

基于 CSSA 与 MCKD 的电机轴承故障提取^{*}于元灏 杨光永 晏 婷 徐天奇 戈一航
(云南民族大学 电气信息工程学院 昆明 650500)

摘 要: 针对轴承故障特征信号易受到噪声干扰,导致轴承故障冲击特征信号提取难度大的问题,提出了使用混沌麻雀算法(CSSA)与最大相关峭度反卷积算法(MCKD)相结合的轴承故障诊断方法。首先,以峭度为原则构建 CSSA 的自适应函数。然后,使用 CSSA 算法找到最优的周期 T 与滤波器长度 L 。最后,使用优化后的 MCKD 算法对电机轴承进行故障提取。并与未经优化的 MCKD、粒子群算法优化最大相关峭度反卷积算法(PSO-MCKD)、麻雀算法优化最大相关峭度反卷积算法(SSA-MCKD)进行对比。实验结果表明,CSSA 算法相对于粒子群算法(PSO)、麻雀算法(SSA)算法在搜索 MCKD 参数时有更快的收敛速度,更好的全局搜索能力。提出的 CSSA-MCKD 方法能有效地增强 MCKD 算法故障提取能力,并有较快的收敛速度与全局搜索能力。

关键词: 轴承故障诊断;MCKD 算法;SSA 算法;故障冲击特征

中图分类号: TH133.33 **文献标识码:** B **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Motor bearing fault extraction based on CSSA and MCKD

Yu Yuanjie Yang Guangyong Yan Ting Xu Tianqi Ge Yihang

(School of Electrical and Information Engineering, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that the bearing fault characteristic signal is susceptible to noise interference, which leads to the difficulty of extracting the bearing fault impact characteristic signal. A bearing fault diagnosis method using the combination of the chaos sparrow algorithm (CSSA) and the maximum correlation kurtosis deconvolution algorithm (MCKD) is proposed. First, construct the adaptive function of CSSA based on the principle of kurtosis. Then, the CSSA algorithm is used to find the optimal period T and filter length L . Finally, the optimized MCKD algorithm is used to extract the faults of the motor bearings. And compared with unoptimized MCKD, particle swarm optimization maximum correlation kurtosis deconvolution algorithm (PSO-MCKD), and sparrow algorithm optimization maximum correlation kurtosis deconvolution algorithm (SSA-MCKD). The experimental results show that the CSSA algorithm has a faster convergence rate and better global search ability when searching for MCKD parameters compared to the particle swarm optimization (PSO) and the sparrow algorithm (SSA) algorithm. The proposed CSSA-MCKD method can effectively enhance the fault extraction ability of the MCKD algorithm, and has a faster convergence speed and global search ability.

Keywords: bearing fault diagnosis; MCKD algorithm; SSA algorithm; fault impact characteristics

0 引 言

机械工业各个领域的设备朝着自动化、智能化方向发展。电机是人类社会中使用最广泛的机械工业设备。在工业生产上,要求生产高效率、经济高效率。如果电机出现故障,就会导致生产设备停机从而影响效率,严重的还会影响生产人员的安全。电机轴承作为电机里最重要的元件之一,其工作状态直接影响电机的运行安全。因此,开发可靠

有效的方法对电机轴承状态与故障严重程度进行检测具有重要的意义。轴承作为电机内部的机械旋转部件,运作时会产生振动信号。然而电机工作在嘈杂的环境中,产生的冲击信号常常在强噪声的环境下被淹没,所以在强噪声背景下提前被淹没的冲击信号成为了主要研究内容。

对于电机轴承的研究,近年来提出各种分析方法如短时傅里叶变换与小波变换^[1]、共振解调^[2]、时间序列模型^[3-4]、局部均值分解^[5-6]、经验模态分解^[7]等。然而,小波

