

DOI : 10.3901/JME.2018.05.094

大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战*

雷亚国¹ 贾 峰¹ 孔德同² 林 京¹ 邢赛博¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049 ;

2. 华电电力科学研究院 杭州 310030)

摘要 : 机械故障是风力发电设备、航空发动机、高档数控机床等大型机械装备安全可靠运行的“潜在杀手”。故障诊断是保障机械装备安全运行的“杀手铜”。由于诊断的装备量大面广、每台装备测点多、数据采集频率高、装备服役历时长,所以获取了海量的诊断数据,推动故障诊断领域进入了“大数据”时代。而机械智能故障诊断有望成为大数据下诊断机械装备故障的“一把利器”。与此同时,大数据给机械智能故障诊断的深入研究和应用提供了新的机遇:“数据为王”的学术思想有望成为主流、诊断整机或系统级对象成为可能、全面解析故障演化过程成为趋势等;但也遇到了新的挑战:数据大而不全呈“碎片化”、故障特征提取受制于人为经验、浅层诊断模型诊断精度低等。阐述了机械智能故障诊断大数据的特点;从信号获取、特征提取、故障识别与预测三个环节,综述了机械智能故障诊断的国内外研究进展和发展动态;指出了机械智能故障诊断理论与方法在大数据背景下的挑战;最后讨论了应对这些挑战的解决途径与发展趋势。

关键词 : 机械装备;智能故障诊断;大数据

中图分类号 : TH17

Opportunities and Challenges of Machinery Intelligent Fault Diagnosis in Big Data Era

LEI Yaguo¹ JIA Feng¹ KONG Detong² LIN Jing¹ XING Saibo¹

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049;

2. Huadian Electric Power Research Institute, Hangzhou 310030)

Abstract : Faults are a potential killer of large-scale mechanical equipment, such as wind power equipment, aircraft engines and high-end CNC machine. And fault diagnosis plays an irreplaceable role in ensuring the health operation of such equipment. Since the amount of the equipment diagnosed is great and the number of the sensors for the equipment is large, massive data are acquired by the high sampling frequency after the long-time operation of equipment. Such massive data promote fault diagnosis to enter the era of big data. And machinery intelligent fault diagnosis is a promising tool to deal with mechanical big data. In the big data era, new opportunities have been brought to intelligent fault diagnosis. For instance, data-centric academic thinking will become mainstream, it makes fault diagnosis in the system level possible, and a comprehensive analysis of faults becomes a trend. Meanwhile, new challenges have also been brought: the data are big but fragmentary, the fault feature extraction relies on much prior knowledge and diagnostics expertise, and the generalization ability of the shallow diagnosis model is weak. The characteristics of big data in intelligent fault diagnosis are discussed, and the inland and overseas research advances are reviewed from the three steps of intelligent fault diagnosis. The existing key problems of the current research in the era of big data are pointed out, and the approaches and research directions to these problems are discussed in the end.

Key words : mechanical equipment ; intelligent fault diagnosis ; big data

0 前言

随着互联网、物联网等快速兴起与普及,当前

社会数据的增长速度比以往任何时期都要迅猛^[1-4]。数据规模呈井喷式增长,数据种类日渐丰富,数据结构愈加复杂,在浩瀚的大数据洪流中淘出“真金白银”,已成为世界各国的共识。2012 年美国的投资 2 亿美元启动“大数据研究和发展计划”^[5],认为数据是“未来的新石油”,将大数据上升到国家战略层面。2014 年我国工信部发布《大数据白皮书》

* 国家自然科学基金(61673311, 51421004)、中组部“万人计划”青年拔尖人才支持计划和西南交通大学牵引动力国家重点实验室开放课题(TPL1703)资助项目。20161216 收到初稿,20170817 收到修改稿

指出大数据对传统信息技术带来了革命性的挑战和颠覆性的创新,正悄然改变着我们的生活以及理解世界的方式,并渗透到了各个领域^[6]。2015年国务院印发了《促进大数据发展行动纲要》,明确表示数据是国家的基础性战略资源,并引导和鼓励各个领域在大数据分析方法及关键应用技术等方面开展探索研究^[7]。

在机械领域,风力发电设备、航空发动机、高档数控机床等大型机械装备正在朝着高精、高效方向发展,装备的安全可靠运行举足轻重,必须依靠故障诊断理论与方法保驾护航。由于需要诊断的装备群规模大、每台装备安装的测点多、数据采样的频率高、装备从开始服役到寿命终止的数据收集历时长,所以获取了海量的数据,推动故障诊断领域进入了“大数据”时代。例如:中国华电集团公司新能源远程诊断平台监测着蒙东、黑龙江、山东、浙江等国内17个区域,包含库伦、七台河、虎头崖、舟山长白等110个风场的4000余台风机,通过获取振动与SCADA系统信号,实时反映风机的运行状态;三一重工远程监测系统对泵车、起重机、搅拌车等十大类、百余种、十万余台工程机械装备进行在线管控,目前已积累了1100亿条以上的数据,并且以每天1000万条的速率增长;通用公司统计指出^[8]未来15年将增加大约33000辆柴电力机车,每台机车发动机需要监测其牵引电机、散热器风扇、压缩机、交流发电机、发动机和涡轮机六大系统,到2025年仅仅机车发动机就需要部署396000个传感器进行监测,数据量极大;劳斯莱斯公司实时监控着全世界数以万计的飞机发动机,每台发动机约有100个传感器,采集着振动、压力、温度、速度等信息,每年利用卫星传送着千万亿字节(Petabyte, PB)级的数据,并产生约5亿份诊断报告。

由以上案例可见,机械大数据不仅具有大数据的共性,更有本领域的特性^[9]: 大容量,数据量达到PB级以上,依靠诊断专家和专业技术人员手动分析很不现实,需要新理论与新方法进行自动分析; 低密度,机械装备在服役过程中长期处于正常工作状态,导致监测数据蕴含的信息重复性大,数据价值密度低,需要数据提纯; 多样性,数据涵盖了多种装备不同工况下多物理源辐射出的大量信息,信息之间相互耦合,导致故障信息表征十分困难; 时效性,机械装备各部分紧密关联,微小故障就可能快速引起连锁反应导致装备受损,需要保证数据处理的时效性,高效诊断故障并及时预警。

