

# 编码器时间序列重构和 CYCBD 在滚动轴承故障特征提取中的应用

杨新敏, 郭瑜, 陈鑫, 樊家伟

(昆明理工大学机电工程学院, 云南昆明 650500)

**摘要:** 针对最大二阶循环平稳盲解卷积(CYCBD)算法在轴承故障特征提取中的有效性及计算效率受滤波器长度影响的问题, 提出谐波谱峰因子(HSC)作为评价指标自适应确定 CYCBD 的滤波器长度, 通过编码器时间序列重构的方法平衡优化过程的计算效率。根据滚动轴承固有参数计算轴承故障阶次, 并根据其设置循环频率; 根据故障阶次确定时间序列重构的脉冲数; 用中心差分法计算重构后信号的瞬时角速度; 采用等步长搜索策略以谐波谱峰因子作为评价指标自适应确定 CYCBD 的滤波器长度; 根据谐波谱峰因子最大时对应的阶次谱揭示滚动轴承故障特征。仿真和试验数据分析结果表明, 所提方法能自适应确定滤波器长度, 对提高 CYCBD 算法计算效率有明显效果, 适用于滚动轴承故障特征提取。

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; 编码器; 最大二阶循环平稳盲解卷积; 谐波谱峰因子

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2024)09-1616-09

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2024.09.018

## 引言

目前, 基于振动信号的滚动轴承故障检测技术得到了广泛应用和发展<sup>[1]</sup>。然而, 部分应用中仍受传输路径的影响以及存在不适合传感器外部安装等<sup>[2]</sup>限制。因此, 研究基于其他类型传感器信号的滚动轴承检测方法具有重要意义。

编码器作为运动和位置的控制与反馈单元被广泛装备于高速主轴、伺服电机、数控机床、机器人、风力涡轮机等旋转机械系统中<sup>[3]</sup>。当滚动轴承发生局部故障时, 滚动体通过滚道的速度较无故障状态时会发生突变, 即瞬时角速度(Instantaneous Angular Speed, IAS)发生规律性波动<sup>[4]</sup>。因此, 可通过提取编码器信号估计出的 IAS 周期性抖动实现滚动轴承故障检测。在实际中, 中心差分法(Central Difference Method, CDM)被广泛应用于 IAS 估计中, 但由于 CDM 受采样频率和测量误差干扰<sup>[5]</sup>, 导致从 CDM 估计的 IAS 中难以直接识别故障引起的较弱抖动。此外, 由于轴承在旋转机械系统中主要起支撑作用, 对扭矩的传递不敏感, 导致故障引起的 IAS 波动往往被齿轮啮合和随机噪声所淹没。目前, 基于编码器信号的轴承故障特征提取方法的研究仍处于起步阶段, 如何降低估计 IAS 的误差并提取 IAS

信号中故障引起的周期性冲击面临较大挑战。

针对上述基于 IAS 信号的滚动轴承特征提取问题, 本文结合编码器信号的特性提出编码器时间序列重构的方法以降低 CDM 估计 IAS 的误差。此外, 结合最大二阶循环平稳盲解卷积(Maximum Second-order Cyclostationarity Blind Deconvolution, CYCBD)<sup>[6]</sup>对冲击的恢复效果, 采用其对 IAS 信号进行增强, 从而实现轴承故障特征提取。然而, CYCBD 的效果取决于循环频率和滤波器长度。循环频率越接近实际故障频率, 脉冲增强效果越好。在一定范围内, 滤波器长度越长, 效果越好, 但滤波器太长会导致计算量增大<sup>[7-8]</sup>, 参数的确定及计算量限制了 CYCBD 的应用。值得一提的是, 与振动信号相比, 编码器信号无需通过额外安装转速计来计算理论故障频率, 可根据轴承参数直接计算故障阶次、设置循环频率。但如何自适应确定滤波器长度仍然是 CYCBD 应用的关键。为了降低计算量, 研究中结合编码器信号特性提出时间序列重构的方法对原信号进行重采样, 在减小 CDM 估计 IAS 误差的同时减小 CYCBD 的计算量, 用该方法平衡优化过程的计算效率。故障特征提取的目标是通过信号处理的方式增强较弱的故障成分, 从频谱中识别出故障频率及倍频成分, 故障频率及倍频分量越明显, 说明检测效果越好<sup>[9]</sup>。张龙等<sup>[9]</sup>用包络谱中最大值与均

方根值的比值来评价滚动轴承故障特征频率在包络谱中的占比情况,该值越高,表示故障特征提取的效果越好。根据该理论,本文提出谐波谱峰因子(Crest of Harmonics Spectrum, HSC)作为自适应确定滤波器长度的依据,考虑到搜索的范围与计算效率,本文采用等步长搜索策略对滤波器长度进行选择。

综上所述,本文提出了一种基于编码器时间序列重构和自适应确定CYCBD滤波器长度的滚动轴承故障特征提取方法。首先计算轴承故障阶次并根据其设置循环频率;然后对编码器输出的时间序列进行重构,对重构后的编码器信号采用CDM估计IAS;在特定的滤波器长度范围内等步长执行CYCBD算法;最后通过HSC最大时对应的阶次谱实现滚动轴承故障特征提取。

## 1 理论基础

### 1.1 编码器信号的原理及测量

旋转编码器根据输出信号的形式通常分成正弦(模拟)和TTL(数字)两种。与模拟编码器相比,数字编码器具有容易进行数字处理、控制可靠、价格低等优点,因此被广泛应用于工业机器人伺服电机控制中<sup>[10]</sup>。光编码器主要由LED光源、带有 $N$ 个等间距缝隙的光栅盘和光电二极管阵列组成。当编码器随轴转动时,轴旋转一圈对应输出 $N$ 个周期的方波,通过高数计数器拾取编码器脉冲,从而获得一系列离散的时间序列 $[t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_L]$ 及其对应的角度位置序列 $[\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_i, \dots, \varphi_L]$ ,时间和位置序列的对应关系如图1所示,图中 $\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_L$ 分别表示每个脉冲对应的时间, $\Delta\theta$ 表示每个脉冲对应的角度。

