

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107935

基于多窗谱减和 LMS 在工厂中的去噪实现*

徐金石 杨立东

(内蒙古科技大学 信息工程学院 包头 014000)

摘要: 为有效抑制工厂复杂环境中的背景噪声,获取音频信号中包含的有用信息,提出了一种基于多窗谱谱减法和自适应最小均方误差滤波算法相结合的音频降噪方法。首先使用改进多窗谱谱减法即修改谱减关系中的增益因子对含噪音频进行初步噪声抑制,有效避免了音乐噪声的产生并提升在了非平稳噪声干扰下的音频感知质量。然后再使用基于双曲正切函数调整步长因子的变步长自适应 LMS 滤波算法对已经初步去噪后的音频信号进行二次降噪处理,从而达到消除音频中噪声分量目的。仿真实验结果表明,该方法相较传统多窗谱谱减法去噪后信噪比提升 7 dB 左右,较固定步长 LMS 算法提升 3~4 dB,较传统多窗谱级联定步长 LMS 算法提升 1~2 dB,且该方法简单易行,且具有较好的实际应用价值。

关键词: 工厂噪音;音频降噪;改进多窗谱谱减法;变步长自适应最小均方算法

中图分类号: TN912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Implementation of denoising in factory based on multi-window spectral subtraction and LMS

Xu Jinshi Yang Lidong

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014000, China)

Abstract: In order to effectively suppress background noise in the complex environment of the factory and obtain the useful information contained in the audio signal, an audio noise reduction method based on the combination of multi-window spectral subtraction and least mean square filtering algorithm is proposed. First use the improved multi-window spectrum subtraction, the gain factor in the modification of the spectrum reduction relationship is used to suppress the noise-free frequency, effectively avoid the production of music noise and increase the audio perception of non-smooth noise interference. Then use the changeable step-by-side adaptive LMS filtering algorithm based on the double-type normal cleaning function to adjust the step-up audio signal that has initially denoising the audio signal, thereby achieving the purpose of eliminating the noise component in the audio. The simulation experiment results show that this method is less than about 7 dB of the signal-to-noise ratio of 7 dB compared to the traditional multi-window spectrum reduction, and the fixed step LMS algorithm is increased by 3~4 dB, and the LMS algorithm of the traditional multi-window calibration step is increased by 1~2 dB, and this method is simple and easy to have a good practical application value.

Keywords: factory noise; audio denoising; improved multi-window spectral subtraction; variable step size adaptive LMS algorithm

0 引言

近年来,随着科学技术的发展,工厂中开始配备诸多智能的音频检测系统,用于质量检测,故障诊断,安全监控等方面,例如可以根据产品的声学信息对其进行质量检测,可以利用生产设备工作产生的音频信号对生产环节进行实时

监控等。传统工厂生产往往需要一些有经验的工作人员在现场对设备和产品进行主观判断,工作效率低下,还存在着安全隐患。音频检测技术的出现极大地节约了人力成本,并且满足了企业对安全性和时效性的要求。但是复杂的工厂车间环境中往往存在着大量的无用噪声,会让音频信号的处理变得更加困难,因此去除音频信号中参杂的噪音,恢

