

基于小波变换的多普勒胎儿心率检测研究

杨晓峰, 张欣, 王金浦, 卞正中, 王波

(西安交通大学生物医学信息工程教育部重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 为了解决从超声多普勒胎儿心脏回波信号中提取胎音信号时, 去除各种干扰和噪声的问题, 分析了超声多普勒回波信号的特点, 应用了基于小波变换的阈值去噪方法, 并对该方法的去噪阈值和原始噪声方差的估计进行了研究. 在实际应用中对该阈值算子的系数作了改进, 使得该算法能根据实际信号的强度、噪声的方差以及分解的层数, 自适应地得到不同尺度的去噪阈值. 通过对实际超声多普勒回波信号的处理, 信噪比比传统滤波法提高至少5倍以上, 能有效地提取出胎儿心音信号, 较准确地计算出胎儿心率值.

关键词: 超声多普勒; 胎儿心率; 小波变换; 阈值滤波

中图分类号: TP318; R318 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)08-0917-05

Doppler Fetal Heart Rate Detection Based on Wavelet Transform

Yang Xiaofeng, Zhang Xin, Wang Jinpu, Bian Zhengzhong, Wang Bo

(Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To remove noise when extracting fetal heart sound from Doppler fetal heart echo signal, the threshold denoising method based on wavelet transform is adopted according to the signal features, and the denoising threshold and the estimation for original noise variance are investigated to modify the coefficient of threshold operators for different scales based on actual signal intensity, the noise variance and the number of decomposition layers. This method has been employed to process actual Doppler fetal heart echo signal, the result verifies that the method enables to heighten the signal-to-noise ratio by five times than the traditional filter and accurately calculate fetal heart rate.

Keywords: ultrasonic Doppler; fetal heart rate; wavelet transform; threshold denoising

利用超声多普勒检测胎音信号是获得胎儿心率的重要方法. 母体子宫内是一个极其复杂的运动系统, 包括胎儿心脏运动, 母体子宫血管内血流的流动, 子宫肌肉收缩运动, 胎儿体内自身的血液循环以及胎儿在子宫的运动——胎动等^[1]. 因此, 超声波的回波中就有很多复杂的干扰成分, 信噪比很低, 各种噪声幅值大、分布广, 干扰信号与真实信号比较接近, 为非平稳随机信号, 从而导致提取胎儿心脏运动信号相当困难, 使得整个信号提取过程中得到的信号不稳定, 极易受到外界各种因素的影响. 所以, 在胎音信号提取过程中, 如何针对干扰的不同特征以

及提取不同特征信号时采用有效的去噪方法显得非常重要. 为提取有用信号, 传统的去噪方法是将被噪声干扰的信号通过一个滤波器, 滤掉噪声频率成分, 这对非平稳的随机回波信号有一定局限性, 而且特定的信噪数据必须设计特定的滤波器与之相匹配. 同时, 传统的线性滤波方法由于其尺度的单一性, 使保护信号局部特性与抑制噪声之间存在矛盾, 实际过程中这种滤波方法必须以模型的可知性为前提. 对于该类信号, 经过传统滤波处理不仅信噪比得不到较大改善, 而且信号的位置信息也被模糊掉了.

基于小波变换的多分辨率分析技术在信号去噪技

术中有明显的优点,特别是二进小波对信号的分析具有变焦距的作用.如著名的小波分析学者 Meyer 在改进 Shannon 小波的基础上,得到了高正则性的 Meyer 小波.该小波高正则性对消噪处理中避免信号移相和重构从而获得较好的平滑效果是非常有用的.本文分析了多普勒回波信号的特点,给出了通过自适应阈值法实现信号去噪的方法,采用算子的形式对该去噪阈值进行了统一的描述,并提出了一种针对多普勒胎儿心脏回波信号的自适应阈值选取方法.

1 二进小波变换及快速算法

二进小波变换是一种半离散的小波变换,对尺度因子进行二进制离散,而位移因子保持连续变化.

