

改进 ILoG 算子的故障检测方法^{*}

邓飞跃^{1,2}, 杨绍普¹, 宋文涛², 韩飞², 郝如江²

(1. 石家庄铁道大学省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室 石家庄, 050043)

(2. 石家庄铁道大学机械工程学院 石家庄, 050043)

摘要 针对强背景噪声干扰下轮对轴承故障特征微弱、难以准确检测的问题,提出了一种自适应改进高斯拉普拉斯(improved Laplacian of Gaussian,简称 ILoG)算子的微弱故障检测方法。ILoG 算子滤波器具有优良的信号突变特征检测能力,将其用于轮对轴承故障信号的冲击特征检测,同时利用水循环算法(water cycle algorithm,简称 WCA)的寻优特性,并行搜寻筛选最佳的 ILoG 算子影响参数,通过对参数优化后 ILoG 算子滤波后信号做进一步包络解调分析,提取出轮对轴承微弱的故障特征信息。对实际轮对轴承外圈和内圈故障信号分析的结果表明,该方法可以有效检测出轴承微弱故障特征频率,故障检测效果优于小波阈值和多尺度形态学差值滤波方法。

关键词 轮对轴承;微弱故障;特征提取;高斯拉普拉斯算子;水循环算法

中图分类号 TH133

引言

轮对轴承在轨道不平顺、车轮多边形等外部复杂激励干扰下,轴承故障特征微弱,常被强烈的背景噪声所淹没^[1]。如何有效滤除强背景噪声,准确检测轴承微弱的故障特征,已成为轮对轴承故障诊断研究的热点问题。

针对轴承故障信号特征提取与降噪问题,国内外学者开展了深入研究。谱峭度、小波变换、奇异值分解、形态学滤波、时频分析及稀疏分解等方法均得到了广泛应用^[2]。McDonald 等^[3]提出了多点最优调整的最小熵反褶积方法用于提取轴承故障信号中的连续多点故障冲击成分。郭莹莹等^[4]结合全息技术与稀疏分解方法,提出了一种轴承声阵列信号故障特征的提取方法。Yang 等^[5]基于二阶循环平稳信号的谱相干理论,构建了循环维纳滤波器滤除轴承信号中的噪声。王建国等^[6]通过奇异值差分谱单边极大值原则,确定信号中较大峰值降噪阶数,经奇异值分解重构提高轴承信号的信噪比。王亚萍等^[7]结合互补集合经验模态分解和小波半软阈值方法去除轴承高频信号中的噪声。Hu 等^[8]选择扁平型结构元素构建联合形态学滤波器,来抑制信号中背景噪声并增强故障冲击特征。上述故障特征提取与信

号降噪方法均取得了较好的故障诊断效果,但随着机械结构及运行工况日益复杂,滚动轴承故障信号中故障特征愈发微弱,因此不断探索新的特征提取与降噪方法仍非常迫切。

高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian,简称 LoG)算子源于文献[9]的视觉理论,利用高斯平滑滤波器和拉普拉斯锐化滤波器,能够较好地消除图像噪声并检测边缘轮廓特征,被广泛用于图像识别中的边缘检测^[10-11]。在此基础上,ILoG 算子^[12]具有更好的边缘特征检测能力,对信号中突变成成分更为敏感,但滤波结果受滤波器参数标准差 σ 及抽头个数 C 影响严重。笔者尝试将 ILoG 算子引入到轮对轴承微弱故障诊断领域,利用水循环算法对相关参数进行最优搜寻,以一种新的指标为评价标准,自动确定最优的影响参数组合,提出了基于自适应 ILoG 算子的轮对轴承微弱故障检测方法,通过实测信号分析证明了该方法的有效性。

1 基本原理介绍

1.1 改进高斯拉普拉斯算子

一维信号 $x(i)(i=1,2,\dots,n)$ 的高斯滤波器数学表达式为

^{*} 国家自然科学基金资助项目(11802184,11790282);河北省自然科学基金资助项目(E2019210049);河北省高等学校科学技术研究资助项目(QN2018016, QN2018025)

