

利用 3 维声场空间特征诊断轴承故障*

侯俊剑^{1,2}, 张玉琦^{1,2}, 房占鹏^{1,2}

(1. 郑州轻工业大学机电工程学院 郑州, 450002) (2. 河南省机械装备智能制造重点实验室 郑州, 450002)

摘要 提出一种基于 3 维声场空间特征的声场诊断方法, 并利用轴承故障诊断实验验证声场诊断技术相对于声像诊断技术的优越性。首先, 使用声阵列拾取噪声信号, 通过谱分析选定故障频率; 其次, 利用近场声全息技术重构轴承声场, 顺序拾取声场法向一个波长内 N 个空间切片, 提取各切片纹理特征构建声场特征模型; 最后, 采用支持向量机训练样本库, 获得最佳声场特征模型, 用于后续的诊断辨识。结果表明: 基于 3 维声场空间特征的声场诊断技术比声像诊断技术诊断效果改善了 10% 以上, 有效验证了声场诊断技术的优越性, 同时进一步发展了基于阵列测试的声诊断技术。

关键词 轴承; 故障诊断; 近场声全息; 阵列测试

中图分类号 TH165; TH133.33

引言

振动和噪声信号是工作机械能量传递的主要形式, 蕴含着丰富的机械状态信息^[1]。由于振动传感器能够直接安置在工作机械上, 具有较高的信噪比, 基于振动信号分析技术的故障诊断技术近年来发展较为迅速和成熟, 如时域信号分析^[2]、谱分析^[3]、时频分析^[4]、小波分析^[5]和经验模式分解^[6]等。但振动传感器的接触式采集方式限制了其在高温、潮湿和危险工况下的应用。噪声故障诊断技术(acoustic-based diagnosis, 简称 ABD)具有非接触测量和操作简便的特点, 有较好的发展前景^[7-8]。由于声信号容易受到环境噪声干扰, 低信噪比声信号对诊断鲁棒性有较大影响, 致使传统 ABD 技术发展滞后^[1]。传声器测量位置选择恰当与否, 是获得高信噪比声信号的关键, 严重影响传统 ABD 技术的诊断效果^[9]。基于传声器阵列测试的近场声全息(near-field acoustic holography, 简称 NAH)声诊断技术能有效改善这一问题^[10-11]。NAH 声诊断技术利用传声器阵列拾取机械声场信号, 通过 NAH 算法重构机械表面的 2 维声场(声像), 利用声像中声压分布变化特征辨识机械运行状态, 为声诊断提供了新的思路。NAH 声诊断技术在齿轮箱和轴承故障诊断中得到了有效验证^[10-12], 但诊断过程中仅考虑了声源表面 2 维声场的声压分布变化, 忽略了法向维度的变化信

息, 声场描述不完善, 在一些声压分布变化较小的弱故障工况下诊断效果一般。

为了改善诊断鲁棒性, 深度挖掘声场的空间特性和 NAH 技术的应用价值, 笔者提出了融合声场法向变化信息的 3 维声场诊断技术, 并用于轴承故障诊断。首先, 通过频谱分析选定轴承故障的敏感频率; 然后, 利用医学领域 X 射线分层构建 3 维模型的思想^[13], 由 NAH 算法重构 3 维声场, 进而提取 3 维空间特征进行诊断识别。在构建 3 维声场空间模型时, 通过顺序拾取声场法向一个波长内 N 个空间断层切片, 得到声场各空间切片位置处的声压幅值分布, 获得 3 维声场空间序列模型。由于噪声信号中的倏逝波含有丰富的弱故障信息, 但倏逝波随法向传播距离呈指数衰减^[14], 只需考虑声源法向一个波长范围的空间声场。与 2 维声场模型(声源表面声压分布)相比, 3 维声场空间序列模型从空间维度丰富了故障信息的传播变化, 为诊断鲁棒性的提升奠定了基础。

1 基于 3 维声场空间特征的轴承故障诊断方法

1.1 技术流程

基于 3 维声场空间特征的故障诊断技术流程如图 1 所示。首先, 通过传声器阵列采集样本机械和

* 国家自然科学基金资助项目(51505433, 51805491); 河南省青年骨干教师培养计划资助项目(2019GGJS130); 河南省科技攻关资助项目(202102210290)

