



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108507783 B

(45)授权公告日 2020.06.23

(21)申请号 201810207682.1

G06K 9/00(2006.01)

(22)申请日 2018.03.14

审查员 宋睿

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108507783 A

(43)申请公布日 2018.09.07

(73)专利权人 湖南大学

地址 410082 湖南省长沙市岳麓区麓山南路2号

(72)发明人 程军圣 李娟 舒文婷

(74)专利代理机构 长沙市融智专利事务所(普通合伙) 43114

代理人 龚燕妮

(51)Int.Cl.

G01M 13/021(2019.01)

G01M 13/028(2019.01)

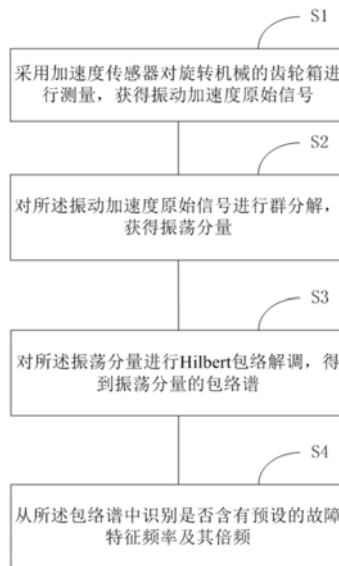
权利要求书3页 说明书9页 附图5页

(54)发明名称

一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,包括:步骤S1:采用加速度传感器对旋转机械的齿轮箱进行测量,获得振动加速度原始信号x(n);步骤S2:对振动加速度原始信号x(n)进行群分解,获得振荡分量OC_m(n);步骤S3:对振荡分量OC_m(n)进行Hilbert包络解调,得到振荡分量的包络谱X_{OC_m}(f);步骤S4:从包络谱X_{OC_m}(f)中识别是否含有预设的故障特征频率及其倍频。本发明采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率具有物理意义的单一模态振荡分量,对振荡分量进行包络解调得到分量包络谱,对包络谱进行分析,确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。



1. 一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,其特征在于,包括:

步骤S1:采用加速度传感器对旋转机械的齿轮箱进行测量,获得振动加速度原始信号 $x(n)$;

步骤S2:对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解,获得振荡分量 $OC_m(n)$;

步骤S3:对所述振荡分量 $OC_m(n)$ 进行Hilbert包络解调,得到振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$;

步骤S4:从所述包络谱 $X_{oc_m}(f)$ 中识别是否含有预设的故障特征频率及其倍频:若含有故障特征频率及其倍频,则说明旋转机械的齿轮箱存在故障。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述步骤S2中对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解的具体步骤为:

步骤S21:根据韦尔奇算法求取振动加速度原始信号 $x(n)$ 的功率谱 $S_x(\omega)$,根据所述功率谱 $S_x(\omega)$ 的峰值确定原始信号中心频率 ω_{dom}^q ;

$$\omega_{dom}^q = \arg \max_{\omega} (S_x(\omega) > P_{th});$$

其中,q表示 ω_{dom} 第q次被选为中心频率, ω 为角频率, p_{th} 为中心频率选择阈值, $0 < p_{th} < 1$;

步骤S22:根据下述公式确定SwF群滤波处理的输入参数M和 δ :

$$M(\hat{\omega}) = [33.46 \cdot \hat{\omega}^{-0.735} - 29.1];$$

$$\delta(\hat{\omega}) = -1.5 \cdot \hat{\omega}^2 + 3.545 \cdot \hat{\omega} - 0.01;$$

其中, $\hat{\omega}$ 为归一化中心频率;

步骤S23:对振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行SwF群滤波处理,得到中心频率为 ω_{dom} 的初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$;

步骤S24:用振动加速度原始信号 $x(n)$ 减去初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$,得到中间振动信号 $x'(n)$;

$$x'(n) = x(n) - \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n);$$

步骤S25:当 $S_x(\omega) > P_{th}$ 时,利用步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为新的振动加速度原始信号 $x(n)$ 重复步骤S21到步骤S24;当 $S_x(\omega) \leq P_{th}$ 时,将步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为振动加速度原始信号的余量 $Res(n)$,即 $Res(n) = x'(n)$;

步骤S26:根据下述公式,计算振荡分量 $OC_m(n)$:

$$OC_m \equiv c_{\omega}(n), \forall m = 1, \dots, |\Omega_{dominant}|;$$

$$c_{\omega}(n) = \sum_q \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n), \forall \omega \in \Omega_{dominant};$$

$$\Omega_{dominant} : \{ \omega : \omega = \omega_{dom} \};$$

其中, $\Omega_{dominant}$ 为所有中心频率的集合; $|\Omega_{dominant}|$ 为集合 $\Omega_{dominant}$ 的长度。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述步骤S23中SwF群滤波处理通过模拟群体捕食者行为建立滤波模型。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述步骤S23中对振动加速度原始信号 x

(n) 进行SwF群滤波处理的输入参数为 $x(n)$ 、 M 和 δ , 假设有 M 个捕食者追赶猎物, 猎物的运动轨迹 p_{prey} 即为输入参数 $x(n)$, 输出参数 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$ 由 M 个捕食者运动轨迹计算得出, 具体步骤为:

步骤S231: 求第 i 个捕食者在第 n 个位置时的速度和位置坐标:

$$v_i(n) = \begin{cases} v_i(n-1) + \delta \cdot (F_{Dr,i}^n + F_{Coh,i}^n), & n \in [1, L] \\ 0, & n = 0 \end{cases};$$

$$p_i(n) = \begin{cases} p_i(n-1) + \delta \cdot v_i(n), & n \in [1, L] \\ p_{prey}(n) + d_{cr} \cdot (i-1 - \frac{M}{2}), \forall_i = 1, \dots, M, & n = 0 \end{cases};$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M$, δ 为模拟时间间隔;

步骤S232: 求猎物对第 i 个捕食者的引力 $F_{Dr,i}^n$ 和第 i 个捕食者受到的内聚力 $F_{Coh,i}^n$:

$$F_{Dr,i}^n = p_{prey}(n) - p_i(n-1);$$

$$F_{Coh,i}^n = \frac{1}{M-1} \cdot \sum_{i'=1, i' \neq i}^M f(d_{i,i'});$$

$$f(d_{i,i'}) = -\text{sgn}(d) \cdot \ln\left(\frac{|d_{i,i'}|}{d_{cr}}\right);$$

$$d_{i,j} = p_i(n-1) - p_{i'}(n-1);$$

其中, $\text{sgn}(d)$ 表示符号函数, $f(d_{i,i'})$ 表示第 i' 个捕食者对第 i 个捕食者的内聚力, $d_{i,i'}$ 为两个捕食者的距离, d_{cr} 是捕食者之间既不存在引力又不存在斥力的距离, $d_{cr} = \text{rms}(x(n))$, rms 表示振动加速度原始信号 $x(n)$ 的均方根值;

步骤S233: 重复步骤S231到步骤S232, 直到 $n=L$, 其中, L 为振动加速度原始信号 $x(n)$ 的长度;

步骤S234: 求捕食者运动轨迹的加权平均值 $y(n) = \beta \cdot \sum_{i=1}^M p_i(n)$;

