DOI: 10.3901/JME.2021.09.099

基于布谷鸟搜索算法和最大二阶循环平稳盲解卷积的滚动轴承故障诊断方法

黄包裕 张永祥 赵 磊

(海军工程大学动力工程学院 武汉 430033)

摘要: 针对最大二阶循环平稳盲解卷积(Maximum second order cyclostationary blind deconvolution, CYCBD)的轴承故障诊断效果取决于选取的故障特征频率的精度以及滤波器的长度的问题,提出了用布谷鸟搜索算法(Cuckoo search algorithm, CSA)优化 CYCBD,并以改进的最大谐波显著性指标(Improved maximum harmonic significance index, IHSI)为优化依据的诊断方法。该方法首先要预估故障特征频率以及滤波器长度的搜索范围,然后利用 CSA 比较不同故障特征频率以及滤波器长度下解卷积信号的 IHSI 值,并选取最大 IHSI 值对应的故障特征频率和滤波器长度作为 CYCBD 的输入参数,最后对解卷积后的信号进行平方包络来提取故障特征。仿真和实验结果表明,CSA 能够高效地寻找出精确的故障特征频率以及合适的滤波器长度,从而确保 CYCBD 的解卷积效果,而 CYCBD 与最小熵解卷积(Minimum entropy deconvolution, MED)、最大相关峭度解卷积(Maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)的比较显示, CYCBD 拥有更强的故障特征提取能力。

关键词: 滚动轴承; 故障诊断; 布谷鸟搜索算法; 最大二阶循环平稳盲解卷积

中图分类号: TG156

Research on Fault Diagnosis Method of Rolling Bearings Based on Cuckoo Search Algorithm and Maximum Second Order Cyclostationary Blind Deconvolution

HUANG Baoyu ZAHNG Yongxiang ZHAO Lei

(College of Power Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033)

Abstract: Aiming at the problem that the effectiveness of bearing fault diagnosis for maximum second order cyclostationary blind deconvolution (CYCBD) depends on the accuracy of the selected fault feature frequency and the length of the filter, we propose a diagnosis method that uses cuckoo search algorithm (CSA) to optimize CYCBD and uses the improved maximum harmonic significance index (IHSI) as the optimization basis. Firstly, The search range of fault feature frequency and filter length is estimated. then, CSA was used to compare the IHSI values of the deconvolution signals at different fault feature frequencies and filter lengths, and the fault feature frequencies and filter lengths corresponding to the maximum IHSI values were selected as the input parameters of CYCBD. Finally, The square envelope of the deconvolve signal is used to extract fault features. Simulation and experiment show that CSA can efficiently find the accurate fault characteristic frequency and the appropriate filter length to ensure the deconvolution effect of CYCBD, and the comparisons of CYCBD with minimum entropy deconvolution (MED) and maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) show that CYCBD has stronger fault feature extraction capability.

Key words: rolling element bearing; fault diagnosis; cuckoo search algorithm; maximum second order cyclostationary blind deconvolution

0 前言

滚动轴承作为旋转机械的重要零部件之一得到

了广泛的应用,其工作状态直接影响着整个机械设备运行的安全性,因此,对滚动轴承进行状态监测和故障诊断就具有重要意义。目前,振动监测分析是轴承故障诊断的常用手段。然而滚动轴承早期故障产生的周期性冲击信号十分微弱,容易淹没在强背景噪声中,这大大增加了故障诊断的难度。因此,

如何从强背景噪声中提取出故障信号或特征成了主要研究内容。

为提取出滚动轴承的故障特征,已提出了很多有效的方法,如共振解调^[1-6]、经验模态分解^[7]、小波变换^[8]、变分模态分解^[9-10]、盲源分离^[11-12]等,这些方法都在滚动轴承的故障诊断中取得了良好的效果。然而,强背景噪声会干扰共振解调技术找到信号的共振频段;经验模态分解的处理效果受到端点效应及模态混叠的影响;小波基的选取影响着小波变换的降噪效果;变分模态分解的诊断效果受到分解层数和二次项惩罚系数的影响。文献[13]指出最小熵解卷积(Minimum entropy deconvolution, MED)以峭度为指标,旨在恢复单一的主导脉冲,而未有有效利用轴承故障信号的周期性这一特点。因此,当噪声信号的峭度值大于故障信号的峭度值时, MED 方法将会失效。考虑到振动信号中常伴有随机脉冲噪声的干扰,结合轴承故障特征的循环平稳特性,最大相关峭度解卷积(Maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)近年来得到了广泛的应用。针对 MCKD 需准确预知滚动轴承故障特征频率的不足,刘文明等^[14]提出一种多点峭度谱和 MCKD 相结合的方法,通过比较不同周期下解卷积输出信号的多点峭度谱,对预先估计的故障特征周期进行了修正,实现了故障特征的提取;CHENG 等^[15]利用粒子群算法对 MCKD 的滤波器系数进行了优化,并取得了较好的效果;为进一步提高诊断精度,孙伟等^[16]提出了基于 MCKD 和增强倒频谱的故障诊断方法,在利用 MCKD 进行降噪处理后,采用自相关方法和广义 Shannon 熵对倒频谱进行改进,得到增强倒频谱。然而,强大的背景噪声以及转速波动带来的故障周期的变化均会影响相关峭度的估计,致使 MCKD 方法有时也失效。

