

基于FWECS-CYCBD的轴承故障特征提取研究*

褚惟, 刘韬, 刘畅
(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

摘要 针对最大二阶循环平稳盲解卷积(maximum second-order cyclostationary blind deconvolution, 简称CYCBD)特征提取中循环频率和滤波带宽难确定的问题,引入频率加权能量相关谱(frequency weighted energy correlation spectrum, 简称FWECS)来改进CYCBD,实现了低信噪比条件下的滚动轴承故障特征提取。首先,通过FWECS获取周期冲击频率,构造循环频率集;其次,利用最大加权谐波显著性指标设计了一种等步长搜索策略,自适应选取滤波器长度;最后,基于优选的循环频率和滤波带宽进行CYCBD解卷积。轴承仿真和实验数据表明:在循环频率等先验信息未知的情况下,FWECS-CYCBD对故障信号中的微弱冲击特征更敏感;与最小熵解卷积、改进最大相关峭度解卷积和自适应最大二阶循环平稳盲解卷积等方法相比,所提方法在低信噪比条件下能较好地提取轴承故障特征频率信息。

关键词 滚动轴承;故障诊断;特征提取;最大二阶循环平稳盲解卷积;频率加权能量相关谱;加权谐波显著性指数
中图分类号 TH133.33;TP206⁺.3

引言

旋转机械的轴承作为承载支撑的主要部件之一,其运行状态直接关系设备的健康^[1]。受噪声、传输路径及信号衰减等因素影响,轴承早期的微弱故障特征通常不易提取^[2]。解卷积是低信噪比条件下故障信息提取的方法。文献[3]利用最小熵解卷积(minimum entropy deconvolution, 简称MED)增强联合平方包络谱滤波信号的故障信息,实现了轴承微弱故障特征的提取。文献[4]挖掘了故障信号的周期特性,提出最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, 简称MCKD)用于轴承故障诊断。文献[5]将MCKD与粒子群搜索算法结合,解决了其参数选择的经验化问题。Buzoni等^[6]基于旋转设备故障信号的统计特性,选用了具有先验知识的2阶循环平稳性指标(second-order indicators of cyclostationary, 简称ICS₂)作为解卷积目标函数,利用特征值迭代的方式求解最优滤波器,提出了新一代解卷积方法CYCBD。与经典解卷积方法相比,CYCBD在恢复轴承、齿轮等相关周期性脉冲激励源时表现出了更好的性能。但是,CYCBD依然受限于循环频率集和滤波器长度参数的选择,其中循环频率通常被预设为轴承理论特征频率。文献[7]利用包络谐波积谱对信号周期频率进行预估,

实现了CYCBD循环频率的自适应选取,但滤波器长度的选择依然依赖于人的主观经验。文献[8-10]提出了一些优化搜索最佳滤波器参数的方法,但搜索范围仍然需要人为先验指定,而遍历寻优的时效性不足也限制了该算法在实际诊断中的运用。

针对上述问题,笔者提出了基于FWECS-CYCBD的滚动轴承特征提取方法。首先,将频率加权能量算子(frequency weighted energy operator, 简称FWEO)引入FWECS,利用FWECS零延迟外最大自相关值对应的周期频率构造循环频率集,避免了以理论特征频率构造循环频率集的不准确问题;其次,利用FWECS的循环频率修正谐波显著性指数,结合基尼指数提出加权谐波显著性指标,以实现滤波器长度的等步长自适应搜索寻优;最后,基于循环频率集和滤波器长度等参数进行CYCBD解卷积和包络解调处理,完成了滚动轴承的故障识别。

1 FWECS-CYCBD

1.1 CYCBD理论

与经典解卷积滤波方法类似,CYCBD旨在从分析信号 X 中恢复源信号 s_0 ,即

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

其中: g 为未知脉冲响应函数; h 为逆滤波器系数矩阵

* 云南省科技厅重大科技专项资助项目(202102AC080002);国家自然科学基金资助项目(52065030)

收稿日期:2022-02-16;修回日期:2022-05-10

阵; s 为估计输入信号; $*$ 为卷积运算。

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

其中: L 为信号 s 的长度; N 为 h 的长度。

ICS₂定义为

$$\begin{cases} \text{ICS}_2 = \sum_{k>0} |c_s^k| / |c_s^0|^2 \\ c_s^k = E^H |s|^2 / (L-N+1) \\ c_s^0 = s^H s / (L-N+1) \end{cases} \quad (3)$$

且

$$|s|^2 = [|s[N-1]|^2, |s[N]|^2, \dots, |s[L-1]|^2]^T \quad (4)$$

$$E = [e_1, e_2, \dots, e_k, \dots, e_K] \quad (5)$$

其中: H 表示矩阵的共轭转置运算;

$$e_k = \begin{bmatrix} e^{-j2\pi A(N-1)} \\ e^{-j2\pi A(N)} \\ \vdots \\ e^{-j2\pi A(L-1)} \end{bmatrix}; A \text{ 为循环频率集, } A = k/T_s, k =$$

