

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003744

基于 FastICA-BAS-MCKD 的滚动轴承 复合故障特征提取方法^{*}

朱江艳^{1,2} 马 军^{1,2,3} 杨创艳^{1,2} 李 祥^{1,2} 刘桂敏^{1,2}

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 云南省人工智能重点实验室 昆明 650500; 3. 云南
省矿物管道输送过程技术研究中心 昆明 650500)

摘 要:针对强背景噪声下轴承复合故障特征难以分离提取的问题,提出了一种基于快速独立成分分析-天牛须-最大相关峭度解卷积算法(FastICA-BAS-MCKD)的滚动轴承复合故障特征提取方法。首先,引入 FastICA 对滚动轴承多通道故障信号进行盲源分离;其次,利用 BAS 算法同步优化 MCKD 算法的解卷积周期 T 、滤波器长度 L 和移位数 M ,构建基于 BAS-MCKD 的滚动轴承振动信号自适应分析方法;然后,应用 BAS-MCKD 方法处理分离后的信号,实现分离信号的降噪和特征增强;最后,应用希尔伯特解调方法对 MCKD 处理后的信号进行包络谱分析,实现滚动轴承不同类型故障的识别。仿真和实测信号的分析结果表明,所提方法能清晰地从复合故障信号中提取出单一故障特征频率,为滚动轴承复合故障特征提取提供了一种有效的解决方案。

关键词: 复合故障;盲源分离;天牛须算法;最大相关峭度解卷积

中图分类号: TH133.33;TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Compound fault feature extraction method of rolling bearing based on FastICA-BAS-MCKD

Zhu Jiangyan^{1,2} Ma Jun^{1,2,3} Yang Chuangyan^{1,2} Li Xiang^{1,2} Liu Guimin^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Key Laboratory of Artificial Intelligence of Yunnan Province, Kunming 650500, China;
3. Engineering Research Center for Mineral Pipeline Transportation of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that bearing composite fault features are difficult to be separated and extracted under strong background noise, a new compound faults diagnosis method is proposed in this paper based on fast independent component analysis (FastICA), beetle antennae search algorithm (BAS) and maximum correlated kurtosis deconvolution (MCKD). Firstly, FastICA method is introduced for blind separation of rolling bearing multi-channel fault signals. Secondly, the deconvolution period T , filter length L and shift number M of the deconvolution algorithm for MCKD are simultaneously optimized by using BAS. Then an adaptive analysis method based on BAS-MCKD for vibration signal of rolling bearing is constructed to achieve noise reduction and feature enhancement of separated signals. Finally, the Hilbert demodulation method is used to analyze the envelope spectrum of the signal processed by MCKD to realize the identification of different types of rolling bearing faults. The analysis results of simulation and measured signals show that the proposed method can clearly extract the single fault characteristic frequency from the composite fault signal, which provides an effective solution for the complex fault characteristic extraction of rolling bearing.

Keywords: compound fault; blind source separation; beetle antennae search algorithm; maximum correlated kurtosis deconvolution

0 引言

滚动轴承作为旋转机械设备中的重要部件之一,其运行状态直接影响到整个设备的工作性能^[1-2]。而且轴承的工作环境极其复杂,轴承局部区域的单一故障会快速演变为多点故障或多故障(“也称复合故障”)。与单一故障相比较,复合故障是多个单故障相互耦合的结果^[3],这使得故障信号的频率特性更加复杂且难以辨识,大大增加了故障特征提取及故障诊断的难度。因此,复合故障特征的分离和提取在轴承故障诊断中有重要的研究价值。

目前,基于盲源分离技术的故障诊断方法是解决复合故障诊断问题的有效方法之一。盲源分离方法能够在缺乏先验知识的条件下,仅通过对传感器获取到的观测信号进行处理即可得到源信号的估计信号。近年来,盲源分离方法受到了广泛的关注。郝如江等^[4]通过经验模态分解来实现降噪,然后应用约束独立成分分析方法完成了齿轮箱复合故障特征提取和故障识别。汤杰等^[5]融合了改进的变分模态分解与盲源分离,实现了非平稳信号在时频域分析的盲源分离。张江亚等^[6]应用粒子群寻优来确定盲源分离的最优分离矩阵,使得算法在分离性能、收敛性等方面优于传统的盲源分离方法。但由于振动信号受传递路径衰减效应、背景噪声干扰和多故障特征相互交叉耦合等不利因素的影响^[7],只经过盲源分离处理后的信号单一故障特征并不明显,会影响故障辨识的可靠性。因此,还需要对盲分离结果进行处理,以凸显出更清晰的单一故障特征。

最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution, MCKD)算法通过解卷积运算能够消除旋转机械振动信号中的干扰,准确突出信号中的故障冲击成分,在故障诊断领域得到了广泛的应用。祝小彦等^[8]利用 MCKD 算法突出信号中的原始冲击成分并降噪,提高了信号的信噪比。钟先友等^[9]针对强背景噪声下复合故障难以分离提取的问题,应用 MCKD 对信号进行降噪,并从振动信号中分离出各个故障成分,实现了轴承复合故障诊断。王志坚等^[10]在齿轮-轴承复合故障诊断中先通过 MCKD 对原信号降噪并提取脉冲周期成分,然后对降噪后的信号进行自相关解调分析,实现齿轮和轴承的复合故障诊断。齐咏生等^[11]先用 MCKD 来降低信号中噪声的干扰,然后利用 Teager 能量算子来检测信号瞬态冲击,实现轴承复合故障诊断。但 MCKD 算法中滤波器长度 L 、解卷积周期 T 和移位数 M 的选择直接关系到算法性能的优劣,上述方法应用 MCKD 时均是根据经验来选取参数。因此,许多学者引入参数优化方法自适应地确定 MCKD 的相关参数,进而改善 MCKD 算法性能。

杨斌等^[12]利用排列熵、包络谱稀疏度分别筛选 MCKD 中的滤波长度 L 和冲击周期 T , Liu 等^[13]应用量子遗传算法来选取参数 T 和 L ,并给出了参数 T 的选取范围,但是以上方法没有考虑移位数 M 对算法效果的影响。向玲等^[14]应用人工鱼群算法自适应地选取了参数 L 和 M ,但该方法没有考虑解卷积周期 T 的波动对计算结果的影响。上述方法在一定程度上提升了 MCKD 方法的性能,但没能同步确定 MCKD 的 3 个参数,无法排除参数间的交互作用对算法性能的影响。为了克服 MCKD 在参数选取上的不足,充分利用天牛须(beetle antennae search, BAS)算法全局搜索能力强、执行简单、搜索快精度高的优点^[15],对 MCKD 三个参数进行同步自适应寻优,获得 MCKD 故障辨识最优参数组合。

