

# 矿山机电设备故障预测与健康管理工作研究

马国帅

中煤陕西榆林能源化工有限公司 陕西 榆林 719000

**摘要:** 矿山机电设备的稳定运行对矿山生产的安全性、效率及经济效益至关重要。本研究聚焦于矿山机电设备故障预测与健康管理工作 (PHM) 方法, 综合运用多种技术手段, 包括传感器技术、数据采集与传输技术、数据分析与处理技术以及人工智能算法等。通过对设备运行状态数据的实时监测与分析, 提取有效的特征参数, 构建故障预测模型, 实现对设备故障的早期预警和健康状态评估。研究结果表明, 该方法能够显著提高矿山机电设备的可靠性和可维护性, 减少突发故障带来的损失, 为矿山企业的智能化生产和设备管理提供有力的技术支持, 具有重要的理论意义和实际应用价值。

**关键词:** 矿山机电设备; 故障预测; 健康管理; 传感器技术; 人工智能

引言: 随着矿山开采规模的不断扩大和生产自动化程度的日益提高, 矿山机电设备朝着大型化、复杂化和智能化方向发展。这些设备在恶劣的矿山环境下长时间连续运行, 一旦发生故障, 不仅会导致生产中断, 造成巨大的经济损失, 还可能引发安全事故, 危及人员生命安全。传统的设备维护方式主要基于定期检修和事后维修, 这种方式存在诸多弊端, 如过度维护导致资源浪费、维护不足引发设备突发故障以及难以准确把握设备的实际健康状况等。因此, 为了保障矿山机电设备的安全稳定运行, 提高设备管理水平, 故障预测与健康管理工作 (PHM) 技术应运而生。PHM技术旨在通过对设备运行数据的实时监测、分析和处理, 提前预测设备可能出现的故障, 并对设备的健康状态进行评估和管理, 以便在故障发生前采取有效的维护措施, 实现从传统的“被动维修”向“主动维护”的转变。本研究深入探讨矿山机电设备的故障预测与健康管理工作方法, 旨在为矿山企业提供一种科学、高效的设备管理策略, 提升矿山生产的整体效益和安全性。

## 1 矿山机电设备故障预测与健康管理工作的重要性

### 1.1 提高设备可靠性

在矿山机电设备运行过程中, 借助先进的监测技术对各项运行参数进行不间断追踪与深度剖析。一旦数据呈现异常波动, 便意味着可能存在潜在故障风险。此时, 依据精准的分析结果迅速开展针对性的维护工作, 如调整设备运行参数、紧固松动部件或更换即将失效的零件等。如此一来, 设备得以在故障萌芽阶段便得到有效处理, 有效规避了突发故障的发生, 从根本上增强了设备的稳定性与可靠性, 延长了设备的使用寿命, 为矿山生产活动提供坚实的设备保障基础。

### 1.2 保障生产连续性

矿山生产具有高度的连续性要求, 任何设备故障导致的停机都会对整个生产流程产生连锁反应。通过故障预测与健康管理工作系统, 能实时掌握设备状态, 将可能引发停机的故障因素提前化解。无论是采掘设备、运输设备还是其他关键机电设备, 都能保持稳定运行。这不仅减少了因设备突发故障而被迫中断生产的时间, 而且使生产流程各环节衔接更为顺畅, 提高了整体生产效率, 最大程度降低了因停机带来的诸如产量减少、工期延误等经济损失, 确保矿山生产活动能够持续、高效地推进。

### 1.3 降低维护成本

以往传统的设备维护模式往往缺乏对设备实际状况的精准把握, 容易导致过度维护或维护不足。而故障预测与健康管理工作方法则依据设备实时的健康数据, 制定出高度契合设备需求的维护计划。仅在设备确实需要维护时才进行操作, 避免了盲目地对设备进行全面检修和不必要的零部件更换。这种精准维护模式使得维护资源得到合理分配与高效利用, 减少了人力、物力和财力的浪费, 有效控制了维护成本, 让矿山企业在设备管理方面实现成本效益的最大化, 提升企业的经济效益与市场竞争力。

### 1.4 提升安全水平

矿山作业环境复杂且危险性高, 机电设备的安全运行至关重要。故障预测与健康管理工作体系能够提前对设备故障进行预警, 使相关人员有充足时间采取应对措施。例如, 当提升机的关键部件出现异常迹象时, 系统及时发出警报, 工作人员便可提前安排设备检修或停止运行并疏散人员, 有效防止如因提升机故障而引发的坠罐这类严重安全事故的发生。这从源头上消除了安全隐患, 为矿山作业人员营造了一个相对安全的工作环境, 极大

