

◇ 研究报告 ◇

频域合成房间频率响应的人工混响方法*

吴礼福^{1,2†} 陶明明¹ 郭业才^{1,2}

(1 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

(2 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要: 给出了一种频域合成房间频率响应的方法用于卷积法人工混响, 基于频域内房间频率响应的后期部分为高斯随机过程的假设, 用自回归滑动平均模型为其自协方差函数和功率谱密度进行参数化描述, 在对自回归滑动平均模型中的参数求解后, 通过逆滤波得到了房间频率响应后期部分, 与房间频率响应前期部分组合后经过傅里叶反变换得到完整的房间脉冲响应。仿真结果表明该方法的混响效果与镜像源法接近, 明显优于反馈延迟网络法, 但其计算复杂度比镜像源法低, 便于实时应用。

关键词: 人工混响; 自回归滑动平均; 反馈延迟网络; 镜像源

中图分类号: O429 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2020)02-0163-06

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2020.02.001

Artificial reverberation by synthesizing room frequency response in the frequency domain

WU Lifu^{1,2} TAO Mingming¹ GUO Yecai^{1,2}

(1 School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology,
Nanjing 210044, China)

(2 Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology,
Nanjing 210044, China)

Abstract: A convolution based artificial reverberation method is introduced, where the late part of the room frequency response is modelled as a complex Gaussian random process in the frequency domain, the auto-covariance function and power spectral density are parameterized by an autoregressive moving average (ARMA) model. Then the ARMA parameters are estimated and the room frequency response is obtained by inverse filtering in the frequency domain. The time domain room impulse response is finally obtained using the inverse Fourier transform of the room frequency response. Simulation results show that the introduced method gives better reverberation effect than the feedback delay network method, while it has lower computational complexity than the image source method, thus could be used in real time applications.

Keywords: Artificial reverberation; Autoregressive moving average; Feedback delay network; Image source

2019-06-24 收稿; 2019-10-23 定稿

*国家自然科学基金项目 (11504176)

作者简介: 吴礼福 (1981-), 男, 安徽全椒人, 博士, 副教授, 研究方向: 音频信号处理。

†通信作者 E-mail: wulifu@nuist.edu.cn

0 引言

室内混响是声音从声源发出后由于不断被室内表面反射、吸收而逐渐衰减的现象^[1-3]。如果混响过大,会使声音变得浑浊和杂乱,需要使用去混响技术^[3-4],例如,在免提通信系统中使用去混响提高语音的易懂度和语音识别的准确率。然而,如果缺乏适当的混响,声音或者音乐听起来会非常“干燥”,听感不舒服,此时可以借助人工混响技术塑造声音的空间感,使声音听起来更自然真实。因此,人工混响广泛应用于音乐、电影和虚拟现实,以美化音乐、声音的音色,进行艺术的再创造,产生特殊的音效^[5]。

人工混响最早是在20世纪20年代的广播系统^[5-6]中通过模拟方法实现的,它将无混响信号传输到混响环境(一个专门建造的回音室)中采集而得到。但是模拟方法对外部声学或机械的变化扰动较敏感,并且需要专业知识来维护和调整混响效果。随着数字信号处理器的发展,人工混响可以通过数字方法实现,其中混响被看作是一个线性时不变的过程^[5]。数字人工混响方法主要有3种基本类型(尽管可以使用它们的组合):反馈延迟网络方法(Feedback delay network, FDN)、计算声学方法和卷积方法^[5]。反馈延迟网络将输入信号(干净无混响)延迟、滤波并根据参数化混响特性沿着多个路径反馈给前端,叠加后得到混响信号。该方法在音乐技术领域使用较多,但是通常只能产生需要的感知或者艺术效果^[7]。二是基于计算声学的方法,将输入信号模拟声能在几何模型中传播,从而得到混响信号,它通常用于需要准确度的声学设计和分析方案,如预测声学建模和声学空间的计算机辅助设计,但它们难以用于实时性较高的场合^[5,8]。三是卷积方法,它将干净无混响信号与房间脉冲响应(Room impulse response, RIR)卷积得到混响信号,相当于用RIR对干净无混响信号进行有限脉冲响应(Finite impulse response, FIR)滤波^[5],如果选用的RIR能够逼近真实房间的RIR,则卷积方法的混响效果优于FDN和计算声学方法^[5]。但是卷积方法的一个直接缺点是它的运算量较大,一部分运算量来自于用高阶RIR与干净无混响信号之间的卷积运算,这部分运算量可以通过快速卷积算法一定程度上加以缓解^[9];另一个来自于RIR的获

