

# 一种基于变步长 LMS 算法的语音增强方法

陈素芝, 李 英

(江南大学通信与控制工程学院, 无锡 214122)

**摘要:** LMS 算法在自适应滤波器中得到广泛应用, 但这种方法具有收敛速度慢, 对非平稳环境敏感性强, 步长需要谨慎选择才能达到收敛和失调的折中等缺点。为了改善非平稳条件下 FIR 自适应滤波器的性能, 文章介绍了一种变步长的 LMS 算法, 这种算法迭代过程中步长在规定的上下限内是关于信噪比的递减函数, 用于自适应噪声对消器中去除含噪语音信号中的加性噪声, 以解决固定 LMS 算法中跟踪速度和失调的矛盾。对不同信噪比的含噪语音信号去噪, 仿真结果证明该方法优于 NLM S (Normalized Least Mean Square) 算法, 在提高收敛速度的情况下减小了剩余均方误差和失调, 但需增加少量的运算量。

**关键词:** 变步长; 语音增强; LMS 算法

中图分类号: J40191 文献标识码: A 文章编号: 1000-3630(2005)01-0042-04

## A new speech enhancement method based on variable step size LMS algorithm

CHEN Su-zhi LI Ying

(School of Communication & Control Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi 214122, China)

**Abstract** In this paper, a least mean squares (LMS) algorithm with adjustable step size is proposed for performance improvements of adaptive FIR filters in non-stationary environments. The step size varies between two hard limits based on a predetermined decreasing function of SNR estimated at each iteration step of the algorithm. Simulation of speech denoising shows that the proposed algorithm is superior to the normalized LMS (NLM S) algorithm in reducing the trade off between misadjustment and tracking ability but requires considerably more computation.

**Key words** variable step size; speech enhancement; LMS

## 1 引 言

语音通信系统中一个重要的工作就是要从含噪信号中提取纯净的语音。这个问题存在于许多应用场合, 比如飞机、直升飞机和汽车中的语音就混有噪声。单输入去噪可用维纳滤波器和卡尔曼滤波器来实现, 运用主输入和参考输入的自适应滤波方法是一种去噪的强有力的技术<sup>[1-3]</sup>。Widrow 和 Hoff 在 1959 年提出了 LMS 算法, 这种算法由于计算量小, 易于实时处理, 广泛应用于各领域。但这种算法有一定的缺点: 如收敛速度慢, 对非平稳环境敏感性强, 同时需要谨慎地选择步长参数才能达到收敛和

失调的折衷。

为了改善在非平稳环境下算法的性能, 本文提出了一种新的自适应步长算法, 步长由估计的信噪比来控制。

LMS 自适应噪声抵消的优势在于无需知道语音信号和污染噪声的先验知识。但是污染语音的噪声和参考输入端(自适应滤波器的输入)的随机噪声必须相关, 这样才能应用自适应最小均方算法(LMS)从主输入信号中滤除噪声。

图 1 是一种典型的自适应噪声对消器(ANC), 包含两个输入: 主输入和参考输入。主输入  $d(n)$  包含: 原始语音信号  $s(n)$  和噪声  $u_1(n)$ , 参考输入端的信号  $u_2(n)$  与  $u_1(n)$  相关但与  $s(n)$  不相关。ANC 的有效性在于  $u_1(n)$  和  $u_2(n)$  的相关程度。这里噪声源信号用  $g(n)$  来表示, 噪声源信号到主输入端和

收稿日期: 2004-05-30 修回日期: 2004-09-10

作者简介: 陈素芝(1979-), 女, 河北新河人, 硕士研究生, 研究方向: 主要从事智能控制、信号处理的理论研究。

参考输入端的传输路径分别用  $h_1$  和  $h_2$  表示。

用 LMS 算法调整滤波器权向量以减小输出信号的功率。通过自适应滤波器对  $u_2(n)$  进行处理, 使  $y(n) = \hat{u}_1(n)$ , 然后从  $d(n)$  中减去该估计值得到  $e(n)$ 。

$$e(n) = s(n) + u_1(n) - y(n) \quad (1)$$

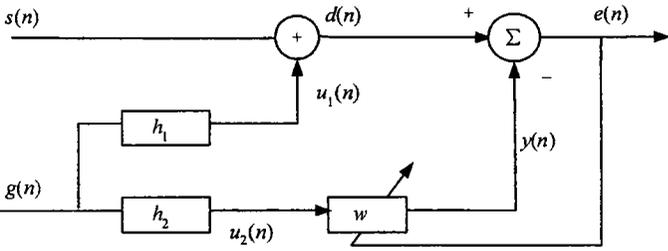


图 1 传统的自适应噪声对消器

## 2 改进算法

在 NIMS 算法<sup>[4]</sup>中的权向量更新公式为:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{e(n)u_2(n)}{u_2(n)^2} \quad (2)$$

