

基于 LMS 的语音信号去噪算法

陈景良 李东新

(河海大学计算机与信息学院 南京 211100)

摘要:语音是人们进行思维沟通交流的主要桥梁,语音通信处理在现实环境下会受到各种各样的干扰,从受干扰的语音中尽可能地去除噪声、提高语音质量,是目前现代信号处理领域中至关重要的技术之一。引入了 LMS 自适应滤波法,并提出了变步长的 LMS,同时实现了小波阈值降噪和 LMS 结合的自适应噪声对消。并选用不同的男声和女声语音,录制真实环境下的非平稳噪声,仿真实验表明小波阈值结合 LMS 的噪声对消法去噪性能最好,大幅提高了信噪比,改善了语音质量。

关键词:语音通信;LMS;非平稳噪声;小波阈值

中图分类号: TN912.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4040

Voice signal removal noise based on LMS algorithm

Chen Jingliang Li Dongxin

(College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Voice is the main bridge for people to communicate with each other. Voice communication processing in the real world will be subject to a variety of interference, from the interference of voice as much as possible to remove noise and improve voice quality, is the field of modern signal processing is one of the most important technology. The LMS adaptive filtering method is introduced, and a variable step size LMS is proposed, and the adaptive noise cancellation of wavelet threshold noise reduction and LMS combining is realized. The simulation results show that the wavelet threshold combined with the noise of LMS is the best, and the signal-to-noise ratio is improved greatly, and the speech quality is improved by using the sound of different male and female voice.

Keywords: voice communication; LMS; non-stationary noise; wavelet threshold

1 引言

语音信号在传输过程中很容易受到外界的干扰,这样不可避免会给语音信号带来噪声,大大减弱语音信号的质量,使得语音处理系统能力严重恶化^[1]。因此对于语音去噪成为语音处理系统的关键一步。对于语音去噪小波阈值和软阈值的方法,由于它们简单有效,一经提出就得到广泛应用^[2]。然而小波阈值会出现振铃而软阈值处理会存在边缘模糊等缺点。

基于以上不足,提出自适应滤波处理技术,该技术用来检测平稳及非平稳的语音信号,滤波过程中信号和噪声的先验统计知识未知,算法简单易于实现,自学习和自跟踪能力较强^[3]。以及对于最小均方误差(least mean square, LMS)算法的改进,提出了改进步长的 LMS 和基于小波变换改进的自适应 LMS 对消技术,对于语音信号去噪起到明

显的效果。此外,在短短十几年中,自适应滤波技术发展迅速,在自适应噪声消除、通信领域的自动均衡、系统参数识别、雷达波束形成等方面应用广泛。

2 基本思想

自适应滤波在未知的原始信号情况下,以实际输出信号和期望信号的均方误差为指标,在信号和噪声的统计特性时变的状况下,依据前一时刻滤波器的参数特性,采用一定的规则自适应地调节现阶段的滤波器参数^[4],提高对信号的处理能力,从而实现对期望信号的最佳逼近。所谓的规则是指其采用的迭代准则的不同,典型的为 LMS 算法,自适应滤波是个很大的研究方向。

基于动态百分比特征裁剪算法的基本思想是在每次迭代开始的时候首先确定所需裁剪特征个数的百分比^[5],然后选用分类性能较好的特征参与下一轮训练,当

收稿日期:2017-03

训练得到的本次迭代的最佳弱分类器错误率大于随机抽取值时,通过减小本次迭代的裁剪系数,扩大参与训练的特征个数。如果当采用全部特征进行训练时,错误率仍然超过 0.5 则停止迭代^[6]。

3 技术方案

3.1 LMS 算法概述

自适应线性滤波器如图 1 所示, $x(n)$ 为输入信号序列,输出系列 $y(n)$, $d(n)$ 代表“被期望的响应”,并定义误差信号。

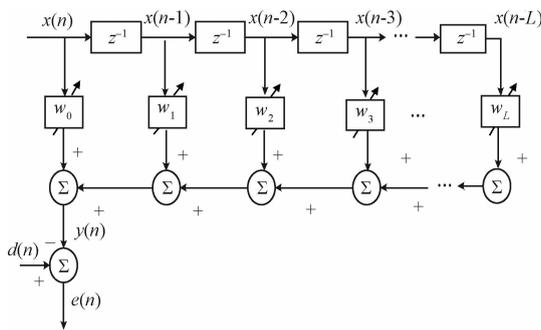


图 1 自适应线性滤波器

为方便起见,将图 1 采用向量形式表示权系数及输入信号,则 $e(n)$ 表示为:

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{X}(n) \quad (1)$$

则误差信号的二次方为:

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

假定 $e(n)$ 、 $d(n)$ 与 $\mathbf{X}(n)$ 是统计平稳的,将以上取数学期望后,其均方误差可以表示为:

$$E\{e^2(n)\} = E\{d^2(n)\} - 2E\{d(n)\mathbf{X}^T(n)\}\mathbf{w} + \mathbf{w}^T E\{\mathbf{X}(n)\mathbf{X}^T(n)\}\mathbf{w} \quad (3)$$

定义互相关矩阵向量为:

$$\mathbf{R}_{sd} = E\{d(n)\mathbf{X}(n)\} \quad (4)$$

要使均方误差最小,可以求其梯度,对权系数 \mathbf{w} 求偏导,并令梯度 $\nabla(n) = 0$,并假设自相关矩阵 \mathbf{R}_{xx} 是非奇异,最终可以得到以下关系表达式。

$$2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w} - 2\mathbf{R}_{sd} = 0 \quad (5)$$

解得最佳权向量为:

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{R}_{sd} \quad (6)$$

代入得到最小均方差为:

$$E\{e^2(n)\} = E\{d^2(n)\} - \mathbf{R}_{sd}^T \mathbf{w}_{opt} \quad (7)$$

假如需要精确知道 \mathbf{R}_{xx} 和 \mathbf{R}_{sd} 的先验统计知识,还要对矩阵求逆等运算,最陡下降法就是实现上述搜索最佳值的一种优化技术,通过设置 \mathbf{w} 的初值,并在 \mathbf{w} 负梯度方向搜索调整 \mathbf{w} ,其迭代公式为:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + u[-\nabla(n)] \quad (8)$$

u 为自适应收敛系数或步长,可以看出 LMS 算法有

两个关键之处: $\nabla(n)$ 和 u 的计算。

所以基本 LMS 算法的实现步骤:

1) 初始化

设定滤波器的初始值 $\mathbf{w}_0 = 0$,对每一个抽样时刻 ($n = 1, 2, \dots, N$) 重复 2)~4) 的步骤。

2) 计算滤波输出的估计值

$$y(n) = \sum_{i=1}^N w(i)x(n-i-1) \quad (9)$$

3) 计算估计误差

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (10)$$

4) 更新下一时刻的权值

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2ue(n)\mathbf{x}(n) \quad (11)$$

3.2 改进步长的 LMS 算法

衡量自适应滤波算法优劣的 3 个至关重要的参数分别是初始收敛速度、时变跟踪能力及稳态误差。从迭代公 $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2ue(n)\mathbf{x}(n)$ 来看, u 是固定步长。在 LMS 算法的收敛过程中, u 决定着 LMS 算法的收敛速度,从理论的分析可以知道,步长因子 μ 正比于算法收敛速度,而且与 LMS 算法的稳态误差有很大影响^[7]。选择步长因子时应兼顾收敛速度与稳态性能这两个参数。人们希望在算法收敛过程中动态调整步长的大小,即时变的步长因子。许多学者提出了多种变步长 LMS,即初始收敛阶段选取较大的 u 值以保障系统参数未变化时有较快的跟踪速度,然后让 μ 值逐渐减小,随着收敛的加深得到较小的稳态误差^[8]。本文也是基于此,提出了一种改进的变步长因子。

$$u(n) = \beta \left(\frac{3}{1 + e^{(-\alpha(e(n)e(n-1)))^{1/\beta}}} - 0.5 \right) \quad (12)$$

其中,参数 α 、 β 决定了 $u(n)$ 的形状, β 影响整个函数的变化幅度, α 决定函数的形状。根据输入信号和跟踪环境的分布确定参数 α 和 β 的大小,使该算法具有较高的收敛精度和较快的收敛速度。误差信号的相关值 $e(n)e(n-1)$ 调节了步长,降低了 LMS 算法对自相关性较弱噪声的敏感性,同时兼顾了收敛速度和误差,保障了算法性能。

