

时变参数比例自适应滤波算法

倪锦根

(苏州大学电子信息学院,江苏苏州 215006)

摘要: 在免提电话和视频会议系统中,自适应滤波器估计的回声路径通常是稀疏的.改进的比例归一化最小均方(IPNLMS)算法能够加快自适应滤波器在估计稀疏系统时的收敛速度,但与归一化最小均方(NLMS)算法相比,其稳态失调的波动性较大.为了解决这一问题,本文提出了一种时变参数IPNLMS(TV-IPNLMS)算法.该算法根据系统的均方误差(MSE)与噪声功率的比值,使用一个sigmoid函数来调整时变参数的值.该时变参数能够降低IPNLMS算法在滤波器到达稳态时的比例增益.仿真结果表明,时变参数方法能够降低IPNLMS算法稳态失调的波动性.该算法可用于回声消除、主动噪声控制等领域.

关键词: 免提电话;视频会议;比例自适应;时变参数;稳态失调

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2016)05-1208-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.028

Time-Varying Parameter Proportionate Adaptive Filtering Algorithm

NI Jin-gen

(School of Electronic and Information Engineering, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China)

Abstract: In hands-free telephones and teleconferencing systems, the echo path to be estimated by the adaptive filter is usually sparse. The improved proportionate normalized least-mean-square (IPNLMS) algorithm can increase the convergence rate of the adaptive filter when it is used to estimate sparse systems. However, the steady-state misalignment of the IPNLMS algorithm may suffer from much larger fluctuations than that of the normalized least-mean-square (NLMS) algorithm. To address this problem, a time-varying parameter IPNLMS (TV-IPNLMS) algorithm is proposed, which uses a sigmoid function to adjust the value of the time-varying parameter according to the ratio of the mean square error (MSE) to the power of the system noise. This time-varying parameter can reduce the proportionate gains of the IPNLMS algorithm when the adaptive filter arrives at steady state. Simulation results show that the time-varying parameter method can reduce the fluctuations of the steady-state misalignment of the IPNLMS algorithms. This algorithm can be used in the fields of echo cancellation, active noise control, and so on.

Key words: hands-free telephone; teleconferencing system; proportionate adaptation; time-varying parameter; steady-state misalignment

1 引言

自适应滤波技术在通信、雷达、声纳等领域获得了广泛应用^[1].自适应滤波算法决定了自适应滤波器的收敛速度和稳态失调.最小均方(LMS)算法及其改进算法^[2]和归一化最小均方(NLMS)算法及其改进算法^[3]是两类重要的自适应滤波算法.在网络和声学回声消除等应用中,待估计的回声路径脉冲响应通常是稀疏的,即回声路径脉冲响应只有很少系数的值较大,而大部分系数的值很小或者为零^[4].如果采用LMS或NLMS算法来估计稀疏系统,则收敛较慢.

Duttweiler于2000年提出了著名的比例NLMS(PNLMS)算法^[5].该算法根据回声路径脉冲响应的稀疏性,给自适应滤波器的每个系数按比例分配增益,从而加快自适应滤波器在估计稀疏系统时的收敛速度.然而,当待辨识的系统是非稀疏时,PNLMS算法比NLMS算法收敛更慢.为了保证PNLMS算法在估计非稀疏系统时仍然保持较快的收敛速度,Benesty等人提出了一种改进的PNLMS(IPNLMS)算法^[6].无论待估计系统是稀疏还是非稀疏的,IPNLMS算法的收敛速度都优于PNLMS算法.在IPNLMS算法被提出之后,许多比例自适应算法采用了IPNLMS算法中使用的增益分配思想,如

文献[7~9].通过仿真实验可以发现,在估计稀疏系统时,IPNLMS算法的收敛速度快于NLMS算法,但其稳态失调的波动性较大.在回声消除等应用中,大的稳态失调波动性会在免提电话、视频会议等设备中产生严重的干扰噪声,从而影响通话质量^[10,11].文献[12]提出了一种变参数IPNLMS(VP-IPNLMS)算法,该算法能够加快滤波器估计非稀疏系统时的收敛速度,但在估计稀疏系统时,其稳态失调的波动性仍然较大.