收稿日期:2021-09-23

* 基金项目:内蒙古自然科学基金(2021MS06030)、内蒙古科技攻关项目(2021GG0023)资助

复纯净的音频信号是整个检测系统中重要的一环。针对于音频去噪技术国内外相关的研究学者已经取得了一些基础性的研究成果,Boll在假设噪声与纯净音频之间是不相关且噪声为平稳的加性噪声的情况下提出了谱减法(spectral subtraction,SS)^[1],谱减法虽能有效削弱加性背景噪声的影响,但其去噪后频谱中会残留噪声信号的频谱峰导致“音乐噪声”的产生;Thomson在经典谱减法的基础上引入多个数据窗求得信号的谱估计即多窗谱减法(multi-window spectral subtraction, MWSS),该方法有较小的估计方差和误差并可以有效消除“音乐噪声”的干扰,但在非平稳噪声的干扰下去噪效果并不明显;Lim等基于信号的短时平稳性提出了维纳滤波法(Wiener filter)^[2],维纳滤波虽能在一定程度上提升音频信号质量,但由于其算法上的局限在实际环境中噪声是随着时间和环境而变化的,因此不能很好的清除噪声的干扰;Widrow等提出了自适应最小均方误差(least mean square, LMS)滤波算法^[3],该算法具有计算量小,适用性强,方法易于实现等优点,但传统固定步长自适应算法也存在针对于低信噪比音频去噪会在其前端产生大量噪声残留等缺点。基于本文所讨论的工厂环境中的干扰噪声能量较大,且大部分与宽带平稳噪声类似,并给人的主观听觉感受是低沉浑厚的,因此采用了改进多窗谱谱减法和变步长自适应LMS滤波算法相结合的方法,即通过修改传统多窗谱谱减法中的增益因子函数来对带噪音频进行初步噪声抑制。再参考相关参数对噪声信号进行幅值降低,最后使用基于双曲正切函数调整步长因子的自适应LMS滤波算法对已初步去噪的信号再次去噪,从而实现了音频在信噪比和听觉质量上的提升。

1 改进多窗谱谱减法

经典谱减法的主要思想是利用噪声信号和纯净音频信号之间的相对独立性,在寂静段估计出噪声信号功率谱,然后从含噪音频信号功率谱中减去估计出的噪声信号功率谱,最终得到较纯净的音频谱^[4-5]。虽然经典谱减法可以抑制掉部分噪音保留纯净音频信号中的主要频率成分,但该算法也存在着缺陷^[6-7],实际去噪过程中噪声分量较大时间段内会残留过大的噪声,这些残留噪声在频谱上表现为随机出现的尖峰,在主观听觉上呈现有节奏的噪声,即“音乐噪声”^[8]。“音乐噪声”对纯净音频信号的干扰和淹没作用比背景噪声还严重,因此必须要予以抑制。

多窗谱谱减法是在经典谱减法的基础上改进的谱减法。多窗谱谱减法对同一数据序列用了多个正交的数据窗分别求数据序列的幅度谱和相位谱,然后再将求得数值平均后得到谱估计,因此可以得到较小的估计方差^[9]。对比经典谱减法,多窗谱是一种更为准确的谱估计方法^[10],多窗谱谱函数的定义如式(1)所示。

$$S^m(f) = \frac{1}{L} \sum_{k=0}^{L-1} S_k(f) \quad (1)$$

其中, L 为数据窗个数;第 k 个数据窗的谱:

$$S_k(f) = \Delta t \left| \sum_{n=0}^{N-1} a_k(n) y(n) e^{-j2\pi n f \Delta t} \right|^2 \quad (2)$$

其中, N 为序列长度; $a_k(n)$ 为第 k 个数据窗函数,并且满足多个数据窗之间相互正交:

$$\begin{cases} \sum a_k(n) a_j(n) = 0, & k \neq j \\ \sum a_k(n) a_j(n) = 1, & k = j \end{cases} \quad (3)$$

