

煤矿井下机电设备故障诊断与预测方法分析

李 东

陕西华电榆横煤电有限责任公司 陕西 榆林 719000

摘 要：本文系统梳理了煤矿井下机电设备当前主流的故障诊断与预测技术，包括基于信号处理的方法、基于模型的方法、基于知识的方法以及近年来迅速发展的数据驱动智能方法（如机器学习与深度学习）。在此基础上，重点分析了各类方法在煤矿井下特殊环境中的适用性、优势与局限性，并结合实际应用场景进行了案例探讨。最后，针对现有技术存在的挑战，提出了未来发展方向，包括多源信息融合、边缘-云协同计算、数字孪生技术集成以及面向小样本场景的迁移学习策略等，旨在为构建更加智能、可靠、高效的煤矿设备健康管理（PHM）体系提供理论支撑与技术参考。

关键词：煤矿；井下机电设备；故障诊断；故障预测；智能算法；状态监测；健康管理

引言

煤炭在我国一次能源消费结构中长期占主导，未来仍是能源安全“压舱石”。但煤矿开采，特别是井工开采风险高，机电设备故障引发的事故在煤矿安全事故中占比颇高，涉及采煤机、提升机等多种设备。井下机电设备工作环境严苛，高湿度、煤尘、强振动冲击、复杂电磁环境等因素，使设备故障具突发性强、隐蔽性高、耦合性复杂等特点，传统定期检修与事后维修模式难满足现代煤矿本质安全与高效生产需求。在此背景下，以状态监测为基础的预测性维护理念应运而生，它通过实时或准实时感知设备状态，利用先进数据分析技术，早期诊断潜在故障并预测发展趋势，提前干预，既能避免经济损失，又能消除安全隐患。

1 煤矿井下机电设备主流故障诊断与预测方法分析

1.1 基于信号处理的方法

基于信号处理的故障诊断方法主要依赖于对设备运行过程中产生的振动、声音、电流等物理信号进行数学变换与特征提取，从而揭示隐藏在原始数据中的故障信息。这类方法历史悠久，技术成熟，在煤矿设备状态监测中具有广泛的应用基础。其基本思路是：当设备内部出现诸如轴承磨损、齿轮断齿或转子不平衡等典型故障时，其运行信号的统计特性或频谱结构会发生显著变化。通过对这些变化进行定量分析，即可实现对故障的有效识别。

具体而言，时域分析通过计算信号的均值、方差、峭度、峰值因子等统计指标来表征信号的波动特性。例如，当滚动轴承出现点蚀类局部损伤时，振动信号中会出现周期性的冲击成分，导致峭度值明显升高。然而，时域指标对微弱早期故障的敏感性有限，且容易受到工

况波动的干扰。为了克服这一局限，频域分析被引入进来。通过傅里叶变换将时域信号转换为频域谱图，可以清晰地观察到与设备结构参数相关的特征频率成分^[1]。对于旋转机械而言，不同部件的故障对应着特定的故障频率，如轴承的内圈、外圈、滚动体故障频率等。监测这些频率分量的能量变化，成为诊断旋转部件故障的重要手段。但傅里叶变换假设信号是平稳的，而井下设备常处于变负载、变速等非平稳工况，使得传统频谱分析效果大打折扣。

为此，时频分析方法应运而生。小波变换、经验模态分解（EMD）及其改进算法（如EEMD、CEEMDAN）能够同时提供信号的时间和频率信息，特别适合处理非平稳、非线性信号。例如，利用小波包分解可以将振动信号分解到不同频带，并通过分析各频带能量分布的变化，精确定位采煤机截割部齿轮箱中的局部裂纹故障。尽管信号处理方法在单一故障诊断中表现出色，但在面对多故障耦合、强噪声干扰或复杂传动链系统时，其诊断能力仍显不足，往往需要与其他方法结合使用。

1.2 基于模型的方法

基于模型的故障诊断方法建立在对设备物理机理深刻理解的基础之上，其核心思想是通过构建设备的数学模型来模拟其正常行为，并将实际测量输出与模型预测输出进行比较，利用两者之间的残差来检测和隔离故障。这种方法的优势在于诊断结果具有明确的物理意义，且在模型精确的前提下，诊断精度较高。

解析模型法是最典型的代表，它要求根据牛顿力学、电路理论、热力学等基本原理解，建立描述设备动态特性的微分方程组。当设备因磨损、松动或断裂等原因

导致其物理参数（如刚度、阻尼、质量）发生变化时，实际系统的行为将偏离模型预测，从而产生可检测的残差。然而，煤矿井下机电设备结构复杂、耦合性强，精确建模极为困难，且模型对参数摄动和外部扰动十分敏感，限制了其在实际工程中的广泛应用。

