



旋转机械健康状态评估方法研究 现状与展望

苏红¹, 朱勇^{1*}, 刘金华², 高强¹

(1. 江苏大学国家水泵及系统工程技术研究中心, 江苏 镇江 212013; 2. 共青科技职业学院
国际航运研究院, 江西 九江 332020)



苏红

摘要: 旋转机械是机械装备的重要组成部分,其内部结构复杂度高,关键零部件与子系统之间耦合度强,长期在复杂工况下运行易发生故障。一旦发生故障,会导致整机性能下降,甚至造成重大经济损失或人员伤亡。因此,旋转机械健康状态评估研究已成为现代国防与工业装备发展中的重点之一。从旋转机械的健康管理与智能运维需求出发,首先,论述了健康状态评估在机械设备智能运维中的地位 and 作用;其次,介绍了健康状态评估技术的概念、状态等级的划分以及评估指标;再次,阐述了基于知识经验、模型驱动和数据驱动的典型评估方法;进而,综述了近年来国内外学者在泵、轴承、齿轮箱和航空发动机等典型旋转机械健康状态评估方面的研究成果;最后,基于健康状态评估方法研究面临的技术挑战和发展趋势,对旋转机械健康状态评估方法的发展方向进行了探讨和展望。

关键词: 旋转机械;健康状态评估;故障识别;剩余寿命预测;评估方法

中图分类号: S277.9;TH132 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-8530(2024)03-0304-15

DOI: 10.3969/j.issn.1674-8530.22.0093

苏红,朱勇,刘金华,等. 旋转机械健康状态评估方法研究现状与展望[J].排灌机械工程学报,2024,42(3): 304-318.

SU Hong, ZHU Yong, LIU Jinhua, et al. Research status and prospect of health status assessment methods for rotating machinery [J]. Journal of drainage and irrigation machinery engineering (JDIME), 2024, 42(3): 304-318. (in Chinese)

Research status and prospect of health status assessment methods for rotating machinery

SU Hong¹, ZHU Yong^{1*}, LIU Jinhua², GAO Qiang¹

(1. National Research Center of Pumps, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China; 2. International Shipping Research Institute, Gongqing Institute of Science and Technology, Jiujiang, Jiangxi 332020, China)

Abstract: Rotating machinery is an important component of mechanical equipment, with complex internal structural complexity and strong coupling degree between its key components and subsystems. It is prone to easy failure under long-term complex working conditions. Once the failure occurs, it can lead to the decline overall performance of the machine, and even cause significant economic losses or personal injury. Therefore, the research on the health status assessment of rotating machinery has become one of the key points in the development of modern national defense and industrial equipment. Based on the requirements of health management and intelligent maintenance of rotating machinery, the status and role of health status assessment in intelligent operation and maintenance of mechanical equipment are firstly discussed. Secondly, the concept of health status assessment technology, the clas-

收稿日期: 2022-04-13; 修回日期: 2022-05-19; 网络出版时间: 2024-02-28

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/32.1814.TH.20240227.0905.004>

基金项目: 中国博士后科学基金面上资助项目(2022M723702); 江苏省高等学校自然科学基金项目(22KJB460002)

第一作者简介: 苏红(1997—),女,山东蒙阴人,硕士研究生(18561180823@163.com),主要从事旋转机械智能故障诊断研究。

通信作者简介: 朱勇(1986—),男,河南信阳人,副研究员(zhuyong@ujs.edu.cn),主要从事机电液装备智能控制及故障诊断研究。

sification of status levels, and assessment indicators are introduced. Thirdly, typical assessment methods based on knowledge and experience, model-driven, and data-driven methods are illustrated. Fourth, the research achievements in the evaluation of health status of typical rotating machinery in recent years are reviewed, such as pumps, bearings, gearboxes, and aircraft engines. Finally, based on technical challenges and development trends faced by research on health status assessment methods, the development direction of health status assessment methods for rotating machinery is discussed and prospected.

Key words: rotating machinery; health status assessment; fault identification; remaining life prediction; assessment method

在德国“工业 4.0”背景的驱动下,各个国家先后根据本国国情提出了针对制造业的发展战略.随着中国“十四五”规划纲要提出要构建“工业互联网+智能制造”产业生态的推进实施,以及中国信息科技和工业生产技术的迅猛进步,现代机械装备朝着更加复杂化、高速化、集成化和智能化的方向发展,各行各业对机械设备系统的可靠运行和故障维修提出了更高的要求,增加了难度系数.

传统的基于状态维修(condition-based maintenance, CBM),即视情维修,虽然可以对机械设备当前状态进行实时评估,做到应修必修,但是只有在发现存在客观故障征兆时才进行维修^[1],无法做到未坏先防,且对状态划分过于简单,不能全面进行状态评估和预知维修.故障预测与健康管理的(prognostics health management, PHM)是CBM的升级发展,20世纪70年代中期,美国的A-7E攻击机发动机监控系统是PHM最早期的应用^[2].目前PHM已建立了简洁化、系统化、精准化的技术系统,包含数据预处理、健康状态评估、剩余寿命预测、视情维修决策等部分,其中设备的健康状态评估是PHM技术中的核心内容之一.

随着机械设备的涉及领域和应用范围越来越广,故障的发生往往难以实现精准定位和精确识别.一旦发生故障,很难快速查找出具体原因,进而导致设备发生损坏、停机停产,造成经济损失乃至引发重大事故,威胁工作人员生命安全.健康状态评估作为PHM的先导内容,能够准确、及时地评估机械设备当前退化状态信息、预测未来剩余寿命时间,为设备运行提供安全保障.这不仅直接保证了机械设备的工作效率,而且见微知著的预警也间接降低了设备维修成本.因此,从经济和安全角度出发,为了更好地做到“未病先防,既病防变”,实现机械设备的高准确性、高可靠性的健康状态评估是十分必要且关键的.

文中以旋转机械为研究对象,以泵、轴承、齿轮

箱和航空发动机等关键零部件及其子系统的健康状态评估需求为出发点,对近年来国内外研究人员在健康状态评估方法研究方面的成果及应用现状进行综述,并对其发展趋势进行分析,为旋转机械设备的健康管理提供理论参考.

1 健康状态评估介绍

1.1 概念

图1为机械设备健康评估流程.

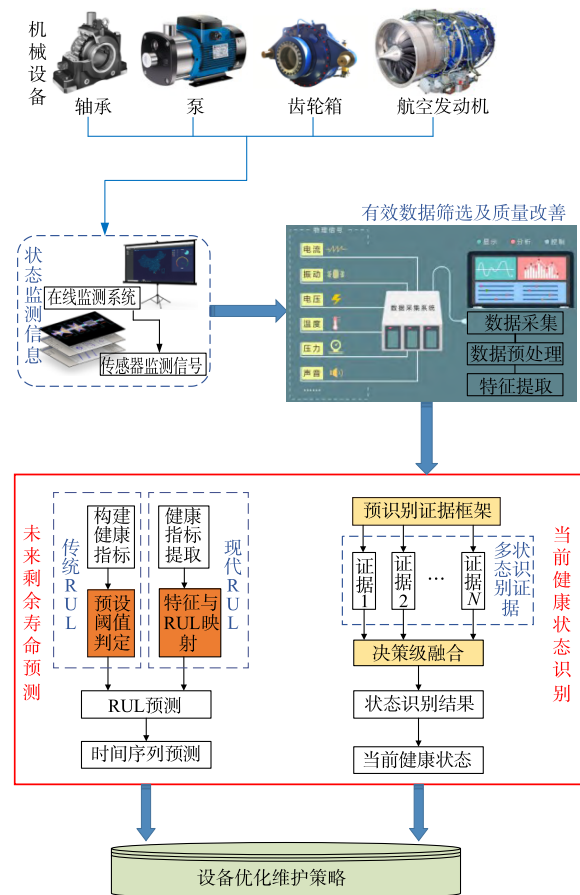


图1 机械设备健康评估流程

Fig.1 Flow chart of health assessment of machinery equipment

健康状态评估是 PHM 中健康管理部分的核心内容,主要对机械设备在不同状态下运行情况进行研究,预测、定位设备故障,并对不健康发展趋势进行预测,从而为设备维修保养提供依据.生物医学上将健康状态大致分为 3 类:健康状态、亚健康状态、不健康状态.随着机械设备诊断的需要,健康状态评估方法被广泛应用于设备健康状态的评估,主要针对 2 个问题:① 对设备当前健康状态的识别诊断;② 对设备未来变化趋势的预测,即剩余寿命预测(remaining useful life, RUL).

1.2 状态等级的划分

在传统机械领域,对于机械设备运行状态的描述仅有“正常”和“故障”2 种,然而随着现代机械设备复杂与精密程度的不断提高,对于机械设备健康状态的描述需要更加细致,即按等级划分.现阶段面对机械设备的不同运行状况,采用 1—9 级标度法^[3]对健康状况进行评估.对于状态等级的划分,1—3 等级过于粗泛,8 个及以上等级过于繁琐^[4],综合考量科学性和便利性,划分为健康、亚健康、可用、异常、故障 5 个等级^[5],如表 1 所示.