机械大数据的特性促使故障诊断亟需在现有基

础上做出转变,并带来前所未有的机遇。 学术思维的转变:由以观察现象、积累知识、设计算法、提取特征、分析决策为主线的传统学术思维转向以机理为基础、数据为中心、计算为手段、智能数据解析与决策为需求的新学术思维。 研究对象的转变:由针对齿轮、轴承、转子等机械装备关键零部件的单层次监测诊断转向针对各零部件相互作用、多故障相互耦合的整机装备或复杂系统的多层次监测诊断。 分析手段的转变:由人为选择可靠数据、采用信号处理方法提取故障微弱特征的切片式分析手段转向多工况交替变换下、多随机因素影响下智能解析故障整个动态演化过程的全局分析手段。

诊断目标的转变:由准确及时识别机械故障萌生与演变,减少或避免重大灾难性事故发生转向利用大数据全面掌控机械装备群健康动态,整合资源进行智能维护,优化生产环境,保障生产质量,提高生产效率。

综上所述,机械大数据已经成为揭示机械故障演化过程及本质的重要资源,数据量的规模、解释运用的能力也将成为当代机械故障诊断最为重要的部分。但机械装备本身结构和机理复杂,再加上其所处复杂环境的干扰,以及其复杂任务带来的工况变化,致使机械装备大数据分析、处理与诊断困难重重。

正所谓“工欲善其事必先利其器”。智能故障诊断有望成为大数据下机械装备数据处理与故障诊断的一把利器:通过提取装备多物理源监测数据中蕴含的多域故障信息,利用专家系统等智能识别装备故障并预测其剩余使用寿命,以便制订维修策略保障装备健康运行^[10-11]。智能诊断摆脱了传统故障诊断方法过分依赖诊断专家和专业技术人员的困境,打破了机械装备诊断数据量大与诊断专家相对稀少之间的僵局,是智能制造的关键组成,成为“中国制造2025”的重要内容。本文综述了机械智能故障诊断的国内外研究现状与进展,揭示出大数据下机械故障诊断研究存在的挑战,并通过分析大数据下机械智能故障诊断的潜在方向与发展趋势,指出应对现有挑战的可能途径。

1 国内外研究现状

从广义上讲,机械智能故障诊断通常包括如图1所示的三个环节: 信号获取:获取机械装备辐射出的多物理监测信号,反映装备健康状态; 特征提取:通过分析获取的监测数据,提取特征揭示故障信息; 故障识别与预测:基于提取的特征,

通过人工智能模型与方法识别并预测故障。国内外学者在以上每个环节都开展了大量的研究工作,限于篇幅要求,本文未能详细罗列所有相关文献,只选取了近年来代表性的工作予以综述。

于篇幅要求,本文未能详细罗列所有相关文献,只选取了近年来代表性的工作予以综述。

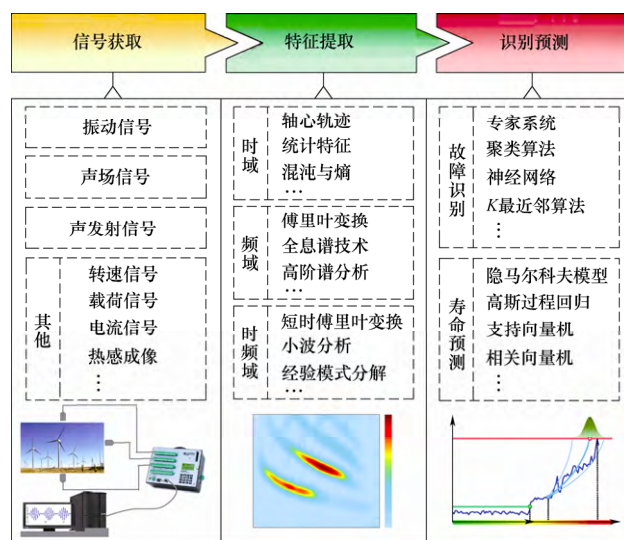


图1 机械智能故障诊断流程图

1.1 信号获取

利用先进的传感技术获取响应信号表征机械装备的运行状态,是机械故障诊断的前提。由于机械装备故障信息常常表现在动力学、声学、摩擦学、热力学等多物理场,国内外学者已经开始从不同物理场获取响应信号开展故障诊断研究。

1.1.1 振动信号获取

美国国家航空和宇宙航行局 TUMER 等^[12]用三向加速度传感器获取直升机振动信号。意大利比萨大学 SAPONARA 等^[13]研究了航天器正常测试与噪声干扰下低 G 加速度采集系统的建模、灵敏度分析和原型设计等。英国曼彻斯特大学 SINHA 等^[14]研究了如何优化旋转机械振动信号获取的问题。西安交通大学 LEI 等^[15]采用多个振动传感器对行星齿轮箱健康状态进行监测。东南大学王荣等^[16]针对旋转机械状态监测中振动信号高效获取的问题,提出轴向及径向振动传感器优化布置方法。重庆大学汤宝平等^[17]综述了无线传感器网络在机械装备状态监测中的应用,指出其低成本、低功耗、网络化、多功能化将是未来发展方向。

1.1.2 声场信号获取

加拿大皇后大学 AIDA 等^[18]对比了非接触式空气耦合超声传感器和接触式压电超声传感器在旋转机械健康监测中的优劣。爱尔兰贝尔实验室 SCANLON 等^[19]利用非接触式麦克风传感器获取旋转机械的声音信号进行剩余寿命预测。波兰矿业冶金学院 GLOWACZ^[20]获取直流感应电机的电流信号监测其转子导条的健康状态。合肥工业大学 ZHANG 等^[21]利用实时近声场全息技术监测结构的

瞬态振动。中国科学技术大学 ZHANG 等^[22]布置路边声场,通过获取声音信号并消除多普勒效应诊断火车轴承故障。

1.1.3 声发射信号获取

韩国昌原文星大学 GU 等^[23]采集声发射信号描述主轴退化过程中裂纹扩展情况。英国布鲁内尔大学 NIKNAM 等^[24]获取低速轴承多工况下的声发射信号区分其干摩擦与润滑状态下的健康状态。澳大利亚伍伦贡大学 CAESARENDRA 等^[25]利用声发射信号监测高速、中速、低速等运行条件下回转支承轴承的健康状态。哈尔滨工业大学 HAN 等^[26]采集声发射信号对轴承的健康状态进行监测。北京化工大学李潇等^[27]通过获取声发射信号检测海洋平台裂纹、腐蚀、断铅等各类损伤。

