

# 偏差补偿符号子带自适应滤波器

吉利鹏,倪锦根

(苏州大学电子信息学院,江苏苏州 215006)

**摘 要:** 自适应滤波器在系统辨识、回声消除、信道均衡等领域获得了广泛应用. 符号子带自适应滤波器(Sign Subband Adaptive Filter,SSAF)具有较强的抗脉冲干扰能力,但当输入信号受到噪声干扰时,其对未知系统系数向量的估计会产生偏差. 为了解决上述问题,本文基于无偏估计准则,提出了一种偏差补偿符号子带自适应滤波器(Bias-Compensated Sign Subband Adaptive Filter,BC-SSAF). 为了解决定步长自适应滤波器需要在收敛速度和稳态失调之间进行折中的问题,本文采用随机梯度法来更新正则化参数,提出了变正则化参数偏差补偿符号子带自适应滤波器(Variable Regularization Bias-Compensated Sign Subband Adaptive Filter,VR-BC-SSAF). 仿真结果验证了BC-SSAF和VR-BC-SSAF性能的优越性.

**关键词:** 子带自适应滤波; 脉冲噪声; 偏差补偿; 变正则化

**中图分类号:** TN911.72      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2020)11-2220-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.11.018

## Bias-Compensated Sign Subband Adaptive Filter

Ji Li-peng, Ni Jin-gen

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

**Abstract:** Adaptive filters have been widely used in system identification, echo cancellation and channel equalization. The sign subband adaptive filter (SSAF) is robust against impulsive noise. However, when the input is corrupted by noise, using the SSAF to estimate the coefficients of the unknown system will result in estimation bias. To address this problem, this paper proposes a bias-compensated SSAF (BC-SSAF) based on an unbiased-estimation criterion. To overcome the problem of tradeoff between convergence rate and steady-state misalignment existing in fixed step-size adaptive filters, this paper uses the method of stochastic gradient to update regularization parameter and thus presents a variable regularization BC-SSAF (VR-BC-SSAF). Simulation results verify the superiority of the BC-SSAF and VR-BC-SSAF.

**Key words:** subband adaptive filtering; impulsive noise; bias compensation; variable regularization

## 1 引言

自适应滤波器是现代信号处理技术的重要分支,被广泛应用于噪声消除、信道均衡和回声消除等领域<sup>[1-3]</sup>. 因计算量小、实现简单,最小均方(Least Mean Square, LMS)和归一化最小均方(Normalized Least Mean Square, NLMS)是目前最常用的两种自适应滤波器<sup>[4,5]</sup>. 然而,当输入信号相关性较高时,这两种算法的收敛速度缓慢. 为了解决该问题,文献[6]提出了归一化子带自适应滤波器(Normalized Subband Adaptive Filter, NSAF). NSAF通过将输入信号分割成子带信号,即对输入信号进行白化处理,从而能够加快滤波器的收敛速度. 鉴于上述优点,近年来多个基于NSAF的改进算方

法被提了出来,如文献[7~9]中提出的算法. 然而,当环境中存在脉冲噪声干扰时,NSAF的稳态失调很大,甚至会发散.

为了增强抗干扰性能,文献[10]提出了一种符号子带自适应滤波器(SSAF). 该滤波器通过受约束的最小化后验误差 $l_1$ 范数来建立. SSAF的更新公式通过使用误差信号的符号代替误差信号来更新自适应滤波器的系数向量,从而避免因脉冲噪声幅度过大造成自适应滤波器发散. 文献[11]提出了SSAF的两种改进算法,具有更快的收敛速度. 然而,在一些应用中,自适应滤波器的输入信号可能会受到噪声的干扰<sup>[12]</sup>. 在这样的环境下,使用文献[10]中提出的SSAF来估计未知系统的系数向量,会产生较大的估计偏差. 文献[13]提出

了一种偏差补偿子带自适应滤波器(Normalized Bias-Compensated Subband Adaptive Filter, BC-NSAF), 该算法在 高斯白噪声环境中具有很好的收敛性能, 但在脉冲噪声环境中具有很大的稳态失调。