表 1 机械设备健康状态等级
Tab.1 Health status level of mechanical equipment

等级	健康状态	安全性	危险性
I	健康	设备健康状况很好,性能指标优秀,能够可靠运行,不需要任何维修	发生故障的可能性很小
II	亚健康	设备健康状况良好,性能指标合格,可正常运行,可按计划进行维护	发生故障的可能性较小
III	可用	设备健康状况一般,性能指标基本合格,可继续运行,可提前修理	故障可能性在可接受范围内
IV	异常	设备健康状况异常,性能指标不合格,可提前停机并进行检查维修	发生故障的可能性较大
V	故障	设备无法正常运行,性能指标已经远离警告值,需立即停机进行维修	即将或已经发生故障

1.3 评估指标

对于不同的机械设备,健康状态评估的指标存在差异.在液压系统的健康状态评估中,陆颖等^[6]、齐继阳等^[7]通过构建评估指标体系,将能够表征液压系统健康状态的各关键部件的性能参数(进出口压力、流量、转速)作为评估指标.李伟等^[8]通过健康度来表征液压系统的健康状态.马旭东等^[9]通过计算各结构件健康指数评估健康状态.

对于航空发动机,王俨凯等^[10]采用潜在故障模式数、特定故障发生概率、发展程度以及造成损失的风险等因素构建状态函数,作为衡量健康状态的指标.崔建国等^[11]选用涡轮排气温度、压气机转子转速、滑油压差等性能参数作为评估指标.WANG 等^[12]使用飞机运行数据评估发动机的健康状况.

YANG 等^[13]以劣化度为评估指标对雷达系统进行状态评估.宾光富等^[14]通过可靠性、维修性、技术性能、经济性、监测性和安全性 6 个主要特征参数定义机械设备健康值实现机械设备健康状态评估.

健康状态评估没有统一的标准,不同的应用环境和研究需求决定了不同的评估指标,但一般会根据研究对象核心部件的性能参数来确定.

2 典型评估方法简介

对于健康状态评估的研究,核心内容是评估方法.健康状态评估方法是当前机械健康管理和智能运维领域的研究热点,是指针对不同研究对象的工作环境及自身特点采用恰当的评估方法对设备运行状态进行评估,目前主流的机械设备健康评估方法主要分为 3 类^[15],图 2 列举了 3 类方法中常用的方法.

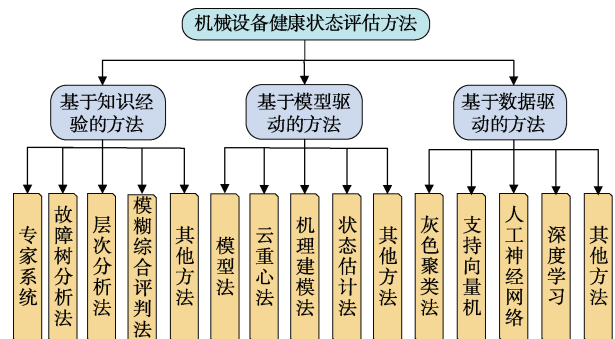


图 2 机械设备健康评估方法分类

Fig.2 Classification of mechanical equipment health assessment methods

2.1 基于知识经验的方法

基于知识经验的方法是针对难以建立模型或非线性系统的情况下,通过理论知识和专家经验进行状态评估的一种方法,主要包括专家系统(expert system, ES)、故障树分析法、层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)、模糊综合评判法等.这类方法虽然可以对系统进行整体评估,具有较强的解释性,操作过程较为简便,但只能进行定性分析,主观性较强,普适性较差,且数字化和智能化程度不高,一般精度较低.

2.2 基于模型驱动的方法

基于模型驱动的方法的核心思想是通过物理化学原理或者设备运行状态数据分析的方式建立设备的性能退化模型来描述运行状态.该方法基于机械设备的运行状态和故障机理分析构建模型来

表征设备性能的退化,以此来实现设备健康状态评估,主要包括模型法、云重心法、机理建模法、状态估计法等.该类方法主要针对可合理且完整的建模的情况,且可信度和精确度与系统复杂程度成正比.该类方法评估结果较为精确,但建模过程复杂,面对大型复杂机械设备时,操作成本较高,模型建立可操作性差且验证困难,自适应和泛化能力较差.

2.3 基于数据驱动的方法

基于数据驱动的方法是指选定设备状态参数后,基于传感器测试数据,采用机器学习、数据挖掘及模式识别等数据处理算法进行状态评估的一种方法,主要有灰色聚类法、支持向量机(support vector machines, SVM)、隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)、高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)、贝叶斯、人工神经网络、深度学习(deep learning, DL)等.该方法不需要专家经验和数学模型,以传感器采集的数据为基础,通过各种数据分析方法挖掘隐含信息进行预测评估,避免了基于知识和模型评估技术的缺点.但是,因某种程度上缺乏对系统结构的掌握与分析,实际应用中对于历史数据的获取存在一定困难,该类方法的评估结果具有不确定性.

3 健康状态评估方法的应用

旋转机械作为现代机械装备的关键组成部分,在工业和国防领域至关重要,广泛应用于航空航天、电力石化、工程机械、海工装备等行业.然而旋转机械的性能退化和部件故障可能会对整机装备带来潜在的安全隐患和巨大的经济损失,精准地对设备健康状态进行实时评估,可以降低设备停机时间,减少故障发生,更有效地实现高精度作业.泵、轴承、齿轮箱和航空发动机是旋转机械实现高精度作业的关键部件,具有一定的代表性,因此文中以旋转机械中的泵、轴承、齿轮箱和航空发动机为对象,总结健康状态评估方法的应用.

3.1 泵

泵作为一种通用流体机械,在国民经济诸多领域应用更加广泛,发生故障会对整个系统的可靠运行造成影响,产生巨大的经济损失.因此,对泵开展健康状态评估和剩余寿命预测研究具有重要经济价值.按照工作原理,泵可分为叶片式泵、容积式泵和其他类型泵^[16],如图3所示.文中选取几种经典常用的叶片式泵和容积式泵进行论述.

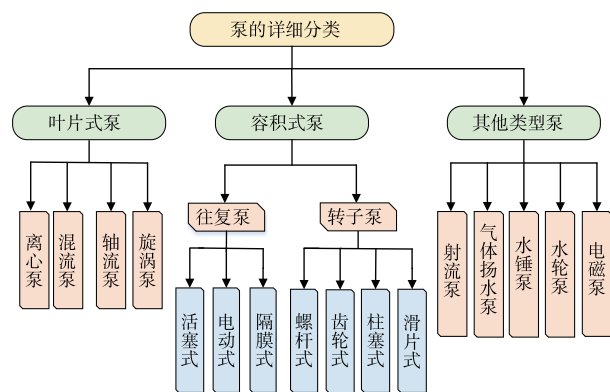


图3 泵的详细分类

Fig.3 Detailed classification of pumps

离心泵作为叶片式泵中最典型的泵之一,具有高效低耗的优点,在航空航天^[17]、石油化工^[18]、医疗健康^[19]、船舶制造^[20]、农业生产^[21]等各个领域均有广泛应用,对其进行状态监测和寿命预测是提高可靠性、安全性,减少停机时间和降低维护成本的关键.随着相关应用领域技术水平的不断提升,对离心泵的健康状态评估提出了更高更智能的要求.针对标签数据不足的问题,HE等^[22]提出一种基于梯形网络的半监督学习模型用于离心泵状态的动态评估和RUL,从样本数据集中获取了更多有用信息,提高了预测精度,获得了比有监督学习方法更好的预测结果.针对多参数间存在量纲一化影响的问题,孔琪等^[23]提出一种改进的基于马氏距离的 k 近邻算法离心泵故障预测模型,避免了多参数监测分析的困难,能够及时、快速地识别并预测离心泵的故障情况.在变工况下,离心泵数据分布复杂且呈现多变量分布,WANG等^[24]提出一种基于多元分布的非监督聚类方法,首先识别水泵的运行状态,然后进行剩余使用寿命估算,该方法具有更好的预测性能和极大的不确定性.为了提高泵的可靠性,高帆等^[25]基于故障特征建立知识库及故障结构树,对泵机组进行了故障诊断,并结合频谱分析方法对故障特征完成了自动识别,实现了对离心泵的健康状态监测评估.为了更好地对转子不对中的离心泵完成故障识别,肖幸鑫等^[26]基于CEEMD算法分解离心泵故障信号,利用SVM完成了高精度的转子不对中故障识别.HASAN等^[27]提出了一种基于连续小波变换与自适应深度卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型相结合的方法,增强了信号特征,有效提高了离心泵的故障诊断性能.对于离心泵健康状态评估的研究,多数学者采用振动信号进行分析探究,对于压力信号的研究相对较少,在

