

强噪声背景下动车组轴承微弱故障信号检测

孙鑫威¹, 纪爱敏¹, 陈曦晖¹, 林新海², 许 行²

(1. 河海大学机电工程学院, 江苏常州 213000; 2. 中车戚墅堰机车车辆工艺研究所有限公司, 江苏常州 213000)

摘 要: 动车在高速行驶中, 齿轮箱轴承易发生裂纹、点蚀等故障. 为了在故障发生的初期检测出微弱的故障频率成分, 本文提出了一种基于小波降噪预处理的周期势振动共振的轴承故障诊断方法. 利用小波包提取轴承的固有共振频带, 重构提取出的信号, 滤除其中的强噪声干扰, 随后将信号输入周期势振动共振系统, 增强了故障特征. 同时, 本文建立了考虑振动共振系统中高频激励信号幅值的优化模型, 并采用蚁群算法实现了其参数的自适应优化, 得到输出信号后将其转化到频域分析, 从而检测出轴承早期故障. 实例分析表明, 所提方法的数据处理结果相比单独采用随机共振的结果更精确, 误差缩减至 0.3%.

关键词: 齿轮箱轴承; 微弱故障信号; 小波降噪; 周期势振动共振; 蚁群算法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2021)11-2217-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20201086

Detection of Weak Fault Signals for EMU Bearings Under Strong Noise

SUN Xin-wei¹, JI Ai-min¹, CHEN Xi-hui¹, LIN Xin-hai², XU Xing²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213000, China;

2. CSR Qishuyan Locomotive and Vehicle Technology Research Institute Co., Ltd., Changzhou, Jiangsu 213000, China)

Abstract: In the high-speed motion of the motor car, the bearing of the gearbox is prone to cracks, pitting and other failures. In order to detect the weak fault frequency component in the early stage of fault occurrence, a bearing fault diagnosis method based on wavelet de-noising preprocessing and periodic potential vibration resonance feature-enhancing is proposed. Wavelet packet is used to extract the natural resonance frequency band of the bearing, reconstruct the extracted signal, filter out the interference of the strong noise, and then input the signal into the periodic potential vibration resonance system for enhancing the fault characteristics. Meanwhile, an optimization model considering the amplitude of the high-frequency excitation signal in the vibration excitation system is established, and the ant colony algorithm is used to adaptively optimize the parameters. After obtaining the output signal, it is converted into frequency domain analysis to detect early failure of the bearing. The example analysis shows that the error of the proposed method is reduced to 0.3% compared with the result of stochastic resonance.

Key words: gearbox bearings; weak fault signal; wavelet de-noising; periodic potential vibration resonance; ant colony algorithm

1 引言

在动车高速行驶的过程中, 齿轮箱轴承易发生裂纹、点蚀等故障, 但其故障特征成分被环境中的强噪声所淹没, 难以检测出来. 为保障动车的安全行驶, 在故障发生的初期, 检测出微弱的故障信号具有重要意义.

针对微弱故障信号的检测方法可分为时域法和频域法. 文献[1,2]提出了一种指数平滑重构方法, 实现了在时域中对早期故障的诊断. 该方法利用指数平滑对微弱信号十分敏感的特性, 提高了传统时域故障检

测的准确性. 但时域信号复杂多变, 尤其是在强噪声下, 时域检测方法对故障的识别能力会显著下降. 相比之下, 频域检测法具有稳定、清晰的特点, 故本文采用频域法, 对强噪声背景下动车组轴承微弱故障信号进行检测.

随机共振有着利用噪声增强目标频率能量, 同时保留初始信号成分的特点, 经常被应用于频域的故障诊断领域. 传统随机共振采用的是双稳态模型, 该模型存在的固有输出饱和现象不仅会降低信噪比, 而且限

制了增强信号的能力. 针对该问题, 文献[3]提出一种基于周期势函数模型, 利用三角函数的连续性, 为随机共振提供多个势阱和势垒, 有效避免输出饱和现象. 但随机共振存在着仅能处理小参数信号的限制性, 因此文献[4]运用二次采样理论, 实现了信号高频到低频的转换, 随机共振从此能够处理大参数数据. 文献[5]提出了另一种在随机共振系统中处理大参数的方法, 即移频变尺度方法. 移频和变尺度双重变换, 将信号输入高通滤波器后等比例缩小特征频率. 传统随机共振中采用的势函数模型是非线性结构, 文献[6]证明了分段线性模型相对于传统随机共振的非线性模型, 有着更好的信噪比输出. 文献[7]将级联的分段线性随机共振与经验模态分解相结合, 解决了仅依靠经验模态分解无法得到理想效果的问题. 结合两者优势实现强噪声背景下的滚动轴承微弱信号检测, 降低了经验模态分解计算所需的阶数. 文献[8]采用小波包分解出高低频信号, 提出了积分补偿的概念, 对原始非线性方程进行积分补偿使其能够处理大参数. 在对传统随机共振基础上改进后, 提出了一种更加高效的信号处理方法, 即振动共振. 在随机共振时加入人为可调的高频的激励信号, 以此来提高共振输出结果. 文献[9]将振动共振的方法引入到轴承的故障信号处理中, 验证了双稳态模型下该方法的可行性. 但在研究振动共振时, 作者也仅仅是把诱导信号的幅值预设为 1, 未研究幅值的变化会对共振输出有何影响.

