

# 基于 ICSA-MCKD 方法的滚动轴承声信号微弱故障诊断

王树杰, 李宏坤\*, 王朝阁, 孙斌, 刘艾强

(大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 针对滚动轴承声信号中微弱故障特征难以有效提取的问题, 提出了基于自适应的最大相关峭度反卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)的滚动轴承声信号故障诊断方法. 首先, 提出了改进的布谷鸟搜索算法(improved cuckoo search algorithm, ICSA), 在莱维飞行中引入步长尺度因子, 在偏好随机游走中自适应地调整发现概率, 使得算法有更快的搜索速度和更高的搜索精度. 然后, 利用 ICSA 以调整的谐波显著性指标(adjusted harmonic significant index, AHSD)作为适应度函数对 MCKD 的滤波器长度和故障特征周期进行寻优, 将最佳参数组合输入 MCKD 中进行反卷积处理. 最后通过包络谱分析, 实现了基于声信号滚动轴承故障诊断. 对仿真信号和实测信号的验证, 证明了该方法的有效性和优越性.

**关键词:** 滚动轴承; 声信号; 布谷鸟搜索算法; 最大相关峭度反卷积

**中图分类号:** TH133.33 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb202205004

## 0 引言

滚动轴承作为旋转机械的核心部件, 通常承载着较大的荷载, 当滚动轴承出现故障时, 会造成机械传动故障, 进而产生严重的经济损失. 因此, 对滚动轴承的诊断和监测可以提高机械系统的安全性和可靠性<sup>[1]</sup>. 目前, 监测和诊断方法主要基于振动信号分析<sup>[2-4]</sup>. 然而振动传感器采用接触式方式安装, 限制了其使用, 而声音传感器采用非接触式, 安装方便. 声音信号包含丰富的信息, 当机械设备发生故障时, 声音信号会产生相应的变化.

针对声音信号低信噪比这一问题, 提取出信号中的微弱故障信息是主要的研究方向, 一些学者做了相关的研究. 文献[5]以峭度为指标提出了最小熵反卷积(minimum entropy deconvolution, MED)算法, 但是该算法对随机脉冲较为敏感, 导致算法失效. 为了充分利用轴承故障信号的周期性, 文献[6]以相关峭度为指标提出了最大相关峭度反卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)算法, 克服了 MED 算法易受单个脉冲影响的问题. Miao 等<sup>[7]</sup>对 MCKD

算法进行了改进, 通过寻找包络信号的自相关最大值来估计迭代周期, 克服了输入参数严格和复杂重采样的难题. 申博文等<sup>[8]</sup>提出了基于最大相关峭度反卷积与自适应噪声完备集合经验模态分解的声信号故障特征提取方法, 先用 MCKD 算法增强声信号中的冲击, 然后再计算每个经验模态分量的峭度, 选出最优分量, 提取故障信息. Chen 等<sup>[9]</sup>针对最大相关峭度反卷积、多点最优最小熵反卷积调整、最大二阶循环平稳盲反卷积等方法高度依赖测量信号先验周期的问题, 引入了 6 种周期性检测技术来自适应地识别重复脉冲的周期. 张俊等<sup>[10]</sup>将变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)和 MCKD 相结合, 并采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)对 VMD 和 MCKD 中的参数组合进行寻优. 刘尚坤等<sup>[11]</sup>将 Teager 能量算子和 MCKD 用于滚动轴承的故障识别, 首先采用 MCKD 对信号进行降噪, 然后使用 Teager 算子增强信号中的周期性冲击. Lyu 等<sup>[12]</sup>用量子遗传算法(quantum genetic algorithm, QGA)自适应地选择 MCKD 的滤波器

收稿日期: 2021-09-25; 修回日期: 2022-07-18.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB2004600); 大连理工大学基本科研业务费专项资金资助项目(DUT20LAB125).

作者简介: 王树杰(1997-), 男, 硕士生, E-mail: 2120227027@mail.dlut.edu.cn; 李宏坤\*(1974-), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: lihk@dlut.edu.cn.

长度和反卷积周期,用于齿轮和轴承复合故障诊断. Wang 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于并行双参数优化共振稀疏信号分解(resonance-based sparse signal decomposition, RSSD)和优化的多点最优最小熵反卷积调整(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA)的复合故障特征提取方法.

MCKD 算法可以有效提取出滚动轴承声信号中的故障周期信息,然而其依赖于滤波器长度和先验故障周期的选择. 布谷鸟搜索算法(cuckoo search algorithm, CSA)是一种生物启发式算法,该算法模拟了布谷鸟将自己的卵寄生在其他鸟类巢穴的行为. CSA 具有优秀的全局寻优能力和局部寻优能力,但是该算法同其他生物启发式算法一样,也存在后期寻优精度低、迭代速度慢、易陷入局部最优的问题. Tsipianitis 等<sup>[14]</sup>在算法中引入静态和动态惩罚函数,以增强 CSA,并且结合鸟群算法(bird swarm algorithm, BSA)的关键参数,提出了具有动态惩罚的 CS 混合方法. Mareli 等<sup>[15]</sup>提出了 3 种随迭代次数动态增加的发现概率函数,使全局寻优和局部寻优更加平衡,通过测试函数验证了该方法优于发现概率固定的布谷鸟搜索算法. 李荣雨等<sup>[16]</sup>通过调整莱维飞行步长和在偏好随机游走中引入动态惯性权重及记忆策略,提高了算法的稳定性和搜索能力. 针对 CSA 固定步长和发现概率问题,本文提出改进的布谷鸟搜索算法(improved cuckoo search algorithm, ICSA),在莱维飞行中引入步长尺度因子,在偏好随机游走中将固定发现概率调整为随迭代次数增加自适应调整的变发现概率. 故本文将 ICSA 算法与 MCKD 算法相结合,用 ICSA 搜索出 MCKD 算法的滤波器长度和故障周期最佳组合,然后对反卷积后的信号进行包络谱分析,进行滚动轴承的故障诊断.

