

# 基于改进小波阈值降噪的滚动轴承故障诊断方法

曹玲玲<sup>1,2</sup>, 李 晶<sup>1,2</sup>, 彭 镇<sup>1</sup>, 张银飞<sup>1</sup>, 韩文冬<sup>1</sup>, 符寒光<sup>1,2</sup>

(1. 西安工程大学机电工程学院, 陕西 西安 710048;  
2. 西安市现代智能纺织装备重点实验室, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 针对滚动轴承早期故障信号存在大量噪声使得提取故障特征困难的问题, 提出了一种基于新改进小波阈值的降噪方法。该方法是通过采用互补集合经验模态分解(CEEMD)方法将原始故障信号进行分解, 得出各阶本征模态函数(IMF)分量; 选取关键的 IMF 分量进行重构信号, 将重构信号经过新改进小波阈值算法和快速谱峭度进行滤波降噪; 进行 Hilbert 包络解调, 得出滚动轴承的故障特征频率。分别用仿真噪声信号和滚动轴承的实验信号对该方法进行验证, 并将新改进小波阈值算法与传统的小波硬阈值和小波软阈值算法进行比较分析, 结果表明该方法可以有效提高故障信号的信噪比, 降噪效果明显, 能有效获得滚动轴承的故障特征频率。

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; CEEMD; 改进小波阈值降噪; 快速谱峭度

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2022)02-0454-10

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2022.02.021

## 引 言

滚动轴承是现代工业机械的重要部件, 其健康程度影响机械设备的工作状态及质量。在滚动轴承运行过程中, 多种因素会造成其损伤或失效, 导致故障的发生, 一旦发生故障会造成严重的安全隐患。而在滚动轴承发生故障的早期, 信号的采集存在大量的噪声干扰, 使得故障特征提取困难, 不能尽早地发现故障, 因此滚动轴承早期故障信号的降噪问题是故障诊断的关键。

目前, 对轴承信号的降噪方法研究很多。HUANG 等<sup>[1]</sup>提出了经验模态分解(EMD)算法的降噪方法, 即将振动故障信号分解成各阶的 IMF 分量, 再从中提取振动信号中的故障特征, 但在含有大量噪声的背景下, 使用 EMD 算法提取的效果会受到严重影响, 即存在模态混叠和末端效应等问题, 导致提取的故障特征不明显、误差大或失真等问题。为解决 EMD 分解的问题, Yeh 等<sup>[2]</sup>提出了互补集合经验模态分解(CEEMD)降噪方法, 即采用添加成对的正负白噪声的形式, 很好地消除剩余辅助噪声、模态混叠和末端效应的问题。虽然 CEEMD 能解决 EMD 存在的问题, 但想要在强噪声的背景下提取出退化初期时振动信号的微弱特征还有很大不足。因

此, 还需要对 CEEMD 分解之后的信号进行进一步的降噪处理。

小波阈值降噪的方法是由 DONOHO 等<sup>[3-4]</sup>提出的, 其中包括硬阈值去噪法和软阈值去噪法, 该方法计算量小, 应用广泛。但该方法本身存在缺陷, 小波硬阈值函数不连续, 降噪后可能会产生振荡。小波软阈值虽然具有较好的连续性, 但处理后的小波系数和真实小波系数存在偏差, 重构信号时误差增大, 精度下降。因此, 选择一个合适的小波阈值函数尤为重要。周西峰等<sup>[5]</sup>提出一种渐进半软阈值函数方法, 解决了硬阈值函数中的间断点问题, 但没有解决软阈值函数的缺点, 经过其方法降噪后的振动信号仍存在偏差。陈涛等<sup>[6]</sup>在对背景噪声中的轴承信号去噪时采用 SVD 归一化强度软阈值降噪的方法, 降噪效果显著, 但降噪后的故障特征不够明显, 存在其他谱峰的干扰, 对于早期微弱故障信号的提取比较困难。因此, 本文提出一种新的改进小波阈值函数, 具有连续性, 而且灵活性较好, 能保留信号中有效的信号特征, 解决了硬阈值和软阈值的缺点。

将降噪后的信号结合快速谱峭度和带通滤波进行 Hilbert 的故障特征提取。在已有的研究中已验证其有效性。田晶等<sup>[7]</sup>采用 Birge-Massart 阈值与 EEMD 和快速谱峭度相结合的方法对滚动轴承进行降噪, 较好地提取轴承故障特征频率。李宏坤

等<sup>[8]</sup>将粒子滤波算法和快速谱峭度相结合进行故障分析,降噪效果较好,但该方法对轴承内圈的边带频的提取效果不是很好。赵见龙等<sup>[9]</sup>将共振稀疏分解与谱峭度图分析相结合,能够准确清晰判断出轴承故障的状态。

本文提出一种新的改进小波阈值函数在强噪声背景下提取出早期微弱故障信号特征的方法。早期故障信号的特点为故障信号弱,故障特征不明显,因此,在对早期故障信号进行降噪时,很难将微弱故障特征保留。本文将滚动轴承振动信号在退化初期时的信号定义为早期故障信号,通过进一步采用新改进的小波阈值进行降噪,再对降噪后的信号进行快速谱峭度和带通滤波,最后进行 Hilbert 包络计算,不仅降噪的效果明显,而且在降噪时能将微弱的故障信号保留,去除了其他干扰,能清晰地提取出早期微弱信号的故障特征。结果显示本文所提方法的降噪效果相比于传统小波阈值函数有明显提高,从 Hilbert 包络谱中也能清楚准确地提取出滚动轴承的故障特征频率,验证了所提方法的有效性。

## 1 CEEMD 算法

针对 EMD 算法在分解故障信号中存在模态混叠和末端效应及残余噪声的问题,提出了 CEEMD 算法,通过添加成对的正负白噪声的形式,有效减少了 EMD 算法中存在的问题。CEEMD 算法分解原理本文不再赘述,具体可以参考文献[10]。

