

# 煤矿机电运输设备故障诊断与维护技术探讨

万 鹏

国家能源集团宁夏煤业有限责任公司梅花井煤矿调度室 宁夏回族自治区 灵武 750400

**摘要:** 煤矿机电运输系统作为矿井生产的“大动脉”，其运行状态直接关系到煤炭开采的效率、成本乃至矿工的生命安全。随着煤矿开采向深部、复杂地质条件发展，运输设备面临的工况日益恶劣，故障风险显著增加。传统的“事后维修”或“定期维修”模式已难以满足现代智能化矿山对高可靠性、高安全性及低成本运维的需求。本文聚焦于煤矿机电运输设备（主要包括带式输送机、刮板输送机及提升系统等）的故障诊断与维护技术，系统梳理了当前主流的故障诊断方法（如基于信号处理、人工智能、数字孪生等），深入分析了预防性维护、预测性维护及智能维护体系的核心内涵与实施路径。文章进一步指出了当前技术应用中存在的\*\*数据质量、模型泛化、系统集成等关键挑战，旨在为提升我国煤矿机电运输系统的本质安全水平和智能化运维能力提供理论参考与实践指导。

**关键词:** 煤矿；机电运输设备；故障诊断；预测性维护；人工智能

## 引言

煤炭是我国能源结构基石，未来仍将发挥重要作用。但煤矿生产环境“四高”危险复杂，安全生产至关重要。机电运输系统作为连接各生产环节的“生命线”，其稳定可靠运行尤为关键，设备故障轻则影响生产、增加成本，重则引发恶性事故、造成重大损失。近年来，国家政策推动煤矿智能化建设加速，机电运输系统智能化运维成为热点，即通过先进技术实现设备“可知、可控、可预测”。传统设备维护策略存在被动或盲目弊端，难以满足现代矿山管理要求。探索应用先进的故障诊断与预测性维护技术，对保障煤矿安全生产、提升经济效益、推动行业高质量发展意义深远<sup>[1]</sup>。本文将从煤矿机电运输设备类型及故障模式出发，阐述主流故障诊断技术原理与应用，剖析现代维护体系，探讨技术落地挑战，为相关人员提供借鉴。

### 1 煤矿机电运输设备类型及典型故障模式

煤矿井下机电运输设备种类繁多，工作环境极其恶劣（潮湿、粉尘、腐蚀、空间受限），其故障模式复杂多样。主要设备类型及常见故障如下：

#### 1.1 带式输送机

带式输送机作为矿井运输核心，正广泛采用结构紧凑、可靠性高的电动滚筒替代传统“电机+减速器”驱动模式。其故障主要表现为：机械方面，托辊卡死损坏、输送带跑偏撕裂，以及电动滚筒内部齿轮磨损、轴承失效或包胶脱落；电气方面，涵盖滚筒内置电机过热、配套变频器故障及速度、温度、烟雾等传感器失灵；系统性故障则包括煤流堵转引发的过载打滑，以及张紧力异常导致的断带风险。这种一体化设计虽减少了外部传动

故障点，但对滚筒内部状态监测提出了更高要求。

#### 1.2 刮板输送机

主要用于采煤工作面，直接服务于采煤机。（1）机械故障：刮板链疲劳断裂、链轮磨损、中部槽磨损或变形、哑铃销断裂、紧链器失效。（2）电气故障：电机过载、双速电机切换故障、电控系统PLC模块异常。（3）工况关联故障：底链回煤过多导致过载；飘链、掉链影响正常运行。

#### 1.3 提升系统（主副井提升机）

被誉为矿井的“咽喉”，负责人员、物料、煤炭的垂直运输，安全等级最高。（1）机械故障：主轴装置疲劳裂纹、天轮轴承损坏、钢丝绳断丝、磨损、锈蚀、伸长甚至断绳；制动盘/鼓磨损、制动器失效。（2）电气与控制系统故障：高压变频器故障、编码器信号丢失、PLC控制系统逻辑错误、安全回路异常。（3）安全保护系统故障：过卷、过放、超速、松绳等保护装置失灵。

这些故障的发生往往不是孤立的，而是由多种因素耦合作用的结果，如设备老化、维护不当、操作失误、设计缺陷以及恶劣的井下环境等。准确、及时地识别这些故障的早期征兆，是实现有效维护的前提。

## 2 煤矿机电运输设备故障诊断技术

### 2.1 基于信号处理的传统诊断方法

主要通过\*\*对振动、声音、电流、温度等物理信号进行时域、频域或时频域分析来提取故障特征

。对于旋转机械而言，振动信号是最直接的健康指标，通过傅里叶变换进行频谱分析，可以有效识别出与轴承、齿轮故障相关的特征频率；而对于非平稳的瞬态冲击信号，小波变换则能更好地捕捉早期微弱故障的痕迹。电机电流特