## 1 基本原理

### 1.1 最大相关峭度反卷积

实测信号  $x_n (n=1, 2, \dots, N)$  是源振动信号  $s_n (n=1, 2, \dots, N)$  与传递路径  $h$  卷积得到的, MCKD 是通过寻找一个 FIR 滤波器,进行反卷积运算得到源信号  $s_n$  的近似解  $y_n (n=1, 2, \dots, N)$ :

$$y_n = f * x_n = f * (h * s_n) = \sum_{l=1}^L f_l x_{n-l+1} \approx s_n \quad (1)$$

式中:  $f(f_1, f_2, \dots, f_L)$  为滤波器,  $L$  为滤波器长

度,  $*$  为卷积运算.

通过最大化相关峭度求解滤波器  $f$ , 相关峭度的定义为

$$K_{c,M}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N \left( \prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left( \sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (2)$$

式中:  $T$  为故障周期,  $T = f_s / f_i$ ,  $f_s$  为采样频率,  $f_i$  为故障特征频率;  $M$  为位移数, 一般取  $M=7$ .

最大化相关峭度求解滤波器  $f(f_1, f_2, \dots, f_L)$ :

$$\max K_{c,M}(T) = \max \frac{\sum_{n=1}^N \left( \prod_{m=0}^M y_{n-mT} \right)^2}{\left( \sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (3)$$

相关峭度对滤波器求导:

$$\frac{d}{df_l} K_{c,M}(T) = 0; \quad l=1, 2, \dots, L \quad (4)$$

由式(1)~(4)可求得滤波器的系数,并表示成矩阵形式:

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

式中

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \cdots y_{1-MT} \\ y_2 y_{2-T} \cdots y_{2-MT} \\ \vdots \\ y_N y_{N-T} \cdots y_{N-MT} \end{bmatrix}$$

$$\alpha_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \cdots y_{1-MT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \cdots y_{2-MT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \cdots y_{N-MT}^2) \end{bmatrix}$$

$$X_{mT} = \begin{bmatrix} x_{1-mT} & x_{2-mT} & x_{3-mT} & \cdots & x_{N-mT} \\ 0 & x_{1-mT} & x_{2-mT} & \cdots & x_{N-1-mT} \\ 0 & 0 & x_{1-mT} & \cdots & x_{N-2-mT} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-mT+1} \end{bmatrix}_{L \times N}$$

综上所述, MCKD 算法的流程如下:

(1) 初始化故障周期  $T$ 、滤波器长度  $L$ 、位移数  $M$  等参数;

(2) 根据  $x_n$  计算  $X_{mT}$ 、 $X_0^T$ 、 $(X_0 X_0^T)^{-1}$ ;

(3) 计算滤波后的  $y_n$ ,  $y_n = X_0^T f$ ;

(4) 根据  $y_n$  计算  $\alpha_m$ 、 $\beta$ ;

(5) 更新滤波器  $f$ ;

(6) 判断  $\Delta K_{c,M}(T)$  是否小于阈值, 若小于阈

值,结束迭代,否则重复步骤(3)~(5)。

## 1.2 CSA

CSA 由控制全局搜索的莱维飞行和局部搜索的偏好随机游走组成。在 CSA 中有 3 条理想化规则:

(1) 每只布谷鸟一次产一个卵,并随机选择一个寄生鸟巢。

(2) 最高质量的卵可以存活到下一代。

(3) 寄生鸟巢数量固定,且寄生卵被发现的概率是  $p_a$ 。当宿主发现寄生卵后,会选择抛出寄生卵或者放弃鸟巢重新筑巢。

每个寄生鸟巢代表一组解,通过莱维飞行更新鸟巢位置:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha \oplus L(\beta) \quad (6)$$

式中:  $X_i^t$  代表第  $t$  代第  $i$  个鸟巢的位置;  $\alpha$  是步长;  $\oplus$  代表点乘运算;  $L(\beta)$  代表莱维飞行路径,满足下式:

$$L(\beta) \sim \frac{\varphi \times \mu}{|\nu|^{1/\beta}} \quad (7)$$

式中:  $\mu$  和  $\nu$  服从标准正态分布,  $\beta = 1.5$ 。

$$\varphi = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \quad (8)$$

莱维飞行的步长

$$\alpha = \alpha_0 (X_i^t - X_b) \quad (9)$$

式中:  $\alpha_0$  为步长因子,通常  $\alpha_0 = 0.01$ ;  $X_b$  表示当前最优解。

综合式(6)~(8)通过莱维飞行到达的新位置为

$$X_i^{t+1} = X_i^t + 0.01 \times \frac{\varphi \times \mu}{|\nu|^{1/\beta}} (X_i^t - X_b) \quad (10)$$

在莱维飞行后,产生一个随机数与发现概率  $p_a$  比较,一般取  $p_a = 0.25$ ,当随机数大于  $p_a$ ,代表寄生卵被发现,进行偏好随机游走,产生新的鸟巢:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + v(X_j^t - X_k^t) \quad (11)$$

