

# 一种用于滚动轴承故障诊断的脉冲增强提取方法

冯 坤<sup>1,2</sup>, 李业政<sup>1</sup>, 胡明辉<sup>1,2</sup>

(1.北京化工大学发动机健康监控及网络化教育部重点实验室,北京 100029;  
2.北京化工大学高端机械装备健康监控与自愈化北京市重点实验室,北京 100029)

**摘要:**针对齿轮箱滚动轴承发生故障时,其故障脉冲被强烈干扰信号湮没而导致故障特征难以提取的难题,提出了基于脉冲增强提取的滚动轴承故障诊断方法。基于表征故障脉冲周期性的包络谱,构建了能指示振动信号中故障脉冲强度的脉冲提取算子(PEO);考虑到微弱故障信号特征增强的需求,结合最小熵解卷积(MED)构造了脉冲增强提取算子指标(PEEO),用于评价 MED 不同滤波长度对故障脉冲增强的效果;构建基于 MED 滤波长度、脉冲频率以及 PEEO 的三维滤波模型,利用三维滤波谱 PEEO 峰值定位 MED 最优滤波长度并指示脉冲增强信号特征频率,获取最优脉冲增强信号的同时实现齿轮箱滚动轴承故障特征的提取。仿真分析和实验验证结果表明,该方法可以有效增强轴承故障脉冲,并在最优脉冲增强信号 PEEO 幅值谱中呈现显著的轴承故障特征,实现了齿轮箱滚动轴承微弱故障的诊断,且与典型方法相比具有明显优势。

**关键词:**故障诊断;滚动轴承;脉冲增强提取;最小熵解卷积(MED);最优滤波

**中图分类号:** TH165<sup>+</sup>.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)02-0582-11

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.02.030

## 引 言

齿轮箱在进行动力传动过程中,其振动信号以齿轮啮合信号和噪声为主,当其内部滚动轴承发生故障时,故障脉冲信号被严重覆盖而表现微弱。面对频率成分复杂的齿轮箱振动信号,传统的共振解调分析方法难以实现滚动轴承微弱故障的诊断<sup>[1]</sup>。

在基于振动信号的故障诊断中,故障脉冲的表现决定了故障特征提取的效果。利用特征增强方法来凸显原始信号中的故障脉冲是特征提取的常见方式;在这个过程中,选取合适的指标评判信号中故障冲击的强度非常重要。峭度指标因对冲击故障信号敏感而被广泛应用于轴承故障诊断中,以该指标形成的谱峭度方法(SK)可以指示出信号中各频带的峭度值,以便选取最佳滤波频带提取故障特征<sup>[2]</sup>。张龙等<sup>[3]</sup>利用谱峭度分析 MED 降噪后的信号,并选取最佳滤波参数进行带通滤波,实现了轴承故障的检测。丁康等<sup>[4]</sup>将谱峭度应用于 Morlet 小波降噪的优化中,指导小波中心频率和滤波带宽的选择,实现了轴承微弱故障的诊断。但峭度指标的缺陷也难以被忽视,其易将严重噪声或单一随机脉冲识别为故障冲击,难以保证微弱故障诊断效果。

相关峭度指标的出现改善了峭度指标的不足,

其能对信号中周期性的故障脉冲进行更准确的评判。在最大相关峭度解卷积方法(MCKD)中,将相关峭度作为指标并输出最优滤波信号,能有效提升多源振动中故障特征提取的效果<sup>[5]</sup>。石文杰等<sup>[6]</sup>将相关峭度指标用于变分模态分解(VMD)的参数寻优中,实现了轴承故障特征的自适应提取。此外,信息熵等能够衡量信号信息量的指标也被用于特征提取效果的评价中。李华等<sup>[7]</sup>和马洪斌等<sup>[8]</sup>分别利用信息熵和包络熵指标对 VMD 进行了优化,提取了滚动轴承早期故障特征。潘昕怡等<sup>[9]</sup>利用信号的形态能量熵作为 MCKD 算法的评价函数,实现了滚动轴承故障的诊断。然而这些评判指标均基于信号整体或各频段的特征统计而获取,易受强烈干扰成分的影响;对于齿轮箱振动信号而言,常规指标难以保证能准确反映故障脉冲的强弱程度。

合理的评价指标是增强信号故障特征的关键,而特征增强方法的选择将直接影响特征提取的效果。最小熵解卷积(MED)因对含噪信号中故障脉冲分量有良好的恢复和增强能力,被广泛应用于轴承故障诊断中<sup>[10]</sup>。但文献研究中常将 MED 视为普通滤波工具,简单地设置参数并应用于故障诊断方法中,少有针对优化 MED 滤波性能的深入研究, MED 的关键参数常凭借经验来选取<sup>[11-12]</sup>。贺志远等<sup>[13]</sup>基于自相关分析构建了一个衡量输出信号周期

性的指标,以确定MED最优滤波长度,为MED参数选择方法提供了参考。

基于故障脉冲评判指标选取与MED滤波参数选择对故障特征提取效果的影响,本文针对齿轮箱振动信号,提出了一种基于脉冲增强提取的滚动轴承故障诊断方法。通过建立一个可准确评价故障脉冲强弱程度的脉冲提取算子指标(Pulse Extraction Operator, PEO),结合MED滤波器形成脉冲增强提取算子(Pulse Enhancement Extraction Operator, PEEO),并构建基于MED滤波长度、脉冲频率和PEEO的三维滤波模型,利用PEEO峰值定位MED最优滤波长度并指示故障脉冲主导频率,获取最优脉冲增强信号,以实现齿轮箱滚动轴承微弱故障的诊断。

## 1 方法原理介绍

### 1.1 脉冲提取算子

当齿轮箱滚动轴承发生故障时,其故障脉冲信号与系统固有频率振荡信号产生调制现象;调制信号经过包络解调处理后,原来集中在载波频率周围的故障调制边频带被解调至低频处,故障脉冲信号的频率得以清晰显示。当包络谱中故障特征频率及其倍频的幅值越明显时,则表明原信号中故障脉冲周期性越强,有利于故障诊断的进行。

但在实际工程中,真实振动信号会伴随着多种噪声干扰,导致包络谱中含有大量非故障特征频率成分,使特征频率幅值受影响而不能有效表征信号中故障脉冲的强弱程度,影响故障诊断的进行。为提升故障特征的显著程度,文献[14]基于谐波乘积谱提出了谐波显著指标(HSI),凸显故障特征频率的同时表征了故障脉冲显著程度。然而HSI存在两个不足:一是当特征频率与实际倍频不成整数倍关系时,HSI较真实值小;二是当包络谱中某一倍频幅值极小时,特征频率的HSI会趋于零。以上因素使HSI在实际应用中容易出现对故障特征强度判断不准确的问题。

