

结合 TQWT 与 VMD 的滚动轴承故障诊断*

陆建涛¹, 余文皓¹, 李舜酩^{1,2}, 杨 飞³

(1. 南京航空航天大学能源与动力学院 南京, 210016)

(2. 南通理工学院汽车工程学院 南通, 226002)

(3. 昆明物理研究所 昆明, 650000)

摘要 针对背景噪声下滚动轴承故障难以精准诊断的问题, 提出一种结合改进可调 Q 因子小波变换 (tunable Q-factor wavelet transform, 简称 TQWT) 和变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 的滚动轴承故障诊断方法。首先, 利用 Sigmoid 曲线构造改进的小波阈值函数, 以更好保留故障冲击而引起的高频冲击特征; 其次, 利用麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, 简称 SSA) 对 TQWT 方法的参数进行智能优化, 实现其参数的自适应调整; 然后, 为更加凸显故障频率, 采用 VMD 对得到的降噪信号进行处理, 得到一系列内在模式分量; 最后, 对内在模式分量进行包络分析, 实现滚动轴承的故障诊断, 并基于仿真和滚动轴承故障模拟试验数据, 对提出方法的有效性进行验证。结果表明: 在仿真试验中, 与传统降噪方法相比, 所提方法降噪后的信噪比最高; 在故障模拟试验中, 所提方法降噪后故障特征频率谐波成分更加明显, 更利于实现滚动轴承故障诊断。

关键词 故障诊断; 滚动轴承; 可调 Q 因子小波变换; 变分模态分解

中图分类号 TH17

0 引言

滚动轴承是航空发动机、风力发电机、高铁等大型旋转装备的关键支撑部件之一, 长期在恶劣工况下运行易导致轴承发生故障, 造成巨大经济损失甚至人员伤亡。对滚动轴承进行故障诊断, 对避免发生事故具有重要工程意义^[1-2]。

实际工况下, 采集的滚动轴承信号中存在较强的噪声, 这增加了故障特征提取的难度。目前, 已有学者提出滤波法、小波空域相关法、小波阈值法、模极大值法、奇异值分解等降噪方法。小波阈值降噪是一种简单高效的轴承信号处理方法^[3]。通过选取适当阈值对得到的小波系数进行处理, 并重构降噪后信号。小波变换是小波阈值降噪的基础, 通过将信号分解为不同尺度的小波系数, 实现信号的时频局部化表示。TQWT^[4]克服了传统小波降噪中恒定品质因子的缺点, 具有更好的时频域分析能力, 可显著提升降噪效果。何陈程等^[5]提出了一种基于 TQWT 的分层自适应阈值去噪方法, 实现了低速轴承故障诊断。牛一捷等^[6]结合稀疏表示提出了一种基于 TQWT 的故障诊断方法, 实现了滚动轴承故障

的稀疏表示诊断。然而, 上述方法未能对 TQWT 参数进行优化选择, 对最终的降噪效果具有较大影响。

滚动轴承振动信号经过 TQWT 降噪后, 噪声得到抑制, 故障信息得到增强。通过对故障信号进行分解, 可更准确地提取故障特征。相比于传统分解方法, VMD 方法可有效抑制噪声、模态混叠和端点效应等, 在故障诊断领域已有广泛应用。马洪斌^[7]将奇异值分解与 VMD 相结合, 由特征向量矩阵构造奇异值特征, 并将其输入最小二乘支持向量机, 实现了故障分类诊断。戴前伟等^[8]为优化模态数选择和改善信号振荡问题, 提出了基于自适应 VMD 和奇异谱分析的信号降噪方法。

针对噪声下滚动轴承故障诊断困难的问题, 本研究提出一种结合改进 TQWT 和 VMD 的滚动轴承故障诊断方法。为更好提取冲击故障引起的高频特征, 首先, 推导一种基于 Sigmoid 函数的小波阈值处理函数, 并利用 SSA 算法实现 TQWT 参数的自适应调节。然后, 对降噪后的信号进行 VMD 处理, 提取信号的故障特征, 通过对其进行包络分析, 实现滚动轴承的故障诊断。