综上,本文融合快速独立成分分析方法(fast independent component analysis, FastICA)、BAS 和 MCKD 方法的优势,提出了一种 FastICA-BAS-MCKD 的滚动轴承复合故障特征提取方法。将 FastICA 用作前处理方法,实现复合故障的分离,然后以最大相关峭度和平方包络熵构造的特征指标作为适应度函数应用 BAS 算法对 MCKD 解卷积周期 T 、滤波器长度 L 和移位数 M 进行寻优,构建了 BAS-MCKD 方法对分离信号降噪和特征增强。应用模拟复合故障和轴承试验台获得的真实数据集进行试验,并通过与未优化参数 T 和 L 的 FastICA-MCKD 方法的对比验证了同时优化 3 个参数的必要性,与未应用 FastICA 的 BAS-MCKD 方法对比验证了引入 FastICA 方法的必要性。

1 基于 BAS 的 MCKD 方法

1.1 MCKD 理论

MCKD 的本质是寻找一个 FIR 滤波器,通过传感器输出信号 x_n 恢复冲击信号 y_n 从而达到抑制噪声和突出故障冲击成分的目的,即:

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k+1} \quad (1)$$

式中: x_n 为输入信号; y_n 为输出信号; f 为滤波器的系数; L 为滤波器的阶数。

MCKD 以相关峭度 CK_M 作为评定解卷积效果的指标,并将其作为求解最优结果的目标函数。对于信号 y_n ,相关峭度定义如式(2)所示。

$$CK_M(T_s) = \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT_s} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (2)$$

式中: M 为移位数; $T_s = f_s / T$ 为设定迭代周期的采样(f_s 为采样频率; T 为采样周期)。

MCKD 算法的最终目的是利用解卷积突出连续故障脉冲信号,该算法的目标函数为最大化相关峭度如式(3)所示。

$$MCK_M(T_s) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT_s} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (3)$$

为了使相关峭度 CK_M 达到最大值,需要满足式(4)。

$$\frac{d}{df_k} CK_M(T) = 0 \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

得到滤波器系数的最终表达式如下:

$$f = \frac{\|y\|^2}{(M+1) \|\beta\|^2} (X_0 X_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (5)$$

1.2 BAS 算法的基本原理

与大多数寻优算法相比,BAS 作为一种有效且稳健的寻优方法,其仅有一个天牛个体,且不需要已知寻优目标系统函数的具体形式。因此,BAS 寻优过程计算量低、速度快、易于实现,适用于工程应用。

BAS 算法通过天牛个体在可行空间中不断更新位置来寻找全局最优解。假设个体在 D 维空间中的位置为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_D)$,则其左右两须的位置 X_r 和 X_l 可以被定义为:

$$\begin{cases} X_l = X + d_0 \cdot b \\ X_r = X - d_0 \cdot b \end{cases} \quad (6)$$

式中: d_0 是天牛两须之间的距离; $b = \frac{\text{rands}(D,1)}{\|\text{rands}(D,1)\|}$ 是随机单位向量,表示天牛在解空间中的随机朝向。

天牛个体在解空间不断计算左右触须附近位置的适应度,根据适应度函数值的大小来更新位置,并向适应度高的位置方向移动。当前个体 X_i 根据式(7)的规则移动到下一个位置。

$$X_{i+1} = X_i + \delta^i \cdot \vec{b} \cdot \text{sign}(F_r - F_l) \quad (7)$$

式中: i 表示算法循环次数, F 表示 X 的适应度值, δ 是搜索步长,以 0.95 的斜率随迭代次数做线性衰减, $\text{sign}()$ 是符号函数,用来确定天牛下一步的移动方向。若右须附近适应度较大,则该符号函数取 1,天牛将在 b 的正方向上以步长 δ 移动;反之,则向 b 的相反方向移动 δ 步长。

1.3 基于 BAS 改进的 MCKD

引入 BAS 同步自适应搜索 MCKD 参数 T 、 L 和 M 的最优组合,提高 MCKD 算法的准确度和可靠性,根据 MCKD 理论, MCK 值的大小可以在时域中评价分析解卷积结果的周期性; MCK 值越大,在时域中解耦信号的连续周期特性就越明显^[16],其计算式如式(3)所示。根据信息论,平方包络熵(square envelope spectrum entropy,

SESE)可以评价频域中的循环平稳性,SESE 越小,周期性影响特征越明显,信噪比越高^[17],其计算式如式(8)所示。因此,为了保证该方法从振动信号中提取有效故障特征,利用 MCK 和 $SESE$ 构成的复合故障特征指标 Rem 作为寻优方法的适应度函数^[18],其计算方法如式(9)所示。

$$SESE = - \sum_{i=1}^{k_z} PFZ(i) \lg PFZ(i) \quad (8)$$

式中: $PFZ(i) = \frac{F_z(i)}{\sum_{i=1}^{k_z} F_z(i)}$, $F_z(i)$ 为信号 $y(n)$ 的平方包络谱, k_z 为 $F_z(i)$ 的长度。

$$Rem = SESE \times |\lg MCK| \quad (9)$$

通常,在故障早期阶段 $MCK < 1$ 。此外,若 MCKD 方法参数选择准确,则解卷积信号会包含明显的周期性冲击成分,故障特征越明显,其 Rem 值越小,周期冲击特性越强。因此,适应度值最小是判断得到最优结果的依据。

结合 BAS、MCKD 的原理及 Rem 的定义,BAS-MCKD 的实现过程如图 1 所示。具体实现步骤如下:

- 1) 初始化 BAS 中的参数,并确定优化过程中的适应度函数;
- 2) 随机生成一组 $[T, L, M]$ 作为天牛,并在设定的范围内随机初始化天牛的步长;
- 3) 根据天牛的位置对信号做 MCKD 运算,根据式(8)计算天牛左右两须的适应度值,根据适应度值的大小更新 T, L, M 的值;
- 4) 比较所有适应度值的大小,并更新个体局部极值;
- 5) 利用式(7)更新天牛的位置和步长;
- 6) 循环迭代,直至迭代数为最大设定值,输出最小适应度值对应的天牛位置。

