



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117288468 A

(43) 申请公布日 2023. 12. 26

(21) 申请号 202311016112.1

G06F 18/10 (2023.01)

(22) 申请日 2023.08.14

G06F 18/213 (2023.01)

G06F 18/24 (2023.01)

(71) 申请人 温州大学

地址 325000 浙江省温州市瓯海经济开发区东方南路38号温州市国家大学科技园孵化器

(72) 发明人 黄克 季厚鑫 莫超全 刘家豪 闻泽远

(74) 专利代理机构 杭州浙科专利事务所(普通合伙) 33213

专利代理师 陈包杰

(51) Int. Cl.

G01M 13/045 (2019.01)

G06F 17/18 (2006.01)

G06N 3/006 (2023.01)

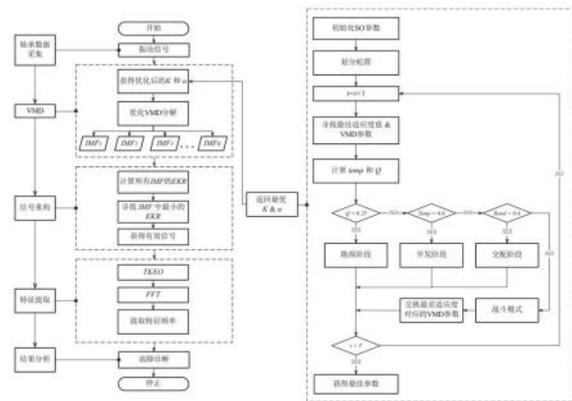
权利要求书2页 说明书8页 附图15页

(54) 发明名称

一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法

(57) 摘要

本发明涉及一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法。本发明要解决的技术问题是提供一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法。本发明基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法采用的技术方案:提出以基于元启发式算法的蛇优化算法优化VMD的方法,以最小香农熵与峭度比值为优化目标,寻找最佳VMD参数后利用最佳VMD参数进行分解与后续的故障诊断。本发明基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法的优点在于:引入新方法利用SO算法能够自适应地筛选出最优VMD参数,解决了VMD参数难以选择和模态混叠等问题,能准确有效的对滚动轴承进行故障诊断。



1. 一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法,其特征在于:提出以基于元启发式算法的蛇优化算法(SO)优化VMD的方法,以最小香农熵与峭度比值(EKR)为优化目标,寻找最佳VMD参数后利用最佳VMD参数进行分解与后续的故障诊断,具体可分为以下四部分:

第一部分,利用SO优化VMD以获得优化参数,优化过程如下:

为了优化VMD,选择EKR值为衡量指标,最小EKR值对应的VMD参数(分解层数和惩罚因子)为最优VMD参数。首先,对VMD参数和优化算法进行初始化;其次,对滚动轴承振动信号进行K层VMD分解,分解完成后可获得K个固有模态分量;接着,计算K个固有模态分量的EKR值,并此处最小的EKR值和全局最小EKR值进行对比,当小于全局EKR值时,更新EKR和它所对应的VMD分解参数K和惩罚因子 $\alpha$ ;然后,检查是否满足迭代要求,当未满足时继续下一次迭代,过程同上;最后,即可获得全局最小EKR值和它所对应的优化后VMD的参数;

第二部分,进行信号重构,具体如下:

首先,利用优化后的VMD参数(分解层数K和惩罚因子 $\alpha$ )对滚动轴承振动信号进行VMD分解以获得K个固有模态分量;其次,计算每个固有模态分量的EKR指标,选择最小的1个或2个EKR指标对应的固有模态分量进行重构信号,为后续分析做准备;

第三部分,故障特征频率提取,具体如下:

首先,利用TEO能量算子计算重构信号的能量;其次,对重构信号的能量进行快速傅里叶变换,以获得TEO包络谱;

第四部分,进行故障分析,具体如下:

提取出TEO能量谱的特征频率,并与理论故障特征频率进行对比,以判断轴承是否存在故障以及故障类型。

2. 根据权利要求1所述的基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法,其特征在于:香农熵和峭度体现了信号的序列性和分布情况,将两者进行综合,引入了香农熵与峭度比指标(EKR),如下所示:

$$EKR = \frac{\text{香农熵}}{\text{峭度}} = \frac{E}{K}。$$

3. 根据权利要求1所述的基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法,其特征在于:VMD首先将固有模态分量(IMF)定义为一个由调频和调幅组成的信号,其中第k个固有模态分量 $u_k(t)$ 如下所示:

$$X(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) = u_k(t) = A_k(t) * \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

式中: $X(t)$ 为原始信号; $K$ 为IMF个数; $u_k(t)$ 为瞬时幅值; $\varphi_k(t)$ 为瞬时相位;且满足 $A_k(t) \geq 0, \varphi_k(t) \geq 0$ ;

通过设置分解层数K,将原始信号 $X(t)$ 分解成K个 $u_k(t)$ ;

通过Hilbert变换对 $u_k(t)$ 进行解析,以得到 $u_k(t)$ 对应的单边频谱;其次,通过加入指数项进行调制中心频率 $\omega_k(t)$ ,以将每个IMF的频谱调制到基频带;最后利用高斯平滑对信号进行解调,以获得估计带宽,使估计带宽之和最小,即受约束的变分模型构造,如下:

$$\begin{aligned} & \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ & s. t. \sum_{k=1}^K u_k(t) = X(t) \end{aligned} \quad (2)$$

式中： $\partial_t$ 为对时间的导数； $\delta_{(t)}$ 为单位脉冲函数； $j$ 为虚数； $u_k(t)$ 为某个IMF； $\omega_k(t)$ 为某个IMF中心频率； $X(t)$ 为原始信号。

4. 根据权利要求3所述的基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法，其特征在于：为获得最优解，引入惩罚因子 $\alpha$ 和拉格朗日乘子 $\lambda$ ，将变分模型转变为无约束优化问题，如下所示： $L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda)$

$$\begin{aligned} & = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|X(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), X(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle \end{aligned}$$

式中： $\alpha$ 为惩罚因子； $\lambda$ 为拉格朗日乘子； $\langle \cdot \rangle$ 为量向量内积。

将上述表达式转换到频域，如下所示：

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{X}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{\alpha}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

式中： $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ ， $\hat{X}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 为 $u_k^{n+1}(t)$ ， $X(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

5. 根据权利要求4所述的基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法，其特征在于：为了得到公式(2)的最优解，通过交替方向乘子法(ADMM)进行迭代更新，最终得到最优解，并将原始信号分解为K个模态分量，具体步骤如下：

- (1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n = 0$ ;
- (2) 循环 $n = n + 1$ ;
- (3) 若 $\omega \geq 0$ 时，通过公式(4)更新 $\hat{u}_k$ ;
- (4) 通过公式(5)更新 $\omega_k$ ;
- (5) 通过下式更新 $\hat{\lambda}^n(\omega)$ ;

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{X}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (6);$$

(6) 循环重复步骤(2-5)，直到满足循环终止条件，以获得K个 $\hat{u}_k(\omega)$ ，对K个 $\hat{u}_k(\omega)$ 进行傅里叶反变换，最终得到K个IMF；

循环终止条件如下：

$$\sum_{k=1}^K \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$$

$\varepsilon > 0$ 时，停止循环 (7)。

## 一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及滚动轴承故障诊断方法技术领域,具体涉及一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法。

### 背景技术

[0002] 随着现代科学技术、经济的高速发展,在交通运输、航天航空、矿业、等机械领域,服役的机械部件,如轴承、轴等零件长期处于高强度、重载、高温、疲劳等复杂化状态下运作,不可避免的会产生相应的故障,使设备处于异常工作状态,从而导致严重影响。滚动轴承是机械设备中常用的机械部件之一,被广泛应用于汽车、航天航空、机床等各个领域,因此,滚动轴承的健康程度决定了大部分机械设备的运作情况,一旦滚动轴承出现故障,相应的机械设备也会产生一系列不良影响。据统计机械设备出现故障的30%是由轴承故障所引起。因此,对滚动轴承进行故障诊断具有重要意义。

[0003] 近年来,基于信号处理的滚动轴承故障诊断方法有经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)、集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,EEMD)、互补集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition,CEEMD)等,EMD方法是一种自适应的时频分解方法,其存在着模态混叠和端点效应等缺陷,为改进其缺陷引入了EEMD,通过加入辅助噪音进行改善EMD缺陷,但会导致白噪音残留影响后续分析,所以又引入了一种CEEMD分解进行优化,但它可能存在有效信号的丢失,导致降噪效果不佳,因此,又引入一种新的方法,即变分模态分解(Variation Mode Decomposition,VMD),它是将信号分解问题转变为最优解的寻优问题,不仅能解决上述缺陷,还能提高运行效率;但VMD依赖于分解层数(k)与惩罚因子(alpha)等参数的选择,因此,VMD的参数选择是本发明需要解决的问题。

### 发明内容

[0004] 为解决上述问题,本发明要解决的技术问题是提供一种基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法。

[0005] 本发明基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法采用的技术方案:其特征提出以基于元启发式算法的蛇优化算法(SO)优化VMD的方法,以最小香农熵与峭度比值(EKR)为优化目标,寻找最佳VMD参数后利用最佳VMD参数进行分解与后续的故障诊断,具体可分为以下四部分:

[0006] 第一部分,利用SO优化VMD以获得优化参数,具体优化过程如下:

[0007] 为了优化VMD,选择EKR值为衡量指标,最小EKR值对应的VMD参数(分解层数和惩罚因子)为最优VMD参数。首先,对VMD参数和优化算法进行初始化;其次,对滚动轴承振动信号进行K层VMD分解,分解完成后可获得K个固有模态分量;接着,计算K个固有模态分量的EKR值,并此处最小的EKR值和全局最小EKR值进行对比,当小于全局EKR值时,更新EKR和它所对应的VMD分解参数K和惩罚因子 $\alpha$ ;然后,检查是否满足迭代要求,当未满足时继续下一次迭

代,过程同上;最后,即可获得全局最小EKR值和它所对应的优化后VMD的参数;

[0008] 第二部分,进行信号重构,具体如下:

[0009] 首先,利用优化后的VMD参数(分解层数K和惩罚因子 $\alpha$ )对滚动轴承振动信号进行VMD分解以获得K个固有模态分量;其次,计算每个固有模态分量的EKR指标,选择最小的1个或2个EKR指标对应的固有模态分量进行重构信号,为后续分析做准备;

[0010] 第三部分,故障特征频率提取,具体如下:

[0011] 首先,利用TEO能量算子计算重构信号的能量;其次,对重构信号的能量进行快速傅里叶变换,以获得TEO包络谱;

[0012] 第四部分,进行故障分析,具体如下:

[0013] 提取出TEO能量谱的特征频率,并与理论故障特征频率进行对比,以判断轴承是否存在故障以及故障类型。

[0014] 香农熵和峭度体现了信号的序列性和分布情况,将两者进行综合,引入了香农熵与峭度比指标(EKR),如下所示:

$$[0015] \quad EKR = \frac{\text{香农熵}}{\text{峭度}} = \frac{E}{K}$$

[0016] VMD首先将固有模态分量(IMF)定义为一个由调频和调幅组成的信号,其中第k个固有模态分量 $u_k(t)$ 如下所示:

$$[0017] \quad X(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) = u_k(t) = A_k(t) * \cos(\varphi_k(t)) \quad (1)$$

[0018] 式中: $X(t)$ 为原始信号;K为IMF个数; $u_k(t)$ 为瞬时幅值; $\varphi_k(t)$ 为瞬时相位;且满足 $A_k(t) \geq 0, \varphi_k(t) \geq 0$ ;

[0019] 通过设置分解层数K,将原始信号 $X(t)$ 分解成K个 $u_k(t)$ ;

[0020] 通过Hilbert变换对 $u_k(t)$ 进行解析,以得到 $u_k(t)$ 对应的单边频谱;其次,通过加入指数项进行调制中心频率 $\omega_k(t)$ ,以将每个IMF的频谱调制到基频带;最后利用高斯平滑对信号进行解调,以获得估计带宽,使估计带宽之和最小,即受约束的变分模型构造,如下:

$$[0021] \quad \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}$$

$$[0022] \quad s. t. \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = X(t) \quad (2)$$

[0023] 式中: $\partial_t$ 为对时间的导数; $\delta_{(t)}$ 为单位脉冲函数;j为虚数; $u_k(t)$ 为某个IMF; $\omega_k(t)$ 为某个IMF中心频率; $X(t)$ 为原始信号。

[0024] 为获得最优解,引入惩罚因子 $\alpha$ 和拉格朗日乘子 $\lambda$ ,将变分模型转变为无约束优化问题,如下所示: $L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda)$

$$[0025] \quad = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[ \left( \delta_{(t)} + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|X(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), X(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \rangle$$

[0026] 式中: $\alpha$ 为惩罚因子; $\lambda$ 为拉格朗日乘子; $\langle \cdot \rangle$ 为量向量内积。

[0027] 将上述表达式转换到频域,如下所示:

$$[0028] \quad \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{X}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) + \hat{\lambda}^n(\omega)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (4)$$

$$[0029] \quad \omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^{\infty} \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{\infty} |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

[0030] 式中： $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{X}(\omega)$ 和 $\hat{\lambda}(\omega)$ 为 $u_k^{n+1}(\omega)$ 、 $X(0)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

[0031] 为了得到公式(2)的最优解,通过交替方向乘子法(ADMM)进行迭代更新,最终得到最优解,并将原始信号分解为K个模态分量,具体步骤如下:

[0032] (1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}, \{\omega_k^1\}, \hat{\lambda}^1, n = 0$ ;

[0033] (2) 循环 $n = n + 1$ ;

[0034] (3) 若 $\omega \geq 0$ 时,通过公式(4)更新 $\hat{u}_k$ ;

[0035] (4) 通过公式(5)更新 $\omega_k$ ;

[0036] (5) 通过下式更新 $\hat{\lambda}^n(\omega)$ ;

$$[0037] \quad \hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{X}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (6);$$

[0038] (6) 循环重复步骤(2-5),直到满足循环终止条件,以获得K个 $\hat{u}_k(\omega)$ ,对K个 $\hat{u}_k(\omega)$ 进行傅里叶反变换,最终得到K个IMF;

[0039] 循环终止条件如下:

$$[0040] \quad \sum_{k=1}^K \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$$

[0041]  $\varepsilon > 0$ 时,停止循环 (7)。

[0042] 本发明基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法的优点在于:引入新方法利用S0算法能够自适应地筛选出最优VMD参数,解决了VMD参数难以选择和模态混叠等问题,能准确有效的对滚动轴承进行故障诊断。

## 附图说明

[0043] 下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0044] 图1是本发明滚动轴承故障诊断方法的流程图;

[0045] 图2是本发明S0参数初始化数据图;

[0046] 图3是本发明实施例1的滚动轴承实验装置图;

[0047] 图4是本发明实施例1的ZA2115轴承结构参数图;

[0048] 图5是本发明实施例1的轴承外圈故障时域波形图;

[0049] 图6是本发明实施例1的轴承外圈故障TE0包络谱图;

[0050] 图7是本发明实施例1的适应度收敛曲线图;

[0051] 图8是本发明实施例1的优化VMD分解结果图;

[0052] 图9是本发明实施例1的所有IMF的EKR值图;

[0053] 图10是本发明实施例1的IMF3的时域波形图;

- [0054] 图11是本发明实施例1的IMF3的TEO包络谱图；  
 [0055] 图12是本发明实施例2的实验装置结构示意图；  
 [0056] 图13是本发明实施例2的实验装置的平面图；  
 [0057] 图14是本发明实施例2的轴承外圈故障示意图；  
 [0058] 图15是本发明实施例2的NU205E轴承结构参数图；  
 [0059] 图16是本发明实施例2的原始时域波形图；  
 [0060] 图17是本发明实施例2的含噪音时域波形图；  
 [0061] 图18是本发明实施例2的含噪音能量包络谱图；  
 [0062] 图19是本发明实施例2的适应度收敛曲线图；  
 [0063] 图20是本发明实施例2的优化VMD分解结果图；  
 [0064] 图21是本发明实施例2的所有IMF的EKR值图；  
 [0065] 图22是本发明实施例2的IMF5的时域波形图；  
 [0066] 图23是本发明实施例2的IMF5的能量包络谱图；  
 [0067] 图24是本发明实施例2的IMF7的时域波形图；  
 [0068] 图25是本发明实施例2的IMF7的能量包络谱图；  
 [0069] 图26是本发明实施例3的滚动轴承内圈线缺陷的故障图；  
 [0070] 图27是本发明实施例3的内圈故障轴承的故障信号图；  
 [0071] 图28是本发明实施例3的时域波形图；  
 [0072] 图29是本发明实施例3的TEO能量谱图。

### 具体实施方式

[0073] 本发明涉及的基于ERK的优化VMD的滚动轴承故障诊断方法,所述的香农熵最早是在通信理论中提出,用于描述观测信号序列的复杂性,熵值越小,信号越有序,熵值越大,信号越复杂。在统计中,香农熵也被称为随机变量的信息损失的度量;当滚动轴承发生缺陷时,缺陷表面会与其它元件发生周期性碰撞,从而产生间隔均匀得脉冲,因此,当滚动轴承信号的香农熵值越小时,表明该信号能量集中度、信噪比越高,所包含的有效信息也越多。

[0074] 设离散信号 $X(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,香农熵数学描述,如下所示:

$$[0075] \quad E = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (8)$$

[0076] 式中:  $\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$  是 $X(t)$ 的概率分布。

[0077] 其中 $p_i$ 的计算公式如下所示:

$$[0078] \quad p_i = \frac{(x_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i)^2} \quad (9)$$

[0079] 且满足以下条件:

$$[0080] \quad \sum_{i=1}^N p_i = 1 \quad (10)$$

[0081] 峭度是一个用于表征波形平坦程度的无量纲指标,其数学表达式,如下所示:

$$[0082] \quad K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^4 \quad (11)$$

[0083] 式中:  $\bar{X}$ 为信号均值;  $\sigma$ 为信号标准差。

[0084] 峭度与滚动轴承转速、尺寸、负载等无关,它对冲击信号十分敏感,特别适用于滚动轴承损伤判断。当滚动轴承处于正常状态运转时,由于受一些不确定因素的影响,其信号的幅值符合正态分布,因此,峭度值大约为3;当滚动轴承发生损伤时,损伤引起信号幅值的增加,使得幅值偏离正态分布,其峭度值也会随之增加。峭度值越大,表明滚动轴承故障程度越严重,信号所包含的故障信息也就越多。