这里  $w$  为自适应滤波器的权向量, 为一个小的正数, 避免  $u_2(n)^2$  太小时算法引起的溢出误差,  $e$  为系统的输出, 为无量纲的自适应恒定步长。式 (2) 中,

$$u_2(n)^2 = \sum_{i=0}^{N-1} |u_2(n-i)|^2 \quad (3)$$

$u_2(n)^2$  为参考信号  $u_2(n)$  的瞬时能量, 用抽头延迟线上的值来估计,  $N$  为自适应滤波器的阶数, 即抽头延迟线的个数。(2) 式的分数部分表示 NIMS 算法中的时变步长。

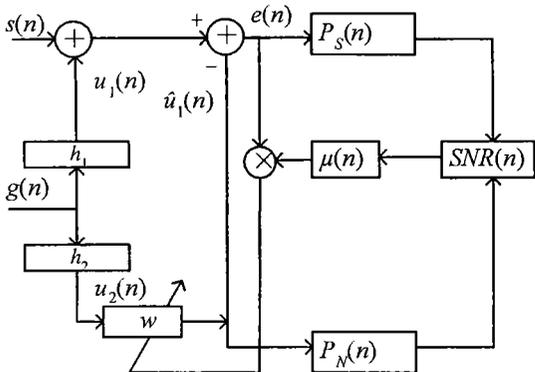


图 2 改进的自适应噪声对消器

的信噪比来控制。误差信号的平均功率  $P_s(n)$  和噪声的平均功率  $P_N(n)$  由下式计算:

$$P_N(n) = \sum_{j=0}^{J-1} \hat{u}_1^2(n-j) \quad (4)$$

$$P_s(n) = \sum_{j=0}^{J-1} [s(n-j) + u_1(n-j) - \hat{u}_1(n-j)]^2 = \sum_{j=0}^{J-1} e^2(n-j) \quad (5)$$

$J$  为估计瞬时  $P_s(n)$  和  $P_N(n)$  所用的采样数。基于以上公式,

$$\text{SNR}(n) = 10 \log_{10} \left\{ \frac{P_s(n)}{P_N(n)} \right\} \quad (6)$$

$\text{SNR}(n)$  为  $n$  步迭代时估计的信噪比,  $(n)$  由  $\text{SNR}(n)$  来控制。如果  $\text{SNR}(n)$  小, 取较大值而达到快速收敛, 相反步长取较小值。决定步长的公式为:

$$(n) = \begin{cases} \max & \text{SNR}_{\max} < \text{SNR}(n) \\ a \text{ SNR}(n) + b & \text{SNR}_{\min} \leq \text{SNR}(n) \leq \text{SNR}_{\max} \\ \min & \text{SNR}_{\min} > \text{SNR}(n) \end{cases} \quad (7)$$

式 (7) 中,  $a$  和  $b$  为常数,  $a \text{ SNR}(n) + b$  为一递减函数。滤波器权系数由 NIMS 算法更新计算。

该自适应噪声对消器的性能可以用剩余均方误差 (EMSE) 或失调  $M$  来描述<sup>[6]</sup>。第  $n$  次迭代时的 EMSE 定义为:

$$\text{EMSE}(n) = \frac{1}{L} \sum_{j=0}^{L-1} |e_1(n-j)|^2 \quad (8)$$

这里  $e_1(n) = e(n) - s(n)$  为剩余 (残留) 误差,  $n$  为采样 (迭代) 数,  $L$  为用以估计 EMSE 的采样数目。  $L$  起平滑 EMSE 曲线的作用。语音信号在 20ms ~ 30ms 内是相对稳定的, 所以本文  $L = 200$ 。

对于稳态 EMSE (EMSE<sub>ss</sub>), 用 (8) 式中达到稳态后的 EMSE(n) 平均值来估计, 定义为

$$\text{EMSE}_{ss} = \left[ \frac{1}{K-P} \sum_{n=P}^{K-1} \text{EMSE}(n) \right] \quad (9)$$

这里  $K$  是语音信号总的采样数,  $P$  为算法达到稳态后的一采样数, 失调  $M$  为归一化的均方误差, 定义为稳态后的剩余 EMSE 和最小 EMSE 的比值。

$$M = \frac{\text{EMSE}_{ss}}{\text{MSE}_{\min}} \quad (10)$$

这里  $\text{MSE}_{\min}$  等于原始纯净语音  $s$  的功率, 由稳态中的采样平均得到  $(n-P)$ 。

$$\text{MSE}_{\min} = \left[ \frac{1}{K-P} \sum_{n=P}^{K-1} |s(n)|^2 \right] \quad (11)$$

