

基于 STFT 时频谱系数收缩的信号降噪方法^{*}

郭远晶, 魏燕定, 周晓军

(浙江大学浙江省先进制造技术重点研究实验室 杭州, 310027)

摘要 针对旋转机械故障振动信号的降噪问题, 提出一种基于短时 Fourier 变换(short time Fourier transform, 简称 STFT)时频谱系数收缩的信号降噪方法。先将信号进行 STFT, 得到其时频谱。由于谱系数为复数, 故根据模值大小进行谱系数收缩, 并利用步长迭代算法在 0 到谱系数最大模值的区间内估计最优阈值。迭代运算过程中, 首先, 分别采用基本的硬阈值函数和软阈值函数进行系数收缩; 然后, 以改进风险函数为阈值评价标准, 估计最优阈值; 最后, 利用最优阈值重新进行谱系数收缩, 对得到的新谱进行 STFT 逆变换, 重构降噪后的时域信号。仿真信号与试验数据的处理结果表明, 利用所估计的最优阈值, STFT 时频谱系数硬、软阈值函数收缩方法均能够实现噪声混合信号的降噪。

关键词 故障诊断; 信号降噪; 短时 Fourier 变换; 步长迭代算法; 改进风险函数; 最优阈值估计; 谱系数收缩

中图分类号 TN911.7; TH133; TH165.3

引言

对于旋转机械故障振动信号的降噪, 较为实用有效的方法是阈值去噪, 其中小波阈值去噪的研究与应用最为广泛。Donoho 等^[1-2]提出了基于小波变换系数的“VisuShrink”阈值去噪方法, 引入了硬阈值函数和软阈值函数这两种基本的系数收缩函数(系数收缩函数又可称为阈值函数), 并建立了通用的阈值估计公式。随后, 又提出了小波阈值去噪的“SUREShrink”方法^[3]以及 Minimax 阈值估计方法^[4]。国内外学者提出了各种形式的阈值函数以及阈值估计方法^[5-10], 改进了小波阈值去噪的性能, 扩展了其应用领域, 并研究了信号阈值去噪另一种实现方式的联合时频域去噪。文献[11-14]借鉴了小波阈值去噪的思想, 研究了基于 Gabor 变换时频谱系数的阈值去噪方法。Parolai^[15]针对地震图的消噪处理, 提出了基于 S 变换谱系数的自适应阈值函数的去噪方法, 但其主要是现有的小波阈值函数和通用阈值估计公式的应用。Hon 等^[16]针对超声弹性成像, 提出了基于短时 Fourier 变换谱系数阈值滤波的图像去噪算法, 该算法本质上是时频滤波。联合时频域阈值去噪研究的核心和难点依然是设计合适的阈值函数以及估计最优阈值, 以期获得最大

限度接近理想无噪信号的估计信号。

笔者针对一维时域信号的降噪, 提出基于 STFT 时频谱系数收缩的信号降噪方法。该方法先利用 STFT 获取一维时域信号的时频谱系数, 然后将谱系数按模值大小、根据阈值函数进行收缩, 最后利用 STFT 逆变换, 重构得到降噪后的时域信号。系数收缩过程中, 阈值函数可以为硬阈值函数、软阈值函数或者其他的阈值函数。对于最优阈值估计, 以所提出的改进风险函数为评价指标, 采用步长迭代算法获取。

1 STFT

给定一个时间宽度很短的窗函数 $\gamma(t)$, 令窗滑动, 则连续时间信号 $x(t)$ 的 STFT 定义^[17]为

$$\text{STFT}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} [x(t)\gamma^*(t-\tau)]e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

其中: “ $*$ ”表示复数共轭。

STFT 既是时间的函数, 又是频率的函数, 它可以看作是信号 $x(t)$ 在分析时刻 τ 附近的局部频谱。

STFT 是一种可逆变换。若窗函数 $\gamma(t)$ 满足完全重构条件

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\gamma(t)|^2 dt = 1 \quad (2)$$

即能量归一化条件, 则 STFT 逆变换定义为

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51275453)
收稿日期: 2013-10-23; 修回日期: 2013-12-20

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \text{STFT}(\tau, f) \gamma(t - \tau) e^{j2\pi f \tau} d\tau df \quad (3)$$