针对上述问题,本文提出了一种时变参数方法来降低IPNLMS算法稳态失调的波动性.该方法根据系统的均方误差与噪声功率的比值,使用一个sigmoid函数来自动调整时变函数的值.仿真结果表明,本文提出的时变参数方法,能够显著减小IPNLMS算法引起的稳态失调波动性.

2 时变参数IPNLMS算法

在自适应滤波应用中,通常认为期望响应 $d(n)$ 满足模型

$$d(n) = \mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}_o + v(n) \quad (1)$$

其中, $(\cdot)^T$ 表示转置运算符, $\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^T$ 表示由输入信号的 M 个样值构成的输入向量, \mathbf{w}_o 为待估计系统的脉冲响应, $v(n)$ 为系统噪声. 通常假设 $u(n)$, $v(n)$ 和 $d(n)$ 的均值为零. 若均值不为零,可对其进行预处理^[1].

令 $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T$ 为自适应滤波器在 n 时刻的系数向量, μ 为步长参数, δ 为很小的正则化参数, $e(n)$ 为误差信号且满足

$$e(n) = d(n) - \mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2)$$

则IPNLMS算法的迭代公式可表示为^[6]

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{G}(n)\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}^T(n)\mathbf{G}(n)\mathbf{u}(n) + \delta} e(n) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{G}(n)$ 表示 $M \times M$ 的对角增益矩阵. 该矩阵的第 m 个对角元素由下式确定

$$g_m(n) = \frac{1-\alpha}{2M} + (1+\alpha) \frac{|w_m(n)|}{2 \|\mathbf{w}(n)\|_1 + \varepsilon}, \quad m=0,1,\dots,M-1 \quad (4)$$

其中, $\|\mathbf{w}(n)\|_1$ 表示系数向量 $\mathbf{w}(n)$ 的 l_1 范数, ε 为很小的正常数, α 为在区间 $[-1, 1]$ 内取值的参数.

IPNLMS算法给自适应滤波器的每个系数按比例分配增益. 当自适应滤波器处于稳态阶段时,大的系数仍然采用大的增益进行更新,导致IPNLMS算法比NLMS算法的稳态失调的波动性更大. 本文采用如下方法来解决这一问题:在自适应滤波初始阶段,给式(4)中的参数 α 分配一个较大的值,使得自适应滤波器按照IPNLMS算法进行迭代,从而获得较快的收敛速度;在自适应滤波稳态阶段,使参数 α 的值趋于 -1 ,使得

IPNLMS算法性能接近NLMS算法,从而降低稳态失调的波动性. 为了达到上述目的,我们将参数 α 变为时变的参数 $\alpha(n)$,从而式(4)可改写为

$$g_m(n) = \frac{1-\alpha(n)}{2M} + [1+\alpha(n)] \frac{|w_m(n)|}{2 \|\mathbf{w}(n)\|_1 + \varepsilon}, \quad m=0,1,\dots,M-1 \quad (5)$$

本文将采用式(5)的IPNLMS算法称为时变参数IPNLMS(TV-IPNLMS)算法. 下面来讨论 $\alpha(n)$ 的选取问题.

定义自适应滤波器的含噪信噪比为

$$\text{NSNR} = 10 \log_{10} \{ E[d^2(n)] / \sigma_v^2 \} \quad (6)$$

其中, $E[\cdot]$ 表示期望算子, σ_v^2 为系统噪声的功率,该值可以在自适应滤波器处于静态时从其输出端估计得到^[13,14]. 对于广义平稳信号,NSNR的值与时间无关.

误差信号 $e(n)$ 的大小能较好地反应自适应滤波器所处的阶段,因而可以通过建立 $\alpha(n)$ 和 $e(n)$ 之间的关系来自动更新 $\alpha(n)$ 的值. 为此,定义如下的中间变量

$$x(n) = \log_{10} \{ E[e^2(n)] / \sigma_v^2 \} \quad (7)$$

上式中的 $E[e^2(n)]$ 称为自适应滤波器的均方误差(MSE),该值可由 $\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n)$ 估计得到,其中, λ 为平滑因子,其典型的取值范围为 $[0.9, 0.999]$ ^[1].