1.1.4 其他信号获取

英国哈德斯菲尔德大学 TRAN 等^[28]利用热感照相机获取转子系统的热成像对转子进行健康监测。韩国朝鲜大学 KIM 等^[29]通过获取涡流信号监测超音速飞机发动机的腐蚀情况。英国杜伦大学 SIMM 等^[30]提出非接触式激光测量方法实时监测旋转轴的轴角偏差、偏移等故障。南京航空航天大学刘若晨等^[31]根据磨损区域静电感应原理设计了静电传感器,成功用于轨道车辆齿轮和轴承磨损监测。大连理工大学李宏坤等^[32]利用压力脉动传感器监测压缩机叶片裂纹扩展。武汉理工大学周祖德等^[33]介绍了光纤传感技术在机械动态监测与诊断的概念、机理与实现等。

可以看到,国内外学者采用不同物理信号特点对机械装备进行监测,取得了丰硕的成果,为机械

智能诊断理论与方法研究奠定了坚实的基础。但目前的信号获取工作大多忽略了对数据可靠性的研究及验证,且综合利用多物理场信号对机械进行监测的研究工作少之又少。

1.2 特征提取

以信号处理技术为基础的特征提取是实现机械故障信息表征的主要途径。当机械装备出现故障时,通常在时域、频域和时频域都有不同程度的体现,国内外学者针对不同域机械故障信息提取问题展开了丰富的研究工作。

1.2.1 基于时域信息的特征提取

西班牙加泰罗尼亚理工大学 PRIETO 等^[34]使用统计指标结合曲线成分分析方法提取电机轴承局部缺陷的故障特征。美国宾夕法尼亚州立大学 MARK^[35]使用时域同步平均技术消除齿轮啮合振动中的谐波影响,进而实现时域信息的特征提取。巴西塞阿拉联邦大学 MOURA 等^[36]利用去趋势波动分析方法表征风机信号的长程相关性特征。清华大学 CHU 等^[37]利用轴心轨迹及庞加莱截面等技术研究了转子碰摩故障机理。哈尔滨工业大学陈予恕^[38]指出可将实测振动数据进行相空间重构,再根据表征能量分布的奇异谱实现机械故障特征提取。北京化工大学 CHEN 等^[39]提出基于数学形态学的信号处理方法并用于轴承健康状态的特征提取。东南大学 YAN 等^[40]利用排列熵度量旋转机械非线性行为,并提取轴承故障特征。

1.2.2 基于频域信息的特征提取

意大利摩德纳大学 BELLINI 等^[41]利用快速傅里叶变换提取转子的故障特征。英国哈德斯菲尔德大学 GU 等^[42]提出改进的双谱分析方法,实现电机故障的特征提取。意大利米兰理工大学 BORGHESANI 等^[43]提出基于倒频谱预白化的轴承故障特征提取方法。加拿大魁北克大学 LAMRAOUI 等^[44]使用循环平稳分析提取刀具在高速铣削下的颤振和磨损特征。西安交通大学屈梁生等^[45]回顾、总结和展望了全息谱技术在非稳态信息处理和旋转机械故障特征提取中的应用。华南理工大学 HE 等^[46]提出基于离散频谱相关技术的阶次跟踪方法,实现变工况下风机齿轮箱的故障特征提取。苏州大学 FAN 等^[47]基于旋转机械信号在频域稀疏的特性,提出基于稀疏分解的齿轮箱故障特征方法。

1.2.3 基于时频域信息的特征提取

英国谢菲尔德哈勒姆大学 LIANG 等^[48]采用短时傅里叶变换等时频分析技术实现钢轨表面缺陷的特征提取。西班牙瓦伦西亚理工大学 CLIMENTE-ALARCON 等^[49]采用 Wigner-Ville 分布

提取转子不对称与偏心信号的高阶谐波特征。加拿大魁北克大学 THAMEUR 等^[50]将局部均值分解方法用于齿轮早期故障特征提取。加拿大渥太华大学 SHI 等^[51]提出基于逐步解调变换的时频信息特征提取方法。香港城市大学 PENG 等^[52]比较了经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)和小波分解在轴承故障特征提取中的应用。西安交通大学雷亚国^[53]提出基于集成经验模态分解的希尔伯特黄变换诊断方法。湖南大学程军圣等^[54]比较了局部特征尺度分解法与 EMD 在故障诊断中的应用。北京科技大学 FENG 等^[55]提出了迭代广义同步压缩变换方法,用于时变工况行星齿轮箱故障的特征提取。

总结发现,国内外学者在基于信号处理技术的机械故障特征提取方面做出了令人欣喜的成果,这些成果极大地增强了强噪声干扰、多工况影响下识别机械故障的可能性。但现有研究大多仍停留在实验验证阶段,实用化的特征提取方法有限,工程中实用的早期、微弱和复合故障特征提取也少有文献报道。

1.3 故障识别与预测

以提取的特征作为输入,采用人工智能模型与方法识别这些特征携带的故障信息,实现机械装备故障的自动识别与寿命预测,是机械智能故障诊断的目标。

1.3.1 故障识别

美国卫奇塔州立大学 TAMILSELVAN 等^[56]建立信念神经网络识别航空发动机的健康状态。丹麦科技大学 SCHLECHTINGEN 等^[57]提出了基于神经网络的风电机组故障在线智能诊断方法。加拿大阿尔伯塔大学 LEI 等^[58]提出了加权 K 最近邻算法,用于识别齿轮裂纹发展。英国思克莱德大学 WEST 等^[59]采用分层聚类算法智能识别核电站设备的故障。澳大利亚莫纳什大学 AMAR 等^[60]使用基于振动谱图的神经网络实现了轴承故障识别。英国思克莱德大学 AL-BUGHARBEE 等^[61]首先通过奇异谱分析清洗数据噪声,再使用自回归模型评估滚动轴承的故障程度。马来西亚大学 SEERA 等^[62]综述了混合智能模型在电机故障诊断中的应用。北京化工大学高金吉^[63]论述了装备故障自愈的研究意义、研究原理及可能途径。空军工程大学张琳等^[64]采用基于专家系统的智能诊断方法识别导弹系统的健康状态。中国科技大学 SHEN 等^[65]研究了通用支持向量分类器在旋转机械智能诊断中的应用。上海交通大学 JIANG 等^[66]结合改进奇异值分解与连续隐马尔科夫模型识别了轴承故障。华南理工大学李巍华等^[67]提出了基于萤火虫神经网络的轴承智能诊断方法。

