, \mu_1) = \sigma_\omega^2$. 根据滤波器的收敛条件可知, $|1 - \mu_1 \sigma_u^2| < 1$. 假设 μ_1 的值接近于 0 时或在快速收敛时, μ_1 的值接近于 $1/\sigma_u^2$, 于是,式(10)可重写为:

$$D(n+1, \mu_1) \approx (1 - 2\mu_1 \sigma_u^2 + \mu_1^2 L\sigma_u^4)D(n, \mu_1) \quad (11)$$

由此,对于快速收敛滤波器按步分析可知:在进行第 1 步迭代后, MMSWE 函数中的步长 μ_1 可根据式(11)求得

$$D(1, \mu_1) = (1 - 2\mu_1 \sigma_u^2 + \mu_1^2 L\sigma_u^4)D(0, \mu_1) + \mu_1 \sigma_u^2 \sigma_\omega^2 - 2\mu_1 \sigma_u^2 \sigma_\omega^2 \Delta_R \quad (12)$$

其中, $\Delta_R = R(1) - R(0)$.

根据式(12),可求得最佳初始步长因子 $\mu_1(1)$ 为

$$\mu_1(1) = \frac{\sigma_\omega^2 + \Delta_R \sigma_\omega^2}{L[\sigma_u^2 \sigma_\omega^2 + \sigma_0^2]} \quad (13)$$

通过式(12)和式(13)可得第 2 步迭代的初始项 $D(1, \mu_1(1))$ 为:

$$D(1, \mu_1(1)) = \sigma_\omega^2 - \frac{\sigma_u^2 [\sigma_\omega^2 + \Delta_R \sigma_\omega^2]^2}{L[\sigma_u^2 \sigma_\omega^2 + \sigma_0^2]} \quad (14)$$

进而通过式(14)确定第 2 步迭代的步长因子 $\mu_1(2)$, 然后再通过 MMSWE 准则得到下一步的初始项 $D(2, \mu_1(1), \mu_1(2))$, 将 $D(2, \mu_1(1), \mu_1(2))$ 作为第 3 步迭代的初始项,依次类推,从而到达最小均方权值偏差

的目的.

依据上述求解与分析,可得到变步长因子 $\mu_1(n)$ 的表达式为:

$$\mu_1(n) = \frac{D(n-1) + \Delta_R \sigma_\omega^2}{L[\sigma_u^2 D(n-1) + \sigma_0^2]} = \frac{\frac{1}{\sigma_u^2} e_1^2(n-1) + \Delta_R \sigma_\omega^2}{L[e_1^2(n-1) + \sigma_0^2]} \quad (15)$$

其中, $D(n)$ 可表示为:

$$D(n) = D(n-1) - \frac{\sigma_u^2 [D(n-1) + \Delta_R \sigma_\omega^2]^2}{L[\sigma_u^2 D(n-1) + \sigma_0^2]} \quad (16)$$

由式(15)和式(16)可得:

$$e_1^2(n) = e_1^2(n-1) - \frac{[e_1^2(n-1) + \Delta_R \sigma_\omega^2]^2}{L[e_1^2(n-1) + \sigma_0^2]} \quad (17)$$

文献[9]给出了 $\mu_1(n)$ 的表达式:

$$\mu_1(n+1) = \frac{\mu_1(n) - \sigma_u^2 \mu_1^2(n)}{1 - L\sigma_u^4 \mu_1^2(n)} < \mu_1(n) \quad (18)$$

其中 $\mu_1(1)$ 如式(13)所示.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mu_1(n) = \epsilon \quad (19)$$

其中, ϵ 表示一个很小的常值.通过对上述变步长滤波器的研究机理可知:为了能够加快滤波器的收敛速度,变步长滤波器的步长选择均以 MMSWE 为准则,随着迭代次数的增加,步长 $\mu_1(n)$ 逐渐变小,从而保证了变步长 LMS 滤波器的稳定性能,进而有利于改善 CLMS 滤波器的均方性能;而当信道特征变化时,变步长滤波器的误差 $|e_1(n+1)|$ 随之变大,而步长因子 $\mu_1(n)$ 也逐渐增大,加快了滤波器的收敛速度,不仅保证快速滤波器的跟踪性能,进而也保证了 CLMS 滤波器的跟踪性能.

