

基于负熵与多目标优化的轮对轴承故障诊断方法^{*}

顾晓辉^{1†} 杨绍普¹ 刘永强¹ 侯丽娴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. 中车唐山机车车辆有限公司, 唐山 063500)

摘要 最优小波解调是一种常用的滚动轴承故障诊断方法, 针对如何选择最优中心频率和带宽的问题, 从故障振动信号的冲击性和循环平稳性出发, 提出了一种基于负熵和多目标优化的复 Morlet 小波解调方法. 利用遗传算法的泛优化能力, 分别以窄带信号包络的负熵和包络谱的负熵设计两个目标函数, 通过非支配排序和拥挤距离排序, 结合选择、交叉和变异遗传操作对复 Morlet 小波参数进行优化, 自适应地确定富含故障信息的最优共振频带进行包络解调. 试验表明, 该方法通过多目标优化可以统一表征轴承故障的冲击性和循环平稳性, 可以准确识别轮对轴承的局部故障.

关键词 轮对轴承, 故障诊断, 多目标优化, 负熵, 复 Morlet 小波

DOI: 10.6052/1672-6553-2020-024

引言

轮对轴承是列车走行部中的关键部件, 承担着支承、传动、运动转换等重要功能. 复杂激励环境很容易诱发轮对轴承产生早期故障, 而高负荷工作条件使早期故障快速发展, 轴承健康状态的恶化会严重影响列车的稳定性与安全性, 甚至会导致失稳、燃轴、切轴等严重事故^[1]. 因此, 及时准确地诊断出轮对轴承的早期故障, 对确保列车安全运行尤为重要. 基于振动信号的包络分析, 又称共振解调技术, 是一种常用的早期故障诊断方法. 但在实际应用中, 可能被引发共振响应的轴承元件、轴承座或传感器等机械结构的共振频率往往是未知的, 如何选择与之匹配的窄带滤波器, 找到最优的频带进行包络解调是目前研究的一个热点^[2-5].

基于内积变换原理的小波分析理论是处理非平稳信号的有力工具, 常被用于提取旋转机械振动信号的故障特征^[6]. 在固定尺度上对一信号进行连续小波变换(CWT), 可以等效为该信号通过一个带通滤波器. 有鉴于此, 文献[7]提出了基于复平移 Morlet 小波的解调方法. 复 Morlet 小波在时域与局部缺陷的冲击衰减响应相似, 在频域具有高斯窗的形状, 是一种理想的带通滤波器, 通过优化小波函

数的参数即可实现自适应包络分析. 常用的优化指标包括: 峭度^[8]、平滑因子^[9]、Shannon 熵^[10]、峰值能量^[11]、稀疏因子^[12]等, 而这些指标往往只关注度量信号的冲击性, 忽略了故障信号的周期性特点. 文献[13]从频域角度提出了包络谱峰值因子即包络谱的最大值与有效值之比作为信号周期性的度量. 文献[14]进一步同时考虑了故障信号的冲击性与周期性特点, 从时域和频域角度提出了峭度谱熵指标, 即包络信号峭度与包络谱熵的比值, 利用频域的稀疏性表征时域的周期性. 文献[15]直接从解调信号的包络谱特征考虑, 提出了应用频域相关峭度即包络谱的相关峭度值度量解调信号的包络谱进而表征冲击成分的周期性. 上述方法采用的都是单一指标, 而单一指标在描述故障特征方面往往具有不可避免的局限性^[3].

本文在文献[16]的基础上, 从多目标优化的角度提出一种最优复 Morlet 小波解调方法, 以包络的负熵表征冲击性, 以包络谱的负熵表征循环平稳性, 并基于熵的不确定原理以二者的平均来统一表征 Pareto 解的这两种特性.

1 复 Morlet 小波解调

1.1 连续小波变换

假设 $\psi(t)$ 为一平方可积函数且满足容许性条

2019-07-02 收到第 1 稿, 2020-03-13 收到修改稿.

