

关于轴承寿命及可靠性的回顾-思考-愿景

1) 杭州轴承试验研究中心 (联合国援助) 博士后工作站

2) 机械工业轴承产品质量检测中心 (杭州) ISO/IEC 检测/校准 CNAS L03092)

3) 杭州诚信汽车轴承有限公司

李兴林 1)、2) **王志强** 1) **陈掌娥** 2) **常振** 1)、2) **李斌** 2) **陈炳顺** 3)

【摘要】随着工业大数据和物联网的兴起,轴承寿命及其健康检测的研究将被推向新的高度,基于大数据对其进行健康状态的评估及运行状态的预测等研究将有助于提高轴承设备的可靠性,避免轴承健康状态的恶化,延长其工作寿命。本文对国内外关于轴承健康检测与寿命预测方面所取得的成果进行了综述,并对其前景进行了展望。虽然现有研究已取得一些值得关注的成果,但对轴承设备的运行数据收集、退化故障特性信息提取、健康状态评估、剩余寿命预测等关键技术的研究则开展很少,因此加大这方面的研究对进一步提升轴承的使用寿命具有重要的理论意义及应用价值。

今年是杭轴研(HBRC) 四秩所庆之年-四十不惑,回顾、思考、展望,在HBRC第五个十年伊始(“十四五”、“十五五”期间),不忘初心,牢记使命,畅想新愿景,秉承专业、专注、专心,立足华东、面向全国、接轨国际、服务全球!

【关键词】滚动轴承; 可靠性; 大数据; 健康监测; 寿命预测

滚动轴承是决定机械健康状态与寿命的关键部件之一,轴承寿命及其健康状态的研究存在影响因素多、寿命分散度大、试验费时、数据积累难、理论建模难等特点^[1]。随着加工制造及运行过程中数据的积累,物联网,云计算和智能算法等技术的发展与普及,生产环境已经慢慢具备了大数据环境的基础,在此基础上对轴承健康管理及寿命预测能够使轴承实现与自身状态的相互比较、数据和经验模型的积累、

故障的协同诊断，进而成为具备自学习和自成长能力的智慧系统^[2,3]。在这样的系统中，轴承系统不再是一个独立运行的个体，通过信息网络系统对整个制造运行系统中所有设备进行预后分析，使控制与决策端可以看到轴承的状态与运行能力。而现阶段对于每一类的轴承均由其专业的传感器与分析设备进行管理，并没有建立一个统一的平台去整合轴承故障中的常用特征与其对应的通用、可重构的算法。另一方面，虽传感器与分析器可以完成基本的监测与预测任务，但是对于根本故障原因的挖掘，高响应的预测方法，大规模设备集群，多种轴承的协同管理并不能很好的适配。本文结合相关的研究、开发、应用、实践以及不断的修正、完善，综述了滚动轴承寿命及可靠性试验应用技术现状，探讨了该领域的工程技术前沿课题、发展趋势和我们对轴承寿命、可靠性及润滑脂工程应用技术与工程问题进行的技术应用、技术转化等等综合性研究、研发工作回顾及思考，介绍了A²BLT+F²AST理论基础以及工程应用实践。鉴于轴承健康监测及寿命预测方面将面临苛刻的要求，介绍轴承大数据健康监测及寿命预测方面取得的成果，并对其发展方向进行了展望。

1 滚动轴承寿命及可靠性研究的回顾

1.1 轴承寿命及可靠性试验机发展及现状

轴承寿命指轴承的一个滚动体或滚道出现一个疲劳剥落前的总转数或工作小时数。轴承寿命试验离不开轴承寿命试验机，轴承寿命试验机的发展也见证了轴承寿命研究的发展。我国轴承寿命的试验研究，主要以洛阳轴承研究所和杭州轴承试验研究中心（联合国援助）两个科研单位带头，其他相关企业的寿命及可靠性试验基地为辅，共同承担我国轴承行业的轴承寿命、可靠性和性能试验研究工作^[4,5]。

