(19)中华人民共和国国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110146292 A
(43)申请公布日 2019.08.20

(21)申请号 201910480507.4

(22)申请日 2019.06.04

(71)申请人 昆明理工大学
地址 650093 云南省昆明市五华区学府路253号

(72)发明人 邹金慧 邓佳敏 范玉刚 黄国勇 冯早

(51)Int.Cl.
G01M 13/045(2019.01)

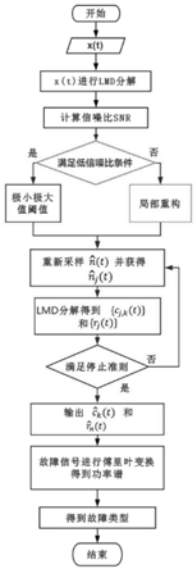
权利要求书3页 说明书8页 附图4页

(54)发明名称

一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，采用局部均值分解方法对滚动轴承的故障信号进行分解，得到PF分量集合，求PF分量集合的信噪比的平均值，判断信噪比的平均值是否满足低信噪比条件，若满足，采用极大极小阈值噪声估计方法估计噪声信号；若不满足，采用局部重构方法估计噪声信号，采用局部均值分解方法对含噪的估计信号进行分解，完成故障信号的提取，对提取的故障信号经过傅里叶变换得到功率谱，将功率谱与滚动轴承故障特征频率进行对比，检测轴承是否存在故障以及故障类型，本发明克服了现有方法只能对强噪声进行噪声估计的缺点，鲁棒性好，大大降低了对硬件采样速率的要求，有较强的实用性。



CN 110146292 A

1.一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，其特征在于，包括如下步骤：

Step1：采用局部均值分解方法对滚动轴承的故障信号进行分解，分解后得到一组待处理的PF分量集合和一个残差，设PF分量集合中有M个分量，然后求PF分量集合中的前M/2个PF分量的信噪比的平均值；

Step2：判断Step1求出的信噪比的平均值是否满足低信噪比条件，若满足，则采用极大极小阈值噪声估计方法估计噪声信号；若不满足，则采用局部重构方法估计噪声信号；

Step3：将Step2得到的噪声估计信号与原PF分量中的不含噪信号结合，得到含噪的估计信号，然后采用局部均值分解方法对含噪的估计信号进行分解，再次得到PF分量和残差，计算er，并判断er与ε的大小，er>ε时，返回Step2重新估计噪声信号，er<ε时，计算估计PF平均分量和估计平均残差并输出这两个值，即完成了故障信号的提取；

Step4：对Step3中提取的故障信号经过傅里叶变换得到横轴为频率，纵轴为功率的功率谱，然后将得到的功率谱与滚动轴承故障特征频率进行对比，以检测轴承是否存在故障，以及相应故障类型。

2.根据权利要求1所述的基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，其特征在于：所述Step1的具体步骤为：

Step1.1对滚动轴承的故障信号x(t)进行局部均值分解，获得PF分量集合{$c_k(t)$,k＝1,...,M}和残差r(t)，PF分量集合中的每个分量$c_k(t)$包括噪声信号n(t)或不含噪的纯净信号s(t)或同时包括噪声信号n(t)和不含噪的纯净信号s(t)或既不包括噪声信号n(t)也不包括不含噪的纯净信号s(t)，然后根据公式SNR＝s(t)/n(t)计算PF分量集合中前M/2个PF分量中的不含噪的纯净信号s(t)与噪声信号n(t)的信噪比SNR，并求信噪比的平均值，设PF分量集合中共有j个噪声信号$n_j(t)$和i个不含噪的纯净信号$s_i(t)$，通过$x_j(t)＝s_i(t)+n_j(t)$，得到j个含噪的信号$x_j(t)$。

3.根据权利要求2所述的基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，其特征在于：所述Step2的具体步骤为：

Step2.1：若Step1.1求出的信噪比的平均值满足低信噪比条件，则进行如下步骤；

Step2.1.1：通过公式$E_k=\left(\frac{median|c_k(t)|}{0.6745}\right)^2$计算各分量的$E_k$,k＝1,...,M,其中$E_k$是$c_k(t)$的噪声能量级别；

Step2.1.2假设第一个分量的噪声能量$\widehat{En}_1$等于第一个分量的噪声能量级别E_1，即$\widehat{En}_1=E_1$，则由$\widehat{En}_k=\frac{\widehat{En}_1}{\beta}\rho^{-k}$近似得到$\left\{\widehat{En}_{k,95\%},k=2,3,...,M\right\}$和$\left\{\widehat{En}_{k,99\%},k=2,3,...,M\right\}$，其中，$\widehat{En}_k$代表噪声能量，计算置信区间为95％的噪声能量时β＝0.7,ρ＝2.4，计算置信区间为99％的噪声能量时β＝0.7,ρ＝1.9，$\widehat{En}_{k,95\%}$代表置信区间为95％的噪声能量，$\widehat{En}_{k,99\%}$代表置信区间为99％的噪声能量；

Step2.1.3:分别计算$\log_2\{E_k\}$,$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$和$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$,筛选出$\log_2\{E_k\}$的值同时落在$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$、$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$范围的分量,筛选出的分量组成PF族;

Step2.1.4:采用极大极小阈值噪声估计方法对PF族中的分量的噪声信号进行估计,得到l个噪声估计信号$\hat{n}_l(t)$,其中PF族中的分量共含c个不含噪的纯净信号$s_c(t)$,然后进行Step3;

Step2.2:若Step1.1求出的信噪比的平均值不满足低信噪比条件,则进行如下步骤;

Step2.2.1:由$a=INT\frac{\sqrt{||N||}}{2}$形成滑动窗口,其中INT为取整,N为j个噪声信号$n_j(t)$的吸引子轨迹矩阵;

Step2.2.2:采用公式$m=\begin{cases}\frac{||N||}{n},\frac{||N||}{n}\text{为整数}\\ \frac{||N||}{n}+1,\frac{||N||}{n}\text{为非整数}\end{cases}$计算滑动窗口高度m,其中n为自定义滑动窗口宽度;

