

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2022.07.031

本文引用格式: 曾耀传, 林云树, 吴晓梅. 基于 EEMD 与 GWO - MCKD 的门座起重机回转支承故障诊断[J]. 机床与液压, 2022, 50(7): 170-175.

ZENG Yaochuan, LIN Yunshu, WU Xiaomei. Fault diagnosis of slewing bearing of portal crane based on EEMD and GWO - MCKD[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(7): 170-175.

基于 EEMD 与 GWO - MCKD 的门座起重机回转支承故障诊断

曾耀传¹, 林云树², 吴晓梅¹

(1. 福建省特种设备检验研究院, 福建福州 350008;
2. 福州大学机械工程及自动化学院, 福建福州 350108)

摘要: 低速重载的门座起重机回转支承信号易受环境噪声影响, 难以提取故障特征。为解决此问题, 提出一种集合经验模态分解 (EEMD) 与灰狼优化 (GWO) 算法优化的最大相关峭度解卷积 (MCKD) 相结合的故障诊断方法。对回转支承信号进行 EEMD 分解, 得到一系列本征模态函数 (IMF), 选择峭度最大的 IMF 作为最优分量; 以相关峭度为目标函数, 利用 GWO 寻找在最优分量上的 MCKD 的最佳参数组合; 使用最佳参数组合的 MCKD 对最优分量进行降噪, 突出故障冲击成分; 对降噪后的信号进行包络谱分析, 完成故障诊断。结果表明: 所提方法能自适应增强故障冲击成分, 有效提取故障特征。

关键词: 回转支承; 故障诊断; 集合经验模态分解; 灰狼优化算法; 最大相关峭度解卷积
中图分类号: TH133.3

Fault Diagnosis of Slewing Bearing of Portal Crane Based on EEMD and GWO - MCKD

ZENG Yaochuan¹, LIN Yunshu², WU Xiaomei¹

(1. Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute, Fuzhou Fujian 350008, China;
2. School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350108, China)

Abstract: The low-speed and heavy-load portal crane slewing bearing signal is easily affected by environmental noise and it is difficult to extract fault characteristics. To solve this problem, a fault diagnosis method combining the ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and the maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD) optimized by grey wolf optimization (GWO) algorithm was proposed. The slewing bearing signal was decomposed by using EEMD to obtain a series of intrinsic mode functions (IMF), and the IMF with max kurtosis was selected as the optimal component; the correlation kurtosis was taken as the objective function and the GWO was used to find the optimal parameter combination of MCKD on the optimal component; the MCKD of the optimal parameter combination was used to reduce the noise of the optimal component and highlight the fault impact component; the signal after noise reduction was analyzed by using the envelope spectrum, and the fault diagnosis was completed. The results show that by using the proposed method, the fault impact component can be enhanced adaptively, and the fault characteristics can be extracted effectively.

Keywords: Slewing bearing; Fault diagnosis; Ensemble empirical mode decomposition; Grey wolf optimization algorithm; Maximum correlated kurtosis deconvolution

0 前言

回转支承是一种特殊的大型滚动轴承, 广泛应用于各种大型机械, 例如港口的门座起重机。门座起重机回转支承在工作状态时各部分的受力不均以及运动状态复杂, 并且由于低速重载的运行特点和大量的背景噪声, 使得原本因故障产生的冲击淹没在背景噪声

里, 因此故障特征的提取比一般中高速轴承难。然而, 在门座起重机的长期使用中, 回转支承故障是难免的。如果不能及时发现这些故障并做出应对措施, 将会影响门座起重机的正常运转, 同时导致巨大的经济损失^[1-2]。

目前, 少部分研究人员对回转支承故障诊断展开

收稿日期: 2021-01-22

基金项目: 市场监管总局科技计划资助项目 (2019MK036); 福建省自然科学基金项目 (2019J01211)

作者简介: 曾耀传 (1976—), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为特种设备检验及其故障诊断。E-mail: 465266976@qq.com。