设母波函数是 $\Psi(t)$,即满足 $\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0$,取 $j \in \mathbb{Z}, b \in \mathbb{R}$,则 $f(t)$ 的二进小波变换为

$$W_j f(b) = Wf(2^j, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{2^{j/2}} \Psi\left(\frac{t-b}{2^j}\right) dt \quad (1)$$

若小波 $\Psi(t)$ 满足 $A \leq \sum_{j \in \mathbb{Z}} |\hat{\Psi}(2^j \omega)|^2 \leq B$, 这里 $\hat{\Psi}(\omega)$ 是 $\Psi(t)$ 的傅里叶变换, A, B 为常数,则一定存在重构小波 $\chi(t)$, 使函数 $f(t)$ 可以从它的二进小波变换中恢复

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2^j} Wf(2^j, \cdot) * \chi_{2^j}(t) \quad (2)$$

式中: $\chi(t)$ 为重构小波函数,其傅里叶变换满足 $\sum_{j=-\infty}^{\infty} \hat{\Psi}(2^j \omega) \hat{\chi}(2^j \omega) = 1$.

如图 1 所示,对于任意较粗的尺度 2^j ,离散信号序列 $\{S_j f, (W_j f)_{1 \leq j \leq J}\}$ 称为原始信号 f 的离散二进小波变换.图中 $H_j(G_j)$ 表示 $H_1(G_1)$ 的 2^j 尺度膨胀(即在滤波器系数间插入 $2^j - 1$ 个 0).重构过程可将分解过程倒过来进行,只需要将分解滤波器组换为重构滤波器组.

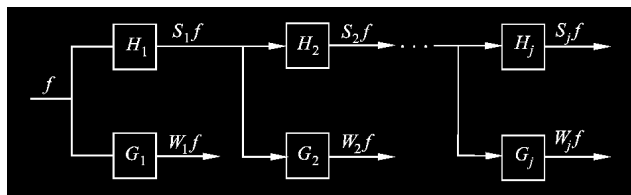


图1 离散二进小波变换分解

$f(t)$ 的小波分解和重构可按 Mallat 塔式算法进行^[2],即小波变换分解公式为

$$\left. \begin{aligned} c_{j+1,k} &= \sum_m h(m-2k)c_{j,m} \\ d_{j+1,k} &= \sum_m g(m-2k)c_{j,m} \\ m &= 0, 1, 2, \dots, N-1 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

相应的重构公式为

$$c_{j-1,m} = \sum_k c_{j,k} h(m-2k) + \sum_k d_{j,k} g(m-2k) \quad (4)$$

式中: c 为尺度系数; d 为小波系数; h, g 为如图 1 滤波器 H, G 的系数; j 为分解层数; N 为离散采样点数.

2 小波阈值去噪原理

信号经小波变换后,可以认为由信号产生的小波系数包含信号的重要信息,其幅度较大,数目较少,而噪声对应的小波系数幅值较小.通过在不同尺度上选取一个合适的阈值,并将小于该阈值的小波系数置 0,保留大于阈值的小波系数,从而使信号中的噪声得到有效的抑制.最后进行小波逆变换,得到滤波后的重构信号.

2.1 阈值选取

从去噪原理看出,在小波去噪过程中,噪声能量估计是确定噪声和信号分界点的关键.阈值的选择即噪声和信号分界点的确定对去噪效果有较大影响.如果阈值选择过小,就会使噪声保留过多,相反,如果阈值选择过大,就会将信号的部分信息处理掉,所以阈值的选择是信号消噪效果的关键.

Donoho 等人提出了一种典型的小波阈值选取方法^[3],在理论上给出并证明了阈值与噪声的方差成正比,其大小为

$$\lambda = \sigma(2 \ln N)^{1/2} \quad (5)$$

式中: σ 为噪声的方差.式(5)使用了一个统一的噪声方差 σ ,没有考虑不同尺度上噪声方差的差异.由于噪声对应的小波系数随尺度的增加而减小,这样以统一的阈值取法对于高尺度下的小波系数而言显得过大,会去除掉部分有用信息.因此,有必要对噪声在不同尺度上的方差进行分析.

2.2 各尺度上的噪声方差

假定信号中包含的白噪声 ϵ 的方差 σ^2 已知^[4],其功率谱密度 $S_\epsilon(\omega) = \sigma^2$.先求 ϵ 在第 1 尺度上,即通过滤波器 G_1 (见图 1)后的小波系数 $W_1 \epsilon$ 的方差 σ_1^2 .设 $G_1(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_1(n) e^{-j\omega n}$, $g_1(n)$ 为单位脉冲响