Step2.2.3:通过j个含噪的信号$x_j(t)$的吸引子轨迹矩阵$X_{mn}=\begin{bmatrix}x_{11}&\cdots&x_{1n}\\ \vdots&\vdots&\vdots\\ x_{m1}&\cdots&x_{mn}\end{bmatrix}$重构相空间;

Step2.2.4:通过$X_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$X_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值$\{\lambda_i(i=1,\cdots,q),q=\min(m,n)\}$,这里,$U_{mm}$为m×m方阵,$\Lambda_{mn}$为m×n奇异对角矩阵,$V'_{nn}$($V_{nn}$的转置)为n×n方阵;

Step2.2.5:同理,通过$N_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$N_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值$\{\lambda_j(j=1,K,p),p=\min(m,n)\}$;

Step2.2.6:通过$\Delta SE_i=\frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}\log\frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}$计算奇异阶增量$\Delta SE_i$;

Step2.2.7:令a加1,重复Step2.2.2～Step2.2.6,然后进行Step3,当奇异阶增量ΔSE_i随着奇异值单调递增趋于稳定时或者$a=INT(2\sqrt{||N||})$时,对Step1中PF分量集合中j个噪声信号$n_j(t)$进行局部重构,得到j个噪声估计信号$\hat{n}_j(t)$,然后进行Step3。

4.根据权利要求3所述的基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法,其特征在于:所述Step3的具体步骤为:

Step3.1:利用$\hat{x}_h(t)=\hat{s}_h(t)+\hat{n}_h(t)$,其中h=1或j,得到含噪的估计信号$\hat{x}_h(t)$,其中$\hat{s}_h(t)$为h个不含噪声的纯净信号,即$\hat{s}_h(t)=s_i(t)$或$s_c(t)$;

Step3.2:采用局部均值分解方法对$\hat{x}_h(t)$进行分解,获得h个PF分量$\{c_{h,k}(t)\}$和残差$r_n(t)$,$r_n(t)$表示第n次分解的残差;

Step3.3:根据如下公式计算er,并判断er与ε的大小,若er<ε,则进行Step3.4,若er≥ε,则返回Step2.1.4或者Step2.2.7,直至er<ε;

$$er=\frac{\left|\int_{-\infty}^{+\infty}(n_h(t))^2dt-\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt\right|}{\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt}$$

其中,h=1或j;

Step3.4:根据公式$\hat{c}_k(t)=\frac{\sum_{h=1}^{r}c_{h,k}(t)}{r}$和$\hat{r}_n(t)=\frac{\sum_{n=1}^{r}r_n(t)}{r}$,获得估计PF平均分量$\hat{c}_k(t)$和估计平均残差$\hat{r}_n(t)$,其中r为循环次数。

一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，属于故障诊断领域。

背景技术

[0002] 滚动轴承故障若没有及时发现并采取控制措施，将可能引起整个旋转机械失效。滚动轴承的故障诊断可以为维修决策提供支持，帮助预防机械失效。基于振动的轴承故障诊断方法，假设滚动体经过损伤位置时会造成冲击响应，该响应的频率为滚动轴承的特征故障频率。由于损伤滚动体在进入承载区和离开承载区时造成的冲击幅值会被调制，因此滚动体损伤通常比外环损伤更难检测。

[0003] 很多种振动信号处理方法被用于故障诊断领域，如傅里叶变换、短时傅里叶变换、经验模式分解、小波分析、调制边带双谱等。这些方法被用于从振动信号中提取数值特征，这些数值特征可以作为模式识别模型的输入，用于实现智能故障诊断。为了增加所提取特征的可分离性，可以使用信号预处理方法提高原始采样振动信号的信噪比。时域同步平均(TSA)是一种广为人知的提高信号信噪比的信号预处理方法。该方法将齿轮振动信号划分为一系列信号段，信号段长度等于目标信号的周期的整数倍；然后通过对分离出的信号段求平均来降低随机噪声。定轴齿轮的故障特征频率通常是轴转速的Z倍，其中Z是齿轮齿数，因此TSA可以成功的用于定轴齿轮的故障诊断。相比之下，行星轮系的故障特征频率通常不是轴转频的整数倍，因此TSA不能直接用于行星轮系。P.D.McFadden为行星轮系提出了一种改进的TSA，用于分离对应于太阳轮和行星轮的振动信号。这种改进的TSA被称作振动分离。行星轮系振动分离方法根据齿的通过时序，提取出对应于给定行星轮或太阳轮旋转一圈的信号段。轴承与行星轮类似，内环对应于太阳轮，滚动体对应于行星轮，外环对应于齿圈。但是轴承与行星轮系不同的是，轴承中没有齿，无法根据啮合时序来定位不用运动部件对应的信号段。

[0004] 因此，如何能够提高损伤信号的信噪比，识别出损伤滚动体，以提高对滚动体损伤的故障诊断能力，成为本领域技术人员亟需解决的问题。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，主要适用于各种旋转机械滚动轴承的故障诊断采用极大极小阈值和局部重构方法对滚动轴承的振动信号进行分析。

[0006] 本发明的技术方案是：一种基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法，包括如下步骤：

[0007] Step 1：采用局部均值分解方法对滚动轴承的故障信号进行分解，分解后得到一组待处理的PF分量集合和一个残差，设PF分量集合中有M个分量，然后求PF分量集合中的前

M/2个PF分量的信噪比的平均值；

[0008] Step 2:判断Step 1求出的信噪比的平均值是否满足低信噪比条件,若满足,则采用极大极小阈值噪声估计方法估计噪声信号;若不满足,则采用局部重构方法估计噪声信号；

[0009] Step3:将Step 2得到的噪声估计信号与原PF分量中的不含噪信号结合,得到含噪的估计信号,然后采用局部均值分解方法对含噪的估计信号进行分解,再次得到PF分量和残差,计算er,并判断er与ε的大小,er>ε时,返回Step 2重新估计噪声信号,er<ε时,计算估计PF平均分量和估计平均残差并输出这两个值,即完成了故障信号的提取；

