

# 煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护研究综述

曹现刚<sup>1,2</sup>, 段 雍<sup>1,2</sup>, 王国法<sup>3</sup>, 赵江滨<sup>1,2</sup>, 任怀伟<sup>3</sup>, 赵福媛<sup>1,2</sup>, 杨 鑫<sup>1,2</sup>, 张鑫媛<sup>1,2</sup>,  
樊红卫<sup>1,2</sup>, 薛旭升<sup>1,2</sup>, 李 曼<sup>1,2</sup>

(1. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 西安 710054;  
3. 中国煤炭科工集团有限公司, 北京 100013)

**摘 要:**近年来,随着煤矿智能化技术快速发展,煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护技术作为实现煤矿设备运行健康状态智能感知、智能识别和维护决策,保障煤矿设备高效可靠运行的重要手段,相关研究受到了广泛关注。然而,目前煤矿仍然以事后维修、预防维修等方式为主,难以满足煤矿设备的高可靠性需求。基于此,综述了煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护的研究进展以推动其在煤矿的应用,阐释了煤矿设备全寿命周期的健康管理及智能维护内涵,给出了煤矿设备健康管理及智能维护总框架。从煤矿设备大数据管理方法、健康状态评估方法、剩余使用寿命预测方法、智能维护决策方法 4 方面分析了煤矿设备健康管理及智能维护方法研究现状。在煤矿设备大数据管理方面,总结了煤矿设备多源信息感知、大数据清洗、大数据集成及存储方法的最新研究成果,深入分析对比了相关方法的应用情况,指出了现阶段煤矿设备大数据管理存在的挑战。在煤矿设备健康状态评估方面,从煤矿设备监测信号特征提取、健康状态等级划分、健康状态评估模型构建 3 方面出发探讨了煤矿设备健康状态评估关键方法最新发展现状,对比分析了不同方法的优缺点,总结了该领域面临的难题。在煤矿设备剩余使用寿命预测方面,分析了统计模型方法、物理模型方法和数据驱动方法在煤矿设备剩余使用寿命预测上的优缺点,指出了煤矿设备剩余使用寿命方法存在的问题。在煤矿设备智能维护决策方面,明确了煤矿设备预测性维护决策主要步骤,对比分析了煤矿设备智能维护方法最新研究成果及其优缺点,归纳了现阶段煤矿设备智能维护方法研究的不足。结合煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护面临的挑战及发展要求,从煤矿设备大数据管理方法、时变工况下设备健康评估方法、多因素影响下设备剩余使用寿命方法、煤矿设备多目标智能维护决策方法、健康管理及智能维护算法集成及系统开发等方面对煤矿设备健康管理及智能维护提出了展望,指明了煤矿设备健康管理及智能维护关键理论、方法的研究方向,为提升煤矿设备健康管理及智能维护水平,促进煤炭工业转型升级和高质量发展提供依据。

**关键词:**煤矿设备;大数据管理;健康状态评估;剩余使用寿命预测;智能维护决策

**中图分类号:**TD407 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-9993(2025)01-0694-21

## Research review on life-cycle health management and intelligent maintenance of coal mining equipment

CAO Xiangang<sup>1,2</sup>, DUAN Yong<sup>1,2</sup>, WANG Guofa<sup>3</sup>, ZHAO Jiangbin<sup>1,2</sup>, REN Huaiwei<sup>3</sup>, ZHAO Fuyuan<sup>1,2</sup>,  
YANG Xin<sup>1,2</sup>, ZHANG Xinyuan<sup>1,2</sup>, FAN Hongwei<sup>1,2</sup>, XUE Xusheng<sup>1,2</sup>, LI Man<sup>1,2</sup>

收稿日期: 2024-04-14 策划编辑: 郭晓炜 责任编辑: 王晓珍 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2024.0400

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目 (51834006); 国家自然科学基金面上资助项目 (52274158); 中国博士后科学基金资助项目 (2022MD713793)

作者简介: 曹现刚 (1970—), 男, 山东莒南人, 教授, 博士生导师, 博士。E-mail: cao\_xust@sina.com

引用格式: 曹现刚, 段雍, 王国法, 等. 煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护研究综述[J]. 煤炭学报, 2025, 50(1): 694-714.

CAO Xiangang, DUAN Yong, WANG Guofa, et al. Research review on life-cycle health management and intelligent maintenance of coal mining equipment[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(1): 694-714.



移动阅读

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control, Xi'an 710054, China; 3. China Coal Technology & Engineering Group Co., Ltd., Beijing 100013, China)

**Abstract:** In recent years, with the rapid development of intelligent technology in coal mines, the whole life cycle health management and intelligent maintenance technology of coal mine equipment has attracted wide attention. It is an essential means to realize intelligent perception, intelligent identification, and maintenance decisions of the health status of coal mine equipment and ensure its efficient and reliable operation. However, at present, the coal mine is still primarily based on post-maintenance and preventive maintenance, which is challenging to meet the high-reliability requirements of coal mine equipment. Based on this, this paper reviews the research progress of the whole life cycle health management and intelligent maintenance of coal mine equipment to promote its application in coal mines. The connotation of health management and intelligent maintenance for coal mine equipment is explained, and the general framework of health management and intelligent maintenance for coal mine equipment is given. The research analyzes the status of coal mine equipment health management and intelligent maintenance technology from four perspectives: big data management, health status assessment, remaining useful life prediction, and intelligent maintenance decision-making technology. In the big data management of coal mine equipment, the latest achievements of multi-source information perception, big data cleaning, and big data integration and storage of coal mine equipment are summarized, the application of the relevant method is analyzed and compared, and the existing challenges of these methods are pointed out. In terms of coal mine equipment health status assessment, the latest development statuses of key methods are discussed from three aspects of feature extraction, health status classification, and health status assessment model construction, then the advantages and disadvantages of different methods are compared and analyzed, and the problems faced in this field are summarized. In the remaining useful life prediction of coal mine equipment, the advantages and disadvantages of the statistical model method, physical model method, and data-driven method are compared, and the problems of existing methods are expounded. In terms of intelligent maintenance of coal mine equipment, the main steps of coal mine equipment predictive maintenance are defined, the latest research results of intelligent maintenance methods of coal mine equipment and their advantages and disadvantages are compared and analyzed, and the deficiencies of the current research on intelligent maintenance decision technology are summarized. Combined with the challenges and development requirements, the prospect of coal mine equipment health management and intelligent maintenance technology is explored from the aspects of big data management, health status assessment under time-varying working conditions, remaining useful life prediction under the influence of multiple factors, multi-objective intelligent maintenance decision-making, algorithm integration and system development of coal mine equipment. The research direction of critical theories and methods of health management and intelligent maintenance for coal mine equipment is pointed out, which provides a basis for improving the level of health management and intelligent maintenance of the coal mine equipment and promoting the transformation and upgrading of coal industry and high-quality development.

**Key words:** coal mine equipment; big data management; health status assessment; remaining useful life prediction; intelligent maintenance decisions

## 0 引言

煤矿智能化是煤炭工业高质量发展的核心技术支撑,是保证国家“十四五”碳达峰、碳中和战略持续推进的重要任务<sup>[1-3]</sup>。近年来,美国、德国、澳大利亚等国都制定了相应的煤矿发展规划<sup>[4]</sup>,我国也相继发布了一系列相关政策,明确了煤矿智能化发展的主要目标和任务。煤矿设备在煤矿生产占有重要地位,王国务院士<sup>[5-6]</sup>指出全矿井设备和设施健康管理是智能

开采急需突破的关键核心技术。煤矿设备多为低速重载设备,工况环境复杂多变、设备结构层次复杂、设备间耦合程度高、关联关系复杂等特点导致设备带病工作现象普遍,如不及时准确的进行监测及维护将造成严重的安全事故<sup>[7-8]</sup>。随着煤矿设备大型化、智能化、复杂化发展,传统的事后维修、预防维修等方式已难以满足煤矿设备的高可靠性需求。新形式下,煤矿设备管理及维护模式需要同步发展,以期符合煤矿设备应用与管理需求<sup>[9-10]</sup>。因此,如何利用人工智能、大

数据、云计算等各领域的最新成果,实现煤矿设备的全寿命周期监测、服役状态识别与精细化管理成为煤矿智能化进程中急需解决的问题。

近年来,煤矿设备全寿命周期的健康管理及智能维护研究受到广泛关注<sup>[9,11]</sup>。煤矿设备故障预测与健康监测、预防性维护等技术通过对采集的监测信息进行分析与挖掘,识别煤矿设备异常状态与故障,评估、预测设备的健康状态与剩余使用寿命。根据预测结果分析故障发生原因,制定相应的维护计划以达到提前维护的目的,从而降低维护成本和故障率,优化维护策略和资源配置。煤矿设备全生命周期健康管理及智能维护框架包括数据管理层、数据智能分析处理层和应用服务层,如图 1 所示。

数据管理层是煤矿设备健康管理及智能维护的基础,主要用于煤矿多源异构大数据的采集、清洗、集成及存储,确保数据的规范性和可靠性,统一数据底座。数据智能分析处理层是煤矿设备管理及维护的

核心部分,主要包括煤矿设备健康状态评估、剩余使用寿命预测及智能维护决策等关键技术及方法。应用服务层是将数据智能分析处理结果用于实际生产维护管理的关键环节,利用先进的技术标准架构开发煤矿设备维护和管理平台及系统,实现煤矿设备在线监测、故障超前预警、健康状态评估、剩余使用寿命预测、维护决策、智能诊断、算法集成、全生命周期管理等服务。综上所述,3 层结构共同构建了煤矿设备健康管理及智能维护的技术框架,为煤矿企业提供了煤矿设备全寿命周期管理和维护方案。

针对煤矿设备、系统或过程的健康管理与智能维护方法应用还处于起步阶段,对于煤矿设备健康管理及智能维护的认识还不够深入。现有研究难以对煤矿设备健康管理及智能维护最新方法、热点方向、研究挑战及展望进行全面梳理。因此,笔者从煤矿设备大数据管理方法、健康状态评估方法、剩余使用寿命预测方法及智能维护决策方法 4 方面分析了煤矿设

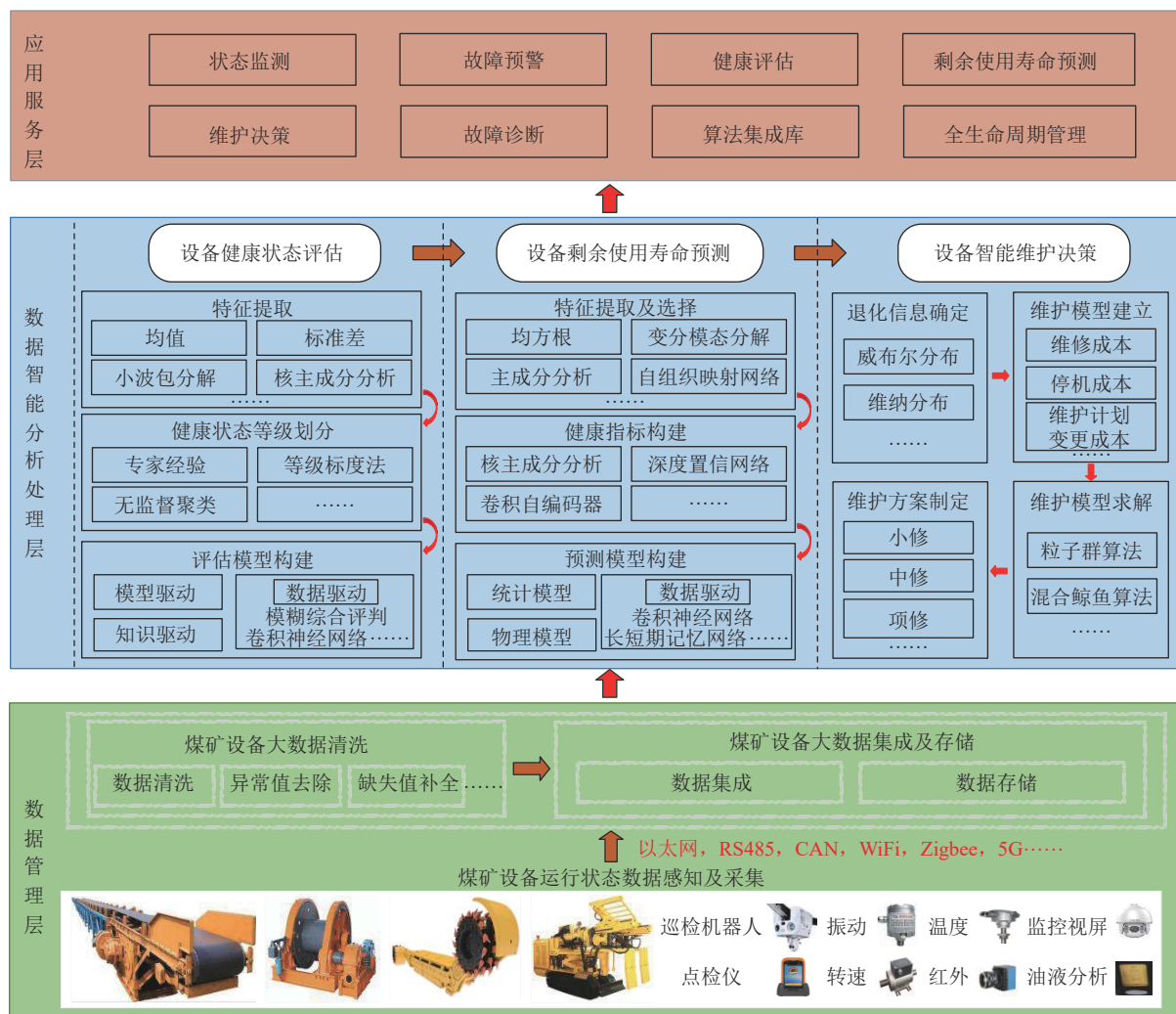


图 1 煤矿设备全生命周期健康管理及智能维护框架

Fig.1 Framework of the whole life cycle health maintenance and intelligent management for coal mine equipment