对于任何实际应用而言,都需将STFT(τ, f)离散化。考虑STFT在等间隔时频网格点(mT, nF)处采样,其中 $T > 0$ 和 $F > 0$ 分别是时间变量和频率变量的采样周期, m 和 n 为整数。为了简便,记 $\text{STFT}(mT, nF) = \text{STFT}(m, n)$,则很容易得到离散时间信号 $x(k)$ 的STFT离散化形式及STFT逆变换的离散化形式

$$\text{STFT}(m, n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k) \gamma^*(kT - mT) e^{-j2\pi(nF)k} \quad (4)$$

$$x(k) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{STFT}(m, n) \gamma(kT - mT) e^{j2\pi(nF)k} \quad (5)$$

2 STFT时频谱系数收缩的信号降噪方法

在STFT时频谱系数收缩的信号降噪方法实现过程中,首先需要将采样得到的长度为 N 的离散时间信号 $x(k)$ 进行STFT变换,得到其时频谱 $\text{STFT}(m, n)$ 。考虑到 $\text{STFT}(m, n)$ 为复数矩阵,如果对谱系数的实部和虚部分别进行收缩,则必然改变系数的相位,从而使STFT逆变换重构得到的时域信号中产生附加噪声,因此,笔者根据模值大小进行系数收缩。

STFT时频谱系数收缩成功实现的重点和难点是最优阈值 δ_{th}^* 的估计,为此采用步长迭代算法^[18]。最优阈值 δ_{th}^* 在 $[0, \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}]$ 的谱系数模值区间内。为减少计算量并提高精度,可根据实际信号处理的需要,设定最优阈值估计所在的一个较小的目标模值区间 $[\alpha, \beta] \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}$,其中, $[\alpha, \beta]$ 为模值系数目标区间,且 $0 \leq \alpha < \beta \leq 1$ 。最简单地,设定 $[\alpha, \beta] = [0, 1]$,即为STFT时频谱系数模值区间,一般可以设定 $[\alpha, \beta] = [0.1, 0.6]$ 等子区间。因此,最优阈值 δ_{th}^* 估计的步长迭代算法具体实施步骤如下。

1) 将目标模值区间或者模值系数目标区间分成 M 个步长,则每个系数步长 $\Delta d = (\beta - \alpha) / M$,对应的阈值步长 $\Delta D = \Delta d \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}$ 。阈值变量 δ_{th} 初始化为 $\alpha \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}$ 。

2) 使阈值变量 δ_{th} 按阈值步长 ΔD 增大,每增大一个步长,获得一个新阈值 δ_{new} 。

3) 以 δ_{new} 为阈值(初始值为 $\alpha \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}$),根据模值大小对谱系数进行收缩。其中,阈值函数可以为硬阈值函数、软阈值函数或者其他的阈值函数。最后对系数收缩后得到的新谱进行STFT逆变换,重构时域信号。

假设信号 $x(k)$ 中原始无噪的信号为 $s(k)$,并混有加法性噪声 $u(k)$,则 $x(k)$ 表示为

$$x(k) = s(k) + u(k) \quad (6)$$

令STFT时频谱经过系数收缩后得到的新谱为 $\text{STFT}'[m, n]$,那么新谱经STFT逆变换重构得到的时域信号为

$$s'(k) = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N \text{STFT}'(m, n) \gamma(kT - mT) e^{j2\pi(nF)k} \quad (7)$$

基于最优阈值 δ_{th}^* 的STFT时频谱系数收缩的信号降噪目标是使 $s'(k)$ 与原始无噪信号 $s(k)$ 的均方误差最小,即风险函数 L_2 -RISK最小化^[1]

$$R[s(k), s'(k)] = E \|s'(k) - s(k)\|_2^2 =$$

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |s'(k) - s(k)|^2 \quad (8)$$

但是,在处理实际信号时,原始无噪信号 $s(k)$ 是不可知的, L_2 -RISK无法计算,因此,笔者提出一种改进风险函数 $R_M(r)$,其定义为

$$\begin{aligned} R_M(r) &= R_M[x_r(k), x_{r-1}(k)] = \\ &E \|x_r(k) - x_{r-1}(k)\|_2^2 = \\ &\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |s(k) - s(k)|^2 \end{aligned} \quad (9)$$