了研究并取得初步成果。吕学昭^[3]采用小波分解和极值域均值模态分解的复合方法对门座起重机回转支承进行故障诊断,然而小波分解中小波基与分解层数无法自适应选取。南京工业大学针对回转支承故障诊断做了较多的研究,将圆域分析^[4]、小波能量模式^[5]、双谱分析^[6]、峭度概率密度分析^[7]、加权融合算法^[8]、概率主成分分析^[9]等方法应用于实验台回转支承振动信号的降噪和特征提取,同时还将支持向量机^[10]、BP神经网络^[11]等机器学习方法应用于实验台回转支承的故障诊断和寿命预测,但因其数据来自于实验台,且故障是人为加工所形成的,与现场实际故障有一定的区别。

基于振动的信号处理方法是回转支承故障诊断最常用的方法之一。回转支承的振动信号具有非线性、非平稳特征,故无法直接从原始信号中提取到故障特征,因此需对它进行处理。然而,信号处理方法众多,选择一种合适的方法对回转支承信号处理至关重要。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)无需预设基函数,只根据自身时间尺度上的特征来分解信号,是一种具有很强自适应能力的信号处理方法。它的主要缺点是模态混叠问题。EEMD(Ensemble Empirical Mode Decomposition)克服了上述方法的局限性,并且有许多以往成功应用于旋转机械故障诊断的实例^[12-13],因此本文作者选择 EEMD 作为门座起重机回转支承信号的处理方法。

回转支承的振动信号中往往伴随着巨大的环境噪声,信号经 EEMD 分解后的 IMF 分量仍然会有一定量的噪声存在,因此需要对 IMF 分量进行降噪处理。最大相关峭度解卷积(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)是 MCDONALD 等^[14]提出的适用于突出被噪声淹没的周期性冲击成分的算法,在轴承微弱故障诊断中取得了一定成果。然而, MCKD 的使用需要提前设置滤波器长度 L 和解卷积周期 T 。需要指出的是,滤波器长度 L 和解卷积周期 T 在 MCKD 算法中并不是完全独立的,单独优化其中一个参数无法获得最佳的降噪效果。因此,需要采用合适的寻优算法进行参数组合的寻优。

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization, GWO)是由 MIRJALILI 等^[15]受到灰狼野外捕食活动的启发而开发的一种群智能优化算法,具有参数少、易收敛、易实现等优点。近年来,它受到了许多学者的关注,并成功应用在故障诊断领域中^[16-17]。

综上所述,本文作者将 EEMD 和 MCKD 两种方法相结合,用于门座起重机回转支承故障诊断。为实现 MCKD 参数的自适应选取,采用灰狼优化算法,以相

关峭度为适应度函数对最佳参数组合进行全局寻优。

1 原理与故障诊断框架

1.1 EEMD 原理及算法流程

EEMD 方法通过在原始信号中多次加入等幅值的高斯白噪声,利用高斯白噪声频率均匀的特性,对多次 EMD 分解后的 IMF 分量进行平均,消除多次加入的高斯白噪声,同时有效抑制由极值分布不均而引起的模态混叠。EEMD 分解的步骤如下:

(1) 设定加入高斯白噪声的次数,即总体平均次数 N ;

(2) 向原始信号 $x(t)$ 中加入一组均匀的高斯白噪声 $n_i(t)$,产生新的信号:

$$x_i(t) = x(t) + n_i(t) \quad (1)$$

(3) 对带噪信号 $x_i(t)$ 进行 EMD 分解,得到若干个 IMF 和一个余项:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^J c_{ij}(t) + r_i(t) \quad (2)$$

其中: $c_{ij}(t)$ 为第 i 次实验的带噪信号分解后的第 j 个 IMF; $r_i(t)$ 为残余函数;

(4) 重复 N 次步骤 (2) 和步骤 (3),对得到的各 IMF 和余项取平均即为最终的 IMF 和余项:

$$c_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N c_{ij}(t) \quad (3)$$

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t) \quad (4)$$

其中: $c_j(t)$ 为 EEMD 分解后的第 j 个 IMF; $r(t)$ 为 EEMD 分解后的余项。

1.2 MCKD 原理及算法流程

假设回转支承发生故障时产生的周期性信号为 $y(t)$,传递路径衰减响应为 $h(t)$,采集信号时掺杂的环境噪声为 $e(t)$,则实测信号 $x(t)$ 为

$$x(t) = h(t) \times y(t) + e(t) \quad (5)$$

MCKD 算法的实质是找寻最优滤波器 f ,使得从实测信号 $x(t)$ 中尽可能地恢复周期性信号 $y(t)$ 。该算法将相关峭度最大为指标,将淹没在环境噪声中的周期性信号凸显出来。相关峭度的计算公式为

