DOI: 10.13382/j.jemi.B1902691

基于 QH-ITD 和 AMCKD 的滚动轴承故障诊断研究*

吴 涛[1,2] 熊 新[1,2] 吴建德[1,2] 马 军[1,2]
(1.昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500;2.昆明理工大学 云南省人工智能重点实验室 昆明 650500)

摘 要:由于滚动轴承早期微弱故障易受噪声影响导致难以对故障进行诊断。针对原固有时间尺度(ITD)和三次样条插值改进 ITD 算法的不足以及最大相关峭度解卷积(MCKD)算法的滤波器长度参数选取困难的问题,提出基于四次 Hermite 插值改进的 ITD(QH-ITD)算法和利用变步长网络搜索参数寻优改进 MCKD(AMCKD)算法。该方法首先利用 QH-ITD 算法对原滚动轴承故障信号进行分解运算,然后利用峭度指标和互相关系数筛选相应的分量信号进行重构,再利用 AMCKD 算法中对重构信号进行降噪处理,最后利用 Teager-Kaiser 能量算子进行解调处理,提取出故障特征信息并判断故障类型。通过人工模拟的滚动轴承损伤故障诊断实验和全寿命周期的轴承早期微弱故障诊断实验,验证了所提方法可以有效地对滚动轴承的早期微弱故障进行诊断识别。

关键词:改进的固有时间尺度分解;自适应最大相关峭度解卷积;变步长网络搜索;故障诊断
中图分类号:TH213.3;TN911 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:470.40

Research on fault diagnosis of rolling bearing based on QH-ITD and AMCKD

Wu Tao[1,2] Xiong Xin[1,2] Wu Jiande[1,2] Ma Jun[1,2]
(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: It is difficult to diagnose the early weak fault of rolling bearing because it is easily affected by noise. In view of the shortcomings of the original ITD and cubic spline interpolation improved ITD algorithm and the difficulty in selecting the filter length parameters of the maximum correlation kurtosis decomposition (MCKD) algorithm, an improved ITD (QH-ITD) algorithm based on the quartic Hermite interpolation and an improved MCKD (AMCKD) algorithm based on variable step length search parameters optimization are proposed. Firstly, QH-ITD algorithm is used to decompose the fault signal of the original rolling bearing, then the kurtosis index and the correlation number are used to screen the corresponding component signals for reconstruction, then the AMCKD algorithm is used to reduce the noise of the reconstructed signal, finally, the Teager-Kaiser energy operator is used for demodulation, the fault characteristic information is extracted and the fault type is determined. It is verified that the proposed method can effectively diagnose and identify the early weak fault of the rolling bearing by simulating the damage fault diagnosis experiment and the early weak fault diagnosis experiment of the bearing with the whole life cycle.

Keywords: improved intrinsic time-scale decomposition; adaptive maximum correlated kurtosis decomposition; variable step size web search; fault diagnosis

0 引 言

现代工业中,旋转机械在工业生产运行中扮演着重要角色。滚动轴承的是保障工厂内旋转机械正常运转的重要零部件,其运行状态直接关系到整个生产链是否可以正常运行,严重故障时甚至会造成巨大财产损失和人员伤亡[1]。能够监测到滚动轴承的早期故障对于工厂机

收稿日期:2019-10-22 Received Date:2019-10-22
*基金项目:国家自然科学基金(51765022,61663017)资助项目

械设备正常运转是十分重要的,采集的滚动轴承早期故障信号较微弱且易受噪声影响,因此对滚动轴承早期微弱故障特征信息的提取是目前科研工作者在故障诊断领域中的研究热点之一[2]。

早期故障特征信息提取需要进行分解预处理,Frei 等[3] 提出一种固有时间尺度(intrinsic time-scale decomposition, ITD)信号分解算法。ITD 算法在信号分解的基线拟合过程中使用线性变换方法,结果会使分解的分量波形出现毛刺而失真现象[4]。程军圣等[5]利用三次样条插值方法拟合基线信号,提出改进的 ITD 算法(cubic spline interpolation ITD,S-ITD)。虽然三次样条插值方法可以使得分量波形更光滑,但是该方法对于非均匀插值点,易产生过冲和欠冲现象,会破坏信号的模态结构,导致信号的过分解,从而产生虚假成分,造成分解误差[6]。向玲等[7]利用阿克玛(Akima)插值法改进 ITD 算法,Akima 插值法对非均匀插值点拟合的自适应性比三次样条插值方法要好,而且计算量小,应用灵活,但是其分解的分量光滑性较差,会出现毛刺抖动现象,拟合的曲线显得"过于柔软",甚至会有明显的"折点"[6]。四次 Hermite 插值方法相对于上述插值方法,拟合的曲线更加光滑,能够有更好地逼近效果,分解精度更高[8],于是本文利用四次 Hermite 插值方法去拟合分量基线信号,提出基于四次 Hermite 插值的固有时间尺度分解(quartic hermite interpolation ITD,QH-ITD)算法,用以对信号进行分解运算,得到分量信号,进行下一步处理。

McDonald 等[9]提出最大相关峭度解卷积 MCKD 方法,该方法可增强原振动信号被背景噪声淹没的周期性冲击成分,MCKD 算法可以提取故障特征信息,但倍频特征不明显[10],而且 MCKD 算法中关键的 FIR 滤波器最佳长度的确定是比较难以解决的问题。本文利用自适应最大相关峭度解卷积(adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution,AMCKD)算法利用变步长网络搜索方法对滤波器长度进行寻优,可以得到较优的滤波器长度[11]。AMCKD 算法同样需要结合其他分解方法进行故障特征信息提取,该算法可以降低噪声干扰,凸显故障特征信息。

综上所述,本文提出基于 QH-ITD 和 AMCKD 的滚动轴承故障诊断方法。将该方法应用在实际滚动轴承故障数据中,并进行实验对比分析,验证所提方法的有效性和优越性。

1 原理介绍

1.1 QH-ITD 算法原理

由于 ITD 算法对基线拟合使用线性变换方法,这会使分解分量的波形出现毛刺抖动而失真。本文采用四次 Hermite 插值来改进 ITD 算法,提出 QH-ITD 算法,其具体步骤如下。

1)设一个非线性非平稳信号 X_t,其全部极值点为 X_k 对应的时刻 $\tau_k\{k=1,2,\cdots,M\}$,M 为所有极值点数,其中初始时刻 $\tau=0$。在连续极值点间隔 $[\tau_k,\tau_{k+1}]$ 上,线性基线提取算子 J 具体定义如下:

$$J_t = JX_t = J_K + \frac{J_{k+1}-J_k}{X_{k+1}-X_k}(X_t - X_k) \tag{1}$$

$$J_{k+1} = \alpha\left[X_k + \left(\frac{\tau_{k+1}-\tau_k}{\tau_{k+2}-\tau_k}\right)(X_{k+2}-X_k)\right] + (1-\alpha)X_{k+1} \tag{2}$$

