基于自适应波束形成和 ICA 的消噪系统

邱作春[1], 曾庆宁[2]
(1. 盐城师范学院物理科学与电子工程学院, 江苏盐城 224002;
2. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西桂林 541004)

摘要: 介绍了自适应宽带波束形成和快速独立分量分析的基本理论和算法,分析了固定波束形成的理论局限性及自适应宽带波束形成的优越性。提出了一种基于自适应波束形成和独立分量分析的消噪系统,算法显著地抑制了噪声、增强了语音,又具有稳定快速的性能。同时分析了自适应波束形成单元数或者输入信号数对算法性能的影响,对实际应用具有指导意义。

关键词: 波束形成; 负熵; 独立分量分析; 消噪
中图法分类号: TN912.35 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-3630(2008)-01-0119-07

Noise cancellation system based on adaptive beamforming and independent component analysis

QIU Zuo-chun[1], ZENG Qing-ning[2]
(1. School of Physics and Electronics, Yancheng Teachers University, Yancheng 224002, China;
2. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: This paper presents a new hybrid noise cancellation scheme employing Adaptive Beamforming and Fast Independent Component Analysis. The method can restrain noise and enhances speech with stability and fast convergence. Furthermore the influence upon this algorithm when the number of units or input signals of adaptive beamforming varies is studied, which is significant to practical application.

Key words: beamforming; negentropy; independent component analysis; noise cancellation

1 引 言

盲信号处理是 20 实际 90 年代迅速发展起来的一个新研究领域,它在雷达与通信系统、语音信号处理、生物医学信号处理、阵列信号处理、远程传感、地震勘探、数据采掘等领域有非常重要的应用价值。独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是为了解决盲源分离 (Blind Source Separation, BSS) 问题而发展起来的,是 BSS 的一种新方法。ICA 方法利用源信号的统计独立性等容易满足的先验条件,能够从混合信号中重现不可观测的各个源信号分量。

目前 ICA 也被用来消除环境噪声、增强语音。林秋华等[1]使用参考独立分量分析算法,通过合理选择参考信号,能够较好的从加性噪声中恢复原始语音信号。范乐昊等[2]在独立分量分析中引入虚拟噪声通道[3]方法,能够很好地从带有高斯白噪声的混合信号中恢复语音信号。张智林等[4]将均方误差作为降噪的性能指数,对 ICA 算法和传统算法的降噪性能进行了比较。其实验结果表明,ICA 在降噪上的效果优于自适应信号处理算法。

本文介绍了自适应宽带波束形成和快速独立分量分析的基本理论和算法,分析了固定波束形成的理论局限性及自适应宽带波束形成的优越性,提出了一个基于自适应波束形成和独立分量分析的消噪系统,系统稳定快速,且消噪性能好。同时分析了自

收稿日期: 2006-12-07; 修回日期: 2007-04-30
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60272038);2006 年广西研究生教育创新计划项目,广西科学基金(0639028);
作者简介: 邱作春(1977-),男,湖北孝昌人,汉族,硕士研究生,主要研究方向为语音号处理、盲信号处理;
通讯作者: 邱作春, E-mail: qiuzch@163.com

适应宽带波束形成单元数或者输入信号数对算法性能的影响,对实际应用具有指导意义。

2 结构与算法分析

2.1 延迟求和波束形成

延迟求和波束形成(DSBF, Delay and Sum Beamforming)是波束形成方法中的一种典型固定波束形成方法[5],其结构如图1,其原理就是对期望语音信号在各麦克风上的相对时延进行补偿对齐再求和,即实现同相位相加,从而实现语音增强,增强语音 $y(n)$ 为:

$$y(n)=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}x_m(n)=x(n) \tag{1}$$