滚动轴承故障信号分解后的 IMF 分量的选择十分关键,直接影响故障信号的信噪比。合理选择出关键的 IMF 分量不仅可以提高故障信号的信噪比,还可以有助于信号的降噪。因此,本文将利用峭度准则来选出关键的 IMF 分量,将其进行重构信号,排除其余不重要 IMF 分量的干扰。

峭度因子  $K$  的定义为:

$$K = \frac{E[x(t) - \mu]^4}{\sigma^4} \quad (1)$$

式中  $\mu$  为故障信号  $x(t)$  的均值;  $\sigma$  为故障信号  $x(t)$  的标准差;  $E$  为期望值。

滚动轴承发生失效或故障时,会造成冲击,因此这时的轴承振动信号的振幅会大幅度增加,峭度因子的值也将变大,这表明故障信号的振幅越大,故障特征越明显。通常将峭度因子大于 3 的 IMF 分量筛选出来,因为这些分量能够保留故障信号中的大量的故障特征,摒弃其余 IMF 分量对重构信号的

干扰。

## 2 新改进小波阈值降噪原理

采用小波阈值降噪方法的关键在于阈值和阈值函数的选取。阈值函数的不同表明对系数的估计方法的不同;阈值的大小也关系到降噪的效果,只有合理的选取阈值的大小才能使得降噪效果明显且有效信号不会丢失。传统的小波阈值为小波硬阈值函数和软阈值函数,其表达式为<sup>[11]</sup>:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{j,k}) \cdot (|w_{j,k}| - \lambda), & |w_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

硬阈值和软阈值虽然在实际中得以广泛的应用,但这些方法本身还存在一些缺陷,如会出现不连续的间断点和信号失真等问题。为了克服小波软、硬阈值方法的缺点,本文在传统小波阈值的基础上提出了一种新的改进小波阈值函数的选取办法来弥补传统小波阈值的不足,新改进小波阈值表达式为:

$$\hat{w}_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k}, & |w_{j,k}| > \lambda_2 \\ \text{sgn}(w_{j,k}) \cdot \frac{\lambda_1 \sqrt{w_{j,k}^2 - \lambda_1^2}}{a \sqrt{\lambda_2^2 - \lambda_1^2}}, & \lambda_2 \geq |w_{j,k}| \geq \lambda_1 \\ 0, & |w_{j,k}| < \lambda_1 \end{cases} \quad (4)$$

式中  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为阈值,且  $\lambda_1 = a\lambda_2$  ( $0 < a \leq 1$ ),此阈值函数在小波域内具有连续性,解决了间断点及信号失真的问题,通过选取适当的调节参数  $a$  的值得到合适且有效的阈值函数。

$\lambda_1$  由下式计算得到:

$$\lambda_1 = \sigma^2 \lg M \quad (5)$$

式中  $M$  表示信号长度;  $\sigma$  表示第  $k$  层噪声的标准差,按下式估算:

$$\sigma = \frac{\text{median}(|w_{j,k}|)}{0.6745} \quad (6)$$

式中  $\text{median}(|w_{j,k}|)$  为第  $k$  层分解的小波系数绝对值的中值。

当小波系数的绝对值  $|w_{j,k}| < \lambda_1$  时,将其全部置为零,当小波系数的绝对值  $|w_{j,k}| > \lambda_2$  时,其值等于  $w_{j,k}$ ,这和传统的小波软硬阈值函数方法一致;但当小波系数的绝对值  $\lambda_1 \leq |w_{j,k}| \leq \lambda_2$  时,则将

$\text{sgn}(w_{j,k}) \cdot \frac{\lambda_1 \sqrt{w_{j,k}^2 - \lambda_1^2}}{a \sqrt{\lambda_2^2 - \lambda_1^2}}$  作为新改进小波阈值函数。

现证明新改进小波阈值函数的连续性。

$$\text{当 } \omega_{j,k} \rightarrow \lambda_1^+ \text{ 时, } \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda_1^+} \frac{\lambda_1 \sqrt{\omega_{j,k}^2 - \lambda_1^2}}{a \sqrt{\lambda_2^2 - \lambda_1^2}} = 0;$$

$$\text{当 } \omega_{j,k} \rightarrow \lambda_1^- \text{ 时, } \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda_1^-} \hat{\omega}_{j,k} = 0;$$

故新改进小波阈值函数在  $\pm \lambda_1$  处连续。

$$\text{当 } \omega_{j,k} \rightarrow \lambda_2^+ \text{ 时, } \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda_2^+} \hat{\omega}_{j,k} = \lambda_2;$$

$$\text{当 } \omega_{j,k} \rightarrow \lambda_2^- \text{ 时, 由 } \lambda_1 = a\lambda_2 \text{ 得} \\ \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda_2^-} \frac{\lambda_1 \sqrt{\omega_{j,k}^2 - \lambda_1^2}}{a \sqrt{\lambda_2^2 - \lambda_1^2}} = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda_2^-} \frac{\lambda_1}{a} = \lambda_2.$$

故新改进小波阈值函数在  $\pm \lambda_2$  处也连续。综上所述,新改进小波阈值函数在小波域内具有连续性,克服了传统小波阈值存在间断点的缺点。

新改进小波阈值可以通过选取不同的调节参数  $a$  的值来适应各种环境。调节参数  $a$  的取值在  $0 \sim 1$  之间,当  $a$  越小,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  之间曲线的斜率越小,曲线越平缓,越接近原阈值;当  $a$  越大,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  之间曲线的斜率越大,越接近硬阈值。可通过不同振动信号的需求调节  $a$  的值,实现新阈值函数与传统硬阈值函数之间的相互转化,具有较好的灵活性。图1为不同  $a$  值下新小波阈值的函数图像。