[0085] 香农熵和峭度体现了信号的序列性和分布情况,将两者进行综合,引入了香农熵与峭度比指标(EKR),如下所示:

$$[0086] \quad EKR = \frac{\text{香农熵}}{\text{峭度}} = \frac{E}{K} \quad (12)$$

[0087] Teager能量算子(TEO)是一种用于计算信号能量的非线性差分算子,它能反映出信号的冲击特性,具有运算简单、时间分辨率高等特点,该算法近些年,被广泛应用于滚动轴承、齿轮等故障诊断领域。

[0088] 对于连续信号 $g(t)$ ,Teager能量算子计算公式,如下所示:

$$[0089] \quad T[g(t)] = [\dot{g}(t)]^2 - g(t) * \ddot{g}(t) \quad (13)$$

[0090] 对于离散信号 $X(n)$ ,Teager能量算子计算,如下所示:

$$[0091] \quad T[X(n)] = [X(n)]^2 - X(n+1) * X(n-1) \quad (14)$$

[0092] 如图1所示,为S0算法的具体流程图,蛇优化算法(SO)是一种元启发式算法,该算法模拟了蛇类的觅食、配对和繁衍行为,具有较快的搜索速率和较高的寻优精度。算法的数学描述如下所示:

[0093] (1)生成均匀分布的随机蛇群位置,并计算出相应的适应度,公式如下所示:

$$[0094] \quad X_i = X_{\min} + \text{rand} * (X_{\max} - X_{\min}) \quad (15)$$

$$[0095] \quad F_i = \text{object}(X_i) \quad (16)$$

[0096] 式中:rand为[0,1]范围内的随机数; $X_{\min}$ 与 $X_{\max}$ 为待优化问题的下和上界限值; $X_i$ 为第*i*条蛇的随机位置;object为适应度函数、目标函数; $F_i$ 为适应度值。

[0097] (2)将上述蛇群 $X$ 与适应度值 $F$ 按照1:1比例,划分为雄性和雌性两组,公式如下所示:

$$[0098] \quad X_m = \{X_1, X_2, \dots, X_{N/2}\} \quad X_f = \{X_{N/2+1}, \dots, X_N\} \quad (17)$$

$$[0099] \quad F_m = \{F_1, F_2, \dots, F_{N/2}\} \quad F_f = \{F_{N/2+1}, \dots, F_N\} \quad (18)$$

[0100] 式中: $N$ 为蛇群总数,取整数; $G_m$ 与 $G_f$ 为雄性和雌性种群; $F_m$ 与 $F_f$ 为雄性和雌性种群适应度值。

[0101] (3)寻找雄性和雌性群体中,最好的和各自的最佳适应度值和食物位置。公式如下所示:

$$[0102] \quad F_{\min} = \text{Min}(F) \quad X_{\text{food}} = \text{pos}(F_{\min}) \quad (19)$$

$$[0103] \quad F_{m_{\min}} = \text{Min}(F_m) \quad X_{m_{\text{food}}} = \text{pos}(F_{m_{\min}}) \quad (20)$$

$$[0104] \quad F_{f_{\min}} = \text{Min}(F_f) \quad X_{f_{\text{food}}} = \text{pos}(F_{f_{\min}}) \quad (21)$$

[0105] 式中: $F_{\min}$ 为所有蛇群的最佳适应度; $X_{\text{food}}$ 为最佳适应度所在的位置; $F_{m_{\min}}$ 、 $F_{f_{\min}}$ 、 $G_{m_{\text{food}}}$ 和 $G_{f_{\text{food}}}$ 为雄性和雌性群体最佳适应度和所在的位置;

[0106] 定义温度和食物数量,公式如下所示:

$$[0107] \quad Temp = \exp\left(\frac{t}{T}\right) \quad (22)$$

$$[0108] \quad Q = C_1 * \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \quad (23)$$

[0109] 式中:Temp为温度;t为当前迭代次数;T为最大迭代次数;Q为食物数量; $C_1$ 为0.5的常数。

[0110] (4)当 $Q < 0.25$ 时(无食物),蛇群进入勘探阶段,即选择任意位置进行搜索食物,并更新它们的位置;

[0111] 雄性群体的位置更新公式如下所示:

$$[0112] \quad X_{m,i}(t+1) = X_{m,rand}(t) \pm C_2 * A_m * [(X_{max} - X_{min}) * rand + X_{min}] \quad (24)$$

$$[0113] \quad A_m = \exp\left(\frac{-F_{m,rand}}{F_{m,i}}\right) \quad (25)$$

[0114] 式中: $X_{m,i}$ 为雄性群体第*i*条雄蛇的位置; $X_{m,rand}$ 为随机某条雄蛇位置; $C_2$ 为0.05的常数; $A_m$ 为雄蛇寻找食物的能力; $F_{m,rand}$ 为 $X_{m,rand}$ 的适应度; $F_{m,i}$ 为第*i*条雄蛇的适应度。

[0115] 同理,雌性群体的位置更新公式如下所示:

$$[0116] \quad X_{f,i}(t+1) = X_{f,rand}(t) \pm C_2 * A_f * [(X_{max} - x_{min}) * rand + X_{min}] \quad (26)$$

$$[0117] \quad A_f = \exp\left(\frac{-F_{f,rand}}{F_{f,i}}\right) \quad (27)$$

[0118] 当 $Q > 0.25$ (存在食物),且 $Temp > 0.6$ (热的状态)时,蛇群进入开发阶段,即蛇群只向食物方向移动;

[0119] 公式如下所示:

$$[0120] \quad X_{i,j}(t+1) = X_{food} \pm C_3 * Temp * rand * (X_{food} - X_{i,j}(t)) \quad (28)$$

[0121] 式中: $X_{i,j}$ 是蛇群第*i*条蛇的第*j*个位置; $C_3$ 为2的常数。

[0122] 当 $Q > 0.25$ ,且 $Temp < 0.6$ (冷的状态)时,处于战斗、配对模式。

[0123] 雄性群体,战斗模式公式如下所示:

$$[0124] \quad X_{m,i}(t+1) = X_{m,i}(t) + C_3 * L_m * rand * (Q * X_{f,food} - X_{m,i}(t)) \quad (29)$$

$$[0125] \quad L_m = \exp\left(\frac{-F_{f,min}}{F_i}\right) \quad (30)$$

[0126] 式中: $L_m$ 为雄性战斗能力;

[0127] 同理,雌性群体,战斗模式公式如下所示:

$$[0128] \quad X_{f,i}(t+1) = X_{f,i}(t) + C_3 * L_f * rand * (Q * X_{m,food} - X_{f,i}(t)) \quad (31)$$

$$[0129] \quad L_m = \exp\left(\frac{-F_{m,min}}{F_i}\right) \quad (32)$$

[0130] 雄性群体,配对模式公式如下所示:

$$[0131] \quad X_{m,i}(t+1) = x_{m,i}(t) + C_3 * M_m * rand * (Q * X_{f,i}(t) - x_{m,i}(t)) \quad (33)$$

$$[0132] \quad M_m = \exp\left(\frac{-F_{f,i}}{F_{m,i}}\right) \quad (34)$$

[0133] 式中: $M_m$ 为雄性的配对能力

[0134] 同理,雌性群体,配对模式公式如下所示:

$$[0135] \quad X_{f,i}(t+1) = X_{f,i}(t) + C_3 * M_f * rand * (Q * X_{m,i}(t) - X_{f,i}(t)) \quad (35)$$

$$[0136] \quad M_f = \exp\left(\frac{-F_{\text{min}}}{F_{\text{f}}}\right) \quad (36)$$

[0137] 如果蛇蛋孵化,从雄性、雌性群体中选择一条适应度最差的蛇进行替换。公式如下所示:

$$[0138] \quad X_{m\_worst} = X_{\min} + \text{rand} * (X_{\max} - X_{\min}) \quad (37)$$

$$[0139] \quad X_{f\_worst} = X_{\min} + \text{rand} * (X_{\max} - X_{\min}) \quad (38)$$

[0140] 式中: $X_{m\_worst}$ 与 $X_{f\_worst}$ 为雄性和雌性群体中适应度最差的一条蛇。实施例1,如图3所示,该实验装置包含了一台交流电机、四个Rexnord旗下的ZA2115双列滚子轴承、用于测量轴承X和Y方向振动信号的加速度计和用于测量温度的热电偶,其中轴承上的径向负载通过弹簧机构施加。

[0141] 本文从数据集(公开的数据集)中,选取实验轴承1处的第712组振动信号(信号点数取6000个点)进行分析,该数据集的电机转速为2000r/min;采样频率20Khz,每隔10min采样一次,总共采集164h,共984组数据(每组数据点数为20480个点);采样结束后,轴承1外圈发生了损坏。根据理论外圈故障特征频率计算公式(39)和如图4所示的轴承结构参数,算得理论故障频率 $f_o = 236.4\text{Hz}$ 。

$$[0142] \quad f_o = \frac{Z}{2} * \left(1 - \frac{d}{D} * \cos \alpha\right) * \frac{n}{60} \quad (39)$$

[0143] 式中: $Z$ 为滚动体数量; $d$ 为滚动体直径; $D$ 为节径; $\alpha$ 为接触角度数; $n$ 为转速,单位rpm。

[0144] 轴承1处的振动信号时域波形图如图5所示,从图中可以发现,振动信号受噪声影响,周期性冲击振幅不明显;teo包络谱如图6所示,外圈故障特征频率230Hz,受噪音影响,难以有效地提取。现实中,由于滚动轴承受滑动、结构参数不准确等影响,使得外圈故障特征频率与计算值略有不同。

