

采用瞬时转移结构的凸组合最小均方算法

曾乐雅¹, 许 华¹, 王天睿²

(1.空军工程大学信息与导航学院,西安,710077;2.南京师范大学地理科学学院,南京,210046)

摘要 为了避免单个滤波器在收敛速率与稳态误差上的相互制约,从而导致系统性能下降的问题,文章采用凸组合最小均方算法,将快速滤波器与慢速滤波器并联使用来解决。为进一步改善性能,提出了一种采用瞬时转移结构的低复杂度凸组合最小均方算法。在该算法中,分别使用修正反正切函数和 sign 函数对参数 $\lambda(n)$ 和 $a(n)$ 的更新迭代公式做了简化和改进,同时为加快算法的收敛速率引入一个长度为 N_0 的窗实现瞬时权值转移。仿真结果表明:文中改进算法在噪声、相关信号输入以及非平稳环境下能够保持较好的均方性能和跟踪性能,并且具备更快的收敛速率。

关键词 自适应滤波;系统识别;最小均方算法;凸组合;低复杂度

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.01.013

中图分类号 TN911.7 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)01-0066-06

Convex Combination of LMS Adaptive Filtering Algorithm Using Instantaneous Transfer Scheme

ZENG Leya¹, XU Hua¹, WANG Tianrui²

1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;
2. School of Geography Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China)

Abstract: In order to solve the problem that a single LMS filter is restricted by mutual influence at convergence speed and stable state error to lead to the performance decrease of the recognition system, the convex combination of least-mean-square algorithm is employed in this paper by paralleling use of a fast and a slow LMS filter. To further improve the algorithm's capability, a new low-complexity convex combination of CLMS algorithm is proposed by improving the traditional CLMS. The proposed algorithm simplifies and improves the renewal iterative formula of parameters' sum by using modified arc tangent function and sign function respectively. Meanwhile the paper employs an instantaneous transfer scheme combined with the window length of to accelerate the convergence rate. Theoretical analysis and simulation results suggest that under the conditions of the influence of noise, relative signal input and unstable environment, the proposed algorithm can not only maintain a superior capability of tracking and mean square, but also possess a higher convergence rate.

Key words: adaptive filtering; system identification; least mean square algorithm; convex combination; low

收稿日期:2015-09-23

基金项目:国家自然科学基金(61001111)

作者简介:曾乐雅(1992-),男,甘肃兰州人,硕士生,主要从事自适应信号处理方面研究.E-mail:zengleya@163.com

引用格式:曾乐雅,许华,王天睿.采用瞬时转移结构的凸组合最小均方算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(1):66-71. ZENG Leya, XU Hua, WANG Tianrui. Convex Combination of LMS Adaptive Filtering Algorithm Using Instantaneous Transfer Scheme[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(1): 66-71.

-complexity

自适应滤波是一种可以根据环境的变化通过算法自适应的改变滤波器的参数和结构来跟踪信号特征的不断变化,从而能够在未知环境中有效稳定工作的滤波器,是信号处理的关键技术。由于其各种优点,被普遍使用在自适应信道均衡、时延估计等多个方面。最小均方误差(Least-Mean-Square, LMS)算法是自适应滤波算法中经典、有效的算法之一,因其具有计算量少、结构简单、易于实现、鲁棒性高等优点被广泛使用^[1-3]。在 LMS 算法中滤波器的步长起着至关重要的作用,步长增大,收敛速率变快,而算法的稳态性能越差;反之,步长减小,收敛速率下降,稳态性能越好。因而传统最小均方算法的收敛速率和稳态误差是一组不可调和的矛盾,很大程度上影响系统的性能。