多窗谱谱减法实现音频去噪的原理如图1所示。

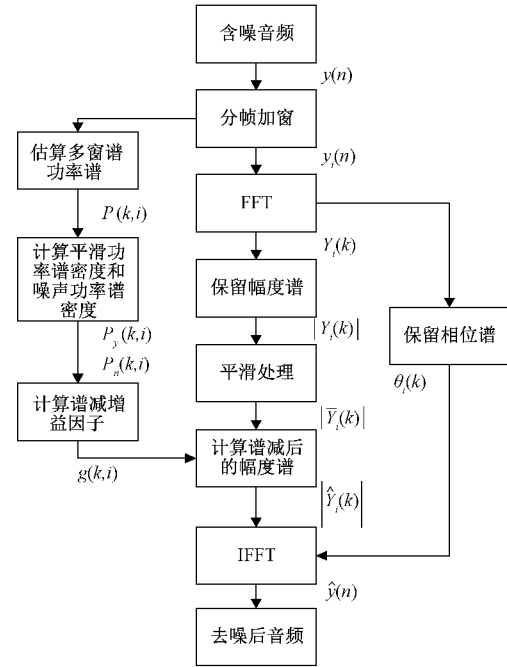


图1 多窗谱谱减法原理

根据图1所示,含噪音频 $y(n)$ 先经过分帧加窗处理得到处理后的信号 $y_i(n)$, $y_i(n)$ 相邻帧之间存在部分重叠。然后对信号 $y_i(n)$ 做快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),并分别求出该信号的幅度谱 $|Y_i(k)|$ 和相位谱 $\theta_i(k)$,并对两个相邻重叠的帧之间做平均处理,以计算其平均幅度谱 $|\bar{Y}_i(k)|$ 。同时将已分帧加窗的音频信号 $y_i(n)$ 进行多窗谱估计,用多窗谱功率谱估计函数计算得多窗谱功率谱密度 $P(k, i)$,其中 k 表示第 k 个频点。同样对功率谱密度也做平均处理,计算其功率谱密度:

$$P_y(k, i) = \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 P(k, i+j) \quad (4)$$

根据含噪音频信号 $y(n)$ 确定噪声段所占有帧长 S ,则噪声的平均功率谱密度为:

$$P_n(k) = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S P_y(k, i) \quad (5)$$

利用谱减关系求得增益因子 $g(k, i)$ 为:

$$g(k, i) = \begin{cases} (P_y - \alpha P_n) / P_y, & P_y - \alpha P_n \geq 0 \\ \beta P_n / P_y, & P_y - \alpha P_n < 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: α 为过减因子; β 为增益补偿因子。根据式(7)和(1)

可以得到谱减后的幅度谱:

$$|\hat{Y}_i(k)| = g(k, i) \times |\bar{Y}_i(k)| \quad (7)$$

再结合上述步骤中保留的相位谱 $\theta_i(k)$ 并进行快速傅里叶反变换 (inverse fast Fourier transform, IFFT), 便可得到多窗谱谱减后的音频信号 $\hat{y}(n)$ 。

传统多窗谱谱减法是利用功率谱密度引出谱减关系中的增益因子 $g(k, i)$, 相对于经典谱减法在平稳噪声信号的干扰下能有较好的去噪效果, 但对于频谱变化较剧烈的非平稳噪声信号其降低了相邻音频信号帧之间的相关性加大了对噪声谱的估计误差, 因此去噪效果并不理想。为此引入先验信噪比对增益因子函数进行改写:

$$\xi(k, i) = \frac{E\{Y_i^2(k) - N^2(k)\}}{\sigma_n^2} = \frac{P_y(k, i) - P_n(k)}{P_n(k)} = \max(\gamma(k, i), 0) \quad (8)$$

式中: $\gamma(k, i)$ 为对应频点处的后验信噪比。可将式(6)可改写为:

$$g(k, i) = \begin{cases} 1 - \alpha / (\xi(k, i) + 1), & g(k, i) \geq 0 \\ \beta / (\xi(k, i) + 1), & g(k, i) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

由于某一频点处先验信噪比与其前一帧对应频点处的先验信噪比和该点处的后验信噪比有关^[11], 因此引入直接决策算法 (direct decision method, DD) 来估计先验信噪比的变化。

$$\xi(k, i) = \alpha_1 \frac{P_y(k, i-1)}{P_n(k)} + (1 - \alpha_1) p(\gamma(k, i) - 1) \quad (10)$$