[0145] 采用S0算法对VMD参数 $[\alpha, K]$ 进行优化,S0与VMD参数设定,如图2所示,优化过程的适应度收敛曲线如图7所示,第25次迭代后,最小EKR保持为1.8371,对应的最佳VMD参数 $[\alpha, K]$ 为 $[1096, 10]$ ,以 $\alpha$ 和 $K$ 为VMD输入参数,对振动信号进行分解,获得10个固有模态分量,如图8所示。

[0146] 最后,采用最小EKR筛选有效的IMF分量,如图9所示,IMF3的EKR值最小,意味着所包含的信息越多,对IMF3进行分析,时域波形图如图10所示,TE0包络谱如图11所示,从图11中可以提取出2个突出的峰值,分别对应外圈故障特征频率1倍频和2倍频。

[0147] 实施例2,试验数据来源于圣朗戈瓦尔工程技术学院实验室所采集的滚动轴承故障数据,试验装置如图12和图13所示。该试验通过电火花加工技术在试验轴承外圈预制故障缺陷,缺陷宽度尺寸0.86mm,缺陷图如图14所示。通过加速度计采集试验轴承振动信号,其采样频率为70Khz、轴承径向负载为200N,转速为2050r/min,轴承型号为NBC-NU205E,参数如图15所示,根据公式(39),算得外圈故障特征频率 $f_o = 179.3\text{Hz}$ 。

[0148] 试验测得振动信号波形图,如图16所示。为了验证该方法的可行性,加入-10dB的高斯噪音进行分析,如图17所示,从图17中可以看出图16的高幅值、周期性的冲击信号被高斯噪音所淹没。对含噪音时域信号进行Teager能量算子(TE0)解调分析,得到TE0包络谱图如图18所示,从图中可以看出外圈故障特征频率并不是很明显,随着噪音的增加,故障特征

频率随时都可能被它所淹没。

[0149] 通过S0算法对VMD参数 $[\alpha, K]$ 进行优化,参数设定如图2所示。优化收敛曲线如图19所示,得到最小EKR为2.7544,对应的最佳VMD参数 $[\alpha, K]$ 为[126, 10]。用最佳VMD参数对含噪声信号进行分解,获得10个模态分量,如图20所示计算所有IMF的EKR指标值,进行筛选有效IMF分量,计算结果如图21所示。取出最小EKR对应的IMF5进行分析,时域波形如图22所示,TEO包络谱如图23所示。从图23中可以观察出外圈故障特征频率的1倍频至5倍频率。为了验证筛选指标的有效性,选取EKR第二小的IMF7进行分析,时域波形如图24所示,TEO包络谱如图25所示,从图25中难以观察出外圈故障特征频率以此验证了筛选指标可行性。

[0150] 实施例3滚动轴承内圈故障诊断如图26-29所示,按照图1的流程图进行分析,步骤如下:

[0151] (1) 首先,初始化S0优化算法和待优化目标的参数。S0中维度 $Dim=2$ ,蛇群数量 $X=30$ ,最大迭代次数 $T=50$ ,当前迭代次数 $t=0$ 。VMD中惩罚因子 $\alpha$ 和分解层数 $k$ 的搜索范围为[100, 3000], [2, 13]。其次,通过流程图右半部分进行优化VMD,即利用S0算法优化VMD,当满足了最大迭代次数时,会获得一个最佳参数和返回一组最佳VMD参数 $K$ 和 $\alpha$ ,实例1中最佳EKR=2.83,对应的 $k$ 和 $\alpha$ 为[7, 597];

[0152] (2) 进行优化VMD分解。利用返回的最优 $k$ 和 $\alpha$ ,即[7, 597],对内圈振动信号进行7层分解,可以获得7个IMF;

[0153] (3) 进行信号重构。计算7个IMF对应的EKR值,寻找出7个里面最小的EKR值对应的信号进行信号的重构;

[0154] (4) 进行故障特征提取。信号重构好后,利用TEO计算重构信号的能量,后对能量进行FFT(快速傅里叶变换)可获得能量谱,从能量谱中可以获取轴承的故障特征频率,获取到了转频35Hz和内圈故障特征频率180Hz和相应的2至3倍频;

[0155] (5) 最终故障分析。按滚动轴承结构参数计算出理论的轴承故障特征频率,将步骤4获得的故障特征频率与理论的进行比较,由于实际中轴承可能受滑动、磨损和结构参数不准确的影响,这可能使得理论故障特征频率和实际故障特征频率之间存在着一些差异。

[0156] 因此,利用S0算法能够自适应地筛选出最优VMD参数,解决了VMD参数难以选择和模态混叠等问题。利用EKR指标能有效地筛选出包含故障信息最多的IMF分量,为后续分析提高了效率。

