# 机电设备故障智能检测与维修技术应用研究

倪余城　何江涛　张天亮
陕西彬长大佛寺矿业有限公司　陕西　咸阳　713500

**摘　要：**机电设备是工业生产和基础设施运行不可或缺的基础物质条件，其故障检测与维修保障水平对整个系统的安全性和经济性至关重要。传统的以预防性维护和事后修理为主的方法，在当今设备日益复杂化、连续化以及智能化的情况下，已不能满足需求，出现了反应迟缓、过度维修以及诊断准确性差等问题。本文对机电设备故障智能检测与维修进行研究，介绍了目前主流智能检测技术途径，即振动分析、红外热成像、油液监测和声发射检测的基本原理及其应用范围；同时讨论了基于深度学习或迁移学习等先进的人工智能技术在特征提取以及模式分类上所具有的优点和缺点。在维修方面提出了一种由状态评估、寿命预测以及维修方案优化相结合而成的整体式智能化维修方案。研究显示，机电设备故障智能检测与维修并不是单纯的技术叠加，而是要形成一种“感知—诊断—决策—实施”的整体化方案，使设备维修由被动应对转变为积极预防。

**关键词：**机电设备；智能检测；故障诊断；深度学习；状态维修；维修决策

## 引言

机电设备是现代工业企业的重要物质基础，其工作状况决定着生产的连续性、产品的质量以及工作的安全性。据相关资料表明，在流程工业中，大量的非计划停车是由于设备出现故障前兆而未能及时发现导致，而且维修费用往往占整个企业生产成本很大一部分比例。这对设备维护提出了巨大的考验。一直以来，机电设备的维护保养基本上有两种方式：一种是定期预防性维修，每隔一段时间就对设备进行拆卸检查或者更换零件；另一种是事后维修，即当设备出现问题后才去修理。前者虽然可以在一定程度上减少突然出现故障的概率，但是固定的维修周期忽略了每台设备的不同情况，造成了过多或者过少的问题；而后一种则是完全被动地应付，已经造成损失无法挽回。同时伴随着设备越来越复杂化，自动化程度越来越高，这两种方式从经济与技术的角度来看已经不能适应当前的需求。而近年来传感器技术、边缘计算及人工智能的发展也为实现设备维护状态维修以及预测性维修奠定了良好的基础。

## 1 机电设备故障的主要类型与表征特性

### 1.1 机械类故障

在机电设备中，机械故障以旋转机械和往复机械为主。而滚动轴承作为支撑件，常见的故障形式有点蚀、剥落、磨损以及保持架断裂，这些故障一般会带来周期性的冲击脉冲以及振动幅度的变化；齿轮箱内齿面的疲劳、齿根开裂以及断齿等问题，在时域及频域上都会出现边频带簇和啮合频率的幅度变化；转子不平衡、不对中以及轴弯曲等故障都会造成主轴工频及其谐波的异常。机械故障一般都有发展过程，即从小到大的一个逐渐发展的过程，在这个过程中可以进行预测与预防。

### 1.2 电气类故障

电气类故障包括电机绕组绝缘劣化、匝间短路、转子断条、气隙偏心以及功率电子器件的开关失效等。电机定子绕组故障初期表现为局部放电量增大及温升分布不均匀，随着时间推移，逐渐演变为相间或者对地方向短路。变频器中功率单元（例如IGBT）由于反复受热导致焊接点疲劳、键合线断裂是造成其失效主要原因[1]。电气类故障的一个明显特征是其发生和发展都具有一定的随机性和工况相关性，在不同负载情况下以及存在谐波的情况下容易被忽略掉微弱故障特征信号。

### 1.3 复合故障与耦合效应

一个不容忽视的现象是，在工程实践中，机电设备中的机械故障和电气故障并不是孤立存在的，它们之间是相互联系、互相影响的。例如转子不平衡所引起的周期性振动会导致轴承加速磨损，同时也会造成气隙动态偏心增加从而产生额外电磁力波，形成“机械振动—电气参数变化”恶性循环。这说明仅仅依靠单一物理量进行监测是不能准确判断出该设备是否存在问题，同时也给智能化检测技术提出需要综合考虑多种因素的要求。

## 2 机电设备故障智能检测技术路径

### 2.1 基于振动信号的特征提取与智能识别

振动分析是目前机电设备故障诊断中获得信息量大、应用最广泛的一种方法。利用加速度计在轴承座、机壳等重要位置测量设备工作时产生的振动信号。故障特征提取一般是从时域统计量（峰值、均方根、峭度、

