

DOI: 10.3901/JME.2019.16.001

# XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读\*

雷亚国<sup>1</sup> 韩天宇<sup>1</sup> 王彪<sup>1</sup> 李乃鹏<sup>1</sup> 闫涛<sup>1</sup> 杨军<sup>2</sup>

(1. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室 西安 710049;

2. 浙江长兴昇阳科技有限公司 湖州 313100)

**摘要:** 预测与健康管理的保障机械装备安全服役、提高生产效率、增加经济效益至关重要。高质量的全寿命周期数据是预测与健康领域的基础性资源, 这些数据承载着反映装备服役性能完整退化过程与规律的关键信息。然而, 由于数据获取成本、存储与传输技术有待发展等原因, 典型的全寿命周期数据极其匮乏, 严重制约了机械装备预测与健康管理的理论研究与工程应用。为解决上述难题, 西安交通大学机械工程学院雷亚国教授团队联合浙江长兴昇阳科技有限公司, 选取工业场景中典型的关键部件——滚动轴承为试验对象, 开展了历时两年的滚动轴承加速寿命试验, 并将获取的试验数据——XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集面向全球学者公开发布。该数据集共包含 3 种工况下 15 个滚动轴承的全寿命周期振动信号, 采样频率高、数据量大、失效类型丰富、记录信息详细, 既可为预测与健康领域提供新鲜的“数据血液”, 推动故障诊断与剩余寿命预测等领域的算法研究, 又可助力工业界智能化运维的“落地生根”。

**关键词:** 滚动轴承; 加速寿命试验; 预测与健康

**中图分类号:** TH133

## XJTU-SY Rolling Element Bearing Accelerated Life Test Datasets: A Tutorial

LEI Yaguo<sup>1</sup> HAN Tianyu<sup>1</sup> WANG Biao<sup>1</sup> LI Naipeng<sup>1</sup> YAN Tao<sup>1</sup> YANG Jun<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049;

2. Zhejiang Changxing Sunyoung Technology Co., Ltd., Huzhou 313100)

**Abstract:** Prognostics and health management (PHM) is crucial for ensuring the safe operation of machinery, improving the productivity and increasing economic benefits. High-quality life-cycle data, as the basic resource in the field of PHM, are able to carry the key information which reflects the complete degradation processes of machinery. However, due to the high costs in data acquisition and insufficient development in storage and transmission technology, typical life-cycle data is extremely scarce, which limits the theoretical research and engineering application of PHM for machinery. In order to solve this dilemma, accelerated life tests of rolling element bearings are carried out by Prof. Yaguo Lei's research group from School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University (XJTU) and the Changxing Sunyoung Technology Co., Ltd. (SY), Zhejiang. These tests lasted for two years and the acquired datasets, i.e., XJTU-SY bearing datasets, have been publicly released for all PHM researchers. The XJTU-SY bearing datasets contain run-to-failure vibration signals of 15 rolling element bearings under three different operating conditions. These datasets have high sampling frequency, large amount of data, abundant failure types and detailed recording information. Accordingly, these datasets not only provide fresh “data blood” for PHM and promote the research of fault diagnosis and remaining useful life prediction, but also are able to help to improve intelligent maintenance decision making in industry.

**Key words:** rolling element bearings; accelerated life tests; prognostics and health management

## 0 前言

随着科学技术的飞速发展, 现代机械装备逐渐趋于大型化、多元化和复杂化, 服役环境多种多样,

变载荷、大扰动和强冲击等恶劣工况屡见不鲜, 一旦发生故障, 会造成严重的经济损失甚至人员伤亡<sup>[1-2]</sup>。因此, 对机械装备开展预测与健康(Predictive and health management, PHM), 实时进行健康评估与预测, 基于预测结果订购备件, 制定预测性维护策略, 对保障机械装备安全服役、提高生产效率和增加经济效益至关重要。2019年3月发

\* 国家自然科学基金(61673311)和 NSFC-浙江两化融合联合基金(U1709208)资助项目。20190426 收到初稿, 20190703 收到修改稿