式中:  $v$  是服从  $[0, 1]$  上均匀分布的随机因子,  $X_j^t$  和  $X_k^t$  是第  $t$  代的两个随机解。

## 1.3 ICSA

在标准 CSA 中,莱维飞行的步长因子  $\alpha_0$  是固定的,但是步长因子对给定的优化问题会很敏感,若  $\alpha_0$  一直较大,则算法的全局搜索能力很强,但是会降低搜索精度,若  $\alpha_0$  一直较小,会导致算法收敛太慢。 $\alpha_0$  可以是固定的或是变化的<sup>[17]</sup>,故本文引入步长尺度因子,提出变步长的 CSA (ICSA),将式(9)改为式(12):

$$\alpha = F(X_i^t - X_b) \quad (12)$$

式中:  $F$  为步长尺度因子,服从  $[0, 1]$  上的均匀分布。

式(10)更新为式(13):

$$X_i^{t+1} = X_i^t + F \frac{\varphi \times \mu}{|\nu|^{1/\beta}} (X_i^t - X_b) \quad (13)$$

在标准 CSA 中,偏好随机游走的发现概率  $p_a$  为固定值 0.25,  $p_a$  是局部最优解搜索的关键,  $p_a$  太大会导致搜索精度不够,  $p_a$  太小会导致错过最优解,使得算法收敛过慢。故本文提出了随迭代次数更新的发现概率,在算法开始时,  $p_a$  较小,增加算法的搜索精度,在算法后期,有较大的  $p_a$ ,增加算法的收敛速度。调整固定  $p_a$  为式(14):

$$p_a^t = p_a (t/t_{\max}) \quad (14)$$

式中:  $p_a^t$  为第  $t$  代的发现概率,  $p_a = 0.25$ ;  $t$  为当前迭代次数,  $t_{\max}$  为最大迭代次数。

## 1.4 ICSA-MCKD 方法

在用 ICSA 优化参数时,需要确定一个适应度函数。文献[18]提出了谐波显著性指标(harmonic significant index, HSI)来识别故障信息,其表达式为

$$H(\omega) = \left[ \frac{F(\omega)}{N(\omega)} \times \frac{F(2\omega)}{N(2\omega)} \times \dots \times \frac{F(K\omega)}{N(K\omega)} \right]^{1/K} = \left[ \prod_{k=1}^K P(k\omega) \right]^{1/K} \quad (15)$$

式中:  $F(\omega)$  为故障频率  $\omega$  处的幅值,  $K$  为要计算的谐波数量,  $N(\omega)$  为  $\omega$  附近的噪声量,  $P(k\omega) = F(k\omega)/N(k\omega)$  表示故障频率  $\omega$  的显著程度。但是,该指标对于实际信号不能完全适用:

(1) 计算  $\omega$  附近的噪声量  $N(\omega)$  时,均采用  $\omega$  左右各 5 个频率点对应的幅值进行平均,没有考虑内圈故障时转频的调制影响,不能反映出故障频率周围的整体噪声。

(2)  $H(\omega)$  为多阶谐波指标相乘,受单阶谐波指标影响较大,当只有某一阶的谐波指标较大,而其他阶谐波指标较小时,也会使  $H(\omega)$  值较大,导致误判。

基于以上问题,提出调整的谐波显著性指标(adjusted harmonic significant index,  $H_a$ ),将其作为 ICSA-MCKD 的适应度函数,其表达式为

$$H_a = a \left( \frac{F(k\omega)}{N(k\omega)} \right); k \in [1, K] \quad (16)$$

式中:  $F(k\omega)$  为反卷积信号的包络谱在  $k\omega$  处的幅值,  $N(k\omega)$  为  $k\omega$  左右转频范围内的平均噪声,  $a(\cdot)$  为取均值。调整的谐波显著性指标计算  $k\omega$  附近以转频为间隔的边频带内的噪声量而不是左右各 5 个频点,考虑了转频的调制作用;计算多阶

谐波指标的平均值,克服了只有单阶谐波指标较大导致 HSI 误判的问题。

综上所述,ICSA-MCKD 故障诊断方法的流程如图 1 所示,主要步骤如下:

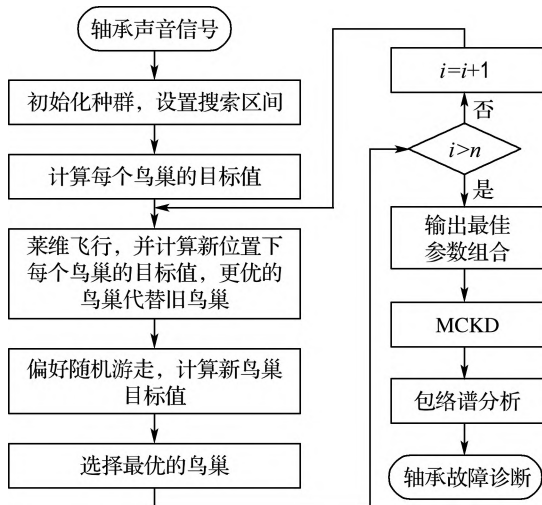


图 1 ICSA-MCKD 方法流程图

Fig. 1 Flow chart of ICSA-MCKD method

(1) 初始化种群参数. 鸟巢个数  $n$  会影响计算时间和搜索精度, 取  $10 \sim 20$  较为合适. 每个鸟巢中鸟卵个数  $m$ , 因为只考虑滤波器长度  $L$  和故障周期  $T$  对 MCKD 算法效果的影响, 故取  $m=2$ . 设置  $L$  和  $T$  的搜索区间,  $L$  会影响滤波频率分辨率, 设置为  $[100, 1\ 000]$  可满足实际信号要求, 实际故障频率与理论故障频率的误差一般在  $2\%$  以内, 所以设置  $T$  的搜索区间为  $[f_s/1.02f_i, f_s/0.98f_i]$ . 设置最大迭代次数  $t_{\max}$ , 考虑到迭代运行时间和搜索精度, 经过大量试验验证  $t_{\max}=50$  即可满足要求. 设置目标函数为  $H_a(n_i)$ .