收稿日期:2018-10-08;修回日期:2019-01-08

$$G(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中： σ 为高斯滤波器标准差。

高斯滤波器的一阶函数为

$$G'(i) = \frac{-1}{\sqrt{2\pi}} \frac{i}{\sigma^3} e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

由于二维函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯算子为

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y} \quad (3)$$

因此, $x(i)$ 的 LoG 算子是其高斯滤波器的二阶导数, 定义为

$$G''(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sigma^2} \left(\frac{i^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

实际应用中, LoG 算子的数学表达式为

$$\text{LoG}_{\text{Filter}} x(i) = \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sigma^2} \left(\frac{i^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}}}{\sum_{i=1}^n e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}}} \quad (5)$$

灰度图像可看作一个二维数值矩阵, 其中图像的边缘是一个单峰值函数, 峰值位置对应图像边缘点且微分为零。拉普拉斯算子是一个二阶算子, 能够有效检测出峰值函数的零点, 进而提取出陡峭的边缘特征。实际应用中为了消除噪声干扰, 先采用高斯滤波器进行滤波处理, 然后再通过拉普拉斯算子检测边缘特征。基于上述原理, 笔者将 LoG 算子用于检测提取一维信号中故障冲击产生的突变特征。首先, 对信号进行高斯算子平滑处理, 对噪声实现最大程度地抑制; 然后, 通过拉普拉斯算子提取信号中的故障突变特征信息。LoG 算子是一种高通有限长冲击响应滤波器, 因此当滤波器抽头数的和为零时, 在零频率处没有响应, 此时具备更好地检测信号中突变成分的能力。为此, 将 LoG 算子做如下改进

$$\text{ILoG}_{\text{Filter}} x(i) = \text{LoG}_{\text{Filter}} x(i) - \frac{1}{C} \sum_{i=1}^n \text{LoG}_{\text{Filter}} x(i) \quad (6)$$

其中: C 为 ILoG 算子滤波器的抽头个数。

通过对一组仿真信号分析来说明 ILoG 算子滤波器参数 σ , C 对信号滤波结果影响巨大。脉冲仿真信号如图 1 所示, 图中纵坐标为幅值, 无量纲量。原始仿真信号如图 1(a) 所示, 谐波信号中分别加入了周期性正负脉冲成分, 图 1(b) 中添加噪声后, 原始信号波形发生畸变, 脉冲成分已无法准确识别。不同参数下的 ILoG 算子滤波结果如图 2 所示, 纵坐标为幅值, 无量纲量。当 $\sigma=10$, $C=4$ 时, ILoG 算子可以清晰检测出原始信号中脉冲成分, 而在其他

