

基于数字孪生的煤矿重装设备故障预测与维护策略

张 强

山西天地王坡煤业有限公司 山西 晋城 048021

摘 要：本文聚焦基于数字孪生的煤矿重装设备故障预测与维护策略。以3217重型综放工作面为背景，介绍其概况与设备配置，阐述数字孪生技术基础。构建设备故障预测模型，涵盖数据采集与预处理、数字孪生模型构建、故障预测算法设计。制定预防性维护策略，包括维护计划优化、备件管理与库存优化、维护决策支持系统，为煤矿安全生产提供有力保障。

关键词：数字孪生；煤矿重装设备；故障预测；维护策略；综放工作面

引言：煤矿生产中，重装设备稳定运行至关重要。传统维护方式多在故障发生后处理，影响生产效率与安全。数字孪生技术能构建物理实体精准数字化副本，实现实时监控与智能优化。3217重型智能化综放工作面作为山西天地王坡煤业打造的首批智能化重装示范工作面，集成了行业前沿的智能化装备与管控系统，是公司探索煤矿智能化开采与运维的核心试验场。本文旨在探讨基于数字孪生的该工作面重装设备故障预测与维护策略，提升设备可靠性，保障煤矿高效安全开采。

1 3217 重型综放工作面概述

1.1 工作面地理位置与开采条件

3217工作面作为山西天地王坡煤业有限公司首批智能化重型综放工作面，位于二采区北翼区域，承担着3号煤层的智能化开采任务，是3206工作面的直接接替面，其智能化装备运行效能与维护水平对全矿智能化转型具有示范引领作用；该工作面可采煤量达到2629.07千吨，预计开采期约为1.75年，能够为公司提供稳定且可观的煤炭产量。工作面南侧紧邻四条主要大巷，便于物料和人员的运输；北侧则为井田边界，边界间设有合理的边界煤柱，以确保开采安全。在开采过程中，东侧为已开采完毕的3215采空区，西侧则为未开采的实体煤，对应的地表为山区形地貌，主要以林地和荒地为主，对环境的影响相对较小。

1.2 设备配置与选型

作为首批智能化重型综放工作面，3217工作面在设备配置上采用了行业领先的智能化装备与技术，以适配自动化开采需求并保障高效安全运行。主要装备包括MG650/1655-WD型智能化双滚筒采煤机（具备远程控制、自动调高与记忆割煤功能）；SGZ1000/2×1200型智能刮板输送机（搭载运行状态监测与链条张力自动调节系统）；SZZ1000/700型转载机、PLM3000型破碎机，以

及ZF16000/20/38D型电液控液压支架（支持群架联动与自动跟机移架）等关键设备^[1]。这些智能化装备的稳定运行直接关系到工作面自动化开采效率和安全性，是煤矿智能化高效开采的核心保障。

1.3 开采工艺与安全技术措施

3217工作面在开采工艺上采用了长壁式采煤方法，结合重型综放采煤工艺，实现了高效、安全的煤炭开采。工作面采用全部垮落法管理顶板，采高设定为3.5米，采放比约为1:0.5，既保证了煤炭的回收率，又有效控制了顶板的垮落；在开采过程中，公司严格执行瓦斯治理工作体系，通过加强通风、抽采、监控等措施，确保瓦斯浓度控制在安全范围内。另外，公司还严格落实防治水细则，加强水文地质观测和排水设施建设，确保施工安全。通过这些安全技术措施的实施，3217工作面在开采过程中始终保持着安全、稳定的运行状态。

2 数字孪生技术基础

2.1 数字孪生定义与发展历程

数字孪生作为一种前沿的虚拟映射技术，其核心在于构建物理实体的精准数字化副本。这一技术通过高度仿真的数字模型，实现了对物理实体全生命周期的实时监控、深入分析与智能优化。数字孪生的概念虽新，但其起源可追溯至20世纪60年代的虚拟现实技术探索。随着计算机技术、传感器技术、通信技术以及大数据技术的飞速发展，数字孪生逐渐突破虚拟现实的局限，广泛应用于航空航天、制造业、医疗、能源等多个领域，成为推动产业升级和数字化转型的重要力量。

2.2 数字孪生核心技术

数字孪生的构建依赖于大数据、云计算、物联网、人工智能等先进技术。大数据技术为数字孪生提供实时数据支持，云计算提供强大的计算能力，物联网实现物理实体的实时监控，人工智能助力智能分析和决策。这