目前我国轴承寿命试验机的设计、研发、生产等已完全实现自主化，甚至某些技术理念已达到国际领先水平，但相对于斯凯孚、舍弗勒、铁姆肯、恩梯恩等多个国外轴承大公司而言起步甚晚^[6,7]。在 20 世纪早期，我国轴承行业的发展主要依靠前苏联老大哥的技术支撑，轴承的寿命试验主要在 ZS 型轴承寿命试验机基础上进行，而这种试验机的评估质量早已淘汰于轴承服役性能发展的要求；且杭州轴承试验研究中心(HBRC)通过联合国援助项目从美国引进的“F&M5”新型滚动轴承疲劳寿命试验机非但价格昂贵、技术垄断，还采用气动高压动力源和 60Hz 的电频率，不适合中国的国情^[11]。因此，轴承寿命强化试验机实现自主化生产已势在必行，20 世纪 90 年代，杭州轴承试验研究中心在国外先进寿命试验机的基础上，自主研制出 ABLT-1 型自动控制滚动轴承疲劳寿命强化试验机，为国内寿命试验机开辟了新市场和新前景，在当时已具有国际先进水平。随着 ABLT-1 型滚动轴承疲劳寿命强化试验机的降生，国内轴承寿命试验机的发展如雨后春笋，但大都是在 ABLT-1 的基础上衍生或改进而来。



图 1 ABLT- 1A 型滚动轴承疲劳寿命及可靠性强化试验机

随着轴承生产厂家与使用厂商对其寿命试验及可靠性工程的重视，待测试轴承型号逐渐多元化，ABLT-1 型试验机已不能满足诸多不同参数的轴承。在持续消化吸收和改进 ABLT-1 型轴承寿命试验机

的基础上，杭州轴承试验研究中心又自行设计研制了 2 型、3 型、4 型、5 型、6 型、7 型、8 型、9 型等 ABLT 其他系列滚动轴承疲劳寿命及可靠性强化试验机，具有完全自主知识产权的新型轴承试验技术和方法。ABLT 系列疲劳寿命及可靠性强化试验机吸收了以前试验技术的优点，进一步加强和完善了自动化控制水平。当下，诸多企业都在向“工业 4.0、智能制造、互联网+”等大方向努力靠近，寿命试验机也逐渐向智能化、自动化的趋势发展更新。对于不同行业或不同企业来说，市场需求模式不同、产品生产加工工艺不同、需求侧重点不同，个性化与智能化的需求越来越大。滚动轴承寿命及可靠性试验机也相应进行了革新，最为核心的革新点为驱动系统与加载系统，因为影响轴承寿命试验最为主要的人为控制因素为试验转速与载荷。伺服电机与电液伺服阀的加入使得轴承寿命试验更容易满足客户个性化、自动化的要求。驱动装置采用伺服电机，能够将电压信号转化为电机转速以驱动控制对象，在自动控制系统中，用作执行元件，且具有机电时间常数小、线性度高、始动电压等特性。加载系统运用电液伺服阀，在接受电气模拟信号后，可相应地输出调制的流量和压力，进而将小功率的微弱电气输入信号转换为大功率的液压能(流量和压力)输出，载荷加载更加快速、精确。通过个性化的设计，已基本能够满足大多数滚动轴承疲劳寿命强化试验的需要。

国内轴承寿命试验机的发展已历经 40 余载，基本已具备了熟练的研发技术、丰富的测试经验、并积累了大量的试验数据。虽然已取得了一定的研究成果，但是影响轴承寿命的因素太多、太复杂，轴承寿命实验数据处理仍需进一步完善。现应当建立关于轴承疲劳机理研究、失效因素分析、材料冶炼加工工艺、试验数据分析等相关技术的