目前, 如何高效、精确地提取强噪声背景下的故障信号一直是信号处理过程中关注的重点. 本文针对强噪声背景下的轴承故障信号, 提出了一种基于小波降噪预处理的周期势振动共振的轴承故障诊断方法. 采用周期势振动共振对强噪声背景下的微弱故障信号进行增强, 建立了考虑共振系统中高频激励信号幅值的优化模型, 并且采用蚁群算法优化参数, 最终达到增强微弱信号的目的. 针对原始信号中存在成分复杂, 直接将信号输入共振系统后, 运算时间较长的问题, 在信号处理初期加入了小波包去噪预处理环节, 以互相关系数作为衡量尺度. 滚动轴承内圈故障信号的数值仿真和实验验证, 均表明此方法的可行性.

2 基于小波包预处理的周期势振动共振方法

2.1 小波包降噪原理

小波包分析在保留对信号低频成分处理的基础上, 克服传统小波不能处理高频信号的缺点, 加强对信号的分析能力, 是小波分析的一种延伸. 其原理是: 首先将含噪信号分解, 获得一系列小波包系数; 随后, 设定一个临界阈值 λ , 若小波包系数小于 λ , 则认为该系数

主要由噪声引起, 将其置零; 若小波包系数大于 λ , 认为该系数主要由信号引起, 保留.

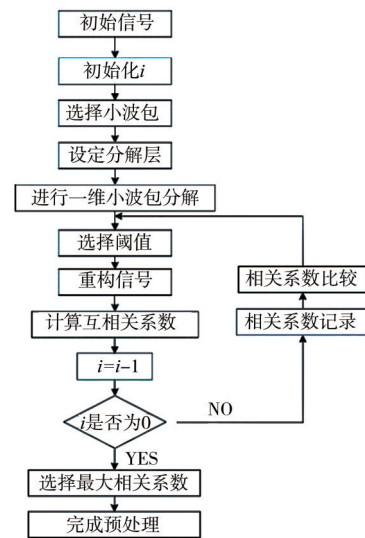


图 1 小波包预处理流程图

小波预处理具体流程如图 1 所示, 先设定迭代次数, 随后对信号进行分解重构, 依次记录下重构信号与原信号的相关系数, 构成数据组. 在记录的数据组中, 选取最大值所对应的重构信号作为最优结果输出.

2.2 周期势振动共振原理

使用小波包预处理过后, 噪声被抑制的同时, 特征信号的能量也会有所降低. 为了有效提取出轴承的故障信号, 接下来会采用振动共振算法, 实现特征频率的增强, 进而判断故障类别. 振动共振可以看作是对随机共振的优化, 它在随机共振的基础上加入了一个高频激励信号, 所以更加易于控制, 且输出频谱更加简洁. 在一阶经典的过阻尼稳态系统中, 其 Langevin 方程可以表示为^[10,11]

$$\frac{dx}{dt} = -\frac{dU(x)}{dx} + s(t) + N(t) \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 是轴承的振动信号, $N(t)$ 用于诱导的高频激励信号, 其频率远远大于轴承的特征频率, 令 $N(t) = A_c \cos(2\pi F)$

轴承特征频率为 f , 满足 $f \ll F$, 本文中 F 均取 3000. $U(x)$ 是周期势函数, 表达式如下:

$$U(x) = -a \cos\left(\frac{2\pi}{b}x\right) \quad (2)$$

其中 a, b 均是大于 0 的实数, 不同取值所对应势函数模型如图 2 所示. 其中, 横坐标 x 是粒子的运动轨迹, 势垒高度为 $2a$, 势阱间距 $\Delta x = b$, 调节系统参数 a, b , 可以得到不同的势阱宽度、势垒高度等参数. 与双稳态系统相比, 周期势函数的参数可以单独进行调整, 不会相互影响^[12], 抑制了粒子运动饱和现象.

