

DOI: 10.12382/bgxb.2023.0756



JUST 回转支承故障试验数据分析

周宏根¹, 任小蝶¹, 孙丽^{1,2*}, 李国超¹, 文思钊³, 彭展¹, 刘寅飞¹

(1. 江苏科技大学 机械工程学院, 江苏 镇江 212000; 2. 火箭军工程大学 控制工程系, 陕西 西安 710025;
3. 武汉滨湖电子有限责任公司, 湖北 武汉 430205)

摘要: 回转支承作为军用雷达的关键部件, 对保证设备安全使用、提高效益具有重大作用。通过数据驱动方法对回转支承运行状态进行实时监测与诊断, 已成为该技术领域的研究热点。然而回转支承面临服役工况复杂、故障试验样本稀少等问题, 使其故障诊断技术研究一直饱受数据不足的困扰, 也严重制约了军用机械装备寿命预测与健康管理技术的发展与应用。为此开展了回转支承故障试验, 通过对回转支承运转过程中的多向振动、声发射信号进行采集, 形成了故障试验数据集。该数据集包含回转支承在9种工况下的多向振动信号和声发射信号, 且明确标注了回转支承的信号采集时间、故障标签、转速、负载、采集次数等多种相关信息, 为基于数据驱动的回转支承故障诊断与雷达伺服系统健康管理提供数据支撑和技术保障。

关键词: 回转支承; 雷达; 数据驱动; 故障试验; 故障预测与健康管理

中图分类号: TH133 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1093(2024)10-3744-10

Study of JUST Slewing Bearing Failure Test Data

ZHOU Honggen¹, REN Xiaodie¹, SUN Li^{1,2*}, LI Guochao¹, WEN Sizhao³, PENG Zhan¹, LIU Yinfēi¹

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000, Jiangsu, China;
2. Department of Control Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, Shaanxi, China;
3. Wuhan Binhu Electronics Company Limited, Wuhan 430205, Hubei, China)

Abstract: As a key component of military radar, the slewing bearing plays a significant role in ensuring the safe use of an equipment and improving its efficiency. The real-time monitoring and diagnosis of slewing bearing operation state through data-driven methods have become a hot research topic in this technical field. However, the slewing bearing is faced with the problems of complex service conditions and scarce failure test samples so that its fault diagnosis technology research has been plagued by the lack of data and the development and application of the prediction and health management technology of military machinery and equipment are seriously constrained. For this reason, the slewing bearing failure is tested, and a failure test data set is generated by collecting the multidirectional vibration and acoustic emission signals during the operation process of slewing bearing. The data set contains the vibration signals and acoustic emission signals of slewing bearing under nine working conditions, and the signal acquisition time, fault label, rotational speed, load, number of acquisitions and other related information of slewing bearing are clearly labeled, which provides data support and technical guarantee for the fault

收稿日期: 2023-08-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(62203193); 江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(21KJB510016)

*通信作者邮箱: sunl@just.edu.cn

diagnosis of data-driven slewing bearing and the health management of radar servo system.

Keywords: slewing bearing; radar; data-driven; failure test; failure prediction and health management

0 引言

回转支承作为一种新型旋转部件,被广泛应用于军用雷达、坦克等特种车辆的回转部位^[1]。军用雷达车辆由于自身结构复杂、工作环境恶劣且工况多变^[2],在服役过程中存在回转支承卡死、异常振动等现象。回转支承的可靠性和稳定性将直接影响到车辆的正常运行,因此非常有必要对其不同状态下的运转情况进行深入研究。预测与健康管理(Prognostic and Health Management, PHM)技术不仅能确保军用机械装备安全运行,还能提高生产效率和增加经济效益。将PHM技术用于回转支承,开展回转支承状态监测与故障诊断研究,不但能够提高生产效率、降低维护成本,避免潜在安全隐患,还可以为回转支承的整体设计、制造和维护提供重要依据^[3]。

目前,国内外针对回转支承的故障诊断进行了一些试验和研究。陆超等^[4]提出一种优于传统特征提取的概率主成分分析特征提取方法,能够有效反映复杂条件下的回转支承故障信息。封杨等^[5]采用了一种圆域分析的振动信号处理方法,解决了在强噪声下回转支承的初期故障诊断问题。曾耀传等^[6]通过集合经验模态分解和灰狼优化算法,与最大相关峭度解卷积相结合的故障特征提取方法,对门座起重机回转支承实现了故障诊断。郑强等^[7]提出了一种基于变分模态分解与多点最优最小熵解卷积方法,通过灰狼优化算法实现了对故障特征频率提取。李云飞等^[8]利用灰度图和ResNet模型相结合的声发射信号处理方法对回转支承故障进行诊断,提高了其故障分类准确率。Liu等^[9]通过模拟运行情况低速重载大型机械回转支承,分析不同程度裂纹损伤的振动信号特性及信号变化规律,为快速识别设备早期损坏并确定损坏状态提供实用价值。Pan等^[10]提出一种基于改进深度置信网络的持续对比发散自由能采样方法的故障识别方法,解决回转支承的强噪声背景和弱特征信号问题。Gao等^[11]将应力波分析技术应用于回转支承的监测与诊断,为其提供了损害严重程度的定量测量。Wang等^[12]提出一种基于约束独立分量分析和集成经验模态分解的门式起重机回转支承运行状态监测方法,可有效减少回转支承失效造成