式中:J_k、J_{k+1} 为第 k 个和 $k+1$ 个基线控制点;$0<\alpha<1$,一般 $\alpha=0.5$。

2)由式(1)和(2)计算出各基线提取算子 J_k。采用多项式拟合方法对振动信号的端点进行处理,获得左右两端极值点 (τ_0,X_0) 和 (τ_{M+1},X_{M+1})。令 k 分别为 0 和 $M-1$,求出 J_1 与 J_M。其中原 ITD 方法采用线性变换的方法拟合所有的 J_k,文献[5]采用三次样条插值方法改进 ITD 算法拟合所有的 J_k,这些方法存在缺陷不足。本文利用四次 Hermite 插值方法拟合所有的 J_k,其中四次 Hermite 插值方法计算过程如下。

对 $0\leqslant t\leqslant 1$,设 λ_i 为任意实数,四次 Hermite 基函数为:

$$\begin{aligned}
F_i(t) &= 1+(\lambda_i-3)t^2-(2\lambda_i-2)t^3+\lambda_i t^4\\
F_{i+1}(t) &= -(\lambda_i-3)t^2+(2\lambda_i-2)t^3-\lambda_i t^4\\
G_i(t) &= t+(\lambda_i-2)t^2-(2\lambda_i-1)t^3+\lambda_i t^4\\
G_{i+1}(t) &= -(\lambda_i+1)t^2+(2\lambda_i+1)t^3-\lambda_i t^4
\end{aligned} \tag{3}$$

对于一序列数据的任意两个连续插值点 x_i 和 x_{i+1},其插值函数为:

$$QH_i(x)\big|_{[x_i,x_{i+1}]} = F_i(t)y_i + F_{i+1}(t)y_{i+1} + G_i(t)\alpha x_i y'_i + G_{i+1}(t)\alpha x_i y'_{i+1} \quad i=1,2,\cdots,n-1 \tag{4}$$

式中:y_i 和 y_{i+1} 为插值点;y_i' 和 y_{i+1}' 是插值点一阶导数;αx_i 是插值点之间距离。该基函数满足:

$$\begin{aligned}
&F_i(0)=F_{i+1}(1),F_i(1)=F_{i+1}(0)=0\\
&F_i'(0)=F_i'(1)=F_{i+1}'(1)=F_{i+1}'(0)=0\\
&G_i(0)=G_i(1)=G_{i+1}(1)=G_{i+1}(0)=0\\
&G'_i(0)=G'_{i+1}(1)=1,G'_i(1)=G'_{i+1}(0)=0\\
&F_i(t)+F_{i+1}(t)=1,G_i(t)=-G_{i+1}(1-t)
\end{aligned} \tag{5}$$

研究证明四次 Hermite 插值函数具有自动可调性,比三次样条插值方法具有更好包络精确性和拟合逼近精度[12]。

3)经过步骤 1)和 2)处理后得到基线信号 $J_1(t)$。将基线信号从原信号中分离出来,得到 $g_1(t)$。

$$g_1(t) = X_t - J_t(t) \tag{6}$$

若基线 $J_{k+1}\neq 0$,则 $g_1(t)$ 可作为一个固有旋转

(proper rotation,PR)分量。若基线 $J_{k+1}=0$,那么 $g(t)$ 作为原始信号,重复上述步骤,直至 $g_{1k}(t)$ 是一个 PR 分量,即 $g_{1k}(t)=PR_1$。将 PR_1 从原信号中分离出来,可得到新信号 $\lambda_1(t)$,即:

$$\lambda_1(t)=X_t-PR_t \tag{7}$$

4)新信号 $\lambda_1(t)$ 作为给定信号,重复上述步骤,能够得到 X_t 的第 2 个分量 PR_2。上述步骤重复循环 $n-1$ 次,可以得到原信号 X_t 的第 n 个分量 PR_n,直至 $\lambda_n(t)$ 为一个单调函数或者常数为止,最后原始信号 X_t 被分解成 n 个固有旋转分量 PR_n 和一个残余项 $\lambda_n(t)$ 之和,即:

$$X_t=\sum_{p=1}^{n}PR_p+\lambda_n(t) \tag{8}$$

1.2　AMCKD 算法原理

1)变步长网络搜索寻优方法

AMCKD 算法中的关键参数是滤波器长度,设信号幅值序列为 $\{X(i),i=1,2,\cdots,N\}$,本文使用变步长网格搜索法对滤波器的长度 L 进行自适应寻优,具体过程如下[13]:

(1) 初步确定 L 值的搜索范围为 $[L_a,L_b]$;

(2) 先以较大的步长 S_1 进行全局搜索,按照式(9)计算出特征能量比 FER,当特征能量比最大时,滤波器长度为 L_{M1};

(3) 然后根据前面的索步长 S_1 及 L_{M1} 值,确定新的搜索范围为 $[L_{M1-S_1},L_{M1-S_2}]$;

(4) 最后以小步长 S_2 进行局部搜索,并得到局部最大的 FER 指标及其对应的最优 L_{M2} 值,而 L_{M2} 即是最优滤波器长度参数。

其中特征能量比(feature energy ratio,FER)的计算公式如下:

$$\mathrm{FER}=\frac{\sum_{i=1}^{N}X(if)^2}{\sum_{j=1}^{M}X(j)^2} \tag{9}$$

式中:f 为原故障信号的特征频率;$X(if)$ 为故障的特征频率 i 倍频处的幅值。

2)AMCKD 算法过程

实际滚动轴承采集的信号会受到背景噪声的干扰,这个过程可以表示如下:

$$x(n)=s(n)\times z(n) \tag{10}$$

式中:$x(n)$ 为振动信号;$z(n)$ 为噪声干扰信号;$s(n)$ 为轴承故障信号。

AMCKD 算法的关键一步是需要寻找一个最佳长度 L 的冲激响应滤波器 $l(n)$,采用变步长网络搜索方法进行自适应寻找到最优的滤波器长度,最后得到的信号与故障信号 $s(n)$ 逼近[11],表示如下:

$$y(n)=l(n)\times x(n)\approx s(n) \tag{11}$$

AMCKD 算法是把相关峭度作为寻优指标,选取相关峭度最大时对应的滤波器长度为最优值,相关峭度的计算公式如下:

$$CK_R(T)=\frac{\sum_{n=1}^{N}\left(\prod_{r=0}^{R}y(n-mT)\right)^2}{\left(\sum_{n=1}^{N}y(n)^2\right)^{R+1}} \tag{12}$$

式中:R 为移位数,T 为解卷积周期。

2　方法流程

本文所提基于 QH-ITD 和 AMCKD 的故障诊断方法具有如下特点:采用四次 Hermite 插值方法拟合分量曲线,使得拟合的分量信号曲线更加光滑,有更好地逼近效果。变步长网络搜索寻优的 AMCKD 算法能够很好抑制信号中的背景噪声,凸显故障特征信息。Teager-Kaiser 能量算子信号解调方法在分析突变冲击信号的时候,可以以突出故障信号的冲击特征[14]。

本文所提方法的步骤流程如下:

1)对原滚动轴承振动信号进行 QH-ITD 分解运算,得到若干个固有旋转 PR 分量;

2)分别计算出各个 PR 分量的峭度指标或互相关系数指标,选取峭度值大于 3 的 PR 分量进行重构得到信号 $M(t)$,选取互相关系数大于阈值的 PR 分量进行重构,得到信号 $M(t)$;