些技术相互融合,共同支撑数字孪生从数据采集、建模到应用的全过程。

2.3 数字孪生在煤矿行业的应用现状

数字孪生技术在煤矿行业的应用逐渐增多,主要用于设备监控、故障预测、生产优化等方面。通过构建设备的数字孪生模型,实现设备状态的实时监测和故障预测,提高生产效率和安全性^[2]。例如,塔力科技等企业已成功将数字孪生技术应用于煤矿重大设备及重要部件的管理中,实现了设备的智能化运维。

3 基于数字孪生的设备故障预测模型构建

3.1 数据采集与预处理

3.1.1 传感器部署与数据采集

在3217这一首批智能化工作面,为匹配设备智能化运行需求,实现对设备状态的全面精准感知,精心部署了一套基于工业互联网的高精度智能传感器网络。针对MG650/1655-WD型智能化采煤机的电机、滚筒、截割部等关键部位,分别安装了温度传感器、振动传感器和压力传感器。温度传感器精度可达 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$,能够实时监测电机绕组温度,当温度超过 120°C 时发出预警;振动传感器采样频率高达 10kHz ,可捕捉到微小的振动信号,其量程范围覆盖 $0\sim 50\text{g}$,能有效监测设备的振动状态;压力传感器用于监测液压系统的压力变化,精度为 $\pm 0.1\text{MPa}$ 。同时,在工作面的不同位置安装了瓦斯浓度传感器和粉尘浓度传感器。瓦斯浓度传感器量程为 $0\sim 100\%\text{LEL}$,精度 $\pm 3\%\text{LEL}$,可实时监测瓦斯浓度,当浓度超过 1% 时触发报警;粉尘浓度传感器能精确测量空气中粉尘的质量浓度,测量范围 $0.01\sim 1000\text{mg}/\text{m}^3$,精度 $\pm 10\%$ 。通过物联网技术,这些传感器数据以每秒一次的频率高效、稳定地传输至数据中心。以一个月为例,采集到的设备运行数据和环境数据总量超过 500GB ,为构建数字孪生模型提供了丰富、实时的数据支持,确保了数据的全面性和时效性,为后续的故障预测奠定了坚实基础。

3.1.2 数据清洗与特征提取

原始数据中往往包含噪声和异常值,严重影响后续分析的准确性。例如,在采集到的振动数据中,由于外界干扰可能会出现瞬间幅值超过正常范围数倍的异常值。因此,需对采集到的数据进行清洗,采用基于统计方法的数据清洗策略,去除无效和错误数据。对于温度数据,设定合理的阈值范围(如电机正常工作温度在 $60\sim 110^{\circ}\text{C}$ 之间),超出该范围的数据视为异常值并进行剔除。随后,运用特征提取技术,从清洗后的数据中挖掘出关键特征参数。通过特征提取,将原本高维的传感器数据(如每秒10个采样点的振动数据)转换为低维特征

向量(如主导频率、温度变化率等5-10个关键特征),不仅减少数据冗余,还提高了后续分析和建模的效率。经过特征提取后,数据量减少了约70%,使得故障预测更加精准可靠^[3]。

3.2 数字孪生模型构建

数字孪生模型构建包含三维建模与仿真、模型优化与验证。在三维建模与仿真方面,借助SolidWorks、CATIA等三维建模软件,结合设备CAD图纸与实际测量数据构建高精度三维几何模型。以液压支架为例,用激光扫描仪获取其外形尺寸,精度达 $\pm 0.05\text{mm}$,扫描数据与CAD图纸融合校准后,构建出误差小于 $\pm 0.1\text{mm}$ 的模型,准确反映设备物理结构,为仿真分析奠基。再利用ANSYS、ABAQUS等仿真软件,模拟设备不同工况运行情况,如采煤机在不同负载下的振动响应和温度变化。仿真显示,负载从80%增至100%额定负载时,电机主导振动频率从 120Hz 变为 130Hz ,幅值从 5g 增大到 7g ,温度从 80°C 升至 95°C ,与实际监测数据误差在 $\pm 5\%$ 以内,验证了模型准确性;模型优化与验证上,数字孪生模型依据实时数据反馈动态优化。以液压支架液压系统模型为例,每小时对比实际监测的压力、流量数据与模型预测结果,偏差超 $\pm 5\%$ 就更新参数。每月评估模型预测精度和可靠性,初始模型对故障预测准确率超85%,正常状态识别准确率超90%,经多次优化后,预测准确率提升至92%以上。