这里, $x_r(k)$ 为阈值变量 δ_{th} 增加了 r 个阈值步长 ΔD ,即 $\delta_{\text{th}} = \alpha \max\{|\text{STFT}(m, n)|\} + r\Delta D$ 时,经过STFT时频谱系数收缩后重构得到的时域信号。这样, $R_M(r)$ 就定义为第 r 步迭代计算得到的时域信号 $x_r(k)$ 与第 $r-1$ 步迭代计算得到的时域信号 $x_{r-1}(k)$ 的均方误差。因此,重构得到时域信号后,进一步计算改进风险函数 $R_M(r)$ 。

4) 重复步骤2和3,直到阈值变量 δ_{th} 增加到 $\beta \max\{|\text{STFT}(m, n)|\}$,此时可获取改进风险函数 $R_M(r)$ 关于步数 M 或阈值变量 δ_{th} 的关系曲线。

对于最优阈值 δ_{th}^* ,可以用两种方式进行估计:
a. 当 $R_M(r)$ 曲线或者 $R_M(r)$ 差分谱 $dR_M(r)$ (针对 $R_M(r)$ 曲线为光滑形态的情况,定义其差分谱 $dR_M(r) = R_M(r) - R_M(r-1)$)曲线衰减至足够小并且出现水平段或者呈水平趋势时,以水平(趋势)段上的某一点所对应的阈值作为最优阈值 δ_{th}^* ; b. 当 $R_M(r)$ 曲线或者其差分谱 $dR_M(r)$ 曲线衰减至足够小时,以某一局部最小值点所对应的阈值作为最优

阈值 δ_{th}^* 。显然,此最优阈值 δ_{th}^* 的获取带有一定的主观性,甚至需要经过多次尝试,但基本可以保证将最优阈值搜索的范围限定在一个很小的区间内。最后,利用步长迭代算法所获取的最优阈值 δ_{th}^* 对信号 $x(t)$ 的 STFT 时频谱重新进行系数收缩,然后进行 STFT 逆变换,重构得到时域降噪信号。

3 仿真研究

为验证 STFT 时频谱系数收缩方法对于信号降噪的有效性,构造仿真信号 $x(t)$ 进行试验。仿真信号 $x(t)$ 由频率为余弦信号分量 $s(t)$ 叠加噪声分量 $u(t)$ 得到,其信噪比为 0,即

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + u(t) \\ s(t) = \cos(180\pi t) + \cos(120\pi t + \pi/3) \end{cases} \quad (10)$$

仿真振动信号 $x(t)$ 与其中的余弦信号分量 $s(t)$ 分别如图 1、图 2 所示。

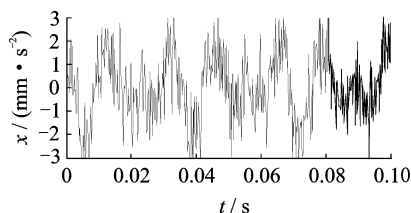


图 1 仿真振动信号 $x(t)$

Fig. 1 Emulational vibration signal $x(t)$

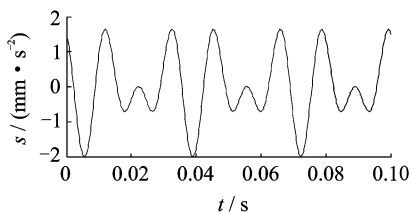


图 2 余弦信号分量 $s(t)$

Fig. 2 Cosine signal component $s(t)$

下面对信号 $x(t)$ 进行基于 STFT 时频系数收缩的降噪,以获取余弦信号分量 $s(t)$ 的最佳估计信号 $s^*(t)$ 。

对 $x(t)$ 进行短时 Fourier 变换,得到其时频谱系数的最大模值 $\max\{|\text{STFT}(m, n)|\} = 8.904 0$ 。在利用步长迭代算法估计最优阈值 δ_{th}^* 的过程中,取模值系数区间 $[\alpha, \beta] = [0, 0.5]$,将模值区间分成 $M = 100$ 个步长。STFT 时频谱系数收缩分别采用硬阈值函数和软阈值函数,其中硬阈值函数的表达式为

$$\text{STFT}'_{\text{hard}}(m, n) =$$

$$\begin{cases} \text{STFT}(m, n) & (|\text{STFT}(m, n)| > \delta_{th}) \\ 0 & (|\text{STFT}(m, n)| \leq \delta_{th}) \end{cases} \quad (11)$$

