

机电系统故障诊断与预测性维护技术综述

苏小飞

内蒙古伊泰煤制油有限责任公司 内蒙古 鄂尔多斯 010300

摘要: 机电系统是工业生产的核心支撑,其运行可靠性直接影响生产效率与安全,故障诊断与预测性维护是保障系统稳定运行的关键技术。本文综述了机电系统故障诊断的基础理论与方法,包括传统信号处理、模型驱动及智能诊断技术,阐述了预测性维护的核心技术体系,分析了当前技术在数据、算法、工程应用层面的挑战,展望了AI与数字孪生融合等发展趋势,为相关技术的研究与工程落地提供参考与借鉴。

关键词: 机电系统;故障诊断;预测性维护技术

引言:随着工业4.0与智能制造的快速推进,机电系统向复杂化、智能化、集成化方向发展,传统事后维修与定期维护模式已难以适配其运维需求,易造成非计划停机、维护成本攀升等问题。故障诊断可实现故障精准识别与定位,预测性维护能提前预判故障发展、按需开展维护,二者结合是提升系统可靠性、降低运维成本的有效路径。本文梳理相关技术现状、核心内容与现存问题,展望发展方向,助力技术创新与应用。

1 机电系统故障诊断基础理论与方法

1.1 故障诊断基本概念与分类

(1) 基本概念:故障指机电系统在运行过程中,因部件损坏、参数异常或环境影响,导致其无法正常实现预定功能的状态;故障诊断是通过监测系统运行参数、分析异常信号,识别故障类型、位置及严重程度,并预判故障发展趋势的过程;状态监测是故障诊断的基础,通过各类传感器实时采集系统振动、温度、电流等运行数据,为故障识别提供数据支撑,实现“早发现、早诊断、早处理”。(2) 故障分类:按故障性质可分为突发性故障和渐变故障,突发性故障由意外因素引发,发生突然、危害大,无明显前兆;渐变故障由部件磨损、老化等累积效应导致,故障程度逐步加重,可通过监测提前预判。按部件类型可分为机械故障、电气故障和液压故障,机械故障多涉及轴承、齿轮等运动部件,电气故障集中于电机、控制器等电气元件,液压故障则与液压泵、管路等液压部件相关。

1.2 传统故障诊断方法

(1) 基于信号处理的方法:核心是通过分析系统运行信号提取故障特征,时域分析通过均值、方差等指标判断信号平稳性,识别冲击类故障;频域分析借助FFT、STFT等算法将时域信号转换为频域信号,定位故障频率;包络分析可提取故障冲击信号的包络特征,适用于早期

微弱故障识别;瀑布图能直观展示信号频率随时间的变化规律,便于跟踪故障发展过程,广泛应用于旋转机械故障诊断。(2) 基于模型的方法:通过构建系统故障模型实现诊断,故障树分析(FTA)以故障为顶事件,自上而下梳理导致故障的所有可能原因,形成逻辑树状结构,清晰定位故障根源;失效模式与影响分析(FMEA)提前分析各部件可能的失效模式,评估其对系统的影响程度,为故障预防和诊断方案制定提供依据,适用于系统设计和运维阶段^[1]。

1.3 智能故障诊断方法

(1) 机器学习方法:无需手动提取故障特征,通过算法自主学习数据规律,支持向量机(SVM)适用于小样本故障分类,泛化能力强;随机森林通过多棵决策树集成学习,提高故障诊断的准确性和抗干扰性;梯度提升树通过迭代优化模型误差,可有效处理非线性故障数据,广泛应用于复杂机电系统故障分类。(2) 深度学习方法:依托深层神经网络自动提取高阶故障特征,卷积神经网络(CNN)通过卷积操作提取信号的空间特征,适用于图像类故障信号和振动信号的特征提取;长短期记忆网络(LSTM)可有效捕捉时序信号的动态特征,解决传统方法难以处理的时间序列故障数据问题,提升复杂工况下的故障诊断精度。

2 机电系统预测性维护核心技术

2.1 预测性维护基本原理

(1) 核心定义:预测性维护是一种基于设备全生命周期状态监测、数据采集与智能分析的主动维护策略,核心是通过实时捕捉设备运行过程中的各类状态信号,结合数据分析技术挖掘设备退化规律,精准预测故障发生的时间、位置及严重程度,进而提前制定针对性维护计划,实现“按需维护”,打破传统维护的被动性局限。其核心目标是在故障发生前完成维护干预,最大限度减少非