数据库，并尽快提出国产轴承寿命计算各修正系数的推荐值，以便适用于飞速革新的各类轴承服役信息。

1.2 轴承寿命及可靠性试验预测研究

轴承在全寿命周期运转的过程中，很可能会受到高温、润滑不良、装配不当、异物侵入等因素的影响，从而导致轴承的损伤，发生故障失效。由于轴承寿命非常离散，一批同结构、同材料、同热处理、同加工方法的轴承在相同的工况下，其最高寿命和最低寿命相差几十倍甚至更多，传统数理统计方法显示轴承寿命试验数据近似符合威布尔分布或者对数正态分布，但在实际工况中仍旧难以预判。因此对轴承寿命试验数据的有效处理显得格外重要，国内外研究机构积极开展轴承寿命试验数据的相关研究。Saxena 等利用功率谱密度参数作为滚动轴承性能退化指标，对轴承的剩余使用寿命进行了预测，其密度参数可以诊断故障发生的位置和程度。肖婷等采用峭度及多域特征集作为趋势预测指标，在有效反映轴承运行状态的同时还可以预测轴承的性能退化趋势^[9,10]。Banjevic 等^[11]使用比例风险模型预测了设备的可靠性函数与剩余寿命，并将某一时刻的协变量作为基准，预测了其剩余寿命。Kacpnynski 在前人研究的基础上，提出将监测数据与材料参数结合的预测模型，并利用该模型开展了滚动轴承寿命预测工作^[12]。Kimotho 等提出了一种混合差分进化粒子群（DE-PSO）优化算法优化支持向量机的核函数和惩罚参数的预测方法，提高了支持向量机的分类精度和剩余寿命预测的准确性，并采用 NASA 标准轴承故障数据进行验证^[13]。Orsagh 等利用 Yu-Harris 模型，预测了滚动轴承发生疲劳剥落故障的初始时间，并利用 Kotzalas-Harris 模型，预测了滚动轴承的失效时间^[14]。Panigrahi 提出一种扩散粒子群算法（DPSO），

用于解决轴承性能退化研究中的极大似然函数估计问题,取得了较好的预测效果^[15]。

当前基于统计的寿命模型依然在轴承寿命预测中占有主导地位,但是试验与工程应用发现,统计寿命模型计算出的寿命通常偏保守,轴承寿命分散度大,所以如何通过轴承性能退化机理研究,完善轴承寿命模型是一个主要问题^[16]。基于状态监测的寿命预测方法随着信息新技术与人工智能的发展而成为一个轴承寿命预测研究的热点领域。借助于大数据、人工智能信息等技术可以获得反映轴承服役性能的动态信号、获得表征轴承性能衰退的信号特征参数、建立信号特征参数与剩余寿命之间的映射关系,从而实现剩余寿命的预测。但是缺乏合适的特征参数来衡量轴承运行过程中性能逐渐衰退的演变规律,且神经网络等人工智能方法与传统寿命预测模型相比,物理意义不够明确,参数影响因素也较大。如何针对其中的难点展开深入研究,对轴承寿命预测技术来说至关重要。

2 滚动轴承大数据健康监测研究的思考

轴承健康监测是基于现有的已知数据,对轴承未来的运行状态趋势进行一定时间内的变化预测,以期准确、快速地获得故障发展信息^[17,18]。对轴承开展状态监测和健康监测工作,可以掌握轴承退化过程规律,阻止更大的故障发生,防患于未然。

Caesarendra等采用相关向量机回归算法和逻辑回归组合方法对轴承退化程度和预测故障时间进行了评估^[19]。Yu等采用局部保局投影法对轴承运行的特征进行提取,并采用高斯混合模型^[20]和统计指标^[21]进行轴承健康状态的评估,研究表明该特征提取的效果明显优于成分分析法。李修文等^[22]采用频域形态滤波进行低速滚动轴承声发射信

号降噪，将仿真和实际的轴承信号进行对比，结果表明此方法有很好效果。Rojas 等^[23]提出了一种基于 SVM 的滚动轴承故障诊断方法，将滚动轴承振动信号的时域特征通过 SVM 进行滚动轴承状态识别。Jeong 等^[24]采用离散小波变换及谱峭度分析的方法，获取了滚动轴承各部位故障的特征频率，完成了滚动轴承内圈-外圈、内圈-滚动体、外圈-滚动体、内圈-外圈-滚动体的复合故障形式诊断。

对于轴承运行状态监测的指标中，有的是可以通过采集物理参量来实现，如温度、振动、噪声幅值等，有的则需要研究人员通过信号处理的方法来进行数据的提前，如温度的变化程度、振动的强度、声压强度等。通过这些指标的表征，可以评估出轴承的健康状态，进行轴承运行状态的预测与预警，指导工程人员采取相应的保护措施，避免轴承健康状态的恶化。但现阶段对于轴承健康监测分析方面，并没有建立一个统一的平台去整合轴承故障中的常用特征，而且对于故障原因的挖掘，高响应的预测方法，多种轴承的协同管理等方面还不是很完善。