经济损失和安全事故。Xiong等^[13]研究出一种基于模糊决策的故障诊断方法,对回转支承的监测和故障诊断具有实践意义。

文献[14–15]分别从不同方面阐述了低速重载回转支承和风电机组回转支承的研究现状,并总结了企业和工业回转支承故障预测、状态监测和诊断方法的最新进展。但是在整体研究过程中,对于回转支承试验采集传感器种类数量与方向的多样性、在强噪声背景下采集信号以及故障模式的多样性都欠缺考虑。此外,由于回转支承的尺寸、局部负荷和超负荷,在实际工作条件下,对信号采集提出了许多新的挑战:信号的传输距离较长且复杂;低速且高负荷的工作条件使信号中的故障特征更加隐蔽;由于间歇性旋转以及强烈的背景噪声,微弱低能量的故障信号很容易丢失。这些问题给回转支承装备的PHM技术领域带来了困境。而回转支承故障试验是获取其故障关键信息、预防早期微弱故障、实现故障诊断的关键手段。通过及时发现问题并进行改进和完善,可以逐步增强其可靠性,最终达到预期可靠性水平^[16]。因此,开展故障试验是解决这一困境的有效办法。

此外,大多数回转支承故障诊断试验分析所使用的都是企业现场采集的回转支承数据信号,原因在于没有可以公开共享的数据集支撑其发展领域的研究,这也是制约回转支承故障诊断研究的因素之一。从目前研究进展来看,使用深度学习的故障诊断方法都属于数据驱动方法领域,所以数据才是该领域的技术主体。虽然近年来先进传感器技术的迅速发展为工业数据的采集奠定了基础,但旋转机械的故障诊断领域的研究却缺乏与应用相关的可靠工业数据^[17]。因此,获取有效的故障试验数据集也是PHM技术领域的重要研究内容。在高速旋转轴承数据集研究领域,国内的XJTU-SY轴承数据集^[18]受到了国内外故障诊断与剩余寿命预测研究领域学者的关注。该数据集对相关领域研究人员充分了解与挖掘机械装备的退化规律产生一定的帮助,促进了公开数据集被应用于机械装备的健康监测、故障诊断与剩余使用寿命预测的研究工作。与此同时,公开数据集也正在逐步将工程机械智能故障诊断研究领域向大数据时代推进^[19]。由此可见,若促进公开数据集的开放共享将会对该领域的发展

起到非常重要的推动作用。

综上所述,为了采集到优质的回转支承故障数据,本文对该数据集进行反复测试和采集,模拟并结合了多种不同的工况进行试验,积极推动回转支承故障数据的共享,将获得的故障数据提供给全世界的研究人员。该数据集包含了健康、滚动体故障、内圈故障、外圈故障 4 种不同状态下的回转支承在 9 种工况下的振动信号和声发射信号,明确标注了各种标识符,如信号采集时间、采集类型、速度、负载和采集次数,为回转支承故障诊断和预测性维修的 PHM 研究提供了数据支持,促进 PHM 技术在军用机械设备上的理论研究和技术应用。

1 回转支承故障试验平台

1.1 试验平台搭建

如图 1 所示,展示了完整的回转支承故障试验平台,其中包括回转支承、啮合小齿轮、回转支承底座、换向箱、同步带、调速电机、调速器和负载装置等各部件。回转支承故障试验台的硬件均采用市面上成熟稳定的通用型号。该试验台可以开展回转支承在不同工况下的故障试验,能够获取回转支承在运转过程中多个位置的振动信号,还包括一个声发射信号。所有传感器的具体布局如图 2 所示。试验平台可调节的工况主要包括倾覆力和转速,其中倾覆力由负载装置系统产生,作用于回转支承的外圈上方,转速通过调速电机连接的调速器实现调节。试验对象按国家机械行业标准 JB/T 2300—2011 回转支承定制,为型号 111.10.100 的单排交叉圆柱滚子回转支承,其相关参数如表 1 所示。

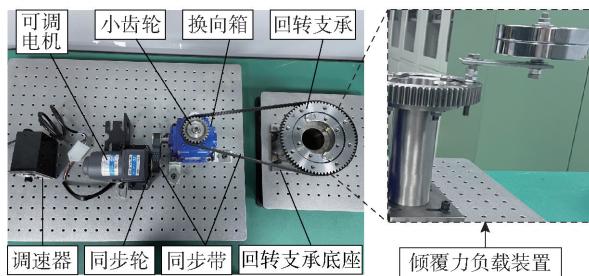
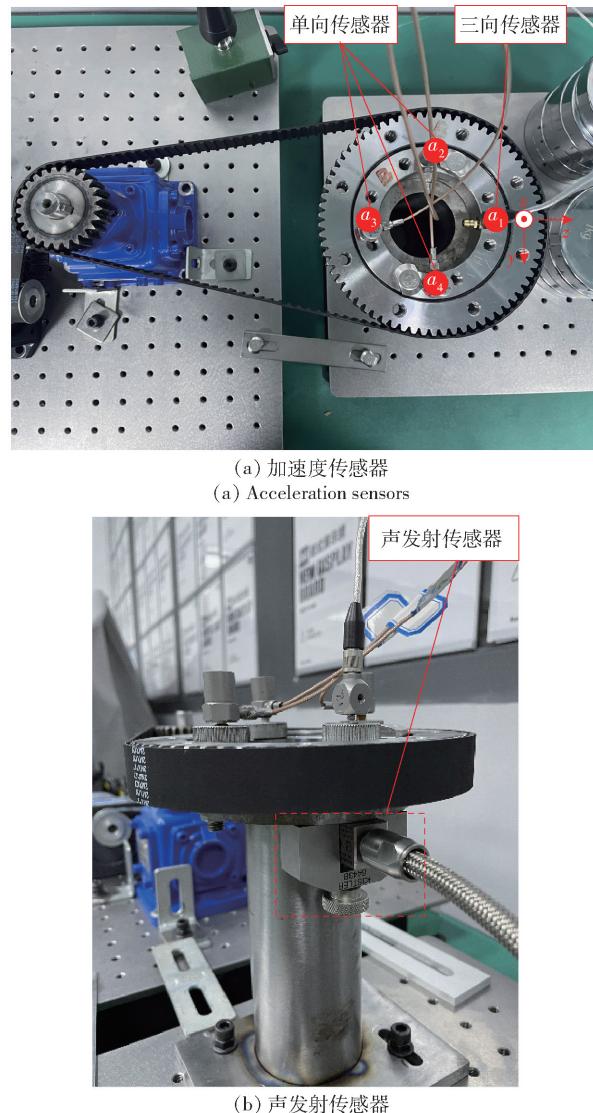