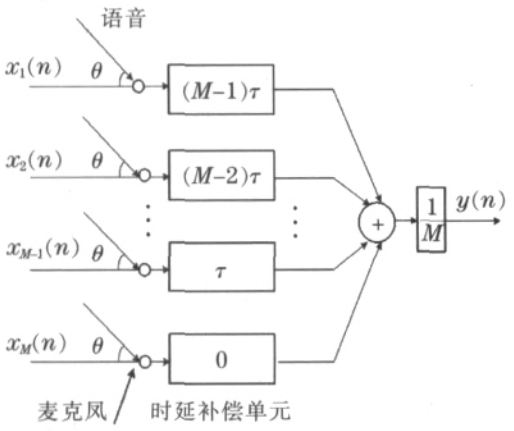

图1 延时求和波束形成结构图

Fig.1 Framework of delay and sum beamforming

DS 波束形成器,结构简单,计算量小,易于实现,可以同时削减环境中相关噪声和不相关噪声。它不要求知道信号的模型及统计特性,另一个好处是,不会在期望语音信号中引入非线性失真,其引起的失真主要来自波束形成过程,而且是线性失真。

固定波束形成缺点是信噪比增益低,消噪效果与麦克风个数、麦克风间隔距离、噪声入射方向等都有关系,一般近似为 $10\lg(M)$[6]。

$$10\lg 2M=3+10\lg M \tag{2}$$

所以,在理论上麦克风数目每增加一倍,则提高信噪比 3dB;即使在理想情况下,要使信噪比提高 20dB,也需要 100 个麦克风阵元,显然阵列就太庞大了。为达到理想语音增强的目的,有必要发展更加有效的波束形成方法。

2.2 自适应波束形成结构与算法

2.2.1 宽带波束形成系统

由于语音信号是宽带信号,应采用宽带波束形成算法进行语音增强。图2即为处理宽带信号的线性阵列框图:多级抽头延迟线的横向滤波器结构。图中,M为接收阵元数,L为抽头数。该结构考虑了整个频率带宽内的波束形成及零陷的形成,计算复杂。自适应波束形成就是要解决这样一个约束优化问题[7]。

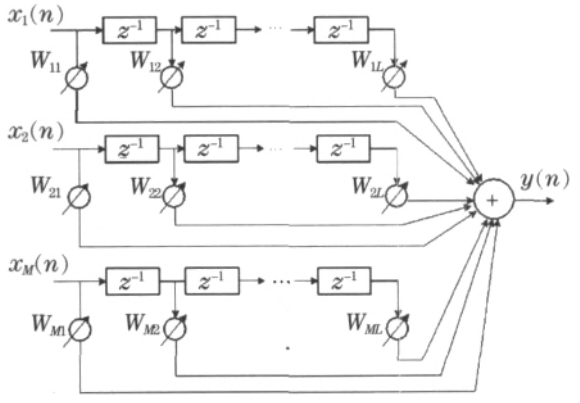

图2 接收宽带信号的线性阵列框图

Fig.2 Linear array framework of receiving wideband signal

把麦克风阵信号写成矢量形式,表示为 $X(n)$

$$X(n)=[x_1(n)\cdots x_M(n)\cdots x_1(n-1)\cdots x_M(n-1)\cdots x_1(n-N+1)\cdots x_M(n-N+1)^T] \tag{3}$$

向量各元素的排列是按照图2中各信号先列后行的次序,维数为 M×L。

而权向量 W 则表示为:

$$W=[w_{11}\cdots w_{M1}\cdots w_{12}\cdots w_{M2}\cdots w_{1N}\cdots w_{MN}]^T \tag{4}$$

向量各元素的排列是按照图2中各权值先列后行的次序,维数维 M×L。

阵列输出信号为

$$y(n)=W^HX(n)=X^H(n)W \tag{5}$$

2.2.2.自适应宽带波束形成语音增强系统

自适应波束形成语音增强系统的结构如图3所示。其中的麦克风阵采用间距为 5cm 或 3cm 的线阵,麦克风数量取 $M(M\leq 10)$ 个,以减小阵列的孔径。语音源离阵列较近,约 15cm~20cm,而噪声源离阵列较远,以便于区分期望的语音信号 s 和噪声干扰 n_i。由于这里采用的微型阵列孔径很小,所以可以忽略各个麦克风上的语音到达时间的不同。每个通道的信号 $x_i(n)$ 就可以表示成期望语音与加性噪声的和:

$$x_i(n)=s(n)+n_i(n),\ i=1,2,\cdots M \tag{6}$$

其中的 $s(n)$ 即期望语音信号,$n_i(n)$ 即第 i 个麦克风上的噪音,n 是时域信号的采样序列。然后系统分两路对含噪信号进行处理:下面的一路采用固定波束形成得到初步增强的语音 $d(n)$,然后将其作为上面一