近年来, BUZZONI 等^[13]提出了最大二阶循环平稳盲解卷积算法(Maximum second order cyclostationary blind deconvolution, CYCBD),该算法以最大二阶循环平稳指标(Second-order indicators of cyclostationary, ICS₂)为依据寻找最佳的逆滤波器,从而提取出故障信号。通过与 MED、MCKD、最优调整的最小熵解卷积(Optimal minimum entropy deconvolution adjusted, OMEDA)及多点最优调整的最小熵解卷积(Multi-point optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA)进行比较,结果表明 CYCBD 具有更强的故障特征提取能力。然而, CYCBD 也有其不足之处:①同所有的解卷积方法类似,滤波器的长度会影响 CYCBD 的解卷积效果^[13];

②从物理角度来看,最大二阶循环平稳特性这一判据仅对一种具有特定周期特征的现象进行解卷积^[13]。因此,故障特征频率的预估会对解卷积效果造成很大影响。

鉴于上述情况,考虑到布谷鸟搜索算法(Cuckoo search algorithm, CSA)强大的寻优能力以及 CYCBD 强大的故障特征提取能力,本文提出一种基于 CSA-CYCBD 的滚动轴承故障诊断方法用以解决强背景噪声下故障特征难以提取的问题。该方法以改进的最大谐波显著性指标(Improved maximum harmonic significance index, IHSI)为依据,自动寻找出精确的故障特征频率以及合适的滤波器长度,从而确保 CYCBD 能够得到良好的解卷积效果,最终对解卷积信号进行平方包络分析以提取出轴承故障特征。

1 基本原理

1.1 CYCBD

同其余的解卷积算法类似, CYCBD 的主要目标是从复杂的观测信号中提取出故障信号,其解卷积过程可以表示为

$$s = x * h \approx s_0 \quad (1)$$

式中, s 为通过解卷积得到的源信号; x 为被测信号; h 为逆滤波器; s_0 为真实源信号; $*$ 表示卷积算子。而被测信号 x 为由故障冲击信号, 周期谐波干扰和高斯背景噪声组成的混合信号, 可表示为

$$x = s_0 * g_s + p * g_p + n * g_n \quad (2)$$

式中, s_0 为故障冲击信号; p 为周期谐波干扰信号; n 为高斯背景噪声; g_s 为 s_0 的脉冲响应函数; g_p 为 p 的脉冲响应函数; g_n 为 n 的脉冲响应函数。

将式(1)写为矩阵形式

$$s = Xh \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} s[N-1] \\ \vdots \\ s[L-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x[N-1] & \cdots & x[0] \\ \vdots & & \vdots \\ x[L-1] & \cdots & x[L-N-2] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h[0] \\ \vdots \\ h[N-1] \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, s 为离散信号; L 为 s 的长度; h 为逆滤波器; N 为 h 的长度。由此 ICS₂ 可定义为^[13]

$$ICS_2 = \frac{h^H X^H W X h}{h^H X^H X h} = \frac{h^H R_{xwx} h}{h^H R_{xx} h} \quad (5)$$

