

采用参数自适应最大相关峭度解卷积的 滚动轴承故障特征提取

张守京, 慎明俊, 杨静雯, 吴芮

(西安工程大学西安市现代智能纺织装备重点实验室, 710600, 西安)

摘要: 针对滚动轴承故障特征信号因受传输路径和强噪声的干扰而导致周期性故障脉冲难以提取以及最大相关峭度解卷积(MCKD)参数依赖人为经验选择的问题,提出一种参数自适应 MCKD 的滚动轴承故障特征提取方法。以解卷积信号的包络谱熵作为适应度函数,利用麻雀搜索算法强大的全局搜索能力自适应地选择 MKCD 方法的最佳参数组合;利用参数优化后的 MCKD 方法对故障信号进行解卷积运算,滤除掉信号中的噪声,以突显由轴承故障激发的周期性故障脉冲;对解卷积信号进行包络解调,以提取出轴承故障特征频率成分。仿真结果表明,与遗传算法和粒子群算法相比,采用麻雀搜索算法可使 MCKD 参数在优化中具有更快的收敛速度和更强的稳定性。对滚动轴承进行全寿命周期实验及对工程案例的实验结果表明:所提方法能自适应提取强噪声中的轴承周期性故障脉冲成分,信号的峭度提高了 3 倍,鲁棒性更强;与直接谱分析和快速谱峭度方法相比,所提方法能完整提取信号中的故障特征频率成分,成功率可达 100%,有效提高了滚动轴承的故障诊断精度。

关键词: 滚动轴承;故障脉冲;最大相关峭度解卷积;麻雀搜索算法;直接谱分析;快速谱峭度

中图分类号: TH133.3 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202203008 **文章编号:** 0253-987X(2022)03-0075-09



OSID 码

A Fault Feature Extraction Method of Rolling Bearings Based on Parameter Adaptive Maximum Correlation Kurtosis Deconvolution

ZHANG Shoujing, SHEN Mingjun, YANG Jingwen, WU Rui

(Xi'an Key Laboratory of Modern Intelligent Textile Equipment, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China)

Abstract: A parametric adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) method for rolling bearing fault feature extraction is proposed to solve the problems that periodic fault pulses are difficult to be extracted due to the interference of transmission paths and strong noise in rolling bearing fault characteristic signals, and that MCKD influencing parameters needed to be selected by human experience. Firstly, the envelope spectral entropy of the deconvoluted signal is used as the fitness function to adaptively select the best parameter combination of MKCD algorithm using the powerful global search capability of the sparrow search algorithm. Then the MCKD method with optimized parameters is used to deconvolute the fault signal, and the noise in the signals is filtered out to enhance the periodic fault pulses excited by the bearing faults. Finally, the deconvoluted signal is envelope-demodulated to extract the characteristic frequency

components of bearing faults. Simulation results and comparisons with the genetic algorithms and particle swarm optimization algorithm show that use of the sparrow search algorithm makes MCKD parameters have faster convergence and stronger stability in optimization. The results of the whole-life cycle experiments on rolling bearings and experiments on engineering cases show that the proposed method can adaptively extract the periodic fault impulse components of bearings from strong noise, and the kurtosis value of signals is increased by three times and the robustness is stronger. Comparisons with the methods of direct spectrum analysis and fast spectrum kurtosis show that the proposed method can completely extract fault characteristic frequency components from signals, and the success rate can reach 100%, which effectively improves its fault diagnosis accuracy of rolling bearings

Keywords: rolling bearing; fault pulse; maximum correlation kurtosis deconvolution; sparrow search algorithm; direct spectrum analysis; fast spectrum kurtosis

滚动轴承作为大型工业旋转机械的主要部件,在提高机械设备的工作效率方面起着重要作用,其健康状况直接影响机械设备的平稳运行。据统计,滚动轴承故障案例占旋转机械故障案例的45%~55%^[1]。因此对轴承进行实时监测和诊断,不仅能减少企业的经济损失,还能保证设备高效运行。实际上,由于轴承工作环境和外部因素的影响,轴承振动信号变得极为复杂,而传感器采集到的轴承故障信号受到传输路径的消耗和强噪声的影响,要准确提取轴承故障冲击特征就变得极为困难^[2]。因此,滚动轴承故障诊断的一个难点就在于如何有效地从强噪声中提取故障特征成分^[3]。

滚动轴承产生的周期性力冲击激发了轴承系统组件之间的高频共振和卷积作用,形成轴承周期性冲击信号^[4]。常用的故障特征提取方法,例如传统的小波变换(WT)、经验小波变换(EWT)、局部均值分解(ELMD)和经验模态分解(EMD)等通过频带划分或自适应方法将信号分解为一系列子频带,但小波变换的小波基和分解层数无法自适应确定^[5],模态分解会产生端点效应、模态混叠现象^[6],特征提取效果不佳。

考虑到强噪声和复杂传输路径的影响,解卷积方法被认为是提取周期性故障脉冲的有效工具^[7]。最小熵解卷积(MED)方法^[8]以滤波后信号峭度的最大化来寻求最优滤波器,但MED方法无法区分随机脉冲和周期脉冲。因此提出了最大相关峭度解卷积(MCKD)方法^[9],MCKD方法对周期性故障脉冲较为敏感,并把影响相关峭度最大化的信号视为噪声^[10-11]。MCKD方法解卷积性能受滤波器长度 L 、解卷积周期 T 和滤波器位移数 M 的影响^[12],其中 L 决定了每次迭代时计算样本的多少,过大影响