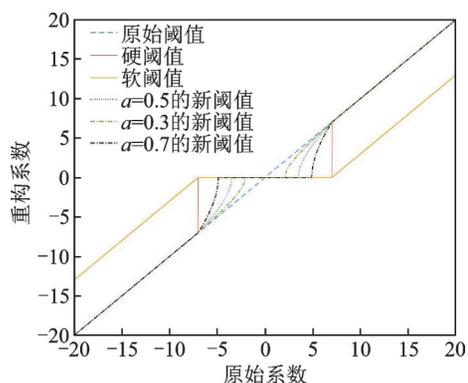


图1 不同  $a$  值下新阈值的函数图

Fig.1 Function graph of new threshold under different  $a$  values

### 3 快速谱峭度

谱峭度法(SK)广泛用于旋转机械的故障诊断中,用于确定带通滤波器的中心频率和带宽参数<sup>[12]</sup>。针对由于噪声的干扰使得峭度检测中某些频段的不确定性问题,使用快速谱峭度的方法能够很好地解决该问题,并能获得故障特征信息<sup>[13]</sup>。

假设实测振动信号  $Y(t)$  中含有平稳噪声,则  $Y(t)$  的谱峭度  $K_Y(f)$  为:

$$K_Y(f) = \frac{K_X(f)}{[1 + \rho(f)]^2}, \quad f \neq 0 \quad (7)$$

式中  $K_X(f)$  为原始信号的谱峭度;  $\rho(f)$  为信噪比的倒数。

由式(7)可知,当  $\rho(f)$  越小时,  $K_Y(f)$  近似于  $K_X(f)$ ; 当  $\rho(f)$  越大时,  $K_Y(f)$  则越小<sup>[14]</sup>。因此通过对故障信号进行快速谱峭度计算,即可获得非平稳信号  $X(t)$  的谱峭度  $K_X(f)$  最大时的频带,从而可以找出最优滤波频带。

### 4 滚动轴承故障特征提取

本文提出一种新的改进小波阈值降噪方法,将方法与 CEEMD 和快速谱峭度方法相结合,不仅能够对故障早期的振动信号进行诊断,同时降噪效果明显,能清晰有效地提取出早期的故障特征频率。该方法的工作流程如图2所示。首先,将含噪声的故障信号采用 CEEMD 算法进行分解得到各阶的 IMF 分量,计算出各阶 IMF 分量的峭度值,并通过峭度准则选择出关键的 IMF 分量进行信号重构;其次,根据新改进小波阈值函数选择合适的调节因子  $a$  的值,将重构后的信号通过新小波阈值函数进行去噪处理,此时的信号中已去除大量的干扰噪声。再求其快速谱峭度来确定带通滤波器的参数,然后对降噪后的信号进行带通滤波;最后,对带通滤波后的故障信号进行 Hilbert 包络谱提取故障特征频率。

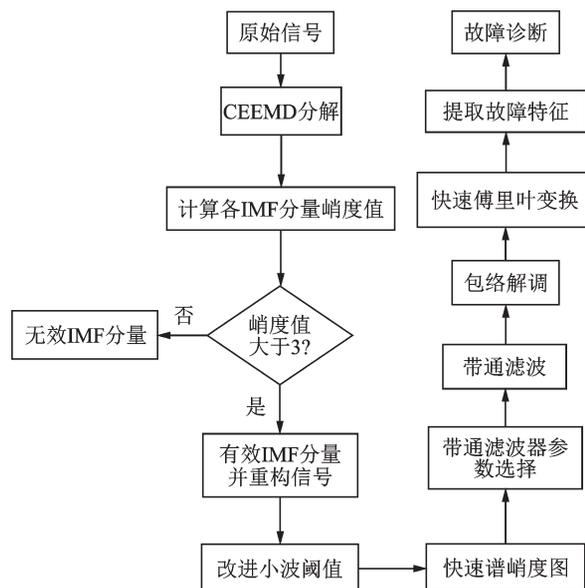


图2 滚动轴承诊断流程图

Fig.2 Rolling bearing diagnosis flowchart

### 5 仿真信号分析

为验证该方法的有效性,进行如下仿真:

根据滚动轴承故障模型模拟在强噪声背景下的内圈故障时的冲击信号<sup>[15]</sup>,并添加一定的白噪声模拟其早期的故障信号。仿真表达式如下:

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_i A_i h(t - iT) + n(t) \\ h(t) = \exp(-Ct) \cos(0.5\pi f_n t) \\ A_i = 0.5 + 0.5A_0 \cos(0.5\pi f_r t) \end{cases} \quad (8)$$

式中  $s(t)$  为具有周期性的冲击成分;  $n(t)$  为高斯白噪声; 设置采样频率  $f_s = 16$  kHz; 共振频率  $f_n = 4$  kHz; 转频  $f_r = 30$  Hz; 衰减系数  $C = 300$ ; 幅值  $A_0 = 0.3$ ; 采样点  $N = 4096$ 。

仿真信号的波形图、仿真加噪声(信噪比为 -5 dB)下内圈早期故障信号波形图和包络谱如图 3 所示。从图 3(a)和(b)可以发现,仿真信号的周期冲击信号被强噪声淹没,很难从中找出故障特征并提取其故障特征频率。

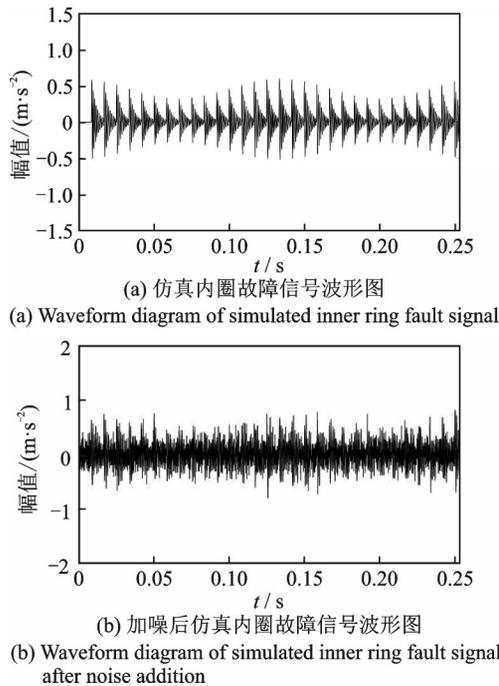


图 3 无噪声仿真故障信号与加噪后仿真故障信号  
Fig. 3 Non noise simulated fault signal and simulated fault signal after noise addition