1, 2, ..., K , k 为样本指数; T_s 为样本周期。

整合式(3)~(5), ICS₂可重新表示为

$$\text{ICS}_2 = \frac{h^H X^H W X h}{h^H X^H X h} = \frac{h^H R_{XWX} h}{h^H R_{XX} h} \quad (6)$$

其中: R_{XX} , R_{XWX} 分别为相关矩阵和加权相关矩阵; W 为加权矩阵。

$$W = \text{diag} \left(\frac{E E^H |s|^2}{(L-N+1) s^H s} \right) (L-N+1) = \begin{bmatrix} \ddots & & 0 \\ & \frac{E E^H |s|^2}{(L-N+1)} & \\ 0 & & \ddots \end{bmatrix} \frac{(L-N+1)}{\sum_{l=N-1}^{L-1} s^2} \quad (7)$$

根据式(6)和式(7)能够提取到具有最大ICS₂的冲击源,可以通过搜索式(8)中的最大特征值所对应的特征向量来实现

$$R_{XWX} h = R_{XX} h \lambda \quad (8)$$

其中: λ 为最大特征值。

λ 对应最优的ICS₂,与之匹配的特征向量即为所需的最佳滤波器。

1.2 循环频率集的预估

CYCBD的性能取决于循环频率的准确性。由式(5)可知,循环频率集 A 与故障频率有关,但该参数依赖于设备故障的先验知识来设定,故有必要寻找一种不依赖先验知识的循环频率确定方法。

其矩阵形式为

信号包络的自相关函数作为隐藏周期或频率识别的有效工具而获得了广泛应用,但低信噪比条件下,传统包络解调方法易受转频、噪声等干扰,导致其自相关函数难以较好地识别故障周期信息。文献[11]提出了一种FWEO解调方法,有效提高了包络解调的抗干扰性。笔者基于FWEO并引入FWECS,实现了故障循环频率未知条件下的预估。

故障信号 x 表示为

$$x = x_T + n \quad (9)$$

其中: x_T 表示周期为 T 的冲击分量; n 为实际环境中的噪声分量。

FWEO定义为

$$\kappa(x) = [\dot{x} + jH(\dot{x})]^2 \quad (10)$$

其中: \dot{x} 为 x 导数; $H(\cdot)$ 为希尔伯特变换。

对经FWEO运算得到的能量信号做傅里叶变换,即得到其能量解调谱,同时进行平方处理以二次增强该解调谱的抗干扰性。其表达式为

$$\text{FWES}[\kappa(x)] = | \text{DFT}[\kappa(x)] |^2 \quad (11)$$

其中:DFT表示离散傅里叶变换。

FWEO解调谱FWES[$\kappa(x)$]的自相关函数FWECS(τ)可定义为

$$\text{FWECS}(\tau) = \int \text{FWES}[\kappa(x)] \text{FWES}[\kappa(x) + \tau] d\tau \quad (12)$$

信号 x 中的噪声分量并不具备周期性,所以其FWECS趋向于0;而FWECS(τ)除 $\tau=0$ 外,当周期冲击的自相关等于周期 T_i , $i=1, 2, \dots$ 时,自相关函数将有突出峰值。由于周期信号的谐波特性和傅里叶变换的收敛性,自相关函数FWECS(τ)呈现以 T 为周期的变化,且在整周期处出现逐渐衰减的峰值。根据该特性可选取除 $\tau=0$ 外的最大自相关值所对应的周期频率 τ_{\max} 为循环频率 f ,构造循环频率集 $A = [f, 2f, \dots, \text{floor}(N/f) \cdot f]$,其中 N 为分析信号长度。

循环频率 f 的求解过程定义为优化问题的解,即

$$\tau_{\max} = \arg \max_{\tau \in \zeta} (\text{FWECS}(\tau)) \quad (13)$$

其中: ζ 为不包括FWECS(0)周围点的集合。

1.3 滤波器长度的确定

解卷积方法通常使用有限脉冲响应滤波器来恢

复故障源,因此与冲击响应性能相关的滤波器长度将严重影响CYCBD的滤波效果。但是,CYCBD的滤波性能与滤波器长度并非正比关系,过小的滤波器带宽将难以有效提取故障特征;而过大的滤波器长度又会降低计算效率^[12]。