迭代时间,过小影响解卷积精度^[13]; T 的确定需要知道故障周期的先验知识^[14], M 越大,解卷积信号中故障脉冲越多^[15]。因此,就需要一种方法来自适应确定MCKD方法中 L 、 T 和 M 的最佳组合。文献[16-18]分别采用人工鱼群算法(AFSA)、布谷鸟搜索算法(CSA)对MCKD参数 L 和 M 进行寻优,忽略了轴承滚动元件的随机滑动导致 T 是不精确的^[19];文献[20]利用粒子群算法(PSO)对 L 和 T 进行自适应选择,忽略了 M 对信号中脉冲数的影响。以上优化算法影响参数较多,操作性不强且计算精度受种群大小的影响。

麻雀搜索算法(SSA)^[21]是2020年新提出的一种群体智能优化方法,相比于以上优化方法,SSA算法具有可调参数少、易操作、鲁棒性强、应用范围广等优点。因此,为了克服MCKD方法在参数选择上的不足,提出了参数自适应MCKD的滚动轴承故障特征提取方法。该方法利用SSA算法全局搜索能力强和MCKD方法出色的故障特征提取能力,以解卷积后信号的包络谱熵为目标函数,自适应搜索 L 、 T 和 M 的最佳组合,获得最佳解卷积信号;通过包络解调提取出轴承故障特征。将该方法应用于仿真信号和实验信号,取得了满意的结果。

1 参数自适应 MCKD 方法

1.1 MCKD 方法

MCKD方法以相关峭度最大化为目标,通过迭代选取合适的滤波器进行解卷积运算,提取信号中的周期性脉冲成分^[22]。相关峭度表达式为

$$K_c(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (1)$$

式中: y_n 为输出信号。

为求得最优滤波器 f , 对式(1)求导

$$\frac{d}{df_k} K_c(T) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

求得滤波器向量 f 的系数组合用矩阵表示如下

$$f = \frac{\|y_n\|^2}{2\|\beta\|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (3)$$

其中

$$X_{mT} = \begin{bmatrix} x_{1-mT} & x_{2-mT} & x_{mT} & \cdots & x_{N-mT} \\ 0 & x_{1-mT} & x_{2-mT} & \cdots & x_{N-mT-1} \\ 0 & 0 & x_{1-mT} & \cdots & x_{N-mT-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-mT-(L-1)} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

$$\alpha_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-mT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-mT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-mT}^2) \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-mT} \\ y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-mT} \\ \vdots \\ y_N y_{N-T} \cdots y_{N-mT} \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

1.2 SSA改进MCKD方法

SSA算法是基于麻雀群体中发现者、加入者和侦察者的不同行为特性提出的新型优化算法。与其他优化算法不同, SSA算法在每次迭代中都考虑了全局搜索和局部搜索, 避免陷入局部最优解, 具有收敛速度快和收敛精度高的特性^[23]。

选择MCKD解卷积信号的包络谱熵作为SSA算法寻优的适应度函数, 其值的大小反映振动信号的均匀周期性冲击^[24]。以包络谱熵的最小值作为判断SSA算法优化结果的依据, 表达式如下

$$E = - \sum_{k=1}^N p_k \lg p_k \quad (4)$$

式中: p_k 为包络谱信号的概率分布密度。

将MCKD方法影响参数 L 、 T 和 M 的范围定义为SSA算法的种群搜索空间, $\mathbf{X}_i = [L_i, T_i, M_i]$ 为麻雀 i 的位置 (SSA算法待优化的第 i 个参数组合); 此时 $\mathbf{X}_i$ 处的食物量为 $F_i = E(X_i)$, 即待优化组合 $[L_i, T_i, M_i]$ 对应的 E 的大小。参数 L 、 T 和 M 的自适应选择过程如下。

(1) 定义SSA算法初始参数及MCKD影响参数的寻优区间。设定麻雀数为20, 最大迭代次数为30, 发现者比例为80%, 侦察者比例为20%, 安全值

为0.6; 设置MCKD参数 $L \in [10, 500]$, $M \in [1, 7]$, $T \in [f_s/f - 10, f_s/f + 10]$ (f_s 为采样频率, f 为故障特征频率)。

(2) 初始化麻雀的位置。随机生成若干个参数组合 $[L, T, M]$ 作为麻雀搜索的初始位置, 并计算每只麻雀所在位置的适应度值, 获取初始种群中最优个体 i_{best} 和最优个体在空间域中的位置 $\mathbf{X}_{\text{best}}$ 。

(3) 更新种群中发现者、加入者和侦察者的位置。在迭代过程中对比 $E(X_i)$ 的大小, 更新种群最优个体 i_{best} 和最优个体在空间域中的位置 $\mathbf{X}_{\text{best}}$ 。

(4) 若满足最大迭代次数, 停止迭代, 输出最优解, 否则转至步骤(3)。

2 SSA-MCKD方法故障特征提取流程

本文提出SSA-MCKD方法实现MCKD方法参数的自适应选取, 最大限度地发挥了MCKD方法在滚动轴承故障提取中的优势, 具体操作如下。

(1) 依据轴承参数计算轴承各部件故障特征频率 f 、故障周期 $T = f_s/f$ 和故障脉冲间隔 $\Delta T = 1/f$ 。

(2) 初始化SSA及MCKD方法参数的寻优区间, SSA和MCKD方法的参数设置同1.2节步骤(1)。

(3) 执行SSA搜索, 以解卷积信号的包络谱熵为适应度函数搜索MCKD方法最优参数组合。

(4) 基于最优 $[L, T, M]$ 获得最佳解卷积信号。

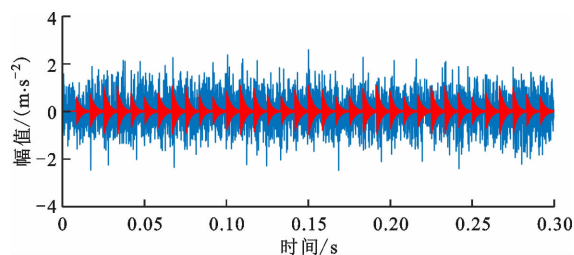
(5) 对解卷积信号进行包络解调, 提取轴承故障特征频率, 判断轴承的故障类型。