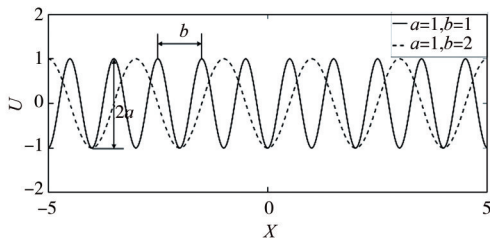


图2 不同参数下势函数曲线

随机共振自身存在着对参数处理的局限性,仅能处理小参数信号.以双稳态随机共振系统($a=1, b=1$)为例,理论上采集信号的频率不能超过 0.112Hz ^[13].但是实际中轴承故障频率远远大于该数值,所以在输入共振系统前,需要先对其进行如式(3)所示的移频变尺度处理.周期势振动共振的模型可以采用4阶龙格-库塔算法进行解析.

$$f_r = \frac{f_0 - f_v}{R} \quad (3)$$

式中: f_r 是移频变尺度后的特征频率; f_0 是轴承的故障频率,一般远大于1; f_v 是调制频率; R 是尺度变换的比例.

2.3 蚁群算法优化参数

针对传统的随机共振把双稳态势函数的参数 a, b 均预设为1,但大多数情况下使用该预设值输出的信噪比并不是最佳结果的问题,本文采用M Dorigo^[14]等人在20世纪90年代提出的蚁群算法对振动共振系统的参数进行优化.该算法模拟了蚂蚁在觅食时会留下一种名为信息素的物质,引导后续的蚂蚁的现象,是一种正反馈机制的算法^[15].具体步骤如下:

- (1) 初始化参数,将 m 只蚂蚁随机分布,每只蚂蚁对应一组 a, b 的组合参数;
- (2) 记录每只蚂蚁对应参数下的共振输出信噪比,以此作为信息素记录;
- (3) 蚂蚁随机移动至下一目标点;
- (4) 判断是否所有蚂蚁遍历完成,若完成,继续下一步,否则返回步骤(3);
- (5) 更新信息素;
- (6) 判断是否满足循环结束条件,若满足则循环结束,输出最优参数,若不满足,返回步骤(1).

以式(4)所示的改进信噪比作为评价指标,使得系统能够在不同数据下均有最优输出.

$$\text{SNR} = 10 \times \lg \frac{\sum_{i=-m}^m P_{Si}^2}{\left(\sum_{i=1}^{n/2} P_i - \sum_{i=-m}^m P_{Si}\right)^2} \quad (4)$$

式中: n 为采样点的数量, m 是小于 $n/2$ 的正整数, $\sum_{i=-m}^m P_{Si}$

表示以理论故障频率为中心,向两边取长度为 m 的频率之和,即信号的能量; $\left(\sum_{i=1}^{n/2} P_i - \sum_{i=-m}^m P_{Si}\right)^2$ 表示在频谱图中减去特征频率后的幅值总和,即噪声的能量.

图3和图4是采用振动共振对一组特征频率为 0.05Hz 的加噪余弦信号处理结果,两图分别对应的是采用优化算法前后的处理结果.图3中在系统参数均取默认值1的情况下,共振将能量错误的传导给 0.845Hz 处,造成特征频率能量的降低,对识别造成干扰;图4势函数参数 a, b 以及激励信号幅值 A_c 优化,得到最优数值,成功将特征频率能量增强.

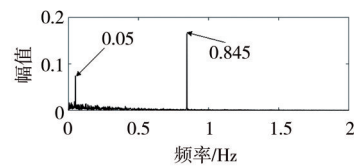


图3 参数默认下的共振输出

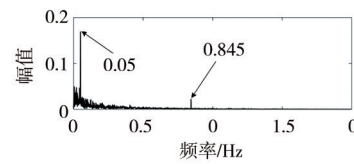


图4 蚁群算法优化后共振输出

2.4 算法流程

本文提出的基于小波包预处理振动共振方法,先采用小波包对强噪声背景下采集到的信号进行去噪处理,在输入共振系统前采用蚁群算法优化参数,最终实现故障特征信号的增强,流程框图如图5所示.接下来将在仿真信号中以高斯白噪声模拟强噪声背景,从而验证该方法的可行性.

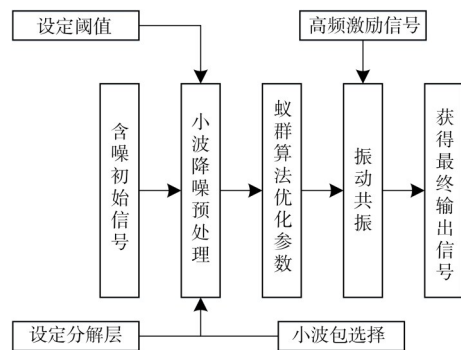


图5 小波包预处理的振动共振流程框图

3 仿真实验

为了验证本文方法的有效性,利用一段加噪正弦信号来模拟轴承故障信号:

$$\begin{cases} s(t) = e^{-\alpha t} A \sin(2\pi f_0 t) \\ t_1 = \text{mod}(t, 1/f_d) \end{cases} \quad (5)$$

式中: A 表示信号幅值, f_0 表示冲击脉冲频率; α 为衰减指数; f_d 表示轴承的故障频率. 令 $A=1$, $f_0=2\text{kHz}$, $f_d=100\text{Hz}$, 采样频率 $f_s=12\text{kHz}$, 衰减系数 $\alpha=1200$, 采样点数 N 为 6000.