[0157] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均包含在本发明的保护范围之内。

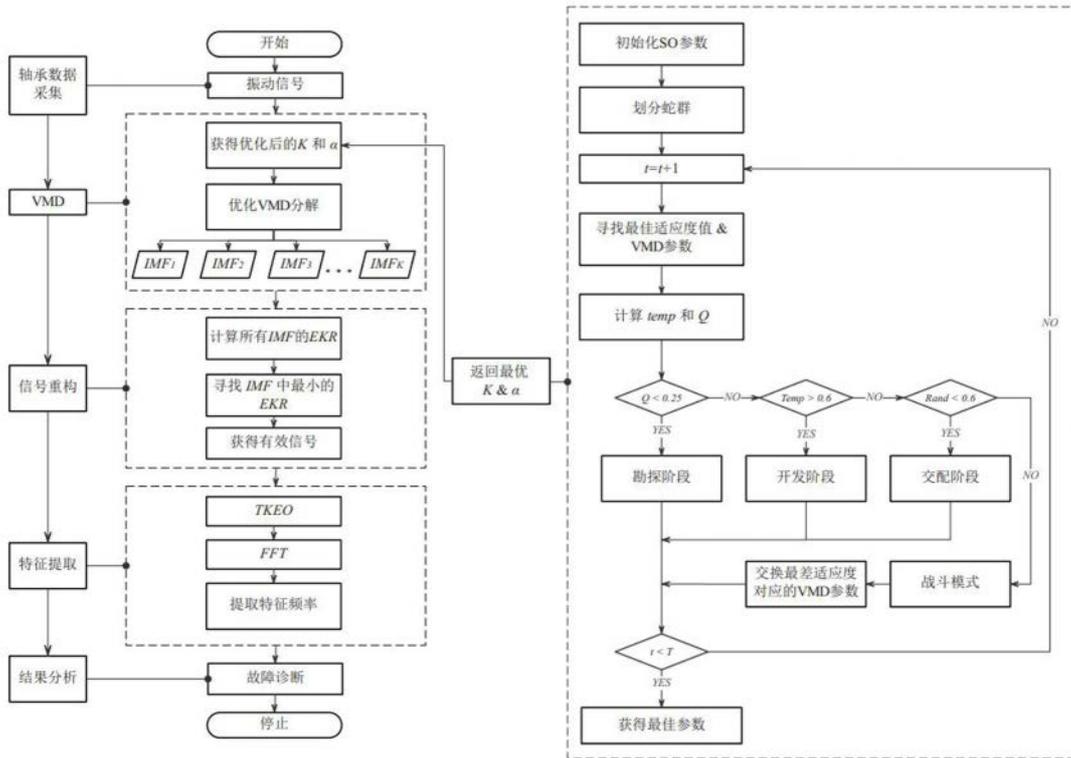


图 1

S0 参数初始化

Tab.1 Parameter initialization of snake optimization

$Dim$	$X_{min}$	$X_{max}$	$X$	$T$	$t$
2	[100,2]	[3000,13]	30	50	0

图 2

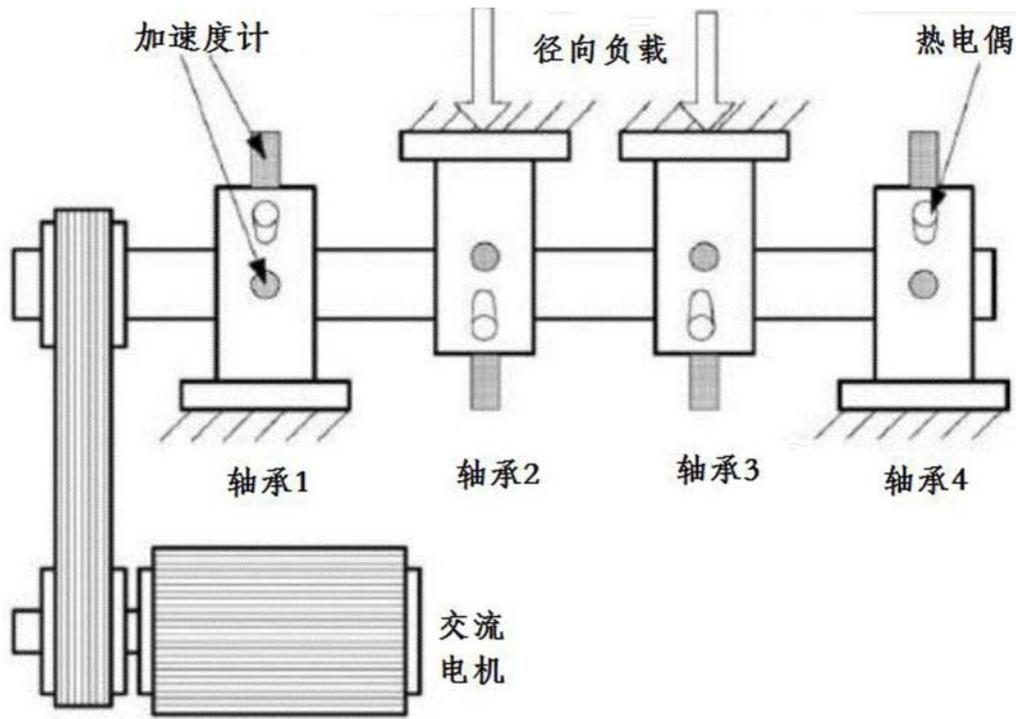


图 3

ZA2115 轴承结构参数

Structural parameters of ZA2115 bearing

参数	数值
节径/mm	71.5
滚动体直径/mm	8.4
滚动体数量	16
接触角	15.17°

图 4

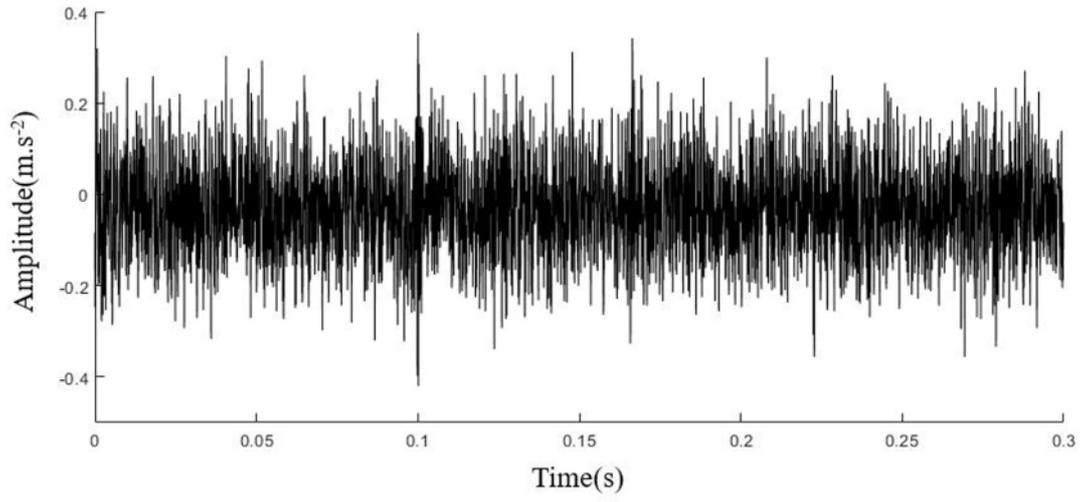


图 5

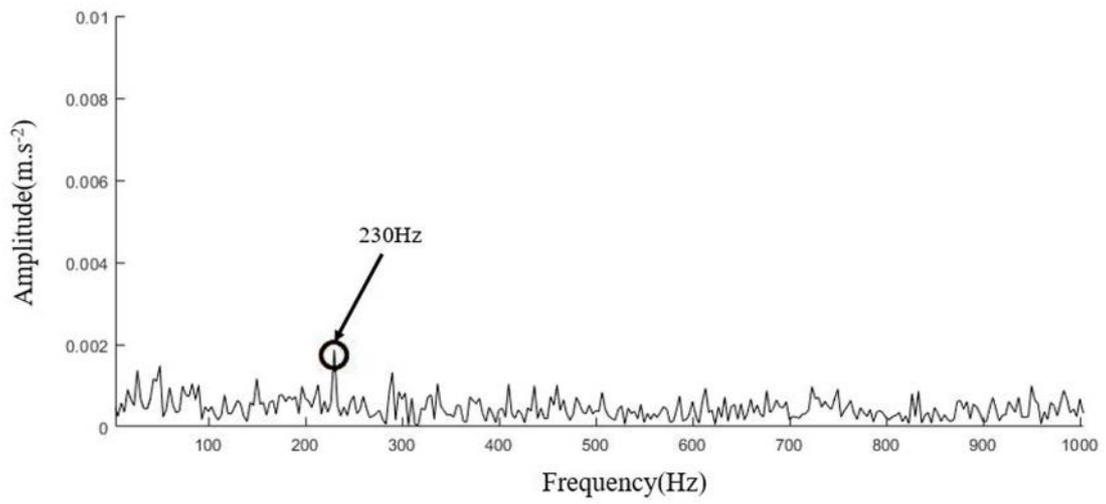


图 6

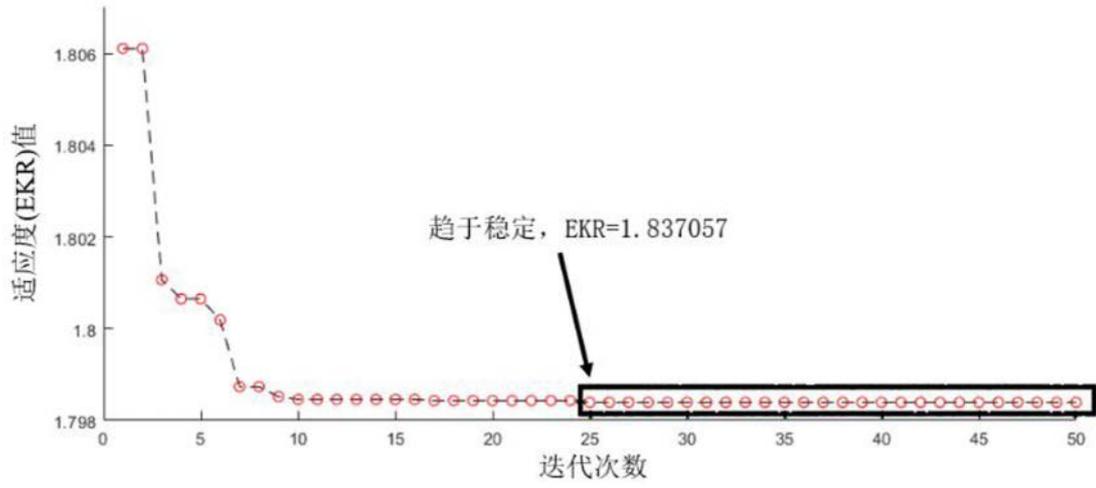


图 7

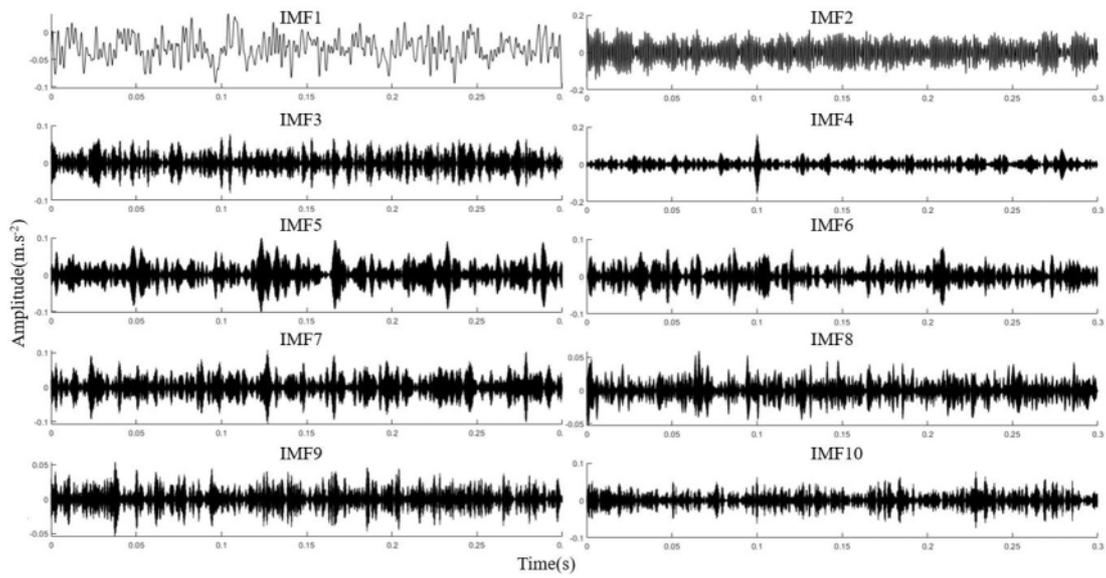


图 8

所有 IMF 的 EKR 值<sup>↵</sup>  
All IMF EKR values<sup>↵</sup>

分量 <sup>↵</sup>	EKR <sup>↵</sup>
IMF1 <sup>↵</sup>	3.919214 <sup>↵</sup>
IMF2 <sup>↵</sup>	5.588962 <sup>↵</sup>
IMF3 <sup>↵</sup>	1.837057 <sup>↵</sup>
IMF4 <sup>↵</sup>	3.915955 <sup>↵</sup>
IMF5 <sup>↵</sup>	3.101653 <sup>↵</sup>
IMF6 <sup>↵</sup>	3.394720 <sup>↵</sup>
IMF7 <sup>↵</sup>	3.535718 <sup>↵</sup>
IMF8 <sup>↵</sup>	3.447538 <sup>↵</sup>
IMF9 <sup>↵</sup>	3.457204 <sup>↵</sup>
IMF10 <sup>↵</sup>	3.584334 <sup>↵</sup>