3.3 故障预测算法设计

3.3.1 基于机器学习的故障预测

运用支持向量机(SVM)、神经网络等机器学习算法,对历史故障数据建模分析。以神经网络为例,采用三层前馈结构,输入层8个节点对应特征参数,隐藏层12个节点经实验确定,输出层2个节点表示正常与故障状态。收集过去一年500组故障数据和1000组正常数据作训练样本,经1000次迭代训练,模型准确率超95%。这些算法可自动学习故障模式与特征,实现设备故障早期预警。实际应用中,能提前2-3小时预测故障,准确率达88%以上。机器学习算法数据处理和模式识别能力强,能处理复杂非线性关系,提升预测准确性。同时,每月新增50组故障和100组正常数据再训练模型,使其适应设备状态变化,保持长期预测效果。

3.3.2 基于深度学习的故障预测

为提升故障预测准确性与鲁棒性,引入卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)等深度学习算法。以卷积神经网络为例,构建含2个卷积层、2个池化层和1个全连接层的网络。卷积层用 3×3 卷积核、步长1提取局

部特征；池化层采用最大池化，窗口 2×2 、步长2降维。用过去两年10TB设备运行数据，预处理后作训练集和测试集。经50个周期训练，模型在测试集准确率超93%。深度学习算法能自动学习高级特征，多层网络深度挖掘分析设备数据。在处理大规模、高维度数据上优势明显，可捕捉细微变化，提前发现潜在故障隐患。实际应用中，该模型能提前4-5小时预测故障，比机器学习模型提前1-2小时，为煤矿安全生产提供有力保障。

4 预防性维护策略制定

4.1 维护计划优化

基于数字孪生设备故障预测模型的精准结果，对现有维护计划进行深度优化成为关键。通过详细分析各设备故障发生的概率、时间规律及潜在影响，可明确划分设备风险等级。对于处于高风险状态的关键设备，如采煤机核心部件、液压支架关键阀组等，需显著增加日常巡检与专业维护的频次，制定更为细致的维护流程与标准，确保潜在故障能被及时发现并处理。而对于低风险设备，在保证基本维护要求的前提下，适当减少维护频次，避免过度维护造成资源浪费^[4]。这种差异化的维护计划制定方式，实现了维护资源在不同设备间的优化配置，使有限的资源能够集中投入到最需要的地方，从而在保障设备稳定运行的同时，有效降低整体维护成本。

4.2 备件管理与库存优化

构建完善的备件管理系统是预防性维护策略的重要支撑。该系统紧密结合设备故障预测结果以及历史维护数据，运用先进的数据分析算法，精准预测各类备件的需求数量、需求时间等关键信息。依据预测结果，对库存结构进行科学调整，对于故障预测中显示需求频率高、采购周期长的关键备件，适当增加库存储备量，确保在设备突发故障时能够及时更换，减少设备停机时间。通过这种动态的库存优化管理，有效减少备件积压

和短缺现象的发生，显著降低库存成本，提高企业资金周转效率。

4.3 维护决策支持系统

开发一套功能全面、实用的维护决策支持系统对于提升首批智能化工作面的预防性维护水平具有重要意义。该系统集成了故障预测结果、优化后的维护计划以及备件管理等多方面功能，且与3217工作面的智能化开采控制系统无缝对接，可实现维护决策与生产调度的协同联动。通过直观、清晰的可视化界面，将复杂的设备状态信息、维护任务安排以及备件库存情况等以图表、报表等形式呈现给维护人员。同时，系统还能根据实时数据动态调整维护决策，为维护人员提供科学、合理的决策依据。

结束语

基于数字孪生的煤矿重装设备故障预测与维护策略研究，为煤矿生产带来积极变革。通过构建故障预测模型与制定预防性维护策略，实现了设备状态的实时监测与精准维护，提高生产效率与安全性，降低维护成本。未来，随着技术不断发展，该策略将进一步完善，为煤矿智能化发展提供更强有力的支持，推动煤矿行业迈向更高水平的现代化生产。

参考文献

- [1]王明,刘建庄.面向煤矿机电设备维护的深度学习故障预测技术研究[J].机械与电子,2025,43(8):67-72,80.
- [2]李志朝,吕栋栋,朱明周.基于云计算的煤矿机电设备故障预测系统设计[J].现代制造技术与装备,2025,61(7):4-6.
- [3]魏庆瑞,张后鑫.煤矿机电运输设备故障率精准预测研究[J].中国新技术新产品,2025(1):80-82.
- [4]卢振星,密夫顺,乔冲冲.煤矿机电设备故障诊断与预测方法[J].内蒙古煤炭经济,2025(14):138-140.