

机电自动化设备的故障诊断与预测维护

刘红宇

西安沃尔森贸易有限公司 陕西西安 710000

摘要: 机电自动化设备在现代制造业与基础设施运行中发挥着核心作用,其运行可靠性直接关系到生产效率、产品质量及安全水平。随着设备复杂度的增加,传统的事后维修模式逐渐暴露出停机损失大、维护成本高等问题。故障诊断与预测维护作为智能制造的重要支撑技术,能够通过多源信息融合、数据驱动建模和人工智能算法,提前识别潜在故障并优化维修决策,从而实现“由被动修复向主动预防”的转型。本文系统梳理了机电自动化设备故障诊断与预测维护的理论基础与关键技术,分析了传感器监测、信号处理、机器学习与数字孪生在该领域的应用路径,结合典型案例探讨其在制造业、交通运输及能源装备中的实践效果,并展望未来发展趋势与挑战。研究表明,基于智能化与信息化的故障预测维护不仅可降低运维成本,还能显著提升设备全寿命周期的安全性与经济性,为构建韧性制造体系与智慧工厂提供技术支撑。

关键词: 机电自动化设备;故障诊断;预测维护;智能制造;数字孪生

引言

机电自动化设备广泛应用于数控加工、汽车制造、轨道交通、能源装备和仓储物流等领域,是现代工业体系的核心基础。随着装备大型化、智能化与柔性化的发展,单台设备的结构愈加复杂,系统间耦合效应增强,使得故障发生概率与传播风险不断上升。在传统“事后维修”模式下,设备一旦故障便需停机检修,往往导致生产计划被迫中断,维修成本高昂,严重时甚至造成安全事故。因此,亟需探索先进的故障诊断与预测维护技术,以提升设备运行的可靠性和经济性。

一、理论基础与关键方法

1. 故障机理与分类

机电自动化设备在长期运行过程中不可避免地会出现各种类型的故障,其根源在于机械结构、电气系统及控制逻辑的复杂耦合效应。常见的机械故障包括齿轮磨损、轴承疲劳裂纹、联轴器偏移等,这些问题往往会通过振动和噪声的异常特征表现出来。润滑失效与热应力积累是机械部件退化的主要驱动因素,在高负荷与高温环境下尤为显著。电气故障则多表现为绝缘老化、电弧击穿与电流冲击,典型设备如变频器、电机绕组与控制电路。若控制系统出现程序逻辑错误或信号延迟,可能引发连锁失效,进而导致系统整体瘫痪。

按照演化规律,设备故障可分为突发性与渐进性两

类。突发性故障常因外部冲击或瞬态电流过载引发,缺乏明显的先兆信号;而渐进性故障则伴随退化过程逐步显现,例如轴承磨粒增加、温升超标等。前者需要依赖冗余设计与快速切换机制来降低损害,后者则更适合通过监测与预测技术实现提前干预。故障分类的科学性决定了后续诊断与维护策略的针对性,因此需要综合断裂力学、摩擦学、振动学及电磁学的理论模型,建立系统化的故障机理认知框架。

2. 故障诊断与预测维护的原理框架

故障诊断的基本原理是通过采集设备在运行中的可观测信号,结合信号处理与模式识别方法,识别其健康状态与潜在异常。该过程通常包含四个关键环节:信号采集、特征提取、状态识别以及故障定位。信号采集依托于振动传感器、温度传感器、电流互感器、声发射探头等多源监测装置;特征提取方法从时域均方根值、频域谱峰特征到小波包分解与经验模态分解等多尺度方法不等;状态识别则多依靠支持向量机、神经网络等分类器;最后通过专家知识库或数字孪生模型实现故障定位与根因分析。

预测维护在诊断的基础上进一步向前延伸,其目标是估算设备剩余寿命(RUL)并科学制定维修计划,从而避免计划外停机。其核心思想是构建“设备健康状态—性能退化—寿命预测”的逻辑链条。常见方法分为三类:基于物理机理的模型强调对退化机理的显式建模,

如裂纹扩展方程与润滑膜失效模型；基于统计与概率的模型如马尔科夫链、贝叶斯更新与Weibull分布，可量化不确定性；基于机器学习与深度学习的模型则利用大规模历史数据进行模式挖掘，尤其是LSTM和Transformer网络在时间序列预测中的表现突出。三类方法往往结合应用，以提升预测的准确性与鲁棒性。