收稿日期: 2019-06-06; 修回日期: 2020-04-13

诊断机械的声场信息,利用频谱分析技术选定故障敏感频率;然后,通过NAH算法重构机械的3维辐射声场,主要由 N 个法向序列空间切片构成。按照排列组合获得不同的切片组合,提取每个声场切片的纹理特征,并顺序排列获得基于该排列组合的3维声场特征;最后,采用各种切片组合的特征进行诊断辨识,获得最佳的切片组合和最优的诊断效果。与文献[10-12]中的2维声场诊断技术相比,基于3维声场空间特征的故障诊断技术主要在声场模型构建上增加了法向维度,对声场的描述更加完善,融合了更为丰富的故障信息,使得特征提取的选择范围更广也更加灵活。

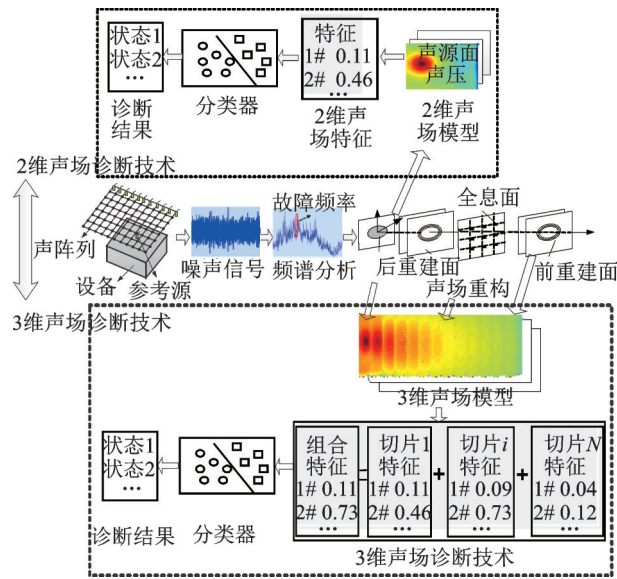


图1 基于2维/3维声场空间特征的故障诊断流程

Fig.1 Fault diagnosis flow based on spatial characteristics of 2D/3D sound field

1.2 近场声全息声场重构技术

近场声全息通过对包含倏逝波的近场数据进行采集,利用声源表面 S_s 和全息测量面 S_h 之间的空间场映射变换关系,可由全息面噪声信息重构整个3维辐射声场^[14],其重构原理如图2所示。

文中采用平面正交共形结构NAH技术,全息测量面和重建面均为平面。以声源中心为空间坐标

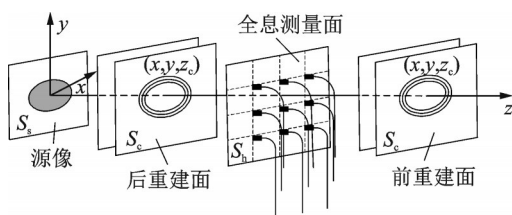


图2 NAH空间变换示意图

Fig.2 NAH spatial transformation schematic

(x, y, z) 系原点,噪声沿 z 方向辐射,假设全息面 S_h 位于 $z=z_h$,重建面 S_c 位于 $z=z_c$,声源面 S_s 位于 $z=z_s$, S_h 和 S_c 上的声压分别为 $\varphi(x, y, z_h, f)$ 和 $\varphi(x, y, z_c, f)$, f 为重建频率。给定满足Dirichlet边界条件的格林函数 $G_D(x, y, z_h - z_c, f)$,可得广义重建式^[14]

$$\varphi(x, y, z_c, f) = F^{-1}[\tilde{\varphi}(k_x, k_y, z_h, f) \tilde{G}_D^{-1}(k_x, k_y, z_h - z_c, f)] \quad (1)$$

$$\tilde{\varphi}(k_x, k_y, z_h, f) = F[\varphi(x, y, z_h, f)] \quad (2)$$

$$\tilde{\varphi}(k_x, k_y, z_c, f) = F[\varphi(x, y, z_c, f)] \quad (3)$$

$$\tilde{G}_D(k_x, k_y, z_h - z_c, f) = F[G_D(x, y, z_h - z_c, f)] \quad (4)$$

其中: F 为2维空间傅里叶变换; F^{-1} 为逆2维空间傅里叶变换; k_x 和 k_y 分别为 x 和 y 方向的空间波数; \tilde{G}_D^{-1} 是 \tilde{G}_D 的逆。

