

面向故障诊断的机电系统状态监测与预测性维护方法探析

彭加斌

(广东邦普循环科技有限公司, 广东 佛山 528137)

摘要 机电系统的运行状态对生产效率与设备安全具有关键影响。面对复杂多变的工况环境, 通过构建以状态监测为基础的故障诊断体系, 并结合数据驱动的预测性维护策略, 可显著提高设备运行的可预见性与维护资源的配置效率。研究围绕振动、温度、油液及声发射等多源信号的特征提取, 建立了融合智能算法的诊断模型, 实现了从状态识别到故障预测的闭环管理。并通过剩余寿命评估与动态维护计划优化, 构建了可持续的健康管理框架, 以期为复杂机电系统的安全运行、能耗控制与维护经济性提供参考。

关键词 机电系统; 状态监测; 故障诊断; 预测性维护

中图分类号: TU85

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.2097-3365.2025.31.005

0 引言

在现代制造与动力系统中, 大量关键任务依赖复杂的机电装置维持稳定运行, 其连续性与响应精度直接关系到系统整体性能, 传统基于经验的维护方式在故障预判与资源调度方面暴露出明显局限。工程实践中频繁出现的突发性故障、停机损失和误判维修, 促使各类企业更重视基于实时状态的故障管理方案。状态监测技术的发展也让设备运行过程中的振动、温度、电流、声发射等多种物理量得以连续采集和分析, 为健康评估和故障识别提供了数据基础。在此基础上, 融合特征工程与智能算法建立故障判别模型, 并结合剩余寿命预测算法形成维护建议, 可实现对关键设备的精准管控。

1 机电系统状态监测技术的构建与优化

1.1 振动采集与频域分析

机电系统中旋转部件的运行状态通常可通过振动信号准确反映, 尤其在轴承、转子等高转速部件中, 其振动响应具有明显的故障指征特性。工程实践中常使用三轴加速度传感器采集振动信号, 以 10~20 kHz 的采样频率记录时间序列。

振动信号频域特征可通过快速傅里叶变换(FFT)提取, 分析信号中各阶频率幅值, 有助于识别失衡、偏心、松动等故障。FFT 计算表达为:

$$X(f)=\sum_{n=0}^{N-1}x(n)\cdot e^{-j2\pi fn/N} \quad (1)$$

式(1)中, $X(f)$ 为频域信号, $x(n)$ 是时域离散信号, N 是总的采样点数, n 为散信号序列的长度。该值越大, 频谱分辨率越高, f 为对应的频率点索引, $e^{-j2\pi fn/N}$ 是复指数基函数, 体现频域中每个频率分量的正交性。

1.2 温度 / 油液 / 声发射等多源信号融合

多物理量状态信息可增强系统对复杂故障的辨识能力。传感器网络通常包括热电偶、红外传感器、颗粒监测器及声发射换能器。电机运行中温升速度是预判热故障的重要指标。油液分析作为滑动部件状态的重要参考, 通过监测粒径分布变化可反映磨损发展趋势^[1]。声发射信号响应速度快、灵敏度高, 适合微裂纹或早期剥落故障识别, 其声源定位依赖于多传感器时间差法, 其原理公式如下:

$$d=\frac{v\cdot(t_2-t_1)}{2} \quad (2)$$

式(2)中, d 表示声源相对于两个传感器中间点的距离, 单位米(m); v 表示声波在监测介质中的传播速度, 单位为米/秒(m/s); t_1 与 t_2 分别表示声发射信号到达两个不同传感器的时间, 单位为秒(s)。

为了实现多源状态信息的协同感知与高效识别, 需构建一套集成化的信息融合流程, 流程首先采用多传感器阵列获取温度、振动、声发射等原始数据, 经数据融合模块进行归一化与特征筛选处理, 输入智能分析模块实现特征层集成判断, 再经决策层形成维护建议或执行故障隔离。

1.3 模型对比式监测与实时采集融合

在数据采集与特征提取基础上,引入标准健康模型构建对比机制,模型采用线性回归或主成分分析构建设备正常运行状态下的基准曲线,实时采集数据与基准模型的差异可反映系统退化程度。为提升诊断响应速度与数据处理效率,监测系统配合边缘计算节点进行前置滤波、特征解耦和初步诊断逻辑判断^[2]。通过设置时间滑动窗口与差分算法可实现短周期突变检测,并结合历史趋势建立演化预测曲线,辅助剩余寿命预测模块评估故障发展路径。模型比对与实时融合策略能有效实现从单点异常判断到整体趋势识别的跨越,为预测性维护提供结构化、可量化的支持路径。在实际工程部署中,系统通过边缘节点对采集数据进行实时计算与局部优化,将诊断结果以秒级延时回传至中央服务器,实现云边协同决策。此方式不仅能减少数据传输压力,还能在现场快速响应潜在异常事件。当检测到异常趋势时,系统可自动触发预警信号并记录特征参数变化轨迹,为后续寿命预测和维护调度提供连续、可信的数据支撑。