其中, β 为加权因子且 $\beta = 0.005$;

步骤S235: 计算 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的StD值, StD定义如下:

$$\text{StD} = \sum_n \frac{|y(n) - x(n)|^2}{x(n)^2};$$

步骤S236: 重复步骤S231到步骤S235, 直到 $\text{StD} < \text{StD}_{th}$, 其中 StD_{th} 为StD阈值, 且 $0 < \text{StD}_{th} < 1$, 此时 $x''(n) = y(n)$;

步骤S237: 计算SwF群滤波处理的输出参数初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$:

$$\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n) = x'(n - \tau_{delay});$$

$$\tau_{delay} = \arg \max_{\tau} (R_{(x, x')}(\tau));$$

其中, τ 为延迟时间, τ_{delay} 为互相关函数最大处延迟时间, $R_{(x, x')}(\tau)$ 为互相关函数, 且 $-(L-1) \leq \tau \leq (L-1)$ 。

5. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述步骤S3中对所述振荡分量进行Hilbert包络解调的具体步骤为:

步骤S31: 构造解析信号 $q_m(n)$:

$$q_m(n) = OC_m(n) + jOC_m'(n);$$

$$OC_m'(n) = \text{Hilbert}(OC_m(n));$$

其中, j 为虚数单位; $q_m(n)$ 为第 m 个振荡分量 $OC_m(n)$ 的解析信号; Hilbert 为离散信号希尔伯特变换; $OC_m'(n)$ 为 $OC_m(n)$ 的 Hilbert 变换结果;

步骤 S32: 计算振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$:

$$X_{oc_m}(f) = \text{FFT}(|a_m(n)|);$$

$$|a_m(n)| = \sqrt{OC_m(n)^2 + OC_m'(n)^2};$$

其中, FFT 表示快速傅里叶变换, $a_m(n)$ 为 $q_m(n)$ 的包络信号。

6. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述步骤 S1 中的加速度传感器为压电式加速度传感器。

一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法

技术领域

[0001] 本发明涉及机械故障诊断技术领域,尤其涉及一种基于群分解分解的旋转机械复合故障诊断方法。

背景技术

[0002] 具有齿轮、轴承的机械设备故障,一般具有周期性的脉冲冲击力,产生振动信号的调制现象。调制信号频谱包含丰富的故障信息,采用解调分析方法从信号中提取调制信息,分析其强度和频次就可以判断零件的故障程度和类型。Hilbert解调方法是目前振动信号解调分析最为常用的方法,此方法可以研究信号的幅值包络、瞬时相位和瞬时频率。但是Hilbert变化要求信号具有窄带、单频率成分的特性。而旋转机械振动信号常为多分量的调制信号,因此需要将振动信号分解为单一模态的信号。振动信号具有非线性、非平稳特性,目前非平稳信号分解方法中,常用的有小波分解方法和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,简称EMD)方法。小波分析能同时提供振动信号的时域和频域的局部化信,具有多尺度特性和“数学显微”特性,但需要人为选择基函数,缺乏自适应性。EMD方法将非线性非稳定信号分解成若干个具有物理意义的固有模态函数(Intrinsic Mode Function,简称IMF)之和,可根据信号局部时变特征进行自适应分解,但EMD没有合适的数学模型,缺乏严格的数学基础,存在端点效应和模态混叠等缺陷。同时,EMD分量带宽较大,不能分解频率接近的两个频率成分。

[0003] 由此可见,在现有技术中,缺乏有效且准确的方法来对旋转机械的复合故障进行诊断。

发明内容

[0004] 为了解决采用现有技术在旋转机械复合故障诊断过程中存在的技术问题,本发明提供了一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,通过采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率的单一模态振动分量,对振荡分量进行包络解调得到分量包络谱,对包络谱进行分析,确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。其中,“群分解方法”是希腊亚里士多德大学研究人员提出的一种新的分解方法,其英文名为“swarm decomposition”,最早被用于处理脑电信号。

[0005] 本发明提供了一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,包括:

[0006] 步骤S1:采用加速度传感器对旋转机械的齿轮箱进行测量,获得振动加速度原始信号 $x(n)$;

[0007] 步骤S2:对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解,获得振荡分量 $OC_m(n)$;

[0008] 步骤S3:对所述振荡分量 $OC_m(n)$ 进行Hilbert包络解调,得到振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$;

[0009] 步骤S4:从所述包络谱 $X_{oc_m}(f)$ 中识别是否含有预设的故障特征频率及其倍频:若

含有故障特征频率及其倍频,则说明旋转机械的齿轮箱存在故障。

[0010] 本发明采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率的单一模态振动分量,对振荡分量进行包络解调得到分量包络谱,对包络谱进行分析,确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。其中,振动加速度原始信号 $x(n)$ 为离散序列,其采样频率取最高分析频率的3-5倍。

[0011] 进一步的,所述步骤S2中对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解的具体步骤为:

[0012] 步骤S21:根据韦尔奇算法求取振动加速度原始信号 $x(n)$ 的功率谱 $S_x(\omega)$,根据所述功率谱 $S_x(\omega)$ 的峰值确定原始信号中心频率 ω_{dom}^q ;

$$[0013] \quad \omega_{dom}^q = \arg \max_{\omega} (S_x(\omega) > P_{th});$$

[0014] 其中, q 表示 ω_{dom} 第 q 次被选为中心频率, ω 为角频率, p_{th} 为中心频率选择阈值, $0 < p_{th} < 1$;

[0015] 步骤S22:根据下述公式确定SwF群滤波处理的输入参数 M 和 δ :

$$[0016] \quad M(\hat{\omega}) = [33.46 \cdot \hat{\omega}^{-0.735} - 29.1];$$

$$[0017] \quad \delta(\hat{\omega}) = -1.5 \cdot \hat{\omega}^2 + 3.545 \cdot \hat{\omega} - 0.01;$$

[0018] 其中, $\hat{\omega}$ 为归一化中心频率;

[0019] 步骤S23:对振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行SwF群滤波处理,得到中心频率为 ω_{dom} 的初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$;

[0020] 步骤S24:用振动加速度原始信号 $x(n)$ 减去初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$,得到中间振动信号 $x'(n)$:

$$[0021] \quad x'(n) = x(n) - \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n);$$

[0022] 步骤S25:当 $S_x(\omega) > P_{th}, \forall \omega$ 时,利用步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为新的振动加速度原始信号 $x(n)$ 重复步骤S21到步骤S24;当 $S_x(\omega) \leq P_{th}, \forall \omega$ 时,将步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为振动加速度原始信号的余量 $Res(n)$,即 $Res(n) = x'(n)$;

[0023] 步骤S26:根据下述公式,计算振荡分量 $OC_m(n)$:

$$[0024] \quad OC_m(n) \equiv c_{\omega}(n), \forall m = 1, \dots, |\Omega_{do\ min\ ant}|;$$

$$[0025] \quad c_{\omega}(n) = \sum_q \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n), \forall \omega \in \Omega_{do\ min\ ant};$$

$$[0026] \quad \Omega_{do\ min\ ant} = \{\omega : \omega = \omega_{dom}\};$$

[0027] 其中, $\Omega_{do\ min\ ant}$ 为所有中心频率的集合; $|\Omega_{do\ min\ ant}|$ 为集合 $\Omega_{do\ min\ ant}$ 的长度。

