

改进 TSA 降噪与平方包络谱分析的 故障特征提取

郭远晶¹, 金晓航², 魏燕定³, 杨友东¹

(1. 浙江工业大学之江学院, 浙江 绍兴 312030; 2. 浙江工业大学机械工程学院, 浙江 杭州 310023;
3. 浙江大学浙江省先进制造技术重点实验室, 浙江 杭州 310027)

摘要: 为实现旋转机械设备故障诊断, 提出基于相关性检测的振动信号改进时域同步平均(Time Synchronous Averaging, TSA)降噪方法, 并利用平方包络谱提取故障特征。在采样振动信号中任取一段参考子信号, 令参考子信号从振动信号初始时间开始, 沿时间轴逐点滑动至终了时间, 同时计算参考子信号与其在振动信号中遮掩子信号之间的相关系数; 利用步长迭代算法获取相关系数最优阈值, 选择与参考子信号相关系数大于最优阈值的所有遮掩子信号作为总体同步信号, 平均计算后获得降噪的目标信号; 对目标信号进行平方包络谱分析。仿真信号、齿轮和轴承振动信号的分析结果表明, 所提出的方法能够有效用于旋转机械设备的振动信号降噪与故障特征提取。

关键词: 故障诊断; 时域同步平均; 相关系数; 步长迭代算法; 平方包络谱

中图分类号: TH165⁺.3; TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)02-0402-09

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.02.021

引言

旋转机械设备出现故障损伤时, 振动信号中通常包含有规律性的故障特征, 其提取对于设备故障诊断具有重要意义。但由于噪声干扰、传递路径衰减、多振源耦合等因素^[1], 往往需要对振动信号进行降噪处理, 如滤波器降噪、小波阈值降噪、SVD 降噪以及经验模态分解降噪等, 才能顺利提取出故障特征。此外, 在旋转机械设备平稳运行工况下, 适应于振动信号的周期性变化特征, 时域同步平均(Time Synchronous Averaging, TSA)降噪方法也得到了广泛应用^[2-7]。

振动信号 TSA 降噪的关键在于参与平均计算的各段振动信号要保持同步, 即无相位差。目前保持振动信号同步的方法主要有按整数周期截取信号和时标脉冲触发同步采样^[8]。按整数周期截取信号的方法需要获取振动信号的准确周期^[7], 但这并不是一件容易的事情, 原因在于旋转机械设备的转速通常不能保持时刻恒定, 尤其是在故障损伤状态下, 转速的波动使振动信号没有一个严格稳定的周期, 因此, 按照一个固定周期对振动信号进行截断, 会出现相位误差累积效应^[9], 影响降噪效果。时标脉冲

触发同步采样则需要参考轴上安装转速计或光电编码器, 输出时标脉冲触发振动信号的同步采样或者插值重采样^[2,5,10-11]。此类方法能够保证采样振动信号的准确同步, 但需要额外增加硬件成本, 并且在很多实际应用场合中, 转速计或光电编码器的安装也并非易事^[12], 因此, 此类方法的应用也受到一定限制。

为了获取时域同步振动信号参与 TSA 降噪, 本文从旋转机械设备上采集的振动信号中选取一段参考子信号, 令参考子信号从振动信号的初始时间开始, 沿时间轴滑动至终了时间, 期间参考子信号不断地在振动信号中遮掩一段等长度的子信号, 同时计算参考子信号与遮掩子信号之间的相关系数; 然后利用步长迭代算法获取相关系数的最优阈值; 最后选择与参考子信号相关系数大于最优阈值的所有遮掩子信号作为总体同步信号, 平均计算后获得降噪的目标信号。对目标信号进行平方包络谱分析, 提取故障特征, 判别旋转机械设备故障状态。

1 TSA 降噪原理

旋转机械设备运行时的振动信号为 $y(t)$, 采样时间间隔为 Δt , 则采样振动信号为 $y(k\Delta t)$, 记作

收稿日期: 2019-08-28; 修订日期: 2020-04-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51505424); 浙江省自然科学基金资助项目(LQ17E050006); 宁波市自然科学基金资助项目(2018A610045)

$y(k), k=0, 1, \dots, N$ (N 为振动信号采样数据点数)。若 $y(k)$ 由周期为 N_T (N_T 为一个时间周期内的采样数据点数)的特征信号 $s(k)$ 和白噪声 $s_n(k)$ 组成,即

$$y(k) = s(k) + s_n(k) \quad (1)$$

那么将 $y(k)$ 以整数周期 zN_T (z 为正整数)的数据长度进行分段,总共分成 P 段,其中第 p ($p=0, 1, \dots, P-1$)段信号表示为

$$y_p(k') = y(k' + pzN_T) = s(k') + s_n(k' + pzN_T) \quad (2)$$

式中 $k'=1, 2, \dots, zN_T$ 。将 P 段信号相加,鉴于白噪声的不相干特性,可以得到

$$\sum_{p=0}^{P-1} y_p(k') = Ps(k') + \sqrt{P} s_n(k') \quad (3)$$

设输出信号为

$$y'(k') = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} y_p(k') \quad (4)$$

则

$$y'(k') = s(k') + \frac{1}{\sqrt{P}} s_n(k') \quad (5)$$

由此可见,输出信号 $y'(k')$ 中的白噪声是原来信号 $y(k)$ 中白噪声的 $1/\sqrt{P}$ 倍,信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 则提高到了 \sqrt{P} 倍,且分段数 P 越大,SNR 越高,这就是传统 TSA 降噪的基本原理^[13]。

2 相关性检测的改进 TSA 降噪

设旋转机械设备上采样的振动信号为 $y(k), k=1, 2, \dots, L, L$ 为采样长度,采样频率为 f_s 。在振动信号 $y(k)$ 的改进 TSA 降噪整个过程中,选取参考子信号与降噪后目标信号的长度是相同且固定不变的,因此,若期望降噪后目标信号中至少包含 N_p 个周期性特征,则选取的参考子信号长度最小为 $L_{\text{smmin}} = N_p \cdot (1/f_{\text{Fmin}}) \cdot f_s$, 其中 f_{Fmin} 为设备零件的故障特征频率,在 f_{Fmin} 未明确的情况下, f_{Fmin} 取各个零件故障特征频率中的最小值,例如,对于一个滚动轴承, f_{Fmin} 取内圈、外圈与滚动体故障特征频率中的最小值。为提高计算效率,选取的参考子信号长度稍大于 L_{smmin} 即可,没必要取太大值。基于相关性检测的振动信号改进 TSA 降噪过程如下所述。