式中, 上标 H 为矩阵的共轭转置; R_{xwx} 为加权相关矩阵; R_{xx} 为相关矩阵。而加权矩阵 W 可以表示为

$$\mathbf{W} = \text{diag} \left(\frac{P[|s|^2]}{s^H s} \right) (L - N + 1)$$

$$= \begin{pmatrix} \ddots & & 0 \\ & P[|s|^2] & \\ 0 & & \ddots \end{pmatrix} \frac{(L - N + 1)}{\sum_{l=N-1}^{L-1} |s|^2} \quad (6)$$

$$P[|s|^2] = \frac{1}{L - N + 1} \sum_k e_k (e_k^H |s|^2)$$

$$= \frac{\mathbf{E} \mathbf{E}^H |s|^2}{L - N + 1} \quad (7)$$

$$\mathbf{E} = (e_1 \quad \cdots \quad e_k \quad \cdots \quad e_K) \quad (8)$$

$$e_k = \begin{pmatrix} e^{-j2\pi \frac{k}{T_s} (N-1)} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi \frac{k}{T_s} (L-1)} \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中, k 为样本指数; T_s 为故障周期的长度。由于循环频率被认为是与信号能量波动相关的频率, 可与轴承故障或齿轮故障等现象相关, 因此可将离散信号的循环频率定义为 k/T_s [13], 此时, 矢量 e_k 任意一项的上标中, $k(N-1)/T_s$ 可改写为 $k f_s t_{N-1}/T_s$, 其中 t_{N-1} 为第 $N-1$ 个数据对应的时间, f_s 为采样频率, 即 f_s/T_s 为滚动轴承故障特征频率。

最大 ICS_2 值可以通过解一个广义特征值问题来获得, 且最大的特征值 λ 就对应最大的 ICS_2 值 [13]

$$\mathbf{R}_{\text{XWX}} \mathbf{h} = \mathbf{R}_{\text{XX}} \mathbf{h} \lambda \quad (10)$$

由于加权矩阵的初始化要通过预设初始滤波器 $\mathbf{h}$ 来获得, 所以最大 ICS_2 值需要通过迭代过程来获得, 具体过程如下。

- (1) 利用自回归(AR)模型对白化滤波器 $\mathbf{h}$ 进行初始化, 获得滤波器系数。
- (2) 利用观测信号 $\mathbf{x}$ 和滤波器 $\mathbf{h}$ 计算加权矩阵 $\mathbf{W}$ 。
- (3) 计算式(10)获得最大特征值 λ 和对应的 $\mathbf{h}$ 。
- (4) 返回步骤(2), 利用新获得的滤波器 $\mathbf{h}$ 进行重新计算直至收敛。

1.2 CSA-CYCBD

与传统的 MCKD 等解卷积算法类似, CYCBD 的运行效果依赖于选取的故障特征频率的精度以及滤波器的长度, 并且较长的滤波器长度会增加运行时间。为解决参数优化这一问题, YANG 等 [17] 提出了布谷鸟搜索算法(CSA), 该算法将布谷鸟的孵育寄生行为与莱维飞行结合起来。与现有的其他启发

式算法(如遗传算法、粒子群算法和蚁群算法)相比, CSA 具有控制变量少、全局搜索能力强、多参数优化性能好等优点。因此, 本文将 CSA 和 CYCBD 相结合, 提出了 CSA-CYCBD。

ZHAO 等 [18] 用谐波显著性指标 (Harmonics significant index, HSI) 来判断故障特征的显著程度, 当 ω 设定为故障特征频率时, 频谱中故障特征越明显, HSI 的值越大, 其表达式为

$$H(\omega) = \left[\frac{F(\omega)}{N(\omega)} \times \frac{F(2\omega)}{N(2\omega)} \times \cdots \times \frac{F(K\omega)}{N(K\omega)} \right]^{1/K} =$$

$$\left[\prod_{K=1}^K P(k\omega) \right]^{1/K} \quad (11)$$

式中, $F(\omega)$ 为包络谱中频率 ω 处的幅值; K 为计算所用最大阶谐波, $N(\omega)$ 为频率 ω 周围的噪声量(取频率 ω 两侧各五个频率点对应的幅值进行平均), $P(\omega)$ 为幅值比用于表示特定频率成分的显著程度, $P(\omega) = F(\omega)/N(\omega)$ 。但是, 该指标存在着以下缺陷。

(1) 轴承在运行过程中, 转速的波动以及滚动体的滑移, 都可能使实际的故障特征频率与理论值产生偏差。而该指标有效的前提是要预先知道准确的故障特征频率, 这在很多情况下是难以实现的。

(2) 该指标只能表明频率 ω 处的幅值相对于其两侧各五个频率点处幅值的优势, 并不能准确表明频率点 ω 处的幅值相对于其两侧总体噪声幅值的优势。

(3) 若单阶谐波的显著程度十分突出, 会在较大程度上增大 HSI 的值。因此存在着选用的最大 HSI 值仅使得单谐波显著性程度很高, 而其余谐波显著性程度较低的可能。