* 国家重点研发计划资助项目 (2020YFB1709800); 中央高校基本科研业务费资助项目 (YAH20008); 江苏省双创博士计划资助项目 (202030364)

收稿日期: 2023-09-11; 修回日期: 2024-01-04

1 基本理论

1.1 TQWT算法

TQWT算法的主要参数为品质因子 Q 、冗余因子 r 和分解层数 J 。 Q 可反应小波的振荡程度,是衡量小波震荡次数的指标。相较于传统变换中 Q 恒定的缺点,TQWT算法可以进行 Q 调节,从而在分解过程中更加灵活地调整相应参数。信号中心频率与带宽的比值 Q 为

$$Q = \frac{f_0}{f_{BW}} \quad (1)$$

其中: f_0 为中心频率; f_{BW} 为带宽。

TQWT利用带通滤波器组实现信号的分解重构^[4], $H(\omega)$ 、 $L(\omega)$ 分别为高通和低通滤波器的频响函数,即

$$H(\omega) = \begin{cases} 0 & (|\omega| \leq (1-\beta)\pi) \\ \theta \left(\frac{\alpha\pi - \omega}{\alpha + \beta - 1} \right) & ((1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi) \\ 1 & (\alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi) \end{cases} \quad (2)$$

$$L(\omega) = \begin{cases} 1 & (|\omega| \leq (1-\beta)\pi) \\ \theta \left(\frac{\omega + (\beta-1)\pi}{\alpha + \beta - 1} \right) & ((1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi) \\ 0 & (\alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi) \end{cases} \quad (3)$$

高通、低通滤波系数 β 和 α 的表达式^[9]为

$$\begin{cases} \beta = \frac{2}{Q+1} \\ \alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \end{cases} \quad (4)$$

其中: ω 为角频率; θ 为二阶消失矩的 Daubechies 频响。

1.2 VMD算法

Dragomiretskiy^[10]于2014年提出VMD算法,将复杂信号分解为 K 个内在模式分量(intrinsic mode function, 简称IMF),通过选择适当参数,避免IMF出现端点效应和模态混叠等问题。

本研究中,设定模态分解个数 K ,通过VMD将信号 $f(x)$ 分解成 K 个模态函数 $u_k(t)$,中心频率为 $\omega_k(t)$,有

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\varphi_k(t)] \quad (5)$$

其中: $A_k(t) \geq 0$,为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值; $\varphi_k(t)$ 为非递减相位函数。

通过对 $u_k(t)$ 进行Hilbert变换,得到 $u_k(t)$ 的分析信号,将 $u_k(t)$ 的中心带调制到相应的基带,构建约束变分模型,即

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_{k=1}^K u_k = f(t) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $*$ 表示卷积运算符号; u_k 为分解后的IMF分量; ω_k 为各组成部分的中心频率; t 为时间; $\delta(t)$ 为脉冲函数; $\omega_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时频率。

为找到最优解,引入拉格朗日算子 λ 和二阶惩罚因子 α 。其中, λ 可保证约束条件的严格性, α 可保证噪声环境中信号重构的准确性。求解模态函数 $u_k^{n+1}(t)$ 的表达式为

$$\begin{aligned} u_k^{n+1} = \operatorname{argmin}_{u_k \in X} & \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \right. \\ & \left. \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

其中: α 为二阶惩罚因子; λ 为拉格朗日乘法算子。

2 结合改进TQWT与VMD的故障诊断方法

传统TQWT无法直接得到最佳参数组合,且阈值函数选取有待进一步改进,以使故障信号的故障频率更加明显。因此,本研究提出一种改进TQWT与VMD相结合的滚动轴承故障诊断方法,主要包含以下4个步骤。

1) 轴承振动信号采集。为得到含有故障信息的滚动轴承振动信号,加速度传感器应尽可能安置在靠近待诊断轴承的位置,以减小干扰噪声对诊断结果的影响。

2) 利用改进TQWT对滚动轴承振动信号进行降噪。通过TQWT对步骤1中采集的振动信号进行分解,将原始信号分解为低频信号和高频信号,即低频系数和高频系数。而这些小波系数的中心频率和带宽由品质因子 Q 和分解层数 J 决定,分解后得到 J 个高频系数和1个低频系数。低频小波系数中包含有用信息,需要保留全部,而高频小波系数含有一定的噪声,需要进一步处理。

