

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.09.005

基于 EEMD 的声阵列滚动轴承故障诊断^{*}

马 超 王少红 徐小力

(北京信息科技大学 现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192)

摘 要:研究针对滚动轴承故障诊断中的类型和位置分析问题,提出了一种基于集合经验模态分解(EEMD)的声阵列滚动轴承故障诊断分析方法。以 EEMD 分解信号的峭度和能量作为评价指标,提取包含故障信息的 IMF 分解信号,根据滚动轴承理论故障频率及其倍频分析对分解信号进行窄带滤波后通过 Hilbert 包络谱实现故障类型判断,通过对窄带滤波后的分解信号使用声阵列技术进行声像分析实现滚动轴承故障定位分析。最后通过试验进行了方法验证,结果表明过使用基于 EEMD 分解的阵列分析方法,可更为直观确定故障位置和故障类型,有利于有轨机车等多轴承驱动系统轴承故障的快速和实时诊断,对于确定检修、制定合理维修决策、改进维修质量具有十分重要指导意义。

关键词: 集合经验模态分解;谱峭度;声阵列;滚动轴承;故障诊断

中图分类号: TP277;TP393 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Fault diagnosis for rolling bearing by using acoustic array based on EEMD

Ma Chao Wang Shaohong Xu Xiaoli

(Key laboratory of Modern Measurement and Control Technology Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: For further study about diagnosis of the fault type and location for the rolling bearing, the method by using the acoustic array signals analysis with EEMD decomposition is proposed. Based on the kurtosis and power index values, the EEMD decomposition is carried out and the IMF component including faults information is extracted. After computing the theoretical fault frequency and the harmonics of the bearing's components, the narrow band filter is used for the extracted IMF component and Hilbert transform is done consciously for envelope spectrum, which is used to determine the fault type. Also the extracted IMF components filtered with narrow band filter for each acoustic array signals are used as input signals for the acoustical image analysis to the fault location. Finally, the verified experiments are carried out and results showed that by using this method the diagnosis could be more intuitive to determine the fault location and fault types, which is better for the bearing fault determination of the drive system, the maintenance and reasonable maintenance decision and improving the service quality.

Keywords: EEMD; kurtosis; acoustic array; rolling bearing; fault diagnosis

0 引 言

轴承作在现代工业中应用广泛,由于其承受复杂载荷和处于特殊工作环境中,极易发生故障,对其故障诊断不仅能保证机械设备平稳高效运行,而且能及时检测并

排除运行过程出现的突发问题,有效防止重大事故发生^[1-2]。轴承发生故障信号往往具有非稳定、强噪声弱特征等特性,样本数据长度和稳态性不易满足,需要深入研究信号分析与处理方法从复杂的信号中提取具有局部特征的轴承故障信息。

滚动轴承故障诊断中常用的分析方法主要包括时域

分析法、频域分析法以及时频域分析法;常用的监测分析技术包括接触式监测、以及非接触式监测。时域分析中主要通过峭度、脉冲因子、熵权重、峰值因子等参数进行故障特征提取^[3-5];频域分析中通过谱分析、谱峭度、倒谱分析、解调谱分析 Hilbert 变换等进行轴承故障特征提取^[6-7];时频分析中通过短时傅里叶变换(STFT)、形态滤波、小波变换、经验模态分解(EMD)、集合经验模态分解(EEMD)、稀疏分解等方法进行故障特征提取^[3-12]。然后结合支持向量机(SVM)、灰色关联、统计分析模式识别、神经网络、机器学习等方法进行故障模式识别诊断研究^[11,13-17]。

在进行轴承故障诊断测试使用的信号中,常用的信号包括振动加速度、声压、声发射、阵列信号等。振动加速度、声发射多是车载使用,其测试信号直接获得与轴承部件,分析结果反应问题更为明显,但随着被测机电系统的复杂化程度越来越高,其成本越来越高。声压信号作为一种非接触信号,多是定点工况中使用,比如轨边监测系统 TADS 等^[18-19]。随着国内在本方面研究的深入,应用声阵列技术诊断移动车辆尤其是高速移动车辆传动系统中轴承故障,越来越多引起人们的研究关注。