压力信号分析方面, TIWARI 等^[28]基于 DL 算法, 利用流体压力对离心泵的堵塞、汽蚀及其严重程度进行了状态识别, 该方法具有较高的预测率, 可应用于径向安装压力传感器的其他离心泵。

屏蔽泵又称离心式无密封泵, 是离心泵的一种, 主要用于原子能工业和石油化工工业中放射性液体、有毒有害液体等特殊介质的安全泵送。为了满足输送过程中安全、可靠、经济等综合要求, 需要保证屏蔽泵的可靠运行, 因此要对屏蔽泵进行高效准确的健康状态评估。屏蔽泵存在样本少、日常维护困难、可维修性差等问题, 针对这些特点, 宋梅村等^[29]将灰色聚类法应用在屏蔽泵的健康状态评估中, 克服了传统灰色关联分析中忽略指标的区间性以及传统灰色聚类中忽略各指标的重要度的缺陷。张黎明等^[30]提出了采用 SVM 进行状态评估的方法, 对屏蔽泵老化评估结果更加可靠有效。陈玲等^[31]基于 Copula 函数建立多性能退化参数下可靠性分析模型, 对船用屏蔽泵进行可靠性评估, 解决了多退化变量且非相互独立情况下的设备可靠性评估问题。TINNI 等^[32]结合电学和热学建立模型, 通过预测不同工况下绕组的最高温度来确定屏蔽电动机的电气性能和定子寿命, 基于此完成了屏蔽泵的健康状态评估。段智勇等^[33]通过随机森林算法建立故障诊断模型, 对振动信号进行分析, 实现了对屏蔽泵典型故障的准确识别与高效诊断, 获得了较高的诊断准确率。叶轮轴向力过大时会直接影响屏蔽泵的性能, 为保证屏蔽泵的可靠运行, 确保输送介质完全不会泄漏, JIN 等^[34]基于数值模拟, 对屏蔽泵关键部件的轴向间隙与泄漏量的关系进行了研究, 结果表明, 轴向间隙越大, 泄漏量越大, 为防止设备泄漏确保安全运行提供了理论基础, 也为屏蔽泵可靠运行提供了新的研究思路。

柱塞泵是重要的动力元件, 在航空航天、工程机械、农业机械、矿山机械、资源钻探、深海深地探测等诸多领域应用广泛^[35], 其性能直接影响系统的运行。由于柱塞泵结构复杂, 运行环境恶劣, 其实际运行性能难以准确评估, 为了保证系统的正常运行, 需对柱塞泵的状态进行评估。对于柱塞泵不同状态下的振动信号, 郑直等^[36]基于形态差值滤波对其进行分析完成了特征提取, 结合形态指数的方法有效地诊断了滑靴磨损故障, 并对其磨损状态和劣化程度实现了精准评估。齐光峰等^[37]首先利用傅里叶变换对柱塞泵振动信号进行分析, 进而建立故障模型库, 通过多次连续时间与模型库的均方根误差完

成了故障诊断, 降低了柱塞泵故障诊断经验依赖度, 提高了诊断准确率。针对轴向柱塞泵不同状态下不同监测信号存在特征向量区分不明显, 导致故障预测准确率低的问题, GUO 等^[38]利用多类高斯过程分类的方法, 有效地识别了轴向柱塞泵的退化状态, 识别率达到 98.9%。TANG 等^[39]为了解决健康状态与外载荷之间的耦合影响以及样本需求量大的问题, 在虚拟样机模型的基础上, 对柱塞泵在不同健康状态和不同载荷下的动态响应进行了仿真、分析和测试, 提出了一种变负荷下柱塞泵滑靴松动故障的诊断方法。有学者研究表明, 基于多源信息融合进行健康状态评估的准确度更高。单增海等^[40]对不同时间下的多种传感器信号进行结合分析, 采用特征级结合决策级的信息融合方法, 基于多粒度级联森林模型对柱塞泵进行健康状态评估, 有效提高了评估的精确率。刘思远等^[41]将 BP 神经网络和 D-S 证据理论应用于多信息决策融合算法中, 建立评估模型, 对轴向柱塞泵的健康状态进行了评估, 很大程度上改善了多信息评估模型精度, 并提高了结果的准确率。李志远^[42]为了研究更加全面, 针对可采集单一压力信号和多类型传感器信号 2 种不同情况, 设计了柱塞泵健康评估系统, 对柱塞泵进行了健康评估, 有效提高了健康评估的准确率。

齿轮泵是容积式泵的一种, 是液压系统中的关键部件, 很多学者对齿轮泵的健康状态评估开展了研究。在齿轮泵运行过程中, 最早的故障征兆往往是异常的振动信号。在振动信号研究方面, LU 等^[43]利用稀疏性经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)对齿轮泵振动信号进行分析, 结合自适应动态最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)方法实现了对齿轮泵的状态识别, 该方法泛化能力更强, 识别精度优于 EWT 结合自适应动态 LSSVM 方法或 EWT 结合 LSSVM 方法。GUO 等^[44]提出一种基于贝叶斯正则化径向基函数神经网络的外啮合齿轮泵剩余寿命预测方法, 对振动信号进行分析, 建立了齿轮泵的退化评估模型, 有效地预测了齿轮泵在加速应力作用下的失效时间, 并完成了齿轮泵的 RUL 预测。何庆飞等^[45]基于三通道振动信号, 进行平滑预处理后, 运用 LSSVM 进行状态识别, 提高了故障识别率。在压力信号研究方面, LI 等^[46]对压力信号进行分析, 特征提取后利用核主元分析法进行加权融合, 建立评估指标来表征齿轮泵的性能退化, 提出一种基于 k 向量最近邻和实时学习的方法实现了齿轮泵的 RUL 预测, 与传

统的 RUL 方法相比,该方法能够及时对齿轮泵的性能劣化过程进行预警,预测精度更高.黄勇等^[47]为了更有效地识别齿轮泵的状态,应用 DL 技术,在 BP 神经网络的基础上进行改进,通过多层感知器模型的构建,实现了对齿轮泵的故障状态精准识别,能够更加及时准确地识别早期故障并加以预防.孙昱等^[48]等提出基于电动机电流信号的方法,有效地解决了在故障识别过程中信号提取成本高、信噪比低及特征不明显等问题,重构电流信号后融合核模糊均值聚类算法,实现了对不同故障状态齿轮泵准确而有效的故障识别.此外,齿轮泵内部流场对齿轮寿命的影响较大,在对齿轮泵进行 RUL 时,需考虑系统内部的影响.基于内部流场进行分析,SHEN 等^[49]结合名义应力法和 Miner 累积损伤理论,提出了基于虚拟仿真技术的齿轮疲劳寿命预测方法,实现了对齿轮泵的 RUL.GUO 等^[50]则采用动态网格技术进行数值模拟,通过加速寿命试验对仿真结果进行了验证,有效地识别了齿轮泵的磨损退化状态.

3.2 轴承

轴承是旋转机械的重要部件之一,是传动系统不可或缺的部分,具有结构简单、体积小、承载能力强等特点,在机械工业、医疗器械、农业生产等多个领域应用广泛.但因其特殊的工作环境,轴承部件长时间处于高负荷以及非平稳的工况下,极易发生性能退化、故障或损坏,属于最易损坏的部件之一.为了使轴承更好地适应复杂多变的工作环境,有必要对轴承的健康状态评估进行深入研究.

对于轴承部件的健康状态评估正处于智能化发展阶段,健康状态评估方法目前处在不断融合的过程中.基于知识经验的方法是一类比较传统的方法,其中的 ES 是人工智能的一部分,目前已比较成熟.早期的轴承健康状态评估中,李先锋等^[51]结合专家经验知识及不同故障类型轴承的特点,建立了一种 ES 程序,实现了对不同故障类型轴承的故障分析.为了更全面地解决问题,在传统 ES 下衍生出了模糊专家系统(fuzzy expert systems, FES).FES 在轴承的故障诊断中应用更加广泛. BERREDJEM 等^[52]基于 FES 方法,结合相似度划分方法,从数据中自动归纳出模糊规则,实现了对滚动轴承的健康评估.为了对系统进行更好的可靠性分析,SHALEV 等^[53]提出一种基于条件的故障树分析方法并将其应用于滚动轴承劣化程度的评估中.李昌等^[54]等建立故障树模型后,在定量分析的基础上,对滚动轴承失效的影响因素进行了定性分析,更直观地呈现

出了引起轴承失效的具体原因.在 ES 的基础上,结合 AHP 确定权重,转而再进行状态评估,评估结果会更加精确.吴宇等^[55]结合专家经验和轨道车辆轴承数据特征,提出基于 AHP 熵值法优化决策的方法对轴承温升状态进行检测.KULKARNI 等^[56]为了预测机床轴承的性能退化,基于 AHP 对机床关键子系统轴承进行了健康评估,取得了较好的结果.