[0028] 在本发明方案中,采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率的单一模态振动分量,从而能够通过各个单一模态振动分量进行研究,来判断旋转机械是否存在故障。同时,在滤波过程中,利用韦尔奇法计算信号的功率谱,而韦尔奇功率谱较以往功率谱具有更高的频率分辨率,从而使得该方法具有更高的频率分辨能力,能够从强振动信号中提取微弱故障特征,较EMD等传统方法更适合进行旋转机械复合故障诊断。

[0029] 进一步的,所述步骤S23中SwF群滤波处理通过模拟群体捕食者行为建立滤波模型。

[0030] 进一步的,所述步骤S23中对振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行SwF群滤波处理的输入参数为 $x(n)$ 、 M 和 δ ,假设有 M 个捕食者追赶猎物,猎物的运动轨迹 p_{prey} 即为输入参数 $x(n)$,输出参数 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n)$ 由 M 个捕食者运动轨迹计算得出,具体步骤为:

[0031] 步骤S231:求第 i 个捕食者在第 n 个位置时的速度和位置坐标:

$$[0032] \quad v_i(n) = \begin{cases} v_i(n-1) + \delta \cdot (F_{Dr,i}^n + F_{Coh,i}^n), n \in [1, L]; \\ 0, n = 0 \end{cases};$$

$$[0033] \quad p_i(n) = \begin{cases} p_i(n-1) + \delta \cdot v_i(n), n \in [1, L] \\ p_{prey}(n) + d_{cr} \cdot (i-1 - \frac{M}{2}), \forall i = 1, \dots, M, n = 0 \end{cases};$$

[0034] 其中, $i = 1, 2, \dots, M$, δ 为模拟时间间隔;

[0035] 步骤S232:求猎物对第 i 个捕食者的引力 $F_{Dr,i}^n$ 和第 i 个捕食者受到的内聚力 $F_{Coh,i}^n$:

$$[0036] \quad F_{Dr,i}^n = p_{prey}(n) - p_i(n-1);$$

$$[0037] \quad F_{Coh,i}^n = \frac{1}{M-1} \cdot \sum_{i'=1, i' \neq i}^M f(d_{i,i'});$$

$$[0038] \quad f(d_{i,i'}) = -\text{sgn}(d) \cdot \ln\left(\frac{|d_{i,i'}|}{d_{cr}}\right);$$

$$[0039] \quad d_{i,i'} = p_i(n-1) - p_{i'}(n-1);$$

[0040] 其中, $\text{sgn}(d)$ 表示符号函数, $f(d_{i,i'})$ 表示第 i' 个捕食者对第 i 个捕食者的内聚力, $d_{i,i'}$ 为两个捕食者的距离。 d_{cr} 是捕食者之间既不存在引力又不存在斥力的距离, $d_{cr} = \text{rms}(x(n))$, rms 表示振动加速度原始信号 $x(n)$ 的均方根值;

[0041] 步骤S233:重复步骤S231到步骤S232,直到 $n=L$,其中, L 为振动加速度原始信号 $x(n)$ 的长度;

$$[0042] \quad \text{步骤S234:求捕食者运动轨迹的加权平均值 } y(n) = \beta \cdot \sum_{i=1}^M p_i(n);$$

[0043] 其中, β 为加权因子且 $\beta = 0.005$;

[0044] 步骤S235:计算 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的StD值,StD定义如下:

$$[0045] \quad \text{StD} = \sum_n \frac{|y(n) - x(n)|^2}{x(n)^2};$$

[0046] 步骤S236:重复步骤S231到步骤S235,直到 $\text{StD} < \text{StD}_{th}$,其中, StD_{th} 为StD阈值,且 $0 < \text{StD}_{th} < 1$,此时 $x''(n) = y(n)$;

[0047] 步骤S237:计算SwF群滤波处理的输出参数初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n)$:

$$[0048] \quad \tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n) = x'(n - \tau_{delay});$$

$$[0049] \quad \tau_{delay} = \arg \max_{\tau} (R_{(x,x')}(\tau));$$

[0050] 其中, τ 为延迟时间, τ_{delay} 为互相关函数最大处延迟时间, $R_{(x,x')}(\tau)$ 为互相关函数且 $-(L-1) \leq \tau \leq (L-1)$ 。

[0051] 本发明采用的SwF群滤波处理模型是一种群体智能算法,可以通过模拟群体捕食行为对振动信号进行自适应分解,使得本发明具有更高的频率分辨能力,能够从强振动信号中提取微弱故障特征。

[0052] 进一步的,所述步骤S3中对所述振荡分量进行Hilbert包络解调的具体步骤为:

[0053] 步骤S31:构造解析信号 $q_m(n)$:

[0054] $q_m(n) = OC_m(n) + iOC_m'(n)$;

[0055] $OC_m'(n) = \text{Hilbert}(OC_m(n))$;

[0056] 其中, j 为虚数单位; $q_m(n)$ 为第 m 个振荡分量 $OC_m(n)$ 的解析信号;Hilbert为离散信号希尔伯特变换; $OC_m'(n)$ 为 $OC_m(n)$ 的Hilbert变换结果;

[0057] 步骤S32:计算振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$:

[0058] $X_{oc_m}(f) = \text{FFT}(|a_m(n)|)$;

[0059] $|a_m(n)| = \sqrt{OC_m(n)^2 + OC_m'(n)^2}$;

[0060] 其中,FFT表示快速傅里叶变换, $a_m(n)$ 为 $q_m(n)$ 的包络信号。

[0061] 本发明对上述步骤得到的振荡分量进行Hilbert包络解调,从而得到分量包络谱,最后对包络谱进行分析,才能确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。

[0062] 进一步的,所述步骤S1中的加速度传感器为压电式加速度传感器。

[0063] 发明人通过大量实验发现,采用压电式加速度传感器获取的原始数据,更加适合采用本发明方案进行处理。

[0064] 有益效果

[0065] 本发明提供一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率的单一模态振动分量,对振荡分量进行包络解调得到分量包络谱,对包络谱进行分析,确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。其中,通过群分解对振动信号进行分解,SwF群滤波模型是一种群体智能算法,通过模拟群体捕食行为对振动信号进行自适应分解。同时,在滤波过程中,利用韦尔奇法计算信号的功率谱,而韦尔奇功率谱较以往功率谱具有更高的频率分辨率,从而使得该方法具有更高的频率分辨能力,能够从强振动信号中提取微弱故障特征,较EMD等传统方法更适合进行旋转机械复合故障诊断。

附图说明

[0066] 图1是本发明提供的一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法的流程示意图;

[0067] 图2是本发明实施例提供的一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法的群分解流程图;

[0068] 图3是本发明实施例提供的一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法的SwF群滤波处理流程图;

[0069] 图4是本发明实施例中一次故障诊断的流程图;

[0070] 图5是本发明实施例中旋转机械复合故障振动信号时域波形图;