另一种常见的模型方法是状态观测器法，其中卡尔曼滤波器是经典工具。该方法通过设计一个与被控对象动态特性一致的虚拟系统（即观测器），利用系统的输入和部分可测输出，实时估计系统内部不可测的状态变量。通过比较估计状态与实际状态（或其间接测量值）之间的差异，即可判断是否存在故障。状态观测器法在理论上具有良好的鲁棒性，但在煤矿环境中，由于传感器精度受限、模型不确定性大以及强干扰的存在，观测器的设计与调参变得异常复杂，导致其在实际应用中推广受限^[2]。总体来看，基于模型的方法虽然理论严谨，但在面对井下设备的高度复杂性和环境不确定性时，其实用性远不如数据驱动方法。

1.3 基于知识的方法

基于知识的故障诊断方法不依赖于设备的精确数学模型，而是充分利用领域专家的经验知识或历史故障案例库进行推理判断。这类方法在设备机理不明、数据稀缺或故障模式相对固定的场景下具有独特优势。其典型代表是专家系统和模糊逻辑系统。

专家系统通过将人类专家的知识 and 经验规则化，形成一套“IF-THEN”形式的推理规则库。当系统接收到监测数据后，会自动匹配相应的规则，从而得出诊断结论。例如，“如果电机电流异常升高且温度持续上升，则可能存在绕组匝间短路”。专家系统的最大优点在于其决策过程透明、可解释性强，便于运维人员理解和信任。然而，其瓶颈在于知识获取困难，规则库的构建高度依赖专家经验，且难以覆盖所有可能的故障情形，特别是面对新型或复合故障时，系统往往无能为力。

模糊逻辑则用于处理诊断过程中普遍存在的不确定性和模糊性。在井下环境中，传感器读数常常带有噪声，故障征兆也并非非黑即白。模糊逻辑通过定义模糊集合和隶属度函数，将数值化的监测数据转化为“温度偏高”“振动轻微”等语言变量，并依据模糊推理规则进行综合判断。这种方法能够有效缓解数据不确定性带来的误判问题，在处理边界模糊的故障状态时表现出良好适应性^[3]。尽管如此，基于知识的方法本质上仍是静态的、经验导向的，缺乏从数据中自主学习和进化的能力，难以适应现代煤矿设备日益复杂和动态变化的运行环境。

1.4 数据驱动的智能方法

随着物联网、5G通信和边缘计算技术在煤矿的普及，海量、多维度的设备运行数据得以高效采集与汇聚，为数据驱动的智能故障诊断与预测方法提供了坚实的数据基础。这类方法摒弃了对物理模型或专家规则的依赖，转而通过机器学习和深度学习算法，直接从数据中挖掘故障模式与退化规律，已成为当前研究与应用的主流方向。

传统机器学习方法如支持向量机（SVM）、随机森林（RF）和K近邻（KNN）等，在中小规模数据集上表现稳健。SVM擅长处理高维小样本分类问题，通过核技巧将非线性可分问题映射到高维空间实现线性可分，在轴承故障识别中应用广泛；随机森林作为一种集成学习方法，通过构建多个决策树并投票表决，不仅具有强大的泛化能力和抗过拟合特性，还能输出特征重要性排序，辅助工程师理解关键故障征兆；KNN则以其简单直观的原理适用于多类别故障分类任务，但对数据规模和维度较为敏感。

近年来，深度学习凭借其强大的自动特征提取和端到端学习能力，在故障诊断与预测领域取得了突破性进展。卷积神经网络（CNN）能够自动从一维振动信号转换而成的时频图像（如小波尺度图、频谱图）中提取深层空间特征，实现无需人工设计特征的故障识别；循环神经网络（RNN）及其改进型长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）则专为处理时间序列数据而设计，能够有效捕捉设备性能退化过程中的长期依赖关系，成为剩余使用寿命（RUL）预测的首选模型；自编码器（AE）及其变体（如去噪自编码器DAE、变分自编码器VAE）则通过无监督或半监督方式学习正常数据的压缩表示，利用重构误差实现异常检测，在缺乏故障标签的场景下尤为有效。数据驱动方法在煤矿的应用前景广阔，但也面临着模型可解释性差、对高质量标注数据依赖性强等挑战，亟需与领域知识深度融合。

2 典型应用场景与案例分析

2.1 采煤机摇臂齿轮箱故障诊断

采煤机作为综采工作面的核心装备，其摇臂齿轮箱长期承受高负载、强冲击和复杂交变应力，极易发生齿轮断齿、齿面点蚀及轴承磨损等故障，严重威胁安全生产。某大型煤矿为提升设备可靠性，在采煤机摇臂关键部位部署了三轴振动传感器网络，实现了对振动信号的连续采集。针对该场景，技术人员提出了一套融合先进信号处理与机器学习的诊断方案。首先，对原始振动信号进行CEEMDAN（完全集合经验模态分解自适应噪

