

面向随机振动功率谱估计的小波变换去噪算法理论分析*

罗中良¹, 汪华斌¹, 陈治明¹, 杨发权²

(1. 惠州学院电子科学系, 广东 惠州 516007
2. 佛山科学技术学院电子与信息工程学院, 广东 佛山 528000)

摘要: 针对随机振动功率谱通常存突变或间断现象, 在小波去噪处理中, 软阈值法使得估计信号在间断处较模糊, 且整体误差大, 而硬阈值法在信号的间断点附近会产生伪 Gibbs 现象。通过对随机振动谱的统计模型进行分析, 建立了对数域振动谱噪声的统计模型, 并理论推导出根据噪声小波变换系数而设置的滤波阈值与小波变换尺度之间的非线性关系, 为小波变换自适应阈值去噪提供依据, 在此基础上提出了基于小波变换的振动谱估计自适应去噪通用算法, 通过仿真对比实验, 结果表明理论分析的有效性。

关键词: 振动谱估计; 小波分析; 非线性阈值

中图分类号: TP273.16 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579(2012)02-0012-05

Theory Analysis of Wavelet Transform Denoising Algorithm for Stochastic Vibration Spectrum Estimation

LUO Zhongliang¹, WANG Huabin¹, CHEN Zhiming¹, YANG Faquan²

(1. Department of Electronic Science, Huizhou University, Huizhou 516007, China

2. School of Electronic and Information Engineering, Foshan University, Foshan, 528000, China)

Abstract: Stochastic vibration spectrum always contains sudden changes and discontinuance. On a wavelet denoising process, the soft-threshold method will make the estimation signal ambiguous at the discontinuity point, while the hard-threshold method will cause pseudo-Gibbs phenomena around the signal's discontinuity point. Through analysis on the statistic model of the stochastic vibration spectrum, a noise statistic model of numeric field vibration spectrum is established, and the nonlinear relationship between the filtering threshold-value and the wavelet transform scale is derived theoretically for providing a base for adaptive-threshold wavelet transform denoising. Finally, an universal adaptive denoising algorithm for vibration spectrum estimation based on wavelet transform is proposed. Simulation results show that the theoretical analysis is correct and the algorithm is good.

Key words: vibration spectrum estimation; wavelet transform; nonlinear threshold

振动试验的目的在于确定所设计的设备在运输、工作过程中能承受外来或者自身产生的振动而不被破坏, 能正常发挥性能, 并达到预定的使用寿命。振动大约占整个环境因素的 27%, 可见振动

试验在环境试验中的重要地位^[1-3]。在可靠性振动试验中, 随机振动谱均衡控制中首先是通过功率谱的估计, 再利用均衡控制算法与参考谱进行比较迭代, 最终使控制谱收敛到参考谱。实验证明谱估

* 收稿日期: 2011-11-01

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(10151601501000005); 惠州市科技计划资助项目(2010B020008011, 2010B020008016)

作者简介: 罗中良(1968年生), 男, 教授; E-mail: hzlaw@163.com

计的误差会引起自调整算法误差显著增大甚至不能收敛^[4]。传统基于 FFT 的周期图法对功率谱作估计由于缺少对估计值的统计平均, 因此产生方差大^[4-10], 韦斯 (Welch) 法, 可以减小谱估计的误差, 却降低了谱估计的频率分辨率^[11]。增大处理数据量提高频率分辨率的同时造成系统回路时间变大, 影响到系统的均衡性能。小波变换是一种时间-尺度分析方法, 具有多分辨分析的特点, 且具有时频两域表征信号局部特征的能力^[6,9], 很适合于振动频谱均衡控制, 如 B. Williams^[12]、LIU 的研究^[4]。

在通过对小波系数进行阈值处理去除低幅度噪声时, 由于振动谱对数域中噪声统计模型在各频率点是相关的, 这为小波去噪方法直接应用振动功率谱估计提出了难题。另外, 振动功率谱通常存突变和间断现象, 在采用软阈值方法时得到的估计信号在间断处会显得比较模糊, 且整体误差较大。而硬阈值方法在间断点附近会产生伪 Gibbs 现象。实际上, 软、硬阈值方法在去噪和保护间断方面处于两个极端, 若适当将这两种方法折衷, 则能够取得更好的去噪效果, 从而提高谱均衡的整体性能。为此, 本文通过对随机振动谱的统计模型进行分析, 推导出非线性阈值与小波变换尺度之间的关系, 为滤波去噪提供依据, 也为自适应阈值算法提供理论支撑。