^{*} 国家自然科学基金资助项目(11902205, 11790282)

[†] 通讯作者 E-mail: guxh@stdu.edu.cn

件,通过将其进行伸缩和平移可以得到小波基函数:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

其中, a 为尺度参数, b 为定位参数, $|a|^{-1/2}$ 为归一化常数,用来保证变换的能量守恒,即 $\|\psi(t)\|^2 = \|\psi_{a,b}(t)\|^2$. 则一个能量有限的函数 $x(t)$ 的 CWT 可以定义为以函数族 $\psi_{a,b}(t)$ 为积分核的积分变换:

$$WT(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

其中, $\psi^*(t)$ 表示 $\psi(t)$ 的共轭. 由傅里叶变换的尺度性质,式(2)可以进一步表示为^[6]:

$$WT(a, b) = |a|^{-1/2} F^{-1} [X(f) \Psi^*(af)] \quad (3)$$

其中, $X(f)$ 和 $\Psi(f)$ 分别为 $x(t)$ 和 $\psi(t)$ 的傅里叶变换, F^{-1} 表示傅里叶逆变换. 式(3)表明,从频域理解,小波函数有滤波器的作用,不同尺度上的 CWT 相当于一个带通滤波器组.

1.2 复平移 Morlet 小波滤波

内积变换可视为两个信号之间关系紧密度或相似性的一种度量. 因此,在机械系统的故障诊断中,当所用的小波函数与动态信号中的故障特征更匹配时,才能得到更好的分析效果. 复 Morlet 小波在时域具有指数衰减的震荡形式,与轴承局部缺陷产生的共振响应十分相似,常被用于滚动轴承的故障特征提取^[7,8,10-13]. 其定义为:

$$\psi(t) = \frac{\sigma}{\sqrt{\pi}} \exp(-\sigma^2 t^2) \exp(j2\pi f_0 t) \quad (4)$$

其傅里叶变换为:

$$\Psi(f) = \exp\left[-\frac{\pi^2}{\sigma^2} (f - f_0)^2\right] \quad (5)$$

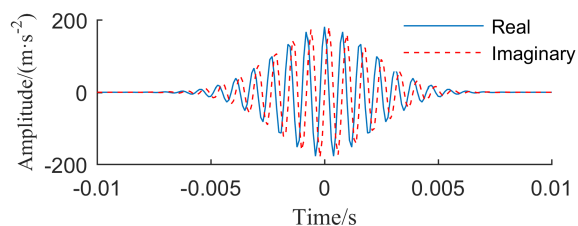
其中, f_0 为中心频率, σ 为带宽,选定一组参数 $f_0 = 1280$ Hz, $\sigma = 320$ Hz,复 Morlet 小波的时域波形及频域形状如图 1 所示,由该窗确定的频带范围为 $[f_0 - \sigma/2, f_0 + \sigma/2]$. 需要指出的是,一般认为当 $f_0/\sigma > 1.3$ 时,复 Morlet 小波近似满足容许性条件,即 $\Psi(0) = 0$. 由此,复 Morlet 小波滤波器可以构造为:

$$WT(f_0, \sigma) = F^{-1} [X(f) \Psi^*(f)] \quad (6)$$

进一步取

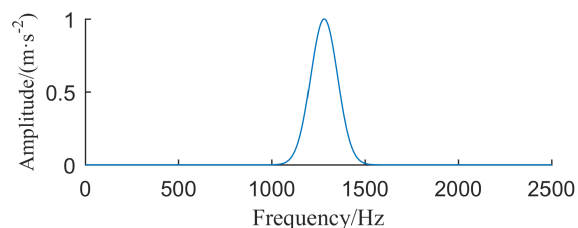
$$SE(f_0, \sigma) = [\text{Re}(WT)]^2 + [\text{Im}(WT)]^2 \quad (7)$$

即为滤出信号的平方包络. 式中 Re 和 Im 分别表示实部和虚部.