3 新冠疫情下企业创新能力的思考——始终保持领先一步

大危机中孕育着颠覆性的创新机会，只有真正具备创新与变革意识，看清自身特点不断开拓创新的领导者及其企业，才能在百年不遇的新冠疫情危机中抓住机遇，突出重围，发展自己。我们认为，创新有其不可预测性，必须承担相应的风险；创新又没有标准答案，企业创新的本质是对自身企业文化的有效管理。

面对国内轴承寿命及可靠性试验及试验机的现状，在缺乏有效监管、有效自律的情况下，个别人“低开高走”，造成了众多的“烂尾楼”。痛定思痛，我们认为始终保持领先一步是比较可行的对策。始

终保持在竞争中领先一步需要不断地寻求新的客户机遇。不仅增加同种试验机的销售来扩大现在的客户基础，还要寻找目前尚不存在的客户需求。要将注意力从降低成本和改进过程转移到创新客户增加收入上。始终保持在竞争中领先一步，拟采取三步走的策略：（1）全力以赴。了解到新的机会，必须全力以赴地投入，争取第一个打入市场。唯一可以占有的位置是第一，如果我们不占领第一的位置，别人就会占领它。（2）寻求机会。为了寻求新的机遇、寻找那些连客户自己都还未意识到的新需求而进行市场调查，寻到令市场炫目的新奇设想，创造市场-把谭木匠梳子卖给和尚。（3）愿景规划。重视“十四五”规划。每年都应该重新检查一下远景规划，保持市场中占据领先地位。

4 愿景

2006 年杭州轴承试验研究中心有限公司创建了杭州市下城区首个博士后科研工作站，至今已招收 20 余名博士后（其中 16 名为 HBRC 博士后工作站直接招收），从事轴承相关科学技术应用基础研究。多次承担纵向国家级和省部级科研课题，并和国内知名企业、高校、科研院所合作，完成横向科研项目十余项，为轴承行业在产学研用、合作共赢方面作出了示范性贡献。拥有专利、软件著作权 20 余件（其中发明专利授权 10 件，且已全部商品化）；参与国家标准和行业相关标准 20 余项（其中第一起草单位（人）5 项）；发表论文 300 余篇；出版中英文专业著作、样本 10 余部；获得国家、省部级奖 10 余项，近来又荣获中国机械工业联合会科技进步二等奖 2 次以及“全国轴承专用装备研发制造优秀企业”称号。

经过 40 余年几代人的共同努力，杭州轴承试验研究中心有限公

司客户遍布海内外,主要为轴承生产企业、轴承用户、轴承检测机构、高等院校及科研院所等服务。部分产品已通过欧盟认证,并成功进入欧盟市场以及美国、印度、日本、韩国等国际市场,为我国轴承试验检测及其装备技术走向世界迈出了关键性、开创性、实质性的第一步。四十不惑!在 HBRC 第五个十年伊始(“十四五”期间),秉承专业、专注、专心,立足华东、面向全国、接轨国际、服务全球!

尽管国内外学者在轴承健康监测和寿命预测方面已取得一些值得关注的研究成果,但大部分的研究依然停留在常规的故障诊断上,对轴承基于大数据分析及智能算法评估等方面的研究较少。基于大数据分析的轴承故障预测与健康监测,可以实现轴承设备的自主保障。随着物联网和人工智能等技术的发展,针对轴承设备开展运行数据收集、退化故障特性信息提取、健康状态评估等关键技术将成为轴承健康监测和寿命预测的发展趋势。

本文旨在抛砖引玉,加强交流,代表行业利益、凝聚行业智慧、形成行业共识,共同为我国轴承行业在后疫情时代,从高速发展向高质量发展,实现从轴承制造到轴承智造,贡献出力!与时俱进,适应新常态、赢在新常态、领跑新常态。本文的不足之处,敬请批评指正!谢谢!