1 面向振动谱估计的小波变换去噪阈值理论分析

1.1 谱估计统计特征及其噪声模型

对于零均值的平稳高斯过程 $\{x(t), t: 0, 1, \dots, 2N-1\}$, 加 $w(t)$ 窗的傅里叶变换为:

$$\hat{x}(f) = \sum_{t=0}^{2N-1} w(t)x(t)e^{-i2\pi ft} \quad (1)$$

直接谱估计器 (当加窗为矩形窗则为周期图谱估计器 $\hat{P}^{(p)}$) 及其协方差表示为:

$$\hat{P}^{(d)} = \hat{x}(f)\hat{x}^*(f) \quad (2)$$

$$\text{cov}\{\hat{P}^{(d)}(f), \hat{P}^{(d)}(f')\} =$$

$$\text{cov}\{\hat{x}(f)\hat{x}^*(f), \hat{x}(f')\hat{x}^*(f')\} =$$

$$\left| \sum_{n=0}^{2N-1} w(n)e^{-i2\pi fn} \sum_{t=0}^{2N-1} w(t)r(t-n)e^{-i2\pi ft} \right|^2 + \left| \sum_{n=0}^{2N-1} w(n)e^{i2\pi fn} \sum_{t=0}^{2N-1} w(t)r(t-n)e^{-i2\pi ft} \right|^2 \quad (3)$$

对于普遍采用的多窗谱估计器, 设 $\{v^{(n)}(t): n, t = 0, 1, \dots, 2N-1\}$ 是一组标准正交的多窗口

序列, 则 MTSA 谱估计器可表示为:

$$\hat{P}_{(k)}^{(m)}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \left(\sum_{t=0}^{2N-1} v^{(k)}(t)x(t)e^{-i2\pi ft} \right) \cdot \left(\sum_{n=0}^{2N-1} v^{(k)}(n)x(n)e^{i2\pi fn} \right) = \frac{1}{K} \sum_{t=0}^{2N-1} \sum_{n=0}^{2N-1} x(n)x(t) \sum_{k=0}^{K-1} (v^{(k)}(t)v^{(k)}(n))e^{-i2\pi f(t-n)} \quad (4)$$

对应特征谱 $\hat{P}_j^{(m)}$ 、 $\hat{P}_k^{(m)}$ 的协方差、方差分别为:

$$\text{cov}\{\hat{P}_j^{(m)}(f), \hat{P}_k^{(m)}(f)\} =$$

$$\left| \sum_{n=0}^{2N-1} \sum_{t=0}^{2N-1} v^{(j)}(n)v^{(k)}(t)r(t-n)e^{-i2\pi f(t+n)} \right|^2 + \left| \sum_{n=0}^{2N-1} \sum_{t=0}^{2N-1} v^{(j)}(n)v^{(k)}(t)r(t-n)e^{-i2\pi f(t-n)} \right|^2 \quad (5)$$

$$\text{var}\{\hat{P}^{(m)}(f)\} = \frac{1}{K^2} \sum_{j=0}^{K-1} \sum_{k=0}^{K-1} \text{cov}\{\hat{P}_j^{(m)}(f), \hat{P}_k^{(m)}(f)\} = \frac{1}{K^2} \left\{ \sum_{j=0}^{K-1} \sum_{k=0}^{K-1} \left| \sum_{n=0}^{2N-1} \sum_{t=0}^{2N-1} v^{(j)}(n)v^{(k)}(t)r(t-n)e^{-i2\pi f(t+n)} \right|^2 + \sum_{j=0}^{K-1} \sum_{k=0}^{K-1} \left| \sum_{n=0}^{2N-1} \sum_{t=0}^{2N-1} v^{(j)}(n)v^{(k)}(t)r(t-n)e^{-i2\pi f(t-n)} \right|^2 \right\} \quad (6)$$