计划停机损失, 延长设备使用寿命, 降低维护成本。(2) 与传统维护的对比: 维护模式经历了从事后维护、定期维护到预测性维护的三次关键演进。事后维护是故障发生后再进行维修, 虽无需提前投入, 但易造成设备损坏扩大、生产中断, 维护成本和损失较高; 定期维护按固定周期开展维护, 虽能减少突发故障, 但存在过度维护或维护不及时的问题, 浪费人力物力且无法适配设备个体退化差异。预测性维护依托实时监测与数据分析, 既规避了事后维护的被动性, 又解决了定期维护的盲目性, 具有维护针对性强、停机时间短、维护成本低、设备可靠性高的显著优势, 是机电系统运维的主流发展方向。

2.2 剩余寿命(RUL)预测技术

(1) 基于物理模型的预测: 该方法以设备的退化机理和物理规律为核心, 通过分析设备部件的磨损、疲劳、腐蚀等退化过程, 结合相关寿命计算公式, 构建设备剩余寿命预测模型。其核心是明确设备的失效机制, 通过实验或理论推导确定退化参数与寿命的关联关系, 适用于结构简单、退化机理清晰的机电部件, 如轴承、齿轮等。该方法预测精度较高、可解释性强, 但对退化机理的研究要求高, 难以适配结构复杂、工况多变的机电系统^[2]。(2) 数据驱动的预测: 依托海量设备运行数据, 通过机器学习、深度学习算法自主挖掘数据中的退化特征, 构建RUL预测模型, 无需深入掌握设备退化机理, 适用于复杂机电系统。常用算法包括支持向量机、随机森林、卷积神经网络、长短期记忆网络等, 其中深度学习方法可自动提取高阶退化特征, 提升复杂工况下的预测精度。CMAPSS数据集是该领域常用的标准数据集, 包含不同工况、不同退化程度的设备运行数据, 为算法训练、验证提供了重要支撑, 广泛应用于RUL预测模型的研发与优化。

2.3 多源数据融合技术

(1) 数据类型: 机电系统预测性维护需采集多维度监测信号, 核心包括振动信号(反映旋转部件磨损、不平衡等故障)、温度信号(体现设备发热异常)、电流信号(反映电气部件工作状态)、声发射信号(捕捉材料裂纹扩展等早期故障)、油液分析数据(反映润滑系统污染及部件磨损程度)。采集后需进行预处理, 包括去噪、归一化、特征提取等操作, 剔除无效数据、强化故障特征, 为后续融合分析奠定基础, 确保数据的准确性和可用性。(2) 融合方法: 核心是通过特定策略整合多源监测数据, 弥补单一数据的局限性, 提升状态评估和故障预测的准确性。加权融合根据各数据源的可靠性分配权重, 加权计算综合特征, 简单易操作; 贝叶斯估计基于概率统计

理论, 通过先验概率和观测数据更新后验概率, 实现多源信息的概率融合, 适用于不确定性数据处理; D-S证据理论通过证据组合规则, 整合不同数据源的诊断证据, 解决多源信息冲突问题, 提升融合结果的可靠性, 广泛应用于复杂机电系统的状态监测与故障诊断^[3]。

2.4 数字孪生驱动的预测性维护

(1) 技术原理: 数字孪生技术通过构建与物理机电设备1:1的虚拟模型, 实现虚拟模型与物理实体的实时数据映射、双向交互。通过传感器将物理设备的运行数据实时传输至虚拟模型, 虚拟模型同步模拟物理设备的运行状态、退化过程, 同时可将虚拟仿真结果反馈至物理设备, 指导运维决策。其核心是构建物理实体、虚拟模型、数据链路三者的闭环系统, 实现设备全生命周期的可视化、可追溯、可预测^[4]。(2) 应用价值: 数字孪生驱动的预测性维护, 可通过虚拟模型模拟故障演化过程, 提前预判故障发展趋势, 避免故障扩大; 通过仿真不同维护策略的实施效果, 优化维护方案, 减少盲目维护; 同时实现设备运行状态的实时可视化监控, 便于运维人员精准掌握设备状态, 提升维护决策的科学性和高效性。该技术打破了物理设备与虚拟仿真的壁垒, 大幅提升了预测性维护的精度和智能化水平, 是高端机电系统运维的核心技术支撑。

3 技术挑战与实施难点

3.1 数据层面的挑战

(1) 数据质量问题: 工业工况复杂, 传感器采集数据易受噪声干扰, 且常存在数据缺失问题。加之罕见故障样本标注不足, 难以支撑智能模型训练, 严重制约诊断准确性与泛化能力。(2) 数据安全与隐私: 在IIoT环境中, 设备数据传输与存储面临泄露、篡改及网络攻击等威胁。数据涉及企业核心参数与工艺机密, 如何在数据共享流通的同时, 构建完善的安全防护体系, 满足严苛的隐私保护需求, 是亟待解决的难点。