因此,本文考虑到准确衡量故障脉冲强弱程度和指示故障特征频率的需求,提出了更具适应性的指标,并称为脉冲提取算子(PEO),其表达式为:

$$PEO(f) = \{P(f) \cdot P(2f) \cdots P(kf)\}^{1/k} \quad (1)$$

式中  $f$  为频率;  $P(kf)$  为检测脉冲  $k$  次谐波的强度;  $k$  为倍频选取的个数。

与HSI定义类似,  $P(kf)$  可通过信号包络谱的幅值按下式计算:

$$\begin{cases} P(kf) = H(kf) / I(n_k) \\ I(n_k) = \text{mean} \left( \sum_{\hat{f}=(k-1)df}^{kf-df} H(\hat{f}) \right) \end{cases} \quad (2)$$

式中  $H(kf)$  为信号包络谱中频率  $f$  实际  $k$  倍频的幅值;  $I(n_k)$  为频率  $f$  实际  $k$  倍频对应的干扰成分  $\hat{f}$  在包络谱中的平均幅值;  $df$  为频率间隔大小。

因此PEO计算条件为:当  $k$  大于1时,  $H(kf)$  的值取为包络谱区间  $[kf - \Delta \cdot df, kf + \Delta \cdot df]$  中的峰值,然后将  $kf$  替换为峰值处的实际频率值,此处  $\Delta$  为峰值搜索半径;当  $P(kf)$  的值小于1时,将其值置为1。由此可解决实际倍频数值误差对特征频率PEO幅值的影响,并消除因选取的倍频幅值过小导致特征频率PEO幅值趋向零的可能性。

由PEO定义及条件可知其范围为  $[1, +\infty)$ , 当频率  $f$  的PEO幅值越高,说明信号中以该频率为主导的脉冲强度越大。图1为某一轴承故障信号的包络谱和PEO幅值谱,可见当振动信号包络谱中以故障特征频率及其倍频为主导成分时,其PEO幅值谱的峰值将出现在特征频率上,因此利用PEO能更好地评判信号中的故障脉冲效果。

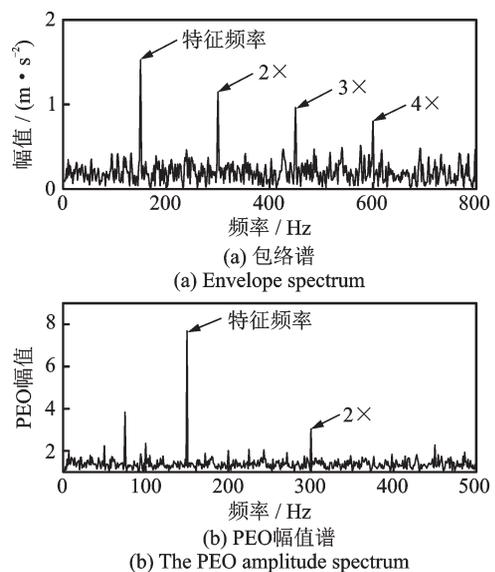


图1 故障脉冲主导的轴承振动信号

Fig. 1 Bearing vibration signal dominated by fault pulse

### 1.2 基于优化滤波的脉冲增强提取算子

除轴承振动信号外,从齿轮箱外壳上测量到的信号还包含了大量的齿轮啮合、转轴振动和背景噪声信号;此外,传递路径也会对轴承振动信号造成影响而进一步引入噪声,因此齿轮箱壳体振动信号可表示为:

$$e(n) = x(n) * h(n) + o(n) \quad (3)$$

式中  $e(n)$  为齿轮箱壳体上采集到的振动信号;  $x(n)$  为轴承故障冲击信号;  $h(n)$  代表传递路径对源信号的影响;  $o(n)$  为齿轮箱内其他振动干扰成分, 包括转频、齿轮振动信号及噪声等成分。

由式(3)可知, 滚动轴承故障信号易受到传递路径的影响而被削弱, 且当  $o(n)$  表现强烈时, 轴承信号还会被大量无关振动和噪声成分覆盖, 导致故障特征表现微弱。图 2 为根据式(3)仿真所得轴承故障信号的包络谱及 PEO 幅值谱, 由包络谱可知该信号中转频主导的振动强度较大, 故障特征频率被噪声干扰而不凸显; PEO 幅值谱中的峰值出现在与轴承故障无关的转频上, 而轴承故障特征频率的 PEO 幅值并不明显。可以发现, PEO 在振动成分丰富、噪声干扰严重的齿轮箱信号中, 不能有效指示出滚动轴承的故障特征频率。

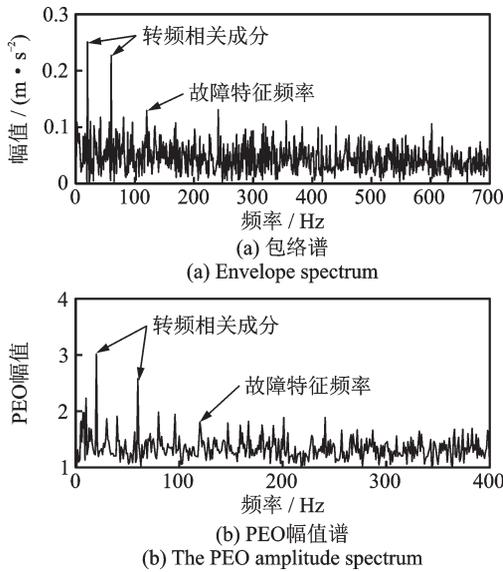


图 2 受严重干扰影响的轴承信号

Fig. 2 Bearing signal affected by serious interference

MED 能够滤除传递路径和背景噪声对信号的干扰, 实现对故障脉冲最大程度的还原, 适用于多源振动耦合、背景噪声大等情况下的轴承故障特征增强。因此, 可利用 MED 滤波器对齿轮箱滚动轴承微弱故障脉冲进行增强。

MED 通过解卷积运算来还原振动信号  $e(n)$  中被噪声湮没的故障脉冲  $x(n)$ , 其过程如下<sup>[10]</sup>:

$$y(n) = m(n) * e(n) = \sum_{l=1}^L m(l) e(n-l) \quad (4)$$

式中  $y(n)$  为 MED 滤波器  $m(n)$  与原始信号  $e(n)$  解卷积后的输出信号;  $L$  为 MED 滤波器长度。

MED 使用时, 滤波长度  $L$  的数值需要事先确定, 取值不同时滤波效果差异大, 而目前关于 MED 滤波器参数  $L$  的选择少有标准的方法, 凭借经验或随机选择难以保证滤波后的效果。PEO 值能有效

表征脉冲强度, 但其在微弱故障特征提取时存在不足。本文将两者进行结合提出了基于优化滤波的脉冲增强提取算子指标 (PEEO)。利用 PEEO 实现 MED 最优滤波长度的选择, 获取最优脉冲增强信号, 同时实现轴承微弱故障特征的提取。PEEO 可以表示为:

$$PEEO(L, f) = \{P_L(f) \cdot P_L(2f) \cdots P_L(kf)\}^{1/k} \quad (5)$$

式中  $P_L(kf)$  为滤波长度为  $L$  时的 MED 滤波信号的  $P(kf)$  值。

由式(5)可知, 通过计算 MED 在不同滤波长度  $L$  下输出信号的 PEEO 分布情况, 将获得齿轮箱壳体振动信号的三维滤波结果。通过搜索三维滤波谱中的 PEEO 峰值, 可定位出 MED 最优滤波长度, 获得最优脉冲增强效果, 同时能够准确指示最优脉冲增强信号中的故障特征频率, 为齿轮箱轴承故障诊断提供依据。