2 故障诊断方法的实现路径

2.1 数据预处理与特征提取

状态监测阶段采集的原始信号数据通常具有高维、多噪、非线性等特性,故障诊断的首要步骤是建立清晰、规整的数据处理流程,首先对原始时间序列数据进行去趋势与去噪处理,采用小波降噪方法可有效保留故障特征而去除背景干扰;然后进行信号归一化处理,使各维度特征具有统一的尺度,避免模型训练过程中的权重偏移。

特征提取阶段需结合监测对象的运行特性选择恰当的指标体系。时域特征如均方根、峭度、峰值因子可反映信号强度与波形形态,频域特征如主频幅值、频带能量、频谱熵则可揭示周期性振动规律^[3]。当数据存在明显非高斯特征时,需引入高阶谱指标或经验模态分解(EMD)技术,获取反映非线性与非平稳性的特征组分。

2.2 模型构建与算法设计

故障诊断模型的构建以特征向量为输入,输出为设备当前状态的分类标签或退化程度的量化值^[4]。为提高建模效率与泛化能力,需构建结构合理、训练充分的监督学习模型,典型的监督学习模型的诊断流程如图 1 所示,模型在训练阶段需输入大量已标注的历史运行数据,通过损失函数评估预测结果与真实标签之间的差异,并采用反向传播机制不断优化参数;测试阶段则以新数据作为输入,利用已固化模型进行状态预测与分类输出。该流程可用于支持包括向量机(SVM)、随机森林(RF)与深度神经网络(DNN)等多种算法的训练与部署。

2.3 分类诊断与根本原因识别

模型训练完成后的首要任务是准确判别当前故障类型,并基于诊断结果进一步分析其形成机制与传播路径。分类诊断环节通常输出标签信息,对应于特定的故障模式。在工业实践中,需将输出结果与设备结构图谱、运行工况记录进行比对,以增强诊断解释力。在此基础上,可采用决策树回溯算法或因果图方法,构建从症状到根因的逻辑路径。通过逆向分析故障链

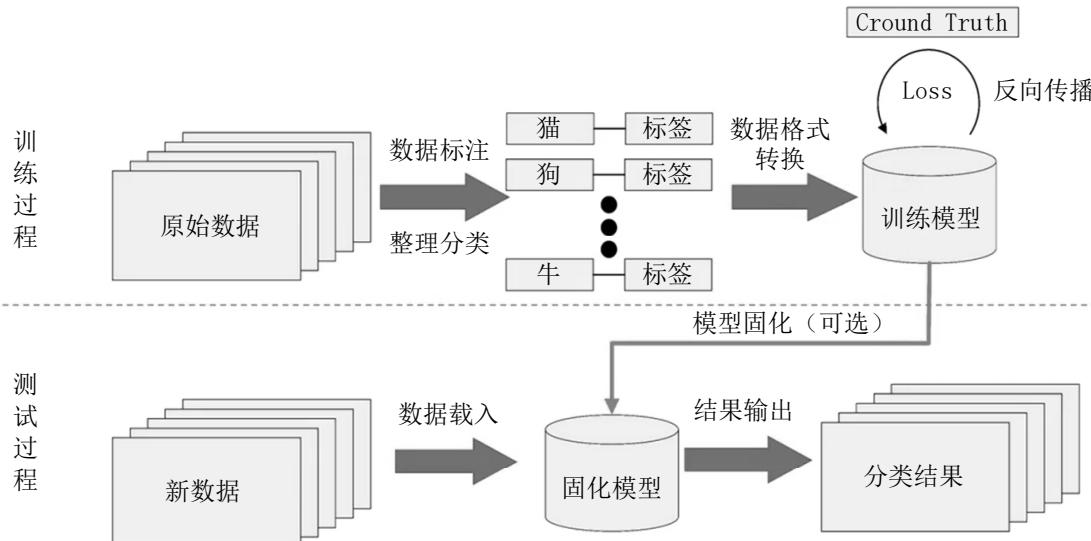


图 1 监督学习模型的诊断流程图

条，明确根本原因，避免“以症代因”的判断误区。

3 预测性维护策略的设计与实施

3.1 剩余寿命预测与维护窗口确定

机电系统在长期运行过程中，其性能退化趋势受工况波动、环境干扰和材料老化等因素的共同影响，因此需构建一套稳定可靠的剩余寿命预测机制，用以指导维护计划的时机与节奏。基于前期监测与诊断阶段获取的关键特征数据，可建立退化模型，将设备状态映射为健康指数(HI)曲线，反映其从正常至失效的演化路径。常用的建模方法包括指数衰减模型、时间序列回归模型与基于LSTM的深度预测模型，不同方法适用于不同的退化曲线形态。