当自适应滤波器处于0时刻时,根据式(2)和常用的初始条件 $\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}$,可得 $E[e^2(0)] = E[d^2(0)]$,从而有

$$x(0) = \text{NSNR}/10 \quad (8)$$

在平稳信号输入下, $E[e^2(n)]$ 随着迭代次数增大逐渐而减小,从而有 $E[e^2(n)] < E[d^2(n)]$ ^[15]. 因此,在 $n \geq 1$ 时,可得

$$x(n) = \log_{10} \frac{E[e^2(n)]}{\sigma_v^2} < \log_{10} \frac{E[d^2(n)]}{\sigma_v^2} = \text{NSNR}/10 \quad (9)$$

对于NLMS算法,当自适应滤波器处于稳态时,即 $n \rightarrow \infty$,其稳态均方误差为^[1]

$$E[e^2(\infty)] = \frac{2}{2-\mu} \sigma_v^2 \quad (10)$$

上式随步长参数变化的极限值为

$$\lim_{\mu \rightarrow 0} E[e^2(\infty)] = \lim_{\mu \rightarrow 0} \frac{2}{2-\mu} \sigma_v^2 = \sigma_v^2 \quad (11)$$

假设 $\alpha(n)$ 在稳态阶段能取到近似 -1 的值,则TV-IPNLMS算法近似于NLMS算法,从而式(11)也是TV-IPNLMS算法稳态均方误差的下限. 将式(11)代入式(7),可得

$$x(n) \geq \log_{10} \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2} = 0 \quad (12)$$

综合式(8)、(9)和(12),可得

$$0 \leq x(n) < \text{NSNR}/10 \quad (13)$$

将待估计系统的无噪声输出信号记为 $y(n) = \mathbf{u}^T(n) \cdot \mathbf{w}_o$, 则通常意义下的信噪比(SNR)的定义为

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{E[y^2(n)]}{\sigma_v^2} = 10 \log_{10} \frac{E\{[d(n) - v(n)]^2\}}{\sigma_v^2} \quad (14)$$

虽然 $e(n)$ 能够反应自适应滤波器所处的阶段,但是在不同的输入信号和噪声环境中, $e(n)$ 的差别较大. 为此,选择一个与 $e(n)$ 相关但是在不同环境中差别较小的变量更为重要. 一个较好的选择就是 SNR, 因为在大部分应用中, SNR 位于区间 $[10, 80]$ 内, 其典型值位于 10 至 40 之间. 因此, 在典型信噪比环境中, 有 $E[d^2(n)] \approx E[y^2(n)]$, 从而有 $\text{NSNR} \approx \text{SNR}$. 根据式(13)可知, 在不同的输入信号和噪声环境中, 式(7)中 $x(n)$ 的取值范围要远小于 $e(n)$ 的取值范围. 此外, $x(n)$ 的最小值为 0, 而 $e(n)$ 的最小值随着输入信号和噪声的不同而不同. 因此, 采用 $x(n)$ 来估计自适应滤波器的工作状态要优于采用 $e(n)$.

中间变量 $x(n)$ 选定之后, 还需要选择关于 $x(n)$ 的单调递增函数. 在众多函数中, S 型的 sigmoid 类函数在线性和非线性之间实现了很好的平衡, 并且其形状可以通过调整斜率参数来改变. 一个应用广泛的 sigmoid 类函数是 logistic 函数, 其表达式为^[16]

$$f(t) = 1/[1 + \exp(-\beta t)] \quad (15)$$

其中 β 为 logistic 函数的斜率参数, 该参数控制 logistic 函数的形状. 取不同斜率参数的 logistic 函数如图 1 所示. 由该图可见, $f(t)$ 在 0 到 1 之间取值, 其对称中心位于点 $(0, 0.5)$.