布的《工业大数据标准化白皮书》强调指出,结合设备状态监测技术、故障诊断技术和计算机网络技术,开展故障预警、远程监控、远程运维、质量诊断等大数据分析和预测,形成“制造+服务”的新模式,是未来提升制造业生产力和竞争力的重要因素。由此可见,机械装备的 PHM 可有效降低其全寿命周期成本,提升产品附加值,助力工业产业转型升级。

机械装备全寿命周期数据是 PHM 领域研究的基础性资源,这些数据承载着反映装备服役性能完整退化过程与规律的关键信息。但是,实际中机械装备全寿命周期数据通常难以获取,主要原因如下:① 目前我国工业界开展健康监测的意识不足:监测数据的采集与存储存在着起步晚、历时短、机制规范化程度不高等问题,对数据质量把控不严;② 学术界开展试验难度大:搭建机械装备加速寿命试验平台、采集全寿命周期监测数据往往需要投入大量的人力和物力;③ 硬件存储、数据传输技术与计算能力有待进一步提高:机械监测的数据量可高达千万亿字节以上<sup>[3]</sup>,使得工业现场的监测数据难以完整的保存并实时传输至远程监测平台;④ 安全与商业保密因素限制:机械装备通常被禁止持续运行到失效状态,导致全寿命周期数据不完整,只能获取部分截断数据;共享意识不足与商业保密的限制,使生产企业往往不会对外公开其所存储的监测数据。以上多重困难,造成了支撑机械装备 PHM 研究的全寿命周期数据不足的困境。加速寿命试验和仿真试验为解决这一数据困局提供了有效的解决方案,美国国家航空航天局艾姆斯研究中心、美国辛辛那提大学智能维护系统中心、法国 FEMTO-ST 研究所、美国加州大学伯克利分校等学术机构分别公开发布了航空发动机<sup>[4]</sup>、滚动轴承<sup>[5-6]</sup>、刀具<sup>[7]</sup>等多

类机械装备的全寿命周期数据集,以推动 PHM 的研究与发展。然而仿真试验对试验因素的简化过于理想,一些加速寿命试验未对样本的失效原因作进一步的归类、整理与分析,失效信息缺失导致学者无法深入地开展分析。由此可见,高质量全寿命周期数据的匮乏已成为制约 PHM 技术学术研究与工程推广的瓶颈。

滚动轴承被称为“工业的关节”,在航空航天、风力发电、加工制造等诸多工业场景广泛使用,其健康状态对机械装备安全服役性能起着十分重要的作用。据相关统计,旋转机械的失效案例中,其中 45%~55% 是由于滚动轴承的失效而导致的<sup>[8]</sup>。因此,许多学者致力于以滚动轴承为典型代表的机械装备预测与健康领域算法研究<sup>[9-10]</sup>。

在上述背景下,西安交通大学机械工程学院雷亚国教授团队与浙江长兴昇阳科技有限公司(以下简称“昇阳科技”)成立了“机械装备健康监测联合实验室”(以下简称“联合实验室”),协同开展了历时两年的滚动轴承加速寿命试验,并将获取的试验数据——XJTU-SY 轴承数据集面向全球学者公开发布,旨在积极推进全寿命周期数据的共享开放,推动机械装备 PHM 技术的理论与工程应用。此次公开发布的数据集包含了 3 种工况下的 15 个滚动轴承的全寿命周期振动信号,且明确标注了每个轴承的失效部位,为 PHM 领域的研究提供了数据支撑。