步骤 1 在 $y(k)$ 中任意选取一个时间点 $k=k_0$ ($1 \leq k_0 \leq L - L_s + 1$), 截取一段长度为 L_s ($L_s \geq L_{\text{smmin}}$) 的参考子信号,其定义为 $y_s(k_s) = y(k_d), k_s = 1, 2, \dots, L_s; k_d = k_0, k_0 + 1, \dots, k_0 + L_s - 1$ 。

步骤 2 令 $y_s(k_s)$ 从 $y(k)$ 初始时间点 $k=1$ 开始,沿 $y(k)$ 时间轴逐点滑动,同时计算 $y_s(k_s)$ 与其在

$y(k)$ 中所遮掩一段子信号的相关系数。

在 $k=k_i$ ($1 \leq k_i \leq L - L_s + 1$) 处, $y_s(k_s)$ 在 $y(k)$ 中遮掩的一段子信号定义为 $y_m(k_s) = y(k_m), k_m = k_i, k_i + 1, \dots, k_i + L_s - 1$, 那么参考子信号 $y_s(k_s)$ 与遮掩子信号 $y_m(k_s)$ 之间的相关系数计算如下

$$\rho_{\text{sm}}(k_i) = \frac{\sum_{i=1}^{L_s} [y_s(k_s) - \bar{y}_s][y_m(k_s) - \bar{y}_m]}{\left\{ \sum_{i=1}^{L_s} [y_s(k_s) - \bar{y}_s]^2 \sum_{i=1}^{L_s} [y_m(k_s) - \bar{y}_m]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}} \quad (6)$$

式中 \bar{y}_s 与 \bar{y}_m 分别表示 $y_s(k_s)$ 与 $y_m(k_s)$ 的均值,即:

$$\bar{y}_s = \frac{1}{L_s} \sum_{i=1}^{L_s} y_s(k_s) \quad (7)$$

$$\bar{y}_m = \frac{1}{L_s} \sum_{i=1}^{L_s} y_m(k_s) \quad (8)$$

$y_s(k_s)$ 滑动至 $y(k)$ 的终了时间点 $k=L - L_s + 1$ 后,滑动结束,至此可以获取相关系数序列 $\rho_{\text{sm}}(k_i)$ ($k_i = 1, 2, \dots, L - L_s + 1$)。

步骤 3 将 $\rho_{\text{sm}}(k_i)$ 从小到大排列,得到重排相关系数序列 $\bar{\rho}_{\text{sm}}(k_i)$ 。

步骤 4 确定相关系数的一个最优阈值 ρ_{sm}^* , 据此选取符合要求的遮掩子信号。 ρ_{sm}^* 的获取采用步长迭代算法^[14], 具体过程如下所述。

(1) 设定最优阈值 ρ_{sm}^* 的搜寻区间 $[\rho_{\text{sm}}^{\text{min}}, \rho_{\text{sm}}^{\text{max}}]$ 。当参考子信号 $y_s(k_s)$ 滑动至其本身附近时, $y_s(k_s)$ 与遮掩子信号 $y_m(k_s)$ 之间的相关系数 ρ_{sm} 取得较大值,特别是当 $y_m(k_s)$ 为 $y_s(k_s)$ 本身时, ρ_{sm} 取得最大值 $\bar{\rho}_{\text{sm}}(L - L_s + 1) = 1$, 因此 $\bar{\rho}_{\text{sm}}(k_i)$ 曲线在末段急剧上升。为了缩小阈值搜寻区间,提高效率 and 准确率,将 $\bar{\rho}_{\text{sm}}(k_i)$ 末尾的 N_r 个值舍弃 (本文统一取 $N_r = 10$), 得到区间上限值 $\rho_{\text{sm}}^{\text{max}} = \bar{\rho}_{\text{sm}}(L - L_s - N_r + 1)$, 下限值则取 $\rho_{\text{sm}}^{\text{min}} = \alpha \rho_{\text{sm}}^{\text{max}}$, 其中 $0 \leq \alpha \leq 0.5$ 。

(2) 设定迭代步数 M , 则阈值变量 ρ_{th} 的迭代步长

$$\Delta\rho = \frac{(1 - \alpha)\rho_{\text{sm}}^{\text{max}}}{M - 1} \quad (9)$$

ρ_{th} 初始化为 $\alpha\rho_{\text{sm}}^{\text{min}}$ 。

(3) 令 ρ_{th} 从初始值开始按步长 $\Delta\rho$ 增大至 $\rho_{\text{sm}}^{\text{max}}$, 其中在第 r 步时,阈值为

$$\rho_{\text{th}}^r = \alpha\rho_{\text{sm}}^{\text{min}} + (r - 1)\Delta\rho \quad (10)$$

式中 $r = 1, 2, \dots, M$ 。选择 $\rho_{\text{sm}}(k_i) \geq \rho_{\text{th}}^r$ 的所有遮掩子信号作为总体同步信号,平均计算后得到降噪的目标信号 $y_{\text{dn}}^r(k_s)$ 。

计算第 r 步降噪后目标信号 $y_{\text{dn}}^r(k_s)$ 与第 $r-1$ 步降噪后目标信号 $y_{\text{dn}}^{r-1}(k_s)$ 之间的均方根误差 $R(r)$, 即

$$R(r) = R[y_{dn}^r(k_s), y_{dn}^{r-1}(k_s)] = \left\{ \frac{1}{L_s} \sum_{k_s=1}^{L_s} [y_{dn}^r(k_s) - y_{dn}^{r-1}(k_s)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

式中 当 $r=1$ 时, $y_{dn}^0(k_s)$ 为参考子信号 $y_s(k_s)$ 。

(4) 迭代结束后, 获得 $R(r)$ 关于 ρ_{th} 的关系曲线。在曲线中, 选取 $R(r)$ 从低值平稳变化向急剧增大变化转变过程中的一个临界 ρ_{th} 值或局部最小 ρ_{th} 值, 作为相关系数最优阈值 ρ_{sm}^* 。

