

基于小波变换模极大值重构原理的 HRTFs 平滑逼近预处理

张 杰 吴镇扬 马 浩
(东南大学无线电系 南京 210096)

摘 要: 空间听觉的研究以及虚拟听觉空间的实现中,与头相关传递函数(Head-Related Transfer Functions, HRTFs)或与头相关冲激响应(Head-Related Impulse Responses, HRIRs)的高效建模对于隐含在HRTFs中的特征模式的识别有着极其重要的作用。作为建模前的一个重要环节,该文通过对HRTFs的时域奇异性特征分析和全部测量空间方位上HRIRs分布特点的统计判断,采用具有平移不变特性的多孔小波变换和相应的模极大值重构原理提出了一种HRTFs非线性平滑逼近预处理的方法。仿真实验结果表明,在设置的阈值门限一致的情况下,该文方法较PCA(Principal Component Analysis)和基于小波变换Mallat算法的逼近处理的性能分别提高了8.3dB和2.4dB。

关键词: 与头相关的传递函数;平滑处理;多孔小波变换;模极大值重构

中图分类号: TP391.42

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)02-0473-05

A Smoothing Method of Head-Related Transfer Functions Based on Reconstruction from Wavelet Transform Modulus Maxima

Zhang Jie Wu Zhen-yang Ma Hao

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In the research of spatial hearing and implementation of virtual auditory space, it is important to accurately model the latent acoustical clues in HRTFs(Head-Related Transfer Functions) or HRIRs(Head-Related Impulse Responses) related to certain position of sound source. As an essential preprocessing step, this work introduced a new smoothing means based on a trous algorithm with translation-invariant and reconstruction from modulus maxima, and managed to carry through adaptive non-linear approximation in the field of wavelet transformation. The simulation results show that, under the uniform threshold, the performance of the new way is averagely 8.3dB better than that of traditional PCA(Principal Component Analysis) method, and 2.4dB than that of wavelet method using Mallat algorithm.

Key words: Head-Related transfer functions; Smoothing; a trous algorithm; Reconstruction from modulus maxima

1 引言

人耳具有辨别声源方位的功能,可以在较高的精度范围内判断声源的远近、高低位置。这些促使人们去寻找更多的有关人耳声源定位的线索^[1-6]。研究表明,与头相关的传递函数(HRTFs)包含了有关声源方位的重要特征信息,我们可以借助HRTFs来模拟声音的三维空间效果,称为虚拟听觉空间(Virtual Auditory Space, VAS)仿真,该技术在听觉的生理心理学研究、虚拟现实等领域有着广泛的应用价值。目前,一般是通过测量获取不同空间方位上的HRTFs或对应的时域冲激响应(HRIRs),每个方位对应于200~500阶的FIR滤波器,其直接应用的存储量和计算量均较大,因此,对测量得到的HRTFs进行分析,提取与声源的特定空间方位相对应的特征信息,并将其用适当的数学模型表达出来也就成了VAS研究的重要内容;同时,HRTFs的高效建模对于隐含在

HRTFs中的特征模式的识别也有着极其重要的作用^[1-5]。但心理声学的研究表明,HRTFs的谱特征细节在人耳听觉系统的声源空间方位判断中的作用并不是很大^[2],由此,HRTFs的平滑逼近处理即成了对其建模和分析前所需要的一个重要环节。传统的方法,包括傅里叶级数展开法(Fourier Series)、主元素分析法等都是基于线性处理的思想,基于小波变换的非线性处理方法则提供了一种有效的非线性时变信号、系统分析手段。

首先,典型的HRTFs平滑逼近处理有Kulkarni和Colburn提出并经过细致的心理声学实验验证了的Fourier级数展开法^[2]。他们的结果表明了HRTFs的谱特征细节对于人耳的空间方位辨别作用不是很大,对其进行平滑逼近预处理是可行的,并且对于后续更准确和更有效的HRTFs建模和分析也是必要的。此外,HRTFs模型构建方面的研究工作还包括,Kistler和Wightman^[3]提出的HRTFs主元素分析模型在对数尺度下对HRTFs的幅度谱进行PCA分析,然后在低维正交子空间逼近HRTFs,并用最小相位法重构出测量空间位置