针对滤波器长度的确定问题,文献[13]基于谐波相关谱结构(harmonic-related spectral structure,简称HRSS)给出了一种包络谐波积谱,并以谐波显著性指数(harmonic significance index,简称HSI)来衡量故障冲击的显著性。HSI表达式为

$$H(\omega) = \left(\frac{F(\omega)}{N(\omega)} \cdot \frac{F(2\omega)}{N(2\omega)} \cdots \frac{F(K\omega)}{N(K\omega)} \right)^{1/K} \quad (14)$$

其中: $F(\omega)$ 为包络谱特征频率 ω 处的幅值; K 为考虑的特征倍频数(本研究取 $K=3$); $N(\omega)$ 为频率 ω 附近的噪声水平。

在HRSS中, $\omega \neq \omega_0$ 的成分是由噪声产生的,其幅值较低,乘积运算将会缩放HSI值。当 $\omega = i\omega_0 (i=1, 2, \dots)$ 时,冲击特性越强,则幅值越大,此时乘积谱进一步放大HSI值,据此可判断出故障特征的显著程度,即该值越大,故障特征越明显。虽然HSI指标可用于滤波器长度的选择,但该指标需要参考理论特征频率来确定,而轴承运行中滚子的随机滑动和转速波动等往往会导致实际特征频率与理论计算值不一致。此外,HSI仅表现前 K 阶故障频率与周围的噪声比,当某 K 阶特征频率幅值过高时,HSI将倾向于反映故障信号的局部属性,缺乏对滤波结果全局特性的衡量,容易导致滤波长度的误选。

针对该问题,笔者引入基尼指数(Gini index,简称GI)^[14]对HSI进行加权修正,提出了新指标加权谐波显著性指数(weighted harmonic significance index,简称WHSI)。与峭度、 L_p/L_q 范数和Hoyer测度等稀疏性指标相比,GI在衡量整体稀疏特性时具有更稳定的梯度特性,在区分随机和循环瞬变脉冲上表现出良好的能力,并且对随机脉冲噪声也有较好的鲁棒性^[15]。GI表达式为

$$GI = 1 - 2 \sum_{n=1}^N \frac{x_{(n)}}{\|\vec{x}\|_1} \left(\frac{N-n+0.5}{N} \right) \quad (15)$$

其中: $\vec{x} = [x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(N)}]$,为元素从小到大重新排列的向量; $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(N)}$,为排序操作后的新索引; $\|\vec{x}\|_1$ 为 \vec{x} 的 l_1 范数。

定义WHSI的表达式为

$$WHSI = GI \times H(\omega) \quad (16)$$

其中:GI, $H(\omega)$ 分别为不同滤波器长度下信号的基尼指数和谐波显著性指数。

WHSI可通过FWECS获取各阶循环频率 $K\omega (K=1, 2, \dots)$,再以移动平均滤波器估计周期频率两侧转频范围内的噪声级,能有效度量周期频率两侧的噪声水平。GI主要体现的是滤波信号的全局稀疏特性,HSI主要体现的是局部尺度属性。当二者之积最大时,能更好地对滤波信号脉冲特征的局部属性和全局特性进行衡量。

为了兼顾CYCBD算法的准确性和效率,最小的滤波器长度(记为 L)至少需要覆盖轴承的一个故障周期(记为 P),因此结合信号周期特性和计算效率要求,建议WHSI搜索范围为 $[0, 3P]$,迭代步长为 $0.5P$ 或 P 。由多组数据的分析可知,当滤波器搜索范围在 $[0, 600]$ 、迭代步长为100时,信号均能满足上述周期原则^[16]。因此,建立CYCBD滤波器长度的自适应选取原则如下:

- 1) 初始化滤波器长度 $L_0=0, L_{\max}=600$ 和迭代步长 $S=100$,设置步长搜索策略 $L=L_0+S$;
- 2) 输入 L 进行CYCBD滤波;
- 3) 保存不同长度 L 下的WHSI值,当满足迭代终止条件 $L \geq L_{\max}$ 时进行自适应对比;
- 4) 选择最大WHSI所对应长度 L 的输出为最优滤波器的长度。

2 仿真研究

2.1 仿真信号的构建

根据滚动轴承内圈故障发生时的特点构建仿真信号^[17],其表达式为

$$\begin{cases} x(t) = \sum_i^M A_i s(t - iT - \tau_i) + n(t) \\ A_i = A_0 \cos(2\pi Q t + \varphi_A) + C_A \\ s(t) = e^{-Bt} \cos(2\pi f_n t + \varphi_w) \end{cases} \quad (17)$$

设置内圈故障信号 $x(t)$ 幅值 $A_0=1$,采样频率 $f_s=12$ kHz,共振频率 $f_n=3$ kHz,衰减系数 $B=1000$,故障特征频率 $f_i=58$ Hz,转频 $f_r=20$ Hz, τ_i 为服从 $\mu=0, \delta^2=0.001f_r$ 的正态分布随机滑动系数,同时加入信噪比为 -10 dB的噪声 $n(t)$,并对1 s时长的信号进行分析。