3 仿真分析

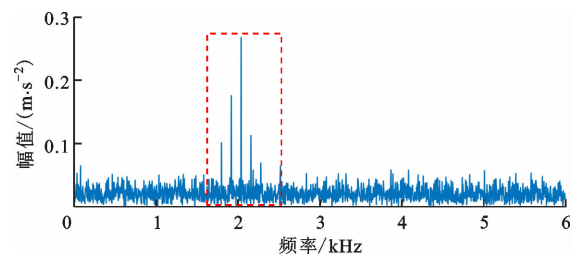
为验证所提方法的有效性, 建立以下脉冲信号来模拟内圈点蚀故障。仿真信号如下

$$\left. \begin{aligned} x(t) &= \sum_{m=1}^M A_m h(t - mT - \tau_m) + n(t) \\ h(t) &= \exp(-Bt) \sin(2\pi f_n t) \\ A_m &= 1 - A_0 \sin(2\pi f_r t) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

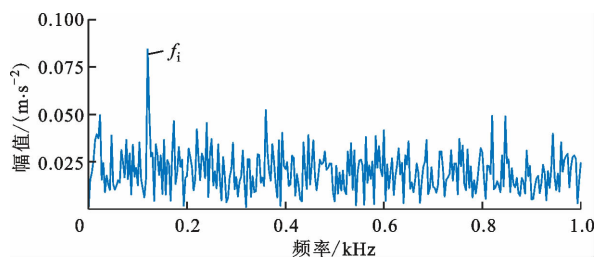
式中: 振幅 $A_0 = 0.3$, 衰减系数 $B = 400$, 共振频率 $f_n = 2000$ Hz, 转频 $f_r = 25$ Hz, 内圈故障频率 $f_i = 1/T_i = 120$ Hz。仿真信号采样频率为12000 Hz, 加入信噪比为-8 dB的白噪声, 分析点数为3600个, 故障脉冲间隔为0.0083 s。仿真信号时域波形及谱分析如图1所示。图1a中红色部分的周期性冲击信号完全淹没在噪声中, 时域信号毫无规律可寻; 频谱图中仅发现频率为2000 Hz的共振频率; 包络谱中只发现内圈故障的基频, 传统的谱分析法失效。



(a) 仿真信号时域波形



(b) 仿真信号频谱



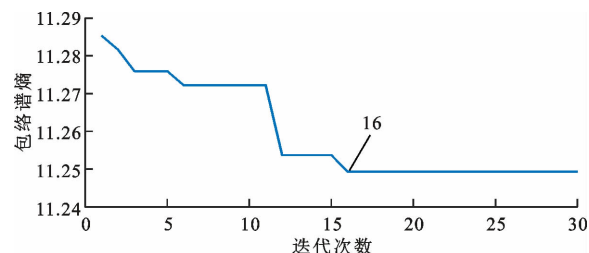
(c) 仿真信号包络谱

图1 仿真信号时域波形及谱分析

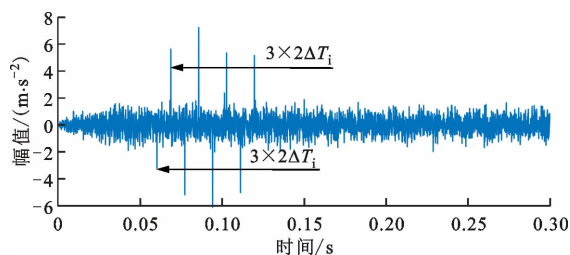
Fig. 1 Time-domain waveform and spectrum analysis of simulation signals

采用本文所提 SSA-MCKD 方法对仿真信号进行处理,结果如图 2 所示。SSA 算法迭代至 16 代时 E 趋于稳定,搜索得到最优参数组合为 [446, 102, 7]; 设定 MCKD 参数对仿真信号进行处理,最优解卷积信号中间隔为 $2\Delta T_i$ 的故障脉冲成分更加明显;包络谱中可清晰辨识内圈故障特征频率 f_i 及其倍频;与仿真信号原始包络谱相比,内圈故障频率成分更清晰、更突出,由此可确定内圈故障。

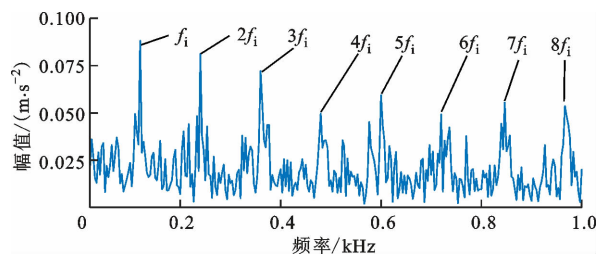
为验证 SSA 算法在 MCKD 参数选择方面的优势,选择 GA-MCKD 和 PSO-MCKD 方法进行对比,