收稿日期:2021-06-02

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61761049,61261022)项目资助

变换中的基函数的选取决定着小波变换的效果;电机工作环境中强烈的噪声信号会影响共振调解中的共振频段;时间序列模型易受到外界不定因素的影响;局部均值分解受到模态混淆现象的影响;经验模态分析的效果受到端点效应及模态混淆的影响。当电机轴承出现故障时,会出现周期性或准周期形式的冲击故障信号,但由于电机周围一般会有强烈的噪声干扰,冲击故障信号会被淹没在原始信号中。为了准确有效地提取轴承故障信号,最经典的方法是**最小熵反卷积**^[8](minimum entropy deconvolution, MED),该方法以峭度最大化为指标,通过反卷积求解滤波器,可以增强故障信号中的冲击分量,具有良好的冲击故障信号提取效果,但对周期信号不敏感。为了克服MED的局限性,通过最大相关峭度反卷积^[9](maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)来增强电机轴承故障信号中周期冲击信号。但MCKD也有不足之处:它的性能依赖于故障周期 T 以及滤波器长度 L 的先验知识。

麻雀算法^[10](sparrow search algorithm, SSA)是2020年提出一种仿生物觅食和反捕食行为的智能算法。相对于之前的群智能优化算法,如粒子群算法^[11](particle swarm optimization, PSO)、蝙蝠算法^[12](bat algorithm, BA)、布谷鸟搜索算法^[13-14](cuckoo search algorithm, CAS)等,无论是搜索精度、收敛速度、稳定性等方面都优于现有的算法,但依然会陷入局部最优的问题。而基于逻辑映射的混沌麻雀算法^[15](chaotic sparrow search algorithm, CSSA),可以增强全局搜索能力,为避免局部最优的情况。

鉴于上述情况,考虑混沌到麻雀算法的强大搜索能力以及MCKD强大的冲击故障信号提取能力,本文使用麻雀算法与MCKD相结合的电机轴承故障检测方法用于解决在强烈噪声背景下电机轴承故障信号难以提取的问题。该方法以最大峭度为评价函数,自动找出合适的周期 T 和滤波器长度 L ,使MCKD的反卷积的效果得到最佳,提取出轴承故障特征。

1 最大相关峭度反卷积

最大相关峭度反卷积算法是从观测信号中过滤掉噪声,从而提取出轴承故障信号,观测信号可以表示为:

$$x(k) = u(k) + \delta(k) + e_n \quad (1)$$

式中: $x(k)$ 为观测信号; $u(k)$ 为轴承振动信号; $\delta(k)$ 为故障冲击信号; e_n 为背景噪声。

本文希望使观测信号 $x(k)$ 通过一个滤波器 $w(k)$,即:

$$y(k) = w(k) * x(k) \quad (2)$$

使得:

$$w(k) * (u(k) + e_n) \approx 0 \quad (3)$$

通过滤波器 $w(k)$ 恢复出故障信号 $\delta(k)$,即:

$$y(k) \approx \delta(k) \quad (4)$$

最大相关峭度反卷积是一种经典的反卷积方法,它的设计目的是用来提取轴承信号中的冲击信号,通过使滤波

信号 $y(k)$ 的相关峭度最大化,从而寻找最优滤波器 $w(k)$,使得 $\delta(k) \approx w(k) * x(k)$,最大相关峭度表达式为:

$$\max_w CK_M = \max_w \frac{\sum_{n=1}^N (\prod_{m=0}^M y_{n-mT})^2}{(\sum_{n=1}^N y_n^2)^{M+1}} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_L)^T$; M 信号为位移数, T 为信号周期; N 为样本信号个数。

为使滤波器系数最大,对式(5)求导得:

$$\frac{d}{dw_k} CK_K = 0, K = 1, 2, \dots, L \quad (6)$$

最终求得滤波器系数结果为:

$$\mathbf{W} = \frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{2\|\boldsymbol{\beta}\|^2} (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} (\mathbf{X}_0 \boldsymbol{\alpha}_0 + \mathbf{X}_T \boldsymbol{\alpha}_1) \quad (7)$$

其中,

$$\mathbf{X}_r = \begin{bmatrix} x_{1-r} & x_{2-r} & x_{3-r} & \cdots & x_{N-r} \\ 0 & x_{1-r} & x_{2-r} & \cdots & x_{N-1-r} \\ 0 & 0 & x_{1-r} & \cdots & x_{N-2-r} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & x_{N-L-r+1} \end{bmatrix}_{L \times N} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_0 = [y_1 y_{1-T}^2 y_2 y_{2-T}^2 \cdots y_N y_{N-T}^2]^T \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = [y_{1-T} y_1^2 y_{2-T} y_2^2 \cdots y_{N-T} y_N^2]^T \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\beta} = [y_1 y_{1-T} y_2 y_{2-T} \cdots y_N y_{N-T}]^T \quad (11)$$