选用一段单信号 $\sin 2\pi t$, 并加入随机白噪声,对固定步长 LMS 和改进步长的 LMS 算法进行性能测试,仿真统计次数 200,并选用合适的参数值 $\alpha = 0.95, \beta = 0.01$,图 2 所示为传统定步长和变步长 LMS 算法学习曲线。可以看出,在同等条件稳态误差基本一致的情况下,改进步长 LMS 收敛速度明显快于定步长 LMS,满足实时性的要求,性能优于定步长 LMS,这种改进是合理的。

3.3 基于小波变换改进的自适应 LMS 对消技术

LMS 算法的最典型的应用是在自适应噪声抵消系统中,这种系统是最线性滤波器,能够最大限度地滤除噪声,在未知或者时变的环境下去噪效果尤其优越。这种方法的优势在于它以噪声干扰为操作对象,通过附加通道能准确获取噪声的信息,采取一定的准则将原始含噪声语音中的噪声抵消掉或大尺度地衰减^[9]。

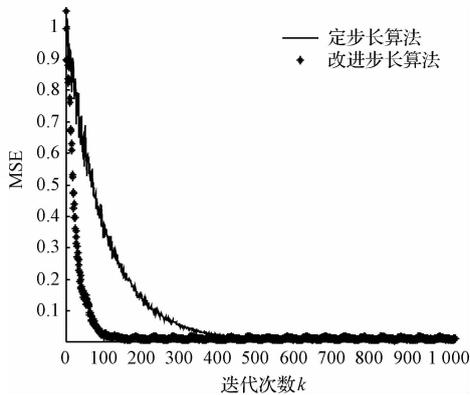


图2 定步长与变步长 LMS 算法学习曲线

自适应对消的关键在于以 LMS 最小均方误差估计为核心,如图 3 所示。图中主要含有两个通道:主通道(输入为原始信号)和参考信道(输入为参考噪声)。主通道中含有希望提取的相关信号 $s(n)$ 和加性干扰信号 n_0 ,参考信道是噪声信号 n_1 ,信号 $s(n)$ 与 n_0 、 n_1 均不相关,同时 n_0 和 n_1 相关,这是自适应噪声对消的条件。参考信道输入的信号 n_1 经自适应滤波处理后得到一个与 n_0 相关的输出 \hat{n}_0 ,最终得到自适应对消的输出。

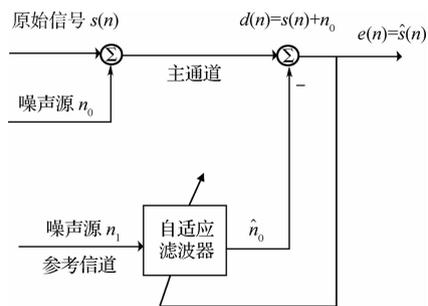


图3 噪声对消原理

$$y = \hat{s}(n) = s(n) + n_0 - \hat{n}_0 \quad (13)$$

对式(13)取平方得到:

$$y^2 = (\hat{s}(n))^2 + (n_0 - \hat{n}_0)^2 + 2s(n)(n_0 - \hat{n}_0) \quad (14)$$

对其求数学期望,而 $s(n)$ 与 n_0 、 n_1 均不相关,得到:

$$E(y^2) = E[(s(n))^2] + [E((n_0 - \hat{n}_0)^2)] \quad (15)$$

自适应调节的是 $[E((n_0 - \hat{n}_0)^2)]$,而与信号功率无关,要使均方误差 $E(y^2) - E[(s(n))^2]$ 最小即输出信号尽可能地接近纯净语音时,只需要保障 $[E((n_0 - \hat{n}_0)^2)]$ 达到最小,即当参考信道自适应调节输出 \hat{n}_0 近似接近于主通道的噪声信号 n_0 时,噪声才能对消,得到有效抑制。

但是要注意的是在实际生活中,主信道往往输入的是已经干扰的语音信号,系统中主通道和参考通道的输入不能从原始语音中直接辨别获取,自适应噪声抵消器的原理就不再适用^[10]。而且噪声是随机的,参考信道噪声的信息很难准确获取,而且如果主信道的信号泄露到参考信道中,输出的有用信号也会被对消掉。所以采用该原理应注意两个问题:1)应避免主信道的有用信息泄露到参考信道中;2)应保证参考信道与主信道的噪声信息高度相关,一