为了更好地解决滤波器收敛速率和稳态误差之间的矛盾, Garcia 提出了一种凸组合最小均方(Convex Combination of Least - Mean - Square, CLMS)滤波器算法^[4-19],它将 2 个分别满足收敛速率和收敛精度的独立滤波器并行运行并将结果凸组合,使组合滤波器能够克服单个滤波器的矛盾以实现更优的性能,同时保证在不同的情况下均有良好的结果输出。文献[4]将凸组合联合参数表达式中 $a(n)$ 的迭代公式进行归一化处理,在一定程度上提高了性能,但其计算过于复杂。针对此问题,文献[5]提出了快速 CLMS 算法,在计算联合参数 $\lambda(n)$ 时使用修正的箕舌线函数代替 Sigmoid 函数以避免复杂的指数运算,该算法在保持 CLMS 算法良好的收敛速率与跟踪性能的基础上,很大程度减小了时间复杂度。本文则通过找到新的 S 型反正切函数来拟合,进一步减小了运算量。

凸组合方法在收敛过程中,系统在快速滤波器达到稳态 EMSE (Excess Mean Squared Error, EMSE)后停止,等待慢速滤波器达到相同的 EMSE 后再继续收敛这个弊端严重影响收敛速率。为了避免此限制,文献[6]提出在转换阶段使用一个瞬时线性转移系数以达到快速滤波器和慢速滤波器的相互制约来加快收敛,但是其计算量非常大。本文采用一种瞬时转移结构实现权值转让,其通过使用一个长度为 N_0 的窗来实现,有效克服凸组合的弊端。这个方法降低了过程实现的计算复杂度并缩短了收敛过程,有效提高了系统的收敛速率。

1 CLMS 算法

CLMS 算法原理见图 1。采用 2 个相互独立的滤波器,分别设置为大步长和小步长来保证系统的快速收敛和稳态误差。其中 $d(n)$ 为期望响应; $y(n)$ 为滤波器的等效输出信号; $e(n)$ 为整个滤波器的等效误差; $x(n)$ 为输入信号; $w_1(n)$ 、 $w_2(n)$ 分别为 2 个滤波器的权向量; $y_1(n)$ 和 $y_2(n)$ 分别为 2 个滤波器的输出; $e_1(n)$ 和 $e_2(n)$ 分别为 2 个滤波器产生的误差; $\lambda(n)$ 为 CLMS 算法的联合参数。为论述方便,假设第一个滤波器为大步长快速收敛的。

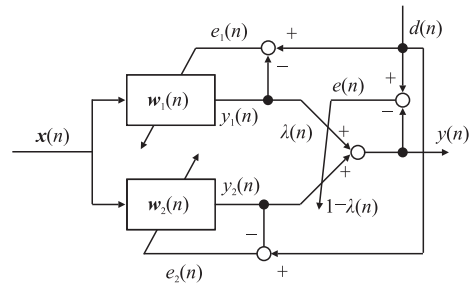


图 1 CLMS 算法原理图

Fig.1 Convex combination of two adaptive filters

整个滤波器的等效输出为:

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

式中: $y_i(n) = w_i^T(n)x(n)$, $i=1,2$, 联合参数 $\lambda(n) \in [0, 1]$, 定义为:

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

整个滤波器的等效误差为:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3)$$

单个滤波器的误差为:

$$e_i(n) = d(n) - y_i(n) \quad (4)$$

单个滤波器的权值更新表示为:

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \mu_i e_i(n) x(n) \quad (5)$$

组合滤波器的权值向量表示为:

$$w(n) = \lambda(n)w_1(n) + [1 - \lambda(n)]w_2(n) \quad (6)$$

滤波器的等效误差可表示为:

$$\begin{aligned} e(n) &= \lambda(n)e_1(n) + [1 - \lambda(n)]e_2(n) = \\ &= \lambda(n)[d(n) - w_1^T(n)x(n)] + \\ &= [1 - \lambda(n)][d(n) - w_2^T(n)x(n)] = \\ &= d(n) - w^T(n)x(n) \end{aligned} \quad (7)$$