备健康管理 with 智能维护研究现状, 深入归纳了目前面临的挑战, 给出了煤矿设备健康管理 with 智能维护未来主要的研究方向。

## 1 煤矿设备大数据管理方法研究现状

煤矿设备在掘进、综采、运输、通风、排水等煤矿生产环节中扮演着重要角色, 是确保煤矿高效开采的前提<sup>[12-14]</sup>。基于多源感知数据, 结合信号处理、故障预测、人工智能等先进技术, 实现煤矿设备运行状态表达、异常工况识别和关键部件状态预测分析<sup>[15-17]</sup>。在矿井复杂条件下, 数据的海量性、非线性、高度耦合性、不真实数据混杂性等导致煤矿设备监测数据难以处理与利用, 煤矿设备大数据多源信息感知、清洗、集成与存储等关键方法亟待解决。故给出煤矿设备大数据管理框架, 如图2所示。

### 1.1 煤矿设备多源信息感知方法

煤矿设备多源信息感知主要实现数据的采集与整合利用。当前煤矿设备状态监测数据主要为来自采掘、排水、提升、通风、运输等过程中产生的振动、电流、温度、压力、音频、视频信号和图像数据等<sup>[18]</sup>。煤矿设备大数据具有体量庞大、种类繁多、增长速度快、价值密度低、结构差异大等特点, 目前, 国内相关的煤矿大数据平台在多源异构数据的治理标准和处理方式上难以满足煤矿智能化的要求, 多源异构大数据的感知整合成为不可回避的问题<sup>[19-20]</sup>。在煤矿设备信息采集方面, 随着微机电系统、光学传感、化学传感、声波传感、光纤传感、电磁传感、射频识别等技术的发展, 振动、声音、射线、巨磁阻、红外热像仪、油

液、视觉相机等感知方式从不同角度增强了煤矿设备感知信息采集功能<sup>[21-23]</sup>; 同时传感器在适用范围、超低功耗、高灵敏度、无线传输、宽量程范围、高可靠性、长使用寿命、自动供电、安装形式等方面不断取得突破, 提升了煤矿设备运行状态的感知能力<sup>[23]</sup>。在煤矿设备采集信息整合方面, 信息整合所需的硬件系统和软件系统也取得了发展, 硬件系统中各种硬件接口及通信协议如以太网, 光纤, TCP/IP, OPC, RS485, Modbus, CAN, RFID, Zigbee, Lora, WiFi 等有线或无线通信方式得到了充分利用<sup>[24]</sup>。5G 技术具有高速率、低时延、大连接等优势, 为智能化煤矿提供了强大的信息传输和处理能力。目前, 5G+智能矿山和煤矿智能设备在国内取得了快速发展和普及<sup>[25-26]</sup>。软件系统实现了多源异构传感数据的统一编码与标准化管理, 完成了各子系统监测监控、点检巡检、故障诊断、维护保养、业务派遣等数据的整合及应用<sup>[27-28]</sup>。尽管煤矿设备多源信息感知方式发展迅速, 但是复杂环境下煤矿设备数据监测、采集、传输与规范管理等问题仍然严峻。

### 1.2 煤矿设备大数据清洗方法

煤矿设备数据具有噪声干扰严重、缺失值多、价值密度低等特点, 提升复杂条件下煤矿设备数据质量、实现海量数据的高效清洗和准确利用是煤矿智能化进程中需要解决的首要问题<sup>[29]</sup>。曹现刚等<sup>[30]</sup>建立了基于 Storm 的实时数据清洗平台, 有效解决了采煤机监测数据存在的噪声点和缺失值问题, 提升了数据的有效性。马宏伟等<sup>[31]</sup>针对煤矿综采设备数据量大、噪声值多、缺失值多的问题, 提出了基于双 MapReduce

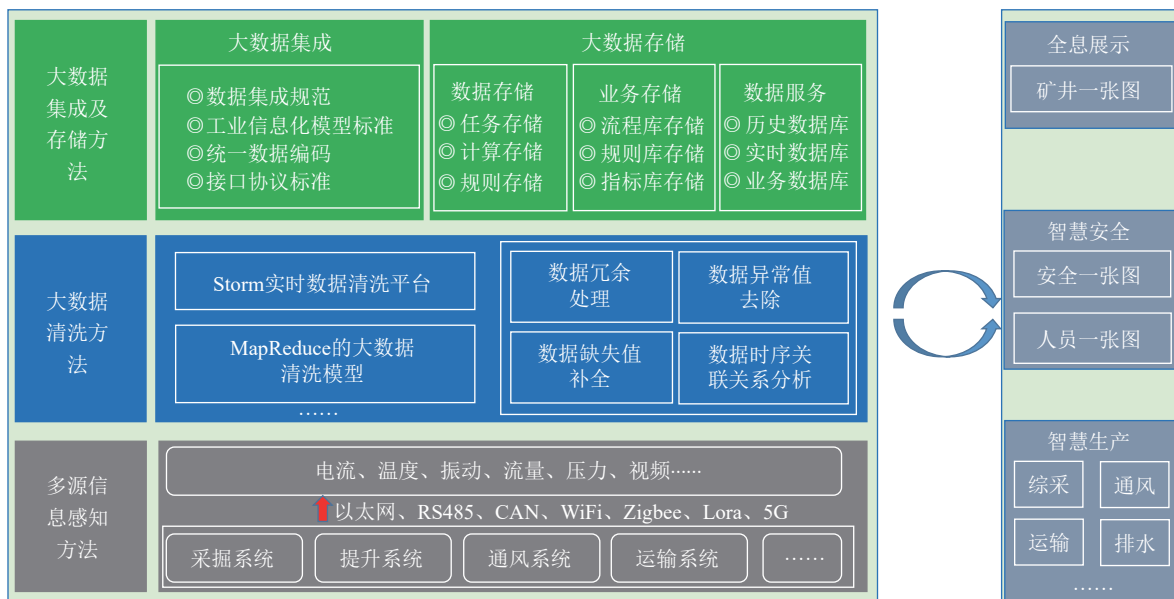


图2 煤矿设备大数据管理框架

Fig.2 Big data analysis framework of coal mining equipment

的煤矿设备大数据清洗模型,一定程度上解决了数据噪声干扰与数据缺失等问题。张元刚等<sup>[32]</sup>构建了煤流输送设备在线监测系统,利用大数据技术实现了设备数据清洗与故障分析。方乾等<sup>[20]</sup>基于格式内容清洗、逻辑错误清洗、缺失值清洗、异常值清洗、关联性验证等方法提高了煤矿核心数据的清洗水平。张长鲁<sup>[33]</sup>基于“六何分析法+对数线性模型”分析了煤矿事故隐患大数据,研究了各隐患之间的相关关系。杜毅博等<sup>[34]</sup>研究了数据治理技术与数据可视化技术,利用实际案例证明了相关技术的有效性,为建设煤矿数据生态体系提供了参考。王美君等<sup>[35]</sup>构建了基于PDCA 循环理论的智能化煤矿数据治理体系,提升了煤矿大数据治理能力。总之,煤矿设备大数据清洗方法在数据冗余处理、异常值去除、缺失值补全、时序关联关系分析等方面均取得了一定的进展,但在复杂工况下保障数据的完整性、可靠性、稳定性与有效性方面有待突破。

1.3 煤矿设备大数据集成及存储方法

煤矿设备大数据集成主要实现煤矿数据的集成规范,数据统一编码及接口协议,形成工业信息化模型标准。王国法等<sup>[36]</sup>构建了适用于煤炭各生产环节的标准体系框架,为基础技术及平台提供了参考标准。张建明等<sup>[37]</sup>整理了煤炭行业相关标准,建立了煤矿设备接口协议标准,明确了数据集成规范。温亮等<sup>[38]</sup>编

制了《矿山机电设备通信接口和协议》企业标准,搭建了基于 EtherNet/IP 的煤矿大数据治理平台。王淞等<sup>[39]</sup>梳理了大数据集成技术的相关成果,并阐述了数据集成与处理关键技术的发展情况。滕晓旭等<sup>[40]</sup>利用数据抽取-转换-加载方法对异构数据进行集成和综合管理,解决了矿山设备维修数据集成难题。曹现刚等<sup>[41-42]</sup>针对目前煤矿设备监测数据量大、关系复杂、数据难以利用的现状,搭建了基于 Hadoop 的煤矿设备大数据管理平台,提升了煤矿设备数据管理水平。李福兴等<sup>[43]</sup>应用服务器集群技术搭建服务器集群实现数据统一及集中管理,并采用 Hadoop 及 Storm 等大数据框架构建了分布式大数据管理平台,提升了煤矿数据计算需求。高晶等<sup>[44]</sup>建立了基于 Hadoop 技术的煤矿大数据分布式集群技术架构,利用 Spark 框架提升了数据的挖掘能力。荣宝等<sup>[45]</sup>针对实时数据、历史数据、业务数据的存储需求,分别采用 Redis、postgresql、elasticsearch 等进行数据存储,采用流计算引擎 Flink 实现数据计算。谭章禄等<sup>[46]</sup>分析了现有煤矿大数据平台的不足,给出了未来平台建设的努力方向。现有煤矿设备大数据集成及存储主流技术特点及应用情况对比分析,见表 1。总之,煤矿设备大数据集成、存储及管理相关技术取得了一定成果,但是,行业仍然缺乏统一的数据采集、接入、传输、编码、描述标准,需进一步解决煤矿设备数据集成及高效存储难题。

表 1 煤矿设备大数据集成及存储方法  
Table 1 Integration and storage method of big data for coal mine equipment

大数据集成及存储方法	核心组件	技术特点及优势	煤矿应用情况
Hadoop <sup>[41-43]</sup>	Hive	在结构化数据查询方面具有优势	现场技术较为成熟,大多平台基于Hadoop开发,并根据应用需求开发核心组件,相关技术已取得较好推广
	MapReduce	可处理海量数据,主要面向批处理	
	YARN	可较好地大数据任务分配计算资源	
	HBase	分布式文件系统,提供毫秒级的实时查询服务	
	Strom	实时计算框架,可负责流处理	
	Zookeeper	可负责分布式环境协调	
Spark <sup>[44]</sup>	改进MapReduce	速度极大提升,编程模型覆盖了绝大多数大数据	部分平台已经集成该方式,相关技术已取得逐步推广
	Spark API	计算场景	
Flink <sup>[45]</sup>	大数据引擎	批量和流式于一体的计算框架,实时计算,API	少数平台已经集成该方式,相关技术亟需探索,以期进一步推广
	Flink API	模型完善	

综上所述,煤矿设备大数据多源感知、清洗、集成及存储等关键方法的研究意义重大,为煤矿智慧安全管控提供数据支撑。但是,煤矿设备大数据统一管理仍面临挑战。受井下开采环境影响,传感器采集的煤矿设备数据不可避免存在冗余、丢失、异常等缺陷。此外,井下人员的人为失误也影响传感器采集数据的可靠性,降低监测数据的准确性。随着煤矿设备数据

应用需求的不断增加,缺少针对煤矿设备大数据特征的高效分析平台,煤矿设备大数据蕴含知识挖掘不充分,监测数据未得到充分利用。煤矿设备大数据管理仍需解决煤矿设备大数据不均匀采样、不真实数据混杂、多时间尺度等带来的煤矿设备大数据管理的全新挑战。因此,如何建立体系性、继承性和前瞻性的煤矿设备大数据标准体系,推进煤矿设备数据集成规范,

形成数据统一描述模型,打破数据壁垒,实现数据的有效融合和共享是亟待解决的问题。

## 2 煤矿设备健康状态评估方法研究现状

煤矿设备健康状态评估方法借助各种传感器数据,利用信号处理、机器学习、深度学习等方法实时评估设备整机或部件的健康状态,为后续预警、维护决策提供参考依据,保证设备的可靠性和维修性。煤矿设备健康状态评估主要包含特征提取、健康状态等级划分和健康状态评估3个关键环节。煤矿设备健康状态评估流程,如图3所示。

### 2.1 煤矿设备特征提取方法

特征提取方法利用统计学和信号处理理论对煤矿设备状态信息进行表征,以降低数据复杂度,保证

数据信息利用最大化,主要包含数据级特征提取和特征级特征提取<sup>[8,23]</sup>。数据级特征提取主要是分析和筛选设备监测信号的时域、频域、时频域、复杂度熵等特征。时域特征通常包括均值、标准差、最大值、均方根、峭度等。频域特征反映了振动能量、主频带位置和频谱分散程度等信息,包括频域幅值平均值、重心频率、均方频域、频率方差、频率幅值峭度、歪度、平方根比率、谱熵、基频、共振峰等。时频域特征提取可以捕获信号具有高分辨力的重要特征,常用方法包括小波包分解、短时傅里叶变换、参数功率谱估计法、梅尔倒谱系数、变分模态分解等。熵对于衡量设备状态的微弱变化及区分不同的系统状态有一定的优势,包括信息熵、样本熵、排列熵、模糊熵、近似熵等。