般取参考信道的噪声信息 $n_1 = kd(n)$, $k \in (0, 1)$,但如果采用这种方法,参考信道的输入就混有了有用信号的信息^[11]。很多人也设想对其进行改进,最典型的的就是双通道话筒的应用:将主话筒录制主信道的输入语音,用一支副话筒专门录制背景噪声,而且保证主话筒和副话筒的摆放应存在一定的距离,避免副话筒录制到有用信号的信息,但是有时两支话筒录制的噪声的强度大小差异大的话,其去噪效果也不够理想。

所以要想准确获取噪声的信息^[12],可以先将含噪信号通过一个预处理器,然后得到噪声信号再进行噪声对消。结合前面提到的小波阈值法,先将受干扰的信号使用改进的小波阈值进行处理,得到降噪的语音,进而获取到噪声的信息,而且与原始噪声是相关的,幅度相差不大,用此信号作为参考信道的输入^[13],用 LMS 算法进行多次调整修正使 \hat{n}_0 逐步接近于 n_0 ,进而得到对消的输出信号。

4 实验结果分析

为使实验结果更加有对比性,选用两段不同的男声语音和女声语音,分别对这两段语音信号添加 10、5、0、-5、-10 dB 的非平稳的 F16 战斗机噪声、人群杂声 babble 噪声(来自 noise-92 库),分别采用基本的 LMS、改进的 LMS 和基于小波阈值的自适应噪声对消方法进行仿真实验,得到信噪比的提高量如表 1~4 所示。

表1 添加女生 F16 噪声 Δsnr

| SNR/dB | 女声+F16 | | |
|--------|----------|----------|-----------------|
| | 方法 | | |
| | LMS | 改进 LMS | 基于小波阈值 LMS 噪声对消 |
| -10 | 9.032 3 | 12.037 6 | 15.915 3 |
| -5 | 7.599 4 | 8.247 0 | 12.266 2 |
| 0 | 5.290 5 | 5.560 6 | 7.992 2 |
| 5 | 1.951 8 | 3.398 9 | 3.628 4 |
| 10 | -2.239 7 | 1.547 0 | -0.922 6 |

表2 添加男生 F16 噪声 Δsnr

| SNR/dB | 男生+F16 | | |
|--------|----------|----------|-----------------|
| | 方法 | | |
| | LMS | 改进 LMS | 基于小波阈值 LMS 噪声对消 |
| -10 | 11.631 6 | 12.163 8 | 14.827 2 |
| -5 | 8.898 9 | 8.668 3 | 11.110 0 |
| 0 | 5.492 1 | 6.091 4 | 7.277 2 |
| 5 | 1.704 3 | 4.118 2 | 2.804 8 |
| 10 | -2.518 8 | 2.370 7 | -1.887 9 |

表3 添加女生 babble 噪声 Δsnr

| SNR/dB | 女声+F16 | | |
|--------|----------|----------|--------------------|
| | 方法 | | |
| | LMS | 改进 LMS | 基于小波阈值 LMS 噪声对消 |
| -10 | 10.024 1 | 12.727 0 | 17.260 4 |
| -5 | 8.381 6 | 9.444 4 | 12.552 0 |
| 0 | 5.665 6 | 6.988 4 | 7.809 5 |
| 5 | 2.064 4 | 4.893 9 | 3.326 6 |
| 10 | -2.207 1 | 2.830 8 | -1.153 3 |

表4 添加男生 babble 噪声 Δsnr

| SNR/dB | 女声+F16 | | |
|--------|----------|----------|--------------------|
| | 方法 | | |
| | LMS | 改进 LMS | 基于小波阈值 LMS 噪声对消 |
| -10 | 12.417 6 | 11.954 4 | 14.899 2 |
| -5 | 9.158 3 | 8.910 3 | 10.302 3 |
| 0 | 5.362 5 | 6.301 4 | 6.519 6 |
| 5 | 1.514 6 | 4.252 5 | 2.325 2 |
| 10 | -2.645 5 | 2.521 7 | -2.149 7 |