图 1 回转支承故障试验平台

Fig. 1 Slew bearing failure test rigs

通常在设计试验方案时,为了增加试验样本数量,常常采用多种工况的试验方式,能够采集到大量不同工况下的实时监测数据。加速度传感器擅长采集微弱振动信号,而雷达成像与普通轴承的转速差距在于回转支承的转速很低^[20]。由此在低转



(a) 加速度传感器
(a) Acceleration sensors

(b) 声发射传感器
(b) Acoustic emission sensor

图 2 传感器具体布局

Fig. 2 Specific sensor layout

表 1 111.10.100 单排交叉圆柱式滚子回转支承具体参数

Table 1 Specific parameters of 111.10.100 single-row crossed cylindrical roller slewing rings

参数	数值	参数	数值
外径/mm	135	总高度/mm	22
内径/mm	65	内外圈高度/mm	20
外孔距/mm	120	孔数	8
内孔距/mm	80	丝孔/mm	M8
齿宽/mm	20	齿顶圆直径/mm	144
模数	2	重量/kg	1.5
齿数	70	滚子个数	52

速工况下的装置监测与诊断中,常常使用加速度传

传感器进行数据信号采集工作。此外,由于受到雷达车在实际工况环境的影响,导致雷达回转支承在运转过程中受径向力、轴向力和倾覆力矩的联合作用。由于径向力对回转支承内部载荷的分布基本没有影响,并且相对于轴向力和倾覆力矩较小一些,故不考虑径向力对其的影响^[21]。回转支承在受径向力或倾覆力矩作用时,两排滚动体均受到载荷作用,且基本处于对称分布状态。然而,在回转支承受到纯轴向力的作用时,只有一排滚动体受载荷作用^[22]。因此,试验选用转速和倾覆力矩作为试验变量。整体试验一共设计了 9 种不同的工况,具体如表 2 所示,每种工况包含了 4 种状态类型回转支承。

表 2 回转支承故障试验设计工况

Table 2 Fault test and design condition of slewing bearing

工况编号	输出转速/(r·min ⁻¹)	倾覆力/N
1	2	0
2	2	30
3	2	60
4	6	0
5	6	30
6	6	60
7	12	0
8	12	30
9	12	60

1.2 试验数据采集

机械系统是一个复杂的整体系统,单一传感器中包含有限的机械故障信息,有时无法进行准确的状况监测和故障诊断^[23]。而且作为一个整体的动态运行系统,仅使用单一传感器采集的信号中往往会忽略不同方位表征故障的信息,从而无法准确捕捉系统整体的变化情况^[24]。相比单一传感器整体系统,有研究表明使用多传感器融合能够有效提高机械故障诊断的精度、鲁棒性和可靠性^[25]。因此,为了获取回转支承不同类型的信号,采取了不同位置和方向布置的传感器来充分捕捉雷达方位传动系统关键部件的故障信息。试验采用了 4 个加速度传感器分别沿回转支承内圈的一周间隔 90° 均匀布置在表面竖直方向上方^[26],一个声发射传感器位于固定回转支承的底座下方。其中加速度传感器包含 3 个单向加速度传感器(采集 x 轴垂直方向信号)和 1 个三向加速度传感器(采集一个 x 轴垂直方向信号和两个 y/z 轴水平方向信号)。试验使用美国 Kistler 公司生产的 8702B100 系列单向传感器和 8763B100BB 系列三向传感器采集振动信号,使用 Kistler 公司生产的 8152C0050511 系列声发射传感

器配套 8443B 系列安装磁座来采集声发射信号。所使用传感器的性能指标如表 3 所示。试验过程中采样频率设置为 50 kHz,采样间隔为 1 min,每次的采样时长均为 1 min。

表 3 传感器性能指标

Table 3 Sensor performance indexes

传感器类型	传感器型号	性能参数
单向传感器	8702B100	x 轴灵敏度:49.57 mV/g、49.38 mV/g、48.93 mV/g; 测量范围:±100 g; 温度范围:-54~100 °C
三向传感器	8763B100BB	x 轴灵敏度:51.40 mV/g; y 轴灵敏度:50.13 mV/g; z 轴灵敏度:51.01 mV/g; 测量范围:±100 g; 温度范围:-54~100 °C
声发射传感器	8152C0050511	灵敏度:57 dB; 频率范围:50~400 kHz; 温度范围:-55~165 °C
声发射安装磁座	8443B	电压:24 V