然而, CLMS 滤波器中的变步长 LMS 滤波器在收敛过程中易受外界噪声、时变以及非稳定环境等因素影响,从而导致步长因子 μ_1 易偏离信道,造成系统稳定性能降低.由此,为了保证收敛速度的同时获得较好的稳态性能,当系统进入稳定状态后的最佳步长 μ_2 , 将其作为固定步长 LMS 滤波器的初始步长,通过交替优化,对变步长 LMS 滤波器的步长因子进行矫正,从而到达对噪声、时变等影响具有鲁棒性.稳定状态下的 MM-SWE 表达式为^[9]

$$D(\mu_2) = \lim_{n \rightarrow \infty} D(n, \mu_2) = \lim_{n \rightarrow \infty} D(n+1, \mu_2) \quad (20)$$

$$D(\mu_2) = \frac{1}{(2 - \mu_2 L\sigma_u^2)} \times \left\{ \mu_2 \sigma_0^2 L + 2\sigma_\omega^2 \sum_{l=0}^{\infty} (1 - \mu_2 \sigma_u^2)^l \times [R(l) - R(l+1)] \right\} \quad (21)$$

$$J(\mu_2) = \sigma_u^2 D(\mu_2) + \sigma_0^2 \quad (22)$$

以 LMS 算法为准则,对 $D(\mu_2)$ 进行求解:

$$\mu_{2, \text{opt}} = \arg \min [J(\mu_2)] = \arg \min [D(\mu_2)] \quad (23)$$

为了验证算法的有效性,采用随机漫步模型^[14]对本文算法进行测试与分析,即 $R(l) - R(l+1) = \sigma_q^2$,其中, σ_q^2 表示所含噪声的方差,由此式(21)可重写为:

$$D(\mu) = \frac{1}{2 - \mu_2 L \sigma_s^2} \left[\mu_2 \sigma_v^2 L + \frac{2\sigma_v^2 \sigma_\omega^2}{\mu_2 \sigma_s^2} \right] \quad (24)$$

随着迭代步数的增加,变步长 LMS 滤波器中的步长因子 $\mu_1(n)$ 随之减小,式(23)中 $\mu_{2,opt}$ 的值反映系统的稳态误差,其值越小,误差越小,由此根据以上分析可得到如下结论:

$$J_{ex,1}(\infty) > J_{ex,12}(\infty) > J_{ex,2}(\infty) \quad (25)$$

滤波器的 EMSE 参数^[8]表达如下:

$$J'_{ex,2}(\infty) > J'_{ex,12}(\infty) > J'_{ex,1}(\infty) \quad (26)$$

本文提出的新 VSCLMS 算法中的变步长 LMS 滤波器仍使用原 VSCLMS 算法中变步长 LMS 滤波器,因此其滤波器的变化趋势未发生改变,公式表示如下:

$$J'_{ex,1}(\infty) = J_{ex,1}(\infty) \quad (27)$$

根据式(25)、式(26)式(27)可得出:

$$J'_{ex,12}(\infty) > J_{ex,12}(\infty) \quad (28)$$

由此,综上可得不同算法的均方性有如下关系^[4,15]:

$$\text{新 VSCLMS} > \text{原 VSCLMS} > \text{CLMS} \quad (29)$$

4 算法复杂度的比较与分析

本文采用以每步运算中的乘除法次数作为衡量不同算法间的复杂度.根据自适应滤波器算法的运算流程,其每步运算操作的复杂度,如表 1 所示.