[0071] 图6是本发明实施例中旋转机械复合故障振动信号群分解结果图;

- [0072] 图7是本发明实施例中旋转机械复合故障振动信号的振荡分量OC的包络谱；
 [0073] 图8是本发明实施例中正常振动信号时域波形图；
 [0074] 图9是本发明实施例中正常振动信号的振荡分量OC的包络谱。

具体实施方式

[0075] 为了方便更好地理解本发明提供的方法，下面结合具体实施例进行进一步阐述。

[0076] 如图1所示，本发明提供了一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法，包括：
 步骤S1：采用加速度传感器对旋转机械的齿轮箱进行测量，获得振动加速度原始信号 $x(n)$ ；
 步骤S2：对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解，获得振荡分量 $OC_m(n)$ ；步骤S3：对所述振荡分量 $OC_m(n)$ 进行Hilbert包络解调，得到振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$ ；步骤S4：从所述包络谱 $X_{oc_m}(f)$ 中识别是否含有预设的故障特征频率及其倍频：若含有故障特征频率及其倍频，则说明旋转机械的齿轮箱存在故障。

[0077] 其中，所述步骤S2中对所述振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行群分解的具体步骤(如图2所示)为：

[0078] 步骤S21：根据韦尔奇算法求取振动加速度原始信号 $x(n)$ 的功率谱 $S_x(\omega)$ ，根据所述功率谱 $S_x(\omega)$ 的峰值确定原始信号中心频率 ω_{dom}^q ；

$$[0079] \quad \omega_{dom}^q = \arg \max_{\omega} (S_x(\omega) > P_{th}) ;$$

[0080] 其中， q 表示 ω_{dom} 第 q 次被选为中心频率， ω 为角频率， p_{th} 为中心频率选择阈值， $0 < p_{th} < 1$ ；

[0081] 步骤S22：根据下述公式确定SwF群滤波处理的输入参数 M 和 δ ：

$$[0082] \quad M(\hat{\omega}) = [33.46 \cdot \hat{\omega}^{-0.735} - 29.1] ;$$

$$[0083] \quad \delta(\hat{\omega}) = -1.5 \cdot \hat{\omega}^2 + 3.545 \cdot \hat{\omega} - 0.01 ;$$

[0084] 其中， $\hat{\omega}$ 为归一化中心频率；

[0085] 步骤S23：对振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行SwF群滤波处理，得到中心频率为 ω_{dom} 的初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$ ；

[0086] 步骤S24：用振动加速度原始信号 $x(n)$ 减去初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n)$ ，得到中间振动信号 $x'(n)$ ：

$$[0087] \quad x'(n) = x(n) - \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n) ;$$

[0088] 步骤S25：当 $S_x(\omega) > P_{th}, \forall \omega$ 时，利用步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为新的振动加速度原始信号 $x(n)$ 重复步骤S21到步骤S24；当 $S_x(\omega) \leq P_{th}, \forall \omega$ 时，将步骤S24得到的中间振动信号 $x'(n)$ 作为振动加速度原始信号的余量 $Res(n)$ ，即 $Res(n) = x'(n)$ ；

[0089] 步骤S26：根据下述公式，计算振荡分量 $OC_m(n)$ ：

$$[0090] \quad OC_m(n) \equiv c_{\omega}(n), \forall m = 1, \dots, |\Omega_{dominant}| ;$$

$$[0091] \quad c_{\omega}(n) = \sum_q \tilde{c}_{\omega_{dom}^q}(n), \forall \omega \in \Omega_{dominant} ;$$

$$[0092] \quad \Omega_{dominant} : \{ \omega : \omega = \omega_{dom} \} ;$$

[0093] 其中, $\Omega_{\text{do min ant}}$ 为所有中心频率的集合; $|\Omega_{\text{do min ant}}|$ 为集合 $\Omega_{\text{do min ant}}$ 的长度。

[0094] 如图3所示, 所述步骤S23中对振动加速度原始信号 $x(n)$ 进行SwF群滤波处理的输入参数为 $x(n)$ 、 M 和 δ , 所述SwF群滤波处理通过模拟群体捕食行为建立滤波模型, 假设有 M 个捕食者追赶猎物, 猎物的运动轨迹 p_{prey} 即为输入参数 $x(n)$, 输出参数 $\tilde{c}_{\omega_{\text{dom}}}^j(n)$ 由 M 个捕食者运动轨迹计算得出, 具体步骤为:

[0095] 步骤S231: 求第 i 个捕食者在第 n 个位置时的速度和位置坐标:

$$[0096] \quad v_i(n) = \begin{cases} v_i(n-1) + \delta \cdot (F_{\text{Dr},i}^n + F_{\text{Coh},i}^n), n \in [1, L]; \\ 0, n = 0 \end{cases};$$

$$[0097] \quad p_i(n) = \begin{cases} p_i(n-1) + \delta \cdot v_i(n), n \in [1, L] \\ p_{\text{prey}}(n) + d_{\text{cr}} \cdot (i-1 - \frac{M}{2}), \forall_i = 1, \dots, M, n = 0 \end{cases};$$

[0098] 其中, $i = 1, 2, \dots, M$, δ 为模拟时间间隔, 用于控制SwF群滤波处理的灵活性;

[0099] 步骤S232: 求猎物对第 i 个捕食者的引力 $F_{\text{Dr},i}^n$ 和第 i 个捕食者受到的内聚力 $F_{\text{Coh},i}^n$:

$$[0100] \quad F_{\text{Dr},i}^n = p_{\text{prey}}(n) - p_i(n-1);$$

$$[0101] \quad F_{\text{Coh},i}^n = \frac{1}{M-1} \cdot \sum_{i'=1, i' \neq i}^M f(d_{i,i'});$$

$$[0102] \quad f(d_{i,i'}) = -\text{sgn}(d) \cdot \ln\left(\frac{|d_{i,i'}|}{d_{\text{cr}}}\right);$$

$$[0103] \quad d_{i,i'} = p_i(n-1) - p_{i'}(n-1);$$

[0104] 其中, $\text{sgn}(d)$ 表示符号函数, $f(d_{i,i'})$ 表示第 i' 个捕食者对第 i 个捕食者的内聚力, $d_{i,i'}$ 为两个捕食者的距离。 d_{cr} 是捕食者之间既不存在引力又不存在斥力的距离, $d_{\text{cr}} = \text{rms}(x(n))$, rms 表示振动加速度原始信号 $x(n)$ 的均方根值;

[0105] 步骤S233: 重复步骤S231到步骤S232, 直到 $n=L$, 其中, L 为振动加速度原始信号 $x(n)$ 的长度;

[0106] 步骤S234: 求捕食者运动轨迹的加权平均值 $y(n) = \beta \cdot \sum_{i=1}^M p_i(n)$;

[0107] 其中, β 为加权因子且 $\beta = 0.005$;

[0108] 步骤S235: 计算 $x(n)$ 和 $y(n)$ 的StD值, StD定义如下:

$$[0109] \quad \text{StD} = \sum_n \frac{|y(n) - x(n)|^2}{x(n)^2};$$

[0110] 步骤S236: 重复步骤S231到步骤S235, 直到 $\text{StD} < \text{StD}_{\text{th}}$, 其中 StD_{th} 为StD阈值, 且 $0 < \text{StD}_{\text{th}} < 1$, 此时 $x''(n) = y(n)$;