1.3 Gabor小波特征

声像图由声压幅值分布构成,其局部变化特征可通过纹理分布变化有效描述,Gabor小波纹理特征能较好地反映声像图纹理信息的细微变化^[15]。

假设用 $f(x, y)$ 表示尺寸为 $M \times N$ 的图像,则该图像的2维离散Gabor小波变换为

$$I_{p,q}(x, y) = \sum_s \sum_t f(x - s, y - t) \varphi_{p,q}^*(s, t) \quad (5)$$

其中: s 和 t 为滤波器掩模尺寸变量; x 和 y 为像素在图像中的位置; p 和 q 分别为小波变换的尺度和方向; $\varphi_{p,q}$ 为Gabor小波变换函数,分类特征采用均值 $\mu(p, q)$ 和标准差 $\sigma(p, q)$, p 和 q 分别取常用值5和8^[16]。

1.4 支持向量机

支持向量机是基于结构风险最小化原则和统计学习理论提出来的机器学习方法,具有小样本学习能力和较好的泛化能力,在模式识别和故障诊断领域得到广泛应用^[17]。在轴承实验中分别采集正常和故障状态样本,对各类样本集随机排序5次,对每次随机排序的样本抽取3/4作为训练样本,余下1/4作为测试样本,构建5重交叉验证样本库,并以5次识别率的平均值作为最终的识别效果。

2 轴承故障诊断实验

2.1 实验平台搭建

通过选取轴承为研究对象,验证3维声场诊断技术的有效性和其相对于2维声场诊断技术的优越性。该实验组成部分由机械故障模拟实验台、传声

器矩阵、声压信号拾取设备和计算机组成。为验证方法的有效性,同时考虑到实验过程中轴承需多次拆装和声音信号的敏感性,实验在机械故障综合实验台上进行。实验过程中基于凸出轴承噪声信号和保持负载恒定的思想,对该实验台进行了改造,搭建了电机轴承实验台,实验台的布置和各部件相对位置如图3所示。实验台由功率为735 W的电机以120 r/min恒转速驱动,通过联轴器和传动轴带动轴承转动,轴承外圈通过夹具固定,内圈与传动轴同步转动。为提高实验精度,选用实验台配套的深沟球轴承,轴承型号为er16k,其几何参数为:轴承内径为25.4 mm,外径为52 mm,接触角为0°,滚子数为9个。同时,具有较大转动惯量和质量的转子可假定为恒定负载,并在整个实验过程中与2个轴承的相对位置保持不变。

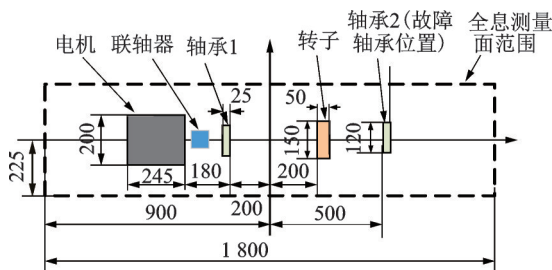


图3 电机轴承实验台布置结构图(单位:mm)

Fig.3 Layout structure of motor bearing test bench(unit:mm)

轴承实验台和传声器分布如图4所示。可以看到,实验过程中声源主要是一对轴承和电机3部分,同时考虑到故障频率范围、实验台尺寸和近场声全息重建精度等因素,全息测量面尺寸设定为0.45 m×1.8 m,即图3中虚线包围的区域。在全息面宽度方向,传声器线阵在0.45 m内均布10个传声器,可在全息面测量面上水平移动,利用16通道的LMS数据采集系统同步采集各通道声信号。其中,线阵水平扫描方向步长为0.05 m,采样频率为