式中: α_1 定义为平滑系数, $p(x)$ 为半波函数 ($p(x) = x, x > 0; p(x) = 0, x \leq 0$)。恒定的平滑系数无法满足在非平稳噪声下对先验信噪比的准确估计, 因此利用帧间平滑技术和最小误差均方准则 (minimum mean-square error, MMSE) 估计每帧上的平滑系数:

$$\alpha_1(k, i) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{\gamma(k, i)}{\xi(k-1, i)} \right|, & \gamma(k, i) < \xi(k-1, i), \xi(k-1, i) \neq 0 \\ 1 - \left| \frac{\gamma(k, i)\xi(k-1, i)}{\gamma^2(k, i) + \xi^2(k-1, i)} \right|, & \gamma(k, i) > \xi(k-1, i) \end{cases} \quad (11)$$

将式(10)与(11)代入式(9)可得出新的增益因子。再由式(7)可得出去噪后音频信号。改进多窗谱谱减法较传统多窗谱谱减法和经典谱减法确能有效抑制“音乐噪声”并在非平稳环境噪声中能提升音频感知质量。

2 变步长自适应 LMS 滤波算法

自适应滤波是利用前一个时刻已经获得的滤波器参数自动调节当前时刻的滤波器参数, 从而适应信号和噪声未知或随机变化的统计特性, 最终实现最优滤波^[12-13]。LMS 算法是目前实际工程中最简单也是应用最广泛的一种自适应滤波算法。LMS 自适应滤波器主要由两部分组成: 1) 产生输出信号和估计误差的滤波过程; 2) 实现自动调整滤波器抽头权重的自适应过程^[14]。

设纯净音频信号为 $x(n)$, 噪声信号为 $n(n)$, 误差函数为 $e(n)$, 滤波器输出信号为 $d(n)$ 。其原理如图 2 所示。

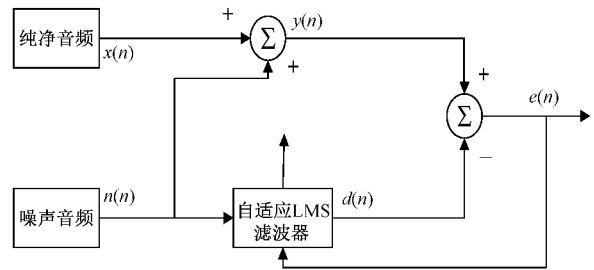


图 2 自适应 LMS 滤波原理

信号 $y(n)$ 包含纯净音频信号 $x(n)$ 和噪声信号 $n(n)$, 其中噪声信号 $n(n)$ 作为参考信号, 则误差函数可表示为:

$$e(n) = y(n) - d(n) = x(n) + n(n) - d(n) \quad (12)$$

对式(12)中两端取平方可得误差函数的二次方:

$$e^2(n) = \{x(n) + [n(n) - d(n)]\}^2 \quad (13)$$

对式(13)两端分别求其数学期望可得均方误差, 且由于纯净音频和噪声不相关, 则均方误差可简化为:

$$E[e^2(n)] = E[x^2(n)] + E[n(n) - d(n)]^2 \quad (14)$$

通过调整自适应 LMS 滤波器的加权系数可以得到 $E[e^2(n)]$ 的最小值, 由于 $E[x^2(n)]$ 为确定值, 所以可得出 $E[n(n) - d(n)]^2$ 的最小值, $E[e^2(n)]_{\min}$ 趋于 $E[n(n) - d(n)]_{\min}^2$, 即输出信号 $d(n)$ 为噪声信号 $n(n)$ 的最佳估计, 此时再由式(12)便可得 $e(n) = x(n)$, 即误差函数为去噪后的纯净音频。基本自适应 LMS 算法的权重递归公式可归结为:

$$d(n) = \mathbf{N}^T(n)\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{N}(n) \quad (15)$$

$$e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{N}(n) \quad (16)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e(n)\mathbf{N}(n) \quad (17)$$

$\mathbf{w}(n)$ 和 $\mathbf{N}(n)$ 分别定义为自适应滤波器的加权系数向量和参考信号向量, μ 为固定步长因子, 也称收敛因子, 其决定了自适应滤波器的收敛速度。