基于以上考虑, 本文对该指标进行了改进, 称为 IHSI (Improved harmonics significant index), 并将其作为 CSA-CYCBD 的优化依据。其表达式如下

$$IHSI = \min_{k \in (1,3)} \left(\frac{M(k\omega)}{N(k\omega)} \right) \quad (12)$$

$$M(k\omega) = \max_{k \in (1,3)} (F(k(\omega-5)) : F(k(\omega+5))) \quad (13)$$

式中, $F(\omega)$ 为理论故障特征频率点 ω 处的幅值; $M(\omega)$ 为实际故障特征频率点处的幅值; $N(k\omega)$ 为实际故障特征频率点两侧转频间隔范围内的平均噪声量。IHSI 选取了前三阶故障特征频率点中显著性指标的最小值, 从而保证了前三阶故障特征频率的显著性。通过比较不同参数下解卷积信号的 IHSI 值, 可以选取出合适的参数, 且 IHSI 值越大, 解卷积效果越好。

在使用 CSA 优化 CYCBD 前, 要确定以下三条理想化规则:

(1) 每只布谷鸟每次随机选择一个巢, 并产生一个卵。

(2) 具有最高质量卵的巢保留至下一代。

(3) 可寄主巢的数量 n 是固定的, 且寄主以概率 $P_a (P_a \in (0,1))$ 发现布谷鸟放的卵, P_a 即为宿主建立新巢的概率。

基于以上规则, CSA-CYCBD 算法可以分解为以下步骤。

(1) 初始化种群, 设置目标函数 $g(nest)$, $nest = (nest_1, nest_2, \dots, nest_n)$, n 为巢穴的数量。
 $nest_i = (x_1, x_2, \dots, x_m)$, m 为每个巢穴中鸟蛋的个数 (需要优化的参数个数), 由于 CSA-CYCBD 需要优化故障特征频率以及滤波器长度, 因此 $nest_i = (f, N)$, f 为故障特征频率; N 为滤波器的长度。设置最大目标函数值 $g(Tol) = -k$, $k > 0$, 且 $g(nest) = -IHSI(nest)$, 表示每个鸟巢计算得到的 IHSI 值的负数, 设定最大迭代次数 d 。

(2) 计算每个巢穴的目标值 $g(nest)$, 找到最小的目标值 ($\min\{g(nest_i)\}$), 并将其记为当前最好的巢穴 $nest_b$ 。

(3) 用式(14)所示的莱维飞行模式更新巢穴的位置, 如果新巢穴里的目标值 $g(nest_i^{t+1})$ 小于旧巢穴的目标值 $g(nest_i^t)$, 则新巢穴 $nest_i^{t+1}$ 取代旧巢穴 $nest_i^t$, 否则依旧选择旧巢穴为最佳巢穴。

$$nest_i^{t+1} = nest_i^t + a \oplus L \quad (14)$$

式中, $nest_i^t$ 为 t 时刻时第 i 个巢穴的位置; $\oplus$ 代表点乘运算; a 为步长参数; L 为莱维飞行的路径, 并且满足式(15)、(16)。

$$L = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \times (g_b - nest_i^t) \quad (15)$$

$$\begin{cases} \delta_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \\ \delta_{v=1} \end{cases} \quad (16)$$

式中, u 和 v 均服从正态分布, 且 $u \sim N(0, \delta_u^2)$, $v \sim N(0, \delta_v^2)$, g_b 为当前最佳的巢穴。

(4) 依据文献[9], 设置鸟蛋被发现的概率 $P_a = 0.25$, 比较搜索空间中随机数与发现概率 P_a 的大小, 如果随机数大于 P_a , 则通过随机改变当前巢穴的位置来获得新的巢穴, 即获得一组新的巢穴, 记为 $nest_i^n$ 。

(5) 计算新巢穴的目标函数值 $g(nest_i^n)$, 并与

旧巢穴的目标函数值相比较, 如果新巢穴的目标函数值小于旧巢穴的目标函数值, 则用新巢穴代替旧巢穴, 否则不做改变。

(6) 判断是否达到停止条件。若 $g(nest_i) \leq g(Tol)$ 或迭代次数达到最大迭代次数 d , 输出最佳巢穴 $nest_b$ (最佳参数 f_b , N_b), 若没有满足停止条件, 回到步骤(3)继续执行循环。