由上述式(7)可知,MCKD算法与滤波器长度 L 以及周期 T 有着密切的关系;滤波器长度 L 决定着算法中每次代入计算的样本数多少,过高时会影响迭代时间,过低时可能会影响精度,滤波器长度 L 的选取一般取决于经验;当位移数较高时每个周期内的故障冲击信号被代入算法运算的次数也会变多。所以对周期 T 的精度要求也会变高。通常周期 T 由电机轴承故障信号的特征来确定,即:

$$T = \frac{f_s}{f_g} \quad (12)$$

式中: f_s 为轴承信号故障的采样频率, f_g 为轴承信号故障特征频率。

但是在实际过程中,轴承滚动引起的横向与纵向偏移,轴承的磨损,都可能对实际的频率产生误差,从而影响周期 T 的计算误差。

综上,MCKD在对轴承故障信号进行处理时,滤波器长度 L ,周期 T 参数需要人为选取,往往受到选取人的经验因素和先验知识的影响。参数选取的好坏直接影响到MCKD算法的性能。

2 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是解决最优问题的一个强有力的工具,灵感来源于对麻雀种群的捕食与反捕食时表现出合作行为。SSA作为一个全局智能优化算法,常常被运用在处理高维、复杂的最优问题上。

该算法在搜索精度、稳定性、收敛速度和避免局部最优值等方面都优于现有的算法。在实验中,麻雀的位置可以用如下矩阵表示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: n 表示种群数量, d 表示优化变量的维数。

在SSA中,生产者负责寻找食物和引导种群的移动,在每次迭代中,将生产者的位置更新用如下公式表示:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (14)$$

式中: t 代表当前迭代; j 表示第 i 个麻雀在第 j 维时的值; R_2 和 ST 为报警值与安全值; Q 为服从正态分布的一个随机数; L 为一个全为1的 $1 \times d$ 维矩阵。

对于夺食者,它们一旦发现生产者找到了更好的食物地区,就会立即离开当前位置去竞争食物。夺食者的更新位置公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2 \\ x_p^{t+1} + |x_{i,j}^{t+1} - x_p^{t+1}| \cdot A^- \cdot L, & i \leq n/2 \end{cases} \quad (15)$$

式中: x_{worst} 为当前空间域中最差位置; x_p 是生产者中最佳位置; A 代表一个内部元素为随机分布的-1或1的 $1 \times d$ 矩阵,且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。在本文中设置警惕者的数量为种群数的10%~20%,初始位置是随机的。警惕者的更新位置公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|x_{i,j}^t - x_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (16)$$

式中: x_{best} 为空间域中最优位置; β 为均值为0、方差为1服从正态分布的随机数; K 为随机数,且 $K \in [-1, 1]$; ϵ 是最小常数; f_g 和 f_w 是在空间域中最优和最差适应度值。

3 混沌麻雀算法

麻雀算法在处理优化问题时有较强的收敛速度,但是迭代时容易陷入局部最优解。为了避免算法陷入局部最优的情况。本文使用混沌麻雀算法,混沌系统是自然普遍存在的一种现象,它具有遍历性、随机性的特点。有利于改善算法的全局搜索能力,避免陷入全局最优解。通过使用逻辑映射来提高种群初始位置的质量。混沌逻辑映射是一个混沌系统,表示为:

$$x(k+1) = ux(k)(1-x(k)) \quad (17)$$

式中:通常 $x \in (0, 1)$, $u \in (0, 4)$ 。生产的逻辑映射序列如图1所示。

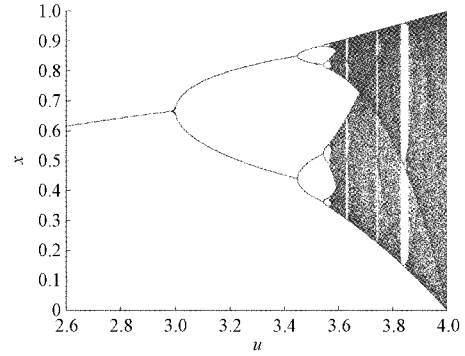


图1 逻辑映射序列

使麻雀的初始位置归一化得到 $x_{i,j}$ ($i=1, 2, \dots, d; j=1, 2, \dots, n$), 则通过逻辑映射后麻雀初始位置 $x(0)_{i,j}$ ($i=1, 2, \dots, d; j=1, 2, \dots, n$)为:

$$x(0)_{i,j} = \frac{(x_{i,j} - lb)}{(ub - lb)} \quad (18)$$

式中: ub 为上边界, lb 为下边界。根据逻辑映射得更新 $x_{i,j}(k+1)$ 为:

$$x_{i,j}(k+1) = ux_{i,j}(k)(1-x_{i,j}(k)) \quad (19)$$

将参数滤波器长度 L ,周期 T 的范围定义为CSSA算法种群搜索的空间域,种群分为生产者、夺食者、警惕者,由比例百分比 p 来控制。生产者负责寻找食物的来源地区,并为所有的夺食者提供觅食方向。每只麻雀只要找到更好的食物地区就可以成为生产者,但生产者与夺食者在种群中的比例不变。当麻雀发现危险就会发出警报,使麻雀种群向安全地区移动。CSSA算法流程如下:

1)将种群数量 N 设置为100,生产者与夺食者百分比 P 设置为20%,滤波器长度 $L \in [1, 400]$,周期 $T \in [1, 400]$,将MCKD进行反卷积的信号最大相关峭度作为适应度函数。

2)设置区域上界与下界,根据混沌逻辑映射初始化麻雀在空间域中的位置,找到种群中最优个体 X_{best} 与最优个体在空间域中的位置 F_{best} 。

3)使用生产者的位置更新函数对生产者位置进行更新,在迭代过程中更新种群中最优个体 X_{best} 与最优个体在空间域中的位置 F_{best} 。

4)夺食者围绕着生产者发现的最优区域进行觅食,可能进行争夺,使自己变成生产者。如果麻雀个体处于十分饥饿的状态,就需要去其他地方觅食,使用夺食者的位置更新函数进行位置更新。

5)当警惕者遇到危险时,使用警惕者位置更新函数进行更新。处于种群外围的麻雀向安全区域靠拢,处在种群中心的麻雀则随机行走以靠近别的麻雀。

6)在迭代中找到空间域中最优位置,当达到最大迭代次数时,停止迭代并输出最优位置,否则转至步骤3)。

4 CSSA-MCKD 轴承故障诊断方法

本文提出CSSA-MCKD的算法对滤波器长度 L 以及

周期 T 的选取进行优化,提高轴承故障信号的被诊断能力。CSSA 优化 MCKD 的电机轴承故障诊断方法如图 2 所示。将周期 T 、滤波器长度 L 作为 CAAS 算法优化参数,最大相关峭度值作为 CSSA 算法的适应度函数。由 CSSA 算法找到最优的周期 T 与滤波器长度 L ,将其代入 MCKD 算法提取出故障信号,对信号进行包络谱分析做出故障诊断。

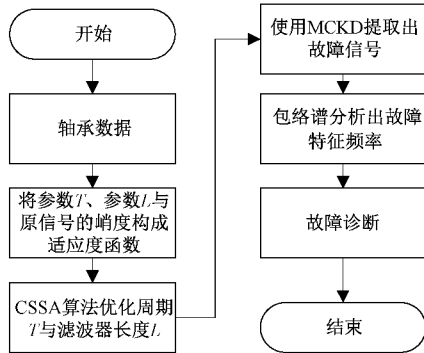


图2 基于CSSA算法的MCKD故障诊断方法流程

5 实验分析

5.1 实验数据

为验证本文所提出方法的有效性,本次实验采用机械故障预防技术学会(MFPT)的数据,试验台配备了一个NICE轴承,滚筒直径: $rd=0.235\text{ m}$;中径: $pd=1.245\text{ m}$;滚筒个数: $ne=8$;接触角: $ca=0$;输入轴转速: $v=25\text{ Hz}$;采样率: $b=48\ 828\text{ sps}$;持续时间 3 s 。分别使用内圈故障数据、外圈故障数据进行实验。计算可得内圈故障特征频率为: $f_{BPFO}=81.13\text{ Hz}$;外圈故障特征频率为: $f_{BPF1}=118.7\text{ Hz}$ 。所采集的内圈数据、外圈数据分别如图3、4所示。从图中可以看出,轴承信号中有较强的噪声干扰,难区分故障冲击成分。