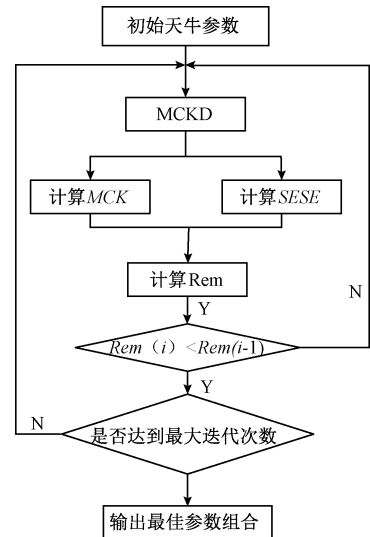


图 1 天牛须寻优流程

Fig. 1 Flowchart of Beetle antennae search

2 FastICA-BAS-MCKD 复合故障特征提取方法

基于 FastICA-BAS-MCKD 的滚动轴承复合故障特征提取方法流程如图 2 所示,包括 6 个主要步骤。

1) 对复合故障信号去均值和白化处理,降低信号间的相关性,然后,应用 FastICA 方法对复合故障进行分离,提取出多个故障。

2) 根据滚动轴承的运行参数和轴承的故障特征周期计算公式,估算 T 的取值, $T_a = f_s / f_c$ 其中, f_s 为采样频率, f_c 为故障频率;考虑到实际故障频率与理论计算值之间的差异,设置 T 的范围为 $[0.8T_a, 1.2T_a]$, L 的范围为 $[2.5T_a, 3T_a]$, M 的范围则取 $[2, 7]^{[18]}$ 。

3) 初始化 BAS 的参数,本文中最大迭代次数设置为 20, T 、 L 、 M 的搜索空间根据步骤 2) 设置。

4) 执行 BAS 寻优计算,通过评估适应度值分别对复合故障中不同类型故障选择最优的参数组合 $[T, L, M]$ 。

5) 将最优参数组合应用到 MCKD 中,分别对输入信号进行 MCKD 解卷积处理,增强信号特征,抑制噪声的影响,进而提取出各个单一故障信号。

6) 引入希尔伯特计算 MCKD 处理后信号的包络谱,匹配包络谱主要幅值与轴承的特征频率,进而实现故障类型的诊断。

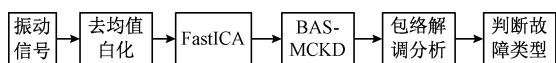


图 2 FastICA-BAS-MCKD 流程

Fig. 2 Flowchart of FastICA-BAS-MCKD

3 实验分析

为了验证方法的有效性,分别基于模拟复合故障仿真信号和西安交通大学复合故障数据集进行了 FastICA-BAS-MCKD 方法的性能对比与分析。

3.1 复合故障仿真信号分析

由两种不同频率的故障信号源 S_1 、 S_2 , 以及两种不同的噪声源 S_3 和 S_4 来模拟混在噪声中的滚动轴承信号, 其中 $S_1(t) = -e^{-100t} \sin(800\pi t)$ 、 $S_2(t) = -1.5e^{-200t} \sin(600\pi t)$ 、 $S_3(t) = randn(1, n)$, S_4 是信噪比为 -3.2 dB 的高斯白噪声, S_1 的周期为 0.04 s, S_2 的周期为 0.025 s, 采样频率为 1000 Hz。4 种仿真信号的时域波形如图 3 所示。

将图 3 的源信号与一个 4×4 的随机矩阵 A 以 $x(t) = As(t)$ 的方式混合, 得到混合信号的时域波形图, 如图 4 所示。对比图 4 和 3

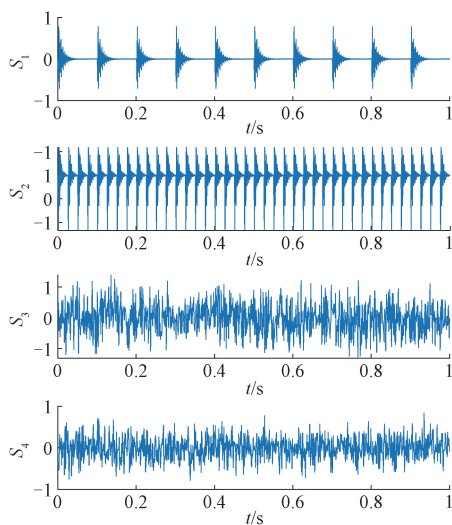


图 3 源信号

Fig. 3 Source signal

可发现,图 4 中信号源 S_1 、 S_2 对应的信号特征均被噪声淹没,通过时域波形图无法直接辨识出源信号。对源信号和上述 4 种混合信号分别进行希尔伯特解调分析,得到源信号和混合信号的包络谱,分别如图 5 和 6 所示。通过图 5 和 6 的对比可知,图 6 中源信号频率均被淹没在干扰频率中,无法从频域辨识出故障特征频率。

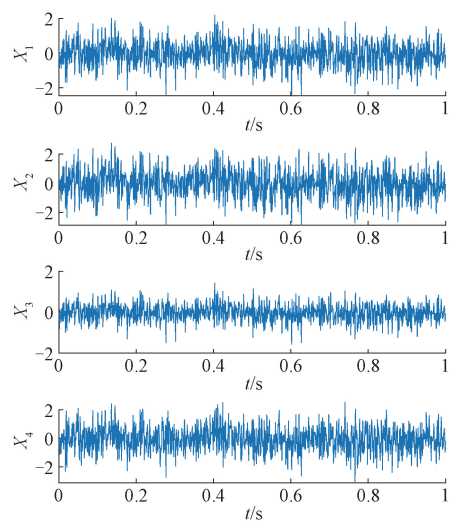


图 4 混合信号

Fig. 4 Mixed signal

为了将源信号从混合信号中分离出来,利用 FastICA 对图 6 的混合信号进行盲分离,得到的估计信号如图 7 所示。从图 7 可以看出,由于受时差和相位差的影响,分离后估计信号排列顺序混乱,且从图中无法直观看出源信号与估计信号间的对应关系。为了进一步判断源信号与估计信号之间的关系,引入相关系数作为盲分离质量

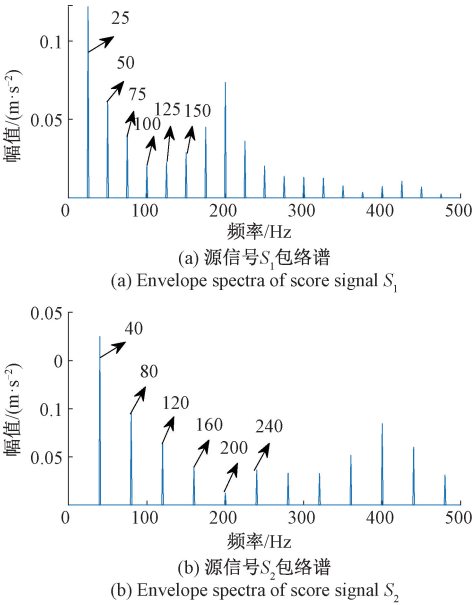


图 5 源信号包络谱

Fig. 5 Envelope spectra of score signal

评价指标,源信号与估计信号之间的相关系数如表 1 所示。从表 1 可以看出, y_3 与 S_2 强相关, y_4 与 S_1 强相关,表明 FastICA 已经将源信号 S_1 、 S_2 从混合信号中分离出。对图 7 的估计信号进行希尔伯特解调分析,得到估计信号的包络谱如图 8 所示,从图 8 可以看出, FastICA 已经将两个源信号从混合信号中分离出来,图 8(a) 估计信号 1 包络谱中可以找到信号 S_1 的频率 25 Hz 及其倍频,图 8(b) 估计信号 2 包络谱中可以找到信号 S_2 的频率 40 Hz 及其倍频,但包络谱中存在明显的干扰成分。