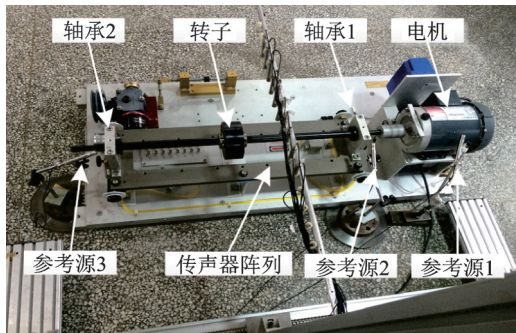


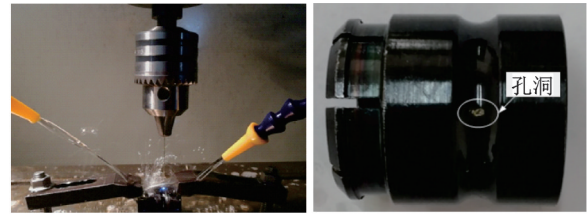
图4 轴承实验台和传声器分布

Fig.4 Bearing test bench and microphone distribution

4 096 Hz,每一步采集5 s,共37步,全息测点为10×37。传声器线阵测量面距实验台最高点—电机顶面距离Z=0.05 m。线阵扫描全息测试技术中各扫描步测得的噪声信号是不同步的,存在相位差。实验时在电机、轴承1和轴承2等主要声源位置布置了3个传声器作为参考声源,用来记录相位信息。

2.2 工况设定和敏感频率确定

多数情况下,轴承由正常到故障是一个渐变过程,同时也只有关键部位的轴承状态变化会影响整套设备的性能。基于电机轴承实验系统,假定距离电机较近的轴承1为非重点监控轴承,另外一个远离电机的轴承2为监控的关键轴承。实验时选择轴承内圈为研究对象,模拟了实验台最远端轴承正常状态和轴承内圈滚动体点蚀状态。通过电火花加工法在轴承内圈分别加工出直径为0.4,0.6 mm的小孔来模拟轴承滚动体孔洞故障,其故障加工及状态形式如图5所示。



(a) 电火花加工场景

(b) 轴承内圈故障

(a) Electric spark processing scene (b) Bearing inner ring failure

图5 电火花加工及轴承故障状态

Fig.5 Electric discharge machining and bearing failure

设定轴承2内圈孔洞故障直径 $\varphi_2 > 0.5$ mm时,系统处于故障状态, $\varphi_2 < 0.5$ mm时,系统处于正常状态,轴承1只作为干扰源。实验采样时:①正常状态下轴承1的 $\varphi_1 \in [0, 1.2]$,轴承2的 $\varphi_2 \in \{0, 0.4\}$,共采样24组;②故障状态下轴承1的 $\varphi_1 \in [0, 1.2]$,轴承2的 $\varphi_2 = 0.6$ mm,共采样24组。实验时电机转速为20 Hz,综合分析电机转速和轴承几何参数可得出轴承内圈理论故障频率为 $f_i = 107.4$ Hz。对关键轴承2附近参考源3在故障工况下的声信号进行功率谱分析,如图6所示。

频率分辨率为2 Hz,理论故障基频 f_i 未明显体现,而其4倍频429.6 Hz(图中430 Hz)和8倍频859.2 Hz(图中860 Hz)的峰值相对突出。两处倍频都可作为故障敏感频率,各频率声场蕴含着不同的故障信息和冗余信息,可采用单频或多频混合声场特征进行诊断识别。其中多频混合声场是多个单频

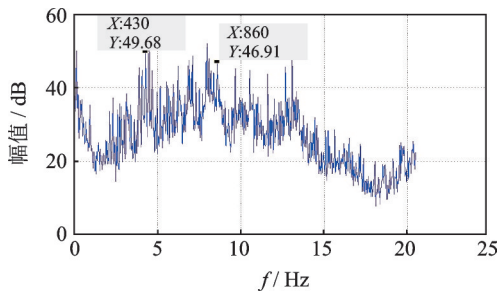


图6 故障工况下参考源3的功率谱分析

Fig.6 Power spectrum analysis of reference source 3 under fault conditions

声场综合的结果,文中以单频声场为例研究3维声

场诊断方法的优越性。考虑到相同测试条件下,NAH技术低频声场重构的鲁棒性更好,文中以低频和高幅值优先原则选择故障敏感频率。与8倍频处相比,4倍频频率低且幅值相对较高,说明轴承故障在该频率处引起的能量变化相对明显,因此选择4*f*(430 Hz)作为电机轴承系统的故障敏感频率。