软阈值函数的表达式为

$$\text{STFT}'_{\text{soft}}(m, n) = \begin{cases} \text{sign}(\text{STFT}(m, n))(|\text{STFT}(m, n)| - \delta_{th}) & (|\text{STFT}(m, n)| > \delta_{th}) \\ 0 & (|\text{STFT}(m, n)| \leq \delta_{th}) \end{cases} \quad (12)$$

对于硬阈值函数的 STFT 时频谱系数收缩, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 3 所示。

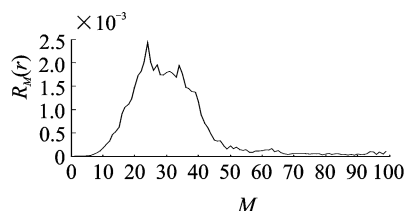


图 3 仿真振动信号硬阈值函数系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 3 Emulational vibration signal modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by hard threshold function coefficients shrinkage

可以看出,当阈值变量 δ_{th} 增加的模值步长数 $M = 68$, $\delta_{th} = \alpha \max\{|\text{STFT}(m, n)|\} + M\Delta D = 3.027 4$ 时, $R_M(r)$ 已经衰减呈水平趋势。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^* = 3.027 4$,再以此最优阈值 δ_{th}^* 重新对 STFT 谱系数进行硬阈值函数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到时域降噪信号,即余弦信号分量 $s(t)$ 的最佳估计信号 $s^*(t)$,如图 4 所示。

对于软阈值函数的 STFT 时频谱系数收缩, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 5 所示。

可以看出,当阈值变量 δ_{th} 增加的模值步长数 $M = 60$, $\delta_{th} = \alpha \max\{|\text{STFT}(m, n)|\} + M\Delta D = 2.671 2$ 时, $R_M(r)$ 曲线趋于水平。从图 6 所示的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线可以看出,当 $M = 60$ 时,差值谱 $dR_M(r)$ 曲线衰减至出现水平段。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^* = 2.671 2$,然后再以此最优阈值 δ_{th}^* 重新对 STFT 谱系数进行软阈值函数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到时域降噪信号,即余弦信号分量 $s(t)$ 的最佳估计信号 $s^*(t)$,如图 7 所示。

仿真试验中,对比图 2、图 4 和图 7 可知,基于 STFT 时频谱系数硬、软阈值函数收缩的信号降噪方法均能够从噪声混合信号 $x(t)$ 中获取余弦信号分量 $s(t)$ 的最佳估计信号 $s^*(t)$ 。虽然这两种方法得到的 $s^*(t)$ 幅值存在一定程度上的失真,且后者幅值失真更为严重,但这主要是由阈值函数所决定

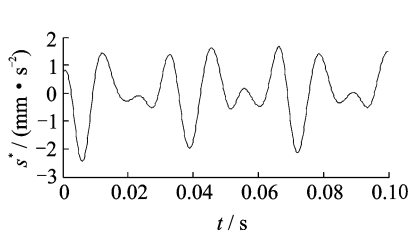


图 4 硬阈值函数系数收缩得到余弦信号分量 $s(t)$ 的最佳估计信号 $s^*(t)$

Fig. 4 The optimal estimated signal $s^*(t)$ of cosine signal component $s(t)$ obtained by hard threshold coefficients shrinkage

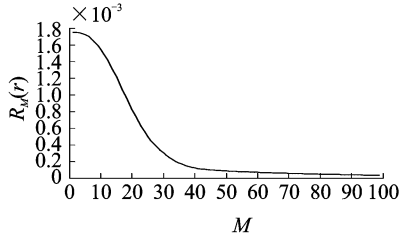


图 5 仿真振动信号软阈值函数系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 5 Emulational vibration signal modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by soft threshold function coefficients shrinkage

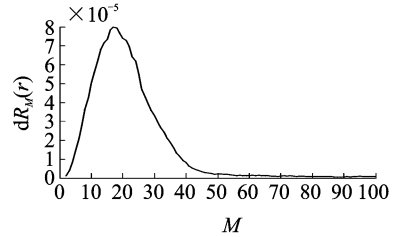


图 6 由仿真振动信号改进风险函数 $R_M(r)$ 获得的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线

Fig. 6 Difference spectrum $dR_M(r)$ curve obtained from emulational vibration signal modified risk function $R_M(r)$