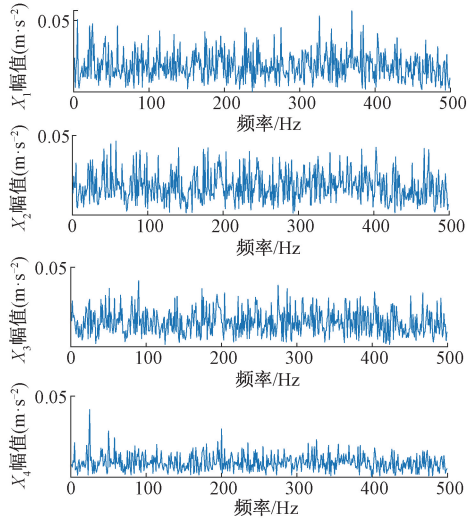


图 6 混合信号包络谱图

Fig. 6 Envelope spectra of mixed signal

表 1 FastICA 算法结果的线性相关性
Table 1 Linear correlation of FastICA algorithm results

源信号	S_1	S_2	S_3	S_4
y_1	-0.103 4	-0.783 9	0.783 3	0.733 6
y_2	-0.082 8	-0.108 0	0.867 2	0.479 0
y_3	0.401 3	-0.796 0	0.014 6	-0.067 8
y_4	0.786 9	0.384 3	0.011 9	0.198 2

为了更加精确地提取特征频率,应用 BAS-MCKD 对盲分离后的时域信号进行解卷积处理。首先确定 MCKD 三个参数的范围,如表 2 所示。对于信号 S_1 ,BAS 在第 16 代时适应度函数最小为 3.065,寻找到的最优 T 、 L 、 M 组合为[102,253,5]。同理,对于信号 S_2 ,BAS 在第 8 代时适应度函数最小为 3.145,寻找到的最优 T 、 L 、 M 组合为[27,74,5]; S_1 、 S_2 对应的适应度值收敛曲线如图 9 所示。对图 8 进行 BAS-MCKD 解卷积处理后的包络谱如图 10 所示。与图 8 相比,图 10 信号特征更明显,干扰成分更少。

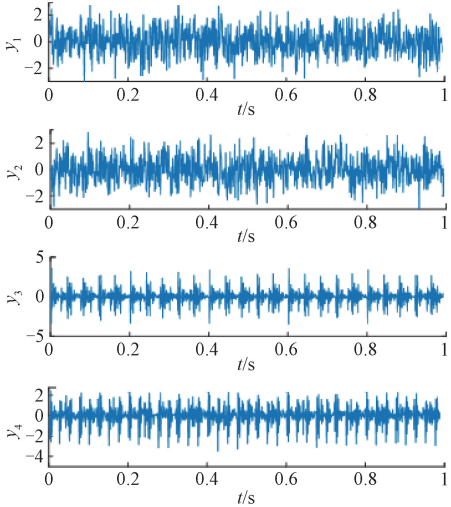


图 7 估计信号
Fig. 7 Estimate signal

表 2 S_1 、 S_2 信号 T 、 L 、 M 选取范围
Table 2 Selection range of S_1 and S_2 signals T , L and M

优化参数	T	L	M
S_1	[80,120]	[250,500]	[2,7]
S_2	[20,30]	[60,125]	[2,7]

3.2 复合故障实验分析

为了验证文中方法在实际滚动轴承复合故障诊断中的有效性和可靠性,选取西安交通大学 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命实验数据^[19]进行分析。实验台布局如图 11 所示,由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支撑轴承、液压加载系统和测试轴承等组成试验轴承为 LDK

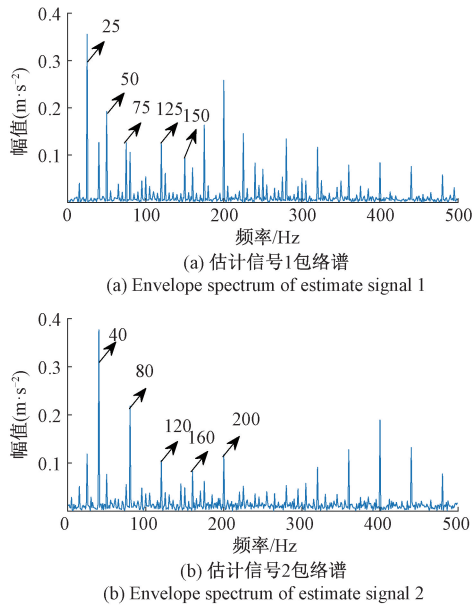


图 8 估计信号包络谱

Fig. 8 Envelope spectrum of estimate signal

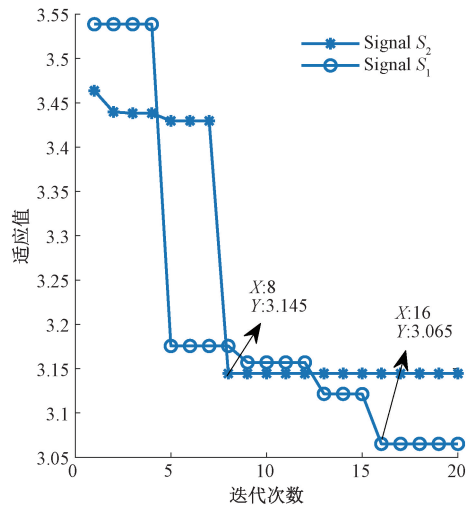


图 9 信号 S_1 、 S_2 适应度值收敛曲线

Fig. 9 Fitness value convergence curve of signal S_1 、 S_2

UER204 滚动轴承,其相关参数如表 3 所示。

表 3 LDK UER204 轴承参数

Table 3 LDK UER204 bearing parameters

参数名称	数值	参数名称	数值
圈滚道直径/mm	29.30	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	接触角/(°)	0
基本额定动载荷/N	12 820	基本额定静载荷/N	6.65