式(2)中,参数 $a(n)$ 的更新以 LMS 为准则进行,因此其更新公式可由最速下降表达式推导出为:

$$a(n+1) = a(n) - \frac{\mu_a}{2} \frac{\partial e^2(n)}{\partial a(n)} =$$

$$a(n) - \mu_a e(n) [e_1(n) - e_2(n)] \lambda(n) [1 - \lambda(n)] \quad (8)$$

式中: μ_a 为参数 $a(n)$ 的步长因子, 其取值应保证 $a(n)$ 快速的收敛以使得组合滤波器的输出能够稳定的跟踪信号变化。同时, $a(n)$ 被严格限制在 $[-a^+, a^+]$ 内来保证联合参数 $\lambda(n)$ 取值满足 $[1 - \lambda^+, \lambda^+]$ 。一般情况下选择 $a^+ = 4$, 则联合参数 $\lambda(n)$ 的取值范围为 $[0.018, 0.982]$ [8]。

由算法图和原理可以得出, CLMS 的工作方式: 当自适应刚开始或者当系统刚发生时变时, 大步长滤波器具备更好的工作特性, 算法通过改变 $\lambda(n)$ 取值趋近 1 使组合滤波器呈现更好的收敛速率; 当系统处于稳态时, 小步长滤波器有着更优的稳态性能, 算法使 $\lambda(n)$ 接近 0 来使组合滤波器有更低的稳态误差。通过这种改变联合参数的方式使 CLMS 的系统性能更好。

2 改进的低复杂度 CLMS 算法

由于传统 CLMS 算法使用 Sigmoid 函数计算联合参数 $\lambda(n)$ 时需要进行指数运算, 因此为了简化计算并且保持算法的原有性能, 采用修正反正切函数来计算 $\lambda(n)$ 。

反正切函数的表达式如下:

$$f(x) = \arctan(x) \quad (9)$$

使用该函数来拟合 CLMS 算法给出的联合参数表达式(2), 最终得到修正后的反正切函数联合参数表达式为:

$$\lambda(n) = \beta [\arctan(Aa(n)) + \alpha] \quad (10)$$

式中: $\alpha = 1.4$; $\beta = 0.36$ 。

图 2 为当 $A = 1$ 时修正反正切函数与 Sigmoid 函数的对比图。可以看出修正后的反正切函数可以很好的拟合 Sigmoid 函数, 并且可以通过调整参数 A 的取值来适应不同的情况。随着 A 的增大, 修正反正切函数有更快的过渡过程, 使 $\lambda(n)$ 对于 $a(n)$ 的变化更加敏感。因此, 当要求对均方误差有更快的响应速度时可以适当增大 A 的取值; 若外界干扰较为严重, 需要系统对于外界干扰有更好的稳定性时, 取较小的 A 值可以更好地满足要求。

从图 2 的曲线中可以看出, Sigmoid 函数在边界处有着更快收敛于边界值的特点, 这使得 CLMS 算法实际效能有较大的损失, 因此需要对 $a(n)$ 进行限制。而修正后的反正切函数趋于边界值更加平稳, 可以更好地趋向算法的平稳状态。

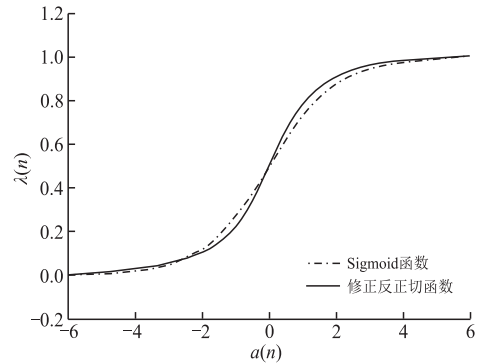


图 2 $A = 1$ 时修正反正切函数与 Sigmoid 函数的对比图

Fig.2 The comparison of modified arctan and sigmoid function when $A = 1$

CLMS 的计算复杂度较高是凸组合滤波器应用的一个阻碍。为了解决这个问题, 对参数 $a(n)$ 的更新公式中使用 sign 函数进行简化:

$$J(n) = \frac{1}{2} e^2(n) \quad (11)$$

$a(n)$ 被 l_2 范数归一化后代价函数的梯度可以记作 $\nabla_a J(n)$ 。则 $a(n)$ 的递归更新公式为:

$$a(n+1) = a(n) - \mu_a \frac{\nabla_a J(n)}{\|\nabla_a J(n)\|} \quad (12)$$

$\nabla_a J(n)$ 可以通过下式计算:

$$\nabla_a J(n) = -e(n) [y_1(n) - y_2(n)] \lambda(n) [1 - \lambda(n)] \quad (13)$$

$\frac{\nabla_a J(n)}{\|\nabla_a J(n)\|}$ 可以被写为:

$$\frac{\nabla_a J(n)}{\|\nabla_a J(n)\|} = \text{sign}(\nabla_a J(n)) \quad (14)$$

式中 $\text{sign}(x)$ 定义如下:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (15)$$

将式(13)代入式(12)可得:

$$a(n+1) = a(n) + \mu_a \text{sign}\{e(n) [y_1(n) - y_2(n)] \lambda(n) [1 - \lambda(n)]\} \quad (16)$$

因为 $\lambda(n) > 0$ 且 $1 - \lambda(n) > 0$, 则式(16)可以被简化为:

$$a(n+1) = a(n) + \mu_a \text{sign}[e(n) (e_2(n) - e_1(n))] \quad (17)$$

使用式(17)进行参数 $a(n)$ 的递归更新, 相比于传统 CLMS 算法可降低计算复杂度。

传统 CLMS 算法在收敛过程中, 步长大的快速收敛滤波器达到稳态 EMSE 后, 组合滤波器的输出停止收敛等待步长小的慢速滤波器, 当慢速滤波器收敛低于快速滤波器时组合输出再跟随继续收敛。这种停滞等待的现象导致凸组合的收敛速率较慢, 而体现不出其组合的优势。为此, 本文提出采用瞬时转移结构来克服这种弊端。

瞬时转移结构的具体实现为: 当 $\lambda(n)$ 的取值

大于 λ^+ , 即组合滤波器的性能依赖于大步长快速滤波器的收敛性能时, 定义一个 N_0 的取值, 使得在该收敛阶段中系统每隔 N_0 次迭代就令慢速滤波器的权值等于快速滤波器的权值, 即令 $w_2(n+1) = w_1(n+1)$ 。瞬时转移结构的使用可以让系统在达到快速滤波器稳态后及时进入慢速滤波器的收敛阶段。对于 N_0 的取值, 为了使慢速滤波器能够实时的进行权值同步, 即系统在收敛阶段使慢速滤波器的权值能够紧跟快速滤波器, N_0 的取值越小越好, 因此, 为了达到良好效果通常取 $N_0 = 2$ 。

改进算法的伪代码如下所示:

对 2 个 LMS 滤波器进行初始化。let $m \leftarrow N_0$, $n \leftarrow 0$ 。

在每一步重复下列步骤:

步骤 1 计算单个滤波器的 $y_i(n)$ 、 $e_i(n)$, 使用式(1)计算组合滤波器的等效输出;

步骤 2 使用式(5)更新快速滤波器权值, let $m \leftarrow m - 1$;

步骤 3 使用式(10)、式(17)计算 $\lambda(n+1)$ 和 $a(n+1)$ 。If $a(n+1) < -a^+$;

let $a(n+1) \leftarrow -a^+$, $\lambda(n+1) \leftarrow 0$;

步骤 4 If $a(n+1) \geq a^+$, let $a(n+1) \leftarrow a^+$, $\lambda(n+1) \leftarrow 1$. If also $m = 0$,

let $w_2(n+1) = w_1(n+1)$ 并让 $m \leftarrow N_0$;