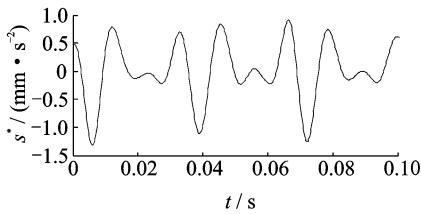


图 7 软阈值函数系数收缩得到的余弦信号分量 $s(t)$ 最佳估计信号 $s^*(t)$

Fig. 7 The optimal estimated signal $s^*(t)$ of cosine signal component $s(t)$ obtained by soft threshold coefficients shrinkage

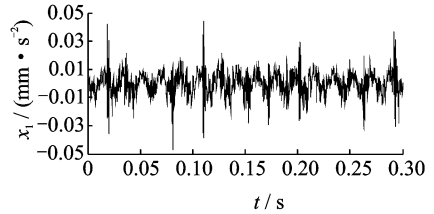


图 8 输入轴弯曲故障振动信号 $x_1(t)$

Fig. 8 Bent shaft fault vibration signal $x_1(t)$

的,而作为最重要的信号频率信息以及信号形态,两种方法均能理想地提取。因此,仿真试验结果验证了基于 STFT 时频谱系数收缩方法对于信号降噪的有效性。

4 试验数据降噪处理

为进一步验证基于 STFT 时频谱系数收缩方法对于实际故障振动信号降噪的有效性与实用性,采用美国 PHM Society 2009 年故障预测与健康挑战赛的齿轮箱相关故障数据进行试验^[19]。以斜齿轮为试验齿轮,选择齿轮箱的两种故障状况:输入轴弯曲和 24T 齿轮的一个齿上有破损。试验时的齿轮箱输入转速为 3 kr/min,重载。振动信号原始采样频率为 66.666 7 kHz,再以 6.666 7 kHz 的频率对采集到的信号数据进行重采样。

对于第 1 种故障状况,即输入轴弯曲,所采集到的待分析振动信号 $x_1(t)$ 如图 8 所示。

信号 $x_1(t)$ 的 STFT 时频谱系数最大模

$\max\{|\text{STFT}(m,n)|\} = 0.060 3$ 。在运用步长迭代算法的过程中,取模值系数区间 $[\alpha,\beta] = [0.2, 0.7]$,并将该区间分成 $M=100$ 个步长。去噪过程中同样分别采用硬阈值函数和软阈值函数。

对于硬阈值函数去噪, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 9 所示。

当阈值变量 δ_{th} 增加的步长数 $M=61$,即 $\delta_{th} = 0.030 5$ 时, $R_M(r)$ 曲线衰减至出现水平段。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^* = 0.030 5$,然后再以此最优阈值 δ_{th}^* 对 STFT 时频谱重新进行硬阈值函数系数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到故障振动信号

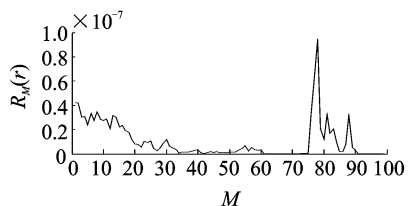


图 9 故障振动信号 $x_1(t)$ 硬阈值函数系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 9 Fault vibration signal $x_1(t)$ modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by hard threshold function coefficients shrinkage

$x_1(t)$ 的时域降噪信号 $s_1^*(t)$,见图 10。

对于软阈值函数去噪, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 11 所示。

当阈值变量 δ_{th} 增加的模值步长数 $M=41$,即 $\delta_{th}=0.024 4$ 时, $R_M(r)$ 曲线衰减至出现水平段。从图 12 所示的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线可看出,当 $M=45$ 时,差值谱 $dR_M(r)$ 曲线呈水平状态,且值已经很小。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^*=0.024 4$,然后再以此最优阈值 δ_{th}^* 对 STFT 时频谱重新进行软阈值函数系数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到故障

振动信号 $x_1(t)$ 的时域降噪信号 $s_1^*(t)$,见图 13。

对于第 2 种故障状况,即 24T 齿轮的一个齿上有破损,所采集到的待分析振动信号 $x_2(t)$ 如图 14 所示。信号 $x_2(t)$ 的 STFT 时频谱系数最大模值 $\max\{|\text{STFT}(m,n)|\}=0.028 4$ 。在运用步长迭代算法的过程中,取模值系数区间 $[\alpha,\beta]=[0.3,0.8]$,并将该区间分成 $M=100$ 个步长。去噪过程中同样分别采用硬阈值函数和软阈值函数。