如图 11 所示,为了获取轴承的振动信号,两个

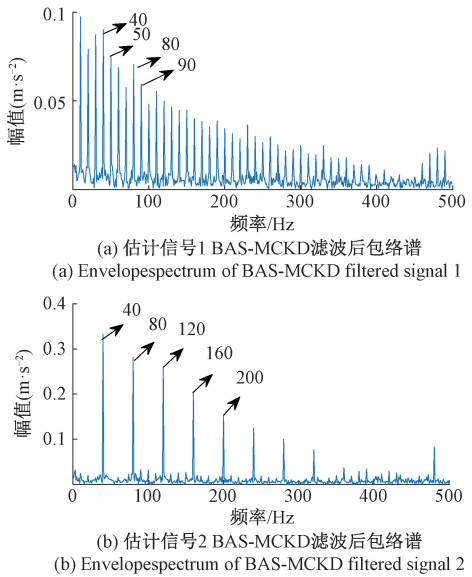


图 10 MCKD 滤波后信号的包络谱

Fig. 10 Envelope spectrum of BAS-MCKD filtered signal

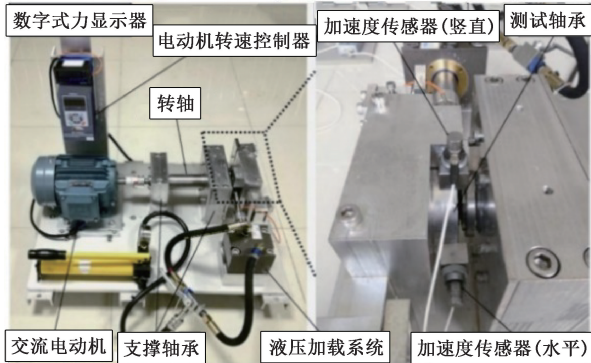


图 11 轴承加速寿命试验台

Fig. 11 Bearing accelerated life test stand

PCB352C33 单向加速度传感器分别通过磁座固定于测试轴承的水平和竖直方向上。试验中使用 DT9837 便携式动态信号采集器采集振动信号。试验中设置采样频率为 $f_s = 25.6 \text{ kHz}$, 采样间隔为 1 min , 每次采样时长为 1.28 s , 采样数据点数 $N = 32\ 768$ 。在施加径向力 12 kN , 转速为 $2\ 100 \text{ r/min}$ 的工况下, 可以计算出轴承转轴频率为 35 Hz , 内圈的故障频率为 172.09 Hz , 外圈故障频率为 107.9 Hz 。以 Bearing1_5 数据集的第 48 组进行试验分析, 相关试验分析及阐述如图 12、13 所示。

两个传感器采集的混合信号的时域图如图 12 所示。对两个通道的混合信号做希尔伯特包络解调分析, 如图 13 所示。由图 13 可知, 两个传感器的信号中都可以较清晰地找到 109.4 Hz 的特征频率, 其与计算得到的外圈故障理论频率 107.9 Hz 接近, 且存在 $2 \sim 5$ 倍频, 可判定滚动轴承复合故障中包含轴承外圈故障。但从图 13 不

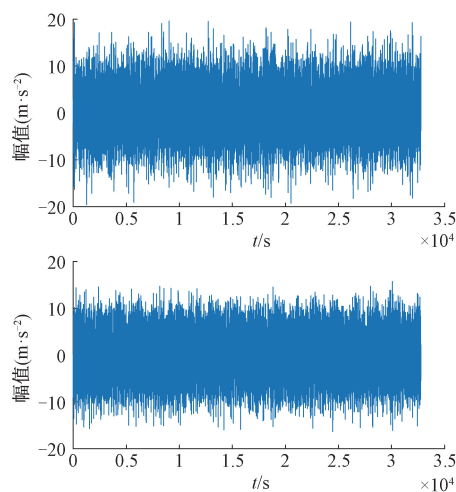


图 12 混合故障时域波形
Fig. 12 Mixed signal

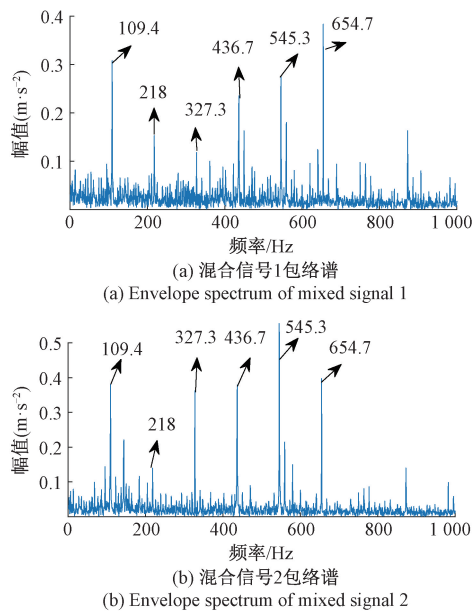


图 13 混合信号的包络谱
Fig. 13 Envelope spectrum of mixed signal

能直接辨识出内圈故障,主要是由于数据采集过程中数据的传递存在衰减效应,导致内圈故障幅值较小,淹没在背景噪声中。进而应用 FastICA 对信号进行分离,结果如图 14 所示,图 14(a)估计信号 1 包络谱中有明显的外圈故障频率及其倍频成分但干扰信号较强,图 14(b)估计信号 2 包络谱中可以找到 170.3 Hz 与计算得到的内圈故障理论频率 172.09 Hz 接近,且出现其 3 倍频。由图 14 可知,应用 FastICA 方法基本实现了复合信号的分离,但图 14(b)也出现了外圈故障特征频率的干扰,不具备单一故障特征的特性,不利于后续的故障识别。为此,进一步采用 BAS-MCKD 方法来增强故障特征,提升单一

故障特征频率的性能,提高故障识别可靠性。

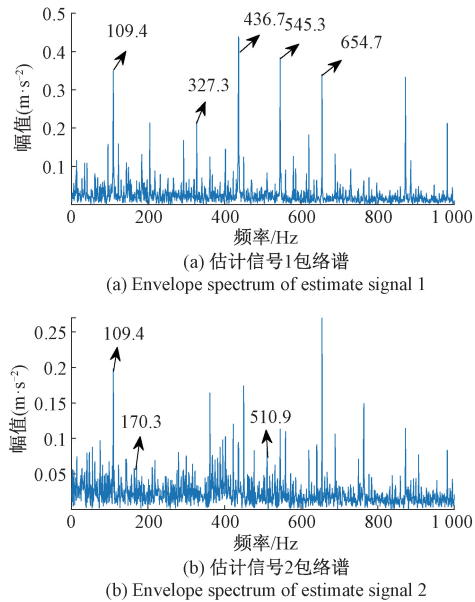


图 14 FastICA 分离后的包络谱
Fig. 14 Envelope spectrum of FastICA operation

先根据滚动轴承的运行参数和 MCKD 参数确定方法选取外圈故障 T 、 L 、 M 的范围,如表 4 所示。对于外圈故障 BAS 算法寻优过程中适应度函数随迭代次数的进化关系如图 16 所示,在第 17 代时,适应度函数值最小为 2.95,寻找到的最优 T 、 L 、 M 组合为 [239, 598, 5]。利用 BAS-MCKD 对图 14(a)估计信号 1 包络谱对应的时域信号进行处理,解卷积后外圈信号的包络谱如图 15(a)所示,从图 15(a)可知,外圈故障特征频率 109.4 Hz 及其 2~3 倍频都被准确地提取出来,不存在其他故障特征成分,轴承外圈故障特征信号被成功地分离出来。