### 1.3 本文方法流程

针对齿轮箱振动信号中滚动轴承故障脉冲微弱导致故障特征难以提取的难题, 本文提出一种基于脉冲增强提取的滚动轴承故障诊断方法, 方法流程如图 3 所示。

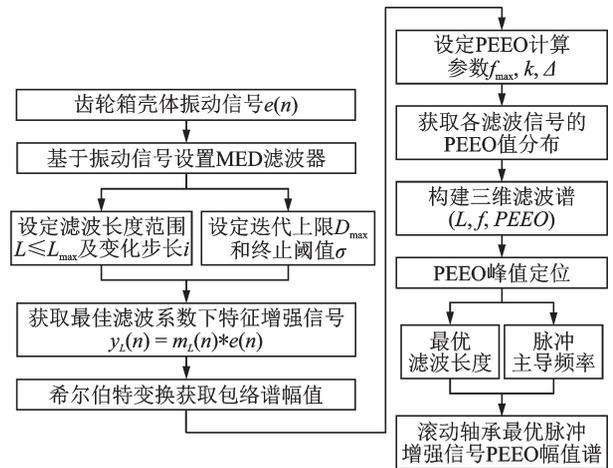


图 3 方法流程图

Fig. 3 Framework diagram of the proposed method

具体实施步骤如下:

#### 步骤 1 MED 滤波器的设置

针对齿轮箱壳体振动信号, 构建具有特征增强效果的 MED 滤波器。首先设定 MED 滤波长度  $L$  的范围及长度变化步长  $i$ , 选择的滤波长度范围应小于信号长度  $N$  的  $1/10$ , 步长  $i$  应为整数, 通常选择 1; 同时设置 MED 迭代条件参数, 包括迭代次数上限和迭代终止阈值。

### 步骤2 获取脉冲增强信号

利用滤波长度 $L$ 为唯一变量的MED滤波器,对原始信号进行滤波获得不同滤波长度下的输出信号。

当滤波长度为 $L$ 时,MED通过迭代寻求长度为 $L$ 的有限脉冲响应 $m_L=[m_1 m_2 \cdots m_L]^T$ ,与输入信号进行解卷积运算,迭代目标函数为:

$$\frac{\partial(O_4(m(l)))}{\partial(m(l))}=0 \quad (6)$$

式中 $O_4(m(l))$ 为MED迭代过程中解卷积信号的峭度值。

式(6)为理想滤波器响应满足的条件,但实际应用中令函数值接近0即可,当迭代次数为 $d-1$ 时,获得的有限脉冲响应 $m_L^{(d-1)}$ 与输入信号解卷积后峭度为 $O_4(m_L^{(d-1)})$ ,下一次迭代时若满足下式则终止迭代,获得最优有限脉冲响应:

$$\begin{cases} |O_4(m_L^{(d)}) - O_4(m_L^{(d-1)})| \leq \sigma \\ d \leq D_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\sigma$ 为迭代终止阈值; $D_{\max}$ 为迭代次数上限。

根据式(4)可得到滤波长度 $L$ 下的MED滤波信号,改变 $L$ 后再次进行迭代寻优,可获得所选滤波长度范围内的脉冲增强信号。

### 步骤3 构建三维滤波谱

对各滤波信号进行希尔伯特变换,获得包络谱幅值;根据PEO的定义设置PEEO的计算参数,其中脉冲频率 $f$ 的搜索极限 $f_{\max}$ 应取稍大于目标故障特征频率三倍的频率值,倍频选取个数 $k$ 应大于3,峰值搜索半径 $\Delta$ 可根据经验值取1~5。

对逐个滤波信号进行计算,获取所有滤波信号的PEEO幅值分布情况,基于滤波长度 $L$ 、脉冲频率 $f$ 和PEEO幅值分布构建三维滤波谱:

$$\begin{cases} x = L_1: i: L_{\max} \\ y = f_1: df: f_{\max} \\ z = PEEO(L, f) \end{cases} \quad (8)$$

式中 $L_1$ 和 $f_1$ 分别表示起始的滤波长度和脉冲频率搜索值; $i$ 为滤波长度改变的步长。 $x$ 轴为 $L_1 \sim L_{\max}$ 的序列,间隔为 $i$ ; $y$ 轴为 $f_1 \sim f_{\max}$ 的序列,间隔为 $df$ 。

### 步骤4 获取最优脉冲增强信号PEEO幅值谱

根据三维滤波谱搜索PEEO峰值所在位置,实现MED最优滤波长度和故障脉冲频率的定位。

取出三维谱中最优滤波长度 $L$ 所在切片,获取最优脉冲增强信号的PEEO幅值谱,将其主导成分与故障对应特征频率进行对比分析,完成齿轮箱滚动轴承微弱故障的诊断。

## 2 仿真分析

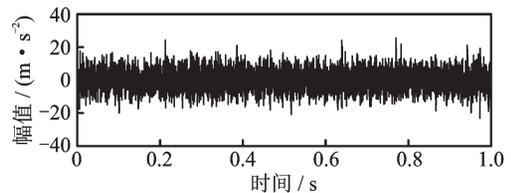
为探讨本文所提方法的可行性,利用MATLAB仿真具有低信噪比的齿轮箱轴承故障信号进行验证。构造齿轮箱轴承微弱故障仿真信号 $x(t)$ 如下:

$$\begin{cases} x_1(t) = \sum_{s=1}^6 R_s \cos(2\pi s f_r t + 2\pi R_s) \\ x_2(t) = \cos(2\pi Z f_r t) \cdot \left[ 1 + \sum_{s=1}^3 A_s \cos(2\pi s f_r t + \varphi_s) \right] \\ x_3(t) = \cos(2\pi f_r t + \pi/6) \cdot \sum_{\tau_i} \left[ e^{-B(t-\tau_i)} \cdot \cos(2\pi f_n(t-\tau_i)) \right] \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + n(t) \end{cases} \quad (9)$$

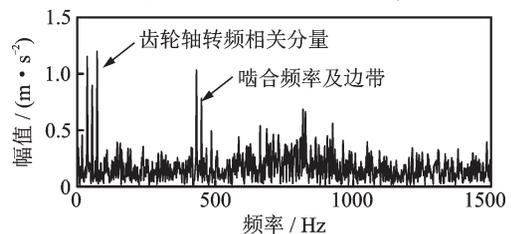
式中 $x_1(t)$ 为轴承所在齿轮轴的转频及倍频信号; $s$ 为倍频序号; $f_r$ 为转频; $R_s$ 为小于1的随机正数; $x_2(t)$ 为齿轮啮合振动及边频带调制信号; $Z$ 表示齿轮齿数; $A_s$ 为边带幅值; $\varphi_s$ 为相位角; $x_3(t)$ 为轴承故障信号; $B$ 为指数衰减函数的衰减系数; $\tau_i$ 为每个故障周期 $T$ 中的随机波动时间序列; $T$ 与轴承故障特征频率 $f_i$ 相关且 $T=1/f_i$ ; $f_n$ 为系统固有频率; $n(t)$ 为系统噪声。

