DOI: 10.13382/j.jemi.B2306811

参数自适应 SMHD 滚动轴承 IAS 信号特征提取方法*

钟 辉 郭 瑜 高国泽
(昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500)

摘 要:针对编码器瞬时角速度(IAS)信号中滚动轴承故障特征提取困难的问题,结合稀疏最大谐波噪声比解卷积(SMHD)算法可在没有先验周期情况下提取信号中周期性脉冲故障分量的优势提出一种参数自适应 SMHD 滚动轴承 IAS 信号特征提取方法。首先,利用向前差分法估计 IAS 信号;然后,利用故障特征(FC)作为自适应选取 SMHD 优化滤波器长度的评判指标,实现 SMHD 滤波器长度的自适应确定;再将优化选取的滤波器长度代入 SMHD 算法对 IAS 信号进行增强。最后,通过包络分析揭示滚动轴承故障特征。通过对仿真和实测数据进行分析,验证了所提方法的有效性。

关键词: 滚动轴承;瞬时角速度;稀疏最大谐波噪声比解卷积;参数自适应
中图分类号: TN762; TH165.3 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 470.40

Parameter adaptive SMHD rolling bearing IAS signal feature extraction method

Zhong Hui Guo Yu Gao Guoze
(Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of rolling bearing fault feature extraction in the encoder instantaneous angular speed (IAS) signal, a parameter-adaptive SMHD rolling bearing IAS signal feature extraction method is proposed by combining the advantages of the sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution (SMHD) algorithm, which can extract the periodic impulse fault component in the signal without a priori period. Firstly, the IAS signal is estimated using the forward difference method. Then, the fault characteristics (FC) are utilized as an adaptive criterion for selecting the optimal length of the SMHD filter, achieving adaptive determination of the filter length. Subsequently, the optimized filter length is applied to enhance the IAS signal using the SMHD algorithm. Finally, the fault characteristics of the rolling bearing are revealed through envelope analysis. The effectiveness of the proposed method is validated through analysis of both simulated and measured data.

Keywords: rolling bearing; instantaneous angular speed; sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution; parameter adaptation

0 引 言

旋转编码器广泛应用于电机控制系统,其具有:受传递路径影响较小、与动力学特性相关、且蕴含丰富的故障信息等优势[1]。基于上述优势,瞬时角速度(instantaneous angular speed, IAS)信号在故障诊断领域受到关注[2-5],如 Gomez 等[6]构建了深沟球轴承局部故障 IAS 模型,并从动力学角度解释了轴承故障引起的 IAS 扰动。Bourdon 等[7]通过定义角频域滤波器,量化检测了轴承的滚动体外圈故障阶次相关的角速度变化幅度;Moustafa 等[8]在低速工况下对滚动轴承故障尺寸进行了估计。上述研究验证了 IAS 信号在滚动轴承故障诊断上的可行性。然而,由于滚动轴承作为旋转机械的支撑部件,其不传递扭矩,对应故障引起的 IAS 波动相对较弱,且易受噪声及干扰分量的影响,从而增加了滚动轴承故障特征提取的困难[9]。

另一方面,解卷积技术可以有效增强微弱故障特征[10],如 Mcdonald 等[11]提出多点优化最小熵解卷积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution

收稿日期: 2023-08-08 Received Date: 2023-08-08
*基金项目:国家自然科学基金(5216507)、云南省重点领域科技计划项目(202002AC080001)资助

adjusted, MOMEDA)算法,实现了滚动轴承故障分量的增强,但该算法需预先知道故障周期。为解决该问题,Miao 等[12]提出一种稀疏最大谐波噪声比解卷积(sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution, SMHD)算法,通过计算谐波噪声比估计周期,无需事先提供滚动轴承故障周期,可有效提取信号中潜在的故障关联周期性的脉冲成分。然而,SMHD 算法中滤波器长度的设置依赖于专家经验,当滤波器长度过短时解卷积效果不佳,过长时易导致信号失真[13]。

研究中针对编码器瞬时角速度信号中滚动轴承故障特征提取困难的问题,结合 SMHD 算法可有效提取信号中周期性脉冲成分的优势,提出一种参数自适应 SMHD 滚动轴承 IAS 信号特征提取方法。首先,利用向前差分法估计获得 IAS 信号;随后,利用故障特征(fault characteristics, FC)指标确定 SHMD 中优化滤波器长度 L,获取 FC 最大指标值所对应的优化滤波器长度 L_{op},并将其代入 SMHD 算法,获得滤波后的 IAS 信号。最后通过包络分析实现对滚动轴承故障特征的提取。仿真和实测信号分析,验证了所提方法的有效性。

1　基础理论知识简介

1.1　编码器信号的 IAS 估计

采用向前差分法(forward difference method, FDM)[2]对编码器采集的瞬时角位移和对应时间进行处理获得 IAS 信号,其计算公式为:

$$v(\varphi_i)=\frac{\varphi_i-\varphi_{i-1}}{\Delta t_i}=\frac{\Delta\varphi}{\Delta t_i} \tag{1}$$

式中:$v(\varphi_i)$表示时刻 t_i 对应旋转角度 φ_i 时的 IAS;$\Delta\varphi$ 表示角度 φ_i 和 φ_{i-1} 的差值;Δt_i 表示编码盘转过相邻角分度的时间。

1.2　SMHD 算法原理简介

SMHD 算法将谐波噪声比(harmonics-to-noise ratio, HNR)[14]作为目标函数,可在没有先验周期情况下增强信号中感兴趣的周期分量,以 HNR 作为目标函数求偏导可得滤波系数 $f(l)$[12],即:

$$HNR[f(l)]=\frac{\int x(t)x(t+T)\,\mathrm{d}t}{\int x^2(t)\,\mathrm{d}t-\int x(t)x(t+T)\,\mathrm{d}t} \tag{2}$$

式中:t 表示时间,T 表示周期,对目标函数离散化处理,即:

$$\partial x(n)/\partial f(l)=y(n-l) \tag{3}$$

式中:$f(l)$表示滤波器系数,n 表示数据信号长度,$l=1,2,\cdots,L$,L 表示滤波器长度。

$$\sum_{n=1}^{N}x^2(n)/\sum_{n=1}^{N}x(n+T)x(n)=b_1 \tag{4}$$

$$\sum_{n=1}^{N}y(n-l)x(n+T)+\sum_{n=1}^{N}y(n+T-l)x(n)=b_2 \tag{5}$$

$$2\sum_{i=1}^{L}f(i)\sum_{n=1}^{N}y(n-l)y(n-i)=f*A \tag{6}$$

$$b=b_1*b_2=f*A \tag{7}$$

将式(7)改写成矩阵的形式,即:

$$\boldsymbol{f}=\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{b} \tag{8}$$

式中:$\boldsymbol{b}$ 为逆滤波器的输入信号,$\boldsymbol{b}$ 是 L 维列向量;$\boldsymbol{A}$ 为输入信号 y 的自相关,$\boldsymbol{A}$ 是 $L\times L$ 维矩阵;f 为逆滤波器系数,$\boldsymbol{f}$ 是 L 维列向量;SMHD 算法详细介绍见文献[12]。

2　自适应优化滤波器长度

2.1　故障特征指标简介

SMHD 解卷积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 SMHD 算法在故障特征提取方面的应用具有重要意义。滤波器长度自适应确定的核心在于确定一个合适的评价指标。研究中采用故障特征指标[15]来表征 SMHD 算法的滤波效果,该指标旨在计算包络谱中滚动轴承故障特征谱线幅值积分均值与背景噪声谱线幅值积分均值的比值,其值越大表示包络谱中滚动轴承故障特征越明显,其计算公式如下[15]:

$$\mathrm{FC}=\sum_{i=1}^{I}\frac{\dfrac{1}{\sigma_2-\sigma_1}\displaystyle\int_{\sigma_1}^{\sigma_2}H_n(f_{reb})\,\mathrm{d}f_{reb}}{\dfrac{\displaystyle\int_{\sigma_3}^{\sigma_1}H_n(f_{reb})\,\mathrm{d}f_{reb}}{\sigma_1-\sigma_3}+\dfrac{\displaystyle\int_{\sigma_2}^{\sigma_4}H_n(f_{reb})\,\mathrm{d}f_{reb}}{\sigma_4-\sigma_2}} \tag{9}$$

式中:FC 表示故障特征指标;H_n 表示原始信号的包络谱;I 为谐波阶数,研究中 I 参考文献[15]取 3;为保证滚动轴承故障幅值谱线能被有效拾取,基于滚动轴承随机滑动特性,滑动范围为 1%~2%[16],通过对滚动轴承故障特征的可能范围$[\sigma_1,\sigma_2]=[i\cdot f_{reb}-f_{detla},\ i\cdot f_{reb}+f_{detla}]$进行积分以消除滚动轴承理论与实际特征频率差异的影响。f_{reb} 表示滚动轴承故障理论特征阶次,$i\cdot f_{reb}$ 表示滚动轴承故障特征及谐波频率阶次,f_b 背景噪声范围,为消除滚动轴承内圈调制频率的干扰,$f_b\leqslant 0.3f_r$[15],f_r 为转频;f_{detla} 表示故障特征阶次容差,其中 f_{detla} 取 $2\%\times f_{reb}$;$\sigma_3=i\cdot f_{reb}-f_b$,$\sigma_4=i\cdot f_{reb}+f_b$。

值得指出的是,式(9)主要由两部分组成,分子表示滚动轴承故障特征谱线幅值积分均值,分母表示在频率范围$[i\cdot f_{reb}-f_{detla},\ i\cdot f_{reb}-f_b]$和$[i\cdot f_{reb}+f_b,\ i\cdot f_{reb}+f_{detla}]$内背景噪声能量幅值积分均值之和。其中,对积分求均值是为了降低积分区间内随机干扰谱线对滚动轴承故障特征幅值积分与背景噪声谱线积分比值的干扰。尽管

FC 是一种半自动指标,但其可有效表征滚动滚动轴承故障特征,具有较高的鲁棒性。

2.2 滤波器长度 L 自适应优化选取

综合考虑故障特征提取效果和计算量,SMHD 滤波器长度搜索范围参考文献[17]设置为[20, 300],自适应优化 SMHD 的滤波器长度 L 具体流程如算法 1 所示。

算法 1 自适应优化 SMHD 的滤波器长度 L 流程

初始化:

设置滤波器长度 L 的搜索范围为[20,300];

开始:

滤波器长度初始值 $i=20, j=1$;

循环:

1)将 i 代入 SMHD 算法,计算对应指标 FC(i)值,$i=i+1$;

2)如果 $i>29$ 且 $\frac{i}{10}=floor(\frac{i}{10})$;则 $M(j)=\frac{1}{10}\sum_{i=i-10}^{i}\mathrm{FC}(i)$,$j=j+1$;

其中 *floor* 表示向负无穷大方向取整,$L\epsilon[20,10\times j]$;

循环终止:

如果 $M(j+1)<=M(j)$,则循环终止;

结束:

$L_{op}=\underset{L}{\mathrm{argmax}}[\mathrm{FC}(SMHD(y,L))]$,其中 $L\epsilon[20,10\times j]$;

3 滚动轴承故障诊断流程

针对编码器瞬时角速度信号中滚动轴承故障特征提取困难的问题,提出参数自适应 SMHD 的滚动轴承故障特征提取方法,流程如图 1 所示。详细步骤如下:

1)基于式(1)利用向前差分法对采集的编码器信号计算以获得滚动轴承 IAS 信号;

2)根据上述算法 1 自适应优化选取滤波器长度 L_{op};

3)将步骤 2)获得的 L_{op} 代入 SMHD 算法,获得解卷积滤波信号;

4)对滤波信号进行包络分析,实现滚动轴承故障特征提取。

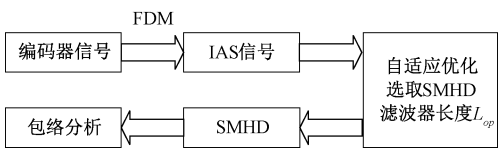


图 1 滚动轴承故障特征提取流程

Fig. 1 Flow chart of rolling bearing fault feature extraction

4 仿真信号分析

为验证所提方法的有效性,用仿真信号进行验证分析,并与传统 SMHD 算法和文献[17]提出的改进最大相关峭度解卷积调整(improved maximum correlated kurtosis deconvolution adjusted, IMCKDA)算法对比,滚动轴承外圈故障模型如下[18]:

$$\begin{cases} Z(\varphi_i)=\sum_i h(\varphi_i-\mathrm{j}T_0-\tau_i)+A_0\sin(2\pi O_r\varphi_i)+n \\ h(\varphi_i)=A_1\mathrm{e}^{-c\varphi_i}\sin(2\pi O_o\varphi_i) \end{cases} \tag{10}$$

式中:仿真信号 $Z(\varphi_i)$ 由 3 部分组成,第 1 部分 $\sum_i h(\varphi_i-\mathrm{j}T_0-\tau_i)$ 表示周期为 T_0 的轴承故障引起的周期性冲击,其中 $h(\varphi_i)$ 表示模拟滚动轴承外圈故障引起的速度波动,τ_i 表示轴承随机滑移;第 2 部分 $A_0\sin(2\pi O_r\varphi_i)$ 为转轴转速波动分量;第 3 部分 n 表示高斯白噪声。

仿真中 $A_0=0.15$, $A_1=0.1$;转轴转频阶次设置为 $O_r=1\times$;阻尼系数 $c=600$;外圈故障阶次 $O_o=5.23\times$;信噪比 *SNR* 设定为-11 dB。根据上述参数获得的仿真 IAS 信号如图 2 所示,对应的包络阶次谱如图 3 所示,包络阶次谱中滚动轴承外圈故障相关特征阶次被噪声淹没不易识别。

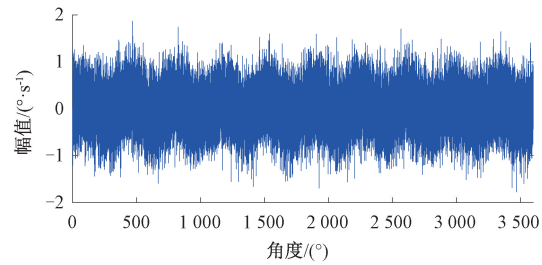


图 2 IAS 仿真信号

Fig. 2 IAS simulation signals

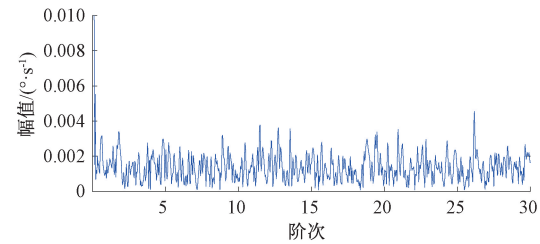


图 3 仿真信号包络阶次谱

Fig. 3 Envelope order spectrum of simulation signal

采用传统 SMHD 算法分析仿真信号,滤波器长度参考文献[19]设置 $L=100$,所对应的包络阶次谱如图 4 所示,可知二阶转频谱线占主导地位,而滚动轴承故障阶次无法有效辨识。

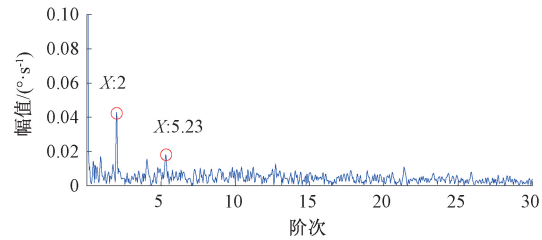


图 4 传统 SMHD 包络阶次谱

Fig. 4 Traditional SMHD envelope order spectrum

采用文献[17]IMCKDA 算法对仿真信号进行处理，其中相关基尼系数(correlated gini，CG)随滤波器长度变化如图 5 所示。由图 5 可知根据相关基尼指标选取的优化滤波器长度 $L_{op}=31$，所对应的包络阶次谱如图 6 所示。可见包络阶次谱中滚动轴承故障特征阶次被干扰分量淹没难以识别。

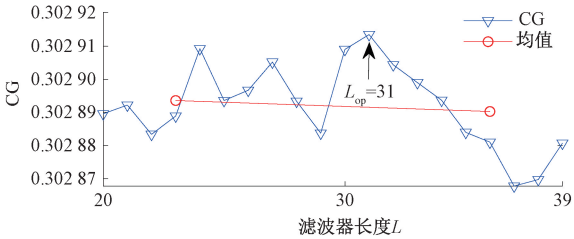


图 5　IMCKDA 滤波器长度自适应曲线

Fig. 5　Length adaptive curve of IMCKDA filter

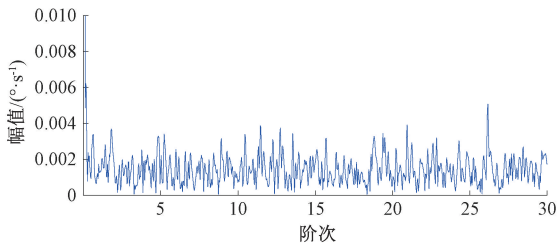


图 6　IMCKDA 包络阶次谱

Fig. 6　IMCKDA envelope order spectrum

采用所提方法对仿真信号进行处理，其中 FC 值随滤波器长度 L 变化如图 7 所示。由图 7 可知，$L_{op}=33$ 时 FC 值最大，即优化选取的滤波器长度为 33。将滤波器长度 $L_{op}=33$ 代入 SMHD 算法中，其对应的包络谱如图 8 所示。对比图 3、4 和 6，图 8 中滚动轴承故障特征阶次及倍频可清晰辨识。

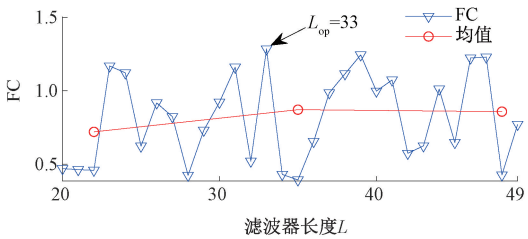


图 7　SMHD 滤波器长度自适应曲线

Fig. 7　Length adaptive curve of SMHD filter

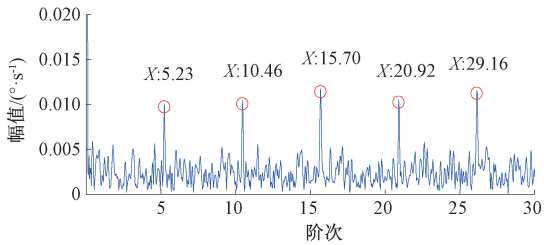


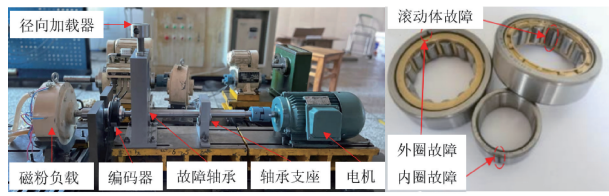
图 8　参数自适应 SMHD 包络阶次谱

Fig. 8　Parameter adaptive SMHD envelope order spectrum

5　实验验证

5.1　实验介绍

为了进一步验证所提方法的优势，搭建如图 9(a)所示的滚动轴承模拟故障试验台。试验台由磁粉负载、编码器、径向加载器、故障轴承、轴承支座和电机等 6 部分组成。并采用传统 SMHD 和 IMCKDA 算法对实验数据进行处理，并与所提方法对比。



(a) 试验台　(b) 故障轴承

(a) Test rig　(b) Bearing fault

图 9　实验台与故障轴承

Fig. 9　Test rig end bearing fault

以 NU206 型号的滚动轴承为研究对象，具体参数(节圆直径 $D=46$ mm，滚动体直径 $d=9$ mm，接触角 $\alpha=0°$，滚动体个数 $n=13$)。采用线切割加工技术在轴承外圈、内圈和滚动体上分别加工尺寸约为 0.5 mm 的故障，滚动轴承模拟故障如图 9(b)所示，将上述故障分别在图 9(a)试验台上进行实验，编码器型号为 SZGLK9040G2 的光学编码器，线数为 5 000 线。根据参考文献[20]计算得到滚动轴承外圈、内圈和滚动体的理论故障特征阶次，计算公式为：

$$O_o=\frac{n}{2}\left(1-\frac{d}{D}\cos\alpha\right)O_r \tag{11}$$

$$O_i=\frac{n}{2}\left(1+\frac{d}{D}\cos\alpha\right)O_r \tag{12}$$

$$O_b=\frac{D}{2d}\left(1-\left(\frac{d}{D}\cos\alpha\right)^2\right)O_r \tag{13}$$

式中：O_o、O_i 和 O_b 分别表示为滚动轴承外圈、内圈和滚动体的故障特征阶次。将上述滚动轴承参数代入式(11)、(12)和(13)计算得出 $O_o=5.23\times$、$O_i=7.7\times$和 $O_b=9.8\times$，O_r 表示转频，$O_r=1\times$。

5.2　实测信号分析

使用高速计数器采集原始编码器信号，通过式(1)获得的 IAS 信号如图 10 所示，对应的包络阶次谱如图 11 所示。由图 11 可知，包络阶次谱中转频及其倍频占主导，周期性分量干扰严重，滚动轴承外圈故障特征阶次及其相关谱线无法识别。

采用传统 SMHD 算法处理实验数据，解卷积后的包络阶次谱如图 12 所示，滚动轴承故障特征阶次被转频淹

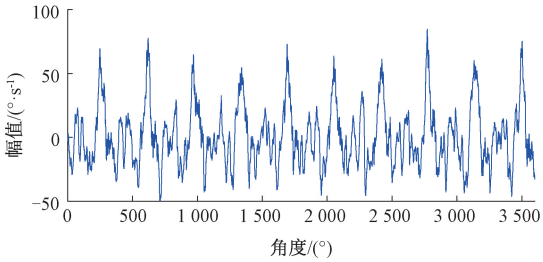


图 10 原始 IAS 信号

Fig. 10 Raw IAS signal

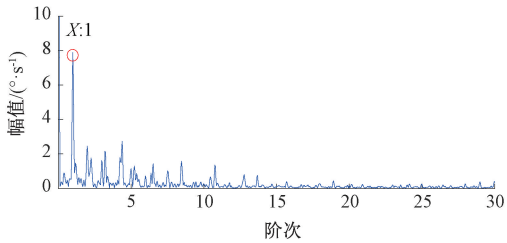


图 11 原始 IAS 信号的包络阶次谱

Fig. 11 Envelope order spectrum of the original IAS signal

没难以识别。

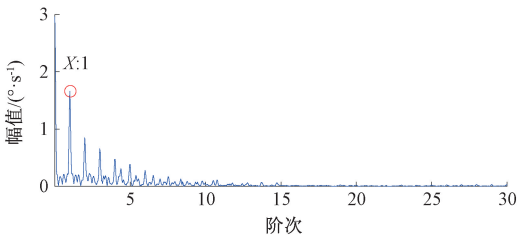


图 12 传统 SMHD 的包络阶次谱

Fig. 12 Envelope order spectrum of traditional SMHD

采用 IMCKDA 方法对实验数据进行处理,相关基尼系数指标随滤波器长度变化如图 13 所示。由图 13 可知,当滤波器长度为 81 时相关基尼系数指标值最大。将 $L_{op}=81$ 代入 IMCKDA 算法,解卷积后获得的包络阶次谱如图 14 所示。由图 14 可知一阶转频的幅值能量较高而滚动轴承故障阶次被噪声淹没,不易辨别故障特征谱线。

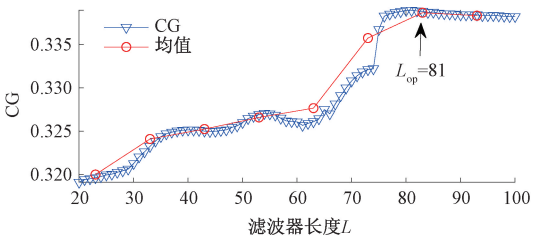


图 13 CG-IMCKDA 滤波器长度自适应曲线

Fig. 13 CG-IMCKDA filter length adaptive curve

利用所提方法对实验数据进行处理 FC 值随滤波器长度 L 变化如图 15 所示。当滤波器长度 $L_{op}=23$ 时 FC 值最大,将其代入 SMHD 算法,获得的包络阶次谱如图 16 所示。对比图 11、12 和 14 所提方法背景噪声和其他干扰分量被有效抑制,能够清晰辨识出滚动轴承外圈故障特征阶次及其谐波,验证了所提方法的有效性。

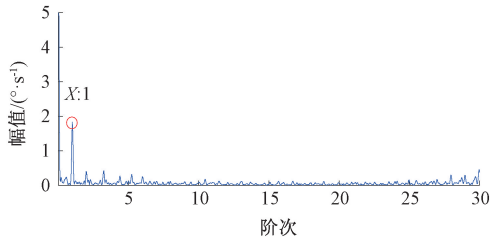


图 14 CG-IMCKDA 包络阶次谱

Fig. 14 CG-IMCKDA envelope order spectrum

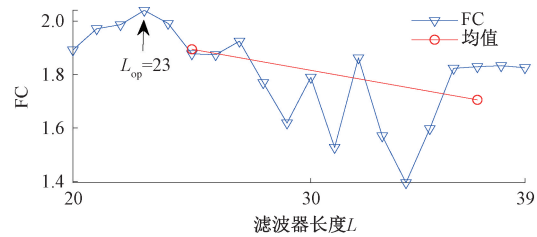


图 15 SMHD 滤波器长度自适应曲线

Fig. 15 Length adaptive curve of SMHD filter

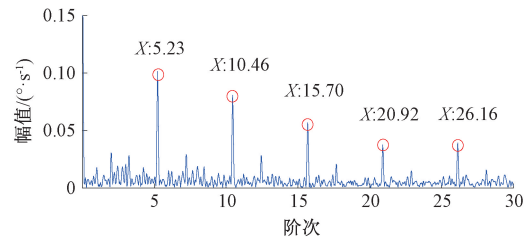


图 16 参数自适应 SMHD 包络阶次谱

Fig. 16 Parameter adaptive SMHD envelope order spectrum

为了验证所提方法的有效性,采用滚动轴承内圈故障数据进行验证。轴承内圈故障 IAS 信号如图 17 所示,对应的包络阶次谱如图 18 所示,包络阶次谱中干扰分量占优,无法有效识别出滚动轴承内圈故障特征阶次(7.7×)及其谐波。

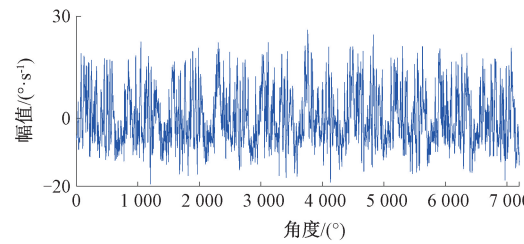


图 17 内圈故障的 IAS 信号

Fig. 17 IAS signal for inner ring fault

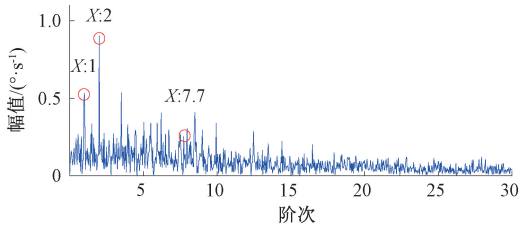


图 18　IAS 信号的包络阶次谱

Fig. 18　Envelope order spectrum of IAS signal

采用所提方法对内圈故障数据进行处理，SMHD 滤波器长度自适应曲线如图 19 所示，将自适应优化选取的 $L_{op}=31$ 代入 SMHD 算法。对解卷积滤波后的信号进行包络分析，对应的包络阶次谱如图 20 所示，可以清晰识别出内圈故障特征阶次及其谐波。对比图 18 可知，所提方法可有效提取滚动轴承内圈故障特征。

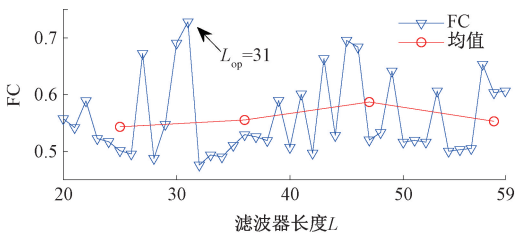


图 19　SMHD 滤波器长度自适应曲线

Fig. 19　SMHD filter length adaptive curve

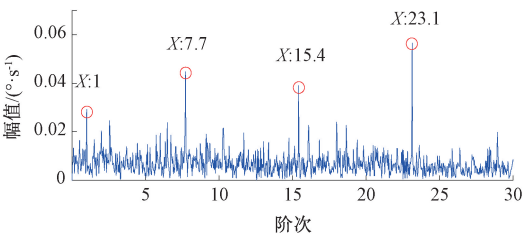


图 20　参数自适应 SMHD 包络阶次谱

Fig. 20　Parameter adaptive SMHD envelope order spectrum

为了进一步验证所提方法的有效性，对滚动轴承滚动体故障数据进行处理。滚动体故障实验的 IAS 信号如图 21 所示，其包络阶次谱如图 22 所示，由图 22 可知，受转频分量的影响滚动体故障特征不易识别。

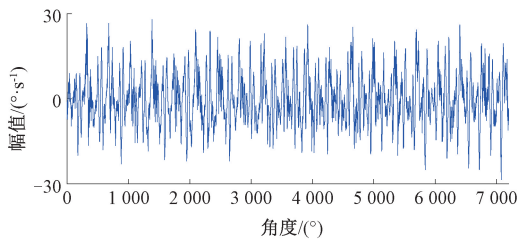


图 21　滚动体故障的 IAS 信号

Fig. 21　IAS signal for rolling element fault

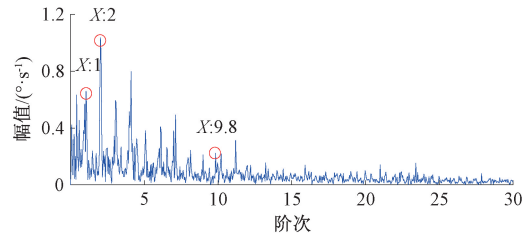


图 22　IAS 信号的包络阶次谱

Fig. 22　Envelope order spectrum of IAS signal

采用所提方法处理滚动体故障实验的 IAS 信号，SMHD 滤波器长度自适应曲线如图 23 所示，将 $L_{op}=38$ 代入 SMHD 算法，对滤波后的信号进行包络分析如图 24 所示，对比图 22 可知，图 24 中转频和背景噪声得到抑制，提取出了滚动体故障阶次(9.8×)及其二倍频。

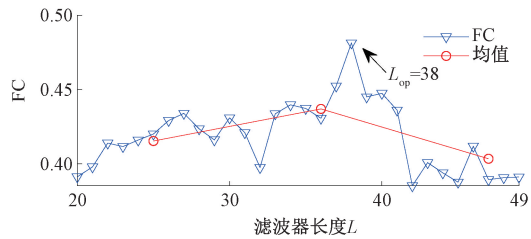


图 23　SMHD 滤波器长度自适应曲线

Fig. 23　SMHD filter length adaptive curve

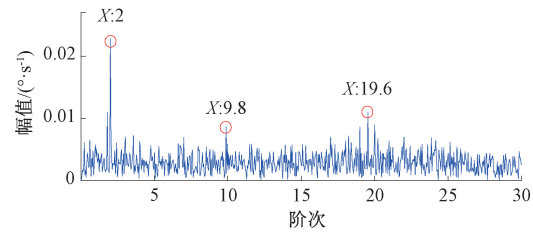


图 24　参数自适应 SMHD 包络阶次谱

Fig. 24　Parameter adaptive SMHD envelope order spectrum

6　结　论

针对编码器瞬时角速度信号中滚动轴承故障特征提取困难的问题，结合 SMHD 算法可在没有先验周期情况下提取信号中周期性脉冲故障分量的优势提出一种参数自适应 SMHD 滚动轴承 IAS 信号特征提取方法。所提方法实现了 SMHD 算法中的滤波器长度自适应优化选取，克服了需要专家经验设置滤波器长度，进一步地提高了 SMHD 算法的鲁棒性。研究中通过仿真和实验验证所提方法可有效提取基于 IAS 信号的滚动轴承故障特征，同时所提方法将瞬时角速度信号作为信号源，为振动传感器安装受限等场合下旋转机械设备的故障检测提供了一

种新的解决方案。

参考文献

[1] 朱云贵, 郭瑜, 邹翔,等. 基于旋转编码器信号的滚动轴承故障特征增强提取[J]. 振动与冲击, 2023, 42(8): 119-125.
ZHU Y G, GUO Y, ZOU X, et al. Enhanced feature extraction of rolling bearing faults based on rotary encoder signals [J]. Vibration and Shock, 2023, 42 (8): 119-125.