步长迭代算法获取最优阈值 ρ_{sm}^* 的主要流程如图 1 所示。

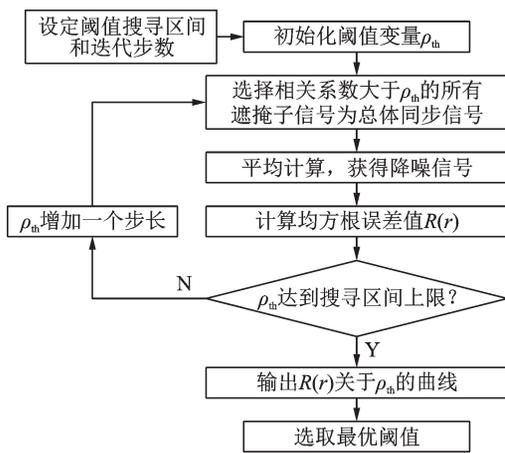


图 1 步长迭代算法获取最优阈值主要流程

Fig. 1 The flow chart of step iterative method for the optimal threshold

步骤 5 选择 $\rho_{sm}(k_i) \geq \rho_{sm}^*$ 的所有遮掩子信号作为总体同步信号, 平均计算后获得降噪的目标信号 $y_T(k_s)$, $k_s=1, 2, \dots, L_s$ 。

基于相关性检测的改进 TSA 降噪方法主要流程如图 2 所示。

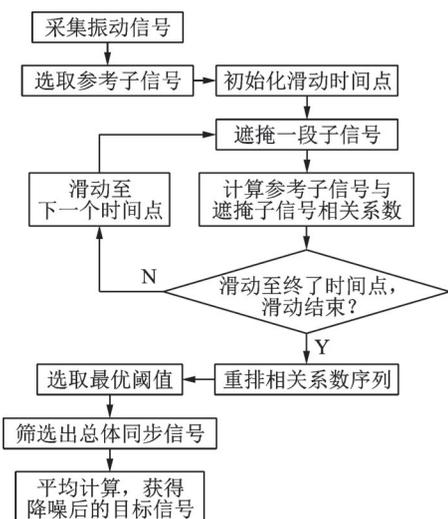


图 2 基于相关性检测的改进 TSA 降噪方法主要流程

Fig. 2 The flow chart of improved TSA denoising method based on correlation detection

3 平方包络谱分析

改进 TSA 降噪后获得的目标信号通常为周期性平稳信号, 其能量也随时间周期性变化。当旋转机械设备发生故障时, 相对于健康状态下的振动信号平均能量水平, 故障损伤激励振动信号的能量会增大, 因此, 适合于故障振动信号的能量变化特点, 采用平方包络谱对其进行分析^[15-16]。

针对改进 TSA 降噪后的目标信号 $y_T(k_s)$, 其 Hilbert 变换为

$$H[y_T(k_s)] = F^{-1}\{F\{y_T(k_s)\}h(k_s)\} \quad (12)$$

式中 $F\{\cdot\}$ 与 $F^{-1}\{\cdot\}$ 分别表示傅里叶变换与傅里叶逆变换, $h(k_s)$ 定义为

$$h(k_s) = \begin{cases} -j, & k_s = 1, 2, \dots, \frac{L_s}{2} - 1 \\ 0, & k_s = 0, \frac{L_s}{2} \\ +j, & k_s = \frac{L_s}{2} + 1, \frac{L_s}{2} + 2, \dots, L_s - 1 \end{cases} \quad (13)$$

式中 $j = \sqrt{-1}$ 。

构造解析信号

$$z_T(k_s) = y_T(k_s) + jH[y_T(k_s)] \quad (14)$$

平方包络信号 $y_{SE}(k_s)$ 定义为解析信号 $z_T(k_s)$ 模数的平方, 即

$$y_{SE}(k_s) = |z_T(k_s)|^2 \quad (15)$$

平方包络谱 $Y_{SE}(n_s)$ 则由 $y_{SE}(k_s)$ 傅里叶变换幅值的平方得到, 即

$$Y_{SE}(n_s) = |F\{y_{SE}(k_s)\}|^2 \quad (16)$$

利用降噪后目标信号的平方包络谱, 可以顺利提取故障特征, 实现旋转机械设备故障诊断。

4 仿真振动信号分析

为验证所提方法的有效性, 构建齿轮局部损伤故障状态下的仿真振动信号进行分析。该信号可表示为幅值与相位调制谐波分量 $s_h(t)$ 和冲击特征分量 $s_p(t)$ 的叠加, 具体由下面信号模型产生

$$y(t) = s_h(t) + s_p(t) \quad (17)$$

其中

$$s_h(t) = \left[1 + 0.5 \cos\left(2\pi f_i t + \frac{\pi}{2}\right) \right] \cdot \cos\left[2\pi f_m t + 0.5 \cos\left(2\pi f_i t + \frac{\pi}{2}\right)\right] \quad (18)$$

$$s_p(t) = e^{-60\pi(t-t_n)} A_n \cos[2\pi f_m(t-t_n)],$$

$$t_n \leq t < t_{n+1} \quad (19)$$

式中 f_i 为齿轮转频, f_m 为齿轮啮合频率, N 为冲击特征个数, A_n 为第 n 个冲击特征的最大幅值, $[t_n, t_{n+1})$ 表示第 n 个冲击特征的持续时间范围。

假设一对啮合齿轮中发生局部损伤齿轮的齿数 $z=20$, 转频 $f_i=25$ Hz, 啮合频率 $f_m=zf_i=500$ Hz。由于齿轮发生局部损伤的故障特征频率与其转频 f_i 一致, 且考虑谐波分量 $s_n(t)$ 中调制信号的初相位为 $\pi/2$, 经过计算可知, 第 1 个冲击特征出现的时间 $t_1=0.03$ s, 持续时间 $(t_2-t_1)=1/f_i=0.04$ s。冲击特征的最大幅值序列 A_n 由 1.5-1.7 的均匀分布随机序列产生。设定信号采样频率 $f_s=10$ kHz, 采样时间 $t=12$ s, 叠加高斯白噪声, 使信噪比为 -8 dB, 由此产生长度 $L=120000$ 的仿真振动信号 $y(k)$ ($k=1, 2, \dots, L$), 如图 3(a) 所示。