参数数值下, 完全无法检测出脉冲成分。

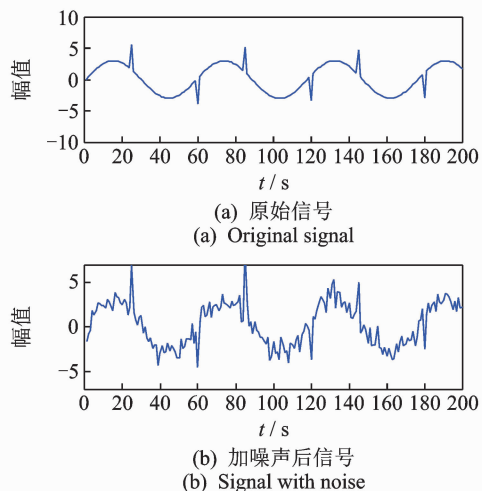


图 1 脉冲仿真信号

Fig. 1 Impulse simulated signal

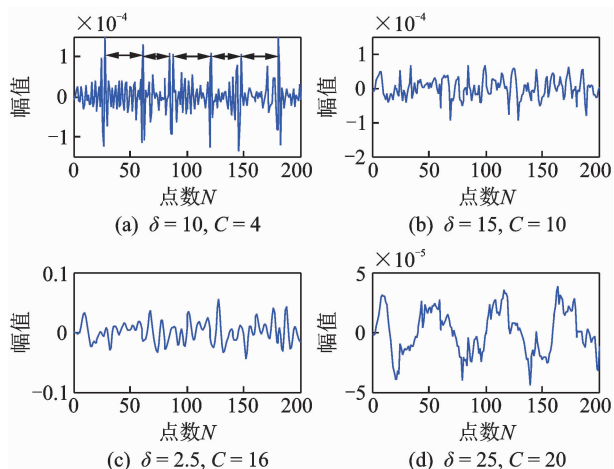


图 2 不同参数下 ILoG 算子滤波结果

Fig. 2 Result of ILoG filters using different parameters

1.2 ILoG 算子影响参数的自适应确定

ILoG 算子滤波结果受参数 σ 和 C 的综合影响, 因此需要对这两个参数同时进行全局寻优, 确定最佳参数数值。WCA 是一种嵌入启发式全局寻优方法^[13-14], 通过模拟自然界中水分从降雨到蒸发整个循环过程, 搜寻最优下降梯度来实现目标最优化。相比遗传算法优化及粒子群优化等优化方法, WCA 运算效率高, 不易陷入局部最优解“陷阱”。笔者利用 WCA 对 ILoG 算子中两个影响参数进行并行优化, 实现参数的自适应筛选。

利用 WCA 搜寻最优的 ILoG 算子参数, 需要确定一个适应度函数。笔者结合能量算子和信噪比方法, 提出一种新的指标——能量算子谐波信噪比 (energy operator harmonic-to-noise ratio, 简称

EOHNR),通过计算信号滤波后能量算子的信噪比来评价 ILoG 算子滤波后信号故障特征的强弱。ILoG 算子滤波后的信号 $x(t)$ 可看作为一个调制信号,表达式为

$$x(t) = a(t) \cos[\varphi(t)] \quad (7)$$

$x(t)$ 的能量算子定义为

$$\psi(t) = [\dot{x}(t)]^2 - x(t) \ddot{x}(t) \quad (8)$$

实际应用中,离散信号的能量算子求解过程为

$$\psi(t) = x^2(t) - x(t-1)x(t+1) \quad (9)$$

$(t=0, \pm 1, \pm 2, \dots)$

能量算子 $\psi(t)$ 对信号中的瞬时变化具有较好的时间分辨率,能够检测信号中瞬态变化成分^[15-16]。

计算 $\psi(t)$ 的自相关函数 $R(\tau)$ 为

$$R(\tau) = \int \psi(t) \psi(t+\tau) dt \quad (10)$$

根据 $R(\tau)$ 中极大值点的位置,计算 EOHNR 指标

$$\text{EOHNR} = \frac{R(\tau_{\max})}{R(0) - R(\tau_{\max})} \quad (11)$$

其中: $R(\tau_{\max})$ 为 $R(\tau)$ 的极大值; τ_{\max} 为达到极大值时的时域间隔。

自相关分析能够检测信号中的周期性成分,能量算子对信号中瞬态冲击成分非常敏感。因此,计算滤波后信号的 EOHNR 指标能够定量表征轴承信号中故障冲击成分周期性的强弱。该指标计算过程简单,相比相关峭度等指标不需要额外的先验知识。滤波后信号 EOHNR 指标最大化即为 WCA 的寻优目标。笔者以信号 EOHNR 指标为适应度函数,采用 WCA 自适应筛选 ILoG 算子影响参数,具体实现过程如下:

1) 确定 ILoG 算子寻优参数的范围及 WCA 寻优过程中适应度函数。

2) 初始化 WCA 各项参数,设定规模总数 $N_{\text{pop}}=20$,江河和海洋总数 $N_{\text{sr}}=6$,蒸发条件常数 $d_{\text{max}}=1 \times 10^{-5}$,最大迭代数为 100,ILoG 算子中 σ 和 C 的参数寻优范围为 $[0.1, 50]$ 和 $[1, 50]$ 。