$$K_{cM}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (6)$$

其中: T 为冲击信号的周期; M 为移位数,取值范围一般为 $1 \sim 7$,如果大于 7,精度会降低,文中选择参数 M 为 5。

若要相关峭度最大,则等价于:

$$\frac{d}{df_k} K_{cM}(T) = 0 \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (7)$$

其中: L 为滤波器长度。

最终经计算推导可得出 f 为

$$f = \frac{\|y^2\|}{2\|\beta\|} (x_0 x_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M (x_{mT} \alpha_m) \quad (8)$$

其中:

$$x_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & x_{3-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ 0 & 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-2-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

$$r = 0, T, 2T, \cdots, mT$$

$$\alpha_m = \begin{bmatrix} y_{1-m}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-mT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_1^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-mT}^2) \\ \vdots \\ y_{n-mT}^{-1} (y_n^2 y_{n-T}^2 \cdots y_{n-mT}^2) \end{bmatrix}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-mT} \\ y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-mT} \\ \vdots \\ y_n y_{n-T} \cdots y_{n-mT} \end{bmatrix}$$

MCKD 算法的流程如图 1 所示。

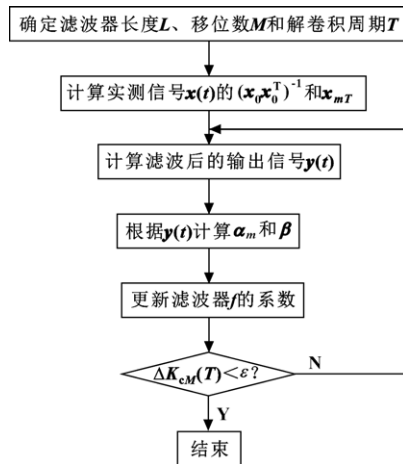


图 1 MCKD 流程

1.3 GWO 原理

灰狼是群居生活动物,并严格遵守着金字塔等级关系。处于最顶层的头狼为 α 狼,负责对食物获取和栖息位置作出决策,具有领导地位;第 2 层为 β 狼,服从于 α 狼,同时也是 α 狼去世后的最佳候选者;第 3 层为 δ 狼,服从于 α 、 β 狼;最后一层为 ω 狼,是整个狼群的基础,同时也需要服从前 3 个层次的狼。灰狼捕猎主要分为 3 个阶段:追踪、包围、攻击。

灰狼优化算法的数学模型表示如下:

$$D = C \cdot X_p(t) - X(t) \quad (9)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (10)$$

其中: D 为狼群与猎物之间的距离; t 为当前迭代次数; X_p 为猎物的位置; X 为狼群的位置; A 、 C 为协同系数, $A = 2a \cdot r_1 - a$ 、 $C = 2r_2$, 式中 $r_1, r_2 \in [0, 1]$, a 在整个迭代过程中由 2 降到 0。

灰狼搜寻猎物主要按 α 、 β 、 δ 狼的指引来完成。因此,在迭代的过程中,保留当前最优的 3 只灰狼作为 α 、 β 、 δ 狼,再根据它们的位置来更新狼群的位置,该过程可表示为

$$\begin{cases} D_\alpha = C_1 \cdot X_\alpha - X \\ D_\beta = C_2 \cdot X_\beta - X \\ D_\delta = C_3 \cdot X_\delta - X \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \\ X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta \end{cases} \quad (12)$$

其中: D_α 、 D_β 、 D_δ 分别为 α 、 β 、 δ 狼和猎物之间的距离; X_α 、 X_β 、 X_δ 分别为 α 、 β 、 δ 狼的位置向量。

1.4 诊断方法流程框架

采用 EEMD 与 GWO-MCKD 相结合的方法对低速重载门座起重机回转支承故障特征进行提取,具体步骤如下:

(1) 确定 EEMD 算法的参数。EEMD 中有 2 个需要人为设定的参数: 高斯白噪声的标准差和添加噪声的次数。标准差根据信号中噪声大小而定,一般为 0.01~0.4,文中选择 0.2; 添加噪声次数通常取 50 或 100,文中选择 50;

(2) 对原始振动信号进行 EEMD 分解,选择峭度最大的 IMF 作为最优分量;

(3) 使用 GWO 算法,以相关峭度为适应度函数在最优分量上进行 MCKD 参数寻优。滤波器长度 L 的寻优范围设置为 $[100, 700]$, 解卷积周期 $T = f_s / f$, 其中: f_s 为采样频率, f 为故障特征频率。因故障特征频率未知,本文作者根据回转支承参数计算理论故障特征频率,将其最大值与最小值代入公式,得到解卷积周期 T 的范围。此外,因理论故障特征频率与实际故障特征频率存在误差,应适当将计算得到的 T 范围扩大;

(4) 将 GWO 寻优得到的最佳参数组合代入 MCKD, 以此对最优分量进行分析,并做出包络谱;

(5) 将包络谱中发现的故障特征频率与理论故障特征频率进行对比分析,得出诊断结果。

整个诊断方法的流程如图 2 所示。

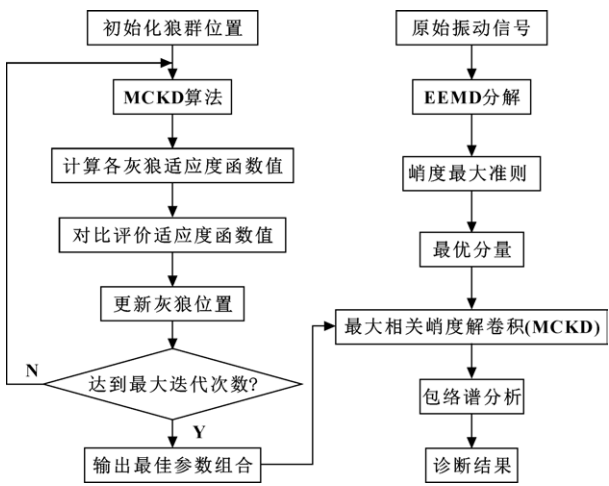


图2 EEMD与GWO-MCKD方法流程

2 回转支承平台与信号采集

文中所分析数据采集于某港口门座起重机中的回转支承, 型号为 132.50.4000。该回转支承结构为三排滚柱式, 工作方式为外圈固定、内圈旋转。此次数据采集选取加速度传感器。由于传感器的布置直接影响采集数据的质量, 故先对传感器放置的位置进行分析。为尽量减小噪声的干扰以及提高信号传递的质量, 将加速度传感器放置在门座起重机的背风侧且靠近回转支承的位置。此外, 回转支承主要受到轴向力、径向力和倾覆力矩的作用, 应在轴向和径向均布置传感器。传感器的具体布置方式如图 3 所示。

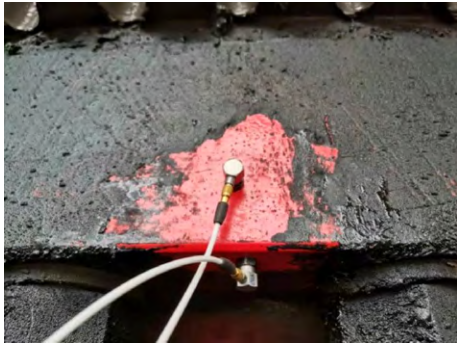


图3 传感器布置

根据现场实际工作环境, 选择载荷及速度较为稳定的条件下进行数据采集。采集时回转支承的转速为 1.22 r/min, 采样频率为 400 Hz。同时为了避免遗漏故障信息, 每次采样时间均大于回转支承旋转一周的时间。

3 信号分析与结果

3.1 理论故障特征频率计算

三排滚柱式回转支承可以简化为普通的三排滚动轴承。因此, 其理论故障特征频率计算公式可使用滚动轴承的计算公式。具体如下:

$$f_i = \frac{z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (13)$$

$$f_o = \frac{z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_s \quad (14)$$

$$f_r = \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \right)^2 \cos^2 \alpha \right] f_s \quad (15)$$

