

参数自适应 FMD 在轴承早期故障诊断中的应用

王 红, 王泽宇, 何 勇

(兰州交通大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 针对特征模态分解(FMD)的轴承早期微弱故障诊断效果易受滤波器长度 L 、频段分割数 K 、模态分解个数 n 影响的问题, 提出用遗传算法优化 FMD 预设参数, 并以峭度、包络熵和修正的自适应包络谱特征能量比为综合目标函数的诊断方法。该方法利用遗传算法比较不同预设参数下经 FMD 分解各分量信号的综合目标函数值, 并选取其中最大值对应的 L 、 K 、 n 作为 FMD 的预设参数, 通过 FMD 处理后信号的包络谱特征判定轴承的故障类型。经西储大学和辛辛那提大学的公开故障轴承数据以及转向架轴箱轴承数据验证, 该方法具有较好的抗噪声能力和有效的早期微弱故障诊断能力。

关键词: 滚动轴承; 早期微弱故障; 特征模态分解; 遗传算法

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.202309004

Application of parameter adaptive FMD in early bearing fault diagnosis

WANG Hong, WANG Zeyu, HE Yong

(School of Mechatronic Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To solve the problem that the early weak fault diagnosis effect based on feature mode decomposition (FMD) is susceptible to the filter length L , frequency band segment K and mode decomposition number n , a diagnostic method is proposed in which a genetic algorithm is used to optimize the preset parameters of FMD, and the kurtosis, envelope entropy and modified adaptive envelope spectrum characteristic energy ratio as the comprehensive objective function. The method uses genetic algorithm to compare the comprehensive objective function values of each component signal decomposed by FMD under different preset parameters, and selects L , K and n corresponding to the maximum value as the preset parameters of FMD. The bearing fault type is determined by the envelope spectrum characteristics of the signal processed by FMD. The open bearing fault data of Western Reserve University and University of Cincinnati show that this method has good anti-noise ability and effective early fault diagnosis ability.

Keywords: rolling bearing; early weak fault; feature mode decomposition (FMD); genetic algorithm

随着制造业技术的不断发展, 机械设备的复杂程度日趋提升, 这对机械设备的安全性和可靠性也提出了更高的要求。轴承是机械传动系统中的关键部件, 在高速、重载的工况下极易引发损伤, 据调查发现由轴承引起的传动系统故障占比高达 30%^[1]。因此, 及时诊断轴承的早期微弱故障, 不仅可以保障设备安全运行, 还能为设备的维修提供依据, 提升维修效率。

DRAGOMIRETSKIY 等^[2]提出了一种自适应模态分解方法: 变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD), 该方法是一种频域信号分析方法, 通过非递归筛选, 将一个信号分解为多个模态分量。VMD 的本质是多个自适应维纳滤波器组,

具有良好的噪声鲁棒性, 能够有效改善经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 的端点效应和模态混叠现象^[3]。但是 VMD 在应用过程中, 预设参数的选取是关键, 不当的参数会严重影响 VMD 的分解性能。在轴承故障诊断领域内, VMD 各分量信号频段的选取并未充分考虑故障的冲击性和周期性, 各分量信号被视为一个窄带信号, 这使得分量信号中包含较多干扰成分。类解卷积方法也是一类广泛应用的轴承故障诊断方法, 基本思想是通过构建逆滤波器获得滤波后的输出, 并使输出尽可能地恢复原始故障脉冲^[4]。目标函数的建立是滤波器系数选取的关键, 通过迭代、非递归等算法实现目标函数的最大化从而获取最佳滤波器系数。最小熵

解卷积(minimum entropy deconvolution, MED)^[5]是一种经典的解卷积方法,该方法以峭度建立目标函数,提取信号中冲击与稀疏特性明显的成分,但该指标对随机离散冲击同样敏感。为弥补MED对单脉冲干扰敏感的缺点,BUZZONI等^[6]提出用循环平稳性指标代替解卷积中的峭度指标,称之为最大二阶循环平稳盲解卷积(maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution, CYCBD),PENG等^[7]指出在故障频率已知或可以正确估计的情况下CYCBD可用作基准。MCDONALD等^[8]构造了一个能同时兼顾周期性和冲击性的指标:相关峭度(correlated kurtosis, CK),并建立了最大相关峭度解卷积方法(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)。随着目标函数的不断优化,故障特征信息的提取也更精确,但与此同时将更依赖于故障先验知识,预设参数的个数也将增多,导致解卷积方法自适应性下降。

MIAO等^[9]综合解卷积方法和模态分解方法的优势,提出了一种用于旋转机械故障诊断的信号处理方法:特征模态分解(feature mode decomposition, FMD),该方法通过汉宁窗口初始化设计FIR滤波器组,为分解提供方向,然后利用周期估计和更新过程锁定故障信息,最后在模态选择过程中去除冗余和混合模态。FMD分解时不仅考虑了信号的周期性与冲击性,而且摆脱了对于预设故障周期的依赖,与VMD和解卷积方法类似,FMD分解效果同样受到预设参数的影响,当利用智能算法进行参数寻优时目标函数的选取是关键。王恒迪等^[10]利用峭度指标对出场轴承进行质检,验证了其对早期故障具有较高的敏感性。唐贵基等^[11]基于信息熵提出了包络熵,用于寻找VMD模态分量中包含故障特征最多的分量信号。何勇等^[12]通过融合包络熵和峭度指标构建适应度函数,并利用遗传算法实现了VMD的双参数寻优。李川等^[13]综合峭度值、平滑度系数、峰度系数构造适应度函数,选取最优频段解调提取故障信息。峭度和峰度系数可表征信号在时域内的冲击特性,包络熵和平滑度系数可表征信号在时域内的周期特性。YAN等^[14]构造了一种具有较好的抗干扰能力的指标——信号周期峰噪声比(signal cycle kurtosis-to-noise ratio, SCKNR),并利用该指标建立粒子群优化算法的目标函数,对FMD的滤波器长度 L 和模态分解个数 n 进行了寻优。王鹏程等^[15]以故障特征频率比的最大值为目标函数对SEBD的滤波器长度进行寻优。张俊等^[16]以包络谱峰值因子为指标,使用粒子群优化算法实现了