[0010] Step4:对Step 3中提取的故障信号经过傅里叶变换得到横轴为频率,纵轴为功率的功率谱,然后将得到的功率谱与滚动轴承故障特征频率进行对比,以检测轴承是否存在故障,以及相应故障类型。

[0011] 所述Step 1的具体步骤为：

[0012] Step 1.1对滚动轴承的故障信号x(t)进行局部均值分解,获得PF分量集合{c_k(t),k=1,...,M}和残差r(t),PF分量集合中的每个分量c_k(t)包括噪声信号n(t)或不含噪的纯净信号s(t)或同时包括噪声信号n(t)和不含噪的纯净信号s(t)或既不包括噪声信号n(t)也不包括不含噪的纯净信号s(t),然后根据公式SNR=s(t)/n(t)计算PF分量集合中前M/2个PF分量中的不含噪的纯净信号s(t)与噪声信号n(t)的信噪比SNR,并求信噪比的平均值,设PF分量集合中共有j个噪声信号n_j(t)和i个不含噪的纯净信号s_i(t),通过x_j(t)=s_i(t)+n_j(t),得到j个含噪的信号x_j(t)。

[0013] 所述Step2的具体步骤为：

[0014] Step 2.1:若Step 1.1求出的信噪比的平均值满足低信噪比条件,则进行如下步骤；

[0015] Step 2.1.1:通过公式$E_k=\left(\frac{median|c_k(t)|}{0.6745}\right)^2$计算各分量的$E_k$,k=1,...,M,其中$E_k$是$c_k$(t)的噪声能量级别；

[0016] Step 2.1.2假设第一个分量的噪声能量$\widehat{En}_1$等于第一个分量的噪声能量级别E_1,即$\widehat{En}_1=E_1$,则由$\widehat{En}_k=\frac{\widehat{En}_1}{\beta}\rho^{-k}$近似得到$\left\{\widehat{En}_{k,95\%},k=2,3,...,M\right\}$和$\left\{\widehat{En}_{k,99\%},k=2,3,...,M\right\}$,其中,$\widehat{En}_k$代表噪声能量,计算置信区间为95%的噪声能量时β=0.7,ρ=2.4,计算置信区间为99%的噪声能量时β=0.7,ρ=1.9,$\widehat{En}_{k,95\%}$代表置信区间为95%的噪声能量,$\widehat{En}_{k,99\%}$代表置信区间为99%的噪声能量；

[0017] Step 2.1.3:分别计算$\log_2${E_k},$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$和$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$,筛选出$\log_2${$E_k$}的值同时落在$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$、$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$范围的分量,筛选出的分量组成PF族；

[0018] Step 2.1.4:采用极大极小阈值噪声估计方法对PF族中的分量的噪声信号进行估

计，得到l个噪声估计信号$\hat{n}_l(t)$，其中PF族中的分量共含c个不含噪的纯净信号$s_c(t)$，然后进行Step3；

[0019] Step 2.2:若Step 1.1求出的信噪比的平均值不满足低信噪比条件，则进行如下步骤；

[0020] Step 2.2.1:由$a = INT\frac{\sqrt{||N||}}{2}$形成滑动窗口，其中INT为取整，N为j个噪声信号$n_j(t)$的吸引子轨迹矩阵；

[0021] Step 2.2.2:采用公式$m = \begin{cases} \frac{||N||}{n}, \frac{||N||}{n} \text{为整数} \\ \frac{||N||}{n}+1, \frac{||N||}{n} \text{为非整数} \end{cases}$计算滑动窗口高度m，其中n为自定义滑动窗口宽度；

[0022] Step2.2.3:通过j个含噪的信号$x_j(t)$的吸引子轨迹矩阵$X_{mn} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$重构相空间；

[0023] Step2.2.4:通过$X_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$X_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值$\{\lambda_i(i=1,\cdots,q),q=\min(m,n)\}$，这里，$U_{mm}$为m×m方阵，$\Lambda_{mn}$为m×n奇异对角矩阵，$V'_{nn}$($V_{nn}$的转置)为n×n方阵；

[0024] Step2.2.5:同理，通过$N_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$N_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值$\{\lambda_j(j=1,K,p),p=\min(m,n)\}$；

[0025] Step2.2.6:通过$\Delta SE_i = \frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}\log\frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}$计算奇异阶增量$\Delta SE_i$；

[0026] Step2.2.7:令a加1，重复Step 2.2.2～Step2.2.6，然后进行Step3，当奇异阶增量ΔSE_i随着奇异值的单调递增趋于稳定时或者$a = INT(2\sqrt{||N||})$时，对Step1中PF分量集合中j个噪声信号$n_j(t)$进行局部重构，得到j个噪声估计信号$\hat{n}_j(t)$，然后进行Step3。

[0027] 所述Step3的具体步骤为：

[0028] Step 3.1:利用$\hat{x}_h(t)=\hat{s}_h(t)+\hat{n}_h(t)$，其中h＝1或j，得到含噪的估计信号$\hat{x}_h(t)$，其中$\hat{s}_h(t)$为h个不含噪声的纯净信号，即$\hat{s}_h(t)=s_i(t)$或$s_c(t)$；

[0029] Step 3.2:采用局部均值分解方法对$\hat{x}_h(t)$进行分解，获得h个PF分量$\{c_{h,k}(t)\}$和残差$r_n(t)$，$r_n(t)$表示第n次分解的残差；

[0030] Step 3.3:根据如下公式计算er，并判断er与ε的大小，若er<ε，则进行Step 3.4，若er≥ε，则返回Step 2.1.4或者Step 2.2.7，直至er<ε；

[0031] $$er=\frac{\left|\int_{-\infty}^{+\infty}(n_h(t))^2dt-\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt\right|}{\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt}$$

[0032] 其中,h=1或j;