改进算法用纯净语音信号加不同能量的噪声进行仿真, 并且将该算法与 NIMS 算法进行比较。

本文提出的变步长算法如图 2 所示, 由估计

### 3 计算机仿真

对于改进算法 ANC, 用一段男子语音进行仿真, 讲话内容为: 一段连续的语音。这段语音的采样频率为 11.025kHz。每个采样用 16个二进制位表示, 总采样数  $K$  为 26280。噪声均值为零, 方差为定值的稳定白噪声。表 1 所示为在三种不同方差白噪声环境下的仿真结果。

表 1 NLMS和改进算法的比较结果

稳定白噪声 $\sigma_g^2$ (均值为 0)	NLMS算法 $\mu = 0.1$		NLM S算法 $\mu = 0.5$		改进算法	
	EMSE <sub>ss</sub> /dB	M%	EMSE <sub>ss</sub> /dB	M%	EMSE <sub>ss</sub> /dB	M%
$\sigma_g^2 = 0.001$	-30.1016	4.11	-21.2494	31.69	-39.5503	0.47
$\sigma_g^2 = 0.01$	-30.0731	4.14	-21.0237	33.36	-41.4167	0.30
$\sigma_g^2 = 0.1$	-29.2082	4.96	-20.8619	34.69	-37.7487	0.71

仿真中:  $N = 12, J = 12, K = 26280, L = 200, P = 2000,$   
 $\sigma_{\min} = 0.0001, \sigma_{\max} = 0.01, \sigma_{\text{max}} = 1, \text{SNR}_{\min} = -40\text{dB},$   
 $\text{SNR}_{\max} = 0\text{dB}$  两个 FIR 低通滤波器的脉冲响应为:

$h_1 = [1 - 0.3 - 0.1], h_2 = [1 - 0.2]$ 。

图 3 为语音被噪声严重污染情况下的仿真图 ( $\sigma_g^2 = 0.1$ ), 从上到下为原始纯净语音, 被噪声污染的语音和去噪的语音, 去噪的效果是显著的。在听觉效果上去噪的语音和原始语音也非常接近。

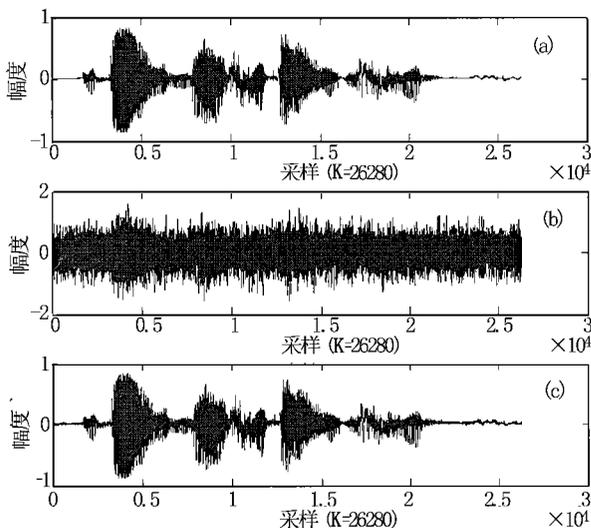


图 3 (a)原始语音 (b)被噪声污染的语音  
(c)用改进算法去噪语音 ( $\sigma_g^2 = 0.1$ )

表 1 比较了改进算法和 NLMS 算法, NLMS 算法中  $\mu = 0.5$  时能够快速收敛但稳态误差很大,  $\mu = 0.1$  时收敛速度变慢, 稳态误差变小。从表中可

以看到, 改进算法优于 NLMS 算法。在噪声方差为 0.1 时, 改进算法比 NLMS 算法 ( $\mu = 0.1$ ) 改善了约 8 dB。

图 4 为两种算法的 EMSE 图 ( $\sigma_g^2 = 0.1$ ), 图 5 为两种算法的剩余误差 (s-e) 图 ( $\sigma_g^2 = 0.1, \mu = 0.1$ ), 从中可以看到改进算法实现了较小的剩余误差和较快的收敛速度。

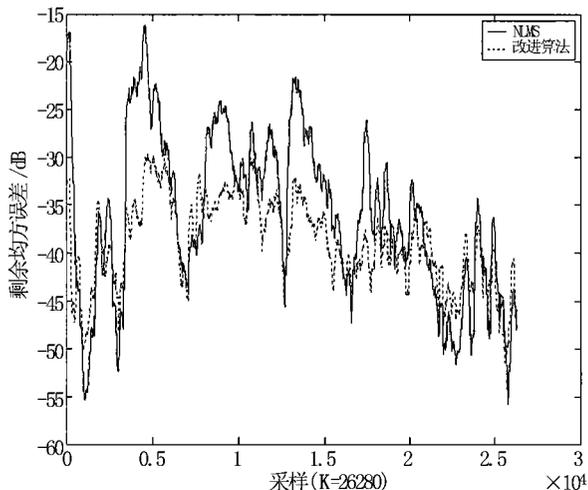


图 4 两种算法的 EMSE (dB) 仿真结果 ( $\sigma_g^2 = 0.1$ )