轴承内圈故障仿真信号时域波形见图1。可以看出,其周期性微弱冲击完全被噪声淹没,难以获取到冲击规律和有效信息。轴承内圈故障仿真信号包络谱见图2。可以看出,故障特征谱线周围存在严重的噪声干扰谱线,无法有效识别故障信息。

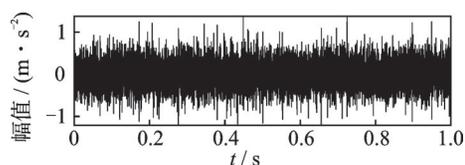


图1 轴承内圈故障仿真信号时域波形

Fig.1 Time domain waveform of simulation signal for bearing inner ring fault

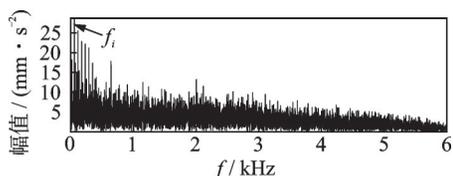


图2 轴承内圈故障仿真信号包络谱

Fig.2 Envelope spectrum of simulated signal for bearing inner ring fault

2.2 仿真结果分析

为验证所提方法的有效性,使用FWECS-CYCBD对构造的仿真信号进行处理。

首先,对仿真信号进行FWECS分析,FWECS预估仿真信号循环频率的可视化结果如图3所示。可以看出,零延迟外的最大周期频率为58 Hz,与实际仿真的故障特征频率一致,证明本研究所提方法可以准确获取到信号的真实循环频率。以此周期频率构造得到循环频率集 $A =$

$[58, 116, 174, \dots, \text{floor}(12\ 000/58) \times 58]$ 。

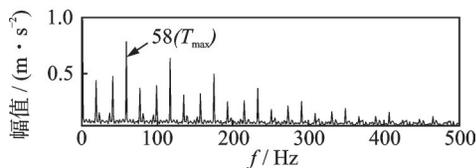


图3 FWECS预估仿真信号循环频率的可视化结果

Fig.3 Visual interpretation of the cycle frequency of the simulated signal estimated by FWECS

其次,依托指标WHSI,根据设计的等步长搜索策略自适应迭代以确定合适的滤波器长度。仿真信号不同滤波器长度下的WHSI如图4所示。可以看出,当 $L=400$ 时,WHSI显示出最大的数值,该值即为最优滤波器长度。在继续增大滤波器长度后,WHSI反而有所减小,表明所提取的特征信息量有所下降。

将优选的循环频率集和滤波器长度输入CYCBD对信号进行滤波,得到如图5所示的FWECS-CYCBD仿真信号时域波形。图中谱线清晰,呈现出显著的故障冲击规律,噪声分量得到明显抑制。FWECS-CYCBD仿真信号包络谱如图6所示。由图可以提取其转频和1~7阶特征频率,表明FWECS-CYCBD能够从低信噪比信号中准确捕捉到微弱的故障冲击信息。

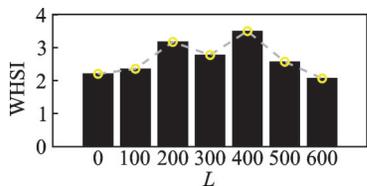


图4 仿真信号不同滤波器长度下的WHSI

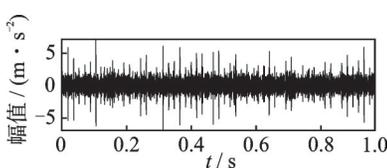


图5 FWECS-CYCBD仿真信号时域波形

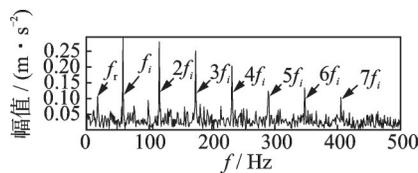


图6 FWECS-CYCBD仿真信号包络谱

为进一步验证优化参数的必要性,设置2个对照组进行说明。首先,为模拟转频调制和频率分辨率等带来的误差影响,构造了2个虚假频率集,其虚假循环频率分别为56 Hz和60 Hz,并控制滤波带宽 $L=400$;其次,采取调整滤波带宽参数、固定循环频率 $f=58$ Hz的方式,研究滤波器长度对CYCBD特征提取结果的影响。虚假循环频率的CYCBD包络谱如图7所示。不同滤波器长度的CYCBD时域波形及其包络谱如图8所示。由图7(a)可知,当循环频率 $f=56$ Hz时,其频谱杂乱,未能找到故障信号的特征频率;由图7(b)可知,当虚假循环频率为60 Hz时,虽然包络谱线相对明显,但提取到的结果也为60 Hz,与真实故障频率58 Hz不一致。对比本研究