研究从利用声阵列进行轴承故障诊断的可靠性与经济性出发,讨论分析阵列数目及信号分析方法,针对机械装备中滚动轴承故障的故障定性分析和定位研究问题,提出了一种基于 EEMD 的声阵列滚动轴承故障诊断分析方法,实现故障定性分析和定位分析。最后通过试验进行了方法验证讨论。

1 原理方法

1.1 基于 EEMD 分解信号峭度与能量的滚动轴承故障信号分离

EMD 方法基于信号的局部特征时间尺度,在原始信号中多次加入白噪声,使原始信号在各个尺度上都具有连续性^[20]。利用白噪声频谱的均匀分布,不同时间尺度的信号会自动分布到合适的参考尺度上,经过多次平均后,噪声将相互抵消,集成均值作为最终提取出的 IMF 分量。

峭度作为一种对振动信号敏感的统计方法,可体现发现系统中的异常响应。振动能量是振动信号变化的直接体现。通过使用峭度与能量指标,对 EEMD 方法分解的 IMF 分量进行评价选择,可有效分离出包含故障的分量。

设原始信号 $x(t)$ 经过 EEMD 分解后得到 IMF 分量 $c_j(t)$, j 为分解层;分别计算 IMF 分量 $c_j(t)$ 的峭度 ku_j 和其能量值 $\sum_i (c_j(t) - \overline{c_j(t)})^2$; 然后根据 $\{ku_j - 3 > 0 \& \max_t(c_{jt} - \overline{c_{jt}}) \geq 2\}$; 得到测试信号分离信号 IMF 分量 $c_{j0}(t)$ 。

1.2 滚动轴承故障类型确定

参照轴承型号计算其内圈(ir)、外圈(or)、滚动体(rol)以及保持架(cag)故障频率,对分离信号 IMF 分量 $c_{j0}(t)$ 进行谱分析后,以理论故障频率及其倍频为中心频率进行窄带带通滤波后的信号进行 Hilbert 包络谱分析后,最终确定故障频率特性及故障类型。

1.3 基于近场声阵列声像技术的故障源定位

对分离信号 IMF 分量 $c_{j0}(t)$ 进行窄带带通滤波后通过近场声阵列声像技术实现故障定位。声阵列声像定位方法是通过传声阵列接收声场信号通过一定算法确定声源位置定位。设定分析平面中网格划分为 P 个假定声源, M 个传声器,相应的坐标矢量为:

$$\begin{cases} \mathbf{r}_i, i = 1, 2, \dots, M \\ \mathbf{r}_j, i = 1, 2, \dots, P \end{cases} \quad (1)$$

具体过程如下:

1) 计算第 i 个传声器接收的第 j 个声源信号;

$$S_j(\mathbf{r}_i, t) = S_j(t - (\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j)/c) = S_j(t - d_{ij}/c) \quad (2)$$

2) 计算方向矩阵 $\mathbf{A}$;

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & & a_{1P} \\ a_{21} & a_{22} & & \\ & & a_{ij} & \\ a_{M1} & & & a_{MP} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $a_{ij} = \exp(-j\omega_i d_{ij}/c)$, c 为声传播速度。

3) 传声器接收信号矩阵 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \sigma(t)$ 。

4) 麦克风 i, j 之间的相对延时为:

$$\tau_{ij} = \frac{[d_{s,j} - d_{s,i}]}{c} \quad (4)$$

式中: c 为声速, $d_{s,j}$ 为声源 s 到传声器 j 的距离。

5) 计算各个阵列传声器接收信号之间的相关函数 $R_{ij}(\tau)$ 。

6) 计算扫描阵列的可控响应功率:

$$S_{\text{sp}} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^M R_{ij}(\tau_{ij}) \quad (5)$$

7) 对 S_{sp} 进行极值搜索即可进行故障定位。

1.4 分析流程

研究中以有轨机车走行部单侧轴承故障诊断为具体研究问题,使用直线声阵列,声阵列方向与轴承径向平面平行。分析过程:首先进行阵列信号采集,运用 EEMD 算法进行信号分解,通过各 IMF 的峭度与能量确定分离信号 IMF 分量;然后利用 Hilbert 包络谱实现故障定性,利用近场声阵列声像技术实现故障定位。