上的脉冲响应, 仅用少量的系数就可以近似地恢复出 HRIRs, 降低了 VAS 合成所需的数据量; 进一步地, Chen^[4]提出的空间特征提取与扁平样条规整 SFER 模型, 在 HRTFs 的正交表示时包含了相位信息, 并用扁平样条规整法对测量空间 HRTFs 进行内插, 得到了连续听觉空间上的 HRTFs 模型。这两种模型都是从频域出发的, 含有大量复数或对数运算, 不利于 VAS 的实时处理。Wu^[5]则提出了在时域利用 Karhunen-Loève 展开对 HRIRs 进行空间特征抽取, 该方法对于均匀球面网格上的 HRIR 具有运算量小且完全包含相位信息的优点。以上 3 种方法都可以看作在保留 HRTFs 或 HRIRs 主要特征信息的前提下, 应用 PCA 实现的 HRTFs 平滑逼近处理、特征保持和降维模型的构建, 也都表明了 HRTFs 逼近处理的可行性。

不过, 传统的正交基在对 HRTFs 或 HRIRs 分解时, 一般不能同时兼顾到信号的时频分辨特征, 而具有紧支撑的小波函数由于具有时频联合的局部定位和多尺度的分析能力, 尤其在信号的非线性最优和全局逼近上有着明显的优势。文献 [7] 指出对于函数 $h(t) \in L^2(R)$, 存在有限个小波函数, 可以对 h 实现任意精度的逼近; 并且用正交小波函数和正交尺度函数对系统的脉冲响应逼近进行了研究。在空间听觉的研究领域, 也有一些通过小波变换途径对 HRTFs 进行分析、建模的研究报道, 比如文献 [8] 通过小波多分辨率特性构造的 sparse 滤波器组对 HRTFs 进行了建模, 并与 HRTFs 滤波器设计的传统方法 Prony、Yule-Walker 以及 BMT 算法进行了比较, 其结果显示了该滤波器组的有效性; 文献 [9, 10] 应用小波变换的 Mallat 算法对 HRTF 进行了分析, 初步说明了小波方法在 HRTFs 分析和降噪处理上的一些特点和适用性; 文献 [11] 应用小波变换的 Mallat 算法对 HRTFs 的平滑逼近效果进行了详细的分析, 表明了小波方法在 HRTFs 平滑处理上的有效性。本文的工作则主要体现在考虑到了 HRTFs 的时域奇异性特征^[10], 并根据 HRIRs 在全部测量空间方位上数据分布特点的检验判断(这里采用的是 MIT 媒体实验室测量并公开的 KEMAR 数据包), 指出由于全部的 HRIRs 并不能很好地符合高斯分布的统计描述, 因此基于 Karhunen-Loève 变换的 PCA 逼近并不是最有效的, 非线性的处理方法会更好。对此, 本文采用具有平移不变特性的多孔小波变换和模极大值重构的方法对 HRTFs 进行了非线性的逼近建模和平滑处理。实验表明, 通过应用 HRIRs 小波变换多孔算法提取和表达信号的突变、瞬态等奇异性特征, 可以取得不错的平滑逼近结果, 较应用小波变换 Mallat 的方法^[9-11]以及 HRTFs 的 PCA 方法更有效。

2 HRTFs 数据的特征分析

对于像 HRTFs 这样的数据信号类型^[10], Batteau 等人从时域对其特征进行了研究。他们发现其冲激响应 HRIRs 是多

个由耳廓等引起的反射信号叠加而成, 即

$$h(t) = \delta(t) + a_1\delta(t - \tau_1) + a_2\delta(t - \tau_2) \quad (1)$$

式中 a_1, a_2 为反射系数; τ_1, τ_2 为反射波的时延, 并且随着声波向低纬度移动, 反射波的时延会有所增加。Hiranaka 和 Yamasaki 通过实验证实了上述结论, 并进一步发现, 对于人类, 所有的反射信号时延小于 $350\mu\text{s}$ 。还有, 当声源处于头的前方时, 有两个以上的反射波; 在后方位位置只有一个反射波; 而处于头顶位置上很难找到反射的分量。Wright 等人则进一步验证了反射波的时延与 HRTFs 频率特征间的关系。HRTFs 的这一反射特性决定了它的冲激响应在时间轴上存在着奇异特征^[10], 其中的瞬变或者边沿有着不同的表现, 有时变化得比较陡峭, 有时又比较平缓, 而其小波变换在多尺度上的变化情况将与此性质密切相关。这些启发了我们利用 HRTFs 不同信号特征的奇异性来实现有效的平滑逼近处理和模型构建。