构造改进小波阈值函数对高频系数进行处理,即

$$\hat{\omega}_{j,k} = \text{sgn}(\omega_{j,k}) \left(\frac{1}{1 + e^{-\gamma(\omega_{j,k}^2 - \zeta^2)}} \right) \quad (8)$$

其中: $\hat{\omega}_{j,k}$ 为降噪后小波系数; $\omega_{j,k}$ 为降噪前小波系数; γ 为调节因子,可影响阈值函数的陡峭程度,为固定正值,取值较大时会导致阈值函数变得陡峭,取值较小时则会导致阈值函数变得平缓,本研究中取 $\gamma = 10^{[5]}$; ζ 为降噪阈值,通过 Rigrsure 阈值方法确定,该方法基于 Stein 无偏似然估计的阈值自适应调节方法,通过对给定阈值进行似然估计,再将其最小化,即可得到最终的阈值。

利用构造的阈值函数对高频系数进行处理,保留大于阈值 λ 的系数,处理小于阈值 λ 的系数,并保留全部低频小波系数。随后通过 TQWT 重构算法处理,即可恢复原始振动信号长度,最终得到降噪后的故障信号。

3) 利用 SSA 算法对小波降噪函数的参数进行优化。从步骤 2 可知,建立的小波阈值降噪函数含有一些参数,需要对这些参数进行优化选择,以提高降噪效果。基于 SSA 的全局探索能力和局部开发能力对上述参数进行优化^[11]。相较于其他群体智能优化算法,SSA 算法可实现参数的快速高效精确优化。

峭度是描述波形尖峰程度的参数,在诸多故障诊断方法中被用作故障信息的判断依据。当滚动轴承发生故障时,振动信号出现的瞬态冲击对峭度影响较大,轴承正常振动信号的峭度约为 3。一般而言,瞬态冲击成分幅度越大,峭度越大^[12]。

将信号的峭度作为 SSA 的适应度函数,即

$$F_k = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (9)$$

其中: E 表示期望操作; x 为轴承信号; μ 为信号 x 的均值; σ 为信号 x 的标准差。

4) 利用 VMD 进行滚动轴承故障诊断。为更加凸显滚动轴承故障特征,利用 VMD 对降噪后的振动信号进行特征增强。VMD 可有效避免分解得到的 IMF 分量出现端点效应和模态混叠现象。通过对分解出的 IMF 分量进行包络谱分析,可以准确得到滚动轴承的故障频率,从而实现滚动轴承的故障诊断。

