

机械电子设备故障诊断与预测技术研究

范 雷

阿克苏地区第一人民医院 新疆 阿克苏 843000

摘要：预测性维护技术通过“感知-分析-决策”闭环，推动机械电子设备运维从被动响应向主动预测转型，未来技术将深度融合数字孪生与自主决策算法，向零停机维护目标迈进。机器学习技术已形成“数据采集-特征学习-决策输出”的闭环诊断体系，在机械电子设备领域显著降低非计划停机时间。未来将向自主诊断系统与零阈值预警方向发展，推动设备智能化运维升级。

关键词：机械电子设备；故障诊断；预测技术

预测性维护通过数据驱动决策与主动干预机制，解决了传统维护中“过度维护”与“维护不足”的双重矛盾。其核心优势在于将设备故障处理从“事后灭火”转变为“事前防控”，而传统维护在简单设备或低风险场景中仍具局部适用性，但整体正被智能化运维体系加速替代。

1 机械电子设备预测性维护技术概述

(1) 技术定义与核心目标。预测性维护是一种基于实时数据监测与智能分析的主动维护策略，通过融合物联网(IoT)、机器学习和大数据分析技术，实现设备故障的早期预警与剩余寿命预测，核心目标为降低非计划停机时间30%以上，并优化全生命周期运维成本。

(2) 核心技术构成。多模态传感与数据采集。部署振动、温度、压力、声发射等传感器，实时采集设备运行状态参数(如轴承振动频谱、电机电流波形)。医疗级传感器需满足高采样率(≥ 10 kHz)与抗干扰能力。数据分析与智能模型。机器学习算法：支持向量机(SVM)、随机森林用于故障模式分类；LSTM网络捕捉时间序列退化趋势。深度学习应用：卷积神经网络(CNN)处理振动信号图像化数据，实现复合故障的精准识别。边缘计算与云平台协同。边缘节点部署轻量化模型(如MobileNet)，完成数据预处理与实时诊断；云端执行复杂算法训练与模型迭代。

(3) 核心功能模块。数据采集与传输。通过5G、TSN网络实现毫秒级数据传输，支持多设备协同监测(如手术机器人)。状态监测与特征提取。结合时域(峰值、峭度)与频域(FFT、小波变换)分析，提取设备健康状态特征。动态阈值调整技术适应非平稳工况(如转运ECMO的负载波动)。故障预测与决策支持。剩余寿命预测：基于粒子滤波或退化状态建模，输出设备健康指数(HI)及维护优先级。数字孪生技术同步物理设备与虚拟模型，优

化维护策略(如除颤监护仪输出的模拟信号)。

(4) 典型应用场景。急救生命支持类设备。呼吸机通过使用时长等相关参数，预测电池等配件的损耗周期。检验检查类设备。通过监测X光机高压发生器的电压、电流参数，若出现波动异常，可能提示高压电路元件有故障隐患。手术治疗类设备。以手术机器人为例，机器人各关节的运动次数、负载情况、电机电流变化以及机械臂的磨损程度等多个参数，通过算法进行分析和预测，提前判断出哪些零部件可能在未来的某个时间段内出现故障，并给出具体的预警信息和维护建议。

(5) 技术挑战与发展趋势。当前挑战。数据质量：噪声干扰与小样本问题需通过迁移学习与GAN数据增强解决。实时性瓶颈：毫秒级响应需依赖边缘计算硬件加速(如FPGA芯片)。未来方向。跨领域融合：知识图谱与物理模型(如有限元仿真)结合，提升模型可解释性。边缘智能优化：开发低功耗AI芯片，支持无网络环境的自主诊断(如医疗设备)。

2 机械电子设备故障诊断技术分类及方法

(1) 信号分析类技术。振动信号分析。通过采集设备振动信号(振幅、频率、相位等)，结合时域、频域分析手段(如傅里叶变换、小波分析)识别轴承磨损、齿轮失效等故障，适用于旋转机械与往复机械。衍生技术：加速度包络分析用于提取微弱冲击信号，增强早期故障检测能力。声学检测。利用声发射传感器捕捉设备运行噪声，通过异常声音(如摩擦声、撞击声)定位故障源，适用于齿轮箱、液压系统等场景。频域与时域分析。时域分析通过统计特征参数(如峰值、峭度)快速识别异常；频域分析通过频谱图提取故障特征频率，如轴承故障的谐波成分。