VMD和MCKD预设参数的寻优。鄢小安等^[17]以平方包络谱特征能量比(feature energy ratio of squared envelope spectrum, FER-SES)构建目标函数,采用网格搜索方法,实现了FMD滤波器长度 L 和模态分解个数 n 的自动寻优。平方包络谱特征能量比,可以从平方包络谱域中反应故障信号的特性,信号中故障信号成分越单一,在平方包络谱域内其故障基频及倍频幅值所占的比值就越大,但计算平方包络谱特征能量比时需要预先知道轴承的故障类型和对应的故障特征频率。在实际工程应用中,轴承的故障发生位置是不确定的,并且在外部激励和滚动体随机滑移的影响下,检测出的轴承故障频率会发生一定的偏移,因此该指标存在一定的局限性。以上建立的目标函数都是在单一的信号域内进行的故障特性分析,并且对于FMD的预设参数优化主要是针对滤波器长度 L 和模态分解个数 n ,忽略了频段分割数 K 对FMD分解结果的影响。

本文对于FMD方法进行了自适应性优化,构造了一种综合考虑故障信号在时域、时域包络、包络谱域内特性的目标函数,利用遗传算法对FMD预设参数滤波器长度 L 、频段分割数 K 、模态分解个数 n 进行了全局优化。实测信号分析中,通过向西储大学轴承数据集中添加高斯白噪声,验证了该方法的抗噪声能力;通过选取辛辛那提大学轴承数据集中早期故障时段的信号,验证了该方法对于轴承早期故障诊断的有效性;通过转向架轴承数据进一步验证了该方法的适用性。

1 特征模态分解基本原理

FMD通过初始化FIR滤波器组将原始信号的频带均匀划分为 K 段,滤波器系数的更新过程被定义为一个以相关峭度(correlated kurtosis, CK)为指标构造目标函数的约束问题,其定义式^[9]如下:

$$\arg \max_{\{f_k(l)\}} \left\{ CK_M(u_k) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M u_k(n - mT_s) \right)^2}{\sum_{n=1}^N u_k(n)^2} \right\}^{M+1},$$

$$\text{s.t. } u_k(n) = \sum_{l=1}^L f_k(l)x(n-l+1) \quad (1)$$

式中, $u_k(n)$ 为第 k 个分解模态; L 为滤波器长度; f_k 为第 k 个FIR滤波器的传递函数; l 表示运算的索引变量; $x(n)$ 表示长度为 N 的原始信号; T_s 表示故障周期; M 为移位的阶数, $m \in [0, M]$ 。

通过迭代更新算法求解式(1)中的约束问题,在

迭代过程中,以最大相关峭度为目标,不断更新滤波器系数。 T_s 对滤波器系数的更新起着决定性作用,基于自相关理论,即信号的自相关谱会在周期位置产生局部最大值,由此自适应地确定 T_s ,自相关谱 $R_x(\tau)$ 的定义式^[9]如下:

$$R_x(\tau) = \int_{n=1}^N x(n)x(n+\tau)dn \quad (2)$$

式中, τ 表示滞后系数。随着 τ 值的变化, $R_x(\tau)$ 的值会出现先下降后上升重复波动式的变化。令首次 $R_x(\tau)=0$ 对应的点为首次过零点 τ_0 ,在 τ_0 之后令 $R_x(\tau)$ 首次出现极大值 $R_x(\tau_1)$ 的点为 τ_1 ,即 $T_s=\tau_1$ 。

在滤波器系数迭代更新过程中,为简化运算,首先对 K 个滤波器的系数迭代更新指定次数;然后输出各滤波器解卷积后得到的模态分量,通过计算各模态相互之间的相关系数,在相关系数最大的两个模态分量中剔除相关峭度值相对较小的模态,此时剩余 $K-1$ 个模态;最后舍去被剔除模态所对应的滤波器,并再次迭代更新其他模态所对应滤波器的系数。重复以上步骤,直到剩余的模态分量个数与预设的 n 值一致时停止迭代。相关系数的定义式^[9]如下:

$$CC_{pq} = \frac{\sum_{n=1}^N [u_p(n) - \bar{u}_p][u_q(n) - \bar{u}_q]}{\sqrt{\sum_{n=1}^N [u_p(n) - \bar{u}_p]^2} \sqrt{\sum_{n=1}^N [u_q(n) - \bar{u}_q]^2}} \quad (3)$$

式中, u_p 和 u_q 表示两个模态分量; \bar{u}_p 和 \bar{u}_q 分别为 u_p 和 u_q 的平均值。

FMD算法的具体步骤如下:

步骤1:加载原始信号,输入预设参数,即滤波器长度 L 、频段分割数 K 和模态分解个数 n 。

步骤2:通过 K 个汉宁窗口初始化FIR滤波器组,初始迭代计数器 $i=1$ 。

步骤3:通过 $u_k^i = x * f_k^i$ 迭代,获得滤波后的模态分量信号,其中 $k=1,2,\dots,K$,"*"表示卷积运算。

步骤4:使用原始信号 x 、分解模态分量 u_k^i 和估计的故障周期 T_k^i 更新滤波器系数。其中 T_k^i 通过自相关谱在过零点后达到局部最大值 R_k^i 的时刻估计得到。完成一次迭代,设置 $i=i+1$ 。

步骤5:判断迭代次数是否达到预迭代次数,如果没有达到执行步骤3;否则执行步骤6。

步骤6:计算每两种模态之间的相关系数,构造一个大小为 $K \times K$ 的相关系数矩阵 $CC_{(K \times K)}$ 。在相关系数最大的两个模态分量中进行选择,剔除相关峭度相对较小的模态,设 $K=K-1$ 。

步骤7:判断是否 $K=n$ 。若不满足条件,则返回步骤3;否则停止迭代,得到 n 个模态分量。

FMD算法运算流程如图1所示。

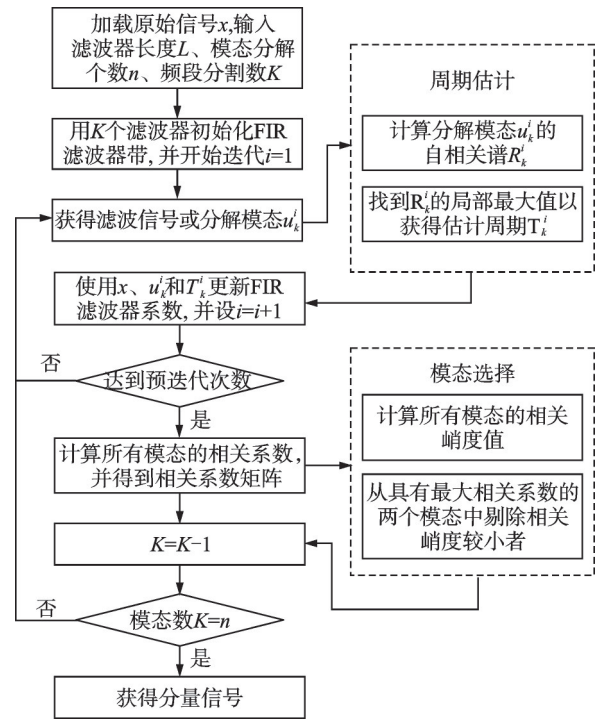


图1 FMD算法流程图

Fig. 1 The algorithm flow of FMD

2 基于遗传算法优化的FMD自适应分解

2.1 寻优综合目标函数的构建

峭度指标可以反映出故障信号的冲击特性,FMD分解得到一系列IMF分量信号,分量信号峭度的表达式为:

$$qd_k = \frac{E(IMF_k - \mu_k)^4}{\sigma_k^4} \quad (4)$$

式中, IMF_k 表示第 k 个模态分量; μ_k 为 IMF_k 的均值; σ_k 为 IMF_k 的方差; E 表示期望函数。

熵值可以反映信号的稀疏性,信号中故障信息成分越单一,就会表现出越明显的周期性。分量信号包络熵的表达式为:

$$En_k = - \sum_{k=1}^N p_k \lg(p_k) \quad (5)$$

$$p_k = a_k / \sum_{k=1}^N a_k \quad (6)$$

式中, a_k 为 IMF_k 对应的包络; p_k 为 a_k 归一化后的形式。

为提高特征能量比指标的自适应性与抗干扰能力,本文提出了一种自适应局部范围搜索的包络谱特征能量比指标。首先根据待检测轴承的尺寸参数

计算4种理论故障频率,然后分别提取包络谱域内,外圈、内圈、滚动体、保持架理论故障频率及邻域内所对应的最大幅值计算特征能量比值,由此每个信号分量都会计算得到4种故障特征能量比,选取其中的最大值作为对应分量信号的能量比值,并初步判定各分量对应的故障类型。由于受到外部作用和滚动体随机滑移的影响,理论故障与实际故障频率存在1%~2%的误差^[18],本文以理论故障频率及其倍频±2%范围内幅值最大的频率作为实际故障特征频率。包络谱特征能量比的计算式如下:

$$FG_{k,j} = \frac{\sum_{c=1}^C F_{k,c}}{\sum_{s=1}^S G_{k,s}} \quad (7)$$

$$NS_k = \max(FG_{k,j}) \quad (8)$$

式中, $j=1,2,3,4$ 对应4种故障类型; c 表示故障的第 c 倍频; C 表示所选故障特征频率及倍频的谱线数; k 表示模态分量的序列号; $F_{k,c}$ 表示第 k 个分量的包络谱中第 c 倍故障特征频率及其邻域内的最大幅值; S 表示包络谱的总谱线数; s 表示每条谱线对应的序号; $G_{k,s}$ 表示第 k 个分量的包络谱中第 s 条谱线的幅值; NS_k 表示第 k 个模态在4种理论故障下,其包络谱特征能量比中的最大者。

由于信号中的谐波分量所对应的频率与保持架理论故障较近,在计算包络谱特征能量比时对其结果的影响较大,因此引入修正系数,其定义式如下:

$$GC_{k,j} = \frac{f_j}{|f_{\max} - f_j|} \times \frac{A_{j_{\max}} - A_{j_{\max}-1}}{A_{j_{\max}}} \quad (9)$$

式中, f_{\max} 表示分量信号在包络谱域内最大幅值对应的频率值; f_j 表示分量信号初步判定故障类型所对应的理论故障频率; $A_{j_{\max}}$ 表示分量信号在包络谱域内的最大幅值; $A_{j_{\max}-1}$ 表示分量信号在包络谱域内的第二大幅值。 f_{\max} 、 $A_{j_{\max}}$ 和 $A_{j_{\max}-1}$ 在包络谱域内的搜索范围是由初步判定各分量的故障类型所决定的,其搜索范围为 $[0, 2f_j)$ 。

为实现FMD预设参数的最佳选取,融合以上指标,建立寻优综合目标函数COF如下:

$$COF = GC \cdot NS \cdot qd / (En) \quad (10)$$

所构建的目标函数综合多域指标全面反映轴承的早期微弱故障特征,峭度指标对早期故障具有较高的敏感性,结合包络熵指标有效克服了其只关注冲击强弱而忽略周期性的问题,通过引入修正的自适应包络谱特征能量比指标,在包络谱域内,对故障特征频率及其幅值的分布特性进行了定量的评估,该指标对于故障特征具有较高的敏感性和针对性,

最后,通过相乘的方式将它们融合不仅可以综合各指标的优势,而且还能弱化由于其中一者过大而覆盖其余特征的弊端。

2.2 基于遗传算法寻优FMD预设参数的流程

基于FMD的故障诊断中,预设参数滤波器长度 L 、频段分割数 K 、模态分解个数 n 对分解效果的影响较大。为进一步提高FMD的诊断精度,本文利用遗传算法对FMD的三项预设参数进行寻优,遗传算法^[19]模拟了遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,是一类可用于复杂系统优化的、具有鲁棒性的搜索算法。

遗传算法优化FMD算法步骤如下:

步骤1:初始化。设置遗传算法参数,种群数 $Z=20$ 、最大迭代次数 $T=20$ 、迭代计数器 $b=1$ 、交叉概率 $P_c=0.9$ 、变异概率 $P_m=0.5$,适应度函数为所建立的寻优综合目标函数COF。

步骤2:编码。构造代表三参数的字符串染色体,生成初始群体。

步骤3:FMD分解。将群体中每一个个体所对应的预设参数进行十进制转换,代入FMD中进行信号处理,获得它们所对应的信号分量。

步骤4:个体评价。以融合的目标函数作为适应度函数进行全局搜索,寻找最大值。

步骤5:判断 $b \geq T$ 。若满足条件,则输出最大适应度函数所对应的最佳预设参数 L 、 K 、 n ;否则执行步骤6。

步骤6:选择运算。利用轮盘赌法选取新一代个体,当个体的适应度值越大,被选取的概率就越大,从而组成“优良种群”。

步骤7:交叉运算。在“优良种群”的前10个个体内部分别随机选取一段基因,与后10个个体依次对应,在每组交叉前生成0~1之间的随机数,若大于或等于 P_c 则不交叉,若小于则两两进行交叉互换,从而组成“交叉群体”。

步骤8:变异运算。在“交叉群体”的前10个个体内部分别随机选取3个编码点,在变异前生成0~1之间的随机数,若大于或等于 P_m 则不变异,若小于则进行变异,若编码为0则变为1,为1则置0,从而生成新一代的种群。