含噪音频通过固定步长自适应 LMS 滤波器后, 输出的音频波形往往在前端会存留一部分较大的残留噪声, 尤其是在低信噪比的输入情况下, 这主要是由于滤波器的延迟所导致的, 要减少自适应滤波器初始端的延迟量可以通过改变步长因子, 但是过大的步长因子可能会导致去噪后音频总体的信噪比下降。同时基于衡量自适应滤波算法优劣性的 3 个重要技术指标即初始收敛速度、时变系统跟踪能力以及稳态失调在步长因子 μ 的选取之间存在的固有矛盾^[15], 因此在处理实际问题中选择固定值的步长因子显然不太合适。为解决上述固定步长因子在实际去噪过程中存在的问题, 许多学者都通过对步长公式进行改进, 利用非线性函数对自适应滤波器的加权向量进行更新。本文采用基于双曲正切函数并引进相关参数来更新自适应滤波器的递归公式和步长公式。

更新后的权重递归公式可归结为:

$$R(n) = mR(n-1) + le(n)N(n) \quad (18)$$

$$w(n+1) = w(n) + \frac{2\mu(n)e(n)N(n)}{\phi + N^T(n)N(n)} \quad (19)$$

$$\mu(n) = a \left(1 - \frac{k+1}{k + \exp(b |e^2(n)| \|R(n)\|^2)} \right) \quad (20)$$

式中: $R(n)$ 为步长反馈因子其表示 n 时刻上的反馈因子与前一时刻的反馈因子、误差信号和参考信号有关,将步长反馈因子 $R(n)$ 的二范数以自变量的形式代入以双曲正切函数为基础的步长迭代公式 $\mu(n) = a \left(1 - \frac{k+1}{k + \exp(b |e^2(n)|)} \right)$ 中可得到式(20)。同时在权重递归的过程即式(19)中引入归一化算法对步长因子 $\mu(n)$ 加以限制,目的是为防止因信号功率过高而导致的算法发散。参数 m, l, k, b 影响步长函数的形状,参数 a 决定步长的取值, ϕ 为常数。

由于在滤波初始阶段误差信号 $e(n)$ 较大,根据式(20)步长因子与误差信号之间的非线性关系,可得到较大的步长因子 $\mu(n)$,从而加快滤波器的收敛速度。随着迭代次数的增加,步长因子随着误差信号的减小而降低,而在收敛稳态下由于误差很小,导致步长因子也很小,使该算法较好的跟踪能力。图3为误差信号与步长因子之间的关系曲线图。

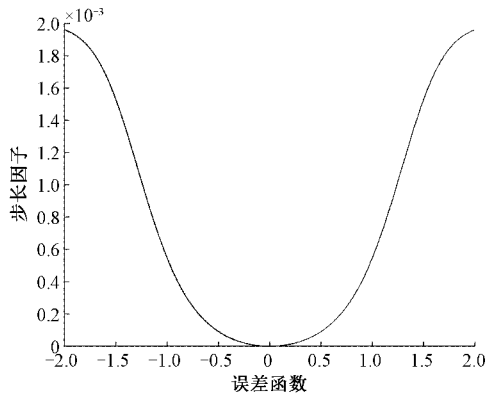


图3 误差函数与步长因子关系曲线图

3 实验仿真与结果分析

结合算法流程如图4所示。

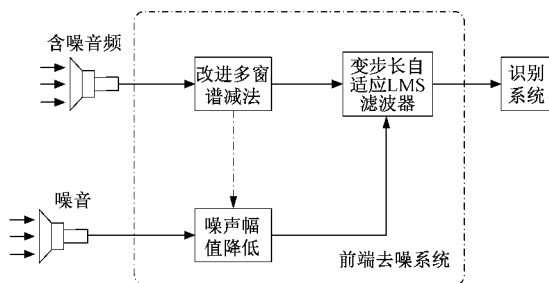


图4 结合算法流程

首先对含噪音频和噪声音频分别采集,将含噪音频通过改进多窗谱减法对其进行初步的噪声抑制,根据初步噪声抑制传递的参数对采集的噪声音频信号进行幅值降低,其目的是为消除含噪音频在经过多窗谱减法去噪后由于音频信号总体幅值降低而导致在自适应滤波阶段而产生较大的参考信号干扰,然后将含噪音频和噪声音频输入到变步长自适应LMS滤波器进行二次降噪从而得到较纯净的有用音频。