表 1 3 种组合 LMS 自适应滤波算法的计算复杂度

每步运算	CLMS 算法乘除法次数	原 VSCLMS 算法乘除法次数	新 VSCLMS 算法乘除法次数
$y_1(n) = \omega_1(n) \mathbf{u}^T(n)$	L	L	L
$y_2(n) = \omega_2(n) \mathbf{u}^T(n)$	L	L	L
$\tilde{y}(n) = \lambda(n)y_1 + (1 - \lambda(n))y_2$	2	2	2
$e_1(n) = d - y_1(n)$	0	0	0
$e_2(n) = d - y_2(n)$	0	0	0
$\tilde{e}(n) = \lambda(n)e_1(n) + (1 - \lambda(n))e_2(n)$	2	2	2
$a(n+1) = a(n) + \mu_a \tilde{e}(n)(e_2(n) - e_1(n))\lambda(n)(1 - \lambda(n))$	4	4	4
$\lambda(n+1) = 1/(1 + e^{-a(n+1)})$	1	1	1
$\mu_1(n+1)$	0	2	6
μ_2	0	0	0
$\omega_1(n+1) = \omega_1(n) + \mu_1(n+1)\mathbf{u}(n)e_1(n)$	L+1	L+1	L+1
$\omega_2(n+1) = \omega_2(n) + \mu_2(n+1)\mathbf{u}(n)e_2(n)$	L+1	L+1	L+1
总计	4L+11	4L+13	4L+17

其中, L 表示 LMS 滤波器的加权向量长度,通过对表 1 的结果分析可知:3 种算法所有运算步骤均相同,除了新的 VSCLMS 算法在对变步长 $\mu_1(n+1)$ 的求解

时,与原 VSCLMS 算法和 CLMS 算法相比,复杂性略有提高,但可通过采用并行运算的方式消除增加计算量所带来的额外计算时间,从而使新的 VSCLMS 算法提高了算法的收敛速度,这种加快收敛速度的自适应滤波算法在许多实际应用中具有较高的实用价值,例如在含噪、时变及非稳定环境下的目标跟踪等.

5 实验仿真及其性能分析

为了验证新 VSCLMS 算法在收敛性能、跟踪性能、稳态性能方面的有效性,将新 VSCLMS 算法、CLMS^[5]和原 VSCLMS^[8]算法同时进行模拟仿真实验,采用蒙特卡洛方法对这 3 种算法进行 200 次仿真,对得到的仿真结果求其均方误差,进而评价其算法性能的好坏.在文献[5]给出了,CLMS 算法最优的参数为 $\mu_1 = 0.6$, $\mu_2 = 0.01$, $\mu_a = 200$;文献[8]中给出了原 VSCLMS 算法的最优参数, $\mu_1 = 0.6$, $\mu_2 = 0.01$, $\mu_a = 200$,变步长迭代参数为 $\beta = 0.9$, $\alpha = 0.08$;新 VSCLMS 算法的最优参数通过式(15)、(22)、(23)进行求解,信道能量增益为 $\sigma_w^2 = 0.55$,所含噪声方差 $\sigma_0^2 = 0.01$,输入信号的功率为 $\sigma_u^2 = 1$, $\Delta_R = R(1) - R(0) = \sigma_q^2 = 0$.

5.1 平稳环境下的实验仿真与性能分析

假设未知系统冲激响应满足 7 阶 FIR 模型,凸组合中的 LMS 自适应滤波器同时满足 7 阶,输入信号的均值 $\mathbf{u}(n)$ 为 0、方差为 1 的高斯噪声,干扰信号 $\mathbf{v}(n)$ 的均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声,信噪比 SNR 为 20dB.为了在相同条件下,对 3 中算法的跟踪性能进行比较,使系统中的加权参数在迭代步数至 3000 步时均发生改变,得到更新后的新 VSCLMS 算法、原 VSCLMS 算法和 CLMS 算法的收敛曲线,如图 2 所示.从图 2 中可以看出:3000 步之前的初始阶段,新 VSCLMS 算法与原 VSCLMS 算法的收敛速度较快,优于 CLMS 算法,而达到 1500 步之后 3 种算法均趋于稳定,可看出新 VSCLMS 算法不仅在收敛速度方面优于原 VSCLMS 算法和 CLMS 算法,而且同时继承了原 VSCLMS 算法稳态误差低的特性.另外,当 3000 步之后,从新初始化系统的权值参数,可以看出新 VSCLMS 算法的跟踪性能也较好.