[0111] 步骤S237: 计算SwF群滤波处理的输出参数初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{\text{dom}}}^j(n)$:

$$[0112] \quad \tilde{c}_{\omega_{\text{dom}}}^j(n) = x''(n - \tau_{\text{delay}});$$

$$[0113] \quad \tau_{\text{delay}} = \arg \max_{\tau} (R_{(x, x'')}(\tau));$$

[0114] 其中, τ 为延迟时间, τ_{delay} 为互相关函数最大处延迟时间, $R_{(x, x'')}(\tau)$ 为互相关函数且 $-(L-1) \leq \tau \leq (L-1)$ 。

[0115] 同时,步骤S3中对所述振荡分量进行Hilbert包络解调的具体步骤为:

[0116] 步骤S31:构造解析信号 $q_m(n)$:

[0117] $q_m(n) = OC_m(n) + iOC_m'(n)$;

[0118] $OC_m'(n) = \text{Hilbert}(OC_m(n))$;

[0119] 其中, j 为虚数单位; $q_m(n)$ 为第 m 个振荡分量 $OC_m(n)$ 的解析信号; Hilbert 为离散信号希尔伯特变换; $OC_m'(n)$ 为 $OC_m(n)$ 的Hilbert变换结果;

[0120] 步骤S32:计算振荡分量的包络谱 $X_{oc_m}(f)$:

[0121] $X_{oc_m}(f) = \text{FFT}(|a_m(n)|)$;

[0122] $|a_m(n)| = \sqrt{OC_m(n)^2 + OC_m'(n)^2}$;

[0123] 其中,FFT表示快速傅里叶变换, $a_m(n)$ 为 $q_m(n)$ 的包络信号。

[0124] 如图4所示,本发明提供的方法具体应用步骤如下:

[0125] 1) 将压电式加速度传感器安装在齿轮箱壳体上,采集箱振动加速度信号 $x(n)$ 。

[0126] 2) 计算原始信号 $x(n)$ 的Welch功率谱 $S_x(\omega)$ 。

[0127] 3) 找出功率谱峰值处的频率作为滤波器中心频率:

[0128] $\omega_{dom}^q = \arg \max_{\omega} (S_x(\omega) > P_{th})$ 。

[0129] 4) 计算滤波器参数:

[0130] $M(\hat{\omega}) = [33.46 \cdot \hat{\omega}^{-0.735} - 29.1]$;

[0131] $\delta(\hat{\omega}) = -1.5 \cdot \hat{\omega}^2 + 3.545 \cdot \hat{\omega} - 0.01$;

[0132] 对振动信号 $x(n)$ 进行SwF滤波,具体步骤为5~10,得到振荡分量。

[0133] 5) 得到猎物运动轨迹: $p_{prey}(n) = x(n)$ 。

[0134] 6) 求捕食者速度和位置:

[0135]
$$v_i(n) = \begin{cases} v_i(n-1) + \delta \cdot (F_{Dr,i}^n + F_{Coh,i}^n), n \in [1, L] \\ 0, n = 0 \end{cases}$$
 ;

[0136]
$$p_i(n) = \begin{cases} p_i(n-1) + \delta \cdot v_i(n), n \in [1, L] \\ p_{prey}(n) + d_{cr} \cdot (i-1 - \frac{M}{2}), \forall i = 1, \dots, M, n = 0 \end{cases}$$
 °

[0137] 7) 求第 i 个捕食者受到的猎物的引力 $F_{Dr,i}^n$ 以及来自其他捕食者的内聚力 $F_{Coh,i}^n$:

[0138] $F_{Dr,i}^n = p_{prey}(n) - p_i(n-1)$;

[0139] $F_{Coh,i}^n = \frac{1}{M-1} \cdot \sum_{i'=1, i' \neq i}^M f(d_{i,i'})$;

[0140] $f(d_{i,i'}) = -\text{sgn}(d) \cdot \ln\left(\frac{|d_{i,i'}|}{d_{cr}}\right)$;

[0141] $d_{i,i'} = p_i(n-1) - p_{i'}(n-1)$;

[0142] 其中, $\text{sgn}(d)$ 表示符号函数, $f(d_{i,i'})$ 表示第 i' 个捕食者对第 i 个捕食者的内聚力, $d_{i,i'}$ 为两个捕食者的距离。 d_{cr} 是捕食者之间既不存在引力又不存在斥力的距离, $d_{cr} = \text{rms}(x(n))$, rms 表示振动加速度原始信号 $x(n)$ 的均方根值。重复步骤6~7,直到 $n=L$ 。

[0143] 8) 求捕食者运动轨迹加权平均值:

$$[0144] \quad y(n) = \beta \cdot \sum_{i=1}^M P_i(n);$$

[0145] 其中, β 为加权因子且 $\beta = 0.005$ 。

[0146] 9) 计算 $x(n)$ 和 $y(n)$ StD 值, StD 定义如下:

$$[0147] \quad StD = \sum_n \frac{|y(n) - x(n)|^2}{x(n)^2};$$

[0148] 当 $StD > StD_{th}$ 时, 以 $y(n)$ 为输入信号重复步骤 5~9, 直到 $StD < StD_{th}$, 记 $x''(n) = y(n)$ 。

[0149] 10) 计算振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n)$:

$$[0150] \quad \tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n) = x'(n - \tau_{delay});$$

$$[0151] \quad \tau_{delay} = \arg \max_{\tau} (R_{(x, x'')}(\tau));$$

[0152] 其中, τ 为延迟时间, τ_{delay} 为互相关函数最大处延迟时间, $R_{(x, x'')}(\tau)$ 为互相关函数且 $-(L-1) \leq \tau \leq (L-1)$ 。

[0153] 11) 用振动加速度原始信号 $x(n)$ 减去初始振荡分量 $\tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n)$, 得到中间振动信号

[0154] $x'(n)$:

$$[0155] \quad x'(n) = x(n) - \tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n);$$

[0156] 重复步骤 2~11, 直到 $S_x(\omega) \leq P_{th}$, 此时 $Res(n) = x'(n)$ 。

[0157] 12) 振荡分量 $OC_m(n)$:

$$[0158] \quad OC_m(n) \equiv c_{\omega}(n), \forall m = 1, \dots, |\Omega_{do \min ant}|;$$

$$[0159] \quad c_{\omega}(n) = \sum_q \tilde{c}_{\omega_{dom}^{\beta}}(n), \forall \omega \in \Omega_{do \min ant};$$

$$[0160] \quad \Omega_{do \min ant} = \{\omega : \omega = \omega_{dom}\};$$

[0161] 其中, $\Omega_{do \min ant}$ 为所有中心频率的集合; $|\Omega_{do \min ant}|$ 为集合 $\Omega_{do \min ant}$ 的长度。