本实验所采用环境与素材如下:实验仿真平台为MATLAB(版本:R2018b),操作系统:Windows 10,CPU:Inter Core i5-8300H,内存:8 GB。采用的纯净音频分别为:音频1,液压机工作音频;音频2,皮带输送机工作音频。采样频率均为16 kHz,处理后音频时长均约为3 s。采用的噪声音频分别为:噪声1,NoiseX-92噪声数据库中的factory噪声;噪声2,工业生产车中的实际环境噪声。

音频1信号和噪声1信号的时域图如图5所示。

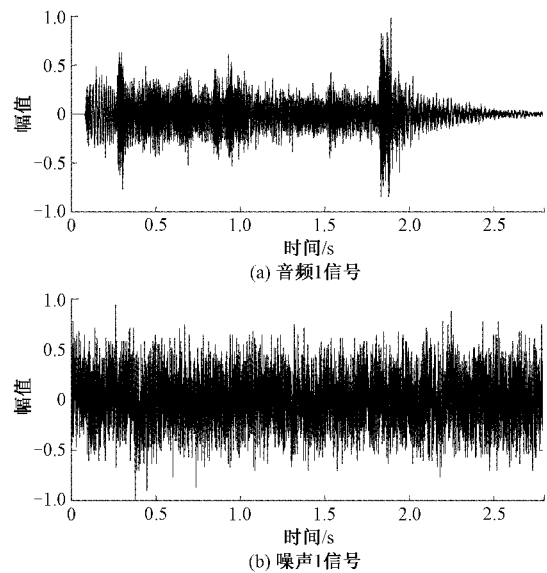
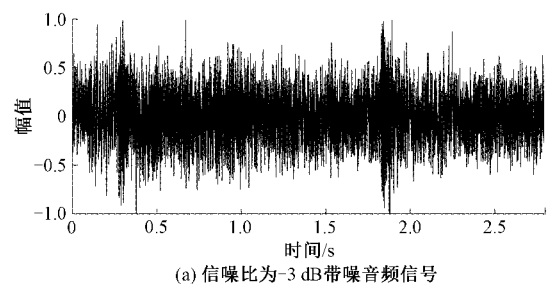