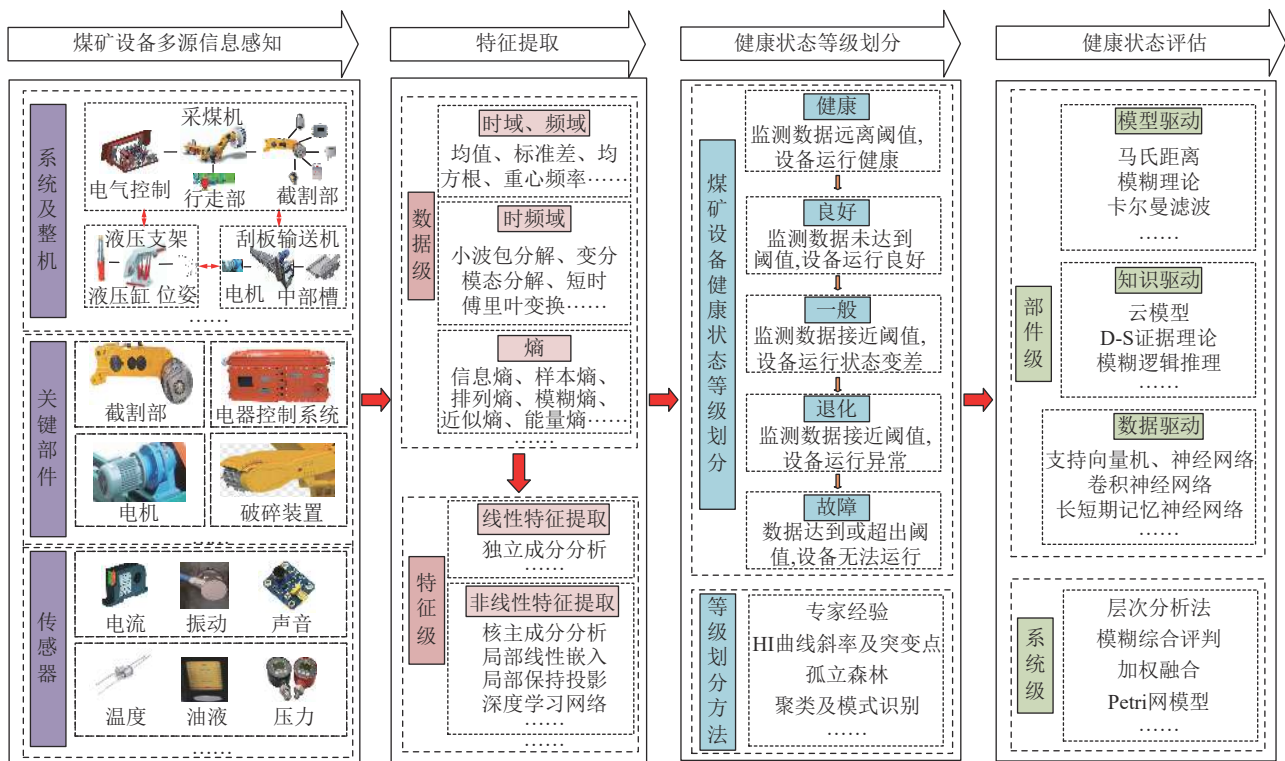


图3 煤矿设备健康状态评估流程

Fig.3 Flow chart of health status assessment of coal mine equipment

葛世荣等<sup>[47]</sup>基于小波阈值和果蝇算法完成多通道截割声波信号的自适应去噪,提取了用于表征不同煤岩截割模式的关键特征。张睿等<sup>[48]</sup>提取了齿轮箱体振动信号的时域和频域特征,研究了采煤机截深、牵引速度和煤层硬度等参数对齿轮箱体振动的影响规律。郝尚清等<sup>[49]</sup>基于振动信号加速度包络处理,提取了可用于故障盲源分离的采煤机摇臂轴承振动信号特征。刘旭南等<sup>[50]</sup>基于小波包分解求得各故障信号子带能量值,构建了采煤机煤岩截割的故障特征集。

XU等<sup>[51]</sup>提出了一种基于集成经验模态分解和改进哈里斯鹰优化算法的采煤机振动信号去噪方法,并通过实验验证了特征提取的有效性。LI等<sup>[52]</sup>利用改进的自适应噪声完全集成经验模态分解对切割声信号进行处理得到信号的模态函数,利用子模态复合多尺度排列熵评估特征值。SI等<sup>[53-54]</sup>利用熵特征分析了采煤机摇臂振动信号隐藏信息,研究了复合多尺度排列熵、多尺度模糊熵等熵特征在实际场景中的表征效果。LI等<sup>[55]</sup>提出了一种基于小波包分析的煤矿主风机电



机滚动轴承振动信号特征提取方法,利用深度森林算法实现了电机滚动轴承故障识别。ZHANG 等<sup>[56]</sup>采用变分模态分解对矿井主通风机轴承振动信号进行分解,利用四阶本征模态函数的多尺度排列熵提取特征向量。WANG 等<sup>[57]</sup>利用变分模态分解将矿用刮板输送机齿轮电流信号分解为一系列固有模态函数,提出了基于局部 Hilbert 瞬时能量谱的特征提取方法。张建公等<sup>[58]</sup>提出了基于双树复小波变换分解重构和软阈值降噪滤波的特征提取方法,实现了矿用电动机轴承外圈微弱故障的及时捕获,有效解决了电机振动信号频率混叠的问题。HUANG 等<sup>[59]</sup>利用最小熵反卷积对振动信号进行降噪,并采用小波包分解处理降噪后的信号以突出故障特征。

特征级特征提取利用特征变换方法得到能清楚描述煤矿设备监测信号原始特性的特征子集。根据映射函数类型分成线性特征提取和非线性特征提取<sup>[23]</sup>。独立成分分析<sup>[60]</sup>为线性特征提取的代表方法,非线性特征提取主要包括核主成分分析<sup>[61-62]</sup>、等距特征映射<sup>[63]</sup>、拉普拉斯变换<sup>[64]</sup>、局部线性嵌入<sup>[65]</sup>、局部切空间排列<sup>[66]</sup>、局部保持投影<sup>[67]</sup>、近邻保持投影<sup>[68]</sup>、深度学习网络<sup>[69]</sup>等方法。张一轶<sup>[70]</sup>提出了一种互补集合经验模态分解与独立成分分析相结合的煤矿主扇风机故障特征提取方法,有效消除了信号模态混叠

和残余噪声。吉晓冬<sup>[71]</sup>提取了掘进机不同运行状态下振动信号的工作模态特征、时域特征、小波包能量特征,利用流行学习方法得到降维后的特征集。结合电流、温度、流量等信号,李宁等<sup>[72]</sup>利用主成分分析和局部保持投影提取和融合了采煤机多监测参量特征,提高了采煤机故障诊断准确度。SI 等<sup>[73]</sup>基于拉普拉斯得分对不同尺度上所提特征进行重要性排序,构建了采煤机截割部状态诊断特征集。彭强<sup>[74]</sup>基于嵌入学习模型表征煤矿大型机械设备轴承高维数据的流形结构,提出了稀疏回归特征选择方法。JIANG 等<sup>[75]</sup>基于时域分析和小波包能量分析得到掘进机振动信号特征,并基于流形学习和线性判别分析完成故障特征提取。BAN 等<sup>[76]</sup>采用自适应变分模态分解消除了带式输送机托辊声信号中的强烈噪声,并通过 Swin Transformer 方法提取了声音信号的局部和全局特征,该方法在高噪声环境下适应性较好。

现有煤矿设备特征提取方法优缺点,见表 2。煤矿设备特征提取方法研究取得了显著成果,但大多数方法对煤矿设备运行数据处理效果有限,无法准确捕捉和提取煤矿设备在复杂场景下的微弱敏感特征,造成特征的有效性较差。此外,针对煤矿设备数据高维、非线性、高耦合性等特点的智能特征提取方法研究不足。

表 2 煤矿设备特征提取方法对比  
Table 2 Comparison of feature extraction methods of coal mine equipment

方法种类	文献	特征提取方法	优点	缺点
数据级特征提取	[47-49]	时域及频域特征:均值、方差、均方根值、功率谱特征等	特征提取方式简单、直接,具有明确的物理意义	难以深入分析信号细节信息,难以处理时变或非平稳信号
	[50-51,55-59]	时频域特征:小波变换、经验模态分解、变分模态分解等	抗噪性和提取非线性特征的鲁棒性强	部分方法难以适应非平稳信号,复杂度高,面对复杂问题需要丰富的参数选择经验
	[52-54]	复杂度熵:信息熵、样本熵、排列熵等	良好解释系统非线性行为及系统响应复杂性	对于大规模数据计算量及复杂度大,对数据分布敏感,难以考虑数据关联性
特征级特征提取	[70]	线性特征提取:独立成分分析等	数学基础坚实,成分分离能力强,可避免单一特征的不足	对参数选择敏感,计算复杂度高,结果可能不唯一
	[71-76]	非线性特征提取:核主成分分析局部线性嵌入、局部保持投影、深度学习网络等	可实现复杂的非线性映射,融合多特征的模型考虑因素更全面、评价更客观	对数据依赖性强,部分方法如核主成分分析等超参数调节困难,近邻保持投影等难以处理高维非线性数据,深度学习等方法可解释性较差

2.2 煤矿设备健康状态等级划分方法

煤矿设备健康状态呈现健康、劣化和故障等多个状态,合理划分煤矿设备健康状态等级有助于准确描述设备从健康到故障的退化过程,为后续状态评估提供数据标签。根据采煤机实际工作情况及专家经验,曹现刚等<sup>[77]</sup>将采煤机分为健康、良好、一般、劣化、故障 5 种健康状态。闫向彤等<sup>[78]</sup>结合专家经验,将采煤机的健康状态等级划分为健康、良好、一般、劣化、严

重故障 5 类。WANG 等<sup>[79]</sup>根据实际运行情况和其他评价系统,将采煤机划分为普通、过渡、异常、退化 4 种状态模式。王琛等<sup>[80]</sup>构建了矿井提升机健康状态评估指标体系,依据相关标准、专家意见和运维经验,将矿井提升机分为健康、亚健康、警告、故障 4 个等级。陈劭康<sup>[81]</sup>提出了基于多维时间序列聚类算法的带式输送机运行工况识别方法,利用效率期望与实际经验将带式输送机划分为健壮、良好、一般、早期潜

发故障 4 种健康状态。张玉锟<sup>[82]</sup>建立了掘进系统健康评价指标体系,依据实际生产中的经验及数据,将掘进系统划分成健康、亚健康、轻微健康、异常、故障 5 种状态。马旭东等<sup>[83]</sup>提出了基于健康指标的液压支架状态分级规则,将液压支架健康状态划分为健康、亚健康、不健康、病态、严重病态 5 个等级。SOUALHI 等<sup>[84]</sup>基于人工蚁群聚类算法将滚动轴承健康状态划分为良好、较好、较坏和故障 4 个等级。现有设备健康状态等级划分方法优缺点,见表 3。

### 2.3 煤矿设备健康状态评估方法

煤矿设备健康状态评估利用最优特征提取结果及模式分类原理判别设备状态的好坏程度,分为模型驱动、知识驱动和数据驱动 3 种方法。模型驱动方法利用失效机理构建统计学模型以表征设备退化过程。知识驱动方法主要利用专家知识推理,建立设备退化趋势与健康状态的映射关系。数据驱动方法通过挖掘设备运行数据蕴含特征,分析设备退化特征与健康状态的关系。

表 3 不同健康状态等级划分方法对比

Table 3 Comparison of different methods for classifying health status

方法种类	文献	划分依据	优点	缺点
类型1	[78-82]	实际工作环境和专家经验	模型易建立、模型具有可解释性	引入人为因素,需要丰富的经验
类型2	[83]	等级标度法,指标偏离正常值的程度	模型适用性强、在状态退化规律未知的设备上具有较好的应用	正常基准难以建立
类型3	[84]	基于运行数据的无监督聚类算法	模型无需引入人工经验,划分方法为无监督的方法	全生命周期数据难以获取

近年来,专家学者在煤矿设备健康状态评估领域进行了大量研究。丁飞等<sup>[85]</sup>、王慧等<sup>[86]</sup>分别分析了液压支架可靠性,利用可靠性变化规律建立了液压支架综合评价模型。CHEN 等<sup>[87]</sup>提出了一种融合评价指标分级标准与改进层次分析法权重分配的顶板稳定性等级综合评价方法。乔佳伟等<sup>[88]</sup>利用层次分析法和优劣解距离法评估煤矿离心泵健康状态,探索了离心泵叶轮磨损量与健康状态之间的关系。曹现刚等<sup>[77]</sup>利用组合赋权法与模糊综合评判方法实现了采煤机部件及整机的状态评估。在此基础上,曹现刚等<sup>[89]</sup>提出了一种融合遗传算法与 BP 神经网络的采煤机健康状态识别方法。XU 等<sup>[90]</sup>基于环境、设施、设备、通风质量 4 个关键指标,利用概率神经网络对煤矿智能通风系统进行了综合评价。WANG 等<sup>[79]</sup>提出了一种基于人工免疫算法的采煤机健康状态评估方法,攻克了采煤机动态健康评估的系统框架、指标选择、健康评估模型等关键技术。SI 等<sup>[91]</sup>利用模糊神经网络和改进粒子群算法,提高了采煤机状态预测精度。曹现刚等<sup>[92]</sup>利用融合降噪自编码器与改进卷积神经网络的

健康状态评估方法识别采煤机健康状态,一定程度上解决了采煤机在强噪声干扰下健康状态识别准确度低的问题。LI 等<sup>[93]</sup>提出了融合对称点模式、局部均值分解和多尺度卷积核深度卷积神经网络的采煤机工作模式识别方法,解决了采煤机摇臂振动信号干扰大、特征选择困难的问题。鲍新平等<sup>[94]</sup>提出一种基于长短时记忆神经网络及 Baseline 模型的刮板输送机健康评估方法。杨鑫等<sup>[95]</sup>探索了刮板输送机多部件耦合关系,提出了一种融合先验图结构及相似性度量图结构的刮板输送机健康状态识别方法。针对典型煤矿复杂设备状态评估,从文献[77,88]可知,建立复杂系统的层级关系,先评估煤矿设备关键子系统状态再评估整机状态,可削弱不同层级、系统间的影响,提高评估结果的有效性。煤矿设备健康状态评估方法的优缺点分析,见表 4。

综上所述,煤矿设备健康状态评估方法近年来取得了较大的发展,但多数健康状态评估方法在实际现场应用中存在一定的条件限制。大多数健康状态评估方法主要为单部件评估方法,针对多部件相关系统