430 Hz声源的波长为0.8 m,在声源表面法向一个波长范围内序列拾取*N*个声场空间断层切片(参考文献[16],以*N*=13为例),各断层切片尺寸与声源重建面(源像)尺寸相同,与声源面的距离如表1所示。

表1 各断层距声源面的法向距离

断层标号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
距声源距离	0	0.067	0.013	0.200	0.267	0.330	0.400	0.467	0.530	0.600	0.667	0.730	0.800

2.3 实验结果及分析

基于近场声全息技术和故障频率,构建各实验

工况样本的2维声像图和3维声场图,随机抽取正常和故障状态下的2维声像图和3维声场图,如图7所示。

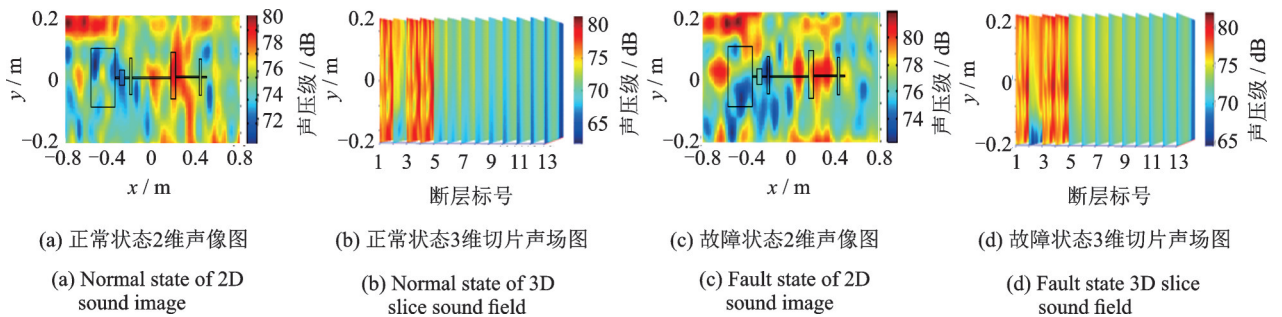


图7 实验工况下的2维声像图和3维切片声场

Fig.7 2D image and 3D slice sound field under experimental conditions

对比正常和故障状态的2维声像图可以看到,电机左上角位置和沿实验台的纵轴线上有明显声源,其中电机左上角位置声源主要由于台架反射造成,不予考虑和分析。在实验台纵轴线区域内,故障状态下声压幅值增大明显,高幅值声压分布区域有所扩展。转子位置处噪声相对较大,主要由于转子尺寸偏大,且为光滑的刚性表面,容易产生反射,增加了该位置处的声压。相对于转子左侧声源,故障状态下转子和重点监测轴承2之间的右侧声场发生了较为明显的变化。通过对比3维声场分布发现在法向方向上声压幅值衰减状况,相同法向位置处下故障工况声压偏大。

声场中不同位置处空间切片蕴含不同的故障信息,使得由不同位置处声场切片组合构建的声场离散

空间模型中含有故障信息的冗余程度存在差异。断层组合 $n(1 \leq n \leq 13)$ 表示从包含源面在内的13个空间断层切片内任意挑选*n*个进行组合,利用组合的声场特征模型进行诊断分析,选定诊断效果最好的作为组合工况为*n*时的识别率。利用穷举法思想,对各种切片组合工况下的声场空间模型在不同灰度级下提取Gabor小波特征进行诊断辨识,结果如图8所示。

各断层组合工况*n*下的排列组合数量不同,其最优组合多少也不同,如表2所示(以灰度级16为例)。

通过对比不同灰度级和断层组合识别效果以及对图8和表2中识别率的变化分析可以得到:

1) 在模拟实验工况下,利用3维声场空间特征诊断轴承故障的最高识别率达到了100%,比基于2

表2 灰度级16时各断层组合工况n的最优组合及其识别率

Tab.2 Optimal combination and recognition rate of each combination number n at gray level 16