其中: f_i 、 f_o 、 f_r 分别为理论内圈故障特征频率、理论外圈故障特征频率、理论滚动体故障特征频率; D 为回转支承中径; d 为滚动体直径; z 为滚动体数目; α 为接触角; f_s 为转频。

依据公式 (13) — (15) 可计算出回转支承理论故障特征频率如表 1 所示。

表 1 理论故障特征频率 单位: Hz

位置	理论故障特征频率		
	内圈	外圈	滚动体
上排	2.217	2.217	0.814
中排	4.124	4.041	1.592
下排	2.724	2.724	1.013

3.2 现场信号分析与对比

为避免故障信息的遗落, 选择回转支承旋转两周 (98 s) 的数据进行分析。图 4 所示为此数据的时域图和频谱图。从时域图中可观察到明显的冲击成分, 从频谱图中可以观察到许多突出频率, 但无法从中直接辨别故障的特征频率。因此, 需对原始信号进行信号处理再进一步分析。

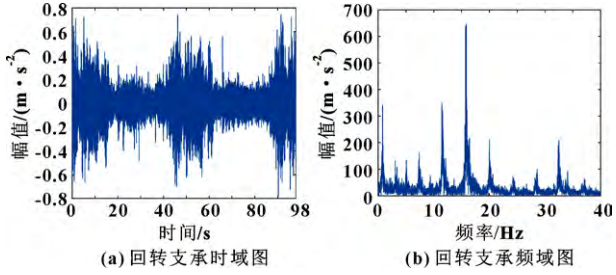


图4 回转支承时域图与频域图

依据第 1.4 节所提方法流程对现场信号进行分析。首先, 使用 EEMD 算法对原始信号进行分解, 得到 14 个 IMF, 计算每个 IMF 的峭度值如图 5 所示。可以看出: IMF2 的峭度值最大, 则选择它作为分析的最优分量; 其次, 根据解卷积周期公式, 从表 1 中选取最大、最小理论故障特征频率代入, 可得解卷积周期 T 的理论寻优范围为 (96, 492), 将范围适当扩大为 (90, 500)。MCKD 的参数寻优过程如图 6 所示。可以看出: 该算法在进行到第 7 代的时候, 相关峭度达到最大, 此时对应的最佳 L 和 T 组合为 [689, 97]; 最后, 设定 MCKD 中的滤波器长度 $L=689$ 、解卷积周期 $T=97$, 得到最优分量经 MCKD 处理后的包络谱如图 7 所示。可以观察到: 包络谱中存在 4.2 Hz 的故障特征频率及其倍频; 与表 1 中的理论故障特征频率对比, 发现它与中排回转支承理论内圈故障特征频率 4.124 Hz 最为

接近。因回转支承的制造安装误差与使用时的磨损和相对滑动,特征频率会存在一定的误差。因此,可以判定回转支承中排内圈发生了较为严重的损伤。整个方法的过程与结果表明故障特征频率被准确地提取,从而也验证了所提方法的有效性。

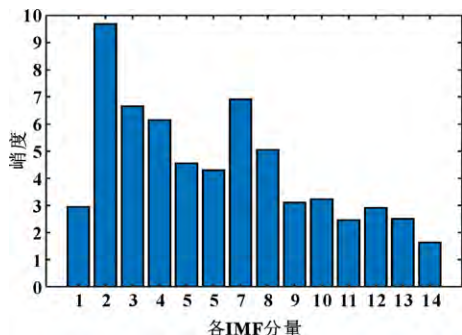


图5 各 IMF 峭度

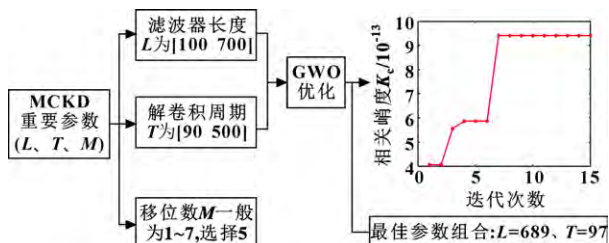


图6 MCKD 参数寻优

为证明所提方法结合 MCKD 算法的必要性,将 EEMD 分解后的峭度最优分量直接做包络谱分析进行对比。EEMD 最优分量的包络谱如图 8 所示。可以发现存在 4.2 Hz 的故障特征频率,其倍频成分不够突出且伴随着许多杂频。与所提方法对比,仅用 EEMD 算法结合包络谱未能充分提取故障频率倍频。