路自适应滤波的期望信号。通过自适应过程消去相关噪声后,得到的增强信号 e(n) 即最终的增强语音。

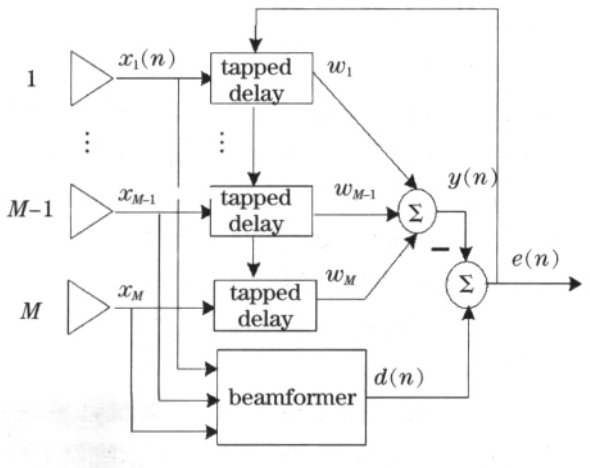

图 3　自适应宽带波束形成系统框图

Fig.3　Framework of adaptive wideband beamforming system

2.3　固定点独立分量分析算法

本文使用的是基于负熵的 ICA 固定点算法 (fixed-point algorithm),这一算法具有比批处理甚至自适应处理更快的收敛速度,因此又被成为 '快速 ICA 算法 '(fast ICA)。

2.3.1　负熵的概念

这里采用的 ICA 分解的基本原则是: 使输出尽可能非高斯化, 在输出分量 y 方差恒定的情况下, 将输入 x 各分量做线性组合 $y=\sum_i w_i x_i$, 优化选择各权重 w_i, 使 y 尽可能非高斯化, 则 y 的非高斯性的每一个局部最大值给出一个独立分量。

负熵可以用来度量信号的非高斯程度。概率论中的中心极限定理表明,在一定条件下,多个独立分布的和的分布趋向于高斯分布。在盲源分离问题中,观测信号是多个独立源信号的线性组合,其高斯性比源信号的高斯性强。反过来说,就是源信号的非高斯性比观测信号的非高斯性强。非高斯性越强信号间越独立,因此可以将非高斯性作为 ICA 的一个准则,来判断信号的分离程度。而负熵用来度量信号的非高斯性, 所以可以用负熵作为 ICA 的准则。同时,信息论表明,在具有同协方差矩阵的分布中,高斯分布的熵最大,用负熵表示一个分布与高斯分布之间的偏离程度,即非高斯性。定义负熵 J(y) 为:

$$J(y)=H(y_{gauss})-H(y) \tag{7}$$

其中 H(y) 表示信息源 y 的熵, $H(y_{gauss})$ 表示与 具有相同协方差的高斯分布的熵。负熵总是非负的,当且仅当 y 为高斯分布时为零。

2.3.2　估计负熵的方法

如果用定义来计算负熵 J(y),则需要先估计概率密度函数(pdf),计算复杂且不稳健,因此需要寻求一个简单的方法来逼近 J(y)。这里采用非线性函数逼近概率密度函数的方法,其原理是当 p(y) 与标准高斯分布 $p_{gauss}(y)$ 相差不大时, p(y) 可以用若干个非线性函数 $G_i(y)$ 的加权和来逼近。在这种情况下可以得到[8]:

$$J(y)\approx\sum_{i=1}^{p}k_i\{E[G_i(y)]-E[G_i(v)]\}^2,\ i=1,\cdots,p \tag{8}$$

其中 k_i 是正的常数, v 是具有零均值和单位方差的高斯变量, y 是具有零均值和单位方差的变量,函数 G_i 是某种非线性函数, p 是用来逼近概率密度函数的 G_i 的个数。

