基于盲源分离的回声抵消算法对比研究

张哲^{1,2}, 杨飞然^{1,2*}, 杨军^{1,2*}

1. 中国科学院声学研究所, 噪声与振动重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 100049

*联系人, 杨飞然, E-mail: feiran@mail.ioa.ac.cn; 杨军, E-mail: jyang@mail.ioa.ac.cn

收稿日期: 2021-09-08; 接受日期: 2021-11-03; 网络出版日期: 2022-03-17

国家自然科学基金(编号: 62171438)和中国科学院青年促进会(编号: 2018027)资助项目

摘要 通信系统中存在的声学回声和线路回声严重影响语音通信质量, 回声抵消是消除回声干扰、提高语音质量的有效方法. 近年来基于盲源分离的回声抵消算法展现出优势, 在没有双讲检测情况下仍可取得较好的回声消除效果. 本文系统比较了现有的基于盲源分离的回声抵消算法的性能. 选取了NG-ICA, Aux-ICA和MICA三种时域算法进行线路回声抵消仿真, wRLS, batch-ICA, online-IVA和我们所提基于最大似然估计的方法等4种频域算法进行声学回声抵消仿真. 在回声路径改变以及双端对讲情况下分析对比算法的收敛速度、跟踪速度以及应对近端语音干扰的稳定性. 仿真结果表明, 该类算法大都存在跟踪性能与近端干扰敏感性的冲突. 在设定最优参数兼顾算法复杂度情况下, 时域MICA算法在提高收敛速度的同时能够保证较高回声衰减量, 频域算法中wRLS算法和基于最大似然估计的方法取得了较高的回声衰减量.

关键词 回声抵消, 盲源分离, 双端对讲, 自适应滤波

PACS: 43.60.-c, 43.60.Mn, 43.58.Kr

1 引言

语音通信系统中存在回声干扰, 根据产生原因可将回声分为声学回声和线路回声两类. 声学回声是由于通信设备中扬声器发出的声音会被传声器拾取后再次发送到远端而形成; 线路回声是由于电话网络中的二四线转换器电路阻抗与电话终端阻抗不匹配时导致输入信号泄漏而形成. 针对两种回声消除的技术分别称为声学回声消除(Acoustic Echo Cancellation, AEC)和线路回声消除(Line Echo Cancellation, LEC). 回声抵

消是通过对回声路径的辨识来估计回声信号, 当滤波器响应与回声路径相等时, 估计的回声和真实的回声便可相减抵消达到消除回声的目的.

回声抵消的典型方案是自适应滤波算法. 最小均方(Least Mean Square, LMS)类算法^[1-3]被广泛应用到各种场景下的回声抵消, 此类算法是以最小化估计回声和真实回声的均方误差为目标调整滤波器的系数. 回声抵消的另一种常见算法是递归最小二乘(Recursive Least Square, RLS)算法^[1,4], RLS算法采用时间平均的处理方式, 因此最优滤波器的估计依赖于计算所

引用格式: 张哲, 杨飞然, 杨军. 基于盲源分离的回声抵消算法对比研究. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52: 244304

Zhang Z, Yang F R, Yang J. A comparative study of echo cancellation algorithms based on blind source separation (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2022, 52: 244304, doi: 10.1360/SSPMA-2021-0257

使用的数据量. 在通信系统中, 双端对讲时近端语音的存在会导致回声路径估计不准确. 应对双端对讲问题主要有两种技术手段: 一种是双端对讲检测(Double-talk Detection, DTD)技术^[5,6], 使滤波器系数在双端对讲时停止更新, 但是设计一个性能优越的双端对讲检测器非常具有挑战性; 另一种行之有效的方法是对算法的步长进行自适应控制, 文献^[7,8]提出了变步长频域自适应滤波算法, 提高了算法的收敛速度且不需要明确的双端对讲检测.

近年来, 盲源分离的思想被应用到回声抵消中, 在双端对讲情况下表现出良好性能. 该方法是利用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)的方法估计回声信号, 回声抵消中的远端信号是已知的先验信息, 因此这种方法称为半盲源分离(Semi-blind Source Separation, SBSS). 半盲源分离框架是Joho等人^[9]提出, Schobben和Sommen^[10], Miyabe等人^[11]将其成功应用到了频域多通道盲源分离和回声抵消的结合. Kim等人^[12]利用盲源分离作为预处理过程消除回声抵消过程中的噪声干扰. Yang和Sakai^[13]利用最小化互信息的自然梯度下降独立成分分析方法进行回声路径辨识以实现时域单通道回声抵消. Nesta等人^[14]提出了一种批量在线SBSS多通道回声抵消算法, 自适应过程更加稳定且整体改善了回声消除性能. Wada等人^[15-17]深入分析了基于半盲源分离数据批处理的立体声回声抵消滤波器的收敛性能、回声返回损失增益(Echo Return Loss Enhancement, ERLE)、失调表现和算法稳定性. Takeda等人^[18]提出了一种结合了去混响和回声消除的低复杂度算法. Gunther等人^[19,20]利用多维独立成分分析(Multidimensional ICA, MICA)的思想, 通过计算非平稳声源的时域相关函数实现单通道线路回声和声学回声消除, Koldovský等人^[21]在此基础上将其改进为在线自适应算法. Yang等人^[22]将多延迟滤波器和盲源分离结合, 在不同混响时间情况下取得较好回声抵消效果. Na等人^[1]采用带有辅助函数的独立成分分析算法(Aux-ICA)在时域推导出滤波器的计算方法, 发现基于Aux-ICA的回声抵消方法可以视作一种加权的RLS算法. Mohanaprasad和Arulmozhiarman^[23,24]在小

波域采用多种ICA代价函数实现了单通道回声消除. Park等人^[25]用ICA方法消除了回声的非线性成分, Cheng等人^[26]利用无记忆非线性的级数展开和独立向量分析(Independent Vector Analysis, IVA)的方法, 将各阶基函数视作参考信号实现非线性回声抵消. Wang等人^[27]在超高斯分布的假设下利用ICA中的辅助函数得到回声路径估计, 实现了频域加权递归最小二乘的回声抵消方法. Na等人^[28]利用ICA思想将回声抵消、去混响和声源分离结合到同一框架实现语音前端多任务在线处理.