征分析 (MCSA) 作为一种非侵入式的诊断手段, 通过监测定子电流频谱中因负载侧故障 (如不对中、轴承损坏或转子断条) 而产生的特定边带频率, 实现了对电机健康状况的间接评估<sup>[2]</sup>。此外, 声发射与超声检测技术则在材料内部缺陷探伤方面展现出独特优势, 常被用于钢丝绳、压力容器等关键承压部件的无损检测。这类方法高度依赖专家经验来建立故障特征与信号模式之间的映射关系, 虽然对已知的、典型的故障模式效果显著, 但在面对复杂的、多故障并发的实际情况时, 其诊断能力便显得捉襟见肘。

## 2.2 基于人工智能 (AI) 的智能诊断方法

早期的浅层机器学习方法, 如支持向量机、随机森林等, 需要依赖人工精心设计和提取统计或频谱特征, 再输入模型进行分类, 其效果很大程度上取决于特征工程的质量。而深度学习的出现则带来了革命性的变化, 卷积神经网络能够自动从原始的一维振动信号或二维时频图中逐层学习抽象特征, 彻底省去了繁琐的人工特征工程; 循环神经网络及其变体则凭借其对时间序列数据的强大建模能力, 能够精准捕捉设备状态随时间演变的动态规律, 非常适合于故障的早期预警和剩余使用寿命的预测。针对煤矿设备故障样本稀缺的普遍难题, 迁移学习和小样本学习等前沿技术提供了有效的解决方案, 它们能够利用其他领域或相似工况下的丰富数据来预训练模型, 再用少量煤矿设备数据进行微调, 从而显著提升模型在小样本场景下的泛化能力。尽管AI方法在模式识别上展现出巨大潜力, 但其“黑箱”特性所带来的可解释性差的问题, 在安全至上的煤矿领域依然是一个亟待解决的挑战。

## 2.3 基于数字孪生 (Digital Twin) 的综合诊断方法

构建过程始于利用CAD/CAE模型构建设备的几何与物理基础, 继而通过部署物联网传感器网络实时采集设备运行数据, 并最终借助数据同化技术将实时数据与仿真模型深度融合, 不断修正和更新虚拟模型的状态, 确保其与物理实体保持高度同步。在诊断应用层面, 数字孪生体的价值在于其强大的“假设性”分析能力。当物理设备出现异常时, 工程师可以在孪生体上模拟多种可能的故障场景, 并通过比较仿真结果与实际监测数据的吻合度, 实现对故障源的精准定位。不仅如此, 数字孪生还能对故障的演化过程进行可视化推演, 帮助运维人员直观地理解故障的内在机理和发展趋势。这种将机理模型与数据驱动深度融合的方式, 代表了故障诊断技术的未来方向, 有望从根本上克服传统方法在处理复杂系统诊断问题时的局限性。

## 3 煤矿机电运输设备维护技术体系

### 3.1 从定期维修到预测性维护的演进

最初的事后维修模式, 即设备坏了才修, 虽然成本看似最低, 但其带来的安全风险和生产损失是灾难性的, 早已被行业所摒弃。随后兴起的定期维修, 按照固定周期进行检修或更换, 虽增强了计划性, 却不可避免地陷入“过度维修”与“维修不足”的双重困境, 造成资源的极大浪费。基于状态的维修 (CBM) 迈出了关键一步, 它依据设备的实时状态监测数据来决定维修时机, 但本质上仍是一种反应式策略, 通常在故障征兆已经相当明显时才触发维护行动<sup>[3]</sup>。预测性维护 (PdM) 则是CBM的高级形态, 它不仅关注设备的当下状态, 更着眼于未来, 利用先进的人工智能模型预测设备健康状态的退化轨迹和剩余使用寿命, 从而能够在故障发生前的最优时间窗口安排精准维护。这种前瞻性的策略, 能够最大化设备的可用性, 同时最小化维护成本和意外停机所带来的损失, 是现代智能矿山运维的理想目标。

### 3.2 预测性维护的核心要素与实施路径

其起点是全面感知, 即在关键设备上部署覆盖全面的传感器网络, 对振动、温度、电流、视频、声学等多种物理量进行全方位监测, 为后续分析提供坚实的数据基础。面对海量数据, 边缘-云协同计算架构成为必然选择, 在靠近数据源的边缘侧进行初步的数据清洗、压缩和简单特征提取, 以降低传输负担和延迟; 而将核心的、复杂的AI模型部署在云端或区域数据中心, 则能充分利用其强大的算力进行深度分析和精准预测。智能分析与决策是整个系统的大脑, 它利用前述的AI或数字孪生技术, 将原始数据转化为有价值的洞察, 生成设备健康评估报告、故障预警信息和剩余使用寿命预测结果。最后, 闭环执行环节将这些分析结果与企业的ERP、EAM等管理系统无缝集成, 自动生成维修工单并推送到现场人员的移动终端, 指导其进行精准高效的作业, 而维修后的反馈数据又会重新流入系统, 用于模型的持续优化和迭代, 形成一个自我完善的良性循环。