步骤9:用上一代最优个体替代新一代种群中的最后一个个体,从而保证最优解不会在交叉变异中丢失。

步骤10:迭代。即 $b=b+1$,然后返回执行步骤3。

基于遗传算法的FMD参数优化流程如图2所示。

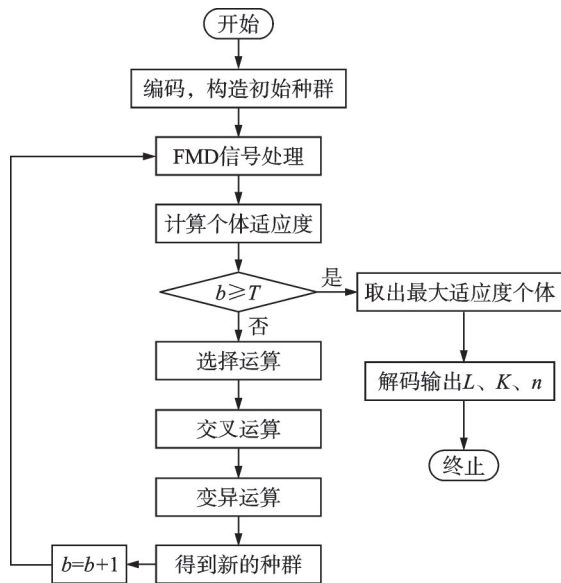


图2 基于遗传算法的FMD参数寻优流程

Fig. 2 FMD parameter optimization process based on genetic algorithm

3 实测信号分析

基于遗传算法优化FMD预设参数寻优范围的选取,为了覆盖轴承故障脉冲重复周期的采样点数,建议最大滤波器长度 L 设置为 f_s/f_f (其中, f_s 为采样频率, f_f 为理论故障频率)^[17],但在保证滤波性能良好的前提下,滤波器的长度应该越短越好,因为滤波器的长度过长会增加计算量^[20],综合以上两点选择 L 的寻优范围为 $[5, 40]$;文献^[17]中推荐模态分解个数 n 的最大寻优值为 $7\sim 10$,因此本文选取 n 的搜索范围为 $[2, 10]$;频段分割数 K 的预设要大于模态分解个数 n ,综合考虑 K 值设置过大对计算速率的影响和过小无法有效提取故障特征信息的问题,将 K 寻优的最大值设置在 20 , K 的最小值由同一次搜索出的 n 值决定,在本算法中设置为变化的, K 的搜索范围为 $[n+1, 20]$;最大迭代次数 $T=20$ 。

3.1 人为植入故障试验信号

利用美国凯斯西储大学的轴承数据集来验证本文参数寻优目标函数的有效性与可行性。试验测试参数如下:轴承型号为6205-2RS JEM SKF,轴承内圈故障直径为 0.1778 mm ,深度为 0.2794 mm ,所受负载为 0.735 kW ,转速为 1772 r/min ,加速度采样频率为 12000 Hz 。由于信号测试环境较为理想,信号中含噪量较少,原始信号的包络谱如图3所示。从图3中可以发现,故障特征频率的幅值较为明显,为突显本方法对早期微弱故障的诊断能力,文献^[21]中向内圈故障信号中加入了高斯白噪声,本文向原始信号中加入 -8 dB 的高斯白噪声,信号的复杂程

度更高、干扰成分更多,加噪后故障信号的时域波形、频谱、包络谱分别如图4~6所示。在高斯白噪声的影响下,图4中故障信号的周期波动情况变得不再明显,图6中故障特征频率幅值也不再突出,信号中故障信息变得微弱。

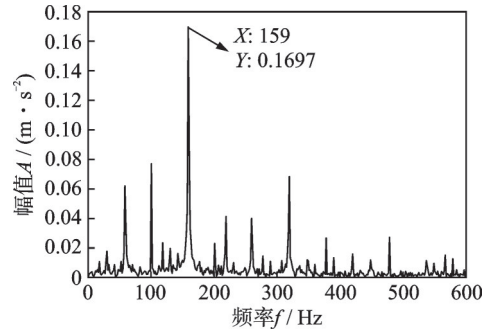


图3 原始信号包络谱

Fig. 3 Envelope spectrum of the original signal

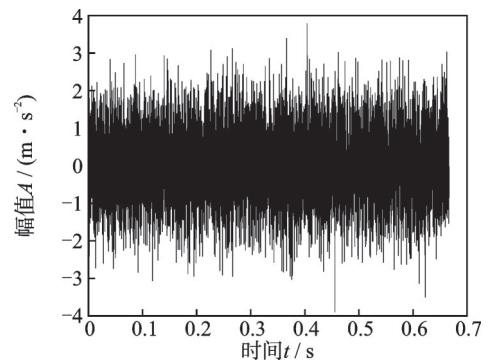


图4 内圈故障时域波形

Fig. 4 Time-domain waveform of inner ring fault

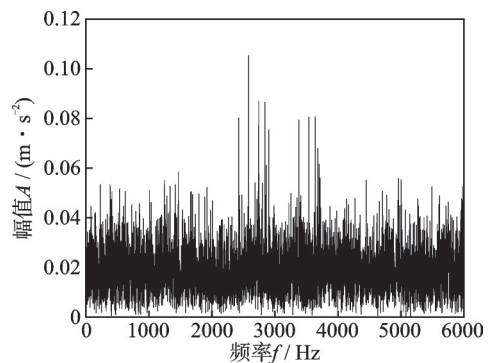


图5 内圈故障频谱

Fig. 5 Frequency spectrum of inner ring fault

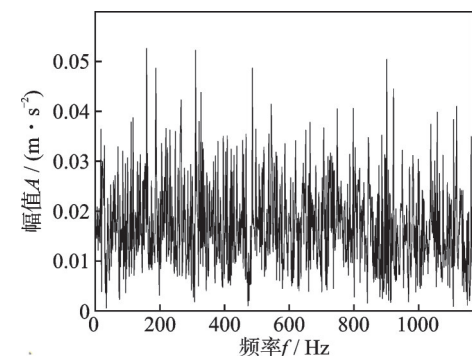


图6 内圈故障包络谱

Fig. 6 Envelope spectrum of inner ring fault

不对 FMD 的预设参数进行寻优,随机预设一组参数 $L=40, K=15, n=2$, 对该加噪信号进行 FMD 分解,得到两个分量信号,其包络谱如图 7 和 8 所示,从两幅图中都无法进行故障判断,这也进一步说明了 FMD 预设参数寻优的必要性。

利用本文提出的方法对加噪信号进行分析,目标函数的寻优迭代变化过程如图 9 所示,在经过 6 次迭代以后目标函数值稳定在 0.761,对应的 FMD 最佳预设参数 $L、K、n$ 分别为 9、15、9,分量信号中 IMF8 为寻优的最佳分量,包络谱如图 10 所示。从图 10 中可以看出,在轴承内圈理论故障频率($f_f=159.9$ Hz)附近出现了一个明显的峰值,由此可以说明轴承发生了内圈故障。