[0033] Step 3.4:根据公式$\hat{c}_k(t)=\frac{\sum_{h=1}^{r}c_{h,k}(t)}{r}$和$\hat{r}_n(t)=\frac{\sum_{n=1}^{r}r_n(t)}{r}$,获得估计PF平均分量$\hat{c}_k(t)$和估计平均残差$\hat{r}_n(t)$,其中r为循环次数。

[0034] 局部均值分解方法LMD,奇异值分解SVD。

[0035] 本发明与现有技术相比具有如下优点:

[0036] (1)本发明方法采用的原理较为简单,仅对LMD分解后待处理的PF分量的集合进行判断,然后做出对应选择方法。

[0037] (2)本发明可对弱噪声进行噪声估计,从而克服了现有方法只能对强噪声进行噪声估计的缺点。

[0038] (3)本发明鲁棒性好,大大降低了对硬件采样速率的要求,有较强的实用性。

附图说明

[0039] 图1是本发明检测方法的流程示意图;

[0040] 图2是本发明实施例2中轴承故障PF分量及残差;

[0041] 图3是本发明实施例2中滑动窗口包络图;

[0042] 图4是本发明实施例2中傅里叶变换图;

[0043] 图5是本发明实施例2中功率谱图;

[0044] 图6是本发明实施例2中轴承内圈故障特征频率图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图和具体实施例对本发明做进一步说明。

[0046] 实施例1:本基于集成噪声重构的总体局部均值分解的滚动轴承故障检测方法,如图1所示,包括如下步骤:

[0047] Step 1:采用局部均值分解方法对滚动轴承的故障信号进行分解,分解后得到一组待处理的PF分量集合和一个残差,设PF分量集合中有M个分量,然后求PF分量集合中的前M/2个PF分量的信噪比的平均值;

[0048] 所述Step 1的具体步骤为:

[0049] Step 1.1对滚动轴承的故障信号x(t)进行局部均值分解,获得PF分量集合{c_k(t),k=1,...,M}和残差r(t),PF分量集合中的每个分量c_k(t)包括噪声信号n(t)或不含噪的纯净信号s(t)或同时包括噪声信号n(t)和不含噪的纯净信号s(t)或既不包括噪声信号n(t)也不包括不含噪的纯净信号s(t),然后根据公式SNR=s(t)/n(t)计算PF分量集合中前M/2个PF分量中的不含噪的纯净信号s(t)与噪声信号n(t)的信噪比SNR,若有一个噪声信号,多个不含噪的纯净信号,则多个不含噪的纯净信号分别除以噪声信号得到多个信噪比,再求多个信噪比的均值,若有多个噪声信号,一个不含噪的纯净信号,则该不含噪的纯净信号分别除以多个噪声信号得到多个信噪比,在求多个信噪比的平均值,设PF分量集合中共

有j个噪声信号$n_j(t)$和i个不含噪的纯净信号$s_i(t)$，通过$x_j(t)=s_i(t)+n_j(t)$，得到j个含噪的信号$x_j(t)$；

[0050] Step 2:判断Step 1求出的信噪比的平均值是否满足低信噪比条件，若满足，则采用极大极小阈值噪声估计方法估计噪声信号；若不满足，则采用局部重构方法估计噪声信号；

[0051] 所述Step2的具体步骤为：

[0052] Step 2.1:若Step 1.1求出的信噪比的平均值满足低信噪比条件，则进行如下步骤；

[0053] Step 2.1.1:通过公式$E_k=\left(\frac{median|c_k(t)|}{0.6745}\right)^2$计算各分量的$E_k$，k=1,...,M，其中$E_k$是$c_k(t)$的噪声能量级别；

[0054] Step 2.1.2假设第一个分量的噪声能量$\widehat{En}_1$等于第一个分量的噪声能量级别E_1，即$\widehat{En}_1=E_1$，则由$\widehat{En}_k=\frac{\widehat{En}_1}{\beta}\rho^{-k}$近似得到$\left\{\widehat{En}_{k,95\%},k=2,3,...,M\right\}$和$\left\{\widehat{En}_{k,99\%},k=2,3,...,M\right\}$，其中，$\widehat{En}_k$代表噪声能量，计算置信区间为95％的噪声能量时β=0.7，ρ=2.4，计算置信区间为99％的噪声能量时β=0.7，ρ=1.9，$\widehat{En}_{k,95\%}$代表置信区间为95％的噪声能量，$\widehat{En}_{k,99\%}$代表置信区间为99％的噪声能量；

[0055] Step 2.1.3:分别计算$\log_2\{E_k\}$，$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$和$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$，筛选出$\log_2\{E_k\}$的值同时落在$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,95\%}\right\}$、$\log_2\left\{\widehat{En}_{k,99\%}\right\}$范围的分量，筛选出的分量组成PF族；

[0056] Step 2.1.4:采用极大极小阈值噪声估计方法对PF族中的分量的噪声信号进行估计，得到1个噪声估计信号$\hat{n}_l(t)$，其中PF族中的分量共含c个不含噪的纯净信号$s_c(t)$，然后进行Step3；

[0057] Step 2.2:若Step 1.1求出的信噪比的平均值不满足低信噪比条件，则进行如下步骤；

[0058] Step 2.2.1:由$a=INT\frac{\sqrt{||N||}}{2}$形成滑动窗口，其中INT为取整，N为j个噪声信号$n_j(t)$的吸引子轨迹矩阵；

[0059] Step 2.2.2:采用公式$m=\begin{cases}\frac{||N||}{n},\frac{||N||}{n}\text{为整数}\\ \frac{||N||}{n}+1,\frac{||N||}{n}\text{为非整数}\end{cases}$计算滑动窗口高度m，其中n为自定义滑动窗口宽度；

[0060] Step2.2.3:通过j个含噪的信号$x_j(t)$的吸引子轨迹矩阵$X_{mn}=\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}$重构相空间;

[0061] Step2.2.4:通过$X_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$X_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值{$\lambda_i$(i=1,…,q),q=min(m,n)},这里,U_{mm}为m×m方阵,Λ_{mn}为m×n奇异对角矩阵,V'_{nn}(V_{nn}的转置)为n×n方阵;