湖南大学 ZENG 等^[68]采用基于灵活凸包的最大间隔分类方法智能识别滚动轴承的故障。西安交通大学 LEI 等^[1]提出基于局部连接神经网络的智能故障诊断方法,用于机械大数据诊断。

1.3.2 寿命预测

美国普渡大学 GEBRAEEL 等^[69]提出基于神经网络的寿命预测方法,通过加速轴承寿命实验进行验证。意大利米兰理工大学 ZIO 等^[70]通过系统动态失效数据建立失效迹模式参考库,进而提出数据驱动的模糊寿命预测方法。美国佐治亚理工学院 CHEN 等^[71]采用自适应神经模糊推理系统结合粒子滤波技术预测直升机齿轮箱的剩余寿命。加拿大康考迪亚大学 TIAN^[72]通过建立基于神经网络的预测方法评估轴承剩余使用寿命。希腊佩特雷大学 LOUTAS 等^[73]使用概率支持向量回归方法实现轴承剩余使用寿命的预测。澳大利亚西澳大学 SIKORSKA 等^[74]对比了模糊经验、神经网络、统计模型、物理模型等在工业剩余寿命预测中的优缺点。美国辛辛那提大学 LEE 等^[75]综述了旋转机械寿命预测与健康管理的方法及应用,并指出了发展趋势。国防科技大学 WANG 等^[76]提出基于非平衡退化过程的剩余寿命预测方法,并使用机械疲劳裂纹扩展实验进行验证。电子科技大学 PENG 等^[77]提出基于逆高斯过程回归的剩余寿命预测方法。北京航空航天大学何兆民等^[78]采用时变状态转移隐半马尔科夫模型预测柱塞泵的剩余使用寿命。军械工程学院张星辉等^[79]提出基于混合高斯输出贝叶斯信念网络模型的轴承退化状态识别与剩余使用寿命预测方法。香港城市大学 TSE 等^[80]提出基于支持向量回归机的健康状态概率评估方法,用于泥浆泵的剩余寿命预测。西安交通大学雷亚国等^[81]提出自适应多核组合的相关向量机预测方法,并应用于机械剩余寿命预测。清华大学周东华等^[82]综述了工业过程中装备的剩余寿命预测方法。

由以上进展可见,国内外学者在智能故障识别与寿命预测方面的研究层出不穷,其工程实际应用潜力也初露端倪。但现有工作集中研究单个零部件的故障识别与寿命预测问题,充分利用大数据资源对整个机械系统进行诊断与预测的研究工作屈指可数。

2 大数据故障诊断面临的挑战

机械大数据蕴含大信息、大知识,将在更高的层面、更广的视角帮助诊断人员了解装备的运行状况,提高洞察力、提升决策效能。但这些有价值的

信息和知识往往潜藏在机械大数据中,需要针对性的理论、方法与技术进行深度挖掘。因此,当机械故障诊断步入大数据时代,现有的智能故障诊断理论与方法遇到新的挑战。

(1) 现有研究大多利用单一物理源信号诊断单台装备,数据量小,因此诊断专家可以人为选择有价值的信号分析诊断。然而在大数据时代,通常采用传感器网络收集多物理源信号以全面反映装备状态。由于多源信号差异大、采样策略形式多、数据价值密度低,导致数据质量参差不齐,呈现“碎片化”的特点,如再依赖诊断专家人为选择信号犹如大海捞针,必将迷失于浩瀚的数据海洋中。

(2) 基于信号处理技术的特征提取往往针对特定问题,需要诊断专家深入了解机械装备故障机理和掌握信号处理技术,在此基础上,设计特征提取算法实现故障信息的表征。但面对多工况交替、多故障信息耦合、模式不明且多变的机械大数据,人为设计涵盖所有信息的故障特征根本无从着手。

(3) 机械大数据中可能蕴含着尚未意识到的全新知识,即机械故障机理与演化规律会以振动、声场、热图像等多源异构大数据为媒介被显性的表达出来。现有智能算法只能对机械健康状态进行决策,无法胜任分析萃取机械大数据中反映机械故障本质、演化机理信息的任务。

(4) 尽管大多文献采用浅层智能模型实现了机械智能故障识别,但在大数据时代,装备故障愈发表现为耦合性、不确定性和并发性。由于浅层智能模型的自学习能力弱、特征提取与模型建立孤立进行,导致其故障识别精度低、泛化能力弱。因此大数据背景下,智能诊断模型由“浅”入“深”势在必行。

(5) 现有智能诊断方法大多研究单标记的识别问题,然而在大数据背景下,单标记体系不仅割裂了机械装备不同故障之间的联系,而且也难以完整描述装备故障位置、类型、程度等种类繁多的健康状态信息,需要引入多标记体系,研究多故障模式的识别问题。

(6) 现有数据驱动的寿命预测方法均是针对退化数据本身寻找单个零部件的失效规律,并未考虑不同零部件之间相互作用对机械系统失效过程的影响。机械系统是由多个零部件耦合的统一整体,单个零部件的性能退化势必“传染”其他零部件,引起机械系统的“多症并发”,进而威胁整个机械装备安全运行。因此,充分利用大数据资源实现整个机械系统寿命预测是大数据下故障诊断的一大挑战。

3 潜在方向与发展趋势

针对机械大数据诊断的特点与挑战, 作者认为应该从以下几个方面深入开展大数据下机械故障诊断的研究工作, 为机械装备的诊断与维护提供可靠的理论依据和有效的技术手段, 进而全面释放机械大数据所蕴含的信息潜能。