1.5 理论仿真结果

理论计算中以某轴承的内圈故障进行仿真。假设故障轴承位置分别为 s_1, s_2 , 故障类型皆为内圈故障,其故

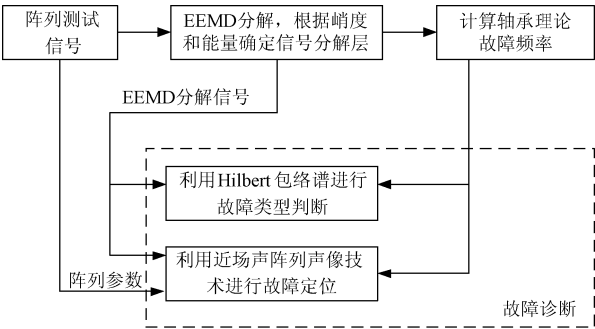


图 1 分析过程

Fig. 1 Analysis Process

障频率包络频带中心为 1 500 Hz,带宽为 100 Hz,两个故障声源能量相同,为相干声源信号。采样频率为 25 kHz,采样时间为 5 s,使用的传感器线性阵列布置如图 2 所示。轴承轴向与阵列方向垂直之间距离为 1.5 m,线性声阵列传感器个数为 4~6,之间等距离为 0.3 m。分析结果如图 3 所示。

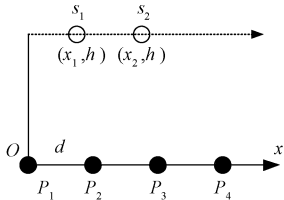


图 2 仿真计算线性阵列布置

Fig. 2 Linear array layout for simulation

图 3 中曲线为以每次计算最大值进行能量归一化曲线,从图 3(a)中可看出当传感器阵列数量由 4 个增加到 6 个时,在分析区域内故障轴承声源定位精度有所提高,但精度变化不明显,空间能量谱值有所提高;图 3(b)中可以看出,当信号信噪比 $SNR = 10$ 提高到 $SNR = 15$ 时,计算分析获得故障轴承声源定位精度变化不大,空间能量谱值变化不大。由此可以看出,在使用声阵列技术轴

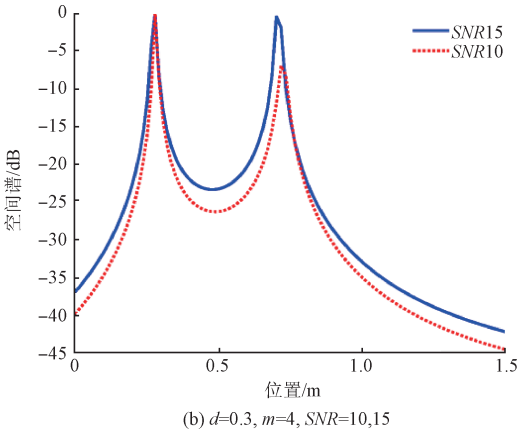
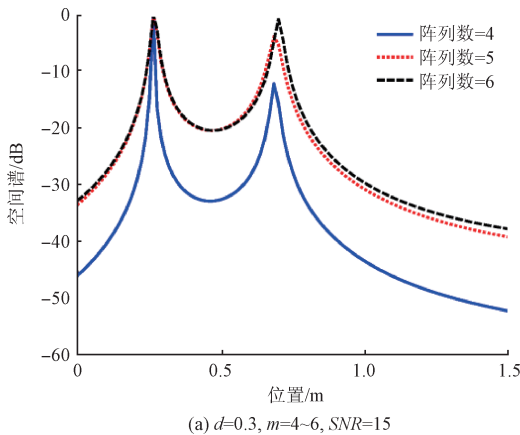