声)分解,有效抑制了模态混叠现象,获得了若干个物理意义明确的本征模态函数(IMF)。随后,从能量集中度最高的几个IMF分量中,系统性地提取了包括时域统计量、频域谱特征以及时频域能量熵在内的多维特征,构建了高维特征向量。最后,采用经过网格搜索和交叉验证优化的随机森林分类器对四种典型状态——正常、齿面磨损、断齿和轴承内圈故障——进行识别。实践表明,该方案不仅显著提升了对早期微弱故障的敏感性,而且在复杂工况下仍保持了96.8%的平均分类准确率,远优于仅依赖FFT频谱分析的传统方法,为采煤机的精准维护提供了有力支撑。

2.2 主排水泵的剩余使用寿命(RUL)预测

主排水泵被誉为矿井的“生命线”,其可靠性直接关系到矿井防洪安全。某深井煤矿的主排水泵电机长期运行于高温高湿环境,绕组绝缘材料易发生老化劣化,若不能及时预警,可能导致电机烧毁甚至引发淹井事故。为解决这一难题,该矿构建了一套多源数据融合的RUL预测系统。系统同步采集电机的定子电流、绕组温度及绝缘电阻等关键参数,形成多通道时间序列数据。在数据预处理阶段,对异构数据进行归一化、时间对齐和缺失值插补,确保数据的一致性与完整性。随后,设计了一个由卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)组成的混合深度学习架构:CNN模块负责将一维电流信号转换为二维时频图,并自动提取其中蕴含的空间故障特征;LSTM模块则接收来自CNN的特征输出以及其他传感器的时间序列数据,通过其门控机制学习设备性能退化的长期动态规律,最终输出剩余使用寿命的预测值。经过长期运行验证,该模型能够在绝缘性能发生急剧劣化前两周以上发出高置信度预警,为安排预防性更换赢得了宝贵窗口期,有效规避了重大安全风险,体现了预测性维护的巨大价值。

3 面临的挑战与未来展望

煤矿井下机电设备故障诊断与预测技术虽取得进展,但落地面临诸多挑战:井下恶劣环境致传感器数据质量差,获取高精度故障标签数据成本高、周期长,形成“数据瓶颈”;现有智能模型泛化能力不足,难以在不同设备间迁移,限制规模化推广;深度学习模型“黑

箱”特性缺乏透明度,阻碍运维人员信任与采纳;复杂模型对计算资源要求高,井下边缘计算节点算力有限,难兼顾诊断精度与实时性^[4]。未来,煤矿设备健康管理技术将多维度融合与智能化升级。一是推动多源信息深度融合,构建全面、鲁棒的设备健康画像;二是构建“边缘-云协同”智能架构,实现感知与认知高效协同;三是融合数字孪生技术,实现物理与数字世界双向交互,为维修策略验证提供平台;四是发展面向小样本场景的学习方法,缓解数据稀缺问题,提升模型适应性与泛化能力;五是引入可解释人工智能技术,使智能诊断系统能解释故障原因,增强人机互信,推动技术从“可用”走向“可信”。

4 结语

煤矿井下机电设备的故障诊断与预测是保障矿山安全生产、提升运营效率的关键技术。本文系统回顾了从传统的信号处理、基于模型/知识的方法,到当前主流的数据驱动智能方法的发展脉络,并分析了它们在煤矿特殊环境下的适用性。研究表明,以深度学习为代表的智能算法凭借其强大的数据处理能力,已成为该领域的主导力量。然而,数据质量、模型泛化、实时计算和可解释性等挑战依然存在。未来的煤矿设备健康管理必将走向一个更加智能化、集成化和协同化的方向。通过深度融合多源信息、构建边缘-云协同架构、引入数字孪生和可解释AI等前沿技术,有望构建一个能够实现“早发现、准诊断、精预测、优决策”的新一代智能PHM系统,为我国煤炭工业的高质量、安全、绿色、智能发展提供坚实的技术支撑。

参考文献

- [1]李哲.煤矿井下机电设备常见故障处理及分析[J].能源与节能,2023,(11):168-170.
- [2]杨腾飞.煤矿井下掘进机电设备故障诊断及维护研究[J].能源与节能,2025,(05):113-115+132.
- [3]姚玉强.煤矿井下机电设备故障检测技术研究[J].中国新技术新产品,2024,(13):41-43.
- [4]王玉民.煤矿井下矿山机电设备故障检修技术应用研究[J].中国设备工程,2023,(06):210-212.