(1) 标准大数据库建立。数据是机械大数据诊断研究开展的重要基础和资源, 规划和建立标准大数据库对诊断技术创新、故障演化机理揭示、大规模科研合作等具有战略意义。可以从以下几方面着手: 建立获取、存储、传输机械大数据的通用标准; 学者共享标准试验台实验方案和数据; 企业共享装备长期监测数据和典型案例; 注重收集机械装备从正常状态到故障状态的全寿命动态演变数据; 注重记录演变过程中零部件状态信息等。

(2) 大数据可靠性评估。由于机械数据规模庞大、信号来源分散、采样形式多变、随机因素干扰等原因, 监测大数据呈现“碎片化”特点, 因此需要提高机械大数据的可靠性, 夯实装备智能诊断理论与方法的数据基础。建议开展如下研究工作: 研究多通道传感器网络的数据利用准则, 高效合理利用机械大数据; 研究多源信号的重采样、尺度与维度转换等数据规整算法, 提高信号的一致性; 建立数据质量评价标准, 考量数据完整性、准确性和时效性; 提出子空间聚类智能数据清洗算法, 改善机械大数据的质量等。

(3) 装备故障信息智能表征。机械装备的故障作用规律往往“隐喻”在机械大数据中。以数据驱动方式解析信号组成, 提取机械故障特征, 实现大数据下机械故障信息的智能表征, 才能充分利用机械大数据的价值。为此可以开展以下研究工作: 针对机械大数据的稀疏特点, 研究稀疏表达方法, 如稀疏字典学习、稀疏非负分解等, 探索稀疏表达方法的物理意义, 如字典可视为特征波形基函数集等; 结合机械故障信号形成原理, 即响应信号是故障激励、随机噪声等与系统传递函数卷积的结果, 提出卷积形式的重构误差反馈学习机制; 针对高维机械数据通常呈现低维特征的特点, 提出大数据下机械高维特征提取问题向低维转化的方法; 结合解析的数据结构与记录的故障信息, 发掘故障表征的新模式, 促进故障机理研究, 并注重早期故障微弱特征与复合故障耦合征兆的研究。

(4) 基于深度学习的装备故障识别。大数据下智能诊断需要新理论与新方法。深度学习作为一种

大数据处理工具, 通过构建深层模型, 模拟大脑学习过程, 实现自动特征提取、复杂映射关系拟合, 最终刻画数据丰富的内在信息并提升故障识别精度。建议研究以下内容: 研究浅层稀疏网络特征提取方法, 剖析故障信息提取的优化机理, 建立基于数据重构理论的无监督学习网络评价准则, 完成单层故障信息的提取; 建立具有深层结构的深度学习网络, 以原始机械信号为输入, 逐层抽象地完成故障特征自适应提取过程, 并自动识别装备健康状况; 研究机械装备健康状态的多标记体系, 全面高效地描述大数据下机械系统的故障信息, 建立多标记故障的深度学习网络, 并利用深度学习网络学习多标记故障的相关性, 推断缺失标记; 研究机械多源异构大数据知识推理, 建立多源协同特征变换, 形成融合多物理信息源的深度学习模型。

(5) 大数据驱动下的寿命预测。机械大数据蕴含了丰富的装备健康状态退化信息, 给装备剩余寿命预测提供了强有力的数据支撑, 为寿命预测理论发展带来新的契机。建议从以下几方面开展研究工作: 研究加速寿命试验中机械装备的寿命衰退行为, 利用大数据探索装备寿命衰退的演化机制; 建立基于记忆机理的递归深度网络, 从机械大数据中自动构建寿命预测指标集, 定量表征故障演化趋势; 充分挖掘大数据中隐藏的故障状态信息, 建立基于自主学习的自适应门限设定机制; 考虑工况变化对监测指标的影响, 建立多因素预测模型实现变工况下的寿命预测; 研究机械系统中不同零部件之间的相互耦合关系, 建立多模型混合策略实现对系统的寿命预测; 研究零部件不同故障对机械装备寿命退化的规律, 建立装备故障识别与寿命预测有机结合的混合模型。

(6) 可视化研究。可视化通过交互式视觉表现方式, 帮助呈现、理解、诠释机械大数据内涵, 使得故障表征规律“拨云见日”, 实现可靠的决策, 推动机械故障新现象新知识的发现。建议从以下几方面进行研究: 以智能模型结构参数可视化、提取特征与预测指标可视化、识别与预测结果可视化为主线, 解析机械故障信息的表达模式, 直观反映机械大数据的本质; 利用可视化结果, 研究发现故障与响应信号之间的因果关系、以及特征之间、故障模式之间的相互关系; 研究交互式与一体化的智能解析、识别与预测结果呈现方法, 多层次、多角度展示装备的健康状态等。

(7) 远程诊断系统。远程诊断以计算、信息、通信、控制等技术为依托, 集成故障诊断方法, 进行机械大数据的采集、存储、分析、挖掘、决策与

预测, 远程实现机械装备群健康信息的解析、汇总与管理。建议开展如下研究工作: 研究压缩感知技术, 突破奈奎斯特采样定理限制, 采集极少量数据获得最大限度的机械运行信息, 方便数据通信与存储; 采用 Hadoop、Spark 等框架搭建云计算开发环境, 结合大规模并行处理等技术进行机械大数据存储共享、智能故障诊断算法的分布式计算等; 研究可扩展学习算法, 提升智能模型的在线学习及监测诊断能力; 研究机械系统故障控制技术, 出现故障时, 采取紧急控制措施避免事故发生, 实现机械系统的远程监控; 借鉴信息物理系统(Cyber-physical systems, CPS)的技术优势, 将机械装备的工作环境及远程诊断的网络环境协同起来, 实现机械大数据实时感知、动态分析、故障控制与管理决策, 促进生产环境的全面智能化。

4 结 论

(1) 分析了机械故障诊断大数据的特性, 阐述了智能故障诊断在大数据背景下的机遇, 并通过综述其国内外的研究进展, 揭示了现有智能故障诊断理论与方法的问题与挑战。

(2) 给出了机械大数据智能诊断的潜在方向与发展趋势, 认为应该从标准大数据库建立、机械大数据可靠性评估、装备故障信息智能表征、基于深度学习的故障识别等方面展开深入研究, 将以大数据为驱动的机械智能故障诊断应用于工程实践。