采集的振动信号和声发射信号,通过德国 Dewesoft 公司生产的 X3 信号采集系统进行保存和转换。DEWESOFT X3 信号采集器具体见图 3 所示。



图 3 DEWESOFT X3 信号采集器

Fig. 3 DEWESOFT X3 signal collector

1.3 试验数据储存

在每一次采样过程中,将获取的振动信号和声发射信号通过 DEWESOFT X3 信号采集器存放在“.dxd”格式的文件中。等待信号采集完毕,可将软件中“.dxd”文件格式转换为“.csv”文件格式。其中,每个 csv 文件一共包含 7 列数据,第 1、4、5、6 列为竖直方向的振动信号,第 2、3 列为水平方向的振动信号,第 7 列为声发射信号。每个 csv 文件按采集时间-故障类型-转速-倾覆力-每种工况采样次数来进行先后命名,如“20221208-N-2rpm-0N-1”,…,“20221208-N-2rpm-0N-5”,其中每一种工况下不

同状态的回转支承采样次数均为5次。

2 回转支承故障数据集描述

2.1 回转支承故障状态标签

不同故障状态下回转支承如图4所示,包括一个健康的回转支承与3个单一故障模式下的回转支承。这4种故障状态分别为:1)内外圈及滚子部件均完好的健康回转支承,将其标记为N;2)内圈带有约1mm深裂纹凹孔的故障回转支承,将其标记为I;3)外圈带有约1mm深不规则划痕的故障回转支承,将其标记为O;4)一个滚子磨损的滚动体故障回转支承,将其标记为B1。故障回转支承的损坏方法为人为破坏,内圈和外圈故障是由于使用电钻和尖锐刀具敲打在内外圈滚道表面产生划痕造成的。

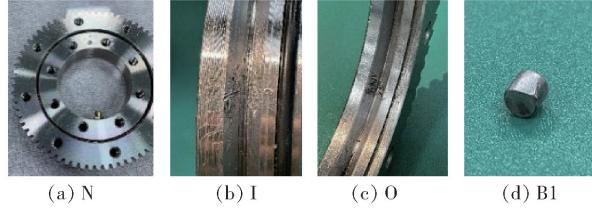


图4 回转支承4种不同状态类型

Fig. 4 Four different state types of slewing bearing

2.2 数据概览

表4展示了回转支承故障试验的具体信息,包括对应的工况编号、回转支承状态、采样次数,由此可知总样本数为180组。

在回转支承试验监测过程中采集的信号,为能够反映出试验回转支承的不同状态,常常采用信号处理的方法进行特征提取工作,特征提取通常从时域、频域、时频域提取多域特征。这里以表4第9个工况下水平方向振动信号为例,提取了回转支承不同状态下振动信号进行3层小波分解后的8个时频域特征。具体如图5所示,展示了时频域上的8个特征分量。由表4可知,工况9下共采集5组样本数据,每组样本数据包含2列水平方向振动信号,共采集了10次数据。此外,不同的颜色和线段类型对应了不同的回转支承状态标签。从图5中可以看出,在试验监测过程中,时频域的特征幅值随着不同模式下回转支承的运行情况呈现出不同的特征趋势,可以较好地反映出不同状态下的回转支承响应模式之间的区别。

2.3 回转支承信号分析

对比垂直方向振动信号,水平方向振动信号更能反映出不同状态下回转支承的信号特点。因此,

表4 回转支承故障试验数据集一览表

Table 4 List of data set of slewing bearing fault test

工况编号	回转支承状态	采样次数	总采样数
1	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
2	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
3	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
4	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
5	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
6	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
7	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
8	N		
	B1		
	I	5	20
	O		
9	N		
	B1		
	I	5	20
	O		

选取一组水平方向上的试验回转支承数据样本,绘制其固定时间内的振动信号,如图6~图9所示。当机械设备出现早期故障时,可能会以不同程度的方式表现在时域上。以水平方向振动信号上的4张时域波形图为例,在水平方向上的振动信号时域波形图,能体现其健康状态下的信息和不同故障模式下的故障信息。