尽管有很多基于盲源分离的回声抵消算法被提出, 但是目前并没有文献对这一类算法进行全面的性能分析和比较. 本文选取了基于自然梯度下降的ICA方法(NG-ICA)、带辅助函数的ICA方法(Aux-ICA)和多维ICA方法(MICA)等3种时域算法, batch-ICA, on-line-IVA, wRLS以及我们所提的基于最大似然估计的SBSS算法^[2](MLE-SBSS)共4种频域算法, 进行详细的单通道回声抵消仿真对比, 探究各种方法在单端讲话、双端对讲和回声路径改变等3种典型场景下的回声衰减量、收敛速度和跟踪能力等性能, 为算法的实际应用提供参考.

2 半盲源分离框架中的回声抵消信号模型

图1展示了声学回声和线路回声同时存在的场景. PSTN电话设备终端的近端信号由于阻抗不匹配发生泄漏形成线路回声, 远端的设备如果不采取消除回声的手段会导致传声器再次拾取扬声器信号形成声学回声.

声学回声和线路回声均可视为已知信号在经过一个未知的系统后被传声器拾取, 两种回声消除方法的本质是相同的. 如图2所示, 在远端信号 $x(n)$ 和传声器信号 $y(n)$ 已知的情况下, 通过自适应的方法使滤波器系数 $w(n)$ 逼近真实的回声路径 $h(n)$, 从传声器接收到的信号中减去估计的回声信号, 并利用估计的误差信号 $e(n)$ 调整滤波器系数.

本文只考虑线性回声抵消, 传声器拾取的信号可以表示为

1) <https://github.com/nay0648/bssaec2020>

2) Zhang Z, Wang T, Yang F, et al. An acoustic echo cancellation method based on semi-blind source separation (in Chinese). Journal of Network New Media, in press [张哲, 王泰辉, 杨飞然, 等. 一种基于半盲源分离的回声抵消方法. 网络新媒体技术(已录用)]

图 1 回声产生与消除系统示意图

Figure 1 Diagram of echo generation and cancellation system.

图 2 自适应滤波示意图

Figure 2 Diagram of adaptive filtering.

$$y(n) = d(n) + v(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) + v(n), \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$ 是长度为 M 的远端信号向量, $\mathbf{h} = [h_0, h_1, \dots, h_{M-1}]^T$ 是回声路径向量, $v(n)$ 为近端信号(包括本地背景噪声). 假设 $x(n)$ 和 $v(n)$ 均为零均值信号且 $x(n)$ 与 $v(n)$ 统计独立. 由此可得到 ICA 的扩展混合模型如下:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ y(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{h}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ v(n) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中 $\mathbf{I}$ 是单位矩阵. 分离模型可表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ \hat{v}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{w}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ y(n) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

由于分离矩阵中仅 $\mathbf{w}$ 是未知的, 且当 $\mathbf{w} = -\mathbf{h}$ 时系统达到最优. 由于待估计信号向量中 $\mathbf{x}(n)$ 是已知的, 分离过程中具有一定的先验信息, 因此该模型称为半盲源分离模型.

3 基于半盲源分离的回声抵消算法

3.1 时域 SBSS 方法

NLMS 是解决回声抵消问题的经典算法. 式(4)和

(5) 为 NLMS 算法的迭代过程:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu e(n) \mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) + \sigma}, \quad (4)$$

$$e(n) = y(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n), \quad (5)$$

其中 μ 是算法步长, σ 是施加的正则化因子以增强数值稳定性.

NG-ICA 算法^[13]的信号分离模型可表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ \hat{v}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{w}^T & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ y(n) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

与式(3)不同的是在半盲源分离模型中引入了增益系数 a . 以最小化远端信号 $\mathbf{x}(n)$ 和近端估计信号 $\hat{v}(n)$ 之间的互信息为目标

$$I(\mathbf{x}, \hat{v}) = H(\mathbf{x}) + H(\hat{v}) - H(\mathbf{x}, \hat{v}), \quad (7)$$

其中,

$$H(\hat{v}) = E[-\log p_{\hat{v}}(\hat{v})], \quad (8)$$

$$H(\mathbf{x}, \hat{v}) = E[-\log p(\mathbf{x}, \hat{v})]. \quad (9)$$

这里 $H(\hat{v})$ 和 $H(\mathbf{x}, \hat{v})$ 分别为微分熵和联合微分熵, $p_{\hat{v}}$ 是 $\hat{v}$ 的概率密度函数. 由于分离矩阵和混合矩阵具有相同的特殊结构, 这使得目标函数的梯度矩阵只有部分元素不为零. 自然梯度下降的更新过程为

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) = & \mathbf{w}(n) + \mu_1 [(1 - \phi(\hat{v}(n)) \hat{v}(n)) \mathbf{w}(n) \\ & - \phi(\hat{v}(n)) \mathbf{x}(n)], \end{aligned} \quad (10)$$

$$a(n+1) = a(n) + \mu_2 (1 - \phi(\hat{v}(n)) \hat{v}(n)) a(n), \quad (11)$$

其中非线性函数 $\phi(\hat{v}(n))$ 为

$$\phi(\hat{v}(n)) = \begin{cases} \tanh(\hat{v}(n)), & |\hat{v}(n)| \leq 40, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

Aux-ICA 方法^[1]利用辅助函数更新滤波器系数, 其目标是最大化输出信号的 Kullback-Leibler (KL) 散度, 即

$$D_{\text{KL}}[p(\mathbf{z}) \parallel p(z_1), \dots, p(z_J)] = \int p(\mathbf{z}) \log \frac{p(\mathbf{z})}{\prod_{j=1}^J p(z_j)} d\mathbf{z}, \quad (13)$$