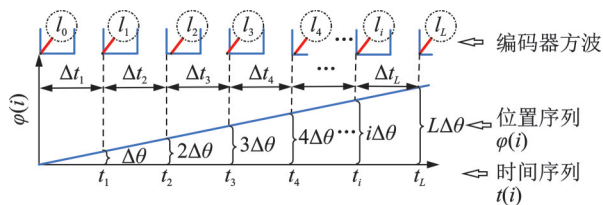


图1 编码器信号测量原理

Fig. 1 Principle of encoder signal measurement

由图1可知,时间序列 $t_i$ 可表示为:

$$t_i = \frac{l_i}{f_s} \quad (1)$$

式中  $f_s$  为高速计数器的频率; $l_i$ 为编码器起始点( $l_0$ )到第 $i$ 个脉冲的长度。

$t_i$ 对应的位置序列可表示为:

$$\varphi_i = \frac{2\pi i}{N} \quad (2)$$

式中  $N$ 为编码器的线数。

### 1.2 瞬时角速度估计及其误差分析

编码器输出的时间序列 $t_i$ 和位置序列 $\varphi_i$ 通常使用CDM估计IAS<sup>[5]</sup>,其计算式为:

$$\omega_i = \frac{\varphi_{i+1} - \varphi_{i-1}}{t_{i+1} - t_{i-1}} = \frac{(\varphi_{i+1} - \varphi_{i-1})f_s}{l_{i+1} - l_{i-1}} \quad (3)$$

式中  $\omega_i$ 表示第 $i$ 个脉冲时刻对应的IAS。

由式(3)可知,测量的编码器脉冲长度( $l_{i+1}$ 和 $l_{i-1}$ )受量化误差和测量噪声的干扰<sup>[11]</sup>。此外,IAS的精度也受 $f_s$ 的影响。由于编码器的角度分辨率为 $2\pi/N$ ,因此每个位置序列对应的量化误差为 $\pi/N$ ,根据式(3)获得的IAS的测量误差为<sup>[11]</sup>:

$$\Delta\omega_i = \frac{\Delta(\varphi_{i+1} - \varphi_{i-1})f_s}{l_{i+1} - l_{i-1}} + \frac{(\varphi_{i+1} - \varphi_{i-1})\Delta f_s}{l_{i+1} - l_{i-1}} = \frac{2\pi f_s}{N\Delta l} \quad (4)$$

式中  $\Delta l$ 为两相邻脉冲之间的长度; $\Delta(\varphi_{i+1} - \varphi_{i-1})$ 表示编码器的量化误差; $\Delta f_s$ 为采样误差,由于采集时钟具有较高的准确性, $\Delta f_s$ 可近似为0。

由式(4)可知,IAS的误差与转速无关,与编码器的线数、高数计数器的采样频率和两脉冲之间的长度相关。然而,实际中编码器往往嵌入在设备中,通过增加其线数来减小误差,与现实不符。此外,采样频率至少满足采样定律,通过降低采样频率难以达到降低误差的目的。综上分析,通过增加 $\Delta l$ 实现减小误差的目的是较为可行的方式。结合图1可知,增加 $\Delta l$ 等价于将多个脉冲对应的时间确定为新的时间序列。

### 1.3 CYCBD简述

CYCBD以最大二阶循环平稳指标( $ICS_2$ )为依据,采用迭代特征值分解算法求解最优逆滤波器 $h$ ,从而获得目标源信号 $s_o$ ,其目的是从噪声观测信号 $x$ 中恢复源信号,其过程表示为<sup>[6]</sup>:

$$s = x * h \approx s_o \quad (5)$$

式中 “\*”表示卷积运算。

以 $ICS_2$ 为依据,计算出最优逆滤波器 $h$ , $ICS_2$ 可表示为:

$$ICS_2 = \frac{h^H X^H W X h}{h^H X^H X h} = \frac{h^H R_{xwx} h}{h^H R_{xx} h} \quad (6)$$

式中 上标“H”表示矩阵的共轭转置; $X$ 表示噪声观测信号 $x$ 的矩阵形式; $R_{xx}$ 和 $R_{xwx}$ 分别表示相关矩

阵和加权相关矩阵;  $\mathbf{W}$  为加权矩阵, 表达式为:

$$\mathbf{W} = \text{diag}\left(\frac{P[|s|^2]}{s^H s}\right)(L_s - N_h + 1) = \begin{bmatrix} 0 \\ P[|s|^2] \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \frac{(L_s - N_h + 1)}{\sum_{l_i=N_h-1}^{L_s-1} |s|^2} \quad (7)$$

式中  $P[\cdot]$  表示观测到的信号  $s$  的周期成分;  $L_s$  和  $N_h$  分别为信号  $s$  和逆滤波器  $h$  的长度;  $l_i$  表示求和函数的初值, 且初值为  $N_h - 1$ 。

最优逆滤波器  $h$  等价于式(6)中  $\text{ICS}_2$  最大, 然后通过求解一个广义特征值获得  $\text{ICS}_2$  的最大值, 最大特征值  $\lambda$  可通过下式计算:

$$\mathbf{R}_{\text{XWX}} \mathbf{h} = \mathbf{R}_{\text{XX}} \mathbf{h} \lambda \quad (8)$$