步骤 5 如果步骤 4 不满足, 使用式(5)更新慢速滤波器权值;

步骤 6 let $n \leftarrow n + 1$ 后回到步骤 2。

3 计算复杂度分析

传统 CLMS 中联合参数 $\lambda(n)$ 的更新使用 Sigmoid, 因此复杂度为 $O(2^N)$, 其中 N 为滤波器阶数; 文献[5]和本文算法联合参数 $\lambda(n)$ 的更新分别使用修正 Sigmoid 函数和修正反正切函数, 其时间复杂度为线性阶 $O(N)$; 传统 CLMS 与文献[5]算法中参数 $a(n)$ 更新使用基本方法(式(8)), 乘法次数为 4; 本文改进算法中参数 $a(n)$ 的更新使用改进方法(式(17)), 乘法次数为 2。且本文算法因为使用瞬时转移结构, 在快速滤波器收敛阶段避免进行慢速滤波器权值的更新使得运算量进一步降低。综合各算法优劣, 本文的改进算法运算复杂度最低。

4 仿真试验

为了验证算法的性能, 现将本文算法与传统的 CLMS 算法、文献[5]中的快速 CLMS 算法同时作

用于系统辨识过程中, 与文献[5]使用的仿真环境相同, 参数的选取参考各文献的最优值。所有 EMSE 学习曲线均是 200 次 Monte-Carlo 试验得到的平均结果。参数取值: $\mu_1 = 0.025$, $\mu_2 = 0.0025$, $A = 1$ 。

4.1 高斯白噪声为输入的仿真

某待测系统为 10 阶非递归型滤波器模型, 设滤波器长度取模型阶次值。输入服从标准正态分布的高斯白噪声 $x(n)$, 同时干扰信号与 $x(n)$ 不相关, 且 $\text{SNR} = 20 \text{ dB}$ 。

采样点数为 5 000, 令仿真在迭代至 2 500 点时权值发生突变以比较算法的跟踪性能。在上述条件下, 比较 3 种算法的 EMSE 学习曲线见图 3。

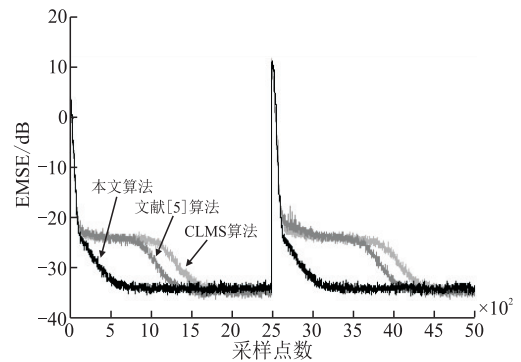


图 3 3 种算法在高斯白噪声输入时 EMSE(dB) 的学习曲线

Fig.3 EMSE learning curves for three algorithm (Gaussian white noise input)

从图 3 观察得出, 本文改进的算法收敛速率明显提高, 因为瞬时转移结构的使用有效克服了 CLMS 算法停滞等待的弊端, 同时本文算法又继承了传统 CLMS 良好的稳态性能和跟踪性能。

4.2 相关信号为输入的仿真

设输入信号产生方程式为:

$$x(n) = 0.8x(n-1) + r(n) \quad (18)$$

式中: $r(n)$ 是方差为 1 的高斯白噪声且与系统的干扰信号独立。其他条件与 4.1 中相同。比较 3 种算法的 EMSE 学习曲线见图 4。

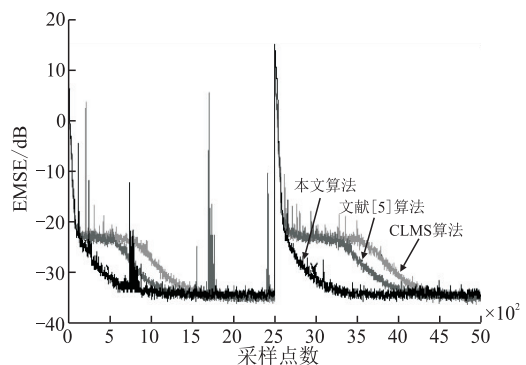


图 4 3 种算法在相关信号输入时 EMSE(dB) 的学习曲线

Fig.4 EMSE learning curves for three algorithm (correlated signals input)