其中 $p(\mathbf{z})$ 是输出信号的联合概率密度函数, $p(z_j)$ 是每个输出信号的边缘概率密度函数, J 表示总的通道数. 引入辅助变量后算法不再沿梯度下降优化, 在更新辅助变量后更新分离矩阵. 在我们的问题中即为首先更新远端信号 $\mathbf{x}(n)$ 的加权自相关矩阵:

$$\mathbf{R}(n) = \alpha \mathbf{R}(n-1) + (1-\alpha) \varphi(\hat{v}(n)) \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n), \quad (14)$$

$$\varphi(\hat{v}(n)) = (|\hat{v}(n)|^2 + \delta)^{(\gamma-2)/2}, \quad (15)$$

式中 α 是遗忘因子, δ 是正则化因子, γ 是稀疏因子. 远端信号 $\mathbf{x}(n)$ 和传声器接收信号 $y(n)$ 的互相关矩阵的在线更新方法为

$$\mathbf{p}(n) = \alpha \mathbf{p}(n-1) + (1-\alpha) \varphi(\hat{v}(n)) \mathbf{x}(n) y(n). \quad (16)$$

最小二乘形式的回声路径估计为

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{p}(n). \quad (17)$$

MICA算法^[20]将远端信号 $\mathbf{x}(n)$ 和近端信号 $v(n)$ 视作两个信号组, 通过最大化两个信号组之间的独立性实现近端信号与远端信号的分离. 计算当前滤波器所使用的数据为过去 L 段不重叠的信号, 如图3所示, 其中 t_w 是有效数据时间, t_g 是有效数据段之间的间隔. 每段观测信号的协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{R}_l = E \left[\begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ y(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ y(n) \end{bmatrix}^T \right] = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{l,1} & \mathbf{r}_{l,12} \\ \mathbf{r}_{l,12}^T & r_{l,2} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

利用矩阵的分块特性, 代价函数可以表示为

$$J = \sum_{l=1}^L w_l [\log \det \text{bdiag}(\mathbf{W} \mathbf{R}_l \mathbf{W}^T) - \log \det(\mathbf{W} \mathbf{R}_l \mathbf{W}^T)], \quad (19)$$

其中

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ \mathbf{w}^T & 1 \end{bmatrix}. \quad (20)$$

$w_l = |T_l| / |T|$ 为各段信号数据占有所有有效信号数据的比例, $\text{bdiag}(\cdot)$ 为分块对角化操作

$$\text{bdiag} \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{11} & \mathbf{Q}_{12} \\ \mathbf{Q}_{21} & \mathbf{Q}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{22} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

式中矩阵 $\mathbf{Q}_{i,j}$ 为维数兼容的矩阵. 滤波器的更新过程如下:

$$\mathbf{R}_1 = \sum_{l=1}^L \frac{w_l}{s_l} \mathbf{R}_{l,1}, \quad (22)$$

$$\mathbf{r}_{12} = \sum_{l=1}^L \frac{w_l}{s_l} \mathbf{r}_{l,12}, \quad (23)$$

$$\mathbf{w} = -\mathbf{R}_1^{-1} \mathbf{r}_{12}, \quad (24)$$

其中 $s_l = \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{l,1} \mathbf{w} + 2 \mathbf{w}^T \mathbf{r}_{l,12} + r_{l,2}$ 为近端信号方差. 该算

法利用了语音信号的非平稳性, 在处理过程中将远端参考信号向量视作一个信号组, 将观测信号的协方差矩阵分块处理以最大化信号组之间的独立性. 计算数据的相关矩阵时不再使用传统的逐采样点更新, 而是采用分段加权求和的方式, 这降低了运算量. 数据段长度的选取可以实现收敛速度和稳定性的调节.

Aux-ICA和MICA算法都可视为加权的RLS算法. 当存在近端信号时, 权函数 $\varphi(\hat{v}(n))$ 和 $1/s_l$ 都会变小, 从而当前数据在计算滤波器系数中的权重变小, 加权函数本质上起到了双端对讲检测的作用. 这解释了为什么这类算法在没有明确的双端对讲检测的情况下仍可取得满意的性能.

3.2 频域SBSS方法

当傅里叶变换窗长远大于回声路径长度时, 利用短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)将时域模型转换为时频域表示为

$$Y(f, t) = X(f, t)H(f, t) + V(f, t), \quad (25)$$

其中 $Y(f, t)$, $X(f, t)$, $H(f, t)$, $V(f, t)$ 分别为 $y(n)$, $x(n)$, $h(n)$, $v(n)$ 的频域表示, f 为频率, t 为帧数.

batch-ICA算法^[14]是传统频域ICA算法的扩展, 不同之处在于更新分离矩阵的过程中对矩阵的变化量做了约束处理. 在单通道回声抵消中, 其近端混合系统和回声抵消系统如图4所示, 定义

$$\mathbf{y}(f, t) = [Y(f, t), X(f, t)]^T, \quad (26)$$

图3 观测信号分段

Figure 3 Segmentation of the observation.

图4 半盲源分离信号模型

Figure 4 Signal model for semi-blind source separation.

$$\mathbf{v}(f, t) = [\hat{V}(f, t), X(f, t)]^T, \quad (27)$$

式中 $X(f, t)$ 是远端信号, $Y(f, t)$ 是传声器接收的混合信号, $\hat{V}(f, t)$ 是估计的近端信号.