其中, 最大特征值  $\lambda$  对应最优的  $\text{ICS}_2$  值。由于加权矩阵需要通过假设逆滤波器  $h$  来获得, 所以  $\text{ICS}_2$  的最大值需要通过迭代过程实现。CYCBD 算法实现的具体步骤如下:

(1) 利用自回归模型对逆滤波器  $h$  进行初始化, 获得滤波器系数;

(2) 根据观测信号  $x$  和滤波器  $h$  计算加权相关矩阵  $\mathbf{R}_{\text{XWX}}$ ;

(3) 利用式(8)计算特征值  $\lambda$  及其对应的  $h$ ;

(4) 返回执行步骤(2)和(3)直至收敛, 从而获得目标源信号。

更多细节可参阅文献[6]。

## 2 时间序列重构及滤波器长度确定

综上所述, CDM 估计编码器信号的 IAS 时, 故障引起的 IAS 抖动因受误差干扰难以提取, 而采用 CYCBD 增强故障引起 IAS 抖动的效果取决于滤波器长度, 滤波器长度过大会导致计算量增加和信号失真<sup>[8]</sup>。对此, 研究提出编码器时间序列重构的方法以减小 CDM 估计 IAS 的误差, 同时平衡自适应确定滤波器长度的计算成本。

### 2.1 编码器时间序列重构

由式(4)可知, 增加  $\Delta l$  有利于减小误差, 即增加每个时间序列对应的脉冲数, 研究中将该步骤称为时间序列重构。该步骤能降低中心差分法估计 IAS 信号的误差, 同时减少每个周期的数据长度, 有利于 CYCBD 算法增强故障引起的 IAS 抖动及减少算法的计算量。为了尽量减少 CYCBD 的计算量, 在满足 IAS 信号分辨率的前提下, 重构后每个周期包含的数据长度应尽量小。在故障检测中, 往往通过故障频率及倍频在频谱中的占比情况确定故障是否发

生。因此, 可以根据滚动轴承理论故障阶次确定重构后每一个周期的采样点数。首先根据轴承参数计算各元件的理论故障特征阶次, 计算式<sup>[12]</sup>为:

$$O_o = \frac{n}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \varphi\right) \quad (9)$$

$$O_i = \frac{n}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \varphi\right) \quad (10)$$

$$O_b = \frac{D}{2d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \varphi\right)^2\right] \quad (11)$$

式中  $O_o$ ,  $O_i$  和  $O_b$  分别表示外圈、内圈和滚动体的故障阶次;  $n$  为滚动体个数;  $d$  为滚动体直径;  $D$  为节圆直径;  $\varphi$  为接触角。

黄包裕等<sup>[13]</sup>通过前三阶谐波显著性指标判断故障特征的显著程度。为了保证重构后信号的阶次谱中包含三倍故障阶次分量, 考虑频谱中频率为单边谱, 显示的频率为采样频率的一半, 重构后信号采样频率为  $f_s = 6O_r$ , 其中  $O_r$  表示轴承内圈、外圈或滚动体的故障阶次。因此, 若将  $k$  个脉冲作为一个整体对时间序列进行重构, 且每个周期的数据不低于  $f_s$  可满足重构需求, 重构后每个周期的采样点数及  $k$  可通过下式计算:

$$\begin{cases} f \in \text{mod}(N, k) = 0; k = 1, 2, 3, \dots, N \\ (f_{\text{opt}}, k_{\text{opt}}) = \arg \min \{ \text{find}(f \geq f_s) \} \end{cases} \quad (12)$$

式中  $\text{mod}(N, k)$  表示计算能整除  $N$  的所有  $k$  值;  $f$  表示  $N$  被  $k$  整除时的商;  $\text{find}[\cdot]$  表示计算不小于  $f_s$  的所有因子;  $\arg \min \{\cdot\}$  表示取最小参数值。

式(12)表示计算能整除  $N$  且不小于  $f_s$  的最小整数  $k_{\text{opt}}$  和重构后每个周期的采样点数  $f_{\text{opt}}$ 。根据式(12)计算的  $k$  值对原始时间序列  $t_i$  进行重构, 其表达式为:

$$t'_i = t_{ik} \quad (13)$$

式中  $t'_i$  表示第  $i \times k$  个脉冲对应的时间, 其对应的位置序列为:

$$\varphi'_i = \frac{2\pi ki}{N} \quad (14)$$

式中  $\varphi'_i$  表示重构后的位置序列。

### 2.2 滤波器长度自适应确定

CYCBD 算法的效果主要取决于滤波器长度, 在保证计算效率的前提下, 自适应确定滤波器长度对拓展 CYCBD 在故障特征提取方面的应用具有重要作用。自适应确定滤波器长度的核心在于选择合适的指标评价滤波效果。在阶次谱中故障频率及倍频分量越明显, 说明检测效果越好。根据文献[9]提出的包络谱谱峰因子的思想, 本文提出以 HSC 作为自适应确定滤波器长度的依据, 其表达式如下:

$$\text{HSC} = \sum_{j=1}^3 \frac{\max(FS(jO_x))}{\text{rms}(FS)} \quad (15)$$

式中  $FS$  表示阶次谱;  $jO_x$  表示理论故障特征阶次的第  $j$  次倍频;  $\max(\cdot)$  和  $\text{rms}(\cdot)$  分别表示计算  $FS$  在对应区间内的最大值和有效值。

需要注意的是,由于滑移导致理论故障特征阶次与实际故障特征阶次存在 1%~2% 的滑移误差<sup>[13]</sup>,为了避免转频、啮合频率的干扰并保证搜索的最大值是感兴趣的故障成分,式(15)中每个倍频最大值的搜索区间为  $[0.98jO_x, 1.02jO_x]$ 。