根据式(9)设 $f_r=18$  Hz; $Z=25$ ; $f_n=800$  Hz; $B=500$ ; $f_i=99$  Hz;并加入信噪比为 $-17.25$  dB的高斯白噪声 $n(t)$ ;设采样频率为8192 Hz;采样时长为1 s;得到信号 $x(t)$ 的波形和频谱如图4所示。

由图4可知,轴承故障信号受转频、齿轮振动信号和噪声的严重影响,从频谱中无法准确获取轴承故障特征频率相关信息,对原始仿真信号进行包络分析,得到包络谱如图5所示,发现轴承故障特征频率被无关分量严重干扰而难以辨认。



(a) Waveform of simulation signal



(b) Frequency spectrum of simulation signal

图4 齿轮箱轴承故障仿真信号

Fig. 4 Simulation signal of gearbox bearing fault

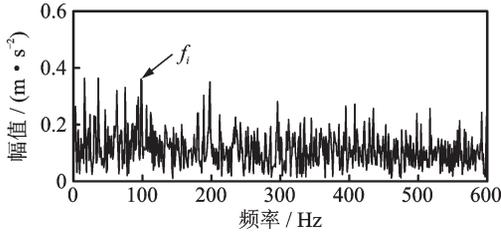


图5 齿轮箱轴承故障仿真信号包络谱  
Fig.5 Envelope spectrum of simulation signal of gearbox bearing fault

为有效提取该低信噪比信号中的轴承故障特征,利用本文所提的方法进行处理。按照方法实施步骤设定MED滤波参数 $L=1\sim 750$ ;步长 $i=1$ ;  $D_{max}=30$ ;  $\sigma=0.01$ ; PEEO搜索极限 $f_{max}=320$  Hz;  $k=4$ ;  $\Delta=1$ 。最终得到三维滤波谱如图6所示。

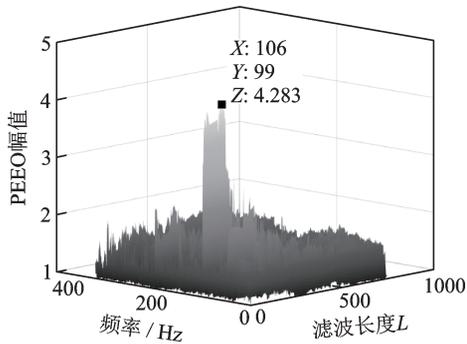


图6 齿轮箱轴承故障仿真信号三维滤波谱  
Fig.6 Three-dimensional filter spectrum of simulation signal of gearbox bearing fault

由图6可得PEEO峰值为4.283,定位的MED最优滤波长度 $L=106$ ,且主导频率 $f=99$  Hz,与设定的轴承故障特征频率 $f_i$ 完全一致。将该滤波长度所在切片取出得PEEO幅值谱如图7所示。

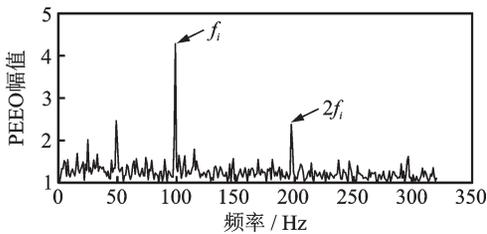


图7 最优脉冲增强提取信号PEEO幅值谱  
Fig.7 The PEEO amplitude spectrum of the optimal pulse enhancement extraction signal

从图7中可以清晰地看出最优脉冲增强信号中故障特征频率及其倍频成分,验证了本文方法可有效提取该低信噪比振动信号中微弱的故障特征,实现了预设的微弱轴承故障的诊断。

为检验本文所提PEEO指标在表征轴承故障脉冲强弱程度方面的可靠性,利用典型信号指标与其

进行对比分析,选取的典型信号指标包括峭度值、信息熵、峰值因子、脉冲因子以及波形因子。

通过三维谱结果获取各滤波信号中的PEEO峰值如图8所示,显然PEEO在 $L=106$ 时最大,此后随着 $L$ 的增大而呈减小趋势。

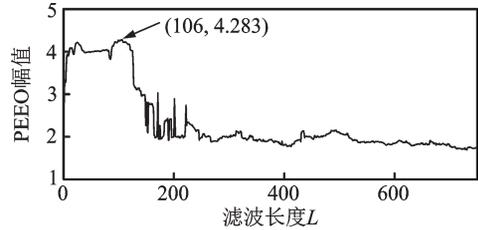


图8 各滤波信号中PEEO峰值  
Fig.8 The PEEO peak values of each filtered signal

计算各滤波信号中的典型指标结果,结果如图9所示,为便于展示,将信息熵数值放大了5倍。

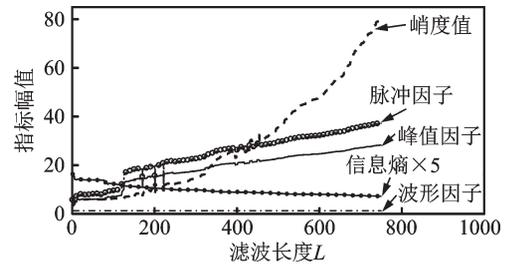


图9 各滤波信号典型指标幅值变化趋势  
Fig.9 The amplitude variation trends of typical indicators of each filtered signal

由图9可知,MED滤波信号的峭度值、脉冲因子和峰值因子随 $L$ 增大呈明显上升趋势;信息熵则随 $L$ 增大而逐渐减小;而波形因子基本无变化。将图9中 $L=50\sim 250$ 时结果放大如图10所示。

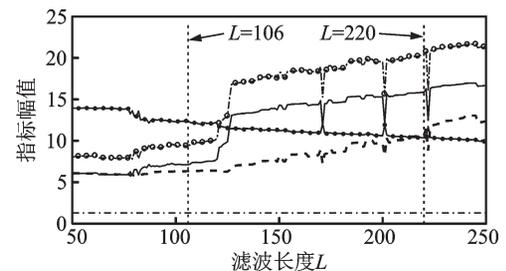


图10 图9中 $L=50\sim 250$ 结果放大图  
Fig.10 The enlarged view of the results when  $L=50\sim 250$

由图10可知,这五个典型指标在 $L=106$ 时均无明显可被区分的标志,无法像PEEO一样能确定此处为MED最优滤波长度。因此,可通过峰值定位MED最优滤波长度的PEEO比上述五个指标更具辨识能力。

为进一步验证PEEO峰值定位的最优滤波长度

的正确性,取  $L=106$  和  $L=220$  时的滤波信号进行讨论,两信号各指标幅值对比如表 1 所示。可见若以典型指标为判据, $L=220$  时 MED 滤波效果应更好,但根据本文中 PEEO 的特性, $L=106$  时的滤波信号将具有最显著的故障脉冲增强效果。