图5 纯净音频1信号与噪声1信号时域波形图

输入信噪比为-3 dB含噪音频时域图和经过本文方法去噪后的音频信号时域图如图6所示。

为了测试本文所提出方法在不同信噪比下的去噪效果,图7和8分别是信噪比为-5和-10 dB情况下的含噪音频和去噪后音频的时域图。



(a) 信噪比为-3 dB带噪音频信号

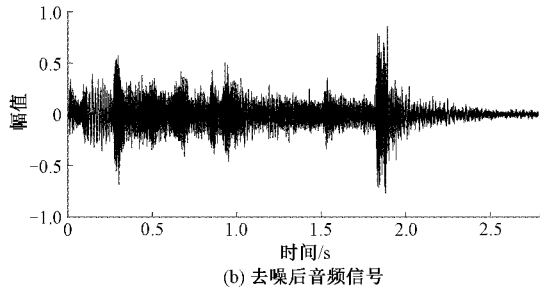


图 6 信噪比为 -3 dB 时本文方法效果图

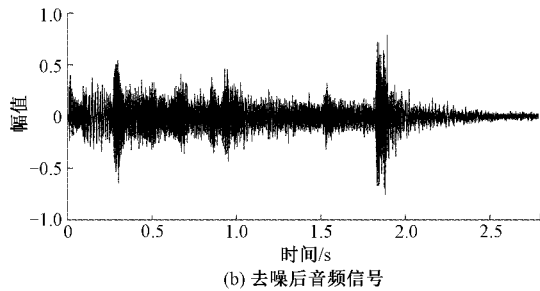
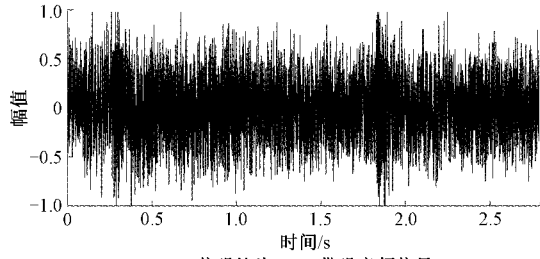


图 7 信噪比为 -5 dB 时本文方法效果图

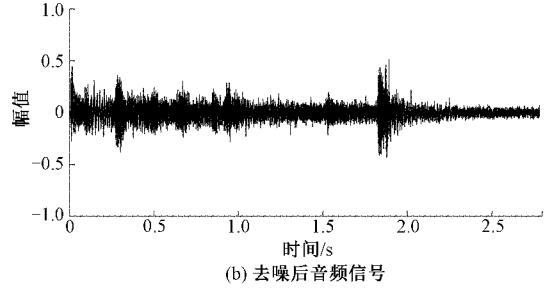
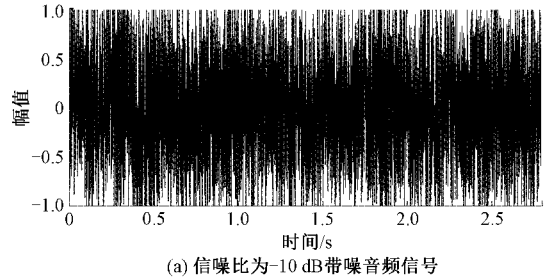


图 8 信噪比为 -10 dB 时本文方法效果图

本文采用信噪比 SNR 作为客观评价标准:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=0}^{N-1} s^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} [y(n) - s(n)]^2} \quad (21)$$

其中, $s(n)$ 为纯净音频信号, $y(n)$ 为带噪音频信号。表 1 为在不同输入信噪比的情况下采用多种方法对含噪音频信号进行去噪处理后的输出信噪比。

表 1 使用不同方法处理含噪音频的结果比较

dB

输入 SNR	输出 SNR								
	多窗谱减法		固定步长自适应 LMS		多窗谱减法级联定步长 LMS		本文方法		
	音频 1	音频 2	音频 1	音频 2	音频 1	音频 2	音频 1	音频 2	
噪声 1	-5	-1.827 8	-0.940 9	5.238 4	5.179 2	5.721 5	5.515 1	8.220 5	6.494 6
	-7	-2.640 3	-2.309 5	3.235 6	3.188 7	4.650 6	4.553 9	6.397 6	5.660 4
	-10	-3.649 4	-3.660 9	0.228 0	0.194 6	3.263 3	3.226 6	4.215 0	4.031 9
噪声 2	-5	-2.396 8	-0.598 6	6.349 6	5.779 7	6.451 2	5.816 3	8.920 8	6.579 0
	-7	-3.797 6	-1.503 2	4.411 0	3.813 5	5.237 8	4.450 8	7.938 2	5.324 3
	-10	-5.290 0	-2.785 5	1.473 8	0.845 4	3.551 9	2.945 6	6.039 3	3.916 5

通过对上述去噪后信号时域波形图与纯净信号时域波形图的对比,以及表 1 的结果比较可以得到结论:本文所采用的方法即改进多窗谱谱减法与变步长自适应 LMS 算法相结合的去噪方法较其他传统去噪方法在恶劣环境下,尤其在复杂的工厂噪声环境中对含噪音频信号的去噪效果和去噪后音频信号的信噪比和听觉质量均有不同程度地提升。在输入信噪比为 -5~-10 dB 的区间内,本文所采用的方法较多窗谱谱减法在信噪比上的提升平均大于 7 dB,较定步长自适应 LMS 滤波去噪平均提升 3~4 dB

