基于复局部均值分解和复信号包络谱的滚动轴承故障诊断方法

黄传金1,宋海军1,秦 娜2,陈 晓1,柴 鹏1

(1. 郑州工程技术学院 机电与车辆工程学院,河南 郑州 450044;2. 西南交通大学 电气工程学院,四川 成都 610031)

摘要:提出了一种基于复局部均值分解(CLMD)和复信号包络谱(CSES)的滚动轴承故障诊断新方法。首先 通过互相垂直安装的加速度传感器采集2个方向的振动信号,并将其组成一个复数信号;然后利用CLMD对 二元复数信号进行自适应分解,将分解得到的复数信号的实部和虚部包络信号组成一个复包络信号,根据复 傅里叶变换具有幅值增强和综合频率特性,直接对复包络信号进行复傅里叶变换,提取的故障特征频率更为 清晰。通过滚动轴承不同位置的外圈故障实验,证明了所提方法能够实现故障特征增强,可用于诊断滚动轴 承微弱故障和复合故障。

0 引言

滚动轴承由于工作环境恶劣(如高温、重载和变 工况等),易发生故障,若不及时处理将引发严重的 后果^[1]。通过分析振动信号诊断滚动轴承故障是可 行的解决方案^[23],基于单通道信号的滚动轴承故障 诊断方法,如小波变换^[46]、经验模态分解(EMD)^[7:8]、 局部均值分解(LMD)^[9-10]和变分模态分解等^[11]取得 了较好的分析效果。然而,发生滚动轴承故障时,各 个部件之间力的传递路径复杂,分解到不同测试方 向的力也不尽相同,导致不同方向的振动信号强度 不同,根据单方向振动信号得到的诊断结果可能发 生漏判^[12],如文献[11]根据单通道信号无法提取外 圈故障特征。

转子监测中,转子的涡动轨迹是椭圆,通过位移 传感器正交采集振动信号,利用全息谱^[13]或全矢 谱^[14]提取椭圆信息,进而提高故障诊断结果的准确 性。但滚动轴承转速较高,故障特征隐含在高频信 号中,常用加速度传感器采集振动信号,而加速度信 号形成的轨迹不具有回转特性,利用全矢谱分析加 速度信号失去了物理意义,如何融合滚动轴承正交

收稿日期:2019-09-23;修回日期:2020-04-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61433011,61603316); 河南省创新型科技人才队伍建设工程资助项目(C20150034); 河南省高等学校重点科研项目(19A460029);河南科技攻关 项目(202102210077);郑州工程技术学院科技创新团队建设 项目(CXTD2017K1)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(61433011,61603316),Henan Innovative Science and Technology Talent Team Construction Project (C20150034), the Key Scientific Research Projects of Colleges and Universities in Henan Province(19A460029), Henan Science and Technology Research Program(202102210077) and the Science and Technology Innovation Team of Zhengzhou Institute of Engineering and Technology(CXTD2017K1) 方向的信号特征需要进一步的探讨。

复局部均值分解(CLMD)可自适应地将复数信号按旋转速度从高到低的顺序分解出系列复乘积函数 CPF(Complex Product Function),而且在分解过程中解调出 CPF 实部信号和虚部信号的包络^[15]。文献[16]将 CLMD 和全矢谱结合,提出 CLMD 全矢包络谱用于转子故障诊断,但需要合成角度信息,运算速度较慢,而仅根据故障特征频率即可诊断滚动轴承故障类型,无需角度信息。

由于复傅里叶变换具有增强复数信号幅值和 综合频率的特性,本文提出一种基于CLMD和复信 号包络谱的滚动轴承故障诊断新方法,对比了复信 号包络谱和全矢谱融合双通道信号时的性能,通过 改变外圈故障位置模拟不同的工况,以验证复信号 包络谱具有增强特征频率幅值的能力。NASA和 XJTU-SY数据集的分析结果进一步验证了所提方法 可诊断早期及复合故障,为滚动轴承故障诊断提供 了一种新的途径。