由于水平方向的振动信号具有较为显著的区分

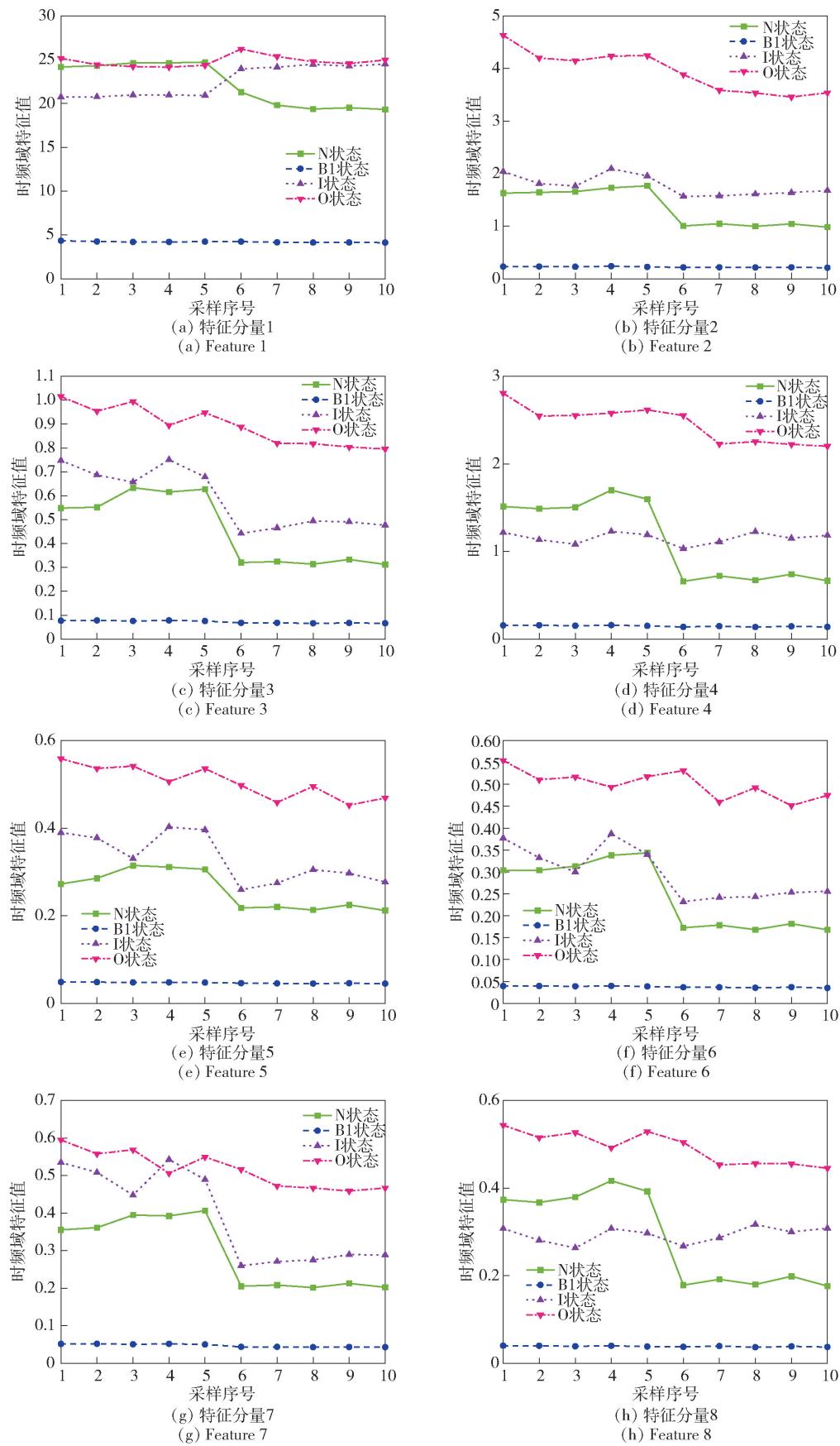


图 5 工况 9 水平方向振动信号的特征提取

Fig. 5 Feature extraction of horizontal vibration signal in Condition 9

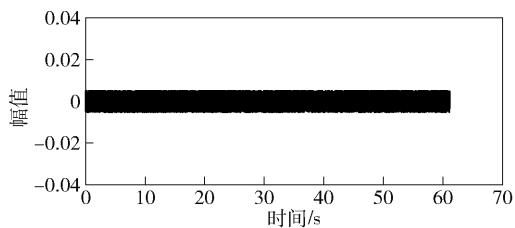


图 6 N 状态回转支承水平方向振动信号时域波形图

Fig. 6 Time-domain waveform of horizontal vibration signal of slewing bearing under Condition N

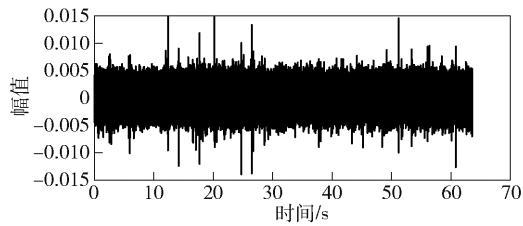


图 7 I 状态回转支承水平方向振动信号时域波形图

Fig. 7 Time-domain waveform of horizontal vibration signal of slewing bearing under Condition I

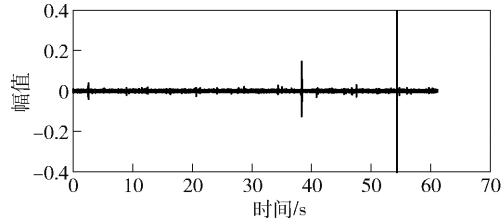


图 8 O 状态回转支承水平方向振动信号时域波形图

Fig. 8 Time-domain waveform of horizontal vibration signal of slewing bearing under Condition O

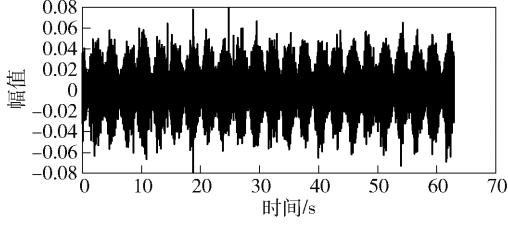


图 9 B1 状态回转支承水平方向振动信号时域波形图

Fig. 9 Time-domain waveform of horizontal vibration signal of slewing bearing under Condition B1

特性,故选取水平方向振动信号进行频谱分析。其中,以 B1 状态回转支承的水平方向振动信号为例,其频谱图如图 10 所示。从图 10 中能够观察到,频谱图中出现了 1.34 Hz 及其倍频的频率成分,图中

出现的 1.34 Hz 频率与滚动体故障特征理论频率值 1.38 Hz 非常的接近。

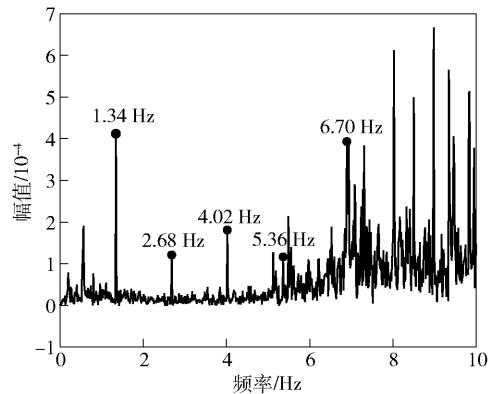


图 10 B1 状态回转支承水平振动信号频谱分析

Fig. 10 Frequency spectrum analysis of horizontal vibration signal of slewing bearing under Condition B1