(2) 物理参数检测类技术。油液分析。检测润滑油中的磨损颗粒、化学成分变化，诊断齿轮箱、电机等传

动部件的磨损类故障,需结合实验室光谱分析或铁谱技术。温度监测。接触式测温(如热电偶)用于轴承、电机等关键部位;非接触式红外热成像技术适用于危险区域或复杂结构的热异常检测。无损检测技术。利用超声波、X射线等手段探测设备内部裂纹、腐蚀等缺陷,适用于压力容器、焊接结构等关键部件的定期检测。

(3)智能诊断类技术。数据驱动模型。机器学习(如支持向量机、随机森林)和深度学习(卷积神经网络、LSTM)用于故障模式分类与退化趋势预测,需依赖多源数据融合(振动、温度、声学等)。数字孪生与工况自适应分析。构建设备虚拟模型,同步物理实体的运行数据,结合工况参数(如转速、负载)动态优化诊断阈值,提升非平稳环境下的诊断精度。边缘计算与实时诊断。通过物联网(IoT)边缘节点实现数据预处理与轻量化模型部署,减少云端传输延迟,满足在线监测需求。

(4)传统经验类方法。直观检查法。通过“看、听、摸、闻”观察设备外观、声音、温度等异常,适用于快速排查明显故障(如漏油、部件松动)。替换法与测量法。替换可疑部件验证故障点;使用万用表、示波器等工具测量电气参数,辅助定位电路或传感器故障。

(5)综合技术趋势。多模态融合:结合振动、声学、油液等多维度数据构建复合特征集,提高诊断可靠性。跨学科模型:融合动力学机理(如有限元建模)与AI算法,增强复杂故障(如复合故障、微弱故障)的定量诊断能力。自主诊断系统:集成5G、TSN网络实现毫秒级响应,推动预测性维护向零停机目标发展。

3 机器学习在机械电子设备故障诊断中的应用

(1)数据预处理与特征工程。数据采集与清洗。通过温度、振动、压力等多维度传感器获取设备运行数据,并采用异常值剔除、缺失值填充等方法提升数据质量。医疗场景中需针对旋转机械的高维、非线性数据设计预处理流程(如手术动力系统)。特征提取与融合。时域特征(峰值、均方根)与频域特征(频谱能量、谐波成分)结合,增强故障特征区分度。深度学习通过卷积神经网络自动提取振动信号的抽象特征,降低人工特征工程复杂度。

(2)核心算法与模型构建。监督学习方法。支持向量机(SVM)、随机森林用于轴承磨损、齿轮剥落等故障分类,需依赖高质量标记数据。极限学习机(ELM)在医疗设备故障预警中实现快速建模,通过核函数映射提升非线性数据处理能力。无监督与半监督方法。聚类算法(如K-means)识别未知故障模式,适用于标记数据稀缺场景。小样本学习采用生成对抗网络(GAN)扩充

数据,解决工业场景中故障样本不足问题。深度学习方法。卷积神经网络(CNN)处理振动信号图像化数据,实现传动系统复合故障的高精度识别。LSTM网络捕捉设备退化趋势的时间序列特征,支持剩余寿命预测。

(3)典型应用场景。急救生命支持类设备。呼吸机通过使用时长等参数,实现电池等配件早期损耗预警。X光机采用核极限学习机建立常态数据阈值,实时监测各部位“电压、电流”异常参数,显示故障点。手术治疗类设备。手术机器人通过各关节的运动次数、负载情况、电机电流变化以及机械臂的磨损程度等多个参数,利用算法进行分析判断故障零部件。医疗设备部署数字孪生模型,同步物理实体与虚拟系统的运行状态,优化维护策略。

(4)技术挑战与发展趋势。数据质量与模型泛化。工业噪声干扰和数据缺失问题需通过迁移学习、域自适应方法提升模型鲁棒性。知识图谱与物理模型融合增强算法可解释性,突破传统“黑箱”局限。实时性与系统集成。边缘计算节点部署轻量化模型(如MobileNet),满足毫秒级在线诊断需求。5G与TSN网络支持多设备协同诊断,构建医疗级预测性维护平台。

4 预测性维护提升设备运行效率及降低成本的核心路径

(1)减少非计划停机时间。异常早期预警。通过振动、温度、电流等多维度传感器实时采集设备数据,结合LSTM网络等时序模型检测运行状态偏离,提前7-30天识别轴承磨损、润滑失效等潜在故障。采用SHAP可解释性模块定位故障根源,缩短故障排查时间(如呼吸机故障定位效率提升40%)。动态维护响应。基于边缘计算节点部署轻量化诊断模型(如MobileNet),实现毫秒级异常响应,避免故障扩散导致的连锁停机。