从图4观察得出,当输入相关信号时,4种算法均有相对明显的振荡现象,在收敛方面,各算法速率慢于4.1中所述情况,但是算法整体的相对性能仍容易观测。本文算法表现出较快的收敛速率及较优的稳态性能。足以证明改进后的算法也适用于非独立信号环境。

4.3 非平稳环境下的仿真

3种算法在非平稳时变系统中进行试验:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{c}(n) \quad (19)$$

式中: $\mathbf{c}(n)$ 为高斯白噪声,均值为0,方差为0.01。其他条件与4.1中相同。3种算法的EMSE学习曲线见图5。

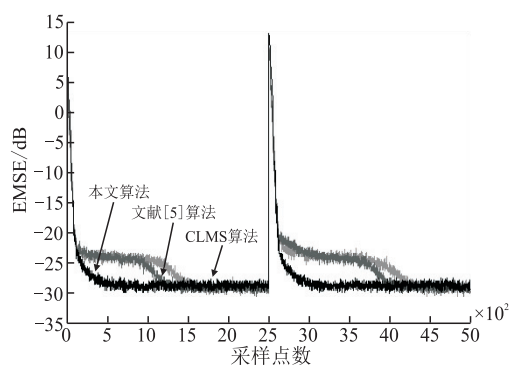


图5 3种算法在非平稳环境下时EMSE(dB)的学习曲线

Fig.5 EMSE learning curves for three algorithm (in non-stationary environment)

从图5观察得出,在非平稳系统下仿真时,稳态性能劣于4.1节和4.2节中所述的情况。但可以发现,本文算法在收敛阶段,其速率更快且仍然具备CLMS高稳态性能。由此说明改进的算法也适用于非平稳系统下。

5 结语

本文改进得到的算法在继承CLMS算法优点的前提下,分别使用修正反正切函数和sign函数对参数 $\lambda(n)$ 和 $a(n)$ 更新公式做了进一步改进,降低了算法复杂度。同时,在此基础上引入一个长度为 N_0 的窗实现瞬时权值转移从而加快算法的收敛速率,避免了传统CLMS算法的限制。新算法很好的满足了不同条件下的性能要求,协调了收敛速率与稳态误差以及算法性能与运算复杂度间的矛盾,具有较大的实际应用价值。

参考文献(References):

[1] Lopes W B, Lopes C G. Incremental Combination of RLS and LMS Adaptive Filters in Non-stationary Scenarios[C]// International Conference on Acoustics,

Speech and Signal Processing(ICASSP),2013: 5676-5680.