若信号序列 $\{x(t), t: 0, 1, \dots, 2N-1\}$ 是零均值的高斯白噪声, 方差为 σ^2 , 则式 (5) 可写为:

$$\text{cov}\{\hat{P}_j^{(m)}(f), \hat{P}_k^{(m)}(f)\} =$$

$$\begin{cases} \sigma^4 \left| \sum_{t=0}^{2N-1} v^{(j)}(t)v^{(k)}(t)e^{-i4\pi ft} \right|^2, & \text{for } j \neq k \\ \sigma^4 \left\{ 1 + \left| \sum_{t=0}^{2N-1} (v^{(j)}(t))^2 e^{-i4\pi ft} \right|^2 \right\}, & \text{for } j = k \end{cases} \quad (7)$$

对于高斯白噪声或非高斯的平稳随机过程, MTSA 估计器的统计分布为:

$$\hat{P}^{(m)}(f) \sim \begin{cases} [P(f)/2K]\chi_{2K}^2, & 0 < f < 1/2 \\ [P(f)/K]\chi_K^2, & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{var}\{\hat{P}^{(m)}(f)\} = \begin{cases} P^2(f)/K, & 0 < f < 1/2 \\ 2P^2(f)/K, & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (9)$$

1.2 对数功率谱模型

1.2.1 周期图谱估计器的对数功率谱模型 对周期图估计器进行对数变换, 将功率谱估计值变换到对数坐标, 即:

$$\ln[\hat{P}^{(p)}(f)] \sim \begin{cases} \ln[P(f)] + \ln[\chi_{2K}^2/2], & 0 < f < 1/2 \\ \ln[P(f)] + \ln[\chi_K^2], & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (10)$$

对应的期望与方差为:

$$E\{\ln[\hat{P}^{(p)}(f)]\} = \begin{cases} \ln[P(f)] + \psi_0(1) = \ln[P(f)] - \gamma, & 0 < f < 1/2 \\ \ln[P(f)] + \psi_0(1/2) - \ln(1/2) = \\ \ln[P(f)] - \gamma - \ln 2, & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{var}\{\ln[\hat{P}^{(p)}(f)]\} = \begin{cases} \text{var}\{\ln[\chi_2^2/2]\} = \psi_1(1) = \frac{\pi^2}{6}, & 0 < f < 1/2 \\ \text{var}\{\ln[\chi_1^2]\} = \psi_1(\frac{1}{2}) = \frac{\pi^2}{2}, & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\psi_0(\cdot)$ 是 Digamma 函数; $\psi_1(\cdot)$ 是 Trigamma 函数; γ 是 Euler-Mascheroni 常数, 其值约为 0.577 216。式 (12) 表明经对数变换的 PSD, 其方差不再依赖 PSD 的真值, 而是一常量。

当 N 足够大时 $\hat{P}^{(p)}(f)$ 满足:

$$\hat{P}^{(p)}(f) = P(f)u(f), \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (13)$$

其中, $\{u(f), 0 < f < 1/2\}$ 概率密度为 $\chi^2(2)$ 分布概率密度 1/2 倍的独立随机变量, $u(0)$ 与 $u(1/2)$ 为服从 $\chi^2(1)$ 分布独立的随机变量。式 (10) 可以表示为:

$$\ln \hat{P}^{(p)}(f) - E[\ln u(f)] = \ln P(f) + \varepsilon(f), \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (14)$$

其中, $\varepsilon(f) = \ln[u(f)] - E[\ln u(f)]$ 为零均值相互独立的随机变量。当 $0 < f < 1/2$ 时, $E[\ln u(f)]$ 为 $-\gamma$, 方差为 $\frac{\pi^2}{6}$; 当 $f=0$ 及 $f=1/2$ 时 $E[\ln u(f)] = -\ln 2 - \gamma$, 方差为 $\pi^2/2$ 。当 N 足够大时 $\{\varepsilon(f), 0 \leq f \leq 1/2\}$ 可近似为均值为零、方差为 $\frac{\pi^2}{6}$ 的独立同分布变量, 功率谱的统计模型可近似为:

$$\ln \hat{P}^{(p)}(f) + \gamma = \ln P(f) + \varepsilon(f), \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (15)$$

$$\varepsilon(f) \sim \ln[\chi_2^2] + \gamma - \ln 2, \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (16)$$