实验中通常 p 取 1 或 2, G_1 是奇函数, G_2 是偶函数。取 2 时负熵的逼近公式为:

$$J(y)\approx k_1\{E[G_1(y)]\}^2+k_2\{E[G_2(y)]-E[G_2(v)]\}^2 \tag{9}$$

取 1 时,只使用一个非线性函数 G_1, 负熵的逼近公式为:

$$J(y)\propto\{E[G_1(y)]-E[G_1(v)]\}^2 \tag{10}$$

其中 $G_i(y)$ 的选择最好能使 $E[G_i(y)]$ 容易求得,并当 y 增大时 $G_i(y)$ 的增长速度不能高于 $|y|^2$, 以便使 $E[G_i(y)]$ 对野点不太敏感。通常选择:

$$G_1(y)=(\lg\cosh a_1 y)/a_1$$

$$G_2(y)=-\exp(-y^2/2)$$

其中 $1\le a_1\le 2$, 一般取 $a_1=1$, 这样就可以估计出 J(y),把它作为 ICA 的目标函数。

2.3.3.采用负熵的 ICA 固定点算法

N 维源信号矢量为 $s(t)=[s_1(t),\cdots,s_N(t)]^T$, $i=1,\cdots,N$, 经过一个 M×N 的混合系统,得到 M 维观察矢量 $x(t)=[x_1(t),\cdots,x_M(t)]^T$:

$$x(t)=As(t) \tag{11}$$

ICA 算法结构如图 4 所示, 先对观察数据去均值和白化,再对白化信号 z 进行变换,使输出 $y_i(t)$ 的方差保持为 1,同时使 $y_i(t)$ 尽可能互相独立。

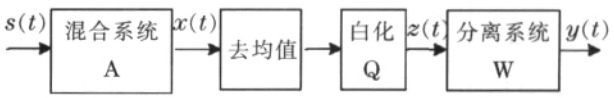

图 4　ICA 算法结构

Fig.4　Framework of ICA algorithm

3　本文提出的消噪系统结构

本文提出的消噪系统结构如图 5 所示。第 I 和第 III 部分为自适应宽带波束形成单元,第 II 部分为

快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, Fast ICA)单元。波束形成能够利用麦克风阵进行时域和空域滤波,从而消去主波束方向之外的噪声信号,并保留期望信号[9]。由于不能获得混合信号的统计特性,因此,实用的消噪系统必须是自适应的,并且这种方法只采用很少的麦克风就可以达到较高的消噪效果。自适应噪声对消是一种常用的去除麦克风信号中相关噪声成分的方法[10]。传统的对消系统是由两个麦克风组成的,这里采用的是含多抽头的多通道宽带阵列作为对消系统的参考信号,主通道信号是用固定波束形成获得的初步的增强语音。

独立分量分析是一种解决盲源分离问题的技术。盲源分离主要利用空间信息,‘盲’是指源信号不能被观测,并且混合信道特征未知,它假设信号统计独立,而自适应算法不要求知道信号的先验统计特性,所以在信号特性上盲源分离和自适应处理可以互补,二者有机结合的方法可以提高系统的消噪性能,并增加算法的稳定性,这在下面的试验中得到了验证。

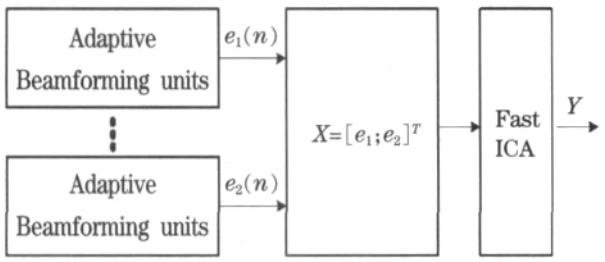

图5 本文提出的消噪系统结构图

Fig.5 The proposed noise canceling system of this paper

如图3所示,自适应宽带波束形成系统采用含多抽头的多通道宽带阵列作为对消系统的参考信号。波束形成能够利用麦克风阵进行时域和空域滤波,从而消去主波束方向之外的噪声信号,并保留期望信号。采用时域波束形成方法:

$$d(n)=\frac{1}{M_i}\sum_{i=1}^{M}x_i(n) \tag{12}$$

因此,只要残余噪声的方向不在主波束的方向上,就会相互抵消,达到初步降噪的目的。

再进入自适应处理过程:首先利用M个麦克风信号作为参考输入$x_i(n)$,那么自适应结构的输出:

$$y(n)=\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{L}w_{ij}(n)x_{ij}(n) \tag{13}$$