1 CLMD 原理简介

CLMD是LMD向二元领域的一种扩展,其基本 思想认为随机二元信号是快速旋转信号与慢速旋转 信号的叠加。为了从随机二元信号中提取快速旋转 的信号,定义慢速旋转信号为待处理信号包络的均 值,这时包络呈三维管状,慢速旋转信号为管状的中 心。为实现这一目标,CLMD将复数信号投影到0和 $\pi/2$ 这2个方向,投影的结果变成二元信号。对复数 在每一个方向的投影采用与LMD相似的方法获取 包络局部均值,由此构建了一个复的包络局部均值, 详见文献[16]。任一二元信号z(t)经过CLMD处理 后可表示为:

$$z(t) = \sum_{i=1}^{l} \operatorname{CPF}_{i}(t) + u(t)$$
(1)

其中, $CPF_i(t)$ 为分解出的第i个 CPF, 每个 CPF 的实

部和虚部均由调幅–调频函数组成;l为CPF的个数;u(t)为残留信号。

2 复傅里叶变换与全矢谱对比

2.1 复傅里叶变换原理

对复序列信号*z*(*k*)=*x*(*k*)+j*y*(*k*)(*k* 为整数且*k*∈ [1,*N*],*N*为序列长度)进行傅里叶变换得到*Z*(*K*):

Z(K) = FFT[z(k)] = FFT[x(k)+jy(k)](2) 其中, FFT表示快速傅里叶变换。

根据实偶函数有限长序列的傅里叶变换关于 N/2 对称和纯虚数奇函数有限长序列的傅里叶变换关于 N/2反对称以及傅里叶变换的线性性质,可得:

$$\begin{cases} Z(k) = X(K) + Y(K) \\ Z(N-k) = X(K) - Y(K) \end{cases}$$
(3)

其中,X(K)、Y(K)分别为余弦信号x(t)和y(t)的傅里 叶变换。

由式(3)可知,复序列的傅里叶变换不再满足共 轭对称,在k处的傅里叶变换结果为实部和虚部信 号的傅里叶变换之和,而在关于 N/2 对称处 N-k的 傅里叶变换结果为实部信号和虚部信号的傅里叶变 换之差。与单通道实序列的傅里叶变换相比,复序 列的傅里叶变换为2个通道信号傅里叶变换的叠 加,具有增强幅值的能力。

2.2 复傅里叶变换和全矢谱的对比分析

复序列z(k)的傅里叶变换的幅值和|z(k)|有关, 如果用三角函数表示,可以发现|z(k)|和x(t)、y(t)的 初相位 φ 有关。为便于分析, $\Diamond x(t) = A_1 \cos(2\pi f t)$, $y(t) = A_2 \cos(2\pi f t + \varphi)$,其中f = 50 Hz, $\varphi = k\pi/8$ ($k = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm 16$),采样频率 $f_s = 800$ Hz。研究 3 种情 况下初相位 φ 变化时复傅里叶谱和全矢谱的联系与 区别: $(A_1 = A_2 = 1; (2)A_1 = 1, A_2 = 0.5; (3)A_1 = 0.5, A_2 = 1)$ 。

情况①对应的傅里叶谱和全矢谱如附录中的图 A1(a)所示;情况②、情况③对应的傅里叶谱和全矢 谱相同,如附录中的图A1(b)所示。由图A1(a)可 知:①当x(t)和y(t)的相位差为0或 π 时,全矢谱方 法和复傅里叶谱方法得到的幅值相同;②与全矢谱 方法相比,当 $\varphi \in (0,\pi)$ 时,复信号的傅里叶谱中对称 特征频率 $f_s - f$ 处的幅值较大, $\varphi = 0.5\pi$ 时,幅值增加 了1倍;当 $\varphi \in (\pi, 2\pi)$ 时,复傅里叶谱方法得到的特 征频率f处的幅值较大, $\varphi = 1.5\pi$ 时,幅值增加了1倍。