此外,基于目前对声发射的信号处理结果,难以直接通过常规的时域、频域、时频域特征分析手段体现不同状态下回转支承特征的差异性,因此还需要进一步的深入研究声发射信号的特征表达。

但是,通过对振动信号和声发射信号的特征提取后,再采用目前主流算法对这两种类型的信号特征进行分类识别,发现使用声发射信号特征得到的分类识别准确率更高。其具体的步骤为:

1)由表 4 可知共有 180 组样本,每一组样本包含 7 列原始信号数据,前 6 列为振动信号,第 7 列为声发射信号。随机选取一列振动信号数据进行特征提取,每列数据提取了 24 个特征,则共有 180×24 个特征。声发射信号提取的特征和数量与振动信号相同。提取的特征类别具体包含:绝对均值、峰值、均方根值、方根幅值、歪度值、峭度、波形因子、脉冲因子、歪度因子、峰值因子、裕度因子、峭度因子、重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差以及时频域中的 8 个特征。

2)将这 24 个特征输入到卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)5 种主流模型中实现分类任务。在参与对比的 5 种模型中,所有模型的输入为时域、频域和时频域提取的特征,除 SVM 模型外,其余的模型训练迭代次数为 200 轮次。每种方法设置的具体参数为:①CNN 有 3 个卷积层、3 个池

化层、1 个退出层和 1 个输出层, 其中池化层前两个为最大池化层, 第 3 个为全局平均池化层; ②LSTM 有 2 个长短期记忆网络层、2 个退出层和 1 个输出层; ③ANN 有 1 个输入层、3 个隐含层、1 个退出层和 1 个输出层; ④RNN 有 2 个循环网络层、1 个输出层; ⑤SVM 中的核函数选择的是高斯径向基函数, 惩罚因子为 16, 核函数的系数设置为默认, 且需构建多个分类器来满足需求。

最终结果表明, 使用声发射信号特征作为模型的输入得到的分类识别准确率更高, 具体的分类识别准确率数值见图 11 所示。从图 11 中可以看出, 以声发射信号特征为模型输入的识别准确率相较于以振动信号特征输入的识别准确率明显高出很多, 平均准确率高出 24.64%。这表明, 声发射信号中所包含的回转支承故障信息可能更加全面, 能够捕捉到振动信号中忽略的关键信息, 由此可以证明声发射信号的可用性。

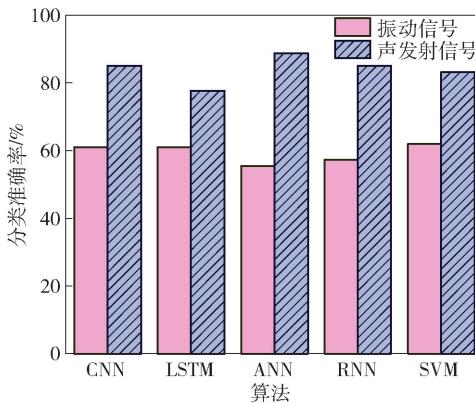


图 11 不同算法识别准确率柱状图

Fig. 11 Histogram of recognition accuracies of different algorithms

2.4 回转支承故障数据初步分析与质量保证

回转支承有 4 种不同状态类型, 具体包含: 健康回转支承、滚动体故障回转支承、内圈故障回转支承和外圈故障回转支承。对于采用深度学习算法提取到的特征, 使用了 T 分布随机近邻嵌入 (T-distributed Stochastic Neighbor Embedding, T-SNE) 方法将二维数据可视化。

采用多传感器特征融合的方法, 选取了所有工况下的振动信号和声发射信号, 提取了均值、峰值、均方根值、方根幅值、歪度值、峭度、波形因子、脉冲因子、歪度因子、峰值因子、裕度因子、峭度因子、重心频率、均方频率、均方根频率、频率方差、以及时频域中的 8 个小波特征分量。随后, 经过主成分分析

降维后, 输入到卷积神经网络的模型中, 训练迭代 200 轮次后, 得到最终的分类预测结果, 整体准确率达到了 85%。

如图 12 所示, 对 4 种不同状态的回转支承标签进行了独热编码, 即回转支承状态的 N、B1、I 和 O 依次被编码成自然数标签 0、1、2 和 3。从图 12 中可以看出, 预测后的训练样本数据与预测前的训练样本数据相比, 较好地反映了不同状态类型下的聚类分析结果。

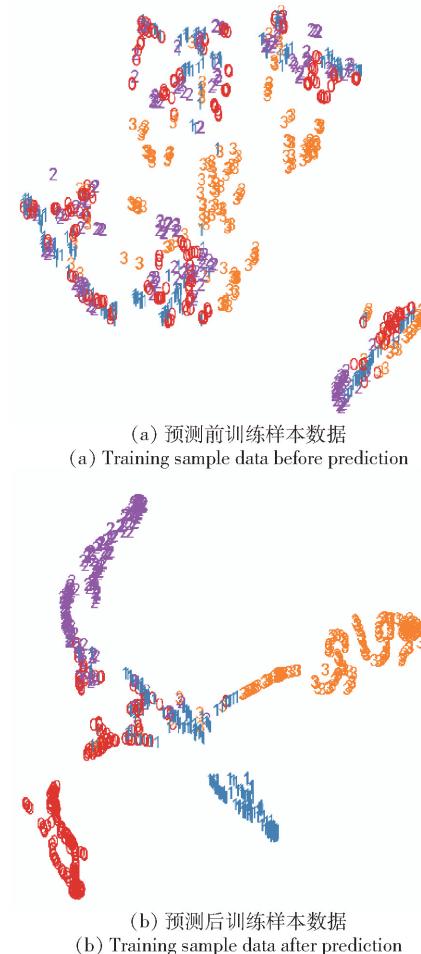


图 12 训练样本特征的 2D 可视化

Fig. 12 2D Visualization of training sample features

为了保证和控制采集到的试验数据质量, 从以下 3 方面着手: 回转支承故障试验平台的可靠设计、采样策略的合理设置和回转支承故障模式的多样性。

回转支承故障试验平台装置的设计应考虑到回转支承的类型以及电机与转换装置的可靠性。待故障试验装置完成后, 应检查其一般振动特性。如果振感明显, 必须采取措施来固定测试试验装置。此外, 由于回转支承区别于其他普通高速轴承, 其实际