应序列, $\omega \in [-\pi, \pi]$, 则 $S_{W_1}(\omega) = |G_1(\omega)|^2 S_\epsilon(\omega)$, $W_{1\epsilon}$ 的自相关函数 $R_{W_1}(\tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_{W_1}(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega$. 因白噪声通过滤波器后的均值为 0, 故

$$\begin{aligned} \sigma_1^2 &= R_{W_1}(0) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} |G_1(\omega)|^2 S_\epsilon(\omega) d\omega = \\ &= \frac{\sigma^2}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} g_1(n) e^{-j\omega n} \right] \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} g_1(n) e^{j\omega n} \right] d\omega = \\ &= \sigma^2 \sum_{n=-\infty}^{\infty} (g_1(n))^2 = \sigma^2 \|g_1\|^2 \end{aligned}$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示 l^2 的范数. 由小波变换的塔式分解结构可知 $\sigma_2^2 = \sigma^2 \|h_1 * g_2\|^2$, 依次类推, 得

$$\sigma_j^2 = \sigma^2 \|h_1 * h_2 * \cdots * h_{j-1} * g_j\|^2 \quad (6)$$

式中: h_j 和 g_j 分别为 H_j 和 G_j 的单位脉冲响应. h 和 g 是由尺度函数 $\Phi(t)$ 和小波函数 $\Psi(t)$ 决定的, 与具体尺度无关. 通过反复验证, 本文选取了离散的 Meyer 小波.

2.3 噪声方差的估计

在计算噪声各尺度上的方差时, 假定原始噪声 ϵ 的方差已知. 事实上, 实际应用中噪声方差是未知的, 因此需要对其进行估计.

通过分析, 超声多普勒胎儿心脏回波信号中含有的噪声较大, 其中随机噪声的带宽较宽, 与多普勒胎儿心音信号的频率重叠, 且该信号前两尺度的小波变换(高频部分)主要由噪声和小幅度的干扰信号构成. 噪声在不同尺度上的小波变换是高度不相关的, 而信号的小波变换一般具有很强的相关性^[5], 相邻尺度上的局部极大值几乎出现在同样的位置上, 并且有相同的符号. 因此, 可以取相邻尺度的小波变换值直接相乘进行相关计算, 通过比较去除小幅度干扰信号, 余下的基本全是噪声, 可以估计出实际噪声的方差.

$W_f(1, n)$ 和 $W_f(2, n)$ 分别表示尺度 1 和 2 上位置 n 处含噪声信号 f 的离散小波变换, 将前两尺度的小波变换值相乘为

$$C(1, n) = W_f(1, n) W_f(2, n) \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

归一化为

$$C_{\text{Normal}}(1, n) = C(1, n) (P_W(1)/P_C(1, n))^{1/2} \quad (8)$$

其中

$$P_W(1) = \sum_{n=1}^N W_f(1, n)^2; \quad P_C(1, n) = \sum_{n=1}^N C(1, n)^2$$

与 $W_f(1, n)$ 相比, 若 $|C_{\text{Normal}}(1, n)| \geq |W_f(1, n)|$, 则置该点为 0. 这样处理后得到的值记为 $\tilde{W}_f(1, n)$, 则

$\tilde{W}_f(1, n)$ 中基本是消除了小幅度干扰的噪声信号的变换值. 设共消除了 k 个这样的点, 可得 σ 的近似值为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\sigma} &= (P_{\hat{W}}(1)/(N-k-1)) / \|g_1\| \\ P_{\hat{W}}(1) &= \sum_{n=1}^N \hat{W}_f(1, n)^2 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

当信号的信噪比较低时, 式(9)的估计相对误差很小^[5]. 实际中超声多普勒胎儿心脏回波信号的信噪比也是很低的(如图 2 所示), 因此该信号的噪声方差可由式(9)来估计. 容易得到对于尺度 j 上的去噪阈值为

$$\begin{aligned} \lambda_j &= \sigma_j (2 \ln N)^{1/2} = \\ &= \hat{\sigma} (2 \ln N)^{1/2} \|h_1 * h_2 * \cdots * h_{j-1} * g_j\| = \\ &= (P_{\hat{W}}(1)/(N-k-1))^{1/2} (2 \ln N)^{1/2} \cdot \\ &\quad \|h_1 * h_2 * \cdots * h_{j-1} * g_j\| / \|g_1\| \quad (10) \end{aligned}$$