(a) 时域波形

(a) Time waveform



(b) 频域窗口

(b) Frequency shape

图1 复 Morlet 小波的时域波形和频域形状

Fig.1 Time waveform and frequency shape of complex Morlet wavelet

2 基于负熵的多目标优化

2.1 负熵

为了更准确地刻画轴承故障的重复性冲击响应,文献[16]引入了热力学中负熵的概念,单个的故障冲击会导致系统偏离平衡态并在时域内产生能量流动,导致包络的熵下降. 当故障冲击重复出现时,循环的时域能量流动就会导致频域也就是包络谱的熵下降. 因此,可以用包络的负熵刻画冲击性,用包络谱的负熵刻画周期性或更广义的循环平稳性. 包络的负熵定义为:

$$I_e = \frac{SE(f_0, \sigma)^2}{\langle SE(f_0, \sigma)^2 \rangle} \ln \left[\frac{SE(f_0, \sigma)^2}{\langle SE(f_0, \sigma)^2 \rangle} \right] \quad (8)$$

相应地,包络谱的负熵定义为

$$I_E = \frac{SES(f_0, \sigma)^2}{\langle SES(f_0, \sigma)^2 \rangle} \ln \left[\frac{SES(f_0, \sigma)^2}{\langle SES(f_0, \sigma)^2 \rangle} \right] \quad (9)$$

基于熵的不确定原理,还可以得到平均负熵

$$I_{AVE} = I_e/2 + I_E/2 \quad (10)$$

由式(10)可知,平均负熵可以统一表征冲击性和循环平稳性,然而受 I_e 和 I_E 相同的权重限制,直接计算窄带信号的平均负熵难以克服冲击性噪声或循环平稳性噪声的影响^[17]. 为了解决上述问题,本文在选择小波滤波器参数时,将 I_e 和 I_E 设定为两

个独立的目标函数,通过下文介绍的多目标优化(MOO)方法克服冲击性或循环平稳性噪声的片面影响。

2.2 多目标优化

一个同时具有 N 个目标的 MOO 问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \max f(\mathbf{x}) &= [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x})], \\ \mathbf{x} &= (x_1, \dots, x_n) \in R^n \end{aligned} \quad (11)$$

一般情况下,各个目标之间可能是相互矛盾的,一个目标的增大可能会导致其他目标的减小,因而造成式(11)的最优解并不是唯一的,而是一个由多个非支配解构成的解集,如果式(11)的两个解 $\mathbf{x}_1$ 和 $\mathbf{x}_2$ 满足

$$\begin{cases} f_k(\mathbf{x}_1) \geq f_k(\mathbf{x}_2), k = 1, 2, \dots, K \\ f_l(\mathbf{x}_1) > f_l(\mathbf{x}_2), l \in \{1, 2, \dots, K\} \end{cases} \quad (12)$$

即认为 $\mathbf{x}_1$ 支配 $\mathbf{x}_2$, 记为 $\mathbf{x}_1 > \mathbf{x}_2$ 。所有非支配解的集合称为 Pareto 解, Pareto 解在 $\mathbf{x}$ 空间形成的曲线或曲面称为 Pareto 前沿。

遗传算法(GA)是模仿自然界生物进化机制发展起来的一种随机搜索和优化方法,被广泛应用于小波滤波器的参数优化问题^[10,12]。文献[18]在经典GA的基础上通过引入非支配排序和拥挤距离排序提出了用于求解MOO问题的非支配排序遗传算法(NSGA-II),其流程如图2所示。

使用NSGA-II优化复Morlet小波参数的简要过程如下:

(1) 初始化种群。随机产生初始种群, f_0 的取值范围为 $[0.02F_s, 0.4F_s]$, 带宽 σ 的取值范围为 $[0.01F_s, 0.2F_s]$, F_s 为振动信号的采样频率。种群的规模 pop 一般由经验确定, 本文设为 100。