此外, 我们知道, PCA 处理为一组数据在线性情况下最优的逼近表示^①。设 $H(n)$ 为全部方位上 HRIRs 构成的随机向量, 则某一特定方向上的 HRIR 可以表示为^[5, 6],

$$h_l(n) = Qw + h_{av} = \sum_{i=1}^N w_i(n, \theta_l, \varphi_l) q_i + h_{av} + \varepsilon_l \quad (2)$$

式中 $Q = [q_1, q_2, \dots, q_N]$ 为 $H(n)$ 的自协方差矩阵 R_h 的特征向量 q_i 构成的正交变换阵; $R_h = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P (h_i - h_{av})(h_i - h_{av})^T$ 。

$h_{av} = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P h_i$, $w_i = Q^T(h_i - h_{av})$; P 为 HRIRs 全部测量

方位的数目; ε_l 即为 $h_l(n)$ 的 N 维 PCA 降阶逼近表示的误差。这样的结果可以有一个简单的几何说明来解释: 每个方向的 HRIR 给出了作为随机向量 HRIRs 的一个具体实现, Karhunen-Loève 的基向量给出了数据分布的主轴方向, 其中大的特征值对应于数据呈现密集分布特征的方向, HRIRs 沿着这些方向的投影将产生小的平均误差。不过其前提假设是, 如果作为随机向量的 HRIRs 是高斯分布的, 那么其概率密度沿着主轴与 Karhunen-Loève 变换的基向量同方向上是均匀分布的, 因此这些主轴方向也就的确是数据逼近的优先方向; 但如果数据不是高斯的, 这些主轴方向就可能不是最有效的^[12]。本文通过对 HRIRs 正态分布拟合优度测试的 Lilliefors 假设检验判断, 如图 1 所示, 决大多数采样时刻上的 HRIRs 数据并不满足高斯分布特征的假设 ($H = 1$ 表示拒绝 HRIRs 数据的高斯分布假设; $H = 0$ 表示接受), 因此, 基于 Karhunen-Loève 变换的 PCA 处理并不能最有效地对非高斯分布的 HRIRs 数据进行描述。本文即以此为依据, 采用具有平移不变特性的多孔小波变换提出了一种新的 HRTFs 平滑逼近预处理方法, 实验结果表明了该方法的有效性。

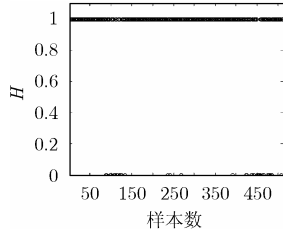


图1 HRIRs的正态分布拟合优度测试Lilliefors假设检验判断

3 小波变换与HRTFs信号的奇异性检测

由于小波函数的伸缩和平移,小波变换的时频分析窗口宽度会随着频率增大而缩小,并随着不同的时刻而改变,这一特点在信号的奇异性检测等方面很有效^[12]。设 $L^2(R)$ 空间中一组紧支的小波集为

$B = \left\{ \left\{ \phi_{j,k} \right\}_{0 \leq k < 2^{-j}}, \left\{ \psi_{j,k} \right\}_{-\infty < j \leq J, 0 \leq k < 2^{-j}} \right\}$, 则用 M 个小波对 $h \in L^2(R)$ 所作的最佳非线性逼近为

$$h_M = \sum_{(j,k) \in I_M} \langle h, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k} \quad (3)$$

式中 I_M 为小波系数 $\langle h, \psi_{j,k} \rangle$ 中具有最大幅值的 M 个小波系数的下标集,对应于小波基与信号 h 相关性最强的部分,可以被看作 h 的“主特征”。而最小的非线性逼近误差则可以表示为

$$\varepsilon(M) = \|h - h_M\|^2 = \sum_{(j,k) \notin I_M} \langle h, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k} \quad (4)$$

式中 $h(l) = \langle h, \psi_{j_l, k_l} \rangle$ 为排序后的第 l 个系数,并且 $h(l) \geq h(l+1)$ 。文献^[12]指出当排序后的小波系数具有较快衰减时, $|h(l)| = O(l^{-s})$ 当且仅当 $\varepsilon(M) = O(M^{-2s})$,非线性逼近将产生较小的误差,该结论与Besov空间的理论有关。实际上,小波规范正交基下的非线性逼近采用的正是在信号奇异区域附近自适应地细化逼近尺度,并在不同的尺度下分别计算获得信号局部逼近的策略,以更好地实现对于信号整体的逼近。

