

机械设备老化缺陷检测及剩余使用寿命评估

成广州 贾常青

天辰化工有限公司 新疆 石河子 832000

摘要: 机械设备在长期服役过程中,受载荷、环境、磨损、腐蚀等多种因素的综合作用,其性能会不可避免地发生退化,即“老化”。老化过程通常伴随着微观损伤的累积与宏观缺陷的萌生、扩展,最终可能导致灾难性失效。因此,对老化设备进行精准的缺陷检测,并在此基础上科学评估其剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL),是实现预测性维护、保障生产安全、优化资产全生命周期管理的核心环节。本文系统性地探讨了机械设备老化机理及其典型缺陷特征,深入剖析了适用于老化缺陷检测的多尺度、多物理场无损检测与状态监测技术体系,并重点阐述了基于数据驱动、物理模型及混合建模的RUL评估方法论。最后,文章展望了在数字孪生、人工智能等前沿技术赋能下,老化设备健康管理向更高智能化水平发展的未来趋势。

关键词: 设备老化; 缺陷检测; 剩余使用寿命; 数据驱动

引言

在工业设备漫长的服役周期内,材料和结构会因复杂的物理、化学和力学作用而逐渐劣化,这一过程被统称为“老化”。老化并非一蹴而就,而是一个从微观到宏观、从量变到质变的渐进式演化过程。初期可能表现为材料性能的微小变化,如硬度下降、韧性减弱;中期则可能出现可探测的宏观缺陷,如疲劳裂纹、壁厚减薄、涂层剥落;晚期则进入快速劣化阶段,缺陷迅速扩展直至引发功能失效或结构破坏。传统的设备管理策略,如基于固定时间间隔的预防性维护,往往忽略了设备个体间因制造差异、运行工况和环境暴露不同而导致的老化进程差异,容易造成“过维护”或“欠维护”的困境。前者浪费资源,后者则潜藏巨大风险。为应对这一挑战,以精准感知设备健康状态、科学预测其未来行为为目标的预测性维护(PdM)范式应运而生。在PdM框架下,老化缺陷检测与剩余使用寿命(RUL)评估构成了两大核心技术支柱。前者旨在通过各种感知手段,及时、准确地识别并量化设备因老化而产生的各类缺陷;后者则是在缺陷信息的基础上,结合材料科学、力学理论和数据分析方法,对未来失效时间进行前瞻性预测。二者紧密耦合,共同为制定最优的运维决策提供科学依据。

1 机械设备老化机理与典型缺陷特征

1.1 主要老化机理

机械疲劳是导致设备结构件失效的最普遍机理之一。在交变应力的反复作用下,材料内部的微观不均匀处会萌生微裂纹,并随着循环次数的增加而不断扩展,最终形成宏观裂纹并导致断裂。疲劳裂纹的扩展速率与应力强度因子范围密切相关,呈现出典型的三个阶段:初始

缓慢扩展、稳定扩展和最后的快速失稳扩展。腐蚀则是材料与周围环境介质发生化学或电化学反应而导致的破坏,常见形式包括均匀腐蚀、点蚀、缝隙腐蚀和应力腐蚀开裂(SCC)。其中,SCC尤为危险,它是在拉应力和特定腐蚀介质的共同作用下发生的脆性断裂,往往在无明显宏观变形的情况下突然发生^[1]。此外,磨损(如粘着磨损、磨粒磨损)、蠕变(在高温和持续应力下的缓慢塑性变形)以及材料老化(如高分子材料的硬化、脆化)等也是不可忽视的老化因素。这些机理常常相互交织、彼此促进,例如腐蚀会加速疲劳裂纹的萌生(腐蚀疲劳),磨损会削弱部件的承载截面从而加剧应力集中。

1.2 老化缺陷的表征与分类

由上述老化机理衍生出的缺陷具有鲜明的特征。疲劳裂纹通常起源于应力集中区域(如孔、槽、焊缝),其走向垂直于主应力方向,断口上常可见贝壳状的疲劳辉纹。腐蚀缺陷则形态各异,均匀腐蚀表现为整体壁厚的减薄,点蚀则形成局部的深坑,而SCC裂纹往往具有分叉的树枝状形貌。磨损缺陷主要体现为配合表面的尺寸超差、划痕和材料损失。这些缺陷不仅是设备健康状态恶化的直接证据,更是进行RUL评估的关键输入参数。例如,裂纹的长度和深度是断裂力学模型中的核心变量,壁厚的减薄量则是压力容器强度校核的重要依据。因此,如何精确、可靠地检测和量化这些老化缺陷,是整个健康管理流程的基石。