此处期望从 $y(k)$ 中选取的参考子信号包含 5 个周期的冲击特征, 则参考子信号长度至少为 $N_p \times (1/f_i) \times f_s=2000$ 。然后在 $y(k)$ 中选择一个时间点 $k=58930$, 对应时间 $t=5.8930$ s, 以此开始截取一段长度为 2000 的参考子信号, 如图 3(a) 中间框选的信号段所示, 参考子信号的时域波形如图 3(b) 所示, 其中的冲击特征完全被噪声所淹没。参考子信号对应的无噪波形如图 3(c) 所示。

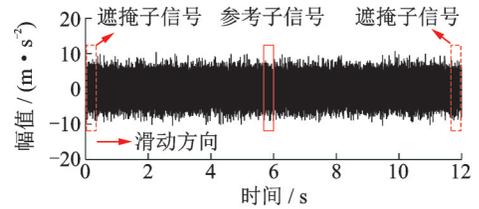
令参考子信号从仿真振动信号 $y(k)$ 的初始时间点 $k=1$, 即初始时间 $t=0$ 开始, 如图 3(a) 左侧框选位置所示, 沿时间轴逐点滑动至终止时间点 $k=118001$, 即滑动终止时间 $t=11.8001$ s, 如图 3(a) 右侧框选位置所示。参考子信号滑动至每个时间点处遮掩一段等长度的子信号, 计算参考子信号与各个遮掩子信号之间的相关系数。将相关系数从小到大排列, 得到重排的相关系数序列 $\bar{\rho}_{sm}(k_i)$ ($k_i=1, 2, \dots, 118001$), 舍弃其负值及末尾 $N_r=10$ 个取值后的曲线如图 3(d) 所示。

选择最优阈值 ρ_{sm}^* 的搜寻区间为 $[0, \rho_{sm}^{\max}, \rho_{sm}^{\max}]$, 即 $[0, 0.1796]$, 设定迭代步数 $M=50$, 经过迭代计算后可以获得均方根误差 $R(r)$ 关于阈值变量 ρ_{th} 的关系曲线, 如图 3(e) 所示。选取 $R(r)$ 从低值平稳变化向急剧变化转变过程中一个临界值 $\rho_{th}=0.1293$ 作为最优阈值 ρ_{sm}^* , 然后选择与参考子信号相关系数 $\rho_{sm} > \rho_{sm}^*=0.1293$ 的所有遮掩子信号作为总体同步信号, 平均计算后获得降噪的目标信号如图 3(f) 所示。

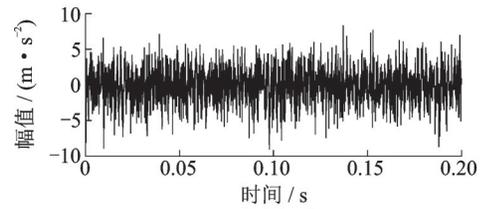
需要说明的是, ρ_{sm}^* 的选取带有一定主观性, 选

取的 ρ_{sm}^* 只是相对最优, 并不是唯一, 但只要 ρ_{sm}^* 在一定范围内, 如在本仿真实例中, 只需满足 $0.10 \leq \rho_{sm}^* \leq 0.15$, 就可以使改进 TSA 取得良好的降噪效果。 $R(r)$ 关于 ρ_{th} 的关系曲线则具有良好的指示意义, 借助它可以方便地选取出合适的最优阈值 ρ_{sm}^* , 用于筛选符合要求的总体同步信号, 实现改进 TSA 降噪。改进 TSA 降噪后目标信号的平方包络谱如图 3(g) 所示, 可见故障特征频率 25 Hz 被顺利提取出来。

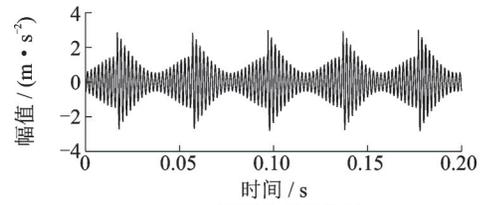
对比图 3(b) 和 3(f) 可见, 仿真振动信号中的噪声得到了较好的抑制。但对比图 3(c) 和 3(f) 可见, 降噪后的目标信号幅值存在一定的衰减, 因为在



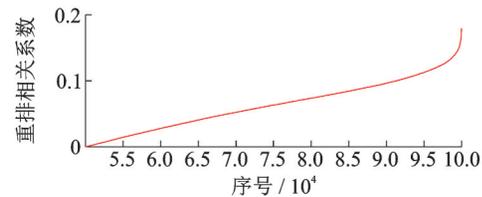
(a) 仿真振动信号
(a) Simulated vibration signal



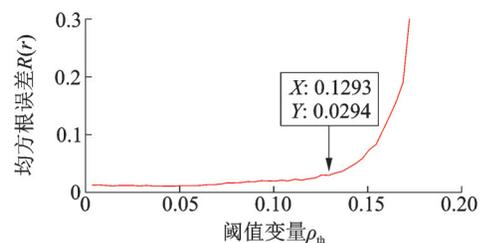
(b) 参考子信号
(b) Reference sub-signal



(c) 无噪参考子信号
(c) Noise-free reference sub-signal



(d) 重排相关系数 (舍弃负值和最后 10 个值)
(d) Rearranged correlation coefficients with negative values and the last 10 values abandoned



(e) 均方根误差 $R(r)$ 随阈值变量 ρ_{th} 的变化曲线
(e) Mean square error $R(r)$ versus threshold variable ρ_{th}