分离后的信号 $\mathbf{v}(f, t)$ 可表示为

$$\mathbf{v}(f, t) = \mathbf{W}(f) \mathbf{y}(f, t), \quad (28)$$

其中 $\mathbf{W}(f)$ 为频域分离矩阵:

$$\mathbf{W}(f) = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{w}^T(f) \\ 0 & \mathbf{I} \end{bmatrix}. \quad (29)$$

单通道回声抵消问题中, 分离矩阵中的 $\mathbf{I}$ 则简化为 1. 根据 ICA 基本思路, 代价函数仍为 KL 散度, 与前文不同的是由时域变换到时频域处理. 分离矩阵的实时估计可表示为

$$\mathbf{W}(f, t+1) = \mathbf{W}(f, t) + \eta \{ \mathbf{I} - E[\phi(\mathbf{v}(f, t)) \mathbf{v}^T(f, t)] \} \times \mathbf{W}(f, t), \quad (30)$$

其中 η 是步长. 分离矩阵采用自然梯度下降法逐时频点更新, 每一步矩阵更新量为

$$\Delta \mathbf{W}(f) = \left(\mathbf{I} - \frac{1}{k(f)} \mathbf{G}(f) \right) \mathbf{W}(f), \quad (31)$$

$$\mathbf{G}(f) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \phi(\mathbf{v}(f, t)) \mathbf{v}^H(f, t). \quad (32)$$

为满足输入信号的超高斯分布假设, 非线性函数选用双曲正切函数:

$$\phi(x) = \tanh(k|x|) \frac{x}{|x|}. \quad (33)$$

在更新过程中考虑到解混矩阵的特殊结构, 将更新量的部分元素约束, 更新后的分离矩阵也根据回声抵消的具体信号模型做出调整. 更新过程如下:

$$\Delta W_{21} = 0, \quad \Delta W_{22} = 0, \quad (34)$$

$$W(f, t+1) = c(f, t) [W(f, t) + \eta \Delta W(f, t)], \quad (35)$$

$$W_{12}(f, t+1) = \frac{W_{12}(f, t+1)}{W_{11}(f, t+1)}, \quad (36)$$

$$W_{11}(f, t+1) = 1, \quad W_{22}(f, t+1) = 1, \quad (37)$$

式中 W_{ij} 表示 $\mathbf{W}$ 的第 i 行第 j 列元素, $c(f)$ 和 $k(f)$ 为幅度调整因子^[29], 分别为

$$k(f) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |g_{ij}(f)|, \quad (38)$$

$$c(f) = 1 / h(d(f)), \quad (39)$$

其中 $h(d)$ 是函数 $y^* f(y)$ 幅度的反函数, 即

$$h(y^* f(y)) = |y|. \quad (40)$$

考虑到分批处理数据带来的延时问题, 在应用中算法处理第 b 批数据时使用第 $(b-2)$ 批数据得到的滤波器.

online-IVA 算法^[26]基本思路与 batch-ICA 相同, 我们将其简化为线性回声抵消问题, 其更新方式为实时在线处理. 在非线性函数的计算过程中采用 IVA 的计算方式, 使用多变量评分函数把一帧中的各频率成分视为整体处理, 即

$$\phi(z_j(f, t)) = \frac{z_j(f, t)}{\sqrt{\sum_f |z_j(f, t)|^2}}, \quad (41)$$

其中 $z_j(f, t)$ 为第 j 个通道的估计信号. 各通道经过非线性变换后可得到

$$\phi(\mathbf{z}(f, t)) = [\phi(z_1(f, t)), \dots, \phi(z_J(f, t))]^T, \quad (42)$$

即相当于式(32)中的 $\phi(\mathbf{v}(f, t))$, 算法其余部分与 batch-ICA 算法相同.

另一类算法是采用卷积传递函数的模型, 经短时傅里叶变换变换后, 式(1)中的传声器拾取信号 $y(n)$ 可在频域表示^[30]为

$$Y(f, t) = \sum_{p=0}^{P-1} X(f, t-p) H_p(f) + V(f, t), \quad (43)$$

式中 P 为频域响应的阶数. 消除回声后的信号可表示为

$$\hat{V}(f, t) = Y(f, t) + \mathbf{w}^H(f) \mathbf{X}(f, t), \quad (44)$$

其中 $\mathbf{X}(f, t)$ 为过去 P 帧远端信号, $\mathbf{w}(f)$ 为 P 阶频域滤波器, 即

$$\mathbf{X}(f, t) = [X(f, t), X(f, t-1), \dots, X(f, t-P+1)]^T, \quad (45)$$

$$\mathbf{w}(f) = [w_0(f), w_1(f), \dots, w_{P-1}(f)]^T. \quad (46)$$

wRLS 算法^[27,28]采用该卷积传递函数模型, 在超高斯分布的假设下最大化输出信号的 KL 散度, 利用 ICA 中的辅助函数得到回声路径. 逐帧计算远端信号的加权自相关以及远端信号和传声器接收信号的加权互相关可得

$$\mathbf{r}(f, t) = E[\phi(\bar{V}(f, t))\mathbf{X}(f, t)\mathbf{X}^H(f, t)], \quad (47)$$

$$\mathbf{p}(f, t) = E[\phi(\bar{V}(f, t))\mathbf{X}(f, t)Y^H(f, t)], \quad (48)$$

其中非线性函数采用如下形式:

$$\phi(\bar{V}(f, t)) = |\bar{V}(f, t)|^{\frac{\gamma-2}{2}}. \quad (49)$$

回声路径便有最小二乘解的形式:

$$\mathbf{w}(f) = -\mathbf{r}^{-1}(f, t)\mathbf{p}(f, t). \quad (50)$$

实时自适应算法中自相关和互相关的随时间平滑, 遗忘因子为 β , 即

$$\mathbf{r}(f, t+1) = \beta\mathbf{r}(f, t) + (1-\beta)\phi(\bar{V}(f, t))\mathbf{X}(f, t)\mathbf{X}^H(f, t), \quad (51)$$

$$\mathbf{p}(f, t+1) = \beta\mathbf{p}(f, t) + (1-\beta)\phi(\bar{V}(f, t))\mathbf{X}(f, t)Y^*(f, t). \quad (52)$$

文献[31]介绍了一种利用辅助函数ICA除去语音混响的方法, 其辅助函数为

$$Q(\mathbf{W}_f, \mathbf{C}_f) = \sum_i \mathbf{w}_{i,f}^H \mathbf{C}_{i,f} \mathbf{w}_{i,f} + \text{const}. \quad (53)$$