(2)优化维护资源配置。精准维护计划制定。利用数字孪生技术构建设备健康指数(HI),结合剩余寿命预测模型(如粒子滤波算法),动态调整维护优先级与备件库存。案例显示,通过对常用备件统计分析预测,将备件采购成本降低25%。维护模式升级。从传统定期维护转向“按需维护”,避免过度维护导致的资源浪费。

(3)延长设备生命周期。工况自适应控制。结合负载、转速等工况参数动态调整设备运行阈值,避免超负荷运转导致的加速劣化(如制氧机系统寿命延长15%)。复合故障抑制。采用CNN处理振动信号图像,识别齿轮箱齿面剥落与轴承磨损的并发故障,通过早期干预避免部件连锁损坏。

(4)数据驱动的成本控制。低成本传感技术。可

部署国产振动传感器与温度贴片，构建分级监测体系，实现关键设备全覆盖诊断。云端资源协同。通过5G与TSN网络连接医疗级设备群，利用云计算优化维护任务调度，降低单台设备平均运维人力成本。预测性维护通过“监测-诊断-决策”闭环，将设备故障处理从被动响应转为主动干预。数据显示，该技术可使设备综合效率（OEE）提升超20%，同时降低全生命周期维护成本30%以上。

5 机械电子设备故障诊断与预测的关键技术

(1) 核心技术体系。多源数据采集与融合技术。高精度传感网络：部署振动、温度、声发射等传感器（如振动传感器采样率 ≥ 10 kHz），实时采集设备运行状态参数（如齿轮箱振动频谱、电机电流波形）。多模态数据融合：结合振动信号、油液光谱分析、红外热成像等多维度数据，提升故障特征提取的全面性。信号处理与特征提取技术。时频域分析：采用快速傅里叶变换（FFT）提取振动信号频域特征，结合小波变换处理非平稳信号。动态阈值调整：根据设备工况（如转速、负载）自动优化报警阈值，减少误报率。智能诊断与预测模型。机器学习分类：利用支持向量机（SVM）、随机森林对故障模式进行分类。深度学习时序预测：通过LSTM网络分析设备退化趋势，实现剩余寿命预测（误差 $\leq 5\%$ ）。生成对抗网络（GAN）：解决小样本数据问题，生成仿真故障数据提升模型泛化能力。

(2) 关键技术应用场景。故障根源定位。采用SHAP可解释性分析技术，精准定位故障源。结合知识图谱与物理模型（如有限元仿真），增强诊断逻辑的可信度。

预测性维护决策。剩余寿命预测（RUL）：基于粒子滤波算法构建设备健康指数（HI），动态规划维护优先级。数字孪生协同：通过虚拟模型同步物理设备状态，模拟不同维护策略的经济性与可靠性。

(3) 技术实现路径。边缘-云端协同架构。边缘端部署轻量化模型（如MobileNet）实现毫秒级实时诊断，云端执行复杂算法训练与模型迭代。5G/TSN网络保障数据传输低延迟（ < 10 ms），支持医疗级设备群协同监测。低成本解决方案。可选用国产振动传感器，结合开源算法库（如TensorFlow Lite）构建分级监测体系。

(4) 技术挑战与突破方向。当前瓶颈。数据质量：工业噪声干扰需通过迁移学习与自适应滤波技术解决。实时性限制：依赖FPGA芯片加速边缘计算，满足毫秒级响应需求。未来趋势。自主诊断系统：开发低功耗AI芯片（如RISC-V架构），支持无网络环境下的离线诊断。跨领域融合：将故障预测与供应链管理结合，优化备件库存周转率（如化工企业备件成本降低25%）。

总之，机械电子设备故障诊断与预测技术的核心在于多源数据融合分析与智能算法动态决策，典型案例显示其可降低非计划停机时间30%以上，同时减少维护成本20-40%。未来技术将向自主化诊断与全生命周期优化方向演进，推动医疗设备运维进入“零非计划停机”时代。

参考文献

[1] 张华. 机械电子设备故障诊断与预测技术探讨. 2023.

[2] 刘海洋. 浅谈机械电子设备故障诊断与预测技术分析. 2022.