由此可见, 对数周期图谱估计 (与常数 γ 之和) 等于真实的对数 PSD 与零均值、方差为 $\pi^2/6$ 的非高斯随机变量之和, 因将对数功率谱密度中的噪声项 $\varepsilon(f)$ 滤除可以提高谱估计的精度, 减小谱估计的方差。

1.2.2 MTSA 谱估计器对数功率谱模型 对式 (8) 进行对数变换得:

$$\ln[\hat{P}^{(m)}(f)] \sim$$

$$\begin{cases} \ln[P(f)] + \ln[\chi_{2K}^2/2K], & 0 < f < 1/2 \\ \ln[P(f)] + \ln[\chi_K^2/K], & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (17)$$

对应的期望与方差为:

$$E\{\ln[\hat{P}^{(m)}(f)]\} = \begin{cases} \ln[P(f)] + \psi_0(K) - \ln K, & 0 < f < 1/2 \\ \ln[P(f)] + \psi_0(K/2) - \ln(K/2), & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (18)$$

$$\text{var}\{\ln[\hat{P}^{(m)}(f)]\} = \begin{cases} \text{var}\{\ln[\chi_{2K}^2/2K]\} = \psi_1(K), & 0 < f < 1/2 \\ \text{var}\{\ln[\chi_K^2]\} = \psi_1(\frac{K}{2}), & f = 0, 1/2 \end{cases} \quad (19)$$

类似于 1.2.1 节分析式 (15) 结果, 可得:

$$\ln \hat{P}^{(m)}(f) - \psi_0(K) + \ln K = \ln P(f) + \eta(f), \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (20)$$

$$\eta(f) \sim \ln[\chi_{2K}^2] - \psi_0(K) - \ln 2, \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (21)$$

因此, 对数 MTSA 谱估计 (与常数 $\ln K - \psi_0(K)$ 之和) 等于真实的对数功率谱与零均值、方差为 $\psi_1(K)$ 的非高斯随机变量之和, 因此为了提高谱估计的精度, 减小谱估计的方差, 需要将功率谱中的噪声项 $\eta(f)$ 滤除。通过研究表明当 K 增大时 $\ln \chi_{2K}^2$ 的分布近似为高斯分布, 即 $\eta(f) \sim N(0, \psi_1(K))$ 。

当对式 (20) 以傅里叶频率进行离散频率采样时, 可知 $\eta(f)$ 的傅里叶 r 频率点的值是相关的。为了后面描述方便, 现定义:

$$s_\eta(\omega) \equiv \text{cov}\{\eta(f), \eta(f+\omega)\} = \text{cov}\{\ln[W(f)], \ln[W(f+\omega)]\} \quad (22)$$

其中, $0 \leq f \leq 1/2, 0 \leq f+\omega \leq 1/2, W(f) = \frac{\hat{P}^{(m)}(f)}{P(f)}$, 据统计学理论知, 当变量 $\ln x$ 及 $\ln y$ 为独立的高斯变量时有 $\text{cov}\{\ln x, \ln y\} = \ln(1 + \text{cov}\{x, y\})$, 因 $\ln[W(f)]$ 与 $\ln[W(f+\omega)]$ 为近似的高斯变量, 可以推得当 N 足够大时, 可以将 $s_\eta(\omega)$ 简单地表示为:

$$s_\eta(\omega) = \begin{cases} \psi_1(K) \left(1 - \frac{|\omega|N}{K+1}\right), & |\omega| \leq (K+1)/N \\ 0, & |\omega| > (K+1)/N \end{cases} \quad (23)$$

1.3 噪声小波变换系数的方差与小波变换尺度的关系

由于实际中 MTSA 谱估计器较周期图谱估计器应该广泛的多, 因此, 仅讨论 MTSA 谱估计器噪声小波变换系数的方差与小波变换尺度的关系, 从而为非线性阈值处理提供理论依据。为了表述上方便, 记 (20) 式记为:

$$y^{(m)}(f) \equiv \ln \hat{P}^{(m)}(f) - \psi_0(K) + \ln K = \ln P(f) + \eta(f), \quad 0 \leq f \leq 1/2 \quad (24)$$