地保障了他们的生命安全，同时也有助于矿山企业树立良好的安全形象，促进企业的可持续发展。

## 2 矿山机电设备故障预测与健康管理系统架构

### 2.1 数据采集系统

#### (1) 传感器选型

针对不同的矿山机电设备，需要选择合适类型的传感器。例如，对于旋转机械类设备（如通风机、提升机等），可选用振动传感器（如加速度传感器、位移传感器）来监测设备的振动情况，通过分析振动频率、幅值等参数判断设备的运行状态；温度传感器用于监测设备关键部位的温度，防止过热引发故障；压力传感器可用于监测液压或气压系统的压力。对于电气设备，可选用电流传感器、电压传感器监测电气参数，以检测电气故障，如短路、过载等。

#### (2) 传感器布置

传感器的布置应遵循能够全面反映设备运行状态且具有代表性的原则。例如在大型采掘设备的关键传动部件（如齿轮箱、传动轴等）上布置多个振动传感器，以便准确捕捉不同位置的振动特征；在电机绕组附近布置温度传感器，及时监测电机的温升情况。同时，要考虑传感器的安装位置对测量精度的影响，避免受到外界干扰因素（如强磁场、强振动源等）的影响。

### 2.2 数据传输与存储

#### (1) 数据传输方式

可采用有线传输（如工业以太网）和无线传输（如Wi-Fi、蓝牙、ZigBee等）相结合的方式。在矿山井下等复杂环境中，对于数据量较大且对实时性要求高的关键设备数据，优先采用有线传输，以确保数据传输的稳定性和可靠性。而对于一些移动设备或数据量较小、对实时性要求相对较低的设备数据，可以采用无线传输方式，方便灵活。

#### (2) 数据存储

建立大型的数据存储中心，采用分布式存储技术，对采集到的海量设备运行数据进行存储。存储的数据应包括设备的原始运行数据、预处理后的数据、特征数据以及故障诊断和预测结果等，以便后续的数据挖掘与分析。

### 2.3 数据分析与处理模块

#### (1) 数据预处理

由于采集到的数据可能存在噪声、异常值等问题，需要进行数据预处理。采用滤波算法（如低通滤波、高通滤波、带通滤波等）去除噪声干扰，通过统计分析方法（如均值、标准差等）识别并修正异常值。同时，对数据进行标准化处理，使不同量级的数据具有可比性，

例如采用归一化方法将数据映射到特定的区间。

#### (2) 特征提取与选择

从原始数据中提取能够反映设备运行状态和故障特征的特征参数。例如，从振动信号中提取时域特征（如均值、方差、峰值、峭度等）、频域特征（如频谱、功率谱等）以及时频域特征（如小波包分解系数等）。然后采用特征选择算法（如主成分分析、相关系数分析等）筛选出对设备故障敏感且相互独立的特征子集，降低数据维度，提高后续故障预测模型的训练效率和准确性。

## 3 故障预测模型

### 3.1 基于物理模型的故障预测

基于物理模型的故障预测是根据设备的物理原理和结构特性建立数学模型。例如对于矿山通风机，可以根据流体力学原理、机械动力学原理建立其风量、风压与转速、叶片角度等参数之间的关系模型。通过监测模型中的关键参数变化，结合设备的磨损、老化等物理规律，预测设备可能出现的故障，如风机叶片的疲劳断裂、轴承的磨损等。这种方法的优点是物理意义明确，能够深入理解设备的故障机理，但缺点是对于复杂设备，建模难度较大，且模型的准确性依赖于对设备物理过程的精确描述和参数的准确获取。

### 3.2 基于数据驱动的故障预测模型

#### (1) 神经网络（ANN）

神经网络具有强大的自学习和非线性映射能力。在矿山机电设备故障预测中，可以构建多层前馈神经网络（如BP神经网络）。将设备的特征参数作为输入层神经元，设备的故障类型或故障程度作为输出层神经元。通过大量的历史数据对神经网络进行训练，调整网络的权值和阈值，使网络能够学习到设备运行状态与故障之间的复杂映射关系。例如，将提升机的振动特征、温度特征、电流特征等输入神经网络，预测提升机的传动系统故障、电气故障等。

#### (2) 支持向量机（SVM）

支持向量机是一种基于统计学习理论的分类和回归算法。对于故障预测问题，可以将其转化为二分类或多分类问题。例如，将设备正常运行状态和故障状态作为两类，通过构建合适的核函数（如径向基函数），将低维的特征空间映射到高维空间，在高维空间中寻找最优分类超平面，实现对设备故障的预测。SVM具有较好的泛化能力，对于小样本数据也能取得较好的预测效果。

#### (3) 深度学习模型（如卷积神经网络、循环神经网络）

卷积神经网络（CNN）擅长处理具有网格结构的数据，如振动信号的时频图等。可以将振动信号经过时频

变换后得到的时频图作为CNN的输入,自动提取时频图中的局部特征和全局特征,用于故障分类和预测。循环神经网络(RNN)及其变体(如长短期记忆网络LSTM)则适用于处理具有时序性的数据,如设备运行参数的时间序列数据。例如,利用LSTM对矿山排水泵的流量、压力等参数的时间序列进行分析,预测排水泵的故障趋势。