3) 随机形成一个初始化粒子群,计算各粒子的适应度函数后确定溪流、江河的个数。通过计算溪流到江河、江河到海洋的下降度,确定海洋的最优解。

4) 判断是否满足蒸发条件,如果满足,开始蒸发降雨过程,再次寻找溪流到海洋这一过程的最优解,直至不再满足蒸发条件。

5) 通过迭代运算,不断更新、变换溪流、江河和海洋位置,在满足优化算法收敛准则的基础上,输出

最优解对应的最优 σ 和 C 。

6) 利用参数优化后 ILoG 算子对轴承信号进行滤波处理。对滤波后信号进行包络解调分析,提取故障特征信息,识别轴承故障。

2 试验验证

2.1 试验介绍

采用石家庄铁道大学交通安全与控制河北省重点实验室列车轮对跑合实验台进行轮对轴承故障试验,如图 3 所示。试验用轴承为列车维修部门回收、轴承外圈和内圈表面已出现剥落故障、轴承型号为 352226X2-2RZ 的双列圆锥滚子轴承,如图 4 所示。试验中某型号铁路货车轴箱轴承支座上安装有 CA-YD-188 型加速度传感器,轮对转速为 465 r/min,采样频率为 $f_s=25\ 600$ Hz。轮对轴承的结构参数如表 1 所示,通过计算,轴承外圈和内圈故障特征频率分别为 $f_o=66.75$ Hz 和 $f_i=88.24$ Hz。



图 3 轮对跑合实验台

Fig. 3 The wheelset running test rig



图 4 试验用轮对轴承外圈和内圈故障

Fig. 4 The outer race fault and inner race fault of wheel bearings

表 1 轮对轴承结构参数

Tab. 1 Structure parameters of wheel rolling bearing

轴承 型号	轴承节圆 直径/mm	滚动体 直径/mm	滚动体 个数	接触角/ (°)
352226X2-2RZ	176.29	24.74	20	8.83

2.2 实例故障分析

轮对轴承外圈故障信号如图 5 所示。时域波形

中故障冲击成分不明显,频谱中主要频率成分集中在 $0\sim 2\ 000\ \text{Hz}$ 范围内,包络谱中未提取出与外圈故障特征频率及倍频相对应的频率成分。这说明轮对轴承外圈故障信号中背景噪声干扰严重,故障特征较为微弱。

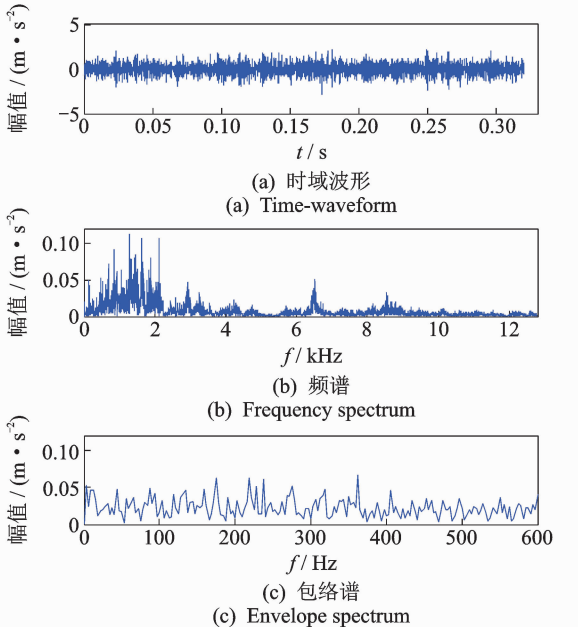


图5 轮对轴承外圈故障信号

Fig. 5 The outer race fault signal of wheel bearing

利用基于自适应 ILoG 算子滚动轴承故障检测方法对外圈微弱故障信号进行分析。WCA 算法中适应度函数变化曲线如图 6 所示,最优参数输出结果为 $\sigma = 0.109\ 5, C = 6$ 。滤波处理后外圈故障信号如图 7 所示。此时,信号时域波形中故障冲击成分较为明显,频谱中主要频率成分主要分布在中高频段,相比滤波前,信号中强背景噪声抑制效果明显。外圈故障信号包络谱分析结果如图 8 所示,从中可清晰检测出外圈故障频率及 2,3 倍频成分。