此外,为了不过多增加计算量并保证信号不失真,文献[8]提出等步长(步长为 100)搜索策略对 CYCBD 的滤波器长度进行搜索,搜索次数为 10 次。由于文献[8]中的故障特征频率约为本文的 10 倍,采用等比例缩小的方法确定本文步长为 10。试验中发现,滤波器长度的搜索范围为  $[f_{\text{opt}}: 10:f_{\text{opt}}+90]$  时具有较好的效果。此外,文献[8]说明了循环频率是一个以故障频率为初始值和间隔,长度为 10 倍故障频率的数组。因此,本文的循环频率为  $[O_x: O_x: 10O_x]$ 。

### 2.3 故障特征提取流程

本文提出方法的计算流程如图 2 所示,其主要实现步骤如下:

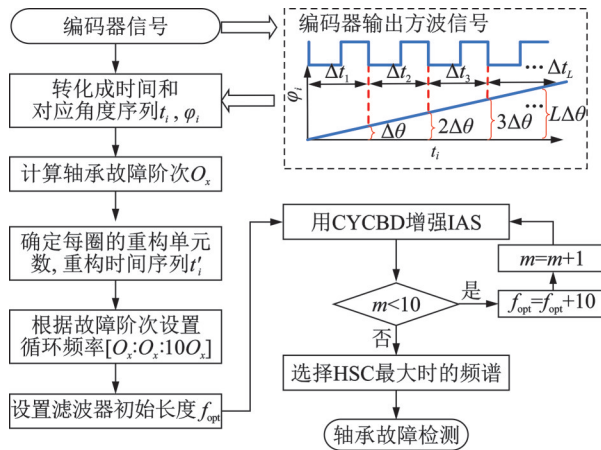


图2 基于编码器信号的轴承故障特征提取流程图

Fig. 2 Flow chart of bearing fault feature extraction based on encoder signals

(1) 根据式(9)~(11)计算理论故障阶次,然后通过式(12)计算出重构时间序列的脉冲数  $k_{\text{opt}}$  及滤波器长度搜索的初始值  $f_{\text{opt}}$ ;

(2) 根据式(13)对时间序列进行重构,根据式(14)计算出重构后的位置序列,然后求 IAS 信号;

(3) 根据理论故障特征阶次设置循环频率  $[O_x: O_x: 10O_x]$ , 根据  $f_{\text{opt}}$  确定滤波器长度搜索范围  $[f_{\text{opt}}: 10:f_{\text{opt}}+90]$ , 迭代次数和使算法收敛的相对误差值

对算法效果影响不大,根据文献[6]的推荐值分别选为 30 和  $10^{-3}$ , 然后执行 CYCBD 计算,并根据式(15)求解卷积后信号的 HSC;

(4) 根据滤波器设定的范围取不同的值分别执行步骤(3)获得每个滤波器长度对应的 HSC, 选择 HSC 最大时对应的阶次谱揭示滚动轴承故障。

### 3 仿真分析

为了验证所提方法的有效性,首先采用仿真信号对算法进行验证。文献[5]将故障引起的 IAS 抖动简化成一种正弦变化模型, IAS 信号仿真模型如下:

$$\begin{cases} x(t) = v_0 + x_1(t) + x_2(t) + n(t) \\ x_1(t) = \sum_i^I S_1 e^{-\beta_1 T_1} \sin(2\pi f_i(t - T_1 - \tau)) \\ x_2(t) = \sum_i^I S_2 e^{-\beta_2 T_2} \sin(2\pi f_i(t - T_2)) \end{cases} \quad (16)$$

式中  $v_0$  为恒定转速;  $x_1(t)$  表示轴承外圈故障引起的 IAS 变化;  $x_2(t)$  表示齿轮啮合干扰成分;  $n(t)$  为测量噪声和非平稳负载变化引起的速度变化;  $S_1$  和  $S_2$  分别表示轴承故障引起的 IAS 波动幅值和啮合干扰的幅值;  $\beta_1$  和  $\beta_2$  为衰减系数;  $f_i$  为转频;  $T_1$  和  $T_2$  分别表示轴承故障周期和齿轮啮合周期;  $\tau$  为随机滑移的时间。仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters			
参数	取值	参数	取值
$f_i/\text{Hz}$	5	$S_1/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	0.3
$T_1/\text{s}$	0.037	$S_2/(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	2
$T_2/\text{s}$	0.2	$\beta_1$	120
$\tau/\text{s}$	$2\%T_1$	$\beta_2$	90

仿真中,故障周期  $T_1$  对应的轴承故障阶次为  $5.4\times$ , 编码器的线数为 5000, 随机噪声的幅值为 0.5。根据上述仿真模型和参数获得的 IAS 信号及其阶次谱如图 3 所示。

从图 3(b) 中可较明显地看出仿真的啮合阶次(1)及其倍频,但轴承外圈故障阶次( $5.4\times$ )及其倍频难以识别。将仿真的故障阶次( $5.4\times$ )和编码器线数 5000 代入式(12)中,计算得到重构后每个周期的采样点数  $f_{\text{opt}}$  为 40,即以 125 个原始脉冲对应的时间作为一个板块重构时间序列,重构后的 IAS 信号及其阶次谱如图 4 所示。对比图 4(b) 和图 3(b),重构后信号的频率成分与原信号相似,说明重构后的信号在降低每个周期数据长度的同时有效保留了故障信息。