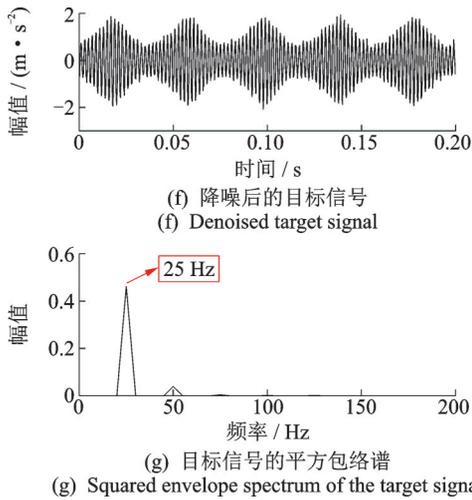
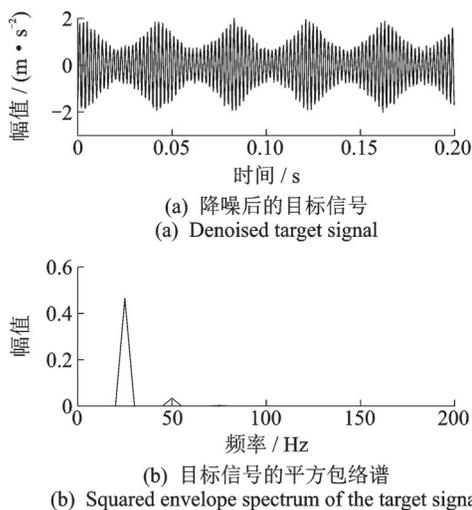
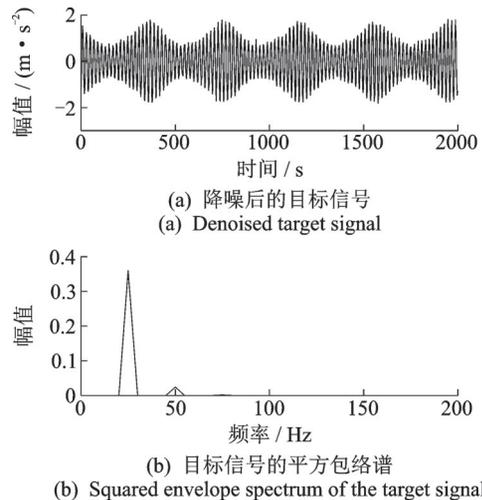


图3 仿真振动信号的改进TSA降噪

Fig. 3 Simulated vibration signal denoised using improved TSA

总体同步信号中,以参考子信号为参考,虽然超前的遮掩子信号与滞后的遮掩子信号之和无相位差,但两者在幅值上存在一定的相互抵消,因此两者求和之后再求平均,获得的幅值要比参考子信号小。

为进一步验证改进TSA降噪方法的有效性,在 $y(k)$ 中再任选一个时间点 $k=12689$,对应时间 $t=1.2689$ s,以此开始截取一段长度同样为2000的参考子信号,按前述相同步骤获取降噪后的目标信号如图4(a)所示,其平方包络谱如图4(b)所示。在 $y(k)$ 中改选一个时间点 $k=102371$,对应时间 $t=10.2371$ s,按相同方法获取的降噪后目标信号及其平方包络谱分别如图5(a)和5(b)所示。通过对比可以发现,参考子信号选取的时间点不同,对最终获取目标信号的降噪效果没有影响,只是目标信号的相位可能会发生改变,但这对目标信号平方包络谱中故障特征的提取并无影响。

图4 仿真振动信号的改进TSA降噪($k=12689$)Fig. 4 Simulated vibration signal denoised using improved TSA ($k=12689$)图5 仿真振动信号的改进TSA降噪($k=102371$)Fig. 5 Simulated vibration signal denoised using improved TSA ($k=102371$)

5 实际振动信号分析

5.1 齿轮故障振动信号分析

齿轮故障振动信号取自一台风力发电机,其齿轮箱中一个小齿轮发生轮齿断裂损伤故障,如图6所示。该小齿轮的齿数 $z=32$,额定转速 $n=1770$ r/min,转频 $f_r=29.5$ Hz,故障特征频率 $f_g=f_r=29.5$ Hz,啮合频率 $f_m=z \cdot f_n=960$ Hz,振动信号采样频率 $f_s=97656$ Hz,采样得到的一段振动信号如图7(a)所示。



图6 轮齿断裂损伤

Fig. 6 Gear tooth fracture damage

由于该小齿轮的故障特征频率为29.5 Hz,此处期望截取的参考子信号中至少包含6个故障冲击特征,那么参考子信号的长度至少为 $6 \times (1/29.5) \times f_s=19531$ 。因此,在采样的振动信号中任选一个时间点 $k=50836$,对应时间为 $t=0.5206$ s,以此开始截取一段长度为19854的参考子信号,时域波形如图7(b)所示,其中噪声较大,故障特征并不显著。令参考子

信号从采样振动信号初始时间开始,沿时间轴逐点滑动,计算参考子信号与各时间点处遮掩子信号之间的相关系数。滑动结束后,将相关系数从小到大排列,得到重排相关系数序列,舍弃其负值及末尾 $N_r=10$ 个取值后的曲线如图 7(c)所示。

选择最优阈值 ρ_{sm}^* 的搜寻区间为 $[0.3\rho_{sm}^{max}, \rho_{sm}^{max}]$, 即 $[0.0997, 0.3324]$, 设定迭代步数 $M=100$, 迭代计算后获得均方根误差 $R(r)$ 关于阈值变量 ρ_{th} 的关系曲线,如图 7(d)所示。选取 $R(r)$ 在低值平稳变化过程中最小值处的阈值 $\rho_{th}=0.1928$ 作为最优阈值 ρ_{sm}^* , 然后选择与参考子信号相关系数 $\rho_{sm} > \rho_{sm}^* = 0.1928$ 的所有遮掩子信号作为总体同步信号,平均计算后获得降噪的目标信号,如图 7(e)所示,可见其中显著的周期性故障冲击特征。

对降噪后的目标信号进行平方包络谱分析,如图 7(f)所示,可见小齿轮故障特征频率 f_g 及其倍频 $(2-13) \times f_g$ 被清晰地提取出来。目标信号的包络谱如图 7(g)所示,故障特征频率 f_g 及其倍频的谱线不如平方包络谱清晰,因此,相比于包络谱,平方包络谱在振动信号分析中具有一定的优势。