本文在 SSAF 中引入偏差补偿项, 提出一种偏差补偿 SSAF(BC-SSAF). BC-SSAF 既能有效降低输入噪声对未知系统系数向量估计带来的偏差, 又具有很好的抗脉冲干扰性能. 与 SSAF 相似, BC-SSAF 需要在收敛速度和稳态失调之间进行折中, 即收敛速度和稳态失调不能同时达到最优值. 为了解决上述问题, 本文采用随机梯度法, 推导一种变正则化因子. 将该变正则化因子用于 BC-SSAF 得到的变正则化参数 BC-SSAF(VR-BC-SSAF), 在维持 BC-SSAF 最快收敛速度的情况下, 具有更低的稳态失调。

## 2 符号子带自适应滤波器

在系统辨识中, 未知系统  $W_o(z)$  的期望信号  $d(n)$  满足式(1)。

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

其中,  $\mathbf{w}_o$  是未知系统系数向量,  $\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^T$  是由输入信号  $u(n)$  的前  $M$  个样本构成的输入向量,  $v(n)$  是零均值的测量噪声。

文献[6]提出的 NSAF 结构如图 1 所示. NSAF 首先将输入信号  $u(n)$  和期望信号  $d(n)$  分别通过  $N$  通道滤波器组  $\{H_0(z), H_1(z), \dots, H_{N-1}(z)\}$  进行子带分割, 得到子带输入信号  $u_i(n)$  和子带期望信号  $d_i(n)$ ,  $i=0, 1, \dots, N-1$ . 子带期望信号  $d_i(n)$  经过抽取, 得到抽取后的子带期望信号  $d_{i,D}(k)$ . 然后将  $u_i(k)$  通过自适应滤波器, 得到输出信号  $y_i(k)$ . 分别定义如下的先验误差和后验误差:

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \mathbf{u}_i^T(k) \mathbf{w}(k) \quad (2)$$

$$e_{i,P}(k) = d_{i,D}(k) - \mathbf{u}_i^T(k) \mathbf{w}(k+1) \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{u}_i(k) = [u_i(kN), u_i(kN-1), \dots, u_i(kN-M+1)]^T$ .

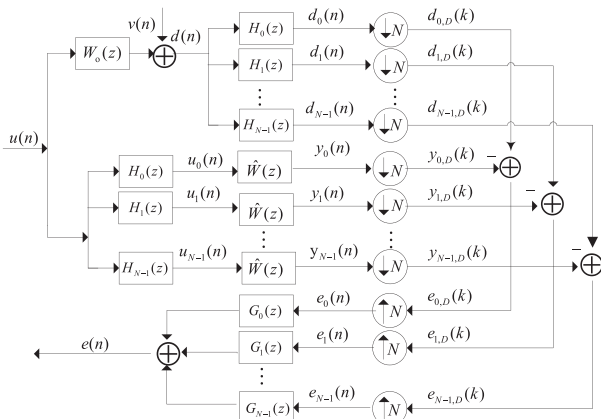


图1 N通道子带自适应滤波器结构图

1) ]<sup>T</sup>. 推导 SSAF 可归结为如下受约束的最小化后验误差  $l_1$  范数问题<sup>[10]</sup>:

$$\min \|\mathbf{e}_p(k)\|_1 \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|_2^2 \leq \mu^2 \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{e}_p(k) = [e_{0,p}(k), e_{1,p}(k), \dots, e_{N-1,p}(k)]^T$ ,  $\mu$  是步长参数. 利用拉格朗日乘子法, 可得到 SSAF 系数向量更新式<sup>[10]</sup>, 即:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{u}_i(k) \text{sgn}[e_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\mathbf{u}_i(k)\|^2 + \delta}} \quad (6)$$

其中,  $\delta$  为一个正常数, 称为正则化因子。

## 3 偏差补偿符号子带自适应滤波器

考虑自适应滤波器输入信号受噪声干扰的情况, 即自适应滤波器的输入向量为:

$$\bar{\mathbf{u}}_i(k) = \mathbf{u}_i(k) + \boldsymbol{\xi}_i(k) \quad (7)$$

其中  $\boldsymbol{\xi}_i(k) = [\xi_i(k), \xi_i(k-1), \dots, \xi_i(k-M+1)]$  是由均值为零、方差为  $\sigma_{\xi_i}^2(k)$  的输入噪声  $\xi_i(k)$  的采样值构成的输入噪声向量. 方差  $\sigma_{\xi_i}^2(k)$  可通过式(8)进行估计<sup>[14]</sup>

$$\sigma_{\xi_i}^2(k) = \frac{\sigma_{e_i}^2(k)}{M\phi(k) + \eta} \quad (8)$$

其中

$$\phi(k) = \alpha\phi(k-1) + (1-\alpha) \frac{1}{M} \mathbf{w}^T(k) \mathbf{w}(k) \quad (9)$$