图 3 故障声源仿真计算结果

Fig. 3 Curves of fault sound source

承故障诊断中,在故障声源数目不大时,用本方法可使用较少的传感器线阵列实现故障定位和类型确定。

2 试验验证

2.1 试验说明

滚动轴承转动试验平台模拟列车转动轴承工况由滚动轴承、直流电机、支承台架、加载部件等组成,如图 4 所示,通过电机调节转速,通过螺栓实现轴承加载。试验重轴承为圆柱滚子轴承 N1004(内径 20 mm,外径 42 mm,滚动体个数 12,滚珠直径 31 mm),电机转速 60~1 400 r/min。试验现场如图 5 所示,线阵传感器个数 4、间

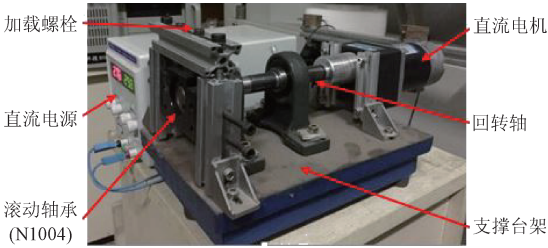


图 4 轴承故障模拟试验台

Fig. 4 Bearing fault simulation test system



图 5 实验布置

Fig. 5 the Sensors and the object layout

距 30 mm,轴承与阵列垂直距离 1.5 m,使用的采集系统为东方所的 DASP V10,采样频率为 20 kHz,采样时间 10 s,采集 6 次。

2.2 试验结果

根据分析流程,首先轴承型号及试验转速条件计算得到其内圈、外圈、滚动体的故障频率; $630 \pm 20 \text{ r/min}$ 条件下分别为 74.2、51.8、57.3 Hz。对比后选择能量较大的通道信号为声传感器 3,进行基于峭度和能量的 EEMD 分解,得到关于分解层-峭度、分解层-能量、包络谱如图 6~8 所示。

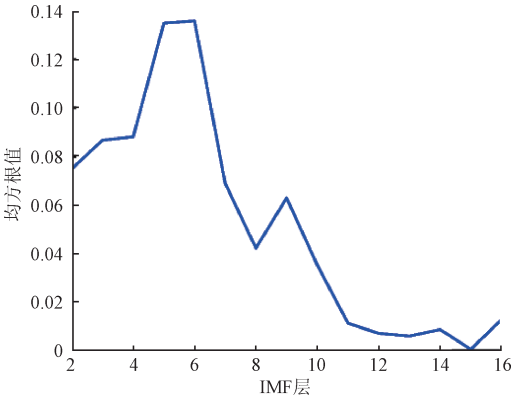


图 6 IMF 分量-能量曲线

Fig.6 curve of IMF component and power

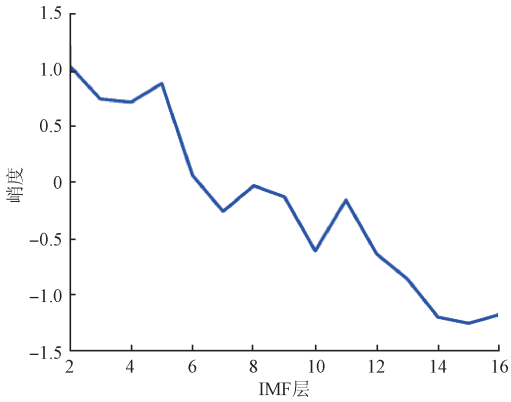


图 7 IMF 分量-峭度曲线

Fig.7 curve of IMF component and kurtosis

从图 6 图 7 可以看出,当峭度大于 0 时第 5 层 IMF 信号能量最大。对其进行谱分析,看出信号主要倍频信号是关于内圈故障频率 74.2 Hz 的倍频,以内圈故障频率 n 倍频进行带通滤波后得到包络谱如图 8 所示。可明显看出,内圈故障频率及其倍频($i \times 74.2 \text{ Hz}$),可判断出本次试验中的故障类型为内圈故障。同时,滚动体也出现了一点程度的损伤,部分故障频率出现。