表 4 煤矿设备健康状态评估方法对比

Table 4 Comparison of health status assessment methods for coal mine equipment

方法种类	文献	方法解释	优点	缺点
模型驱动	[85-86]	根据设备运行机理,通过动态建模得到对象精确的退化数学模型	时空复杂度较低,物理意义清晰	数学解析模型建立的准确性要求较高
知识驱动	[77,87]	以专家知识为基础,通过推理分析,构建退化特征和健康状态之间的映射关系	模型有良好的可解释性,模型复杂度低,物理意义清晰	模型精度易受先验知识影响,模型难以表征设备动态退化过程
数据驱动	[89-95]	根据煤矿设备监测数据构建健康状态和退化特征间的非线性关系	无需专家知识,模型准确度较高	模型可解释程度低,易受噪声和异常样本干扰



及煤矿设备群的健康状态评估方法较少。同时,现有模型主要以单一服役环境和平稳工况为主,难以揭示变工况下煤矿设备各部件间的相互耦合关系及作用机理,难以有效用于强噪声背景和少故障样本等恶劣条件下的煤矿设备健康状态评估。因此,模型样本标签制作困难、超参数难以调节、自学习能力弱、可解释性差、泛化能力低等是亟需解决的问题。

### 3 煤矿设备剩余使用寿命预测方法研究现状

煤矿设备剩余使用寿命预测对于提高设备安全、减少突发故障以及优化维护计划至关重要。如图 4 所示,煤矿设备剩余使用寿命预测方法主要分为统计模型方法、物理模型方法、数据驱动方法 3 种。

统计模型方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>ARIMA 模型</li> <li>隐马尔可夫模型</li> <li>随机回归模型</li> <li>比例风险模型</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>指数分布</li> <li>Weibull 分布</li> <li>Gamma 分布</li> <li>……</li> </ul>
物理模型方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>离散单元法</li> <li>多柔体动力学</li> <li>疲劳寿命模型</li> <li>累积损伤模型</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Paris 模型</li> <li>主要失效模式与随机过程模型</li> <li>……</li> </ul>
数据驱动方法	<ul style="list-style-type: none"> <li>卷积神经网络</li> <li>自注意力机制</li> <li>自编码器</li> <li>长短期记忆神经网络</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>图神经网络</li> <li>Informer 模型</li> <li>深度置信网络</li> <li>……</li> </ul>

图 4 煤矿设备剩余使用寿命方法

Fig.4 Remaining useful life prediction method of coal mine equipment

1) 基于统计模型分析的方法:对煤矿设备进行大量可靠性实验,综合考虑设备运行工况等影响因素,借助机械设备历史的可靠性数据,利用数理统计知识构建统计概率函数。罗璇<sup>[96]</sup>提出了权重自适应的组合剩余寿命预测方法,实现了采煤机摇臂的寿命预测。刘晓波<sup>[97]</sup>分析了采煤机调高泵、换向阀、调高油缸等故障,利用隐马尔可夫模型实现了采煤机液压系统故障预测。

2) 基于物理模型的方法:根据设备运行机理,通过动态建模对预测对象参数进行仿真。ZHU 等<sup>[98]</sup>提出了考虑动态特性和性能退化的采煤机摇臂传动系统可靠性预测方法,利用有限元法建立了齿轮传动转子系统的动力学模型,并借助主要失效模式和随机过程模型分析了齿轮传动转子系统的动态响应特性。ZHAO 等<sup>[99]</sup>建立了基于离散元法的复杂煤层滚筒切割耦合模型,分析了煤岩颗粒的运动状态、滚筒的磨损分布以及工作参数对滚筒磨损的影响。QIN 等<sup>[100]</sup>

分析了随机载荷冲击下载齿的失效过程,研究了截齿磨损在连续冲击和变速率加速退化下的影响。赵丽娟等<sup>[101]</sup>利用离散单元法-多柔体动力学双向耦合技术在 RecurDyn 仿真平台中建立了采煤机摇臂的三维实体模型,借助疲劳耐久分析模块分析了摇臂壳体的疲劳寿命。

3) 基于数据驱动的方法:以数据特征为输入,不依赖经验公式及失效机理,构建数据的复杂映射关系。数据驱动的预测方法已成为重要研究方向。曹现刚等<sup>[102-104]</sup>采用卷积神经网络、自注意力机制、自编码器、长短期记忆神经网络等技术,探索了设备状态随时间变化的规律。GAO 等<sup>[105]</sup>提出了基于图卷积自编码器及长短时记忆网络的矿井甲烷浓度预测方法,利用先验图结构挖掘数据隐藏关系,提高了剩余寿命预测准确度。LI 等<sup>[106]</sup>和 WANG 等<sup>[107]</sup>分别提出层次注意力图卷积网络和门控图卷积网络,构建了复杂机械系统传感器网络的时空图,评估了剩余使用寿命的置信区间。李晓昆等<sup>[108]</sup>建立了基于改进相似性的采煤机轴承剩余使用寿命预测模型,较好的描述了采煤机轴承退化过程。程泽银<sup>[109]</sup>构建了基于自编码器与双向门循环网络的采煤机摇臂关键零部件剩余使用寿命预测模型,提升了对关键部件的预测准确度。孙永新<sup>[110]</sup>提出基于经验模态分解和灰色模型的煤机设备轴承剩余使用寿命预测方法,以退化指标到达阈值的时间间隔作为剩余使用寿命预测值,解决了煤机在恶劣工作环境下预测精度低的问题。DING 等<sup>[111]</sup>构建了融合自动编码器和深度双向门控循环神经网络的采煤机摇臂的寿命预测模型,为采煤机预测性维护决策提供数据支持。张波<sup>[112]</sup>分析了夹矸坚固性系数、采煤机牵引速度、滚筒转速和截深等对截割部行星架疲劳寿命的影响,利用改进的粒子群算法和 BP 神经网络预测了多工况下的行星架寿命。丁华等<sup>[113]</sup>基于数字孪生技术和深度学习技术,实现了采煤机健康状态预测,有效提升了采煤机健康状态管理水平。李红岩等<sup>[114]</sup>研究了矿用逆变器功率器件故障预测技术,重点分析了信号特征提取、开路故障诊断、健康管理、功率器件寿命预测等方面。

随着数据驱动方法的发展,通过建立具有较好退化趋势的健康指标,能较好地预测煤矿设备的剩余使用寿命。彭开香等<sup>[115]</sup>构建了基于深度置信网络的无监督健康指标,利用隐马尔可夫模型预测了系统剩余使用寿命。李天梅等<sup>[116]</sup>构建了多源传感数据融合的健康指标,实现了设备剩余使用寿命预测。DUAN 等<sup>[117]</sup>引入熵等多域特征,利用自注意机制、长短期记忆网络和改进的卷积自编码器,实现了健康指标的无

监督构造。TAN 等<sup>[118]</sup>提出了基于健康指标及长短期记忆网络的煤层气井螺杆泵健康状态评价和预测模型,准确描绘了螺杆泵健康状态的变化趋势。李曼等<sup>[119]</sup>结合了长短期记忆网络及降噪卷积自编码器在

特征提取上的优势,提出了基于二维振动信号的煤矿旋转机械健康指标构建方法,在强背景噪声中具有较好的适应能力,能更早地检测到设备早期故障。煤矿设备不同剩余使用寿命预测方法的优缺点,见表 5。

表 5 煤矿设备剩余使用寿命预测方法对比

Table 5 Comparison of remaining useful life prediction methods for coal mine equipment

方法种类	文献	方法解释	优点	缺点
统计模型方法	[96–97]	通过建立基于经验或知识的统计模型来实现设备的寿命预测	不依赖于物理模型,根据观测值拟合退化趋势并外推	需要大量样本,模型计算量大
物理模型方法	[98–101]	根据设备运行机理,通过动态建模得到对象精确的退化数学模型	物理意义清晰,有良好的可解释性	退化机理分析困难,难以建立精确的数学模型
数据驱动方法	[102–113]	通过学习现有观测数据的退化信息来构建预测模型	无需专家知识及经验,自适应抽取高层特征,对复杂非线性数据的表达能力更强	模型缺乏明确物理解释,模型易受工况环境影响

综上所述,煤矿设备剩余使用寿命预测方法已得到初步发展,预测结果保障了煤矿设备的安全、高效运行,为维护任务提供了数据基础。但是,建立多因素影响下煤矿设备剩余使用寿命预测模型具有挑战,获取、收集、整理煤矿设备全生命周期完整及准确的数据具有难度,同时当前有关煤矿设备剩余使用寿命预测的研究大多聚焦于平稳工况下单个设备或系统组件的单一失效模式,忽略了由于变工况和多种失效模式耦合作用下多部件系统的剩余寿命预测方法。现有模型难以综合考虑使用条件、工况条件、环境因素、材料衰老、时空关系等因素在设备退化过程中的影响。因此,如何得到多因素影响下煤矿设备健康状态退化机理数据表征,建立数模联动的设备剩余使用寿命退化模型,提高剩余使用寿命预测精度是亟待解决的问题。

#### 4 煤矿设备智能维护决策方法研究现状

煤矿设备智能维护模型可为维修人员和管理人员制定科学的维护计划,实时提供设备的维护状态和维护建议,对提高煤炭生产效率意义重大。煤矿设备维护一般包括事后维护、预防性维护、状态维护和预测性维护,随着煤矿设备维护的高可靠性需求提升,预测性维护逐渐成为热点话题。煤矿设备预测性维护流程一般包括:① 基于物理退化模型或数据驱动的预测模型确定设备的状态信息;② 考虑维修成本、故障成本、维护资源等多种因素,建立设备的维护模型;③ 基于智能优化算法等对模型进行最优化求解;④ 根据最优解结果确定最优的设备维护方案。煤矿设备预测性维护决策流程,如图 5 所示。

国内外学者研究了煤矿设备预防性维护、状态维护和预测性维护等方法,取得了一定的成果。HOSEINIE 等<sup>[120]</sup>针对采煤机切割臂的故障维护,利用煤

矿数据进行故障和可靠性分析,提出了基于分布函数和成本参数的最优预防性维护间隔求解方法。JIU<sup>[121]</sup>研究了预防性维护、生产和交付的联合问题,解决了何时执行预防性维护以及如何在每个阶段管理煤炭的生产和交付等问题,以期达到最小的预期总成本。JIU 等<sup>[122]</sup>提出基于鲁棒优化的两阶段方法,解决了需求不确定性下预防性维护与煤炭生产的问题。FLOREA 等<sup>[123]</sup>通过刮板输送机收集的数据确定其关键部件的可靠性和可维护性、失效模式及其影响的参数,简化了对结果的解释,以期降低维护成本。侯鹏飞等<sup>[124]</sup>以煤矿大型机电设备为研究对象,采用基于状态的维护思想,提出了煤矿机电设备维护策略方法。ZHANG 等<sup>[125]</sup>基于状态维护策略,建立了具有故障依赖性的维护决策方法。在预测性维护研究方面,CAO 等<sup>[126]</sup>建立了基于非线性维纳过程的煤矿设备随机退化模型,推导出设备的剩余使用寿命分布,利用剩余使用寿命预测结果建立了以长期成本率最低为目标的维修决策模型。DING<sup>[111]</sup>构建了基于深度双向门控网络的采煤机关键部件寿命预测模型,提出了一种监测数据定性和定量分析的预测维修方法。TON 等<sup>[127]</sup>提出了一种通用预测性维护过程模型,以结构化的方式来部署预测性维护解决方案。针对多部件维护问题,CAO 等<sup>[128]</sup>提出了基于煤矿安全成本和维修成本的决策优化模型。此外,CAO 等<sup>[129]</sup>针对复杂化的大型机械设备的维修与生产之间的矛盾,提出了一种基于生产计划和维修的联合决策模型,以总成本最小化为决策目标,采用混合遗传鲸优化算法求解设备生产计划与维修方案,解决了生产与维修之间的矛盾。分析对比了现有煤矿设备智能维护决策方法优缺点,见表 6。