工况为低速重载。故为了得到更好的数据信号质量,试验中可选择具有高黏性的红蜡介质来固定加速度传感器,将传感器与故障位置直接接触,更能反映出故障信号的真实性。

在故障数据采集试验中,根据采样定理确定振动信号的采样频率,并根据数据采集和存储设备的硬件条件确定采样间隔和采样时间。如果硬件条件允许,应选择较短的采样间隔以获得足够数量的数据样本,从而为后续研究提供丰富的数据库。

回转支承故障的类型一般是由内圈故障、外圈故障、滚动体故障引起的。为了获取更多的故障信号数据,对4种不同状态下的回转支承进行了试验监测,并收集了每种工况下的信号数据。由图6~图9可知,回转支承故障数据集中包含多种故障模式。就故障模式而言,试验回转支承故障模式包含内圈、外圈和滚动体故障。

3 故障数据集应用价值及开源方式

该故障数据集包含了4种不同状态类型的回转支承信号数据,其中涉及到9种工况下三向传感器的两个水平方向(y 轴方向、 z 轴方向)、三向传感器的一个垂直方向(x 轴方向)、单向传感器的3个垂直方向(x 轴方向)的振动信号以及回转支承内圈底面的一个声发射信号。该故障数据集为相关领域从事数据驱动的回转支承预测和健康管理的研究人员提供了理论支持,也可为企业开展回转支承运行状态的实时监测、系统设备快速维修提供理论支撑,为系统健康、安全运行提供技术保障。具体研究内容如下所述:

1)该故障数据集包含了9种工况下的试验监测数据,以帮助企业分析各种工作条件设置下对回转支承实际工况和其使用性能的影响。

2)该故障数据集对每次采集的数据进行了具体标注,可用于基于数据驱动和人工智能的回转支承故障诊断与分类方法的研究。

这些数据集已被上传并发布在国内和国际主要的云储存平台上,可以通过以下网址进行下载和分析:<https://doi.org/10.17632/hwg8v5j8t6.1>。

4 结论

本文基于数据驱动的故障诊断和健康管理是在大数据背景下提高企业绩效、保障军用特种车辆运维安全的重要技术手段,设计的回转支承故障试验数据集为基于数据驱动的回转支承故障诊断和健康

管理研究提供数据支持。得出以下主要结论:

1)该数据集具有多种回转支承状态标签,包含健康状态、滚动体故障状态、内圈故障状态、外圈故障状态;该数据集传感器信号多样,包含回转支承在各种状态下运转过程中的多方向振动信号与声发射信号,信号中蕴含着大量的回转支承状态信息,能够更加准确地识别回转支承所处状态;该数据集包含9种工况,能够为多工况下回转支承故障识别与诊断提供数据支撑。

2)该故障数据集将有助于在回转支承故障诊断和健康管理领域开展基于数据驱动的工程研究和工程实践。

在未来的研究中,将重点开展以深度学习方法为基础的回转支承故障状态智能识别与预测系统,从而满足回转支承的安全服役维护需求,也为雷达伺服系统健康、安全运行提供技术保障。

参考文献(References)

- [1] 张占立,周鹏举,李文博,等. YRT 转台轴承摩擦力矩特性研究[J]. 兵工学报,2019,40(7):1495–1502.
ZHANG Z L, ZHOU P J, LI W B, et al. Characterization of friction torque of YRT rotary table bearing [J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(7): 1495 – 1502. (in Chinese)
- [2] 陈渐伟,于传强,刘志浩,等. 多轴特种车辆的数据建模方法及横向动力学应用[J]. 兵工学报,2023,44(1):165–175.
CHEN J W, YU C Q, LIU Z H, et al. Data modeling method and lateral dynamics application for multi-axle special vehicles [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(1): 165 – 175. (in Chinese)
- [3] 韩清凯,云向河,李宁,等. 大型滚动轴承故障诊断及寿命评估技术进展[J]. 轴承, 2021(9):1–13.
HAN Q K, YUN X H, LI N, et al. Advances in fault diagnosis and life assessment technology for large rolling bearings [J]. Bearings, 2021(9):1 – 13. (in Chinese)
- [4] 陆超,陈捷,洪荣晶. 采用概率主成分分析的回转支承寿命状态识别[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(10):90–96.
LU C, CHEN J, HONG R J. Slewing bearing life state identification using probabilistic principal component analysis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(10): 90 – 96. (in Chinese)
- [5] 封杨,黄筱调,洪荣晶,等. 基于圆域分析的大型回转支承初期故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(9):108–115.
FENG Y, HUANG X T, HONG R J, et al. Initial fault diagnosis of large slewing bearings based on circular domain analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(9): 108 – 115. (in Chinese)
- [6] 曾耀传,林云树,吴晓梅. 基于 EEMD 与 GWO-MCKD 的门座起重机回转支承故障诊断[J]. 机床与液压, 2022, 50(7):170–175.
ZENG Y C, LIN Y S, WU X M. Fault diagnosis of gantry crane slewing bearings based on EEMD and GWO-MCKD[J]. Machine Tools & Hydraulics, 2022, 50(7): 170 – 175. (in Chinese)