为了提升预测精度，还需动态更新寿命预测模型参数，引入滑动窗口机制与多模型集成策略，对不同时间段的特征趋势进行拟合修正^[5]。同时应考虑预测模型的不确定性，通过设置置信区间或引入贝叶斯回归算法，对高风险部件的预测值附加置信系数，提高维护决策的可靠性。

3.2 维护计划自动生成与资源优化

在明确剩余寿命的基础上，维护系统需进一步完成任务编排、资源调度与计划发布的全过程联动，实现维护行为的智能化与经济性协同。基于预测结果，系统首先生成各关键部件的维护优先级清单，结合生产计划与设备运行窗口，构建最小干扰下的干预时点序列。任务生成模块通过规则引擎匹配历史任务模板与当前故障模式，自动输出维护工单与作业路径建议。资源优化过程需综合考虑维修人力、备件库存与工装能力等多个要素，采用整数规划模型或遗传算法进行多目标调度求解。当出现资源冲突时，系统优先保障风险等级高的部件，低风险设备则延后处理，以减少不必要的维护干预。自动化计划模块还需支持与企业ERP系统、MES系统的数据对接，实现从故障预测、任务生成到物料领用的全流程闭环跟踪。

3.3 系统集成与实际应用路径

为确保预测性维护策略在不同工业场景中具备可实施性，需构建多层次系统集成架构，感知层部署各类传感器完成状态数据采集，平台层集成边缘计算单元与云端分析模块，应用层则融合维护管理平台与人机界面，支撑操作人员进行策略执行与可视化决策^[6]。

为全面评估各类维护策略的经济性与设备可用性提升效果，选取周期性维护、故障后维修与预测性维护三种策略进行对比分析，比较场景设定为典型高温

高速泵站设备，运行时间10 000小时，目标为最小化维护成本与最大化设备可用性。对比方法采用平均故障间隔时间(MTBF)与年化总成本作为主要指标，结果如表1所示。

表1 各类维护策略的经济性与设备可用性对比

维护策略	年均总成本(万元)	MTBF(小时)	可用性提升幅度	应用建议场景
周期性维护	18.6	1 800	基准	中低速、负载稳定设备
故障后维修	14.2	1 200	-33%	非关键设备、运行压力小
预测性维护	15.1	3 100	+72%	高速、高温、关键设备

结果显示，预测性维护虽然成本略高于故障后维修，但在设备可用性方面表现出显著优势，尤其适用于对停机容忍度低的核心系统。通过合理调度与策略组合，可进一步降低单位维护成本，提升整个系统的运行效率。

4 结束语

面向故障诊断的机电系统健康管理正逐步走向智能化、闭环化与预测驱动化的发展阶段，推动着设备运行理念从“被动响应”向“主动预判”转变。状态监测的多维感知基础、诊断模型的智能识别能力以及预测维护的前置干预机制，构成了提升工业系统可靠性与资源效率的关键支撑。随着计算能力、数据集成水平与算法成熟度的不断提升，构建具备自适应学习能力与场景可迁移能力的智能诊断与维护体系，将是未来工业设备全生命周期管理的核心方向。

参考文献：

- [1] 卢振洲,李洋.基于物联网的煤矿机电设备状态监测与预测维护[J].山东煤炭科技,2025,43(01):92-95.
- [2] 尹蓉慧,王德文.基于数字孪生的智慧电网机电设备运行状态在线监测方法[J].办公自动化,2025,30(09):126-128.
- [3] 王平.基于物联网技术的井下机电设备运行状态监测方法[J].科学与信息化,2024(04):130-132.
- [4] 邹连秋,陈东,张树宝.基于强化学习的智能化机电设备运行监测系统研究[J].电气技术与经济,2025(04):80-83.
- [5] 谭强生.基于无线传感网络的大型机电设备故障诊断系统[J].中国轮胎资源综合利用,2025(01):172-174.
- [6] 葛忠林.基于智能感知技术的煤矿机电设备故障诊断方法研究[J].仪器仪表用户,2025,32(07):82-84.