(2) 计算每个鸟巢的目标值, 找到当前位置目标值最大的鸟巢, 作为最优鸟巢  $X_b$ .

(3) 进行莱维飞行, 更新位置, 最优鸟巢保持不动. 计算新位置下每个鸟巢的目标值  $H_a(n_i)$ , 并与旧鸟巢的目标值比较, 如果新鸟巢目标值大于旧鸟巢目标值, 则替换旧鸟巢.

(4) 进行偏好随机游走, 计算新鸟巢的目标值, 如果大于旧鸟巢的目标值, 则替换旧鸟巢.

(5) 选择最优解, 判断是否满足迭代停止条件, 若满足, 则根据最优参数组合进行 MCKD 滤波, 进而进行包络谱分析, 若不满足则返回步骤 (3) 继续循环.

## 2 仿真研究

为验证本文提出的方法对滚动轴承故障诊断的有效性, 构造了内圈故障轴承的仿真信号:

$$x(t) = e(t) + r(t) + p(t) + n(t)$$

其中

$$e(t) = \sum_{i=1}^{W_1} A(t) e^{-\xi_a(t-iT_a-\delta_i)} \cos[2\pi f_a(t-iT_a-\delta_i) + \varphi_a]$$

$$r(t) = \sum_{s=1}^{W_2} B_s e^{-\xi_b(t-T_s)} \cos[2\pi f_b(t-T_s) + \varphi_b]$$

$$p(t) = \sum_{k=1}^{W_3} C_k \sin(2\pi f_k t + \theta_k)$$

式中:  $e(t)$  代表故障脉冲信号,  $W_1=128$  为故障脉冲个数,  $A(t)=0.5(1-\cos(2\pi f_r t))$  为故障脉冲幅值,  $f_r=10$  Hz 为转频,  $T_a=1/128$  s 为脉冲间隔时间, 即故障特征频率为  $f_i=128$  Hz,  $f_a=2\ 600$  Hz 为固有频率,  $\xi_a, \delta_i, \varphi_a$  分别为衰减系数、滚子滑移时间延迟和初始相位.  $r(t)$  为随机脉冲信号,  $W_2=3$  为脉冲个数, 振幅  $B_s$  和出现时间  $T_s$  分别服从正态分布和均匀分布,  $f_b=1\ 700$  Hz.  $p(t)$  代表谐波信号,  $W_3=2$  为谐波个数, 且谐波频率  $f_1=10$  Hz,  $f_2=20$  Hz.  $n(t)$  为高斯白噪声. 加入噪声后信噪比为  $-11.6$  dB, 采样频率为  $12\ 800$  Hz, 采样时间为  $1$  s.

图 2(a) 为各分量及加噪后的仿真信号时域图, 故障周期信号已经被噪声淹没; 图 2(b) 为仿真信号包络谱, 由于噪声干扰, 图中难以看出故障特征频率.

现将本文的方法用于仿真信号处理. 利用 ICSA 优化 MCKD 参数组合, 初始化 ICSA 的参数, 鸟巢个数  $n=15$ , 最大迭代次数  $t_{\max}=50$ , 目标函数为  $H_a(n_i)$ . 滤波器长度  $L$  的搜索区间为  $[100, 1\ 000]$ , 故障周期  $T$  的搜索区间为  $[98, 102]$ .

为验证 ICSA 的优越性, 用 CSA 和 PSO 对同一仿真信号进行参数寻优, 图 3(a) 为各参数优化算法的迭代图, 为了公平起见, CSA 的初始化参数和 ICSA 的保持一致. PSO 的种群个数和最大迭代次数也与 ICSA 的保持一致, 分别为  $n=15, t_{\max}=50$ , 学习因子  $c_1=c_2=1$ , 惯性权重  $w=1$ . 滤波器长度  $L$  和故障周期  $T$  的搜索区间都分别设置为  $[100, 1\ 000]$  和  $[98, 102]$ . 从图中可以看出, ICSA 在迭代 30 次时达到最优解,  $H_a$  为