2 老化缺陷的多维度检测技术体系

针对老化缺陷的多样性和复杂性,单一的检测手段往往难以满足全面评估的需求,需要构建一个融合了在线监测与离线检测、覆盖宏观与微观尺度的综合技术体系。

2.1 在线状态监测技术

在线状态监测技术通过在设备运行过程中连续或周期性地采集其动态响应信号,能够实现对老化进程的实时跟踪。振动分析是其中应用最广泛的方法,设备因老化导致的不平衡、不对中、轴承磨损、齿轮断齿等问题,都会在振动频谱中产生特征频率成分的变化。声发射(Acoustic Emission, AE)技术则能捕捉到材料内部因裂纹扩展、纤维断裂等突发性能量释放事件所产生的瞬态弹性波,对活动性缺陷(尤其是正在扩展的裂纹)极为敏感,被誉为“监听材料心声”的技术^[2]。油液分析通过监测润滑油中磨粒的浓度、尺寸、形貌和成分,可以间接但有效地反映摩擦副的磨损状态和类型,是评估滑动/滚动轴承、齿轮箱等润滑部件老化程度的重要手段。此外,红外热成像技术可以通过检测设备表面的温度场分布异常,来发现因内部缺陷(如脱粘、堵塞)或电气连接不良导致的局部过热现象。

2.2 离线无损检测技术

当在线监测提示存在潜在风险,或按照预定计划进行深度体检时,需要采用更为精确的离线无损检测(NDT)技术。超声检测(UT)凭借其强大的穿透能力和对内部缺陷(特别是裂纹、未熔合等面状缺陷)的高灵敏度,成为评估承压设备、大型结构件内部老化缺陷的首选。先进的相控阵超声(PAUT)和全聚焦法(TFM)技术能够生成高分辨率的B/C/S扫描图像,直观显示缺陷的三维形态和空间位置。射线检测(RT),尤其是工业计算机断层扫描(Industrial CT),能够提供被检物体内部结构的完整三维数字化模型,对于复杂铸件、复合材料中的气孔、夹杂、分层等体积型缺陷的检测和定量分析具有无可比拟的优势。对于铁磁性材料的表面和近表面裂纹,磁粉检测(MT)依然是一种高效、经济且可靠的手段。涡流检测(ET)则因其非接触、高速的特点,常用于热交换器管道、飞机蒙皮等大面积构件的快速扫查,以检测腐蚀减薄和表面裂纹。

2.3 多源信息融合策略

无论是在线监测还是离线检测,每种技术都有其优势领域和固有局限。为了获得对设备老化状态最全面、最准确的认知,必须实施多源信息融合策略。这不仅仅是简单地将不同来源的数据进行叠加,而是要在时空维度上进行对齐,并利用数据融合算法(如卡尔曼滤波、D-S证据理论、深度学习融合网络等)挖掘不同数据之间的内在关联与互补性。例如,振动信号的异常可能预示着轴承存在故障,而后续的油液分析若发现大量疲劳剥落磨粒,则可以佐证这一判断;再通过超声或涡流检测精确定位

和量化缺陷,即可形成一个完整的证据链。这种多维度、交叉验证的检测模式,能够显著提高缺陷识别的置信度,降低误报和漏报的风险。

3 剩余使用寿命(RUL)评估方法论

在获取了老化缺陷的精确信息后,RUL评估便成为连接当前状态与未来失效的桥梁。根据建模思路的不同,RUL评估方法主要可分为三大类:基于物理模型的方法、基于数据驱动的方法以及混合方法。

3.1 基于物理模型的RUL评估

这类方法建立在坚实的科学理论基础之上,通过描述设备老化与失效的物理、化学或力学过程来预测其寿命。其中最具代表性的是基于断裂力学的模型。对于承受循环载荷的含裂纹构件,Paris公式是描述疲劳裂纹扩展速率(da/dN)与应力强度因子范围(ΔK)之间关系的经典方程。通过定期检测获取裂纹长度(a),结合已知的载荷谱和材料常数,即可积分求解得到从当前裂纹尺寸扩展至临界尺寸(a_c)所需的循环次数,从而估算出RUL。类似地,对于腐蚀问题,可以建立腐蚀速率模型,通过定期测厚数据外推壁厚减薄至最小允许厚度的时间。物理模型的优点在于其机理清晰、外推能力强,尤其适用于有明确失效准则和充足先验知识的场景^[3]。然而,其局限性在于对系统复杂性的简化,以及对精确的初始条件和边界条件的依赖,在面对多因素耦合的老化过程时,建模难度极大。