波形因子等）、频率域功率谱以及时频域分析（短时傅里叶变换、小波包分解、经验模态分解）几个方面考虑。而峭度对于微小冲击型缺陷具有较好灵敏度，边频带可用于判断齿轮及轴承调制故障。但是单凭一个特征很难全面反映各种不同类型的故障，因此建立多种特征组成的特征向量有利于提高诊断准确率。

2.2 红外热成像与温度场分析

红外热成像技术是利用红外探测器接收物体发出的红外辐射能量，再将这种能量转换成可见图像的一种方式。而从机电设备的角度来看，发热是导致电气问题（如接触电阻增加、绝缘老化）以及机械问题（如磨损严重、散热不良）的一个常见现象。智能化的方法把红外图像看作是一个含有空间位置的信息的二维数组，在此基础上计算出温度差值、热点大小、升温速度等参数，然后用图像分割及异常区域检测来发现故障部位[2]。红外热成像技术的优点是非接触、扫描范围大、速度快，但是它也受到被测物体表面发射率、环境温度和检测距离的影响较大，在实际应用中需要进行相应的调整和修正。

2.3 油液磨粒监测与光谱分析

对于使用油液进行润滑及冷却的机械设备（例如齿轮箱、液压系统、大尺寸滑动轴承等），油液中所包含的磨屑是反映其内部摩擦副磨损情况重要标志物，油液监测主要包括理化性能测试（粘度、酸值、水分等）、光谱元素分析（检测磨损金属元素含量及其变化趋势）、铁谱分析（观察磨粒形态及大小分布）。而在智能化方面，基于图像识别技术以及带状计数器等在线监测方法正逐渐被应用到实际工程当中。油液监测具有能够获得磨损过程中直接物质证据，不受电磁场干扰影响较小，但是由于需要定期取样并且还要经过实验室处理分析，所以其时效性较差。

2.4 声发射检测与超声技术

声发射技术是基于对材料中微裂纹扩展、位错运动等产生的瞬态弹性波进行监测从而实现对早期损伤的检测，而它对于高频应力波信号的敏感度远远高于传统的振动检测方法，在正常工作状态下可以做到提前几十甚至上百个工作周期发现疲劳裂纹的发生；超声检测是根据超声波在被测试件中传播时所表现出来的特征（如声速、衰减以及回波大小等）来判断被测物体是否有缺陷，在智能化方面，由于声发射信号易受到外界干扰以及衰减的影响，一般需采用小波去噪及模式识别的方法来提升检测精度。

## 3 基于人工智能的故障诊断方法

3.1 传统机器学习方法的适用性分析

支持向量机和支持向量机是故障诊断中常用的两种传统机器学习方法。支持向量机利用核函数把特征向量映射到一个更高维度的空间求出最优分类超平面，在少样本情况下有较好的推广能力，但是分类效果很大程度上取决于人为定义特征质量和所选择的核函数。随机森林采用大量决策树进行组合，可以很好地解决高维特征问题并且提供特征的重要性排名，具有较高的透明度而且不容易发生过拟合现象，但是这两种方式都是浅层模型，在复杂的工况下对于变化较大的、非线性的信号高层特征表示能力不足，在大规模的数据集上改进有限。

3.2 深度学习的特征自学习能力

深度卷积神经网络及循环神经网络以及其改进版本（例如LSTM等）已被应用于机电故障诊断当中。卷积神经网络利用多个卷积核进行堆叠，可以自行发现振动信号时频谱图中的层次化信息而无需繁琐的人工特征提取过程，在滚动轴承以及齿轮箱故障分类上具有良好的分类精度。循环神经网络善于处理时序信息，可捕捉故障发展的时间相关性，在剩余寿命预测方面有优势[3]。但是由于这些方法需要大量的标记样本进行训练而在实际工业现场由于故障发生概率较小所以很难获得足够的故障样本这对它们的实际应用造成了很大的阻碍。

3.3 迁移学习与少样本条件下的应对

为了解决标注样本不足问题，迁移学习得到大量关注。预测练-微调方法是从源域（例如公开实验数据集）学习得到知识转移到目标域（现场设备）上，在少量目标域样本基础上仅需要对网络高层进行微调就可以达到较好的诊断效果；而领域对抗网络则是利用对抗训练方式让模型学到与工况无关故障信息，提高模型对于不同负载、转速鲁棒性。但是从实用角度来看，迁移学习使得智能诊断从实验室到现场成为可能，但是跨工况以及不同型号之间迁移效果并不理想。