取,RIR可以是在真实的房间中通过测量获得,并将其保存在内存中以便实时实现,但根据所需混响特性寻找合适的房间是费时且不容易找到,测量RIR也需要耗费相当多的时间。因此,目前主要通过算法合成RIR,例如广泛使用的镜像源法(Image source method, ISM)^[10]能产生与真实房间非常相似的RIR,但是镜像源法计算房间脉冲响应所需要的镜像源的数量与RIR的长度(阶数)成立方比,与反射级数呈指数增长,这种大的计算量给其实时应用带来较大困难。

为了获得比反馈延迟网络方法更好的混响效果,又能比镜像源法有更少的计算量,从便于实时应用的角度,本文研究了一种卷积法人工混响方法,将RIR分解成早期混响和后期混响两个部分:早期混响可以用具有相应衰减因子的延时求和来表示;后期混响RIR受到文献[11]的启发,它在频域合成房间频率响应(Room frequency response, RFR),再经傅里叶反变换得到时域RIR,最后将干净无混响信号与RIR卷积得到混响信号。

1 频域合成房间频率响应的人工混响方法

由信号处理理论可知,对于线性时不变系统,它的输出信号等于输入信号与系统的单位脉冲响应的卷积,

$$y(t) = x(t) * h(t), \quad (1)$$

其中, $y(t)$ 为输出信号, $x(t)$ 为输入信号, $h(t)$ 为系统的单位脉冲响应。若将房间看成一个线性时不变系统,房间内的某一声源发出的声音经过房间的“处理”传输到接收处,接收到的声音就是系统的输出信号。房间脉冲响应就相当于系统的单位脉冲响应。卷积法人工混响就是用RIR $h(t)$ 与干净语音 $x(t)$ 进行卷积,得到混响信号 $y(t)$ 。

$h(t)$ 可以分解成早期混响和后期混响两个部分,即

$$h(t) = h_e(t) + h_l(t), \quad (2)$$

其中, $h_e(t)$ 是早期房间脉冲响应, $h_l(t)$ 是后期房间脉冲响应。早期与后期混响之间的转换瞬间被称为混合时间 t_0 ^[11]。

$$t_0 = \left\lceil C_0 \sqrt{V} f_s \right\rceil, \quad (3)$$

其中, C_0 为归一化常数, 依据文献 [11] 的建议, 本文选择 $C_0 = 0.002$, V 是房间的体积 (以 m^3 为单位), f_s 是采样率 (以 Hz 为单位), $\lfloor \cdot \rfloor$ 是向下取整运算, 式 (3) 中 t_0 的单位为采样点数。房间频率响应 RFR 定义为 RIR 的离散傅里叶变换, 记为 $H(k)$ ($k = 0, 1, \dots, T-1$), 则有

$$H(k) = H_e(k) + H_1(k), \quad (4)$$

其中, $H_e(k)$ 和 $H_1(k)$ 分别为 $h_e(t)$ 和 $h_1(t)$ 的离散傅里叶变换。早期混响可以用 M 阶具有相应衰减因子的延时求和来表示, 在频域内可以表示为 [11]

$$H_e(k) = \sum_{k=0}^{M-1} \rho_k e^{-j2\pi\tau_k/T}, \quad (5)$$

其中, ρ_k 和 τ_k 分别为第 k 个延时的衰减因子和延时。

后期混响 $h_1(t)$ 的合成方法主要依据文献 [11] 中的结论, 由于后期混响近似以指数衰减, 可以定义 $h_1(t)$ 的能量时间曲线 (Power temporal profile, PTP) 为