综上,所提滚动轴承故障诊断方法流程如图 1 所示。

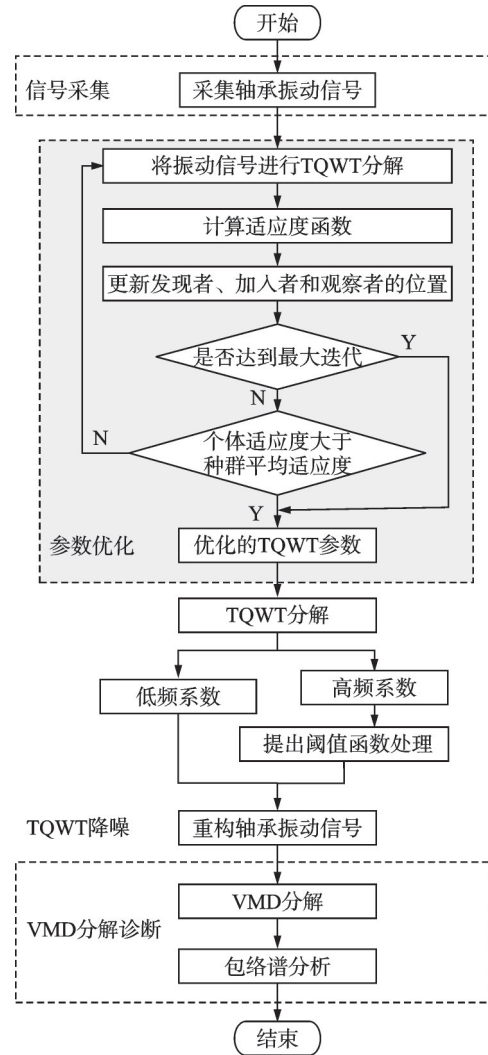


图1 所提滚动轴承故障诊断方法流程

Fig.1 Flowchart of proposed rolling bearing fault diagnosis method

3 降噪方法仿真验证

3.1 仿真信号

为验证所提方法的降噪性能,采用振荡衰减的冲击信号作为仿真信号,并与软阈值、硬阈值以及折中阈值^[13]降噪的结果进行对比。这3种方法的降噪流程与所提方法类似,不同之处在于与所提方法采用的阈值函数不同。为模拟噪声对故障信号的影响,在仿真信号加入-10 dB的高斯白噪声。仿真故障信号如图2所示,其中,图2(a)和图2(b)分别为原始仿真信号和添加白噪声后的波形图。由图可知,从原始信号中可见明显的周期性冲击成分,添加噪声后则无法观察到周期性冲击。

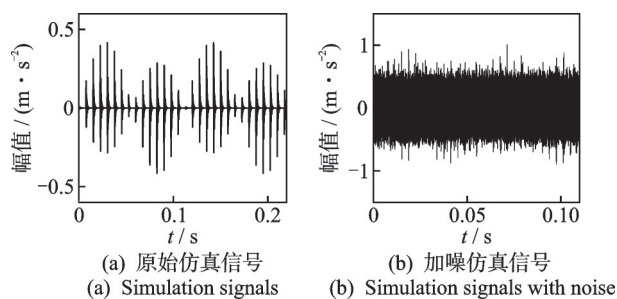


图2 仿真故障信号

Fig.2 Simulated fault signals

3.2 结果分析

为定量评价降噪效果,采用信噪比(signal to noise ratio, 简称SNR)指标对信号进行分析。SNR越大,说明降噪效果相对越好,其计算式为

$$SNR = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n [x(i) - \hat{x}(i)]^2} \right] \quad (10)$$

其中: n 为振动信号的长度; $x(i)$ 为降噪前的原始信号; $\hat{x}(i)$ 为降噪后的信号。

利用SSA优化品质因子 Q 、冗余因子 r 和分解层数 J ,SSA中参数设置为:种群规模为50,维度为3,最大迭代次数为100,发现者占比为0.4,观察者占比为0.3。通过迭代后得到的最优峭度约为10.68,适应度函数收敛曲线如图3所示,对应优化后的最佳参数为 $Q=1, r=3, J=10$ 。

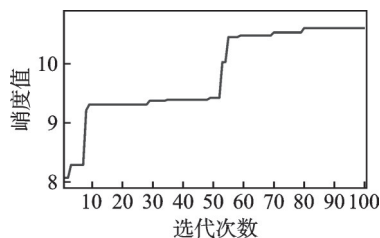


图3 适应度函数收敛曲线

Fig.3 Convergence curve of fitness function

硬阈值、软阈值、折中阈值^[13]和所提方法降噪后的时域波形及包络谱图分别如图4~7所示。对比各方法降噪后的波形图可知,所提方法得到的波形中含有明显冲击成分,且与折中阈值^[13]降噪方法获得的结果相比,波形与原始信号更加相似。由包络谱结果可知,所提方法结果中包含的噪声较小,故障频率及其倍频成分更加突出。上述结果表明,本研究提出的方法具有更好的噪声抑制效果。