## 1 数据采集与存储

### 1.1 试验平台

如图 1 所示,本次试验所用的轴承加速寿命测试平台由联合实验室设计,昇阳科技加工制造。该

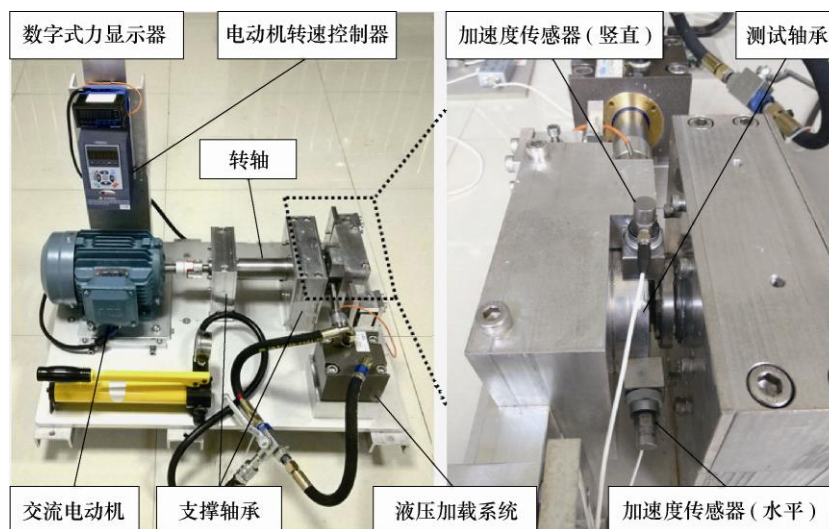


图 1 轴承加速寿命试验台

平台由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支撑轴承、液压加载系统和测试轴承等组成,可以开展各类滚动轴承或滑动轴承在不同工况下的加速寿命试验,获取测试轴承的全寿命周期监测数据。试验平台可调节的工况主要包括径向力和转速,其中径向力由液压加载系统产生,作用于测试轴承的轴承座上,转速由交流电机的转速控制器来设置与调节。试验轴承为 LDK UER204 滚动轴承,其相关参数见表 1。试验共设计了 3 类工况,如表 2 所示,每类工况下有 5 个轴承。

表 1 LDK UER204 轴承参数

参数名称	数值	参数名称	数值
内圈滚道直径/mm	29.30	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	接触角/(°)	0
基本额定动载荷/N	12 820	基本额定静载荷/kN	6.65

表 2 轴承加速寿命试验工况

工况编号	1	2	3
转速/(r/min)	2 100	2 250	2 400
径向力/kN	12	11	10

## 1.2 数据采集

如图 1 所示,为了获取轴承的全寿命周期振动信号,两个 PCB 352C33 单向加速度传感器分别通过磁座固定于测试轴承的水平和竖直方向上。试验中使用 DT9837 便携式动态信号采集器采集振动信号。采样参数设置如图 2 所示,试验中设置采样频率为 25.6 kHz,采样间隔为 1 min,每次采样时长为 1.28 s。

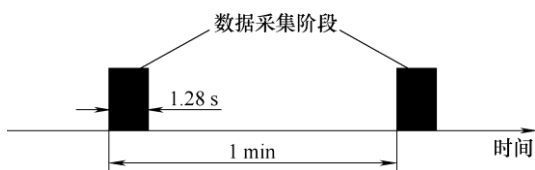


图 2 振动信号的采样设置

## 1.3 数据存储

在每一次采样中,将获取的振动信号存放在一个 csv 文件内。其中,第一列为水平方向的振动信号,第二列为竖直方向的振动信号。各个 csv 文件按采样时间先后顺序命名,即 1.csv, 2.csv, ..., N.csv, 其中 N 为采样总次数。