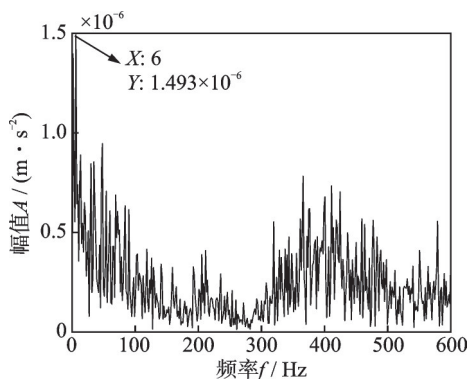


图 7 IMF1 分量包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum of IMF1 component

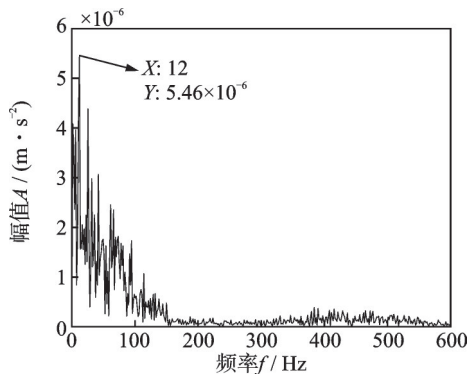


图 8 IMF2 分量包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum of IMF2 component

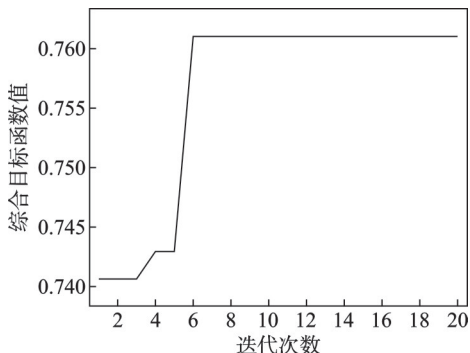


图 9 综合目标函数值变化过程

Fig. 9 Process of change of comprehensive objective function value

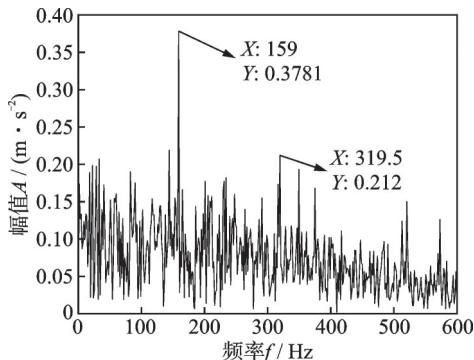


图 10 IMF8 分量包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of IMF8 component

3.2 全寿命周期加速试验信号

进一步验证本文所提方法对轴承早期故障诊断的有效性,对辛辛那提大学的轴承全寿命加速试验信号^[22]进行分析。轴承试验台示意图如图 11 所示,试验台同时安装了 4 个轴承,转速为 2000 r/min,每个轴承的径向与轴向方向都布置加速度传感器。该试验共采集了 3 组试验数据,采样频率为 20000 Hz,采样间隔为 10 min,总共记录 984 组,每组采样 20480 个点。本文选取第 2 组试验轴承 1 上采集到的垂向加速度信号进行验证,该轴承发生了外圈故障,通过轴承结构参数计算得到轴承外圈理论故障为 $f_f=236.4$ Hz。

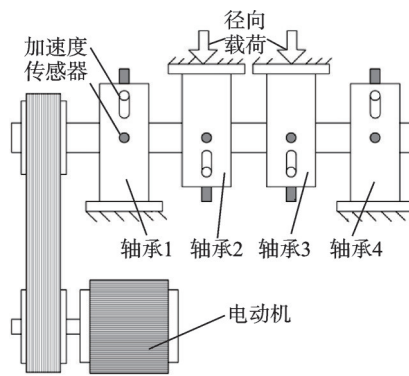


图 11 轴承试验台示意图

Fig. 11 Schematic diagram of bearing test bench

信号的均方根值常用于轴承的退化趋势研究,图 12 为信号全寿命周期内均方根值的变化情况,从图 12 中可以发现在 5310 min 时均方根值出现上升的趋势,说明此时轴承已发生故障。为验证本文所构建方法对于早期微弱故障的诊断能力,本文选取 3500 min 时的信号进行分析,原始信号的包络谱如图 13 所示,可以发现无法识别故障特征频率。

采用遗传算法进行 FMD 寻优分解,目标函数的迭代过程如图 14 所示。可以看出在经过 7 次迭代之后目标函数值稳定在 0.597,此时得到的最优预设参数 $L、K、n$ 分别为 6、15、8,以此参数进行 FMD 信号分解,最优分量为 IMF8,其包络谱如图 15 所示。