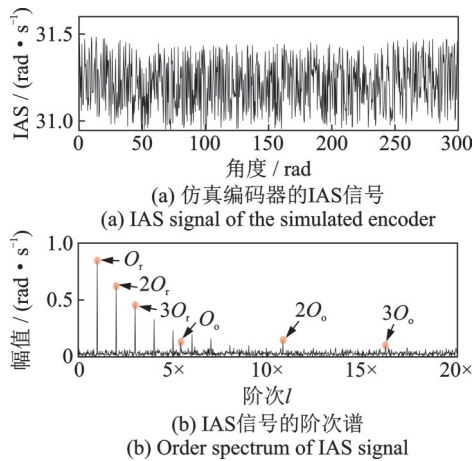


图3 仿真编码器的IAS信号及其阶次谱  
Fig. 3 IAS signal and its order spectrum of simulated encoder

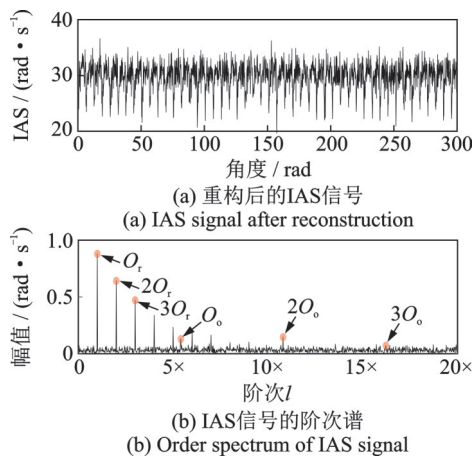


图4 重构后的IAS信号及其阶次谱  
Fig. 4 IAS signal and its order spectrum after reconstruction

由于齿轮啮合频率具有严格的周期性,本文采用时域同步平均技术获取严格的周期信号,然后用原信号减去周期分量获得包含轴承信号的分量,再对残余信号进行CYCBD处理。根据仿真的故障阶次 $5.4\times$ ,设置循环频率为 $[5.4:5.4:54]$ ,滤波长度的搜索范围为 $[40:10:130]$ ,滤波器长度与HSC指标的变化关系如图5所示。由图5可知,当滤波器长度为50时,指标值最大,说明此时CYCBD算法冲击增强效果较好,对应的阶次谱如图6所示。

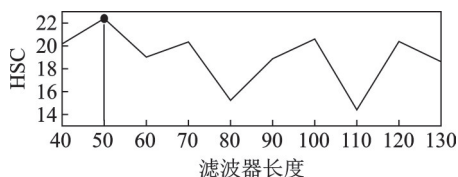


图5 滤波器长度与HSC指标的变化关系  
Fig. 5 Relationship between filter length and HSC index

为进一步验证本文算法的有效性,将直接用CYCBD算法处理的效果和VMD算法处理的效果进行对比。直接用CYCBD增强信号后的阶次谱如

图7所示。本文采用文献[14]所提的观察中心频率法确定VMD算法的模态数为6,分别求出各IMF分量的阶次谱,结果如图8所示。

对比图6,7和8,图8中IMF1分量的转频阶次及倍频明显,但故障阶次无法识别,IMF4分量的阶次谱中虽然可以识别到故障阶次及倍频,但受噪声干扰严重。所提方法和直接用CYCBD处理后的阶次谱中均能较好地识别出轴承故障阶次,但两种方法的HSC值分别为22.4和16.7,因此,说明所提方法具有更好的故障特征提取效果。

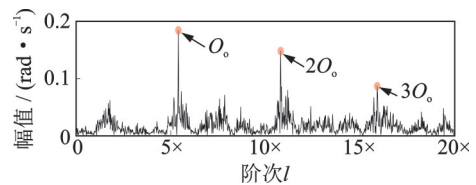


图6 所提方法的阶次谱  
Fig. 6 Order spectrum of the proposed method

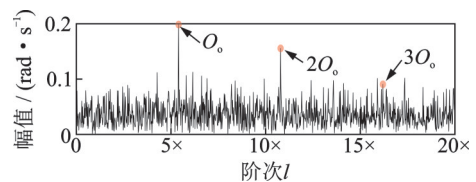


图7 CYCBD处理后的阶次谱  
Fig. 7 Order spectrum processed by CYCBD

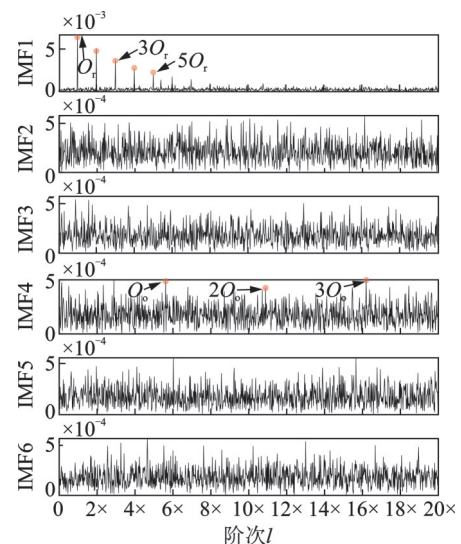


图8 仿真信号IMF's的阶次谱  
Fig. 8 Order spectrum of IMF's of simulated signal

## 4 试验分析

以滚动轴承(NU206)作为研究对象,轴承参数如下:节圆直径 $D$ 为46 mm;滚动体直径 $d$ 为9 mm;滚动体个数 $n$ 为13;接触角 $\varphi$ 为 $0^\circ$ 。采用线切割加

工技术在轴承内圈、外圈和滚动体上分别加工尺寸为 0.5 mm 的故障,滚动轴承模拟故障如图 9(a)所示,将上述故障分别在图 9(b)所示的试验平台上进行试验,试验中编码器的线数  $N$  为 5000。