$\mathbf{w}_{i,f}$ 表示 $\mathbf{W}_f$ 的第 i 行元素, 辅助变量定义为

$$\mathbf{C}_{i,f} = E\left[\frac{G(\bar{V}(f, t))}{\bar{V}_i(f, t)}\mathbf{Y}(f, t)\mathbf{Y}^H(f, t)\right]. \quad (54)$$

其中 $\mathbf{Y}(f, t)$ 为将过去 M 帧远端信号 $\mathbf{X}(f, t)$ 和传声器接收信号 $Y(f, t)$ 组成的观测矩阵:

$$\mathbf{Y}(f, t) = [\mathbf{X}^T(f, t), Y(f, t)]^T. \quad (55)$$

因为分离矩阵只有一行是待估计的, 只需更新一行元素 $\mathbf{w}_{1,f}$, 然后对该行元素归一化:

$$\mathbf{w}_{1,f} = [\mathbf{W}_f \mathbf{C}_{1,f}]^{-1} \mathbf{i}_1, \quad (56)$$

$$\mathbf{w}_{1,f} \leftarrow \mathbf{w}_{1,f} / \mathbf{w}_{1,f,b} \quad (57)$$

其中 $\mathbf{i}_1 = [1, 0, \dots, 0]^T$. 式(54)可简化为

$$\mathbf{w}_{1,f} = \mathbf{C}_{1,f}^{-1} \mathbf{W}_f^{-1} \mathbf{i}_1 = \mathbf{C}_{1,f}^{-1} \mathbf{i}_1. \quad (58)$$

此方法将远端 $\mathbf{X}(f, t)$ 和 $Y(f, t)$ 作为整体来更新辅助变量, 而wRLS算法将二者分开处理, 分别计算自相关矩阵和互相关矩阵, 两种方法虽更新方式不同但本质相同.

在高斯分布的假设下利用最大似然估计推导出回声路径估计的一种新方法, 式(55)中的观测信号矩阵

$\mathbf{Y}(f, t)$ 的似然函数为

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\theta}_{f,t}) = \sum_t \log p(\mathbf{Y}(f, t); \boldsymbol{\theta}_{f,t}), \quad (59)$$

其中 $\boldsymbol{\theta}_{f,t}$ 为 $\mathbf{Y}(f, t)$ 的协方差矩阵. 利用矩阵的特殊结构, 经矩阵的分块计算可得滤波器系数的解:

$$\mathbf{w}(f) = -\mathbf{R}^{-1}(f)\mathbf{P}(f), \quad (60)$$

其中,

$$\mathbf{R}(f) = \sum_t \frac{\mathbf{X}(f, t)\mathbf{X}^H(f, t)}{\lambda(f, t)}, \quad (61)$$

$$\mathbf{P}(f) = \sum_t \frac{\mathbf{X}(f, t)Y^H(f, t)}{\lambda(f, t)}, \quad (62)$$

式中 $\lambda(f, t) = \bar{V}(f, t)\bar{V}^H(f, t)$ 为估计的近端信号方差. 可以看出, 这与wRLS算法的基本形式一致. wRLS算法的权重是直接给出了关于估计近端信号的非线性函数. MLE-SBSS方法在半盲源分离的框架中利用近端方差的时变性从理论上推导出相关矩阵权重数值, 即为估计的近端方差的倒数. 这与Cho和Park^[32]在传统自适应滤波框架下利用最大似然估计推导得到的结论一致. 这些算法的实现在递归最小二乘的迭代过程中引入变量 $\lambda(f, t)$ 的在线更新, 估计的近端方差倒数 $1/\lambda(f, t)$ 实质上起到了一种双端对讲检测的作用.

4 仿真与分析

为比较各种算法的性能, 分别对时域算法和频域算法进行回声消除性能的对比研究. 在实际应用中常见的单端讲话、双端对讲和回声路径发生突变的场景下仿真对比并评判不同算法的优劣性, 为不同应用场景下的算法选取提供参考.

时域算法滤波器设置较高阶数时会导致算法的复杂度高、收敛速度慢, 因此时域算法适合处理低阶的系统辨识问题. 电话线路回声路径的时间较短, 自适应滤波器所需阶数较小, 时域算法可较好地应对线路回声消除问题. 因此, 在时域算法的仿真对比过程中使用的回声路径为电话线路回声路径, 阶数为128. 近端语音和远端语音分别设置为30 s男声和10 s女声, 均取自TIMIT语料库, 采样率为8 kHz, 时域波形如图5所示. 在回声信号中加入高斯白噪声, 回声-噪声比设为30 dB. 自适应滤波器阶数设置为 $M=128$. NLMS算法

图 5 (网络版彩图) 仿真中使用的信号. (a) 远端信号; (b) 近端信号

Figure 5 (Color online) Signals used in the simulation. (a) Far-end signal; (b) near-end signal.

步长设置为 $\mu=0.01$; NG-ICA算法步长设为 $\mu_1=0.1$ 和 $\mu_2=0.1$; Aux-ICA算法中 $\gamma=0.2$, α 取0.999和0.9998; MICA算法中每段有效数据时间设为 $t_w=0.045$ s, 每段数据的间隔时间设置为 $t_g=0.18$ s, 有效数据段数 L 取20和50. 评价指标采用回声返回损失增益, 即

$$ERLE(n) = 10 \log_{10} [E(d^2(n)) / E(d(n) - \hat{y}(n))^2], \quad (63)$$

式中 $\hat{y}(n)$ 为估计的回声信号.

比较了单端讲话、双端对讲情况下4种算法的性能. 单端讲话情况下回声路径在15 s处发生改变, 双端对讲发生在10–20 s, 设置回声-近端比为0 dB. 四种方法的ERLE曲线如图6–9所示. 由图6可以看出NG-ICA算法收敛速度和跟踪速度均慢于NLMS算法, 稳态性能也低于其他3种算法. 这是因为NG-ICA算法的更新方式与NLMS相同, 都是利用估计误差调整滤波器系数, 收敛速度慢的根本原因是将误差信号非线性处理后调整滤波器系数而不是沿着最优梯度下降, 而NLMS算法以均方误差为目标函数可以更加准确而迅速地估计回声路径. 但NG-ICA算法引入了对近端信号增益的调整, 以损失收敛性能为代价得到了双端对讲情况下的稳定性, 如图8和9所示在10–20 s近端语音存在时NLMS算法受到严重影响, 而NG-ICA算法对近端语音的干扰不敏感, 可以看出其应对双端对讲的策略是有效的且算法处理方式简易可行, 但其稳态性能和收敛速度需进一步改善.

