·自动化技术·

文章编号：1003－1251(2024)05－0001－06

基于小波变换的有源噪声控制算法研究

伍彩云，李 娜，杜 宁

（沈阳理工大学 装备工程学院，沈阳 110159）

摘 要：在传统的有源噪声控制系统中，原始噪声信号是获得参考噪声信号的必要条件，当原始噪声信号的信息不可获知时，有源噪声控制系统失效。为解决该问题，设计基于小波变换的有源噪声控制系统，利用小波阈值法对含噪语音信号进行处理，得到与原始噪声信号相关的参考噪声信号。在此基础上，对传统的有源噪声控制算法 LMS 进行改进，提出基于 Sigmoid 函数的 γSLMS 算法和 C-γSLMS 凸组合算法，解决 LMS 算法无法同时兼顾收敛速度和稳态误差的问题，为解决有源噪声控制问题提供新的解决方案。

关 键 词：有源噪声控制系统；小波变换；变步长最小均方算法；凸组合

中图分类号：TN911.72 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2024.05.001

Study on Algorithms of Active Noise Control Based on Wavelet Transform

WU Caiyun，LI Na，DU Ning

（Shenyang Ligong University，Shenyang 110159，China）

Abstract：In the traditional active noise control system，the original noise signal is necessary to obtain the reference noise signal，and the active noise control system fails when the information of the original noise signal is not known. In order to solve this problem，an active noise control system based on wavelet transform is designed to process the noise-containing speech signal using the wavelet threshold method to obtain the reference noise signal related to the original noise signal. On this basis，the traditional LMS algorithm for active noise control is improved，and the γSLMS algorithm based on the Sigmoid function and the C-γSLMS convex combination algorithm are proposed to solve the problem that the LMS algorithm cannot take into account the convergence speed and the steady state error at the same time. A new solution to the active noise control problem is achieved.

Key words：active noise control system；wavelet transform；variable-step least mean square algorithm；convex combination

噪声信号经常会对有用信号造成干扰，例如，汽车、轮船和坦克驾驶舱内存在发动机噪声、辅助设备噪声和风噪声等，影响人们在驾驶过程中语音交流和语音识别的准确性。因此，在处理语音信号时，噪声控制尤为重要。目前噪声控制主要采用吸声、隔声和使用消声器等无源控制方法，但对于低频噪声的降噪效果不太理想，并且材料价格昂贵，维护成本高[1－2]。因此，对于低频噪声有良好抑制效果的有源噪声控制逐渐兴起，并且广泛应用在汽车噪声控制、降噪耳机及机舱降噪等

收稿日期：2023－09－25

基金项目：国家自然科学基金项目(12202285)；辽宁省教育厅高等学校基本科研项目(JYTMS20230207，JYTMS20230182)

作者简介：伍彩云(1976—)，女，教授，博士，研究方向为噪声控制、自适应算法和切换控制。

方面[3-4]。传统的有源噪声控制系统是利用含噪信号中的原始噪声信号与参考噪声信号的相关性实现噪声抵消,进而得到有用信号[5]。但是,当含噪信号中原始噪声信号的信息不可获知时,无法为系统提供与原始噪声信号具有相关性的参考噪声信号,不能直接使用有源噪声控制系统实现降噪,此时需要寻找一种获取原始噪声信号的新方法。小波变换在处理类似于语音信号的非平稳信号方面具有独特的优势,有学者利用小波变换处理语音信号实现语音增强。文献[6]为了解决傅里叶变换无法对语音信号进行有效处理的问题,利用小波变换对语音信号进行去噪分析。文献[7]针对多噪声环境下非平稳信号的去噪问题,提出一种改进的小波阈值去噪方法。文献[8]针对传统小波阈值去噪算法中软、硬阈值函数以及 Garrote 阈值函数的不足,构造了新的阈值函数,采用新的阈值方法对信号进行去噪处理。但目前针对小波分析的研究,都是通过滤除噪声、保留语音信号实现语音增强,没有充分利用滤除的噪声信号[9-11]。如果将小波变换滤除的噪声信号信息加以利用,得到与原始噪声信号幅值相同、相位相反的参考噪声信号,就可以解决含噪信号中原始噪声不可获知情况下的有源噪声控制问题。