图 9

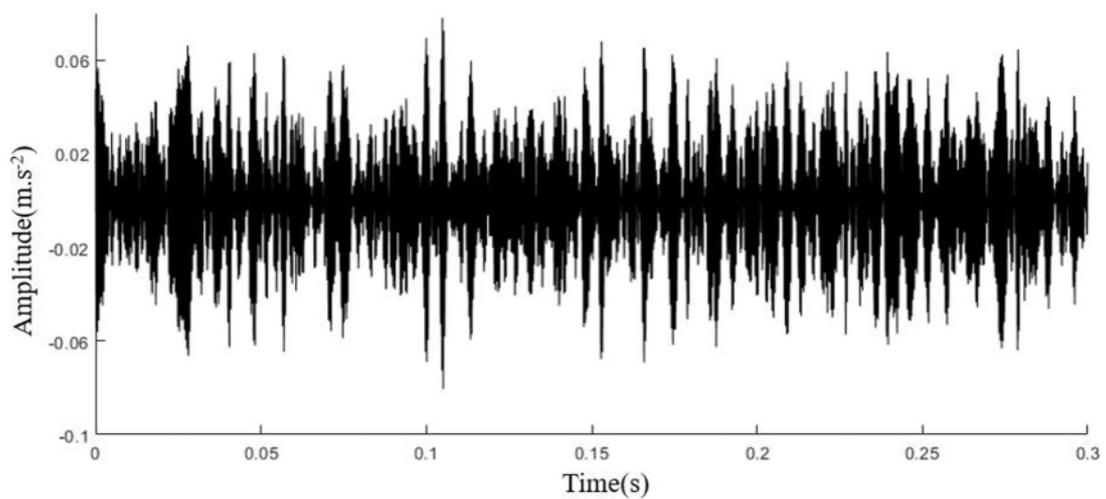


图 10

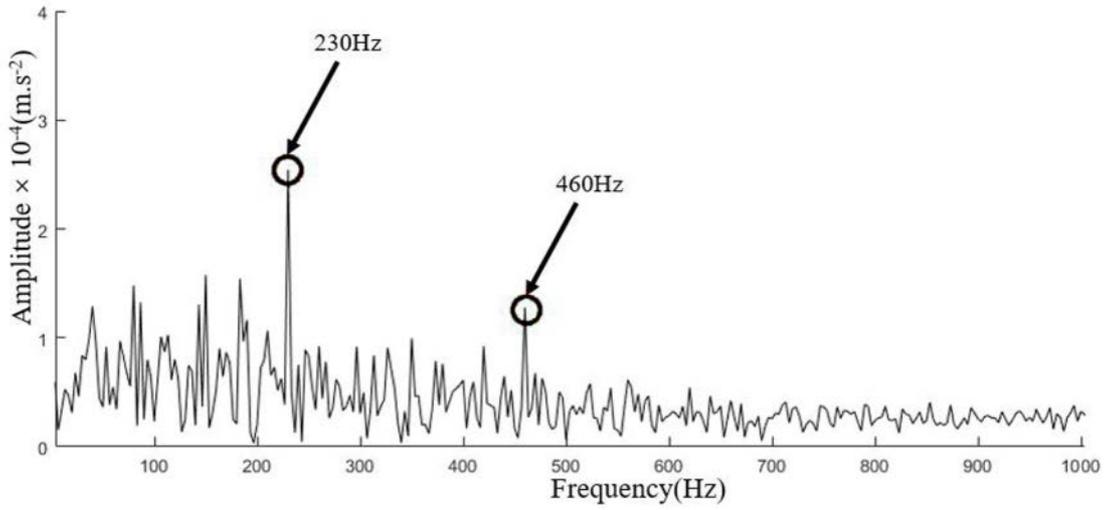


图 11



图 12

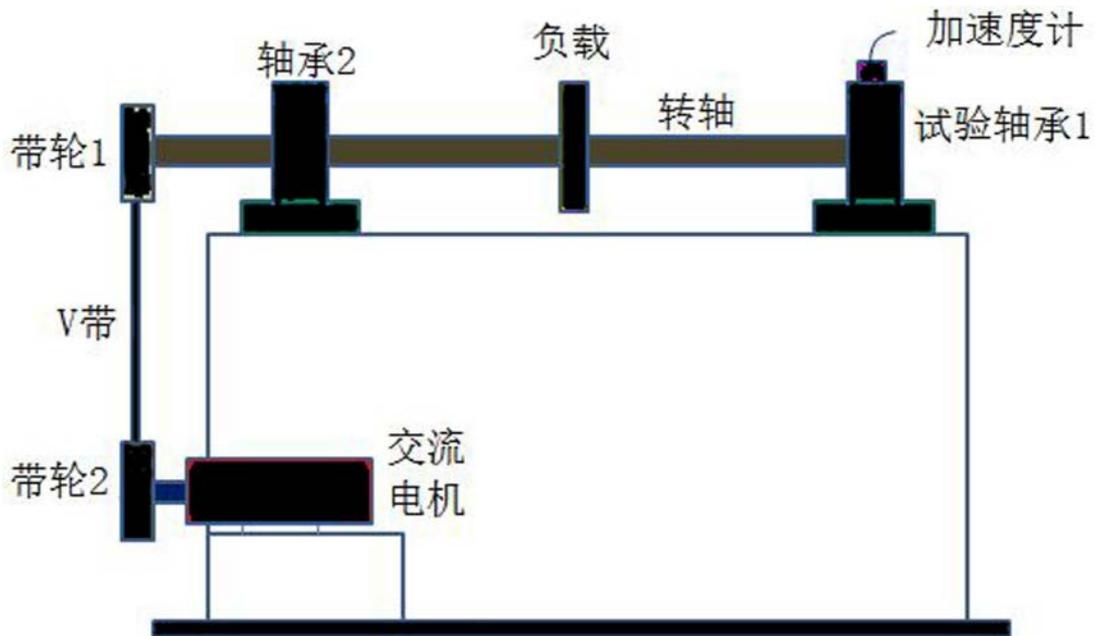


图 13



图 14

## NU205E 轴承结构参数

## Structural parameters of NU205E bearing

参数	数值
外圈直径/mm	52
内圈直径/mm	25
节径/mm	38.9
滚动体直径/mm	7.5
滚动体数量	13
接触角	0°

图 15

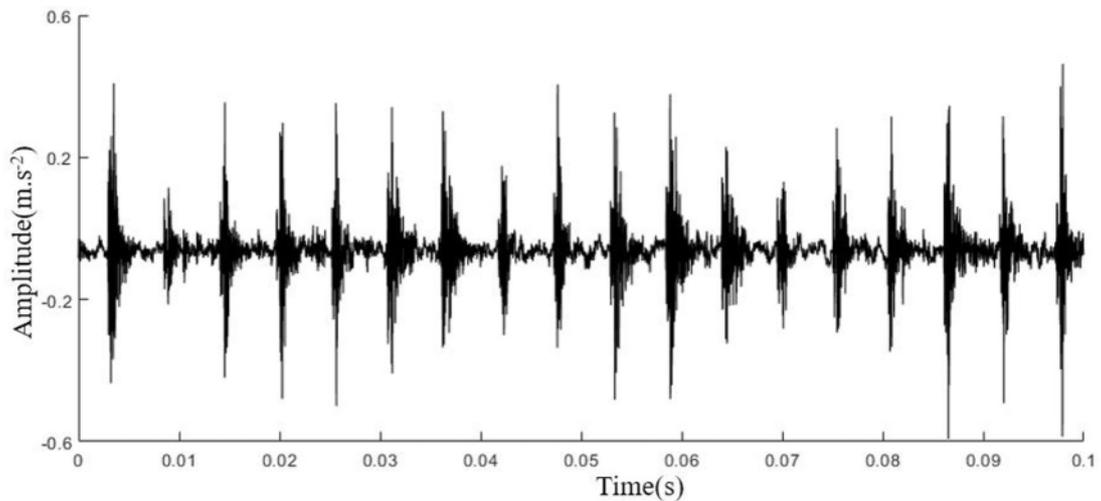


图 16

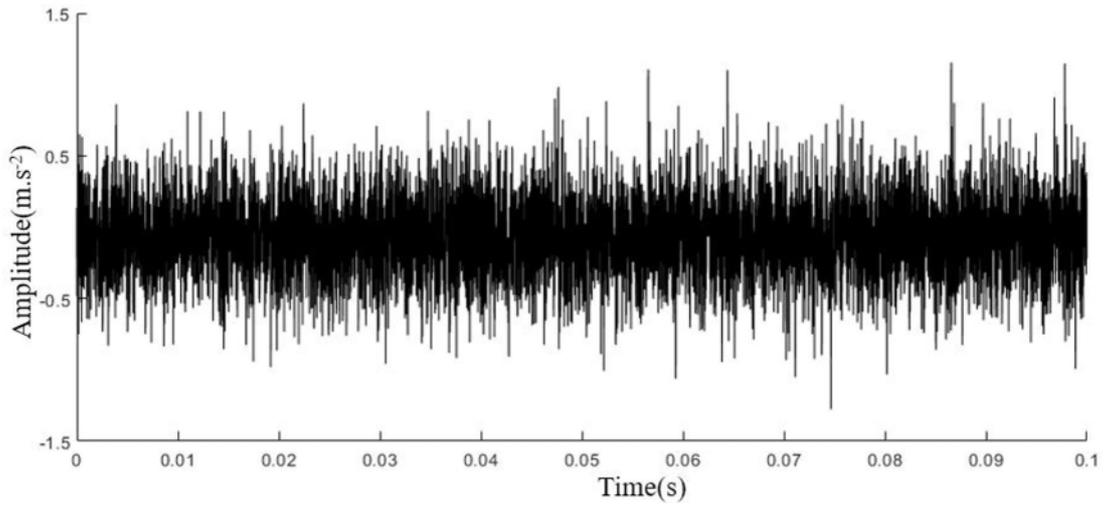