(2) 初始种群排序。以包络的负熵 I_e 和包络谱的负熵 I_s 为两个独立的目标函数计算初始种群的适应度值, 通过快速非支配排序和拥挤距离排序构造 Pareto 解集^[18,19]。

(3) 开始迭代。首先, 应用二元锦标赛方法从当代种群中选择一定比例的优良个体作为父代生成下一代。然后, 进行遗传操作, 通过交叉和变异产生新的种群, 并将父代和子代种群合并。最后, 同样用基于 I_e 和 I_s 两组适应度值进行排序构造新种群的 Pareto 解。

(4) 停止迭代。本文选择最大遗传代数即为终止原则, 设定最大遗传代数 gen 为 100。

(5) 输出最优解。计算 Pareto 解的平均负熵 I_{AVE} , 以最大值选择最优解。

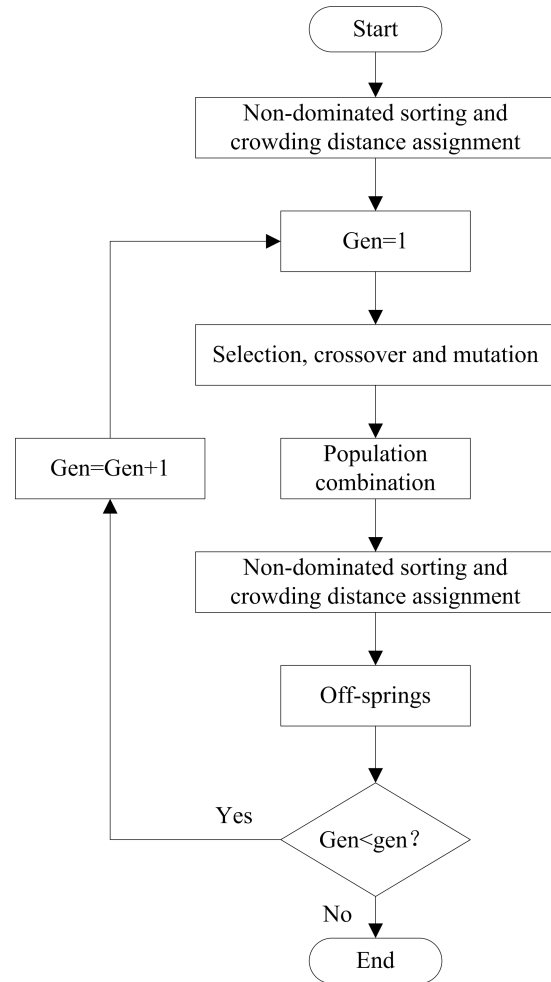


图2 NSGA-II算法流程图

Fig. 2 Flowchart of the NSGA-II algorithm

3 实验验证

为了直观地验证本文方法在提取重复性故障冲击时的有效性, 首先应用美国 NSF/UCR 智能维护系统中心的加速寿命实验数据^[20]进行评价, 其实验台结构如图3所示。该组实验始于 2004-02-12 的 10:32:39, 结束于 2004-02-19 的 06:22:39, 每 10 min 采集一次各个轴承的振动加速度信号, 采样频率为 20 480 Hz, 采样时长为 1 s, 总共采集了 984 组, 最终得到了 164 h 的实验数据。实验结束后, 通过对轴承解体发现轴承 1 发生了严重的外圈故障。

图4为轴承1振动加速度信号的峭度随实验进行时间变化的趋势图。从图中可以看出, 初始阶段, 轴承1运行较为平稳, 其峭度值一直保持在3.5左右, 接近正态分布。当运行至第117 h, 峭度值发生突变, 表明此时轴承1已有故障出现。