对于图A1(b)有类似结论,因此可由*x*(*t*)和*y*(*t*)的相位差选择复信号的特征频率段表征信号频率。

根据文献[16]中的全矢谱计算公式,全矢谱获 取的特征频率处的幅值为复傅里叶变换特征频率f和对称特征频率 f_s-f 处的幅值之和除以2。根据式 (2),复傅里叶谱在k处的傅里叶变换结果为实部和 虚部信号的傅里叶变换之和,而在关于N/2对称处 N-k的傅里叶变换结果为实部信号和虚部信号傅里 叶变换之差。

3 基于CLMD和复信号包络谱的滚动轴承 故障诊断

通过包络解调可有效提取滚动轴承故障特征。 利用CLMD从二元信号中分别解调出实部信号和虚 部信号的包络函数,然后将实部和虚部的包络信号 组成一个复包络信号,并对其进行复傅里叶变换,故 障诊断实现方法具体步骤如下。

(1)初始化。设置CLMD分解层数为6,根据滚动轴承参数和电机转速计算故障特征频率的理论 值;因为轴承打滑等原因,实际的故障特征频率和理 论值有误差,所以还需设置频率容差。

(2)用加速度传感器通过正交采样方式获取垂 直方向上的加速度信号x、y,然后令z=x+jy,得到一 个复数形式的二元信号。

(3)利用 CLMD 将复信号 z 分解为系列 CPF,并 将分解过程中得到的 CPF₁实部包络信号 a_{1x} 和虚部 包络信号 a_{1y} 组成复数形式的包络信号 $a_{1}=a_{1x}+ja_{1y}$ 。

(4)对复包络信号a₁进行傅里叶变换。

(5)利用傅里叶变换求取 a_{1x} 和 a_{1y} 的初相位,计 算 a_{1x} 与 a_{1y} 的相位差 φ ;因为计算相位时用到除法, 计算结果受噪声干扰较大,因此结合 a_1 的傅里叶变 换设定一个阀值 λ ,只计算 abs[FFT($a_1(k)$)]/N> λ (abs[]表示求绝对值)时的相位,以克服噪声干扰, 本文取 λ =0.05。

(6)依据φ值观察所在频率区间特征频率,并根据特征频率确定故障类型。

4 试验分析

4.1 试验介绍

试验设备采用 SpectraQuest 的旋转机械故障试 验台,试验台在直径约为 19.05 mm 的 TGP 铁轴上安 装 2 个试验轴承。轴由 1HP 三相异步电动机驱动,转 速恒定为 3 000 r / min,分别在 03:00、04:30、06:00、 07:30 和 09:00 方向设置外圈故障以模拟不同的工 况。试验台布置和外圈故障轴承见附录中的图 A2。 2 个三维加速度计分别安装在左、右铝轴承壳体上, 并与 LMS SCADAS 移动数据采集系统连接采集振 动信号,采样频率 $f_{=}$ = 12.8 kHz;驱动端轴承是健康轴 承,非驱动端缺陷轴承型号为 MB ER-12 K,其外圈 故障特征频率 $f_{=}$ = 3.048 $f_{=}$ ($f_{=}$ 为电机旋转频率)。

4.2 数据分析

外圈故障设置在03:00方向时,X和Y方向的传 感器采集的振动信号 x和y的波形见附录中的图 A3。令z=x+jy,为提高运算速度,预置CLMD的分解 层数为6,运用CLMD将复信号z分解为一系列CPF 之和。因为滚动轴承故障在高频段,运用CLMD解 调出CPF₁的实部包络信号a_{1x}和虚部包络信号a_{1y},并 将两者组成复包络信号 *a*₁,*a*₁的包络谱、全矢谱以及 *a*_{1x}与 *a*_{1y}的相位差如图1所示。外圈故障设置在其他 位置时,对应的复信号包络谱、全矢谱和相位差如附 录中的表A1所示。