因此,利用本文所提出的方法对仿真的早期内圈故障信号进行分析。采用 CEEMD 方法对仿真信号进行分解并得到各阶的 IMF 分量,并计算出各阶 IMF 分量的峭度值,如表 1 所示。从表 1 可知,IMF 分量 2,3,5 这三个分量的峭度值大于 3,故选其作为

关键 IMF 分量重构信号。

表 1 加噪后仿真故障信号经 CEEMD 分解后的各 IMF 分量峭度值

Tab. 1 The kurtosis value of each IMF component after the noisy simulation signal CEEMD was decomposed

IMF	K	IMF	K	IMF	K
1	2.2920	5	3.0576	9	2.6104
2	6.7969	6	2.8955	10	1.6802
3	3.3378	7	2.9361	11	2.0990
4	2.9194	8	2.0017		

将此重构信号分别采用小波硬阈值、软阈值与本文所提的新改进的小波阈值方法进行降噪处理,并进行比较。三种阈值函数的降噪效果如图 4 所示。

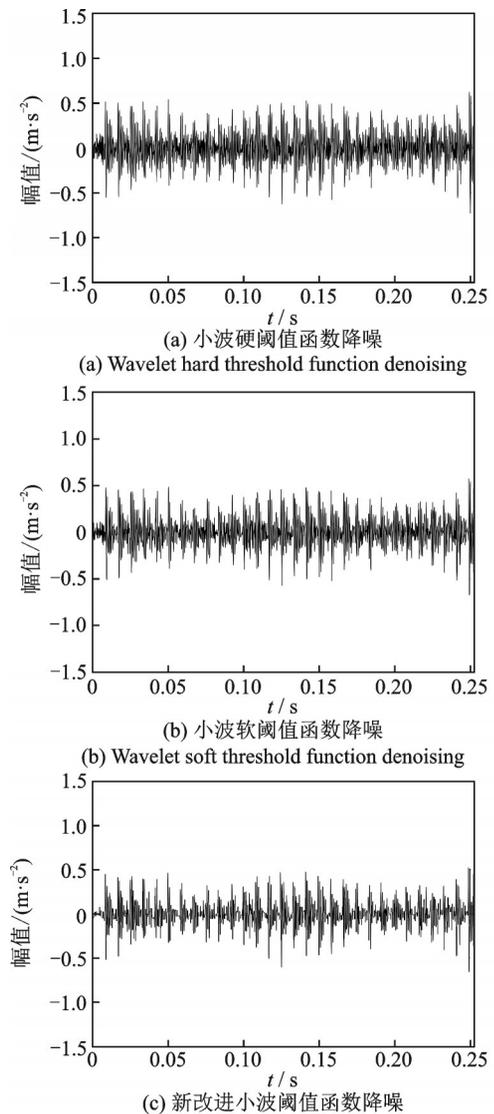


图 4 加噪仿真信号的三种阈值函数降噪效果  
Fig. 4 Noise reduction effects of three threshold functions for noise-added simulation signals

为了定量分析三种算法的降噪效果,采用信噪比 SNR 和均方根误差 RMSE 作为评价指标,可由下式计算得到:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{t=1}^N x^2(t)}{\sum_{t=1}^N [x(t) - x'(t)]^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [x(t) - x'(t)]^2} \quad (10)$$

式中  $x(t)$  为原始信号;  $x'(t)$  为降噪后信号;  $N$  表示信号的长度。

由表 2 结果表明,新改进小波阈值函数算法降噪后的信号信噪比比传统的小波软、硬阈值函数算法的信噪比更高,而且均方根误差更小,说明本文所提出的方法能更好地实现降噪,降噪效果更明显。

表 2 加噪仿真信号的三种阈值函数的降噪评价指标

Tab. 2 Noise reduction evaluation index of three threshold functions for noise-added simulation signals

评价指标	硬阈值	软阈值	新阈值
SNR	4.7505	4.9099	5.7715
RMSE	0.0021	0.0018	0.0012

## 6 滚动轴承实验分析

### 6.1 滚动轴承实验

由上节的仿真信号的结果已验证了该方法的有效性,下面将通过西安交通大学机械工程学院 XJTU-SY 滚动轴承试验数据中的外圈故障数据为例来验证本文所提方法的有效性。该实验平台主要是由数字式显示器、电动机转速控制器、转轴、交流电动机、支撑轴承、液压加载系统、竖直加速度传感器、水平加速度传感器和测试轴承等组成,如图 5 所示。

主要通过调节径向力和转速来调节不同工况。测试轴承型号为 LDK UER204,其采样频率为 25.6 kHz,单个波形的采样时长为 1.28 s<sup>[16]</sup>。轴承具体参数如表 3 所示。

根据轴承故障特征频率理论计算公式<sup>[8]</sup>,计算出轴承外圈故障特征频率  $f=107.91$  Hz,内圈故障特征频率为 196.68 Hz。计算公式如下:

$$f_a = \frac{n_a}{2 \times 60} \left(1 - \frac{d}{d_v} \cos \alpha\right) Z \quad (11)$$

$$f_b = \frac{n_b}{2 \times 60} \left(1 + \frac{d}{d_v} \cos \alpha\right) Z \quad (12)$$

式中  $n_a, n_b$  分别表示滚动轴承的外圈和内圈的转速;  $d$  表示滚珠直径;  $d_v$  表示滚动轴承的中径大小;  $\alpha$  表示接触角;  $Z$  表示滚珠个数。

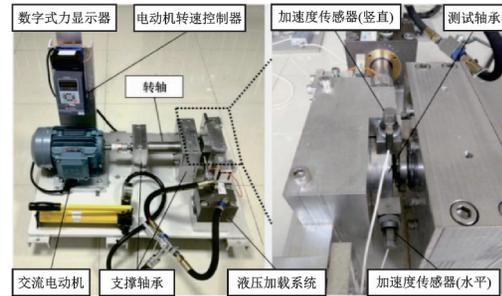


图 5 轴承加速寿命实验台

Fig. 5 Bearing accelerated life test bench

表 3 LDK UER204 轴承参数

Tab. 3 LDK UER204 bearing parameters

参数名称	数值	参数名称	数值
外圈转速 $n_o$ / min	2100	滚珠直径/mm	7.92
内圈转速 $n_i$ / min	2400	轴承中径/mm	34.55
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
内圈滚道直径/mm	29.30	接触角/(°)	0