对整体的阵列信号以轴承外圈故障频率及其倍频作为中心频率进行窄带滤波后,进行声压能量-位置的声像

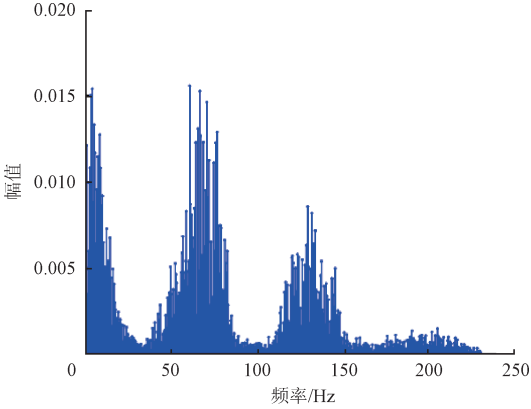


图 8 包络谱线

Fig.8 the Envelope spectrum

分析后,以最大值进行声压能量归一化后得到声像曲线如图 9 所示。可以看出在正对第 2 个传声器位置出现极大值,表明该处声压信号最大。与试验实际轴承位置情况一致。

图 10~12 所示分别为进行 EEMD 分离信号 IMF 分

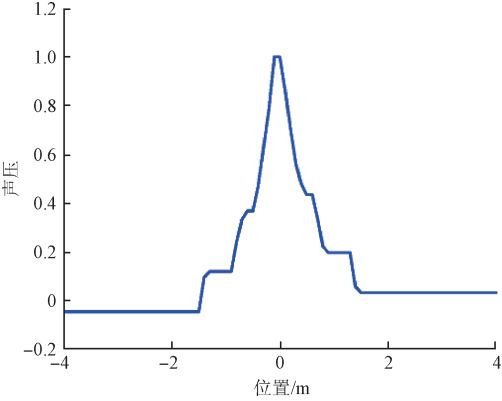


图 9 声压能量-位置曲线

Fig.9 Sound pressure energy position curve

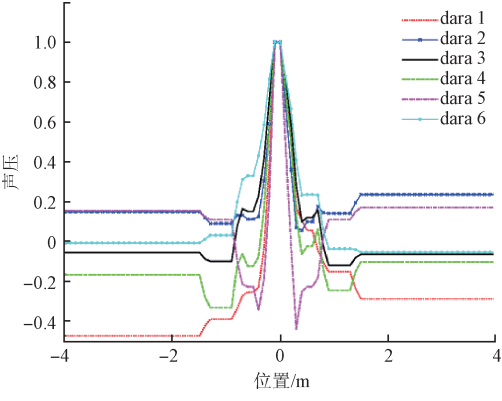


图 10 多次试验数据分离出的 IMF 分量窄带滤波后的声压能量-位置曲线

Fig.10 the curves of sound pressure energy and its position for the IMF component data with narrowband filter

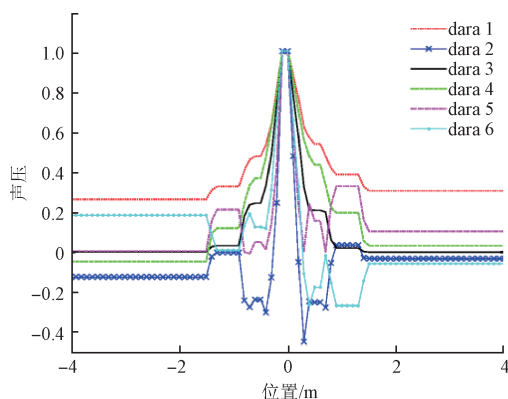


图 11 多次试验数据分离出的 IMF 分量没有进行窄带滤波的声压能量-位置曲线

Fig. 11 the curves of sound pressure energy and its position for the IMF component data without narrowband filter

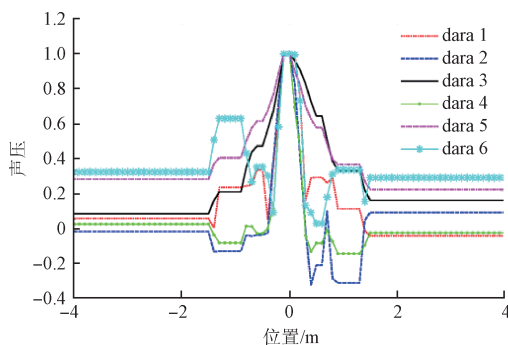


图 12 多次试验原始数据的声压能量-位置曲线

Fig. 12 the curves of sound pressure energy and its position for the original monitoring data