表 1  $L=106$  和  $220$  时滤波信号各指标的值得  
Tab. 1 Values of various indexes of filtered signal when  $L=106$  and  $220$

滤波信号	$L=106$	$L=220$
PEEO	4.283	2.008
峭度值	6.340	10.700
信息熵	2.477	2.074
脉冲因子	9.419	20.330
峰值因子	7.121	15.860
波形因子	1.323	1.282

取出  $L=106$  时的最优脉冲增强信号,得到其波形和包络谱如图 11 所示,可见其波形中故障冲击特征与原信号相比明显被增强,且在包络谱中轴承故障特征频率及其倍频幅值非常显著。滤波长度  $L=220$  时的滤波信号如图 12 所示,发现此时波形受单一脉冲和噪声的严重干扰,且包络谱中轴承故障特征频率并不突出,与  $L=106$  时的故障脉冲增强效果形成了鲜明对比。

由上述现象可知,通过 PEEO 峰值定位的滤波信号实现了最优特征增强,而 PEEO 值低的信号特征增强效果受限。且通过比较分析可知,典型参数指标的变化趋势无法准确定位 MED 最优滤波长度,而本文所提 PEEO 指标则具有明显的优势。

通过仿真信号的分析结果可知,本文所提的基于脉冲增强提取的滚动轴承故障诊断方法可以有效

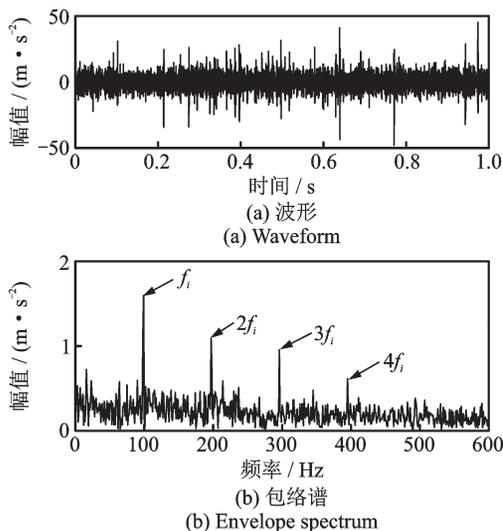


图 11  $L=106$  时滤波信号  
Fig. 11 Filtered signal when  $L=106$

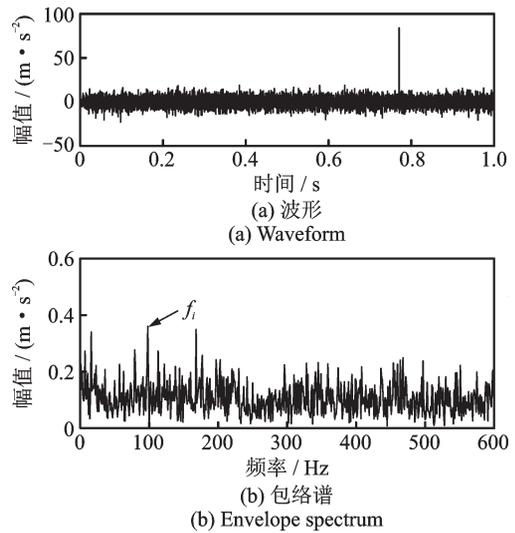


图 12  $L=220$  时滤波信号  
Fig. 12 Filtered signal when  $L=220$

增强齿轮箱滚动轴承故障脉冲特征,实现微弱故障的诊断。

### 3 实验验证

#### 3.1 实验数据说明

本节将利用实验信号进一步验证所提方法的正确性。所用数据来自实验室搭建的动力传动故障模拟实验台。如图 13 所示,实验台主要由电机,平行齿轮箱,行星齿轮箱和电磁制动器等组成。

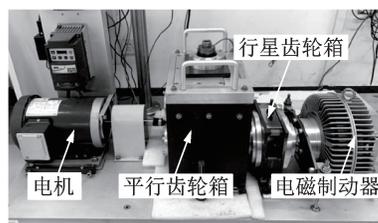


图 13 故障模拟实验台  
Fig. 13 The fault simulation test bench

平行齿轮箱内部传动结构如图 14 所示。研究中选择在平行齿轮箱电机轴远端轴承座中预置故障轴承,以进行齿轮箱滚动轴承故障模拟实验。

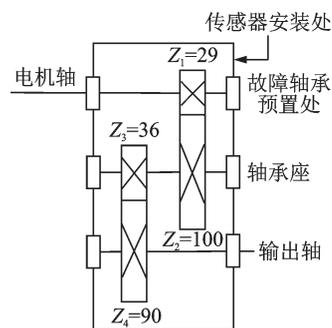


图 14 平行齿轮箱传动示意图  
Fig. 14 Transmission diagram of parallel gearbox

为模拟滚动轴承外圈与内圈故障,分别在两个完好无损的ER-16K滚动轴承的外圈和内圈工作表面上加工了一个宽为1 mm、深为0.6 mm的凹槽。

数据采集系统由B&K数采模块等组成,振动加速度传感器型号为PCB608A11,利用磁座吸附安装于齿轮箱外壳上。实验中采样频率为16384 Hz,在电机转速约为1200 r/min条件下,分别进行了轴承外圈故障和内圈故障的模拟实验,该转速下轴承理论特征频率为:外圈故障特征频率71.4 Hz,内圈故障特征频率108.6 Hz。

### 3.2 本文所提方法的验证

#### 3.2.1 轴承外圈故障诊断

截取时长为1 s的轴承外圈故障信号并进行包络分析,结果如图15所示。此时包络谱中以齿轮轴转频相关频率为主导成分,而轴承故障特征频率被强噪声湮没,无法进行特征提取。

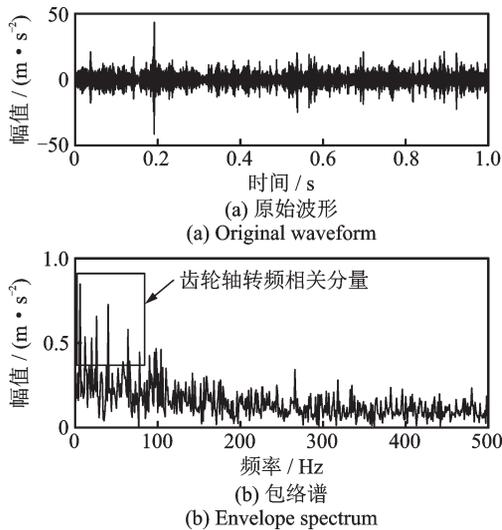


图 15 外圈故障信号

Fig. 15 Signal of outer ring fault

为实现滚动轴承外圈故障诊断,利用本文提出的方法进行处理。设置MED滤波参数 $L=1\sim 1500$ ;PEEO计算参数 $f_{\max}=230$  Hz;其余参数与仿真分析中相同,得到三维滤波谱如图16所示。