表 4 外圈、内圈故障 T 、 L 、 M 取值范围			
Table 4 The fault range of outer and inner rings is T , L and M			
优化参数	T	L	M
外圈	[191, 287]	[370, 745]	[2, 7]
内圈	[118, 177]	[598, 1 195]	[2, 7]

以同样的方法选取内圈故障 MCKD 参数的范围,如表 4 所示。对于内圈故障 BAS 算法寻优过程中适应度函数随迭代次数的进化关系如图 16 所示, BAS 在第 14 代时适应度函数值最小为 2.9,此时 T 、 L 、 M 的最优组合为 [148, 742, 7]。对图 14(b)估计信号 2 包络谱对应的时域信号进行 BAS-MCKD 处理,得到内圈信号的包络谱如图 15(b)所示,从图 15(b)可知,内圈故障已经更清晰地 从背景噪声中凸显出来,可以清晰地分辨出内圈故障

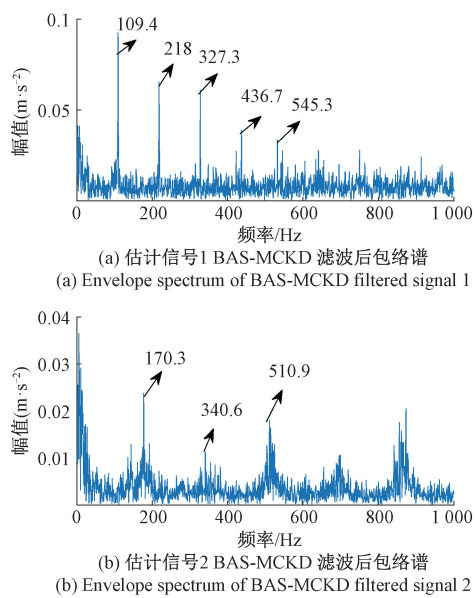


图 15 BAS-MCKD 滤波后的包络谱

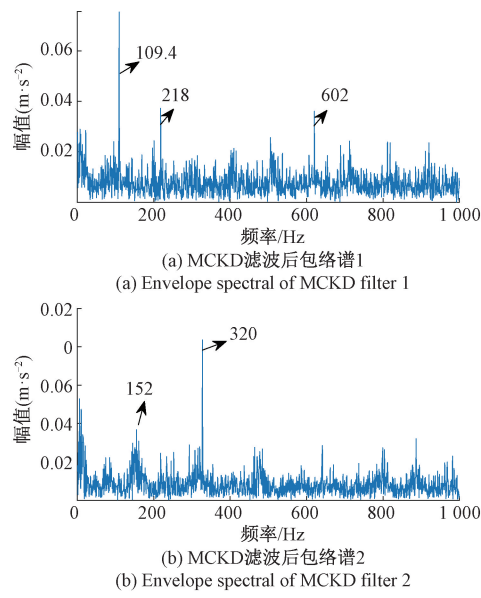


图 17 T 增大的 MCKD 包络谱

特征频率 170.3 Hz 及其倍频(2~3 倍频)成分,轴承内圈故障特征信号被成功地分离出来。本文方法从实测复合故障信号中分离出两个单一故障特征信号,实现了滚动轴承内圈、外圈故障特征的准确分离。

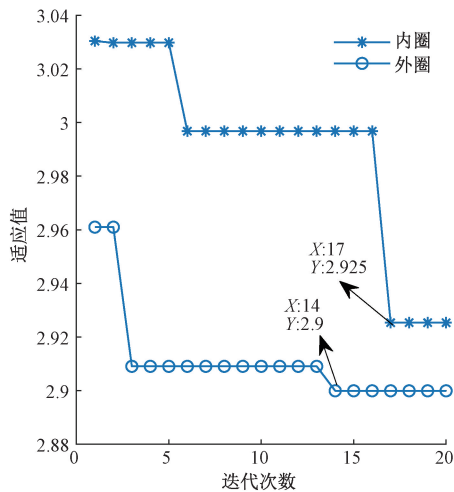


Fig. 16 Fitness value convergence curve of inner ring

为了进一步论证优化 MCKD 参数的必要性,验证 T 、 L 、 M 值小范围的波动会对 MCKD 性能造成影响,将 T 、 L 、 M 的值在与原始参数相差 10% 的范围内做调整。

1) L 和 M 均保持不变,改变 T 值

(1) T 值在最优参数基础上+10% 范围内调整,将内圈故障的 T 值由 239 修改为 250,外圈故障的 T 值由 148 修改为 160。得到修改参数后 MCKD 处理结果的包络谱

如图 17 所示,图 17(a) 外圈故障中只能找到其故障频率及其 2 倍频,图 17(b) 内圈故障中没有故障频率成分,不能判断出故障类型。

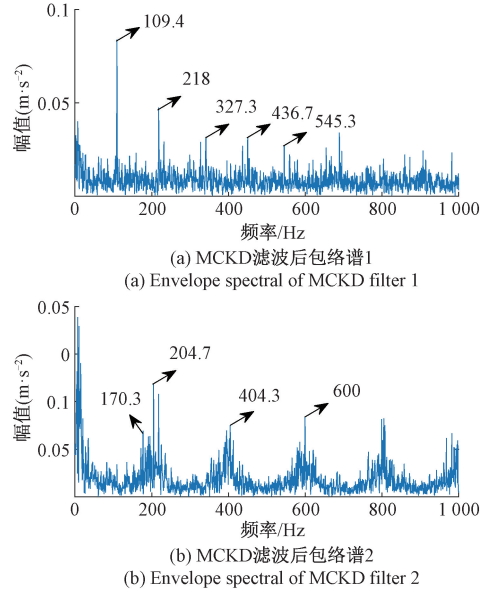
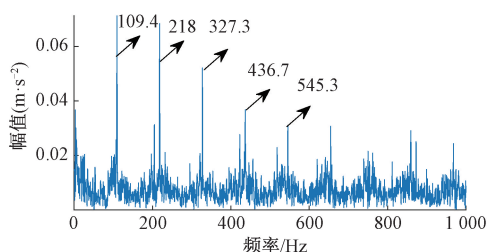


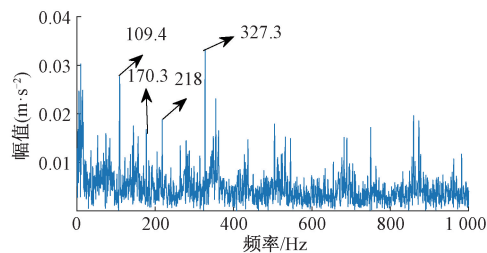
图 18 T 减小的 MCKD 包络谱

(2) T 值在最优参数基础上-10% 范围内调整,将内圈故障的 T 值由 239 修改为 220,外圈故障的 T 值由 148 修改为 128。得到修改参数后 MCKD 处理结果的包络谱如图 18 所示,图 18(a) 外圈故障中能找到其故障频率及其倍频(2~5 倍频),但相比于优化参数 MCKD 的处理结果其故障频率幅值较小且噪声较多;图 18(b) 内圈故障