对于硬阈值函数去噪, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 15 所示。

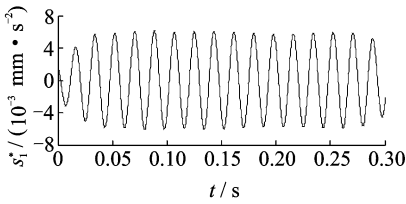


图 10 故障振动信号 $x_1(t)$ 经由硬阈值函数系数收缩得到的时域降噪信号 $s_1^*(t)$

Fig. 10 The time domain denoised signal $s_1^*(t)$ of the fault vibration signal $x_1(t)$ obtained by hard threshold function coefficients shrinkage

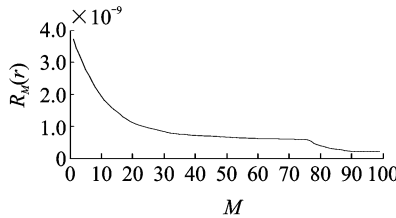


图 11 故障振动信号 $x_1(t)$ 软阈值函数系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 11 Fault vibration signal $x_1(t)$ modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by soft threshold function coefficients shrinkage

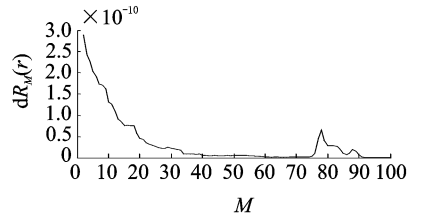


图 12 由故障振动信号 $x_1(t)$ 改进风险函数 $R_M(r)$ 获得的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线

Fig. 12 Difference spectrum $dR_M(r)$ curve obtained from fault vibration signal $x_1(t)$ modified risk function $R_M(r)$

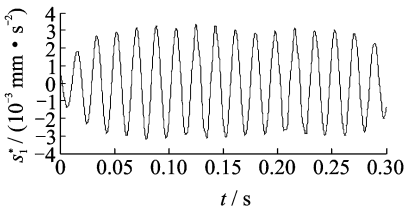


图 13 故障振动信号 $x_1(t)$ 经由软阈值函数系数收缩得到的时域降噪信号 $s_1^*(t)$

Fig. 13 The time domain denoised signal $s_1^*(t)$ of the fault vibration signal $x_1(t)$ obtained by soft threshold function coefficients shrinkage

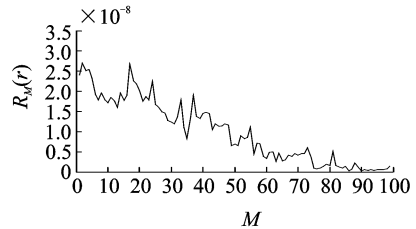


图 15 故障振动信号 $x_2(t)$ 硬阈值函数系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 15 Fault vibration signal $x_2(t)$ modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by hard threshold function coefficients shrinkage

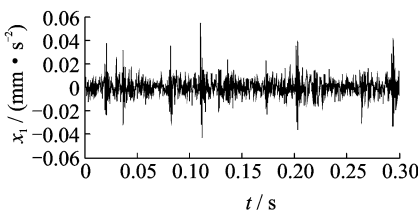


图 14 轮齿破损故障振动信号 $x_2(t)$

Fig. 14 Chipped tooth fault vibration signal $x_2(t)$

当阈值变量 δ_{th} 增加的模值步长数 $M=75$,即 $\delta_{th}=0.019 2$ 时, $R_M(r)$ 曲线已衰减至足够小,并

且出现局部最小值。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^*=0.019 2$,然后再以此最优阈值 δ_{th}^* 对 STFT 时频谱重新进行硬阈值函数系数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到故障振动信号 $x_2(t)$ 的时域降噪信号 $s_2^*(t)$,如图 16 所示。

对于软阈值函数去噪, $R_M(r)$ 关于步长数 M 的关系曲线如图 17 所示。

当阈值变量 δ_{th} 增加的模值步长数 $M=50$,即 $\delta_{th}=0.015 6$ 时, $R_M(r)$ 曲线趋于水平。从图 18 所示的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线可看出,当 $M=50$ 时,差

值谱 $dR_M(r)$ 曲线呈水平状态,并且值已经足够小。因此,估计的最优阈值 $\delta_{th}^* = 0.0156$,然后再以此最优阈值 δ_{th}^* 对 STFT 时频谱重新进行软阈值函数系数收缩,最后利用 STFT 逆变换重构得到故障振动信号 $x_2(t)$ 的时域降噪信号 $s_2^*(t)$,如图 19 所示。