$\eta$  为输出噪声与输入噪声方差之比,  $\sigma_{e_i}^2(k)$  表示  $\bar{e}_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \bar{\mathbf{u}}_i^T(k) \mathbf{w}(k)$  的方差. 为了增强对脉冲干扰的鲁棒性, 需要消除  $\sigma_{e_i}^2(k)$  中包含的脉冲噪声影响. 为此, 文献中常采用下式进行估计:

$$\sigma_{e_i}^2(k) = \alpha\sigma_{e_i}^2(k-1) + (1-\alpha)c\theta_i^2(k) \quad (10)$$

其中

$$\theta_i^2(k) = M \{ \bar{e}_{i,D}^2(k), \bar{e}_{i,D}^2(k-1), \dots, \bar{e}_{i,D}^2(k-P+1) \} \quad (11)$$

$\alpha$  为遗忘因子,  $c$  为用中值滤波结果计算误差功率引入的修正因子,  $M$  为取中值运算,  $P$  为中值窗的长度<sup>[15]</sup>. 通常遗忘因子满足且满足  $0 \ll \alpha < 1$ . 由于滤波器组会将脉冲噪声的部分功率引入误差信号的功率估计, 所以本文所提滤波器的修正因子随着脉冲强度的增加而递减。

为了补偿因输入噪声而带来的权值估计偏差, 在 SSAF 迭代公式中加入偏差补偿项  $\mathbf{c}(k)$ , 得到新的迭代公式:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\bar{\mathbf{u}}_i(k) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} + \mathbf{c}(k) \quad (12)$$

其中

$$\bar{e}_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \bar{\mathbf{u}}_i^T(k) \mathbf{w}(k) = e_{i,D}(k) - \xi_i^T(k) \mathbf{w}(k) \quad (13)$$

迭代公式两边同时减去  $\mathbf{w}_o$ , 并取期望可得:

$$E[\tilde{\mathbf{w}}(k+1)] = E[\tilde{\mathbf{w}}(k)] - \mu E \left[ \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\bar{\mathbf{u}}_i(k) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] - E[\mathbf{c}(k)] \quad (14)$$

根据无偏估计准则<sup>[12]</sup>, 当  $E[\tilde{\mathbf{w}}(k)] = \mathbf{0}$  时,  $E[\tilde{\mathbf{w}}(k+1)] = \mathbf{0}$ , 于是有:

$$E[\mathbf{c}(k)] = -\mu E \left[ \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\bar{\mathbf{u}}_i(k) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] \quad (15)$$

假设  $\bar{\mathbf{u}}_i(k)$  和误差信号  $\bar{e}_{i,D}(k)$  服从联合高斯分布, 利用 Price 定理<sup>[5]</sup>, 可得:

$$\begin{aligned} E[\mathbf{c}(k)] &= -\mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{\sigma_{e,i}(k)} \right. \\ &\cdot E \left[ \frac{[\mathbf{u}_i(k) + \xi_i(k)][\mathbf{u}_i^T(k) \tilde{\mathbf{w}}(k) + v_i(k) - \xi_i^T(k) \mathbf{w}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] \left. \right\} \\ &= \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \frac{1}{\sigma_{e,i}(k)} E \left[ \frac{\xi_i(k) \xi_i^T(k) \mathbf{w}(k)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] \right\} \\ &= \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k)}{\sigma_{e,i}(k)} E \left[ \frac{\mathbf{w}(k)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] \right\} \quad (16) \end{aligned}$$