[0062] Step2.2.5:同理,通过$N_{mn}=U_{mm}\Lambda_{mn}V'_{nn}$对$N_{mn}$进行奇异值分解来获得奇异值{$\lambda_j$(j=1,K,p),p=min(m,n)};

[0063] Step2.2.6:通过$\Delta SE_i=\frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}\log\frac{\lambda_{i+1}}{\sum_{j=1}^{i+1}\lambda_j}$计算奇异阶增量$\Delta SE_i$;

[0064] Step2.2.7:令a加1,重复Step 2.2.2～Step2.2.6,然后进行Step3,当奇异阶增量ΔSE_i随着奇异值的单调递增趋于稳定时或者$a=INT(2\sqrt{||N||})$时,对Step1中PF分量集合中j个噪声信号$n_j(t)$进行局部重构,得到j个噪声估计信号$\hat{n}_j(t)$,然后进行Step3。

[0065] Step3:将Step 2得到的噪声估计信号与原PF分量中的不含噪信号结合,得到含噪的估计信号,然后采用局部均值分解方法对含噪的估计信号进行分解,再次得到PF分量和残差,计算er,并判断er与ε的大小,er>ε时,返回Step 2重新估计噪声信号,er<ε时,计算估计PF平均分量和估计平均残差并输出这两个值,即完成了故障信号的提取;

[0066] 所述Step3的具体步骤为:

[0067] Step 3.1:利用$\hat{x}_h(t)=\hat{s}_h(t)+\hat{n}_h(t)$,其中h=1或j,得到含噪的估计信号$\hat{x}_h(t)$,其中$\hat{s}_h(t)$为h个不含噪声的纯净信号,即$\hat{s}_h(t)=s_i(t)$或$s_c(t)$;

[0068] Step 3.2:采用局部均值分解方法对$\hat{x}_h(t)$进行分解,获得h个PF分量{$c_{h,k}(t)$}和残差$r_n(t)$,$r_n(t)$表示第n次分解的残差;

[0069] Step 3.3:根据如下公式计算er,并判断er与ε的大小,若er<ε,则进行Step 3.4,若er≥ε,则返回Step 2.1.4或者Step 2.2.7,直至er<ε;

[0070] $$er=\frac{\left|\int_{-\infty}^{+\infty}(n_h(t))^2dt-\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt\right|}{\int_{-\infty}^{+\infty}(\hat{n}_h(t))^2dt}$$

[0071] 其中,h=1或j;

[0072] Step 3.4:根据公式$\hat{c}_k(t)=\frac{\sum_{h=1}^{r}c_{h,k}(t)}{r}$和$\hat{r}_n(t)=\frac{\sum_{n=1}^{r}r_n(t)}{r}$,获得估计PF平均分量$\hat{c}_k(t)$和估计平均残差$\hat{r}_n(t)$,其中r为循环次数。

[0073] Step4:对Step 3中提取的故障信号经过傅里叶变换得到横轴为频率,纵轴为功率的功率谱,然后将得到的功率谱与滚动轴承故障特征频率进行对比,以检测轴承是否存在故障,以及相应故障类型。

[0074] 实施例2:采用美国凯斯西储大学电气工程实验平台,包括一个2马力(1.5KW)的电

动机,一个扭矩传感器/译码器,一个功率测试计,还有电子控制器,待检测的轴承支撑着电动机的转轴,驱动端轴承为SKF6205,风扇端轴承为SKF6203。对实际轴承故障诊断中常见的外圈、内圈故障信号进行分析。表1中分别列出了两种轴承的几何尺寸和各部件的故障频率。轴承用电火花加工单点损伤,损伤直径为0.1778mm,深0.2794mm。其中,轴承外圈的损伤点在时钟:3点钟、6点钟、12点钟3个不同位置进行设置。电动机风扇端和驱动端的轴承座上方各放置一个加速度传感器用来采集故障轴承的振动加速度信号。振动信号由16通道数据记录仪采集得到,采样频率为12kHz,驱动端轴承故障还包含采样频率为48kHz的数据。功率和转速通过扭矩传感器/译码器测得。轴承型号:6205-2RS JEM SKF,其中:2RS是双面密封,JEM无意义,SKF(Svenska Kullager-Fabriken)是斯凯孚公司(总部所在地:瑞典哥德堡)。

[0075] 表1

[0076]

滚动体个数	轴承转速	接触角θ	滚动体直径d	滚轴承节经D
9个	1730 r·min-1	0度	(7.94mm)	(39.04mm)

[0077] (1)采用局部均值分解方法对滚动轴承故障信号进行分解,分解后得到一组待处理的PF分量集合(PF1-PF6共6个分量)和一个残差,如图2所示,图2中前6个分量为PF分量,分别为PF1、PF2、PF3、PF4、PF5、PF6,最后一个分量为残差;

[0078] (2)对这组分量前3个PF分量求信噪比 $SNR=\frac{s(t)}{n(t)}=\frac{PF3}{PF2}=40.8$ (这里因为只有一个不含噪信号PF3和一个噪声信号PF2,所以不需求前3个PF分量的信噪比平均值,而分量PF1没有分离出噪声信号和不含噪信号,所以分量PF1舍去);

[0079] (3)本实施例所给高低信噪比的判定值为25,大于25为高信噪比,小于等于25为低信噪比,由于40.8不满足低信噪比条件,故选用局部重方法估计噪声信号;

[0080] (4)由 $a=INT\frac{\sqrt{||N||}}{2}$ 形成滑动窗口,如图3为滑动窗口包络图,N为1个噪声信号PF2的吸引子轨迹矩阵;

[0081] (5)自定义滑动窗口宽度n为6000,采用公式 $m=\begin{cases}\frac{||N||}{n},\frac{||N||}{n}\text{为整数}\\ \frac{||N||}{n}+1,\frac{||N||}{n}\text{为非整数}\end{cases}$ 计算滑动窗口高度m=6;

[0082] (6)对1个含噪信号的吸引子轨迹矩阵X_{mn}进行空间重构;