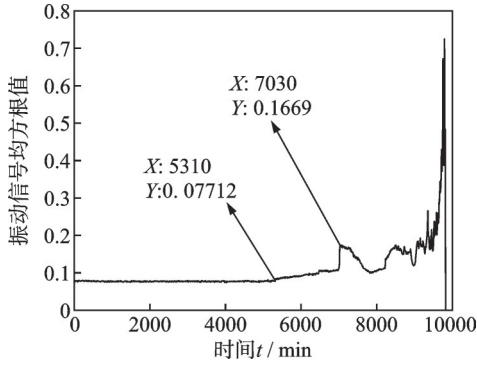


图12 轴承振动信号均方根值变化趋势

Fig. 12 Variation trend of root mean square value of bearing vibration signal

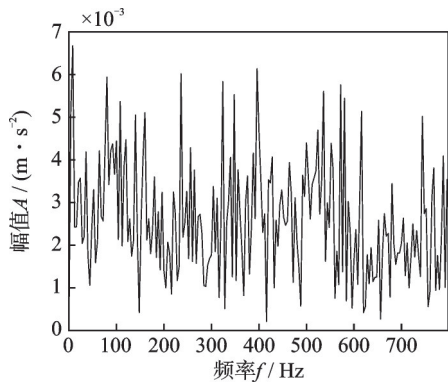


图13 3500 min时的信号包络谱

Fig. 13 Envelope spectrum of signal at 3500 min

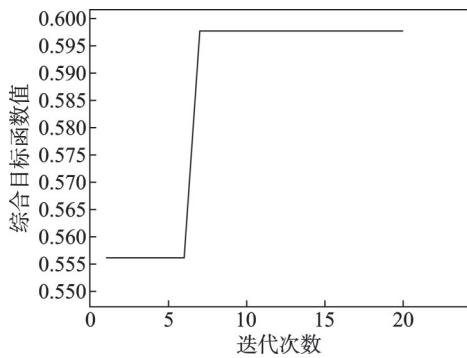


图14 综合目标函数值变化过程

Fig. 14 Process of change of comprehensive objective function value

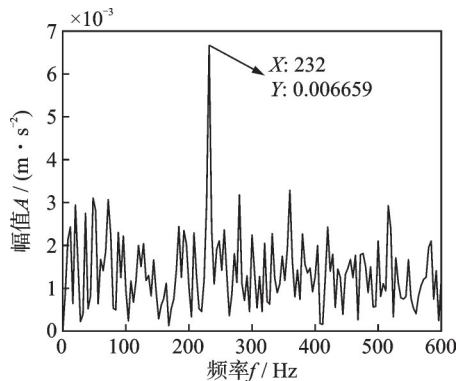


图15 IMF8分量包络谱

Fig. 15 Envelope spectrum of IMF8 component

从图15中可以看出,在轴承外圈理论故障频率附近出现了一个明显的峰值,由此可以说明轴承发生了外圈故障,相较于均方根指标发现故障的时间提前了1810 min。

3.3 对比分析

为验证本文所建目标函数的有效性,本节与文献[23]中提出的最大故障特征频率比指标进行了对比,该指标的表达式如下:

$$CFR = \max(FCFR(f_c^j)) \quad (11)$$

$$FCFR(f_c^j) = \frac{\sum_{b=1}^3 |S(b \cdot f_c^j)|}{\frac{1}{3f_c^j} \int_0^{3f_c^j} |S(\omega)| d\omega} \quad (12)$$

式中, $S(\omega)$ 表示信号的包络谱; $j=1, 2, \dots, J$, 其中 J 表示故障类型总数; f_c^j 为第 j 类故障对应的特征频率,可由轴承故障特征频率公式计算得出; $b=1, 2, 3$ 用于计算 f_c^j 的倍频; $FCFR$ 表示在包络谱域中,各类故障对应的理论特征频率及其倍频的幅值所占的比例; CFR 表示 $FCFR$ 中的最大者。

以最大故障特征频率比指标作为寻优目标函数,对前述两组数据进行分析,3.1节中轴承信号的寻优迭代曲线如图16所示,在迭代8次后适应度函数值稳定在7.056,寻优所得参数分别为6、10、5,最佳分量为IMF5,其包络谱如图17所示,图中207 Hz处谱线峰值突出,该谱线为滚动体理论故障频率3倍频所对应的谱线,而已知该轴承发生的是内圈故障,而非滚动体故障。

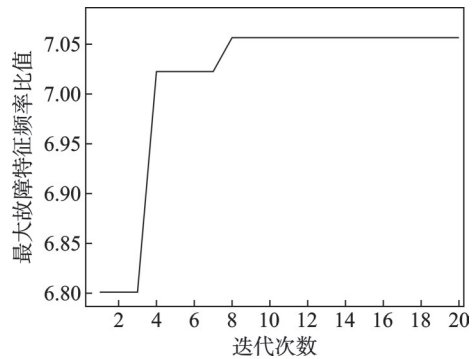


图16 目标函数值变化过程

Fig. 16 Process of change of objective function value

3.2节中轴承信号的寻优迭代曲线如图18所示,在迭代5次后适应度函数值稳定在5.54,寻优所得参数分别为21、16、5,最佳分量为IMF4,其包络谱如图19所示,图中48 Hz处峰值突出,该谱线为保持架理论故障频率3倍频所对应的谱线,而已知该轴承发生的是外圈故障,而非保持架故障。

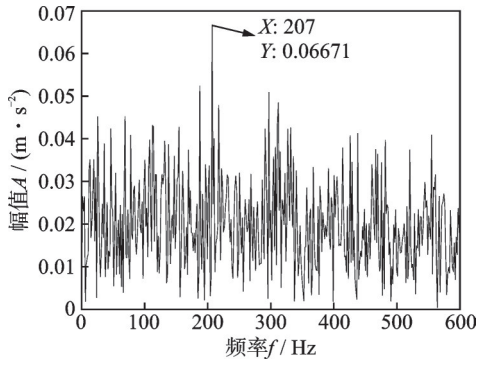


图 17 IMF5 分量包络谱

Fig. 17 Envelope spectrum of IMF5 component

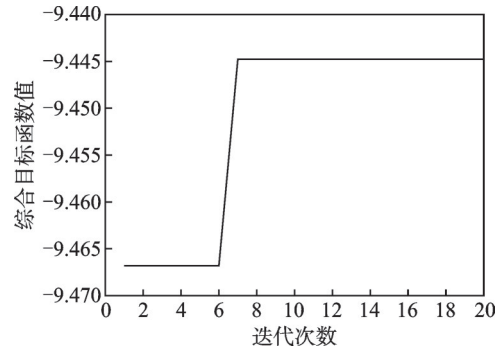


图 20 目标函数值变化过程

Fig. 20 Process of change of objective function value

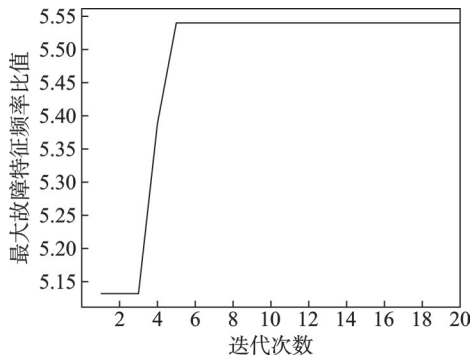


图 18 目标函数值变化过程

Fig. 18 Process of change of objective function value

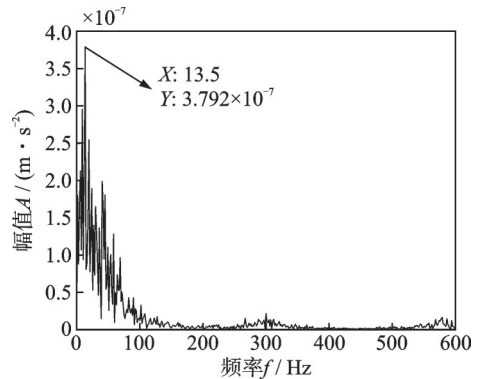


图 21 IMF1 分量包络谱

Fig. 21 Envelope spectrum of IMF1 component

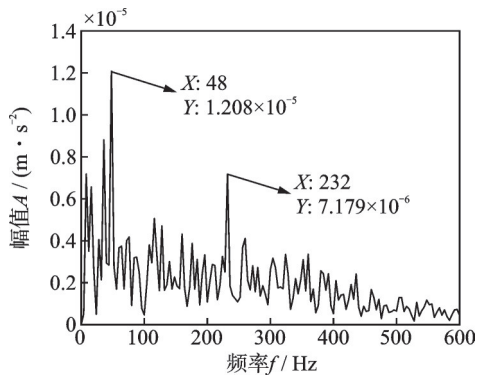


图 19 IMF4 分量包络谱

Fig. 19 Envelope spectrum of IMF4 component

3.2 节中轴承信号的寻优迭代曲线如图 22 所示,在迭代 7 次后适应度函数值稳定在 -8.803,寻优所得参数分别为 34、19、9,最佳分量为 IMF7,该分量信号的峭度等于 4.939,包络熵等于 8.287,其包络谱如图 23 所示,无法从中判断故障类型。