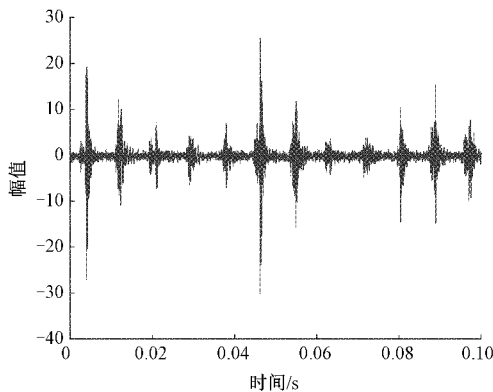


图3 内圈故障振动信号

5.2 内圈故障提取

将周期 T 、滤波器长度 L 作为 CAAS 算法优化参数,以内圈振动信号的最大峭度作为 CSSA 算法的适应度函

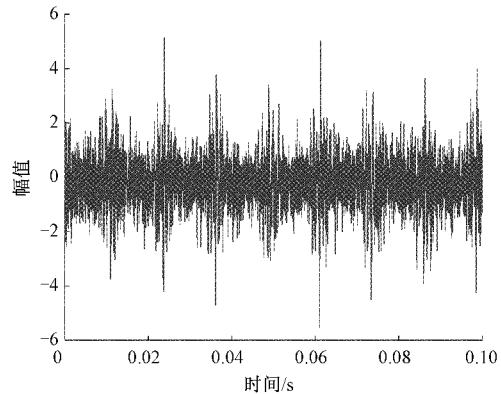


图4 外圈故障振动信号

数。得到 $L=399$, $T=11$ 对内圈故障振动信号使用 MCKD 进行故障特征提取结果如图 5 所示,频谱如图 6 所示。从图中可以看出内圈故障频率 $f_i \approx f_{BPF1}$, 且能识别出 f_i 的倍数内圈故障特征频率,证明该方法能有效提取内圈故障特征。

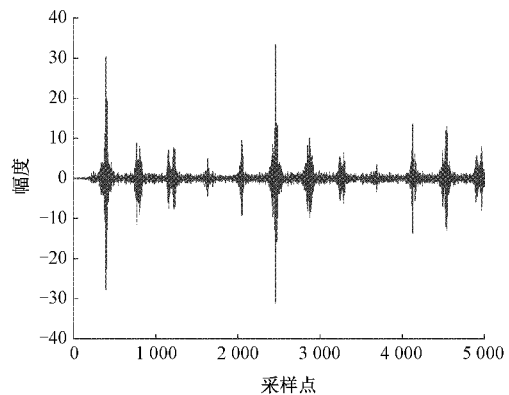


图5 内圈 MCKD 解卷积信号

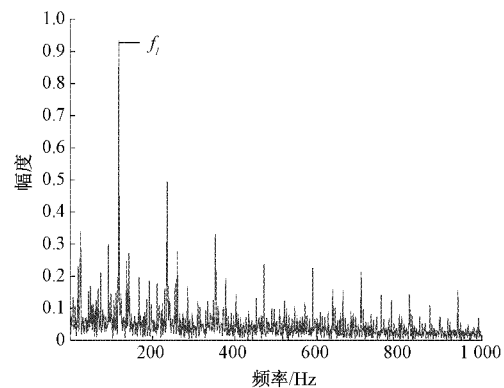


图6 内圈 MCKD 解卷积信号频谱图

同上,对周期 T 、滤波器长度 L 取随机值进行 MCKD 解卷积。取 $L=200$, $T=37$ 使用 MCKD 算法进行故障特征提取频谱如图 7 所示。从图中可以看出,只能识别出外圈故障特征频率 f_o 以及 $2f_o$,其他成分受噪声干扰较大不能识别。对比可知,本文所提出的算法能有效增强外圈故障特征,对外圈故障特征提取具有良好的效果。