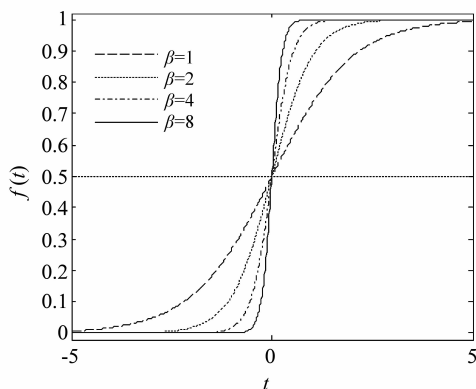


图1 采用不同斜率参数的logistic函数曲线

令 φ 为时变参数 $\alpha(n)$ 的上限, 则该上限应满足条件 $\varphi \in [-1, 1)$, 且 $\alpha(n)$ 的下限应为 -1 . 因此, $\alpha(n)$ 与式(15)中的 $f(t)$ 取值范围和对称中心均不相同. 为了获得满足条件的时变参数 $\alpha(n)$, 需要将式(15)中的 logistic 函数进行缩放和平移, 具体过程如下: 将 $f(x(n))$ 放大 $2\varphi + 2$ 倍后, 再将放大后的函数沿着纵轴向下平移 $\varphi + 2$, 可得

$$\alpha(n) = \frac{2\varphi + 2}{1 + \exp[-\beta x(n)]} - (\varphi + 2) \quad (16)$$

容易验证, 在 $x(n) \geq 0$ 和 $\varphi \in [-1, 1)$ 条件下, 式(16)中的 $\alpha(n)$ 位于区间 $[-1, 1)$ 内, 该区间与 IPNLMS 算法中参数 α 要求的取值范围相同.

TV-IPNLMS 算法的性能会受到 logistic 函数的斜率参数 β 的影响, 该参数的取值主要依赖于环境的 SNR、待估计系统的脉冲响应长度以及输入信号的统计特征, 其选取原则如下: (1) 在低 SNR 环境中, 大的噪声功率会使得 $x(n)$ 取值较小, $\alpha(n)$ 的取值也相应减小, 导致自适应滤波器在估计稀疏系统时收敛较慢. 因此, 在低 SNR 环境中, 应该选择较大的 β 值, 来补偿 $x(n)$ 对时变参数 $\alpha(n)$ 取值的影响, 从而维持自适应滤波器在估计稀疏系统时的收敛速度. 在高 SNR 环境中, 自适应滤波器的收敛速度受噪声影响不大, 因此可以使用较小的 β 值来获得尽可能小的稳态失调波动性. (2) 对于较长的脉冲响应或者相关性较高的输入信号, 由于自适应滤波器在达到稳态前, 具有较长的过渡阶段, β 可以取较大的值来加快自适应滤波器的收敛速度. 对于较短的脉冲响应或相关性较小或不相关的输入信号, 自适应滤波器收敛较快, β 可以取较小的值来获得尽可能小的稳态失调波动性.

3 仿真实验

本节通过计算机仿真来比较 NLMS^[11]、IPNLMS^[6]、VP-IPNLMS^[12] 和本文提出的 TV-IPNLMS 算法在估计稀疏系统时的稳态失调波动性. 待估计系统具有 100 个系数, 除 4 个系数外, 其他系数的值均为零, 4 个非零系数位于点 $\{1, 30, 35, 85\}$ 处, 其对应的值为 $\{0.1, 1.0, -0.5, 0.1\}$. 输入信号 $u(n)$ 为二阶自回归 (AR) 随机过程, 由零均值的高斯白噪声 $\theta(n)$ 通过系统 $u(n) = 0.40u(n-1) - 0.40u(n-2) + \theta(n)$ 产生. 系统噪声采用零均值的高斯白噪声. 上述条件与文献[17]中的仿真条件相似. IPNLMS 算法的参数 α 取为 0, 相应地, TV-IPNLMS 算法的时变参数 $\alpha(n)$ 的上限 φ 亦取为 0. 估计误差信号功率的平滑因子 λ 取为 0.99. 为了比较算法的跟踪性能, 在算法运行到第 4000 点时, 将待估计系统的脉冲响应向右循环平移 12 个样值. 采用归一化失调作为衡量算法性能的指标, 其定义为 $\rho(n) = 20 \log_{10} \|\mathbf{w}_o - \mathbf{w}(n)\| / \|\mathbf{w}_o\|$, 单位为分贝 (dB)^[18].