(a) 包络谱熵值随迭代次数的变化



(b) 解卷积后时域波形



(c) 解卷积后包络谱

图2 SSA-MCKD 方法对仿真信号分析的结果

Fig. 2 Analysis results of simulation signals by SSA-MCKD

以解卷积后信号的包络谱熵和寻找最优解进化次数作为依据。3 种优化方法的变量初始化如下:种群规模为 20,最大迭代次数为 30。SSA、GA 和 PSO 方法寻优对比结果如图 3 所示。图 3 中 SSA 算法在第 10 代寻优得到最优解,并且所得到的 E 最小;GA 算法最晚在第 15 代找到最优解;PSO 算法虽较早得到最优解,但对应的 E 最大。验证了本文所提出 SSA-MCKD 方法的优越性。

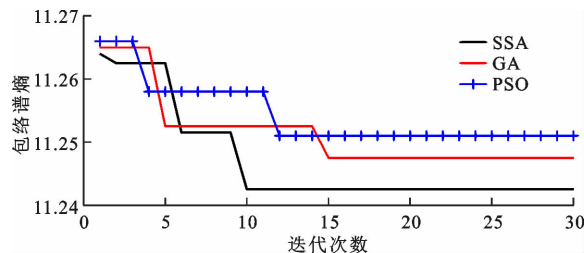


图3 SSA、GA 和 PSO 方法寻优对比

Fig. 3 A comparison of SSA, GA and PSO optimizations

4 全寿命周期加速实验信号验证

在仿真信号验证成功的基础上,运用实验采集到的轴承数据对所提方法进行验证。实验数据取自雷亚国教授课题组发布的 XJTU-SY 轴承全寿命周期数据集^[25]。轴承全寿命周期加速实验台如图 4 所示,实验轴承型号为 LDK UER204,其参数如表 1 所示。通过调节待测轴承水平方向、垂直方向上的径向力大小和交流电机的转速获得轴承全寿命周期故障信号。实验设置采样频率 f_s 为 25 600 Hz,选

择分析的数据长度为7 680点。

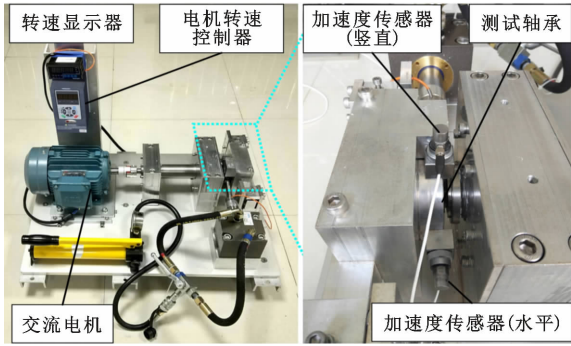


图 4 轴承全寿命周期加速实验台
Fig. 4 Acceleration test platform for bearing full life cycle

表 1 LDK UER204 轴承参数

Table 1 Parameters of LDK UER204 bearing

滚子直径 d /mm	节径 D /mm	滚子个数 Z	接触角 β /($^{\circ}$)
7.92	34.55	8	0

4.1 外圈故障

设置电机转速为2 100 r/min (转频 $f_r = 35$ Hz),施加 12 kN 的径向力,实验结束后轴承外圈剥落。计算得到轴承外圈故障特征频率 $f_o = 107.91$ Hz,故障周期 $T_o = 237.26$,故障脉冲间隔 $\Delta T_o = 0.009\ 3$ s。

轴承外圈故障信号时域波形和包络谱如图 5 所示。时域中完全看不到周期性故障脉冲;包络谱中外圈故障特征频率成分较为微弱,还需对信号作进

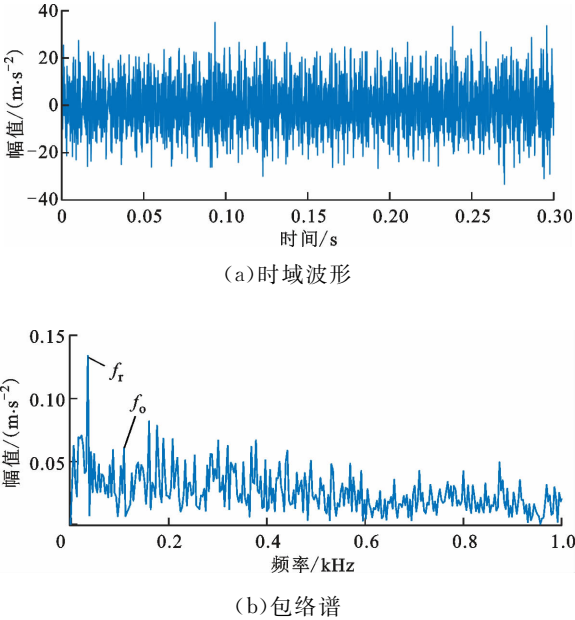


图 5 轴承外圈故障信号时域波形和包络谱
Fig. 5 Time-domain waveform and envelope spectrum of outer race fault signal

一步处理。

设置参数 $T \in [227, 247]$,参数 L 、 M 的范围同 1.2 节步骤 1 给出的范围,图 6 为采用本文方法对外圈信号的处理结果。SSA 搜索得到包络谱熵 E 的最小值为 12.44,获到 MCKD 最优参数组合为 $[339, 229, 1]$ 。最优解卷积信号时域中可清晰观察到间隔为 ΔT_o 的周期性冲击性成分,且与图 5a 相比,信号的峭度提高了 4.28 倍;其包络谱中外圈故障特征频率 f_o 及其倍频处有较为突出的谱线。与原始信号包络谱相比,外圈故障特征成分更明显,且谱线幅值整体高于图 5b。由此,确定轴承故障类型为外圈故障,与实验结果相符。

