

语音消噪应用研究

田玉静¹, 左红伟², 郭芳华³

(1. 青岛理工大学现代教育技术中心, 山东青岛 266033; 2. 青岛理工大学土木工程学院, 山东青岛 266033;
3. 西安工业大学电子信息工程学院, 西安 710032)

摘要: 从时域与频域对比研究了低信噪比语音消噪问题, 时域采用 LMS 自适应消噪, 频域分析选用小波技术, 对两种消噪方法进行了系统全面的分析, 对比讨论了各自的优势及不足, 对实际信号进行了仿真消噪并与原始语音取样信号相比较, 研究表明选用消噪方法对低信噪比语音消噪是明显有效的, LMS 自适应消噪及小波消噪具有很强的实际应用价值。

关键词: 自适应消噪; LMS 算法; 小波消噪

中图分类号: TN713.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2008)-04-0557-05

Speech de-noising application study

TIAN Yu-jing¹, ZUO Hong-wei², GUO Fang-hua³

(1. *Modern Education and Technology Center, Qingdao Technology University, Qingdao 266033, Shandong, China;*
2. *School of Civil Engineering, Qingdao Technological University, Qingdao 266033, Shandong, China;*
3. *School of Information and Electrical Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China*)

Abstract: From the time and the frequency domains a study of de-noising problem for lower signal to noise ratio is made: the adaptive noise reduction with LMS algorithm is used in the time domain analysis and the wavelet de-noising is used in the frequency domain study. The two methods are analyzed by contrast, and their advantage and weakness are discussed. A sample signal of speech with noise is simulated, and the de-noised sample signal is compared with the pure speech sample signal. The research result shows a good effect on noise reduction by means of the selected methods.

Key words: adaptive noise reduction; LMS algorithm; wavelet de-noising

1 引言

在日常生活中, 一个人的声音往往就是他的“第二身份证”, 人们常常只闻其声不见其人就能分辨出自己的亲朋好友, 然而在实际生活和现有的通信系统中语音信号总是与噪声相伴, 当环境恶劣时噪声甚至会比语音信号还强, 现有的语音通信系统都存在一个共同的问题, 即性能不稳定。语音消噪技术在语音通讯、语音识别中都有应用, 消噪领域也发展了一系列比较成熟的语音消噪方法, 如 LPC 全极点模型增强算法、最大后验概率估计法、卡尔曼滤波法、谱减法、Fourier 变换理论等, 但上述方法对于低信噪比语音消噪显得无力, 低信噪比情况下语音信号几乎淹没

在强噪声中, 研究从被噪声淹没的信号中提取尽可能纯净的原始语音, 具有很强的现实意义。

本文从时域与频域分别进行消噪处理, 时域采用 LMS 算法构造自适应噪声抵消器, 虽然 LMS 较 RLS 和 FTF 算法收敛速度慢, 但综合考虑, LMS 算法较 RLS 和 FTF 算法简单, 计算量小易于实时处理, 通过参数调节仍可取得较好收敛效果^[1]; 频域分析选用近十年来发展成熟的小波技术, 在信号消噪应用中, 小波技术体现了传统方法没有的优越性, 利用小波变换的“数学显微镜”特性, 能有效地从混合信号中提取出有用信号。

2 自适应噪声抵消原理及算法

自适应抵消实现难点在于本地参考信号难以获得, 实验采用多个传感器来去除干扰和噪声。

2.1 噪声抵消原理^[2]

收稿日期: 2008-04-01; 修回日期: 2008-06-26

作者简介: 田玉静(1975-), 女, 山东潍坊人, 硕士, 研究方向为语音信号处理。

通讯作者: 田玉静, E-mail: tyj@qtech.edu.cn, tianyuqing_t@163.com

原始输入为:

主信号 $x(n)=s(n)+v_0(n)$; $v_0(n)$ 是加性零均值 Gauss 白噪声。

采用传感器收集参考信号, 传感器中语音信号很弱可以忽略, 用它形成对原始信号中噪声的预测, 获得:

本地参考信号为 $[v_1(n)\cdots v_m(n)]$, 参考输入为 $[v_1(n)\cdots v_m(n)]$, $[v_1(n)\cdots v_m(n)]$ 与 $v_0(n)$ 相关与信号 $s(n)$ 不相关, 见原理图 1。