图 2 比较了 NLMS、IPNLMS 和 TV-IPNLMS 算法在 20dB 信噪比环境下的归一化失调曲线. 三种算法的步长均取为 $\mu = 0.3$. TV-IPNLMS 算法的斜率参数取为 $\beta = 4$. 由图 2 可见, IPNLMS 和 TV-IPNLMS 算法比 NLMS 算法收敛更快, 且 TV-IPNLMS 算法比 IPNLMS 算法的稳态失调波动性更小. 图 3 通过将信噪比增加到 30dB 来比

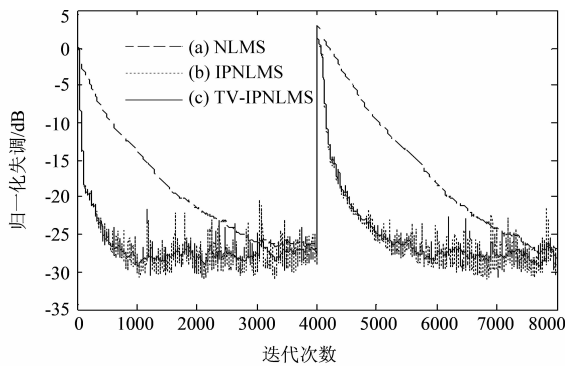


图2 NLMS、IPNLMS和TV-IPNLMS算法的归一化失调曲线(SNR=20dB, $\mu=0.3, \beta=4$)

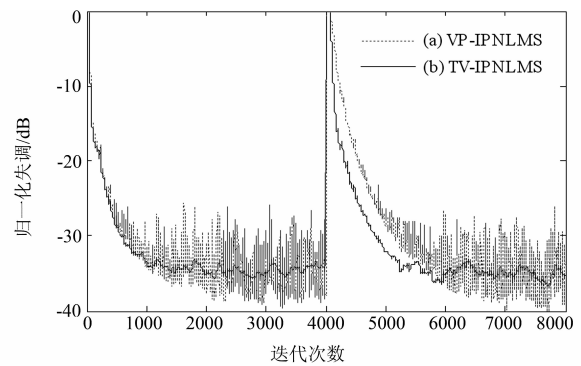


图5 VP-IPNLMS和TV-IPNLMS算法的归一化失调曲线(SNR=30dB, $\mu=0.5, \beta=1.5$)

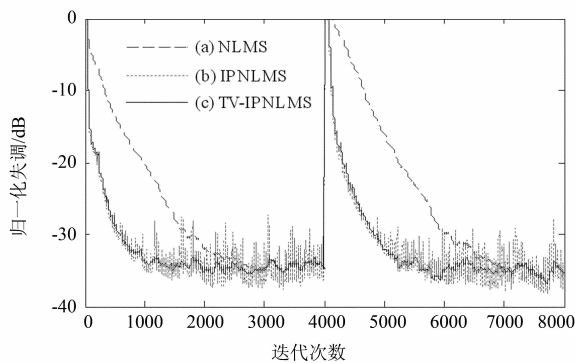


图3 NLMS、IPNLMS和TV-IPNLMS算法的归一化失调曲线(SNR=30dB, $\mu=0.5, \beta=1.5$)

较三种算法的归一化失调曲线. 三种算法的步长均取为 $\mu = 0.5$. 根据 TV-IPNLMS 算法斜率参数选取原则, 在相同输入信号作用下, 信噪比越高, β 的取值越小. 因此, 在 30dB 信噪比环境下, TV-IPNLMS 算法的斜率参数取为 $\beta = 1.5$. 由图 3 可见, TV-IPNLMS 算法仍然优于 NLMS 和 IPNLMS 算法.