# 2 数据样本描述

## 2.1 数据概览

表 3 给出了每一个测试轴承的详细信息,包括

其对应的工况、数据样本总数、基本额定寿命  $L_{10}$ 、实际寿命和失效位置。

表 3 XJTU-SY 轴承数据集信息一览表

工况	数据集	样本总数	$L_{10}$	实际寿命	失效位置
1	Bearing 1_1	123	5.600~ 9.677 h	2 h 3 min	外圈
	Bearing 1_2	161		2 h 41 min	外圈
	Bearing 1_3	158		2 h 38 min	外圈
	Bearing 1_4	122		2 h 2 min	保持架
	Bearing 1_5	52		52 min	内圈、外圈
2	Bearing 2_1	491	6.786~ 11.726 h	8 h 11 min	内圈
	Bearing 2_2	161		2 h 41 min	外圈
	Bearing 2_3	533		8 h 53 min	保持架
	Bearing 2_4	42		42 min	外圈
	Bearing 2_5	339		5 h 39 min	外圈
3	Bearing 3_1	2 538	8.468~ 14.632 h	42 h 18 min	外圈
	Bearing 3_2	2 496		41 h 36 min	内圈、滚动 体、保持架、 外圈
	Bearing 3_3	371		6 h 11 min	内圈
	Bearing 3_4	1 515		25 h 15 min	内圈
	Bearing 3_5	114		1 h 54 min	外圈

根据 ISO 281-2007<sup>[11]</sup>与国家标准 GB/T 6391-2010<sup>[12]</sup>,滚动轴承的基本额定寿命为一组同型号轴承在同一条件下运转,其可靠度为 90%时,所能达到或超过的寿命,计算式为

$$L_{10} = \frac{10^6}{60n} \left( \frac{C}{P} \right)^\varepsilon \quad (1)$$

式中,  $L_{10}$  为基本额定寿命,  $C$  为额定动载荷,  $n$  为轴承的工作转速,  $\varepsilon$  为寿命指数,测试轴承为球轴承,参考标准取为 3,  $P$  为当量动载荷,当轴承只承受径向载荷时,可由式(2)计算得到

$$P = f_p F_r \quad (2)$$

式中,  $f_p$  为载荷系数,  $F_r$  为径向载荷,当无冲击或轻微冲击时,  $f_p$  取值范围为 1.0~1.2。

## 2.2 轴承失效形式与振动信号分析

图 3 给出了典型失效类型的轴承图片,从中可以看出,测试轴承的失效原因包括内圈磨损、保持架断裂、外圈磨损、外圈裂损等。在 3 种试验工况下各选取 1 个测试轴承样本,绘制其全寿命周期内水平、竖直方向振动信号,如图 4 所示。



(a) 内圈磨损



(b) 保持架断裂



(c) 外圈磨损

(d) 外圈裂纹

图 3 典型失效类型的轴承图片

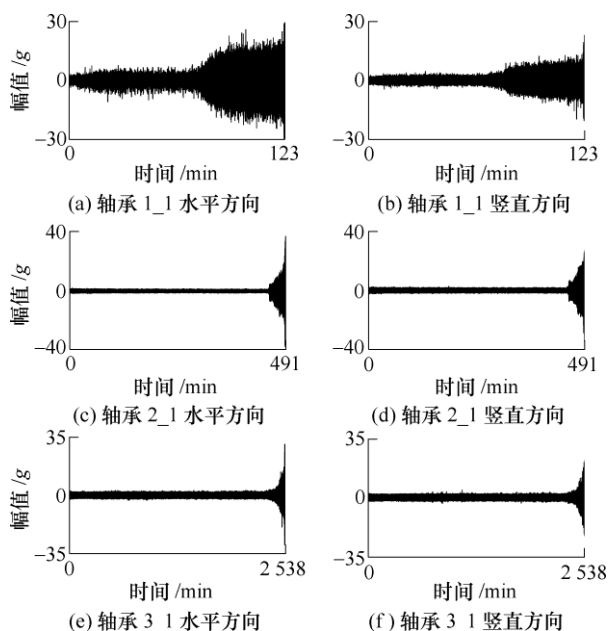


图 4 部分轴承全寿命周期振动信号

当机械装备出现故障时,可能会在时域、频域和时频域都有不同程度的体现。以轴承 1\_1 为例,该轴承在试验结束时出现了外圈裂损,因载荷施加在水平方向,该方向的振动信号能够包含更多的退化信息,故选取水平方向振动信号作频谱与包络谱分析,如图 5 所示,除了一倍转频成分 34.38 Hz 外,频谱和包络谱出现 108.6 Hz 及其倍频的频率成分,该频率接近外圈故障特征频率理论值 107.91 Hz。