[2] ANDRE H, GIRARDIN F, BOURDON A, et al. Precision of the IAS monitoring system based on the elapsed time method in the spectral domain [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 44(1-2): 14-30.

[3] GOMEZ J L, BOURDON A, ANDRÉ H, et al. Modelling deep groove ball bearing localized defects inducing instantaneous angular speed variations [J]. Tribology International, 2016, 98: 270-281.

[4] GOMEZ J L, KHELF I, BOURDON A, et al. Angular modeling of a rotating machine in non-stationary conditions: Application to monitoring bearing defects of wind turbines with instantaneous angular speed [J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 136: 27-51.

[5] 邹翔, 郭瑜. 基于 IAS 精确估计的太阳轮齿面剥落检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 107-114.
ZOU X, GUO Y. Research on the detection method of sun gear tooth surface peeling based on IAS accurate estimation [J] Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 107-114.

[6] GOMEZ J L, BOURDON A, ANDRÉ H, et al. Modelling deep groove ball bearing localized defects inducing instantaneous angular speed variations [J]. Tribology International, 2016, 98: 270-281.

[7] BOURDON A, CHESNÉ S, ANDRÉ H, et al. Reconstruction of angular speed variations in the angular domain to diagnose and quantify taper roller bearing outer race fault [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 1-15.

[8] MOUSTAFA W, COUSINAARD O, BOLAERS F, et al. Low speed bearings fault detection and size estimation using instantaneous angular speed [J]. Journal of Vibration and Control, 2016, 22(15): 3413-3425.

[9] 田田, 郭瑜, 杨新敏,等. 基于循环谱相关的编码器信号滚动轴承故障检测[J]. 振动与冲击, 2023, 42(16): 202-208.
TIAN T, GUO Y, YANG X M, et al. Encoder signal rolling bearing fault detection based on cyclic spectrum correlation [J]. Vibration and Shock, 2023, 42(16): 202-208.

[10] 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 X AN, JIA M P. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter adaptive feature mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (10): 252-259.

[11] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: Application to vibration fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 82: 461-477.

[12] MIAO Y, ZHAO M, LIN J, et al. Sparse maximum harmonics-to-noise-ratio deconvolution for weak fault signature detection in bearings[J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(10): 105004.

[13] 杨斌, 张家玮, 樊改荣,等. 最优参数 MCKD 与 ELMD 在轴承复合故障诊断中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(11): 59-67.
YANG B, ZHANG J W, FAN G R, et al. Research on the application of optimal parameters MCKD and ELMD in composite fault diagnosis of bearings[J] Vibration and Shock, 2019, 38 (11): 59-67.

[14] XU X, ZHAO M, LIN J, et al. Envelope harmonic-to-noise ratio for periodic impulses detection and its application to bearing diagnosis [J]. Measurement, 2016, 91: 385-397.

[15] CHEN X, GUO Y, NA J. Proportional selection scheme: A frequency band division tool for rolling element bearing diagnostics [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 69(9): 9504-9513.

[16] ZHANG B, MIAO Y, LIN J, et al. Weighted envelope spectrum based on the spectral coherence for bearing diagnosis[J]. ISA Transactions, 2022, 123: 398-412.

[17] MIAO Y, ZHAO M, LIANG K, et al. Application of an improved MCKDA for fault detection of wind turbine gear based on encoder signal[J]. Renewable Energy, 2020, 151: 192-203.

[18] BOURDON A, RÉMOND D, CHESNÉ S, et al. Reconstruction of the instantaneous angular speed variations caused by a spall defect on a rolling bearing outer ring correlated with the length of the defect[C]. Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations: Proceedings of the third International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations CMMNO 2013.

Springer Berlin Heidelberg, 2014: 335-345.

[19] MIAO Y, MING Z, JING L. Weak fault diagnosis of bearings using a cyclic deconvolution method by combining SMHD with MEDA[C]. Proceedings of the 30th International Conference on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management, 2017.

[20] WANG D, PETER W T, 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.

作者简介

钟辉,2021 年于南昌航空大学科技学院获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为旋转机械故障特征提取。

E-mail: zhong511729294@163.com

Zhong Hui received his B. Sc. degree from Science and Technology of Nanchang Aviation University in 2021. He is currently a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes fault feature extraction of rotary machine.