图 4 和图 5 分别比较了 VP-IPNLMS 和 TV-IPNLMS 算法在 20dB 和 30dB 信噪比环境下的归一化失调曲线. TV-IPNLMS 算法的参数在不同信噪比环境下的取值分别与图 2 和图 3 相同. 由于自适应滤波器的初始权值取为 $w(0) = 0$, VP-IPNLMS 算法无法根据公式计算

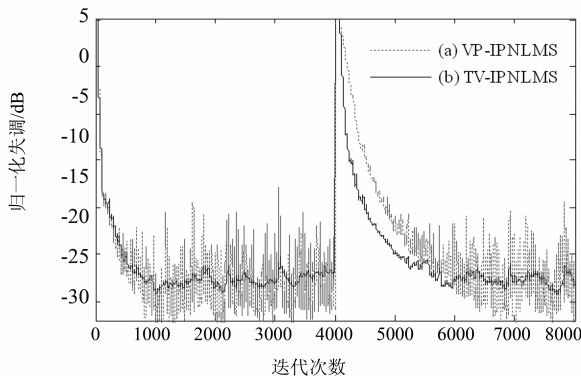


图4 VP-IPNLMS和TV-IPNLMS算法的归一化失调曲线(SNR=20dB, $\mu=0.3, \beta=4$)

稀疏度. 为此, 本文在 VP-IPNLMS 算法计算稀疏度的公式中加入了很小的正常数, 用来防止数值计算困难. 由图 4 和图 5 可见, 在估计实验中使用的稀疏系统时, TV-IPNLMS 算法比 VP-IPNLMS 算法的稳态失调波动性更小.

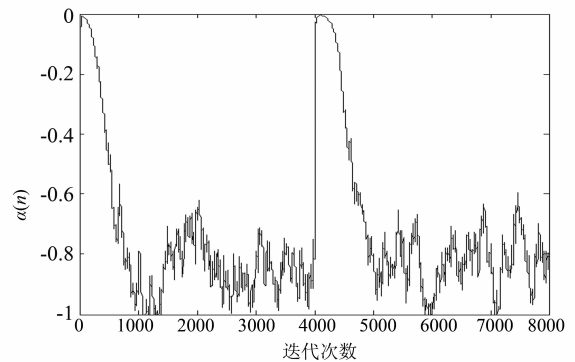


图6 TV-IPNLMS算法的参数 $\alpha(n)$ 随时间变化的曲线(SNR=20dB, $\mu=0.3, \beta=4$)

TV-IPNLMS 算法的优越性源于参数 $\alpha(n)$ 的自动调整. 图 6 和图 7 分别给出了 TV-IPNLMS 算法的参数 $\alpha(n)$ 在 20 和 30dB 信噪比环境下随时间变化的曲线. 由图 6 和图 7 可见, 在自适应滤波的初始收敛阶段, 参数 $\alpha(n)$ 取值较大; 随着迭代的进行, 参数 $\alpha(n)$ 的取值逐渐减小; 在稳态阶段, 参数 $\alpha(n)$ 的取值在最小值 -1

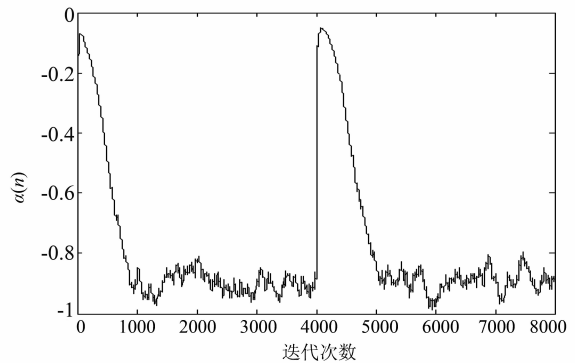


图7 TV-IPNLMS算法的参数 $\alpha(n)$ 随时间变化的曲线(SNR=30dB, $\mu=0.5, \beta=1.5$)

上方波动,且信噪比越大,波动越小.因此,参数 $\alpha(n)$ 随时间自动调整的过程符合比例增益取值的要求.