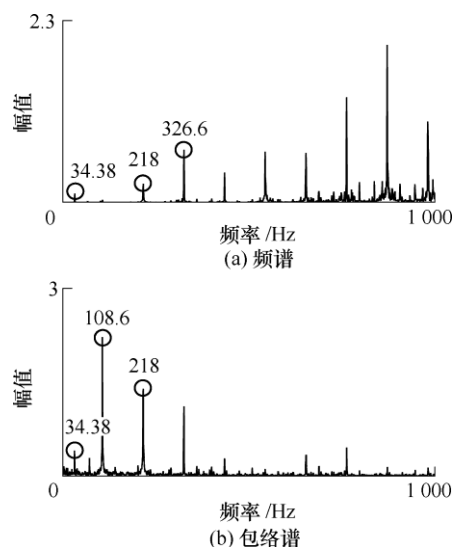


图 5 轴承 1\_1 频谱与包络谱分析

在轴承运行的全寿命周期内,通常利用信号处理方法分别从时域、频域和时频域提取特征<sup>[13]</sup>,以反映从正常状态到严重故障的退化过程。选取轴承 3\_1 水平方向的振动信号为例,提取 3 个典型特征,如图 6 所示,可以看出随着运行时间的推移,特征幅值呈现递增的趋势,较好地反映了轴承的退化过程。

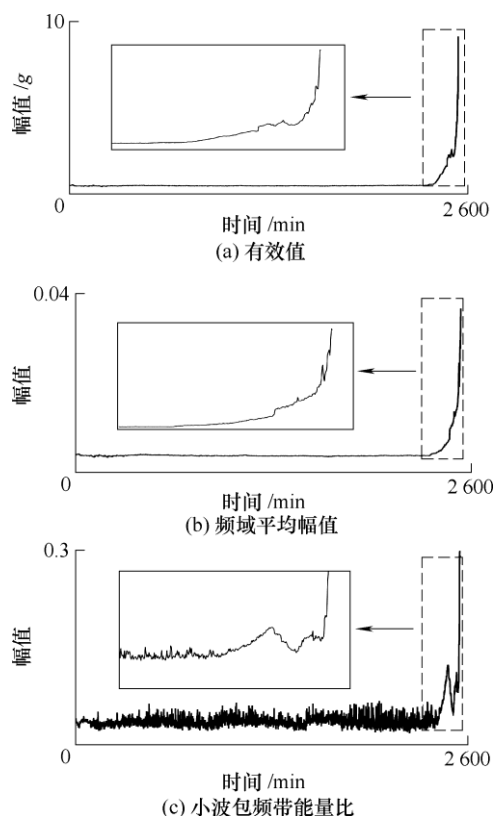


图 6 轴承 3\_1 特征提取

### 3 数据质量保证和质量控制

#### 3.1 试验台的可靠设计

在设计轴承加速寿命试验台时,应确保试验台中其他部件的寿命远远高于测试轴承的寿命,故在设计过程中需充分考虑转轴的抗弯强度和抗疲劳性能、支撑轴承类型(推荐使用重载轴承,如单排或双排滚子轴承)、电机及液压系统的可靠性等。试验台加工完成后,应对其整体振动性能进行测试。若振动过大,则需采用地脚螺栓固定试验台,或将其固定于铸铁平台上。此外,由于轴承失效时振动幅值过大,为了避免出现传感器松动的现象,影响数据质量,试验中应选择大吸力磁座或直接通过螺丝固定加速度传感器。同时,试验中也应使用磁环来抑制高频噪声的干扰。

#### 3.2 失效阈值的确定

为观察轴承从正常状态到轻微故障再到严重故



障这一完整的退化过程, 试验中使用相对法确定轴承的失效阈值, 即当轴承水平或竖直方向振动信号的最大幅值超过  $10 \times A_h$  时认为轴承已经完全失效并立刻终止试验, 其中  $A_h$  为轴承在正常运行阶段的最大幅值。