包络谱中只找到较小幅值的内圈故障频率 170.3 Hz, 相比于优化参数的 MCKD 的处理结果, 其效果不佳。



(a) MCKD滤波后包络谱1
(a) Envelope spectral of MCKD filter 1

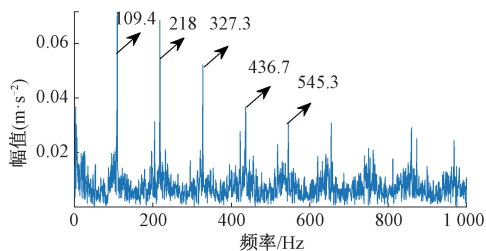


(b) MCKD滤波后包络谱2
(b) Envelope spectral of MCKD filter 2

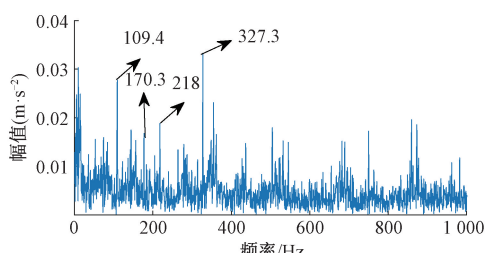
图 19 L 增大的 MCKD 滤波包络谱

Fig. 19 Envelope spectra of L increased MCKD filter

的情况下, 参数对 MCKD 算法性能的影响更大。本文引入 BAS 算法实现了 MCKD 中 T 、 L 、 M 三个关键参数的同步优化, 有助于改善 MCKD 算法的准确度和可靠性。



(a) MCKD滤波后包络谱1
(a) Envelope spectral of MCKD filter 1



(b) MCKD滤波后包络谱2
(b) Envelope spectral of MCKD filter 2

图 20 L 减小的 MCKD 滤波包络谱

Fig. 20 Envelope spectra of L reduced MCKD filter

2) T 和 M 均保持不变, 改变 L 值

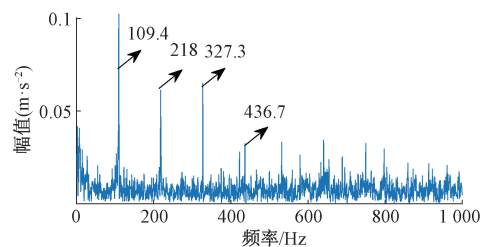
(1) L 值在最优参数基础上 +10% 范围内调整, 将内圈故障的 L 值由 598 修改为 608, 外圈故障的 L 值由 742 修改为 760。修改参数后 MCKD 处理结果如图 21 所示, 图 19(a) 外圈故障包络谱中可以找到外圈故障频率及其倍频 (2~5 倍频), 但相比于修改参数前其幅值较小噪声较明显。图 19(b) 内圈故障包络谱中可以辨识出内圈故障频率 170.3 Hz, 但不能找到其倍频成分, 同时也存在外圈故障及其倍频, 不能判断出故障类型。

(2) L 值在最优参数基础上 -10% 范围内调整, 将内圈故障的 L 值由 598 修改为 578, 外圈故障的 L 值由 742 修改为 720, 修改参数后 MCKD 处理结果如图 20 所示, 图 20(a) 外圈故障包络谱中可以找到外圈故障频率及其倍频 (2~5 倍频), 图 20(b) 内圈故障包络谱中也可以找到内圈故障频率及其倍频 (2~4 倍频), 可以辨识出故障类型, 但特征幅值较小, 且存在严重干扰成分。

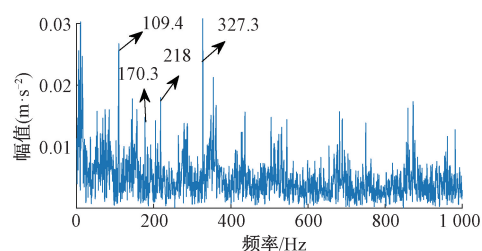
3) T 和 L 均保持不变, 改变 M 值

将外圈故障的 M 值由 5 改为 7, 将内圈故障的 M 值由 7 改为 5, 修改参数后 MCKD 处理结果如图 21 所示, 图 21(a) 外圈故障包络谱中可以找到外圈故障及其倍频 (2~4 倍频), 图 21(b) 同时存在外圈和内圈故障特征频率, 不符合单一故障信号特征, 不能判断其故障类型。

从对比实验结果可以看出, T 、 L 和 M 小范围的波动都会影响 MCKD 的滤波效果, 削弱了降噪性能, 导致周期脉冲不明显, 尤其在目标信号幅值较小且背景噪声大



(a) MCKD滤波后包络谱1
(a) Envelope spectral of MCKD filter 1



(b) MCKD滤波后包络谱2
(b) Envelope spectral of MCKD filter 2

图 21 M 改变的 MCKD 滤波包络谱

Fig. 21 Envelope spectra of M changed MCKD filter

此外, 为了论证引入 FastICA 分离的有效性, 将混合信号直接用 BAS-MCKD 处理, 结果如图 22 所示。图 22 (a) 外圈故障包络谱中只有外圈故障特征频率及其倍频成分 (2~5 倍频), 外圈故障被成功地提取出来; 图 22 (b) 中同时存在外圈和内圈故障特征频率, 不符合单一故障