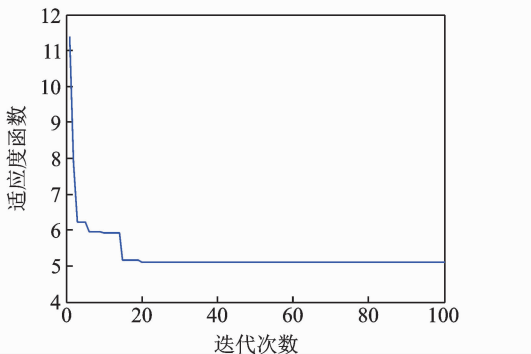


图6 外圈故障适应度函数变化曲线

Fig. 6 Fitness function variation curve of outer race fault signal

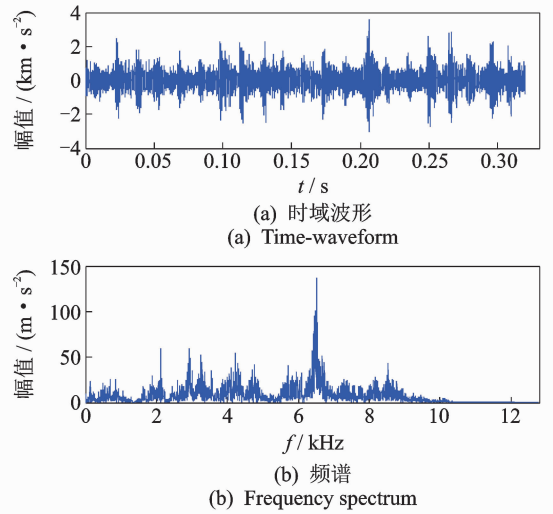


图7 滤波处理后外圈故障信号

Fig. 7 The outer race fault signal processed by proposed method

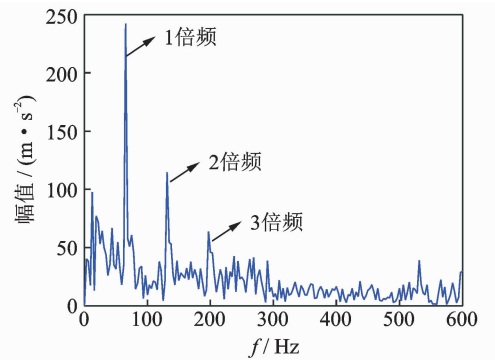


图8 外圈故障信号包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum of outer race fault signal

轮对轴承内圈故障信号如图 9 所示。时域波形中冲击成分微弱,频谱中频率成分集中在 $0\sim 3\ \text{kHz}$ 范围内,包络谱中未提取出微弱的故障特征信息。这反映出此时轮对轴承内圈故障微弱,常规方法检测较为困难。

利用笔者所提方法分析轮对轴承内圈故障信号,内圈故障适应度函数变化曲线如图 10 所示。WCA 全局优化后最优参数的结果为 $\sigma = 1.801, C = 22$ 。处理后内圈故障信号时域波形及频谱如图 11 所示,包络谱分析结果如图 12 所示。滤波后的信号中出现较为明显的故障冲击成分,频谱中频率成分主要集中在 $2\ \text{kHz}\sim 3\ \text{kHz}$ 范围内,可知强背景噪声得到了有效抑制。包络谱中清楚地检测出轮对轴承内圈故障特征频率及 2,3,4 倍频成分,从而准确诊断出轴承内圈微弱故障特征。