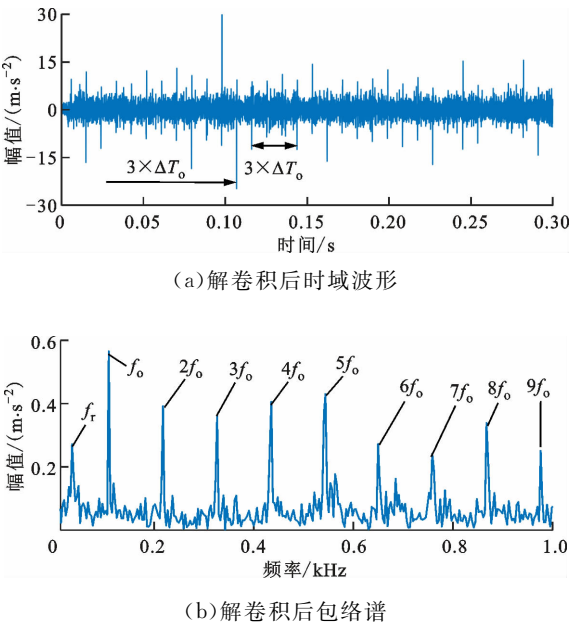
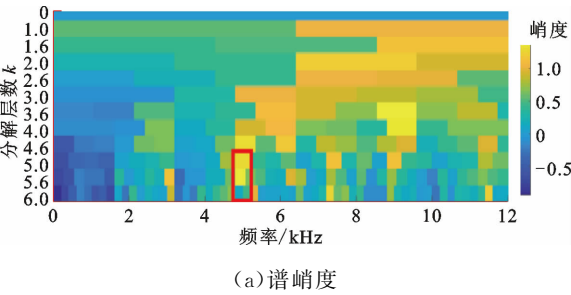
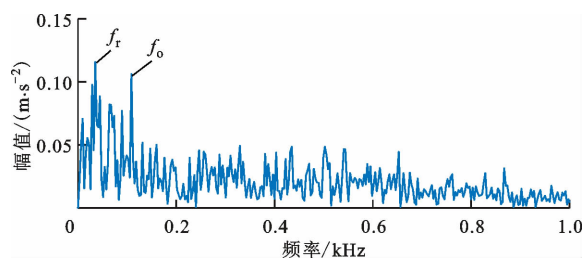


图 6 SSA-MCKD 方法对外圈故障信号的分析结果
Fig. 6 Analysis results of outer race fault signal by SSA-MCKD

图 7 为外圈故障信号经快速谱峭度(FSK)的处理结果,峭度最大的特征信号带宽为 266 Hz,中心频率为4 933 Hz。带宽较窄,噪声干扰较大,滤波后信号包络谱中只发现了轴承外圈故障频率的基频,效果不佳。





(b)滤波信号包络谱

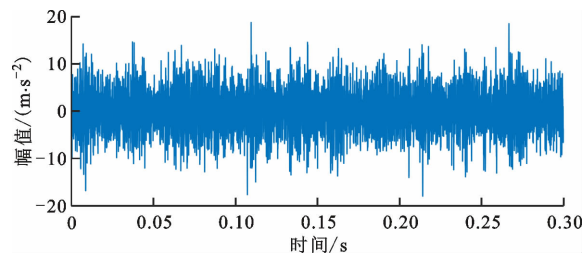
图7 外圈故障信号FSK分析结果

Fig. 7 Analysis results of outer race fault signal by FSK

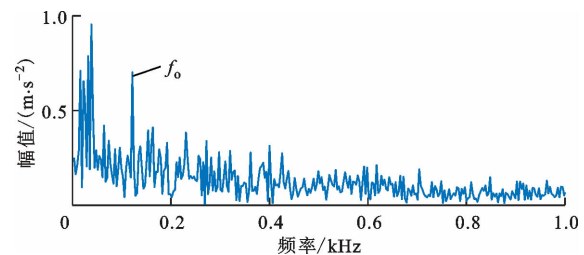
4.2 内圈、外圈和滚动体复合故障

设置电机转速为 2 400 r/min(转频 $f_r=40$ Hz), 施加 10 kN 的径向力, 实验结束后轴承外圈、内圈和滚动体出现故障。计算得到轴承内圈、外圈和滚动体故障特征频率分别为 $f_i=196.68$ Hz、 $f_o=123.32$ Hz 和 $f_b=82.66$ Hz, 故障周期分别为 $T_i=130.16$ 、 $T_o=207.59$ 和 $T_b=309.69$, 故障脉冲间隔为 $\Delta T_i=0.005$ s、 $\Delta T_o=0.008$ s 和 $\Delta T_b=0.012$ s。

图 8 给出了复合故障信号及其包络谱。如图 8a 所示, 复合故障时域中噪声干扰较为严重, 不能分辨故障冲击成分; 如图 8b 所示, 包络谱中仅观察到外圈故障特征频率, 未发现内圈和滚动体的特征频率谱线, 直接谱分析法无法确定轴承故障类型以及故障源数。