Aux-ICA算法的性能受遗忘因子 α 的影响很大, 如

图 6 (网络版彩图) 单端讲话情况下NLMS, NG-ICA, MICA ($L=50$)和Aux-ICA ($\alpha=0.9998$)的ERLE

Figure 6 (Color online) ERLE results of NLMS, NG-ICA, MICA ($L=50$) and Aux-ICA ($\alpha=0.9998$) for the single-talk case.

图 7 (网络版彩图) 单端讲话情况下NLMS, NG-ICA, MICA ($L=20$)和Aux-ICA ($\alpha=0.999$)的ERLE

Figure 7 (Color online) ERLE results of NLMS, NG-ICA, MICA ($L=20$) and Aux-ICA ($\alpha=0.999$) for the single-talk case.

图6和7所示, 当 $\alpha=0.9998$ 时算法在前15 s的回声衰减量高于其他3种算法且表现稳定, 但较大的 α 意味着当前滤波器系数较高程度依赖于过去的的数据, 导致当回声路径改变时跟踪性能不佳. 当 α 取较小值, 如图7所示, 算法跟踪速度明显改善. 如图8和9所示, 双端对讲 $\alpha=0.9998$ 时, ERLE曲线在近端信号存在时表现稳定, 当 $\alpha=0.999$ 时ERLE受近端信号的影响较大, 在10 s处发生急剧下降, 因此Aux-ICA方法的收敛性能和对双讲的稳定性需要视具体场景来权衡. 值得注意的是

图 8 (网络版彩图)双端对讲情况下NLMS, NG-ICA, MICA ($L=50$)和Aux-ICA ($\alpha=0.9998$)的ERLE

Figure 8 (Color online) ERLE results of NLMS, NG-ICA, MICA ($L=50$) and Aux-ICA ($\alpha=0.9998$) for the double-talk case.

图 9 (网络版彩图)双端对讲情况下NLMS, NG-ICA, MICA ($L=20$)和Aux-ICA ($\alpha=0.999$)的ERLE

Figure 9 (Color online) ERLE results of NLMS, NG-ICA, MICA ($L=20$) and Aux-ICA ($\alpha=0.999$) for the double-talk case.

Aux-ICA算法逐时间点更新滤波器系数, 每一步都需要求解最小二乘解, 算法计算量较大.

MICA算法跟踪速度受到所使用的过去有效数据段数 L 的影响. 如图6和7所示, 当 L 较大时算法受数据波动的影响较小但其跟踪速度慢, 当 L 取较小值时收敛速度明显改善. 算法在信号初始的收敛速度受 L 的影响不大. 双端对讲状态下, L 取20或50时均能取得较高的回声衰减量, 应对双端对讲的能力基本相同, 可见MICA算法无需依赖较多的过去数据便可处理双端对讲的回声消除, 其利用非平稳信号的二阶统计量中

包含的信息来估计近端语音和回声路径, 无需双端对讲检测. 由于算法采用了多段数据的相关矩阵求和的方法, 计算量相比Aux-ICA算法大幅降低.

下面在声学回声抵消场景比较几种基于时频域的算法性能. 所使用的房间脉冲响应利用镜像法获得, 采样率为8 kHz, 阶数为 $M=2048$. 使用的语音信号与时域算法中相同, 回声-噪声比设为30 dB.

考虑到wRLS算法和MLE-SBSS方法均是频域卷积传递函数模型, 频域滤波器阶数和傅里叶变换时的点数会影响到算法收敛速度, 因此首先对比了不同的滤波器阶数和傅里叶变换点数组合对两种频域卷积算法的收敛速度的影响. 两种方法遗忘因子的选取需要考虑在收敛速度和双讲敏感性两方面性能折中, 这与前文所提的时域Aux-ICA算法面临的问题相同. 故此处两种算法的遗忘因子选取兼顾了两种性能, 遗忘因子均设为0.9. 对比过程中, 选取了5种傅里叶变换点数(FFTsize)和滤波器阶数的组合配置, 图10和11是5种配置下wRLS算法和MLE-SBSS方法的ERLE曲线, 回声路径在15 s处发生突变. 观察两图可以看出在初始阶段两种算法对参数变化不敏感, 主要是在回声路径受到破坏后跟踪速度受到不同程度的影响. 可以看出当FFTsize=1024, $P=4$ 时两种算法均取得了最高的ERLE, 跟踪速度虽不是最优但效果良好.

将batch-ICA, online-IVA, wRLS和MLE-SBSS的方法进行对比, 以speex回声抵消算法^[33]作为参考. 仿真中batch-ICA算法和online-IVA算法中信号处理短时傅里叶变换采用汉宁窗, 窗长为2048, 帧移为1/4窗长. batch-ICA算法步长设为0.1, 一批数据包含的帧数分别取1和3; online-IVA算法步长设为0.1. 为保证低延时, batch-ICA算法和online-IVA算法每一帧数据的最大迭代次数均设为1. 参考前文所述, wRLS算法和MLE-SBSS两种算法的遗忘因子均设置为0.94, 傅里叶变换点数设为1024, 频域滤波器阶数 P 设为4.

batch-ICA算法分批处理数据量的大小是影响其性能的重要因素, 一批数据包含的帧数记为batchsize. 由图12可以看出当帧数取3时, batch-ICA算法的收敛速度落后于其他3种算法, 略高于speex; 回声路径突变时, 跟踪速度缓慢. 当帧数取1时, 算法的收敛和跟踪速度大幅改善, 与online-IVA的收敛速度基本一致. 这是因为算法此时与online-IVA处理数据的实时性是相同的, 仅存在非线性函数计算的区别. 图13可以看出帧数

的大小影响双端对讲的性能, 帧数较大时算法对近端语音的稳定性较高. 帧数的多少根本上是影响算法一次计算的数据量, 而盲分离本质上是利用了数据的统计特性, 因此数据量越充足越能充分利用其统计特性来实现分离, 在此即表现为高稳态ERLE, 然而数据量的增大则不可避免地带来收敛速度的降低. 综合来看, 收敛速度对帧数选取的变化比较敏感, 相比之下, 稳态ERLE受其影响略弱.

online-IVA算法为逐帧实时处理, 其与batch-ICA的不同之处在于将信号的频谱看作整体来计算非线性

图 10 (网络版彩图)不同滤波器阶数和傅里叶变点数设置下wRLS算法的ERLE

Figure 10 (Color online) ERLE results of wRLS with different orders of filter and FFTsizes.