2.4 改进的自适应阈值算法

虽然式(10)能自适应地产生各尺度下的去噪阈值, 但实际上该阈值在 N 过大时显得太大, 在 N 较小时则过小, 阈值随信号长度渐进变化, 不适合实际应用. 同时, 在超声多普勒胎儿心脏回波信号中, 适当地把阈值取得比实际噪声阈值偏大, 反而有利于去掉一些小幅度干扰信号, 使周期信号更突出, 后期的相关函数更光滑, 便于寻找最大周期峰值. 因此, 本文对临床上采集来的 20 组超声多普勒胎儿心脏回波信号分别进行了小波分解, 利用式(7)~式(9)估计出原始噪声方差 $\hat{\sigma}$, 利用式(6)得到各尺度上的噪声 σ_j , 通过实际反复验证得到各尺度上的去噪阈值 λ_j , 因而得到每组信号的 λ_j/σ_j 值, 然后分析不同尺度 j 上的 λ_j/σ_j , 得出

$$\lambda_j/\sigma_j \approx 3(5 \ln(j^2 + 1))^{1/2} \quad j \leq 5$$

因此, 得到修正的阈值计算式

$$\begin{aligned} \lambda_j &= 3(5 \ln(j^2 + 1))^{1/2} (P_{\hat{W}}(1)/(N-k-1))^{1/2} \cdot \\ &\quad \|h_1 * h_2 * \cdots * h_{j-1} * g_j\| / \|g_1\| \quad (11) \end{aligned}$$

式(11)可以根据实际信号的强度、噪声的方差以及分解的层数, 自适应地得到不同尺度的阈值, 便于阈值滤波.

3 自相关处理

为了最终计算胎儿心率值, 对滤波去噪以后的信号先做一定的后处理, 再做自相关计算

$$R_{xx}(n) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-n-1} x_k x_{k+n} \quad n \leq M-1 \quad (12)$$

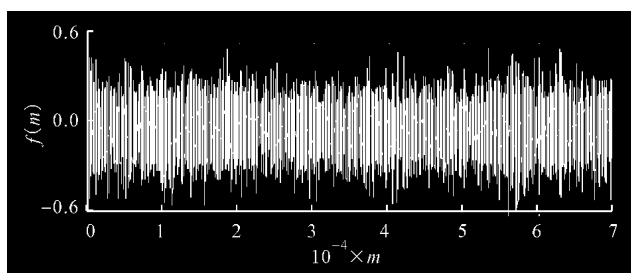
式中: M 为信号长度; n 为相关函数长度; $R_{xx}(n)$ 为

自相关函数值,找出自相关函数最大周期峰值,计算出胎儿心率值。

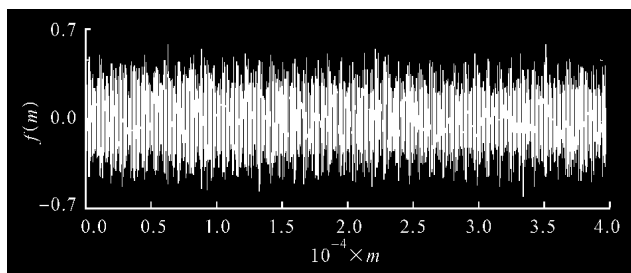
4 实验

选择两组正常的超声多普勒胎儿心脏回波信号,如图2所示,可以看出两组信号信噪比很低,看不出任何周期信息。两组信号的采样率分别为22 kHz和8 kHz,超声换能器发射频率分别为2.75 MHz和1 MHz,根据对回波信号的分析,要提取的有用信号为1.35~2.75 kHz和0.5~1 kHz。

为了提取胎儿心音信号,利用小波的分解算法对两组回波信号进行了4层分解。分解后的系数分别如图3和图4所示,其中 d_1 、 d_2 、 d_3 和 d_4 为小波分解后高频部分的系数, c_4 为小波分解后低频部分的系数。从两图中较容易看出, d_3 为实际胎儿心音信号, d_3 有差异主要是因为换能器的发射频率和采样率不同而造成的,同时看到 d_3 中仍含有一定的噪声。通过式(9)可以估计出的两组回波信号的原始噪声方差分别是0.006 8和0.097 5,为了去除 d_3 中的噪声,分别利用式(5)、式(10)和式(11)得到的两组信号的阈值依次是0.032 1、0.010 8、0.023 7和0.318 3、0.152 2、0.289 0。可以看出,改进后的算法得到的阈值介于式(5)和式(10)计算出的阈值之间,能有效去除噪声以及小幅度干扰信号。为了重构有用信号,对 d_3 分别做了阈值为0.023 7和0.289 0的滤波,同时把其他层的小波系数置为0,以去掉干扰及噪声对重构后信号的影响。