为此,本文基于小波变换设计一种新的有源噪声控制系统,将小波变换得到的噪声信号用于有源噪声控制系统中,解决传统有源噪声控制系统中原始噪声信号信息未知的问题。为得到更好的降噪效果,本文提出一种新的变步长、基于 Sigmoid 函数的 γSLMS 算法,解决传统有源噪声控制算法中误差收敛速度和稳态误差无法同时满足的问题,提升降噪效果的同时减少计算量,称为 C-γSLMS 凸组合算法。

1 基于小波变换的有源噪声控制系统

1.1 基于小波变换的有源噪声控制系统结构

本文提出的基于小波变换的有源噪声控制系统原理如图 1 所示。

图 1 中 $x(n)$ 为整个系统 n 时刻输入的含噪语音信号,该信号经过小波变换处理后得到重构信号 $x'(n)$,$x'(n)$ 和 $x(n)$ 相抵消得到与 $x(n)$ 中的原始噪声信号相关的参考噪声信号 $v(n)$,$v(n)$ 作为自适应滤波器所需的输入,经过自适应滤波算法后得到输出信号 $y(n)$,该信号与系统中的原始噪声幅值相等、相位相反,将其与主通道 n 时刻的信号 $x(n)$ 相抵消可得到误差信号 $e(n)$,此时 $e(n)$ 为语音信号,从而达到降噪的目的。

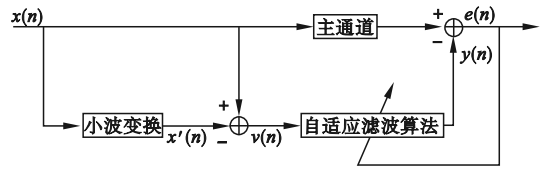


图 1 基于小波变换的有源噪声控制系统原理图

Fig. 1 Schematic diagram of active noise control system based on wavelet transform

1.2 小波阈值法

为了得到有源噪声控制系统所需要的参考噪声信号,结合语音信号具有非平稳性的特点,本文使用小波阈值方法实现去噪[12]。

小波阈值法由以下三个基本步骤构成。

1)选取合适的小波基函数。由于 db 小波基在小波阈值去噪方面有更好的适应性[12],本文选择 db 小波基函数进行信号分解。

2)选择阈值和阈值函数。目前广泛使用的通用阈值设置方式为

$$\lambda = \sigma \sqrt{2\ln N} \tag{1}$$

$$\sigma = \text{median}(|g_j(k)|)/0.6475 \tag{2}$$

式中:λ 为阀值;N 为信号的长度;σ 为噪声中的标准差;$g_j(k)$ 是第 j 层小波的第 k 个小波系数;median 代表中间值。

由式(1)可以看出,通用阈值与信号的采样点数有关,如果信号的采样点数过大,会使阈值过大,从而将一部分语音小波系数去除掉,导致重构的信号不够准确,本文采用一种改进的阈值形式,如式(3)所示。

$$\lambda_j = \sigma\sqrt{2\ln N}/\ln(j+1) \tag{3}$$

式中 λ_j 是第 j 层小波系数的阈值。该阈值在一定程度上得到了提升,保证了算法性能。

由于软阈值函数具有很好的连续性,去噪结果更为平滑[4]。因此,本文选用软阈值函数,其表达式为

$$\hat{h}_{i,k} = \begin{cases} h_{i,k} - \lambda \operatorname{sgn}(h_{i,k}), & |h_{i,k}| \geqslant \lambda \\ 0, & |h_{i,k}| < \lambda \end{cases} \tag{4}$$

