

基于波束形成与 SSA 的多麦克风噪声消除

董鹏宇, 林涛

(同济大学超大规模集成电路研究所, 上海 200092)

摘要: 提出一种基于波束形成技术与信号子空间滤波器的多麦克风噪声消除方法。利用波束形成器的空域滤波特性, 使波束主瓣对准期望信号方向, 零陷对准噪声方向, 消除观察信号中弱相关与不相关噪声。利用信号子空间滤波器进一步消除波束形成器输出信号中的残余噪声。实验采用 NOISEX92 语音库, 结果表明该方法具有较低的算法复杂度, 有效降低了背景噪声。

关键词: 波束形成; 噪声消除; 子空间分解

Multi-microphone Noise Reduction Based on Beamforming and SSA

DONG Peng-yu, LIN Tao

(VLSI Institute, Tongji University, Shanghai 200092)

【Abstract】 This paper proposes a new approach combining beamforming and subspace filter for noise reduction under multi-microphone condition. The directional characteristic of beamforming provides nulls against the noise signal and directional lobe to the target signal. The output of beamforming acts as input signal of subspace filter. Experimental results show that the method outperforms conventional algorithms in noise reduction, while its computation complexity is reduced.

【Key words】 beamforming; noise reduction; subspace division

1 概述

单麦克风系统只能获取信号的时频域特性, 与之相比, 多麦克风语音增强系统可以考察信号的空间域信息, 具有更好的降噪性能。近年来, 随着手机、车载电话、数字助听器个人通信终端的普及和对通话质量要求的提高, 由少量麦克风组成的多路麦克风噪声消除算法成为人们研究的重点。

目前, 在多麦克风条件下信号子空间分解噪声消除法虽然可以有效除去噪声, 但由于多数需要实时计算大规模矩阵的奇异值分解^[1-2], 因此不可避免地存在算法复杂度高的缺点。本文为降低多麦克风条件下子空间分解算法的复杂度及改善消噪性能, 提出一种新的基于信号子空间滤波器与波束形成技术的多麦克风噪声消除方法。

2 波束形成与信号子空间法(SSA)

2.1 多麦克风噪声消除信号模型与问题描述

假设麦克风数目为 M , 每个麦克风在时间 n 观察到的信号可表示为

$$y_i[n] = x_i[n] + v_i[n], i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中, $x_i[n]$ 为期望语音信号; $v_i[n]$ 为加性噪声信号, 其可能为有色噪声或白噪声并且与期望语音信号互不相关。

多麦克风噪声消除模型如图 1 所示。

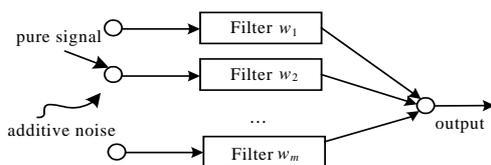


图 1 多麦克风噪声消除模型

多麦克风语音增强的目的是设计一组滤波器, 从受噪声污染的观察信号中提取尽可能纯净的原始语音。

$$y_e(n) = \sum_{i=1}^M w_i(n)y_i(n) \quad (2)$$

其中, $y_e(n)$ 为还原后语音信号。

2.2 自适应波束形成

自适应波束形成理论作为固定延时相加波束形成法的扩展具有更好的鲁棒性, 广泛应用于多麦克风语音增强系统中。自适应波束形成通过调节各传感器单元的加权幅度和加权相位, 来改变麦克风阵列的方向图, 使主瓣对准期望信号的同时零点对准噪声。基于多麦克风最小均方(LMS)自适应波束形成算法是一种简单实用的自适应波束形成算法。LMS 的优点是结构简单、算法复杂度低、易于实现、稳定性高, 缺点是收敛速度较慢。为提高收敛速度, 人们提出变换域的自适应滤波方法, 块 LMS 算法使自适应滤波器逐块更新而非传统 LMS 滤波器逐点更新, 基于范数约束自适应算法实现权值更新以及频域无约束。LMS 横向滤波器结构如图 2 所示。

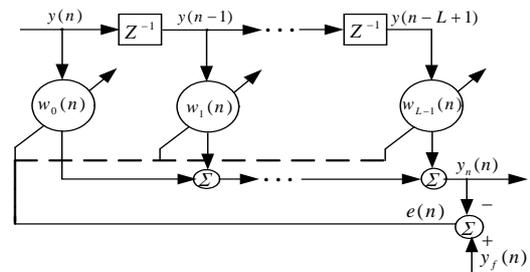


图 2 LMS 横向滤波器结构

作者简介: 董鹏宇(1980-), 男, 博士研究生, 主研方向: 多媒体信号处理; 林涛, 教授、博士生导师、长江学者

收稿日期: 2008-09-10 **E-mail:** dongpengyu@gmail.com

图 2 中的输入向量为 $[y[n], y[n-1], \dots, y[n-L+1]]^T$ ，对应的抽头权向量为 $[w_0[n], w_1[n], \dots, w_{L-1}[n]]^T$ 。