通过分析各轴承的振动幅值, 可以发现利用相对阈值法判断失效时, 部分轴承的振动幅值可高达  $50 \text{ g}$  ( $g$  为重力加速度)。因此, 学者在进行相关研究时, 可根据具体的研究问题适当调整失效阈值。

### 3.3 采样策略的合理设置

试验中, 振动信号的采样频率基于采样定理确定<sup>[14]</sup>, 而采样间隔和采样时长则根据采集仪器、存储设备等硬件条件确定。在硬件条件允许的情况下, 应设置较小的采样间隔, 以获取足够多的数据样本, 进而为后续的研究提供丰富的数据基础。

### 3.4 轴承失效形式的多样性

轴承的失效可能由内圈故障、外圈故障、保持架故障或滚动体故障引起。为了获取完整的轴承失效形式, 每一种工况下各对 5 个轴承进行加速寿命测试。由表 3 和图 4 可见, XJTU-SY 轴承数据集中包含多种失效类型和不同退化趋势。就失效类型而言, 测试轴承的失效部件涵盖了外圈、内圈、保持架和滚动体, 故障类型有外圈磨损、外圈裂损、内圈磨损、保持架断裂等。就退化趋势而言, 不同测试轴承的全寿命周期振动数据既有缓慢退化型, 又有突然失效型。

## 4 数据价值

XJTU-SY 数据集是国内首次面向全球公开发布的滚动轴承加速寿命试验数据, 在充分分析国外研究机构发布数据集特点的基础上, 进一步优化了试验设计, 发布的全寿命周期数据记录内容详实、信息丰富, 有助于从业人员充分了解与挖掘机械装备的退化规律, 具有较高的理论研究与工程应用价值。

(1) 对比  $L_{10}$  与真实寿命, 验证预测性维护的必要性。由表 3 的基本额定寿命  $L_{10}$  与真实寿命对比可以看出, 因受到材料、加工工艺和热处理等诸多随机因素的影响, 同一厂家、同一批次生产的滚动轴承的  $L_{10}$  寿命与真实寿命存在较大偏差, 因此针对具体的机械装备开展剩余寿命预测是个性问题, 基于大样本条件并依赖概率统计数据计算得到的理论寿命难以满足个体装备的健康状态评估要求。上述现象充分说明了针对单个机械装备开展健康监测与预测性维护的重要性, 若仅根据理论寿命制定维

护决策, 当理论寿命高于真实寿命时, 容易出现意外停机, 发生生产事故; 当理论寿命低于真实寿命时, 容易导致滚动轴承被过早更换, 降低生产效率, 带来资源浪费, 导致生产成本上升。

(2) 拓宽数据应用范围, 提供信息更为丰富。

目前, 已有一些研究机构开展了滚动轴承的疲劳寿命试验和加速寿命试验, 并公开发布了试验数据, 其中最具代表性的为美国辛辛那提大学 IMS 中心发布的轴承数据集<sup>[5]</sup>和法国 FEMTO-ST 研究所发布的轴承数据集<sup>[6]</sup>。表 4 对三种数据集中的振动信号进行了详细对比。由表 4 可知, IMS 轴承数据集仅在转速和径向载荷均为恒定值的单一工况下获得, 样本量少, 而 FEMTO-ST 轴承数据集缺少详细的故障位置信息, 且采样时长仅为  $0.1 \text{ s}$ , 频率分辨率较低。上述不足限制了这些数据集的应用范围。本数据集在给出全寿命周期振动数据的基础上, 提供了多样的工况类型, 明确列出了各失效轴承的故障位置, 频率分辨率较高, 这使得数据集的应用场景得到拓宽, 可广泛用于机械装备的健康监测、故障诊断与剩余寿命预测。