传统的基于知识经验的方法虽然物理定义清晰,但是健康状态评估的精度较低,为了提高状态评估的精度,很多专家在轴承状态评估领域进行了基于数据驱动方法的研究.针对不同故障位置、不同性能退化程度等多状态下识别精度较低问题,WANG 等^[57]为了对滚动轴承的性能退化程度作出正确判断以及更精确的故障处理,利用改进的超球结构多类 SVM 对输入的特征向量矩阵进行分类,实现了对不同位置的正常滚动轴承和故障滚动轴承的多状态智能诊断以及性能退化程度评估.康守强等^[58]针对滚动轴承各状态数据分布不均匀的问题,提出了一种结合混沌优化果蝇算法与多核超球体 SVM 的定量评估方法,取得了较好的识别效果.王玉静等^[59]提出一种基于集合经验模态分解-希尔伯特包络谱和深度信念网络(deep belief network, DBN)的方法,获得了更高的故障识别率.KANG 等^[60]为了更好地解决此类问题,统一评估指标,基于多域特征相对补偿距离对原始信号进行处理,利用局部线性嵌入算法进行降维,结合 SVM 实现了对滚动轴承的有效状态评估.在近几年的研究中,KANG 等^[61]又提出了一种基于深度特征传递的方法应用在不同工况下的滚动轴承故障诊断中,与其他方法对比具有更高的准确率.宋晓承等^[62]为了提高诊断模型的稳定性、泛化能力及诊断精度,提出了一种基于 CNN 和循环神经网络的双通道网络模型,用于轴承故障诊断,提取到了更深层次的特征.针对滚动轴承原始信号特征提取存在损失导致评估准确率低等问题,陈涛^[63]进行了相关研究,融合时频域和小波变换对滚动轴承振动信号进行多域分析进而实现高维特征提取,基于流形空间主曲线相似度方法对其进行定量评估,更早地感知设备早期故障.为了进行更好的定量评估,尹爱军等^[64]基于变分自编码器(variational auto-encoder, VAE)的方法,面向高熵特征数据的轴承建立了一种状态评估模型,提高了评估准确率,对小容量数据集具有良好的鲁棒性.随着研究的深入,尹爱军等^[65]发现基于 VAE 评估存在无法捕捉信号真实潜在故障特征的问题,提出

了一种深度概率优化的 VAE 轴承状态评估方法,有效避免了故障信息的损失,实现了轴承退化状态的高效评估。

RUL 是健康状态评估的内容之一^[66]。在轴承的 RUL 方面,因特征提取过程中会导致有用信息损失,现有的轴承退化指标对于实际运行状态的反映很难做到完全精准,为了评估结果更加准确,一些专家从健康指标的构建入手,对退化状态进行评估,进而完成轴承剩余寿命的预测。KUMAR 等^[67]将置信值作为轴承健康退化指标,利用 Kullback-Leibler 散度和高斯过程回归的方法进行研究,准确地评估了轴承的退化趋势和健康状态。为了更全面地进行评估,GAO 等^[68]以常见的均值、均方根值、峰值等 16 个时域特征作为健康指标,基于贝叶斯理论对轴承进行了 RUL 预测,该方法有效地处理了退化过程中的参数不确定性,减小了预测误差,大大提高了预测精度和稳定性。CHEN 等^[69]提出了一种新型的基于二次函数的深度卷积自动编码器的方法构建健康指标,从原始信号中构造出更好的综合性能指数,与传统数据驱动方法对比具有更好的预测能力。余江鸿等^[70]为了提高滚动轴承 RUL 的精度,在 CNN 中添加了 InceptionV1 模块,提取了轴承的退化特征。WANG 等^[71]结合 HMM 和改进的门控循环单元网络构建健康指标,对轴承完成了早期退化识别并有效地进行了健康状态评估。

3.3 齿轮箱

齿轮箱作为旋转机械中的关键部件,是一种重要的变速及扭矩传动机构,在机组运行过程中具有至关重要的作用,广泛应用于风力发电、航空航天、机械加工和工程机械中^[72]。由于长时间处于复杂、恶劣、极端的工作环境中,增加了发生故障的可能性^[73]。在齿轮箱各种故障中,各零件失效占比如图 4 所示,可见齿轮为主要失效部件。

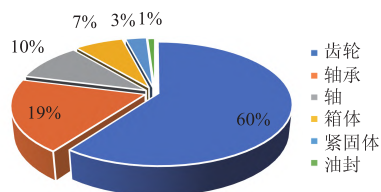


图 4 齿轮箱各零件失效占比

Fig.4 Failure ratio of each part of gearbox

当前常用的齿轮箱健康状态评估方法主要是基于振动、油液、声发射来进行分析,国内外学者针对齿轮失效过程中振动信号做了大量研究工作。

SURESH 等^[74]利用 EMD 结合 SVM 分类器对异类齿轮箱故障进行振动分析,验证准确度后,对齿轮箱的健康状态进行了清晰识别。SURESH 等^[75]提出 3 种不同的健康状况监测架构对齿轮箱振动信号进行分析,发现基于离散小波变换和 SVM 模型相结合的体系结构比其他 2 种体系结构具有更好的分类精度,得到了更为精确的评估结果。为了从非线性、非平稳振动信号中提取有效稳健的特征信息,朱紫悦等^[76]提出一种基于改进的分布式压缩感知和多尺度符号动态熵的方法,同时对多源振动数据进行预处理,建立新的性能退化指标并完成了状态评估,为行星齿轮箱故障分类和性能退化识别提供了新的思路。JIANG 等^[77]利用层叠式多级去噪自动编码器学习得到了更稳健、更具区分性的故障特征,提高了鲁棒性和诊断的准确率,对齿轮箱不同健康状态的评估也更加精确。LIU^[78]基于振动信号建模,并通过故障演示器进行故障演化,有效评估了齿轮的磨损状态。

谐波减速器属于齿轮箱的范畴,是空间精密传动机构中的关键部件之一,具有传动精度高、承载力强、速比大、效率高等优点,在工业机器人和航空航天等领域应用较多。陈仁祥等^[79-80]先后提出结合整周期数据和 CNN 的方法以及基于电压信号深度特征学习的方法对谐波减速器进行了健康状态评估,且识别准确率较高,具有较好的泛化能力。王亚晖等^[81]通过提取谐波减速器的效率、温度和振动信号特征对柔轮失效和柔性轴承失效 2 类失效模式进行分析,实现了对工业机器人状态的评估。柳杨等^[82]结合梅尔倒频谱和 SVM 的方法实现了谐波减速器的传动误差超限故障诊断,表现出较好的诊断性能和状态识别能力。王国锋等^[83]引入 GMM 方法,基于多阶段退化建模,对谐波减速器进行了实时可靠性评估与寿命预测,得到了较为显著的预测结果,性能评估也更加精确。LI 等^[84]提出了一种考虑多源不确定性和磨损的性能裕度建模及可靠性分析方法,对谐波减速器进行了可靠性评估。YAN 等^[85]在研究谐波减速器的可靠性时,提出了一种基于低频时间序列数据和遗传编程的退化评估方法,有效进行了故障类型分类和健康状况监测。ZHI 等^[86]结合小波区域相关阈值去噪算法和 CNN-长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的方法对谐波减速器进行健康评估,与传统方法相比,该方法检测精度和计算效率都有显著提高。

3.4 航空发动机

航空发动机是为飞机提供动力的最关键设备,也是大型旋转机械的典型代表之一.作为飞机的“心脏”,航空发动机具有结构复杂、集成度高及运行状态多变等特点,它的工作过程极其复杂,所承受的环境也十分复杂多变,在运行时一旦发生故障或出现异常,就会严重影响飞行的安全,甚至造成灾难事故.因此对航空发动机的健康状态进行预测与评估,是一项十分艰巨但具有重要意义的工作.

针对航空发动机健康状态评估过程中样本不均衡导致评估存在偏差的问题,吴献彪等^[87]引入非独立性及脆弱性概念,解决了因样本差异而导致评估存在的偏差问题,提高了预测的准确性.WANG等^[88]提出一种基于多元深度森林和 LSTM 的退化预测模型,解决了无标签、不均衡的数据会给预测带来不确定性的问题,并通过数据库验证了模型的可行性和有效性.钟诗胜等^[89]结合 DBN 和采样集成技术的方法,基于不均衡样本建立了数据驱动的故障诊断模型,实现了对民航发动机的状态评估,有效解决了民航发动机样本高维、不均衡的问题.

针对单一的状态参数不能完全反映航空发动机实际故障程度而导致性能评估效率不高的问题,许多专家基于多传感器多源信息融合进行故障诊断和健康评估.孙同敏^[90]结合 DBN 和 LSSVM 的方法,基于多传感器进行特征提取,实现了对设备的自动评估,较好地反映了系统退化趋势,准确地评估了发动机系统的健康状态.LI 等^[91]提出了一种基于失效物理的多源信息融合可靠性预测方法,对模糊应力下有模糊强度和无模糊强度 2 种情况的发动机可靠性进行了实例分析.赵广社等^[92]提出多源监测参数融合的方法,构建退化模型,进行剩余寿命预测,取得了良好的结果.CAO 等^[93]针对 RUL 中参数利用率的问题,提出基于多参数融合相似的寿命预测方法,实现了对民航发动机退化状态的评估.胡启国等^[94]基于核主成分分析和双向 LSTM 构建多信息融合寿命预测模型,对发动机剩余寿命进行了精准预测.YAN 等^[95]提出了一种基于多数据融合的两阶段评估预测方法,随着观测值的更新,就会评估出新的健康状态,进而计算出相应的剩余寿命,对发现早期故障更加有效.