[0162] 至此, 完成振动信号的群分解, 将 $x(n)$ 分解为若干振荡分量和一个余量:

$$[0163] \quad x(n) = \sum_{m=1}^{|\Omega_{do \min ant}|} OC_m(n) + Res(n)。$$

[0164] 13) 对振荡分量进行 Hilbert 包络解调得到信号包络谱 $X_{OC_m}(f)$ 。

[0165] 14) 利用故障特征频率对步骤 13) 的包络谱进行分析, 判断是否出现故障及其故障类型。

[0166] 图 5 是旋转机械复合故障振动信号时域波形图。通过激光切割的方式在齿轮和轴承上设置混合故障。轴承的型号为 SKF6307-2RS, 在轴承的外圈上切割宽 0.15mm, 深 0.2mm 的槽来模拟轴承故障。齿轮的齿数为 37, 在齿轮上切掉一个齿来模拟断齿故障。实验中通过加速度传感器采集振动信号, 采样频率为 $f_s = 8192\text{Hz}$, 采样时间为 1s。轴的转速为 600/min, 即转频为 $f_r = 10\text{Hz}$, 轴承外圈故障频率 $f_0 = f_{BP0} * f_r = 3.061 * 10 \approx 31\text{Hz}$, 其中 f_{BP0} 为轴承的过外圈频率, 查询 SKF 轴承数据得到 $f_{BP0} = 3.061$ 。采集一组故障振动信号和一组正常振动信号。

[0167] 采用群分解方法对该振动信号进行分解, 得到 6 个振荡分量 OC , 如图 6 所示。接着对

前两个振荡分量 OC 进行包络解调,如图7所示。 OC_1 在 f_r 和 $2f_r$ 处出现明显的峰值,这与齿轮的故障特征频率相吻合。同时, OC_2 在 f_0 、 $2f_0$ 、 $3f_0$ 、 $4f_0$ 处出现明显的峰值,恰好是轴承的外圈故障特征频率及其倍频。可以判断该齿轮发生了断齿-轴承外圈复合故障。

[0168] 图8是采集的正常振动加速度信号的时域波形,旋转频率为10Hz,采样频率为8192Hz。对前两个振荡分量 OC 做包络分析如图9所示,可以看出在 $f_s=10\text{Hz}$ 及其倍频处无明显的峰值,对其它PF分量的瞬时频率进行同样的分析,在10Hz及其倍频处都无明显的峰值,说明该振动信号为无故障,与实际情况相符。

[0169] 综上所述,本发明提供一种基于群分解的旋转机械复合故障诊断方法,采用群分解方法对旋转机械振动加速度信号进行分解,自适应地将一个非平稳多分量振动信号分解为若干个瞬时频率的单一模态振动分量,对振荡分量进行包络解调得到分量包络谱,对包络谱进行分析,确定故障零件和故障类型,准确进行故障诊断。其中,通过群分解对振动信号进行分解,SwF群滤波模型是一种群体智能算法,通过模拟群体捕食行为对振动信号进行自适应分解。同时,在滤波过程中,利用韦尔奇法计算信号的功率谱,而韦尔奇功率谱较以往功率谱具有更高的频率分辨率,从而使得该方法具有更高的频率分辨能力,能够从强振动信号中提取微弱故障特征,较EMD等传统方法更适合进行旋转机械复合故障诊断。

[0170] 以上所述仅为本发明的实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明精神和原则之内,所作任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