表 4 三种数据集对比

轴承数据集	IMS	FEMTO-ST	XJTU-SY
失效轴承数量	4	17	15
试验工况种类	1	3	3
采样频率/ kHz	20	25.6	25.6
采样间隔	10 min 或 5 min	10 s	1 min
每次采样时长/s	1.024	0.1	1.28
是否标注失效信息	是	否	是

(3) 为 PHM 提供新鲜数据血液, 助推智能化运维“落地生根”。众所周知, 研究机械装备的故障诊断与剩余寿命预测方法, 特别是基于深度学习理论的相关算法, 需要大量的数据用于训练, 而实际中该类数据难以获得, 因此, 数据困局在 PHM 的研究中尤为突出。本数据集以滚动轴承这一常见的关键机械零部件为试验对象, 公开了 15 组轴承全寿命周期振动信号, 且信号采样频率高、数据量大、失效类型丰富, 为 PHM 技术的研究提供了数据支撑。除可以供相关领域学者用于学术研究外, 也可以为企业开展滚动轴承的健康监测提供技术指导。

## 5 数据使用建议

(1) 本数据集采集了轴承从正常状态到故障状态的振动信号, 包含单一、复合故障等多种失效形式, 可用于研究先进的信号处理方法来诊断滚动轴承早期和复合故障。

(2) 覆盖了轴承外圈、内圈等不同位置的故障动态演化过程, 可用于建立表征滚动轴承健康状态的性能指标, 探索自适应预警机制以及定量评估滚动轴承健康状态。

(3) 记录了完整的全寿命周期数据, 可用于探究加速寿命试验下滚动轴承的退化行为与故障动态演化规律, 以及基于模型、数据驱动等剩余寿命预测算法的研究。

## 6 数据下载与引用格式

(1) XJTU-SY 轴承数据集已上传至国内外各大主流云存储平台, 实现开放获取, 读者可通过以下链接自行下载分析

<http://biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets>

(2) 数据使用者应引用以下论文

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, 2018: 1-12.

### 参 考 文 献

- [1] LEI Yaguo, LI Naipeng, GUO Liang, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [2] 何正嘉, 曹宏瑞, 訾艳阳, 等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考[J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171-186.  
HE Zhengjia, CAO Hongrui, ZI Yanyang, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171-186.
- [3] 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 Yaguo, JIA Feng, KONG Detong, et al. Opportunities and challenges of machinery intelligent fault diagnosis in big data era[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(5): 94-104.
- [4] SAXENA A, GEOBEL K, SIMON D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation[C]// International Conference on Prognostics and Health Management. IEEE, 2008: 1-9.
- [5] QIU H, 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.
- [6] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHHER K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]// IEEE International Conference on Prognostics & Health Management. IEEE, 2012.
- [7] LI X, LIM B S, ZHOU J H, et al. Fuzzy neural network modelling for tool wear estimation in dry milling operation[C]// Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. 2009: 1-11.
- [8] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [9] 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, 2018: 1-12.
- [10] LI Xiang, ZHANG Wei, DING Qian. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 182: 208-218.
- [11] ISO B S. 281: 2007. Rolling bearings-Dynamaic load ratings and rating life[S]. 2nd ed. London: BS ISO, 2007.
- [12] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. GB/T 6391—2010 滚动轴承 额定动载荷和额定寿命[S]. 北京: 中国标准出版社, 2010. General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, Standardization Administration of the People's Republic of China. GB/T 6391—2010 rolling bearings—dynamic load ratings and rating life[S]. Beijing: Standards Press of China, 2010.
- [13] LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs[J]. Mechanical systems and signal processing, 2007, 21(5): 2280-2294.
- [14] GPROAKIS J, GMANOLAKIS D. PROAKIS J G. Digital signal processing: Principles, algorithms and applications[M]. New York: Pearson Education Inc, 2001.

作者简介: 雷亚国(通信作者), 男, 1979 年出生, 博士, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为大数据智能故障诊断与寿命预测、机械设备健康监测与智能维护、机械系统建模与动态信号处理。  
E-mail: yaguolei@mail.xjtu.edu.cn