(a)信号1



(b)信号2

图2 超声多普勒胎儿心脏回波信号

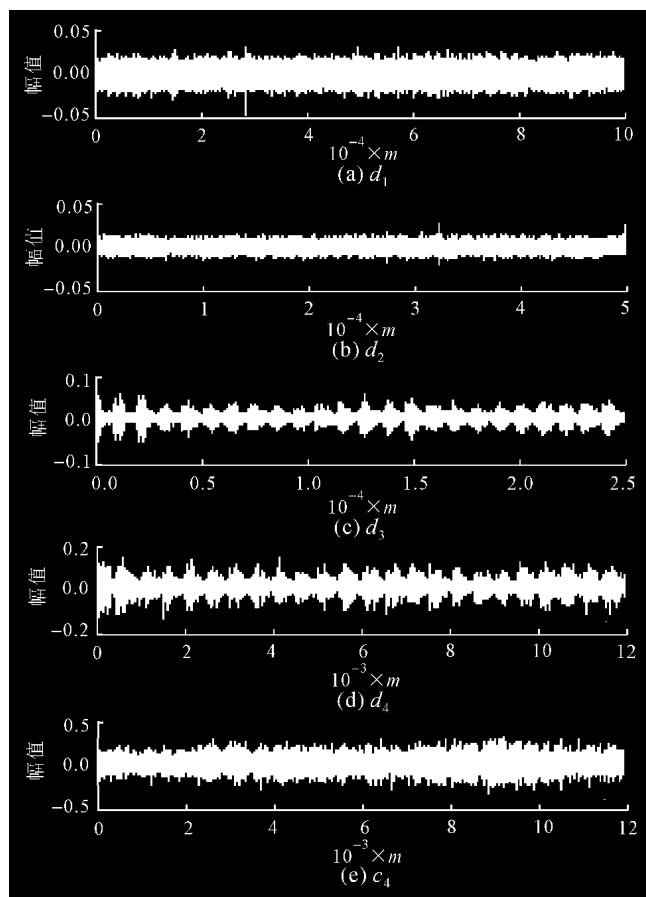


图3 信号1分解后的小波系数

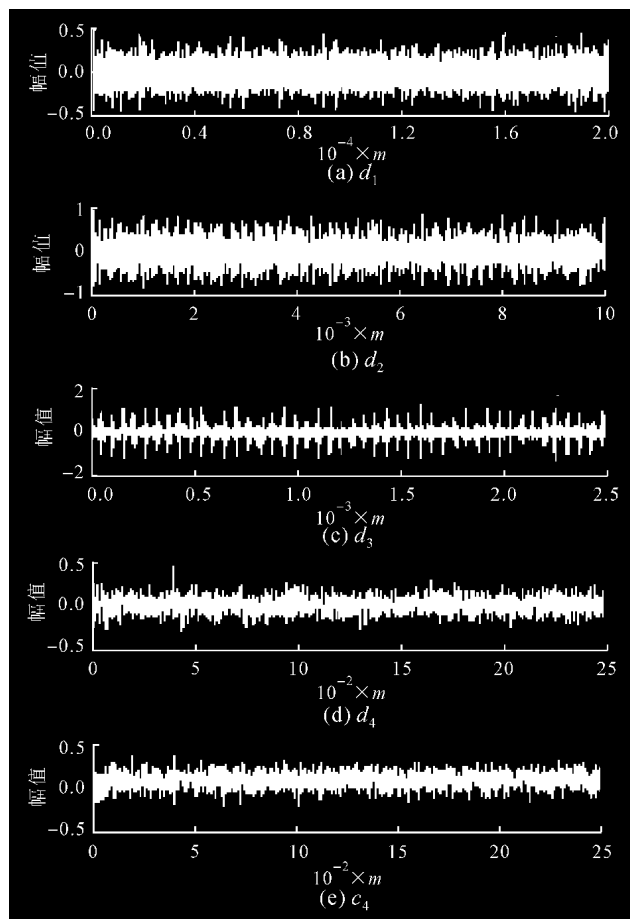


图4 信号2分解后的小波系数

图5和图6是小波变换滤波法与传统滤波法滤波结果的比较,此时为了减少计算量,已经降低了信号的采样率(采样率为1 kHz).图5a和图6a分别是经过小波变换、软阈值滤波后的信号,而图5b和图6b是经过37阶截止频率分别是1.35~2.75 kHz和0.5~1 kHz的带通滤波器滤波后的信号.可以看出,图5a和图6a中经过小波阈值滤波以后的信号,噪声被大大降低,信号有明显的周期性,信号的信噪比很好,而图5b和图6b中经过传统滤波器滤波后的信号,虽也有一定的周期信息,但噪声和