信号特征。实验结果对比发现,直接采用 BAS-MCKD 处理不能实现复合故障的完全分离,这也论证了引入 FastICA 分离的必要性。

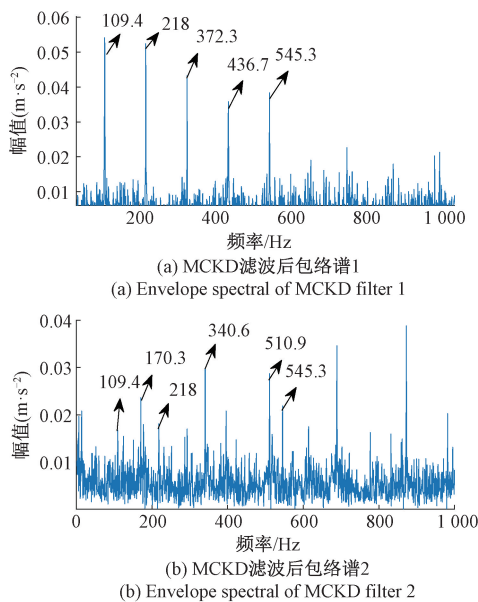


图 22 源信号的 MCKD 包络谱

Fig. 22 Envelope spectra of score signal

4 结 论

针对实际工程中,轴承复杂的机械结构导致采集的振动信号含有复杂的噪声干扰和多个振动源信号耦合的问题,提出了基于 FastICA 和最优 MCKD 相结合的轴承的复合故障诊断方法,有效地解决了多故障相互耦合、背景噪声干扰导致的复合故障难以分离的问题。从实验结果及对比分析可以得出如下结论,应用 FastICA 对原始信号进行预处理,实现了信号的解耦合,完成了复合故障信号的初步分离。基于 BAS 改进的 MCKD 算法能够自动搜索最优滤波器阶数 L 、解卷积周期 T 以及移位数 M ,使 MCKD 方法具有自适应性且能够有效地提高降噪和增强轴承信号故障信号特征。提出了基于 FastICA 和 MCKD 的滚动轴承复合故障诊断方法,该方法融合了 FastICA 能将多故障分离和 MCKD 能有效突出特征频率的优势,同时克服了 FastICA 难以区分相关信号间混叠的局限性。但 FastICA-BAS-MCKD 方法中,FastICA 方法是基于正定情况下的,未考虑盲源分离中的欠定问题,这将是后续研究工作的重点之一。

参考文献

- [1] 许爱华,闫俊泉,伍旭灿,等. 基于 VMD 和 MP 算法的旋转机械故障特征提取[J]. 国外电子测量技术, 2017,36(8):11-17.
- XU A H, YAN J Q, WU X C, et al. Fault feature

extraction of rotating machinery based on VMD and MP algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017,36(8):11-17.

- [2] 张小龙,张氢,秦仙蓉,等. 基于 ITD-形态滤波和 Teager 能量谱的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016,37(4):788-795.
- ZHANG X L, ZHANG Q, QING X R, et al. Bearing fault diagnosis based on ITD-morphological filtering and Teager energy spectrum[J]. Journal of Instrumentation, 2016, 37(4):788-795.
- [3] 舒文婷,程军圣,黄祝庆,等. 基于 GP-SSD 的旋转机械复合故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018,32(5):17-24.
- SHU W T, CHENG J SH, HUANG ZH Q, et al. Gp-ssd based composite fault feature extraction method for rotary machinery[J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2018,32(5):17-24.
- [4] 郝如江,安雪君,史云林. 基于 EMD 和 CICA 的单通道盲源分离方法用于齿轮箱混合故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2019,38(8):225-231, 262.
- HAO R J, AN X J, SHI Y L. A single channel blind source separation method based on EMD and CICA for hybrid fault diagnosis of Gearbox [J]. Vibration and impact, 2019,38(8):225-231, 262.
- [5] 汤杰,陈剑,杨斌. 基于 IVMD 的单通道盲源分离方法及其应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(7):25-30.
- TANG J, CHENG J, YANG B. Single channel blind source separation method based on IVMD and its application [J]. Modular machine tools and automatic processing technology, 2018(7):25-30.
- [6] 张江亚,李艳华. 基于粒子群优化盲源分离方法的电机滚动轴承复合故障诊断[J]. 机床与液压, 2019, 47(1):167-172.
- ZHANG J Y, LI Y H. Composite fault diagnosis of motor rolling bearing based on particle swarm optimization blind source separation method [J]. Machine tools and hydraulics, 2019,47(1):167-172.
- [7] LI Z, JIANG Y, GUO Q, et al. Multi-dimensional variational mode decomposition for bearing-crack detection in wind turbines with large driving-speed variations[J]. Renewable Energy, 2018, 116: 55-73.
- [8] 祝小彦,王永杰. 基于自相关分析与 MCKD 的滚动轴承早期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019,38(24):183-188.
- ZHU X Y, WANG Y J. Early fault diagnosis of rolling Bearing based on autocorrelation analysis and MCKD [J]. Vibration and Impact, 2019,38(24):183-188.

- [9] 钟先友,赵春华,陈保家,等. 基于 MCKD 和重分配小波尺度谱的旋转机械复合故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2015(7):156-161.
ZHONG X Y, ZHAO CH H, CHENG B J, et al. Study on composite Fault diagnosis of rotating machinery based on MCKD and redistribution wavelet scale spectrum [J]. Vibration and Impact, 2015(7):156-161.
- [10] 王志坚,王俊元,曾志强,等. MCKD-循环域解调方法在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 机械传动, 2017(1):183-188.
WANG ZH J, WANG J Y, ZENG ZH Q, et al. Application of MCKD-Cycle domain demodulation method in gearbox fault diagnosis [J]. Mechanical Transmission, 2017(1):183-188.
- [11] 齐咏生,刘飞,高学金,等. 基于 MCKD 和 teager 能量算子的滚动轴承复合故障诊断[J]. 大连理工大学学报, 2019,59(1):35-44.
QI Y SH, LIU F, GAO X J, et al. Composite fault diagnosis of rolling bearing based on MCKD and teager energy operator [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2019,59(1):35-44.
- [12] 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. Application of optimal parameters MCKD and ELMD in bearing composite fault diagnosis [J]. Vibration and Impact, 2019,38(11):59-67.
- [13] LYU X, HU Z, ZHOU H, et al. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis[J]. Measurement, 2019,139:236-248.
- [14] 向玲,李营. 风力发电机轴承复合故障特征提取方法研究[J]. 振动与冲击, 2020,39(9):144-151, 187.
XIANG L, LI Y. Research on extraction method of composite fault characteristics of wind turbine bearings [J]. Vibration and impact, 2020,39(9):144-151, 187.
- [15] JIANG X, LI S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. International Journal of Robotics & Control, 2017, DOI: 10.5430/ijrc.v1n1p1.
- [16] 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.
- [17] ANTIONI J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016,74:73-94.
- [18] HONG L, LIU X, ZUO H. Compound fault diagnosis of rotating machinery based on adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution and customized multiwavelet transform [J]. Measurement Science and Technology, 2018,29:1-16.
- [19] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1):401-412.

作者简介



朱江艳,2018年毕业于昆明理工大学获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为旋转机械复合故障诊断。

E-mail:20192204024@stu.kust.edu.cn

Zhu Jiangyan received her B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. Her main research interest includes composite fault diagnosis of rotating machinery.



马军(通信作者),2016年于昆明理工大学获得工学博士学位,现为昆明理工大学硕士生导师,副教授,主要从事动态信号处理、混合智能故障诊断与预示、机械状态监测与故障诊断的研究。

E-mail:mjun@kmust.edu.cn

Ma Jun (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2016. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Kunming University of science and technology. His main research interests include dynamic signal processing, hybrid intelligent fault diagnosis and prediction, mechanical state monitoring and fault diagnosis research.