(a)时域波形



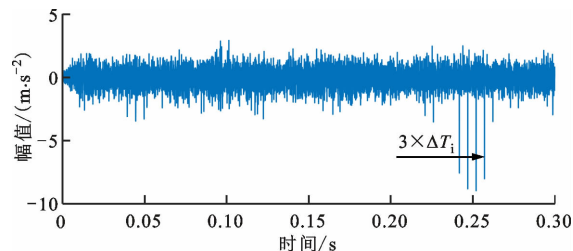
(b)包络谱

图8 复合故障信号及其包络谱

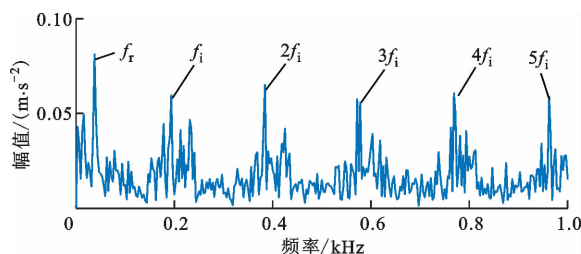
Fig. 8 Composite fault signal and its envelope spectrum

在运用 MCKD 方法对复合故障信号进行故障特征提取时, 由于不同的故障类型对应不同的故障周期, 分别设置 T 的寻优区间分别为 $[120, 140]$ 、

$[197, 217]$ 和 $[299, 319]$ 。采用 SSA 算法对 MCKD 参数寻优, 结果如图 9~11 所示。由图 9~11 可知: 当 T 属于不同的搜索范围时, SSA 算法寻优得到 MCKD 最优参数组合分别为 $[376, 131, 3]$ 、 $[461, 213, 5]$ 和 $[464, 311, 6]$; 与原始信号时域相比, 最佳解卷积信号中分别提取到间隔为 ΔT_i 、 $2\Delta T_o$ 和 $2\Delta T_b$ 的故障脉冲, 并且信号的峭度分别提高了 3.02、3.17 和 2.48 倍; 最佳解卷积信号包络谱中, 内圈、外圈和滚动体故障特征频率及其倍频成分清晰可见。综上所述, 本文所提方法能有效提取出轴



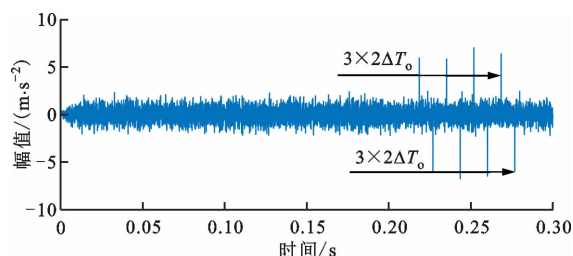
(a)解卷积后时域波形



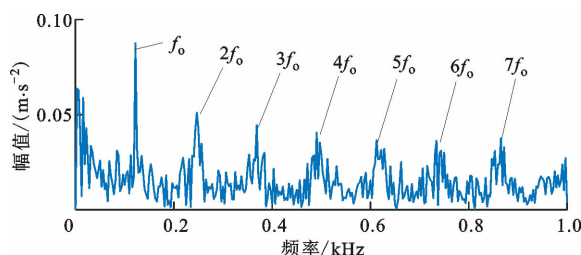
(b)解卷积后包络谱

图9 $T \in [120, 140]$ 时 SSA-MCKD 方法的分析结果

Fig. 9 Analysis results of SSA-MCKD as $T \in [120, 140]$



(a)解卷积后时域波形



(b)解卷积后包络谱

图10 $T \in [197, 217]$ 时 SSA-MCKD 方法的分析结果

Fig. 10 Analysis results of SSA-MCKD as $T \in [197, 217]$

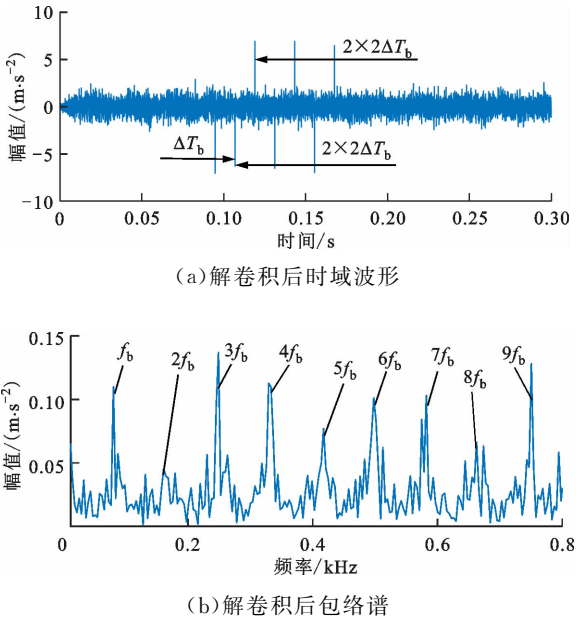


图 11 $T \in [299, 319]$ 时 SSA-MCKD 方法的分析结果
Fig. 11 Analysis results of SSA-MCKD as $T \in [299, 319]$

承复合故障信号中各故障类型的特征信息。

图 12 为 FSK 方法对复合故障信号的处理结果。设置带通滤波带宽为 $[2\ 395, 2\ 665]$ Hz, 滤波后信号包络谱中没有提取到轴承的故障特征频率, 方法失效。