在上式方括号中, 用瞬时值代替期望值, 可得:

$$\begin{aligned} \nabla_{\delta(k-1)} J(k) &= \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\partial \bar{e}_{i,D}^2(k)}{\partial \bar{e}_{i,D}(k)} \frac{\partial \bar{e}_{i,D}(k)}{\partial \mathbf{w}(k)} \frac{\partial \mathbf{w}(k)}{\partial \delta(k-1)} \\ &= - \sum_{i=0}^{N-1} \bar{e}_{i,D}(k) \bar{\mathbf{u}}_i^T(k) \frac{\mu \sum_{i=0}^{N-1} [\bar{\mathbf{u}}_i(k-1) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k-1)] + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k-1) \mathbf{w}(k-1)}{\sigma_{e,i}(k-1)}}]{}}{(\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k-1)\|^2 + \delta(k-1))^{3/2}} \quad (20) \end{aligned}$$

因为:

$$\mathbf{w}(k) - \mathbf{w}(k-1) = \frac{\mu \sum_{i=0}^{N-1} [\bar{\mathbf{u}}_i(k-1) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k-1)] + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k-1) \mathbf{w}(k-1)}{\sigma_{e,i}(k-1)}}]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k-1)\|^2 + \delta(k-1)}} \quad (21)$$

为上一次权值更新量, 则式(20)可简化为:

$$\mathbf{c}(k) = \mu \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k) \mathbf{w}(k)}{\sigma_{e,i}(k) \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \quad (17)$$

将式(17)代入式(12), 可得 BC-SSAF 的系数向量更新公式, 即:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \left[ \frac{\bar{\mathbf{u}}_i(k) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right. \\ &\left. + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k) \mathbf{w}(k)}{\sigma_{e,i}(k) \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta}} \right] \quad (18) \end{aligned}$$

#### 4 变正则化参数设计

为了进一步减小 BC-SSAF 的稳态失调, 在 BC-SSAF 中引入变正则化因子. 为此, 采用  $\delta(k)$  代替  $\delta$ , 则 BC-SSAF 的迭代公式变为:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \left[ \frac{\bar{\mathbf{u}}_i(k) \text{sgn}[\bar{e}_{i,D}(k)]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta(k)}} \right. \\ &\left. + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\sigma_{\xi,i}^2(k) \mathbf{w}(k)}{\sigma_{e,i}(k) \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k)\|^2 + \delta(k)}} \right] \quad (19) \end{aligned}$$

为了获得最优的正则化参数, 采用最小化代价函数  $J(k) = \sum_{i=0}^{N-1} \bar{e}_{i,D}^2(k)$ . 为此, 对该代价函数求  $\delta(k-1)$  的偏导数, 可得:

$$\begin{aligned} \nabla_{\delta(k-1)} J(k) = & \\ - \sum_{i=0}^{N-1} \bar{e}_{i,D}(k) \bar{\mathbf{u}}_i^T(k) & \frac{\mathbf{w}(k) - \mathbf{w}(k-1)}{\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k-1)\|^2 + \delta(k-1)} \end{aligned} \quad (22)$$

采用归一化的梯度下降法更新  $\delta(k)$  [16], 则有:

$$\delta_p(k) = \delta(k-1) + p \operatorname{sgn}(\nabla_{\delta(k-1)} J(k)) \quad (23)$$

其中,  $p$  是正则化参数更新的步长. 由于  $\sum_{i=0}^{N-1} \|\bar{\mathbf{u}}_i(k-1)\|^2 + \delta(k-1) > 0$  成立, 上式可写成:

$$\begin{aligned} \delta_p(k) = & \delta(k-1) \\ & + p \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=0}^{N-1} \bar{e}_{i,D}(k) \bar{\mathbf{u}}_i^T(k) [\mathbf{w}(k) - \mathbf{w}(k-1)]\right) \end{aligned} \quad (24)$$

为了保证  $\delta(k)$  恒为正值, 采用下式对正则化参数进行约束:

$$\delta(k) = \max\{\delta_{\min}, \delta_p(k)\} \quad (25)$$

其中,  $\delta_{\min}$  为预设的最小正则化参数.