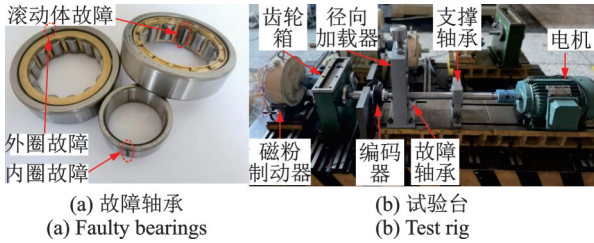


图 9 故障轴承与试验台

Fig. 9 Faulty bearings and test rig

编码器的局部脉冲信号如图 10(a)所示,通过式(1)~(2)计算出编码器的时间和位置序列如图 10(b)所示。

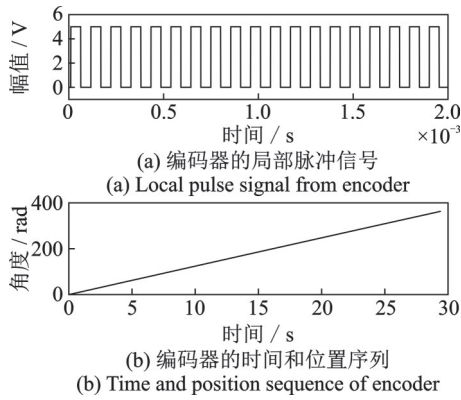


图 10 编码器信号

Fig. 10 Encoder signals

根据式(3)估计编码器的 IAS 信号,并计算其阶次谱,结果如图 11 所示。

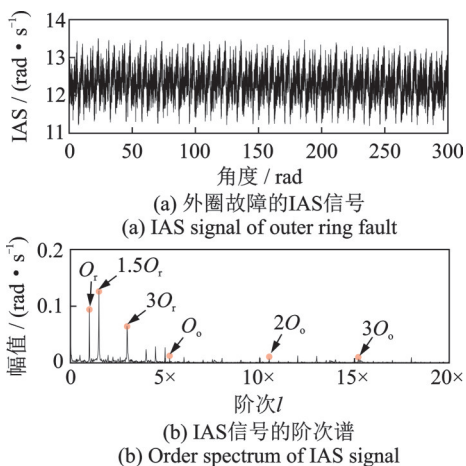


图 11 外圈故障的 IAS 信号及其阶次谱

Fig. 11 IAS signal and its order spectrum of outer ring fault

图 11 的阶次谱中轴承故障阶次的识别受干扰严重,难以提取特征。用本文所提方法对原始时间序列进行重构,将轴承参数代入式(9)中计算出轴承

外圈故障阶次为  $5.23 \times$ ,通过式(12)计算出重构时间序列的脉冲数为 125,重构后每周的长度为 40,重构后的 IAS 信号及阶次谱如图 12 所示。对比图 12(b)和图 11(b)可知,时间序列重构后信号的频率成分与原信号基本一致。齿轮的啮合阶次及其倍频明显,而故障阶次难以识别。为降低齿轮啮合干扰,对信号进行同步平均处理获得周期性成分,然后用原信号减去平均后的信号,从而获得包含轴承信息丰富的信号,再采用本文提出的 CYCBD 算法自适应确定滤波器长度,滤波器长度与 HSC 指标的变化关系如图 13 所示。由图 13 可知,当滤波器长度为 110 时,恢复冲击的效果较好,处理后信号的阶次谱如图 14 所示。

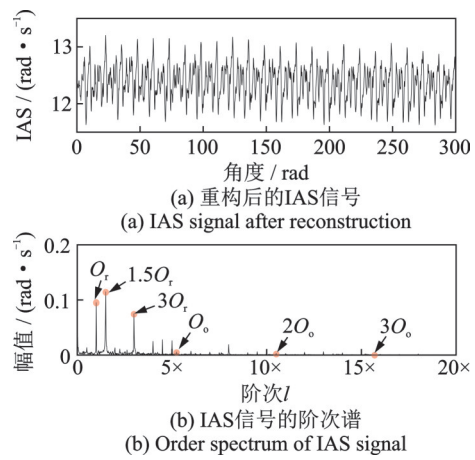


图 12 重构后的 IAS 信号及其阶次谱

Fig. 12 IAS signal and its order spectrum of reconstructed signal

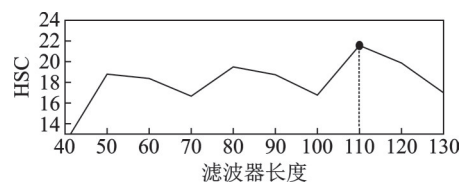


图 13 滤波器长度与 HSC 指标的变化关系

Fig. 13 Relationship between filter length and HSC index

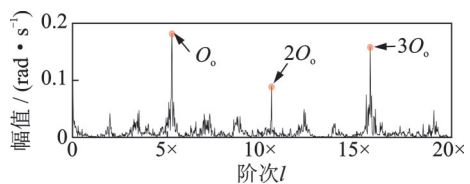


图 14 所提方法的阶次谱

Fig. 14 Order spectrum of the proposed method

直接用 CYCBD 算法对外圈故障的 IAS 信号进行处理,结果如图 15 所示。用 VMD 对信号进行处理,根据观察中心频率法选择模式数为 4,分别求出各 IMF 分量的阶次谱如图 16 所示。