- 图 1 外圈故障设置在 03:00 方向时, *a*₁ 的包络谱、全矢谱 以及 *a*_{1x} 和 *a*_{1y}相位差
- Fig.1 Envelope spectrum and full vector spectrum of a_1 and phase difference between a_{1x} and a_{1y} , under outer ring fault set in 3 o'clock direction

4.3 NASA 数据集内圈故障诊断

内圈故障数据取自NASA数据集1的3号轴承, 详见文献[17]。3号轴承2个通道信号的均方根 (RMS)曲线图见附录中的图A4。由图可知,第五列、 第六列的RMS在第1831个文件(2003.11.22.16.06. 56)中开始逐渐增大。此时,2个通道信号及其快速 谱峭度图见附录中的图A5。由图A5(c)、(d)可知, 此时最大谱峭度为0.2,而且该数据产生的时刻距试 验结束还有54h,则可认定为该数据对应早期故障。

利用快速谱峭度法解调出的包络谱图见附录中 的图 A6。由图可见,从通道6的信号中可解调出 294.4 Hz的内圈故障特征频率,而从通道5的信号中 没有解调出内圈故障特征频率,由此可知,如果根据 通道5的信号进行故障诊断可能发生误判。

将通道6的信号作为x、通道5的信号作为y,

令z=x+jy,运用本文方法提取的 CPF₁的复包络信号 a_1 的包络谱及其实部、虚部包络信号的相位差 φ_1 如图 2 所示。由图可知,本文所提方法提取的早期故障特征较为明显,其幅值为 0.008 403 mm·s²,远大于谱峭度方法所得故障特征幅值。



图 2 发生内圈故障时的 a_1 包络谱及其相位差 φ_1 Fig.2 Envelope spectrum of a_1 and its phase difference φ_1

应用LMD方法分别对通道5、6的信号进行自适 应分解,提取的前三阶包络谱见附录中的图A7。由 图A7可知,通道5的前三阶包络谱没有明显的故障 特征,通道6的第一阶包络谱中内圈故障特征频率 294.8 Hz处的幅值为0.006035 mm·s²,小于本文方 法提取的故障特征的幅值。

4.4 复合故障案例1

复合故障案例1的数据取自雷亚国课题组发布 的滚动轴承数据集40 Hz10 kN\Bearing3_2\2000.csv, 详见文献[18]。水平方向的振动信号 x 和垂直方向 的振动信号 y 的时域波形见附录中的图 A8,其快速 谱峭度和相应的解调谱见附录中的图 A9,图中, f_i 为转频; f_i 为内圈故障特征频率。从图 A9中可见, 在信号 x 中仅解调出外圈故障特征频率 f_o,在信号 y 中仅解调出内圈故障特征频率 f_i,根据单个方向振 动信号特征做出的诊断结果出现了漏判。此时的谱 峭度较小,处于故障早期,还没萌发滚动体故障和保 持架故障,所以没有解调出滚动体故障特征频率 f_b

运用本文方法提取CPF₁的复包络信号a₁和CPF₂ 的复包络信号a₂见图3。由图可见,运用本文方法可 提取到外圈故障特征频率f₆和内圈故障特征频率f_i,

0.10 $(f_0, 0.07657)$ 偏值/ 28.000 0 100 200 300 400 500 600 频率/Hz (a) a1的包络谱(0~600 Hz) 0.10 $(f_{\rm s}-f_{\rm o}, 0.060\,15$ 幅值/ mm•s²) 0.05 0 **1** 25.1 25.2 25.3 25.4 25.5 25.6 频率 / Hz (b) a1 的包络谱(25.0~25.6 kHz) 0.3 べ⁽_cs 0.2) 間() 0.1 (0.1658)+ f0 100 200 300 400 500 600 频率/Hz (c) a2 的包络谱(0~600 Hz) 0.4 幅值/ mm·s²) 0.2 0 2.50 2.51 2.52 2.53 2.54 2.55 2.56 频率 / Hz (d) a₂ 的包络谱(25.0~25.6 kHz)