【参考文献】

- [1] Huang R , Xi L , Li X , et al. Residual life predictions for ball bearings based on self-organizing map and back propagation neural network methods[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, 21(1):193-207.
- [2] 吴军,黎国强,吴超勇,等.数据驱动的滚动轴承性能衰退状态监测方法[J].上海交通大学学报(自然版),2018,52(5):538-544.
- [3] 王万良,张兆娟,高楠,等.基于人工智能技术的大数据分析方法研究进展[J].计算机集成制造系统,2019,25(3):529-547.
- [4] 李兴林,李俊卿,张仰平,等.ABLT 系列轴承疲劳寿命强化试验势在必行[J].汽车工艺师,2006(4):42-45.

- [5] 万一夔,王大承,康献民. 滚动轴承疲劳寿命试验机综述[C]// 首届珠中江科协论坛论文集. 2011.
- [6] 李兴林,张燕辽,李俊卿,等. 滚动轴承寿命及可靠性强化试验技术现状及发展[C]// 2006 全国摩擦学学术会议论文集(三). 2006.
- [7] 陈循,陶俊勇,张春华. 可靠性强化试验与加速寿命试验综述[J]. 国防科技大学学报, 2002, 24(4):29-32.
- [8] 李兴林,殷建军,谢盈忠,等. 滚动轴承疲劳寿命及可靠性强化试验技术现状及发展[J]. 汽车工艺师, 2007(2):66-71.
- [9] 肖婷,汤宝平,秦毅,等. 基于流形学习和最小二乘支持向量机的滚动轴承退化趋势预测 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(9):149-153.
- [10] Singleton R K, Strangas E G, Aviyente S. Discovering the hidden health states in bearing vibration signals for fault prognosis[C] Industrial Electronics Society, IECON 2014 , Conference of the IEEE. IEEE, 2015:3438-3444.
- [11] Banjevic D, Jardine A K S. Calculation of reliability function and remaining useful life for a Markov failure time processes[J]. IMA Journal of Management Mathematics, 2006, 17(2): 115-130.
- [12] Kacprzynski G J, Sarlashkar A, Roemer M J, et al. Predicting remaining life by fusing the physics of failure modeling with diagnostics[J]. JOM, 2004, 56(3):29-35.
- [13] Kimotho J K, Sondermann-Woelke C, Meyer T, et al. Machinery prognostic method based on multi-class support vector machines and hybrid differential evolution-particle swarm optimization[C] IEEE Conference on Prognostics and System Health Management. IEEE, 2013:619-624.
- [14] Orsagh R F, Sheldon J, Klenke C J. Prognostics/diagnostics for gas turbine engine bearings[C] Aerospace Conference,2003. Proceedings. IEEE, 1990:3095-3103.
- [15] Panigrahi T, Panda G, Mulgrew B. Distributed bearing estimation technique using diffusion particle swarm optimisation algorithm[J]. Wireless Sensor Systems Iet, 2012, 2(4):385-393.
- [16] 张小丽,王保健,马猛,等. 滚动轴承寿命预测综述[J]. 机械设计与制造, 2015 (10): 221
- [17] 金向阳,林琳,钟诗胜,等. 航空发动机振动趋势预测的过程神经网络法[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(3):331-334.
- [18] 蒋瑜,杨雪,阮启明. 机械设备故障规律及运动趋势预测方法综述[J].机电一体化.2001,3:13-17.
- [19] Caesarendra W, Widodo A, Yang B S. Application of relevance vector machine and logistic regression for machine degradation assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 1161-1171.
- [20] Yu J. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections and gaussian mixture models[J]. Mechanical Systems and SignalProcessing, 2011, 25(7): 2573-2588.
- [21] Yu J B. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 7440-7450.
- [22] 李修文,阳建宏,黎敏,等. 基于频域形态滤波的低速滚动轴承声发射信号降噪新方法 [J]. 振动与冲击, 2013, 32(1):65-68.
- [23] Rojas A , Nandi A K. Practical scheme for fast detection and classification of rolling-element bearing faults using support vector machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,

2006, 20(7):1523-1536.

- [24] Jeong I K, Kang M, Kim J, et al. Enhanced DET-based fault signature analysis for reliable diagnosis of single and multiple-combined bearing defects[J]. Shock and Vibration, 2015, 2015:1-10.