### 6.2 滚动轴承早期外圈故障诊断

由该实验台采集的原始外圈在退化初期的故障信号时域图和其频谱图如图 6 所示。

由于实验台在采集过程中滚动轴承的振动信号中存在大量的噪声,不能从图中得出故障特征,频域波形图中可以看出在 2000 Hz 以下的频率其振动幅值比较明显,但从中不能得到有效的故障特征频率。因此,还需要对故障信号进行共振解调和降噪处理,实现滚动轴承故障特征的提取与增强。

将滚动轴承的外圈故障信号进行 CEEMD 算法分解,可以得到 14 个 IMF 分量和残余分量,根据峭度准则计算出各阶 IMF 分量的峭度值,如表 4 所示。由表 4 可得,分量 IMF1, IMF3, IMF4, IMF7, IMF11 的峭度值大于 3,故将这 5 个分量作为关键的 IMF 分量,并将此 5 个 IMF 分量进行信号重构,但重构的信号中仍存在较多的噪声,故需要进一步对重构信号进行降噪。

利用小波阈值的方法进一步对重构信号进行降噪,且降噪后的效果明显,这里将分解重构后的信号分别采用小波硬阈值、软阈值及新改进小波阈值函数方法进行降噪处理,得到降噪后的重构信号波形图如图 7 所示。并计算这三种小波阈值的信噪比和均方根误差,如表 5 所示。

由图 7 外圈故障信号的三种小波阈值函数降噪的效果对比,可以得出新改进的小波阈值降噪的效

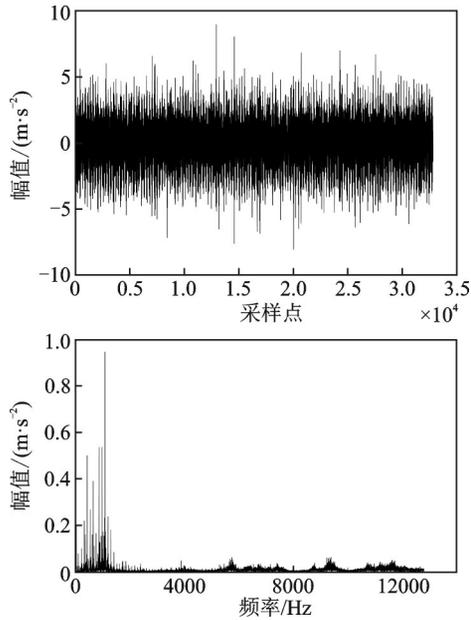


图 6 外圈故障信号的时域、频域图

Fig. 6 Time domain and frequency domain diagram of the outer ring fault signal

表 4 外圈故障信号经 CEEMD 分解后的各 IMF 分量峭度值

Tab. 4 The kurtosis value of each IMF component after the CEEMD decomposition of the outer ring fault signal

IMF	K	IMF	K	IMF	K
1	6.9896	6	2.4521	11	4.6199
2	2.1130	7	3.1623	12	2.1905
3	3.9160	8	1.9624	13	2.5841
4	8.7211	9	2.9832	14	1.7830
5	2.9385	10	2.5241		

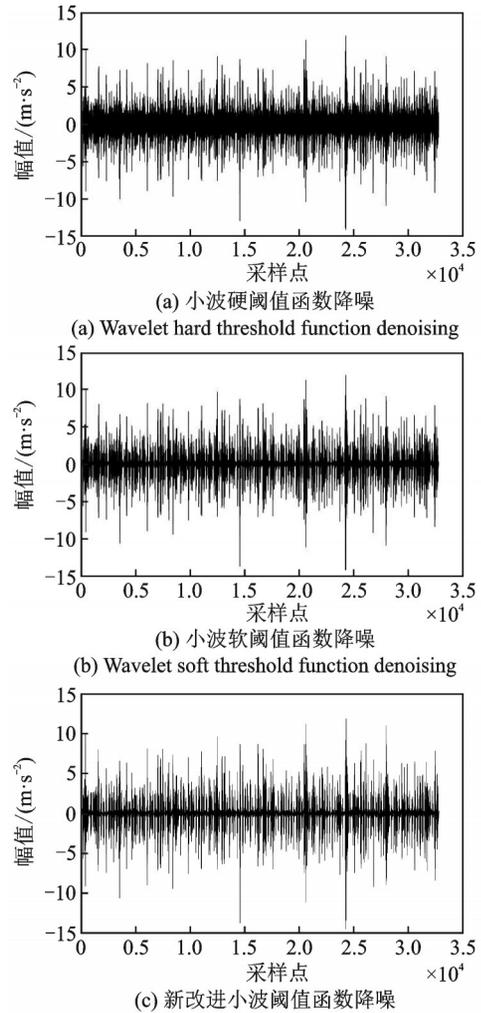
表 5 外圈故障信号的三种阈值函数的降噪评价指标

Tab. 5 Noise reduction evaluation index of three threshold functions for outer ring fault signals

评价指标	硬阈值	软阈值	新阈值
SNR	1.9470	2.2571	3.2984
RMSE	0.0151	0.0112	0.0086

果优于小波硬阈值和软阈值函数方法,并且保留了故障冲击特征。由表 5 的评价指标发现,新改进小波阈值的信噪比与均方根误差值都优于传统的硬、软小波阈值,表现了降噪效果的优越性。

由此求出经新改进小波阈值降噪后信号的快速谱峭度如图 8 所示。从图中可以看出中心频率为 12666.7 Hz,带宽为 266.67 Hz,因此,带通滤波器的滤波频率为 12400~13000 Hz。最后进行 Hilbert 包络解调,提取滚动轴承的故障特征频率,如图 9 所示。通过该包络谱能够清晰地提取出滚动轴承外圈