由此可诊断出滚动轴承存在外圈和内圈复合故障。



Fig.3 First two-order complex envelope spectra of composite fault signals

4.5 复合故障案例2

按4.1节中的试验方式设置滚动轴承滚动体、内 圈、外圈和保持架复合故障,外圈故障设置在135° 方向。设置 f_n =45 Hz, f_h =1.992 f_n , f_i =0.378 f_n , f_i = 4.95 f_n , f_o =3.048 f_n 。水平方向的振动信号x和垂直 方向的振动信号y见附录中的图A10。令z=x+jy,运 用CLMD对z进行分解,得到的前两阶包络信号的复 傅里叶谱、相位差和全矢谱见附录中的图A11。由 图A11可见,在故障特征频率处, a_1 的实部与虚部信 号的相位差在($-\pi$,0)范围内,对应的复傅里叶谱获取 的特征频率的幅值较大。根据 a_1 的复傅里叶谱获取 的 f_i 、 f_o 和 f_i 及其倍频处的幅值大于全矢谱方法 所得到的对应幅值。 a_2 的相位差中,滚动体故障 信号和外圈故障2倍频信号实部与虚部的相位差 在($-\pi$,0)范围内,对应的傅里叶谱在相应故障特 征频率处的幅值较大;而滚动体故障2倍频信号 实部与虚部的相位差为91.65°,在 f_s -2 f_b 处的幅值 较大,为0.2832 mm·s²,远大于全矢谱中2 f_b 处的幅 值0.1676 mm·s²。

需要说明的是,由于滚动轴承复合故障类型多 样,经CLMD处理后,故障特征信息可能被分解到不 同的频带,此时应适当增加分析的包络阶数以避免 出现漏诊或误诊。

5 结论

本文结合 CLMD 和复信号的傅里叶变换,提出 了一种滚动轴承故障诊断新方法,得出如下结论:

(1)通过CLMD可解调复数信号,获取实部和虚 部的包络信号;

(2)复傅里叶变换有增强幅值和综合频率的特性,可用于提取滚动轴承早期故障和复合故障特征, 进而诊断轴承故障;

(3)较之全矢谱,复包络谱获取的故障特征频率 较显著,但复包络谱没有傅里叶变换的厄米对称性。

CLMD可以同时处理互相垂直的2个通道的振动信号,将机械故障诊断上升到二元领域进行,非常适合与基于同源信息的故障诊断方法相结合,在旋转机电设备故障诊断中将有广泛的应用。由于滚动轴承故障特征频率主要在高频段,本文设定 CLMD的分解层数为6,对于其他类型的旋转机械如何确定最佳的分解层数需要进一步研究。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- 唐贵基,庞彬. ITT变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应 用[J]. 电力自动化设备,2017,37(9):83-89.
 TANG Guiji, PANG Bin. Application of ITT transform in fault diagnosis of wind turbine rolling bearing[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(9):83-89.
- [2] 王晓龙,唐贵基,何玉灵.基于 COT-SSD 的变转速滚动轴承微 弱故障诊断[J].电力自动化设备,2019,39(5):187-193.
 WANG Xiaolong,TANG Guiji,HE Yuling. Weak fault diagnosis for rolling bearing based on COT-SSD under variable rotating speed[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(5): 187-193.
- [3] 万书亭,张雄,南冰,等. 基于 PPCA-1.5 维能量谱的滚动轴承 故障诊断[J]. 电力自动化设备,2018,38(6):172-176,182.
 WAN Shuting, ZHANG Xiong, NAN Bing, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on PPCA and 1.5-dimensional energy spectrum[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38 (6):172-176,182.
- [4] 丁康,黄志东,林慧斌. 一种谱峭度和Morlet小波的滚动轴承 微弱故障诊断方法[J]. 振动工程学报,2014,27(1):128-135.
 DING Kang,HUANG Zhidong,LIN Huibin. A weak fault diagnosis method for rolling element bearings based on Morlet wavelet and spectral kurtosis[J]. Journal of Vibration Engineering,2014,27(1):128-135.
- [5] 唐贵基,王晓龙.可调品质因子小波变换在滚动轴承微弱故障 特征提取中的应用[J].中国电机工程学报,2016,36(3): 746-754.