为了更好地对航空发动机进行健康状态评估,提高对设备当前健康状态的识别能力和 RUL 的精度,一些专家对不同工况下的航空发动机展开了研究.ZHAO 等^[96]利用 K-均值聚类方法将采样的传感

器数据分为 8 种运行状态,然后建立模型进行在线诊断,有效实现了对航空发动机的状态识别.YIN 等^[97]提出一种基于时域分析和信念规则库的健康状态预测模型,结合专家知识,准确地实现了多工况下航空发动机气路系统的状态评估.WANG 等^[98]考虑到航空发动机运行条件的连续切换导致其实际退化性能评估存在一定困难,提出结合 K-means 算法、深度森林分类器和 LSTM 建立健康状态评估模型,对不同工况下航空发动机的运行状态进行了评估.

针对故障样本少的问题,WANG 等^[99]提出一种基于隔离森林的方法解决了航空发动机故障检测领域由于实际条件的限制而没有大量故障数据可供训练的问题,与其他方法进行对比,该方法提高了检测精度,缩短了运行时间,可有效对发动机进行评估.GUO 等^[100]提出一种新的评估故障可能性和严重程度的模型,首先确定故障相关性的风险机制,然后对发动机零部件的相关失效风险进行评估,完成了对整机的健康评估.刘伊等^[101]为了提高航空发动机的可靠性,提出了一种利用模型整定参数进行发动机性能退化的评估方法,解决了传感器数据少而未知健康参数较多的问题.HAN 等^[102]提出一种考虑概率特征参数的概率预测方法,用于航空发动机涡轮叶片的使用寿命预测,降低了费用和时间成本,提高了航空发动机运行的安全性.FU 等^[103]利用生成式对抗网络生成航空发动机状态监测数据,以增加可用的数据量,结合威布尔分布进行评估,提高了航空发动机可靠性评估的精度,解决了故障样本数据不足的问题.

4 总结与展望

目前,旋转机械的健康状态评估方法在时效性、准确性和适用性等方面仍需要进一步深入研究和探索.

1) 在信号获取方面,国内外研究人员对振动信号分析较多,对压力、电流、温度等信号研究较少,未来可向多源信息融合的方向发展,提高目前健康状态评估方法在多源异构信号上的适用性.

2) 在特征信号分解方面,信号分量的瞬态参数及重构精度是反映信号处理算法适用性的主要指标,是决定能否成功提取状态评估参数的关键.面对复杂旋转机械的实际瞬态信号,目前的分析方法仍难以得到满意结果,在今后的研究中可进一步关注

以下问题:① 分解结果的稀疏性问题;② 干扰信号分量的分离问题;③ 微弱信号分量的提取问题;④ 强时变信号的表征问题.

3) 在健康评估方法方面,传统的方法或单一的基于数据驱动的方法面对非线性、自适应特征提取要求时,评估结果往往准确度不高.针对旋转机械复杂运行健康状态的综合评估,可融合多种方法共同分析,进而对其健康状态进行精准判定.传统方法与深度学习等技术进行结合,进行瞬态参数分析的相互验证,实现健康状态的精准评估.

4) 在构建健康状态评估模型和识别框架方面,使用深度学习算法替代传统机器学习算法,进一步提高模型的数据挖掘能力和准确识别能力,提升评估模型的稳健性.构造识别框架时,可考虑从新的角度构建多状态识别框架,进而获得更好的评估效果.

5) 在构建智能评估专家知识库方面,人工智能的发展使健康评估技术进入智能化时代.将系统诊断的相关功能与专家评估经验相结合,通过计算机数据分析处理,形成健康状态评估的专家知识库.模拟人类逻辑思维和形象思维,建立专家系统智能推理机制,实现对复杂旋转机械设备实时、准确的健康状态评估,是未来智能评估的发展趋势.

参考文献 (References)

- [1] MA H G, WU J P, LI X Y, et al. Condition-based maintenance optimization for multicomponent systems under imperfect repair-based on RFAD model[J]. IEEE transactions on fuzzy systems, 2018, 27(5): 917-927.
- [2] 曾声奎, MICHAEL G P, 吴际. 故障预测与健康管理的现状与发展[J]. 航空学报, 2005(5): 626-632.
- ZENG Shengkui, MICHAEL G P, WU Ji. Status and perspectives of prognostics and health management technologies [J]. Acta aeronautica et astronautica sinica, 2005(5): 626-632. (in Chinese)
- [3] SAATY T L. Principia mathematica decernendi: mathematical principles of decision making: generalization of the analytic network process to neural firing and synthesis[M]. [S.l.]: RWS Publications, 2010.
- [4] 房友龙, 贺星, 刘东风, 等. 燃气轮机健康状态组合法综合评价[J]. 推进技术, 2020, 41(8): 1903-1913.
- FANG Youlong, HE Xing, LIU Dongfeng, et al. Combinatorial comprehensive assessment of gas turbine health condition[J]. Journal of propulsion technology, 2020, 41(8): 1903-1913. (in Chinese)
- [5] 付勇. 复杂耦合作用下轨道交通列车系统可靠性评估及维修策略优化方法[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.
- [6] 陆颖, 侯学东. 液压系统健康状态评估技术[J]. 飞机设计, 2019, 39(3): 52-57.
- LU Ying, HOU Xuedong. Health assessment technical study for hydraulic system [J]. Aircraft design, 2019, 39(3): 52-57. (in Chinese)
- [7] 齐继阳, 王凌云, 李金燕, 等. 液压系统健康状态的综合评估方法[J]. 机械设计与制造, 2016(5): 56-60.
- QI Jiyang, WANG Lingyun, LI Jinyan, et al. Method of comprehensive health assessment of the hydraulic system [J]. Machinery design & manufacture, 2016(5): 56-60. (in Chinese)
- [8] 李伟, 崔伟成, 孟凡磊, 等. 基于观测器的液压系统健康状态评估方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(4): 237-239.
- LI Wei, CUI Weicheng, MENG Fanlei, et al. Research on hydraulic system's healthy state evaluation method based on observer [J]. Computer measurement & control, 2017, 25(4): 237-239. (in Chinese)
- [9] 马旭东, 王跃龙, 田慕琴, 等. 液压支架健康评估与寿命预测模型研究[J]. 煤炭科学技术, 2021, 49(3): 141-148.
- MA Xudong, WANG Yuelong, TIAN Muqin, et al. Health assessment and life prediction model of hydraulic support [J]. Coal science and technology, 2021, 49(3): 141-148. (in Chinese)
- [10] 王俨凯, 廖明夫. 航空发动机健康等级综合评价方法[J]. 航空动力学报, 2008(5): 939-945.
- WANG Yankai, LIAO Mingfu. Study on grading of health condition of aerospace propulsion system [J]. Journal of aerospace power, 2008(5): 939-945. (in Chinese)
- [11] 崔建国, 韩建, 蒋丽英, 等. 航空发动机健康状态评估技术研究[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2018, 35(6): 62-67.
- CUI Jianguo, HAN Jian, JIANG Liying, et al. Research on aero-engine health status assessment technology [J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2018, 35(6): 62-67. (in Chinese)
- [12] WANG C, LU N, CHENG Y, et al. A data-driven aero-engine degradation prognostic strategy [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2019, 51(3): 1531-1541.
- [13] YANG Y, ZHANG M, DAI Y. A fuzzy comprehensive CS-SVR model-based health status evaluation of radar [J]. Plos one, 2019, 14(3): 0213833.