量 $c_{\theta}(t)$ 进行故障频率窄带滤波后的声压能量-位置曲线、进行 EEMD 分离信号 IMF 分量 $c_{\theta}(t)$ 没有进行窄带滤波得到的声压能量-位置曲线、测试的原始数据进行阵列分析后得到的声压能量-位置曲线。图 10 为 6 组试验数据经过分析之后的数据,可以看出经过窄带滤波的 IMF 分量数据进行阵列分析的故障位置结果比较稳定,最大位置均在 $x = 0.05$ 的位置处,试验测试结果分析差异性不大;图 11 中直接使用 MF 分量 $c_{\theta}(t)$ 进行阵列分析时仍可确定声源位置,故障定位精度对比进行窄带滤波分析获得的要低;图 12 中原始阵列信号分析测试获得会有虚拟故障声源的出现;对 IMF 分量 $c_{\theta}(t)$ 进行故障频率倍频窄带滤波后进行故障定位时稳定性较好。

从故障位置确定的精度情况来看,对比 3 种分析情况的声压能量-位置曲线可以看出,通过分离出的 IMF 分量窄带滤波后的曲线最大值处更为陡峭,其故障位置分辨效果比其他两种情况有一定程度提高。

3 结 论

研究从利用声阵列进行轴承故障诊断的可靠性与经济性出发,讨论分析阵列数目及信号分析过程,针对滚动轴承故障诊断中的类型和位置分析问题,提出了一种基于 EEMD 的声阵列滚动轴承故障诊断分析方法。通过 EEMD 分解,降低了背景噪声的影响,通过峭度和能量分指标提取包含故障信息的 IMF 分解信号,然后进行进一步进行包络谱分析和阵列分析,实现故障类型判断和定位分析。通过进行理论分析和试验研究,所建议方法的有效性得到了验证。

分析结果显示,在分析方法的结果可靠性上,通过试验得到了验证。而且通过使用基于 EEMD 分解的阵列分析方法,在不增加传感器数量硬件条件基础上,提高了轴承故障诊断的可靠性和故障位置分析精度,实现了较为直观故障位置和故障类型的确定。研究有利于多轴承驱动系统轴承故障的快速和实时诊断,这对于制定合理维修决策、改进维修质量具有较强的工程指导意义。

参考文献

- [1] 何正嘉,袁静,晔艳阳,等. 机械故障诊断内积变换原理与验证[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(2): 177-184.
HE ZH J, YUAN J, ZI Y, et al. Inner product principle of mechanical fault diagnosis and validation [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2): 177-184.
- [2] 赵洪山,邵玲,连莎莎. 基于最大信噪比的风电机组主轴承故障特征提取[J]. 可再生能源, 2015, 33(3): 410-415.
ZHAO H SH, SHAO L, LIAN SH SH. Method for extracting fault feature of wind turbine main bearing based on maximum signal to noise ratio [J]. Renewable Energy Resources, 2015, 33(3): 410-415.
- [3] 蒲子玺,殷红,张楠,等. 基于峭度准则 VMD 及平稳小波的轴承故障诊断[J]. 机械设计, 2017, 33(1): 67-71.
PU Z X, YIN H, ZHANG N, et al. Bearing fault diagnosis using VMD and stationary wavelet method based on kurtosis criterion [J]. Machine Design and Research, 2017, 33(1): 67-71.
- [4] 吴小涛,杨猛,袁晓辉,等. 基于峭度准则 EEMD 及改进形态滤波方法的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2015, 34(2): 38-44.
WU X T, YANG M, YUAN X H, et al. Bearing fault diagnosis using EEMD and improved morphological filtering method based on kurtosis criterion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(2): 38-44.