[0083] (7)分别对X_{mn}和N_{mn}进行奇异值分解获得奇异值{λ_i(i=1,..,q),q=3}和{λ_i(i=1,…,p),p=6};

[0084] (8)当奇异阶增量ΔSE_i随着奇异值的单调递增加趋于稳定时局部重构噪声信号得到1个噪声估计信号 $\hat{n}_j(t)$;

[0085] (9)利用 $\hat{x}_j(t)=\hat{s}_i(t)+\hat{n}_j(t)$ 得到含噪的估计信号 $\hat{x}_j(t)$,其中 $\hat{s}_i(t)$ 为PF族中PF3分量的1个不含噪声的纯净信号;

[0086] (10)采用局部均值分解方法对$\hat{x}_j(t)$进行分解，获得1个PF分量{$c_{j,k}(t)$}和残差$r_n(t)$；

[0087] (11)通过判断停止准则er＝0.02<ε＝0.05获得估计PF平均分量$\hat{c}_k(t)$和估计平均残差$\hat{r}_n(t)$；

[0088] (12)对故障信号$\hat{c}_k(t)$和$\hat{r}_n(t)$经过傅里叶变换得到横轴为频率，纵轴为功率的功率谱，图4为傅里叶变换图，图5为功率谱图，功率谱图是功率随频率变化的关系，该图清晰地显示振动频率的功率变化情况。由功率谱图可以看到，164.1Hz有明显的峰值，对应轴承的内圈故障特征频率76.3Hz，误差为1.48％(误差计算方法(164.1Hz-161.7Hz)/161.7Hz)，在误差允许范围内。从图6中，轴承内圈故障特征频率161.7Hz有明显的峰值，从而可以判断，轴承内圈存在较严重的磨损。经过现场设备解体验证，推断符合事实。由此可知，本文所提方法可解决弱噪声难以估计的问题。

[0089] 上面结合附图对本发明的具体实施方式作了详细说明，本发明的保护范围并不仅局限于上述实施例，凡属于本发明思路下的技术方案均属于本发明的保护范围。应当指出，对于本技术领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明原理前提下的若干改进和润饰，应视为本发明的保护范围。

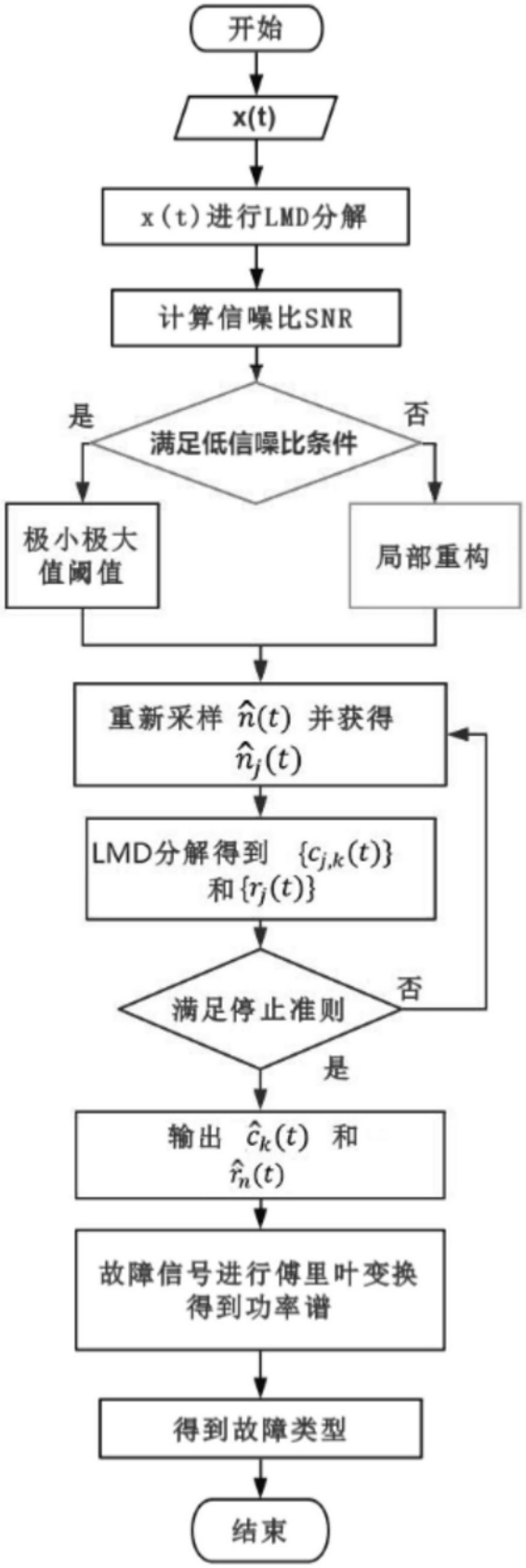

开始
x(t)
x(t)进行LMD分解
计算信噪比SNR
是
满足低信噪比条件
否
极小极大值阈值
局部重构
重新采样 $\hat{n}(t)$ 并获得 $\hat{n}_j(t)$
LMD分解得到 $\{c_{j,k}(t)\}$ 和 $\{r_j(t)\}$
满足停止准则
否
是
输出 $\hat{c}_k(t)$ 和 $\hat{r}_n(t)$
故障信号进行傅里叶变换得到功率谱
得到故障类型
结束