3)利用变步长网络搜索方法对 AMCKD 算法的滤波器长度 L 进行自适应寻优,然后对重构信号 $M(t)$ 进行 AMCKD 算法处理,得到处理后的信号 $H(t)$;

4)利用 Teager-Kaiser 能量算子(TKEO)方法对信号 $H(t)$ 进行解调处理,得到信号 $W(t)$;

5)最后对信号 $W(t)$ 进行快速傅里叶变换(FFT),分析变换后信号 $Y(t)$ 的频谱特征,诊断识别出故障特征频率信息。

上述方法步骤对应的流程如图 1 所示。

3　实验分析

3.1　人工模拟的滚动轴承损伤故障诊断实验

本实验采用美国凯斯西储大学电气工程实验室的滚动轴承故障模拟试验台的轴承数据进行分析。滚动轴承的类型是 6205-2RS JEM SKF,为深沟球型轴承,轴承参数如表 1 所示。实验平台如图 2 所示,采用电火花技术在轴承上加工单点凹痕模拟故障,人为加工的轴承损伤故障裂纹直径分为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm,为体现本文所提方法的有效性,选用故障程度最轻的

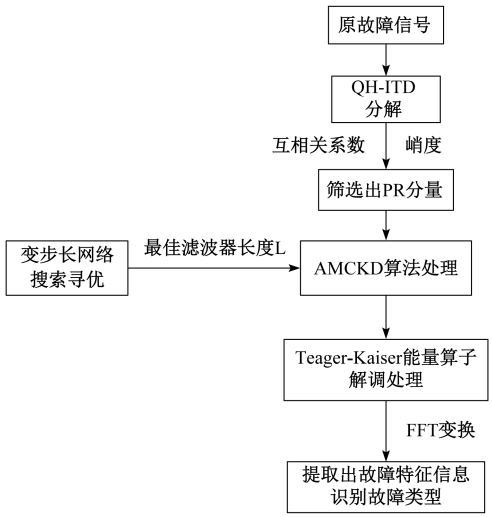
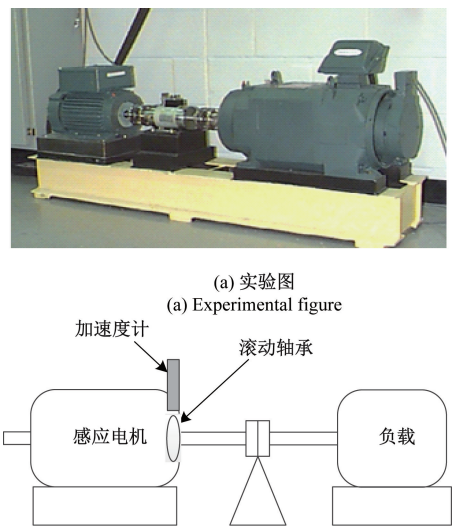


图 1 方法流程

Fig. 1 Method flow chart

0.177 8 mm,裂纹深度为 0.279 4 mm 状态下的滚动轴承数据进行分析。滚动轴承故障类型包括正常、滚动体故障、内圈故障、外圈故障。实验采集的数据是通过加速度计收集,加速度计与带有磁性底座的壳体相连,放置在电机外壳的驱动端位置。负载 2.237 kW,转频 f_z = 1 730 r/min,采样频率为 12 kHz,采样点数为 4 096。



(a) 实验图
(a) Experimental figure

(b) 原理图
(b) Schematic diagram

图 2 实验平台

Fig. 2 Experiment platform

表 1 6205-2RS JEM SKF 轴承参数

Table 1 6205-2RS JEM SKF bearing parameters

滚动体直径 d/mm	滚动轴承节径 D/mm	滚动体数 z	接触角 θ/(°)
7.94	39.04	9	0

1)当轴承内圈存在故障时,故障冲击的基频计算公式如下:

$$f_i = 0.5z(1 + d\cos\theta/D)f_r \tag{13}$$

2)当轴承外圈存在故障时,故障冲击的基频计算公式如下:

$$f_o = 0.5z(1 - d\cos\theta/D)f_r \tag{14}$$

式中:$f_r = f_z/60$。

由式(13)和(14)分别计算可得滚动轴承的故障特征基频为轴承内圈 f_i = 156.14 Hz,轴承外圈 f_o = 103.36 Hz。

应用基于 QH-ITD 和 AMCKD 的滚动轴承故障诊断方法对轴承内、外圈故障信号进行实验分析。

具体步骤如下。

1)以滚动轴承外圈故障为例,外圈故障信号的时域波形图和频谱图如图 3 所示,滚动轴承的外圈故障信号波形受到噪声的影响,已无法识别轴承的故障特征,所以难以提取故障特征信息。

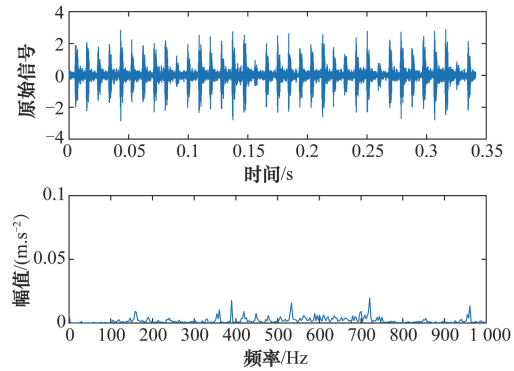


图 3 时域波形图和频谱图

Fig. 3 Time domain waveform and spectrum diagram

2)分别对滚动轴承外圈信号进行 ITD、S-ITD、QH-ITD 分解,结果分别如图 4~6 所示,并将外圈故障经过这 3 个算法分解后的 PR3 分量局部放大。分别计算分解后的 PR 分量的 3 个评价指标,结果如表 2 所示。