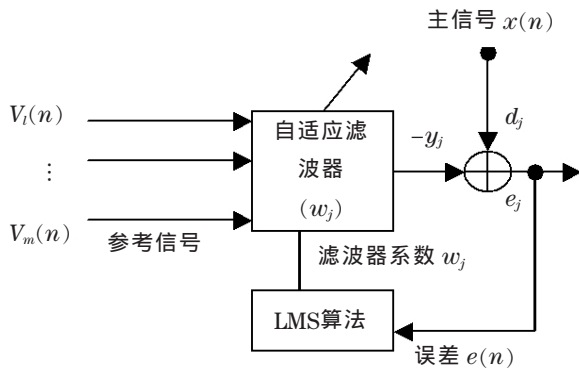


图 1 自适应噪声抵消器原理图

Fig.1 A schematic drawing of adaptive filter

图 1 中自适应滤波器接收误差 $e(n)$ 的控制, 调整权矢量 w_j , 使得它的输出趋于等于 $x(n)$ 中与它相关的 $v_0(n)$, 为便于讨论主信号为期望响应 d_j , 滤波器输出为 y_j , 于是 e_j 作为 d_j 与 y_j 之差就接近于信号 $s(n)$ 。证明如下:

由图 1 得:

$$e_j = d_j - y_j = s(n) + v_0(n) - y_j$$

$$e_j^2 = s^2(n) + (v_0(n) - y_j)^2 + 2s(n)(v_0(n) - y_j)$$

可得:

$$E[e_j^2] = E[s^2(n)] + E[(v_0(n) - y_j)^2] + 2E[s(v_0(n) - y_j)] \quad (1)$$

自适应过程就是自动调节权重 w_j 使均方最小的过程, 式(1)中第一项为信号功率, 与 w_j 无关。由于信噪不相关, 第三项为 0; 所以, 要使 $E[e_j^2]_{\min}$ 成立, 即式(1)中第二项应最小, 即:

$$E[(v_0(n) - y_j)^2] = E[(v_0(n) - y_j)^2]_{\min} \\ E[e_j^2]_{\min} = E[s^2(n)] + E[(v_0(n) - y_j)^2]_{\min} \quad (2)$$

由图 1 得: $e_j - s(n) = v_0(n) - y_j$

$$E[(e_j - s(n))^2] = E[(v_0(n) - y_j)^2] \quad (3)$$

当 $E[(v_0(n) - y_j)^2]$ 被最小化, $E[(e_j - s(n))^2]$ 也被最小化, e_j 以最小均方差趋于 $s(n)$, 可能的最好情况为: $y_j = v_0(n)$, 则 $e_j = s(n)$;

达到最好地从含噪信号中提取有用信号的目的。

2.2 LMS 算法

下面对 LMS 算法^[3]予以简要介绍; 基于最速下降法的最小均方误差(LMS)算法的迭代公式如下:

$$e(n) = d(n) - X^T(n)W(n) \quad (4)$$

$$W(n+1) = W(n) + 2\mu e(n)X(n) \quad (5)$$

将式(4)代入式(5)中, 得:

$$W(n+1) = W(n) + 2\mu [X(n)d(n) - X(n)X^T(n)W(n)] \quad (6)$$

其中: $W(n)$ 为自适应滤波器在时刻 n 的权矢量, $x(n)$ 为时刻 n 的输入信号矢量, $d(n)$ 为期望输出值, $e(n)$ 是误差信号, L 是自适应滤波器的长度 (步长因子)。LMS 算法收敛的条件为: $0 < \mu < \lambda_{\max}$, λ_{\max} 是输入信号自相关矩阵的最大特征值。式(4)与式(5)的这种算法即称为 (Widrow-Hoff) LMS 算法。这种算法对于每一个输入样本, 只需对其进行式(6)中的两个乘法与两个加法运算, 因此该算法易于用实时系统实现。式(4)与式(5)简写为:

$$W_{j+1} = W_j + 2\mu e_j X_j \\ e_j = d_j - W_j^T X_j \quad (7)$$

3 小波算法分析

小波变换在非平稳信号的分析处理中发挥着重要作用; 语音信号是一种较典型的非平稳信号; 小波变换在语音去噪方面具有显著优势。

利用小波变换去噪的基本思想是: 根据噪声与信号在各频带(尺度)上的小波谱具有不同表现的特点, 将噪声小波谱占主导地位的那些尺度上的噪声小波谱分量去掉, 这样保留下来的小波谱基本上就是原始语音的小波谱, 再利用小波变换重构算法, 变换得到纯净的语音信号。