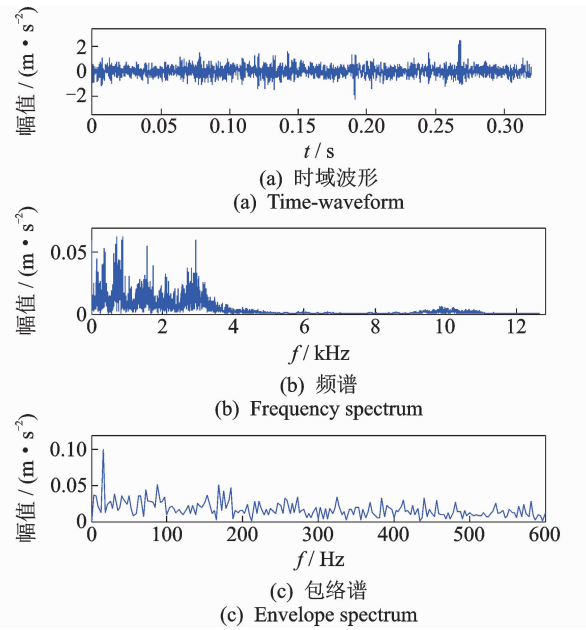


图 9 轮对轴承内圈故障信号

Fig. 9 The inner race fault signal of wheel bearing

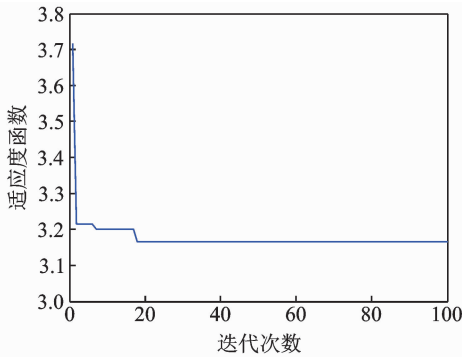


图 10 内圈故障适应度函数变化曲线

Fig. 10 Fitness function variation curve of inner race fault signal

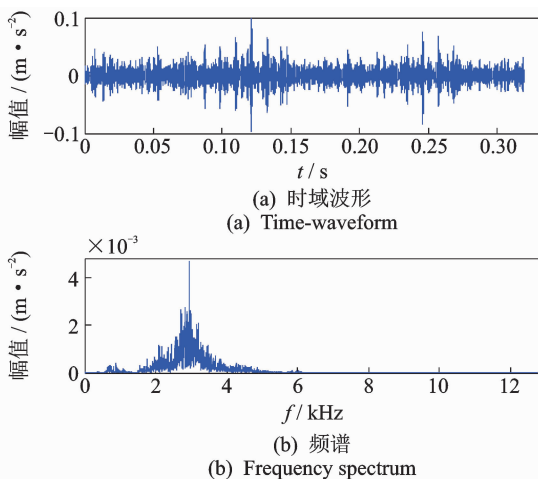


图 11 本研究方法处理后内圈故障信号

Fig. 11 The inner race fault signal processed by proposed method

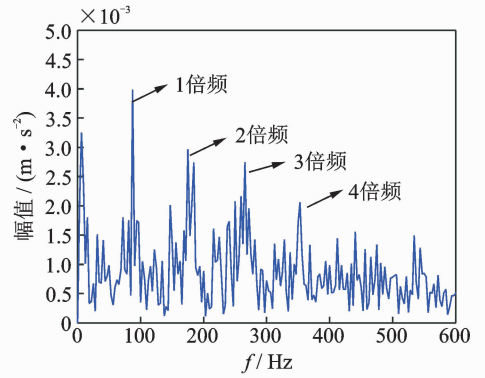


图 12 内圈故障信号包络谱

Fig. 12 Envelope spectrum of inner race fault signal

2.3 对比分析

采用文献[17]中小波阈值去噪方法分析轮对轴承内圈故障信号,小波函数为“db4”小波,采用固定史坦无偏估计(Rigrsure)准则确定阈值,内圈故障信号小波硬阈值和软阈值降噪结果如图 13,14 所示。从降噪后时域信号中可知,噪声成分有所减少,频谱中部分频率成分也受到抑制,但包络谱中依然无法提取出与故障特征频率相关的频率成分。面对信号中强背景噪声的干扰,小波阈值降噪方法效果有限,无法检测出微弱的故障特征信息。