4 结论

IPNLMS 算法在估计稀疏系统时比经典的 NLMS 算法收敛更快,但其稳态失调的波动性较大.本文提出了一种时变参数 IPNLMS 算法来解决上述问题.该时变参数 IPNLMS 算法根据系统的均方误差与噪声功率的比值来调整时变参数的值,从而达到自动调整比例增益的目的.仿真结果表明,在估计稀疏系统时,时变参数 IPNLMS 算法稳态失调的波动性远小于 IPNLMS 算法.

参考文献

- [1] Sayed A H. Adaptive Filters[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2008.
- [2] 洪丹枫,苗俊,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 Dan-feng, MIAO Jun, 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)
- [3] 刘立刚, FUKUMOTO Masahiro, 张世永.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[J].电子学报,2010,38(4):973-978. LIU Li-gang, FUKUMOTO Masahiro, ZHANG Shi-yong. A variable step-size proportionate NLMS adaptive filtering algorithm and its application in network echo cancellation[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4):973-978. (in Chinese)
- [4] 文昊翔,陈隆道,蔡忠法.改进仿射投影算法及其在电子回声消除中的应用[J].电子学报,2012,40(6):1229-1234. WEN Hao-xiang, CHEN Long-dao, CAI Zhong-fa. An improved affine projection algorithm and its application in network echo cancellation[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6):1229-1234. (in Chinese)
- [5] Duttweiler D L. Proportionate normalized least-mean-squares adaptation in echo cancellers[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2000, 8(5):508-518.
- [6] Benesty J, Gay S L. An improved PNLMS algorithm[A]. IEEE International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing [C]. Piscataway, New Jersey: IEEE Press, 2002. 1881-1884.
- [7] Paleologu C, Ciochina S, Benesty J. An efficient proportionate affine projection algorithm for echo cancellation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(2):165-168.
- [8] Yang Z, Zheng Y R, Grant S L. Proportionate affine projection sign algorithms for network echo cancellation[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011, 19(8):2273-2284.
- [9] Burton T G, Goubran R A. A generalized proportionate sub-band adaptive second-order Volterra filter for Acoustic Echo Cancellation in Changing Environments[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2011, 19(8):2364-2373.
- [10] Paleologu C, Benesty J, and Ciochina S. Study of the general Kalman filter for echo cancellation[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21(8):1539-1549.
- [11] Paleologu C, Benesty J, Ciochina S. Widely linear general Kalman filter for stereophonic acoustic echo cancellation[J]. Signal Processing, 2014, 94(1):570-575.
- [12] Liu L, Fukumoto M, Zhang S. A variable parameter improved proportionate normalized LMS algorithm[A]. IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems[C]. Piscataway, New Jersey: IEEE Press, 2008. 201-204.
- [13] Benesty J, Rey H, et al. A nonparametric VSS NLMS algorithm[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(10):581-584.
- [14] Ni J, Li F. Variable step-size matrix normalized subband adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2010, 18(6):1290-1299.
- [15] Paleologu C, Ciochina S, Benesty J. Variable step-size NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1):5-8.
- [16] Haykin S. Neural Networks and Learning Machines[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2009.
- [17] Souza F C de, Tobias O J, et al. A PNLMS algorithm with individual activation factors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(4):2036-2047.
- [18] Ni J, Chen X, Yang J. Two variants of the sign subband adaptive filter with improved convergence rate[J]. Signal Processing, 2014, 96(B):325-331.

作者简介



倪锦根 男,1979年11月生,江苏省兴化市人.毕业于复旦大学,获理学博士学位,现为苏州大学电子信息学院副教授、硕士生导师,IEEE会员.主要研究方向为自适应滤波、自适应网络、多采样率滤波器组设计、高速数字系统的FPGA实现.

E-mail:jni@suda.edu.cn