2 仿真研究

为验证本文提出的滚动轴承故障诊断方法的有效性, 本节构造了强背景噪声下滚动轴承故障仿真信号。该仿真信号包含了由于轴承故障产生的冲击性脉冲信号, 以及随机脉冲噪声, 谐波和白噪声等干扰成分, 仿真信号的模型如公式(17)。

$$\begin{cases} x_i(t) = \sum_{i=1}^N A_i s(t - iT - t_i) + B(t) + n(t) + m(t) \\ A_i = 2 \cos(2\pi f_i t + \pi/2) + 0.5 \\ B(t) = 1.2 \cos(2\pi f_1 t + \pi/2) + 0.9 \cos(2\pi f_2 t) \\ s(t) = e^{-2\pi f_n t} \sin(2\pi f_n t) \end{cases} \quad (17)$$

式中, A_i 为幅值调制, 其周期为 $1/f_r$; $f_r = 42$ Hz 为转频; $f_n = 3\ 200$ Hz 为系统的固有频率; $r = 0.05$ 为阻尼系数; $t_i = 0.01T \sim 0.02T$ 为第 i 个周期内由于滚动体滑移导致的延迟; $T = 1/185$ s 为故障周期, 即轴承故障特征频率为 185 Hz; $B(t)$ 为谐波成分, 且 f_1 和 f_2 的大小分别为 80 Hz 和 100 Hz; $m(t)$ 为随机脉冲噪声, $n(t)$ 为白噪声。当信号中不含随机白噪声时信噪比为 -8.3 db, 添加了随机白噪声后信噪比为 -16.9 db, 采样频率为 16 384 Hz, 采样时间为 1 s。

图 1a 为仿真信号时域波形图, 受到强背景噪声的干扰, 周期性冲击信号无法得到识别, 图 1b 为其平方包络谱, 图中难以提取出故障特征。

现用 CYCBD 分析该仿真信号, 固定故障特征频率为 185 Hz, 并设置两组不同的滤波器长度以进行比较。一组根据文献[19]设置为 100, 另一组设置为 150。图 2a 是滤波器长度为 100 时解卷积信号的平方包络谱, 图中能够识别出故障特征频率及其 2 倍频和 3 倍频; 图 2b 是滤波器长度为 150 时解卷积信号的平方包络谱, 图中能够清楚地识别出故障特征频率及其 2 至 5 倍频, 相比于图 2a 分析效果更佳。由此可见, 滤波器长度的选取影响着 CYCBD 的解卷积效果, 文献[19]中固定滤波器长度为 100 是不合适的。

图 1 仿真信号时域波形图及其平方包络谱

图 2 不同滤波器长度下解卷积信号的包络谱

另固定滤波器长度为 150, 分别将故障特征频率设置为 185.1 Hz 及 185.5 Hz。图 3a 为故障特征频率选取为 185.1 Hz 时的解卷积信号平方包络谱, 图中虽能识别出故障特征频率及其 2 至 4 倍频, 但其包络谱中噪声干扰仍然较为严重; 图 3b 为故障特征频率选取为 185.5 Hz 时的解卷积信号平方包络谱, 图中仅能隐约识别出故障特征频率, 其倍频则难以得到识别。对比图 2b 与图 3 可知, CYCBD 对故障特征频率的选取有一定的容忍度, 且选取的故障特征频率越精确, 得到的解卷积效果越好。就此信号而言, 选取的故障特征频率与实际故障特征频率相

差 0.5 Hz 时就很难得到较好的解卷积效果。由以上分析可知, 相比于滤波器的长度, 故障特征频率的选取对解卷积的效果影响更大。

图 3 选取不同故障特征频率下解卷积信号的包络谱

考虑到在实际工程应用中, 无法准确选取合适的故障特征频率及滤波器长度, 现用 CSA-CYCBD 分析此仿真信号。由于仿真信号中模拟了滚动体的滑移, 且实际故障特征频率与理论值的误差应在 2% 以内, 故将故障特征频率的搜索范围定为 181 Hz 至 189 Hz 之间。考虑到滤波器长度的增长会导致 CYCBD 运行时间的增加, 同时为保证最小滤波器长度能覆盖轴承故障所产生的冲击信号衰减周期, 本文将滤波器的搜索范围定为 $0.75C \sim 3C$, C 为一个故障周期。故分析此信号时将滤波器长度的搜索范围定为 66~266。考虑到故障特征频率的选取对信号解卷积的效果影响更大, 同时为兼顾 CSA-CYCBD 的运行速度, 将鸟巢数量 n 选取为故障特征频率的搜索范围的一半, 即 n 取 4。要优化的参数为故障特征频率及滤波器长度, 故 m 取 2。经过大量的分析, IHSI 值达到 10 时故障特征提取效果已较好, 故选取最大目标函数值 $g(Tol)$ 为 -10。为兼顾此算法的有效性及其运行时间, 本文设定最大迭代次数 d 为 10。