参 考 文 献

- [1] LEI Yaguo, JIA Feng, LIN Jing, et al. An intelligent fault diagnosis method using unsupervised feature learning towards mechanical big data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(5): 3137-3147.
- [2] 李国杰, 程学旗. 大数据研究: 未来科技及经济社会发展的重大战略领域——大数据的研究现状与科学思考[J]. 中国科学院院刊, 2012, 27(6): 647-657.
LI Guojie, CHEN Xueqi. Research status and scientific thinking of big data[J]. Bulletin of the Chinese Academy of Sciences, 2012, 27(6): 647-657.
- [3] QIN S J. Process data analytics in the era of big data[J]. AIChE Journal, 2014, 60(9): 3092-3100.
- [4] 刘智慧, 张泉灵. 大数据技术研究综述[J]. 浙江大学学报, 2014, 48(6): 957-972.
LIU Zhihui, ZHANG Quanling. Research overview of big data technology[J]. Journal of Zhejiang University, 2014, 48(6): 957-972.
- [5] 郎杨琴, 孔丽华. 美国发布“大数据的研究和发展计划”[J]. 科研信息化技术与应用, 2012, 3(2): 89-93.
- LANG Yangqin, KONG Lihua. The U.S. government released “Big data research and development initiative”[J]. e-Science Technology & Application, 2012, 3(2): 89-93.
- [6] 工业和信息化部信息通信研究院. 工信部电信研究院大数据白皮书[EB/OL]. [2014-05-12]. <http://www.cctime.com/html/2014-5-12/20145121139179652.htm>.
China Academy of Telecommunication Research of MIT. White paper on big data[EB/OL]. [2014-05-12]. <http://www.cctime.com/html/2014-5-12/20145121139179652.htm>.
- [7] 中华人民共和国国务院. 促进大数据发展行动纲要[EB/OL]. [2015-11-16]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-09/05/content_10137.htm.
State Council of the People's Republic of China. Action plan for promoting the big data development[EB/OL]. [2015-11-16]. http://www.gov.cn/zhengce/content/2015-09/05/content_10137.htm.
- [8] EVANS P C, ANNUNZIATA M. Industrial internet: Pushing the boundaries of minds and machines[J]. Sci. Rep. Kanazawa Univ., 2012(1-2): 1-23.
- [9] 雷亚国, 贾峰, 周昕, 等. 基于深度学习理论的机械装备大数据健康监测方法[J]. 机械工程学报, 2015, 51(21): 49-56.
LEI Yaguo, JIA Feng, ZHOU Xin, et al. A deep learning-based method for machinery health monitoring with big data[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(21): 49-56.
- [10] 雷亚国, 何正嘉. 混合智能故障诊断与预示技术的应用进展[J]. 振动与冲击, 2011, 30(9): 129-135.
LEI Yaguo, HE Zhengjia. Advances in applications of hybrid intelligent fault diagnosis and prognosis technique[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(9): 129-135.
- [11] 王国彪, 何正嘉, 陈雪峰, 等. 机械故障诊断基础研究“何去何从”[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 63-72.
WANG Guobiao, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng, et al. Basic research on machinery fault diagnosis—What is the prescription[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63-72.
- [12] TUMER I Y, HUFF E M. Using triaxial accelerometer data for vibration monitoring of helicopter gearboxes[C]// Proceedings of the ASME Mechanical Vibration and Noise Conference, 2001.
- [13] SAPONARA S, CASAROSA G, HAMBLOCH P, et al. Modeling, sensitivity analysis, and prototyping of low-g acceleration acquisition systems for spacecraft testing and environmental-noise measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(2):

- 385-397.
- [14] SINHA J K , ELBHBAH K. A future possibility of vibration based condition monitoring of rotating machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2013 , 34(1) : 231-240.
- [15] LEI Yaguo , LIU Zongyao , WU Xionghui , et al. Health condition identification of multi-stage planetary gearboxes using a mRVM-based method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2015 , 60 : 289-300.
- [16] 王荣, 贾民平, 刘桂兴. 状态监测振动传感器优化布置理论及应用[J]. 东南大学学报, 2011, 41(1) : 77-81.
WANG Rong , JIA Minping , LIU Guixing. Theory and application of sensor placement in condition monitoring[J]. Journal of Southeast University , 2011 , 41(1) : 77-81.
- [17] 汤宝平, 黄庆卿, 邓蕾, 等. 机械设备状态监测无线传感器网络研究进展[J]. 振动测试与诊断, 2014, 34(1) : 1-7.
TANG Baoping , HUANG Qingqing , DENG Lei , et al. Research progress and challenges of wireless sensor networks for machinery equipment condition monitoring[J]. Journal of Vibration , Measurement & Diagnosis , 2014 , 34(1) : 1-7.
- [18] AIDA R , AZZEDINE D , VIRESH W , et al. A comparison study between acoustic sensors for bearing fault detection under different speed and load using a variety of signal processing techniques[J]. Tribology Transactions , 2011 , 54(2) : 179-186.
- [19] SCANLON P , KAVANAGH D F , BOLAND F M. Residual life prediction of rotating machines using acoustic noise signals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement , 2013 , 62(1) : 95-108.
- [20] GLOWACZ A. Diagnostics of DC and induction motors based on the analysis of acoustic signals[J]. Measurement Science Review , 2014 , 14(5) : 257-262.
- [21] ZHANG Xiaozheng , BI Chuanxing , ZHANG Yongbin , et al. Real-time nearfield acoustic holography for reconstructing the instantaneous surface normal velocity[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2015 , 52 : 663-671.
- [22] ZHANG Haibin , ZHANG Shangbin , HE Qingbo , et al. The Doppler effect based acoustic source separation for a wayside train bearing monitoring system[J]. Journal of Sound and Vibration , 2016 , 361 : 307-329.
- [23] GU D , KIM J , KELIMU T , et al. Evaluation of the use of envelope analysis and DWT on AE signals generated from degrading shafts[J]. Materials Science and Engineering : B , 2012 , 177(19) : 1683-1690.
- [24] NIKNAM S A , SONGMENE V , AU Y J. The use of acoustic emission information to distinguish between dry and lubricated rolling element bearings in low-speed rotating machines[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology , 2013 , 69(9-12) : 2679-2689.
- [25] CAESARENDRA W , KOSASIH B , TIEU A K , et al. Acoustic emission-based condition monitoring methods : Review and application for low speed slew bearing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2016 , 72 : 134-159.
- [26] HAN Long , LI Chengwei , GUO Songlin , et al. Feature extraction method of bearing AE signal based on improved FAST-ICA and wavelet packet energy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2015 , 62 : 91-99.
- [27] 李潇, 杨国安, 吴贞焕, 等. 基于声发射信号模糊函数综合相关系数的海洋平台各类损伤识别方法[J]. 机械工程学报, 2014, 50(22) : 1-9.
LI Xiao , YANG Guoan , WU Zhenhuan , et al. Damage identification method of offshore platforms by ambiguity function integrated correlation coefficient of the acoustic emission signals[J]. Journal of Mechanical Engineering , 2014 , 50(22) : 1-9.
- [28] TRAN V T , YANG B-S , GU F , BALL A. Thermal image enhancement using bi-dimensional empirical mode decomposition in combination with relevance vector machine for rotating machinery fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2013 , 38(2) : 601-614.
- [29] KIM J , LE M , LEE J , et al. Eddy current testing and evaluation of far-side corrosion around rivet in jet-engine intake of aging supersonic aircraft[J]. Journal of Nondestructive Evaluation , 2014 , 33(4) : 471-480.
- [30] SIMM A , WANG Q , HUANG S , et al. Laser based measurement for the monitoring of shaft misalignment[J]. Measurement , 2016 , 87 : 104-116.
- [31] 刘若晨, 左洪福, 孙见忠, 等. 车辆齿轮箱静电监测[J]. 交通运输工程学报, 2015, 15(1) : 50-57.
LIU Ruochen , ZUO Hongfu , SUN Jianzhong , et al. Electrostatic monitoring of vehicle gearbox[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering , 2015 , 15(1) : 50-57.
- [32] 李宏坤, 张晓雯, 贺长波, 等. 利用随机共振的叶片裂纹微弱信息增强方法[J]. 机械工程学报, 2016, 52(1) : 94-101.
LI Hongkun , ZHANG Xiaowen , HE Changbo , et al. Weak fault enhancement method for blade crack by using stochastic resonance[J]. Journal of Mechanical Engineering , 2016 , 52(1) : 94-101.