干扰仍较大,信号信噪比很差.图5c和图6c分别是两组经过小波阈值滤波后的信号先经过一定的后处理,再通过式(12)得到的自相关函数.可以看出两组信号自相关函数的周期性均较明显,容易找出最大周期点分别是400和426,得到胎儿心率依次为 $1\,000 \times 60 / 400 = 150$ 次/min和 $1\,000 \times 60 / 426 = 141$ 次/min.图5d和图6d依次是两组经过传统滤波法滤波后信号的自相关函数,可以看出两组信号的自相关函数没有任何周期性,无法正确地计算出胎儿心率.

5 结 论

在采用小波变换检测胎儿心率中,关键是对原始信号进行去噪,而去噪的两个关键因素是小波函数的选择和阈值的选择.本文通过对超声多普勒胎儿心脏回波信号的分析,给出了自适应去噪的阈值计算公式,并根据大量的实际验证,确定了使用Meyer小波对超声多普勒胎儿心脏回波信号进行小波变换,提出了一个实际有用的自适应去噪阈值计算方法.实际应用表明了该方法是切实可行的.

参考文献:

- [1] Zhang Cuiying, Zhang Shangjun, Gao Shang kai. An improved auto-correlation method for Doppler fetal heart rate measurement [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2001, 18 (3): 434.
- [2] Mallat S. A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1989, 11(7): 674-693.
- [3] 程正兴. 小波分析与应用实例[M]. 西安:西安交通大学出版社,2006.
- [4] 潘泉,张磊,孟晋丽,等. 小波滤波方法及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [5] Xu Yansun, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique [J]. IEEE Trans Image Processing, 1994, 3(6): 747-758.

(编辑 杜秀杰)

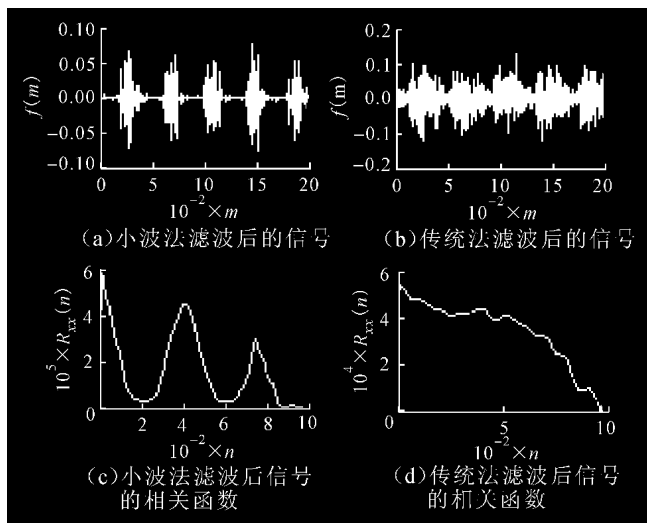


图5 信号1两种滤波方法的对比

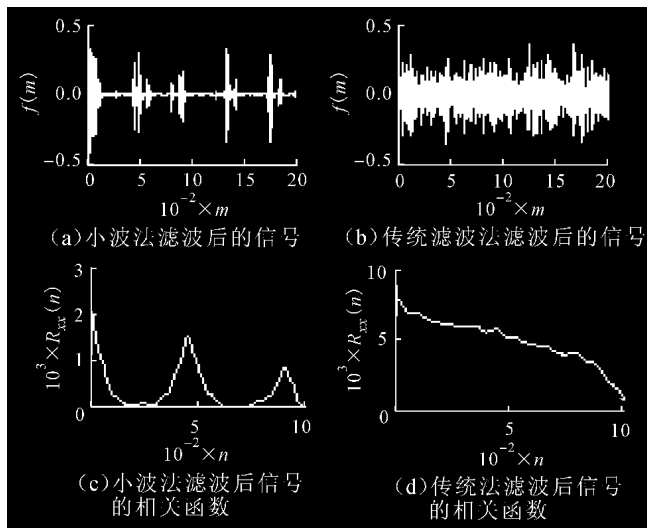


图6 信号2两种滤波方法的对比