不同降噪方法降噪结果SNR对比见表1。由表可知,相比于对比方法,所提方法的SNR最大,表明

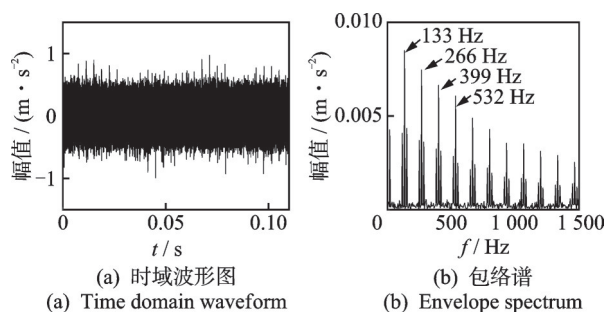


图4 硬阈值降噪结果

Fig.4 Results of hard threshold noise reduction

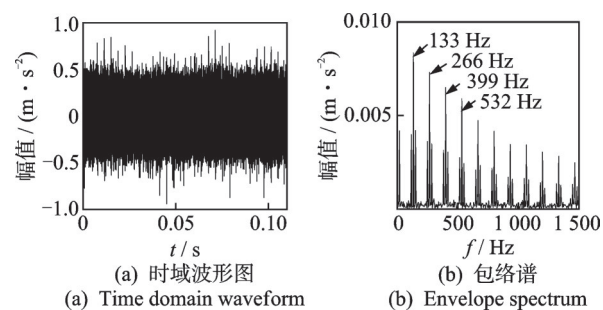


图5 软阈值降噪结果

Fig.5 Results of soft threshold noise reduction

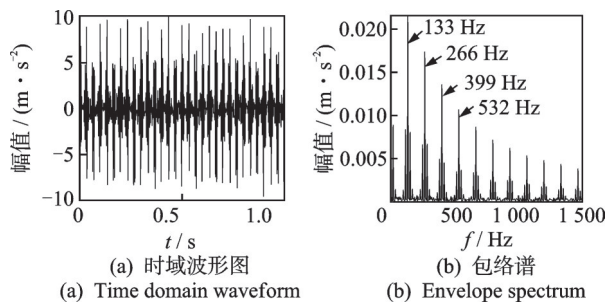
图6 折中阈值^[13]降噪结果

Fig.6 Results of improved wavelet threshold denoising

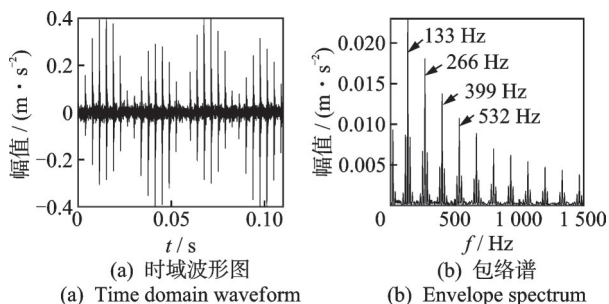


图7 所提方法降噪结果

Fig.7 Denoising results of the proposed method

表1 不同方法降噪结果SNR对比

Tab.1 Comparison of SNR for noise reduction results using different methods

降噪方法	SNR/dB	SNR提高值/dB
硬阈值	-9.97	21.68
软阈值	-7.9	19.71
折中阈值 ^[13]	8.01	3.8
所提方法	11.81	—

所提方法的降噪效果最好。相比于硬阈值、软阈值和折中阈值^[13]方法,本研究所提方法的 SNR 提高了 3.8 dB 以上,验证了所提方法的有效性。

4 滚动轴承故障模拟试验验证

4.1 数据来源

采用凯斯西储大学的数据集^[14]进行试验验证,滚动轴承实验台如图 8 所示。轴承位置为驱动端轴承,类型为深沟球轴承,外径、内径、厚度、滚动体直径分别为 52、25、15 和 7.94 mm,滚动体为 9 个。故障类型为外圈故障,为电火花加工的单点损伤。采样频率为 12 kHz,故障程度为深度为 0.28 mm、直径为 0.18 mm 的轻微故障,电机转速为 1 797 r/min。基于滚动轴承的结构参数,计算其理论故障特征频率约为 107.2 Hz。从理论上来说,仅需包含 1 个周期的数据即可提取轴承故障频率,但为保证频率分辨率精度,数据长度通常需要包含几十个故障周期。本研究中,数据长度为 0.83 s,包含约 89 个周期,满足分辨率需求。