- [14] 宾光富,周元, BALBIR S D. 基于 Fuzzy-AHP 的机械设备多特征参数健康状态综合评价研究[J]. 中国机械工程, 2009, 20(20): 2487-2492.
BIN Guangfu, ZHOU Yuan, BALBIR S D. Multi feature parameters health state evaluation of mechanical equipment based on Fuzzy-AHP methodology[J]. China mechanical engineering, 2009, 20(20): 2487-2492. (in Chinese)
- [15] 刘月,刘铁林,孙宏伟,等. 导弹健康状态评估技术研究和应用现状综述[J]. 中国设备工程, 2021(16): 225-228.
LIU Yue, LIU Tielin, SUN Hongwei, et al. Review on the research and application of missile health status assessment technology[J]. China plant engineering, 2021(16): 225-228. (in Chinese)
- [16] 关醒凡. 现代泵理论与设计[M]. 北京:中国宇航出版社,2011: 18-19.
- [17] LIU X, LI H, SHI X, et al. Application of biharmonic equation in impeller profile optimization design of an aero-centrifugal pump [J]. Engineering computations, 2019, 36(5): 1764-1795.
- [18] ORRÙ P F, ZOCCHEDDU A, SASSU L, et al. Machine learning approach using MLP and SVM algorithms for the fault prediction of a centrifugal pump in the oil and gas industry [J]. Sustainability, 2020, 12(11): 4776.
- [19] 祁冬,何兴义,姚木子,等.基于冠状动脉 CT 血管成像的血流储备分数诊断心肌缺血的研究进展[J]. 江苏大学学报(医学版), 2022, 22(1): 88-92.
QI Dong, HE Xingyi, YAO Muzi, et al. Research progress of fractional flow reserve based on coronary CT angiography in the diagnosis of myocardial ischemia [J]. Journal of Jiangsu University (medicine edition), 2022, 22(1): 88-92. (in Chinese)
- [20] 黄明吉,刘圣艳,乔小溪,等. 离心泵仿生微结构叶片减阻特性的仿真研究[J]. 表面技术, 2023, 52(2): 196-205.
HUANG Mingji, LIU Shengyan, QIAO Xiaoxi, et al. Simulation study on the drag reduction of centrifugal pump with bionic micro-structured blade [J]. Surface technology, 2023, 52(2): 196-205. (in Chinese)
- [21] WANG C, HU B, ZHU Y, et al. Numerical study on the gas-water two-phase flow in the self-priming process of self-priming centrifugal pump [J]. Processes, 2019, 7(6): 330-335.
- [22] HE R, DAI Y, LU J, et al. Developing ladder network for intelligent evaluation system: case of remaining useful life prediction for centrifugal pumps [J]. Reliability engineering & system safety, 2018, 180: 385-393.
- [23] 孔琪,钱玲玲,李库林,等.SGLT2 抑制剂舒张血管及机制的研究进展 [J]. 江苏大学学报(医学版), 2022, 32(6): 546-549.
KONG Qi, QIAN Lingling, LI Kulin, et al. Research progress in vasodilation and its mechanism of SGLT2 inhibitors [J]. Journal of Jiangsu University (medicine edition), 2022, 32(6): 546-549. (in Chinese)
- [24] WANG J, ZHANG L, ZHENG Y, et al. Adaptive prognosis of centrifugal pump under variable operating conditions [J]. Mechanical systems and signal processing, 2019, 131: 576-591.
- [25] 高帆,李洪元,吴帆. 基于频谱分析的离心泵健康状态监测及故障诊断 [J]. 自动化仪表, 2019, 40(7): 24-28.
GAO Fan, LI Hongyuan, WU Fan. Health status monitoring and fault diagnosis based on spectrum analysis for centrifugal pump [J]. Process automation instrumentation, 2019, 40(7): 24-28. (in Chinese)
- [26] 肖幸鑫,宋礼威,张翊勋,等. 基于 CEEMD 与 SVM 的离心泵转子不对中故障诊断方法研究 [J]. 流体机械, 2022, 50(7): 85-92.
XIAO Xingxin, SONG Liwei, ZHANG Yixun, et al. Research on fault diagnosis method of centrifugal pump rotor misalignment based on CEEMD and SVM [J]. Fluid machinery, 2022, 50(7): 85-92. (in Chinese)
- [27] HASAN M J, RAI A, AHMAD Z, et al. A fault diagnosis framework for centrifugal pumps by scalogram-based imaging and deep learning [J]. IEEE access, 2021, 9: 58052-58066.
- [28] TIWARI R, BORDOLOI D J, DEWANGAN A. Blockage and cavitation detection in centrifugal pumps from dynamic pressure signal using deep learning algorithm [J]. Measurement, 2021, 173: 108676.
- [29] 宋梅村,蔡琦. 灰色聚类理论在屏蔽泵状态评估中的应用 [J]. 原子能科学技术, 2011, 45(7): 818-821.
SONG Meicun, CAI Qi. Application of theory of gray clustering in condition assessment of canned motor pump [J]. Atomic energy science and technology, 2011, 45(7): 818-821. (in Chinese)
- [30] 张黎明,赵新文,蔡琦. 基于 SVM 的核动力屏蔽泵老化状态评估 [J]. 核动力工程, 2011, 32(2): 124-127.
ZHANG Liming, ZHAO Xinwen, CAI Qi. Evaluation on aging state of NPP canned motor pump based on SVM [J]. Nuclear power engineering, 2011, 32(2): 124-127. (in Chinese)
- [31] 陈玲,李少帅,赵雷. 基于 Copula 函数的船用屏蔽泵

- 电机绕组可靠性分析核技术[J]. 核科学与工程, 2018, 38(4): 696-700.
- CHEN Ling, LI Shaoshuai, ZHAO Lei. Reliability analysis of the machine winding for the marine canyon type pump based on the Copula function[J]. Nuclear science and engineering, 2018, 38(4): 696-700. (in Chinese)
- [32] TINNI A, KNITTEL D, NOUARI M, et al. Electrical-thermal modeling of a double-canned induction motor for electrical performance analysis and motor lifetime determination[J]. Electrical engineering, 2021, 103(1): 103-114.
- [33] 段智勇, 刘才学, 艾琼, 等. 基于随机森林的屏蔽泵故障诊断方法研究[J]. 核科学与工程, 2020, 40(4): 625-630.
- DUAN Zhiyong, LIU Caixue, AI Qiong, et al. Research on fault diagnosis method of canned motor pump based on random forests[J]. Nuclear science and engineering, 2020, 40(4): 625-630. (in Chinese)
- [34] JIN F, TAO R, XIAO R. Study on axial clearance size and leakage of canned motor pump under axial force self-balance state [J]. Journal of physics (conference series), 2022, 216(1): 012082.
- [35] 曲全鹏, 曲海军, 张强. 基于 VMD-MDE 的柱塞泵磨损故障诊断研究[J]. 机电工程, 2021, 38(9): 1202-1206.
- QU Quanpeng, QU Haijun, ZHANG Qiang. Fault diagnosis of plunger pump wear based on VMD - MDE method[J]. Journal of mechanical & electrical engineering, 2021, 38(9): 1202-1206. (in Chinese)
- [36] 郑直, 姜万录, 朱勇, 等. 形态差值滤波及形态指数在液压泵滑靴磨损状态评估中的应用[J]. 振动与冲击, 2015, 34(12): 13-17.
- ZHENG Zhi, JIANG Wanlu, ZHU Yong, et al. Application of morphological difference filter and morphological index to wear condition assessment of hydraulic pump slipper[J]. Journal of vibration and shock, 2015, 34(12): 13-17. (in Chinese)
- [37] 齐光峰, 孙东, 郑炜博, 等. 基于频谱分析的油田注水柱塞泵故障诊断[J]. 流体机械, 2023, 51(3): 84-90.
- QI Guangfeng, SUN Dong, ZHENG Weibo, et al. Fault diagnosis of oil field water injection plunger pump based on spectrum analysis [J]. Fluid machinery, 2023, 51(3): 84-90. (in Chinese)
- [38] GUO R, ZHAO Z, HUO S, et al. Research on state recognition and failure prediction of axial piston pump based on performance degradation data[J]. Processes, 2020, 8(5): 609-615.
- [39] TANG H, FU Z, HUANG Y. A fault diagnosis method for loose slipper failure of piston pump in construction machinery under changing load[J]. Applied acoustics, 2021, 172(1): 107634.
- [40] 单增海, 李志远, 张旭, 等. 基于多传感器信息融合和多粒度级联森林模型的液压泵健康状态评估[J]. 中国机械工程, 2021, 32(19): 2374-2382.
- SHAN Zenghai, LI Zhiyuan, ZHANG Xu, et al. Health status assessment of hydraulic pump based on multi-sensor information fusion and multi-grained cascade forest model[J]. China mechanical engineering, 2021, 32(19): 2374-2382. (in Chinese)
- [41] 刘思远, 何跃, 李晓明, 等. 基于故障机理的液压泵多信息烈度特征状态评估方法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(12): 1460-1465.
- LIU Siyuan, HE Yue, LI Xiaoming, et al. Multi-information intensity characteristic state assessment method of hydraulic pumps based on fault mechanism [J]. China mechanical engineering, 2019, 30(12): 1460-1465. (in Chinese)
- [42] 李志远. 多传感器信息融合深度森林的柱塞泵健康评估方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- [43] LU Y, HUANG Z. A new hybrid model of sparsity empirical wavelet transform and adaptive dynamic least squares support vector machine for fault diagnosis of gear pump[J]. Advances in mechanical engineering, 2020, 12(5): 1687814020922047.
- [44] GUO R, LI Y, ZHAO L, et al. Remaining useful life prediction based on the bayesian regularized radial basis function neural network for an external gear pump [J]. IEEE access, 2020, 8: 107498-107509.
- [45] 何庆飞, 陈小虎, 姚春江, 等. 基于最小二乘支持向量分类机的齿轮泵故障诊断研究[J]. 流体机械, 2019, 47(8): 32-36.
- HE Qingfei, CHEN Xiaohu, YAO Chunjiang, et al. Gear pump fault diagnosis research based on least squares support vector classification machine [J]. Fluid machinery, 2019, 47(8): 32-36. (in Chinese)
- [46] LI Z, JIANG W, ZHANG S, et al. Research on prediction method of hydraulic pump remaining useful life based on KPCA and JITL[J]. Applied sciences, 2021, 11(20): 9389.
- [47] 黄勇, 张征凯, 曾宪淑, 等. 基于深度学习的齿轮泵故障诊断方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(10): 111-114.
- HUANG Yong, ZHANG Zhengkai, ZENG Xianshu, et al. Research on fault diagnosis method of gear pump