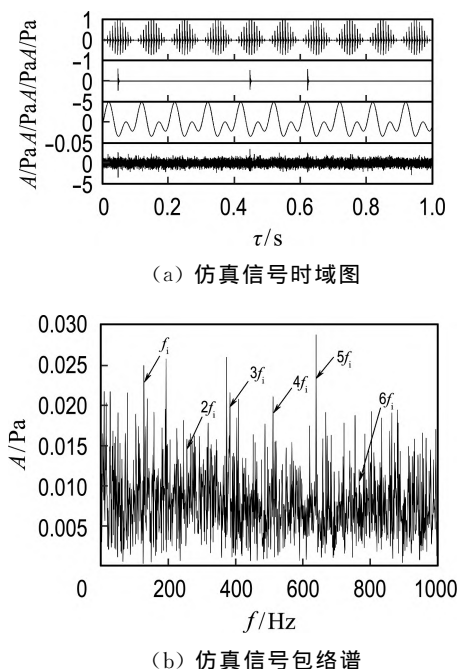


图2 仿真信号时域图及包络谱

Fig. 2 Time domain diagram and envelope spectrum of simulation signal

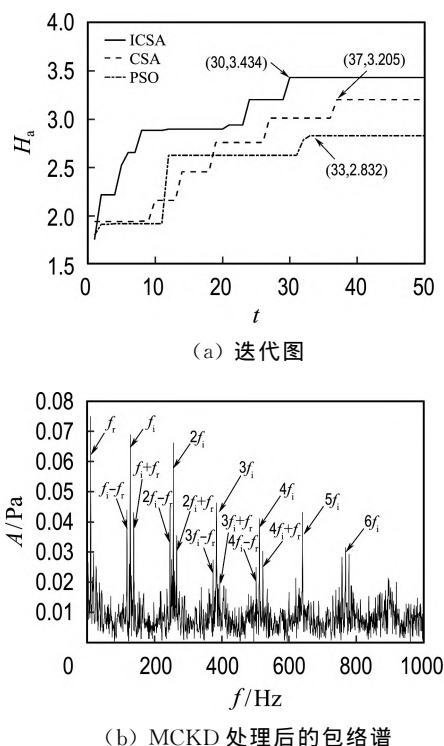


图3 ICSA-MCKD 分析仿真信号效果图

Fig. 3 Effect diagram of ICSA-MCKD analysis for simulation signal

3.434; CSA 在迭代 37 次时达到最优解,  $H_a$  为 3.205; PSO 在迭代 33 次时达到最优解,  $H_a$  为 2.832.  $H_a$  作为反卷积效果的一个标准,  $H_a$  越

大,说明反卷积效果越好,故障特征越明显.由此可见,ICSA 在迭代次数最少时有最大的适应度函数值,故 ICSA 有更快的迭代速度和搜索精度. ICSA 的寻优参数组合为  $L=217, T=100$ ,该参数下 MCKD 反卷积信号的包络谱如图 3(b)所示,在图中可以明显看到故障特征频率 128 Hz 及其倍频,并且可以看到转频调制的边频带,证明了本文方法的有效性.

为了证明 ICSA 对 MCKD 参数寻优结果的可靠性,现改变最佳参数组合中的一个,并以更改后的参数组合输入 MCKD 中对仿真信号进行处理.图 4(a)为将最佳参数组合[217,100]中的滤波器长度  $L$  改为 215 后的 MCKD 反卷积信号包络谱.与图 3(b)相比图 4(a)中内圈故障特征频率的四倍频、五倍频被噪声干扰严重,看不出明显的边频带,且内圈故障特征频率及其倍频的幅值都有所下降.图 4(b)为将最佳参数组合[217,100]中的故障周期  $T$  改为 101 后 MCKD 反卷积信号的包络谱.与图 3(b)相比图 4(b)中只能隐约看出内圈故障特征频率及其二倍频和三倍频,且噪声干扰严重,而高阶倍频都被噪声淹没.通过图 4(a)与图 4(b)的对比分析可知, MCKD 对参数的

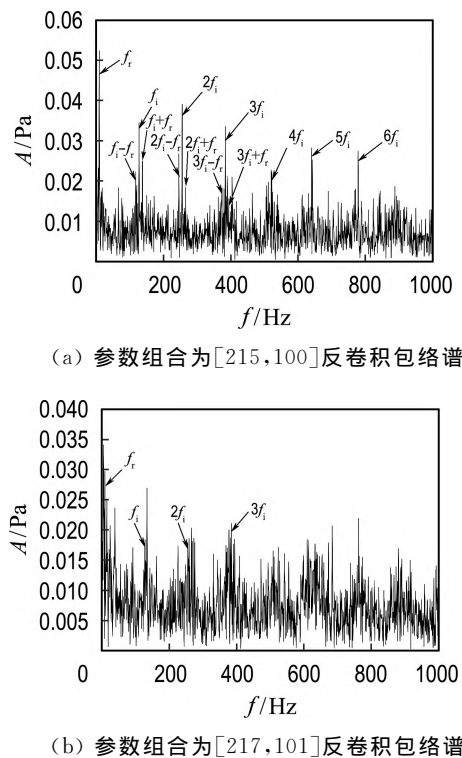


图4 改变最佳参数组合后的反卷积包络谱

Fig. 4 Deconvolution envelope spectrum after changing the optimal parameter combination



选择有很大的依赖性,且对故障周期  $T$  的选择更为敏感.而人为主观地选择参数具有偶然性,导致反卷积效果不理想,而通过 ICSA 自适应地选择参数,可以达到最佳的分析效果.

为了凸显 MCKD 的优越性,采用 MED 对上文的模拟信号进行处理, MED 的滤波器长度和 MCKD 的一致( $L=217$ ),经 MED 滤波处理后信号的包络谱如图 5 所示,没有明显的故障特征频率及其倍频,说明 MED 对有随机冲击和强噪声信号没有很好的作用,对比图 3(b)和图 5 可知, MCKD 有更好的故障信息提取能力.