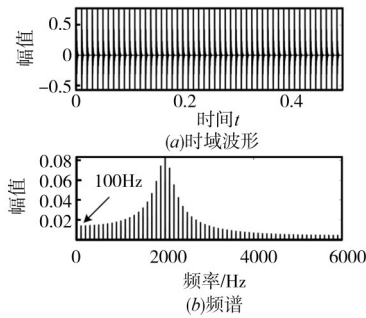


图6 输入仿真信号(无噪声)

仿真信号时域如图 6(a) 所示, 图中存在明显的冲击信号成分, 时间间隔为 $1/f_d$; 图 6(b) 的频谱图中, 信号能量主要集中在冲击脉冲频率, 即 2000 Hz 处, 故障特征频率处的幅值与其相比并不明显. 因此, 为了准确分辨出特征频率的位置, 达到故障检测的目的, 使用本文提到的方法对该处幅值进行放大处理. 首先设置一个通带为 90 Hz, 阻带为 85 Hz 的高通滤波器; 随后在移频变尺度中, 设定调制频率 $f_v=80\text{Hz}$, 频率压缩比为 2000; 最后, 使用蚁群算法进行优化时, 参数范围均为 $[0, 5]$, 迭代 10 次, 结果如图 7 示. 图 7(b) 中特征频率 $f_d=100\text{Hz}$ 处的响应幅值与图 6(b) 中原始信号相比, 有了明显的增强, 且在众多频率成分中占据突出位置, 很容易识别.

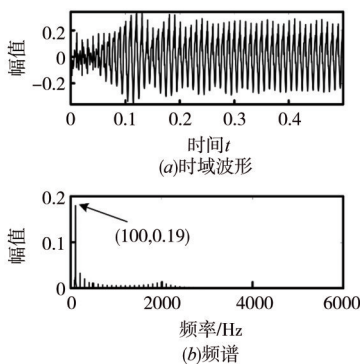


图7 系统输出信号(无噪声)

考虑到在实际工程中, 采集到的轴承信号不可避免存在强噪声干扰, 为了使模拟结果更加偏向实际, 本文在仿真信号中加入了强度为 0.4 的高斯白噪声, 如图

8 所示. 对含有噪声的轴承仿真信号按照本文所提方法的流程处理, 对应如图 9 所示. 图 8(b) 中, 特征频率 100 Hz 处完全被噪声淹没, 无法识别. 经过算法处理, 图 9(b) 的频谱中, 特征频率相较于图 6, 幅值被放大了 10 倍左右, 且大大高于其他频率成分, 在频谱中占据凸出位置. 可以看出, 采用本文方法处理含噪信号时, 结果依旧清晰有效.

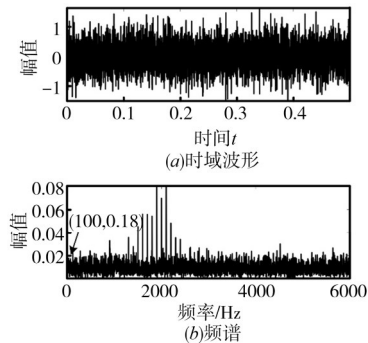


图8 输入仿真信号(含噪声, $D=0.4$)

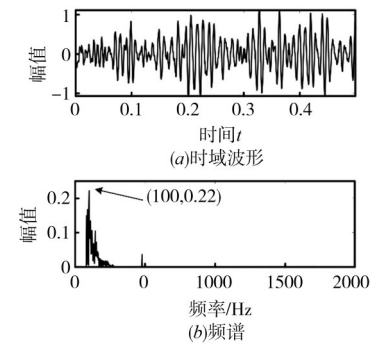


图9 系统输出信号(含噪声, $D=0.4$)

4 实验验证

实际采集到的振动信号相较于仿真信号, 成分更加复杂, 噪声也更为杂乱. 为验证提出方法在实际工程中的有效性, 本文使用如图 10 所示的实验设备采集轴承振动信号加以验证. 设备主要由可变频率电机、扭矩转速传感器、减速器、测试轴、液压加载系统和磁粉制动器装置组成. 实验中, 电机转速受变频器控制, 经扭矩转速传感器、减速器, 带动测试轴以 20 Hz 的频率转动^[16], 以此模拟动车的运行状态. 液压加载装置向测试轴两端轴承分别施加 550 N 径向载荷. 实验前, 采集了内圈点蚀状态下轴承的振动信号, 采样频率为 20 kHz, 采样时间为 5 s. 测试轴承如图 11 所示, 采用的三轴振动加速度传感器, 根据采集结果, 选择径向数据进行分析.