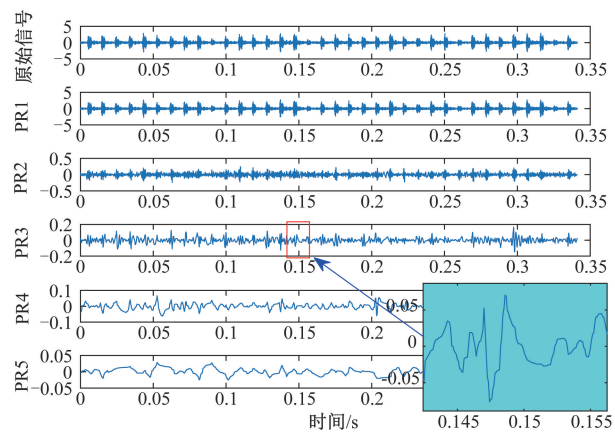


图 4 ITD 分解的 PR 分量

Fig. 4 PR component decomposed by ITD

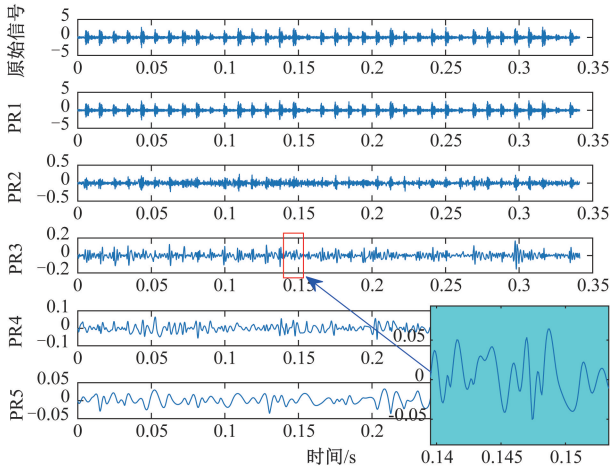


图 5　S-ITD 分解的 PR 分量

Fig. 5　PR component decomposed by S-ITD

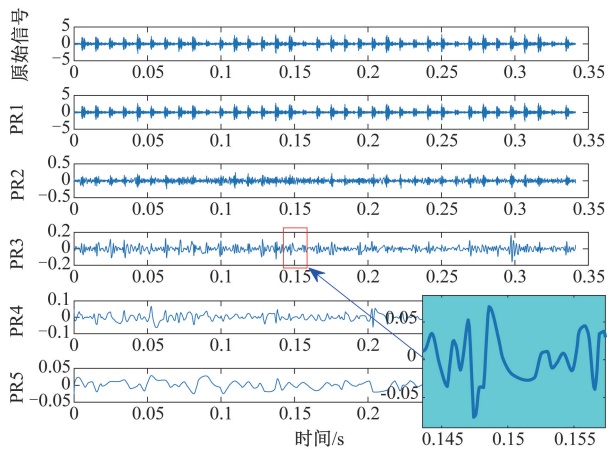


图 6　QH-ITD 分解的 PR 分量时域波形

Fig. 6　PR component decomposed by QH-ITD

表 2　外圈的指标统计表

Table 2　The index statistical table of outer circle

参数	方法	PR1	PR2	PR3	PR4	PR5
峭度指标	ITD	**7.09**	**4.62**	**3.39**	2.75	2.69
	S-ITD	**7.27**	**4.95**	**4.32**	2.86	2.81
	QH-ITD	**7.48**	**5.29**	**5.02**	2.95	2.87
端点效应指标	ITD	**0.18**	**0.91**	**0.95**	0.97	0.98
	S-ITD	**0.14**	**0.91**	**0.94**	0.96	0.98
	QH-ITD	**0.07**	**0.65**	**0.87**	0.83	0.79
平滑指数指标	ITD	**0.86**	**0.66**	**0.64**	0.63	0.25
	S-ITD	**0.75**	**0.45**	**0.37**	0.36	0.23
	QH-ITD	**0.54**	**0.36**	**0.28**	0.25	0.19

峭度准则中的峭度指标是描述信号中包含冲击成分的数字量，当轴承处于正常工作状态下，峭度值约为 3，当滚动轴承出现故障时，该指标会>3，偏离正态分布[15]。分量信号的峭度值越大，表明其包含的故障冲击成分越多，则选取峭度值>3 的分量。

端点效应指标值越大，表示分解的精度越低，端点效应影响越大。端点效应指标值为 0，则表示没有端点效应[16]。通过计算分解分量的端点效应指标，比较它们的大小，越小，则表明该算法抑制端点效应的效果越好。

平滑指数指标为信号数据的几何均值与算术均值的比值，表示曲线的平滑程度[17]。通过计算分解分量的平滑指数，平滑指数越小，则证明该算法分解的分量越平滑，毛刺抖动越少。

从图 4 可以发现，PR3 分量曲线出现明显抖动毛刺现象，而图 5 和 6 中 PR3 分量更加光滑，能够较好地抑制曲线的毛刺抖动现象。结合表 2 可知，QH-ITD 分解的分量的峭度指标最大，端点效应指标最小，平滑指数指标最小。可知，QH-ITD 算法分解的分量包含故障冲击成分最大，端点效应最少，更加平滑，可以有效地避免分量波形出现严重失真。证明四次 Hermite 插值方法改进的 ITD 算法分解分量的效果更好。

3）根据峭度准则，根据表 2 可知，滚动轴承内圈信号经 QH-ITD 分解的前 3 个 PR1、PR2、PR3 分量的峭度值>3，那么选取这 3 个 PR 分量信号进行重构。同理，滚动轴承外圈信号经 QH-ITD 分解后，选择前 3 个 PR 分量信号进行重构。

4）对重构后的内、外圈信号进行包络解调处理，处理之后的频谱图如图 7 所示。由图 7 可知，虽然能提取出故障基频（一倍频）特征信息，但是轴承故障振动信号的倍频特征信息不明显，所以要进一步处理。AMCKD 算法可以更加突出故障冲击特征，所以利用 AMCKD 方法对重构信号进行处理。

5）AMCKD 算法的关键是寻找最优滤波器的长度，本文提出变步长网络搜索方法对滤波器的长度 L 进行自适应寻优。寻优变化如图 8 所示，为不同滤波器长度 L 对应的外圈故障特征能量比（FER）变化曲线，当滤波器长度为 64 时，特征能量比（FER）最大，由此可知外圈故障对应的 AMCKD 算法最佳滤波器长度 $L=64$。同理，可得内圈故障对应的 AMCKD 算法最佳滤波器长度 $L=144$。

对内、外圈重构信号进行 AMCKD 算法处理，图 9 所示为外圈故障信号在有最优滤波器长度下的 AMCKD 算法循环迭代过程。

6）对 AMCKD 算法处理后的信号进行 TKEO 解调处理，处理后的时域波形如图 10 所示。然后对解调后的信号进行 FFT 变换，得到滚动轴承内、外圈信号频谱图如图 11 所示，图 11 中信号故障冲击特征较明显，由图 11（a）可知，滚动轴承内圈故障基频频率为 161.3 Hz（接近理论值 156.14 Hz），并且可以提取出内圈故障的 6 倍频信息。同理，动轴承外圈故障信号经过本文所提方法处理后的