为进一步证明所提方法的优越性,使用最小熵解卷积算法 (MED) 对峭度最优分量进行分析对比。MED 算法主要受滤波器长度 L 的影响,为使对比结果更具说服力,将 MED 的滤波器长度设为与 MCKD 的滤波器长度一致,即 $L=689$ 。采用 MED 算法对峭度最优分量进行处理后得到的包络谱如图 9 所示。可以看出:有较为突出的 4.2 Hz 的故障特征频率及其二倍频、三倍频,但未发现更高倍频且伴随着许多杂频。结果表明:所提方法在门座起重机回转支承故障特征提取上拥有更好的性能。

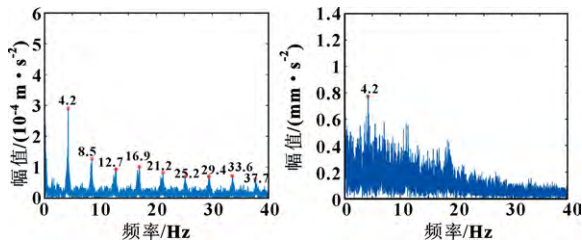


图7 最优分量经 GWO-MCKD 降噪后的包络谱

图8 EEMD 峭度最优分量包络谱

为证明 GWO 参数寻优的优越性,使用粒子群算法 (PSO) 对峭度最优分量进行 MCKD 参数寻优。PSO 寻找的最佳参数组合 $[L, T]$ 为 $[100, 90]$,在此参数下的 MCKD 降噪后的包络谱如图 10 所示。从图中仅可以观测出 4.2 Hz 的故障频率,无明显倍频成分,表明故障特征未被充分提取;与 PSO-MCKD 相比,GWO 优化 MCKD 的结果更为可靠。

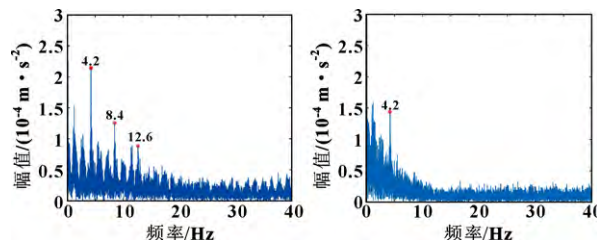


图9 最优分量经 MED 降噪后的包络谱

图10 最优分量经 PSO-MCKD 降噪后的包络谱

4 结论

针对低速重载的门座起重机回转支承故障特征难以提取的问题,本文作者提出了一种基于 EEMD 与 GWO-MCKD 的门座起重机回转支承故障特征提取方法。利用该方法,可有效实现现场门座起重机回转支承故障诊断。结果表明:

- (1) 以相关峭度为适应度函数,采用灰狼优化算法能自适应寻找 MCKD 算法中的最佳参数 L 和 T 的组合;
- (2) 在该参数组合下的 MCKD 算法能够有效抑制背景噪声,突出周期冲击成分;
- (3) 所提方法相比于仅使用 EEMD 或 EEMD-MED 方法,在故障特征提取上拥有更好的性能。

参考文献:

- [1] CAESARENDRA W, KOSASIH B, TIEU A K, et al. Circular domain features based condition monitoring for low speed slewing bearing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing 2014 45(1): 114-138.
- [2] 苏文胜, 薛志钢, 李云飞. 门座起重机回转支承故障诊断研究 [J]. 起重运输机械 2017(6): 82-86.
SU W S, XUE Z G, LI Y F. Research on fault diagnosis of slewing bearing of portal crane [J]. Hoisting and Conveying Machinery 2017(6): 82-86.
- [3] 吕学昭. 基于小波分析和 EEMD 复合方法的门座式起重机回转支承故障诊断研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2016.
LYU X Z. Based on wavelet analysis and EEMD composite method of the portal crane slewing bearing fault diagnosis research [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2016.
- [4] 封杨, 黄筱调, 洪荣晶, 等. 基于圆域分析的大型回转支承初期故障诊断 [J]. 振动与冲击 2017 36(9): 108-