组合数 n	最优组合(空间断层标号)	识别率/%
1	6;10	97.9
2	9 13	97.9
3	6 10 11;9 10 13;9 11 13	100
4	3 6 9 11;6 9 10 13;9 10 11 13	100
5	3 6 7 9 10;3 6 9 10 11;6 9 10 11 13;7 9 10 11 13	100
6	3 6 7 9 10 11;6 7 9 10 11 12;6 7 9 10 11 13	100
7	1 3 5 6 9 10 11;1 3 6 7 9 10 11;3 5 6 7 8 9 13...(40种组合)	97.9
8	1 3 6 7 8 9 10 11;1 3 6 7 8 9 10 12;1 3 6 8 9 10 12 13...(12种组合)	97.9
9	1 3 6 7 8 9 10 11 12;1 3 6 8 9 10 11 12 13;3 6 7 8 9 10 11 12 13...(6种组合)	97.9
10	1 3 6 7 8 9 10 11 12 13	97.9
11	1 2 4 5 7 8 9 10 11 12 13;1 2 4 6 7 8 9 10 11 12 13	95.9
12	1 2 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13	95.9
13	1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13	91.8

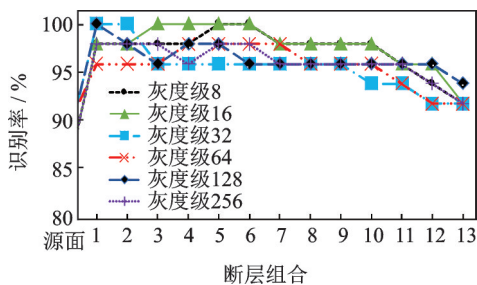


图8 轴承试验识别率随灰度级和断层组合数的变化

Fig.8 Changes of bearing test recognition rate with gray level and fault combination number

维声场诊断技术识别率提高了10%以上,且其余各种工况组合下的识别率都超过了2维声场诊断技术,诊断的精度和稳定程度的提升,表明声场法向变化信息的融入进一步丰富了诊断信息,使得声场诊断技术具有更好的诊断鲁棒性。

2) 各种灰度级工况下,识别率在切片组合数为3~8时,展现出识别率保持在最大值或者不断向识别率最大靠近趋势,但在断层组合数n超过8以后,识别率反而呈现出下降趋势,表明有效诊断信息随声场离散模型复杂度增加的同时,冗余信息量也在增加,进而会降低诊断效果。

3) 灰度级严重影响诊断效果,低灰度级能够弱化声压分布的纹理信息,造成部分细节特征缺失,进而降低诊断率。高灰度级会增加信息冗余,同样影响识别效果。这表明有效信息和冗余信息都会随灰度级的提升而增多,当两者处于一定平衡时才能获得较好的诊断效果。

4) 在各灰度级下,断层组合数为1时的识别率都比基于源面声像的2维声场诊断技术高。这表明

在只采用一个空间切片进行诊断识别时,声源表面处的2维声场并非最佳选择,而是声场法向空间某一位置处故障信息更为丰富,这为2维声场诊断技术的进一步完善提供了新的思路。

3 结束语

基于3维声场空间特征的轴承故障诊断方法通过阵列测试和NAH声场重构技术构建了含有声场法向变化信息的3维声场诊断模型,更为完善地描述了轴承声场分布。在轴承实验中诊断效果改善了10%以上,表明3维声场诊断技术的有效性和相对于2维声场诊断技术的优越性。3维声场诊断技术在融合更多故障信息提高诊断鲁棒性的同时,也带来了一些新的挑战,如机械声源故障敏感频率的选择、具有最佳信息冗余特性的单频和多频混合3维声场模型构建、相应的有效声场空间特征提取技术等。将2维声场诊断技术拓展到3维声场,不仅进一步拓展了阵列测试和NAH技术的应用,同时也丰富了基于NAH的声场诊断技术,为基于阵列测试的声学故障诊断技术提供了新的思路。

参 考 文 献

[1] HENRIQUEZ P, ALONSO J, FERRER M, et al. Review of automatic fault diagnosis systems using audio and vibration signals [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014, 44 (5):642-652.