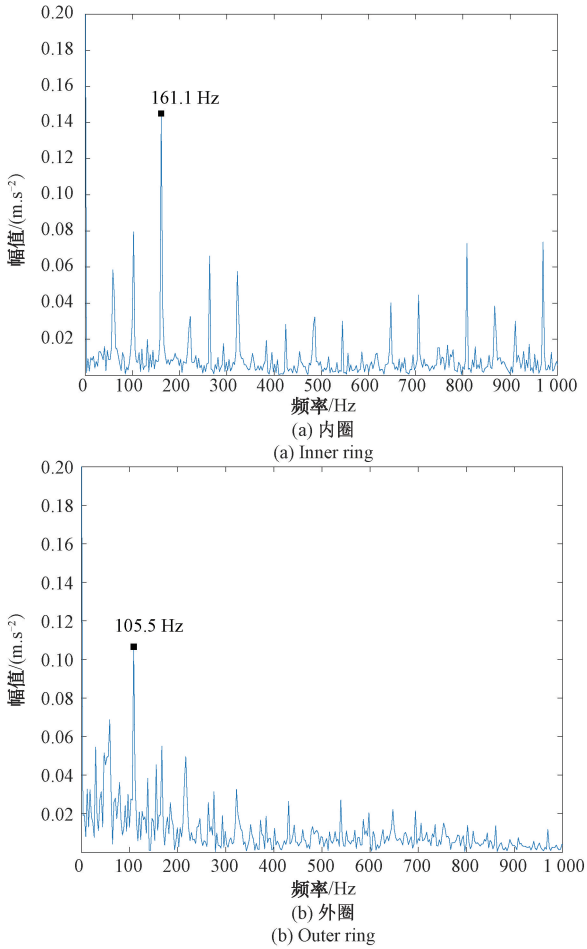


图 7 重构信号包络谱

Fig. 7 Envelope spectrum of reconstructed signal

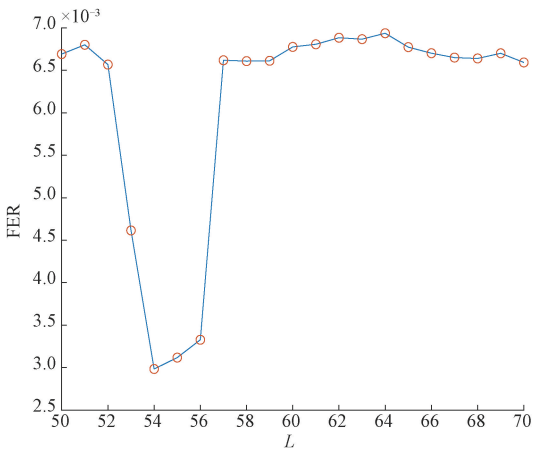


图 8 外圈变步长网络搜索寻优

Fig. 8 Outer ring variable step network search optimization

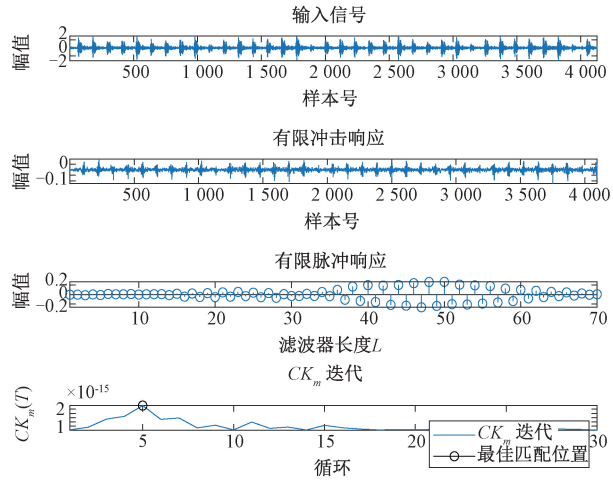


图 9 外圈 AMCKD 算法循环迭代

Fig. 9 Loop iteration of AMCKD algorithm for outer ring

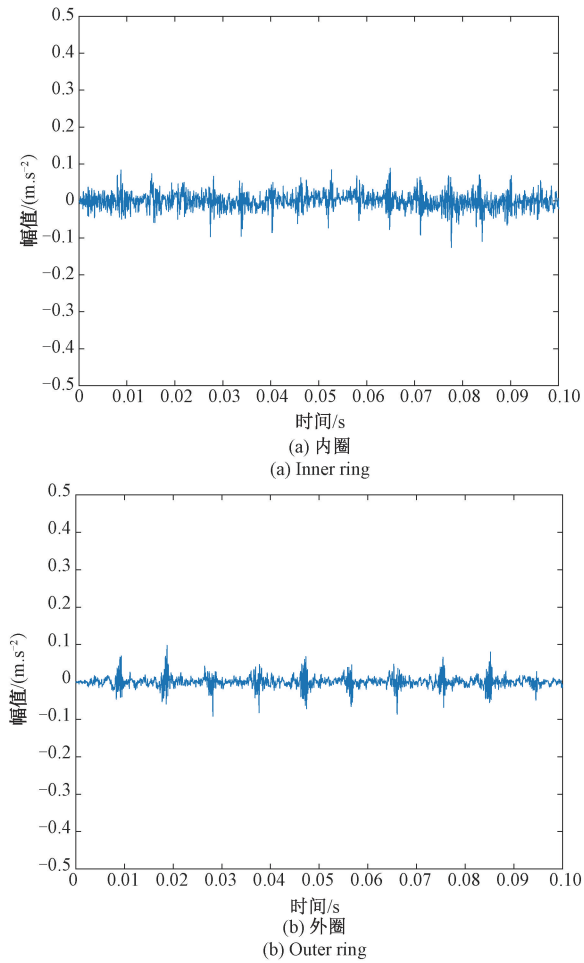


图 10 TKEO 解调后时域波形

Fig. 10 Time domain waveform after TKEO demodulation

频谱图如图 11(b)所示,从图中能够清晰地提取出轴承外圈故障基频频率为 105.5 Hz(接近理论值 103.36 Hz),并且可以定位到 9 倍频。

为了进一步验证基于 QH-ITD 和 AMCKD 的滚动轴承故障诊断方法的优越性,将此方法与基于 ITD-MCKD 的故障诊断方法进行对比实验。

同样的滚动轴承故障的内、外圈故障振动信号经过

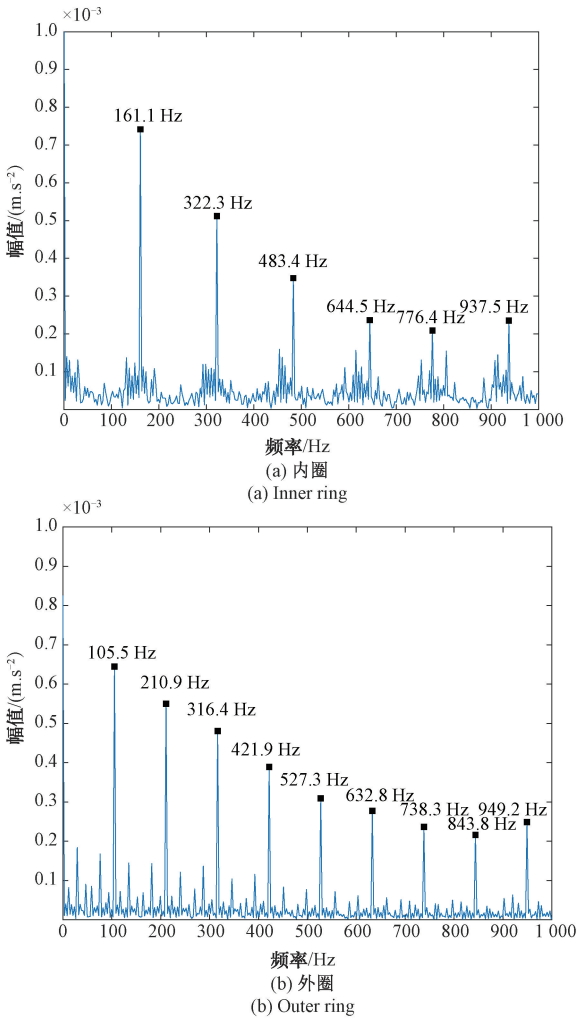


图 11　QH-ITD-AMCKD 内、外圈故障包络谱

Fig. 11　Inner and outer fault envelope spectrum using QH-ITD-AMCKD

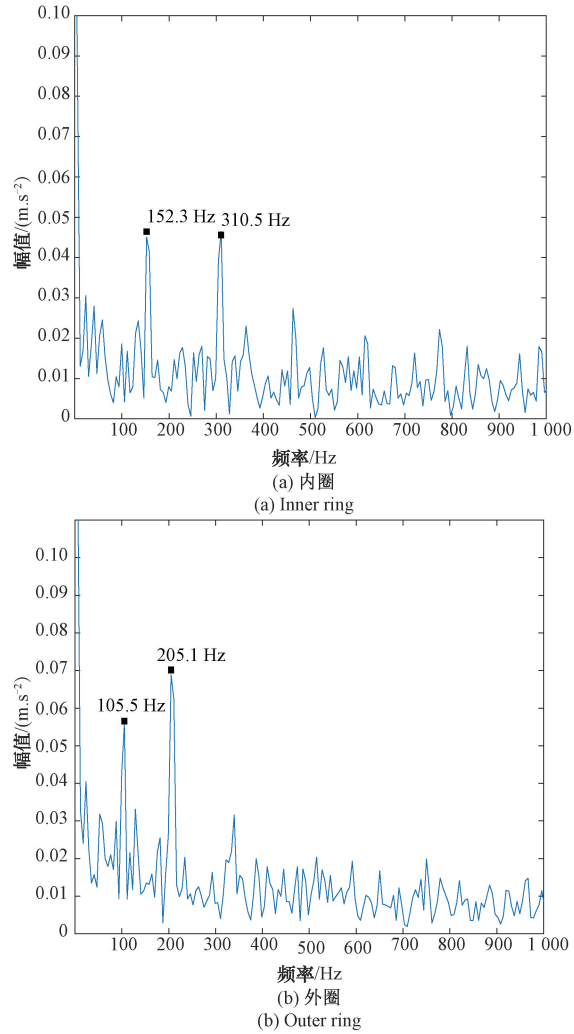


图 12　ITD-MCKD 频谱

Fig. 12　Spectrum using ITD-MCKD

ITD-MCKD 故障特征提取方法处理后，轴承的内、外圈频谱如图 12 所示。虽然 ITD-MCKD 方法处理后可以提取出滚动轴承内、外圈的故障基频和 2 倍频特征信息，但是轴承故障倍频特征信息不明显，而且特征频率谱线峰值也不是很突出。而 QH-ITD-AMCKD 方法可以清晰准确地提取滚动轴承外圈 6 倍频和滚动轴承外圈 9 倍频特征信息，能够使得滚动轴承故障特征频率冲击特征更突出，使得轴承故障倍频特征信息可以更准确地提取。

由上述实验结果分析可知，本文所提方法与 ITD-MCKD 方法相比，可以更有效地提取滚动轴承故障基频和倍频特征信息。

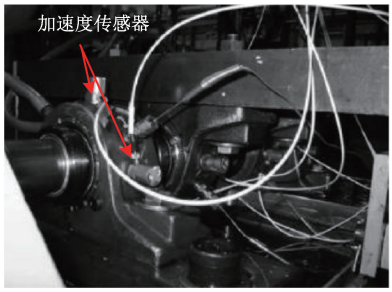
3.2　全寿命周期的滚动轴承早期故障诊断实验