5.2 非平稳环境下的实验仿真及性能分析

时变系统的模型如下表示:

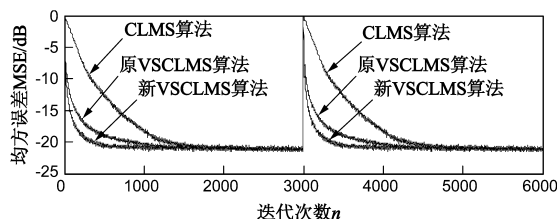


图 2 平稳环境下 3 种算法的收敛曲线比较图

$$\boldsymbol{\omega}(n+1) = \boldsymbol{\omega}(n) + \boldsymbol{c}(n)$$

其中, $\boldsymbol{c}(n)$ 表示均值 0、方差为 $\sigma_c^2 = 10^{-4}$ 的高斯噪声, 且噪声的方差为 $\sigma_q^2 = 10^{-4}$. 由此, 新 VSCLMS 算法、原 VSCLMS 算法和 CLMS 算法的收敛曲线, 如图 3 所示. 从图 3 中可以看出, 新 VSCLMS 算法进入稳态的速度仅需要不到 200 步, 其收敛速度明显快于原 VSCLMS 算法和 CLMS 算法, 其主要原因在于: (1) CLMS 算法对联合参数计算过程中的函数边界进行人为约束, 使得收敛速度得到了制约, 而新 VSCLMS 算法则通过变步长的快速 LMS 滤波器有效地解决了这一问题, 大大加快了收敛速度; (2) 原 VSCLMS 算法对于信道的变化较为敏感, 导致算法进入稳定状态时易产生信号震荡, 延长进入稳定的时间, 从而增加收敛迭代步数, 而新 VSCLMS 算法则通过引入固定步长的慢速 LMS 自适应滤波器, 以最小均方误差作为约束条件, 保证信号平滑稳定的步入稳定状态. 另外, 当 3000 步之后, 从新初始化系统的权值参数, 可以看出新 VSCLMS 算法的跟踪性能也保持良好.

均方误差 (MSE) 的大小在一定程度上反映系统跟踪性能的好坏, 综合图 2 和图 3 所示, 在相同的迭代步数上本文所提出的新 VSCLMS 算法的均方误差均小于原有的 VSCLMS 算法和 CLMS 算法; 而在相同的迭代步数上新 VSCLMS 算法的收敛速度优于原有的 VSCLMS 算法和 CLMS 算法. 因此, 本文所提出的新 VSCLMS 在收敛速度和跟踪性能上均优于原有的 VSCLMS 算法和 CLMS 算法, 表明了算法的有效性.

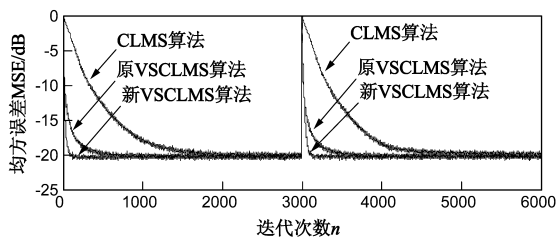


图3 非平稳环境下3种算法的收敛曲线比较图

6 结语

本文针对 VSCLMS 算法需要预先人为设定滤波器参数的问题, 提出了一种新 VSCLMS 算法. 该算法在保持原 VSCLMS 和 CLMS 算法特性不变的基础上, 采用以 MMSWE 为准则的按步分析的变步长 LMS 自适应滤波器作为凸组合滤波器中的快速滤波器, 根据收敛进程及非稳态的环境变化, 自适应地调整步长; 而凸组合滤波器中的另一慢速滤波器则以系统稳定条件下稳态的 LMS 为准则求得其固定小步长, 从而提高算法的收敛速度和跟踪性能, 且同时保持了算法的稳态均方性, 具有较大的实际应用价值.