为了更好地对该问题进行说明,下面介绍一种在数学上表征信号局部特征的度量——李氏指数(Lipschitz Exponent, LE) α ^[12, 13]。设 $\forall h(t) \in L^2(R)$, $h(t)$ 在点 t_0 的Lipschitz指数 α 定义为

$$|h(t_0 + \varepsilon) - P_n(t_0 + \varepsilon)| \leq A|\varepsilon|^\alpha, \quad n < \alpha < n+1 \quad (5)$$

式中 ε 是一个充分小的量; $P_n(t)$ 是过 $h(t_0)$ 点的 n 次多项式,则称 $h(t)$ 在点 t_0 的Lipschitz指数为 α 。可以证明,当 t 在区间 $[t_1, t_2]$ 中时,如果有

$$|\text{WT}_h(a, b)| \leq Ka^\alpha \quad (6)$$

或者

$$\log |\text{WT}_h(a, b)| \leq \log K + \alpha \log a \quad (7)$$

则 $h(t)$ 在区间 $[t_1, t_2]$ 上为均匀的Lipschitz α ,其中 K 是与小波函数相关的常数。如果取 $a = 2^j$,上式可以写为

$$|\text{WT}_h(2^j, b)| \leq K2^{j\alpha} \quad (8)$$

或者

$$\log_2 |\text{WT}_h(2^j, b)| \leq \log_2 K + \alpha j \quad (9)$$

这样 αj 一项就把小波变换的尺度特征 j 和Lipschitz指数 α 联系了起来,揭示了尺度 a 或 j 与Lipschitz α 的变化规律:当 $\alpha > 0$ 时,小波变换的模值会随着尺度 a (即 j)的增大而增大;当 $\alpha = 0$ 时则不会随着尺度 a 的改变而变化;而当 $\alpha < 0$ 时则会随着尺度的增大而减少;并且模值变化的幅度由于 α 绝对值的大小而不同。HRIRs奇异性检测即是以此为依据,通过小波变换提取的信号突变和瞬态等特征信息来有效表示信号,取得了较好的效果^[10]。

不过,通常应用的小波变换Mallat快速算法是具有抽取的算法,要求滤波后隔1抽取,不具有变换的时移不变性以及对于信号奇异点的检测存在定位精度不高等问题。Holschneider和Morlet等人通过一有限滤波器的内插对非整数点上的值作为近似,实现了无抽取的离散小波变换à trous算法(又称为多孔算法)^[14]。由于该算法具有变换的平移不变性,特别适合用来计算小波变换模极大值,提高奇异点的定位精度,本文即选择了这种算法来实现HRIRs的小波正反变换。虽然à trous算法会有一些的冗余,但该算法的递归运算非常有效,并且可用滤波器组来实现,如图2所示。其中的小波函数,本文选取了实现多孔算法常用的双正交二次样条小波(Biorthonormal Quadratic Spline Filter, bior 3.1)^[14-16];并在后面的HRIRs不同方法平滑逼近效果比较中给出了分别应用多孔算法与Mallat算法的实验结果对比,可以看到多孔算法对于HRIRs非线性逼近和平滑处理的优势。

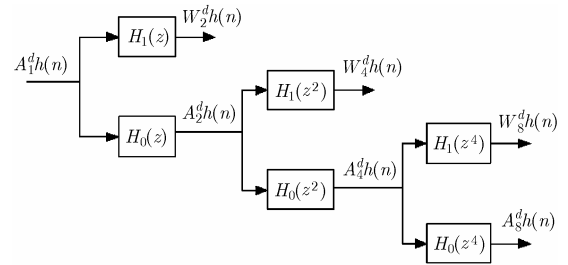


图2 多孔小波分解算法

设 $h(n)$ 为待分析的HRIR信号, h_0, h_1 为与给定的小波函数和尺度函数相关的滤波器,分别具有低通和高通的特性;同时,设 $S = A_1^d h(n), (n \in Z)$ 为HRIR信号 $h(t)$ 的离散采样序列, $W_2^d h(n), (n \in Z)$ 为 S 在尺度 j 上的小波变换, $A_2^d h(n), (n \in Z)$ 为尺度 j 上的离散逼近,则小波变换的多孔算法如式(10)所示:

$$\left. \begin{aligned} W_{2^{j+1}}^d h(n) &= A_2^d h(n) * h_1^j(n) \\ A_{2^{j+1}}^d h(n) &= A_2^d h(n) * h_0^j(n) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