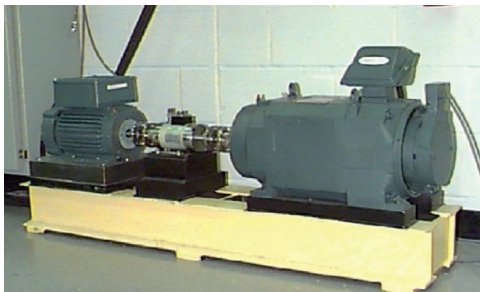


图 8 滚动轴承实验台

Fig.8 Rolling bearing test bench

4.2 分析结果

原始轴承振动信号如图 9 所示。对原始信号进行 VMD 分解,VMD 的分解参数设定为:分解个数 $K=4$,惩罚因子 $\alpha=2\ 500$ 。得到的原始信号 VMD 分解结果如图 10 所示。虽然从 IMF_1 的包络谱中也能找到轴承外圈的故障频率,但只有其 1 倍频 (107.2 Hz,图中 $1\times$) 和 2 倍频 (214.8 Hz,图中 $2\times$) 成分较为突出。

为突出故障特征,实现更为准确的故障诊断,利用所提方法对滚动轴承振动信号进行处理。首先,利用 SSA 优化 TQWT 参数,利用优化 TQWT 对振动信号进行降噪,所提方法降噪后的轴承振动信号见图 11。对比图 9(b)和图 11(b)可知,降噪后的频