左右。较传统多窗谱级联定步长 LMS 算法提升 1~2 dB 左右。在听觉感知质量上,本文采用的方法较多窗谱谱减法和定步长自适应 LMS 算法去噪方法在低信噪比去噪过程中的初始收敛速度上有了相应的提升,使去噪后音频信号前端的噪声残留明显减少并在音频清晰度上有了一定的改善。

4 结 论

本文提出了一种基于改进多窗谱谱减法和变步长自

适应 LMS 滤波算法级联结合的在工厂环境中的音频去噪方法。首先用改进多窗谱谱减法对含噪音频信号进行初步的噪声抑制,在降低噪声分量的同时有效避免了传统谱减法在去噪过程中产生的音乐噪声,然后再将音频信号通过变步长自适应 LMS 滤波器对其进行二次降噪,尽可能去除噪声的同时也有效降低了固定步长自适应滤波器在去噪过程中在音频信号前端所产生的残留噪声。通过对含噪音频信号去噪的仿真实验得出的结果表明,经过本文所采用的方法后,去噪后的音频信号波形和质量均有了一个显著的提升,且以当前的硬件水准完全可以满足该方法的需求,具有比较广阔的实际工程应用价值。

参考文献

- [1] 张满,陶亮,周健. 基于实值离散 Gabor 变换的谱减法语音增强[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(29): 109-113.
- [2] 靳立燕,陈莉,樊泰亭,等. 基于奇异谱分析和维纳滤波的语音去噪算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(8): 2336-2340.
- [3] 韩啸,陈钟荣. 一种改进反正切函数的变步长 LMS 算法[J]. 中国科技论文, 2019, 14(7): 759-764, 772.
- [4] 易子膺,谭建平,刘思思. 基于改进谱减法和 MFCC 的电机异常噪声识别方法[J]. 微特电机, 2017, 45(2): 31-38.
- [5] 郭莉莉,陈永红. 一种改进的谱减法语音增强算法[J]. 通信技术, 2021, 54(6): 1350-1355.
- [6] CAO D, CHEN Z, GAO X. Research on noise reduction algorithm based on combination of LMS filter and spectral subtraction [J]. Journal of Information Processing Systems, 2019, 15(4): 748-764.
- [7] ZHOU Q. Research on English speech enhancement algorithm based on improved spectral subtraction and deep neural network [J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2020, 16(5): 1711-1723.
- [8] 陈修凯,陆志华,金涛. 基于改进 Berouti 谱减法和维纳滤波结合的语音增强算法[J]. 无线通信技术, 2020, 29(2): 1-5, 11.
- [9] 张莉,李文钧,岳克强. 基于自适应参数的多窗谱谱减法算法改进[J]. 软件导刊, 2020, 19(5): 74-77.
- [10] 张青,吴进. 基于多窗谱估计的改进维纳滤波语音增强[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(3): 67-70, 118.
- [11] 沈锁金,欧世峰,刘伟,等. 先验信噪比估计语音增强算法的对比分析[J]. 烟台大学学报(自然科学与工程版), 2017, 30(2): 147-154.
- [12] 任晓敏,李东新. 基于多速率 LMS 算法的语音自适应滤波器[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(9): 68-73.
- [13] 宋知用. MATLAB 语音信号分析与合成: 第 2 版[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2017: 176.
- [14] CHOWDHURY A S K. Implementation and performance evaluation of acoustic denoising algorithms for UAV [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2016, DOI:10.1121/1.4970468.
- [15] 马凯,王易川,陈喆,等. 混响背景下基于分数阶傅里叶变换的自适应 LMS 滤波算法[J]. 声学技术, 2020, 39(6): 769-773.

作者简介

徐金石, 硕士研究生, 主要研究方向为音频信号处理。

E-mail: xujstm@163.com

杨立东, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为音频信号处理与模式识别。

E-mail: yld_nkd@imust.edu.cn