图1

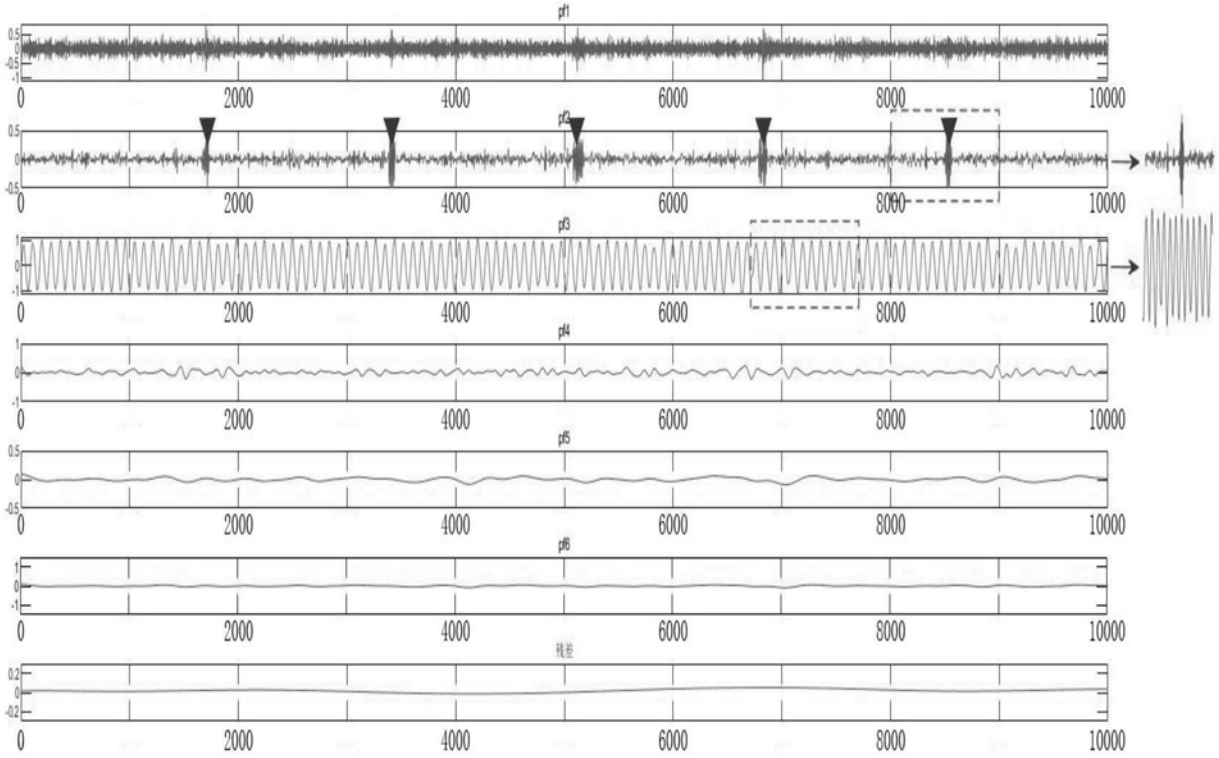


图2

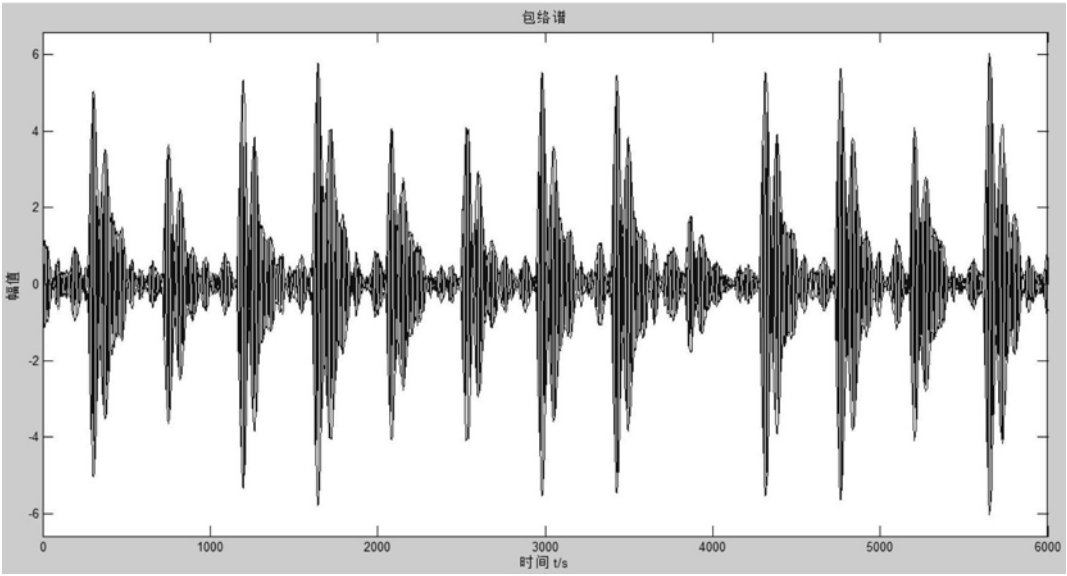


图3