LMS 算法的梯度向量通过计算抽头输入相关矩阵 R 和抽头输入与期望响应互相关向量 p 得到

$$\nabla J(n) = -2p + 2Rw(n) \quad (3)$$

将瞬态估计 $\hat{R}(n) = y(n)y^H(n)$ ， $\hat{p}(n) = y(n)y_f^*(n)$ 代入式(3)，得到梯度向量瞬态估计：

$$\nabla J(n) = -2y(n)y_f^*(n) + 2y(n)y^H(n)\hat{w}(n) \quad (4)$$

推出 LMS 算法权值更新公式为

$$\hat{w}(n+1) = \hat{w}(n) + \mu y(n)[y_f^*(n) - y^H(n)\hat{w}(n)] \quad (5)$$

与在时域上自适应波束形成相比，在频域上自适应波束形成算法的收敛速度较快、性能较好。

2.3 信号子空间法

信号子空间语音增强是将含噪语音信号分解到信号子空间与噪声子空间。通常假定语音信号仅存在于信号子空间中，而噪声信号分布于整个空间。因此，仅用信号子空间中的语音信号分量来估计原始的语音信号。

信号子空间最优滤波器通过下式计算：

$$H_{opt} = R_x(R_x + \mu R_n)^{-1} \quad (6)$$

其中， R_x 为纯净语音信号的协方差矩阵； R_n 为噪声信号的协方差矩阵； μ 为拉格朗日算子。由主分量分解原理可知， R_x 必可分解为特征相量阵 U 与特征值对角阵 Λ_x 乘积的形式：

$$R_x = U\Lambda_x U^T \quad (7)$$

将式(7)代入式(6)，得：

$$H_{opt} = U\Lambda_x(\Lambda_x + \mu U^T R_n U)^{-1} U^T \quad (8)$$

在实际应用中，仅通过观测信号通常无法直接得出纯净语音信号的协方差矩阵及其特征值分解。假定噪声信号与语音信号互不相关， R_y 为带噪语音信号的协方差矩阵，即

$$R_y = R_x + R_n \quad (9)$$

文献[3]通过如下变换计算最优滤波器：

$$\Sigma = R_n^{-1} R_x = R_n^{-1} (R_y - R_n) = R_n^{-1} R_y - I \quad (10)$$

$$A = V^T \Sigma V, \quad I = V^T R_n V \quad (11)$$

其中， A 和 V 分别为 Σ 的特征值矩阵和特征向量矩阵。

将式(11)代入式(8)可得

$$H_{opt} = V^{-T} A(A + \mu I)^{-1} V^T \quad (12)$$

文献[3]中的子空间分解法是基于单麦克风语音增强系统，文献[1-2]将信号子空间分解算法扩展到多麦克风噪声消除系统中。麦克风数目为 M ，式(6)在多麦克风条件下重写为

$$\bar{R}_y = \begin{bmatrix} R_{y,11} & R_{y,12} & \dots & R_{y,1M} \\ R_{y,21} & R_{y,22} & \dots & R_{y,2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{y,M1} & R_{y,M2} & \dots & R_{y,MM} \end{bmatrix} = \bar{R}_x + \bar{R}_n \quad (13)$$

由此可见，假设滤波器长度为 L ，子空间分解法在多麦克风条件下则需要对 $ML \times ML$ 维矩阵做特征值分解，计算量较大。文献[2]中通过递归更新算法在一定程度上降低子空间分解的算法复杂度。

3 多麦克风噪声消除方法

为降低多麦克风信号子空间分解法的算法复杂度，避免对超大规模矩阵进行特征值分解，本文在常规多麦克风信号

子空间分解法中引入了自适应波束形成器，并对其进行了算法改进，使之具有较低的运算复杂度。利用波束形成器的空域滤波特性使波束主瓣对准期望信号方向，零陷对准噪声方向消除观察信号中弱相关与不相关噪声。信号子空间滤波器进一步消除波束形成器输出信号中的残余噪声。