对上中的 f 以傅里叶频率进行离散采样, 得到

$$\begin{bmatrix} y^{(m)}(f_0) \\ \vdots \\ y^{(m)}(f_{N-1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ln P(f_0) \\ \vdots \\ \ln P(f_{N-1}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta(f_0) \\ \vdots \\ \eta(f_{N-1}) \end{bmatrix} \quad (25)$$

其中离散傅里叶频率 $f_k = k/2N$ 。

对式 (25) 进行尺度为 J 的小波变换

$$\mathbf{Y}^{(m)} \equiv \mathbf{W}_J \mathbf{y}^{(m)} = \mathbf{W}_J \begin{bmatrix} \ln P(f_0) \\ \vdots \\ \ln P(f_{N-1}) \end{bmatrix} + \mathbf{W}_J \begin{bmatrix} \eta(f_0) \\ \vdots \\ \eta(f_{N-1}) \end{bmatrix} = \mathbf{F} + \mathbf{E} \quad (26)$$

式中, \mathbf{W}_J 为小波变换矩阵, \mathbf{F} 为真实的对数功率谱序列的小波变换系数矩阵, \mathbf{E} 为噪声小波变换系数矩阵。式中的各元数小波空间 \mathbf{W}_j 为: $\mathbf{Y}_{j,t}^{(m)} = \mathbf{F}_{j,t}^{(m)} + \mathbf{E}_{j,t}^{(m)}$, 剩余系数在尺度空间 \mathbf{V}_j 表示为: $\mathbf{Y}_{j+1,t}^{(m)} = \mathbf{F}_{j+1,t}^{(m)} + \mathbf{E}_{j+1,t}^{(m)}$, 其中 $j = 1, \dots, J$ 、 $t = 0, \dots, N/2^j$ 。

以下分析如何采用阈值法将噪声序列的小波变换系数滤除, 从而得到对数功率谱 $\ln P(f_k)$ 的估计。

由式 (23) 可以得到 $\eta(f_k)$ 各频率间的协方差阵 (自相关矩阵) 为

$$\mathbf{R}_\eta = \begin{bmatrix} s_\eta(f_0) & \cdots & s_\eta(f_{N/2-1}) & s_\eta(f_{N/2}) & s_\eta(f_{N/2+1}) & \cdots & s_\eta(f_1) \\ s_\eta(f_1) & \cdots & s_\eta(f_{N/2-1}) & s_\eta(f_{N/2}) & s_\eta(f_{N/2+1}) & \cdots & s_\eta(f_2) \\ s_\eta(f_2) & \cdots & s_\eta(f_{N/2-1}) & s_\eta(f_{N/2}) & s_\eta(f_{N/2+1}) & \cdots & s_\eta(f_3) \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_\eta(f_1) & \cdots & s_\eta(f_{N/2-1}) & s_\eta(f_{N/2}) & s_\eta(f_{N/2+1}) & \cdots & s_\eta(f_0) \end{bmatrix} \quad (27)$$

可以看到 \mathbf{R}_η 是 Toeplitz 矩阵, \mathbf{R}_η 可表示为如下形式:

$$\mathbf{R}_\eta = \mathbf{F}_T^H \mathbf{D} \mathbf{F}_T \quad (28)$$

其中, \mathbf{F}_T 为 $N \times N$ 的正交 DFT 矩阵, 其元素 $\mathbf{F}_{Tj,k} = N^{-1/2} e^{-i2\pi jk/N}$, $j, k = 0, 1, \dots, N-1$, \mathbf{F}_T^H 是矩阵 \mathbf{F}_T 的转置共轭阵, \mathbf{D} 是由 \mathbf{R}_η 的第一行各向量的 DFT

变换组成的对角阵。

在式 (26) 中, 设 \mathbf{g}^T 为 \mathbf{W}_j 中产生 $\mathbf{E}_{j,t}$ 的行向量, 即 $\mathbf{E}_{j,t} = \mathbf{b}^T \boldsymbol{\eta}$, 由于 \mathbf{W}_j 是实矩阵, 有 $\mathbf{g}^H = \mathbf{g}^T$, 因此 $\mathbf{E}_{j,t}$ 的方差可表示为:

$$\text{var}\{\mathbf{E}_{j,t}\} = \mathbf{g}^T \mathbf{R}_\eta \mathbf{g} = [\mathbf{F}_T \mathbf{g}]^H \mathbf{D} \mathbf{F}_T \mathbf{g} \quad (29)$$