- based on deep learning[J]. *Modular machine tool & automatic manufacturing technique*, 2019(10): 111-114. (in Chinese)
- [48] 孙昱, 何林. 基于电机电流信号的齿轮泵故障识别方法[J]. *机床与液压*, 2021, 49(17): 191-195.
SUN Yu, HE Lin. Fault identification method of gear pump based on motor current signal[J]. *Machine tool & hydraulics*, 2021, 49(17): 191-195. (in Chinese)
- [49] SHEN H, LI Z, QI L, et al. A method for gear fatigue life prediction considering the internal flow field of the gear pump[J]. *Mechanical systems and signal processing*, 2018, 99: 921-929.
- [50] GUO R, LI Y, SHI Y, et al. Research on identification method of wear degradation of external gear pump based on flow field analysis[J]. *Sensors*, 2020, 20(14): 4058-4064.
- [51] 李先锋, 颜潭成, 徐彦伟, 等. 轴承故障智能诊断专家系统的研究[J]. *制造业自动化*, 2020, 42(1): 7-9.
LI Xianfeng, XIE Tancheng, XU Yanwei, et al. The research on the intelligent diagnosis expert system for bearing fault[J]. *Manufacturing automation*, 2020, 42(1): 7-9. (in Chinese)
- [52] BERREDJEM T, BENIDIR M. Bearing faults diagnosis using fuzzy expert system relying on an improved range overlaps and similarity method[J]. *Expert systems with applications*, 2018, 108: 134-142.
- [53] SHALEV D M, TIRAN J. Condition-based fault tree analysis (CBFTA): a new method for improved fault tree analysis (FTA), reliability and safety calculations[J]. *Reliability engineering & system safety*, 2007, 92(9): 1231-1241.
- [54] 李昌, 赵焱, 赵金月, 等. 基于 FTA 的高性能滚动轴承失效概率可靠性评估[J]. *机械设计*, 2018, 35(S1): 65-69.
LI Chang, ZHAO Yan, ZHAO Jinyue, et al. Analysis method of whole cycle lose efficacy failure tree on high-performance rolling bearings[J]. *Journal of machine design*, 2018, 35(S1): 65-69. (in Chinese)
- [55] 吴宇, 蒋雨良, 姜良奎, 等. 基于 AHP-熵值法优化决策的轨道车辆轴承异常升温检测模型[J]. *铁道科学与工程学报*, 2020, 17(11): 2909-2919.
WU Yu, JIANG Yuliang, JIANG Liangkui, et al. A detection model of anomaly temperature of railway vehicle bearings based on AHP-entropy method decision optimization[J]. *Journal of railway science and engineering*, 2020, 17(11): 2909-2919. (in Chinese)
- [56] KULKARNI P G, SAHASRABUDHE A D. Investigations on mother wavelet selection for health assessment of lathe bearings[J]. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 2017, 90(9): 3317-3331.
- [57] WANG Y, KANG S, JIANG Y, et al. Classification of fault location and the degree of performance degradation of a rolling bearing based on an improved hyper-sphere-structured multi-class support vector machine[J]. *Mechanical systems and signal processing*, 2012, 29: 404-414.
- [58] 康守强, 王玉静, 崔历历, 等. 基于 CFOA-MKHSVM 的滚动轴承健康状态评估方法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(9): 2029-2035.
KANG Shouqiang, WANG Yujing, CUI Lili, et al. Health state assessment of a rolling bearing based on CFOA-MKHSVM method[J]. *Chinese journal of scientific instrument*, 2016, 37(9): 2029-2035. (in Chinese)
- [59] 王玉静, 那晓栋, 康守强, 等. 基于 EEMD-Hilbert 包络谱和 DBN 的变负载下滚动轴承状态识别方法[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(23): 6943-6950.
WANG Yujing, NA Xiaodong, KANG Shouqiang, et al. State recognition method of a rolling bearing based on EEMD-Hilbert envelope spectrum and DBN under variable load[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(23): 6943-6950. (in Chinese)
- [60] KANG S, MA D, WANG Y, et al. Method of assessing the state of a rolling bearing based on the relative compensation distance of multiple-domain features and locally linear embedding[J]. *Mechanical systems & signal processing*, 2017, 86: 40-57.
- [61] KANG S, QIAO C, WANG Y, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings under varying working conditions based on deep feature transfer[J]. *Journal of mechanical science and technology*, 2020, 34(11): 4383-4391.
- [62] 宋晓承, 岑跃峰, 张宇来, 等. 基于双通道深度学习的轴承故障诊断研究[J]. *机电工程*, 2023, 40(7): 988-998.
SONG Xiaocheng, CEN Yuefeng, ZHANG Yulai, et al. Bearing fault diagnosis based on two-channel deep learning[J]. *Journal of mechanical & electrical engineering*, 2023, 40(7): 988-998. (in Chinese)
- [63] 陈涛. 基于 MATLAB 的轴承故障诊断方法的研究[J]. *化工设备与管道*, 2011, 48(6): 41-43.
CHEN Tao. Study of fault diagnosis method for shaft by using MATLAB[J]. *Process equipment & piping*, 2011, 48(6): 41-43. (in Chinese)
- [64] 尹爱军, 王昱, 戴宗贤, 等. 基于变分自编码器的轴承健康状态评估[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40

- (5): 1011-1016.
YIN Aijun, WANG Yu, DAI Zongxian, et al. Bearing health evaluation based on variational autoencoder[J]. Journal of vibration, measurement & diagnosis, 2020, 40(5): 1011-1016. (in Chinese)
- [65] 尹爱军, 陈小敏, 谭建, 等. 深度概率优化的VAE轴承状态评估[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 186-192.
YIN Aijun, CHEN Xiaomin, TAN Jian, et al. Bearing condition assessment of VAE based on deep probability optimization[J]. Journal of vibration and shock, 2021, 40(20): 186-192. (in Chinese)
- [66] HU Y, MIAO X, SI Y, et al. Prognostics and health management: a review from the perspectives of design, development and decision [J]. Reliability engineering and system safety, 2022, 217: 108063.
- [67] KUMAR A, LAHA S K. Bearing degradation assessment and remaining useful life estimation based on Kullback-Leibler divergence and Gaussian processes regression [J]. Measurement, 2021, 174: 108948.
- [68] GAO T, LI Y, HUANG X, et al. Data-driven method for predicting remaining useful life of bearing based on bayesian theory[J]. Sensors, 2021, 21(1): 182-187.
- [69] CHEN D, QIN Y, WANG Y, et al. Health indicator construction by quadratic function-based deep convolutional auto-encoder and its application into bearing RUL prediction[J]. ISA transactions, 2021, 114: 44-56.
- [70] 余江鸿, 彭雄露, 刘涛, 等. 融合 InceptionV1-CBAM-CNN 的轴承剩余寿命预测模型[J]. 机电工程, 2024, 41(1): 107-114.
YU Jianghong, PENG Xionglu, LIU Tao, et al. Residual life prediction model of bearings based on InceptionV1-CBAM-CNN [J]. Journal of mechanical & electrical engineering, 2024, 41(1): 107-114. (in Chinese)
- [71] WANG S, CHEN J, WANG H, et al. Degradation evaluation of slewing bearing using HMM and improved GRU[J]. Measurement, 2019, 146: 385-395.
- [72] LEE J, AZAMFAR M, SINGH J. A blockchain enabled cyber-physical system architecture for Industry 4.0 manufacturing systems [J]. Manufacturing letters, 2019, 20: 34-39.
- [73] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical systems & signal processing, 2013, 35(1/2): 108-126.
- [74] SURESH S, NAIDU V P S. Vibration analysis of heterogeneous gearbox faults using EMD features and SVM classifier[J]. Materials science and engineering, 2019, 624(1): 012032.
- [75] SURESH S, NAIDU V P S. Gearbox health condition monitoring using DWT features[C]//Proceedings of the 6th National Symposium on Rotor Dynamics. Singapore: Springer, 2021: 361-374.
- [76] 朱紫悦, 张金萍. 基于 ITD-MOMEDA 联合降噪的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程, 2022, 39(2): 217-223.
ZHU Ziyue, ZHANG Jinping. Fault diagnosis of rolling bearing based on ITD-MOMEDA combined noise reduction[J]. Journal of mechanical & electrical engineering, 2022, 39(2): 217-223. (in Chinese)
- [77] JIANG G, HE H, XIE P, et al. Stacked multilevel-denoising autoencoders: a new representation learning approach for wind turbine gearbox fault diagnosis [J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2017, 66(9): 2391-2402.
- [78] LIU X. Vibration modelling and fault evolution symptom analysis of a planetary gear train for sun gear wear status assessment[J]. Mechanical systems and signal processing, 2022, 166: 108403.
- [79] 陈仁祥, 张勇, 杨黎霞, 等. 基于整周期数据和卷积神经网络的谐波减速器健康状态评估[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 245-252.
CHEN Renxiang, ZHANG Yong, YANG Lixia, et al. Health state recognition of harmonic reducer based on depth feature learning of voltage signal [J]. Chinese journal of scientific instrument, 2020, 41(2): 245-252. (in Chinese)
- [80] 陈仁祥, 张勇, 胡小林, 等. 基于电压信号深度特征学习的谐波减速器健康状态识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 234-241.
CHEN Renxiang, ZHANG Yong, HU Xiaolin, et al. Health condition assessment of harmonic reducer based on integer-period data and convolutional neural network [J]. Chinese journal of scientific instrument, 2021, 42(7): 234-241. (in Chinese)
- [81] 王亚晖, 刘积昊, 管恩广, 等. 谐波减速器疲劳失效特征分析[J]. 机床与液压, 2021, 49(23): 159-164.
WANG Yahui, LIU Jihao, GUAN Enguang, et al. Analysis of fatigue failure characteristics of harmonic reducer [J]. Machine tool & hydraulics, 2021, 49(23): 159-164. (in Chinese)
- [82] 柳杨, 王凌, 高雁凤, 等. 工业机器人谐波减速器的传动误差超限故障诊断[J]. 机床与液压, 2021, 49(17): 185-190.
LIU Yang, WANG Ling, GAO Yanfeng, et al. Trans-