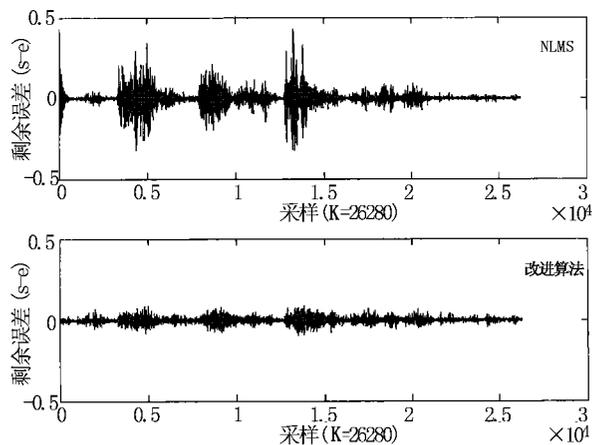


图 5 两种算法的剩余误差 (s-e)

### 4 结 论

本文提出了一种用改进算法实现的 ANC 系统, 步长根据信噪比选择, 较好地去除了语音信号中的噪声, 解决了收敛速度和跟踪性能之间的矛盾, 仿真结果表明改进算法比 NLMS 算法优越。但需增加少量的运算量。

## 参 考 文 献

- [1] Harrison W A, Lin J S, Singer E. A new application of adaptive noise cancellation [ J]. IEEE Trans Acoustics Speech Signal Processing 1986 **34**(2): 21-27
- [2] Kang G S, Fransen L J. Experimentation with an adaptive noise-cancellation filter [ J]. IEEE Trans Circuits and Systems 1987, **34**(7): 753-758
- [3] Boll S F, Pulsipher D C. Suppression of acoustic noise in

speech using two microphone adaptive noise cancellation [ J]. IEEE Trans Acoustics Speech Signal Processing 1980, **28**(12): 752-753

- [4] Manolakis D G, Ingle V K, Kogon S M. Statistical and Adaptive Signal Processing [ M ]. NY: McGraw-Hill, 2000
- [5] Zayed Ramadan, Poularikas Alexander. An adaptive noise canceller using error nonlinearities in the LMS adaptation [ J]. IEEE Proceedings-2004, Southeast Conf Mar 2004, 359-364

(上接第 41 页)

取算法对频域声信号进行特征提取,编写了相关程序,通过实验仿真证明是有效的。除坦克(71%)以外,其余目标各自识别率均达到 86%,对四类战场目标总识别率可达到 87% 以上。另外,对多类目标的识别此方法使高维数据空间转化为低维特征空间,从而大大降低了识别的复杂度。在本实验中,KNN 分类器识别效果略好于 BP 网络分类器。在实际应用中,需要足够数量的模式样本来估计随机矢量的协方差矩阵,若样本数量太少,将使协方差矩阵的估计不准确<sup>[1]</sup>,如本实验中坦克的数据样本数目较少,识别率比其它类别目标就低一些。

## 参 考 文 献

- [1] 焦李成. 神经网络的应用与实现 [ M ]. 西安电子科技大学出版社, 1996 37-49
- [2] 边肇祺. 模式识别 [ M ]. 清华大学出版社, 2001. 140-142

- [3] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用 [ M ]. 中国科技大学出版社, 1998 30-76
- [4] 宗孔德, 胡广书. 数字信号处理 [ M ]. 清华大学出版社, 1990 210-213
- [5] 高文, 王双林. BP 网在多灰度运动目标识别中的应用 [ J]. 哈尔滨工业大学学报, 1995. **27**(3), 94-99
- [6] 董火明, 高隼. 基于主分量分析的形状特征提取及识别研究 [ J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2003. **26**(2), 176-179
- [7] Tian Yuxin, Qi Haihong. Target detection and classification using seismic signal processing in unattended ground sensor systems [ A ]. Acoustics, Speech and Signal Processing 2002 Proceedings ( ICASSP 02) [ C ]. IEEE International Conference on 2002. **4** 4172
- [8] Wu Huadong, Mei Siegel. Vehicle sound signature recognition by frequency vector principal component analysis [ J]. IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement 1999, **48**(5): 1005-1009