通常以每输入一个采样值需要的乘法次数来衡量自适应滤波器的计算复杂度. SSAF 的计算复杂度大约为  $M + M/N + 3NL$  次乘法 [10], 其中,  $L$  为滤波器组的抽头数. BC-SSAF 在 SSAF 的基础上, 增加了约  $M + M/N$  次乘法来计算偏差补偿项. VR-BC-SSAF 在 BC-SSAF 的基础上, 又增加了大约  $M$  次乘法来计算变正则化参数. 因此, BC-SSAF 和 VR-BC-SSAF 的计算复杂度分别约为  $2M + 2M/N + 3NL$  和  $3M + 2M/N + 3NL$ .

## 5 仿真实验

本节通过仿真对 BC-SSAF 和 VR-BC-SSAF 的性能进行验证, 并与 SSAF 的性能进行对比. 所有自适应滤波器中均采用 4 子带余弦调制滤波器组. 通过选择合适的步长, 使得自适应滤波器的收敛速度相同, 从而比较它们的稳态失调. 未知系统的权值向量  $\mathbf{w}_0$ . 随机选择, 其长度为 256. 采用归一化均方偏差  $\text{NMSD} = 20 \log_{10} [\|\mathbf{w}(k) - \mathbf{w}_0\| / \|\mathbf{w}_0\|]$  作为算法的性能指标. 所有 NMSD 曲线都是 100 次独立实验取平均的结果.

未知系统的输入信号  $u(n)$  为高斯白信号或将高斯白信号通过一阶系统  $F(z) = 1/(1 - 0.8z^{-1})$  产生的有色信号. 自适应滤波器的输入为  $\bar{u}(n) = u(n) + \xi(n)$ , 其中  $\xi(n)$  为零均值的高斯白噪声. 定义自适应滤波器输入端的信噪比为  $\text{SNR}_\xi = 10 \lg(\sigma_u^2 / \sigma_\xi^2)$ , 其中,  $\sigma_u^2$  和  $\sigma_\xi^2$  分别为  $u(n)$  和  $\xi(n)$  的方差. 所有实验的输入信噪比都取为 10dB. 未知系统的测量噪声  $v(n)$  由高斯白噪声  $z(n)$  和脉冲干扰  $\theta(k)$  组成. 脉冲干扰  $\theta(k)$  为伯努利-高斯过程, 即脉冲干扰  $\theta(k)$  由伯努利过程  $\omega(k)$  与零均值的高斯过程  $z(k)$  相乘产生. 伯努利过程  $\omega_n(k)$  的概率分布为  $P[\omega(k)$

$= 1] = 0.01$  且  $P[\omega(k) = 0] = 0.99$ . BC-SSAF 和 VR-BC-SSAF 的遗忘因子  $\alpha$  都取为 0.99. 定义未知系统输出端的信噪比和信号干扰比分别为  $\text{SNR}_z = 10 \lg(\sigma_{d,f}^2 / \sigma_z^2)$  和  $\text{SIR}_\theta = 10 \lg(\sigma_{d,f}^2 / \sigma_\theta^2)$ , 其中,  $\sigma_{d,f}^2$  表示无噪期望信号的方差. 为了检验所提自适应滤波器在不同噪声环境中的性能, 在以下实验中将采用不同的  $\text{SNR}_z$  和  $\text{SIR}_\theta$ .

第一组实验采用高斯白信号作为输入. 为了验证本文提出的滤波器在不同噪声环境中的性能优势, 图 2 使用 30dB 的  $\text{SNR}_z$  且无脉冲干扰, 图 3 使用 30dB 的  $\text{SNR}_z$  和 -10dB 的  $\text{SIR}_\theta$ , 图 4 使用 20dB 的  $\text{SNR}_z$  和 -20dB 的  $\text{SIR}_\theta$ , 对应的中值滤波修正因子  $c$  分别为 2.2、1.0 和 0.6. 从图可见, SSAF 虽然可以收敛, 但是由于受输入噪声的影响, 其稳态失调非常大, 而 BC-SSAF 采用了偏差补偿项, 其稳态失调大幅降低. 此外, VR-BC-SSAF 在 BC-SSAF 的基础上加入了变正则化参数, 解决了定步长 BC-SSAF 需要在快的收敛速度与低的稳态失调之间进行折中的问题, 能够在保持与 SSAF 和 BC-SSAF 收敛速度相近的基础上, 进一步降低稳态失调.