- [2] Yun Tan,Zhiqiang He, Baoyu Tian. A Novel Generalization of Modified LMS Algorithm to Fractional order[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(9): 1244-1248.
- [3] Meher P K, Sang Yoon Park. Critical-Path Analysis and Low-Complexity Implementation of the LMS Adaptive Algorithm[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 2014,61(3): 778-788.
- [4] Azpicueta-Ruiz, L A Figueiras-Vidal, A R Arenas-García. A Normalized Adaptation Scheme for the Convex Combination of Two Adaptive Filters[C]// International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP).2008: 3301-3304.
- [5] 于霞,刘建昌,李鸿儒.基于箕舌线函数的快速凸组合最小均方算法[J].系统仿真学报,2010,22(5):1097-1100.
- YU Xia, LIU Jianchang, LI Hongru. Fast Convex Combination of Least-Mean-Square Algorithm Based on Versoria Function[J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(5): 1097-1100. (in Chinese)
- [6] M T M Silva, V H Nascimento, J Arenas-García. A Transient Analysis for the Convex Combination of Two Adaptive Filters with Transfer of Coefficients [C]//IEEE International Conference on Acoustics Speech & Signal Processing, Dallas: IEEE Press, 2010: 3842-3845.
- [7] V H Nascimento, R C de Lamare. A Low-Complexity Strategy for Speeding up the Convergence of Convex Combinations of Adaptive Filters [C]// Proc IEEE Int Conf Acoust, Speech and Signal Process. 2012: 3553-3556.
- [8] J Arenas-García, A R Figueiras-Vidal, A H Sayed. Mean-Square Performance of a Convex Combination of Two Adaptive Filters[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(3): 1078-1090.
- [9] LU Lu, Haiquan Zhao. A Novel Convex Combination of LMS Adaptive Filter for System Identification [C]//International Conference on Signal Processing. 2014: 225-229.
- [10] Das B K, Chakraborty M. Circuits, Systems Sparse Adaptive Filtering by an Adaptive Convex Combination of the LMS and the ZA-LMS Algorithms[J]. IEEE Transaction on Circuits & Systems, 2014, 61(5): 1499-1507.
- [11] Donmez M A, Ozkan H, Kozat S S. Transient Anal-

- ysis of Convexly Constrained Mixture Methods[C]// IEEE International Workshop, Machine Learning for Signal Processing(MLSP),2012: 1-5.
- [12] Ning Li, Yonggang Zhang, Chengcheng Wang. A Convex Combination LMS Algorithm Based on Krylov Subspace Transform[C]// Fifth International Joint Conference, Computational Sciences and Optimization(CSO). 2012: 802-805.
- [13] Xia Y, Mandic D P, Sayed A H. An Adaptive Diffusion Augmented CLMS Algorithm for Distributed Filtering of Noncircular Complex Signals[J]. Signal Processing Letters IEEE, 2011, 18(11):659-662.
- [14] Mandic D P, Xia Y, Douglas S C. Steady State Analysis of the CLMS and Augmented CLMS Algorithms for Noncircular Complex Signals[C]// 2010 Conference Record of the Forty Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers IEEE.2010:1635-1639.
- [15] 谢子殿,董志国,崔师明.反正切函数联合参数的凸组合最小均方滤波算法[J].黑龙江科技学院学报,2012,22(6):608-612.
XIE Zidian, DONG Zhiguo, CUI Shiming. Convex Combination of Least Mean Square Algorithm Based on Arc-Tangent Function[J]. Journal of Heilongjiang Institute of Science & Technology, 2012,22(6):608-612.(in Chinese)
- [16] 洪丹枫,苗俊,苏健,等.一种变步长凸组合 LMS 自适应滤波算法改进及分析[J].电子学报,2014,42(11):2225-2230.
HONG Danfeng, MIAO Jun, SU Jian, et al. An Improved Variable Step-Size Convex Combination of LMS Adaptive Filtering Algorithm and Its Analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2014,42(11):2225-2230. (in Chinese)
- [17] 芮国胜,苗俊,张洋,等.变宽度凸组合变阶数 LMS 自适应滤波算法[J].系统工程与电子技术,2012,34(3):451-456.
RUI Guosheng, MIAO Jun, ZHANG Yang, et al. Convex Combination of Adaptive Filters for Variable Width and Variable Fractional Tap-length LMS Algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2012,34(3):451-456.(in Chinese)
- [18] Bershad N J, Bermudez J C M, Tournet J Y. An Affine Combination of two LMS Adaptive Filters - Transient Mean-Square Analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008,56(5):1853-1864.
- [19] Takahashi N, Yamada I, Sayed A H. Diffusion Least-Mean Squares with Adaptive Combiners: Formulation and Performance Analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(9):4795-4810.

(编辑:徐楠楠)