[2] TANG H F, CHEN J, DONG G M. Dynamic linear models-based time series decomposition and its

- application on bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2015, 21(5):975 - 988.
- [3] RANDAL L, ROBERT B. A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2017, 97: 3 - 19.
- [4] 钟先友, 赵春华, 陈保家, 等. 基于形态自相关和时频切片分析的轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(4):11-16.
ZHONG Xianyou, ZHAO Chunhua, CHEN Baojia, et al. Bearing fault diagnosis method based on morphological filtering, time-delayed autocorrelation and time-frequency slice analysis [J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2014, 33(4):11-16. (in Chinese)
- [5] 李宏坤, 周帅, 魏兆成, 等. 基于占能比的铣削加工颤振在线监测研究[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38(5): 979-984.
LI Hongkun, ZHOU Shuai, WEI Zhaocheng, et al. Milling chatter online monitoring method based on energy accounting percentage [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2018, 38(5): 979-984. (in Chinese)
- [6] 宁少慧, 韩振南, 武学峰, 等. EEMD和TFPF联合降噪法在齿轮故障诊断中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(5):165-171.
NING Shaohui, HAN Zhennan, WU Xuefeng, et al. Application of combined TFPF and EEMD denoising method in gear fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(5): 165-171. (in Chinese)
- [7] GARCIA-PEREZ A, ROMERO-TRONCOSO R, CABAL-YEPEZ E, et al. Application of high-resolution spectral analysis for identifying faults in induction motors by means of sound [J]. *Journal of Vibration & Control*, 2012, 18(11):1585-1594.
- [8] GERMEN E, BASARAN M, FIDAN M. Sound based induction motor fault diagnosis using Kohonen self-organizing map [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2014, 46(1): 45-58.
- [9] BAYDAR N, BALL A. Detection of gear failures via vibration and acoustic signals using wavelet transform [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2003, 17(4):787-804.
- [10] HOU J J, JIANG W K, LU W B. Application of a near-field acoustic holography-based diagnosis technique in gearbox fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2013, 19(1):3-13.
- [11] LU W B, JIANG W K, YUAN G Q, et al. A gearbox fault diagnosis scheme based on near-field acoustic holography and spatial distribution features of sound field [J]. *Journal of Vibration and Control*, 2013, 332(10): 2593 - 2610.
- [12] 鲁文波, 蒋伟康. 利用声场空间分布特征诊断滚动轴承故障[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(13): 68-72.
LU Wenbo, JIANG Weikang. Diagnosis of rolling bearing faults by using spatial distribution characteristics of acoustic field [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(13):68-72. (in Chinese)
- [13] 张璐, 崔倩倩, 张昆亚, 等. 基于X射线相位衬度成像技术的兔眼球血管重建[J]. *医用生物力学*, 2014, 29(1):46-52.
ZHANG Lu, CUI Qianqian, ZHANG Kunya, et al. Revascularization of rabbit eye vessels based on X-ray phase contrast imaging technique [J]. *Journal of Medical Biomechanics*, 2014, 29(1):46-52. (in Chinese)
- [14] MAYNARD J, WILLAMS E, LEE Y. Near-field acoustic holography: theory of generalized holography and the development of NAH [J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 1985, 78(4): 1395 - 1413.
- [15] 鲁文波, 蒋伟康, 侯俊剑. 基于波束形成声像图纹理特征的机械故障诊断方法[J]. *振动工程学报*, 2011, 24(4):428-434.
LU Wenbo, JIANG Weikang, HOU Junjian. Approach of mechanical fault diagnosis method based on beamforming acoustic image texture feature [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2011, 24(4): 428-434. (in Chinese)
- [16] 侯俊剑, 吴艳灵, 何文斌, 等. 基于三维声场空间特征的故障诊断方法研究[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(13): 1-6.
HOU Junjian, WU Yanling, HE Wenbin, et al. Research on fault diagnosis method based on spatial characteristics of 3D sound field [J]. *Journal of Vibration & Shock*, 2018, 37(13):1-6. (in Chinese)
- [17] 王保建, 张小丽, 傅杨奥骁, 等. 优化支持向量机及其在智能故障诊断中的应用[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(3):547-552.
WANG Baojian, ZHANG Xiaoli, FUYANG Aoxiao, et al. Optimized support vector machine and its application in intelligent fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(3): 547-552. (in Chinese)



第一作者简介:侯俊剑,男,1982年1月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为振动噪声控制、声源辨识和声学故障诊断等。曾发表《Application of near-field acoustic holography-based diagnosis technique in gearbox fault diagnosis》(《Journal of Vibration & Control》2013, Vol.19, No.1)等论文。
E-mail:houjunjian@zzuli.edu.cn