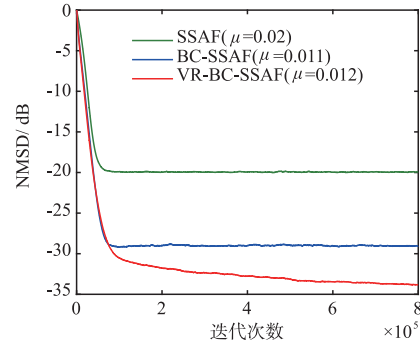


图2 高斯白信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_z=30\text{dB}$ , 无脉冲噪声干扰)

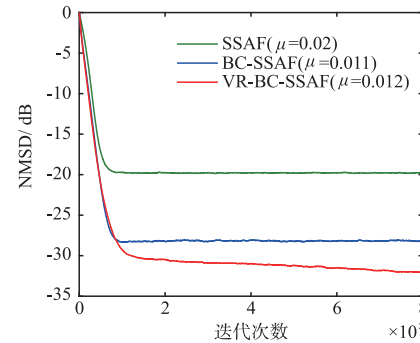


图3 高斯白信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_z=30\text{dB}$ ,  $\text{SNR}_\theta=-10\text{dB}$ )

第二组实验将第一组实验中的输入信号改为有色信号, 环境噪声设置分别与图 2 ~ 图 4 中的环境噪声设置相同. 实验结果如图 5 ~ 图 7 所示. 由图可见, 在有色信号输入下, BC-SSAF 的稳态失调仍然低于 SSAF, 且 VR-BC-SSAF 具有最低的稳态失调.

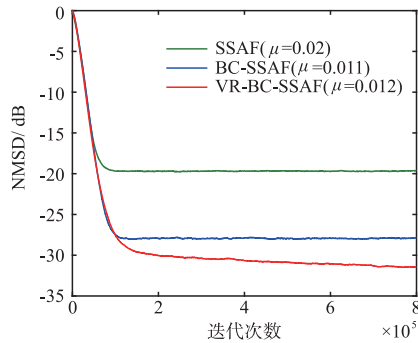


图4 高斯白信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_s=20 \text{ dB}, \text{SNR}_\theta=-20 \text{ dB}$ )

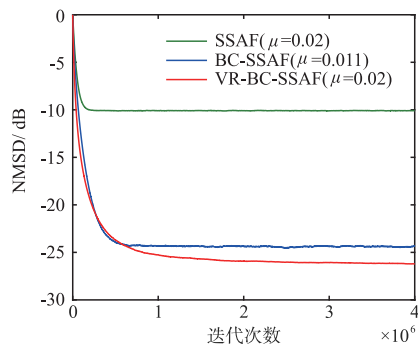


图5 有色信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_s=30 \text{ dB}$ , 无脉冲噪声干扰)

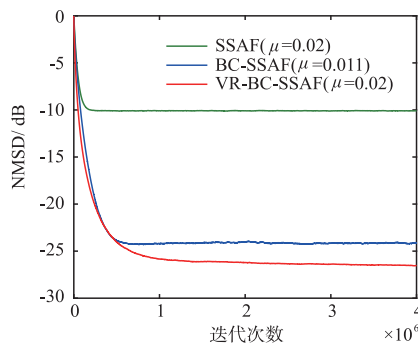


图6 有色信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_s=30 \text{ dB}, \text{SNR}_\theta=-10 \text{ dB}$ )

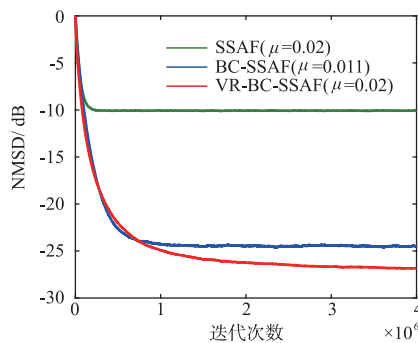


图7 有色信号作为输入时滤波器的归一化均方偏差曲线 ( $\text{SNR}_s=20 \text{ dB}, \text{SNR}_\theta=-20 \text{ dB}$ )

## 6 总结

本文采用无偏估计准则,推导出了偏差补偿符号子带自适应滤波器.在自适应滤波器估计未知系统系数向量时,该滤波器能够降低输入噪声引起的估计偏差.为了解决偏差补偿符号子带自适应滤波器存在收敛速度和稳态失调需要折中的问题,本文通过随机梯度法,为偏差补偿符号子带自适应滤波器推导出了一种变正则化因子.在不同噪声环境下的仿真结果表明,本文所提出的偏差补偿项能够减低符号子带自适应滤波器的估计偏差,而采用变正则化参数能够进一步降低偏差补偿符号子带自适应滤波器的稳态失调.

## 参考文献

- [1] 张兰勇,王帮民,刘胜,胡玉莹.一种新的变步长自适应噪声消除算法[J].电子学报,2017,45(2):321-327.  
ZHANG Lan-yong, WANG Bang-min, LIU Sheng, HU Yu-ying. A novel variable step-size adaptive interference cancellation algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45 (2): 321 - 327. (in Chinese)
- [2] 张凯,于宏毅,胡赞鹏,沈智翔.基于EM-SBL迭代的稀疏SIMO信道频域盲均衡算法[J].电子学报,2018,46(2):372-380.  
ZHANG Kai, YU Hong-yi, HU Yun-peng, SHEN Zhi-xiang. Blind frequency-domain equalization for sparse SIMO channels based on iterative EM-SBL algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46 (2): 372 - 380. (in Chinese)
- [3] 赵益波,严涛,李春彪,杨蕾. $\alpha$ -稳定分布噪声环境下的非线性回声消除研究[J].电子学报,2020,48(1):59-65.  
ZHAO Yi-bo, YAN Tao, LI Chun-biao, Yang Lei. Research on nonlinear echo cancellation in the  $\alpha$ -stable noise environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48 (1): 59 - 65. (in Chinese)
- [4] Haykin S. Adaptive Filter Theory (4th Edition) [M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 2002. 231 - 235.
- [5] Sayed A H. Adaptive Filters [M]. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2008. 178 - 180.
- [6] Lee K A, Gan W S. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11 (9): 736 - 739.
- [7] Ni J, Li F. A variable step-size matrix normalized subband adaptive filters [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2010, 18 (6): 1290 - 1299.
- [8] 倪锦根, 马兰申. 分布式子带自适应滤波算法 [J]. 电子学报, 2016, 43 (11): 2225 - 2231.  
NI Jin-gen, MA Lan-shen. Distributed subband adaptive fil-

- tering algorithms [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 43 (11):2225–2231. (in Chinese)
- [9] Zhao H, Zheng Z, Wang Z, Chen B. Improved affine projection subband adaptive filter for high background noise environments [J]. Signal Processing, 2017, 137 (1): 356–362.
- [10] Ni J, Li F. Variable regularization parameter sign subband adaptive filter [J]. Electronic Letters, 2010, 46 (24): 1605–1607.
- [11] Ni J, Chen X, Yang J. Two variants of the sign subband adaptive filter with improved convergence rate [J]. Signal Processing, 2014, 96 (1): 325–331.
- [12] Jung S M, Park P. Stabilization of a bias-compensated normalized least-mean-square algorithm for noisy inputs [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65 (11): 2949–2961.
- [13] Zheng Z, Zhao H. Bias-compensated normalized subband adaptive filter algorithm [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23 (6): 809–813.
- [14] Kang B, Yoo J, Park P. Bias-compensated normalised LMS algorithm with noisy input [J]. Electronic Letters, 2013, 49 (8): 538–539.
- [15] Chan S C, Chu Y J, Zhang Z, et al. A new variable regularized QR decomposition-based recursive least M-estimate algorithm—performance analysis and acoustic applications [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21 (5): 907–922.
- [16] Choi Y S, Shin H C, Song W J. Robust regularization for normalized LMS algorithms [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2006, 53 (8): 627–631.

#### 作者简介



吉利鹏 男, 1995 年 7 月出生, 江苏省泰州市人. 苏州大学电子信息学院硕士研究生, 主要研究方向为自适应信号处理.  
E-mail: lpji@stu.suda.edu.cn



倪锦根 (通讯作者) 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教授, IEEE 高级会员. 主要研究方向为自适应滤波、分布式估计、滤波器组设计等.  
E-mail: jni@suda.edu.cn