图 4a 为 CSA-CYCBD 的迭代图, 从图中可知, 由于信号的信噪比较低, 迭代到第 10 次时解卷积信号的目标函数值还未达到 -10, 为 -7.07, 此时故障特征频率选取为 185 Hz, 滤波器长度选取为 250。图 4b 为此参数下解卷积信号的平方包络谱, 相比于图 3 及图 2, 包络谱中噪声成分得到了明显的抑制,

185 Hz、370 Hz、555 Hz、740 Hz 及 925 Hz 分别为故障特征频率及其 2 至 5 倍频, 且各阶故障特征频率的调制频率 269 Hz、286 Hz、454 Hz、471 Hz 和 656 Hz 也能得以识别, 解卷积效果较好。

(a) CSA-CYCBD 迭代图

(b) $f=185, N=250$

图 4 CSA-CYCBD 分析仿真信号效果图

滚动轴承故障诊断中常用的解卷积方法大致可分为两大类, 一类是旨在恢复单一主导脉冲的盲解卷积, 其代表为 MED; 另一类则是基于故障信号的循环平稳性的盲源解卷积, 主要包括 MCKD 及 CYCBD。为证明 CYCBD 具有更强的解卷积能力, 现分别利用 MED 和 MCKD 算法处理此仿真信号。为公平起见, MED 和 MCKD 的滤波器长度均选取为 250, 这与 CSA-CYCBD 算法选取的滤波器长度一致, 且 MCKD 算法的故障特征频率同样选取为 185 Hz。图 5a 为经 MED 算法处理得到的解卷积信号平方包络谱, 由于强背景噪声的干扰, 图中无法提取出故障特征频率及其倍频; 图 5b 为经 MCKD 算法处理得到的解卷积信号平方包络谱, 受强背景噪声干扰, 谱图中虽能识别出故障特征频率及其倍频, 但是不够清楚, 且各阶故障特征频率对应的调制频率难以得到辨别。对比图 4b 与图 5 可知, CYCBD 的解卷积能力更强。

(a) 经 MED 处理后解卷积信号平方包络谱

(b) 经 MCKD 处理后解卷积信号平方包络谱

图 5 不同解卷积算法处理仿真信号效果图

3 试验研究

为进一步验证本文所提的方法在滚动轴承故障诊断中的有效性, 使用实验室滚动轴承故障模拟平台 (图 6) 进行轴承故障模拟。测点 1 选在远离故障轴承的支撑轴承座外侧, 以增加振动信号的复杂程度, 测点方向为径向。为体现测点 1 处信号的复杂性, 另选测点 2 于故障轴承机匣处做比较, 测点方向为径向。

试验所用轴承为 6 010, 通过激光切割的方法在测试轴承内圈的滚道上随机产生两条平行于轴承轴线方向的宽 0.5 mm、深 0.5 mm 的人工缺陷用以模拟内圈故障。该轴承的内径为 50 mm, 外径为 80 mm, 滚动体直径为 9 mm, 滚动体个数为 13, 接触角 $\alpha=0^\circ$ 。测试时转速为 3 000 r/min, 为尽可能获得更为详细的信号数据, 采样频率设置为仪器的最高采样频率 131 072 Hz, 采样时间为 1 s, 理论故障特征频率计算为 370 Hz。

图 6 试验台

现分别对测点 2 和测点 1 处信号进行包络分析, 图 7a 为测点 2 处信号的平方包络谱, 图中 367 Hz、734 Hz 和 1 101 Hz 与理论内圈故障特征频率及其倍频相近, 可判断为信号的实际故障特征频率。图 7b 为测点 1 处信号的平方包络谱, 由于强背景噪声的干扰, 图中无法提取出故障特征频率及其倍频。由此得出结论: 由于测点 1 离故障轴承位置更远, 传递路径更为复杂, 因此测得的振动信号更加难以提取出故障特征。