本文选择 NU1007 圆柱滚子轴承进行研究, 在轴承内圈电火花腐蚀出一个 0.175 mm 的坑洞, 以此作为早期故障采集振动信号加以分析. 轴承具体参数如表 1

所示.

表 1 NU1007 轴承参数

外滚道直径	内滚道直径	滚子长度
55mm	42mm	10mm
滚子直径	滚子个数	径向间隙
6.5mm	16	1 μ m

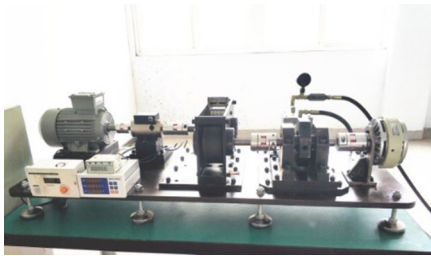


图 10 滚动轴承试验台

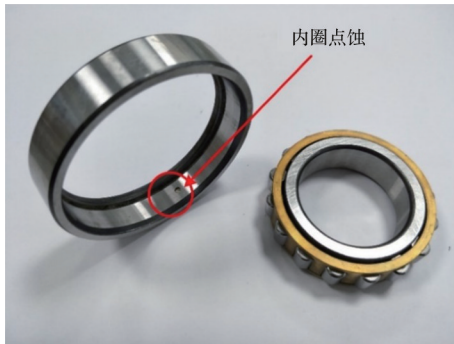


图 11 内圈点蚀测试轴承

考虑到工作环境中存在大量强烈的背景噪声,为了提高模拟准确性,本文对实验室采集到的信号添加了强度 $D=1$ 的高斯白噪声,用于模拟背景噪声. 根据轴承故障的经验公式(6),计算得到测试轴承发生内圈点蚀故障时的理论特征频率为 181.4Hz.

$$f_d = \frac{1}{2} \times z \times n \times (1 + \frac{d}{D} \cos\theta) \quad (6)$$

式中, f_d 为轴承的故障特征频率, z 是滚动体个数, n 是轴承自身的转动频率, d 是轴承的滚动体直径, D 为轴承节圆直径, θ 是接触角,此处的测试轴承接触角为 0.

图 12 是加噪后的时域与频谱图,可以发现频谱成分非常复杂,特征频率成分完全被噪声淹没,不经过处理难以判断是否发生故障.

轴承故障的理论频率是可以计算得到,但在计算过程中没有考虑载荷、传感器误差和转速存在波动等因素的影响,所以实际值可能与理论值有些许的偏差. 根据式(4)的改进信噪比公式,取理论故障 181.4 左右各 2Hz 作为故障共振带,即故障频率区间为 [179.4, 183.4].

图 13 是直接将信号输入共振系统,未进行小波去

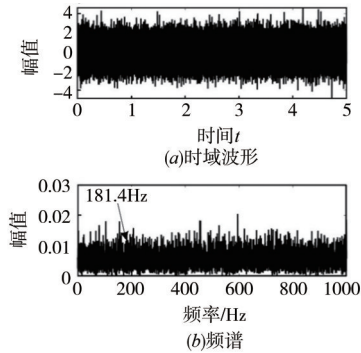


图 12 采集到的信号(含噪声, $D=1$)

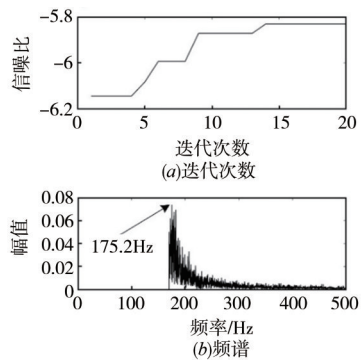


图 13 直接输入振动共振系统的输出

噪的输出结果,优化算法迭代 20 次总计用时 540s, 14 次迭代后结果收敛,收敛用时 330s,振动共振计算用时 5s. 图(b)是输出的频谱,因为强噪声的干扰,谱峰位于 175.2Hz 处,不在故障区间内,诊断失败.

接下来采用本文所提方法对采集到的加噪信号进行处理. 首先使用小波包预处理,抑制高频成分的干扰. 使用 sym4 的小波包,分解层数为 6,结果如图 14 所示.

原信号的高频部分被较好的抑制,故障信号所集中的 0~200Hz 之间的成分变得明显. 但在小波处理后,属于故障成分的频率能量有所降低,依旧弱于其余低频成分,无法直观地从频谱中提取特征. 所以,接下来将信号输入共振系统,利用共振增强故障特征成分.