由图16可知PEEO峰值为6.558,定位的最佳滤波器长度 $L=11$ ,脉冲主导频率为73 Hz,且该滤波长度切片中73 Hz的二倍频及三倍频成分PEEO值同样明显。指示的特征频率与设置转速下轴承外圈故障的理论特征频率很接近,考虑到系统转速波动等影响,73 Hz可被确定为轴承外圈故障特征频率。将最优滤波切片取出,获得轴承外圈故障最优脉冲增强提取信号PEEO幅值谱如图17所示。

图17清晰地展示了特征增强信号中以外圈故

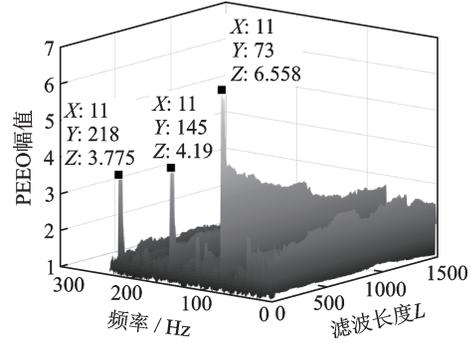


图 16 外圈故障信号三维滤波谱

Fig. 16 Three-dimensional filter spectrum of the outer ring fault signal

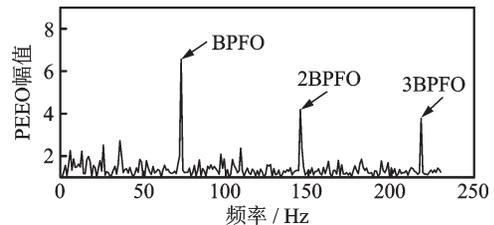


图 17 外圈故障最优脉冲增强提取信号PEEO幅值谱

Fig. 17 The PEEO amplitude spectrum of the optimal pulse enhancement extraction signal of the outer ring fault

障特征频率及倍频为主导的现象,验证了轴承外圈故障的存在。若直接按照文献[15]中将MED滤波长度 $L$ 设为经验值1000时,得到滤波信号的包络谱如图18所示,发现此时虽能看到故障特征频率,但其幅值并不显著,且包络谱中仍含有明显的齿轮轴转频相关成分,因此表明特征提取效果欠佳。

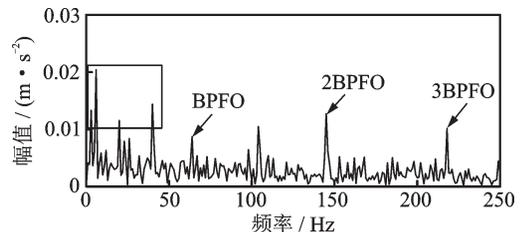


图 18  $L=1000$ 时外圈故障信号MED滤波后包络谱

Fig. 18 Envelope spectrum of outer ring fault signal after filtered by MED when  $L=1000$

#### 3.2.2 轴承内圈故障诊断

截取相同长度的内圈故障信号进一步验证本文方法的有效性。内圈故障信号及其包络谱如图19所示,与外圈故障信号情况相似,该信号中以齿轮轴转频相关成分为主导,而故障脉冲信号被噪声湮没,直接进行包络分析同样无法提取故障特征。

采用本文方法处理该信号,令 $f_{\max}=340$  Hz,其余参数设置与外圈故障信号处理中相同,获得三维滤波谱如图20所示。可知在 $L=7, f=106$  Hz时PEEO取得峰值7.111,此时指示的频率值与理论内

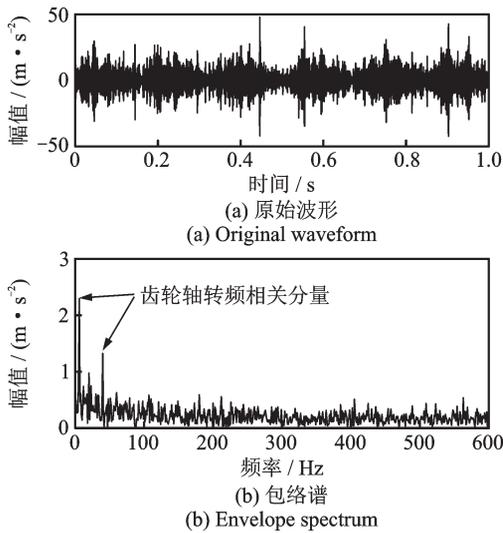


图 19 内圈故障信号

Fig. 19 Signal of inner ring fault

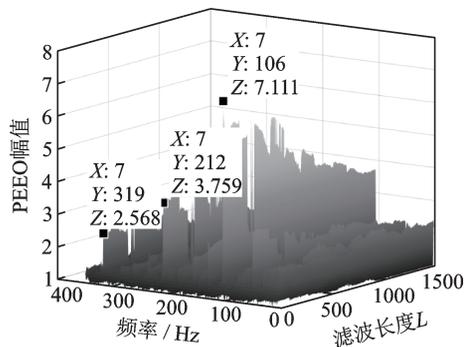


图 20 内圈故障信号三维滤波谱

Fig. 20 Three-dimensional filter spectrum of inner ring fault signal

圈故障特征频率 108.6 Hz 之间误差仅 2.4%,且该滤波切片中 106 Hz 的二倍频和三倍频成分 PEEO 也较明显,因此可认定此频率为轴承内圈故障特征频率。

获取  $L=7$  时内圈故障最优脉冲增强提取信号 PEEO 幅值谱如图 21 所示,此时故障特征频率及倍频显著地反映了轴承内圈故障的信号特征。同样按照文献[15]中设置  $L=1000$  时,得到滤波信号包络谱如图 22 所示,可知该信号仍受齿轮轴转频相关成分的干扰,与本文方法相比故障特征提取效果并不显著。

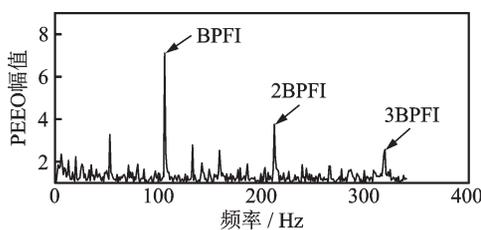


图 21 内圈故障最优脉冲增强提取信号 PEEO 幅值谱

Fig. 21 The PEEO amplitude spectrum of the optimal pulse enhancement extraction signal of the inner ring fault

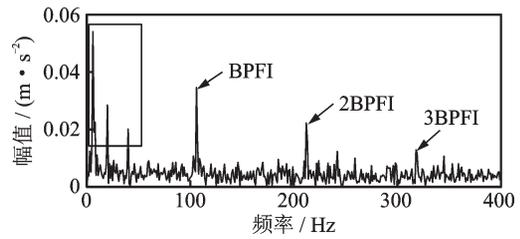


图 22  $L=1000$  时内圈故障信号 MED 滤波后包络谱

Fig. 22 Envelope spectrum of inner ring fault signal after filtered by MED when  $L=1000$