3.1 改进的自适应频域 LMS 算法

图 2 中的具有 L 个抽头权值的 LMS 算法，其抽头权值与抽头输入一一对应。在传统的逐点更新 LMS 算法中，每计算 1 个输出需要 L 次乘法，而更新 1 次抽头权值也需要 L 次乘法，故每次迭代需要 $2L$ 次乘法。对于 L 个输出样值，所需要的乘法次数为 $2L^2$ 次。针对传统 LMS 算法复杂度高的缺点，Ann Spriet 等人在快速块 LMS 算法基础上通过改进 LMS 算法中的步长矩阵^[4]，进一步降低了算法复杂度。

以上 LMS 算法改进均在图 2 的横向滤波器架构下进行，即抽头权值与抽头输入一一对应。考虑到语音信号缓慢变化的特点，文献[5]提出“一对多”的滤波器抽头权值更新算法，即 L 个输入共享 1 个滤波器权值。因此， M 路多麦克风语音增强系统中的 LMS 滤波器权值便由 $M \times L$ 维矩阵退化为 $M \times 1$ 维向量，通过对滤波器抽头权值更新算法的矩阵降维，达到了降低了 LMS 运算复杂度的目的。

3.2 结合波束形成与信号子空间分解的方法

目前基于多麦克风的子空间分解法大多需要对大规模矩阵做矩阵分解运算。在文献[2]中需要做广义奇异值分解的矩阵维数达到了 $p \times ML$ ，其中， $p \gg ML$ ；滤波器长度为 L ；麦克风数目为 M 。如此大规模的矩阵分解运算很大程度上限制了子空间分解法在多麦克风环境下运用。

本文提出结合波束形成与信号子空间分解的方法，结构如图 3 所示，通过改进的自适应波束形成器对多路语音信号进行初始对准，滤除其中弱相关与不相关噪声。同时空间波束形成滤波器的输出作为子空间分解滤波器的输入。由于此时输入信号已由原来的多路带噪语音信号变成经过初步噪声消除的单路语音信号，避免了多麦克风子空间分解中的大规模矩阵分解运算，有效降低了算法复杂度。

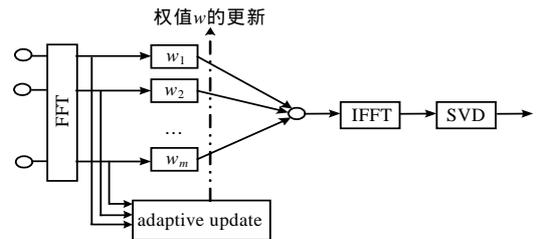


图 3 结合波束形成与信号子空间分解的结构

结合波束形成与信号子空间分解的方法实现步骤如下：

(1) 对输入信号进行 FFT 变换得到频域信号 $X(f, n)$ 。

(2) 采用改进的 LMS 自适应算法滤波：

$$Y(f, n) = W^T(n)X(f, n) \quad (14)$$

权值按照下式更新：

$$W(n+1) = W(n) + 2\mu e(n)X^*(f, n) \quad (15)$$

(3) 对波束形成输出信号进行 IFFT 变换，得出初步增强的时域语音信号 $y(n)$ ，参考信号 $y_r(n)$ 可选中间一路麦克风的观察信号或固定波束形成器输出信号

$$e(n) = y_r(n) - y(n) \quad (16)$$

(4) 将步骤(3)中输出的语音信号 $y(n)$ 作为子空间分解滤波器的输入，计算观察信号的协方差矩阵 R_y ，根据文献[6]

的语音活动检测算法，在当前帧为噪声时， $R_n = R_y$ ，按式(10)~式(12)计算最优子空间分解滤波器。

(5)处理后输出的增强语音信号为

$$\hat{y}(n) = H_{opt} y(n) \quad (17)$$

以上运算以帧为单位，帧长为 20 ms，同时在子空间分解滤波器单元运算中采用了文献[1]的子采样算法。将 1 帧数据细分为几组向量，向量间共用同一个子空间滤波器，从而进一步降低了矩阵分解运算的算法复杂度。

4 实验结果与分析

实验采用线性排列的 4 个间距为 5 cm 的麦克风组成的语音采集系统，采样率为 16 kHz，说话人位于阵列的正前方，噪声取自 NOISEX-92 数据库。图 4~图 7 比较了带噪语音信号、纯净语音信号、采用本文基于波束形成与子空间分解算法处理后的语音信号，以及采用文献[2]中单纯基于子空间分解算法处理后的语音信号的时域波形。可以看出，采用本文算法处理后的语音信号噪声进一步降低。