3.2 算法层面的挑战

(1) 模型泛化能力: 机电设备运行工况多变, 负载波动、转速调整等情况频繁发生, 导致设备运行特征随之变化, 传统模型难以快速适配工况变化, 易出现概念漂移问题, 即模型在新工况下诊断精度大幅下降, 无法稳定应用于复杂工业场景。(2) 可解释性困境: 深度学习模型具备强大的特征提取与诊断能力, 但存在“黑箱”特性, 无法清晰呈现诊断结果的推导过程与核心依据。工业运维人员难以理解模型决策逻辑, 对诊断结果的信任度不足, 进而影响智能诊断技术在实际工程中的推广与落地。

3.3 工程应用层面的挑战

(1) 系统集成难点: 现有企业多已部署CMMS设备管理系统、ERP企业资源计划系统, 此类系统厂商、数据格式、接口标准不统一, 智能故障诊断与预测性维护系统与现有系统对接时, 易出现接口适配困难、数据互通不畅等问题, 难以实现数据共享与协同运维。(2) 成本与效益平衡: 预测性维护系统的落地需投入大量成本, 包括传感器部署、数据采集设备购置、算法研发、系统调试及后期维护等; 而其效益体现在长期的停机损失减少、设备寿命延长, 短期内难以体现明显收益, 如何科学评估成本与收益, 实现二者平衡, 成为企业落地该技术的重要阻碍。

4 未来发展趋势与展望

4.1 技术融合趋势

(1) AI与数字孪生深度融合: 打破二者技术壁垒, 构建虚实融合的智能运维系统。通过AI算法挖掘数字孪生模型中设备退化规律, 实现故障精准预测与维护方案动态优化, 借助数字孪生可视化优势让AI诊断结果更直观, 推动运维从“被动响应”向“主动预判”升级, 提升机电系统运维的智能化与精准度。(2) 边缘计算与云计算协同: 形成“边缘实时处理+云端深度分析”模式, 边缘端就近采集处理设备数据, 快速响应实时监测诊断需求、降低传输延迟; 云端依托强算力挖掘海量历史数据, 优化诊断预测模型, 兼顾运维效率与数据处理能力, 适配复杂机电系统多工况需求。

4.2 智能化升级方向

(1) 自学习与自适应诊断: 提升模型的在线更新与主动学习能力, 能够实时捕捉设备长期运行中的退化特征与工况变化, 自动调整模型参数, 无需人工干预即可适配不同运行状态, 解决传统模型泛化能力不足的问题, 确保诊断精度长期稳定。(2) 可解释AI (XAI) 应用: 针对工业场景对诊断结果可靠性的需求, 推动可解释AI技术落地, 打破AI“黑箱”困境, 清晰呈现诊断结果的推导

过程与依据, 提升诊断结果的透明度和可信度, 增强智能诊断技术在工业机电领域的落地可行性^[5]。

4.3 产业应用拓展

(1) 全生命周期管理: 构建覆盖设备设计、制造、运维、报废的全流程健康管理体系, 将故障诊断与预测性维护技术融入各环节, 实现设备设计阶段的故障预防、制造阶段的质量管控、运维阶段的精准维护、报废阶段的高效回收, 最大化设备价值。(2) 跨领域协同: 推动产业链上下游数据共享与协同预警, 打破单一企业、单一领域的信息壁垒, 整合设备制造商、运维企业、科研机构等资源, 构建行业级维护生态, 实现跨领域、跨企业的协同运维, 提升整个机电产业的运维效率与整体竞争力。

结束语

机电系统故障诊断与预测性维护技术的发展, 是推动智能制造转型升级的重要支撑, 历经多年发展已形成较完善的技术体系, 在工业领域得到广泛应用。尽管当前该技术仍面临数据质量不足、模型泛化能力弱、工程集成困难等挑战, 但随着AI、数字孪生等技术深度融合, 其智能化、精准化水平将持续提升。未来需聚焦工程需求, 突破技术瓶颈, 推动技术落地, 为系统全生命周期运维提供可靠支撑。

参考文献

- [1]姚岚.煤矿机电系统故障诊断与维护策略研究[J].中国机械,2025,(5):121-124.
- [2]张晶.机电设备控制系统故障的智能检测技术分析[J].电子技术,2024,53(11):130-131.
- [3]邵震.基于分支定界的机电系统故障诊断方法研究[J].飞机设计,2024,44(04):34-39.
- [4]岳栋.基于智能化的机电系统故障诊断与预测技术研究[J].工程技术研究,2024,6(9):31-33.
- [5]聂旭峰.机电系统故障诊断与维修管理策略研究[J].内蒙古煤炭经济,2024,(6):133-135.