现用 CSA-CYCBD 处理测点 1 处的信号, 为提高运行速度, 将信号降采样至 16 384 Hz。故障特征频率的搜索范围应限制在理论故障特征频率误差的 2% 以内, 即 362 Hz 至 378 Hz 之间。同仿真信号类似, 滤波器长度的搜索范围为 $0.75C-3C$, 即 33 至 133, 鸟巢个数 n 设置为故障特征频率搜索范围的一半, 即 n 取 8, 要优化参数个数 m 取 2, 设置最大目标函数 $g(Tol)=-10$, 设置最大迭代次数 d 为 10。

图 7 不同测点处信号平方包络谱

图 8a 为 CSA-CYCBD 处理实际信号的迭代图, 从中可看出, 该算法在迭代到第四次的时候便已跳出了循环, 此时的故障特征频率选取为 367 Hz, 滤波器长度选取为 107, 解卷积信号目标函数值为 -17.46。图 8b 为此参数下解卷积信号的平方包络谱, 可以看出干扰噪声得到了有效抑制, 故障特征频率及其 2 至 6 倍频均清晰可见, 并且各阶故障特征频率对应的调制频率都能分辨出来, 解卷积取得了很好的效果。

图 8 CSA-CYCBD 处理内圈故障信号效果图

为证明滤波器长度影响着 CYCBD 的解卷积效果, 现选取故障特征频率为 367 Hz, 滤波器长度为 40。图 9 为此参数下 CYCBD 分析实际信号效果图, 图中故障特征频率及其倍频虽能得以识别, 但对比图 8b, 谱图中噪声略加严重, 且各阶故障特征频率对应的幅值也有所下降, 其分析效果不如图 8b。由此可见, 滤波器长度影响着 CYCBD 的解卷积效果。

图 9 $f=367, N=40$ 时 CYCBD 处理内圈故障信号效果图

为证明故障特征频率选取的精度会影响 CYCBD 算法的故障特征提取能力, 现分别选取 366.8 Hz 及理论故障特征频率 370 Hz 作为 CYCBD 的输入参数, 且滤波器长度同 CSA-CYCBD 一样选取为 107。图 10a 为故障特征频率选取为 366.8 Hz 时解卷积信号平方包络谱, 图中虽能有效提取出故障特征频率及其倍频, 但与图 8b 相比, 各阶故障特征频率对应的幅值有所下降, 其解卷积效果不如图 8b; 图 10b 为故障特征频率选取为 370 Hz 时解卷积信号平方包络谱, 图中噪声干扰严重, 仅能隐约识别出故障特征频率及其 2 倍频和 3 倍频, 故障特征提取效果欠佳。对比图 8b 与图 10 可知, CYCBD 对故障特征频率的选取有一定容忍度, 但就此信号而言, 3 Hz 的误差就难以有效提取出故障特征。因此相比于滤波器长度, 故障特征频率的选取对 CYCBD 的解卷积效果影响更大。

图 10 选取不同故障特征频率下解卷积信号的包络谱

为凸显 CYCBD 算法的解卷积能力,现用 MED 与 MCKD 算法分析此内圈故障信号。为公平起见, MED 与 MCKD 算法的滤波器长度均选取为 107, 这与 CSA-CYCBD 算法选取的滤波器长度一致, 且 MCKD 算法中, 故障特征频率同样选取为 185 Hz。图 11a 与图 11b 分别为 MED 与 MCKD 算法处理实际信号效果图, 图中显示这两种算法均能有效提取出故障特征频率及其倍频, 但是对比图 8b, 噪声干扰略加严重, 故 CYCBD 的解卷积能力更强。

图 11 不同解卷积算法处理内圈故障信号效果图

4 结论

通过分析仿真和实验室实测信号可以发现, 本文提出的基于 CSA-CYCBD 的滚动轴承故障诊断方法是可行的, 得到的结论如下。

(1) 在实际工程中, 滚动轴承的故障信号往往会淹没在强背景噪声中, 并且由于转速的波动或者滚动体的滑移, 其故障特征频率往往和理论计算值有所偏差, 这些因素都加大了故障特征提取的难度。

(2) CYCBD 算法的有效性依赖于故障特征频率及滤波器长度的选取。本文提出的 CSA-CYCBD 算法较好地解决了这一问题, 该算法以 IHSI 为依据来寻找精确的故障特征频率以及合适的滤波器长度, 避免了参数选择的盲目性。