因此,以上两组指标无法作为 FMD 预设参数寻优的依据,对于轴承早期故障,以及嘈杂环境噪声影响下的微弱故障,在表征故障特征时都具有一定的局限性。文献[23]中提出的最大故障特征频率比和本文构建的寻优目标函数都需要预知待检测轴承的 4 种理论故障频率,待定参数的个数一致。文献[12]中利用峭度和包络熵构建了寻优目标函数,该目标函数不需要预设任何待定参数,具有良好的泛化性。

此外,文献[12]中以包络谱和峭度构建目标函数,表达式如下:

$$ZC = E_k + \frac{1}{|qd_k - 3|} \quad (13)$$

式中, E_k 表示包络熵。由于本文所建优化算法为寻优最大值,而该指标需要获取最小值才能实现优化,因此对该融合指标取相反数作为寻优目标函数。同样对前述两组数据进行分析,3.1 节中轴承信号的寻优迭代曲线如图 20 所示,在迭代 7 次后适应度函数值稳定在 -9.445,寻优所得参数分别为 40、19、4,最佳分量为 IMF1,该分量信号的峭度等于 4.499,包络熵等于 8.778,其包络谱如图 21 所示,无法从中判断故障类型。

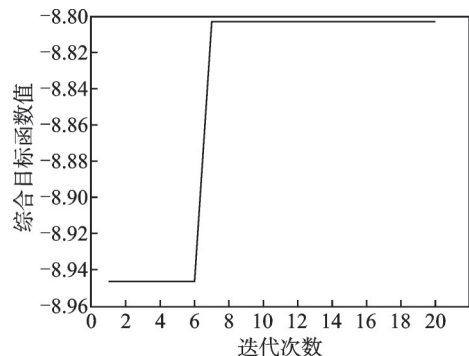


图 22 目标函数值变化过程

Fig. 22 Process of change of objective function value

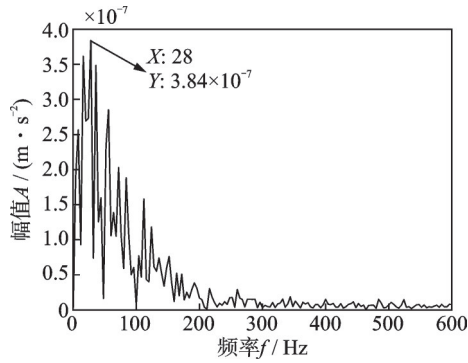


图23 IMF7分量包络谱

Fig. 23 Envelope spectrum of IMF7 component

本文构建的寻优目标函数虽然需要预输入待检测轴承的理论故障频率,但其可以通过轴承的尺寸参数和轴承转速计算得到,因此所提方法在提高对故障特征的敏感性的同时仍具有较好的泛化性。

4 转向架轴箱轴承故障试验

为进一步验证本文所提方法对于轴承早期微弱故障特征提取方面的适用性,以轨道车辆转向架系统轴箱轴承为研究对象,搭建小比例转向架轴箱轴承试验平台如图24所示。该试验轴承滚子个数为14,内径为30 mm,外径为72 mm,滚动体直径为10 mm,接触角为11°,使用线切割技术加工轴承内圈故障如图25所示,试验转速为1093 r/min,采样频率为20000 Hz。该测试信号的时域波形和包络谱分别如图26和27所示。该包络谱在邻近转频 $f=16$ Hz处存在一个较大的幅值,内圈故障特征不易被识别。

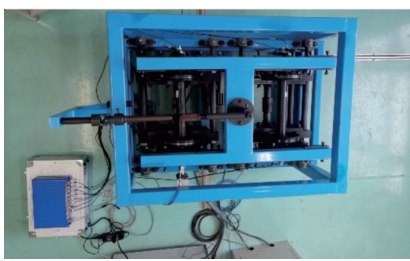


图24 小比例转向架轴箱轴承试验平台

Fig. 24 Small scale bogie axle box bearing test platform



图25 内圈故障轴承

Fig. 25 Inner ring fault bearing

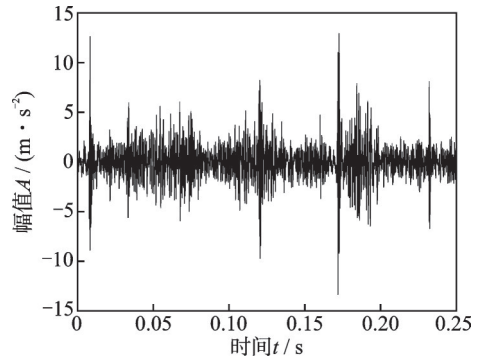


图26 内圈故障时域波形

Fig. 26 Time-domain waveform of inner ring fault

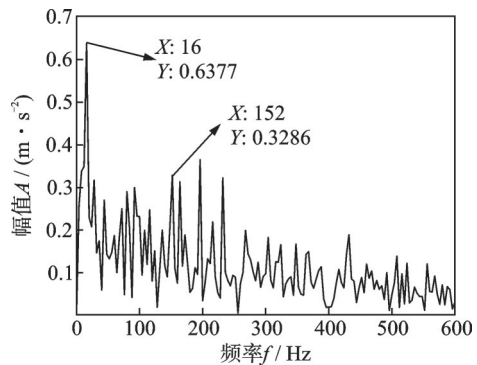


图27 内圈故障包络谱

Fig. 27 Envelope spectrum of inner ring fault

采用遗传算法进行FMD寻优分解,目标函数的寻优迭代变化过程如图28所示,在经过10次迭代以后目标函数值稳定在19.29,对应的FMD最佳预设参数 L, K, n 分别为23、11、10, IMF7分量为寻优的最佳分量,包络谱如图29所示。从图29中可以看出,在轴承内圈理论故障频率($f_j=151.7$ Hz)附近存在一个峰值,虽然相较于图10和15中的故障特征不是非常明显,但在寻优目标函数的限定下,可以说明其表征出的结果是故障特征信息,而非虚假峰值信号。所构建的特征指标中不仅包含了峭度、包络熵这种在时域内的整体性指标,还包含了特征能量比这种在包络谱域内对故障局部特征敏感的指标。在计算特征能量比时,通过在局部范围内搜索提高了