- 115.
- FENG Y, HUANG X D, HONG R J, et al. Incipient fault diagnosis of large-size slewing bearings based on circular domain analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(9): 108-115.
- [5] 杨杰, 陈捷, 徐新庭, 等. 基于小波-能量模式的风电回转支承故障诊断方法研究与应用[J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2015, 37(4): 134-140.
- YANG J, CHEN J, XU X T, et al. Slewing bearing analysis on fault diagnosis based on wavelet and energy fault mode and its application[J]. Journal of Nanjing Tech University (Natural Science Edition), 2015, 37(4): 134-140.
- [6] 赵阳, 陈捷, 洪荣晶, 等. 基于双谱分析在回转支承故障诊断中的应用与研究[J]. 机械设计与制造, 2016(4): 253-257.
- ZHAO Y, CHEN J, HONG R J, et al. Application and research in fault diagnosis of slewing bearing based on bispectrum analysis[J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(4): 253-257.
- [7] 沈玉成, 孙冬梅, 袁倩. 基于峭度的概率密度分析法在风电回转支承故障诊断中的应用研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(23): 182-184.
- SHEN Y C, SUN D M, YUAN Q. Applied research of analysis method of probability density based on kurtosis in fault diagnosis for wind turbine bearings[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(23): 182-184.
- [8] 李红, 孙冬梅, 沈玉成. 改进加权融合算法与双谱技术在风电轴承故障诊断中的应用[J]. 电子器件, 2018, 41(4): 898-904.
- LI H, SUN D M, SHEN Y C. Application of improved weighted fusion algorithm and bispectrum technique in wind turbine bearing fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2018, 41(4): 898-904.
- [9] 陆超, 陈捷, 洪荣晶. 采用概率主成分分析的回转支承寿命状态识别[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(10): 90-96.
- LU C, CHEN J, HONG R J. Recognition of life state for slewing bearings using probabilistic principal component analysis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(10): 90-96.
- [10] 钮满志, 陈捷, 封杨, 等. 基于支持向量机的风电偏航回转支承故障诊断[J]. 南京工业大学学报(自然科学版), 2014, 36(1): 117-122.
- NIU M Z, CHEN J, FENG Y, et al. Fault diagnosis of wind power yawing slewing bearing based on support vector machine[J]. Journal of Nanjing University of Technology (Natural Science Edition), 2014, 36(1): 117-122.
- [11] 王振尧, 孙冬梅, 袁倩. 基于改进 HHT 算法的大型回转支承故障诊断方法研究[J]. 机床与液压, 2018, 46(5): 134-137.
- WANG Z Y, SUN D M, YUAN Q. Research on fault diagnosis method of large scale turbine bearings based on improved HHT algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(5): 134-137.
- [12] ZHONG J H, WONG P K, YANG Z X. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple probabilistic classifiers[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 99-114.
- [13] 雷亚国, 孔德同, 李乃鹏, 等. 自适应总体平均经验模式分解及其在行星齿轮箱故障检测中的应用[J]. 机械工程学报, 2014, 50(3): 64-70.
- LEI Y G, KONG D T, LI N P, et al. Adaptive ensemble empirical mode decomposition and its application to fault detection of planetary gearboxes[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(3): 64-70.
- [14] MCDONALD G L, ZHAO Q, 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.
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [16] ZHANG X, LIU Z W, MIAO Q, et al. An optimized time varying filtering based empirical mode decomposition method with grey wolf optimizer for machinery fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 418: 55-78.
- [17] 付文龙, 谭佳文, 王凯. 基于 VMD 散布熵与改进灰狼优化 SVDD 的轴承半监督故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(22): 190-197.
- FU W L, TAN J W, WANG K. Semi-supervised fault diagnosis of bearings based on the VMD dispersion entropy and improved SVDD with modified grey wolf optimizer[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 190-197.

(责任编辑: 张楠)