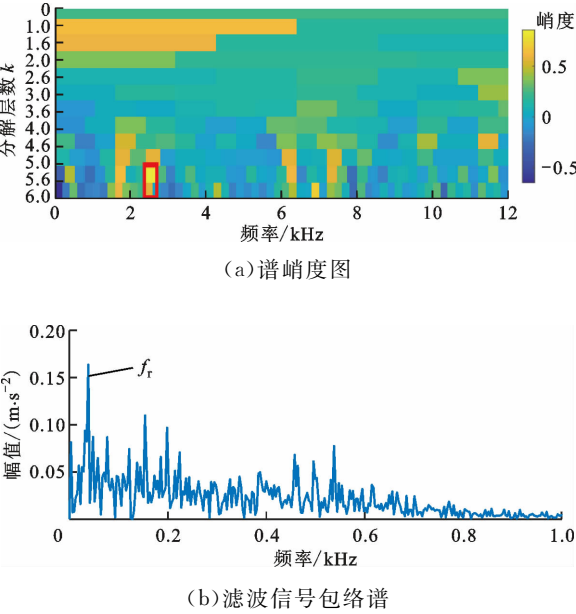


图 12 复合故障信号 FSK 分析结果
Fig. 12 Analysis results of composite fault signals by FSK

5 实际工程案例验证

为进一步验证所提方法的有效性,以某汽车零件加工车间中冲压设备齿轮箱故障数据为例进行验

证。检查齿轮箱后发现齿轮箱输出轴轴承内圈出现裂纹,已知设置的采样频率 f_s 为 12 800 Hz,输出轴转速为 320 r/min(转频 $f_r = 5.33$ Hz),轴承型号为 SKF61904,计算得到内圈故障特征为 $f_i = 34.24$ Hz,故障周期 $T_i = 373.83$,故障脉冲间隔 $\Delta T_i = 0.029$ s,选择数据点为 7 680 个。

图 13 给出了工程信号及其包络谱。由于强噪声干扰,图 13a 所示工程信号时域中波形较为复杂,无法观察到周期性冲击特征;图 13b 包络谱中也未能提取到与轴承内圈相关的特征频率成分,无法判断轴承的故障类型。传统的包络解调方法失效。

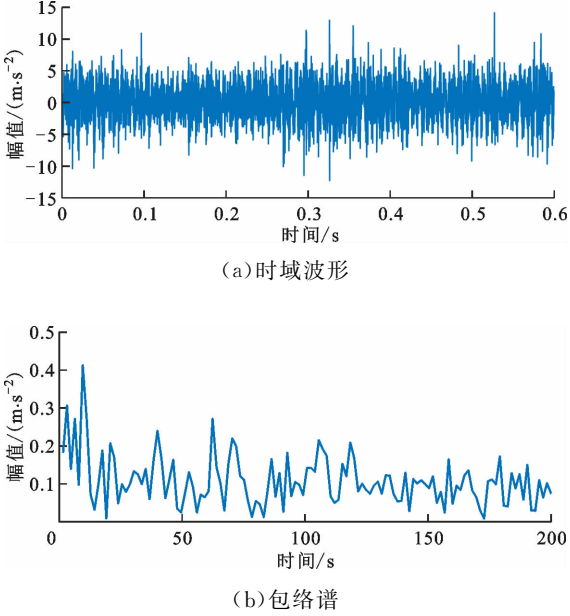
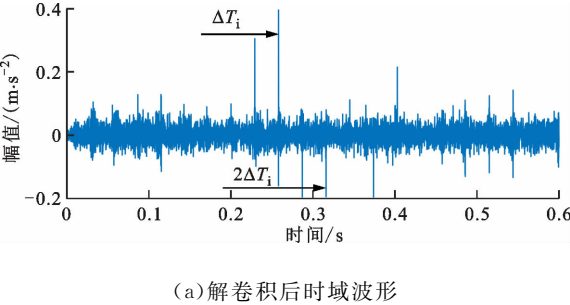
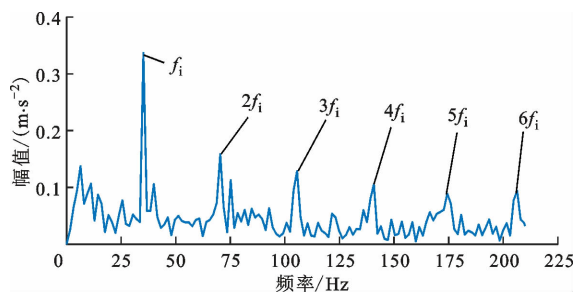


图 13 工程信号及其包络谱
Fig. 13 Engineering signal and its envelope spectrum

设置参数 $T \in [363, 383]$,SSA-MCKD 方法对工程信号进行处理结果如图 14 所示。SSA 算法搜索得到 MCKD 方法最佳参数组合为 $[474, 371, 7]$ 。最佳解卷积信号时域中间隔为 ΔT_i 的冲击特征较为明显,且峭度提高了 3.9 倍。对应包络谱中可清晰辨识到内圈故障特征频率 f_i 及倍频成分;对比图 13b,所提方法完全突出了轴承内圈的故障特征频



(a)解卷积后时域波形



(b)解卷积后包络谱

图14 SSA-MCKD方法对工程信号进行处理的结果

Fig. 14 Analysis results of engineering signal by SSA-MCKD

率成分,提取出工程信号中的内圈故障特征频率成分。

图15为工程信号经FSK方法滤波后信号包络谱,从中仅发现内圈故障特征频率 f_i 和二倍频 $2f_i$,并且干扰谱线较多,FSK效果不明显。

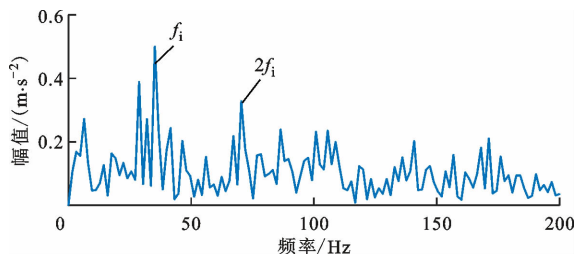


图15 工程信号FSK分析结果

Fig. 15 Analysis results of engineering signals by FSK

6 结论

针对强噪声环境下MCKD方法在滚动轴承故障特征提取方面的不足,提出一种参数自适应的MCKD故障特征提取方法。仿真信号、实验信号以及工程案例验证了所提方法的有效性,得出以下3个结论。