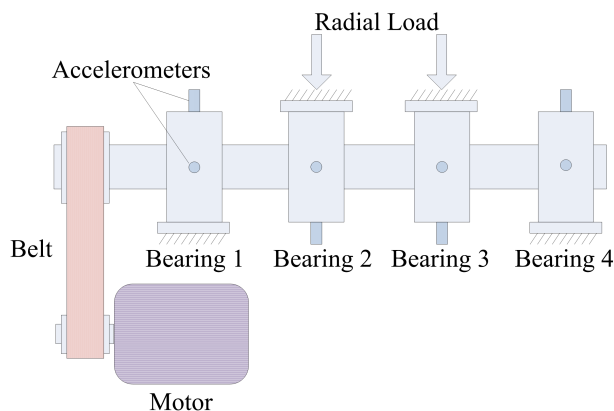


图3 实验台结构图

Fig. 3 Structure of the test rig

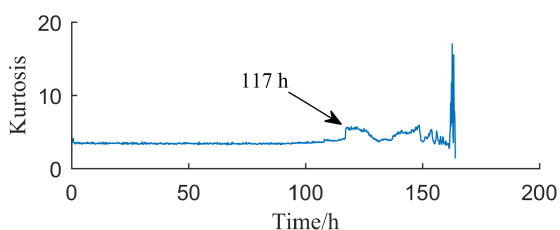


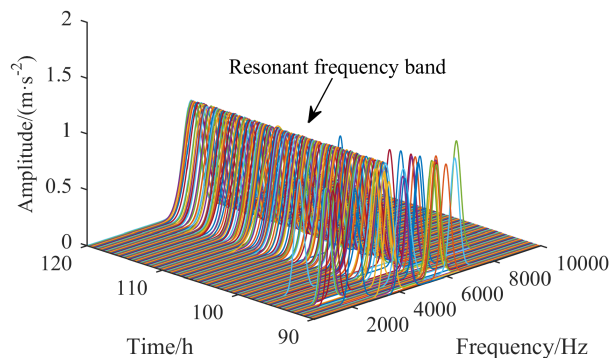
图4 轴承1振动加速度的峭度趋势图

Fig. 4 Kurtosis for the whole life cycle of Bearing 1

本文选取第80–120 h区间内采集的240组数据,依次应用基于负熵的多目标优化方法构造最优复Morlet小波滤波器,对各组振动信号进行带通滤波,并将得到的最优小波滤波器及其滤出信号的包络谱绘制到图5.从图中可知,本文方法可以准确识别出轴承故障的共振频带,并且在第92 h时即可诊断出外圈故障,在93.83 h之后轴承外圈故障特征频率BPFO及其倍频2BPFO及3BPFO都在较大范围内清晰可见,比图4结果提前了25 h.此外,包络谱幅值在第92–117.2 h区间内随轴承性能退化逐渐增大,在第117.2 h也发生了突变,这些都表明本文方法可以有效地准确提取到轴承的故障冲击响应.

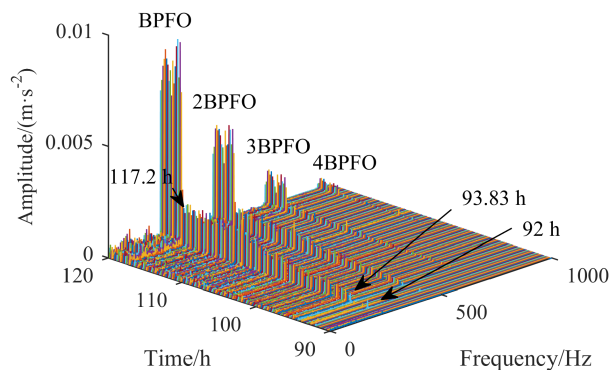
4 工程应用

为进一步验证本文方法的有效性和优越性,采用如图6所示的铁路货车轮对轴承跑合试验台进行验证分析.已知该轴承为一双列圆锥滚子轴承,在拆解检修时发现外圈滚道存在剥落故障.试验时,轮对转速为469 r/min,根据轴承尺寸参数计算得到的外圈故障特征频率BPFO为67.3 Hz.设定采样频率为25600 Hz,数据长度1 s,其时域波形、频谱及包络谱如图7所示,从中难以直接找到故障相关信息.