式中:$\hat{h}_{i,k}$ 为估计小波系数;$h_{i,k}$ 为原始小波系数;i 为小波分解的尺度。

3)将小波系数与选取的阈值比较,得到原始噪声信息。通过阈值函数进行过滤得到重构信号 $x'(n)$,将重构信号 $x'(n)$ 与含噪语音信号 $x(n)$ 相

减,可以得到参考噪声信号 $v(n)$,此时可以将该噪声信号视为传统有源噪声控制系统的输入。

2　有源噪声控制算法

2.1　LMS 算法

传统 LMS 算法的基本原理是基于最速下降法,即在运算过程中沿着滤波权系数的负梯度方向搜索至最优值,实现均方误差最小意义下的自适应滤波[13-16]。有源噪声控制系统中的自适应滤波原理如图 2 所示。图中 $d(n)$ 为期望信号,$y(n)$ 与 $d(n)$ 相抵消得到 $e(n)$。

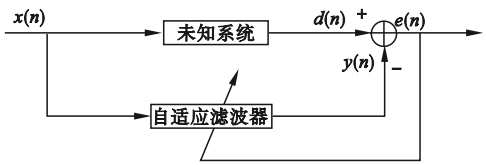


图 2　自适应滤波原理图

Fig. 2　Adaptive filter schematic diagram

LMS 算法的迭代公式为

$$y(n)=\omega^{\mathrm{T}}(n)x(n) \tag{5}$$

$$e(n)=d(n)-y(n) \tag{6}$$

$$\omega(n+1)=\omega(n)+2\mu x(n)e(n) \tag{7}$$

式中:$\omega(n)$ 为 n 时刻自适应滤波器的权系数;μ 为控制稳定性和收敛性能的步长因子,满足 $0<\mu<\lambda_{\max}$,$\lambda_{\max}$ 是输入信号自相关矩阵的最大特征值[17]。在传统 LMS 算法中,μ 是定值,需要根据具体情况人为设定大小。μ 取值大,收敛速度加快,稳态误差变大;μ 取值小,收敛速度减慢,稳态误差变小[18]。

2.2　基于 Sigmoid 函数的 γSLMS 算法

为了解决传统 LMS 算法的收敛速度和稳态误差不能同时满足的问题,在保证算法性能的条件下,本文将传统 LMS 算法式(7)中固定步长 μ 改进成为变步长 $\mu(n)$,基于 Sigmoid 函数建立了步长因子 $\mu(n)$ 和稳态误差 $e(n)$ 之间一种新的函数关系,得到一种新的变步长算法—基于 Sigmoid 函数的 γSLMS 算法。由标准 Sigmoid 函数平移化简,并引入参数 α、β 和 γ 得到 $\mu(n)$ 与 $e(n)$ 的函数关系,见公式(8)及图 3。

$$\mu(n)=\beta\left(\frac{\gamma-\exp(-\alpha|e(n)|)}{1-\exp(-\alpha|e(n)|)}\right) \tag{8}$$

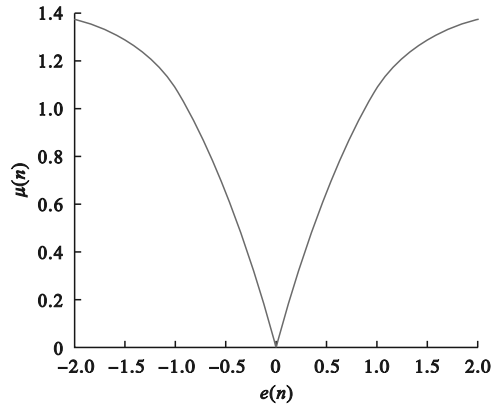


图 3　$\mu(n)$ 与 $e(n)$ 的函数关系

Fig. 3　The functional relationship between $\mu(n)$ and $e(n)$

为研究 γSLMS 算法的性能,本文选择传统 LMS 算法、文献[15]算法和文献[16]算法与本文所提出的算法进行对比。

为了研究算法的收敛速度和稳态误差,同时对算法的抗噪性能进行进一步研究,仿真在迭代次数进行到 500 次时,选择不同的滤波器抽头参数。具体仿真参数选择如下:

1)自适应滤波器的阶数 $L=4$;

2)参考输入信号 $x(n)$ 是均值为 0、方差为 1 的白噪声;

3)每次的迭代次数为 1 000,分别做 100 次独立的仿真,并求其统计平均得出学习曲线;

4)未知系统的滤波器抽头参数为[0.8, 0.5],在迭代次数为 500 时,未知系统的抽头参数变为[0.4,0.2];

5)传统 LMS 算法中 $\mu=0.01$,文献[15]算法中取 $\alpha=0.5$、$\beta=2.0$,文献[16]算法中取 $\alpha=4$、$\beta=0.03$,本文 γSLMS 算法中取 $\alpha=0.8$、$\beta=0.13$、$\gamma=0.75$。

考虑到算法的收敛速度和稳态误差可由均方误差和迭代次数的关系曲线,即学习曲线进行分析,本文利用 Matlab 软件仿真,得到各算法的学习曲线,如图 4 所示。

从图 4 中可以看出,上述四种算法在迭代 500 次之前均完成了收敛,传统 LMS 算法在迭代 180 次左右时完成收敛过程,文献[15]算法在迭代 150 次左右完成收敛,文献[16]算法在迭代 130 次左右完成收敛,本文所提出的 γSLMS 算法在迭代次数 50 次左右时完成收敛。因此,γSLMS 算法收敛速度最快,并且从图 4 中可以看出,γSLMS 算法的稳态误差最小。

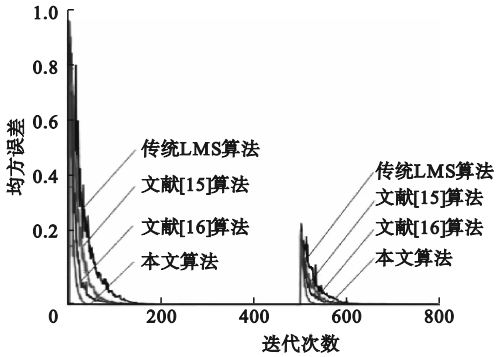


图 4 不同算法的学习曲线

Fig. 4 Learning curves of different algorithms

为研究算法的抗噪性能,仿真迭代 500 次时,将未知系统的抽头参数变为[0.4,0.2],此时系统可视为发生突变。从图 4 中可以看出,发生突变之后,传统 LMS 算法在迭代 680 次左右完成收敛,文献[15]算法在迭代 640 次左右完成收敛,文献[16]算法在迭代次数 600 次左右完成收敛,而 γSLMS 算法在迭代次数 550 次左右完成收敛,表明 γSLMS 与其他算法相比具有较好的抗噪性能。

2.3 C-γSLMS 凸组合算法

虽然本文所提出的 γSLMS 算法具有更快的收敛速度,但是由于 γSLMS 算法使用了变步长 $\mu(n)$,与使用固定步长 μ 的 LMS 算法相比计算量更大。为了得到更快的收敛速度和较小的计算量,将固定步长 LMS 算法和 γSLMS 算法优势相结合,基于凸组合结构提出了 C-γSLMS 凸组合算法,结构如图 5 所示。该算法通过联合因子 $\chi(n)$ 将固定步长 LMS 算法和 γSLMS 算法独立的滤波器组合在一起,将 γSLMS 算法滤波器作为快速滤波器,使得 C-γSLMS 凸组合算法的初始阶段有较快的收敛速度;使用固定步长 LMS 算法滤波器作为慢速滤波器,使算法在收敛阶段有较小的计算量。