在平方可积的实数空间 $L^2(R)$ 中, 设一个函数

$\varphi(t)$ 的 Fourier 变换的允许条件为: $c_{\varphi} = \int_R \frac{|\varphi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$, 满足上式的 $\varphi(t)$ 称为基本小波或母小波 (Mother Wavelet), 简称小波。将母小波 $\varphi(t)$ 伸缩和平移之后得到的函数族称为分析小波^[4], 其连续形式为:

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in R^+, b \in R \quad (8)$$

离散形式为:

$$\varphi_{m,n}(t) = 2^{\frac{m}{2}} \varphi(2^m t - n), m, n \in Z \quad (9)$$

对任一函数 $f(t) \in L^2(R)$ 连续小波变换定义为:

$$w_f(a, b) = \langle f, \varphi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (10)$$

逆变换为：

$$f(t) = \frac{1}{c_\varphi} \int_{\mathbb{R}^2} \frac{1}{a^2} w_f(a, b) \varphi_{a,b}(t) da db \quad (11)$$

二进制离散小波变换为：

$$w_j^f(x) = \frac{1}{2^j} \int_{\mathbb{R}} f(t) \varphi\left(\frac{x-t}{2^j}\right) dt; \quad (12)$$

如果小波 $\varphi(t)$ 满足 $A \leq \sum_{k=2} \left| \varphi(2^{-k} \omega) \right|^2 \leq B$, 其中 A 、 B 为常数, 则一定存在重构小波 $x(t)$ 使得：

$$w_j^f(t) = \sum_{j=2} w_j^{j+1} f(x) \times 2^{-\alpha} \quad (13)$$

关于小波变换多尺度分析, 小波包分析此处不再赘述, 感兴趣的读者可查阅相关文献。

4 自适应滤波与小波消噪仿真及分析

混合信号的信噪比为 -3dB, 混合信号为低信噪比信号。信噪比定义式为：

$$SNR = 10 \lg S/N;$$

S -信号功率, N -噪声功率; 信噪比提高量定义为

$$\Delta SNR = SNR_{out} - SNR_{in};$$

4.1 自适应噪声抵消试验及结果

多传感器自适应噪声抵消器设计参数及变量

说明: $x(n)$: n 时刻输入数据矢量

$y(n)$: n 时刻期望响应

$\omega(n)$: n 时刻滤波器系数矢量

M : 滤波器系数数目

$$\mu: \text{步长参数}; \mu \ll \frac{1}{\sum_{k=1}^M E\{|x_k(n)|^2\}}$$

LMS 算法: (1) 初始化 $\omega(-1) = x(-1) = 0$

(2) 对于 $n=0, 1, 2 \dots m$, 计算:

$$y^{\wedge}(n) = \omega^H(n-1)x(n); e(n) = y(n) - y^{\wedge}(n)$$

$$\omega(n) = \omega(n-1) + 2\mu x(n)e^*(n)$$

利用 MATLAB 语言^[5]编程实现, 程序流程图见图 2。

混合信号以采样频率 $f_s=6.67\text{kHz}$ 采样, $M=11$; $\mu=0.01$, 收敛轨迹起始于原点, 单一实现的轨迹是随机(带噪)的, 当程序收敛时失调 $\text{avgBER}=0.0228$;

经自适应抵消系统处理后输出端信噪比得到了大幅度提高, 信号的 SNR 提高量可达 13dB~20dB 左右, 其噪声抵消后自适应抵消器输出波形及自适应抵消器输入语音信号与白噪混合信号波形, 原始纯净语音的时域波形比较见图 3。

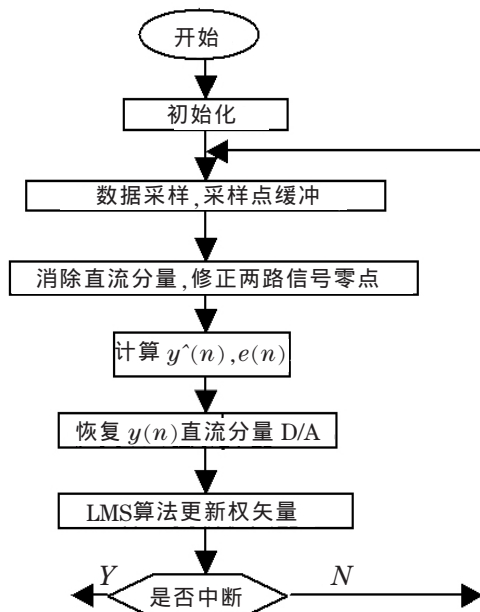
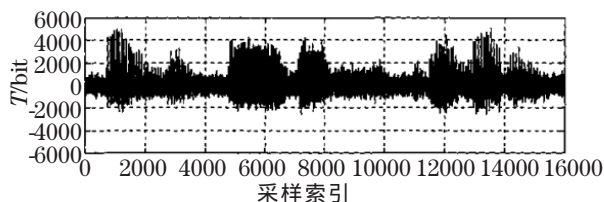
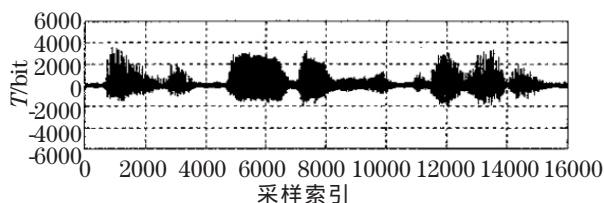