(c) New improved wavelet threshold function to reduce noise

图 7 外圈故障信号的三种小波阈值函数降噪效果

Fig. 7 Three kinds of threshold function noise reduction effect for outer ring fault signals

故障特征频率  $f=108.2$  Hz 与理论计算的外圈故障频率 107.91 Hz 只相差 0.29 Hz,从图中还能找出其多个倍频成分 (216.5, 325, 433.1 Hz),且干扰频率较少,能够明显看出滚动轴承发生故障。

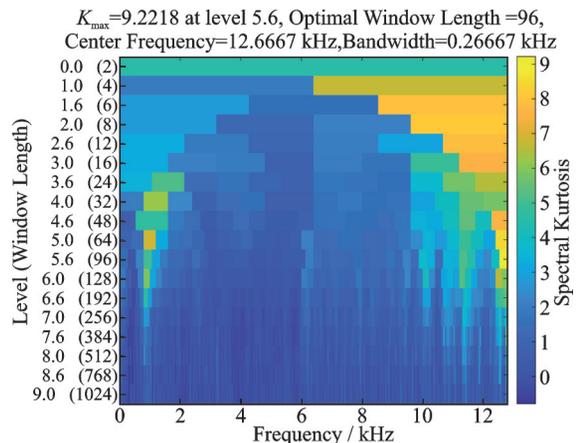


图 8 外圈故障信号的快速谱峭度图

Fig. 8 Fast spectrum kurtosis diagram of outer ring fault signal

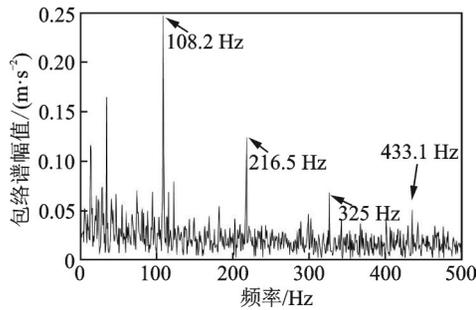


图9 外圈故障信号的故障特征提取结果

Fig. 9 Feature extraction result of outer ring fault signal

图10为同样针对滚动轴承外圈早期故障信号进行分析的结果,只对早期故障信号进行了EEMD分解,没有进一步降噪处理,同时也采用快速谱峭度和带通滤波的方法。从其包络谱中可以看出,外圈的故障特征频率为108.6 Hz,也能找出其多个倍频成分(218, 326.8, 435 Hz),但与理论计算的外圈故障频率107.91 Hz相差0.69 Hz。本文所提方法得出的故障频率与理论计算故障频率更接近,且边带频的频率成分相较于基于EEMD与快速谱峭度方法得出包络谱的边带频成分更少,故障特征更明显,说明了本文所提方法降噪的效果更好,验证了其有效性。

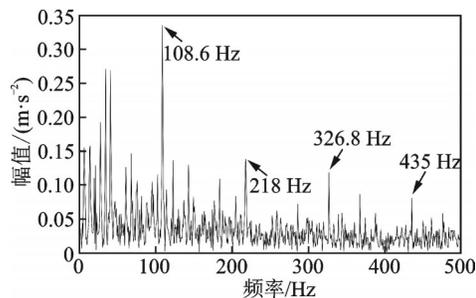


图10 基于EEMD方法外圈故障提取结果

Fig. 10 Outer ring fault extraction result based on EEMD method

### 6.3 滚动轴承早期内圈故障诊断

进一步对滚动轴承的内圈早期振动故障信号进行分析,早期内圈故障信号的时域波形图和频谱图如图11所示。从图中可以看出,早期内圈的故障信号中也存在大量噪声,无法判断其故障特征。

将内圈信号经过CEEMD分解,计算出各个IMF分量,如表6所示。将大于3的IMF分量作为关键分量,即对分量IMF2, IMF4, IMF8和IMF9这四个分量进行重构。再对此重构信号做进一步降噪处理,即将重构信号通过小波阈值进行降噪。

将重构信号分布通过传统的硬阈值、软阈值和

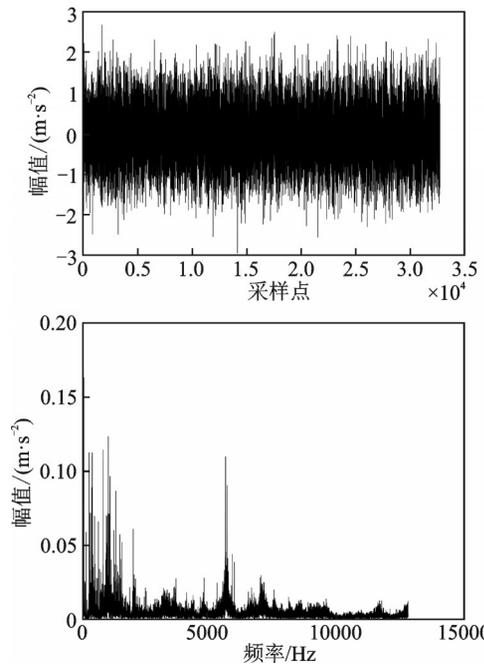


图11 内圈故障信号的时域、频域图

Fig. 11 Time domain and frequency domain diagram of the inner ring fault signal

表6 内圈故障信号经CEEMD分解后的各IMF分量峭度值

Tab. 6 The kurtosis value of each IMF component after the CEEMD decomposition of the inner ring fault signal

IMF	K	IMF	K	IMF	K
1	2.4280	6	2.6733	11	2.1303
2	3.0458	7	1.6382	12	2.5223
3	2.8157	8	3.1163	13	1.9970
4	3.1123	9	3.3749	14	2.1429
5	2.8261	10	1.9998		

新改进阈值函数进行降噪,如图12所示。可以看出新改进的小波阈值函数的降噪效果优于传统阈值方法。并分别计算其信噪比和均方根误差,如表7所示。从评价指标也能看出,新改进的小波阈值函数信噪比较高、误差较小,表明降噪效果较好。