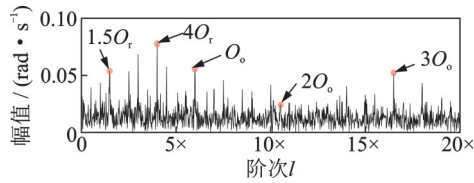


图15 CYCBD处理原信号的阶次谱

Fig. 15 Order spectrum of the original signal processed by CYCBD

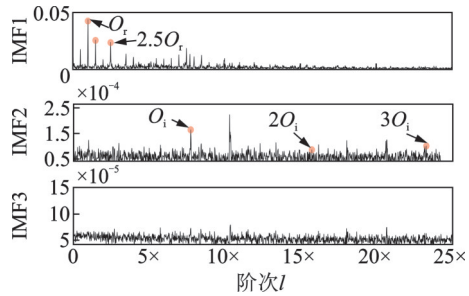


图19 内圈故障信号IMFs的阶次谱

Fig. 19 Order spectrum of IMFs of inner ring fault signal

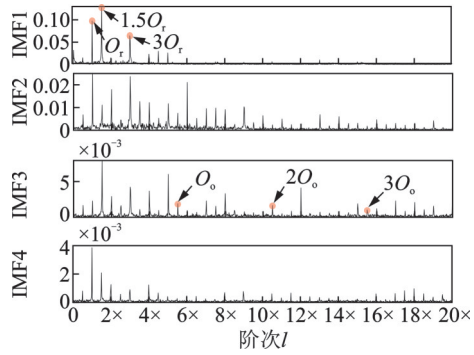


图16 外圈故障信号IMFs的阶次谱

Fig. 16 Order spectrum of IMFs of outer ring fault signal

对比图14, 15和16, 本文所提方法的阶次谱中故障特征阶次及倍频较明显, 说明特征提取效果更好。为了进一步说明本文算法的有效性, 采用内圈和滚动体的故障试验进行验证。内圈故障试验的IAS信号及其阶次谱如图17所示。

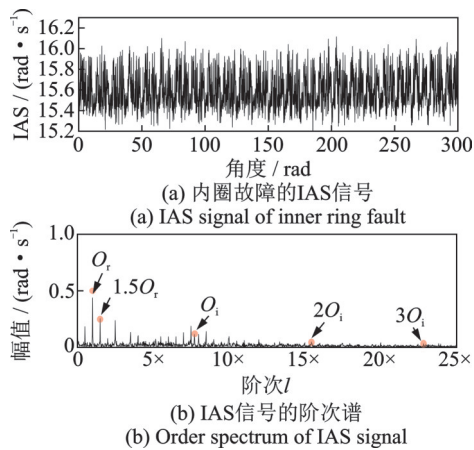


图17 内圈故障的IAS信号及其阶次谱

Fig. 17 IAS signal and order spectrum of inner ring fault

用本文方法对内圈故障信号进行处理, 处理后信号的阶次谱如图18所示。用VMD对信号进行处理, 选择模态数为3, 分别求出各IMF分量的阶次谱如图19所示。

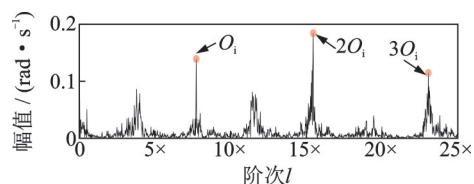


图18 所提方法的阶次谱

Fig. 18 Order spectrum of the proposed method

与图17(b)和图19相比, 图18阶次谱中内圈故障阶次(7.7x)及其倍频较明显, 说明所提方法能有效提取轴承内圈故障特征。

滚动体故障试验的IAS信号及其阶次谱如图20所示。用本文方法处理的结果如图21所示, 用VMD方法处理的结果如图22所示。与图20(b)和图22相比, 图21中能较好地识别出滚动体故障阶次(9.8x)及其倍频, 说明采用所提方法提取滚动体故障特征的有效性。

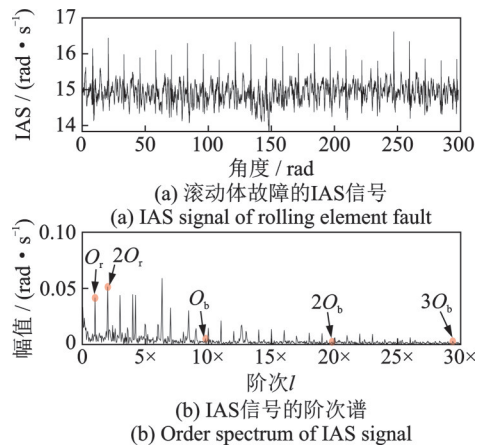


图20 滚动体故障的IAS信号及其阶次谱

Fig. 20 IAS signal and order spectrum of rolling element fault

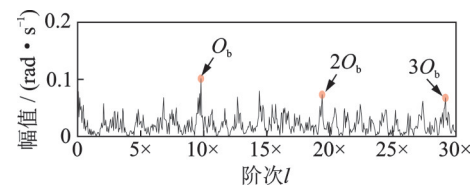


图21 所提方法的阶次谱

Fig. 21 Order spectrum of the proposed method

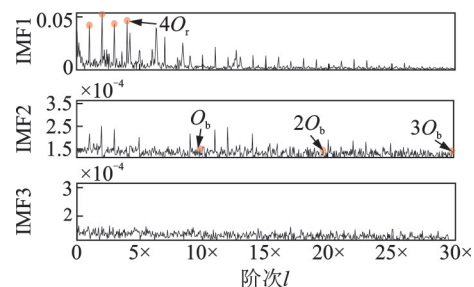


图22 滚动体故障信号IMFs的阶次谱

Fig. 22 Order spectrum of IMFs of rolling element fault signal

为验证所提方法在计算量方面的优势,选用CPU为Intel Core i7-6700、内存为8 G的计算机,取4个周期的数据(数据长度为20000),对比所提方法、直接用CYCBD处理(循环频率和滤波器长度与所提方法确定的参数一致)和使用VMD算法的计算时间。上述3种处理方式的计算效率对比结果如表2所示。