$$\bar{h}_1(t) = E[|h_1(t)|^2] = P_0^2 e^{-2t/\tau}, \quad (6)$$

其中,

$$\tau = T_{60} f_s / [3 \ln(10)], \quad (7)$$

$$P_0^2 = \sigma_{\text{rev}}^2 e^{2T/\tau} \frac{1 - e^{2/\tau}}{1 - e^{2(T-t_0+1)/\tau}}, \quad (8)$$

$$\sigma_{\text{rev}}^2 = (1 - \alpha) / (\pi \alpha S), \quad (9)$$

$$\alpha = 1 - e^{-24 \ln(10) V / (c S T_{60})}, \quad (10)$$

T_{60} 是混响时间, S 是整个房间的面积 (以 m^2 为单位), c 是声速 (以 m/s 为单位)。

统计房间声学理论指出 $H_1(k)$ 是一个广义平稳的复数高斯随机过程 [11], 因此定义 $H_1(k)$ 的自协方差函数 $\gamma(m)$ 和功率谱密度 $\phi(t)$ 为

$$\gamma(m) = E[H_1(k)H_1(k-m)^*], \quad (11)$$

$$\phi(t) = \frac{1}{T} E[|F_T\{H_1(k)\}|^2], \quad (12)$$

其中, $F_T\{\cdot\}$ 是离散傅里叶变换, $(\cdot)^*$ 表示复数共轭, 应用 Wiener-Khinchin 定理和文献 [11] 中的证明, 可以得到

$$\begin{aligned} \gamma(m) &= F_T^{-1}\{\phi(t)\} \\ &= P_0^2 e^{-2T/\tau} \frac{1 - e^{(j2\pi m/T + 2/\tau)(T-t_0+1)}}{1 - e^{j2\pi m/T + 2/\tau}}. \end{aligned} \quad (13)$$

由此可以看出, 理论上 $H_1(k)$ 的自协方差函数 $\gamma(m)$ 是 t_0 、 τ 、 P_0 的函数, t_0 由房间体积 V 经式 (3) 确定, τ 由 T_{60} 经式 (7) 确定, 式 (7)~(10) 表明 P_0 由 V 、 S 、 T_{60} 确定, 因此 $\gamma(m)$ 仅仅依赖于房间的混响时间、体积和面积。文献 [11] 指出在频域内可以用自回归滑动平均 (Autoregressive moving average, ARMA) 模型来描述 $H_1(k)$, 即

$$\Phi(z)H_1(k) = \Theta(z)\varepsilon(k), \quad (14)$$

$$\Phi(z) = \sum_{p=0}^P \varphi_p z^{-p}, \quad (15)$$

$$\Theta(z) = \sum_{q=0}^Q \theta_q z^{-q}, \quad (16)$$

其中, $\varphi_0 = \theta_0 = 1$, z^{-1} 是延时因子, 即 $z^{-1}H_1(k) = H_1(k-1)$, $\varepsilon(k)$ 是一个方差为 σ_ε^2 的复数高斯白噪声。由式 (14)~(16) 可以将 $\gamma(m)$ 和 $\phi(t)$ 表示为

$$\phi(t) = \sigma_\varepsilon^2 \frac{|F_T\{\{\theta_q\}_{q=0,1,\dots,Q}\}|^2}{|F_T\{\{\varphi_p\}_{p=0,1,\dots,P}\}|^2}, \quad (17)$$

$$\begin{aligned} &\sum_{p=0}^P \varphi_p \gamma(m-p) \\ &= \begin{cases} \sigma_\varepsilon^2 \sum_{q=\underline{m}}^Q \theta_q \psi_{q-\underline{m}}^*, & 0 \leq \underline{m} \leq Q, \\ 0, & \underline{m} > Q, \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, \underline{m} 表示 m 对 T 求余, ψ_q 满足 $\sum_{q=0}^{\infty} \psi_q z^{-q} = \Theta(z^{-1})/\Phi(z^{-1})$ 。