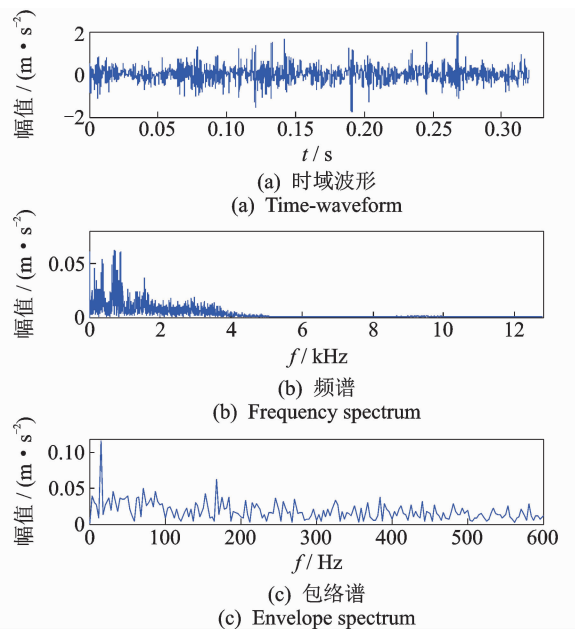


图 13 内圈故障信号小波硬阈值降噪结果

Fig. 13 Result of inner race fault signal using wavelet hard threshold denoising

为了进一步对比,采用文献[18]中多尺度形态学差值滤波器对轮对轴承内圈故障信号进行降噪处理。多尺度形态学差值滤波器数学表达式为

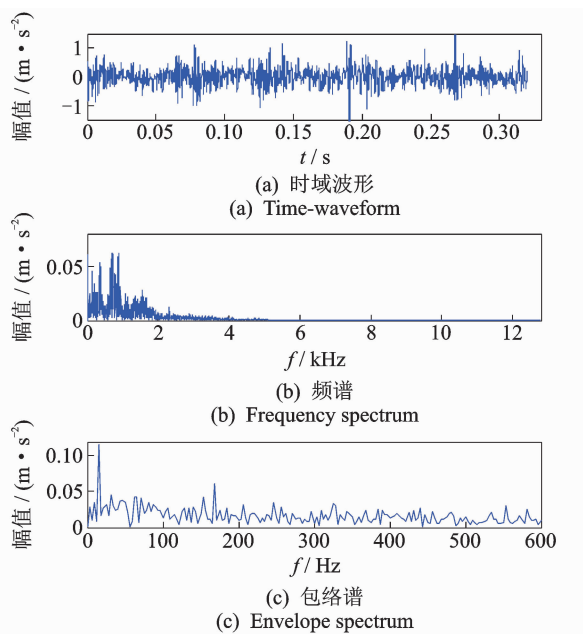


图 14 内圈故障信号小波软阈值降噪结果

Fig. 14 Result of inner race fault signal using wavelet soft threshold denoising

$$\text{DIF}(f_{\lambda}(n)) = (x \cdot g_{\lambda})(n) - (x \circ g_{\lambda})(n) \quad (12)$$

笔者采用扁平型结构元素,最大尺度取 $\lambda_{\max} = f_s/f_i \approx 288$ 。多尺度形态学差值滤波器滤波降噪后,轮对轴承内圈故障信号及频谱如图 15 所示。从时域波形可知,形态学滤波提取了信号中主要的特征形态,频谱中虽然显示出了内圈故障特征频率及 2 倍频成分,但结果较为微弱并不明显。通过与图 12 对比后发现,笔者所提方法的滤波结果优于多尺度形态学差值滤波器。

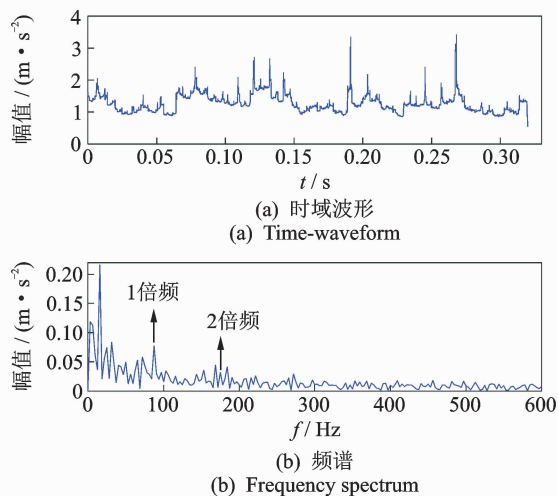


图 15 内圈故障信号多尺度形态学差值滤波器降噪结果

Fig. 15 Result of inner race fault signal using multi-scale morphological DIF filter

3 结束语

提出了一种自适应改进高斯拉普拉斯算子滤波的轮对轴承微弱故障检测方法,通过轮对轴承故障进行实例分析,验证了所提方法的有效性。改进高斯拉普拉斯算子可有效用于检测滚动轴承信号中故障冲击突变特征,但算子中标准差 σ 及抽头个数 C 两个参数对滤波结果的优劣影响较大。为此,提出了采用能量算子信噪比来表征信号中周期性故障冲击特征的强弱,采用水循环全局优化算法自适应确定高斯拉普拉斯算子中影响参数的数值,准确检测出轮对轴承微弱故障特征,该方法具有一定的工程应用价值。