其中L代表每个通道抽头的数量。根据LMS算法,主通道信号$d(n)$与输出$y(n)$的差值为:

$$e(n)=d(n)-\sum_{i=1}^{M-1}\sum_{j=1}^{N}w_{ij}(n)x_{ij}(n) \tag{14}$$

每个权更新的表达式为:

$$w_{ij}(n+1)=w_{ij}(n)+\mu x_{ij}(n)e(n) \tag{15}$$

由上述分析可知,这步处理可以对期望方向以外的噪声和干扰实现自适应对消。即当期望方向以外的声场发生变化时(包括方向和强度),麦克风系统都会自适应地补偿这种变化。甚至连微弱的风信号也会被当作干扰加以滤除。

将这里得到的$e(n)$作为ICA的观察信号,将其白化得到$z(t)$。

由于$z_i(t)$已经满足独立性对二阶统计量的要求,因此对$z_i(t)$进行分离时只要考虑三阶以上(通常为三阶或四阶)的统计量,使算法得以简化。如图4所示,用负熵作为准则时[11]:

$$\Delta w_i\propto\frac{\partial J(y_1)}{\partial w_i}=\gamma E\left[zg(w_i^Tz)\right] \tag{16}$$

式中$\gamma=E[G(y_1)]-E[G(v)]$,v是$N(0,1)$,$f(\cdot)$是$F(\cdot)$的导数。为了有好的收敛性能,使用牛顿迭代算法,由于z是白化数据,所以有近似关系:

$$E\left\{zz^Tg'(w_i^Tz)\right\}\approx E[zz^T]E\left[g'(w_i^Tz)\right]$$
$$=E\left[g'(w_i^Tz)\right]\qquad(zz^T=I) \tag{17}$$

简化后可得提取一个独立分量的固定点ICA算法:

$$w_i(t+1)=E\left[zg(w_i^T(t)z)\right]-E\left[g'(w_i^T(t)z)\right]w_i(t) \tag{18}$$

$$w_i(t+1)=\frac{w_i(t+1)}{\left\|w_i(t+1)\right\|_2} \tag{19}$$

以上只是提取了一个独立分量,在每提取一个分量之后,要从观察信号中消去该独立分量,如此重复,直到提取所有的独立分量。假设已经提取了p个独立分量,得到了$w_1,\cdots,w_p$,现在要求取w_{p+1},为了避免重复提取同一个独立分量,需要在每次迭代后对$w_1^Tx,\cdots,w_p^Tx$解相关,这里使用GramSchmidt正交分解方法,消去已提取的独立分量的方法如下[12]:

$$w_{p+1}=w_{p+1}-\sum_{j=1}^{p}w_{p+1}^Tw_jw_j \tag{20}$$

$$w_{p+1}=\frac{w_{p+1}}{\sqrt{w_{p+1}^Tw_{p+1}}} \tag{21}$$

此算法的优点是:由于采用牛顿迭代算法,具有三阶的收敛速度,收敛有保证,迭代过程中无需引入调节步长等人为设置的参数,因而更简单。

4 试　验

这里采用的是在噪声环境下直接录制的含噪语音,而不是像其他文献中常见的语音与噪声分别录制,然后人为地叠加。因此,实验数据更接近真实的噪声环境。实验中说话者均正对麦克风阵,这样在麦克风间隔 d 不太大情况下,近似认为各麦克风上的语音信号无相对时延。噪声源为收音机的失谐声,这种噪声一般可以近似认为是白噪声。麦克风阵列阵元数为 10,同时采集 10 路带噪语音信号,我们分别做了麦克风间距 d 为 5cm 和 3cm 线阵的实验。以垂直于阵列的方向为坐标轴,在 d 为 5cm 时,语音源距离麦克风 20cm,噪声入射方向为 15°;距离麦克风 30cm;在 d 为 3cm 时,语音源距离麦克风 15cm,噪声入射方向为 30°;距离麦克风 30cm。图 7(a)和图 9(a)是采集的 10 路同步含噪语音中的一路,语音为一男声普通话"本段语音间隔 5(3)cm,用于麦克风阵测试"。