图 17

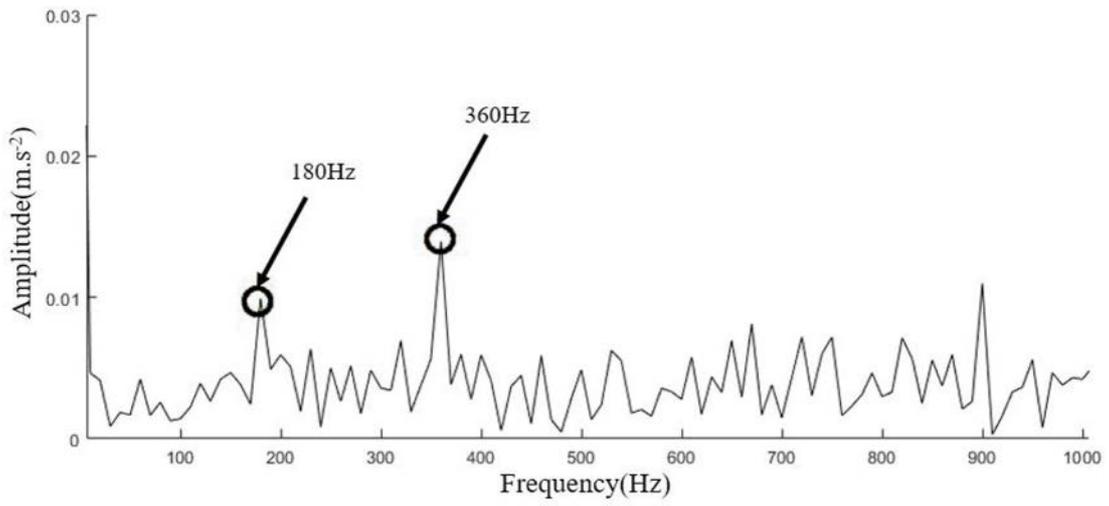


图 18

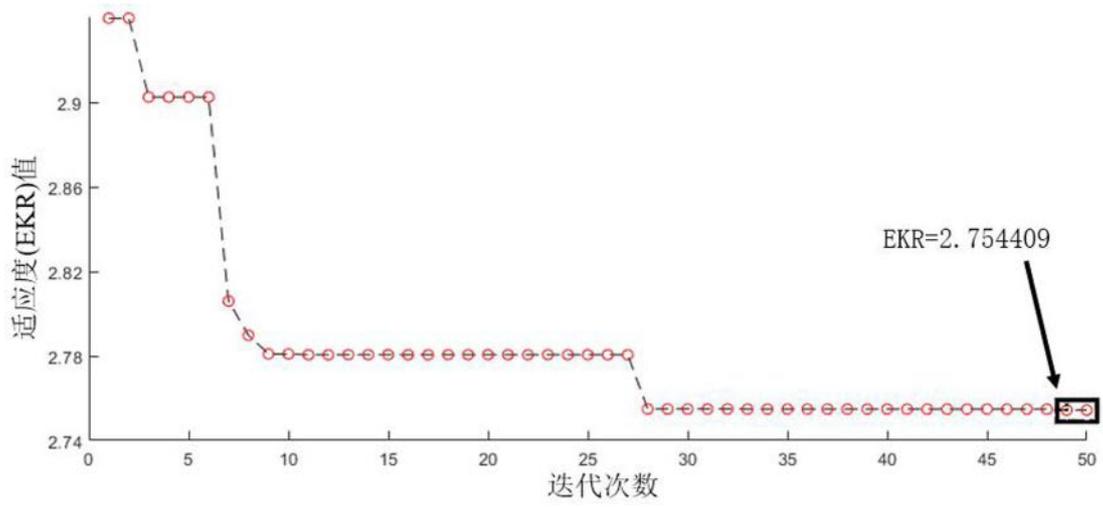


图 19

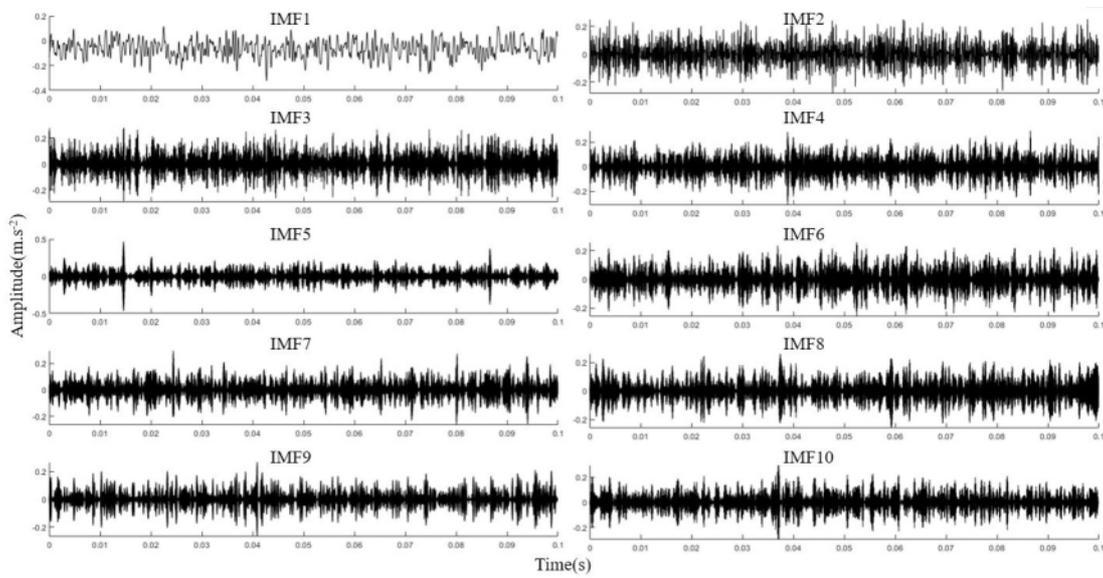


图 20

## 所有 IMF 的 EKR 值↵

## All IMF EKR values↵

分量↵	EKR↵
IMF1↵	3.954722↵
IMF2↵	4.005185↵
IMF3↵	4.044796↵
IMF4↵	3.998690↵
IMF5↵	2.754409↵
IMF6↵	3.927071↵
IMF7↵	3.683346↵
IMF8↵	3.879501↵
IMF9↵	3.807484↵
IMF10↵	3.693268↵