表2 计算效率对比结果

Tab. 2 Comparison results of calculation efficiency

算法	时间/s
所提方法	9.86
CYCBD	102.82
VMD	10.62

由表2可知,VMD算法的计算效率与所提方法相近,但所提方法特征提取效果更好。与直接用CYCBD算法的计算效率对比,所提方法具有明显优势。值得一提的是,表2中所提方法的计算时间包括滤波器长度优化过程的计算量,而直接用CYCBD的计算时间仅为所提方法对应参数的执行时间,如考虑滤波器优化过程,直接用CYCBD的方式计算量会成倍增加。因此,所提时间序列重构的方法对提高CYCBD的计算效率具有重要作用。

## 5 结论

仿真和试验分析验证了所提方法的有效性,且具有以下优势:

(1)与振动信号相比,采用CYCBD算法处理编码器信号无需额外安装转速计来计算循环频率。

(2)时间序列重构在保留故障信息的基础上降低中心差分法的估计误差;重构后信号每个周期的数据长度减小,有利于提高CYCBD的计算效率,促进CYCBD算法的应用。

(3)通过HSC指标实现CYCBD滤波器长度自适应确定,提高了算法的鲁棒性。

### 参考文献:

[1] 李志农,刘跃凡,胡志峰,等.经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2021,34(6):1284-1292.  
Li Zhinong, Liu Yuefan, Hu Zhifeng, et al. Empirical wavelet transform-synchroextracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1284-1292.

[2] Ding C C, Zhao M, Lin J, et al. Sparsity-based algo-

rithm for condition assessment of rotating machinery using internal encoder data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(9): 7982-7993.

[3] Miao Y H, Zhao M, Yi Y G, et al. Application of sparsity-oriented VMD for gearbox fault diagnosis based on built-in encoder information[J]. ISA Transactions, 2020, 99: 496-504.

[4] Renaudin L, Bonnardot F, Musy O, et al. Natural roller bearing fault detection by angular measurement of true instantaneous angular speed[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(7): 1998-2011.

[5] Zhao M, Jia X D, Lin J, et al. Instantaneous speed jitter detection via encoder signal and its application for the diagnosis of planetary gearbox[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 98(1): 16-31.

[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] 朱丹宸,张永祥,何伟,等.基于自适应CYCBD和互相关谱的滚动轴承复合故障诊断方法[J].振动与冲击,2020,39(11):116-122.  
Zhu Danchen, Zhang Yongxiang, He Wei, et al. Compound faults diagnosis of rolling element bearing using adaptive CYCBD and cross-correlation spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(11): 116-122.

[8] Wang Z J, Zhou J, Du W H, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum cyclostationarity blind deconvolution[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108018.

[9] 张龙,成俊良,李兴林,等.基于自适应频带冲击强度的滚动轴承故障量化评估[J].振动与冲击,2018,37(19):30-38.  
Zhang Long, Cheng Junliang, Li Xinglin, et al. Fault quantitative evaluation of rolling bearings based on shock value of selected frequency band[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(19): 30-38.

[10] Zhao M, Lin J. Health assessment of rotating machinery using a rotary encoder[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(3): 2548-2556.

[11] 赵明,林京,王琇峰,等.基于增量式编码器的信息的机床振动溯源技术[C]//第九届全国设备与维修工程学术会议暨第十五届全国设备监测与诊断学术会议.北京,2012:610-615.  
Zhao Ming, Lin Jing, Wang Xiufeng, et al. Machine tool vibration tracing technology based on incremental encoder information[C]//The 9th National Equipment and Maintenance Engineering Academic Conference and the 15th National Equipment Monitoring and Diagnosis



- Academic Conference. Beijing, 2012: 610-615.
- [12] Wang D, Tse P W, Tsui K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2): 176-199.
- [13] 黄包裕, 张永祥, 赵磊. 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[J]. 机械工程学报, 2021, 57(9): 99-107.  
Huang Baoyu, Zhang Yongxiang, Zhao Lei. Research on fault diagnosis method of rolling bearings based on Cuckoo search algorithm and maximum second order cyclostationary blind deconvolution[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(9): 99-107.
- [14] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模式分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.  
Liu Changliang, Wu Yingjie, Zhen Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365.

## Application of encoder time series reconstruction and CYCBD in fault feature extraction of rolling bearing

YANG Xin-min, GUO Yu, CHEN Xin, FAN Jia-wei

(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the effectiveness and computation cost of the maximum second-order cyclic stationarity blind deconvolution (CYCBD) algorithm are affected by parameter setting, the crest of the harmonics spectrum (HSC) was used as an evaluation index to determine the length of the CYCBD filter adaptively, and the calculation cost of the optimization process was balanced by the method of encoder time series reconstruction. The bearing fault order is calculated and the cycle frequency is set according to it. The pulse number of time series reconstruction is determined according to the fault order. The central difference method (CDM) is used to calculate the instantaneous angular speed (IAS) of the reconstructed signal. The filter length of CYCBD was adaptively selected with the HSC as the evaluation index using the equal-step search strategy. The spectrum corresponding to the maximum HSC is calculated to achieve fault feature extraction. The simulation and experimental data analysis results show that the proposed method can adaptively select the filter length, which has an obvious effect on reducing the cost of the CYCBD algorithm, and is effective for rolling bearing fault feature extraction.

**Key words:** fault diagnosis ; rolling bearing ; encoder ; maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution ; crest of harmonics spectrum

**作者简介:** 杨新敏(1994—),男,博士,讲师,硕士生导师。E-mail: yxm1434@163.com。

**通讯作者:** 郭 瑜(1971—),男,博士,教授,博士生导师。E-mail: kmgary@163.com。