### 3.3 混合故障预测模型

将基于物理模型和基于数据驱动模型相结合,形成混合故障预测模型。例如,利用物理模型确定设备故障的主要影响因素和大致的故障范围,然后采用数据驱动模型对物理模型难以精确描述的复杂非线性关系进行补充和细化。这种混合模型可以充分发挥两种模型的优势,提高故障预测的准确性和可靠性。

## 4 健康管理策略

### 4.1 剩余使用寿命(RUL)预测

#### (1) 基于数据驱动RUL预测方法

在数据驱动的RUL预测中,数据是核心要素。收集海量的设备历史运行数据以及过往故障数据后,运用回归模型或机器学习算法挖掘数据内在规律。如线性回归适用于简单线性关系的参数与剩余寿命关联分析,非线性回归则应对复杂的非线性特征。以神经网络回归为例,其可处理多维度特征参数劣化趋势数据,通过多层神经元构建复杂映射关系,以特征参数劣化数据为自变量,剩余运行时间为因变量进行训练学习。随着新数据的持续流入,模型不断优化更新,从而实时输出精准的RUL预测值,为维修时机确定与维修策略规划提供关键依据,确保设备维护的及时性与科学性。

#### (2) 基于物理模型与数据驱动相结合的RUL预测

首先构建物理模型,依据设备的机械原理、动力学等知识,模拟关键部件在理想与故障工况下磨损、疲劳等物理量变化,得出理论使用寿命区间。但物理模型存在不确定性,如实际工况复杂导致的参数偏差。此时引入数据驱动模型,对设备运行实时参数监测,如振动、温度、压力等。将这些实际数据与物理模型理论值对比分析,修正物理模型中的不确定参数,如摩擦系数、材料疲劳特性等。两者协同作用,综合考虑理论与实际情况,从而使RUL预测更贴合设备真实运行状态,提高预测准确性,为设备全生命周期管理提供有力支持。

### 4.2 维修决策制定

#### (1) 基于可靠性的维修决策

设备可靠性指标反映其稳定运行能力。依据故障率、平均故障间隔时间等指标构建维修决策框架。当故

障率逐渐攀升或平均故障间隔时间缩短至设定阈值时,表明设备可靠性下降。对于此类情况,如故障率高的矿山运输设备,需及时调整维护策略。缩短定期维护周期,可增加巡检频次、深度检查关键部件磨损情况;增加维护项目,涵盖润滑系统优化、紧固连接件检查等。通过这些预防性维修措施,降低故障发生概率,提升设备可靠性,保障矿山生产运输线的稳定运行,减少因设备故障导致的生产中断风险。

#### (2) 基于成本效益分析的维修决策

维修决策不仅关乎设备性能恢复,更涉及成本与效益平衡。构建成本效益模型时,全面考量维修成本,包括人力、零部件、维修工具等直接成本以及设备停机期间的间接成本,如产量损失、工期延误赔偿等。同时评估维修后设备性能提升带来的效益,如生产效率提高、能耗降低等。以大型矿山机电设备重大故障维修为例,针对更换新部件、修复旧部件、采用再制造技术等不同方案,详细计算各自的总成本与总效益。通过对比分析,确定成本效益最优方案,实现企业资源的高效利用,在保障设备良好运行状态的同时,最大化企业经济效益,提升企业在市场竞争中的优势地位。

## 结语

矿山机电设备故障预测与健康管理办法的深入探究与应用,为矿山行业的稳健发展提供了坚实保障。通过精准的数据采集、高效的传输存储、深度的分析处理以及可靠的故障预测模型构建,实现了对设备全方位、实时性的健康管理。这不仅显著提升了设备的可靠性与安全性,有效降低了突发故障带来的停机损失与维护成本,而且极大地保障了生产的连续性与高效性。在未来,随着科技的持续进步,我们应进一步优化这些管理方法,融合更先进的技术,如人工智能的深度强化学习、物联网的无缝集成等,不断拓展其功能与应用范围,使矿山机电设备的管理更加智能化、精细化,为矿山企业创造更大的价值,推动整个矿山行业迈向更高的发展台阶。

## 参考文献

- [1]孙明,刘峰.矿山机电设备预防性维护策略研究与实践[J].中国矿业,2020,29(10):135-139.
- [2]王强,张宇.矿山机电设备健康管理系统的设计与应用[J].煤炭工程,2022,54(11):189-193.
- [3]赵刚,陈亮.人工智能技术在矿山机电设备故障诊断中的应用[J].金属矿山,2021,50(8):163-168.