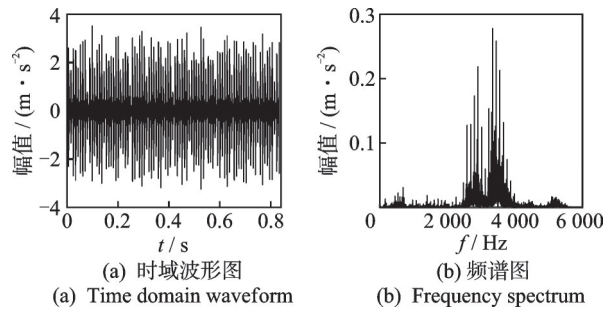


图 9 原始轴承振动信号

Fig. 9 Original bearing vibration signals

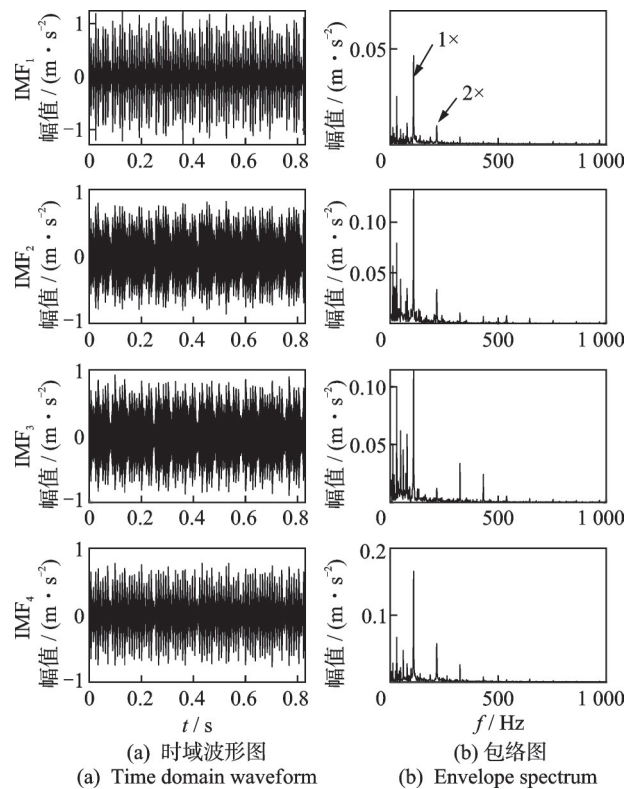


图 10 原始信号 VMD 分解结果

Fig.10 VMD decomposition results of original signals

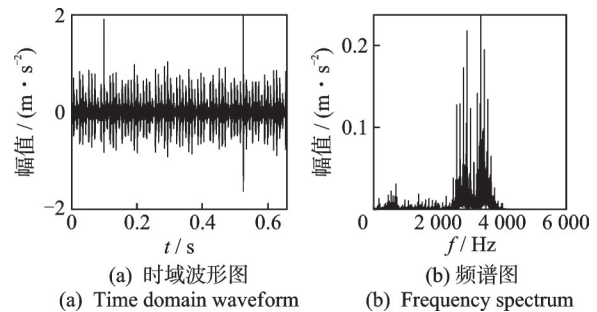


图 11 所提方法降噪后的轴承振动信号

Fig.11 Denoise bearing vibration signal of the proposed method

谱图中高频噪声信号明显减少,说明基于优化 TQWT 对振动信号进行降噪的方法效果较好。对降噪后的信号进行 VMD 分解,所提方法降噪后信

号的VMD分解结果如图12所示。对降噪后的信号进行包络分析,所提方法降噪后的轴承振动信号包络谱如图13所示。从图13中的包络谱中能看出1倍频($1\times$)、2倍频($2\times$)、3倍频($3\times$)等成分。

从图12中 IMF_1 的包络谱可以看出,滚动轴承外圈故障1倍频(107.2 Hz,图中的 $1\times$)、2倍频(214.8 Hz,图中的 $2\times$)、3倍频(321.8 Hz,图中的 $3\times$)等成分,甚至是更高倍频成分均比较突出,这一结果表明滚动轴承出现了外圈故障。

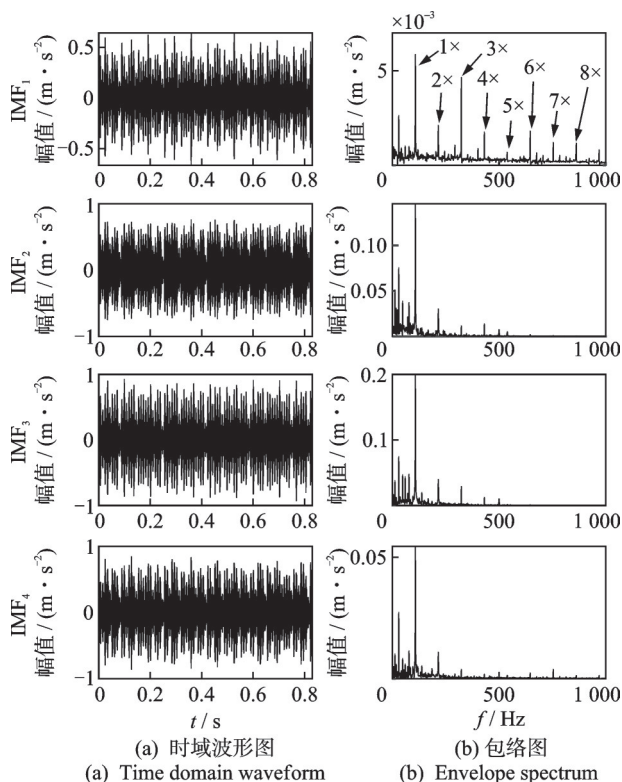


图12 所提方法降噪后信号的VMD分解结果

Fig.12 VMD decomposition results of denoise signal of the proposed method

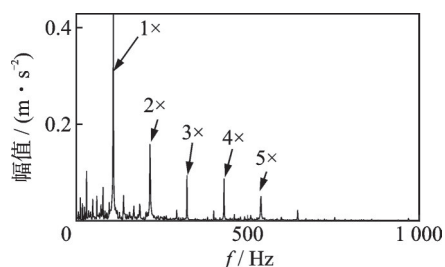


图13 所提方法降噪后的轴承振动信号包络谱

Fig.13 Envelope spectra of bearing vibration signals after noise reduction of the proposed method