方法的提取结果可以看出,虚假循环频率集会使CYCBD显示出错误的特征信息,甚至提取不到目标频率成分,导致轴承故障特征提取失效。图8(a,b)分别给出CYCBD在 $L=100$ 和 $L=600$ 时的包络谱,由图8(a)可以看出1~6阶的特征频率,以及以1倍特征频率为中心、转频为边频的相关调制频率 $f_i + f_c$,但该长度下的包络结果仍受到严重的噪声和耦合边频的干扰,说明过小的滤波长度容易造成滤波效果不佳;在图8(b)中,虽然1~6阶的特征频率、转频也很明显,即增加滤波长度能一定程度增强CYCBD的脉冲恢复能力,但长度过大信号会严重失真并产生边缘效应^[18]。当 $L=600$ 时,其运行时间是 $L=100$ 时的近百倍,时间成本显著增加,而其性

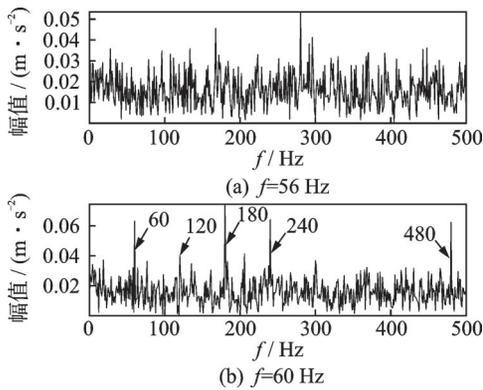


图7 虚假循环频率的CYCBD包络谱

Fig.7 CYCBD envelope spectrum of spurious cyclic frequency

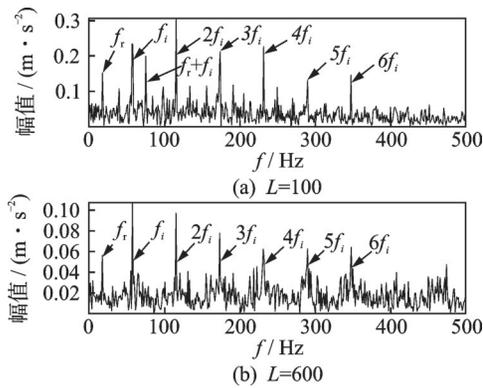


图8 不同滤波器长度的CYCBD时域波形及其包络谱

Fig.8 CYCBD time-domain waveform and its envelope spectrum of different filter lengths

能提升并不明显。因此,有必要利用WHSI寻找最优滤波带宽。

为验证方法的特征提取能力,提出特征能量比(characteristic energy rate,简称CER)来量化评价不同滤波器长度下的滤波性能,其表达式为

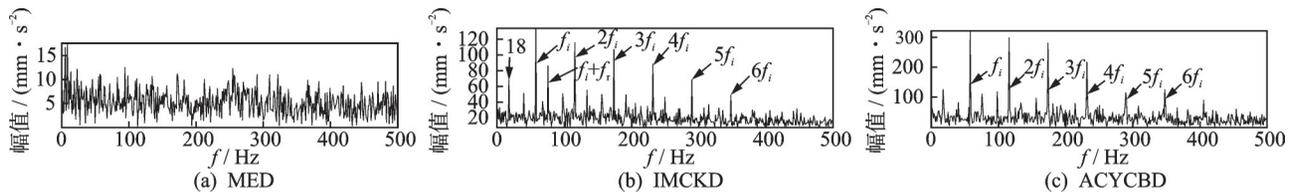


图9 仿真信号各解卷积方法的包络谱

Fig.9 Envelope spectrum of each deconvolution method of the simulated signal

为了量化对比各方法的提取结果,引入自相关脉冲谐波噪声比(autocorrelation impulses harmonic to noise ratio,简称AIHN)^[21]、周期调制强度(periodic modulation intensity,简称PMI)^[22]和谱负熵(spectral negentropy,简称SN)^[23]3种指标。仿真信号不同解卷积算法特征提取性能对比如表2所示。其中:CER,AIHN和PMI主要用于衡量所提特征的显著性;SN主要用于评判滤波信号的冲击特性和循环平稳性。可以看出,本研究方法对应的4种指标值

$$CER_n = \sum_{i=1}^n E(i\omega)^2 / E(f)^2 \quad (18)$$

其中: $\sum_{i=1}^n E(i\omega)^2$ 为n阶故障特征频率处的包络谱振幅平方和; $E(f)^2$ 为全包络谱振幅平方和;本研究取 $n=3$ 。

仿真信号不同L下的CER值如表1所示,由表可知,在上述 $L=400$ 处,CER值最大,说明该长度下所提取到的冲击特征幅值显著,噪声抑制效果明显。

表1 仿真信号不同L下的CER值

Tab.1 CER values for different L of the simulated signal

L	0	100	200	300	400	500	600
CER	0.022	0.155	0.174	0.158	0.188	0.047	0.026

为验证FWECS-CYCBD方法的优势,将提取结果与MED^[19]、改进最大相关峭度解卷积(improved maximum correlated kurtosis deconvolution,简称IMCKD)^[20]和自适应最大二阶循环平稳盲解卷积(adaptive maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution,简称ACYCBD)^[7]进行对比,3种方法的滤波长度、迭代次数、阈值等都与研究方法设置一致。仿真信号各解卷积方法的包络谱见图9。由图9(a)可知,故障频率谱线不突出,噪声干扰严重,特征提取失效;由图9(b,c)可知,2种方法都可以很好地提取到1~6阶的故障频率,但在转频调制和噪声的影响下,其特征频率谱线幅值较低,周围的干扰谱线明显,同时在耦合边频的抑制和7阶特征频率提取上都弱于FWECS-CYCBD方法。

都较其他3种方法更大,说明提取到的冲击特征幅值更显著,噪声抑制更明显,循环平稳特性更强。

3 实验验证

3.1 实验说明

实验数据由图10所示的ABLT-1A轴承全寿命疲劳实验机进行采集。测试对象为NSK公司的

表 2 仿真信号不同解卷积算法特征提取性能对比

Tab.2 Comparison of feature extraction performance of different deconvolution algorithms for simulation signals

指标	MED	IMCKD	ACYCBD	本方法
CER	0.009 2	0.257 8	0.219 6	0.264 3
PMI	0.012 1	0.006 1	0.023 6	0.025 0
AIHN	0.008 4	1.060 7	0.993 3	1.213 0
SN	0.552 7	0.780 5	0.722 8	0.812 6

6205 深沟球轴承。实验轴承几何参数如表 3 所示。其中:转速为 3 000 r/min;转频为 50 Hz;采样频率为 51 200 Hz。数据每 5 min 采集 1 次,轴承状态从正常到完全失效共经历 269 h,获得 3 535 组数据。实验结束后发现,轴承失效形式为内圈点蚀剥落,根据内圈故障特征频率计算公式可知 $f_i=268$ Hz。

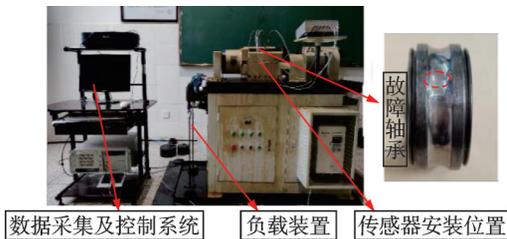


图 10 ABLT-1A 轴承全寿命实验机

Fig.10 ABLT-1A bearing life testing machine

表 3 实验轴承几何参数

Tab.3 Experimental bearing geometry parameters

参数	节圆直径/mm	滚子直径/mm	滚子数目	压力角/(°)
数值	39.04	7.94	9	0

图 11 为轴承全寿命数据均方根 (root mean square, 简称 RMS) 变化趋势。该轴承大致经历了正常、初始故障和完全故障 3 个阶段。本研究选取初始故障阶段的数据进行验证分析。

图 12, 13 分别为实验信号时域波形和包络谱。可以看出,受长距离的振动传输路径和强噪声影响,时域波形中难以提取到明显的冲击谱线;而包络谱由于噪声干扰,特征频率谱线也被噪声淹没。

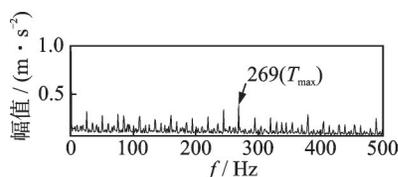


图 14 FWECS 预估实验信号循环频率的可视化结果

Fig.14 Visual interpretation of the cyclic frequency of the experimental signal estimated by FWECS

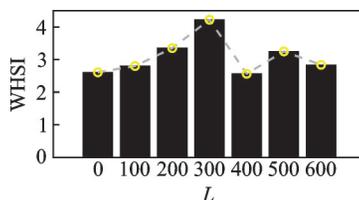


图 15 实验信号不同滤波器长度下的 WHSI

Fig.15 WHSI of the experimental signal with different filter lengths

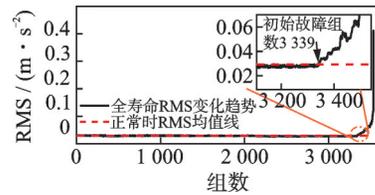


图 11 轴承全寿命数据均方根变化趋势

Fig.11 Trend of RMS of bearing whole life data

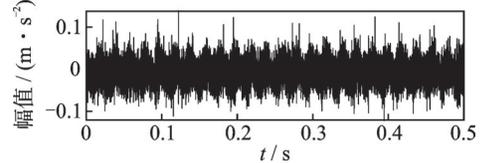


图 12 实验信号时域波形

Fig.12 Time domain waveform of experimental signal

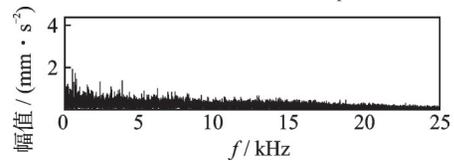


图 13 实验信号包络谱

Fig.13 Experimental signal envelope spectrum

3.2 结果分析

为进一步揭示信号中隐藏的内圈故障微弱冲击信息,首先对实验信号进行 FWECS 分析。FWECS 预估实验信号循环频率的可视化结果如图 14 所示。可以看出,最大峰值对应的冲击特征频率为 269 Hz。由 2.2 节的分析可知,直接利用理论特征频率作为循环频率可能导致错误的结果,因此选择 269 Hz 构造循环频率集作为 CYCBD 的输入参数。然后,根据提出的等步长迭代搜索策略确定合适的滤波器长度 $L=300$ 。实验信号不同滤波器长度下的 WHSI 如图 15 所示。

图 16 为 FWECS-CYCBD 实验信号时域波形。可以看出,噪声分量被明显抑制,故障冲击及其周期信息更加显著。图 17 为 FWECS-CYCBD 实验信号包络谱。该包络谱线干净,故障特征谱线显著,分别对应于 1~3 倍故障频率。此外,还能提取转频 50 Hz 与特征倍频的耦合频率,而调制边频并不突出,说明

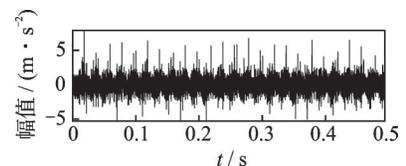


图 16 FWECS-CYCBD 实验信号时域波形

Fig.16 Experimental signal time domain waveform using FWECS-CYCBD

提出的FWECS-CYCBD方法能够准确地提取到轴承故障特征且能抑制其他谐波干扰频率。

实验信号3种解卷积方法的包络谱如图18所示。由图18(a)可知,在低信噪比条件下,MED能

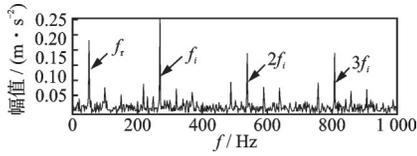


图17 FW ECS-CY CBD实验信号包络谱

Fig.17 Experimental signal envelope spectrum using FW ECS-CY CBD

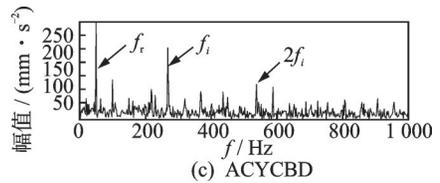
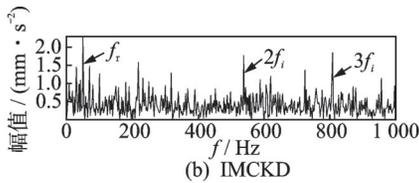
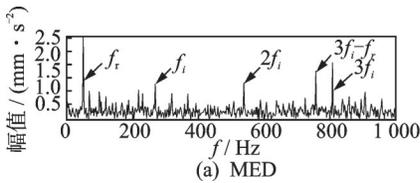


图18 实验信号3种解卷积方法的包络谱

Fig.18 Envelope spectrum for three deconvolution method of the experimental signal

表4 实验信号不同解卷积算法特征提取性能对比

Tab.4 Comparison of feature extraction performance of different deconvolution algorithms for experimental signals

指标	MED	IMCKD	ACY CBD	本方法
CER	0.024 0	0.020 8	0.018 6	0.116 9
PMI	0.019 7	0.052 8	0.075 5	0.151 8
AIHN	0.009 3	0.087 7	0.105 1	0.412 2
SN	0.534 8	0.544 9	0.544 5	0.606 2

4 结论

1) FW ECS-CY CBD方法通过FW ECS获取分析信号的故障周期频率并以此构建循环频率集,可以改善经典CY CBD需要特征周期先验知识的弊端,还可以避免由虚假循环频率导致的故障特征难提取或提取结果错误等问题。

2) 提出的最大WH SI等步长自适应搜索策略可以有效选择滤波器长度,解决了人为选择滤波长度不方便、不准确的问题。

3) 对比MED, IMCKD和ACY CBD这3种解卷积方法,FW ECS-CY CBD能更有效地提取故障轴承的特征频率及其倍频信息,具有较好的鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 双树复小波包和ICA用于滚动轴承复合故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(3): 513-518.

提取到转频、1~3阶特征频率和耦合频率 $3f_i-f_r$,但其特征谱线幅值较低,且受诸多无关谱线干扰。由图18(b)可知,IMCKD虽然也能提取到转频及2倍、3倍特征频率,但无法对1倍故障频率进行有效提取,同时包络结果受噪声干扰严重。由图18(c)可知,ACY CBD能够有效提取到信号转频和1阶特征频率,但在2阶及其他特征倍频的提取上不如本研究方法。实验信号不同解卷积算法特征提取性能对比如表4所示。可以看出,FW ECS-CY CBD的评价指标更大,说明该方法提取到的特征冲击更显著,相较于另外3种解卷积方法具有一定优势。

XU Yonggang, MENG Zhipeng, LU Ming. Dual tree complex wavelet packet and ICA for composite fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(3): 513-518. (in Chinese)

[2] 任学平, 黄慧杰, 王朝阁, 等. 改进的TQWT在滚动轴承早期故障诊断的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(2): 317-325.

REN Xueping, HUANG Huijie, WANG Chaoge, et al. Application of improved TQWT in early fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 317-325. (in Chinese)

[3] 康伟, 朱永生, 闫柯, 等. 基于CS ES和MED的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(4): 660-666.

KANG Wei, ZHU Yongsheng, YAN Ke, et al. Feature extraction of weak faults in rolling bearings based on CS ES and MED[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(4): 660-666. (in Chinese)

[4] 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.

[5] 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. Diagnosis of weak faults in fan bearings based on PSO-VMD-MCKD method[J]. Journal of Vibration, Measure-

- ment & Diagnosis, 2020, 40(2): 287-296.(in Chinese)
- [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] ZHANGBY, MIAO YH, LINJ, et al. Adaptive maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution and its application for locomotive bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 158: 107736.
- [8] 罗忠, 徐迪, 李雷, 等. 基于改进二阶循环平稳解卷积的轴承故障检测方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(5): 673-678.
LUO Zhong, XU Di, LI Lei, et al. Bearing fault detection based on improved CYCBD method[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021, 42(5): 673-678.(in Chinese)
- [9] 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.(in Chinese)
- [10] 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, 128.
ZHU Danchen, ZHANG Yongxiang, HE Wei, et al. Compound faults diagnosis of rolling element bearing using adaptive CYCBD and cross-correlation spectrum[J]. Vibration and Shock, 2020, 39(11): 116-122, 128.(in Chinese)
- [11] O'TOOLE J M, TEMKO A, STEVENSON N. Assessing instantaneous energy in the EEG: a non-negative, frequency-weighted energy operator[C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Chicago, IL, USA: IEEE, 2014: 3288-3291.
- [12] WANG X L, YAN X L, HE Y L. Weak fault feature extraction and enhancement of wind turbine bearing based on OCYCBD and SVDD[J]. Applied Sciences, 2019, 9(18): 3706.
- [13] ZHAO M, LIN J, MIAO Y H, 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.
- [14] NASSEF M G A, HUSSEIN T M, MOKHIAMAR O. An adaptive variational mode decomposition based on sailfish optimization algorithm and Gini index for fault identification in rolling bearings[J]. Measurement, 2021, 173: 108514.
- [15] MIAO Y H, ZHAO M, HUA J D. Research on sparsity indexes for fault diagnosis of rotating machinery [J]. Measurement, 2020, 158: 107733.
- [16] 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.
- [17] 刘韬. 基于隐马尔可夫模型与信息融合的设备故障诊断与性能退化评估研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2013.
- [18] 王朝阁, 李宏坤, 胡少梁, 等. 利用参数自适应多点最优最小熵反褶积的行星轮轴承微弱故障特征提取[J]. 振动工程学报, 2021, 34(3): 633-645.
WANG Chaoge, LI Hongkun, HU Shaoliang, et al. Weak fault feature extraction of planetary bearing based on parameter adaptive MOMEDA[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(3): 633-645.(in Chinese)
- [19] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. Geoplot, 1978, 16(1/2): 21-35.
- [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] LI Z X, LI J M, DING W M, et al. A sparsity-enhanced periodic OGS model for weak feature extraction of rolling bearing faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169: 108733.
- [22] ZHAO M, JIA X D. A novel strategy for signal denoising using reweighted SVD and its applications to weak fault feature enhancement of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94: 129-147.
- [23] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.



第一作者简介:褚惟,男,1996年3月生,硕士生。主要研究方向为信号处理、旋转机械设备故障诊断。
E-mail:chuwei322191@163.com

通信作者简介:刘韬,男,1980年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为现代信号处理理论与方法、故障特征提取中的应用、智能故障诊断及设备状态监测和寿命预测。
E-mail:kmliutao@aliyun.com