滚动轴承早期故障信号比较微弱，能够监测到滚动轴承的早期故障对于工厂机械设备正常运转是十分重要的，因此应用所提方法对滚动轴承早期微弱故障特征进行提取。实验采用美国辛辛那提大学（University of Cincinnati）智能维护系统的全寿命周期加速实验的轴承故障数据。实验平台、原理图和轴承外圈损伤故障如图 14 所示，通过交流电机驱动 4 个轴承，轴承的转速为 f_z = 2 000 r/min。4 个型号为 Rexnord ZA-2115 的双列凹面滚子轴承安装在横轴上，轴承参数如表 3 所示。在每个滚动轴承上安装型号为 PCB 353B33 的加速度传感器。采样频率为 20 kHz，每个文件的采样点数为 20 480 个。采集的数据文件中名为“2nd_test”的文件数据是采集轴承 1 从正常运行到出现故障直到失效的全寿命 7 d 的振动信号采集数据。

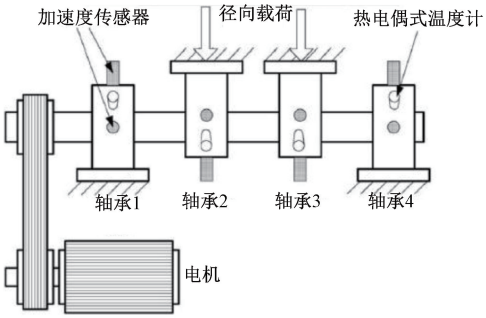
表 3　Rexnord ZA-2115 型轴承参数

Table 3　Rexnord ZA-2115 bearing parameters

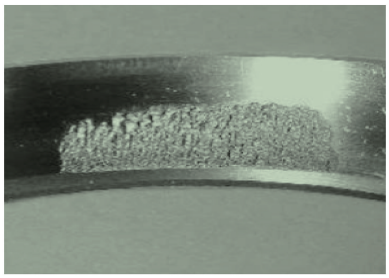
滚动体直径	滚动轴承节径	滚动体数	接触角
d/mm	D/mm	z	θ/(°)
7.94	39.04	9	0



(a) 实验平台
(a) Experiment platform



(b) 实验平台原理
(b) Schematic diagram of the experimental platform



(c) 外圈故障图片
(c) Failure picture in the outer ring

图 14 实验平台和原理

Fig. 14 Experimental platform and schematic diagram

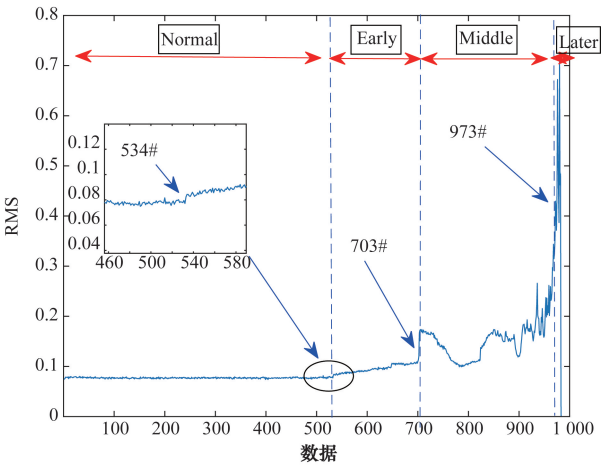


图 15 轴承全生命周期状态

Fig. 15 Full life cycle state of the bearing

利用轴承参数和实验环境参数和式(14)计算可知本实验轴承的外圈故障基频为 236.4 Hz。

这个实验中,“2nd_test”文件夹中总共有 984 个文件,计算整个滚动轴承生命周期的原始数据均方根(RMS),结果如图 15 所示。从 15 图可以看出,在整个运行生命周期内,轴承的运行状态可分为 4 个阶段,正常阶段(1#~533#)、早期故障阶段(534#~703#)和中期故障阶段(704#~973#)、后期失效阶段(974#~984#)。滚动轴承外圈在文件“534#”对应的时期内发生早期故障,因此选择文件“534#”进行滚动轴承早期微弱故障特征提取实验。