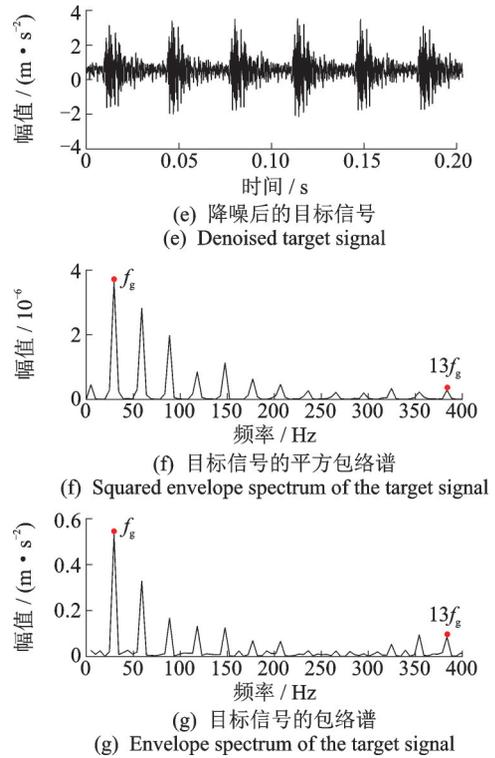
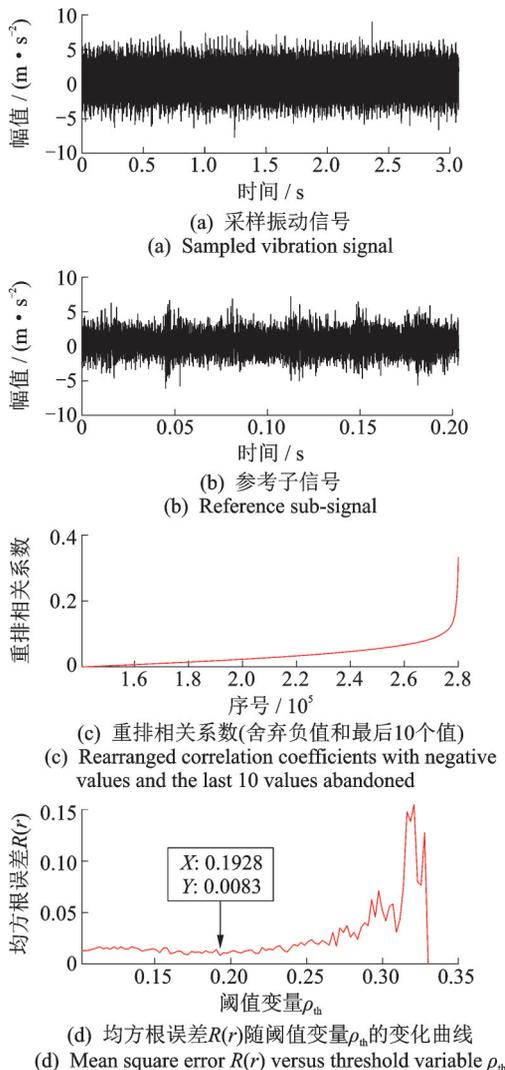


图 7 齿轮故障振动信号的改进 TSA 降噪

Fig. 7 Gear fault vibration signal denoised using improved TSA

作为比较,采用基于周期分段的传统 TSA 降噪方法对采样振动信号进行处理,获得的降噪信号如图 8(a)所示,其平方包络谱与包络谱分别如图 8(b)和 8(c)所示。从时域上讲,由于齿轮故障损伤会引

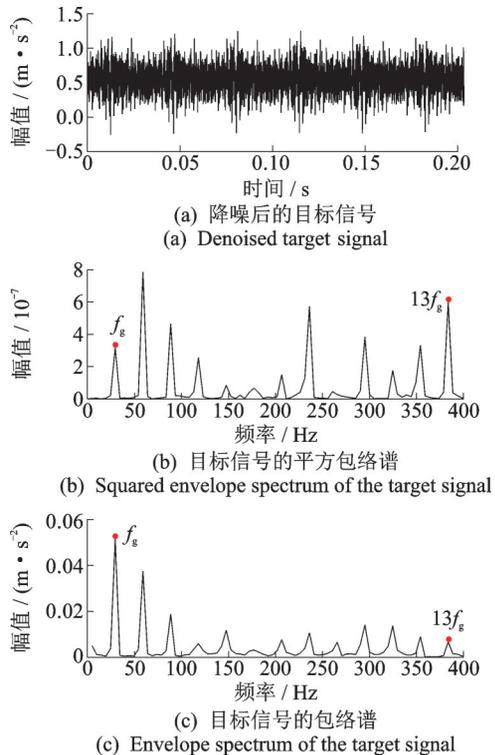


图 8 齿轮故障振动信号的传统 TSA 降噪

Fig. 8 Gear fault vibration signal denoised using traditional TSA

起转速波动,振动信号的周期并非严格恒定,按周期分段截取的各段振动信号存在一定的相位误差,且相位误差具有累计效应,相比于改进 TSA 降噪方法,传统 TSA 降噪方法获取的目标信号降噪不够彻底,存在较多的高频分量,其中的周期性故障冲击特征不太容易被识别,信号幅值也存在较大程度的衰减。从频域上讲,改进 TSA 降噪方法与传统 TSA 降噪方法对于故障特征频率的提取效果基本相同,且平方包络谱的故障特征频率及其倍频谱线要比包络谱更加清晰可辨。

5.2 轴承故障振动信号分析

轴承故障振动信号取自 Case Western Reserve University 轴承数据中心。选择试验台驱动端的 NTN 滚动轴承为研究对象,其内滚道上有一直径为 0.7112 mm (0.028"), 深度为 1.27 mm (0.050") 的局部损伤故障。在试验台运行过程中,驱动电机功率为 2.2 kW, 转速为 1730 r/min, 加载电机施加 3 N·m 载荷, 轴承内圈的故障特征频率 $f_{\text{BPFI}}=123$ Hz。振动数据采样频率为 12 kHz, 采样到的一段振动信号如图 9(a) 所示。

在采样振动信号中任选一个时间点 $k=20185$, 对应时间为 $t=1.6821$ s, 以此开始截取一段长度为 2000 的参考子信号, 如图 9(b) 所示, 其中故障冲击特征并不显著。令参考子信号从采样的振动信号初始时间开始, 沿时间轴逐点滑动, 计算参考子信号与遮掩子信号之间的相关系数。滑动结束后获得参考子信号与所有遮掩子信号之间的相关系数, 将其从小到大排列后得到重排相关系数序列, 舍弃其负值及末尾 $N_r=10$ 个取值后的曲线如图 9(c) 所示。