由图可以看出,输入轴弯曲故障振动信号 $x_1(t)$ 经由 STFT 时频谱系数硬、软阈值函数收缩

得到的时域降噪信号 $s_1^*(t)$ 均为一个正弦信号,与齿轮箱输入轴弯曲产生的故障振动特征信号一致;而轮齿破损故障振动信号 $x_2(t)$ 经由 STFT 时频谱系数硬、软阈值函数收缩得到的时域降噪信号也都是一个明显的调幅信号,与齿轮箱轮齿破损产生的故障振动特征信号一致。

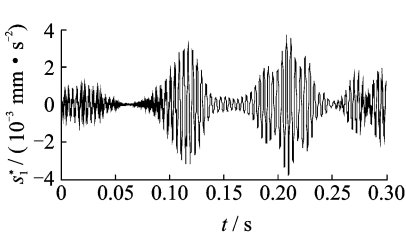


图 16 故障振动信号 $x_2(t)$ 经由硬阈值函数系数收缩得到的时域降噪信号 $s_2^*(t)$

Fig. 16 The time domain denoised signal $s_1^*(t)$ of the fault vibration signal $x_2(t)$ obtained by hard threshold function coefficients shrinkage

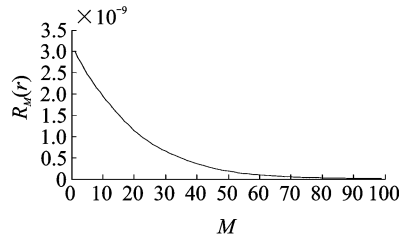


图 17 故障振动信号 $x_2(t)$ 软阈值系数收缩得到的改进风险函数 $R_M(r)$ 曲线

Fig. 17 Fault vibration signal $x_2(t)$ modified risk function $R_M(r)$ curve obtained by soft threshold function coefficients shrinkage

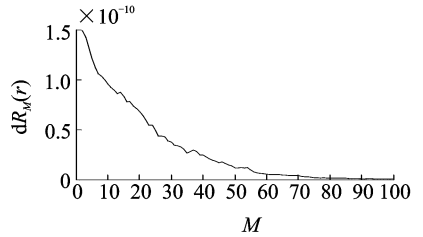


图 18 故障振动信号 $x_2(t)$ 改进风险函数 $R_M(r)$ 获得的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线

Fig. 18 Difference spectrum $dR_M(r)$ curve obtained from bearing fault vibration signal $x_2(t)$ modified risk function $R_M(r)$

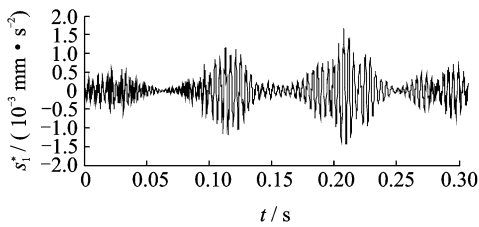


图 19 故障振动信号 $x_2(t)$ 经由软阈值函数系数收缩得到的时域降噪信号 $s_2^*(t)$

Fig. 19 The time domain denoised signal $s_2^*(t)$ of the fault vibration signal $x_2(t)$ obtained by soft threshold function coefficients shrinkage

5 结 论

1) 改进风险函数 $R_M(r)$ 克服了原始风险函数 L_2 -RISK 在实际信号处理中的不可计算性。以改进风险函数为阈值评价标准,步长迭代算法能够准确地从 0 到 STFT 时频谱系数最大模值的区间内估计谱系数收缩所需的最优阈值 δ_{th}^* ,虽然此最优阈值 δ_{th}^* 的获取带有一定的主观性,但其有足够的准确性,验证了改进风险函数和步长迭代算法的有效性与实用性。

2) STFT 时频谱系数收缩方法能够从噪声混

合信号中恢复时域降噪信号。将此方法应用于齿轮箱相关故障振动信号的处理,可以有效提取出与故障特征信号一致的时域降噪信号,从而指导相关故障的诊断。

3) STFT 时频谱系数硬、软阈值函数收缩的信号降噪效果基本一样,但对于各自得到改进风险函数 $R_M(r)$,前者的为非光滑曲线,对于最优阈值 δ_{th}^* 的选择更为直观方便;后者得到的为光滑曲线,为更好地判断最优阈值 δ_{th}^* ,有必要借助于改进风险函数 $R_M(r)$ 的差分谱 $dR_M(r)$ 曲线。此外,两种方法得到的时域降噪信号均存在一定程度上的幅值失真,但硬阈值函数收缩方法效果较为理想,优于软阈值函数收缩方法。进一步可以得出,STFT 时频谱系数收缩所得到的时域降噪信号幅值失真程度主要是由阈值函数所决定,因此,选择或者设计合适的阈值函数,才能减小所获取信号的幅值失真程度。

参 考 文 献

[1] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
 [2] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J].

- IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3):613-627.
- [3] Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(432):1200-1224.
- [4] Donoho D L, Johnstone I M. Minimax estimation via wavelet shrinkage[J]. The Annals of Statistics, 1998, 26(3):879-921.
- [5] 曲天书,戴逸松,王树勋.基于SURE无偏估计的自适应小波阈值去噪[J].电子学报,2002,30(2):266-268.
Qu Tianshu, Dai Yisong, Wang Shuxun. Adaptive wavelet thresholding denoising method based on SURE estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(2):266-268. (in Chinese)
- [6] Nezamoddin N K, Paul F, Edward J. BayesShrink ridgelets for image denoising [C]//Proceedings of International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR). Verlag Berlin Heidelberg, Germany: Springer, 2004:163-170.
- [7] 李方,李友荣,王志刚.基于Morlet小波与最大似然估计方法的降噪技术[J].振动、测试与诊断,2005,25(1):40-42.
Li Fang, Li Yourong, Wang Zhigang. De-noising technology based on Morlet wavelet transform and maximum likelihood estimation[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2005, 25(1):40-42. (in Chinese)
- [8] 侯新国,刘开培,魏建华.最佳小波包基改进软阈值的消噪方法及应用[J].振动、测试与诊断,2008,28(4):366-368.
Hou Xinguo, Liu Kaipei, Wei Jianhua. Application of improved soft threshold noise eliminating method based on optimal wavelet packet[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(4):366-368. (in Chinese)
- [9] 张弦,王宏力.进化小波消噪方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2010,46(15):76-81.
Zhang Xian, Wang Hongli. Evolutionary wavelet denoising and its application to ball bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(15):76-81. (in Chinese)
- [10] 刘文艺,汤宝平,蒋永华.一种自适应小波消噪方法[J].振动、测试与诊断,2011,31(1):74-77.
Liu Wenyi, Tang Baoping, Jiang Yonghua. Research on an adaptive wavelet denoising method [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1):74-77. (in Chinese)
- [11] Xia Xianggen. System identification using chirp signals and time-variant filters in the joint time-frequency domain [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(8):2072-2084.
- [12] Christiansen O. Time-frequency analysis and its applications in denoising [D]. Norway: University of Bergen, 2002.
- [13] Nezamoddin N K, Paul F. A gabor based technique for image denoising[C]//Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Waterloo, Canada: IEEE, 2005:980-983.
- [14] Walker J S, Chen Y J. Denoising gabor transforms [EB/OL]. [2013-12-05] <http://www.uwec.edu/walkersjs>.
- [15] Parolai S. De-noising of seismograms using the S-transform [J]. Bulletin of the Seismological Society of America, 2009, 99(1):226-234.
- [16] Hon T K, Subramaniam S R, Georgakis A, et al. STFT-based Denoising of Elastogram [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech Republic: IEEE, 2011:677-680.
- [17] 张贤达,保铮.非平稳信号分析与处理[M].北京:国防工业出版社,1998:20-25.
- [18] 郭远晶,魏燕定,周晓军,等.基于S变换谱阈值去噪的冲击特征提取方法[J].振动与冲击,2014,33(21):44-50.
Guo Yuanjing, Wei Yanding, Zhou Xiaojun, et al. An impact feature extracting method based on S-transformation spectrum threshold denoising [S]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(21):44-50. (in Chinese)
- [19] IEEE PHM Society. 2009 PHM challenge competition data set [EB/OL]. [http://\[2013-12-05\].www.phmsociety.org/references/datasets](http://[2013-12-05].www.phmsociety.org/references/datasets).



第一作者简介:郭远晶,男,1987年10月生,博士研究生。主要研究方向为机械动力学、机械信号处理与故障诊断。
E-mail:gyjyn@126.com