(3) 本文在仿真与试验中, 将 CYCBD 与 MED 及 MCKD 进行比较, 结果显示 CYCBD 的解卷积能力更强。

(4) CSA-CYCBD 算法也有其不足之处, 最大目标函数值 $g(Tol)$ 以及最大迭代次数 d 的选取影响着该算法的参数寻优结果, 致使该算法虽能找到精确的故障特征频率, 却未必能选取出最佳的滤波器长度。因此, 如何在相对较短的时间内寻找出最优的滤波器长度值得进一步研究。

参 考 文 献

- [1] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 21(1): 108-124.
- [2] BARSZCZ T, JABIONSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
- [3] ANTONI J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [4] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The Autogram: An effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [5] NI Qing, WANG Kesheng, ZHENG Jinde. Rolling element bearings fault diagnosis based on a novel optimal frequency band selection scheme[J]. IEEE Access, 2019, 7: 80748-80766.
- [6] SMITH W A, BORGHESEANI P, NI Qing, et al. Optimal

- demodulation-band selection for envelope-based diagnostics: A comparative study of traditional and novel tools[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106303.
- [7] WANG Jun, DU Guifu, ZHU Zhongkui. Fault diagnosis of rotating machines based on the EMD manifold[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 135: 106443.
- [8] 王普, 李天垚, 高学金, 等. 分层自适应小波阈值轴承故障信号降噪方法[J]. 振动工程学报, 2019, 32(3): 548-555.
- WANG Pu, LI Tianyao, GAO Xuejin. Bearing fault signal denoising method of hierarchical adaptive wavelet threshold function[J]. Journal of Vibration Engineering, 2019, 32(3): 548-555.
- [9] YAN Xiaolan, JIA Mingping. Application of CSA-VMD and optimal scale morphological slice bispectrum in enhancing outer race fault detection of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 56-86.
- [10] HUANG Yan, LIN Jianghui, LIU Zechao, et al. A modified scale-space guiding variational mode decomposition for high-speed railway bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 444: 216-234.
- [11] 祝小彦, 王永杰. 基于 MOMEDA 与 Teager 能量算子的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(6): 104-110.
- ZHU Xiaoyan, WANG Yongjie. Fault diagnosis of rolling bearings based on the MOMEDA and Teager energy operator[J]. Vibration and Shock, 2018, 37(6): 104-110.
- [12] CHENG Yao, CHEN Bingyan, MEI Guiming, et al. A novel blind deconvolution method and its application to fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 460.
- [13] 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.
- [14] 刘文明, 廖英英, 杨绍普, 等. 一种基于多点峭度谱和最大相关峭度解卷积的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 146-151.
- LIU Wenming, LIAO Yingying, YANG Shaopu, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on multipoint kurtosis spectrums and the maximum correlated kurtosis deconvolution method[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(2): 146-151.
- [15] CHENG Yao, WANG Zhiwei, ZHANG Weihua, et al. Particle swarm optimization algorithm to solve the deconvolution problems for rolling element bearing fault diagnosis[J]. ISA Transactions, 2019, 90.
- [16] 孙伟, 李新民, 金小强, 等. 基于 MCKD 和增强倒频谱的直升机自动倾斜器滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(2): 159-163.
- SUN Wei, LI Xinmin, JIN Xiaoqiang, et al. Fault diagnosis method for helicopter swash-plate rolling bearings based on the MCKD and envelope cepstrum[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(2): 159-163.
- [17] YANG Xinshe, SUASH D. Cuckoo search: recent advances and applications[J]. Neural Comput. Appl, 2014, 24(1): 169-174.
- [18] ZHAO Ming, LIN Jing, MIAO Yonghao, et al. Detection and recovery of fault impulses via improved harmonic product spectrum and its application in defect size estimation of train bearings[J]. Measurement, 2016, 91: 421-439.
- [19] 赵晓涛, 孙虎儿, 姚巍. 基于 CYCBD 和包络谱的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械传动, 2020(4): 27-31.
- ZHAO Xiaotao, SUN Huer, YAO Wei. Feature extraction of weak fault for rolling bearing based on CYCBD and envelope spectrum[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020(4): 27-31.

作者简介: 黄包裕, 男, 1996 年出生, 博士研究生。主要研究方向为舰船动力装置状态检测、故障诊断与维修。

E-mail: 2632643625@qq.com

张永祥(通信作者), 男, 1963 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为状态检测、故障诊断与维修。

E-mail: 13397195219@163.com