式 (14) 表明如果能估计出 φ_p 和 θ_q , 则可以用 $\varepsilon(k)$ 去激励 $\Theta(z)/\Phi(z)$ 得到 $H_1(k)$ 。而 ARMA 模型中的参数 φ_p 和 θ_q 可以从 $\gamma(m)$ 中通过求解得到, 思路是先求解 AR 系数 φ_p , 再求解 MA 系数 θ_q , 简要的计算步骤是 (细节可以参见文献 [12]): 首先, AR 参数 φ_p 可以由式 (18) 通过求解修正的 Yule-Walker 方程得到; 其次, 利用 φ_p 和 $\gamma(m)$ 可以得到 $\gamma'(m) = \Phi^*(z^{-1})\Phi(z)\gamma(m)$, 这是由 θ_q 和 σ_ε^2 确定的 Q 阶 MA 模型, 可以采用 $10Q$ 阶的 AR 模型来近似, 因而可以求解标准 Yule-Walker 方程得到 $10Q$ 个系数 φ'_p ; 最后, θ_q 可以通过逼近 $10Q$ 个系数 φ'_p 求解得到。

至此, 当给定房间的几何尺寸和混响时间后, 可以计算出房间体积 V 和面积 S , 首先由式 (13) 计算得到 $\gamma(m)$; 其次由 $\gamma(m)$ 通过求解修正的或标准

Yule-Walker 方程得到 ARMA 模型中的参数 φ_p 和 θ_q ; 再次, 用 $\varepsilon(k)$ 去激励 $\Theta(z)/\Phi(z)$ 得到 $H_1(k)$; 最后, 将 $H_1(k)$ 和 $H_e(k)$ 组合后经过傅里叶反变换得到完整的房间脉冲响应 $h(t)$, 将干净语音 $x(t)$ 与 $h(t)$ 进行卷积, 得到人工混响信号。表 1 给出了完整的合成 $H_1(k)$ 的步骤。

表 1 基于 ARMA 模型的后期混响频率响应的合成步骤

Table 1 Steps for synthesizing late reverberation frequency response with ARMA model

1. 输入参数: 房间的长、宽、高, 混响时间 T_{60} , 采样率 f_s
2. 由输入参数计算房间的面积 S 、体积 V 、吸声系数 α (式 (10))
3. 计算混合时间 t_0 (式 (3))、 σ_{rev}^2 (式 (9))、 τ (式 (7))、 P_0^2 (式 (8))
4. 计算 $\gamma(m)$ (式 (13))
5. 设定 ARMA 模型的阶数 P (式 (15))、 Q (式 (16)), 求解修正的或标准 Yule-Walker 方程得到 ARMA 模型中的参数 φ_p 和 θ_q
6. 在频域利用 ARMA 模型的参数逆滤波得到 $H_1(k)$ (式 (14))

镜像源法是以几何声学模型为理论基础的经典算法, 可以较准确地模拟声场脉冲响应, 凭借理论简单、易于理解的优点, 镜像源法已被视为一种合成房间脉冲响应的基准, 但是它的一个明显缺点是计算量大, 通过镜像源法计算房间脉冲响应所需要的镜像源的数量与房间脉冲响应的长度成立方比, 与反射级数呈指数增长, 例如一个长 7 m、宽 5 m、高 4 m 的房间, 有 6 个反射面, 如需要计算的脉冲长度为 512 ms, 所考虑的最大的镜像源级数为 10 级, 则总的镜像源的数目为 9.1×10^7 个, 虽然已有相关降低镜像源法计算量的方法, 但其计算量需求通常在实时应用中难以满足。

从表 1 可以看出, 本文方法 (后文以“ARMA”简记之) 的主要计算量来自于步骤 5 和步骤 6, 步骤 5 从 $\gamma(m)$ 中计算 ARMA 模型的参数, 采用经典的 Levinson-Durbin 算法, 其计算量大约是 AR 模型阶数的平方关系, 而 AR 模型阶数通常在 10 阶左右。例如, 本文采用的 ARMA 模型的阶数设置为 $P = 7, Q = 2$, 因此其计算量是可以接受的; 步骤 6 本质上等效于一个无限脉冲响应 (Infinite impulse response, IIR) 的滤波运算, 在实时系统中已经经常使用。另一方面, 步骤 5 中的运算量可以进一步采