TANG Guiji, WANG Xiaolong. Application of tunable Q-factor wavelet transform to feature extraction of weak fault for rolling bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3):746-754.

[6] 潘作为,梁双印,李惊涛,等.基于复数小波多尺度包络分析的风机滚动轴承故障特征提取[J].中国电机工程学报,2015,35(16):4147-4152.
 PAN Zuowei,LIANG Shuangyin,LI Jingtao, et al. Application of the complex number and using in fourt feature extraction of

of the complex wavelet analysis in fault feature extraction of blower rolling bearing [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35 (16):4147-4152.

- [7] YU Dejie, CHENG Junsheng, YANG Yang. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2):259-270.
- [8] 胡爱军,马万里,唐贵基.基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J].中国电机工程学报,2012, 32(11):106-111,153.
 HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion[J]. Proceedings of the CSEE, 2012,32(11):106-111,153.
- [9] 程军圣,张亢,杨宇.局部均值分解方法及其在滚动轴承故障 诊断中的应用[J].中国机械工程,2009,20(22):2711-2717. CHENG Junsheng, ZHANG Kang, YANG Yu. Local mean decomposition method and its application to roller bearing fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering,2009,20(22):2711-2717.
- [10] 黄传金,邬向伟,曹文思,等. 基于LMD的全矢包络技术及其 在TRT振动故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2015,35 (2):168-174.

HUANG Chuanjin, WU Xiangwei, CAO Wensi, et al. LMD-based full vector envelope technique and its application in TRT vibration fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(2):168-174.

- [11] 王晓龙,唐贵基.基于变分模态分解和1.5维谱的轴承早期故 障诊断方法[J].电力自动化设备,2016,36(7):125-130.
 WANG Xiaolong,TANG Guiji. Incipient bearing fault diagnosis based on VMD and 1.5-dimension spectrum[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(7):125-130.
- [12] 黄传金,宋海军,秦娜. BEMD 全矢包络谱及其在 TRT 故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备,2018,38(1):184-192.
 HUANG Chuanjin,SONG Haijun,QIN Na. Full envelope spec-

trum based on BEMD and its applications in TRT fault diagnosis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 184-192.

- [13] QU L S,LIU X, PEYRONNE G, et al. The holospectrum: a new method for rotor surveillance and diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1989, 3(3):255-267.
- [14] 韩捷,石来德. 全矢谱技术及工程应用[M]. 北京:机械工业出版社,2008:60-65.
- [15] PARK C, LOONEY D, VAN HULLE M M, et al. The complex local mean decomposition[J]. Neurocomputing, 2011, 74 (6): 867-875.
- [16] 黄传金,孟雅俊,雷文平,等. 复局部均值分解全矢包络技术及 其在转子故障特征提取中的应用[J]. 机械工程学报,2016,52 (7):69-78.
 HUANG Chuanjin, MENG Yajun, LEI Wenping, et al. Full vector envelope technique based on complex local mean decomposition and its application in fault feature extraction for rotor system[J]. Journal of Mechanical Engineering,2016,52(7): 69-78.
- [17] QIU Hai, LEE J, LIN Jing, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006,289(4/5):1066-1090.
- [18] WANG Biao, LEI Yaguo, LI Naipeng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1):401-412.