试验一:分别用自适应宽带波束形成方法(Adaptive Beamforming)、ICA 方法、本文提出的方法(简称为 BeamformingICA)进行试验,在 d=5cm 时,取出 10 路带噪语音的中间 8 路,SNR 的提高和运行程序的时间消耗如表 1。

表 1　算法性能比较(d=5cm)
Table 1　The comparison of different algorithms

Algorithm	SNR/dB	Elapsed Time/s
Beamforming	8.46	2.25
ICA	21.50	11.99
BeamformingICA	22.04	4.8

表 1 中的 Elapsed time 为运行程序 10 次的平均时间。自适应波束形成算法的 SNR 为 8.46dB,与之相比,本文提出的方法 BeamformingICA 的 SNR 提高了 13.04,虽然时间花销多了 2.55s,但 4.8s 仍然是很快。与 ICA 算法相比,BeamformingICA 在 SNR 增益上只有 0.54dB 的提高,但程序运行时间却降了 60%,而且用 ICA 直接处理麦克风阵带噪语音信号时,程序运行极不稳定,时间最短时为 7.11s,最长时为 15.34s,最长时间为最短时间的两倍多,而用 BeamformingICA 算法时,程序运行极为稳定。图 6 是分别运行 ICA 和 BeamformingICA 程序 10 次的耗时情况,此图可以充分体现BeamformingICA 算法的稳定性,而且运行快速,平均时间为 4.8s。信号波形图如图 7,可以清楚的看出,噪声得到了极大的抑制。

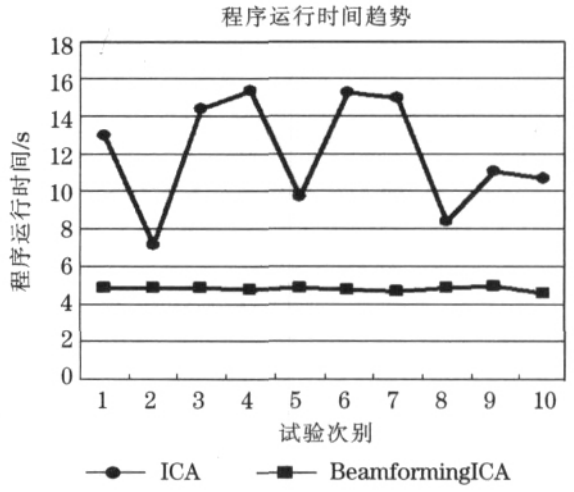

图 6　程序运行时间图(d=5cm)
Fig.6　The elapsed time of program (d=5cm)

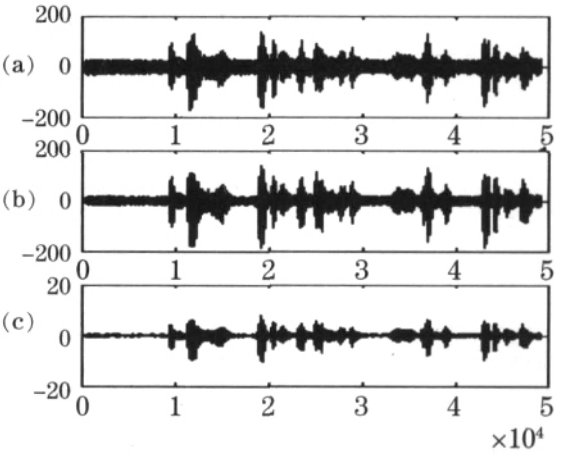

图 7　BeamformingICA 算法消噪结果,信号波形图(d=5cm)
Fig.7　Result for BeamformingICA algorithm(d=5cm)