用“存储量换取计算量”的方法, 即可以事先设置足够多的步骤 1 中的参数以涵盖不同的房间参数, 然后离线计算出 ARMA 模型中的参数 φ_p 和 θ_q 并保存在存储器中, 由于 ARMA 模型的阶数设置通常都较低, 其占有的存储器容量可以忽略。因此, 本文方法便于在实时人工混响系统中应用。

2 实验与讨论

为了验证本文方法的实际混响效果, 首先采用真实房间测得的 RIR 为参考, 分别比较镜像源法^[10] (以“ISM”简记)、反馈延迟网络^[7] (以“FDN”简记) 和本文方法的性能。由于镜像源法适用于鞋盒型六面体房间, 因此选用德国亚琛大学实测的房间脉冲响应数据库^[13] 中的会议室 (meeting room) 数据作为基准, 该会议室长 8 m、宽 5 m、高 3.1 m, 分别在会议室的不同位置测试了 20 条不同的双耳 RIR, 图 1(a) 给出了其中一个 RIR, 采用施罗德反向积分法^[1] 计算得到该会议室的混响时间为 0.38 s, 据此可以设置 ISM、FDN 和 ARMA 三种方法的主要参数, 如表 2 所示。

表 2 仿真实验中的基本参数设置

Table 2 Basic parameter settings in the simulation experiment

方法	参数
ISM	房间长 8 m、宽 5 m、高 3.1 m, 混响时间 0.38 s
FDN	延迟线 16 条, 延迟线最大值为 289, 最小值为 19, 输入、输出因子都为 1, 混响时间 0.38 s
ARMA	房间长 8 m、宽 5 m、高 3.1 m, 混响时间 0.38 s, P 为 7, Q 为 2

FDN 的原理就是将一段干净无混响的语音依次通过延迟线、滤波器和反馈矩阵, 最后得到混响信号。依据文献 [7], 表 2 中的 FDN 选用了 16 条延迟线, 延迟线最大值为 289, 最小值为 19。

图 1(b)~图 1(d) 分别是采用 ISM、FDN 和 ARMA 方法生成的 RIR, 从中可以明显看出, 就 RIR 后期混响部分的回声密度而言, FDN 方法明显低于 ISM 和 ARMA 方法, 与真实房间的 RIR 相比, 差异明显。而 ISM 方法和 ARMA 方法的后期混响部分的回声密度要高于 FDN 方法, 与真实房间的接近。