图 16 所示为文件“534#”的轴承外圈故障信号的时域波形图和频谱图。从图 16 可以发现,周期脉冲的特征在时间波形上不明显,并且在包络谱中只能检测到轴承外圈故障基频。采用本文所提 QH-ITD 与 AMCKD 方法提取“534#”的轴承外圈故障特征,进行故障诊断。

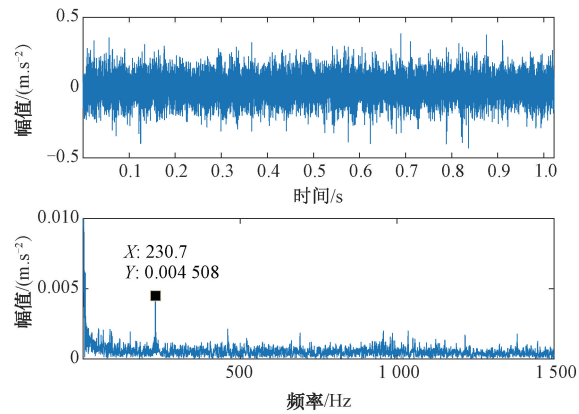


图 16 轴承外圈故障时域波形图和频谱图

Fig. 16 Time domain waveform and spectrum diagram of bearing outer ring fault

1)首先对原滚动轴承外圈故障信号进行 QH-ITD 分解,分解的 PR 分量如图 17 所示。

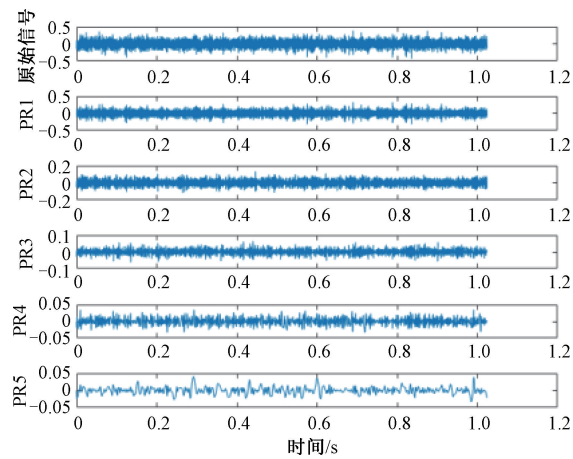


图 17 QH-ITD 分解后的 PR 分量

Fig. 17 PR component after QH-ITD decomposition

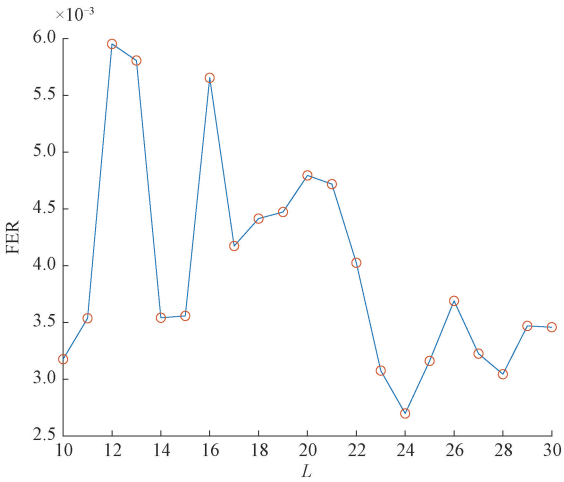


图 18　特征能量比变化

Fig. 18　Feature Energy Ratio variation diagram

互相关系数反映信号之间的相关联程度。利用互相关系数选取 PR 分量,选取的阈值为所有 PR 分量互相关系数平均值的 1.2 倍,即选取大于阈值的 PR 分量进行重构[18]。

2)计算各个 PR 分量的互相关系数,如表 4 所示,这 5 个 PR 分量的互相关系数的平均值的 1.2 倍是 0.477 6,即筛选阈值是 0.477 6,选取互相关系数大于筛选阈值的 PR1 和 PR2 分量进行重构。

表 4　PR 分量的互相关系数

Table 4　Correlation number of PR components

PR 分量	PR1	PR2	PR3	PR4	PR5
互相关系数	0.857	0.521	0.326	0.144	0.142

3)对重构后的信号进行 AMCKD 算法处理,其中采用变步长网络搜索方法对滤波器的长度 L 进行寻优,如图 18 所示,当滤波器长度为 12 时,特征能量比(FER)最大,可知选取的最佳滤波器长度 $L=12$,然后进行 AMCKD 循环迭代运算,如图 19 所示。

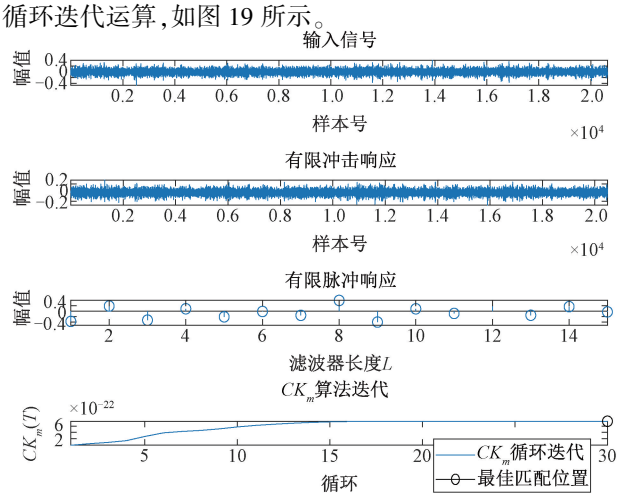


图 19　AMCKD 算法循环迭代

Fig. 19　Loop iteration of AMCKD algorithm

4)对 AMCKD 算法处理后的信号进行 TKEO 包络解调处理,对解调后的信号进行 FFT 变换,最后得到频谱图如图 20 所示。

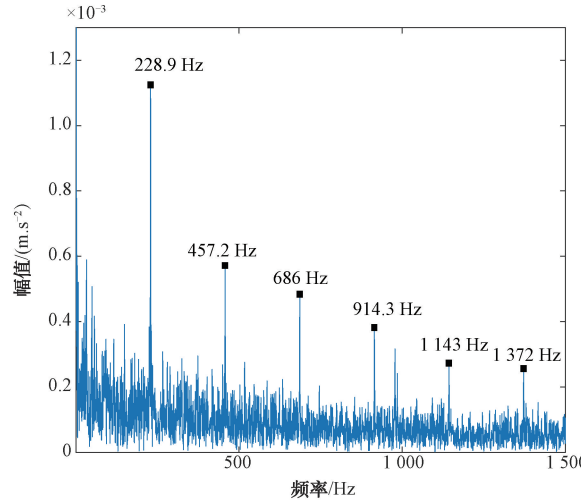


图 20　QH-ITD 和 AMCKD 方法处理后的频谱图

Fig. 20　Spectrum diagram after QH-ITD and AMCKD treatment

由图 20 可知,本文所提方法可以准确地提取出轴承 1 的外圈故障基频和 6 倍频特征信息,对早期发生的滚动轴承故障频率特征信息实现了有效地提取。

4　结　论

滚动轴承振动信号中易受噪声信号的影响,这些干扰导致故障特征提取困难。本文提出了基于 QH-ITD 与 AMCKD 的滚动轴承故障诊断方法,通过实验验证了所提方法的有效性,得出如下结论。