- [5] 王宏超,陈进,董广明. 基于最小熵解卷积与稀疏分解的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 机械工程学报, 2013,49(1):88-94.
WANG H CH, CHEN J, DONG G M. Fault diagnosis method for rolling bearing's weak fault based on minimum entropy deconvolution and sparse decomposition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013,49(1):88-94.
- [6] 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):127-135.
DING K, HUANG ZH D, LIN H B. A weak fault diagnosis method for rolling element bearing based on morlet wavelet and spectralkurtosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014,27(1):127-135.
- [7] 李辉,潘宏侠,郑海起. Hilbert-Huang变换在行星齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 测试技术学报, 2006, 20(2):144-149.
LI H, PAN H X, ZHENG H Q. Application of Hilbert-Huang transform to faults diagnosis of planetary gearbox [J]. Journal of Test and Measurement technology, 2006,20(2):144-149.
- [8] 马文朋,张俊红,马梁,等. 改进的经验模式分解在机械故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4):637-644.
MA W P, ZHANG J H, MA L, et al. Application of improved empirical mode decomposition in machinery fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015,35(4):637-644.
- [9] ZHANG Q, ZHAO G, SHU L, et al. Research of dimensionless index for fault diagnosis positioning based on EMD [J]. Journal of Computers, 2016, 27(1):62-73.
- [10] 赵洪山,李浪. 基于MCKD-EMD的风电机组轴承早期故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2017,37(2):29-36.
ZHAO H SH, LI L. Incipient bearing fault diagnosis based on MCKD-EMD for wind turbine [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017,37(2):29-36.
- [11] 陈超,沈飞,严如强. 改进LSSVM迁移学习方法的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2017,38(1):33-40.
CHEN CH, SHEN F, YAN R Q. Enhanced least squares support vector machine-based transfer learning strategy for bearing fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017,38(1):33-40.
- [12] JASKARAN S, DARPEA K, SINGH S P. Bearing damage assessment using Jensen-Rényi Divergence based on EEMD [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87(A):307-309.
- [13] 李巍华,刘雯. 基于图论和直推式支持矢量机的齿轮早期故障诊断[J]. 机械工程学报, 2010,46(23):82-88.
- LI W H, LIU W. Gear incipient fault diagnosis using graph theory and transductive support vector machine [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(23):82-88.
- [14] LIU X, BO L. Identification of resonance states of rotorbearing system using RQA and optimal binary tree SVM [J]. Neurocomputing, 2015,152(C):36-44.
- [15] CORBET-DETIG R, NIELSEN R. A hidden Markov model approach for simultaneously estimating local ancestry and admixture time using next generation sequence data in sample of arbitrary ploidy [J]. PLoS Genet, 2017; 13(1):e1006529.
- [16] TIAN Y, MA J, LU C, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine [J]. Mechanism and Machine Theory, 2015,90(8):175-186.
- [17] CHANG H C, LIN S C, KUO C C, et al. Using neural network based on the shaft orbit feature for online rotating machinery fault diagnosis [C]. 2016 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE), 2016:1-4.
- [18] 倪志莲,蔡卫平,张怡典. 基于子带可控响应功率的多声源定位方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(24):205-209.
NI ZH L, CAI W P, ZHANG Y D. Method for multiple speech source localization based on sub-band steered response power [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(24):205-209.
- [19] 张翱. 列车轴承故障道旁声学诊断[D]. 合肥:中国科技大学, 2014.
ZHANG AO. Research of the key techniques of the Train bearing wayside acoustic fault diagnosis [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.
- [20] 李佳睿. 动车组轴箱轴承早期故障诊断算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2017.
LI J R. Research on early fault diagnosis algorithm for the bearings of the axle box of EMU [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.

作者简介



马超, 2003年于沈阳航空工业学院获得学士学位, 2009年于北京理工大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教师, 主要研究方向为机械系统动力学与机械系统故障诊断。

E-mail: mach2006@126.com

Ma Chao received B. Sc. from Shenyang Institute of Aeronautical Engineering in 2003, and Ph. D. from Beijing Institute of Technology in 2009, now he is the lecture in Beijing Information Science and Technology University. His main research interest include mechanical system dynamics and fault diagnosis of the mechanical system.