(a) 最优小波滤波器

(a) Optimal wavelet filters



(b) 包络谱

(b) Envelope spectra

图5 本文方法诊断结果

Fig. 5 Results of the proposed method



图6 轮对轴承跑合试验台

Fig. 6 Test rig for wheel-set bearings

应用本文方法对该信号进行多目标最优小波解调,多目标优化结果如图8所示.其中,图8(a)为优化得到的Pareto前沿,图8(b)为Pareto前沿对应的Pareto解在目标空间的分布以及由最大平均负熵得到的最优解,经过优化,中心频率 f_0 和带宽 σ 分别收敛至5881 Hz和327 Hz.

图9为最优小波解调结果,图9(a)为窄带滤出信号,图9(b)为其包络谱,在滤出信号中可以发现

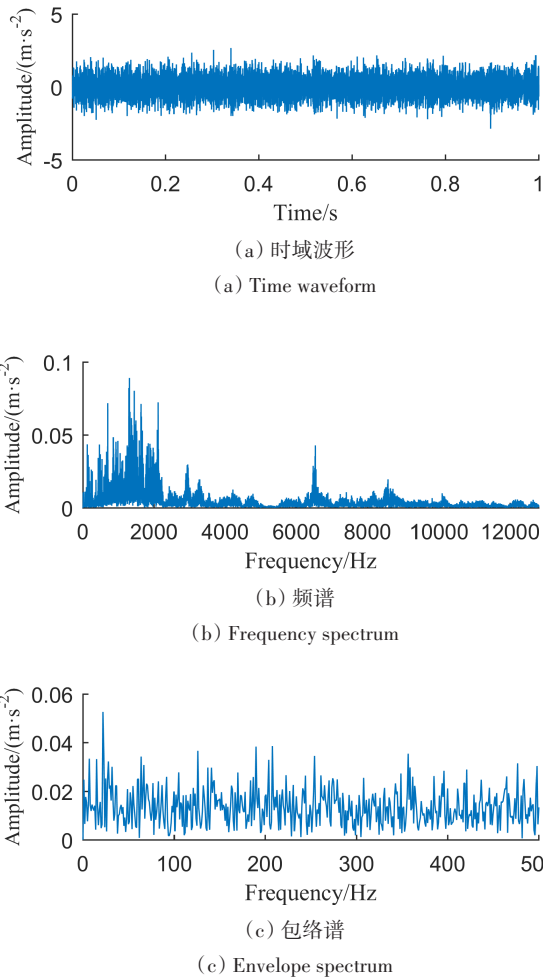


图 7 外圈故障信号
Fig. 7 Outer race fault signal

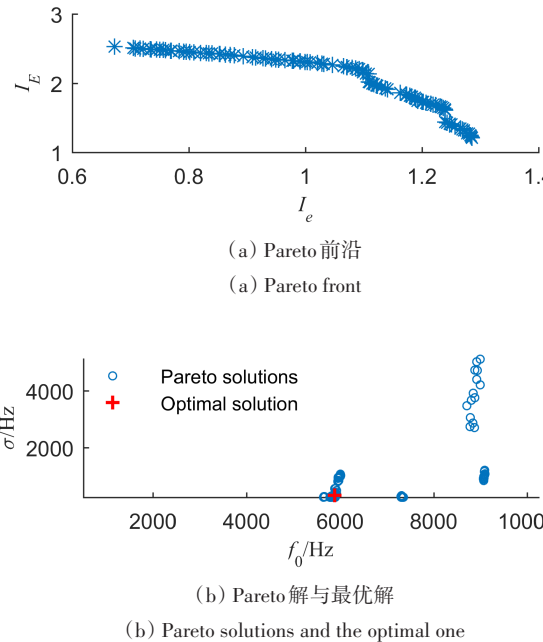


图 8 多目标优化结果
Fig. 8 Results of MOO

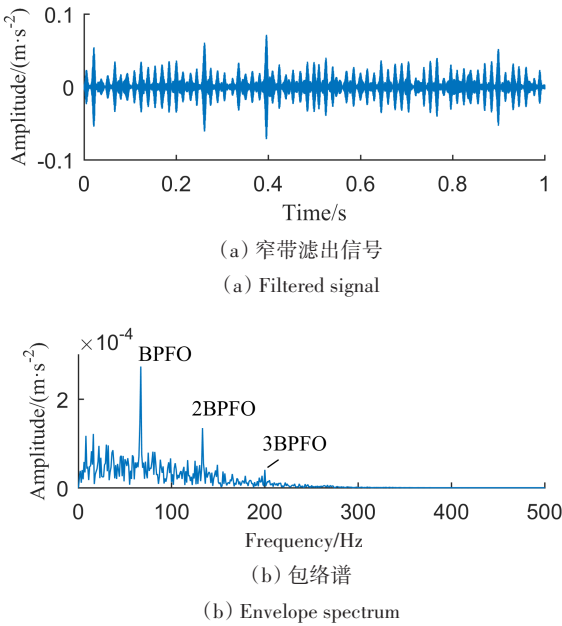


图 9 本文方法诊断结果

Fig. 9 Results of the proposed method

明显的重复性故障冲击,并且在解调信号的包络谱中可以清晰地找到外圈故障对应的特征频率及其倍频.

5 小结

(1) 本文从轴承故障信号的冲击性和循环平稳性出发,提出了基于负熵的多目标最优小波解调方法,通过试验表明,本文方法可以成功诊断轮对轴承的局部故障.

(2) 包络的负熵可以表征冲击性,包络谱的负熵可以表征循环平稳性,Pareto解的平均负熵可以在噪声干扰下有效统一表征重复性故障冲击的这两种特性.

(3) 现阶段的多指标优化算法受其计算复杂度的限制相对于单目标优化在计算效率方面还有待提升,如何提高其在故障诊断中的适用性应在今后研究中充分考虑.

参 考 文 献

1 邵毅敏,涂文兵,周晓君,等.基于嵌入式多参量传感器的智能轴承.中国机械工程,2010,21(21):2527~2531 (Shao Y M,Tu W B,Zhou X J,et al. Smart bearing based on embedded multi-parameter sensors. *China Mechanical Engineering*,2010,21(21):2527~2531 (in Chinese))