05r

图 21

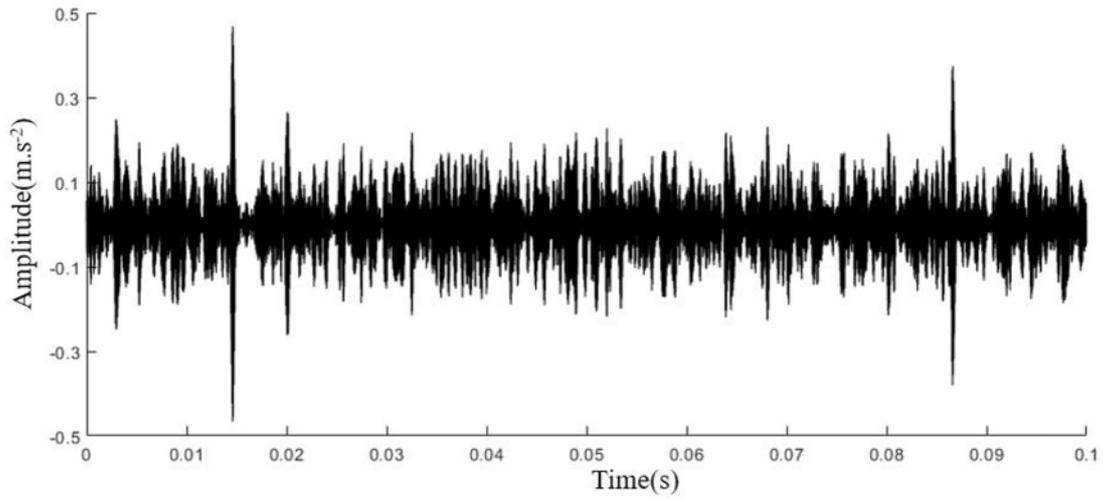


图 22

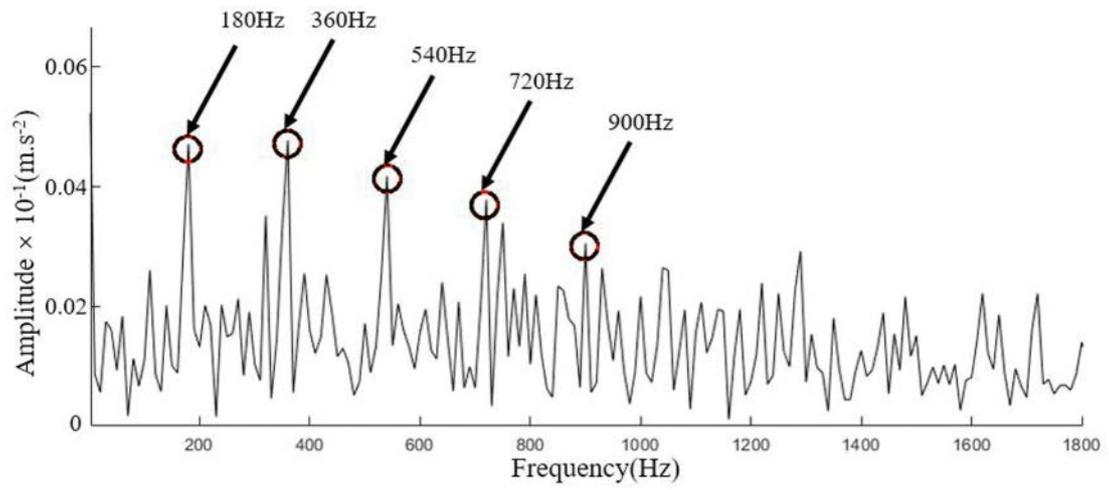


图 23

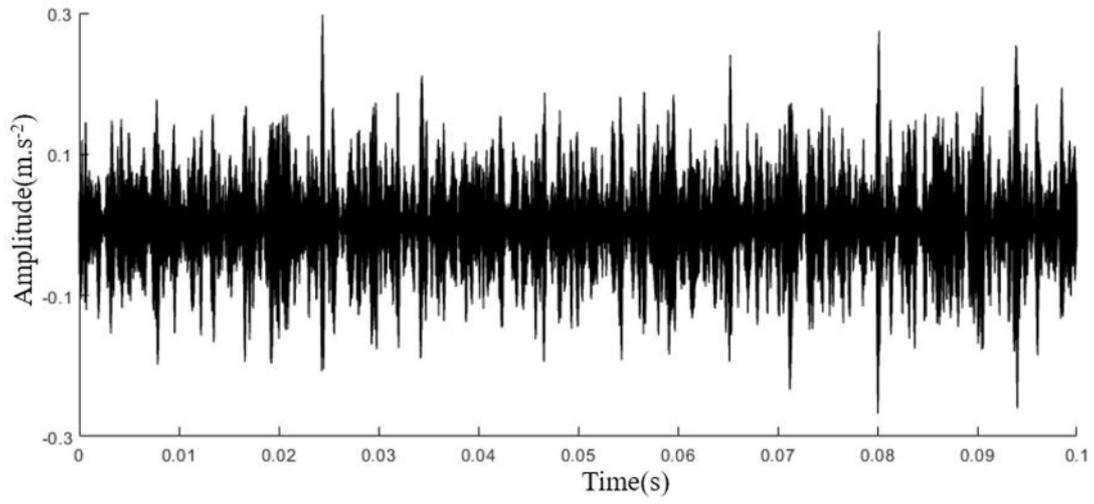


图 24

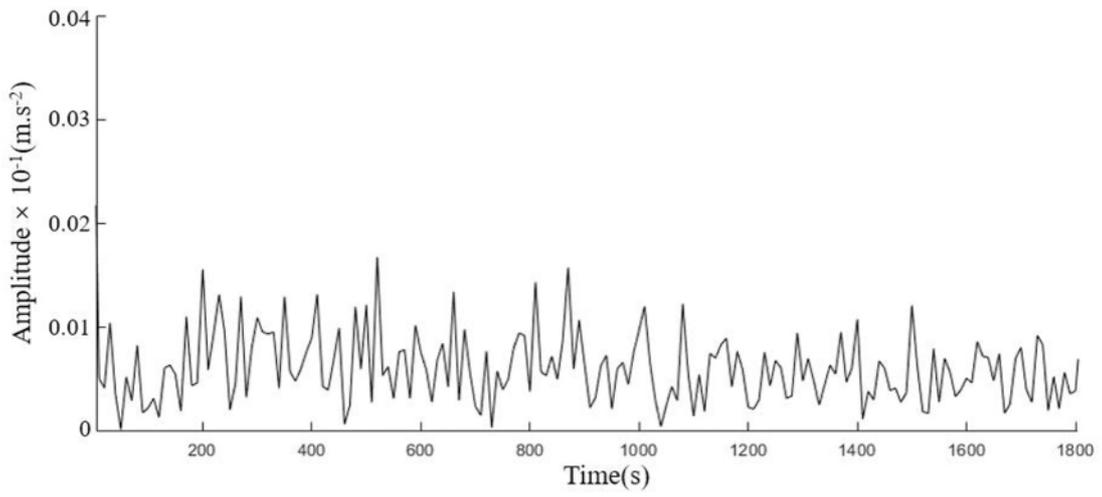


图 25



图 26

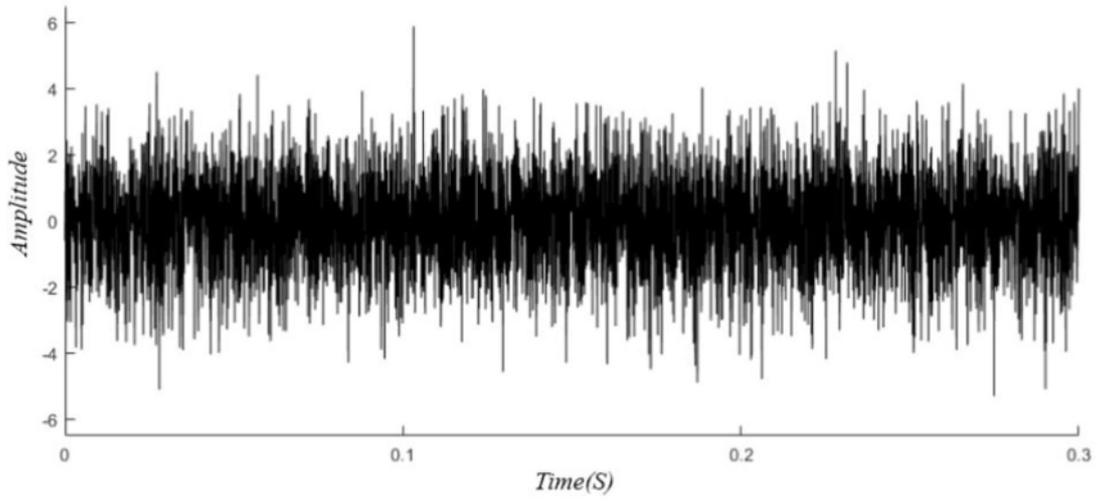


图 27

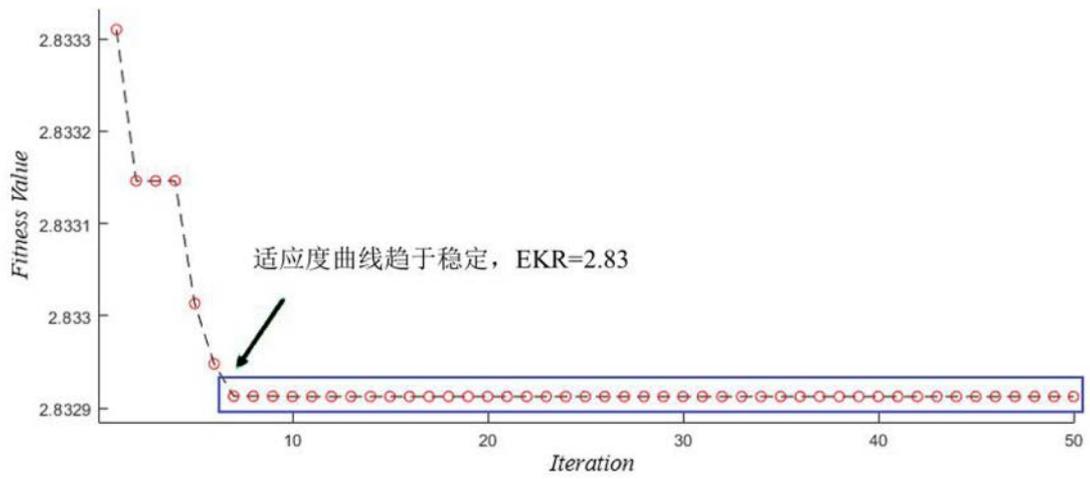


图 28

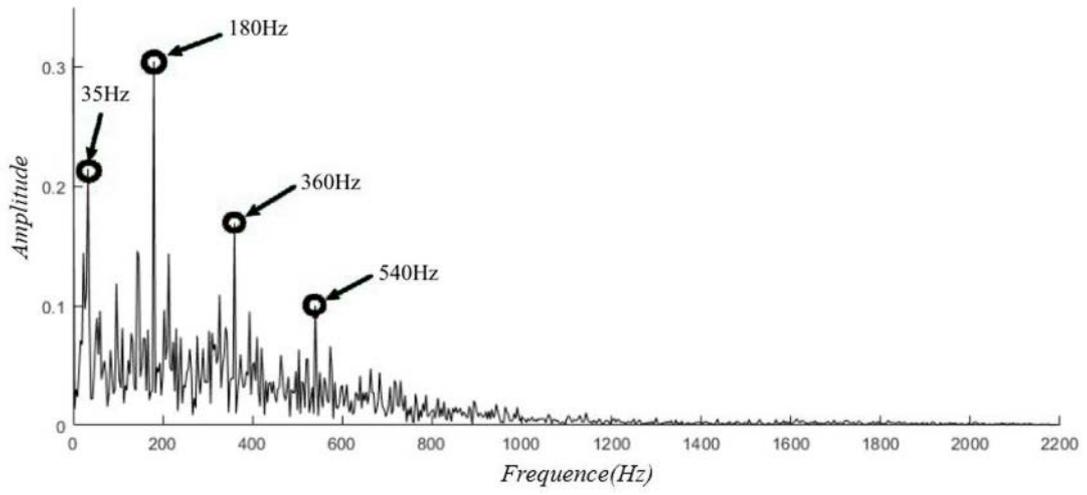


图 29