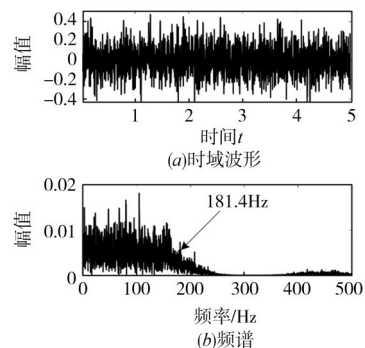


图 14 小波包预处理结果

首先设置一个通带为 170Hz, 阻带为 165Hz 的高通滤波器, 阻带衰减 80dB. 接下来进行移频变尺度处理, 设定调制频率 $f_v = 170$, 频率压缩比为 500, 满足共振的小参数要求. 其次, 在蚁群算法中设置蚂蚁数为 100, 总共迭代 20 次. 参数 a, b 的范围均为 $[0, 5]$, 激励信号的幅值 A 取值范围 $[0, 1]$. 经过共振之后, 输出的结果如图 15 所示.

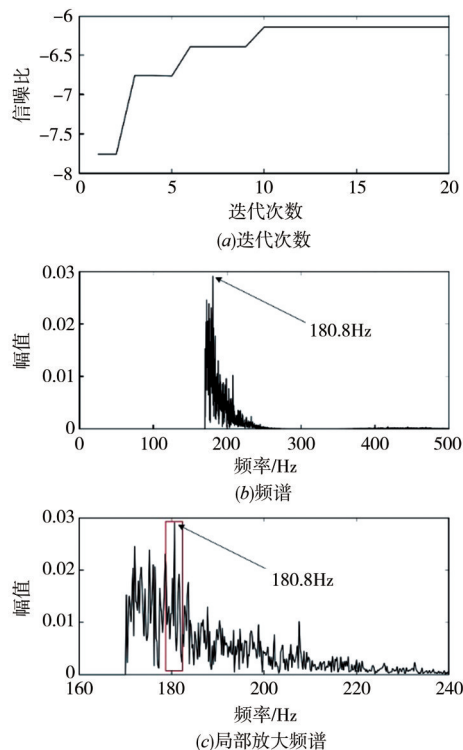


图 15 振动共振系统输出

优化算法迭代 20 次用时 450s, 经过 10 次迭代后结果收敛, 收敛用时 190s, 优化参数后, 本文所提的振动共振算法计算用时 4s. 实验表明小波去噪后优化算法需要时间明显缩短, 总优化时间节约了近 100s, 收敛更加迅速. 最终的参数 $a = 1.4310, b = 0.3698, A = 0.0538$. 图(b)的频谱中, 仅含有一个突出幅值, 其谱峰对应的频率是 180.8Hz, 与理论值的误差为 0.4%, 在红框所示的故障频率区间之内, 符合故障特征, 识别成功. 该处的幅值为 0.029, 相比原信号中该处的幅值 0.015 增强了近 1 倍, 验证了本文所提方法的有效性和实用性. 为了进一步突出本文采用方法的有效性, 下面将该方法分别与经典双稳态随机共振、经典振动共振的输出结果相比较.

图 16 是采用自适应的经典双稳态随机共振系统得到的输出结果, 频谱中出现了两个谱峰位置, 仅有 180.6Hz 频率处对应的谱峰位于故障区间内, 不利于机器识别. 优化共振系统参数总计用时 810s, 随机共振算法用时 7s, 且优化的收敛性不强, 效率远低于本文所提