二、关键技术体系

1. 多源传感与信息融合技术

随着工业物联网的普及，机电自动化设备的运行监测已从单点、单参量的局部监控转向多源、多维度的综合感知。通过布设加速度传感器、温度传感器、油液在线分析仪、电流互感器以及声发射探头，能够全面采集设备在机械、热学、电磁及声学层面的运行信号。这些多源信息既相互独立又相互补充，能够反映设备状态的不同侧面。但单一信号往往易受噪声或工况变化干扰，难以独立支撑准确的诊断。因此，信息融合技术成为关键。常见的融合方法包括基于统计的卡尔曼滤波，可实现对动态过程的最优估计；基于概率的贝叶斯推理，能够量化诊断结果的不确定性；以及基于证据理论的Dempster-Shafer方法，能够在多源证据存在冲突时依然保持较高的鲁棒性。通过多源信息融合，设备的健康评估能够实现由“单点监测”向“全景感知”的跨越，大幅提升了诊断的可靠性与精度。

2. 信号处理与特征提取

信号处理是故障诊断中最重要的技术环节之一。由于机电设备的运行信号往往包含强噪声、非平稳性及非线性特征，传统的快速傅里叶变换（FFT）虽能揭示频域能量分布，但难以处理时变信号。因此，小波变换、经验模态分解（EMD）、变分模态分解（VMD）和希尔伯特-黄变换（HHT）等方法逐渐被引入，以便更好地刻画信号的瞬时特征与多尺度特性。如在滚动轴承故障

诊断中，小波包分解能够有效识别出由微小裂纹引发的冲击特征；在齿轮箱诊断中，包络解调法可以从调制信号中分离出齿轮啮合频率成分，从而定位故障部位。近年来，稀疏表示与压缩感知理论的应用，为特征提取提供了新的思路，能够在有限采样条件下获取关键故障信息，降低数据处理成本。

3. 机器学习与人工智能应用

机器学习与人工智能的引入，使得机电设备故障诊断从“依赖人工经验”转向“数据驱动模式识别”。在分类任务中，支持向量机（SVM）与随机森林因其对小样本和高维特征的适应性而被广泛采用。在时间序列预测方面，长短期记忆网络（LSTM）与门控循环单元（GRU）展现了优越的性能，能够有效学习设备退化的长期依赖关系。卷积神经网络（CNN）在处理振动信号和声学信号方面尤为突出，能够自动提取多层次特征，减少人工干预。近年来，迁移学习与联邦学习逐渐成为新兴方向，它们能够在数据分布差异较大或存在数据隐私保护需求的场景下，实现跨设备、跨工厂的模型共享与泛化。

数字孪生作为新一代智能制造的核心技术，正逐渐成为机电设备故障诊断与预测维护的重要支撑。通过建立与真实设备高度一致的虚拟模型，数字孪生能够实时反映设备的运行状态，并在虚拟空间中模拟不同工况下的故障演化过程。这不仅能够验证诊断模型的有效性，还能为预测维护提供试验平台。在智能维护平台中，数字孪生与大数据分析、云计算和边缘计算相结合，能够实现分层处理与协同计算：边缘节点负责数据采集与快速响应，云端则进行大规模数据训练与知识沉淀，二者通过工业互联网实现互联互通，从而形成“实时监测—智能诊断—预测维护—闭环优化”的全生命周期管理体系。为了更直观展示不同关键技术的特点与适用场景，本文整理了下表1。

表1 机电自动化设备故障诊断与预测维护关键技术对比

技术类别	核心方法	优势	局限性	典型应用场景
多源传感与信息融合	卡尔曼滤波、贝叶斯推理、证据理论	抗干扰能力强、结果鲁棒性高	传感器布设成本高、数据同步复杂	风机齿轮箱、列车转向架
信号处理与特征提取	FFT、小波、EMD、VMD	能揭示多尺度时变特征	依赖人工设计、泛化能力有限	轴承、齿轮箱诊断
机器学习与AI	SVM、CNN、LSTM、Transformer	自动学习高维特征、预测精度高	数据需求大、可解释性不足	数控机床主轴、电机绕组
数字孪生	虚拟建模、边云协同	可模拟工况、优化维护策略	建模复杂度高、需大规模数据支持	智能工厂、能源装备