- Tools and Hydraulics, 2022, 50(7): 170–175. (in Chinese)
- [7] 郑强, 林云树, 吴晓梅, 等. 基于 VMD 与自适应 MOMEDA 的回转支承故障诊断 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(5): 79–82.
- ZHENG Q, LIN Y S, WU X M, et al. Slewing bearing fault diagnosis based on VMD and adaptive MOMEDA [J]. Combined Machine Tools and Automatic Machining Technology, 2022(5): 79–82. (in Chinese)
- [8] 李云飞, 苏文胜. 基于时序灰度图和分组 ResNet 的回转支承故障诊断 [J]. 机床与液压, 2022, 50(12): 187–191.
- LI Y F, SU W S. Slewing bearing fault diagnosis based on time-series grayscale diagram and grouped ResNet [J]. Mechatronic Hydraulic Engineering, 2022, 50(12): 187–191. (in Chinese)
- [9] LIU Y, JIN Y G, CUI G Y, et al. Study and application on the early damage signal characteristics of ultra-low-speed and heavy-load rolling bearings of large amusement machinery [J]. Insight, 2023, 65(5): 270–277.
- [10] PAN Y B, WANG H, CHEN J, et al. Fault recognition of large-size low-speed slewing bearing based on improved deep belief network [J]. Journal of Vibration and Control, 2023, 29: 11–12.
- [11] GAO F, TANG J. Failure prediction and health management of ladle turret low-speed and heavy-load slewing bearings [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Thermo-Mechanical Processing. Shenyang, China: TMP, 2022: 380–386.
- [12] WANG Y F, YANG Y S, HE Z T, et al. Signal processing method for condition monitoring of portal crane [C] // Proceedings of 2022 International Symposium on Sensing and Instrumentation in 5G and IoT Era. Shanghai, China: IEEE, 2022: 191–197.
- [13] XIONG C G, PAN D. Fault diagnosis of caster ladle turret based on fuzzy decision [C] // Proceedings of the 14th International Conference on Computer Science & Education. Toronto, ON, Canada: IEEE, 2019: 948–953.
- [14] WANG F T, LIU C H, SU W S, et al. Condition monitoring and fault diagnosis methods for low-speed and heavy-load slewing bearings: a literature review [J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(5): 3429–3444.
- [15] JIN X, CHEN Y M, WANG L, et al. Failure prediction, monitoring and diagnosis methods for slewing bearings of large-scale wind turbine: a review [J]. Measurement, 2021, 172: 108855.
- [16] 邱明, 周大威, 周占生. 基于加速寿命试验的自润滑关节轴承可靠性分析 [J]. 兵工学报, 2018, 39(7): 1429–1435.
- QIU M, ZHOU D W, ZHOU Z S. Reliability analysis of self-lubricating joint bearings based on accelerated life test [J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(7): 1429–1435. (in Chinese)
- [17] 刘惠, 刘振宇, 郭维强, 等. 深度学习在装备剩余使用寿命预测技术中的研究现状与挑战 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 34–52.
- LIU H, LIU Z Y, JIA W Q, et al. Research status and challenges of deep learning in equipment remaining life prediction technology [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(1): 34–52. (in Chinese)
- [18] WANG B, LEI Y G, LI N P, 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.
- [19] 雷亚国, 贾峰, 孔德同, 等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战 [J]. 机械工程学报, 2018, 54(5): 94–104.
- LEI Y G, JIA F, KONG D T, et al. Opportunities and challenges of intelligent fault diagnosis of machinery under big data [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94–104. (in Chinese)
- [20] 杨丽, 高勇. 回转支承的开发和应用 [J]. 科技风, 2017(6): 183.
- YANG L, GAO Y. Development and application of slewing bearing [J]. Science and Technology Wind, 2017(6): 183. (in Chinese)
- [21] 胡剑, 赵鹏飞, 李刚炎, 等. 基于 ANSYS Workbench 的某型车载雷达回转支承接触疲劳寿命研究 [J]. 机械传动, 2020, 44(7): 107–112.
- HU J, ZHAO P F, LI G Y, et al. Research on contact fatigue Life of a certain vehicle-mounted radar slewing support based on ANSYS Workbench [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44(7): 107–112. (in Chinese)
- [22] 徐峰. 交叉圆柱滚子型偏航轴承结构优化设计 [D]. 大连: 大连理工大学, 2014.
- XU F. Structural optimization design of cross cylindrical roller type yaw bearing [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [23] 尹诗, 侯国莲, 胡晓东, 等. 风力发电机组发电机前轴承故障预警及辨识 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 242–251.
- YIN S, HOU G L, HU X D, et al. Windturbine generator front bearing fault warning and identification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 242–251. (in Chinese)
- [24] 杨洁, 万安平, 王景霖, 等. 基于多传感器融合卷积神经网络的航空发动机轴承故障诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4933–4942.
- YANG J, WAN A P, WANG J L, et al. Aero engine bearing fault diagnosis based on multi-sensor fusion Convolutional neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4933–4942. (in Chinese)
- [25] 刘仓, 童斯干, 包家汉, 等. 基于多传感器两级特征融合的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41(8): 199–207, 259.
- LIU C, TONG J Y, BAO J H, et al. Rollingbearing fault diagnosis method based on multi-sensor two-stage feature fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(8): 199–207, 259. (in Chinese)
- [26] 柳晨曦. 大型低速重载回转支承复合故障特征提取与模式识别 [D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
- LIU C X. Feature extraction and pattern recognition of composite faults in large low-speed heavy load slewing bearings [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2018. (in Chinese)