2 刘韬,陈进,董广明.基于频带熵的滚动轴承故障诊断研究.振动与冲击,2014,33(1):77~80(Liu T,Chen J,

- Dong G M. Rolling element bearing fault diagnosis based on frequency band entropy. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(1): 77~80 (in Chinese))
- 3 李川, 朱荣荣, 杨帅. 基于多指标模糊融合的滚动轴承诊断的最优频带解调方法. *机械工程学报*, 2015, 51(7): 107~114 (Li C, Zhu R R, Yang S. Optimal frequency band demodulation for fault diagnosis of rolling element bearings based on fuzzy fusion of multiple criteria. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(7): 107~114 (in Chinese))
- 4 Obuchowski J, Wyłomańska A, Zimroz R. Selection of informative frequency band in local damage detection in rotating machinery. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 48(1-2): 138~152
- 5 Wodecki J, Michalak A, Zimroz R. Optimal filter design with progressive genetic algorithm for local damage detection in rolling bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 102: 102~116
- 6 Yan R, Gao R X, Chen X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: A review with applications. *Signal processing*, 2014, 96: 1~15
- 7 Nikolaou N G, Antoniadis I A. Demodulation of vibration signals generated by defects in rolling element bearings using complex shifted Morlet wavelets. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2002, 16(4): 677~694
- 8 梁霖, 徐光华. 基于自适应复平移 Morlet 小波的轴承包络解调分析方法. *机械工程学报*, 2006, 42(10): 151~155 (Liang L, Xu G H. Optimal envelope demodulation method based on adaptive complex shifted Morlet wavelet in bearing diagnosis. *Journal of Mechanical Engineering*, 2006, 42(10): 151~155 (in Chinese))
- 9 Bozchalooi I S, Liang M. A joint resonance frequency estimation and in-band noise reduction method for enhancing the detectability of bearing fault signals. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, 22(4): 915~933
- 10 Su W, Wang F, Zhu H, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and autocorrelation enhancement. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2010, 24(5): 1458~1472
- 11 Gryllias K C, Antoniadis I. A peak energy criterion (pe) for the selection of resonance bands in complex shifted Morlet wavelet (CSMW) based demodulation of defective rolling element bearings vibration response. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2009, 7(4): 387~410
- 12 Tse P W, Wang D. The automatic selection of an optimal wavelet filter and its enhancement by the new sparsogram for bearing fault detection. Part 2 of the two related manuscripts that have a joint title as "Two automatic vibration-based fault diagnostic methods using the novel sparsity measurement: Parts 1 and 2". *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40: 520~544
- 13 张龙, 熊国良, 黄文艺. 复小波共振解调频带优化方法和新指标. *机械工程学报*, 2015, 51(3): 129~138 (Zhang L, Xiong G L, Huang W Y. New procedure and index for the parameter optimization of complex wavelet based on resonance demodulation. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(3): 129~138 (in Chinese))
- 14 Zhang C L, Li B, Chen B Q, et al. Weak fault signature extraction of rotating machinery using flexible analytic wavelet transform. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64: 162~187
- 15 Gu X, Yang S, Liu Y, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on kurtogram and frequency domain correlated kurtosis. *Measurement Science and Technology*, 2016, 27(12): 125019
- 16 Antoni J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 74: 73~94
- 17 顾晓辉, 杨绍普, 刘永强, 等. 一种改进的峭度图方法及其在复杂干扰下轴承故障诊断中的应用. *振动与冲击*, 2017, 36(23): 187~193 (Gu X H, Yang S P, Liu Y Q, et al. An improved kurtogram method and its application in fault diagnosis of rolling element bearings under complex interferences. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(23): 187~193 (in Chinese))
- 18 Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182~197
- 19 余瑶, 文浩, 陈提. 中心刚体-柔性梁应变反馈多目标优化控制. *动力学与控制学报*, 2017, 15(4): 356~362 (Yu Y, Wen H, Chen T. Multi-objective optimal control of a flexible hub-beam with strain feedback. *Journal of Dynamics and Control*, 2017, 15(4): 356~362 (in Chinese))
- 20 Lee J, Qiu H, Yu G, et al. Bearing data set from IMS of university of Cincinnati and NASA ames prognostics data repository. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository>

FAULT DIAGNOSIS OF WHEEL-SET BEARING BASED ON NEGENTROPY AND MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION *

Gu Xiaohui[†] Yang Shaopu¹ Liu Yongqiang¹ Hou Lixian²

(1.State Key Laboratory of Mechanical Behavior and System Safety of Traffic Engineering Structures, Shijiazhuang
Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

(2.CRRC Tangshan Co Ltd, Tangshan 063500, China)

Abstract Optimal wavelet filter is one of the most useful methods in fault diagnosis of rolling element bearings. Aiming at finding out an optimal couple of center frequency and bandwidth of the wavelet filter, and considering the impulsiveness and cyclostationarity of faulty signals, a novel method based on negentropy and multi-objective optimized complex Morlet wavelet filter was proposed. The parameters of the wavelet filter were optimized by the improved non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II), to maximize the negentropy of both the envelope and the envelope spectrum. And then, the resonance band rich in fault information was determined by the average negentropy of the Pareto set for demodulation. The experiment results validated the effectiveness in extracting repetitive transients with complex interferences and in identifying the faults of wheel-set bearings exactly.

Key words wheel-set bearing, fault diagnosis, multi-objective optimization, negentropy, complex Morlet wavelet

Received 2 July 2019, revised 13 March 2020.

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (11902205, 11790282)

† Corresponding author E-mail: guxh@stdu.edu.cn