试验二:为了进一步验证 BeamformingICA 算法的性能,又做了 d=3cm 时的试验。同样取 10 路中的 8 路。试验结果如表 2 所示,程序运行时间趋势如图 8 所示,信号波形图如图 9 所示,所得结论与上一试验相同。比较试验一和试验二,可以看出当 d=5cm 时,算法对 SNR 的提高更大,此时算法的性能好于 d=3cm 时的算法性能。

表 2　算法性能比较(d=3cm)
Table 2　The comparison of different algorithms

Algorithm	SNR/dB	Elapsed Time/s
Beamforming	0.81	2.25
ICA	17.64	10.00
BeamformingICA	17.75	4.60

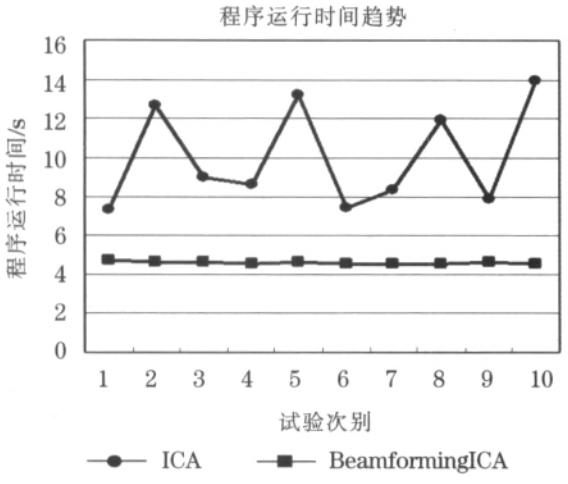

图 8 程序运行时间图(d=3cm)
Fig.8 The elapsed time of program(d=3cm)

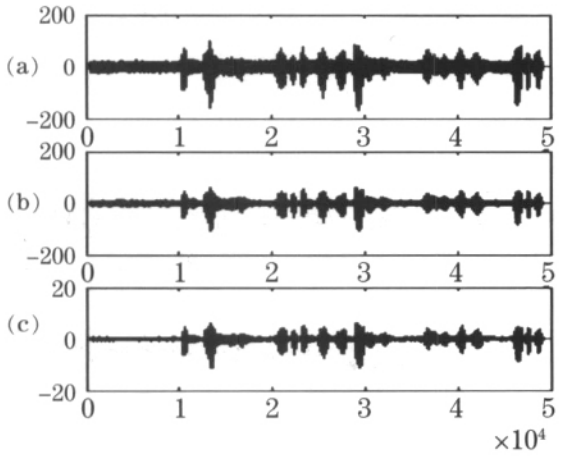

图 9 BeamformingICA 算法消噪结果,信号波形图(d=3cm)
Fig.9 Result of BeamformingICA algorithm(d=3cm)

在图 7 和图 9 中,(a) 为源信号波形图,(b) 为自适应波束形成后的增强信号波形图,(c) 为 BeamformingICA 增强后的信号波形图。可以看出,最后获得的增强语音的质量有显著的提高,尽管残余的背景噪声还没有完全被消除,但试听时,语音的内容已经能够听得很清楚了。

试验三:自适应波束形成单元的输入信号数目为 2,增加自适应宽带波束形成单元数,测试算法的性能。在 d=5cm 时,自适应波束形成单元数为 2、3、4、5 的算法性能如表 3。可以看出,只有一个语音源和一个噪声源时,随着使用自适应波束形成单元数的增多,对提高 SNR 并没有帮助,反而使得时间消耗明显增加, 由两个单元时的 4.93s 增加到五个单元时的 13.17s。这时只使用两个自适应波束形成单元,共 4 个麦克风,即可得到满意效果。这说明当自适应波束形成的输入信号数目固定时时,依靠增加自适应波束形成单元数不能改善算法的性能。

表 3 Beamforming 算法性能比较
Table 3 The comparisons of performance of Beamforming

Adaptive beamforming units	SNR/dB	Elapsed time/s
2	21.72	4.93
3	20.55	7.69
4	21.63	11.28
5	21.63	13.17