作者简介:



黄传金(1974—),男,河南信阳人,教授,硕士,主要研究方向为非线性信号分析及其在机电工程信号中的应用(E-mail: zzdxhcj@163.com);

宋海军(1966—),男,河南开封人,教 授,研究方向为非线性信号分析及其在机电 工程信号中的应用(E-mail:songhaijun2000@ 163.com);

黄传金 秦 娜(1978—),女,河南许昌人,副 教授,博士,主要研究方向为智能信息处理和模式识别 (E-mail:qinna@swjtu.cn)。

(编辑 任思思)

Fault diagnosis method of rolling bearing based on CLMD and CSES

HUANG Chuanjin¹, SONG Haijun¹, QIN Na², CHEN Xiao¹, CHAI Peng¹

School of Mechanical and Electrical Engineering, Zhengzhou Institute of Technology, Zhengzhou 450044, China;
 School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: A novel fault diagnosis method of rolling bearing based on CLMD(Complex Local Mean Decomposition) and CSES(Complex Signal Envelope Spectrum) is proposed. Firstly, the vibration signals in two directions are collected by the acceleration sensors installed perpendicularly to each other and combined into a complex signal. Then the complex signals are adaptively decomposed by CLMD, and the real and imaginary envelope signals obtained from the complex signal are combined into a complex envelope signal. According to the amplitude enhancement and composite frequency feature of complex Fourier transform, the complex Fourier transform is directly applied to the complex envelope signal, and the extracted fault characteristic frequency is clearer. By the outer ring fault experiment in different position of rolling bearing, it is proved that the proposed method can enhance the fault feature and can be used to diagnose weak faults and compound faults of rolling bearing.

Key words: rolling bearing; early failure; fault diagnosis; complex local mean decomposition; complex Fourier transform; complex signal envelope spectrum







X向加速度 传感器

Fig.A2 Schematic diagram of test platform





Fig.A3 Vibration signals x and y respectively in X and Y directions when outer ring fault is set in 3 o'clock direction

外圈故障位	f。处幅值/	<i>f_s-f</i> 。处幅值/	椭圆长轴f。处幅值/	φ/ (°)	$\max\{a/R_a f=f_o,a/R_a f=f_s-f_o\}/\%$
置	(mm s ²)	$(mm s^2)$	$(mm s^2)$		
03:00	0.2625	0.1621	0.1555	-27.67	68.81
04:30	0.1868	0.1446	0.1729	-15.96	8.039
06:00	0.6313	0.4321	0.5467	-21.25	15.47
07:30	0.1248	0.1223	0.1239	-3.91	0.73
09:00	0.1968	0.1539	0.1613	-16.09	22.01

表 A1 外圈故障设置在不同方向时 a_1 的傅立叶谱、全矢谱、 a_{1x} 和 a_{1y} 相位差的分析结果 TableA1 Analysis of Fourier spectrum and full vector spectrum of a_1 and phase difference between a_{1x} and a_{1y} , under outer ring fault set in different directions



图 A4 3 号轴承通道 5、6 信号的 RMS

Fig.A4 RMS of signals in Channel 5 and 6 of Bearing No.3





Fig.A5 Vibration signal and fast spectral kurtosis of Channel 5 and 6 of No.3 Bearing



图 A6 运用快速谱峭度解调出的包络谱

Fig.A6 Envelope spectrums demodulated by fast spectral kurtosis



Fig.A7 First three-order envelope spectrums extracted by LMD method





Fig.A8 Vibration signals x and y respectively in horizontal and vertical directions for Case1



Fig.A9 Fast spectral kurtosis and its corresponding envelope spectrum



Fig.A10 Vibration signals x and y respectively in horizontal and vertical directions for Case2



Fig.A11 Phase difference, complex Fourier spectrum and full vector spectrum of a_1 and a_2