可以看到 $\mathbf{F}_T \mathbf{g}$ 是列向量 \mathbf{g} 的傅里叶变换, 记为 $\mathbf{F}_T \mathbf{g} = \frac{1}{\sqrt{N}} [G_0, G_1, \dots, G_{N-1}]^T$, 因此有:

$$\text{var}\{\mathbf{E}_{j,t}\} = \frac{1}{N} [G_0^*, G_1^*, \dots, G_{N-1}^*] \begin{bmatrix} S_0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & S_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & S_{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_0 \\ G_1 \\ \vdots \\ G_{N-1} \end{bmatrix} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S_k |G_k|^2 \quad (30)$$

由于在同一尺度下, \mathbf{g}^T 是由序列的移位而产生的, 其傅里叶变换的模相等, 因此:

$$\text{var}\{\mathbf{E}_{j,t}\} = \sigma_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} S_k |G_k|^2 \quad (31)$$

上式说明噪声 η 的小波系数的方差仅与小波变换的尺度有关, 而与时间参数无关, 可得到与小波变换尺度相关的非线性阈值处理, 其尺度为 j 时的阈值为

$$\delta_j = \sqrt{2\sigma_j^2 \ln(N)} \quad (32)$$

2 面向振动谱的小波变换自适应噪声消除快速算法及仿真

根据以上分析, 基于小波变换的 MTSA 谱估计非线性 (自适应) 阈值算法具体步骤为:

- 1) $\{x(t), t; 0, 1, \dots, 2N-1\}$ 为一平稳随机过程的 $2N$ 点采样序列, 通过预处理使其均值为零;
- 2) 选择合适的 K 值, 计算多窗口序列;
- 3) 根据式 (4) 计算信号的 MTSA 功率谱 $\hat{P}^{(m)}(f)$, 再求其对数谱, 与 $\ln K - \psi_0(K)$ 求和即得到 $y^{(m)}$;

4) 选择合适的小波变换层数 J , 对 $y^{(m)}$ 进行 J 步小波分解, 得到小波空间 \mathbf{W}_j 的分解系数 $\mathbf{Y}_{j,t}^{(m)} = \mathbf{F}_{j,t}^{(m)} + \mathbf{E}_{j,t}^{(m)}$ 及在尺度空间 \mathbf{V}_j 的剩余系数 $\mathbf{Y}_{j+1,t}^{(m)} = \mathbf{F}_{j+1,t}^{(m)} + \mathbf{E}_{j+1,t}^{(m)}$;

5) 依据式 (23)、(27)、(31) 和 (32) 分别计算尺度 j 上的噪声 η 的小波系数的方差及对应的阈值;

6) 选择合适的小波系数非线性处理方法, 如硬阈值处理法、软阈值处理法或中值法对小波系数

进行非线性处理;

7) 通过小波逆变换, 得到对数功率谱 $\ln P(f_k)$ 的估计。

为了检验上述算法的性能, 选用周期图功率谱估计和 $N = 1\,024$ 、 $K = 4$ 的多正弦窗口序列 MTSA 法功率谱估计以及本文算法进行比较。在本文算法仿真时使用 Coiflet 小波, 并采用文中推导的阈值在对数功率谱估计时进行非线性去噪。三种算法对随机振动功率谱估计性能的比较如图 1 所示, 图 1 (a) 为经滤波、抽样后的 2 048 点随机振动时域信号, 抽样后的采样频率为 8.192 kHz。从图 1 (b)、(c)、(d) 看出, 周期图谱估的功率谱波动范围为 21.9 dB, MTSA 法得到的功率谱计法得波动范围为 11.3 dB, 而本文算法得到的功率谱波动范围降低为 6.9 dB, 并保持了振动谱的边缘陡峭度, 表明了本文方法的有效性。