3.4 知识图谱与维修决策推理

在发现故障类型后，如何迅速找到解决办法是影响维修速度的重要因素。知识图谱把设备结构联系、故障成因、过往维修事例以及老师傅的经验都以“实体-关系-属性”的方式保存，在此基础上可以实现基于图搜索及推理的智能化问题回答及维修建议。一旦监测到某种类型的故障出现，就可以从知识图谱中查询到这种故障的原因、排查方法、所需零部件以及注意事项等，把“检测”与“维修”紧密结合起来。

## 4 智能检测与维修技术的一体化应用框架

4.1 状态评估与故障严重程度分级

智能诊断输出故障类型需进一步转化为易于实施维

修措施指南，而这需要一个纽带就是对故障严重性进行合理划分。可以将设备健康状况分为四个等级：正常状态—— 所有参数均在基准范围内，无需处理；注意状态—— 部分参数略有超出基准范围，需提高监控频率；异常状态—— 多个参数显著超出基准并且有上升趋势，虽然设备还可继续工作但是工作效率降低，应在下一次计划内的维护中进行修理；严重状态—— 大量参数大幅超过正常值并且以较快速度增长，必须马上停止使用并进行维修。这些等级应根据具体设备重要性和以往经验来设定，而不是用一个固定的界限。

4.2 剩余寿命预测与维修时机决策

剩余寿命预测是连接状态评估与维修决策的关键步骤，在已知当前健康状况下降趋势情况下，通过指数退化模型或者长短时记忆网络等对时间序列进行预测直到达到预设失效标准，得到一个剩余寿命概率分布[4]。但是剩余寿命预测具有不确定性，因此不能仅根据一个点进行维修，而应该考虑其置信区间以及维修提前量，如果预测剩余寿命低于计划检修周期则发出维修警告信号，而如果剩余寿命置信下限低于应急响应时间，则发出警报。

4.3 基于状态的维修策略优化

基于状态维修是智能诊断的目标导向，在维修时机方面，对比继续工作风险成本、计划停机损失成本以及突然失效带来损失成本大小，找到使得总期望成本最低维修临界值；而在维修方法上，依据故障类型及其严重性采取部分替换零件或者局部修理甚至是参数调整等方式进行处理。而且，基于状态维修并不是完全放弃定期预防性维护，而是将定期预防性维护由单一固定时间间隔转变为“时间+状态触发”，从而既保持大规模预防性维护经济效益又增加灵活性。

4.4 数据驱动的闭环持续改进

智能检测与维修系统需有数据回路，从而不断优化进步，在每一次维修工作中所发现的真实故障位置、损伤情况以及采取的修理方法等都应当与先前的检测结果相比较，对于不符合之处作为新的训练样本提供给模型以使其改进；另外对维修后设备恢复情况也需要监控，判断此次维修是否达到要求以此来改善维修流程及备件选择。这就是智能化相比于单纯的检测工具最大的不同点。

## 5 结语

机电设备故障智能检测与维修的核心价值在于打通从信号感知到维修决策的全链条数据通路。本文梳理了振动、红外、油液及声发射四类主流检测手段，分析了传统机器学习、深度学习等算法在诊断中的优劣，并提出了涵盖状态评估、寿命预测及策略优化的一体化应用框架。研究表明，智能运维的实现需算法、硬件与管理流程协同适配，仅靠算法优化难以克服工程落地的系统性障碍。未来，多传感器融合、边缘智能及数字孪生技术将提升检测实时性与精度。然而，对于关键设备，可靠的物理机理约束与可解释推理不可或缺。在追求智能化的同时，必须保持对设备失效物理本质的深刻理解，这是实现安全、经济且可持续运维的根本保障。

## 参考文献

[1]雷亚国,贾峰,孔德同.深度学习在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2022,58(11):1-21.

[2]陈雪峰,李兵,何正嘉.智能运维与健康管理：从状态监测到预测性维护[J].中国机械工程,2021,32(15):1765-1776.

[3]邵海东,姜潮,韩旭.基于迁移学习的旋转机械故障诊断方法研究进展[J].振动与冲击,2023,42(4):1-13.

[4]王奉涛,苏永刚,李宏坤.面向不平衡数据的深度生成对抗网络故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2022,43(8):176-185.