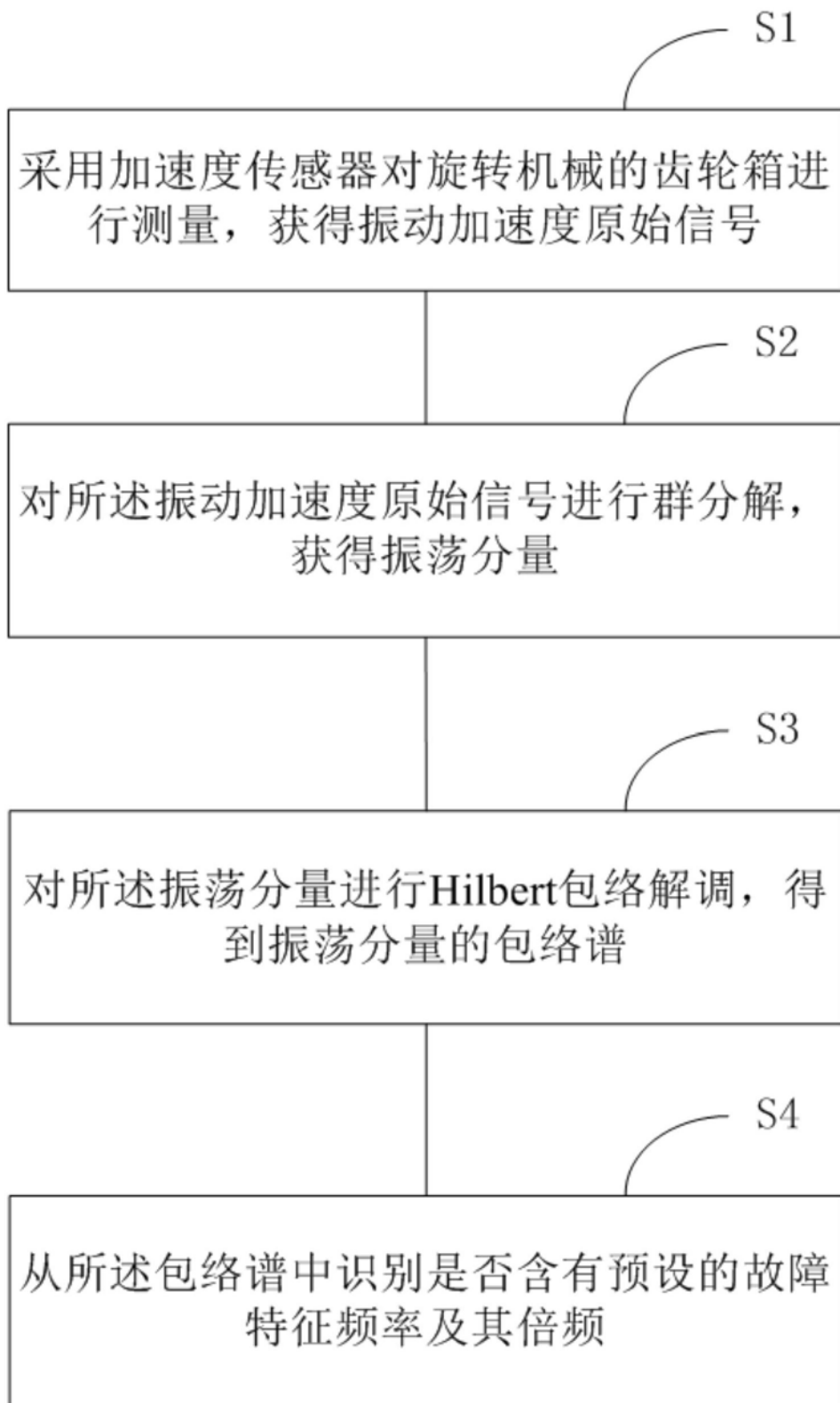


图1

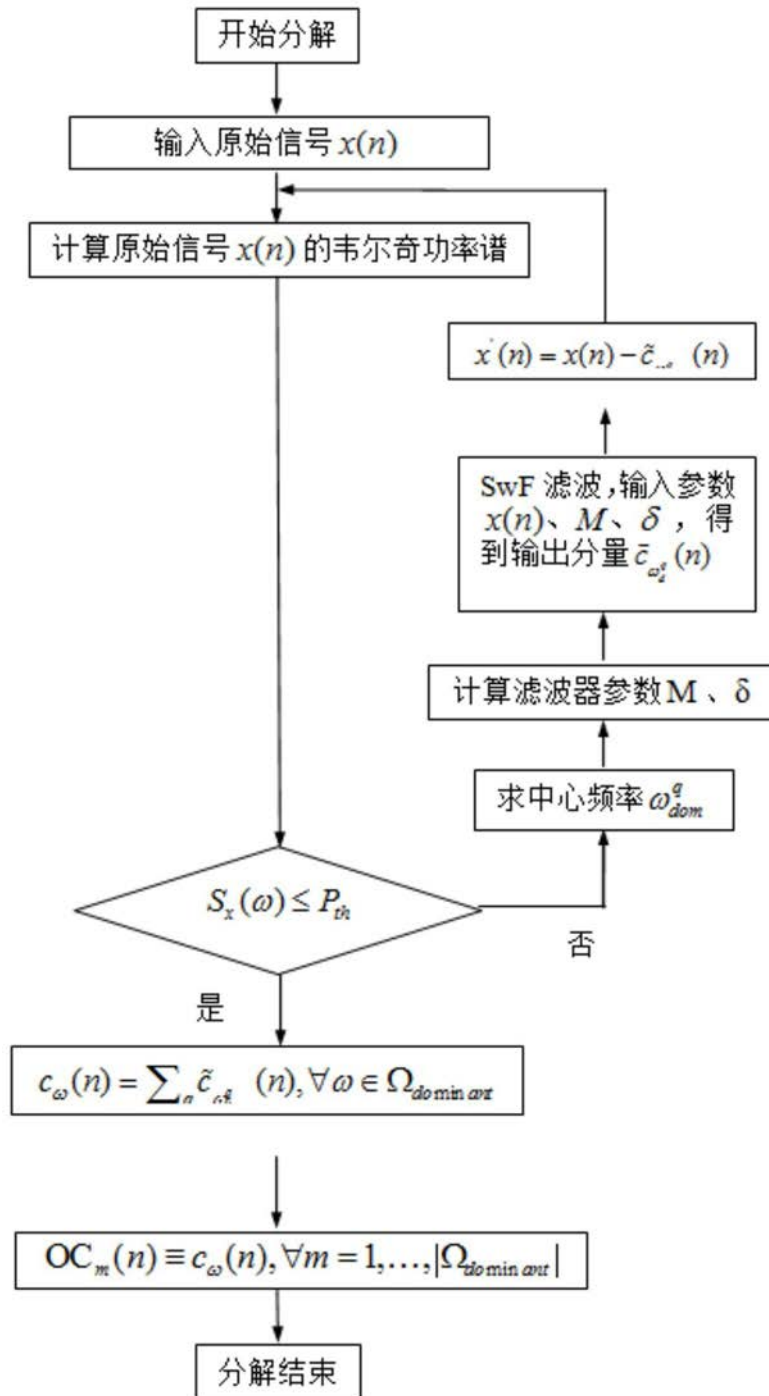


图2

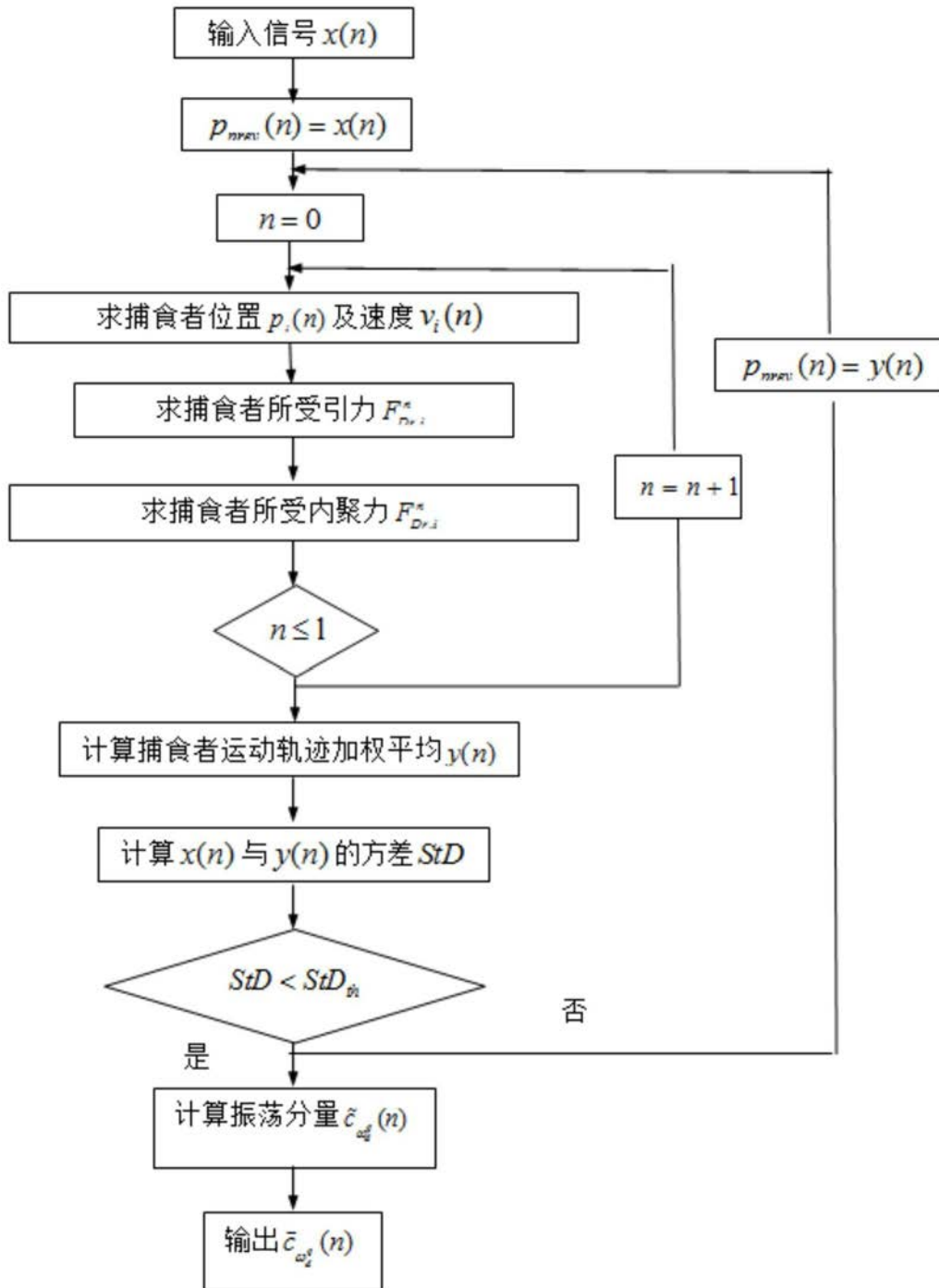


图3

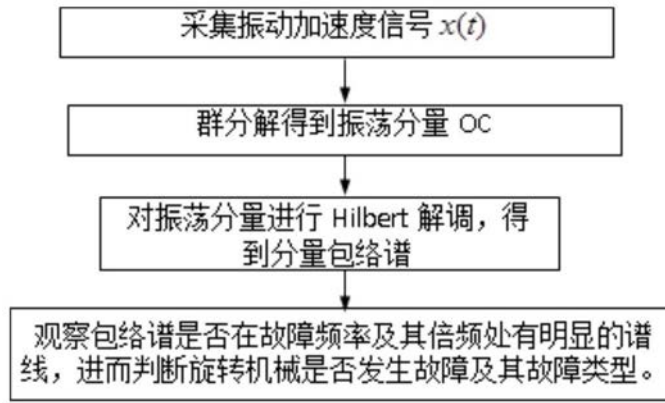


图4

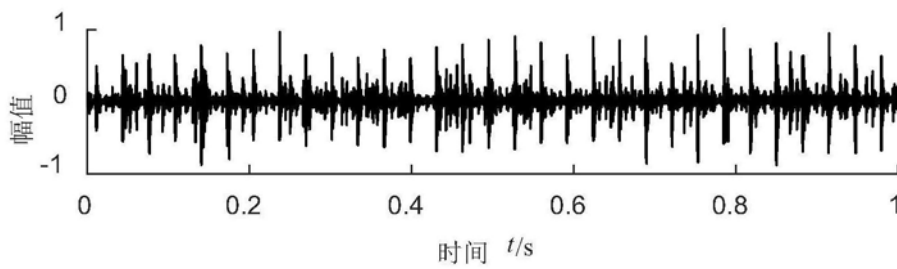