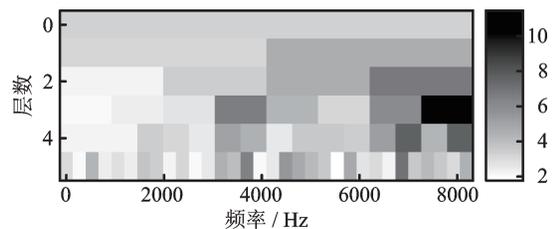
综合轴承外圈和内圈故障信号的脉冲增强和故障特征提取效果可知,在利用本文方法得到的最优脉冲增强提取信号 PEEO 幅值谱中,故障特征表现显著,为滚动轴承微弱故障的诊断提供了可靠依据。

### 3.3 与典型方法的对比分析

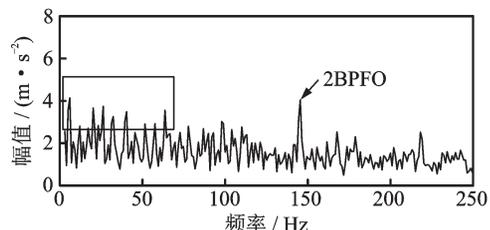
为体现本文方法的优势,利用两种较为先进的轴承故障诊断方法对实验信号进行分析,包括 Autogram-CSES 方法<sup>[16]</sup>和 SSA-MCKD 方法<sup>[17]</sup>,其具体步骤参见参考文献。

在 Autogram-CSES 方法处理中,设置 Autogram 的分解层数为 5,其余参数设置与文献[16]中相同;得到两组实验信号的 Autogram 和平均 CSES 结果如图 23 和 24 所示。

由图 23 可知, Autogram-CSES 方法在处理外圈故障信号时仅能提取出外圈故障特征频率的二倍频,且幅值并不突出,而特征频率被干扰成分覆盖。图 24 表明了该方法能提取出内圈故障特征频率及倍频,但平均组合包络谱中仍存在明显的齿轮轴转频相关成分干扰,特征提取效果并不显著。

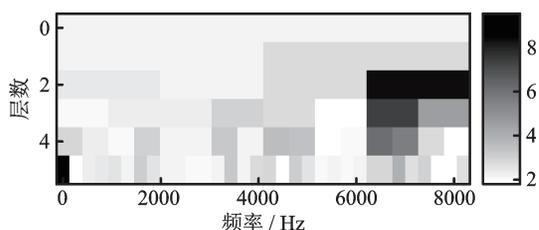


(a) 外圈故障信号 Autogram  
(a) Autogram of outer ring fault signal

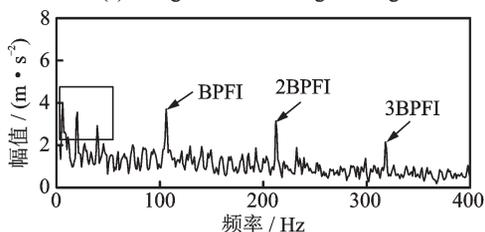


(b) 外圈故障信号平均 CSES  
(b) Average CSES of outer ring fault signal

图 23 外圈故障信号 Autogram-CSES 结果  
Fig. 23 Autogram-CSES results of outer ring fault signal



(a) 内圈故障信号Autogram  
(a) Autogram of inner ring fault signal



(b) 内圈故障信号平均CSES  
(b) Average CSES of inner ring fault signal

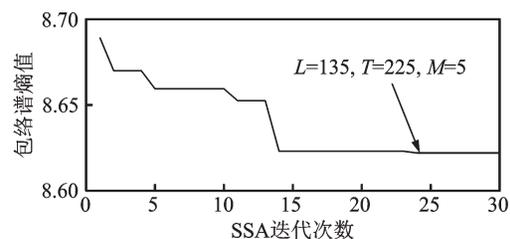
图24 内圈故障信号 Autogram-CSES 结果

Fig. 24 Autogram-CSES results of inner ring fault signal

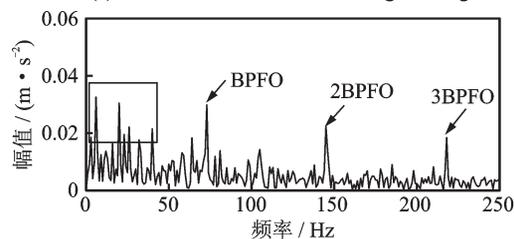
在 SSA-MCKD 方法处理中,设置外圈故障周期  $T \in [220, 240]$ ,内圈故障周期  $T \in [140, 160]$ ,其余参数设置与文献[17]中相同;得到两组实验信号的 SSA 迭代结果和 MCKD 最优滤波包络谱如图 25 和 26 所示。

由图 25 可知,SSA-MCKD 方法能够提取出外圈故障特征频率及其倍频,但仍无法有效消除齿轮轴转频成分的干扰。从图 26 中可以看出,该 MCKD 最优滤波信号包络谱中同样以齿轮轴转频相关成分为主导,而内圈故障特征频率及倍频并不明显。

综合上述两种方法与本文所提方法所取得的特征提取效果进行对比可知, Autogram-CSES 方法和 SSA-MCKD 方法在滤除转频和噪声干扰中作用有限,而本文提出的基于脉冲增强提取的滚动轴承故



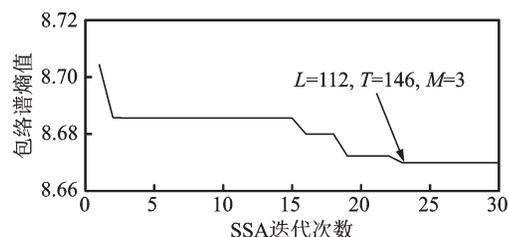
(a) 外圈故障信号SSA迭代结果  
(a) SSA iteration result of outer ring fault signal



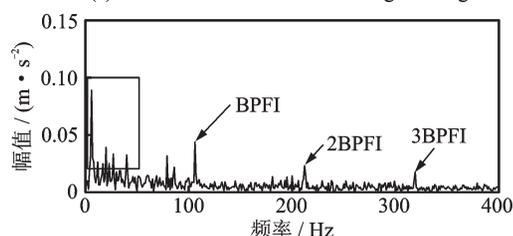
(b) 外圈故障信号MCKD最优滤波包络谱  
(b) MCKD optimal filter envelope spectrum of outer ring fault signal

图25 外圈故障信号 SSA-MCKD 结果

Fig. 25 SSA-MCKD results of outer ring fault signal



(a) 内圈故障信号SSA迭代结果  
(a) SSA iteration result of inner ring fault signal



(b) 内圈故障信号MCKD最优滤波包络谱  
(b) MCKD optimal filter envelope spectrum of inner ring fault signal