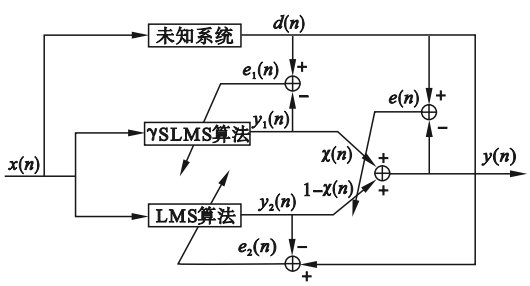


图 5 C-γSLMS 凸组合算法结构图

Fig. 5 C-γSLMS convex combination algorithm structure diagram

在 C-γSLMS 凸组合算法中,将快速滤波器和慢速滤波器的误差信号分别记为 $e_1(n)$ 和 $e_2(n)$,其表达式分别为

$$e_1(n) = d(n) - y_1(n) \tag{9}$$

$$e_2(n) = d(n) - y_2(n) \tag{10}$$

式中 $y_1(n)$ 和 $y_2(n)$ 分别为快速滤波器和慢速滤波器的输出信号,表达式分别为

$$y_1(n) = \omega_1^{\mathrm{T}}(n)x(n) \tag{11}$$

$$y_2(n) = \omega_2^{\mathrm{T}}(n)x(n) \tag{12}$$

各滤波器的权系数迭代公式分别为

$$\omega_1(n+1) = \omega_1(n) + 2\mu_1 e_1(n)x(n) \tag{13}$$

$$\omega_2(n+1) = \omega_2(n) + 2\mu_2 e_2(n)x(n) \tag{14}$$

C-γSLMS 凸组合算法的输出 $y(n)$ 为

$$y(n) = \chi(n) \times y_1(n) + [1 - \chi(n)] \times y_2(n) \tag{15}$$

式中 $\chi(n)$ 为 C-γSLMS 凸组合算法的联合因子,其变化曲线如图 6 所示。

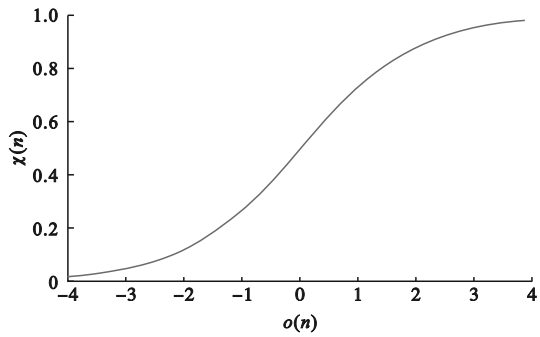


图 6 联合因子的变化曲线

Fig. 6 The changing curve of the joint factor

联合因子 $\chi(n)$ 的表达式为

$$\chi(n) = sgm[o(n)] = \frac{1}{1 - \mathrm{e}^{-o(n)}} \tag{16}$$

式中:sgm 表示 Sigmoid 函数;$o(n)$ 是一个辅助参数。使用最陡下降法得到 $o(n)$ 更新公式为

$$o(n+1) = o(n) + \mu_o e(n)[e_1(n) - e_2(n)] \times \chi(n)[1 - \chi(n)] \tag{17}$$

式中 μ_o 为步长因子。为了避免联合因子 $\chi(n)$ 出现迭代缓慢或停滞的问题,通常将 $o(n)$ 的取值范围限制在[−4,4]之间。

如图 5 所示,C-γSLMS 凸组合算法通过联合因子 $\chi(n)$ 调节两个独立滤波器的占比程度,$\chi(n)=1$ 时,C-γSLMS 凸组合算法退化为 γSLMS 算法;$\chi(n)=0$ 时,C-γSLMS 凸组合算法退化为 LMS 算法。$\chi(n)$ 取值大于 0.5 时,快速滤波器在算法中起主导作用,此时 C-γSLMS 凸组合算法得到较快的收敛速度;随着 $\chi(n)$ 逐渐减小,在迭代过程中,慢速滤波器逐渐起主导作用,此时 C-γSLMS 凸组合滤波器的计算量降低。