图5

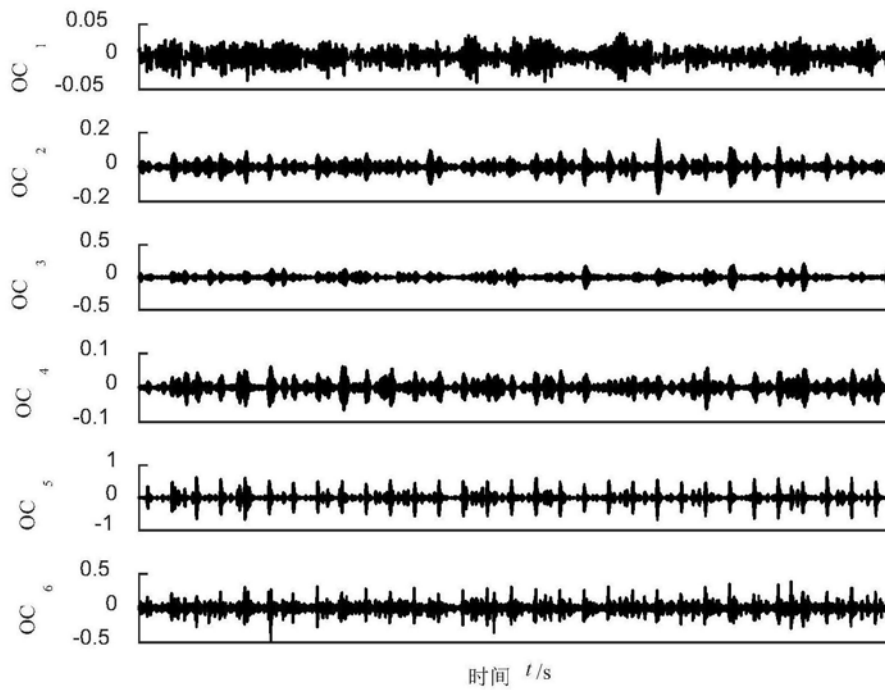


图6

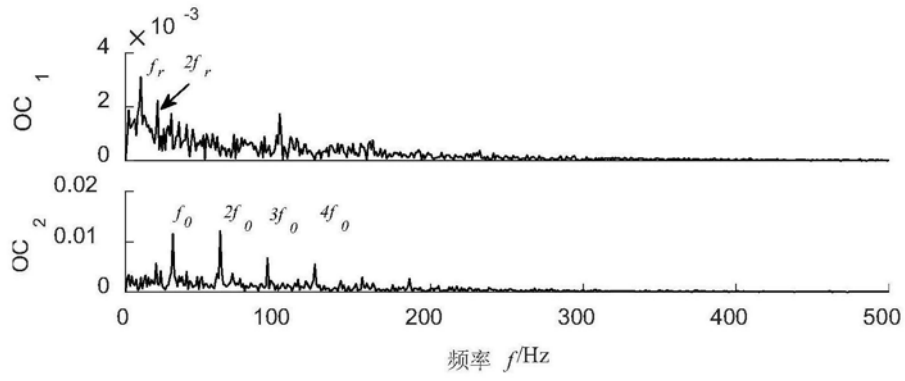


图7

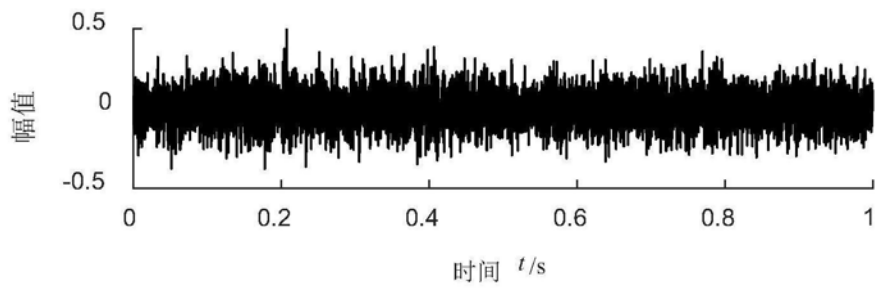


图8

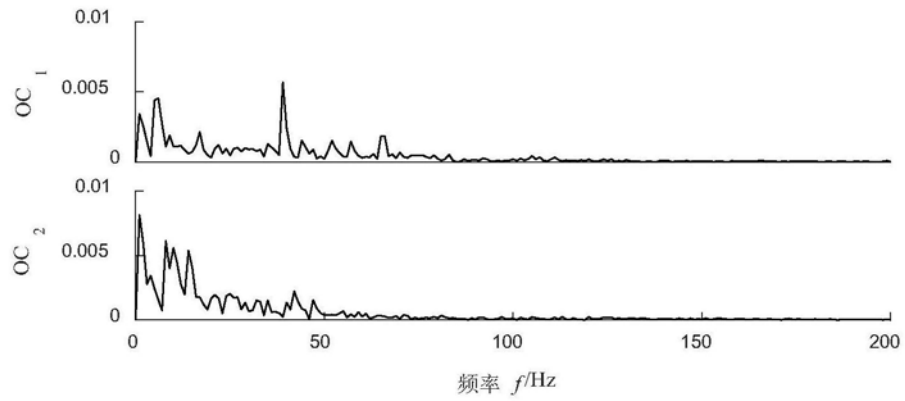


图9