图26 内圈故障信号 SSA-MCKD 结果

Fig. 26 SSA-MCKD results of inner ring fault signal

障诊断方法能够有效消除干扰成分,增强原始信号中被覆盖的故障脉冲,并提取出显著的滚动轴承故障特征,更有利于故障诊断的进行。

## 4 结 论

针对齿轮箱滚动轴承微弱故障信号被干扰成分湮没而难以提取故障特征的难题,本文提出了基于脉冲增强提取的滚动轴承故障诊断方法,并针对仿真信号和齿轮箱实验信号进行了验证。结果表明构建的脉冲增强提取算子 PEEO 能准确评价 MED 在不同滤波长度中的故障脉冲增强效果,实现 MED 最优滤波长度的定位并指示出故障特征频率,与典型指标相比具有明显优势。本文方法实现了齿轮箱原始振动信号中轴承故障脉冲的增强,并成功地提取出微弱轴承故障特征。与典型方法相比,本文所提方法在消除干扰信号影响、提升故障脉冲强度方面更具优势,可为齿轮箱滚动轴承的故障诊断提供参考。

## 参考文献:

- [1] 丁康, 米林, 王志杰. 解调分析在故障诊断中应用的局限性[J]. 振动工程学报, 1997, 10(1): 15-22.  
Ding K, Mi L, Wang Z J. Limitations of the application of demodulation analysis in fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 1997, 10(1): 15-22.
- [2] 荆双喜, 杨鑫, 冷军发, 等. 基于改进 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障特征提取[J]. 机械传动, 2016, 40(4): 125-128.

- Jing S X, Yang X, Leng J F, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improved emd and spectrum kurtosis[J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2016, 40(4): 125-128.
- [3] 张龙, 胡俊锋, 熊国良. 基于MED和SK的滚动轴承循环冲击特征增强[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(1): 97-101.
- Zhang L, Hu J F, Xiong G L. Cyclic shock enhancement by the combination of minimum entropy deconvolution and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(1): 97-101.
- [4] 丁康, 黄志东, 林慧斌. 一种谱峭度和Morlet小波的滚动轴承微弱故障诊断方法[J]. *振动工程学报*, 2014, 27(1): 128-135.
- Ding K, Huang Z D, Lin H B. A weak fault diagnosis method for rolling element bearings based on Morlet wavelet and spectral kurtosis[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2014, 27(1): 128-135.
- [5] 张永鑫, 宋晓庆, 张晓冬, 等. 基于最大相关峭度解卷积的滚动轴承复合故障诊断方法[J]. *噪声与振动控制*, 2020, 40(4): 98-102.
- Zhang Y X, Song X Q, Zhang X D, et al. Composite fault diagnosis method of rolling bearings based on maximum correlated kurtosis deconvolution[J]. *Noise and Vibration Control*, 2020, 40(4): 98-102.
- [6] 石文杰, 黄鑫, 温广瑞, 等. 基于DS-VMD及相关峭度的滚动轴承故障诊断[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(1): 133-141.
- Shi W J, Huang X, Wen G R, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on DS-VMD and correlated kurtosis[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(1): 133-141.
- [7] 李华, 伍星, 刘韬, 等. 基于信息熵优化变分模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(23): 219-225.
- LI H, WU X, LIU T, et al. Bearing fault feature extraction based on VMD optimized with information entropy[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(23): 219-225.
- [8] 马洪斌, 佟庆彬, 张亚男. 优化参数的变分模态分解在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *中国机械工程*, 2018, 29(4): 390-397.
- MA H B, TONG Q B, ZHANG Y N. Applications of optimization parameters VMD to fault diagnosis of rolling bearings[J]. *China Mechanical Engineering*, 2018, 29(4): 390-397.
- [9] 潘昕怡, 岳建海. 基于参数优化的MCKD的滚动轴承早期故障诊断[J]. *噪声与振动控制*, 2021, 41(5): 109-113.
- PAN X Y, YUE J H. Early fault diagnosis of rolling bearings based on parametric optimized MCKD[J]. *Noise and Vibration Control*, 2021, 41(5): 109-113.
- [10] Sawalhi N, Randall R B, Endo H. The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(6): 2616-2633.
- [11] 王宏超, 陈进, 董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(1): 88-94.
- Wang H C, Chen J, Dong G M. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(1): 88-94.
- [12] Cheng Y, Zhou N, Zhang W H, et al. Application of an improved minimum entropy deconvolution method for railway rolling element bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 425: 53-69.
- [13] 贺志远, 陈果, 何超, 等. 一种MED最优滤波长度选择新方法及其应用[J]. *航空学报*, 2020, 41(10): 394-408.
- He Z Y, Chen G, He C, et al. MED optimal filter length selection: new method and applications[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(10): 394-408.
- [14] 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.
- [15] Abboud D, Elbadaoui M, Smith W, et al. Advanced bearing diagnostics: a comparative study of two powerful approaches[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2019, 114: 604-627.
- [16] Moshrefzadeh A, Fasana A. The Autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2018, 105: 294-318.
- [17] 张守京, 慎明俊, 杨静雯, 等. 采用参数自适应最大相关峭度解卷积的滚动轴承故障特征提取[J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(3): 75-83.
- ZHANG S J, SHEN M J, YANG J W, et al. Fault feature extraction of rolling bearings based on parameter adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(3): 75-83.

## A pulse enhancement extraction method for fault diagnosis of rolling bearing

FENG Kun<sup>1,2</sup>, LI Ye-zheng<sup>1</sup>, HU Ming-hui<sup>1,2</sup>

(1.Key Lab of Engine Health Monitoring-Control and Networking of Ministry of Education,

Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;

2.Beijing Key Laboratory of High-end Mechanical Equipment Health Monitoring and Self-recovery,

Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

**Abstract:** When the rolling bearing of the gearbox failed, the fault pulse is annihilated by the strong interference signals, which makes it difficult to extract the fault characteristics. To solve this dilemma, a fault diagnosis method of rolling bearing based on pulse enhancement extraction is proposed. Based on the envelope spectrum that characterized the periodicity of the fault pulse, a Pulse Extraction Operator index (PEO) is constructed to evaluate the strength of the fault pulse in the vibration signal. Taking the need for enhancement of the weak fault signal features into account, a Pulse Enhancement Extraction Operator index (PEEO) is constructed combined with the Minimum Entropy Deconvolution (MED), which can evaluate the effect of different MED filter lengths on fault pulse enhancement. Then a three-dimensional filter model based on MED filter length, pulse frequency and PEEO is formed. With the PEEO peak value, the optimal filter length of the MED and the characteristic frequency of the pulse-enhanced signal can be located, and the fault features of gearbox rolling bearing can be extracted while obtaining the optimal pulse enhancement signal. Simulation analysis and experimental verification results show that this method can effectively enhance the pulse of bearing fault, and present significant bearing fault characteristics in the PEEO amplitude spectrum of the optimal pulse enhancement signal, so as to realize the diagnosis of weak fault of gearbox rolling bearing. The comparison also shows the advantages.

**Key words:** fault diagnosis; rolling bearing; pulse enhancement extraction; minimum entropy deconvolution (MED); optimal filtering

作者简介: 冯 坤(1982—),男,博士,教授。电话:13811317400;E-mail:kunfengphd@163.com。

通讯作者: 胡明辉(1990—),男,博士,副教授。电话:13366120083;E-mail:humh2008@163.com。