- [33] 周祖德, 谭跃刚, 刘明尧, 等. 机械系统光纤光栅分布动态监测与诊断的现状与发展[J]. 机械工程学报, 2013, 49(19): 55-69.
- ZHOU Zude, TAN Yuegang, LIU Mingyao, et al. Actualities and development on dynamic monitoring and diagnosis with distributed fiber bragg grating in mechanical systems[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(19): 55-69.
- [34] PRIETO M D, CIRRICIONE G, ESPINOSA A G, et al. Bearing fault detection by a novel condition-monitoring scheme based on statistical-time features and neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3398-3407.
- [35] MARK W D. Time-synchronous-averaging of gear-meshing-vibration transducer responses for elimination of harmonic contributions from the mating gear and the gear pair[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 62: 21-29.
- [36] MOURA E P D, JUNIOR F E D A M, DAMASCENO F F R, et al. Classification of imbalance levels in a scaled wind turbine through detrended fluctuation analysis of vibration signals[J]. Renewable Energy, 2016, 96: 993-1002.
- [37] CHU Fulei, LU Wenxiu. Experimental observation of nonlinear vibrations in a rub-impact rotor system[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 283(3): 621-643.
- [38] 陈予恕. 机械故障诊断的非线性动力学原理[J]. 机械工程学报, 2007, 43(1): 25-34.
- CHEN Yushu. Nonlinear dynamical principle of mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(1): 25-34.
- [39] CHEN Zhaowen, GAO Ning, SUN Wei, et al. A signal based triangular structuring element for mathematical morphological analysis and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J]. Shock and Vibration, 2014, 2014: 1-16.
- [40] YAN Ruqiang, LIU Yongbin, GAO R X. Permutation entropy: A nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 29: 474-484.
- [41] BELLINI A, YAZIDI A, FILIPPETTI F, et al. High frequency resolution techniques for rotor fault detection of induction machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4200-4209.
- [42] GU F, SHAO Y, HU N, et al. Electrical motor current signal analysis using a modified bispectrum for fault diagnosis of downstream mechanical equipment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 360-372.
- [43] BORGHESANI P, PENNACCHI P, RANDALL R, et al. Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 370-384.
- [44] LAMRAOUI M, THOMAS M, EL BADAoui M. Cyclostationarity approach for monitoring chatter and tool wear in high speed milling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 44(1): 177-198.
- [45] 屈梁生, 史东锋. 全息谱十年: 回顾与展望[J]. 振动测试与诊断, 1998, 18(4): 235-242.
- QU Liangsheng, SHI Dongfeng. Holospectrum during the past decade review & prospect[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 1998, 18(4): 235-242.
- [46] HE Guolin, DING Kang, LI Weihua, et al. A novel order tracking method for wind turbine planetary gearbox vibration analysis based on discrete spectrum correction technique[J]. Renewable Energy, 2016, 87: 364-375.
- [47] FAN Wei, CAI Gaigai, ZHU Zhongkui, et al. Sparse representation of transients in wavelet basis and its application in gearbox fault feature extraction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 56-57: 230-245.
- [48] LIANG B, IWNICKI S, BALL A, et al. Adaptive noise cancelling and time-frequency techniques for rail surface defect detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 54: 41-51.
- [49] CLIMENTE-ALARCON V, ANTONINO-DAVIU J, RIERA-GUASP M, et al. Application of the Wigner-Ville distribution for the detection of rotor asymmetries and eccentricity through high-order harmonics[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 91: 28-36.
- [50] THAMEUR K, MARC T, RAYNALD G, et al. Comparison between the efficiency of LMD and EMD algorithms for early detection of gear defects[J]. Mechanics & Industry, 2013, 14(2): 121-127.
- [51] SHI J, LIANG M, NECSULESCU D-S, et al. Generalized stepwise demodulation transform and synchrosqueezing for time-frequency analysis and bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 368: 202-222.
- [52] PENG Zhike, PETER W T, CHU Fulei. A comparison study of improved Hilbert-Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(5): 974-988.
- [53] 雷亚国. 基于改进 Hilbert-Huang 变换的机械故障诊断[J]. 机械工程学报, 2011, 47(5): 71-77.
- LEI Yaguo. Machinery fault diagnosis based on improved Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Mechanical