表7 内圈故障信号的三种阈值函数的降噪评价指标

Tab. 7 Noise reduction evaluation index of three threshold functions for inner ring fault signals

评价指标	硬阈值	软阈值	新阈值
SNR	0.2108	0.3354	0.5333
RMSE	0.0028	0.0023	0.0018

将经过新改进的小波阈值函数降噪后的信号进行快速谱峭度,得出带通滤波的参数,如图13所示。从图中可以看出中心频率为9600 Hz,带宽为6400

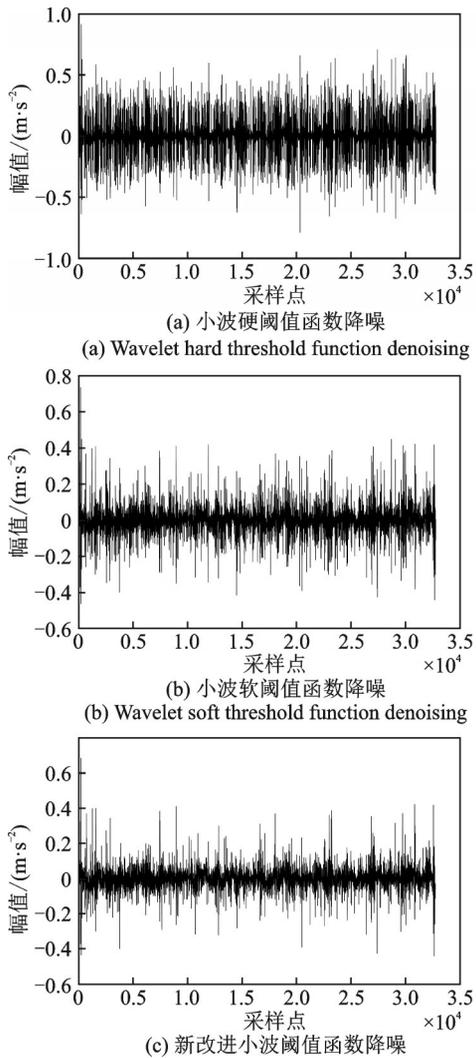


图 12 内圈故障信号的三种小波阈值函数降噪效果

Fig. 12 Three kinds of threshold function noise reduction effect for inner ring fault signals

Hz, 因此, 带通滤波器的滤波频率为 3200~16000 Hz。最后进行 Hilbert 包络解调, 提取滚动轴承的故障特征频率, 如图 14 所示。

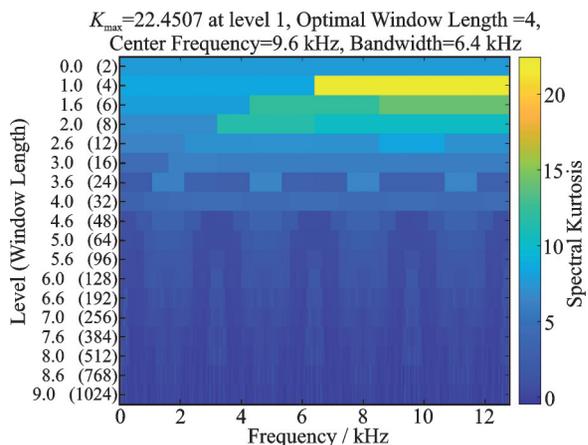


图 13 内圈故障信号的快速谱峭度图

Fig. 13 Fast spectrum kurtosis diagram of inner ring fault signal

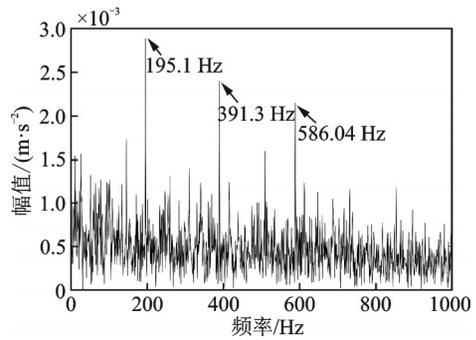


图 14 内圈故障信号的故障特征提取结果

Fig. 14 Feature extraction result of inner ring fault signal

通过该包络谱能够清晰地提取出滚动轴承内圈故障特征频率为 195.1 Hz 与理论计算的内圈故障频率 196.68 Hz 只相差 1.58 Hz, 从图中还能找出其多个倍频成分 (391.3, 589.04 Hz), 且干扰频率较少, 能够明显看出轴承内圈故障频率。

图 15 为针对滚动轴承内圈早期故障信号进行分析的结果, 只对早期故障信号进行了 EEMD 分解, 同时采用快速谱峭度和带通滤波的方法。从其包络谱中可以看出, 内圈的故障特征频率 199.5 Hz 不明显, 虽然也能找出其多个倍频成分 (389.1, 578.32, 766.54 Hz), 但频率特征不明显, 存在很多干扰频率, 提取效果不好。而本文所提方法得出的故障频率与理论计算故障频率更接近, 且能够清晰提取出故障频率, 故障特征更明显。表明了本文所提方法特征提取的效果更好, 验证了其有效性。

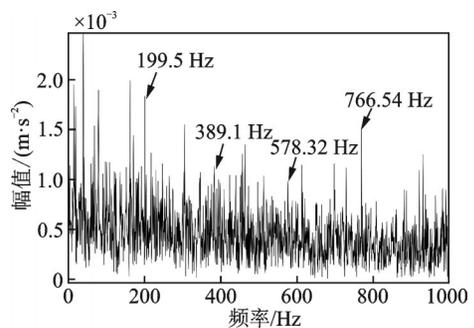


图 15 基于 EEMD 方法内圈故障提取结果

Fig. 15 Inner ring fault extraction result based on EEMD method

### 7 结 论

针对滚动轴承早期振动信号特征提取困难的问题, 本文采用一种新的改进小波阈值降噪方法, 与 CEEMD 算法和快速谱峭度相结合, 此方法的降噪效果明显, 而且信噪比相较于传统小波阈值方法也