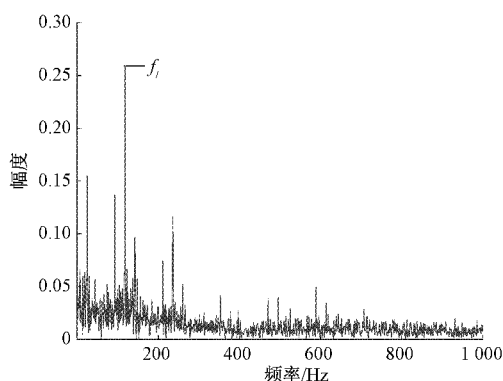


图 7 随机参数下 MCKD 解卷积信号频谱图

5.3 外圈故障提取

将周期 T 、滤波器长度 L 作为 CAAS 算法优化参数, 以内圈振动信号的最大峭度作为 CSSA 算法的适应度函数, 得到 $L=399, T=32$ 。利用优化参数对外圈故障信号使用 MCKD 算法进行故障特征提取结果如图 8 所示, 频谱如图 9 所示。从图中可以看出, 外圈故障频率 $f_o \approx f_{BPFO}$ 且能清晰识别出 2 倍、3 倍外圈故障特征频率, 证明该方法能有效提取外圈故障特征。

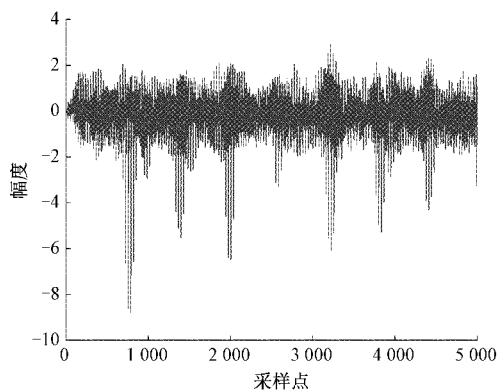


图 8 外圈 MCKD 解卷积信号

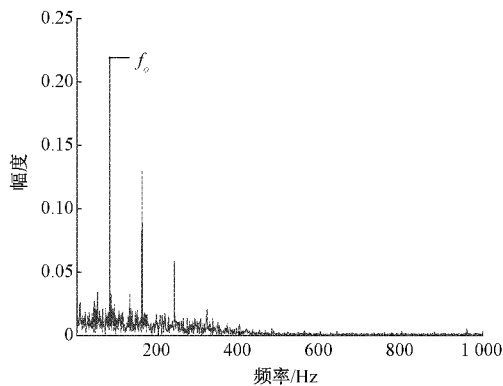


图 9 外圈 MCKD 解卷积信号频谱图

为突出本文方法的有效性, 对周期 T 、滤波器长度 L 取随机值进行 MCKD 解卷积。取 $L=100, T=40$ 使用

MCKD 算法进行故障特征提取频谱如图 10 所示。从图中可以看出, 只能识别出外圈故障特征频率 f_o 以及 $2f_o$, 没有其他倍频成分。对比可知, 本文所提出的算法能有效增强外圈故障特征, 对外圈故障特征提取具有良好的效果。

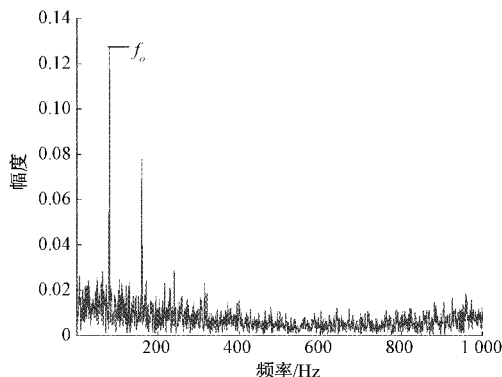


图 10 随机参数下 MCKD 解卷积信号频谱图

5.4 实验对比

本文选取了 PSO-MCKD 与 SSA-MCKD 算法进行对比。结果如图 11、12 所示。由图可知, PSO 算法与 SSA 算法容易陷入局部最优解, CSSA 算法收敛速度快于其他两种算法, 全局搜索能力强, 避免陷入局部最优解。充分证明本文所提出 CSSA-MCKD 算法的优越性。