即信号 S 的离散小波变换为 $\{A_2^d h(n)\}; \{W_2^d h(n)\}, j = 1, 2, \dots, J$,其中 j 为分解的尺度, J 为分解的最大尺度;由此,相应的模极大值就是满足不等式(11),式(12)的 $W_2^d h(n)$ 的值:

$$\left. \begin{aligned} |W_{2^j}^d h(n)| &\geq |W_{2^j}^d h(n-1)| > |W_{2^j}^d h(n-2)| \\ |W_{2^j}^d h(n)| &\geq |W_{2^j}^d h(n+1)| \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

或者

$$\left. \begin{aligned} |W_{2^j}^d h(n)| &\geq |W_{2^j}^d h(n-1)| \\ |W_{2^j}^d h(n)| &\geq |W_{2^j}^d h(n+1)| > |W_{2^j}^d h(n+2)| \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

记为 $W_{2^j}^d h(n_{k_j})$, $j = 1, 2, \dots, J$; $k_j = 1, 2, \dots, K_j$, K_j 为极大值的个数, k_j 为模极大值的序号。而由小波变换的模极大值重构信号则是利用离散逼近信号 $A_{2^j}^d h(n)$ 和小波变换的模极大值 $W_{2^j}^d h(n)$ 来恢复原来的信号 S [14-16]。

对上面的内容进行总结, 基于小波变换 à trous 算法和相应的模极大值重构原理的 HRTFs 平滑逼近预处理实现过程为: 首先应用移不变的 à trous 分解算法对 HRIR 信号进行离散小波变换, 所选尺度通过实际的数据处理比较, 确定为两层, 尺度过大或过小逼近的效果都不是很好; 其次, 由上述变换得到 HRIR 小波变换的模极大值, 在与 PCA 方法阈值设置基本一致的情况下(模值门限 T 设置为该方位 HRIR 信号 2 范数的 3%; 在后面的结果比较中, 基于小波变换 Mallat 算法的平滑逼近处理也采用了该阈值设置), 将每一 $|W_{2^j}^d h(n_{k_j})|$ 与该门限比较, 如果比值小于 T , 则将该点的值置为零, 否则将其保留下来; 恢复时, 利用 à trous 的重构算法, 就可以得到经提取 HRIR 奇异点特征和实现平滑逼近处理后的 HRIR。

4 不同 HRTFs 平滑逼近处理的结果比较

本文的实验处理采用了 MIT 媒体实验室测量并公开的 KEMAR 模拟人 HRTFs 数据, 其具体的测量过程和细节见参考文献[17]。图 3 所示为 KEMAR 数据包垂直和水平方向上各个方位对应的 HRTFs。可以看到, 在 HRTFs 的频谱图上有非常明显的波峰和波谷, 主要集中在 900~15000Hz 的中、高频率区域内, 这正是人耳辨别声源方位的重要特征。考虑数据包 710 个测量方位, 本文对 HRIRs 进行 PCA 分析处理, 选取 16 阶的主元可以占到信号方差变化特征的 97%, 总共有 19552 个数据值(包括主元基向量以及各个方向上的主元系数)。图 4 为 HRIRs 的 PCA 处理结果示例(HRTFs 图例给出了 900~15000Hz 上的频谱)。

图 5 为基于 Mallat 算法的小波平滑逼近结果示例。

图 6 为基于小波变换 à trous 算法的平滑逼近结果的示例; 对应地, 图 7 为 HRIR 信号小波多孔分解后的模极大值图和离散近似分量。从定量的逼近效果上来看, 图 4 的 PCA 处理示例误差为 0.2644, 图 5 的基于 Mallat 算法的小波处理误差为 0.0212, 而图 6 基于小波变换 à trous 算法分解和模极大值重构方法的逼近误差仅为 0.0057, 优于前面两种方法的结果。这里采用的误差指标如式(13)所示[4]:

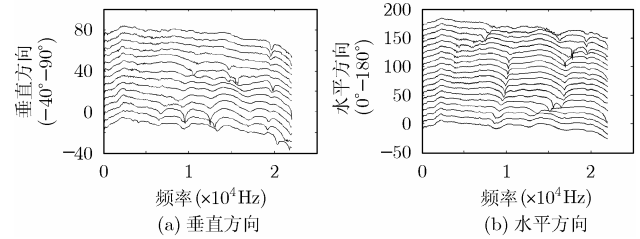


图 3 KEMAR 数据包中垂直、水平面上的 HRTFs

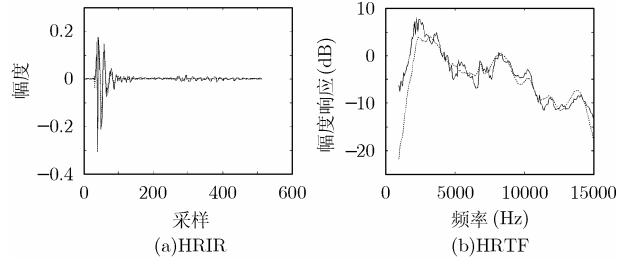


图 4 HRIRs 的 PCA 处理结果示例(方位角=0°, 仰角=90°)

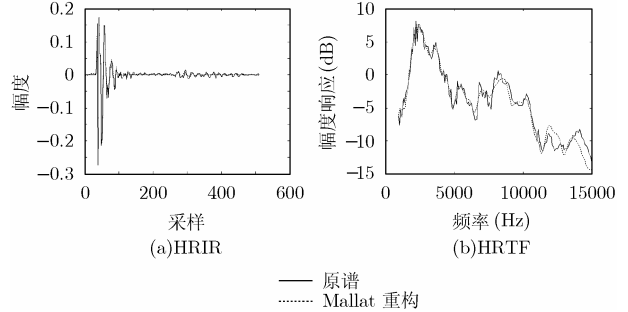


图 5 自适应小波平滑逼近的结果示例(方位角=0°, 仰角=90°)

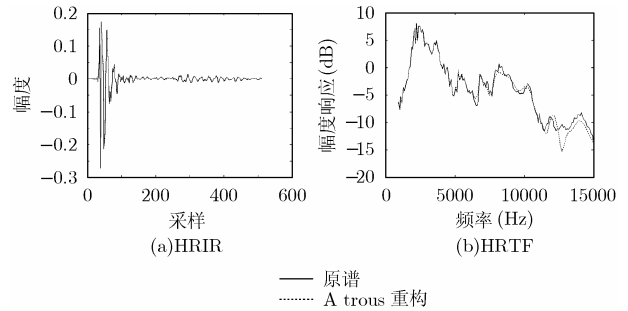


图 6 基于小波变换模极大值重构原理逼近的结果示例(方位角=0°, 仰角=90°)

$$\text{Error} = \frac{\|h - \hat{h}\|^2}{\|h\|^2} \quad (13)$$

式中 h 为实际测量获得的 HRIR, \hat{h} 为不同方法处理重构后的 HRIR。

对于全部空间测量方位的考虑, 在门限 T 设置为该方位 HRIR 信号 2 范数的 3% 的情况下, 基于 Mallat 算法的小波 (db10 小波) 平滑逼近处理重构的相对误差为 -18.2dB, 优于 PCA 的 -12.3dB; 但要比基于小波变换多孔算法和相应的模极大值重构的 -20.6dB 的结果差, 表明了基于小波变换多孔算法逼近处理的整体有效性, 以及该方法用于提取 HRTFs 奇

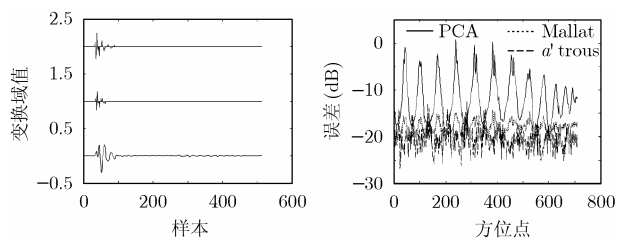


图7 HRIR信号小波多孔分解后的模极大值图和离散近似分量(方位角=0°, 仰角=90°)

图8 KEMAR数据包全部方位上的HRTFs平滑逼近处理重构后的结果比较

异性特征和实现重构逼近时所具有的优越性能,如图8所示。其中“Mallat”指基于小波变换Mallat算法的HRTFs平滑重构;à trous则代表基于小波变换多孔算法的重构;横坐标表示KEMAR数据包全部的710个测量方位点;图中给出的曲线即是在不同的HRTFs测量位置点上,3种平滑逼近方法重构后的误差结果比较情况。不过,在HRTFs逼近效果改善的同时也增大了所需要的运算量,在Intel Celeron M 1.5 GHz CPU, 224M内存PC机上的运行情况为:PCA需要10s,采用Mallat算法的小波逼近处理需要4s,而基于小波变换多孔算法和模极大值重构则需要32s,但就平均每个方位的处理所需的时间来看($32s/710 = 0.045s$),也在后续的VAS系统实现等应用可以接受的范围内^[1, 18]。