参考文献

- [1] Manolakis D, Ingle V K, Kogon S M. 统计与自适应信号处理[M]. 周正, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [2] PAULO S R. Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation[M]. London: Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [3] 叶华, 吴伯修. 变步长自适应滤波算法的研究[J]. 电子学报, 1990, 18(4): 63 - 69.
YE Hua, WU Bo-xiu. The study on a variable step size adaptive filtering algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 1990, 18(4): 63 - 69. (in Chinese)
- [4] 吴光弼, 祝琳瑜. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法[J]. 电子学报 1994, 22(1): 55 - 60.
WU Guang-bi, ZHU Lin-yu. A LMS adaptive filtering algorithm with variable step size[J]. Acta Electronica Sinica, 1994, 22(1): 55 - 60. (in Chinese)
- [5] 高鹰, 谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及分析[J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1094 - 1097.
GAO Ying, XIE Sheng-li. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(8): 1094 - 1097. (in Chinese)
- [6] Simon H. Adaptive Filter Theory[M]. London: Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [7] ARENAS G J, FIGUEIRA V A R, SAYED A H. Steady state performance of convex combinations of adaptive filter[A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. Vancouver, Canada: IEEE, 2005. 33 - 36.
- [8] 于霞, 刘建昌, 李鸿儒. 一种变步长凸组合自适应滤波器及其均方性能分析[J]. 电子学报, 2010, 38(2): 480 - 484.
YU Xia, LIU Jian-chang, LI Hong-ru. A convex combination of variable step-size adaptive filter and its mean-square performance analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2): 480 - 484. (in Chinese)
- [9] Filho A M A, Pinto E L, Galdino J F. Simple and robust analytically derived variable step-size least mean squares algorithm for channel estimation[J]. IET Communications, 2009, 3(12): 1832 - 1842.
- [10] Arenas G J, Xgomez V V, Martinez R M. Separate-variable adaptive combination of LMS adaptive filters for plant identification[A]. Proceedings of International Work-shop Neural Networks on Signal Processing [C]. Toulouse, France: IEEE, 2003. 239 - 248.
- [11] Arenas G J, Martinez R M, GOMEZ-VERDEJO V. Multiple plant identifier via adaptive LMS convex combination[A]. Proceedings of International on Signal Processing [C]. Budapest, Hungary: IEEE, 2003. 137 - 142.
- [12] Papoulis E V, Stathaki T. A normalized robust mixed norm adaptive algorithm for system identification[J]. IEEE Signal

Processing, 2004, 1(11): 56 – 59.

- [13] Juraci F G, Ernesto L P, Marcelo S A. Analytical performance of the LMS algorithm on the estimation of wide sense stationary channels [J]. IEEE Transactions on Communications, 2004, 52(6): 982 – 991.

[14] Parsons J D. The Mobile Radio Propagation Channel [M]. New York: Wiley, 1992. 112 – 114.

- [15] Arenas G J, Figueiras V A R, Sayed A H. Mean-square performance of a convex combination of two adaptive filters [J]. IEEE Signal Processing, 2006, 54(3): 1078 – 1090.

作者简介



洪丹枫 男, 1989 年出生于山东烟台, 青岛大学信息工程学院计算机科学与技术专业硕士研究生, 研究方向为图像处理、生物特征识别、小波分析.

E-mail: hongdanfeng1989@gmail.com



吴鑫 女, 1989 年出生于山西长治, 青岛大学信息工程学院计算机科学与技术专业硕士研究生, 研究方向为通信技术、神经网络.



苗俊 男, 1982 年出生于江苏扬州, 海军航空工程学院电子信息工程系博士研究生, 研究方向为现代通信系统、自适应信道均衡.



潘振宽 男, 1966 年出生于山东潍坊, 青岛大学信息工程学院教授、博士生导师. 主要研究方向为变分图像处理的快速算法、多系统动力学与最优化设计、虚拟现实技术.



苏健 男, 1986 年出生于湖北荆州, 电子科技大学通信与信息工程学院、射频集成电路研究中心博士研究生, 研究方向为物联网技术、无线射频识别技术、认知无线网络和信号处理.