试验四:自适应波束形成单元数为 2,增加每个自适应波束形成单元的输入信号数,测试算法性能。在 d=5cm 时,信号输入数为 2、3、4、5 的算法性能如表 4。可以看出, 这四种情况下算法的性能几乎相当,在输入数为 3 和 4 时稍好。这时每个自适应波束形成单元都用两个输入信号,共 4 个麦克风,也得到了满意效果。这说明自适应波束形成单元数固定时,增加每个单元的信号输入数也不能大幅度改善算法的性能。

表 4 Beamforming 算法性能比较
Table 4 The comparisons of performance of Beamforming

Signal numbers	SNR/dB	Elapsed time/s
2	21.72	4.93
3	22.02	4.81
4	22.04	4.82
5	21.81	4.68

从以上试验可以看出,当只有一个噪声源和一个语音源时,应用本文提出的系统,使用两个自适应波束形成单元,每个单元使用两个输入信号,即可得到很好的消噪效果。这时只用了四个麦克风,避免了通过增加麦克风来达到消噪的目的。

5 结 论

本文提出了一种基于自适应波束形成和独立分量分析的消噪系统,适用于低信噪比的情况。算法既很好地改善了信噪比,明显地抑制了噪声、增强了语音,又具有稳定快速的性能。同时分析了自适应宽带波束形成单元数或者输入信号数对算法性能的影响,对实际应用具有指导意义。通过试验,对算法进行了验证,结果表明算法是有效的。

参 考 文 献

[1] 林秋华, 郑永瑞, 殷福亮. 基于参考独立分量分析的语音增强方法[J]. 大连理工大学学报, 2006, 46(6): 915-919.
LIN Qiuhua, ZHENG Yongrui, YIN Fuliang. Speech enh-

ancement method based on ICA-R[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2006, 46(6): 915-919.

[2] 范乐昊, 邱晓晖, 司海飞. 基于独立分量分析的噪声消除技术[J]. 金陵科技学院学报, 2006, 22(4): 46-48.
FAN Lehao, QIU Xiaohui, SI Haifei. The technology of denosing based on independent component analysis[J]. Journal of Jinling Iinstitute of Technology, 22(4): 46-48.

[3] 焦卫东, 杨世锡, 吴昭同. 基于独立分量分析的噪声消除技术研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2004, 38(7): 872-876.
JIAO Weidong, YANG Shixi, WU Zhaotng. Study of noise removal technique based on independent component analysis[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2004, 38(7): 872-876.

[4] 张智林, 皮亦鸣, 孙志坚. 基于独立分量分析的降噪技术[J]. 电子科技大学学报. 2005, 34(3): 296-299.
ZHANG Zhilin, PI Yiming, SUN Zhijian. Independent component analysis based denoising technology[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China. 2005, 34(3): 296-299.

[5] Youngwook Ko, Jeff Foutz. Speech enhancement using microphone arrays[R]. EEE607 Project Report, Spring 2001.

[6] John E Adcock. Optimal filtering and speech recognition with microphone arrays[D]. The Division of Engineering of Brown University, May 2001.

[7] Byung-Chul Kim, I-Tai Lu. High resolution beamforming based on the MVDR method[A]. OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition[C]. 2000, 2(11-14): 1025-1028.

[8] A Hyvarinen. New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit [J]. Advance in Neural Information Processing Systems, 1998, 10: 273-279.

[9] Osamu Hoshuyama, Akihiko Sugiyama (NEC Corporation). An adaptive microphone array with good sound quality using auxiliary fixed beamformers and Its DSP implementation[A]. ICASSP[C]. 1999, 2: 949-952.

[10] LIU Tienan, WANG Liguo, XU Baochang, XIE Aihua, ZHANG Hang. Adaptive noise canceler and its applications for systems with time-variant correlative noise[A]. Intelligent Control and Automation, 2002. Proceedings of the 4th World Congress on[C]. 2002, 2(10-14): 1412-1415.

[11] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. 97-101.
YANG Fusheng, HONG Bo. The principle and application of independent component analysis[M]. Beijing: Tsinghua University publishing House, 2006, 97-101.

[12] Hyvarinen A. Fast and robust fided-point algorithm for independent component analysis[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.