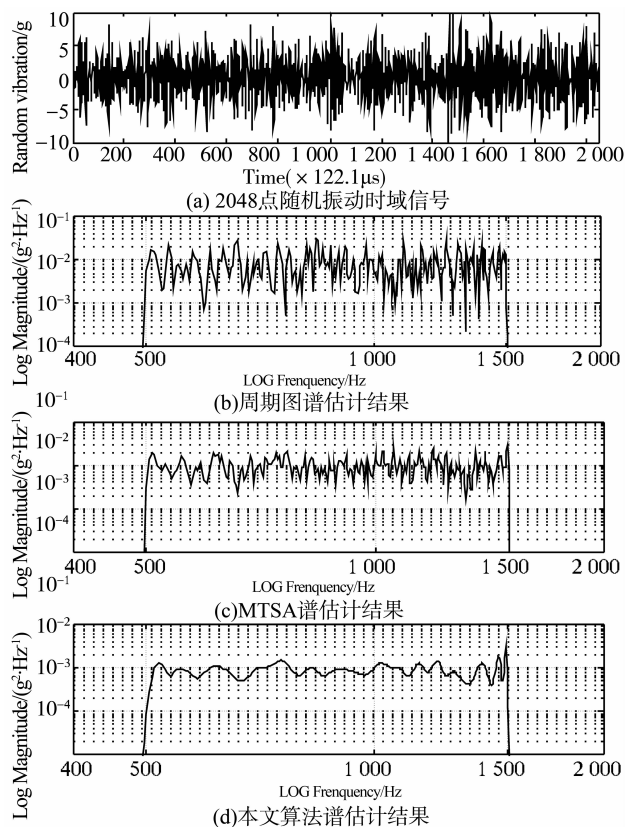


图1 与传统谱估计算法性能比较图

Fig. 1 simulation analysis for spectrum estimation algorithm performance

3 结论

1) 构建了小波域振动谱估计噪声统计模型及对应的对数域振动谱噪声的统计模型;

2) 在噪声模型基础上, 理论推导了噪声小波系数方差与尺度关系, 并得到阈值与尺度的数值关系;

3) 构建了通用的小波自适应去噪谱估计方法, 在抑制谱振荡和保护谱突变之间取得平衡;

4) 通过仿真对研究成果进行了验证, 证明算法的有效性。

参考文献:

- [1] 侯瑞, 陈国平. 振动台虚拟试验的建模和仿真研究[J]. 力学季刊, 2008, 29(2): 254 - 258.
- [2] 关广丰, 丛大成, 韩俊伟. 随机振动功率谱复现迭代算法的研究[J]. 地震工程与工程振动, 2006, 26(6): 71 - 76.
- [3] 宦海祥. 电动振动设备的发展及展望[J]. 环境试验, 2006, 28(4): 28 - 31, 2006.
- [4] LIU Xiaoyong, YAO Xianghua, SHI Ren. Research on improving the performance of random vibration spectrum equalization using wavelet analysis[J]. Mini-Micro Systems, 2004, 25(12): 2273 - 2276.
- [5] LIU Xiaoyong, LUO Zhongliang, YI Mingzhu. New frequency-domain method for shock vibration control[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2008, 47(5): 49 - 53.
- [6] 周有平, 罗中良. 基于振动工程相位检测的故障诊断方法研究[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2009, 48(2): 45 - 50.
- [7] CRISTAN A C, WALDEN A T. Multitaper power spectrum estimation and thresholding; wavelet packets versus wavelets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 50: 2976 - 2986.
- [8] 罗中良, 李昕. 基于小波变换的红外弱小目标检测新方法[J]. 红外技术, 2006, 28(8): 456 - 559.
- [9] 张峰, 石现峰. 多正弦窗谱估计应用于振动信号频谱分析[J]. 西安工业大学学报, 2010, 30(4): 387 - 391.
- [10] 余训锋, 马大玮, 魏琳. 改进周期图法功率谱估计中的窗函数仿真分析[J]. 计算机仿真, 2008, 3, 25(3): 111 - 114.
- [11] 吴红卫, 吴镇扬, 赵鹤鸣. 多正弦窗谱估计的性能分析[J]. 信号处理, 2007, 23(6): 932 - 936.
- [12] KARSHENAS A, DUNNIGAN M, WILLIAMS B. Wavelet power spectrum smoothing for random vibration control[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1999, 46: 466 - 467.