为研究本节所提出的 C-γSLMS 凸组合算法的性能,将其与固定步长 LMS 算法和 γSLMS 算法进行仿真对比。具体仿真参数选择如下:固定步长 LMS 算法的 $\mu=0.035$;γSLMS 算法中 $\alpha=0.8$、$\beta=0.13$、$\gamma=0.75$;C-γSLMS 凸组合算法中 $\alpha=0.8$、$\beta=0.13$、$\gamma=0.75$、$\mu_2=0.035$;参考输入信号和滤波器参数的选择与上节相同。固定步长 LMS 算法、γSLMS 算法和 C-γSLMS 凸组合算法的学习曲线对比结果如图 7 所示。

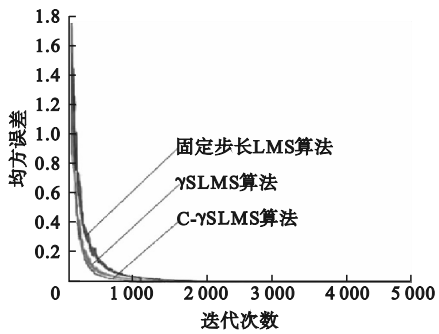


图 7　不同算法的学习曲线

Fig. 7　Learning curves of different algorithms

由图 7 可见,在算法迭代的初期(迭代次数 200 ~ 1 000 次),C-γSLMS 凸组合算法继承了 γSLMS 算法较快的收敛速度,在进入稳态阶段(迭代次数 1 000 ~ 2 000 次),由于使用 $\chi(n)$ 调节两种算法的占比,使得该算法能够很好地过渡到由固定步长 LMS 算法起主导作用的部分。在迭代后期,固定步长 LMS 算法不需要对步长进行更新迭代,从而减小了 C-γSLMS 凸组合算法的计算量,当迭代次数在 4 000 ~ 5 000 次时,C-γSLMS 凸组合算法需要较小的计算量。因此,C-γSLMS 凸组合算法与固定步长 LMS 算法相比拥有更快的收敛速度,与 γSLMS 算法相比需要更小的计算量。

3　基于小波变换的有源噪声控制系统仿真

结合小波阈值法,将本文所提出的算法应用到基于小波变换的有源噪声控制系统中,并与其他算法进行对比,使用 Matlab 软件进行仿真,验证基于小波变换的有源噪声控制系统的有效性。