综上所述,提升煤矿设备智能维护决策水平对于保障设备稳定、高效运行,降低维护成本具有重要的

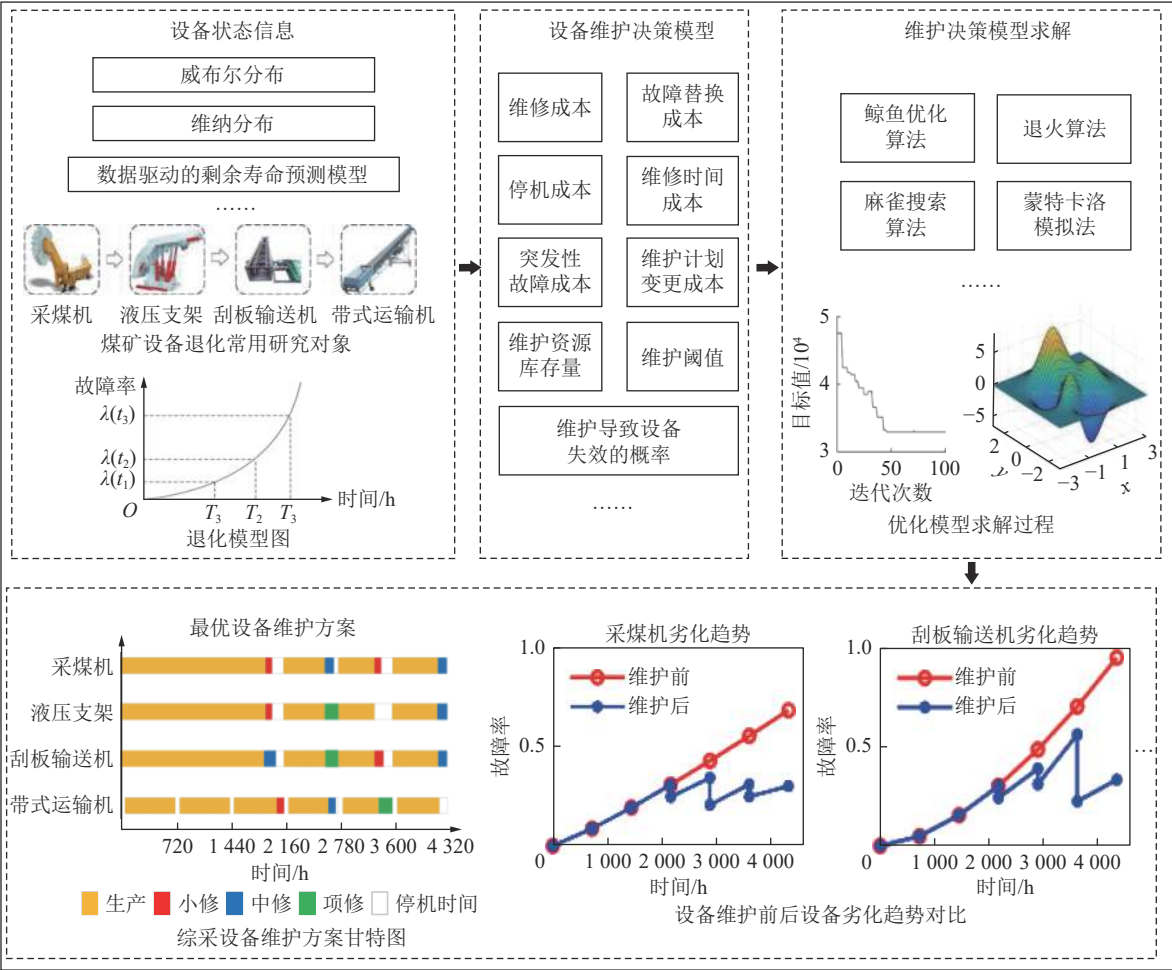


图 5 煤矿设备预测性维护决策流程

Fig.5 Flow chart of predictive maintenance for coal mine equipment

表 6 煤矿设备智能维护决策方法对比

方法种类	文献	方法解释	优点	缺点
预防性维护	[120-122]	在设备出现故障之前进行维护性工作，以防止可能的故障和损坏	通过定期检查和维护设备，有助于及时发现并解决潜在问题	无法在设备故障时及时采取维护方式，会导致过度维护或维护不足的问题
状态维护	[123-125]	基于设备的实时状态和监测数据来确定维护时机的策略	能够及时发现设备问题，避免设备由于故障而导致的生产中断和损失	对于数据的依赖程度较高，当样本数据不足或者不确定时结果较差，需要进行复杂的数据处理和分析
预测性维护	[126-127]	通过学习现有观测数据的退化信息来构建预测模型	提前发现潜在问题并进行提前维护，减少因突发故障造成的生产中断，提高决策的科学性和准确性	对于数据的依赖程度较高，需要进行复杂的数据处理和分析，系统集成难度大

意义。但是，现有煤炭设备智能维护模型的研究对象多集中于单个设备或者相互独立的简单系统，多数方法停留在二态设备上，对具有多健康状态的煤矿设备群维护方法研究不足。在煤矿设备预测性维护相关研究中，将设备健康状态、剩余使用寿命等作为维护决策依据的研究较少。同时，煤矿生产系统中各设备间具有复杂的相互关系，如何在考虑设备停机损失、维修费用等基础上，建立煤矿设备多目标智能维护决策模型具有挑战。除此之外，煤矿设备受生产计划与

维护活动冲突所造成的维护不合理的问题也亟需解决。

近年来，专家学者围绕煤矿设备大数据管理、健康状态评估、剩余使用寿命预测、智能维护决策等方法进行了积极的探索，开发了煤矿设备健康管理与智能维护系统，实现了对煤矿设备在线监测、故障超前预警、健康状态评估、故障趋势预测、远程故障智能诊断、预测性维护及远程决策等功能，部分功能界面如图 6 所示。通过文献[130-137]可知，现有大多数煤矿设备管理系统关注点仍然停留在数据处理、在线监



测、故障预警及诊断等方面,针对于煤矿设备健康状态评估、寿命预测、智能维护决策的研究目前大多仍停留在理论阶段,与实际应用还有一定距离。目前而言,开发功能齐全的健康管理与智能维护系统难度较大,将相关技术应用于煤矿生产实际具有挑战。健康

管理与智能维护相关技术应用难以克服数据质量、算法集成、人机交互、远程运维及管理、部署成本等多方面带来的挑战,如何有效提升数据质量,基于先进的系统开发技术标准架构,确保系统各个组件的兼容性、稳定性和可靠性是值得深思的问题。



图6 煤矿设备健康管理与智能维护系统应用

Fig.6 Application of intelligent maintenance and health management system for coal mine equipment

## 5 煤矿设备健康管理与智能维护展望

煤矿设备健康管理与智能维护需要不断完善大数据管理及分析平台,创新设备管理及维护模式,为煤矿设备全寿命周期监测、服役状态识别、运维管理及维护提供理论基础及技术支撑。未来研究方向将主要体现在煤矿设备大数据管理方法、时变工况下煤矿设备健康状态评估方法、多因素影响下煤矿设备剩余寿命预测方法、煤矿设备多目标智能维护决策方法等方面。煤矿设备健康管理与智能维护展望,如图7所示。

1) 煤矿设备大数据管理是打破数据壁垒、建设数

据底座、实现数据共享的前提,需要在国家引领、行业推动、企业落实下,不断完善煤矿设备大数据管理及分析平台。提升煤矿设备状态信息感知可靠性及稳定性水平,研究煤矿大数据来源多样、格式多样、标准多样、数据结构多样等问题对数据可用性的影响,形成统一的煤矿设备大数据接口标准,建立基于语义描述的数据描述模型,构建煤矿设备群多源异构数据分布式管理框架,实现行业数据共享,为煤矿设备健康管理与智能维护提供基础数据。破解高并发环境下煤矿设备群多源异构数据传输、清洗及存储难题,研究煤矿设备大数据的快速查询及检索方法,提高数据的实用性。

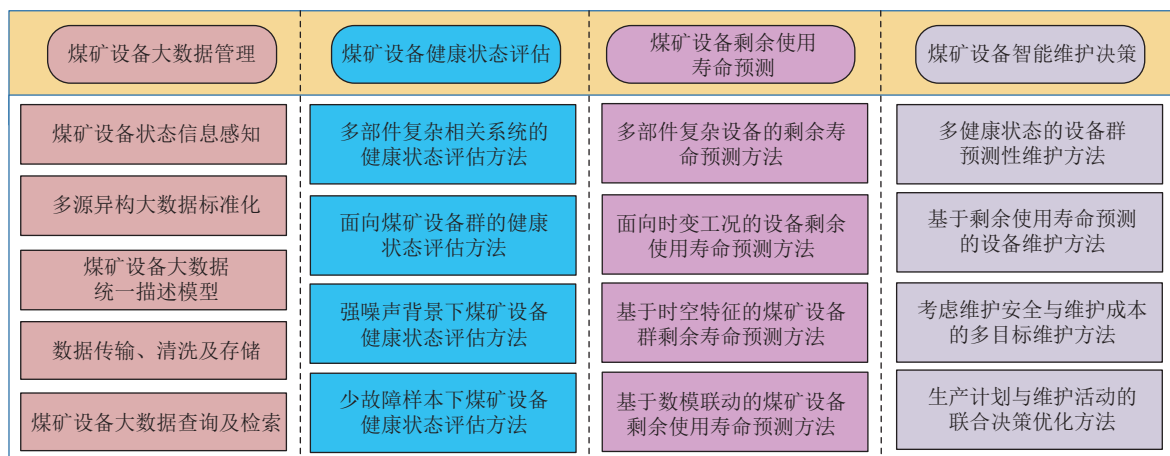


图 7 煤矿设备健康管理及智能维护展望

Fig.7 Prospects of health management and intelligent maintenance for coal mine equipment

2) 研究时变工况下具有非线性、稳定性好、特征表达能力强、泛化能力高的煤矿设备健康状态评估方法,合理重视新技术如机器学习、深度学习等在实际场景中的应用效果。探索基于多模态信息耦合的煤矿设备监测信号表达新方式,研究基于深度学习模型的特征提取、选择及融合新方法,实现数据与特征的复杂非线性映射,保证最优信息的有效提取。研究时变工况下多部件复杂相关系统及煤矿设备群的健康评估状态评估方法,攻克强噪声影响、故障样本不足等导致的煤矿设备健康状态难以评估的行业痛点问题,加强迁移学习<sup>[138-139]</sup>、域自适应学习<sup>[140]</sup>、时空图神经网络<sup>[141-142]</sup>、降噪自编码器<sup>[143]</sup>、Transformer模型<sup>[144]</sup>、生成对抗网络<sup>[145]</sup>等新算法在煤矿设备健康评估领域中的研究及应用开发,实现时变工况、复杂条件下煤矿设备健康状态自适应评估。在满足煤矿设备健康状态评估精度的前提下,提升模型的可解释能力,增强模型的可信度、透明度和可用性。

3) 研究多种失效模式下煤矿设备子系统及零部件间的耦合关系,探索设备退化规律,建立时变工况下多部件系统及煤矿设备群的设备剩余使用寿命预测方法。针对预测方法中退化信息难提取、长时间序列特征难学习、跨时非线性依赖关系难表达等问题,引入深度时空图神经网络<sup>[146-147]</sup>、Transformer<sup>[148-149]</sup>、LSTNet 框架<sup>[150]</sup>、DeepGI 框架<sup>[151-152]</sup>等深度学习模型,提升模型预测精度。针对预测结果不确定性问题,研究煤矿设备剩余使用寿命预测不确定度置信区间评价方法。考虑煤矿设备的特殊性,还应继续对统计模型、物理模型的剩余使用寿命预测方法进行研究,探索煤矿设备关键部件结构的非线性、载荷的时变性、故障的多元化及耦合性对于失效形式的影响,建立数模联动的煤矿设备剩余使用寿命预测方法。基于煤

矿设备健康状态评估及剩余使用寿命结果,针对煤炭开采过程特点,建立基于多健康状态的煤矿设备群预测性维护模型,研究基于剩余使用寿命预测的煤矿设备维护决策方法,探索煤矿设备剩余使用寿命与维护过程的制约关系,降低设备突发故障造成的损失及综采设备群维修成本。研究基于维护安全与维护成本的综采设备群机会维护决策优化方法,解决综采设备停机费用高、维修程度不合理等问题。构建面向生产计划与维护活动的煤矿设备群多目标联合决策优化模型,解决煤炭生产过程中维护活动与生产活动矛盾冲突、维护效率低等问题。引入新的智能式启发算法实现煤矿设备群维护决策问题的高效、准确求解。

4) 研发煤矿设备健康管理及智能维护系统,推进煤矿设备健康管理及智能维护关键方法在煤矿生产中的工程应用,实现煤矿设备安全、可靠、常态化运行。整合煤矿设备监测数据、特征数据、状态数据、维护数据等数据资源,研发集成煤矿设备在线监测、故障超前预警、健康状态评估、故障趋势预测、远程故障智能诊断、预测性维护及远程决策等功能于一体的煤矿设备健康管理及智能维护算法库,提升对煤矿设备数据的分析和决策能力。建立面向对象的煤矿设备健康管理及智能维护技术标准架构,研发基于云计算、云存储、大数据、物联网、人工智能、5G、移动端应用等技术的煤矿设备健康管理及智能维护系统,基于数字孪生、VR、AR、MR、B/S 等开发模式<sup>[153-155]</sup>,实现煤矿设备的可视化管理和远程操作,提升煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护水平。

## 6 结 语

1) 通过技术革新,有效避免煤矿设备在开采过程中出现重大安全事故、延长设备使用寿命、降低设备



维护成本是促进煤炭行业向绿色、智能、高效转型的关键。阐释了煤矿设备全寿命周期的健康管理及智能维护内涵,给出了煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护框架,明确了数据管理层、数据分析处理层和应用服务层的核心内容,可为煤矿企业提供整体解决方案。

2) 深入分析了煤矿设备健康管理及智能维护关键方法,主要包括:①分析了煤矿设备大数据管理关键方法的发展现状,指出了实现煤矿设备大数据管理规范标准、统一描述模型,数据融合和共享存在的挑战。②探讨了时变工况下煤矿设备健康状态评估关键方法,解释了不同方法的内在含义,分析了方法的优缺点,总结了煤矿设备健康状态评估面临的难题,为相关研究提供了理论基础及技术支撑。③对比分析了不同煤矿设备剩余使用寿命预测方法的优缺点,指出了复杂因素下煤矿设备剩余使用寿命方法存在的问题。④阐明了煤矿设备预测性维护决策主要步骤,分析了煤矿设备智能维护方法最新研究成果及优缺点,探讨了煤矿设备群多目标智能维护决策技术的不足,归纳了煤矿设备健康管理及智能维护面临的挑战。

3) 未来需要在国家引领、行业推动、企业落实下,攻克煤矿设备大数据管理及分析难题,实现数据共享及利用;研究时变工况下煤矿设备健康状态评估方法,提升模型在实际应用中的稳定性及泛化能力;探索多种失效模式下煤矿设备状态退化规律,建立剩余使用寿命预测模型,构建煤矿设备群智能维护决策模型,降低设备故障及维修成本;完成煤矿设备健康管理及智能维护多源数据整合,集成研发健康管理及智能维护算法库,开发功能齐全的应用服务系统,提升煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护水平。“十四五”及未来长时间内,应在国家、行业、企业战略部署下、相关同仁的协同合作下,坚持目标导向和问题导向,不断探索及创新煤矿设备全寿命周期健康管理及智能维护新理论、新方法和新技术,促进煤炭工业转型升级和高质量发展。