选择最优阈值 ρ_{sm}^* 的搜寻区间为 $[0 \cdot \rho_{\text{sm}}^{\text{max}}, \rho_{\text{sm}}^{\text{max}}]$, 即 $[0, 0.5822]$, 设定迭代步数 $M=100$, 迭代计算后获得均方根误差 $R(r)$ 关于阈值变量 ρ_{th} 的关系曲线, 如图 9(d) 所示。选取 $R(r)$ 从低值平稳变化向急剧增大变化转变的一个临界值 $\rho_{\text{th}}=0.4366$ 作为最优阈值 ρ_{sm}^* , 然后选择与参考子信号相关系数 $\rho_{\text{sm}} > \rho_{\text{sm}}^* = 0.4366$ 的所有遮掩子信号作为总体同步信号, 平均计算后获得降噪的目标信号如图 9(e) 所示, 可见噪声得到了较好的抑制, 周期性特征非常显著。降噪后目标信号的平方包络谱如图 9(f) 所示, 明显可见轴承内圈的故障特征频率 f_{BPFI} 及其倍频 $(2-5) \times f_{\text{BPFI}}$ 。降噪后目标信号的包络谱如图 9(g) 所示, 故障特征频率 f_{BPFI} 及其倍频的谱线也基本清晰可辨, 但不如平方包络谱突出。

作为比较, 采用传统 TSA 降噪方法对轴承的采

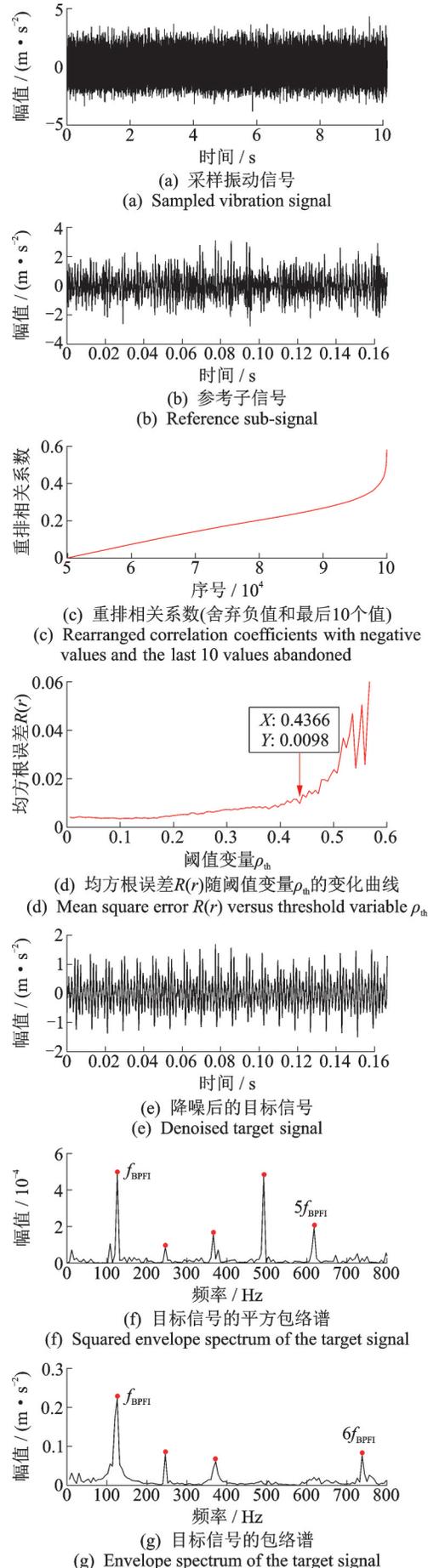


图9 轴承故障振动信号的改进 TSA 降噪

Fig. 9 Bearing fault vibration signal denoised using improved TSA

样振动信号进行处理,获得降噪的目标信号如图10(a)所示。从该目标信号中能够大致看出信号的周期性,但难以辨别出周期性的故障冲击特征,原因在于轴承故障损伤引起转速波动,导致采样振动信号的周期并非严格恒定,按周期分段截取的各段时域同步信号在求和过程中存在较大的相位误差累积效应。相比于改进TSA降噪方法,传统TSA降噪方法获取的目标信号降噪不够彻底,存在较多的高频成分以及故障特征频率的0.5倍、1.5倍、2.5倍等分数倍频成分,这从传统TSA降噪目标信号的平方包络谱(如图10(b)所示)与包络谱(如图10(c)所示)中也可以看出来。虽然传统TSA降噪结合平方包络谱或包络谱也能够提取出故障特征频率,但由于故障特征频率分数倍频成分的存在,对故障特征频率识别有一定的干扰,影响故障判别。

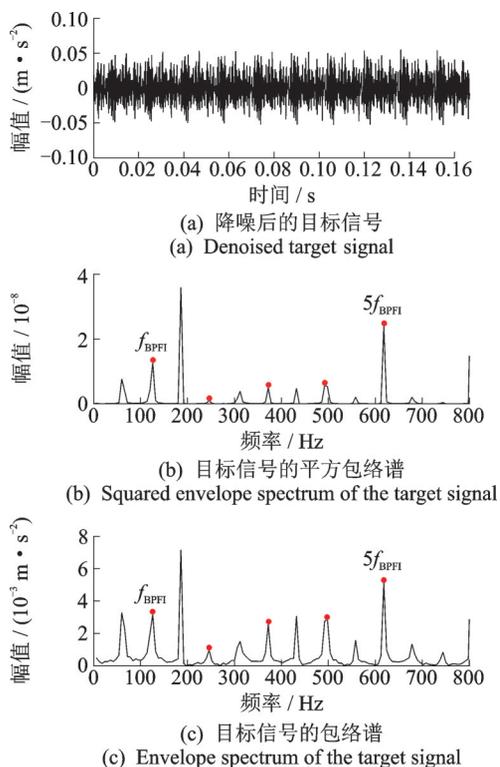


图10 轴承故障振动信号的传统TSA降噪

Fig. 10 Bearing fault vibration signal denoised using traditional TSA

6 结论

(1)提出一种基于相关性检测的改进TSA降噪方法,该方法在旋转机械设备的采样振动信号中任选一段参考子信号,令参考子信号在采样振动信号中逐点滑动,计算参考子信号与遮掩子信号之间的相关系数;然后利用步长迭代算法获取相关系数的最优阈值;最后选择与参考子信号相关系数大于最