基于小波变换的有源噪声控制算法的整体流程如图 8 所示。

仿真中使用的含噪语音信号 $x(n)$ 和参考噪声信号 $v(n)$ 如图 9 所示。

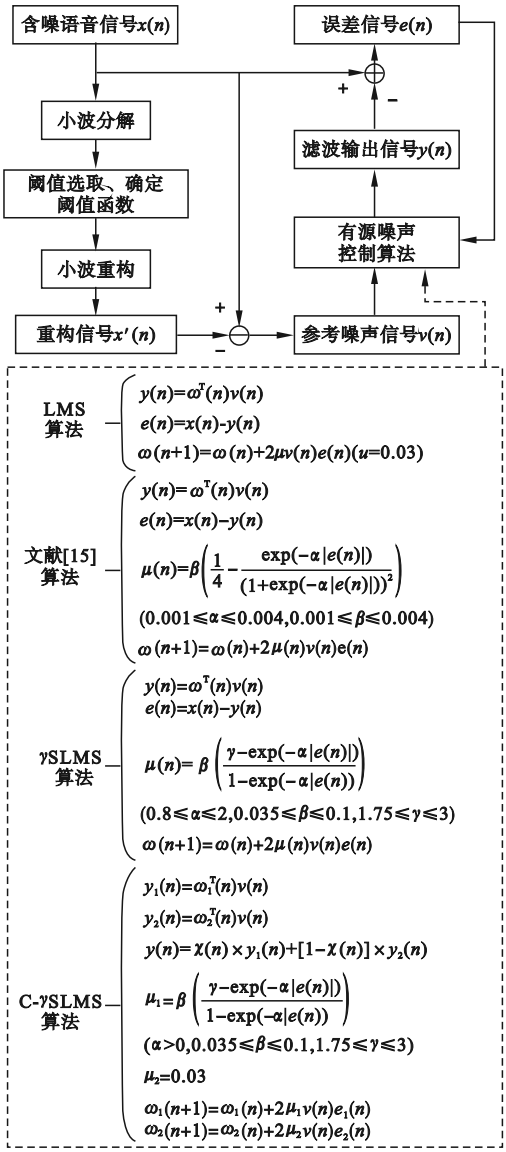


图 8　基于小波变换的有源噪声控制算法整体流程图

Fig. 8　Overall flowchart of wavelet transform based active noise control algorithm

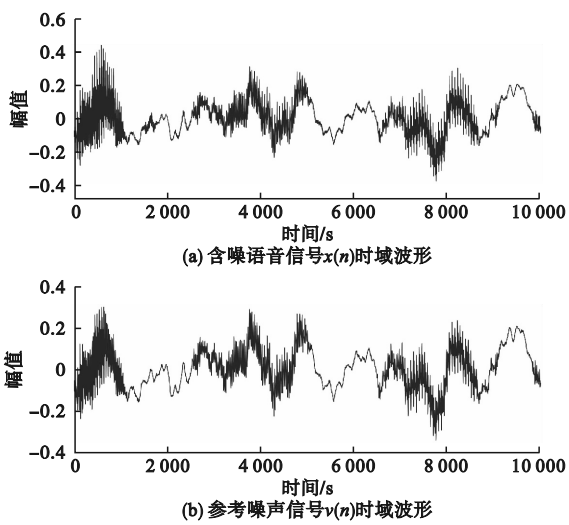
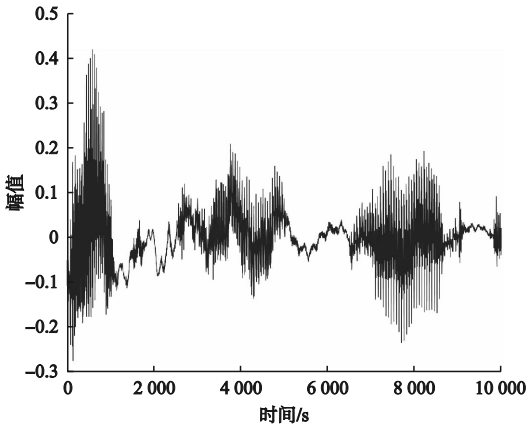


图 9　各信号时域波型图

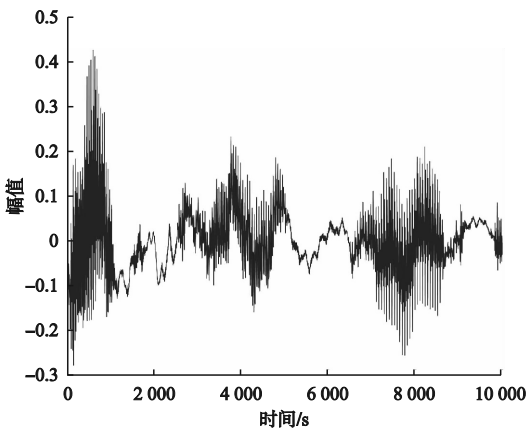
Fig. 9　Time domain wave pattern of each signal