## 参考文献(References):

- [1] WANG G F, XU Y X, REN H W. Intelligent and ecological coal mining as well as clean utilization technology in China: Review and prospects[J]. *International Journal of Mining Science and Technology*, 2019, 29(2): 161–169.
- [2] 王国法, 刘峰, 庞义辉, 等. 煤矿智能化——煤炭工业高质量发展的核心科技支撑[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(2): 349–357.  
WANG Guofa, LIU Feng, PANG Yihui, et al. Coal mine intellectualization: The core technology of high quality development[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(2): 349–357.
- [3] 武强, 刘宏磊, 曾一凡, 等. 我国绿色矿山建设现状与存在问题及对策建议[J]. *绿色矿山*, 2023(1): 25–32.  
WU Qiang, LIU Honglei, ZENG Yifan, et al. Situation, challenges, and proposed strategies for green mine construction in China[J]. *Journal of Green Mine*, 2023(1): 25–32.
- [4] 魏文艳. 综采工作面智能化开采技术发展现状及展望[J]. *煤炭科学技术*, 2022, 50(S2): 244–253.  
WEI Wenyan. Development status and prospect of intelligent mining technology of longwall mining[J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(S2): 244–253.
- [5] 王国法, 赵国瑞, 任怀伟. 智慧煤矿与智能化开采关键核心技术分析[J]. *煤炭学报*, 2019, 44(1): 34–41.  
WANG Guofa, ZHAO Guorui, REN Huaiwei. Analysis on key technologies of intelligent coal mine and intelligent mining[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(1): 34–41.
- [6] 王国法. 煤矿智能化最新技术进展与问题探讨[J]. *煤炭科学技术*, 2022, 50(1): 1–27.  
WANG Guofa. New technological progress of coal mine intelligence and its problems[J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(1): 1–27.
- [7] 谢和平, 王金华, 姜鹏飞, 等. 煤炭科学开采新理念与技术变革研究[J]. *中国工程科学*, 2015, 17(9): 36–41.  
XIE Heping, WANG Jinhua, JIANG Pengfei, et al. New concepts and technology evolutions in scientific coal mining[J]. *Engineering Sciences*, 2015, 17(9): 36–41.
- [8] 樊红卫, 张旭辉, 曹现刚, 等. 智慧矿山背景下我国煤矿机械故障诊断研究现状与展望[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(24): 194–204.  
FAN Hongwei, ZHANG Xuhui, CAO Xiangang, et al. Research status and prospect of fault diagnosis of China's coal mine machines under background of intelligent mine[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39(24): 194–204.
- [9] 曹现刚, 马宏伟, 段雍, 等. 煤矿设备智能维护与健康管理技术研究现状与展望[J]. *智能矿山*, 2020, 1(1): 105–111.  
CAO Xiangang, MA Hongwei, DUAN Yong, et al. Research status and prospect of coal mine equipment intelligent maintenance and health management technology[J]. *Journal of Intelligent Mine*, 2020, 1(1): 105–111.
- [10] 刘媛媛. 煤矿机电设备智能化维护研究现状与发展趋势[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(7): 79–84.  
LIU Yuanyuan. Current status and development trend of research on intelligent maintenance of coal mine electromechanical equipment[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(7): 79–84.
- [11] ZHANG G, CHEN C H, CAO X G, et al. Industrial Internet of Things-enabled monitoring and maintenance mechanism for fully mechanized mining equipment[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2022, 54: 101782.
- [12] 丁恩杰, 俞啸, 廖玉波, 等. 基于物联网的矿山机械设备状态智能感知与诊断[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(6): 2308–2319.  
DING Enjie, YU Xiao, LIAO Yubo, et al. Key technology of mine equipment state perception and online diagnosis under Internet of Things[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(6): 2308–2319.
- [13] 黄曾华, 王峰, 张守祥. 智能化采煤系统架构及关键技术研究[J].



- 煤炭学报, 2020, 45(6): 1959–1972.
- HUANG Zenghua, WANG Feng, ZHANG Shouxiang. Research on the architecture and key technologies of intelligent coal mining system[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 1959–1972.
- [14] 马宏伟, 王鹏, 张旭辉, 等. 煤矿巷道智能掘进机器人系统关键技术研究[J]. 西安科技大学学报, 2020, 40(5): 751–759.
- MA Hongwei, WANG Peng, ZHANG Xuhui, et al. Research on key technology of intelligent tunneling robotic system in coal mine[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2020, 40(5): 751–759.
- [15] 马宏伟, 王鹏, 王世斌, 等. 煤矿掘进机器人系统智能并行协同控制方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(7): 2057–2067.
- MA Hongwei, WANG Peng, WANG Shibin, et al. Intelligent parallel cooperative control method of coal mine excavation robot system[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(7): 2057–2067.
- [16] QI C C. Big data management in the mining industry[J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2020, 27(2): 131–139.
- [17] LU Y Q, LIU C, WANG K I, et al. Digital twin-driven smart manufacturing: connotation, reference model, applications and research issues[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 61: 101837.
- [18] 刘强, 秦泗钊. 过程工业大数据建模研究展望[J]. 自动化学报, 2016, 42(2): 161–171.
- LIU Qiang, QIN Sizhao. Perspectives on big data modeling of process industries[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(2): 161–171.
- [19] 陈孝慈, 李东海. 煤矿安全大数据特征及治理方法体系研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(5): 52–58.
- CHEN Xiaoci, LI Donghai. Research on the coal mine safety big data features and governance method system[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(5): 52–58.
- [20] 方乾, 张晓霞, 王霖, 等. 智能化煤矿大数据治理关键技术研究、实践与应用[J]. 工矿自动化, 2023, 49(5): 37–45, 73.
- FANG Qian, ZHANG Xiaoxia, WANG Lin, et al. Research, practice and application of key technologies of intelligent coal mine big data governance[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(5): 37–45, 73.
- [21] 谭明, 沈政昌, 杨义红. 矿物分选装备技术研究进展[J]. 绿色矿山, 2024, 2(1): 85–93.
- TAN Ming, SHEN Zhengchang, YANG Yihong. Research progress of mineral processing equipment technology[J]. Journal of Green Mine, 2024, 2(1): 85–93.
- [22] 侯公羽, 胡志宇, 李子祥, 等. 分布式光纤及光纤光栅传感技术在煤矿安全监测中的应用现状及展望[J]. 煤炭学报, 2023, 48(S1): 96–110.
- HOU Gongyu, HU Zhiyu, LI Zixiang, et al. Present situation and prospect of coal mine safety monitoring based on fiber Bragg grating and distributed optical fiber sensing technology[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(S1): 96–110.
- [23] 曹现刚, 段雍, 赵江滨, 等. 综采设备健康状态评估研究综述[J]. 工矿自动化, 2023, 49(9): 23–35, 97.
- CAO Xiangang, DUAN Yong, ZHAO Jiangbin, et al. Summary of research on health status assessment of fully mechanized mining equipment[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(9): 23–35, 97.
- [24] ZHANG J H, CHEN M, LIU Y H, et al. A network communication frequency routing protocol of coal mine safety monitoring system based on wireless narrowband data communication network[J]. *Mobile Information Systems*, 2022, 2022: 4906599.
- [25] ZHAN P. Application of 5G communication technology based on intelligent sensor network in coal mining[J]. *Journal of Sensors*, 2023, 2023(1): 2114387.
- [26] 袁亮, 吴劲松, 杨科. 煤炭安全智能精准开采关键技术与应用[J]. 采矿与安全工程学报, 2023, 40(5): 861–868.
- YUAN Liang, WU Jinsong, YANG Ke. Key technology and its application of coal safety intelligent precision mining[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2023, 40(5): 861–868.
- [27] CARTER R A. Smart mining needs high IQ monitoring systems[J]. *Engineering and Mining Journal*, 2020, 221(9): 38–44.
- [28] 李国民, 章鳌, 贺耀宜, 等. 智能矿井多元监控数据集成关键技术研究[J]. 工矿自动化, 2022, 48(8): 127–130, 146.
- LI Guomin, ZHANG Ao, HE Yaoyi, et al. Research on key technologies of multi-element monitoring data integration in intelligent mine[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(8): 127–130, 146.
- [29] 崔亚仲, 白明亮, 李波. 智能矿山大数据关键技术与发展研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(3): 66–74.
- CUI Yazhong, BAI Mingliang, LI Bo. Key technology and development research on big data of intelligent mine[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(3): 66–74.
- [30] 曹现刚, 姜韦光, 张国祯. 采煤机运行状态数据实时清洗技术研究[J]. 煤炭工程, 2020, 52(3): 127–131.
- CAO Xiangang, JIANG Weiguang, ZHANG Guozhen. Real-time data cleaning of coal mining machine operating status[J]. Coal Engineering, 2020, 52(3): 127–131.
- [31] 马宏伟, 吴少杰, 曹现刚, 等. 煤矿综采设备运行状态大数据清洗建模[J]. 工矿自动化, 2018, 44(11): 80–83.
- MA Hongwei, WU Shaojie, CAO Xiangang, et al. Big data cleaning modeling of operation status of coal mine fully-mechanized coal mining equipment[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(11): 80–83.
- [32] 张元刚, 刘坤, 杨林, 等. 煤炭工业监控大数据平台建设与应用[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(3): 75–80.
- ZHANG Yuangang, LIU Kun, YANG Lin, et al. Platform construction and data processing application technology in coal industry monitoring big data[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(3): 75–80.
- [33] 张长鲁. 煤矿事故隐患大数据处理与知识发现分析方法研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(9): 176–181.
- ZHANG Changlu. Study on big data processing and knowledge discovery analysis method for safety hazard in coal mine[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2016, 12(9): 176–181.
- [34] 杜毅博, 赵国瑞, 巩师鑫. 智能化煤矿大数据平台架构及数据处理关键技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(7): 177–185.
- DU Yibo, ZHAO Guorui, GONG Shixin. Study on big data platform architecture of intelligent coal mine and key technologies of data processing[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(7): 177–185.

- [35] 王美君, 谭章禄, 李慧园, 等. 智能化煤矿数据治理能力评估与提升策略研究[J]. 矿业科学学报, 2024, 9(1): 106–115.  
WANG Meijun, TAN Zhanglu, LI Huiyuan, et al. Research on evaluation and promotion strategy of data governance capability for intelligent coal mines[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9(1): 106–115.
- [36] 王国法, 杜毅博. 煤矿智能化标准体系框架与建设思路[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(1): 1–9.  
WANG Guofa, DU Yibo. Coal mine intelligent standard system framework and construction ideas[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(1): 1–9.
- [37] 张建明, 曹文君, 王景阳, 等. 智能化煤矿信息基础设施标准体系研究[J]. 中国煤炭, 2021, 47(11): 1–6.  
ZHANG Jianming, CAO Wenjun, WANG Jingyang, et al. Research on information infrastructure standard system for intelligent coal mine[J]. China Coal, 2021, 47(11): 1–6.
- [38] 温亮, 李丹宁. 基于 EtherNet/IP 的井工煤矿数据治理研究[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(S1): 227–232.  
WEN Liang, LI Danning. Research on data management of coal mine based on EtherNet/IP[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(S1): 227–232.
- [39] 王淦, 彭煜玮, 兰海, 等. 数据集成方法发展与展望[J]. 软件学报, 2020, 31(3): 893–908.  
WANG Song, PENG Yuwei, LAN Hai, et al. Survey and prospect: data integration methodologies[J]. Journal of Software, 2020, 31(3): 893–908.
- [40] 滕晓旭, 全厚春, 祁金才, 等. 矿山设备维修数据集成与管控系统研究[J]. 采矿技术, 2021, 21(5): 180–183.  
TENG Xiaoxu, QUAN Houchun, QI Jincai, et al. Research on data integration and control system of mine equipment maintenance[J]. Mining Technology, 2021, 21(5): 180–183.
- [41] 曹现刚, 罗璇, 张鑫媛, 等. 煤矿机电设备运行状态大数据管理平台设计[J]. 煤炭工程, 2020, 52(2): 22–26.  
CAO Xiangang, LUO Xuan, ZHANG Xinyuan, et al. Design of big data management platform for operation status of coal mine electromechanical equipment[J]. Coal Engineering, 2020, 52(2): 22–26.
- [42] 曹现刚, 马晨飞, 王云飞, 等. 煤矿设备状态大数据平台架构及关键技术研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(1): 222–224.  
CAO Xiangang, MA Chenfei, WANG Yunfei, et al. Study on big data platform architecture of coal mine equipment status and key technologies[J]. Coal Technology, 2023, 42(1): 222–224.
- [43] 李福兴, 李璐曦. 面向煤炭开采的大数据处理平台构建关键技术[J]. 煤炭学报, 2019, 44(S1): 362–369.  
LI Fuxing, LI Luxi. Key technologies of big data processing platform construction for coal mining[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(S1): 362–369.
- [44] 高晶, 赵良君, 吕旭阳. 基于数据挖掘的煤矿安全管理大数据平台[J]. 煤矿安全, 2022, 53(6): 121–125.  
GAO Jing, ZHAO Liangjun, LYU Xuyang. Coal mine safety management big data platform based on data mining[J]. Safety in Coal Mines, 2022, 53(6): 121–125.
- [45] 荣宝, 魏德志, 于海成, 等. 露天煤矿安全生产大数据存储与流式计算技术[J]. 工矿自动化, 2021, 47(S1): 101–102, 109.  
RONG Bao, WEI Dezhi, YU Haicheng, et al. Open-pit coal mine safety production big data storage and streaming computing technology[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(S1): 101–102, 109.
- [46] 谭章禄, 马营营. 煤炭大数据研究及发展方向[J]. 工矿自动化, 2018, 44(3): 49–52.  
TAN Zhanglu, MA Yingying. Research on coal big data and its developing direction[J]. Journal of Mine Automation, 2018, 44(3): 49–52.
- [47] 葛世荣, 郝雪弟, 田凯, 等. 采煤机自主导航截割原理及关键技术[J]. 煤炭学报, 2021, 46(3): 774–788.  
GE Shirong, HAO Xuedi, TIAN Kai, et al. Principle and key technology of autonomous navigation cutting for deep coal seam[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(3): 774–788.
- [48] 张睿, 张义民, 朱丽莎. 采煤机截割部齿轮箱体振动特性实验[J]. 振动与冲击, 2019, 38(13): 179–184, 196.  
ZHANG Rui, ZHANG Yimin, ZHU Lisha. Tests for dynamic characteristics of shearer cutting gearbox[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(13): 179–184, 196.
- [49] 郝清涛, 庞新宇, 王雪松, 等. 基于盲源分离的采煤机摇臂轴承故障诊断方法[J]. 煤炭学报, 2015, 40(11): 2509–2513.  
HAO Shangqing, PANG Xinyu, WANG Xuesong, et al. Bearing fault diagnosis method for shearer rocker arm based on blind source separation[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(11): 2509–2513.
- [50] 刘旭南, 赵丽娟, 付东波, 等. 采煤机截割部传动系统故障信号小波包分解方法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(14): 169–175, 253.  
LIU Xunan, ZHAO Lijuan, FU Dongbo, et al. Study on wavelet packet decomposition method for fault signal of shearer cutting unit transmission system[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(14): 169–175, 253.
- [51] XU J, REN C F, LIU Y X, et al. Noise elimination for coalcutter vibration signal based on ensemble empirical mode decomposition and an improved Harris Hawks optimization algorithm[J]. Symmetry, 2022, 14(10): 1978.
- [52] LI C P, PENG T H, ZHU Y M. A cutting pattern recognition method for shearers based on ICEEMDAN and improved grey wolf optimizer algorithm-optimized SVM[J]. Applied Sciences, 2021, 11(19): 9081.
- [53] SI L, WANG Z B, TAN C, et al. A feature extraction method based on composite multi-scale permutation entropy and Laplacian score for shearer cutting state recognition[J]. Measurement, 2019, 145: 84–93.
- [54] SI L, WANG Z B, LIU X H, et al. A sensing identification method for shearer cutting state based on modified multi-scale fuzzy entropy and support vector machine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 78: 86–101.
- [55] LI X G, ZHANG Y Z, WANG F Q, et al. A fault diagnosis method of rolling bearing based on wavelet packet analysis and deep forest[J]. Symmetry, 2022, 14(2): 267.
- [56] ZHANG X, WANG H J, LI X H, et al. Fault diagnosis of mine ventilator bearing based on improved variational mode decomposi-