5 结束语

从不同的HRTFs平滑逼近处理效果可以看到,采用了多孔小波变换奇异性检测和模极大值重构原理的方法,优于PCA以及基于小波变换Mallat算法的处理,是一种更有效的平滑逼近方法。下面的工作可以考虑对于平滑逼近处理后的HRTFs进行更准确的建模,如零极点模型、结构模型等,便于模型特征的提取和分析;也可以对非测量空间方位的HRTFs做预测以及通过实际的人耳听觉实验来更好地判断处理的效果等;同时,为了最优化HRTFs信号的非线性逼近,也可以根据信号的具体特征自适应地选择一组最优的基,比如小波包基和局部余弦基是包含不同类型时频原子的两大正交基类,而其中的最佳小波包基和最佳局部余弦基有可能很好地将信号分解成适应于信号时频结构的原子,以获得更优的处理性能。

参考文献

- [1] Blauert J P. Spatial Hearing. Revised edition. Cambridge, MA: MIT, 1997: 1–35.
- [2] Kulkarni A and Colburn H S. Role of spectral detail in sound-source localization. *Nature*, 1998, 396(6713): 747–749.
- [3] Kistler D J and Wightman F L. A model of head-related transfer functions based on principal components analysis and minimum-phase reconstruction. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1992, 91(3): 1637–1647.
- [4] Chen J, Van Veen B D, and Hecox K E. A spatial feature extraction and regularization model for the head-related

transfer function. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1995, 97(1): 439–452.

- [5] Wu Zhenyang, et al. A time domain binaural model based on spatial feature extraction for the head-related transfer function. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1997, 102(4): 2211–2218.
- [6] 吴镇扬, 王卫斌. 基于空间特征抽取与神经网络的人耳空间听觉模型. *声学学报*, 1999, 24(6): 645–652.
- [7] Zhang Qinghua. Using wavelet network in nonparametric estimation. *IEEE Trans. on Neural Network*, 1997, 8(2): 227–236.
- [8] Torres J, Petraglia M, and Tenenbaum R. Low-order modeling of head-related transfer functions using wavelet transforms. The 37th IEEE Int. Symp. on Circuits and Systems (ISCAS-2004), Vancouver, Canada, 2004, (3): 513–516.
- [9] Lo T F, Wu Zhenyang, and Chan F H Y, et al. Wavelet analysis of head-related transfer functions. The 20th Annual International Conference of IEEE/EMBS, Hong Kong. 1998: 1549–1552.
- [10] 吴镇扬, 王卫斌. 基于小波变换奇异性检测的HRTF(Head Related Transfer Function: 与头部关联的传递函数)消噪处理. *生物物理学报*, 1997, 13(3): 473–478.
- [11] Hacihabiboglu H, Gunel B, and Murtagh F. Wavelet based spectral smoothing for head-related transfer function filter design. The 22nd AES International Conference on Virtual, Synthetic and Entertainment Audio, Espoo, Finland, 2002: 131–136.
- [12] Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing. Boston: Academic Press, 1997: 376–430.
- [13] Mallat S and Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(7): 710–732.
- [14] Holschneider M, Kronland Martinet R, and Morlet J, et al. Wavelets time-frequency methods and phase space. Berlin: Springer-Verlag, 1989: 289–297.
- [15] Donoho D, Duncan M, and Huo Xiaoming, et al. The WaveLab package. Stanford University, <http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/>, 1999.
- [16] Matlab Wavelet Toolbox 3.0, 2004.
- [17] Gardner B and Martin K. HRTF measurements of a KEMAR dummy-head microphone. Technical Report #280, MIT Media Lab Perceptual Computing, Cambridge, MA, May 1994.
- [18] Zotkin Dmitry N, Duraiswami Ramani, and Davis Larry S. Creation of virtual auditory spaces. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Orlando, 2002, (2): 2113–2116.

张 杰: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为虚拟声信号处理。

吴镇扬: 男, 1949年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为视觉与听觉信号处理。

马 浩: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为虚拟声信号处理。