- Engineering, 2011, 47(5): 71-77.
- [54] 程军圣, 郑近德, 杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解法[J]. 振动工程学报, 2012, 25(2): 215-220.
- CHENG Junsheng, ZHENG Jinde, YANG Yu. A nonstationary signal analysis approach — the local characteristic-scale decomposition method[J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(2): 215-220.
- [55] FENG Zhipeng, CHEN Xiaowang, LIANG M. Iterative generalized synchrosqueezing transform for fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52-53: 360-375.
- [56] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115: 124-135.
- [57] SCHLECHTINGEN M, SANTOS I F. Comparative analysis of neural network and regression based condition monitoring approaches for wind turbine fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1849-1875.
- [58] LEI Y, ZUO M J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1535-1547.
- [59] WEST G M, MCARTHUR S D J, TOWLE D. Industrial implementation of intelligent system techniques for nuclear power plant condition monitoring[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(39): 7432-7440.
- [60] AMAR M, GONDAL I, WILSON C. Vibration spectrum imaging: A novel bearing fault classification approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(1): 494-502.
- [61] AL-BUGHARBEE H, TRENDABILOVA I. A fault diagnosis methodology for rolling element bearings based on advanced signal pretreatment and autoregressive modelling[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 369: 246-265.
- [62] SEERA M, LIM C P, NAHAVANDI S, et al. Condition monitoring of induction motors: A review and an application of an ensemble of hybrid intelligent models[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(10): 4891-4903.
- [63] 高金吉. 装备系统故障自愈原理研究[J]. 中国工程科学, 2005, 7(5): 43-48.
- GAO Jinji. Research on the fault self-recovery principle of equipment system[J]. Engineering Science, 2005, 7(5): 43-48.
- [64] 张琳, 孙安全, 王天一, 等. 某型导弹装备的故障智能诊断[J]. 中南大学学报, 2013(S1): 216-220.
- ZHANG Lin, SUN Anquan, WANG Tianyi, et al. Intelligent fault diagnosis of certain missile equipment[J]. Journal of Central South University, 2013(S1): 216-220.
- [65] SHEN Changqing, WANG Dong, KONG Fanrang, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on the statistical parameters of wavelet packet paving and a generic support vector regressive classifier[J]. Measurement, 2013, 46(4): 1551-1564.
- [66] JIANG Huiming, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Study on Hankel matrix-based SVD and its application in rolling element bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 52: 338-359.
- [67] 李巍华, 翁胜龙, 张绍辉. 一种萤火虫神经网络及在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 99-106.
- LI Weihua, WENG Shenglong, ZHANG Shaohui. A firefly neural network and its application in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 99-106.
- [68] ZENG Ming, YANG Yu, ZHENG Jinde, et al. Maximum margin classification based on flexible convex hulls for fault diagnosis of roller bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 66: 533-545.
- [69] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 694-700.
- [70] ZIO E, DI M F. A data-driven fuzzy approach for predicting the remaining useful life in dynamic failure scenarios of a nuclear system[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2010, 95(1): 49-57.
- [71] CHEN C, VACHTSEVANOS G, ORCHARD M E. Machine remaining useful life prediction: An integrated adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28: 597-607.
- [72] TIAN Z. An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2009, 23(2): 143-148.
- [73] LOUATAS T H, ROULIAS D, GEORGOULAS G. Remaining useful life estimation in rolling bearings utilizing data-driven probabilistic e-support vectors regression[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62(4): 821-832.
- [74] SIKORSKA J, HODKIEWICZ M, MA L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by

- industry[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2011 , 25(5) : 1803-1836.
- [75] LEE J , WU F , ZHAO W , et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews , methodology and applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing , 2014 , 42(1) : 314-334.
- [76] WANG X , BALAKRISHNAN N , GUO B , et al. Residual life estimation based on bivariate non-stationary gamma degradation process[J]. Journal of Statistical Computation and Simulation , 2015 , 85(2) : 405-421.
- [77] PENG Weiwen , LI Yanfeng , YANG Yuanjian , et al. Inverse Gaussian process models for degradation analysis : A Bayesian perspective[J]. Reliability Engineering & System Safety , 2014 , 130 : 175-189.
- [78] 何兆民,王少萍. 基于时变状态转移隐半马尔科夫模型的寿命预测[J]. 湖南大学学报, 2014 , 41(8) : 47-53.
HE Zhaomin , WANG Shaoping. Remaining lifetime prediction based on time-varying state transition probabilities of hidden semi-markov model[J]. Journal of Hunan University , 2014 , 41(8) : 47-53.
- [79] 张星辉,康建设,赵劲松,等. 基于混合高斯输出贝叶斯信念网络模型的设备退化状态识别与剩余使用寿命预测方法研究[J]. 振动与冲击, 2014 , 33(8) : 171-179.
ZHANG Xinghui , KANG Jianshe , ZHAO Jinsong , et al. Equipment degradation state identification and residual life prediction based on MoG-BBN[J]. Journal of Vibration and Shock , 2014 , 33(8) : 171-179.
- [80] TSE P W , SHEN C. Remaining useful life estimation of slurry pumps using the health status probability estimation provided by support vector machine[M]. Springer International Publishing , 2015.
- [81] 雷亚国,陈吴,李乃鹏,等. 自适应多核组合相关向量机预测方法及其在机械设备剩余寿命预测中的应用[J]. 机械工程学报, 2016 , 52(1) : 87-93.
LEI Yaguo , CHEN Wu , LI Naipeng , et al. A relevance vector machine prediction method based on adaptive multi-kernel combination and its application to remaining useful life prediction of machinery[J]. Journal of Mechanical Engineering , 2016 , 52(1) : 87-93.
- [82] 周东华,魏慕恒,司小胜. 工业过程异常检测,寿命预测与维修决策的研究进展[J]. 自动化学报, 2013 , 39(6) : 711-722.
ZHOU Donghua , WEI Muheng , SI Xiaosheng. A survey on anomaly detection , life prediction and maintenance decision for industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica , 2013 , 39(6) : 711-722.

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、机械系统建模与动态信号处理、机械设备健康监测与智能维护。
E-mail : yaguolei@mail.xjtu.edu.cn