参 考 文 献

- [1] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [2] LIU W Y. A review on wind turbine noise mechanism and de-noising techniques [J]. Renewable Energy, 2017, 108: 311-320.
- [3] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.
- [4] 郭莹莹, 赵学智, 上官文斌, 等. 基于稀疏分解的轴承声阵列信号特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(4): 704-711.
GUO Yingying, ZHAO Xuezi, SHANGGUAN Wenbin, et al. Microphone array signal feature extraction of bearing based on sparse decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(4): 704-711. (in Chinese)
- [5] YANG M, CHEN J, DONG G M. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on cyclic Wiener filter and envelope spectrum[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2011, 25(5): 1773-1785.
- [6] 王建国, 李健, 刘颖源. 一种确定奇异值分解降噪有效秩阶的改进方法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(12): 176-180.
WANG Jianguo, LI Jian, LIU Yingyuan. An improved method for determining effective order rank of SVD denoising [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(12): 176-180. (in Chinese)
- [7] 王亚萍, 匡宇麒, 葛江华, 等. CEEMD 和小波半软阈

- 值相结合的滚动轴承降噪[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(1):80-86.
- WANG Yaping, KUANG Yuqi, GE Jianghua, et al. De-noising method for bearing vibration signal based on CEEMD and wavelet semi-soft threshold[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 80-86. (in Chinese)
- [8] HU A J, XIANG L. Selection principle of mathematical morphological operators in vibration signal processing[J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(14): 3157-3168.
- [9] DAVID M. ELLEN H. Theory of edge detection[J]. Proceedings of Royal Society of London B: Biological Sciences, 1980, 1167:187-217.
- [10] BASU M. Gaussian-based edge-detection methods a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C, 2002, 3:252-260.
- [11] 张龙, 吴子朝, 王毅刚. 采用高斯差分算子的拉普拉斯线绘制[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(10): 1936-1943.
- ZHANG Long, WU Zizhao, WANG Yigang. Laplacian line drawing algorithm based on difference-of-gaussian approximation[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(10): 1936-1943. (in Chinese)
- [12] SAAD O M, SHALABY A, SAMY L, et al. Automatic arrival time detection for earthquakes based on modified Laplacian of Gaussian filter[J]. Computers & Geosciences, 2018, 113: 43-53.
- [13] ESKANDAR H, SADOLLAH A, BAHREININEJAD A, et al. Water cycle algorithm: a novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems [J]. Computers and Structures, 2012(110/111): 151-166.
- [14] ALI S, HADI E, JOONG H K. Water cycle algorithm for solving constrained multi-objective optimization problems [J]. Applied Soft Computing, 2015, 27: 279-298.
- [15] 王天金, 冯志鹏, 郝如江, 等. 基于 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2012, 31(2): 1-5.
- WANG Tianjin, FENG Zhipeng, HAO Rujiang, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing based on Teager energy operator[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(2):1-5. (in Chinese)
- [16] MARKOVIC B R, GALIC J, MIJIC M. Application of Teager energy operator on linear and mel scales for whispered speech recognition[J]. Archives of Acoustics, 2018, 43(1): 3-9.
- [17] 蔡剑华, 王先春, 胡惟文. 基于经验模态分解与小波阈值的 MT 信号去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2013, 48(2): 303-307.
- CAI Jianhua, WANG Xianchun, HU Weiwen. A method for MT data denoising based on empirical mode decomposition and wavelet threshold [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2013, 48(2): 303-307. (in Chinese)
- [18] LI Y F, LIANG X H, LIN J H, et al. Train axle bearing fault detection using a feature selection scheme based multi-scale morphological filter[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 101:435-448.



第一作者简介: 邓飞跃,男,1985年11月生,博士、副教授。主要研究方向为机械设备故障诊断与状态检测。曾发表《基于自适应多尺度形态学 AVG-Hat 滤波的滚动轴承故障特征提取方法》(《振动工程学报》2017年第30卷第6期)等论文。

E-mail:dengfy@stdu.edu.cn