将 LMS 算法、文献[15]算法、γSLMS 算法和 C-γSLMS 凸组合算法分别应用在基于小波变换的有源噪声控制系统中,具体仿真参数如下:LMS 算法中 $\mu=0.03$;文献[15]算法中 $\alpha=0.004$、$\beta=0.004$;γSLMS 算法中 $\alpha=0.8$、$\beta=0.035$、$\gamma=1.75$;C-γSLMS 凸组合算法中 $\alpha=0.8$、$\beta=0.035$、$\gamma=1.75$、$\mu_2=0.03$。仿真结果如图 10 所示,仿真计算得到的信噪比增量如表 1 所示。

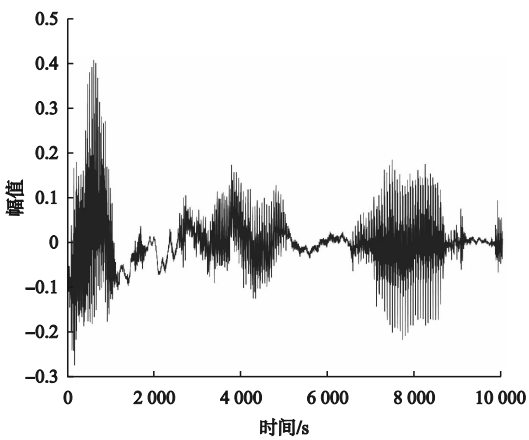
由表 1 可知,相比 γSLMS 算法,C-γSLMS 凸组合算法下的信噪比提高了 3.2%,降噪效果最好,验证了系统的有效性。



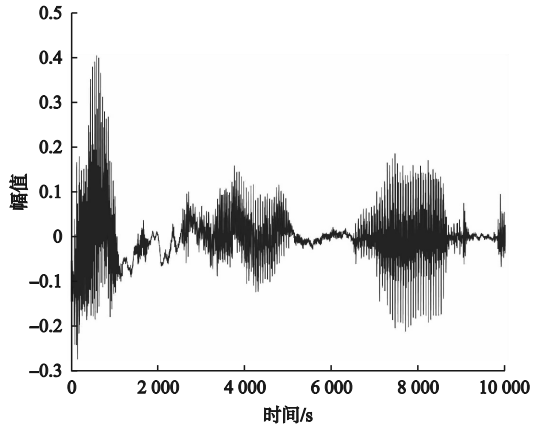
(a) LMS算法误差信号时域波形



(b) 文献[15]算法误差信号时域波形



(c) γSLMS算法误差信号时域波形



(d) C-γSLMS凸组合算法误差信号时域波形

图 10 4 种算法误差信号(语音信号)时域波形图

Fig. 10 Error signal(speech signal) time domain waveform diagram of four algorithms

表 1 不同算法下的信噪比增量

Table 1 The increment of SNR under different algorithms dB

算法类型	信噪比增量
LMS 算法	21.959 1
文献[15]算法	25.545 9
γSLMS 算法	29.630 1
C-γSLMS 凸组合算法	30.568 7

4 结论

考虑到含噪信号中原始噪声信号的信息不可获知的情况,本文设计了一种基于小波变换的有源噪声控制系统,利用小波变换得到与原始噪声信号相关的参考噪声信号,解决了无法利用有源噪声控制系统实现降噪的问题。针对传统的有源噪声控制 LMS 算法无法同时满足收敛速度和稳态误差的问题,本文提出 γSLMS 算法和 C-γSLMS 凸组合算法,仿真结果表明,C-γSLMS 凸组合算法具有更快的收敛速度,并且减少了计算量。将所提出算法应用到基于小波变换的有源噪声控制系统中,仿真结果表明,本文方法能够有效解决含噪语音信号降噪问题。

参考文献(References):

[1] CALTON M F, SOMMERFELDT S D. Modeling systems of acoustic resonators for application in passive noise control [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2016, 139(4): 2205.

[2] 陈克安. 有源噪声控制[M]. 北京:国防工业出版社, 2003.

[3] 丁福臣. 车内噪声主动控制系统的研究及应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2019.

(下转第 13 页)