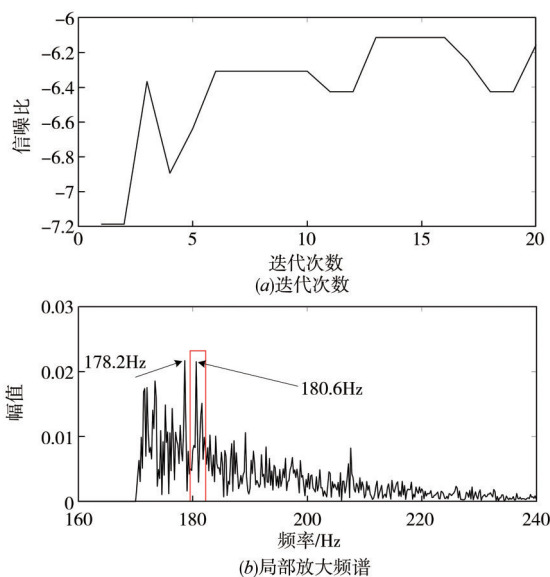


图 16 普通随机共振系统输出

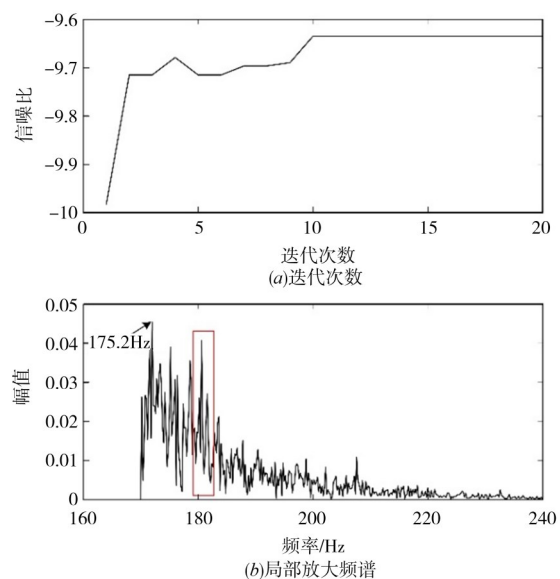


图 17 振动共振系统输出(激励信号幅值默认为 1)

方法.

图 17 采用的是激励信号幅值预设 1 的振动共振系统输出结果, 即未对幅值进行优化. 优化算法迭代 20 次共用时 520s, 10 次迭代后算法收敛, 收敛用时 270s, 优化参数后振动共振算法计算用时 5s. 框中所示范围是故障频率区间, 存在一个明显的谱峰, 该处亦对应频率 180.6Hz. 特征增强的目的是为了使共振频带内的故障频率成分足够凸显, 以保证机器识别的准确性, 但从整体上看, 整个频谱谱峰位于 175.2Hz 处, 还有多处谱峰明显的位置, 说明激励信号的加入虽然增强了故障成分能量, 但在采用幅值默认为 1 的情况下, 增强目标不明确, 依旧不利于机器识别.

将随机共振与本文所提出的振动共振方法进行比 较,结果列于表 2.

表 2 随机共振与振动共振方法比较

	随机共振	经典振动共振	振动共振(本文提出的方法)
收敛用时/s	不收敛	270	190
最优输出信号信噪比/dB	-6.18	-9.65	-6.21
谱峰对应频率/Hz	178.2	175.2	180.8
与理论值误差	1.7%	3.4%	0.3%

由表 2 可见,经典的双稳态随机共振存在着输出效果不明显,优化时间长的问题. 采用经典的振动共振方法时,激励信号的加入降低了优化时长,增强了频谱各频率成分的能量. 但不考虑激励信号幅值优化的情况下,由于移频过后的零点附近会产生突变,激励信号会错误地将能量传导至该处,造成误判. 而本文所提方法采用周期势函数模型,建立了考虑振动共振系统中的高频激励信号幅值的优化模型,输出结果相比经典的振动共振系统有着信噪比更高,优化更迅速,故障成分更明显等特点.

5 结论

针对齿轮箱中轴承在长时间高速运转易产生磨损、点蚀等故障,初期故障信号过于微弱,难以有效检测等问题,提出了基于小波包预处理的振动共振轴承故障检测方法. 先通过小波包抑制噪声,后将残余噪声的能量转移到特征频率上,从而实现故障特征的识别. 仿真模拟和实验验证均表明了,基于小波包预处理的振动共振轴承检测相比于传统随机共振有着输出信号特征更为明显的特点,能够在强噪声背景下提取出微弱的故障信号特征.

参考文献

- [1] Hongquan Ji, Xiao He. Exponential smoothing reconstruction approach for incipient fault isolation[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2018, 57(18): 6353 – 6363.
- [2] Hongquan Ji, et al. Incipient fault detection with smoothing techniques in statistical process monitoring[J]. *Control Engineering Practice*, 2017, 62:6211 – 6221.
- [3] 胡世军,刘超. 周期势增强随机共振机械故障特征提取方法[J]. *测控技术*, 2018, 37(12): 89 – 93.
HU Shijun, LIU Chao. Enhanced stochastic resonance method with periodic potential and its application in mechanical fault characteristic extraction[J]. *Measurement & Control Technology*, 2018, 37(12): 89 – 93.(in Chinese)
- [4] 冷永刚,王太勇. 二次采样用于随机共振从强噪声中提取弱信号的数值研究[J]. *物理学报*, 2003,52(10): 2432 – 2437.