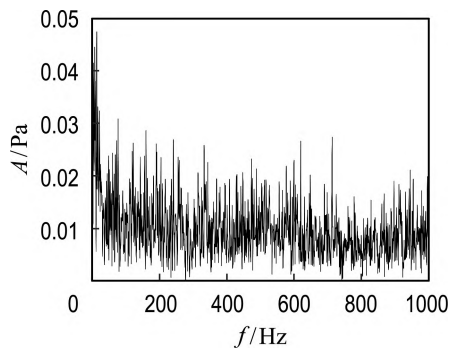


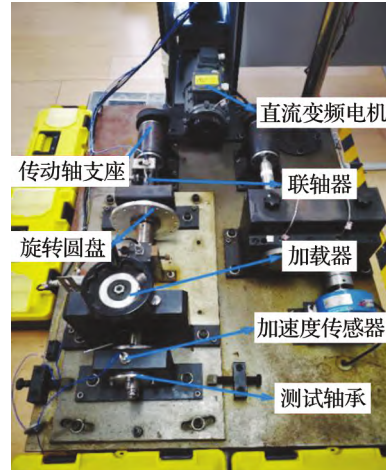
图 5 MED 对仿真信号处理后的包络谱

Fig. 5 Envelope spectrum of simulated signal processed by MED

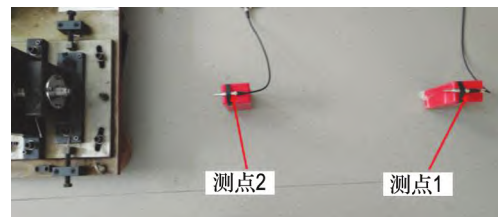
### 3 试验研究

为了进一步验证该方法的有效性,现对滚动轴承内圈故障的实测信号进行分析.试验在 QPZZ-II 试验平台上进行,如图 6(a)所示.测点 1 选在远离轴承座的位置,测点方向为正对轴承座,以模拟声音信号的微弱故障,另选测点 2 靠近轴承座的位置做对比,测点方向也为正对轴承座,如图 6(b)所示.轴承内圈故障如图 6(c)所示,加工方式为线切割,所用轴承型号为 NU205EM/PS,具体参数如表 1 所示.使用 PCB 噪声麦克风和 NI9234 采集卡采集声音信号,设置采样频率为 12 800 Hz,采样时间为 2 s,转速为 900 r/min,根据理论公式计算  $f_i=116.25$  Hz,  $T=110$ .

现分别对测点 1 和测点 2 处信号进行包络谱分析,图 7(a)为测点 2 处信号的包络谱,在图中可以明显看到内圈故障特征频率及其二倍、三倍故障特征频率,以及转频调制的边频带.虽然,通过测点 2 处信号的包络谱可以判断出故障特征,但是故障特征频率被转频及其倍频以及噪声所干



(a) QPZZ-II 试验平台



(b) 测点布置图



(c) 内圈裂纹

图 6 试验台测点及故障轴承

Fig. 6 Measuring point of test bench and fault bearing

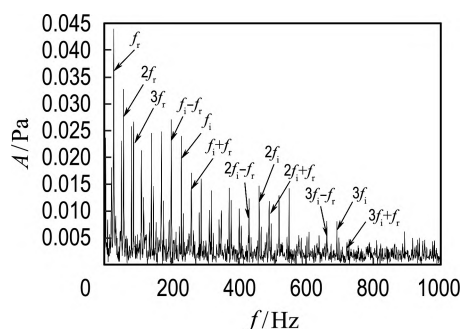
表 1 轴承尺寸信息

Tab. 1 Bearing size information

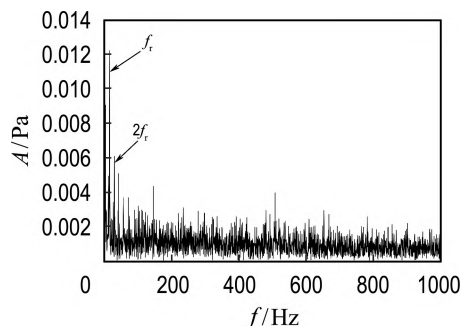
型号	内径/ mm	外径/ mm	滚动体直 径/mm	节径/ mm	滚动 体数
NU205EM/PS	25	52	7.5	39	13

扰,对故障诊断造成困难.图 7(b)为测点 1 处信号包络谱,在图中只能看到明显的转频以及二倍转频,而故障频率被噪声淹没,无法判断故障信息.由此可得出结论:声音信号对距离较为敏感,考虑到实际工程应用中,传感器距被测对象都有一定的距离,故需要对实测信号进行进一步的处理.

现用本文提出的方法对测点 1 处的信号进行处理.初始化 ICSA 的参数,鸟巢个数  $n=15$ ,最大迭代次数  $t_{\max}=50$ ,目标函数为  $H_a(n_i)$ .滤波器长



(a) 测点 2 处信号包络谱



(b) 测点 1 处信号包络谱

图 7 不同测点处信号包络谱

Fig. 7 Signal envelope spectrum at different measuring points

度  $L$  的搜索区间为  $[100, 1\ 000]$ , 故障周期的搜索区间为  $[108, 113]$ .