1) QH-ITD 算法采用四次 Hermite 插值方法,端点效应更小,分解的分量曲线更加平滑,拟合误差更小,更加逼近目标曲线,从而可以得到更准确的分量信号。

2) AMCKD 方法采用变步长网络搜索方法对 AMCKD 算法的 FIR 滤波器长度进行自适应寻优,可以提高计算效率,快速找到滤波器的最佳长度,实验证明 AMCKD 算法可以增强振动信号中被噪声干扰的故障冲击特征,更易于提取出故障特征信息。

3)通过对比实验分析,证明了本文所提方法与 ITD-MCKD 方法相比不仅能降低噪声的影响,而且能够更有效地提取出滚动轴承的基频和倍频特征信息。通过全寿命周期的轴承早期故障诊断实验,证明本文所提方法可对滚动轴承的早期微弱故障信号进行有效地诊断识别。

参考文献

[1]　王波,王志乐,张青,等. 自适应多分类相关向量机的滚动轴承故障识别[J]. 机械科学与技术,2017,

39(5):91-95.
WANG B, WANG ZH L, ZHANG Q, et al. Adaptive multicl-ass relevance vector machines and its application to fault recognition of rolling bearing[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2017,39(5):91-95.

[2] 田晶,王英杰, 王志,等. 基于 EEMD 与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(7):144-150.
TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Fault diagnosis for rolling bearing based on EEMD and spatial correlation denoising [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39(7):144-150.

[3] FREI M G, IVAN O. Intrinsic time-scale decomposition: Time-frequency-energy analysis and real-time filtering of non-stationary signals [J]. Proceedings of the Royal Society,2007,63(2):321-342.

[4] 张立国,李盼,李梅梅,等. 基于 ITD 模糊熵和 GG 聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2014,35(11):2624-2632.
ZHANG L G, LI P, LI M M, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD fuzzy entropy and GG clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(11):2624-2632.

[5] 程军圣,李海龙,杨宇. 改进 ITD 和能量矩在齿轮故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2013,33(6):954-959.
CHENG J SH, LI H L, YANG Y. Based on the improved itd and energy moment to diagnose the gear [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(6): 954-959.

[6] 蔡艳平,徐光华,李艾华,等. EMD 局部积分均值增密插值改进算法及其在转子故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2016,35(19):81-87.
CAI Y P, XU G H, LI AI H, et al. A improved EMD algorithm based on local integral average constraint cubic spline interpolation by adding dense points and its application in rotary machine fault diagnosis[J]. Jouranl of Vibration and Shock,2016,35(19):81-87.

[7] 向玲,郭鹏飞,高楠,等. 基于 IITD 和 FCM 聚类的动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报 2018,33(10):2553-2560.
XIANG L, GUO P F, GAO N, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on IITD and FCM clustering[J]. Journal of Aerospace Power,2018,33(10):2553-2560.

[8] 刘毅,宋余庆,刘哲. 基于有理四次 Hermite 插值和 PSO 的 EMD 包络线拟合算法[J]. 电子学报,2018 (11):2762-2767.
LIU Y, SONG Y Q, LIU ZH. An EMD envelope fitting algorithm based on rational quadratic hermite interpolation and PSO [J]. Acta Electronica Sinica, 2018 (11):2762-2767.

[9] MCDONALD G L, QING Z, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Process ing,2012,33:237-255.

[10] 夏均忠,赵 磊,白云川,等. 基于 MCKD 和 VMD 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动与冲击,2017,36(20):78-83.
XIA J ZH, ZHAO L, BAI Y CH, et al. Extraction of weak fault characteristics of rolling bearings based on MCKD and VMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017,36(20):78-83.

[11] 杨斌,张家玮,王建国,等. 基于 CEEMD 和自适应 MCKD 诊断滚动轴承早期故障[J]. 北京工业大学学报,2019,45(2):111-118.
YANG B, ZHANG J W, WANG J G, et al. Early fault feature extraction of rolling bearings based on ceemd and adaptive MCKD [J]. Journal of Beijing University of Technology,2019,45(2): 111-118.

[12] 李军成,刘纯英,杨炼. 带参数的四次 Hermite 插值样条[J]. 计算机应用,2012,32(7):1868-1870,1874.
LI J CH, LIU CH Y, YANG L. Quartic Hermite interpolating splines with parameters [J]. Journal of Computer Applications,2012,32(7):1868-1870,1874.

[13] 张洪梅,邹金慧. 自适应 MCKD 和 CEEMDAN 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(4):79-85.
ZHANG H M, ZOU J H, Weak fault feature extraction of rolling bearing combined adaptive MCKD with CEEMDAN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,33(4):79-85.

[14] CHANDRAKAR K. A new approach to detect congestive heart failure using Teager energy nonlinear scatter plot of R-R interval series[J]. Medical Engineering & Physics, 2012,34(7):841-848.

[15] 杨伟,王红军. 基于 VMD 共振稀疏分解的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2019,32(9):21-27.
YANG W,WANG H J. Fault diagnosis of rolling dearing based on VMD and resonance sparse decomposition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,

2019,32(9):21-27.

[16] 何振鹏,朱志琪,谢海超,等. 基于最小二乘法线性拟合抑制 EMD 端点效应[J]. 系统仿真学报,2018,30(9):3377-3385.
HE ZH P, ZHU ZH Q, XIE H CH, et al. Restrain boundary effect of EMD based on least square fitting[J]. Journal of System Simulation,2018,30(9):3377-3385.

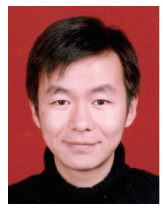
[17] 赵协广, 戴炬. 基于平滑指数和小波的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承,2009(11):39-42.
ZHAO X G, DAI J. Fault diagnosis of rolling bearing based on smoot index and wavelet [J]. Bearing, 2009(11):39-42.

[18] 朱军,闵祥敏,孔凡让,等. 基于分量筛选奇异值分解的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击,2015,34(20):61-65.
ZHU J, MIN X M, KONG F R, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on component screening singular value decomposition [J]. Jouranl of Vibration and Shock, 2015, 34(20):61-65.

作者简介

吴涛,2016 年于北华大学获得学士学位,现为昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为机械状态监测与故障诊断。
E-mail: 1115030407@qq.com

Wu Tao received B. Sc. from Beihua University in 2016. Now he is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research direction is mechanical state detection and fault diagnosis.



熊新(通信作者),2008 年于昆明理工大学获硕士学历,现为昆明理工大学高级工程师,讲师,主要研究方向为复杂系统检测与控制。
E-mail: 305428501@qq.com

Xiong Xin (Corresponding author) received M. Sc. from Kunming University of Science and Technology in 2008. Now he is a senior engineer and lecturer at Kunming University of Science and Technology. His main research direction is complex system detection and control.