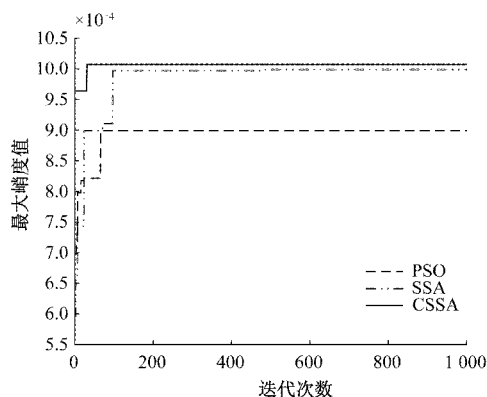


图 11 外圈参数寻优迭代次数图

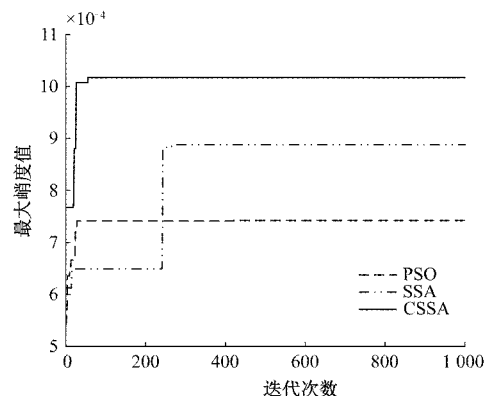


图 12 内圈参数寻优迭代次数图

6 结 论

针对轴承故障信号易受到噪声干扰,导致轴承故障冲击成分不能被识别。本文提出用CSSA算法来搜寻MCKD算法的周期 T 、滤波器长度 L ,来增强MCKD算法的轴承故障提取能力。CSSA算法相比较于PSO、SSA算法在搜索MCKD最优参数时有较快的收敛速度与较强的全局搜索能力。最后通过轴承故障数据证明了CSSA-MCKD算法的有效性与优越性。

参考文献

- [1] 杨帆,王鹏,张宁超,等.一种基于小波变换的改进滤波算法及其在光谱去噪方面的应用[J].国外电子测量技术,2020,39(8):98-104.
- [2] 马增强,谷朝健,李延忠,等.改进型共振解调器在轴承故障诊断中的应用[J].电子测量与仪器学报,2016,30(12):1925-1932.
- [3] 刘丹丹.基于经验模态分解的时间序列预测方法[J].上海电力大学学报,2021,37(3):231-234,252.
- [4] 陈庆堂,黄宜坚.VMD滤波重构的时间序列自回归建模研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(3):155-162.
- [5] 陈旭升,张献州,蒋英豪,等.局部均值分解的新小波阈值去噪法及其应用[J].测绘科学,2021,46(2):48-54.
- [6] 崔伟成,杨利斌,桑德一.一种局部特征尺度分解局部均值点求取方法[J].组合机床与自动化加工技术,2020(9):47-51,56.
- [7] JUN W, GUI F D, ZHONG K Z, et al. Fault diagnosis of rotating machines based on the EMD manifold [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, DOI: 10.1016/j.ymssp.2019.106443.
- [8] MARCO B, JÉRÔME A, GIANLICA D. Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 432: 569-601.
- [9] GEOFF L, MCDONALD, QING Z, et al. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [10] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [11] 吴阳,刘凯,陈柏,等.自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J].仪器仪表学报,2020,41(6):240-249.
- [12] 赵鹏振,刘继.基于随机共振与蝙蝠算法的高速动车组滚动轴承故障诊断[J].中国测试,2021,47(3):16-23.
- [13] 卢艳军,冷文龙,张晓东.基于布谷鸟搜索算法优化的BLDCM角度控制[J].自动化仪表,2021,42(2):73-77,83.
- [14] 魏新尧,余世刚,容伟,等.基于布谷鸟算法优化BP神经网络的锂电池健康状态预测[J].计算机测量与控制,2021,29(4):65-69,75.
- [15] ZHANG C L, DING S F. A stochastic configuration network based on chaotic sparrow search algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, DOI: 10.1016/J.KNOSYS.2021.106924.

作者简介

于元滢,硕士研究生,主要研究方向为轴承故障诊断、信号处理等。

E-mail:574672482@qq.com

杨光永,博士,副教授,主要研究方向为机器人学、传感器等。

E-mail:guangyong_yang@126.com