为验证 ICSA 对实际信号也有很好的搜索性能, 与 CSA、PSO 对同一试验信号进行参数寻优. 图 8 为各参数优化算法的迭代图, CSA 和 PSO 的初始化参数同仿真信号保持一致, 滤波器长度  $L$  和故障周期  $T$  的搜索区间都分别为  $[100, 1\ 000]$  和  $[108, 113]$ . 从图中可以看出, ICSA 在迭代 33 次时达到最优解,  $H_a$  为 6.596; CSA 在迭代 39 次时达到最优解,  $H_a$  为 6.482; PSO 在迭代 47 次时达到最优解,  $H_a$  为 6.41. 由此可见, ICSA 在

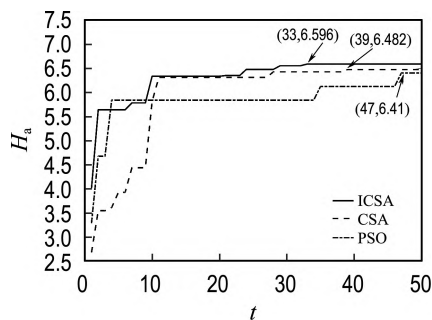
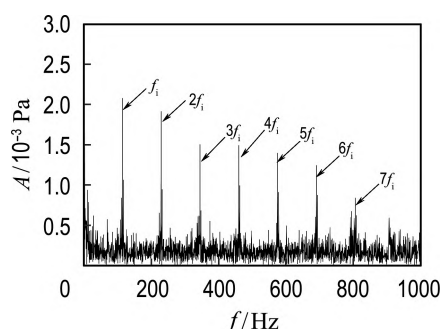


图 8 各优化算法迭代图

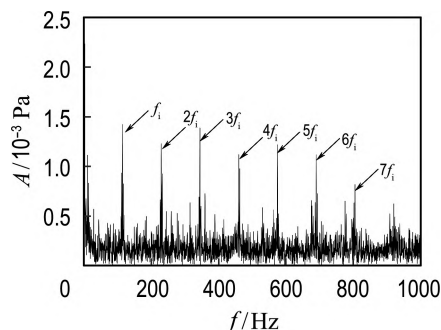
Fig. 8 Iteration diagram of each optimization algorithm

迭代次数最少时有最大的适应度函数值, 故 ICSA 有更高的迭代速度和搜索精度.

ICSA 的最佳寻优参数为  $L = 622$ ,  $T = 111.5$ , 该参数下 MCKD 反卷积信号的包络谱如图 9(a) 所示, 在图中可以明显看到故障特征频率 115.5 Hz 及其倍频. CSA 的最佳寻优参数为  $L = 654$ ,  $T = 111$ , 该参数下 MCKD 反卷积信号的包络谱如图 9(b) 所示, 相比于图 9(a), 整体谱线幅值更小, 噪声干扰更大, 证明了 ICSA 的寻优优越性.



(a) ICSA-MCKD 处理后的包络谱



(b) CSA-MCKD 处理后的包络谱

图 9 MCKD 分析实测信号效果图

Fig. 9 Effect diagram of MCKD analysis for measured signal

为验证故障周期的选择会影响 MCKD 对实际信号的反卷积效果, 现把最佳参数组合  $[622, 111.5]$  中的故障周期换为理论故障周期 110, 进行 MCKD 反卷积, 图 10 为反卷积后的包络谱. 与图 9(a) 相比图 10 中故障频率的高阶倍频被噪声干扰严重, 且整体谱线的幅值都有所下降. 说明在实际工程问题中, 转速波动以及滚动体滑移会导致实际故障特征频率与理论计算值有一定的误差, 用理论值作为 MCKD 的先验参数会导致故障特征不明显, 对故障诊断造成困难.

为了凸显 MCKD 对实际信号处理的优越性, 对同一实际信号用 MED 进行滤波处理, MED 的

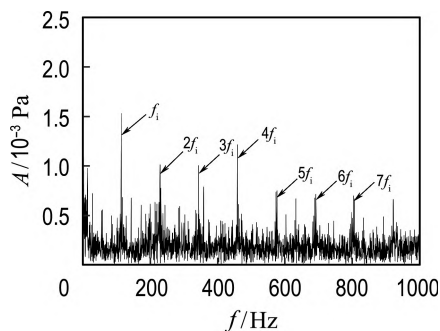


图 10 故障周期为理论值的反卷积包络谱

Fig. 10 Deconvolution envelope spectrum with theoretical value as fault period

滤波器长度和 ICSA-MCKD 的一致 ( $L=622$ ), 对 MED 滤波后的信号进行包络谱分析, 如图 11 所示, 图中虽能找到故障特征频率, 但是噪声干扰严重, 对比图 9(a) 和图 11 可知, MCKD 有更好的故障特征提取能力。

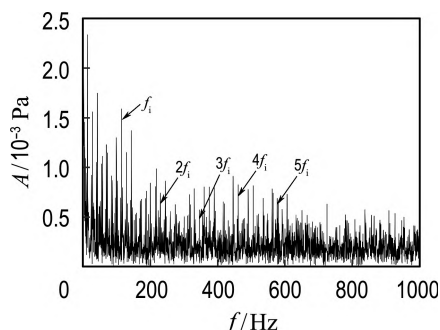


图 11 MED 对实际信号处理后的包络谱

Fig. 11 Envelope spectrum of actual signal processed by MED

## 4 结 语

本文提出了一种基于改进的布谷鸟搜索算法 (ICSA) 和最大相关峭度反卷积 (MCKD) 相结合的滚动轴承故障诊断方法, 通过仿真信号和实际信号的比较, 证明了该方法的有效性和优越性。MCKD 可以在强噪声背景下提取出滚动轴承的故障信息, 然而从实测信号分析可知, 由于转速波动和滚动体滑移等因素的影响, 滚动轴承的实际故障频率和理论计算值存在偏差, 这就会影响 MCKD 的效果, 故本文提出使用参数优化算法搜索 MCKD 的最佳参数组合。CSA 在算法后期存在寻优精度不足和收敛速度较慢的问题, 本文提出了 ICSA, 在莱维飞行中引入了步长尺度因子和自适应发现概率, 提高了算法的搜索精度和迭