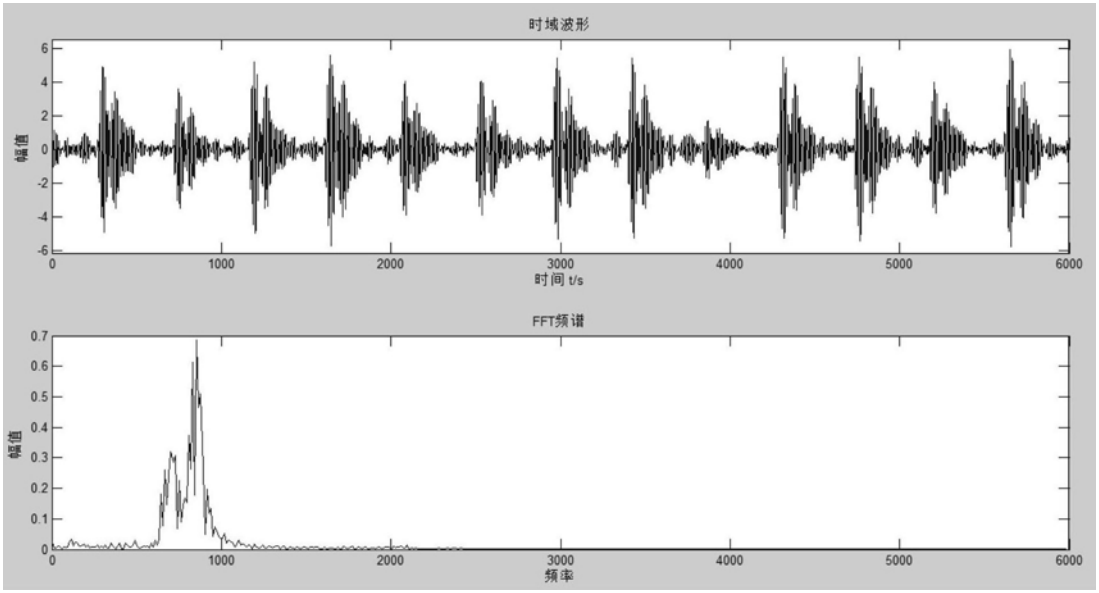


图4

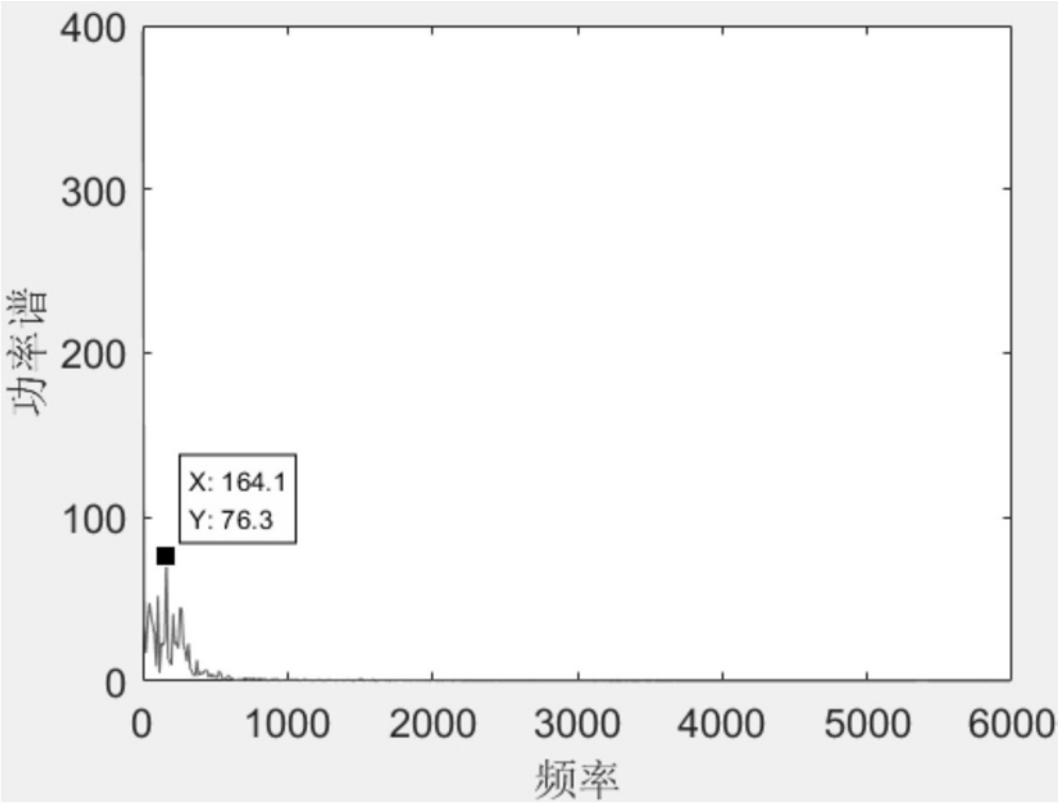


图5

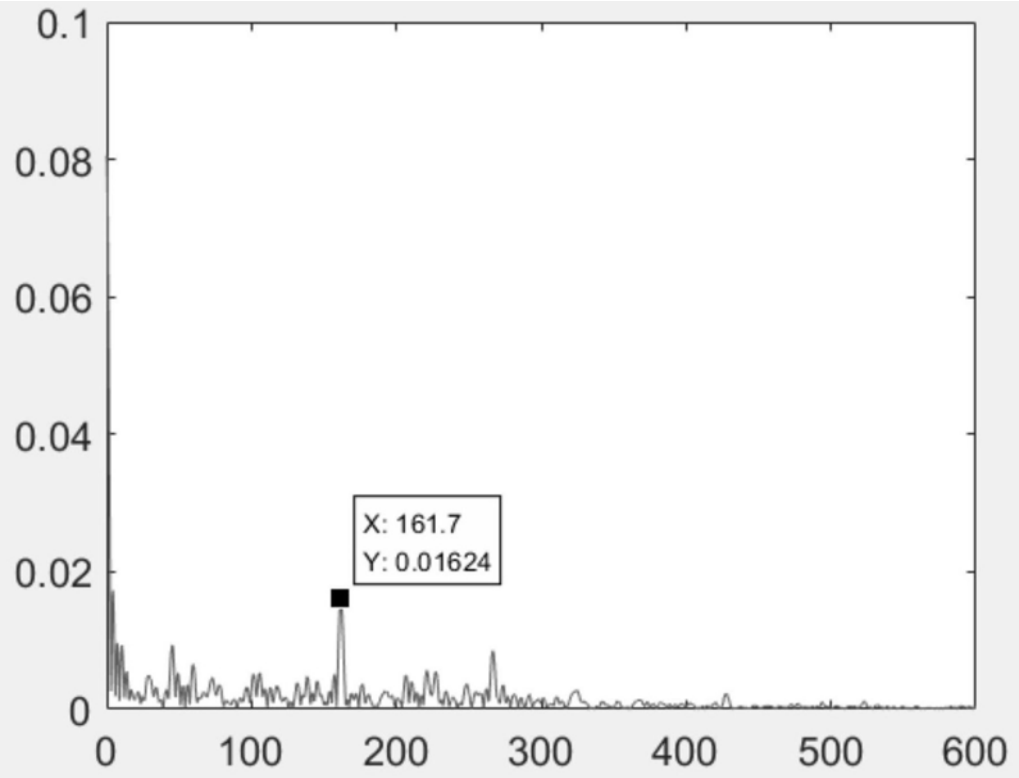


图6