- mission error over limit fault diagnosis for harmonic reducer of industrial robot[J]. Machine tool & hydraulics, 2021, 49(17): 185-190. (in Chinese)
- [83] 王国锋, 曹增欢, 冯海生, 等. 基于多阶段退化建模的谐波减速器实时可靠性评估与寿命预测[J]. 天津大学学报, 2022, 55(2): 122-132.
WANG Guofeng, CAO Zenghuan, FENG Haisheng, et al. Real-time reliability evaluation and life prediction of harmonic reducer based on multistage degradation modeling[J]. Journal of Tianjin University, 2022, 55(2): 122-132. (in Chinese)
- [84] LI Y, TONG B A, CHEN W B, et al. Performance margin modeling and reliability analysis for harmonic reducer considering multi-source uncertainties and wear [J]. IEEE access, 2020, 8: 171021-171033.
- [85] YAN T, BI Z, LIU J, et al. Performance degradation assessment methodology of harmonic reducer by using low-frequency time series data and genetic programming [J]. Journal of physics (conference series), 2021, 1983(1): 012119.
- [86] ZHI Z, LIU L, LIU D, et al. Fault detection of the harmonic reducer based on CNN-LSTM with a novel denoising algorithm[J]. IEEE sensors journal, 2021, 22(3): 2572-2581.
- [87] 吴献彪, 蔡景. 考虑脆弱性的航空发动机剩余寿命预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(4): 580-587.
WU Xianbiao, CAI Jing. Remaining useful life prediction of aeroengine considering frailty[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(4): 580-587. (in Chinese)
- [88] WANG C, LU N, CHENG Y, et al. A data-driven aero-engine degradation prognostic strategy [J]. IEEE transactions on cybernetics, 2019, 51(3): 1531-1541.
- [89] 钟诗胜, 李旭, 张永健. 基于 DBN 的不均衡样本驱动民航发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2019, 34(3): 708-716.
ZHONG Shisheng, LI Xu, ZHANG Yongjian. Fault diagnosis of civil aero-engine driven by unbalanced samples based on DBN[J]. Journal of aerospace power, 2019, 34(3): 708-716. (in Chinese)
- [90] 孙同敏. 基于 DBN-SVM 的航空发动机健康状态评估方法[J]. 控制工程, 2021, 28(6): 1163-1170.
SUN Tongmin. Research on aero engine health state assessment using DBN and SVM[J]. Control engineering of China, 2021, 28(6): 1163-1170. (in Chinese)
- [91] LI H, HUANG H Z, LI Y F, et al. Physics of failure-based reliability prediction of turbine blades using multi-source information fusion[J]. Applied soft computing, 2018, 72: 624-635.
- [92] 赵广社, 吴思思, 荣海军. 多源统计数据驱动的航空发动机剩余寿命预测方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11): 150-155.
ZHAO Guangshe, WU Sisi, RONG Haijun. A multi-source statistics data-driven method for remanding useful life prediction of aircraft engine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(11): 150-155. (in Chinese)
- [93] CAO H, WU Z, MIAO J. Modelling method for maintenance decision-making in civil aero engines based on multiple state parameters [C]//Proceedings of the MATEC Web of Conferences on EDP Sciences, 2017, 139: 00013.
- [94] 胡启国, 白熊, 杜春超. 基于 KPCA-BLSTM 的航空发动机多信息融合剩余寿命预测[J]. 航空工程进展, 2022, 13(3): 157-163.
HU Qiguo, BAI Xiong, DU Chunchao. Remaining useful life prediction of aero-engine multi-information fusion based on KPCA-BLSTM[J]. Advances in aeronautical science and engineering, 2022, 13(3): 157-163. (in Chinese)
- [95] YAN H, ZUO H, SUN J, et al. Two-stage degradation assessment and prediction method for aircraft engine based on data fusion[J]. International journal of aerospace engineering, 2021: 5876299.
- [96] ZHAO Z, ZHANG J, SUN Y, et al. Sensor fault diagnosis of aero-engine based on divided flight status[J]. Review of scientific instruments, 2017, 88(11): 115007.
- [97] YIN X, SHI G, PENG S, et al. Health state prediction of aero-engine gas path system considering multiple working conditions based on time domain analysis and belief rule base[J]. Symmetry, 2021, 14(1): 26.
- [98] WANG C, ZHU Z, LU N, et al. A data-driven degradation prognostic strategy for aero-engine under various operational conditions [J]. Neurocomputing, 2021, 462: 195-207.
- [99] WANG H, JIANG W, DENG X, et al. A new method for fault detection of aero-engine based on isolation forest [J]. Measurement, 2021, 185: 110064.
- [100] GUO Y, SUN Y, LI L. Research on probabilistic risk assessment of aeroengine rotor failure [J]. Journal of aerospace engineering, 2020, 234(16): 2337-2347.
- [101] 刘伊, 白瑞兴, 李长久, 等. 面向铝基发动机气门座圈的激光熔覆铜基合金工艺及性能研究[J]. 表面技术, 2022, 51(7): 397-409.
LIU Yi, BAI Ruixing, LI Changjiu, et al. Laser

- cladding process and performance of copper-based alloy for aluminum-based engine valve retainer [J]. Surface technology, 2022, 51(7): 397-409. (in Chinese)
- [102] HAN L, CHEN C, GUO T, et al. Probability-based service safety life prediction approach of raw and treated turbine blades regarding combined cycle fatigue [J]. Aerospace science and technology, 2021, 110: 106513.
- [103] FU Q, WANG H, YAN X. Evaluation of the aeroengine performance reliability based on generative adversarial networks and Weibull distribution [J]. Journal of aerospace engineering, 2019, 233(15): 5717-5728.

(责任编辑 陈建华)

—————
 (上接第 293 页)

- HAN Song, WANG Yue, XU Enle, et al. Startup characteristics of hydraulic-drive rotary energy recovery device [J]. Chemical industry and engineering, 2014, 31(2): 24-30. (in Chinese)
- [9] XU Enle, WANG Yue, ZHOU Jie, et al. Theoretical investigations on rotor speed of the self-driven rotary energy recovery device through CFD simulation [J]. Desalination, 2016, 398: 189-197.
- [10] PIQUE G G, STOVER R L, MARTIN J G, et al. Rotary pressure transfer device with improved flow: U.S. Patent 7,997,853 [P]. 2011-08-16.
- [11] MARTIN J, STOVER R L. Rotary pressure transfer device: U.S. Patent 8,075,281 [P]. 2011-12-13.
- [12] 张悦. 旋转式能量回收装置运行特性和结构影响研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
- [13] WU Jianeng, JIN Qiang, WANG Yue, et al. Theoretical analysis and auxiliary experiment of the optimization of energy recovery efficiency of a rotary energy recovery device [J]. Desalination, 2017, 415: 1-7.
- [14] 王越, 高建朋, 任亚斐, 等. 自增压式能量回收装置的开发与效能分析 [J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2016, 49(8): 797-801.
- WANG Yue, GAO Jianpeng, REN Yafei, et al. Development and performance analysis of self-boost energy recovery device [J]. Journal of Tianjin University (science and technology), 2016, 49(8): 797-801. (in Chinese)

(责任编辑 张文涛)