三、典型应用案例分析

1. 制造业中的智能维护应用

制造业是机电自动化设备应用最为广泛的领域之一，尤其在数控机床、自动化生产线与机器人系统中，设备运行的稳定性直接决定了产品质量与产线效率。以数控机床为例，其主轴和导轨系统承受着高频振动与热负荷，是最易发生退化的部位。传统人工巡检方式往往依赖操作人员经验，难以及时发现早期故障。近年来，基于振动传感器与温度传感器的多源监测体系被引入数控机床健康管理，并通过LSTM模型对主轴轴承的退化趋势进行预测。研究表明，该方法能够提前20%至30%的寿命周期发出预警，从而使维护计划更具前瞻性。

在汽车制造生产线上，柔性化装配系统普遍采用机器人焊接与搬运设备。这些机器人关节轴承与驱动电机的磨损状态对装配精度至关重要。通过布置扭矩传感器与电流传感器，并结合卷积神经网络进行特征自动提取，可以实时识别异常操作轨迹。部分企业将预测结果与MES（制造执行系统）联动，实现“故障风险—生产计划”的动态调整，有效避免了因设备突停导致的大规模返工。

2. 轨道交通装备的预测维护实践

轨道交通系统运行环境复杂，设备负荷高，安全性要求极为严格。列车牵引电机、制动装置以及转向架轴承是影响运营安全的关键部件。传统的定期检修模式存在过度维护或维护不足的风险，不仅增加成本，也可能埋下隐患。近年来，城市地铁与高速铁路开始引入基于大数据的智能维护平台。

如北京地铁在牵引电机维护中采用车载传感系统，实时采集电流、温升和噪声信号，并通过云端大数据平台进行集中分析。系统利用支持向量机分类器实现对绕组绝缘退化的早期识别，有效降低了绝缘击穿导致的运行故障概率。高速铁路则更倾向于采用数字孪生技术，对转向架进行虚拟建模，结合实测振动与应变信号，实时更新虚拟模型的状态参数，从而在虚拟环境中预测部件的剩余寿命。实证数据显示，该模式将非计划性停运事件减少了约25%，极大提升了运输的可靠性与安全性。

3. 能源装备中的健康管理应用

在能源装备中，风力发电机与火电机组是典型的机

电自动化设备代表，其运维成本高、环境条件苛刻。以风力发电机为例，齿轮箱与主轴轴承长期处于高风载与交变载荷下，极易出现疲劳裂纹与润滑失效。通过布置油液在线监测系统和加速度传感器，运营商能够实时掌握润滑油颗粒浓度、振动冲击幅值等关键参数。结合贝叶斯更新方法对寿命分布进行修正，可以动态预测齿轮箱故障的发生概率。大量风电场实践表明，该方法能将非计划停机率降低30%以上，并使运维成本减少20%左右。在火电机组的汽轮机与发电机组中，状态监测同样至关重要。国内部分电厂已建立基于边缘—云协同的智能监测系统：边缘节点负责实时数据采集与初步诊断，云端平台则通过深度神经网络进行寿命预测与维护优化。系统输出的维护建议直接与调度系统联动，确保设备在高峰负荷期间保持最优运行状态。这种预测维护模式有效减少了因计划外停机带来的电力缺口，提升了电力系统的韧性与经济性。

结论

本文从理论基础、关键技术、典型应用与发展趋势等方面系统探讨了机电自动化设备的故障诊断与预测维护。研究表明，智能化预测维护模式能够有效提升设备运行的可靠性与经济性，为建设智慧工厂与韧性制造体系提供了技术保障。然而，要实现全面推广仍需突破数据融合、模型可解释性及行业标准化等难题。未来，随着人工智能、数字孪生与工业互联网的持续发展，机电设备的健康管理将朝着自主化、智能化与系统化方向演进。

参考文献

- [1]徐娥.煤矿机械机电设备自动化故障诊断策略探讨[C]//2025工程技术与材料应用学术交流会议论文集.2025:1-2.
- [2]安文生.基于机器学习的机电设备复合故障自动化分离方法[J].自动化应用,2025,66(11):178-180,185.
- [3]刘月军.机电一体化设备故障诊断中的智能算法优化及应用[C]//2025工程技术应用与管理交流会论文集.2025:1-3.