优阈值的所有遮掩子信号作为总体同步信号,平均计算后可以获得降噪效果良好的目标信号。

(2)改进TSA降噪方法成功应用于齿轮与轴承故障振动信号的处理,降噪后得到的目标信号经过平方包络谱分析,能够有效提取出齿轮与轴承的故障特征频率,从而实现旋转机械设备故障诊断。

(3)改进TSA降噪方法对旋转机械设备转速的稳定性以及振动信号的平稳性没有严格要求,无需获取振动信号的准确周期,避免了振动信号按周期分段而导致的相位误差累积效应;无需转速传感器,硬件成本低、应用场合广,具有较好的适用性。

参考文献:

- [1] 熊国良,胡俊锋,陈慧,等.基于SK-NLM包络的滚动轴承故障冲击特征增强[J].仪器仪表学报,2016,37(10):2176-2184.
Xiong Guoliang, Hu Junfeng, Chen Hui, et al. Rolling bearing fault impact feature enhancement based on spectral kurtosis and non-local means[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2176-2184.
- [2] Ahamed N, Pandya Y, Parey A. Spur gear tooth root crack detection using time synchronous averaging under fluctuating speed[J]. Measurement, 2014, 52: 1-11.
- [3] Ha J M, Youn B D, Oh H, et al. Autocorrelation-based time synchronous averaging for condition monitoring of planetary gearboxes in wind turbines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 70-71: 161-175.
- [4] Li H, Xu F, Liu H, et al. Incipient fault information determination for rolling element bearing based on averaging reassigned wavelet scalogram[J]. Measurement, 2015, 65: 1-10.
- [5] Roy S K, Mohanty A R, Kumar C S. Fault detection in a multistage gearbox by time synchronous averaging of the instantaneous angular speed[J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(2): 468-480.
- [6] Camerini V, Coppotelli G, Bendisch S, et al. Impact of pulse time uncertainty on synchronous average: Statistical analysis and relevance to rotating machinery diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 129: 308-336.
- [7] 龙海军,孙灿飞,莫固良.直升机振动检测通用算法的研究与实现[J].振动、测试与诊断,2016,36(3):524-528.
Long Haijun, Sun Canfei, Mo Guliang. Research and implementation of general algorithm for helicopter vibration detection [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(3):524-528.

- [8] 邵毅敏,周晓君,欧家福. 变周期信号的时域同步平均新算法[J]. 振动工程学报, 2009, 22(5): 497-502.
Shao Yimin, Zhou Xiaojun, Ou Jiafu. A algorithm of time domain averaging for fluctuant-period signal [J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(5): 497-502.
- [9] 沈国际,陶利民,徐永成. 时域同步平均的相位误差累积效应研究[J]. 振动工程学报, 2007, 20(4): 335-339.
Shen Guoji, Tao Limin, Xu Yongcheng. Research on phase error accumulation effect of time synchronous averaging[J]. Journal of Vibration Engineering, 2007, 20(4): 335-339.
- [10] 罗德扬. 时域同步平均原理与应用[J]. 振动、测试与诊断, 1999, 19(3): 202-207.
Luo Deyang. Principals and applications of time domain synchronous averaging [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1999, 19(3): 202-207.
- [11] 吕琛,宋希庚,邹积斌. 基于DSP的振动信号阶比与时域同步平均分析[J]. 振动与冲击, 2002, 21(2): 53-57.
LÜ Chen, SONG Xigeng, ZOU Jibin. DSP-based order domain and time domain synchronous averaging analysis of vibration signal [J]. Journal of Vibration and Shock, 2002, 21(2): 53-57.
- [12] Combet F, Gelman L. An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2590-2606.
- [13] 何正嘉,刘雄,屈梁生. 信号时域平均原理和应用[J]. 信号处理, 1986, 2(4): 46-53.
He Zhengjia, Liu Xiong, Qu Liangsheng. The principle and application of signal time domain average [J]. Signal Processing, 1986, 2(4): 46-53.
- [14] 郭远晶,魏燕定,周晓军. 基于STFT时频谱系数收缩的信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6): 1090-1096.
Guo Yuanjing, Wei Yanding, Zhou Xiaojun. Signal denoising method based on STFT time-frequency spectrum coefficients shrinkage [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(6): 1090-1096.
- [15] Antoni J. Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: Facts and fictions [J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 304(3-5): 497-529.
- [16] Borghesani P, Pennacchi P, Chatterton S. The relationship between kurtosis- and envelope-based indexes for the diagnostic of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 43(1-2): 25-43.

Fault feature extraction based on improved TSA denoising and squared envelope spectrum

GUO Yuan-jing¹, JIN Xiao-hang², WEI Yan-ding³, YANG You-dong¹

(1. Zhijiang College, Zhejiang University of Technology, Shaoxing 312030, China;

2. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

3. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of Zhejiang Province, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In order to achieve the fault diagnosis of the rotating machine equipment, a method based on improved time synchronous averaging (TSA) denoising using correlation detection and fault features extracting using squared envelope spectrum is proposed. A reference sub-signal is arbitrarily taken from the sampled vibration signal. The reference sub-signal starts from the initial time of the vibration signal and moves point by point along the time axis to the end time. Meanwhile, the correlation coefficient between the reference sub-signal and its masking sub-signal in the vibration signal is calculated. The correlation coefficient optimal threshold are obtained using the step iterative algorithm. All the masking sub-signals whose correlation coefficients are greater than the optimal threshold are selected as overall synchronous signals whose arithmetic average is calculated for the denoised target signal. The target signal analysis is achieved using squared envelope spectrum. The analysis results of the simulated signal, gear and rolling bearing fault vibration signals have shown that the proposed method is an efficient implementation for rotating machine vibration signal denoising and fault feature extraction.

Key words: fault diagnosis; time synchronous averaging; correlation coefficient; step iterative algorithm; squared envelope spectrum

作者简介: 郭远晶(1987-),男,博士,讲师。电话:(0575)81112562;E-mail:gyjyn@126.com