(1)基于SSA算法改进的MCKD方法能自适应搜索得到滤波器长度、解卷积信号周期以及位移数的最优组合,避免了人为主观因素对MCKD参数选择的干扰,实现故障信号的最佳解卷积。

(2)所提出的以包络谱熵为优化目标的参数自适应MCKD方法效果优于无需优化目标的直接谱分析法和FSK方法,有效克服了FSK方法受共振频带中心频率和带宽影响的不足,并且提取到轴承的故障特征频率成分更清晰、更丰富。

(3)仿真分析和实验结果表明,利用SSA算法自适应选择参数提高了MCKD方法的解卷积性能,使信号的峭度提高了3倍以上,具有较好的工程应

用前景。

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] 王靖岳, 李建刚, 王浩天. 采用改进多点最优最小熵反褶积的齿轮箱复合故障特征提取 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(5): 70-77.
WANG Jingyue, LI Jiangang, WANG Haotian. Feature extraction of gearbox composite fault based on the improved multipoint optimal minimum entropy deconvolution [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(5): 70-77.
- [3] QIN Yi, LI Chengcheng, CAO Folin, et al. A fault dynamic model of high-speed angular contact ball bearings [J]. Mechanism and Machine Theory, 2020, 143: 103627.
- [4] CHENG Yao, WANG Zhiwei, ZHANG Weihua, et al. Particle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problem for rolling element bearing fault diagnosis [J]. ISA Transactions, 2019, 90: 244-267.
- [5] 邓飞跃, 强亚文, 杨绍普, 等. 一种自适应频率窗经验小波变换的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(8): 22-29.
DENG Feiyue, QIANG Yawen, YANG Shaopu, et al. A fault diagnosis method of rolling element bearings with adaptive frequency window empirical wavelet transform [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(8): 22-29.
- [6] YU Xiao, DONG Fei, DING Enjie, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified LFDA and EMD with sensitive feature selection [J]. IEEE Access, 2018, 6: 3715-3730.
- [7] WANG Fengtao, LIU Chenxi, SU Wensheng, et al. Combined failure diagnosis of slewing bearings based on MCKD-CEEMD-ApEn [J]. Shock and Vibration, 2018, 2018: 6321785.
- [8] SAWALHI N, RANDALL R B, ENDO H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2616-2633.
- [9] MCDONALD G L, ZHAO Qing, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.

- [10] HONG Lianhuan, LIU Xiaobo, ZUO Hongyan. Compound fault diagnosis of rotating machinery based on adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution and customized multiwavelet transform [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(11): 115007.
- [11] HONG Lianhuan, LIU Xiaobo, ZUO Hongyan. Compound fault diagnosis of rotating machinery based on adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution and customized multiwavelet transform [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(11): 115007.
- [12] ZHANG Feibin, HUANG Jinfeng, CHU Fulei, et al. Mechanism and method for outer raceway defect localization of ball bearings [J]. IEEE Access, 2020, 8: 4351-4360.
- [13] CUI Hongjiang, GUAN Ying, CHEN Huayue. Rolling element fault diagnosis based on VMD and sensitivity MCKD [J]. IEEE Access, 2021, 9: 120297-120308.
- [14] HE Yong, WANG Hong, XUE Hai, et al. Research on unknown fault diagnosis of rolling bearings based on parameter-adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution [J]. Review of Scientific Instruments, 2021, 92(5): 055103.
- [15] WODECKI J, MICHALAK A, ZIMROZ R. Optimal filter design with progressive genetic algorithm for local damage detection in rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 102: 102-116.
- [16] 向玲, 李营. 风力发电机轴承复合故障特征提取方法研究 [J]. 振动与冲击, 2020, 39(9): 144-151.
XIANG Ling, LI Ying. Feature extraction method for bearing composite faults of a wind turbine [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(9): 144-151.
- [17] 胡爱军, 赵军. 基于自适应最大相关峭度解卷积的滚动轴承多故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 171-177.
HU Aijun, ZHAO Jun. Diagnosis of multiple faults in rolling bearings based on adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 171-177.
- [18] TANG Guiji, WANG Xiaolong, HE Yuling. Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(1): 43-54.
- [19] ZHOU Haitao, CHEN Jin, DONG Guanming. Application of maximum correlated kurtosis deconvolution on rolling element bearing fault diagnosis [C] // Proceedings of the Engineering Asset Management: Systems, Professional Practices and Certification. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2015: 159-172.
- [20] 张俊, 张建群, 钟敏, 等. 基于 PSO-VMD-MCKD 方法的风机轴承微弱故障诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 287-296.
ZHANG Jun, ZHANG Jianqun, ZHONG Min, et al. PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296.
- [21] 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: 16-20.
- [22] DING Chuancang, ZHAO Ming, LIN Jing, et al. Multi-objective iterative optimization algorithm based optimal wavelet filter selection for multi-fault diagnosis of rolling element bearings [J]. ISA Transactions, 2019, 88: 199-215.
- [23] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [24] LYU Xuan, HU Zhanqi, ZHOU Haili, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis [J]. Measurement, 2019, 139: 236-248.
- [25] WANG Biao, LEI Yaguo, LI Naipeng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.

(编辑 武红江 刘杨)