图 11 (网络版彩图)不同傅里叶变点数和滤波器阶数设置下MLE-SBSS算法的ERLE

Figure 11 (Color online) ERLE results of MLE-SBSS with different orders of filter and FFTsizes.

函数, 在多通道问题中可避免排序问题. 在本文的单通道仿真中, 该方法表现出一定优势. 图12看出, 在同为逐帧处理的情况下online-IVA和batch-ICA的收敛速度基本一致, 但IVA处理方式下的ERLE高于ICA. 在双端对讲情况下, 如图13所示, online-IVA的ERLE曲线虽波动幅度较大, 但曲线整体高于逐帧处理情况下的batch-ICA.

wRLS算法和MLE-SBSS算法都是在频域卷积传递函数模型下进行滤波器计算. 具体实现过程中wRLS算法是利用了相关矩阵随时间平滑更新, MLE-SBSS

图 12 (网络版彩图)单端讲话情况下online-IVA, batch-ICA, wRLS, speex和MLE-SBSS的ERLE

Figure 12 (Color online) ERLE results of online-IVA, batch-ICA, wRLS, speex, and MLE-SBSS for the single-talk case.

图 13 (网络版彩图)双端对讲情况下online-IVA, batch-ICA, wRLS, speex和MLE-SBSS的ERLE

Figure 13 (Color online) ERLE results of online-IVA, batch-ICA, wRLS, speex, and MLE-SBSS for the double-talk case.

算法是将近端信号的方差融合到递归最小二乘算法中迭代计算. 如图12所示, 两种算法在信号初始的收敛速度基本一致, 均远超过其他方法. MLE-SBSS方法在单端讲话和双端对讲两种状态下均取得了最高的回声衰减量, 图13可以看出在10–20 s存在近端语音干扰时, 该方法比wRLS算法更加稳定且ERLE高于其他3种算法. 在信号15 s处回声路径改变时, 可以看出在跟踪速度方面MLE-SBSS方法略显不足, 综合来看, 频域卷积模型的两种方法因其更精准的系统辨识而在回声抵消问题上发挥出优势.

开源代码speex中的回声抵消采用的是变步长的分块频域自适应滤波算法. 该算法无需明确的双端对讲检测而被广泛使用. 在本文仿真中, 与基于时频域的算法相比, speex具有较慢的收敛速度. 大量的仿真表明, speex在很多情况下稳态的ERLE与基于时频域的算法相当. 然而由于回声抵消涉及的场景非常复杂,

未来需要更多实际数据比较基于频域自适应滤波的方法和基于时频域方法的性能.

5 结论

本文在单端讲话、双端对讲和回声路径改变的情况下进行回声抵消仿真, 对比不同算法的收敛速度、跟踪速度和对近端语音干扰的敏感性. 仿真结果表明, 基于盲源分离的回声抵消算法能够在无双端对讲检测的情况下表现良好, 但普遍存在跟踪速度和应对双端对讲能力的冲突. 这个问题可能可以通过双滤波器结构或者变参数的算法来解决. 另外, 本文仅在线性回声抵消的模型下进行了研究, 评估这些算法与非线性模型结合来解决非线性回声抵消问题值得深入研究. 最后需要强调的是所有算法必须通过大量实际环境下的真实数据进一步验证.

参考文献

- Haykin S S. Adaptive Filter Theory. Chennai: Pearson Education India, 2008
- Morgan D R, Kratzer S G. On a class of computationally efficient, rapidly converging, generalized NLMS algorithms. *IEEE Signal Process Lett*, 1996, 3: 245–247
- Paleologu C, Ciochină S, Benesty J, et al. An overview on optimized NLMS algorithms for acoustic echo cancellation. *EURASIP J Adv Signal Process*, 2015, 2015: 97
- Vega L R, Rey H, Benesty J, et al. A fast robust recursive least-squares algorithm. *IEEE Trans Signal Process*, 2009, 57: 1209–1216
- Lee K-H, Chang J-H, Kim N S, et al. Frequency-domain double-talk detection based on the Gaussian mixture model. *IEEE Signal Process Lett*, 2010, 17: 453–456
- Cecchi S, Romoli L, Piazza F. Multichannel double-talk detector based on fundamental frequency estimation. *IEEE Signal Process Lett*, 2015, 23: 94–97
- Yang F, Enzner G, Yang J. Statistical convergence analysis for optimal control of DFT-domain adaptive echo canceler. *IEEE/ACM Trans Audio Speech Lang Process*, 2017, 25: 1095–1106
- Yang F, Yang J. Optimal step-size control of the partitioned block frequency-domain adaptive filter. *IEEE Trans Circuits Syst II*, 2018, 65: 814–818
- Joho M, Mathis H, Moschytz G S. Combined blind/nonblind source separation based on the natural gradient. *IEEE Signal Process Lett*, 2001, 8: 236–238
- Schobben D W E, Sommen P W. A frequency domain blind signal separation method based on decorrelation. *IEEE Trans Signal Process*, 2002, 50: 1855–1865
- Miyabe S, Takatani T, Saruwatari H, et al. Barge-in and noise-free spoken dialogue interface based on sound field control and semi-blind source separation. In: *Proceedings of 15th European Signal Processing Conference*. Florence: IEEE, 2007
- Kim D, Choi H, Bae H. Acoustic echo cancellation using blind source separation. In: *Proceedings of IEEE Workshop on Signal Processing Systems*. Seoul: IEEE, 2003. 241–244
- Yang J M, Sakai H. A robust ICA-based adaptive filter algorithm for system identification. *IEEE Trans Circuits Syst II*, 2008, 55: 1259–1263
- Nesta F, Wada T S, Juang B-H. Batch-online semi-blind source separation applied to multi-channel acoustic echo cancellation. *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 2011, 19: 583–599