综上,经所提方法降噪处理后,在VMD分解的IMF分量中能够发现更多的故障特征频率谐波成分,且谐波成分更加突出,这验证了所提方法在滚动

轴承故障诊断中的有效性。

5 结 论

1) 针对噪声环境下滚动轴承故障诊断困难的问题,研究了一种结合改进TQWT和VMD的滚动轴承故障诊断方法。为提高阈值函数的降噪效果,构造了一种基于Sigmoid曲线的小波阈值处理函数。利用SSA对TQWT降噪方法的参数进行智能优化,实现其参数的自适应调整。通过对降噪后信号进行VMD分解,并对所得IMF进行包络分析,从而实现滚动轴承故障诊断。

2) 通过仿真和滚动轴承故障模拟试验对所提方法的有效性进行了验证。所提方法可提高滚动轴承振动信号的降噪效果,凸显故障特征,且提出方法能够实现TQWT参数的优化选择。

3) 仿真结果表明,所提方法降噪结果的信噪比最高,减小了噪声的干扰,包络谱中可清晰分析出故障频率,验证了所提方法的有效性。故障模拟试验结果表明,所提方法得到的IMF分量能够发现更多的故障特征频率的谐波成分,且有效增强了滚动轴承的故障特征,从而实现滚动轴承的故障诊断。

参 考 文 献

- [1] 张顺,邓艾东,徐硕,等.基于DFT与ECA的滚动轴承故障诊断[J].振动、测试与诊断,2024,44(4): 754-760.
ZHANG Shun, DENG Aidong, XU Shuo, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on discrete Fourier transform and efficient channel attention[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(4): 754-760.(in Chinese)
- [2] 陆建涛,姚通,李舜酩,等.混合特征驱动的滚动轴承智能故障诊断方法[J].振动与冲击,2022,41(16): 79-84, 176.
LU Jiantao, YAO Tong, LI Shunming, et al. An intelligent fault diagnosis method for rolling bearings based on hybrid characteristics[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(16): 79-84, 176.(in Chinese)
- [3] YAN R Q, GAO R X, CHEN X F. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications[J]. Signal Processing, 2014, 96, Part A: 1-15.
- [4] SELESNICK I W. Wavelet transform with tunable Q-factor[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(8): 3560-3575.
- [5] 何陈程,王文波,喻敏.基于品质可调小波去噪的低

- 速滚动轴承故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(4): 16-23.
- HE Chencheng, WANG Wenbo, YU Min. Low-speed rolling bearing fault diagnosis based on quality adjustable wavelet denoising [J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(4): 16-23.(in Chinese)
- [6] 牛一捷, 李花, 邓武, 等. 基于 TQWT 和稀疏表示的滚动轴承故障诊断方法[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(6): 237-246.
- NIU Yijie, LI Hua, DENG Wu, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on TQWT and sparse representation[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(6): 237-246.(in Chinese)
- [7] 马洪斌. 基于变分模态分解的滚动轴承故障检测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- [8] 戴前伟, 丁浩, 张华, 等. 基于变分模态分解和奇异谱分析的 GPR 信号去噪[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 701-712.
- DAI Qianwei, DING Hao, ZHANG Hua, et al. Noise reduction method of GPR signal based on VMD-SSA [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 701-712.(in Chinese)
- [9] 龙莹. 可调品质因子小波变换在高速列车齿轮箱故障诊断中的应用研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2019.
- [12] 苏文胜, 王奉涛, 张志新, 等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 18-21.
- SU Wensheng, WANG Fengtao, ZHANG Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(3): 18-21. (in Chinese)
- [13] 刘冲, 马立修, 潘金凤, 等. 联合 VMD 与改进小波阈值的局放信号去噪[J]. 现代电子技术, 2021, 44(21): 45-50.
- LIU Chong, MA Lixiu, PAN Jinfeng, et al. PD signal denoising based on VMD and improved wavelet threshold[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(21): 45-50.(in Chinese)
- [14] 申童. 变分模态分解在滚动轴承故障诊断中的应用与研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2021.



第一作者简介:陆建涛,男,1990年3月生,博士、讲师。主要研究方向为旋转机械信号处理及智能故障诊断。曾发表《混合特征驱动的滚动轴承智能故障诊断方法》(《振动与冲击》2022年第41卷第16期)等论文。

E-mail: lujt@nuaa.edu.cn

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为 EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价 30 元,全年 180 元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街 29 号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn