

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412653

# 基于最优频段循环脉冲指数谱的轴承故障诊断方法\*

刘小峰, 李俊锋, 毕远亮, 柏林

(重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室 重庆 400044)

**摘要:**针对滚动轴承多故障冲击共振频带的非一致性及相互重叠影响问题,提出了一种基于循环脉冲指数(CPI)谱的轴承多故障同步诊断方法。该方法引入短时脉冲峰值矩的变异系数对轴承故障冲击进行量化表征,结合冗余提升小波包对轴承故障信号进行频带塔式分解与频带信号CPI计算,构建了故障信号的CPI比值谱图(CPIRgram);根据CPI比值最大原则对轴承故障信号的最优共振频带进行自适应选择,并采用最优频段循环脉冲谱对轴承各故障特征频率进行了统一表征。仿真与故障试验分析结果表明,本文方法无需故障先验知识与分解参数的优化设置,在强噪声及随机瞬态干扰情况下,也能够准确地对多故障特征频率进行同步检测,检测出的故障频率与其理论值误差均小于1.6 Hz,且对故障冲击强度大小及冲击模式变化具有较好的鲁棒性,有较好的应用前景。

**关键词:**轴承故障诊断;最优频段选择;最大循环脉冲指数;循环脉冲谱

**中图分类号:** TH17 TN911 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Bearing fault diagnosis method based on cyclic pulse index spectrum of optimal band

Liu Xiaofeng, Li Junfeng, Bi Yuanliang, Bo Lin

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** To address the problem of non-consistency and overlapping influence of multi-fault impact resonance bands of rolling bearings, a synchronous diagnosis method for multi-fault bearings based on the cyclic pulse index (CPI) spectrogram is proposed. Firstly, the variation coefficient of the short-time pulse peak moment is taken as the cyclic pulse index to quantitatively characterize the cyclic periodicity and impulsiveness of bearing fault impacts. Then, by combining the frequency band tower decomposition of adaptive redundant lifting wavelet packet with the CPI calculation for the individual frequency band signals, the CPI ratio spectrogram (CPIRgram) is constructed. The optimal resonance band of bearing fault signal is adaptively selected according to the principle of the maximum CPI ratio. Finally, the cyclic pulse spectrum is employed to uniformly characterize each fault feature frequency of the bearing. The simulation and fault test results show that this method does not require prior knowledge of faults or optimization of decomposition parameters. It can accurately detect multiple fault feature frequencies even in the presence of strong noise and random transient interference. The detected fault frequencies show an error of less than 1.6 Hz compared to their theoretical values. Additionally, the method demonstrates good robustness to variations in fault impact intensity and impact mode, indicating strong potential for practical applications.

**Keywords:** bearing fault diagnosis; optimal band selection; maximum cyclic pulse index; cyclic pulse index spectrum

## 0 引言

滚动轴承作为旋转机械设备支撑部件中的关键部件

之一,在设备运行过程承载着各种高周交变载荷,其故障损伤易导致非计划停机、人员伤亡等严重后果<sup>[1]</sup>。在设备结构复杂性和工况环境不稳定性的影响下,轴承滚动物体与保持架的随机滑动频繁,产生的故障冲击形态各异,

收稿日期:2024-03-24 Received Date: 2024-03-24

\* 基金项目:国家科技重大专项(J2019-IV-0001-0068)、国家自然科学基金项目(52175077)资助

且时间间隔不一致,具有非典型循环周期性特点。滚动轴承早期损伤产生的故障脉冲微弱,极易受到工况环境及其他旋转部件碰撞引起的强烈异常冲击的干扰,产生故障漏诊现象。特别是在复合故障情况下,不同损伤程度或类型的故障与外部干扰相互耦合,使得轴承故障的准确诊断更加困难。

当滚动轴承的某一个或多个位置出现小的损伤时,滚珠会反复撞击损伤处而产生周期性的瞬时冲击,因而一系列周期性故障脉冲分析方法应运而生,其主要集中在周期性的瞬态信息度量与滤波增强两个方面。峭度,通常用于评估不同窄带信号的脉冲性,以提取脉冲响应的共振频带,但其未考虑故障冲击响应的周期性,容易受到随机干扰脉冲的影响。对此,许多新的故障脉冲指数被用于替代峭度,如  $L2/L1$  范数<sup>[2]</sup>、负熵<sup>[3]</sup>、Hoyer 指数<sup>[4]</sup>等,这些指数在评估周期性脉冲时效果更好,但在抵抗随机冲击或异常值影响方面的能力不足。平滑度指数<sup>[5]</sup>、Gini 指数<sup>[6]</sup>和 Gini 指数变体<sup>[7]</sup>等新型评价指数,对随机瞬变或异常值具有鲁棒性,但在低信噪比条件下对周期脉冲的辨别能力还有待提高。为了增强对随机干扰脉冲的鲁棒性并提高对周期性脉冲的鉴别能力,一些学者在相关函数基础上对瞬态冲击分量进行了度量,例如,相关系数加权峭度<sup>[8]</sup>、相关谱负熵<sup>[9]</sup>等。但这些建立在相关函数基础上的评价指数,易受到谐波调制成分及自相关函数的去趋势性影响。另者,复合加权特征能量比<sup>[10]</sup>、自适应谐波峭度<sup>[11]</sup>等,主要是通过引入先验的故障频率来抑制非周期性脉冲的干扰,缺乏对工程实践的自适应性。因此,有必要在无故障先验知识的情况下,构建一个抗随机冲击干扰能力强、对工况环境鲁棒性好的可重复性脉冲度量方法。

为了对轴承故障冲击分量进行滤波增强,学者们提出了许多提取周期性脉冲方法,如信号分解(小波分解、稀疏表示、卷积稀疏编码<sup>[12]</sup>等)、去卷积(最大相关峭度卷积<sup>[13]</sup>、最大二阶循环平稳盲卷积<sup>[14]</sup>、快速非线性盲卷积<sup>[15]</sup>等)及共振频带滤波等方法。信号分解法的性能受限于基函数对故障脉冲的匹配能力,解卷积方法受制于参数的优化选择。共振频带滤波是提取轴承故障冲击分量最常用的方法,其核心是对利用故障脉冲的度量指标对频带划分后的窄带信号进行筛选。为了使筛选的频带边界与冲击共振带保持一致,许多频带划分技术被应用于故障冲击分量的提取,例如 FIR 滤波器、1/3 二叉树滤波器组、经验小波变换<sup>[16]</sup>及多尺度经验傅里叶分解<sup>[17]</sup>等。由于轴承故障信号复杂多变性,上述方法在进行频带划分时往往不容易灵活调整中心频率和带宽,且面临输入参数(如小波函数、分解层数等)选择不当导致的共振频带的分割偏离的问题。另者,在轴承复合故障激发出多个共振频带的情况下,不同周期冲击响应

的非线性耦合与相互干扰,传统滤波提取方法会将复合故障冲击分解到多个窄带,从而引起信号过度分解失真、有用故障信息的丢失。要指出的是,不管采用何种频带滤波方法,后续的共振解调谱是轴承故障的最直接信息来源。尽管通过最优频带滤波提高了信噪比,但包络解调谱受故障冲击强度的影响较大,特别是在复合故障分析中,强故障冲击信号对弱故障冲击分量存在较强的掩蔽效应,会导致共振解调谱无法对微弱故障特征频率进行有效表征。

针对以上问题,本文旨在研究一种能够全面表征轴承故障冲击的脉冲性与周期性的新型指标,在脱离最优共振频带选择与包络解调的基本框架下,构建一种多故障特征频率同步表征的新型谱分析方法。该方法引入了不受故障冲击强度大小与冲击模式变化影响的循环脉冲指数(cyclic pulse index, CPI)对轴承故障冲击的周期性与脉冲性进行度量,并结合基于冗余提升小波包(redundant lifting wavelet packet transform, RLWPT)的信号频带塔式分解,构建故障信号的 CPI 比值谱图(CPIRgram),在无需故障先验知识与分解参数优化设置的情况下,实现故障冲击共振频带的优化选择,最后采用循环频率谱(cyclic frequency spectrum, CFS)对最优频带信号的故障特征频率(fault characteristic frequency, FCF)进行统一表征,以实现轴承多故障状态的同步诊断。

## 1 冗余提升小波包变换

RLWPT 不依赖于傅里叶变换,可根据被分析信号的特点对预测和更新算子进行优化设计,使得原始信号的故障特征频率能更清晰地呈现,具有很好的自适应能力。另者,RLWPT 通过非抽样运算,在各频带信号与原始信号长度一致的情况下,对每层高频信号进行精细分解,保持了奇异信号出现的相位,可提供更加丰富的时域特征信息和频率局部化信息。对于原始信号序列  $x = \{x(k), k \in Z\}$ ,其 RLWPT 的两层分解过程如图 1 所示。

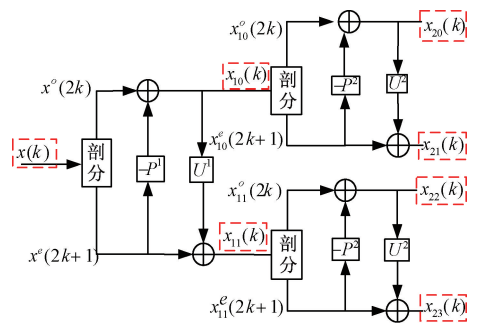


图1 RLWPT 两层分解图

Fig. 1 RLWPT two-level decomposition diagram

每层 RLWPT 分解主要分为信号剖分、信号预测和信号更新 3 部分,具体如下:

1) 信号剖分:将原始信号  $x$  剖分为偶样本序列  $\{x^e(2k)\}$  和奇样本序列点  $\{x^o(2k+1)\}$ 。

2) 信号预测:利用相邻的  $N$  个偶样本  $\{x^e(2k)\}$  预测奇样本  $\{x^o(2k+1)\}$ ,将预测误差  $d = \{d(k), k \in Z\}$  定义为  $x$  经过 RLWPT 分解后的细节信号(高频信号),即:

$$x_{10}(k) = x^e(2k+1) - \sum_{m=1}^N p(m)x(2m+k-N) \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{P} = [p(1), \dots, p(N)]^T$  为  $N$  点预测器,  $p(m)$  为预测器系数,  $N$  为预测器系数的个数。

3) 信号更新:在获得细节信号  $\{x_{10}(k)\}$  的基础上,利用  $\tilde{N}$  个细节信号更新偶样本  $\{x^e(2k)\}$ ,将更新后的信号序列  $x_{11}(k)$  定义为原始信号经过 RLWPT 分解后的逼近信号(低频信号),即:

$$x_{11}(k) = x^e(2k) - \sum_{m=1}^{\tilde{N}} u(m)x_{10}\left(m+k-\frac{\tilde{N}}{2}\right) \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{U} = [u(1), \dots, u(\tilde{N})]^T$  为  $\tilde{N}$  点更新器,  $u(m)$  为更新器系数,  $\tilde{N}$  为更新器系数的个数。

将得到的细节分量  $x_{10}(k)$  和逼近信号分量  $x_{11}(k)$  作为下一层待分解信号,分别采用式(1)~(2)进行剖分、预测和更新,得到第 2 层的分解分量  $x_{20}(k)$ 、 $x_{21}(k)$ 、 $x_{22}(k)$ 、 $x_{23}(k)$ 。信号  $x(k)$  被分解  $s$  层后,在每一层可获得  $2^s$  个频段信号。每个频段信号  $x_{sl}(k)$  ( $l = 0, 1, 2, \dots, 2^s - 1$ ) 的中心频率为  $f_l = f_s(l + 2^{-1})2^{s-1}$ ,带宽为  $B_w = f_s 2^{-s-1}$ ,其中  $f_s$  为信号的采样频率。 $x_{sl}(k)$  可以理解为中心频率 - 频带  $(f_l, B_w)$  处的滤波信号。随着逐层分解,  $f_l$  和  $B_w$  将随着分解层数  $s$  变化,设总的分解层数为  $S$ ,子信号为  $x_{sl}(k)$  ( $l = 0, \dots, 2^s - 1, s = 0, \dots, S - 1$ ),可构造基于 RLWPT 的  $(f, s)$  平面分解图。通过计算所有子信号  $x_{sl}(k)$  的故障信息度量指标,并将这些指标数值表示在  $(f_l, B_w)$  平面上,就构成了基于 RLWPT 的故障信息度量指标谱。

## 2 循环脉冲指数

滚动轴承产生局部故障时,由于故障部位和其他部位的不断碰撞,会激发出周期性脉冲,故障冲击的循环频率是进行轴承故障辨识的关键。故障冲击的出现会使信号的幅值急速增加后又急速衰减,波形呈现陡峭山峰状,波形的陡缓程度表征了脉冲的能量变化情况。设被分析信号为单脉冲信号,表示为  $\{x(t), t = t_0 \sim t_1\}$ ,可以采用式(3)中的  $t_0 \sim t_1$  峰值矩(peak moment, PM)对单次脉冲进行表征:

$$PM(t_0, t_1) = \frac{\int_{t_0}^{t_1} x(t) |t - t_{peak}| dt}{\int_{t_0}^{t_1} x(t) |t_1 - t_0| dt} \quad (3)$$

式中:  $t_{peak}$  为单脉冲能量达到顶峰的时间。PM 描述了信号的尖峰陡峭程度,其值越小,则  $x(t)$  波形与脉冲的相似度越高。

若被分析信号  $x(t)$  包含 FCF 为  $f$  或脉冲循环周期为  $L = 1/f$  的循环脉冲,采用时移可变窗函数  $w(t - \tau_i, L) = \begin{cases} 1, & \tau_i \leq t \leq L + \tau_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ ,对  $x(t)$  循环加窗截断,其中

$$\tau_i = t_s + L_i, i = 0, 1, 2, \dots, N - 1, N = \text{floor}\left(\frac{T - t_s}{L}\right)$$

为循环窗个数,  $t_s$  为第 1 个循环窗函数的起始点。第  $i$  个加窗截断信号的 PM 可表示为  $PM(t_i, L + t_i)$ 。将所有截断信号分量 PM 的和作为  $x(t)$  在  $w(t - t_i, L)$  循环加窗截断下得到的总脉冲指数,表示为:

$$ID(t_s, L) = \sum_{\tau_i=t_s}^{t_s+NL} PM(\tau_i, \tau_i + L) \quad (4)$$

当循环窗长  $L$  与起始点  $t_s$  设置恰当时第  $i$  个窗函数中心与第  $i$  个脉冲峰值点  $t_{pi}$  重合时,即,  $t_{pi} = \tau_i + L/2$ ,每个窗函数内的截断分量的 PM 值都较大,则信号的 ID 值也较大。若  $L$  的长度恰好与脉冲周期一致,但每个窗中心偏离峰值时间点,会导致信号的 ID 值减小。因此,对于具有周期特性的故障脉冲,循环滑动窗长度  $L = 1/f$  的情况下, ID 的取值会随着  $t_s$  在区间  $[0 \sim 1/f]$  的变化而呈现较大的波动。在  $L \neq 1/f$  的情况下,无论  $t_s$  如何取值都无法实现每个移动窗中心与脉冲中心的重合,这样得到 ID 的值始终偏小,导致  $t_s$  在  $[0 \sim 1/f]$  区间变化时, ID 的波动性较小。可见,当  $t_s$  在  $[0 \sim 1/f]$  区间变化时,可采用式(5)中 ID 的变异系数来表征信号  $x(t)$  在循环频率  $f$  处脉冲周期性,记为 CPI,即:

$$CPI(f) = C. V(ID(t_s, f)) = \frac{\sum_{t_s=0}^{1/f} [ID(t_s, f) - \overline{ID(t_s, f)}]^2}{\overline{ID(t_s, f)}} \quad (5)$$

式中:  $\overline{ID(t_s, f)}$  表示信号在循环频率  $f$  下的脉冲指数的平均值,不同频率处的  $CPI(f)$  即构成了  $x(t)$  的 CFS。

当  $x(t)$  包含故障特征频率为  $f_c$  的周期脉冲时,  $CPI(f)$  在  $f = f_c$  处的取值在明显高于其他移窗频率处的取值。相反,当  $x(t)$  仅具有脉冲性不具有周期性时,尽管可获得较大的 ID 取值。由于每个  $t_s$  对应的 ID 相差不大,导致 ID 的波动性不大,从而使 CPI 值较小。同样,  $x(t)$  只具有周期性,不具有脉冲性时,信号的 ID 取值都偏小,当  $t_s$  在  $[0 \sim 1/f]$  区间变化时 ID 值得波动不大,所得 CPI 取值偏小。可见,  $CPI(f)$  在度量信号脉冲性的



同时,也能度量其包含脉冲的周期性,因此能够更好地对周期性故障脉冲进行有效表征。

### 3 基于 CPIRgram 最优频段的循环频率谱

当滚动轴承发生复合故障时,产生的不同周期不同模式的瞬态冲击,会激起轴承及相邻部件的多个共振频带。各部件传递路径的不同与共振响应能量的差异性,使得基于传统故障信息度量指标筛选出最佳子频带难以覆盖多个故障模式冲击的共振频带。由于瞬态冲击激励起的共振响应频带较宽,不同故障脉冲响应频带会出现交叠共享的情况,交叠区域的频带信号同时具有多个故障分量的脉冲周期性,因此本文提出了 CPI 比值(CPI ratio, CPIR)指标对多故障冲击共享频带进行最优选择。

设滚动轴承的内圈、外圈、滚珠、保持架故障 4 个典型故障的 FCF 分别为:  $f_{in}$   $f_{out}$   $f_{ball}$   $f_{cage}$ , 由式(5)可知,在某故障特征频率  $f_c$  处的  $CPI(f_c)$ , ( $f_c = f_{in}$   $f_{out}$   $f_{ball}$   $f_{cage}$ ) 可以用来表征单一故障的周期性冲击,但无法度量复合故障和未知故障情况下冲击特征。在无轴承故障先验知识的情况下,可采用式(6)中的 CPIR 对信号  $x(t)$  中所包含的故障信息进行量化表征。

$$CPIR = \frac{\sum_{f_c=f_{in} f_{out} f_{ball} f_{cage}} CPI(f_c)}{\sum S(f) - \sum_{f_c=f_{in} f_{out} f_{ball} f_{cage}} S(f_c)} \quad (6)$$

式中:  $S(f)$ 、 $S(f_c)$  分别为各分析频率处与各 FCF 处的  $x(t)$  包络谱幅值。式(6)表示信号在各 FCF 处 CPI 总和与非 FCF 处的包络谱幅值之和的比值,比值越大,则出现故障的可能性越高。基于 CPIRgram 最优频带 CFS 的轴承故障诊断方法实施步骤具体如下:

S1:参数设定。为保证频带内拥有足够的故障相关信息,以最底层的带宽  $\geq 3$  倍的轴承内圈 FCF 为原则选取最大分解尺度  $S=5$ 。设置初始更新器和初始预测器的长度均为 6。

S2:RLWPT 分解。根据式(1)~(2),采用 RLWPT 将被分析信号分解至  $S$  层,得到中心频率为  $f_i$ ,带宽为  $B_w$  的子带信号  $x_{s,i}$ ,以  $f$  为横坐标,层数  $s$  为纵坐标,构造  $(f,s)$  平面分解图。

S3:CPIRgram 构建。根据式(6)计算得到每个子带信号  $x_{s,i}$  的 CPIR 值并填充至  $(f,s)$  平面中子带信号的对应位置,构建类似 Kurtogram 的平面塔形频带边界分布图 CPIRgram。

S4:最优频带提取。选择 CPIRgram 中最大 CPIR 所对应子带信号进行重构,得到故障冲击信号分量  $x_{opt}$ 。

S5:CFS 构建。设定循环频率的变化范围为  $(0, F)$ ,变化步长  $\delta$ 、 $F$  的取值应该大于轴承内圈的理论 FCF。为了与传统包络解调谱进行分析比较,这里取  $F=800$ ,

为保证 FCF 的搜索精度,这里取  $\delta=1$ 。设  $f=\delta_i$ , ( $i=1, 2, \dots, \text{floor}(F/\delta)$ ), 滑动窗长为  $L=1/f$ , 初始位置  $t_s \in (0, 1/f)$ , 按照式(3)计算  $x_{opt}$  在每个滑窗内的脉冲峰值矩,进而得到式(4)中的  $ID(t_s, L)$ , 改变  $t_s$  在  $(0, 1/f)$  范围的取值,根据式(5)计算  $CPI(f)$ , 得到  $x_{opt}$  的循环频率谱 CFS。

S6:采用 CFS 对轴承的理论 FCF 进行观测,确定轴承故障类型。

### 4 轴承复合故障仿真分析

设轴承复合故障的仿真信号  $x(t)$  包含复合故障脉冲分量、谐波干扰分量、随机干扰脉冲分量以及干扰白噪声 4 个分量,其表达式如下:

$$x(t) = \exp(-850t_1) \cdot \cos(2\pi f_1 t) + \exp(-650t_2) \cdot \cos(2\pi f_2 t) + 0.4 \sin(2\pi f_3 t) + 0.55(2\pi f_4 t) + \sum_k 8 \exp(-1099(t - \tau_k)) \cdot \sin 2\pi f_m \quad (7)$$

式中:  $t_i = \text{mod}(k, f_s/f_{ci})/f_s$ ,  $k=0, 1, \dots, N-1$ ,  $\text{bmod}(\cdot)$  表示取余数,采样点数  $N$  为 2048;  $f_{c1}=140$  Hz,  $f_{c2}=85$  Hz 分别表示轴承外圈故障与滚动体故障的特征频率;信号采样频率  $f_s=12$  kHz,  $f_1=3000$  Hz,  $f_2=4000$  Hz 两类故障冲击激起的系统部件固有频率;  $f_3=350$  Hz,  $f_4=500$  Hz 两个干扰谐波分量的频率;非周期性的干扰脉冲激起的系统共振频率为  $f_m=2000$  Hz, 干扰脉冲发生的时间点为  $\tau_1=0.025$  s,  $\tau_2=0.054$  s,  $\tau_3=0.125$  s,  $\tau_4=0.142$  s。如图 2(a)所示,  $x(t)$  的时域谱中周期脉冲完全淹没在干扰分量中,其频谱图(如图 2(b)所示)中有 3 处能量幅值突出频段,整体杂乱无章,无法确定故障脉冲激励的共振频带。

对  $x(t)$  进行 5 层 RLWPT 分解,分别计算各层子带信号的 CPIR, 得到仿真信号的 CPIRgram, 如图 2(c) 所示。CPIRgram 中最大 CPIR 对应频带的带宽为 187.5 Hz, 中心频率为 3187.5 Hz, 偏离了两类故障脉冲的理论共振频率中心  $f_1$  与  $f_2$ 。这主要是因为,以 CPIR 为指标的 CPIRgram 更倾向于对脉冲周期性的表征,  $f_1$  或  $f_2$  的频带信号只具单一脉冲序列的周期性,对应 CPIR 取值偏小,而多个宽频脉冲序列间的相互耦合使得脉冲共享频带具有多个脉冲序列周期性,对应的 CPIR 取值增大。提取图 2(c) 中的最优频段信号进行重构,得到重构信号的 CFS, 如图 2(d) 所示。从该图可知,  $f_{c1}$  与  $f_{c2}$  都清晰可见,与仿真 FCF 完全吻合,且其周围其他干扰分量很少,实现了多故障频率的同步检测。

为了验证 CFS 与 CPIRgram 的最优滤波的必要性,对 CPIRgram 最优频带进行包络解调分析,并对  $x(t)$  原始信号直接进行 CFS 分析,结果如图 3(a)、(b) 所示。



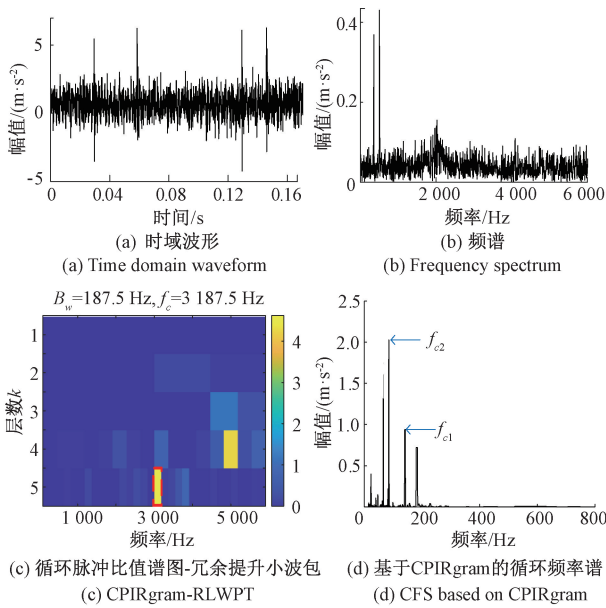


图 2 故障仿真信号及本文方法分析结果

Fig. 2 Fault simulation signal and analysis results by using the proposed method

图 3(a) 中的包络解调谱 (envelope spectrum, ES), 突出谱线均与其故障特征频率  $f_{c1}$  和  $f_{c2}$  相差甚远。图 3(b) 中 CFS 突出谱线与  $f_{c1}$  和  $f_{c2}$  差距都达到 15 Hz 以上。为了验证本文方法在对多故障频率进行同步检测的优越性, 在 RLWPT 分解框架基础上, 分别采用 L2/L1 范数、Hoyer 指数、Gini 指数作为脉冲评价指标, 得到信号  $x(t)$  的 L2/L1gram<sup>[2]</sup>、Hoyergram<sup>[4]</sup> 及 Ginigram<sup>[6]</sup>, 继而对各筛选出的最优频带进行包络解调分析, 结果如图 3(c)~(h) 所示。从图 3(c)~(f) 可知, L2/L1gram 与 Hoyergram 确定的最优频带宽度相同, 中心分别为 4 031.25 和 1 781.25 Hz, 前者接近共振频率  $f_{n2}$  (4 000 Hz), L2/L1gram 和 Hoyergram 对应的 ES 中存在与  $f_{c2}$  接近的谱线, 但无法识别出  $f_{c1}$ 。图 3(g) 中 Ginigram 确定的最优频带中心 1 687.5 Hz 与  $f_{c1}$  和  $f_{c2}$  都相差较大, 对应的 ES 中谱峰并不突出, 且谱峰对应频率与  $f_{c1}$  和  $f_{c2}$  相差甚远, 无法实现故障特征频率的准确辨识。

## 5 多类型设备轴承故障实例分析验证

### 5.1 风电机组轴承单故障试验验证

风电机组轴承试验平台如图 4 所示, 测试轴承由左侧的控制电机带动旋转, 并通过 MTS 系统对测试轴承进行变速控制和施加额定功率 50% 的负载作用。轴承型号为 SKF 32222 J2 圆锥滚子轴承, 内孔 110 mm, 外径 200 mm, 厚度为 56 mm, 滚动体个数为 20, 锥角为 16°。试验的采样频率为 100 kHz, 连续采样 6 s, 整个试验持续

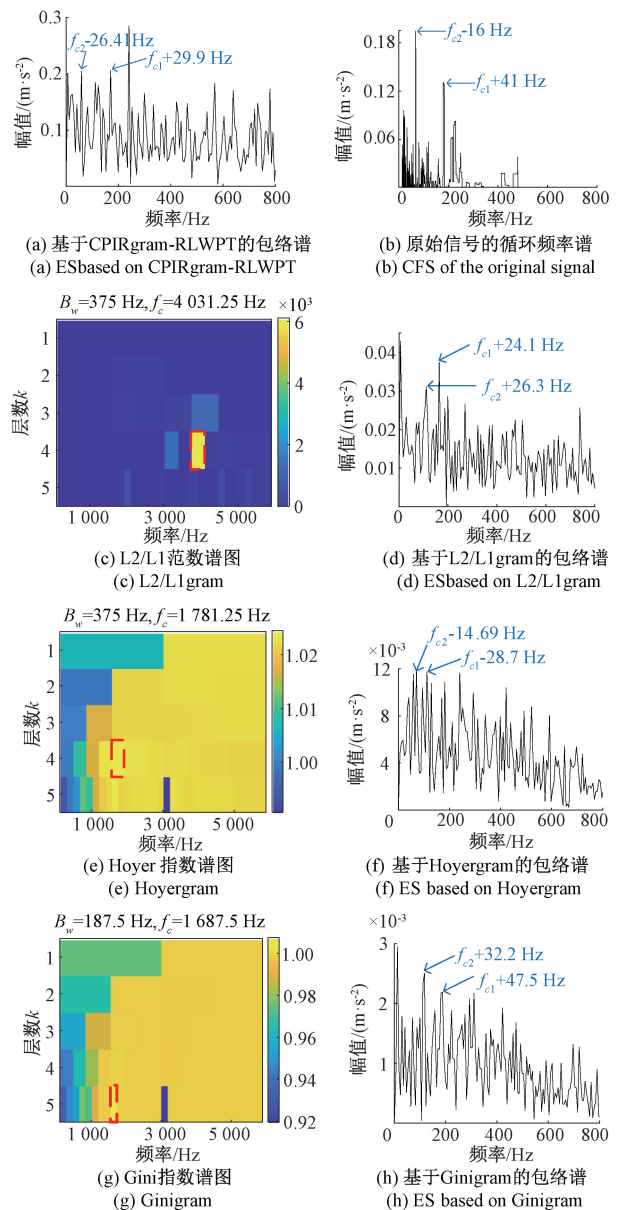


图 3 比较方法对仿真信号的分析结果

Fig. 3 Results of simulation signals using comparison methods

进行 50 天, 并在实验后期开始出现内圈故障, 且  $f_{in} = 292.3$  Hz, 本文选用第 40 天的试验数据进行方法验证。

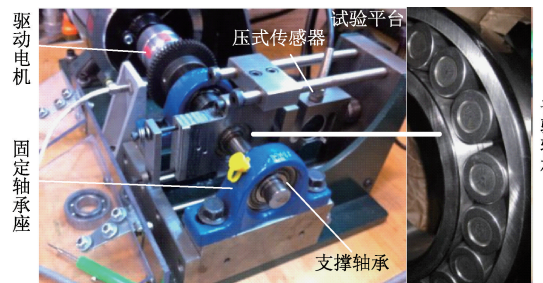


图 4 风电轴承试验平台

Fig. 4 Wind turbine bearing test platform

图5(a)、(b)给出了其振动信号时域波形及其频谱。可以看出,在内圈故障信号中存在很多的干扰信号,频域图中高频振动频率大致集中在2 565~4 284 Hz,8 092~11 620 Hz,但频带能量分布比较杂乱,无法进行共振频带的主观判断。图5(c)、(d)中采用基于RLWPT频带分解的CPIRgram筛选出的循环脉冲频带中心为24 218.75 Hz,频带宽为1 562.5 Hz,并不在图5(b)中的能量集中频带范围内。这主要是因为,轴箱轴承系统的零部件众多,多类型故障冲击及干扰冲击引起不同零部件的共振频带之间的交互耦合作用及故障脉冲本身的微弱性,使得周期性最强的故障冲击所在频带能量偏弱。提取图5(c)中的最优频段信号进行重构,得到重构信号的CFS,如图5(d)所示。从图5(d)可知, $f_{in}$ 清晰可见,且其周围其他干扰分量很少,实现了内圈故障的准确诊断。

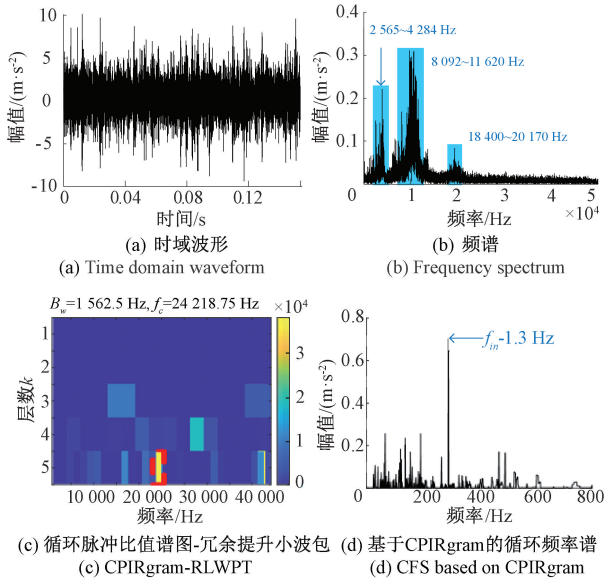


图5 风电轴承故障信号及采用本文方法得到的分析结果

Fig. 5 Wind turbine bearing fault signal and analysis results by using the proposed method

图6给出了采用各类传统最优频带滤波方法得到的风电轴承信号包络解调谱与CFS。图6(a)为基于CPIRgram-RLWPT最优频带的包络谱,图中谱线杂乱无章且突出谱线频率与故障频率相差较远。为了验证本文中RLWPT的必要性,同样以CPIR为最优频段指示量,分别采用传统小波包变换及FIR滤波方法将原始频段划分至5层,构建基于WPT的CPIRgram与基于FIR的CPIRgram,然后构建各自最优频段对应的CFS,如图6(b)、(c)所示。由于传统WPT在信号分解中的抽样运算,各频带信号携带的信息量随着分解层数增加而逐层减少,时间分辨率逐层降低,导致最优频段中的周期冲击信号波形的严重失真,使得对应的CFS无法呈现正确的故障特征频率。FIR滤波方法以预设的单一FIR滤波

器对被分析信号进行分解时,不能根据信号特点进行自适应调节,无法对故障冲击分量进行有效提取,使得对应CPIRgram中最优频段偏离了周期脉冲实际所在频段,后续CFS中的突出谱线与设置的理论故障频率之间的偏差较大。图6(d)~(f)给出了采用Kurtogram、Infogram及Ginigram得到的最优频带的包络解调谱,3个解调谱均无法得到轴承内圈故障的有效信息。

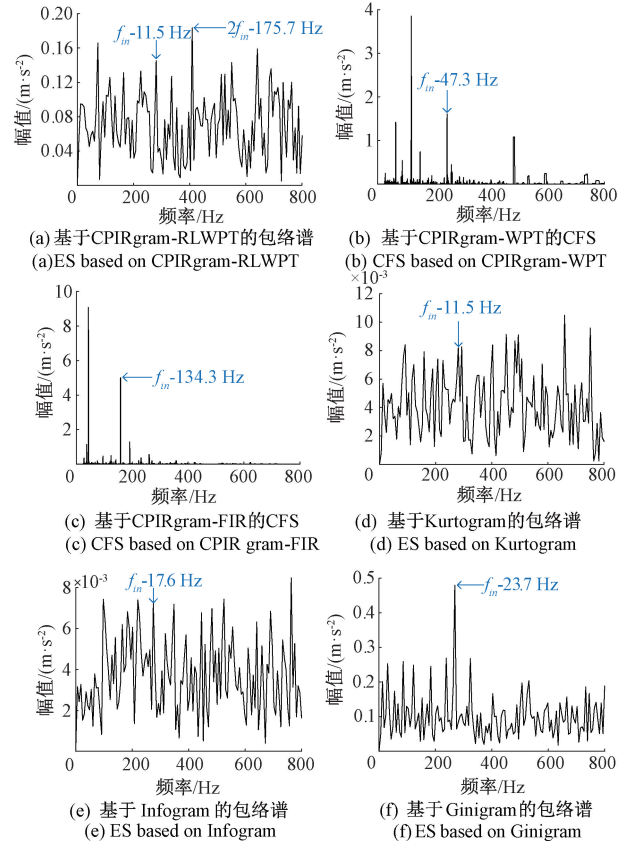


图6 比较方法对风电轴承的分析结果

Fig. 6 Analysis results of wind turbine bearings by using comparison methods

## 5.2 动车轴箱轴承复合故障验证实验

采用文献[1]中的轴箱轴承外圈-滚珠复合故障信号进行分析,通过计算,在模拟列车运行速度200 km/h该工况环境下,轴箱轴承4个典型故障对应的FCF分别为, $f_{out} = 168.05$  Hz, $f_{in} = 222.4$  Hz, $f_{ball} = 71.26$  Hz, $f_{cage} = 8.84$  Hz。选取竖直方向上加速度传感器采集的外圈-滚珠复合故障轴承信号为分析信号,信号长度为2 048点,其时域波形和频域图如图7(a)、(b)所示。原始信号时域波形中脉冲信号杂乱无章,没有明显周期性,信号频域图中突出频带聚集范围更大,呈现宽频多峰情况,无法直接判别故障冲击所在频带。采用本文方法得到的分析结果如图7(c)、(d)所示,CPIRgram确定的最优频段的

中心频率为 6 562.5 Hz,带宽为 312.5 Hz, 其对应的 CFS (如图 7(d)所示)中的两根突出谱线分别与  $f_{ball}$  和  $f_{out}$  仅相差 0.26 和 0.05 Hz,且周围基本没有干扰谱线,可以准确识别出轴箱轴承的外圈-滚动体复合故障。

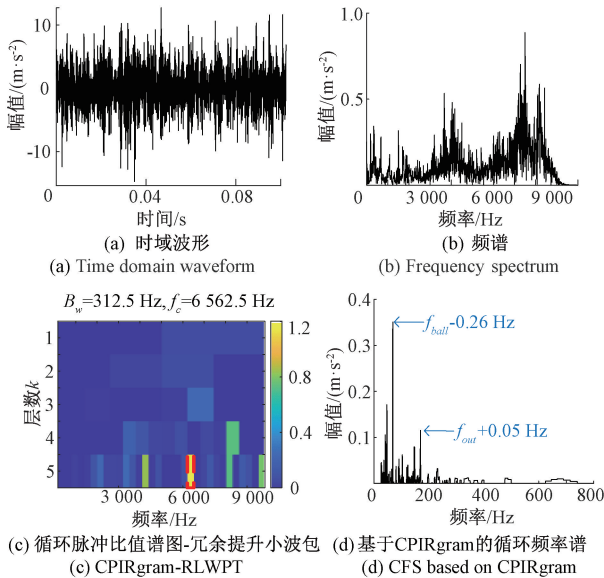


图 7 轴箱轴承复合故障信号及采用本文方法的分析结果  
Fig. 7 Axle-box bearing compound fault signal and analysis results by using the proposed method

为了验证 CIPRgram 最优频段选择及 CFS 的必要性,图 8(a)、(b)分别给出了基于 CIPRgram 最优频带滤波后的解调谱图以及原始振动信号的 CFS。图 8(a)的噪声干扰成分明显强于图 8(b),虽然基本能检测出  $f_{ball}$ ,但无法识别出  $f_{out}$ ,也难以观察到 FCF 的倍频成分。图 8(b)中的未经滤波的 CFS 中的突出谱线频率与理论的外圈 FCF 相差了 4.95 Hz,无法提供滚动体的故障信息。为了验证本文方法对轴承复合故障诊断的优越性,图 8(c)、(d)分别给出轴向轴承外圈-滚动体复合故障信号的 CIPRgram-WPT 及其对应 CFS,图 8(c)中的最大 CIPR 指数所对应的频带位置出现在 8 750 Hz 附近,与图 7(c)中采用 RLWPT 得到的最优频带位置有所偏移,其对应的 CFS(如图 8(d)所示)与图 7(d)相比,突出谱线频率与故障理论频率相差达到 11 Hz 以上,充分说明了采用 RLWPT 的优越性。图 8(e)、(f)提供了 Hoyergram 及其最优频带解调谱。可见,由于 Hoyergram 对干扰脉冲的鲁棒性较差,其最大 Hoyer 指数对应频带中心为 5 312.5 Hz,严重偏离了故障脉冲的实际频带,包络谱中突出谱线与轴承外圈故障或滚动体故障特征频率误差均超过 15 Hz。从图 8(g)、(h)提供的 Ginigram 与其对应最优频带解调谱可知,Ginigram 尽管增强了对干扰脉冲的鲁棒性,但其确定的最优频带得到的解调谱中的突出谱线与轴承理论 FCF 相差甚远,无法实现轴承故障的准确辨识。

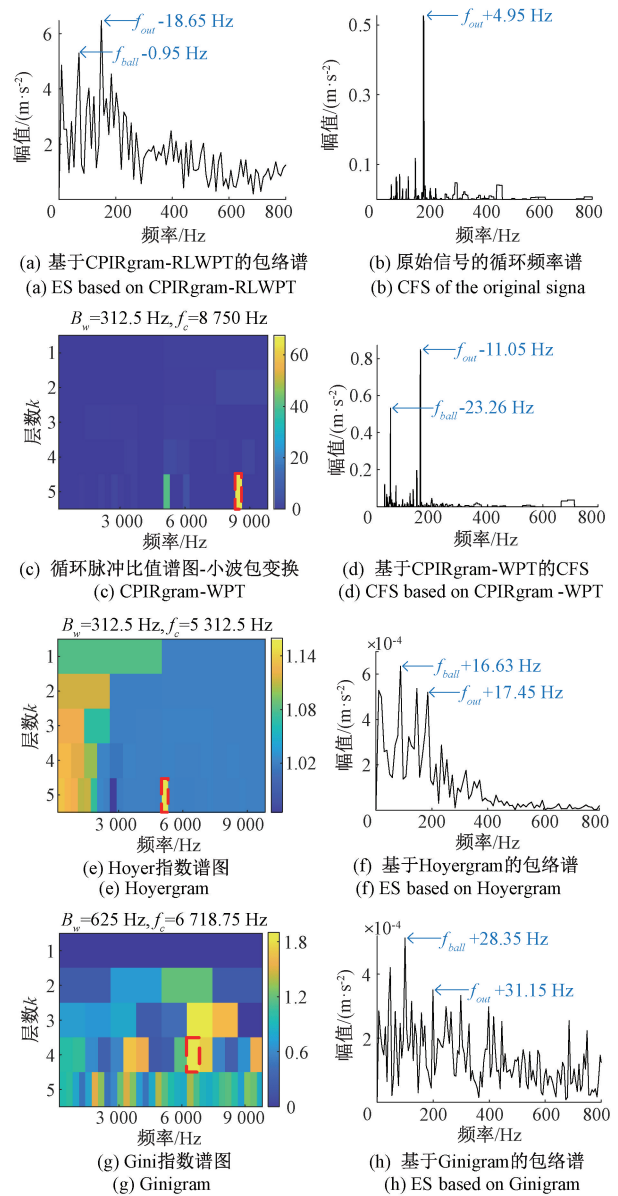


图 8 比较方法对轴箱轴承复合故障的分析结果  
Fig. 8 Analytical results of axle-box bearing fault signal by using the comparison method

### 5.3 XJTU-SY 轴承多故障同步诊断

采用 XJTU-SY 轴承公开数据进行方法验证,测试轴承型号为 LDK UER204 滚动轴承,其滚珠直径为 7.92 mm,滚子个数为 8,节圆直径为 34.55 mm,接触角为 0°。本文选择第 3 类工况下第 2 组数据的水平振动信号,对应测试轴承具有内圈、滚动体和保持架复合故障。信号采样频率为 25.6 kHz,液压加载产生的径向载荷为 10 kN,轴承转速为 2 400 r/min。该工况下轴承的故障特征频率为: $f_{out} = 123.33$  Hz, $f_{in} = 196.67$  Hz, $f_{ball} = 82.66$  Hz, $f_{cage} = 15.42$  Hz。

以内圈-滚动体-保持架复合故障轴承作为分析对



象,选取竖直方向上加速度传感器采集的长度为 6 144 个数据点作为分析信号,其时域波形和频域图如图 9(a)~(b)所示。原始信号时域波形中脉冲信号杂乱无章,没有明显周期性,信号频域图中突出频带聚集范围更大,呈现宽频多峰情况,无法直接判别故障冲击所在频带。如图 9(c)所示,采用 CPIRgram 确定的最优频段的中心频率为 11 800 Hz,带宽为 800 Hz,其对应的 CFS(如图 9(d)所示)中的 3 根突出谱线分别与  $f_c$ 、 $f_o$  和  $f_i$  仅相差 1.58、1.34 和 0.33 Hz,且周围基本没有干扰谱线,可以准确识别出轴箱轴承的内圈-滚动体-保持架复合故障。

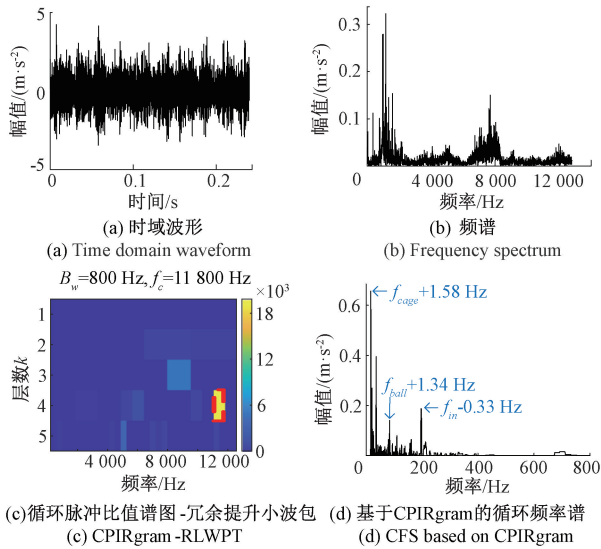


图 9 XJTU-SY 轴承多故障信号及用本文方法的分析结果  
Fig. 9 XJTU-SY bearing multi-fault signal and analysis results by using the proposed method

图 10(a)、(b)分别给出了基于 CPIRgram 最优频带滤波后的 ES 以及原始振动信号的 CFS。图 10(a)的噪声干扰成分明显强于图 9(d),虽然基本能检测出滚动体故障频率,但无法识别保持架和内圈的故障频率,也难以观察到故障频率的倍频成分。图 10(b)中的未经滤波的 CFS 中的突出谱线频率与理论的滚动体故障频率相差了 9.34 Hz,且无法提供保持架和内圈的故障信息。

为了验证本文方法对轴承多故障同步诊断的优越性,图 10(c)、(d)分别给出分析信号的 CPIRgram-WPT 及其对应 CFS,CPIRgram-WPT 中的最大 CPIR 指数所对应的频带位置出现在 8 800 Hz 附近,与图 9(c)中采用 RLWPT 得到的最优频带位置有所偏移,其对应的 CFS 与图 9(d)相比,突出谱线的频率与故障理论频率相差达到 20 Hz 以上,充分说明了本文方法采用 RLWPT 的优越性。图 10(e)、(f)提供了 Kurtogram 及其最优频带解调

谱。可见,由于 Kurtogram 对于干扰脉冲的敏感性,其最大峭度对应频带中心为 6 400 Hz,偏离了故障脉冲的实际频带,包络谱中内圈故障特征频率与理论相差了 31.07 Hz。从图 10(g)、(h)中的 Giniogram 与对应最优频带解调谱可知,Giniogram 尽管增强了对干扰脉冲的鲁棒性,但其确定的最优频带得到的解调谱中的突出谱线与轴承理论故障频率相差甚远,无法实现轴承故障的准确辨识。

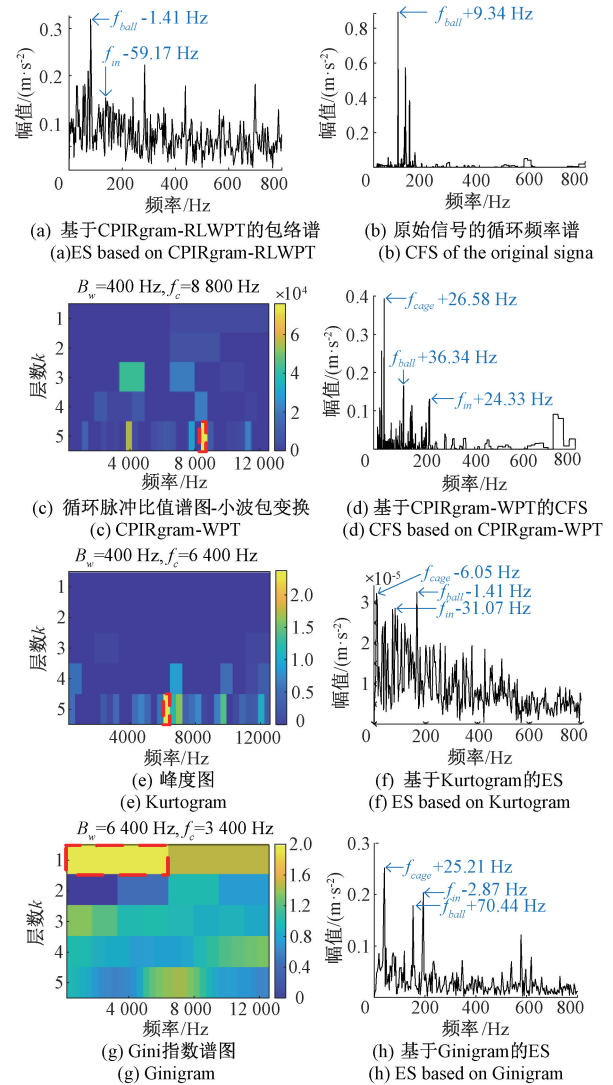


图 10 传统方法对 XJTU-SY 轴承多故障信号的分析结果  
Fig. 10 Analytical results of XJTU-SY bearing multi-fault signal by using the comparison methods

## 6 结 论

本文引入了能够全面表征轴承故障冲击脉冲性与周期性的新型指标 CPI,其不受损伤冲击可变模式和脉冲伪周期性影响,具有较强的抗噪声能力和抗随机脉

冲干扰能力,可以有效检测轴承故障信号中的多周期性脉冲。结合该新型指标,在RLWPT对信号多层分解框架,构建了一种新的频带塔形边界分布图CPIRgram,拓展了轴承故障信号最优频带的提取方法,达到了多周期故障脉冲同步提取的目的。采用CFS取代了传统包络解调方法,对最优滤波频带信号进行了故障脉冲的循环频率分析,实现了轴承多故障特征频率的统一呈现,达到了轴承多故障同步诊断的目的。数值仿真、轴承单故障与复合故障实例验证分析表明,本文提出方法无需进行算法参数的优化设置,也无故障先验知识,就能够实现复合故障频带的定位提取,在强噪与随机瞬态干扰情况下能有效检测多个故障特征频率,实现轴承多故障的同步诊断。

### 参考文献

- [1] 刘小峰,黄洪升,柏林,等. 循环脉冲指数最大化的共振稀疏分解法及应用[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(5): 209-217.
- LIU X F, HUANG H SH, BO L, et al. A resonance sparse decomposition method based on maximizing cyclic pulse index and its application[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(5): 209-217.
- [2] 杨婷,朱恒东,马盈仓,等. 基于L2,1范数和流形正则项的半监督谱聚类算法[J]. 山东大学学报(理学版), 2021, 56(3): 67-76.
- YANG T, ZHU H D, MA Y C, et al. A semi-supervised spectral clustering algorithm based on L2, 1 parametrization and streamwise regular terms[J]. Journal of Shandong University ( Science Edition ), 2021, 56(3): 67-76.
- [3] ANTONI J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [4] MIAO Y, ZHAO M, HUA J D. Research on sparsity indexes for fault diagnosis of rotating machinery [J]. Measurement, 2020, 158: 107733,1-13.
- [5] BOZCHALOOI I S, LIANG M. A joint resonance frequency estimation and in-band noise reduction method for enhancing the detectability of bearing fault signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(4): 915-933.
- [6] MIAO Y H, WANG J J, ZHANG B Y, et al. Practical framework of Gini index in the application of machinery fault feature extraction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 165: 108333.
- [7] HOU B C, WANG D, YAN T T, et al. Gini indices II and III: Two new sparsity measures and their applications to machine condition monitoring [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronic, 2022, 27(3): 1211-1222.
- [8] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 108: 58-72.
- [9] ZHANG K, XU Y G, LIAO ZH Q, et al. A novel fast entrogram and its applications in rolling bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 154: 107582.
- [10] HE B, QIN Y, ZHANG AI B. Rolling bearing fault diagnosis by using a new index: The compound weighted characteristic energy ratio [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [11] QIN Y, JIN L, ZHANG AI B, et al. Rolling bearing fault diagnosis with adaptive harmonic kurtosis and improved bat algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [12] PANG B, HU Y ZH, ZHANG H, et al. The evolved kurtogram: A novel repetitive transients extraction method for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(12): 5895-5913.
- [13] 张龙,蔡秉桓,熊国良,等. 小波滤波与最大相关峭度解卷积参数同步优化的轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2021, 34(6): 1313-1322.
- ZHANG L, CAI B H, XIONG G L, et al. Simultaneous optimization of wavelet filtering and maximum correlation cliff deconvolution parameters for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1313-1322.
- [14] 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.
- [15] ZHANG Z ZH, WANG J R, LI SH M, et al. Fast nonlinear blind deconvolution for rotating machinery fault

diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 187: 109918.

- [16] 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 ZH N, LIU Y F, HU ZH F, et al. Empirical wavelet transform-synchronous extraction and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(6): 1284-1292.

- [17] PANG B, HU Y ZH, ZHANG H, et al. The evolved kurtogram: A novel repetitive transients extraction method for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2022, 36(12): 5895-5913.

## 作者简介



刘小峰(通信作者), 2007年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为工程信号处理、设备监测与故障诊断, 智能测试与仪器、超声无损检测。

E-mail: liuxfeng0080@126.com

**Liu Xiaofeng** (Corresponding author), received her Ph. D. degree from Chongqing University in 2007, and now is a professor and Ph. D. supervisor at Chongqing University. Her main research interests include engineering signal processing, equipment monitoring and fault diagnosis, intelligent testing and instruments.