- tion and density peak clustering[J]. *Machines*, 2022, 11(1): 27.
- [57] WANG W B, GUO S, ZHAO S F, et al. Intelligent fault diagnosis method based on VMD-Hilbert spectrum and ShuffleNet-V2: Application to the gears in a mine scraper conveyor gearbox[J]. *Sensors*, 2023, 23(10): 4951.
- [58] 张建公. 矿用电动机振动信号早期故障特征提取方法[J]. 工矿自动化, 2019, 45(5): 96–99.  
ZHANG Jiangong. Early fault feature extraction method of vibration signal of mine-used motor[J]. *Industry and Mine Automation*, 2019, 45(5): 96–99.
- [59] HUANG X K, WU X F, TIAN Z Z, et al. Fault diagnosis study of mine drainage pump based on MED-WPD and RBFNN[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2023, 45(7): 347.
- [60] 刘美芳, 余建波, 尹纪庭. 基于贝叶斯推论和自组织映射的轴承性能退化评估方法[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(10): 2237–2244.  
LIU Meifang, YU Jianbo, YIN Jiting. Bearing performance degradation assessment based on Bayesian inference and self-organizing map[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(10): 2237–2244.
- [61] 李洪雪, 李世武, 孙文财, 等. 重型危险品半挂车行驶工况的构建[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(5): 1700–1707.  
LI Hongxue, LI Shiwu, SUN Wencai, et al. Driving cycle construction of heavy semi-trailers carrying hazardous cargos[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2021, 51(5): 1700–1707.
- [62] KONG D D, CHEN Y J, LI N. Gaussian process regression for tool wear prediction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 104: 556–574.
- [63] BENKEDJOUH T, MEDJAH K, ZERHOUNI N, et al. Health assessment and life prediction of cutting tools based on support vector regression[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2015, 26(2): 213–223.
- [64] 王浩任, 黄亦翔, 赵帅, 等. 基于小波包和拉普拉斯特征值映射的柱塞泵健康评估方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 45–50.  
WANG Haoren, HUANG Yixiang, ZHAO Shuai, et al. Health assessment for a piston pump based on WPD and LE[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(22): 45–50.
- [65] MA M, CHEN X F, ZHANG X L, et al. Locally linear embedding on Grassmann manifold for performance degradation assessment of bearings[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2017, 66(2): 467–477.
- [66] LI F, CHYU M K, WANG J X, et al. Life grade recognition of rotating machinery based on Supervised Orthogonal Linear Local Tangent Space Alignment and Optimal Supervised Fuzzy C-Means Clustering[J]. *Measurement*, 2015, 73: 384–400.
- [67] 董玉亮, 顾煜炯. 基于保局投影与自组织映射的风电机组故障预警方法[J]. 太阳能学报, 2015, 36(5): 1123–1129.  
DONG Yuliang, GU Yujiong. Wind turbine fault prognostics based on locality preserving and self-organizing maps[J]. *Acta Energiae Solaris Sinica*, 2015, 36(5): 1123–1129.
- [68] 徐宇亮, 孙际哲, 陈西宏, 等. 电子设备健康状态评估与故障预测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(5): 1068–1072.  
XU Yuliang, SUN Jizhe, CHEN Xihong, et al. Method of health performance evaluation and fault prognostics for electronic equipment[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(5): 1068–1072.
- [69] YUAN N Q, YANG W L, KANG B, et al. RETRACTED: Signal fusion-based deep fast random forest method for machine health assessment[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48: 1–8.
- [70] 张一轶. 煤矿主扇风机故障诊断系统研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.  
ZHANG Yizhe. Research on fault diagnosis system of coal mine main fan[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2020.
- [71] 吉晓冬. 振动数据驱动的掘进机关键部件健康状态评估研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2022.  
JI Xiaodong. Research on health status evaluation method of roadheader key components data-driven by vibration[D]. Beijing: China University of Mining & Technology-Beijing, 2022.
- [72] 李宁, 丁华, 孙晓春, 等. 基于简化区间核全局-局部特征融合的采煤机智能故障诊断[J/OL]. 煤炭学报, 1-15. [2024-06-09]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2023.1252>.  
LI Ning, DING Hua, SUN Xiaochun, et al. Intelligent fault diagnosis of shearer based on simplified interval kernel global-local feature fusion[J/OL]. *Journal of China Coal Society*, 1-15 [2024-06-09]. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2023.1252>.
- [73] SI L, WANG Z B, LIU X H, et al. Cutting state diagnosis for shearer through the vibration of rocker transmission part with an improved probabilistic neural network[J]. *Sensors*, 2016, 16(4): 479.
- [74] 彭强. 煤矿大型机械设备滚动轴承故障诊断改进方法研究[J]. 煤炭工程, 2023, 55(4): 141–146.  
PENG Qiang. Improved methods for fault diagnosis of rolling bearings for large mechanical equipment in coal mines[J]. *Coal Engineering*, 2023, 55(4): 141–146.
- [75] JIANG H, JI X D, YANG Y, et al. Vibration signal analysis of roadheader based on referential manifold learning[J]. *Shock and Vibration*, 2023, 2023: 8818380.
- [76] BAN Y X, LIU C Y, YANG F, et al. Failure identification method of sound signal of belt conveyor rollers under strong noise environment[J]. *Electronics*, 2023, 13(1): 34.
- [77] 曹现刚, 雷一楠, 宫钰蓉, 等. 基于组合赋权法的采煤机健康状态评估方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(6): 135–141.  
CAO Xiangang, LEI Yinan, GONG Yurong, et al. Study on health assessment method of shearer based on combination weighting method[J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(6): 135–141.
- [78] 闫向彤, 董鹏辉, 熊友鋈, 等. 基于 PCA 的采煤机健康状态云模型评估分析[J]. 煤炭工程, 2023, 55(6): 152–157.  
YAN Xiangtong, DONG Penghui, XIONG Youkun, et al. Cloud model evaluation for health state of coal shearer based on PCA[J]. *Coal Engineering*, 2023, 55(6): 152–157.
- [79] WANG Z B, XU X H, SI L, et al. A dynamic health assessment approach for shearer based on artificial immune algorithm[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 2016: 9674942.
- [80] 王琛, 杨岸. 矿井提升机健康状态评估与预测系统研究[J]. 工矿



- 自动化, 2023, 49(10): 75–86.
- WANG Chen, YANG An. Research on the health evaluation and prediction system for mine hoists[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(10): 75–86.
- [81] 陈劭康. 带式输送机故障预测与健康状态评估技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
- CHEN Shaokang. Research on fault prediction and health assessment technology of belt conveyor[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [82] 张玉钊. 盘刀破岩掘进系统健康状态分析[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2022.
- ZHANG Yukun. Analysis on the health state of rock breaking tunneling system with disc cutter[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2022.
- [83] 马旭东, 王跃龙, 田慕琴, 等. 液压支架健康评估与寿命预测模型研究[J]. *煤炭科学技术*, 2021, 49(3): 141–148.
- MA Xudong, WANG Yuelong, TIAN Muqin, et al. Health assessment and life prediction model of hydraulic support[J]. *Coal Science and Technology*, 2021, 49(3): 141–148.
- [84] SOUALHI A, RAZIK H, CLERC G, et al. Prognosis of bearing failures using hidden Markov models and the adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 61(6): 2864–2874.
- [85] 丁飞, 王谦. 液压支架结构疲劳动态可靠性评估方法[J]. *中国安全科学学报*, 2015, 25(6): 86–90.
- DING Fei, WANG Qian. Fatigue dynamic reliability assessment method of hydraulic support structure[J]. *China Safety Science Journal*, 2015, 25(6): 86–90.
- [86] 王慧, 赵国超, 宋宇宁, 等. 基于改进的威布尔分布的液压支架可靠性评估方法[J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28(5): 99–104.
- WANG Hui, ZHAO Guochao, SONG Yuning, et al. Reliability evaluation method of hydraulic support based on improved Weibull distribution[J]. *China Safety Science Journal*, 2018, 28(5): 99–104.
- [87] CHEN Q Z, ZOU B P, TAO Z G, et al. Construction and application of an intelligent roof stability evaluation system for the roof-cutting non-pillar mining method[J]. *Sustainability*, 2023, 15(3): 2670.
- [88] 乔佳伟, 田慕琴. 基于 AHP-TOPSIS 综合评价法的离心泵健康状态评估[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(9): 69–76.
- QIAO Jiawei, TIAN Muqin. Health condition assessment of centrifugal pump based on AHP-TOPSIS comprehensive evaluation method[J]. *Industry and Mine Automation*, 2022, 48(9): 69–76.
- [89] 曹现刚, 李彦川, 雷卓, 等. 采煤机健康状态智能评估方法研究[J]. *工矿自动化*, 2020, 46(6): 41–47.
- CAO Xiangang, LI Yanchuan, LEI Zhuo, et al. Research on intelligent evaluation method of health state of shearer[J]. *Industry and Mine Automation*, 2020, 46(6): 41–47.
- [90] XU X Z, WANG K Q, ZHANG Q H, et al. A comprehensive evaluation of intelligent coal mine ventilation systems in the internet of things[J]. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 2023, 13: 1–17.
- [91] SI L, WANG Z B, LIU Z, et al. Health condition evaluation for a shearer through the integration of a fuzzy neural network and improved particle swarm optimization algorithm[J]. *Applied Sciences*, 2016, 6(6): 171.
- [92] 曹现刚, 许欣, 雷卓, 等. 基于降噪自编码器与改进卷积神经网络的采煤机健康状态识别[J]. *信息与控制*, 2022, 51(1): 98–106.
- CAO Xiangang, XU Xin, LEI Zhuo, et al. Health status identification of shearer based on denoising autoencoder and improved convolutional neural network[J]. *Information and Control*, 2022, 51(1): 98–106.
- [93] LI F T, WANG Z B, SI L, et al. A novel recognition method of shearer cutting status based on SDP image and MCK-DCNN[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2024, 238(5): 1495–1506.
- [94] 鲍新平, 何勇, 马正武, 等. 基于 Baseline 模型的刮板输送机健康评估[J]. *煤矿机械*, 2023, 44(11): 204–206.
- BAO Xinping, HE Yong, MA Zhengwu, et al. Health assessment of scraper conveyor based on baseline model[J]. *Coal Mine Machinery*, 2023, 44(11): 204–206.
- [95] 杨鑫, 苏乐, 程永军, 等. 基于多种图结构信息融合的刮板输送机健康状态识别[J/OL]. *煤炭科学技术*, 1–11[2024-06-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20240228.0856.002.html>.
- YANG Xin, SU Le, CHENG Yongjun, et al. Health status recognition of scraper conveyor based on the fusion of multiple graph structure information[J/OL]. *Coal Science and Technology*, 1–11[2024-06-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.td.20240228.0856.002.html>.
- [96] 罗璇. 数据驱动的采煤机摇臂寿命预测方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- LUO Xuan. Research on life prediction method of shearer rocker arm based on data drive[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.
- [97] 刘晓波. 采煤机液压系统隐马尔可夫模型故障预测方法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2020.
- LIU Xiaobo. Study on fault prognosis method of hidden markov model for shearer hydraulic system[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2020.
- [98] ZHU L S, YUAN C, LI H J, et al. Dynamic and gradual coupled reliability analysis of the transmission system of a shearer cutting arm[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2022, 236(5): 738–750.
- [99] ZHAO L J, JIN X, LIU X H. Numerical research on wear characteristics of drum based on discrete element method (DEM)[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2020, 109: 104269.
- [100] QIN Y K, ZHANG X H, ZENG J C, et al. Reliability analysis of mining machinery pick subject to competing failure processes with continuous shock and changing rate degradation[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2022, 72(2): 795–807.
- [101] 赵丽娟, 杨世杰, 张海宁, 等. 基于 DEM-MFBD 双向耦合技术的采煤机摇臂壳体疲劳寿命预测[J]. *煤炭科学技术*, 2023, 51(S2): 252–258.
- ZHAO Lijuan, YANG Shijie, ZHANG Haining, et al. Fatigue life prediction of shearer rocker shell based on DEM-MFBD bidirec-