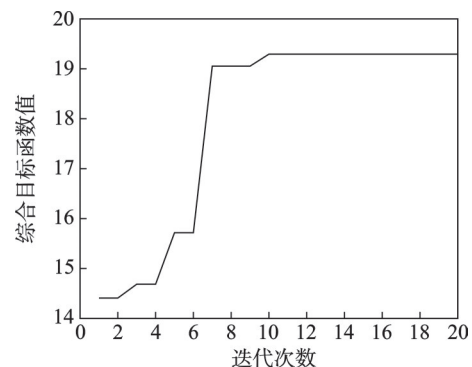


图28 目标函数值变化过程

Fig. 28 Process of change of objective function value

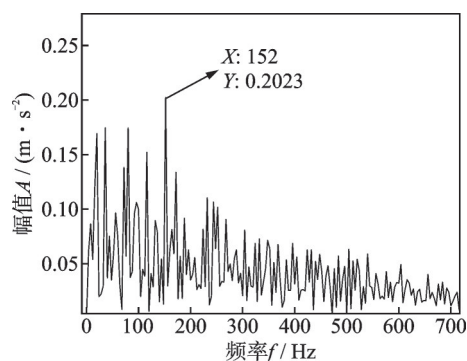


图29 IMF7分量包络谱

Fig. 29 Envelope spectrum of IMF7 component

该指标的容错性,又通过引入修正系数对故障特征在包络谱域的分布特性做了定量的评估,使得所构建的指标对于早期微弱故障具有更强的敏感性,在局部搜索范围和修正系数的限定下,使得寻优的结果不会受到虚假故障峰值的影响,诊断结果更具可靠性。由此可以说明轴承发生了内圈故障。

5 结论

(1)本文基于峭度、包络熵和修正的自适应包络谱特征能量比指标构建了一种故障特征评价函数,综合分析了故障特征在多域内的特性,并与其他评价指标对比进一步验证了所提评价函数对于滚动轴承早期微弱故障特征的敏感性。

(2)基于遗传算法实现了FMD算法中滤波器长度 L 、频段分割数 K 、模态分解个数 n 的自适应寻优,并实现了三组信号的早期微弱故障特征提取,验证了本文所提FMD参数自适应优化方法的有效性。

(3)本文所取得的研究成果均基于定转速下的滚动轴承早期故障诊断,基于FMD进行滚动轴承复合故障诊断及变转速工况下的早期故障诊断还需要进行更为深入的探索。

参考文献:

[1] 王灿,王嘉乐,会强,等. Hilbert-Huang变换在机车滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(增刊1): 184-187.
WANG Can, WANG Jiale, HUI Qiang, et al. Application of fault diagnosis of locomotive rolling bearings based on HHT of LabVIEW[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(Sup1): 184-187.

[2] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[3] 江星星,宋秋昱,杜贵府,等. 变分模式分解方法研究与应用综述[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(1): 55-73.
JIANG Xingxing, SONG Qiuyu, DU Guifu, et al. Review on research and application of variational mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 55-73.

[4] MIAO Y H, ZHANG B Y, LIN J, et al. A review on the application of blind deconvolution in machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108202.

[5] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution[J]. Geoprospection, 1978, 16(1-2): 21-35.

[6] BUZZONI M, ANTONI J, D'ELIA G. Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 569-601.

[7] PENG D K, ZHU X X, TENG W, et al. Use of generalized Gaussian cyclostationarity for blind deconvolution and its application to bearing fault diagnosis under non-Gaussian conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 196: 110351.

[8] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZOU M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.

[9] MIAO Y H, ZHANG B Y, LI C H, et al. Feature mode decomposition: new decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(2): 1949-1960.

[10] 王恒迪,邓四二,杨建玺,等. 基于参数优化变分模态分解的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(23): 38-46.
WANG Hengdi, DENG Sier, YANG Jianxi, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearing based on VMD with parameters optimized[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(23): 38-46.

[11] 唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.

[12] 何勇,王红,谷穗. 一种基于遗传算法的VMD参数优化轴承故障诊断新方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(6): 184-189.
HE Yong, WANG Hong, GU Sui. New fault diagnosis approach for bearings based on parameter optimized VMD and genetic algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(6): 184-189.

- [13] 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[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 107-114.
LI Chuan, ZHU Rongrong, YANG Shuai. Optimal frequency band demodulation for fault diagnosis of rolling element bearings based on fuzzy fusion of multiple criteria[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 107-114.
- [14] YAN X A, JIA M P. Bearing fault diagnosis via a parameter-optimized feature mode decomposition[J]. Measurement, 2022, 203: 112016.
- [15] 王鹏程, 邓艾东, 凌峰, 等. 基于 PSO-SEBD 的风电机组滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2023, 42(7): 281-288.
WANG Pengcheng, DENG Aidong, LING Feng, et al. Fault diagnosis of rolling bearing of wind turbine generator based on PSO-SEBD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(7): 281-288.
- [16] 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.
- [17] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 252-259.
YAN Xiaohan, JIA Minping. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 252-259.
- [18] 杨新敏, 郭瑜, 田田, 等. 基于集成包络谱的滚动轴承早期故障检测指标[J]. 振动与冲击, 2023, 42(10): 67-73.
YANG Xinmin, GUO Yu, TIAN Tian, et al. Early fault detection index of rolling bearing based on integrated envelope spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(10): 67-73.
- [19] 刘永强, 杨绍普, 廖英英, 等. 一种自适应共振解调方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(2): 366-370.
LIU Yongqiang, YANG Shaopu, LIAO Yingying, et al. The adaptive resonant demodulation method and its application in failure diagnosis of rolling bearing early faults[J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(2): 366-370.
- [20] MIAO Y H, ZHAO M, LIN J, et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92: 173-195.
- [21] 刘湘楠, 赵学智, 上官文斌. 强背景噪声振动信号中滚动轴承故障冲击特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(1): 202-210.
LIU Xiangnan, ZHAO Xuezhi, SHANGGUAN Wenbin. The impact features extraction of rolling bearing under strong background noise[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(1): 202-210.
- [22] LIN J, ZUO M J, FYFE K R. Mechanical fault detection based on the wavelet de-noising technique[J]. Journal of Vibration and Acoustics: Transactions of the ASME, 2004, 126(1): 9-16.
- [23] DENG M Q, DENG A D, ZHU J, et al. Resonance-based bandwidth Fourier decomposition method for gearbox fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(3): 035003.

通信作者: 王红(1968—), 男, 硕士, 教授。

E-mail: wh@mail.lzjtu.cn