代速度, 并与 CSA、PSO 算法对比, 验证了 ICSA 的优越性。

## 参考文献:

- [1] ZHANG Dingcheng, STEWART E, ENTEZAMI M, *et al.* Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings using a deep graph convolutional network [J]. **Measurement**, 2020, **156**: 107585.
- [2] TIWARI P, UPADHYAY S H. Novel self-adaptive vibration signal analysis: Concealed component decomposition and its application in bearing fault diagnosis [J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2021, **502**: 116079.
- [3] 余志锋, 熊邦书, 熊天旻, 等. 基于 VMD-CWT 和改进 CNN 的直升机轴承故障诊断 [J]. **航空动力学报**, 2021, **36**(5): 948-958.  
YU Zhifeng, XIONG Bangshu, XIONG Tianyang, *et al.* Fault diagnosis of helicopter bearing based on VMD-CWT and improved CNN [J]. **Journal of Aerospace Power**, 2021, **36**(5): 948-958. (in Chinese)
- [4] HE M, HE D. A new hybrid deep signal processing approach for bearing fault diagnosis using vibration signals [J]. **Neurocomputing**, 2020, **396**: 542-555.
- [5] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2011, **25**(2): 485-520.
- [6] 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.
- [7] MIAO Yonghao, ZHAO Ming, LIN Jing, *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.
- [8] 申博文, 王华庆, 唐 刚, 等. 基于 MCKD 与 CEEMDAN 的声信号故障特征提取方法 [J]. **复旦学报(自然科学版)**, 2019, **58**(3): 385-392, 400.  
SHEN Bowen, WANG Huaqing, TANG Gang, *et al.* Acoustic signal fault feature extraction method based on MCKD and CEEMDAN [J]. **Journal of Fudan University (Natural Science)**, 2019, **58**(3): 385-392, 400. (in Chinese)
- [9] CHEN Bingyan, ZHANG Weihua, SONG Dongli,



- et al.* Blind deconvolution assisted with periodicity detection techniques and its application to bearing fault feature enhancement [J]. **Measurement**, 2020, **159**: 107804.
- [10] 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.* PSO-VMD-MCKD based fault diagnosis for incipient damage in wind turbine rolling bearing [J]. **Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis**, 2020, **40**(2): 287-296. (in Chinese)
- [11] 刘尚坤, 唐贵基, 何玉灵. Teager 能量算子结合 MCKD 的滚动轴承早期故障识别 [J]. 振动与冲击, 2016, **35**(15): 98-102.  
LIU Shangkun, TANG Guiji, HE Yuling. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on Teager energy operator and MCKD [J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2016, **35**(15): 98-102. (in Chinese)
- [12] LYU Xuan, HU Zhanqi, ZHOU Haili, *et al.* Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis [J]. **Measurement**, 2019, **139**: 236-248.
- [13] WANG Chaoge, LI Hongkun, OU Jiayu, *et al.* Identification of planetary gearbox weak compound fault based on parallel dual-parameter optimized resonance sparse decomposition and improved MOMEDA [J]. **Measurement**, 2020, **165**: 108079.
- [14] TSIPANITIS A, TSOMPANAKIS Y. Improved cuckoo search algorithmic variants for constrained nonlinear optimization [J]. **Advances in Engineering Software**, 2020, **149**: 102865.
- [15] MARELI M, TWALA B. An adaptive cuckoo search algorithm for optimisation [J]. **Applied Computing and Informatics**, 2018, **14**(2): 107-115.
- [16] 李荣雨, 戴睿闻. 自适应步长布谷鸟搜索算法 [J]. 计算机科学, 2017, **44**(5): 235-240.  
LI Rongyu, DAI Ruiwen. Adaptive step-size cuckoo search algorithm [J]. **Computer Science**, 2017, **44**(5): 235-240. (in Chinese)
- [17] WANG Lijin, YIN Yilong, ZHONG Yiwen. Cuckoo search with varied scaling factor [J]. **Frontiers of Computer Science**, 2015, **9**(4): 623-635.
- [18] ZHAO Ming, LIN Jing, MIAO Yonghao, *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.

## Weak fault diagnosis of rolling bearing acoustic signal based on ICSA-MCKD method

WANG Shujie, LI Hongkun\*, WANG Chaoge, SUN Bin, LIU Aiqiang

( School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China )

**Abstract:** Aiming at the problem that it is difficult to effectively extract the weak fault features in the acoustic signal of rolling bearing, a fault diagnosis method of rolling bearing acoustic signal based on adaptive maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) is proposed. Firstly, an improved cuckoo search algorithm (ICSA) is proposed. The step size factor is introduced into Levy flight, and the discovery probability is adaptively adjusted in preference random walk, so that the algorithm has faster search speed and higher search accuracy. Then, ICSA is used to optimize the filter length and fault characteristic period of MCKD with the adjusted harmonic significant index (AHSI) as the fitness function, and the optimal parameter combination is input into MCKD for deconvolution. Finally, the fault diagnosis of rolling bearing based on acoustic signal is realized by envelope spectrum analysis. The effectiveness and superiority of this method are proved by the verification of simulated and measured signals.

**Key words:** rolling bearing; acoustic signal; cuckoo search algorithm; maximum correlation kurtosis deconvolution