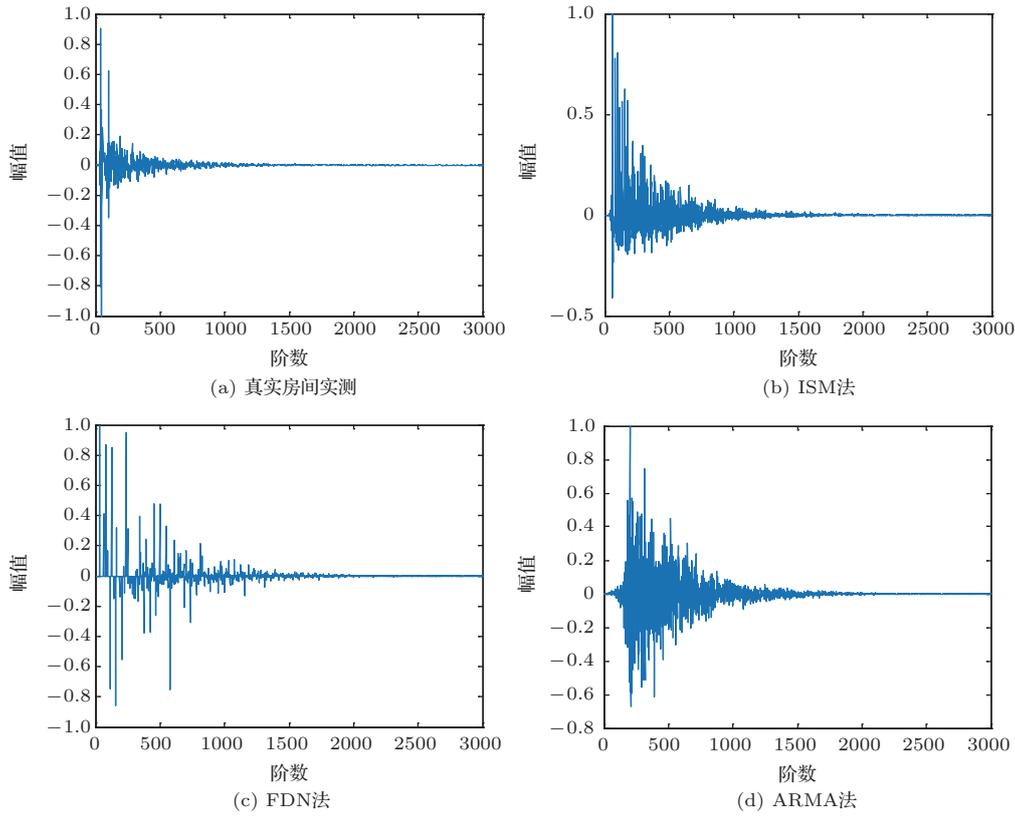


图1 4种方法获取的房间脉冲响应

Fig. 1 Room impulse response obtained by four different methods

图2给出了图1中4个RIR的能量衰减曲线,从中可以看出ARMA法的能量衰减曲线与ISM的非常接近,两者与真实房间能量衰减曲线的距离明显小于FDN。另一方面,采用施罗德反向积分法计算得到ISM、FDN和ARMA法生成的RIR的混响时间分别为0.39 s、0.44 s和0.40 s,这与图2的能量衰减曲线体现的趋势一致,表明FDN方法生成的RIR与真实房间的差异较大。ARMA法和ISM法

的结果接近,生成的RIR计算得到的混响时间与设定值之间的误差也较小。

除了从生成的RIR角度对比3种方法,本文还采用人工混响处理后的语音信号来评价3种方法。首先,从TIMIT数据库中^[1]随机选取了20条语音作为纯净无混响的信号(式(1)中的 $x(t)$),再将纯净无混响信号分别与真实房间、3种方法生成的各20条RIR做卷积得到混响信号(每种方法400条)。采用语音质量感知评价^[14](Perceptual evaluation of speech quality, PESQ)对混响效果进行评价,将真实房间的混响信号作为PESQ的参考基准信号,其他3种方法的混响信号分别与参考基准信号计算得到PESQ评分。图3为3种处理方法得到的混响信号的PESQ平均得分及标准差,其中ISM平均得分为2.77,标准差为0.04;FDN平均得分为2.55,标准差为0.02;ARMA平均得分为2.68,标准差为0.02。图3表明ARMA法生成的混响信号比FDN法的更接近真实房间的混响信号。

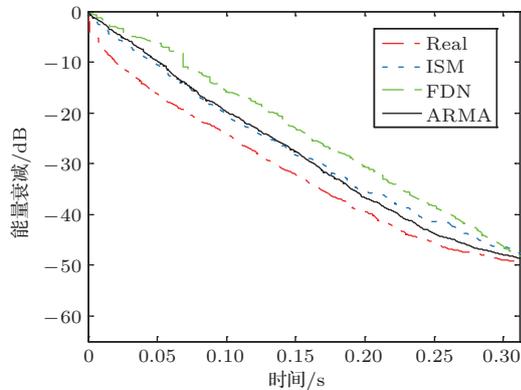


图2 4种方法获取的房间脉冲响应的能量衰减曲线
Fig. 2 Energy decay curves of room impulse responses obtained by four different methods

听者的主观感受是判断混响感的重要评价标准,因此设计一组听音实验来判断3种方法中最接近真实房间产生的混响信号。在AISHELL-

ASR0009-OS1 语音数据库中挑选包含男声、女声的 25 条干净中文语音作为测试语音, 分别设定混响时间为 0.38 s、0.5 s、0.8 s 和 3.8 s 四种情形, 采用 3 种方法生成 RIR 再与干净语音卷积得到混响信号。实验中选择 10 名听众, 均为听力正常的在校研究生, 对混响信号进行试听后, 选出 3 种方法中最佳混响效果的信号。10 名听众选出来的语音中, FDN 方法处理的占 8%; ARMA 方法处理的语音占 39%; 使用 ISM 方法处理的语音占 53%。实验结果表明 ARMA 方法处理的混响效果明显优于 FDN 方法, 与 ISM 方法接近。