从表1~4可以看出,在低信噪比情况下,小波阈值结合 LMS 的噪声对消法提高的信噪比最高,效果最好,而且从主观试听方面,保持了语音的真实度,试听无杂音,语音清晰。其次是改进的 LMS 算法,但是其试听效果不是很好,语音有杂音,然后是基本 LMS 算法,这两种算法在试听方面,语音的幅度有所下降,但从整体效果来说失真幅度不大。在高信噪比情况下,改进的 LMS 算法在信噪比提高方面相对于其他两种算法较有优势,信噪比的提高量最高。但是衡量语音降噪效果不能从一个角度去分析。在主观试听方面,小波阈值结合 LMS 的噪声对消法效果最好,基本无杂音,综合分析了这几种方法降噪后的主观试听效果,选取了添加 F16 战斗机噪声和录制真实环境下的 babble 噪声去噪后的结果,绘制了 MOS 得分曲线,如图 4、5 所示。

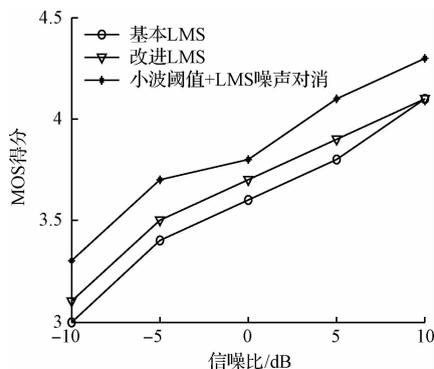


图4 添加 F16 噪声 MOS 得分

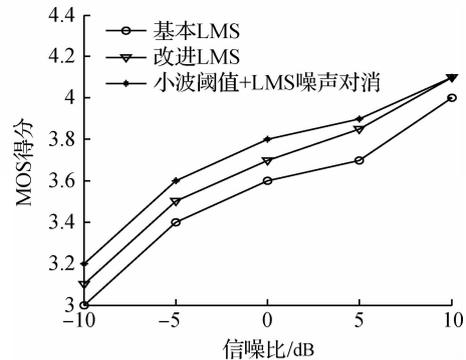


图5 添加真实环境噪声 MOS 得分

添加的为-5 dB 的非平稳 F16 战斗机噪声,可以看出加噪后信号时域波形比较杂乱,而且加噪后的语谱图频带完全被噪声的频带信息所覆盖。3 种方法在语音波形幅度方面都有稍微下降,但从整体来看小波阈值结合 LMS 的噪声对消方法的输出较好地保持了原语音信号的波形,失真幅度最小,滤波后的波形光滑,其次是改进 LMS 算法,然后是基本的 LMS 算法^[14]。这 3 种算法对于低信噪比的非平稳噪声抑制效果很好,但对于在高信噪比情况下,LMS 算法和基于小波阈值的 LMS 噪声对消方法去噪效果不是很好,这是一个弊端。小波阈值结合 LMS 的噪声对消方法的能量集中较好,保持了原有语音的频谱信息,而且保留了语音的高频信息,更接近于真实的语音。

5 结 论

使用小波阈值法结合 LMS 方法对含噪信号进行处理。首先分析概括了小波阈值法中参数的选择,基于已有阈值函数及阈值选取规则在语音去噪过程中体现出的特性,针对小波阈值法存在的固定阈值对小波系数过扼杀的问题,提出了改进的阈值函数。然后在 MATLAB 上进行了仿真实验论证了改进阈值函数的有效性。同时针对小波阈值法在非平稳噪声信号处理方面的不足,引入了 LMS 自适应滤波法,并对 LMS 自适应算法进行改进,实现了小波阈值和 LMS 结合的自适应噪声对消^[15]。通过选用不同的男声和女声语音,在真实环境下录制非平稳噪声,经过对添加非平稳噪声的信号进行处理后,从信噪比的提高量、主观试听角度以及语谱图等方面评估几种算法的噪声抑制性能。

参 考 文 献

- [1] 陈晓娟,王文婷,贾明超,等. 基于小波熵自适应阈值的语音信号去噪新方法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3):753-755.
- [2] 夏志达,苏凯,宋凯. 一种基于小波变换的语音噪声消除算法[J]. 无线通信技术, 2012, 21(1):22-25.
- [3] 刘建华. 基于 LMS-SMI 算法的语音信号研究[J]. 信息通信, 2013(9):36-37.

(下转第 30 页)