图 2 计算机模拟程序流程图

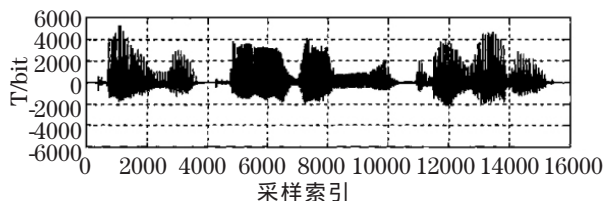
Fig.2 Computer simulation flow chart



(a) 语音信号与白噪混合信号波形



(b) 噪声抵消后自适应滤波器输出波形



(c) 纯净语音的时域波形

图 3 自适应消噪比较图

Fig.3 Comparison between speech waveforms before and after adaptive noise cancellation

经过自适应噪声抵消技术处理后语音波形得到了很大改善, 原来语音信号淹没在强噪背景中难以分辨, 经处理后信号波形包络较清晰, 自适应噪声抵消技术具有很强的实际应用意义。

4.2 小波去噪分析步骤及结果

加数据窗取图 3 信号采样 $[0, \dots, 2000]$ 点, 混合信号的信噪比仍为 -3dB , 对混合信号(语音加高斯白噪)采用小波变换消除噪声, 由于信号和噪声的局部奇异性不同, 小波变换后, 在不同的尺度下两者所表现的特性不同, 一般噪声的幅值小。利用这个特性, 通过阈值消噪处理方法提取纯净语音信号。

小波去噪具体分析步骤:

(1) 带噪语音信号进行小波变换, 提取所有模极大值, $J < 4$ 。

(2) 求阈值 $T_0 = C \frac{J}{M}$, 式中 M 为最大尺度 $s = 2^J$ 上的最大幅值, C 为常数。

(3) 在最后一个尺度 J 上, 将小波变换后幅值小于阈值 T_0 处的全部去掉。

(4) 对小波变换后的大于阈值部分求出相应的 α , $\alpha = \text{lb} \left| \frac{W_j^{j+1} f(x)}{W_j^j f(x)} \right|$; $j=3$, 当 t 处 $\alpha < 0$ 时, 令 $\alpha = 0$ 。

(5) 将 $1, \dots, J-1$ 尺度上的小波变换全部去掉, 由最后一个尺度的小波变换按照式 (13) 重新构造出 $J=J-1, \dots, 1$ 尺度上的小波变换。

(6) 由重建的小波变换经小波反变换恢复去噪后的语音信号。

采用 MATLAB7.0 提供的 wavelet noisbloc 对含噪信号采样并进行 level 为 3 的连续小波分解消噪和小波包分解消噪, 得到各次分解结果输出波形如图 4 所示。对每一次小波变换, 都提取其中的“逼近信号”作为下次变换的输入, 忽略掉其中的“细节信号”, 即清除一次信号中包含的高频噪声分量。小波去噪效果对比见图 4:

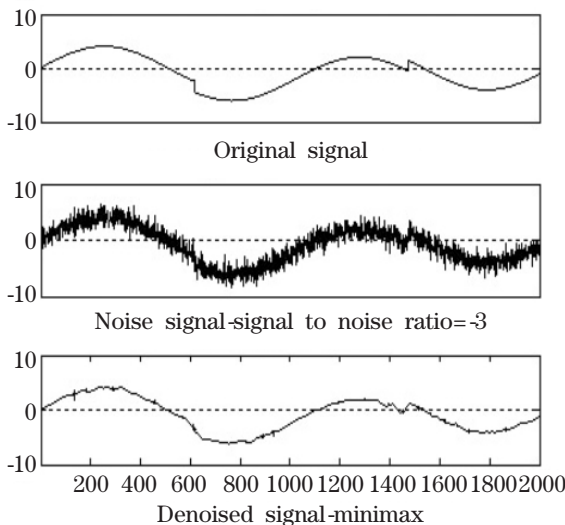


图 4 小波去噪对比图

Fig.4 Comparison of wavelet de-noised signal with noised signal

从图 4 曲线的吻合程度可以看出, 小波消噪方法处理后的曲线比较平滑, 这说明小波消噪方法对高频噪声的抑制能力很强, 变换后的输出信号与原始信号相比, 噪声起伏明显改善。