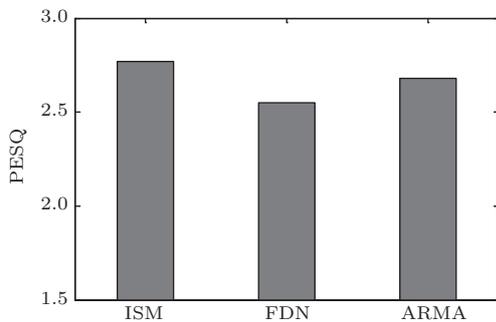


图3 3种方法处理的混响信号的 PESQ 均值及标准差
Fig. 3 Mean and standard deviation of PESQ obtained by three different methods

此外, 在使用同一台计算机进行仿真计算时, 同样条件下统计了 3 种方法的运行时间, 其中, FDN 运算时间为 1.06 s, ISM 运算时间为 3 s, 而 ARMA 的运算时间为 0.8 s, 表明 ARMA 方法在实时应用方面比 ISM 方法具有明显优势。

3 结论

从易于实时应用的角度, 本文研究了一种卷积法人工混响方法, 其特点是在频域合成房间频率响应后再经傅里叶反变换得到时域房间脉冲响应, 最后将干净无混响信号与时域房间脉冲响应卷积得到混响信号。实验结果表明该方法既具有比反馈延迟网络方法更好的混响效果, 同时又比镜像源法有更少的计算量。

参 考 文 献

- [1] Wu L, Qiu X, Burnett I, et al. Uncertainties of reverberation time estimation via adaptively identified room impulse responses[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2016, 139(1): 1093–1100.
- [2] 吴礼福, 王华, 程义, 等. 一种基于最大似然的混响时间盲估计方法[J]. *应用声学*, 2016, 35(4): 288–293.
Wu Lifu, Wang Hua, Cheng Yi, et al. An improved algorithm for blind estimation of reverberation time based on maximum likelihood[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2016, 35(4): 288–293.
- [3] 齐园蕾, 杨飞然, 杨军. 基于卡尔曼滤波的低复杂度去混响算法[J]. *应用声学*, 2018, 37(4): 559–566.
Qi Yuanlei, Yang Feiran, Yang Jun. Kalman filter based low-complexity dereverberation algorithm[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2018, 37(4): 559–566.
- [4] Patricka N, Gaubitch N. *Speech dereverberation*[M]. Berlin: Springer, 2010: 5–10.
- [5] Valimaki V, Parker J D, Savioja L, et al. Fifty years of artificial reverberation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 2012, 20(5): 1421–1448.
- [6] Rettinger M. Reverberation chambers for broadcasting and recording studios[J]. *Journal of Audio Engineering Society*, 1957, 5(1): 18–22.
- [7] Bullen R. Simulation of room reverberation using a feedback delay network[J]. *Journal of Acoustics Australia*, 2015, 43(1): 1–4.
- [8] Savioja L, Huopaniemi J, Lokki T, et al. Creating interactive virtual acoustic environments[J]. *Journal of the Audio Engineering Society*, 1999, 47(5): 675–705.
- [9] Gardner W G. Efficient convolution without input-output delay[J]. *Journal of the Audio Engineering Society*, 1995, 43(1): 127–136.
- [10] Alien J B, Berkley D A. Image method for efficiently simulating small-room acoustics[J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1979, 65(4): 943–950.
- [11] Leglaive S, Badeau R, Richard G. Multichannel audio source separation with probabilistic reverberation priors[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 2016, 24(8): 2453–2465.
- [12] Kay S. *Spectral estimation*[M]//Advanced topics in signal processing. New Jersey: Prentice Hall, 1988: 58–122.
- [13] Jeub M, Schafer M, Vary P. A binaural impulse response database for evaluation of dereverberation algorithms[C]. *International Conference of Digital Signal Processing*, 2009.
- [14] Loizou P C. *Speech enhancement: theory and practice*[M]. Florida: CRC Press, 2007: 492–495.