### 3.3 智能维护体系的构建

未来的煤矿维护体系将是一个融合了先进技术与人类智慧的人-机-物协同智能体。它不仅包含上述的技术平台, 还将知识图谱、AR/VR等前沿技术融入其中。知识图谱技术能够将分散在设备手册、维修记录、专家经验和历史案例中的非结构化知识进行结构化整合, 构建成一个庞大的知识网络。当系统发出预警时, 它不仅能够准确判断“是什么故障”, 还能通过知识推理, 为运维人员提供“为什么发生”、“如何处理”、“需要哪些备件”

等一整套决策支持方案,极大地提升了决策的科学性和效率<sup>[4]</sup>。与此同时,AR辅助维修技术则将虚拟信息与物理世界完美叠加,维修人员佩戴AR眼镜,即可在真实视野中看到设备的三维模型、详细的拆装指引和过往的维修记录,仿佛有一位资深专家在身旁进行“手把手”教学,这不仅显著降低了对维修人员个人技能的依赖,也大幅提高了维修作业的效率 and 准确性,共同构筑起一个高效、智能的现代化维护体系。

#### 4 当前面临的挑战与对策

##### 4.1 数据层面的挑战

数据是智能诊断与维护的基石,然而在煤矿井下环境中,这一基石并不稳固。强烈的电磁干扰和恶劣的物理环境常常导致传感器采集的数据噪声大、易丢失、易漂移,严重影响了数据质量。更为棘手的是,由于历史原因,不同厂商、不同年代的设备往往采用各自封闭的数据协议,形成了一个信息孤岛,使得全系统的数据融合分析变得异常困难。此外,重大设备故障本就是小概率事件,获取足够数量且经过准确标注的故障样本来训练可靠的AI模型,几乎是不可能完成的任务。

##### 4.2 技术与模型层面的挑战

即使拥有了数据,技术本身也面临着严峻考验。在某一矿井特定工况下训练出的AI模型,一旦应用于另一工况迥异的矿井,其性能往往会大幅下降,模型的泛化能力成为一大瓶颈。同时,AI模型固有的“黑箱”特性,使其诊断结论缺乏透明度和可解释性,这使得现场工程师,尤其是在涉及重大安全决策时,难以对其产生充分的信任。另一方面,井下边缘计算设备的算力资源十分有限,而许多先进的深度学习模型对计算能力要求极高,如何在有限的资源下部署高效的智能算法,是另一个亟待解决的工程难题。

##### 4.3 管理与成本层面的挑战

部署一套覆盖全面的传感网络、搭建强大的数据处

理平台、开发和维护定制化的AI模型,都需要巨大的前期资本投入,这对于许多煤矿企业而言是一笔不小的开支。与此同时,市场上极度缺乏既精通煤矿机电设备、又掌握数据分析和AI算法的复合型人才,人才缺口严重制约了技术的落地与深化。更深层次的阻力来自于组织内部,从沿袭多年的传统维护模式向全新的智能化维护体系转型,必然伴随着业务流程的再造和岗位职责的调整,这种深刻的组织变革往往会遇到来自基层员工的习惯性抵触和不适应。

#### 5 结语

煤矿机电运输设备的安全高效运行关乎国家能源与矿工生命安全。在安全生产形势严峻、智能化转型的背景下,摒弃落后维护模式,采用以故障诊断与预测性维护为核心的现代智能维护技术是行业必然趋势。本文探讨了故障诊断技术从传统信号分析到人工智能、数字孪生的演进路径,剖析了智能维护体系构建要素,指出当前在数据、技术、管理和成本等方面面临挑战。展望未来,多源信息融合等技术成熟应用将使运维模式更主动、精准、高效、智能。不过,技术落地需顶层设计引领、标准体系支撑、复合人才培养以及持续投入创新,如此才能筑牢煤矿安全生产防线,推动煤炭工业向高质量、可持续、本质安全的新阶段迈进。

#### 参考文献

- [1]迟强.浅析煤矿机电运输设备的隐患排查与预防策略[J].中国设备工程,2026,(02):199-201.
- [2]代存海,陈一.煤矿机电设备故障诊断与预测维护技术研究[J].山东煤炭科技,2025,43(04):189-192.
- [3]陈会利,邵华一.煤矿机电设备的故障诊断与预防性维护技术研究[J].现代制造技术与装备,2024,60(07):170-172.
- [4]尉磊.煤矿机电运输设备安全运行的技术保障措施[J].新疆有色金属,2025,48(05):98-99.