4.3 LMS 与小波消噪效果比较分析

纯净信号和经消噪处理的信号的均方误差 (MSE) 作为消噪评估结果, 对 $[0, \dots, 2000]$ 采样数据进行分析比较:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - S_i^{\wedge})^2 \quad (14)$$

式 (14) 中: S_i 为纯净语音信号, S_i^{\wedge} 为消噪处理后的信号。LMS 消噪与小波去噪 MSE 比较见表 1:

表 1 LMS 消噪与小波去噪效果 MSE 比较
Table 1 Comparison between MSE values of LMS and wavelet denoising

SNR/dB	LMS消噪(MSE)	小波消噪(MSE)
-3	2.0147	2.3742

通过对两种算法 MSE 比较, 可初步得出在小样本实现上小波消噪效果优于 LMS 自适应消噪, 但在处理过程中, 小波消噪计算复杂度与运算量较高, 这使得对大信息多样本实现存在一定难度。

5 结 语

LMS 自适应算法^[7]主要应用于系统识别、信号预测、系统求逆、干扰抵消。小波变换主要应用于图像处理^[8]、数字水印、信号消噪。

LMS 自适应噪声抵消的优势在于算法简单, 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; 步长 μ 增大收敛速度增快, 但同时稳态均方误差增大; 步长 μ 减小收敛速度变慢, 但同时稳态均方误差减小, 其矛盾性是 LMS 自适应线性预测算法难以调和的^[6]。

小波去噪在听觉效果和端点信息保留方面较好, 但因为纯净语音信号中既有高频分量也有低频分量, 小波去噪方法对有用的高频信息分量缺乏保护, 将部分高频分量当作高频噪声抑制掉了。阈值消噪方法是目前工程实践中常用的方法, 但这种方法并不完美, 其缺陷在于阈值处理小波系数, 可能歪曲原始信号包含的弱特征成分, 从而引起重构的失真, 对待处理的信号如何选择较好的阈值计算方法仍是一个需解决的问题。

现实条件下,噪声来源众多,它们的特性也各不相同,即使在实验室仿真条件下,也难以找到一种通用的语音消噪算法,能适用于各种噪声环境,必须针对不同噪声、不同应用问题,考虑运算成本,选用恰当的消噪技术,使处理后信号达到应用要求,才是研究的根本。

参 考 文 献

- [1] Proakis J G, Manolakis D G. Digital signal processing: principles, algorithms, and applications[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 2006: 613-627.
- [2] Manolakis D G. Statistical and adaptive signal processing [M]. Graw-Hill, 2000: 426-449.
- [3] Zayed Ramadan, Poularikas, Alexander. An adaptive noise canceller using error nonlinearities in the LMS adaptation [J]. IEEE Press, 2004, 5: 359-364.
- [4] YANG D L, XU M X. A noise cancellaion method based on wavelet transform[A]. The Second International Symposium on Chinese Spoken Language Processing (SCSLP) [C]. Beijing, 2006: 117-201.
- [5] Jackson L. Digital filtering and signal processing with MATLAB exercises [M]. Third edition. Kluwer Academic Publishers, 2006: 139-176.
- [6] Feuer A, Weinstein E. Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated Gaussian data[J]. IEEE Trans. Speech Signal Processing, 2003, 3(3): 131-135.
- [7] 陈素芝, 李英. 一种基于变步长 LMS 算法的语音增强方法[J]. 声学技术, 2005, 24(1): 776-778.
- CHEN Shuzhi, LI Ying. A new speech enhancement method based on variable step size LMS algorithm [J]. Technical Acoustics, 2007, 24(1): 776-778.
- [8] 赵春晖, 马梅真. 基于提升小波变换和分形维数的声纳图像识别[J]. 声学技术, 2007, 26(5): 811-816.
- ZHAO Chunhui, MA Meizhen. Sonar image recognition based on lifting scheme and fractal dimension[J]. Technical Acous-tics, 2007, 26(5): 811-816.