有所提高,均方根误差也更小。并分别采用了仿真内圈故障信号和西安交通大学机械工程学院所做的实验数据验证了本文所提方法的有效性,结果表明该方法能有效提高信噪比,降噪效果明显,并能清晰提取出故障特征频率,为实现滚动轴承早期故障诊断提供参考。

#### 参考文献:

- [1] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A, Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454 (1971) : 903-995.
- [2] Yeh J R, Shieh J S, Huang N. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2):135-156.
- [3] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41 (3):613-627.
- [4] 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.
- [5] 周西峰,朱文文,郭前岗. 基于渐近半软阈值函数的超声信号去噪方法 [J]. 探测与控制学报, 2011, 33(2) : 35-39.
- ZHOU X F, ZHU W W, GUO Q G. The denoising of ultrasonic signal based on asymptotic semi-soft thresholding function [J]. Journal of Detection & Control, 2011, 33(2):35-39.
- [6] 陈涛,王立勇,唐长亮,等. SVD归一化强度软阈值降噪方法及其应用 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019 (8):71-75.
- CHEN T, WANG L Y, TANG C L, et al. Normalized intensity and soft threshold based on SVD denoising method and its application [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019 (8):71-75.
- [7] 田晶,王英杰,刘丽丽,等. 基于 Birge-Massart 阈值降噪与 EEMD 及谱峭度的滚动轴承故障特征提取 [J]. 航空动力学报, 2019, 34(6) : 1399-1408.
- TIAN J, WANG Y J, LIU L L, et al. Fault feature extraction of rolling bearing using Birge-Massart threshold denoising with EEMD and spectral kurtosis [J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(6) : 1399-1408.
- [8] 李宏坤,杨蕊,任远杰,等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2017, 53(3) : 63-72.
- LI H K, YANG R, REN Y J, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using particle filter and spectral kurtosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53 (3) : 63-72.
- [9] 赵见龙,张永超,王立夫,等. 基于共振稀疏分解与谱峭度的滚动轴承故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019 (4):111-115.
- ZHAO J L, ZHANG Y C, WANG L F, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on resonance sparse decomposition and spectral kurtosis [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019 (4):111-115.
- [10] 刘莹,韩焱,郭亚丽,等. 基于 CEEMD 的爆破振动信号自适应去噪 [J]. 科学技术与工程, 2015, 15(32) : 54-58.
- LIU Y, HAN Y, GUO Y L, et al. Adaptive de-noising of vibration signal based on CEEMD auto-correlation properties [J]. Science Technology and Engineering, 2015, 15(32):54-58.
- [11] 石大磊,高宏力,李克斯. 基于 CEEMD 与小波阈值的机械密封声发射信号自适应降噪方法 [J]. 润滑与密封, 2019, 44(7):131-137.
- SHI D L, GAO H L, LI K S. Adaptive de-noising method of mechanical seal acoustic emission signal based on CEEMD and wavelet threshold [J]. Lubrication Engineering, 2019, 44(7) : 131-137.
- [12] 钱冰,邹磊,马越. 设备故障早期预警系统在水电机组检修中的应用 [J]. 人民长江, 2014, 45(17) : 48-51.
- QIAN B, ZOU L, MA Y. Application of early warning system for equipment failure in hydro-units maintenance work [J]. Yangtze River, 2014, 45(17) : 48-51.
- [13] 林家洋,张民威,苏疆东,等. 基于快速谱峭度的冲击能量法在水轮机空化评价中的应用研究 [J]. 水力发电, 2020, 46(12) : 84-89.
- LIN J Y, ZHANG M W, SU J D, et al. Application of impact energy method based on fast kurtogram in hydraulic turbine cavitation evaluation [J]. Water Power, 2020, 46(12) : 84-89.
- [14] 孙萧,黄民,马超. 基于谱峭度和 CEEMD 的滚动轴承声信号故障诊断研究 [J]. 现代制造工程, 2021 (1) : 121-129.
- SUN X, HUANG M, MA C. Research on fault diagnosis of acoustic signals of rolling bearings based on spectral kurtosis and CEEMD [J]. Modern Manufacturing

- Engineering, 2021(1):121-129.
- [15] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2013,49(1):88-94.
- WANG H C, CHEN J, DONG G M. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 88-94.
- [16] 雷亚国,韩天宇,王彪,等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16): 1-6.
- LEI Y G, HAN T Y, WANG B, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16):1-6.

## Rolling bearing fault diagnosis method based on improved wavelet threshold denoising

CAO Ling-ling<sup>1,2</sup>, LI Jing<sup>1,2</sup>, PENG Zhen<sup>1</sup>, ZHANG Yin-fei<sup>1</sup>, HAN Wen-dong<sup>1</sup>, FU Han-guang<sup>1,2</sup>

(1. School of Electrical and Mechanical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Xi'an Key Laboratory of Modern Intelligent Textile Equipment, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that a large amount of noise in early fault signals of rolling bearings makes it difficult to extract fault features, a new and improved wavelet threshold-based noise reduction method is proposed. This method uses the complementary set empirical mode decomposition (CEEMD) method to decompose the original fault signal to obtain the intrinsic mode function (IMF) components of each order. The key IMF components are selected to reconstruct the signal, and the reconstruction signal is filtered through the new improved wavelet threshold algorithm and fast spectral kurtosis to reduce noise. The Hilbert envelope demodulation is performed to obtain the characteristic frequency of the rolling bearing fault. The method is verified by the simulated noise signal and the experimental signal of the rolling bearing, and the new improved wavelet threshold algorithm is compared and analyzed with the traditional wavelet hard threshold and wavelet soft threshold algorithm. The results show that the method can effectively improve the reliability of the fault signal. Signal noise ratio and noise reduction effect are obvious, and the fault characteristic frequency of the rolling bearing can be effectively obtained.

**Key words:** fault diagnosis; rolling bearing; CEEMD; improving wavelet threshold denoising; fast spectral kurtosis

**作者简介:** 曹玲玲(1996—),女,硕士研究生。电话:18392195735; E-mail:1872945474@qq.com。

**通讯作者:** 李晶(1962—),女,教授。电话:13991865610; E-mail:ljing62@126.com。