Leng Yonggang, Wang Taiyong. Numerical research of twice sampling stochastic resonance for the detection of a weak signal submerged in a heavy Noise[J]. *Acta Physica Sinica*, 2003,52(10): 2432 – 2437. (in Chinese)

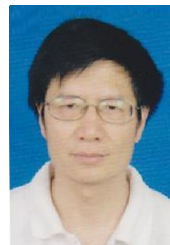
- [5] 谢有浩,刘晓乐,等. 基于改进移频变尺度随机共振的齿轮故障诊断[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(8): 70 – 76.
Xie Youhao, Liu Xiaole, et al. Improved frequency-shifted and re-scaling stochastic resonance for gear fault diagnosis [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(8): 70 – 76. (in Chinese)
- [6] 王林泽,赵文礼,陈旋. 基于随机共振原理的分段线性模型的理论分析与实验研究[J]. *物理学报*, 2012, 61(16): 50 – 56.
Wang Linze, Zhao Wenli, Chen Xuan. Theoretical analysis and experimental study of piecewise linear model based on stochastic resonance principle[J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(16): 50 – 56. (in Chinese)
- [7] 杨建华,韩帅,等. 强噪声背景下滚动轴承微弱故障特征信号的经验模态分解[J]. *振动工程学报*, 2020, 33(3): 582 – 589.
Yang Jianhua, Han Shuai, et al. Empirical mode decomposition of weak fault characteristic signal of rolling bearing under strong noise background[J]. *Journal of Vibration Engineering*,2020,33(3):582 – 589. (in Chinese)
- [8] 梁波,王志海,张方伟. 基于小波包和积分补偿调随机共振在轴承故障检测中的应用[J]. *工业仪表与自动化装置*, 2020,(3): 8 – 14.
Liang Bo, Wang Zhihai, Zhang fangwei. Application of SRR based on wavelet packet and integral compensation in bearing fault detection[J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2020,(3): 8 – 14. (in Chinese)
- [9] 高俊喜. 基于振动共振的滚动轴承故障诊断技术与软件设计[D]. 中国矿业大学,2019.
- [10] Xue pingren, et al. Application of continuous potential function stochastic resonance in early fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Measurement and Control*, 2020, 53(5-6): 767 – 777.
- [11] 毛成,沈春和,等. 自适应频移变尺度振动共振轴承故障诊断[J]. *南通大学学报(自然科学版)*, 2020, 19(2): 70

- 75.
Mao Cheng, Shen Chunhe, et al. Vibration resonance with self-adaptive frequency-shifted and scaling for fault detection of bearings[J]. Journal of Nantong University (Natural Science Edition), 2020, 19(2): 70 - 75. (in Chinese)
- [12] 陈剑,陶善勇,等. 基于周期势函数的自适应二阶欠阻尼随机共振信号增强方法[J]. 计量学报, 2019, 40(4): 681 - 685.
Chen Jian, Tao Shanyong, et al. Adaptive second-order underdamped stochastic resonance signal enhancement method based on periodic potential function[J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(4): 681 - 685. (in Chinese)
- [13] 樊养余,李利品,党瑞荣. 基于随机共振的任意大频率微弱信号检测方法研究[J]. 仪器仪表学报,2013,34(3):566 - 572.
Fan Yangyu, Li Lipin, Dang Ruihong. Study on high frequency weak signal detection method based on stochastic resonance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013,34(3):566 - 572. (in Chinese)
- [14] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,1996, 26(1):29 - 41.
- [15] 史峰,王辉. 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2014. 15 - 18.
- [16] Chang Liu, Gang Cheng, et al. Bearing fault diagnosis method with unknown variable speed based on multi-curve extraction and selection[J]. Measurement, 2020, 153:107437-1 - 107437-14.
- [17] 张景玲, 杨建华, 唐超权,等. 基于周期势系统随机共振的轴承故障诊断[J]. 工程科学学报, 2018, 40(8):989 - 995.
Zhang Jingling, Yang Jianhua, Tang Chaoquan, et al. Bearing fault diagnosis by stochastic resonance method in periodical potential system[J]. Chinese Journal of Engineering, 2018,40(8):989 - 995. (in Chinese)
- [18] Siliang Lu, Qingbo He, Fanrang Kong. Effects of underdamped step-varying second-order stochastic resonance for weak signal detection[J]. Digital Signal Processing, 2015, 36:93 - 103.
- [19] Tang J, Shi B. Asymmetric second-order stochastic resonance weak fault feature extraction method[J]. Measurement and Control, 2020, 53(5-6):788 - 795.
- [20] Lei Xiao, Xinghui Zhang, et al. A novel weak-fault detection technique for rolling element bearing based on vibrational resonance[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 438:490 - 505.

作者简介



孙鑫威 男,1997年3月出生于江苏省无锡市,现为河海大学硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断。
E-mail:sxw727290457@163.com



纪爱敏(通信作者) 男,1965年3月出生于安徽安庆,2001于中国科学技术大学获得博士学位,现为河海大学机电工程学院教授,博士生导师.主要研究方向为机械故障诊断理论与技术、优化设计理论等。
E-mail:jiam@hhuc.edu.cn