- tional coupling technology[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(S2): 252–258.
- [102] 曹现刚, 伍宇泽, 陈瑞昊, 等. 基于 MSCNN-GRU 神经网络的采煤机摇臂剩余寿命预测[J]. *煤炭技术*, 2022, 41(12): 186–189.  
CAO Xiangang, WU Yuze, CHEN Ruihao, et al. Prediction of remaining life of shearer rocker arm based on MSCNN-GRU neural network[J]. *Coal Technology*, 2022, 41(12): 186–189.
- [103] CAO X G, LEI Z, LI Y C, et al. Prediction method of equipment remaining life based on self-attention long short-term memory neural network[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2023, 28(5): 652–664.
- [104] 曹现刚, 罗璇, 雷一楠, 等. 基于 ARIMA 和 SVR 的滚动轴承状态预测方法研究[J]. *机床与液压*, 2020, 48(22): 178–181.  
CAO Xiangang, LUO Xuan, LEI Yinan, et al. Prediction method research for rolling bearing state based on ARIMA and SVR[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2020, 48(22): 178–181.
- [105] GAO Y F, ZHANG X H, ZHANG T B, et al. A graph convolutional encoder-decoder model for methane concentration forecasting in coal mines[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 72665–72678.
- [106] LI T F, ZHAO Z B, SUN C, et al. Hierarchical attention graph convolutional network to fuse multi-sensor signals for remaining useful life prediction[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 215: 107878.
- [107] WANG L, CAO H R, XU H, et al. A gated graph convolutional network with multi-sensor signals for remaining useful life prediction[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 252: 109340.
- [108] 李晓昆, 耿毅德, 王宏伟, 等. 基于改进相似模型的采煤机轴承剩余寿命预测方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(5): 96–103.  
LI Xiaokun, GENG Yide, WANG Hongwei, et al. A method for predicting the remaining useful life of shearer bearings based on improved similarity model[J]. *Journal of Mine Automation*, 2023, 49(5): 96–103.
- [109] 程泽银. 基于深度学习的采煤机摇臂关键零部件剩余使用寿命预测系统[D]. 太原: 太原理工大学, 2021.  
CHENG Zeying. Remaining life prediction system of key parts of coal shearer rocker arm based on deep learning[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021.
- [110] 孙永新. 煤机设备轴承剩余寿命预测方法研究[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(11): 126–130.  
SUN Yongxin. Research on bearing residual life prediction method of coal mine machinery equipment[J]. *Journal of Mine Automation*, 2021, 47(11): 126–130.
- [111] DING H, YANG L L, YANG Z J. A predictive maintenance method for shearer key parts based on qualitative and quantitative analysis of monitoring data[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 108684–108702.
- [112] 张波. 采煤机截割部行星机构疲劳寿命分析与预测[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.  
ZHANG Bo. Fatigue life analysis and prediction of planetary mechanism in shearer cutting part[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2020.
- [113] 丁华, 杨亮亮, 杨兆建, 等. 数字孪生与深度学习融合驱动的采煤机健康状态预测[J]. *中国机械工程*, 2020, 31(7): 815–823.
- DING Hua, YANG Liangliang, YANG Zhaojian, et al. Health prediction of shearers driven by digital twin and deep learning[J]. *China Mechanical Engineering*, 2020, 31(7): 815–823.
- [114] 李红岩, 杨朝旭, 荣相, 等. 矿用逆变器功率器件故障预测与健康管理工作现状及展望[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(5): 15–20.  
LI Hongyan, YANG Chaoyu, RONG Xiang, et al. Research status and prospect of prognostics health management technology for mine inverter power devices[J]. *Journal of Mine Automation*, 2022, 48(5): 15–20.
- [115] 彭开香, 皮彦婷, 焦瑞华, 等. 航空发动机的健康指标构建与剩余寿命预测[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(4): 713–720.  
PENG Kaixiang, PI Yanting, JIAO Ruihua, et al. Health indicator construction and remaining useful life prediction for aircraft engine[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(4): 713–720.
- [116] 李天梅, 司小胜, 张建勋. 多源传感监测线性退化设备数模联动的剩余寿命预测方法[J]. *航空学报*, 2023, 44(8): 227190.  
LI Tianmei, SI Xiaosheng, ZHANG Jianxun. Data-model interactive remaining useful life prediction method for multi-sensor monitored linear stochastic degrading devices[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(8): 227190.
- [117] DUAN Y, CAO X G, ZHAO J B, et al. Health indicator construction and status assessment of rotating machinery by spatio-temporal fusion of multi-domain mixed features[J]. *Measurement*, 2022, 205: 112170.
- [118] TAN C D, WANG S, DENG H W, et al. The health index prediction model and application of PCP in CBM wells based on deep learning[J]. *Geofluids*, 2021, 2021: 6641395.
- [119] 李曼, 潘楠楠, 段雍, 等. 煤矿旋转机械健康指标构建及状态评估[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(9): 33–41.  
LI Man, PAN Nannan, DUAN Yong, et al. Construction of health index and condition assessment of coal mine rotating machinery[J]. *Industry and Mine Automation*, 2022, 48(9): 33–41.
- [120] HOSEINIE S H, GHODRATI B, KUMAR U. Cost-effective maintenance scheduling of cutting arms of drum shearer machine[J]. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 2014, 28(5): 297–310.
- [121] JIU S. A two-phase approach for integrating preventive maintenance with production and delivery in an unreliable coal mine[J]. *Journal of Heuristics*, 2021, 27(6): 991–1020.
- [122] JIU S, GUO Q, LIANG C. Robust optimization for integrating preventative maintenance with coal production under demand uncertainty[J]. *IIE Transactions*, 2023, 55(3): 242–258.
- [123] FLOREA V A, TODERAS M, ITU R B. Assessment possibilities of the quality of mining equipment and of the parts subjected to intense wear[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(6): 3740.
- [124] 侯鹏飞, 韩磊. 基于状态的煤矿大型固定设备维护系统[J]. *煤矿现代化*, 2019, 28(5): 160–163.  
HOU Pengfei, HAN Lei. Condition based maintenance system of large fixed equipment in mine[J]. *Coal Mine Modernization*, 2019, 28(5): 160–163.
- [125] ZHANG N, FOULADIRAD M, BARROS A, et al. Condition-based maintenance for a K-out-of-N deteriorating system under periodic inspection with failure dependence[J]. *European Journal*

- of *Operational Research*, 2020, 287(1): 159–167.
- [126] CAO X G, LI P F, MING S. Remaining useful life prediction-based maintenance decision model for stochastic deterioration equipment under data-driven[J]. *Sustainability*, 2021, 13(15): 8548.
- [127] TON B, BASTEN R, BOLTE J, et al. PrimaVera: synergising predictive maintenance[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(23): 8348.
- [128] 曹现刚, 宫钰蓉, 罗璇, 等. 考虑机会维护的煤矿综采设备群维护决策优化研究[J]. *煤炭工程*, 2020, 52(6): 164–169.
- CAO Xiangang, GONG Yurong, LUO Xuan, et al. Research on maintenance decision optimization of coal mine fully mechanized mining equipment based on genetic algorithm[J]. *Coal Engineering*, 2020, 52(6): 164–169.
- [129] CAO X G, LI P F, DUAN Y. Joint decision-making model for production planning and maintenance of fully mechanized mining equipment[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 46960–46974.
- [130] 李佳佳. 基于云计算的设备维护决策支持系统关键技术研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2016.
- LI Jiajia. Research on key technologies of device maintenance decision support system based on cloud computing[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2016.
- [131] 王铁军. 煤矿设备全生命周期健康诊断系统[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(S1): 101–104.
- WANG Tiejun. Whole life cycle health diagnosis system for coal mine equipment[J]. *Industry and Mine Automation*, 2022, 48(S1): 101–104.
- [132] 周李兵. 煤矿机电设备预测性维护用采集计算平台设计[J]. *工矿自动化*, 2020, 46(8): 106–111.
- ZHOU Libing. Design of collecting and computing platform used for predictive maintenance of coal mine electromechanical equipment[J]. *Industry and Mine Automation*, 2020, 46(8): 106–111.
- [133] 秦一帆. 面向煤矿产业的智能算法开发管理平台的设计与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- QIN Yifan. Design and implementation of an intelligent algorithm development and management platform for the coal mine industry[D]. Xi'an: Xidian University, 2022.
- [134] 王辉. 基于大数据平台的煤矿机电设备数据综合管理系统[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
- WANG Hui. A comprehensive management system for coal mine mechanical and electrical equipment data based on big data platform[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [135] 鲍久圣, 张可琨, 王茂森, 等. 矿山数字孪生 MiDT: 模型架构、关键技术及研究展望[J]. *绿色矿山*, 2023(1): 166–177.
- BAO Jiusheng, ZHANG Kekun, WANG Maosen, et al. Mine Digital Twin: Model architecture, key technologies and research prospects[J]. *Journal of Green Mine*, 2023(1): 166–177.
- [136] 谢丹. 基于 Android 的煤矿生产工况监测与故障分析系统设计[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- XIE Dan. Design of an android based coal mine production condition monitoring and fault analysis system[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [137] 杨玉平. 煤矿安全风险智能预警管控系统的研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2022.
- YANG Yuping. Research on intelligent early warning and control system for coal mine safety risks[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2022.
- [138] CHEN X H, YANG R, XUE Y H, et al. Deep transfer learning for bearing fault diagnosis: a systematic review since 2016[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3508221.
- [139] 蒋玲莉, 李书慧, 李学军, 等. 基于迁移学习和卷积神经网络的牵引电机轴承健康评估方法[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(3): 162–172.
- JIANG Lingli, LI Shuhui, LI Xuejun, et al. Health assessment method of traction motor bearing based on transfer learning and convolutional neural network[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(3): 162–172.
- [140] HAN B K, JIANG X W, WANG J R, et al. A novel domain adaptive fault diagnosis method for bearings based on unbalance data generation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3519911.
- [141] WANG Z, WU Z Y, LI X Q, et al. Attention-aware temporal-spatial graph neural network with multi-sensor information fusion for fault diagnosis[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 278: 110891.
- [142] WANG Y, PENG H, WANG G, et al. Monitoring industrial control systems via spatio-temporal graph neural networks[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 122: 106144.
- [143] ZHU H P, CHENG J X, ZHANG C, et al. Stacked pruning sparse denoising autoencoder based intelligent fault diagnosis of rolling bearings[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 88: 106060.
- [144] 黄星华, 吴天舒, 杨龙玉, 等. 一种面向旋转机械的基于 Transformer 特征提取的域自适应故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(11): 210–218.
- HUANG Xinghua, WU Tianshu, YANG Longyu, et al. Domain adaptive fault diagnosis based on Transformer feature extraction for rotating machinery[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(11): 210–218.
- [145] LU H, BARZEGAR V, NEMANI V P, et al. Joint training of a predictor network and a generative adversarial network for time series forecasting: a case study of bearing prognostics[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 203: 117415.
- [146] ZHANG Y X, LI Y X, WANG Y L, et al. Adaptive spatio-temporal graph information fusion for remaining useful life prediction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 22(4): 3334–3347.
- [147] LI T F, ZHOU Z, LI S N, et al. The emerging graph neural networks for intelligent fault diagnostics and prognostics: a guideline and a benchmark study[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 168: 108653.
- [148] LI X Y, LI J J, ZUO L, et al. Domain adaptive remaining useful life prediction with transformer[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3521213.
- [149] ZHANG Y R, SU C, WU J J, et al. Trend-augmented and temporal-featured Transformer network with multi-sensor signals for remaining useful life prediction[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 241: 109662.
- [150] LIU R, CHEN L, HU W H, et al. Short-term load forecasting based



- on LSTNet in power system[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2021, 31(12): e13164.
- [151] VELICKOVIC P, FEDUS W, HAMILTON W L, et al. Deep graph infomax[J]. arXiv preprint arXiv: 1809.10341, 2018.
- [152] ZHOU Z C, HU Y, ZHANG Y, et al. Multiview deep graph infomax to achieve unsupervised graph embedding[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(10): 6329–6339.
- [153] 王学文, 王孝亭, 谢嘉成, 等. 综采工作面 XR 技术发展综述: 从虚拟 3D 可视化到数字孪生的演化[J]. 绿色矿山, 2024, 2(1): 75–84.
- WANG Xuewen, WANG Xiaoting, XIE Jiacheng, et al. Review of XR technology development in fully mechanized mining faces: From 3D visualization to digital twin[J]. Journal of Green Mine, 2024, 2(1): 75–84.
- [154] 沈政昌, 李仕亮, 史帅星, 等. 低碳选矿技术发展现状及发展策略研究[J]. 绿色矿山, 2023, 1(1): 48–55.
- SHEN Zhengchang, LI Shiliang, SHI Shuaixing, et al. Development status and development strategy research of low carbon mineral processing technology[J]. Journal of Green Mine, 2023, 1(1): 48–55.
- [155] 宋坤, 刘俊峰. 煤矿综合信息管控平台研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(S2): 95–98.
- SONG Kun, LIU Junfeng. Research on integrated information management and control platform of coal mine[J]. Industry and Mine Automation, 2023, 49(S2): 95–98.