3.2 基于数据驱动的RUL评估

随着传感器技术和大数据技术的发展,基于数据驱动的RUL评估方法日益受到关注。这类方法不依赖于对底层物理过程的深刻理解,而是直接从历史运行数据和状态监测数据中学习设备性能退化的模式和规律。其核心思想是首先定义一个能够表征设备健康状态的指标(Health Indicator, HI),该指标应能随时间单调地反映设备的退化趋势。然后,利用机器学习或深度学习模型来拟合HI的退化轨迹,并外推至预设的失效阈值,从而得到RUL。常用的模型包括支持向量回归(SVR)、高斯过程回归(GPR)以及长短期记忆网络(LSTM)、卷积神经网络(CNN)等深度学习架构。LSTM因其擅长处理长序列依赖关系,在捕捉设备退化的长期动态特性方面表现尤为突出。数据驱动方法的优势在于其灵活性和对复杂非线性系统的适应能力,但其性能高度依赖于数据的质量和数量,且在缺乏足够失效样本的情况下,外推预测的可靠性可能不足。

3.3 混合RUL评估方法

为了克服单一方法的局限性,混合方法(Hybrid

Methods) 成为当前的研究热点。其基本思路是将物理模型的先验知识与数据驱动模型的学习能力相结合。一种常见的策略是利用物理模型生成大量的仿真数据,用于训练和增强数据驱动模型,特别是在真实失效数据稀缺的情况下^[4]。另一种策略是将物理模型的输出(如基于Paris公式的裂纹扩展预测)作为数据驱动模型的一个特征输入,或者利用数据驱动模型来修正物理模型中的不确定性参数(如材料常数、载荷谱的随机性)。通过这种深度融合,混合方法既能保持物理模型的可解释性和外推稳健性,又能利用数据驱动模型的强大拟合能力来处理现实世界的复杂性和噪声,从而有望实现更高精度的RUL预测。

4 未来发展趋势与挑战

4.1 数字孪生赋能的闭环健康管理

数字孪生(Digital Twin)技术为解决上述挑战提供了强大的平台。通过构建一个与物理设备实时同步、虚实映射的数字孪生体,可以将来自多源传感器的检测数据、设备的设计参数、运行工况、维修历史等全生命周期信息进行集成。在这个虚拟空间中,不仅可以利用物理模型和数据驱动模型进行RUL的并行预测与交叉验证,还能模拟不同的运维策略(如降负荷运行、提前更换部件)对设备未来健康状态的影响,从而辅助决策者选择最优方案。维修执行后,新的检测数据又会反馈回孪生体,更新其状态,形成一个持续迭代、自我优化的闭环健康管理生态系统。

4.2 人工智能驱动的自主检测与诊断

人工智能,特别是深度学习和强化学习,将进一步推动检测与评估过程的自动化与智能化。未来的检测系统将不仅仅是数据的采集者,更是智能的分析者。AI算法将能够自动规划最优的检测路径,自适应地调整检测参数,并在海量数据中自主识别、分类和量化缺陷,甚至能从微弱的早期信号中预测潜在的老化趋势。强化学习则有望用于优化RUL评估模型的决策过程,使其能够在不确定的环境中做出鲁棒的预测。

4.3 面临的核心挑战

然而,通往这一愿景的道路并非坦途。首要挑战是高质量、全生命周期数据的获取与管理。老化是一个漫长的过程,获取覆盖从“健康”到“失效”全过程的完整数据集成本高昂且耗时。其次,模型的泛化能力与可解释性仍是难题。在一个设备上训练的模型如何迁移到同类但工况不同的设备上?如何让工程师理解和信任AI模型的预测结果?此外,多物理场、多尺度老化机理的精确建模,以及如何将专家知识有效地融入到数据驱动框架中,都是亟待解决的科学问题。

5 结语

机械设备的老化是一个复杂而必然的自然规律,对其进行科学的缺陷检测与剩余使用寿命评估,是现代工业实现安全、高效、经济运行的必然要求。本文系统地阐述了从老化机理认知、多维度缺陷检测技术,到多元化RUL评估方法的完整技术链条。研究表明,单一的技术路径已难以满足日益增长的健康管理需求,未来的方向必然是走向融合——融合多源异构的感知数据,融合物理机理与数据驱动的建模范式,融合虚拟空间与物理实体的交互闭环。在数字孪生、人工智能等颠覆性技术的持续赋能下,机械设备的老化管理将从被动响应、经验主导的模式,全面升级为主动预见、模型驱动、自主决策的智能化新范式。这不仅将极大地提升重大装备的可靠性与安全性,也将为制造业的数字化转型和高质量发展注入强劲动力。

参考文献

- [1]梁伟波.机械设备结构的可靠性设计与寿命评估方法研究[J].中国设备工程,2024,(22):107-110.
- [2]杨晓祺.实际工况下机械设备剩余寿命预测方法研究[D].青岛科技大学,2025.
- [3]苏艳丽.化工机械设备维护管理策略:延长寿命与降低故障率[J].当代化工研究,2024,(07):191-193.
- [4]周广达.变工况下的机械设备健康状况评估与剩余寿命预测研究[D].青岛科技大学,2024.DOI:10.27264/d.cnki.gqdhc.2024.000227.