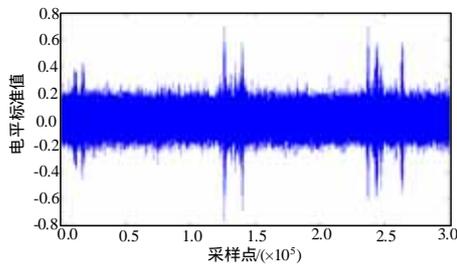


图 4 麦克风采集到的原始信号

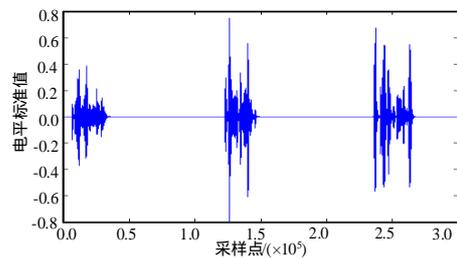


图 5 纯净语音信号

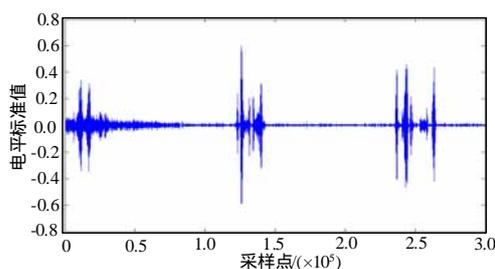


图 6 采用本文算法处理后的信号

(上接第 229 页)

6 结束语

本文提出一种适用于宽带无线多媒体网络的上行随机接入方案。通过对随机接入前导信号的设计以及单门限检测算法的分析，有效降低了计算的复杂度，同时提高了算法本身的性能。仿真实验结果表明，本文提出的算法能够用于宽带多媒体系统，且具有较好的检测性能。

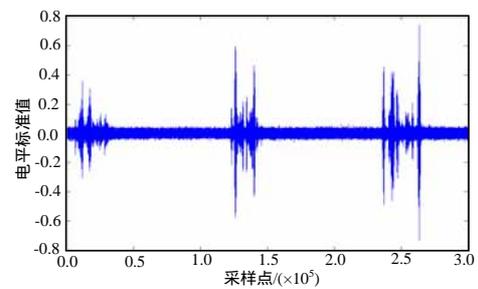


图 7 文献[2]算法处理后的信号

分析算法复杂度可以发现，文献[2]中需要对 $p \times ML$ 维矩阵做广义奇异值分解，文献[1]中需要对 $ML \times ML$ 维矩阵做特征值分解，计算量较大。本文提出的算法只需分解 $L \times L$ 维矩阵，避免了大规模矩阵分解运算，有效降低了算法复杂度。

5 结束语

本文提出一种融合波束形成技术与信号子空间滤波器的噪声消除方法，通过对波束形成器的自适应算法进行改进，降低算法复杂度。改进的波束形成器将多路带噪语音信号变成经过初步噪声消除的单路语音信号，避免了子空间分解中的大规模矩阵分解运算。实验结果证明，该方法的降噪性能优于传统多麦克风信号子空间分解算法，有效降低了算法复杂度。

参考文献

- [1] Jabloun F. Perceptual and Multi-microphone Signal Subspace Techniques for Speech Enhancement[D]. Montreal, Canada: McGill University, 2004-05.
- [2] Doclo S. Multimicrophone Noise Reduction Using Recursive GSVD-based Optimal Filtering with ANC Postprocessing Stage[J]. IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, 2005, 13(1): 53-69.
- [3] Hu Yi, Loizou C. A Subspace Approach for Enhancing Speech Corrupted by Colored Noise[C]//Proc. of ICASSP'02. Orlando, USA: [s. n.], 2002.
- [4] Spriet A, Moonen M, Wouters J. Robustness Analysis of Multi-channel Wiener Filtering and Generalized Sidelobe Cancellation for Multi-microphone Noise Reduction in Hearing Aid Applications[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2005, 13(4): 487-503.
- [5] Dong Pengyu, Lin Tao. A Low Complexity Noise Reduction Approach for Stationary Noise[C]//Proc. of WCICA'08. [S. l.]: IEEE Press, 2008.
- [6] Prasad R V, Muralishankar R. Voice Activity Detection for VoIP-Information Theoretic Approach[C]//Proc. of IEEE Global Telecommunications Conference. San Francisco, USA: [s. n.], 2006.

参考文献

- [1] Kishiyama Y. Investigations on Random Access Channel Structure for E-UTRA Uplink[J]. Science Links Japan, 2006, 106(305): 131-136.
- [2] Zhang Xiaodong, Li Mingqi, Hu Honglin, et al. DFT Spread Generalized Multi-carrier Scheme for Broadband Mobile Communications[C]//Proc. of the 17th Annual IEEE Int'l Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. [S. l.]: IEEE Press, 2006.