- 15 Wada T S, Miyabe S, Juang B H F. Use of decorrelation procedure for source and echo suppression. *System*, 2008, 12: h22
- 16 Wada T S, Juang B H. Towards robust acoustic echo cancellation during double-talk and near-end background noise via enhancement of residual echo. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Las Vegas: IEEE, 2008. 253–256
- 17 Wada T S, Juang B-H. Enhancement of residual echo for robust acoustic echo cancellation. *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 2011, 20: 175–189
- 18 Takeda R, Nakadai K, Takahashi T, et al. Efficient blind dereverberation and echo cancellation based on independent component analysis for actual acoustic signals. *Neural Computat*, 2012, 24: 234–272
- 19 Gunther J, Moon T. Blind acoustic echo cancellation without double-talk detection. In: *Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA)*. New Paltz: IEEE, 2015. 1–5
- 20 Gunther J. Learning echo paths during continuous double-talk using semi-blind source separation. *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 2012, 20: 646–660
- 21 Koldovský Z, Málek J, Müller M, et al. On semi-blind estimation of echo paths during double-talk based on nonstationarity. In: *Proceedings of 14th International Workshop on Acoustic Signal Enhancement (IWAENC)*. Juan-les-Pins: IEEE, 2014. 198–202
- 22 Yang X, Zhou Y, Ma Y, et al. A new real-time acoustic echo cancellation algorithm using blind source separation and multi-delay filter. In: *Proceedings of IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Chongqing: IEEE, 2020. 289–293
- 23 Mohanaprasad K, Arulmozhivarman P. Wavelet-based ICA using maximum likelihood estimation and information-theoretic measure for acoustic echo cancellation during double talk situation. *Circuits Syst Signal Process*, 2015, 34: 3915–3931
- 24 Mohanaprasad K, Arulmozhivarman P. Wavelet based ICA using maximisation of non-Gaussianity for acoustic echo cancellation during double talk situation. *Appl Acoust*, 2015, 97: 37–45
- 25 Park Y J, Park H M. DTD-free nonlinear acoustic echo cancellation based on independent component analysis. *Electron Lett*, 2010, 46: 866–868
- 26 Cheng G, Liao L, Chen H, et al. Semi-blind source separation for nonlinear acoustic echo cancellation. *IEEE Signal Process Lett*, 2021, 28: 474–478, arXiv: [2010.13060](https://arxiv.org/abs/2010.13060)
- 27 Wang Z, Na Y, Liu Z, et al. Weighted recursive least square filter and neural network based residual echo suppression for the AEC-Challenge. arXiv: [2102.08551](https://arxiv.org/abs/2102.08551)
- 28 Na Y, Wang Z, Liu Z, et al. Joint online multichannel acoustic echo cancellation, speech dereverberation and source separation. arXiv: [2104.04325](https://arxiv.org/abs/2104.04325)
- 29 Douglas S C, Gupta M. Scaled natural gradient algorithms for instantaneous and convolutive blind source separation. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Honolulu: IEEE, 2007. II-637–II-640
- 30 Avargel Y, Cohen I. System identification in the short-time Fourier transform domain with crossband filtering. *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 2007, 15: 1305–1319
- 31 Wang Z, Na Y, Liu Z, et al. A semi-blind source separation approach for speech dereverberation. In: *Proceedings of Interspeech*. 2020. 3925–3929
- 32 Cho B J, Park H M. Stereo acoustic echo cancellation based on maximum likelihood estimation with inter-channel-correlated echo compensation. *IEEE Trans Signal Process*, 2020, 68: 5188–5203
- 33 Valin J M. On adjusting the learning rate in frequency domain echo cancellation with double-talk. *IEEE Trans Audio Speech Lang Process*, 2007, 15: 1030–1034

A comparative study of echo cancellation algorithms based on blind source separation

ZHANG Zhe^{1,2}, YANG FeiRan^{1,2*} & YANG Jun^{1,2*}

¹ Key Laboratory of Noise and Vibration Research, Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

The presence of acoustic and line echoes in the communication system seriously impacts speech communication quality, and echo cancellation is an effective method to eliminate echo interference and improve speech quality. Echo cancellation algorithms based on blind source separation have shown advantages in recent years, and they can achieve good performance even without double-talk detection. In this study, we systematically compare the performance of existing echo cancellation algorithms based on blind source separation. Three time-domain algorithms, i.e., natural-gradient-based independent component analysis (NG-ICA), auxiliary-function-based independent component analysis (Aux-ICA), and multidimensional independent component analysis (MICA), were selected for line echo cancellation experiments; weighted recursive least square (wRLS), batch independent component analysis (batch-ICA), online independent vector analysis (online-IVA), speex, and our proposed method were used for the acoustic echo cancellation experiments. The convergence rate, tracking capability, and stability of the algorithms are analyzed for double-talk and echo-path change scenarios. Experimental results show that most of these algorithms have a tradeoff between the tracking capability and sensitivity to the near-end interference. For optimal parameters, the MICA algorithm can improve the convergence speed and ensure high echo cancellation, and the wRLS algorithm and maximum likelihood estimation-based method in the frequency domain achieved higher ERLE than other frequency-domain algorithms.

echo cancellation, blind source separation, double-talk, adaptive filtering

PACS: 43.60.-c, 43.60.Mn, 43.58.Kr

doi: [10.1360/SSPMA-2021-0257](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2021-0257)