

文章编号: 1671-251X(2025)03-0039-15

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2025010005

带式输送机托辊故障诊断及协同管控研究综述

邢震^{1,2,3}, 田野新⁴, 包建军^{1,2,3}, 齐智峰^{1,3}, 周李兵^{1,3}, 叶柏松^{1,3}, 张蓉^{1,2,3}

- (1. 中煤科工集团常州研究院有限公司, 江苏 常州 213015;
2. 煤炭智能开采与岩层控制全国重点实验室, 江苏 常州 213015;
3. 天地(常州)自动化股份有限公司, 江苏 常州 213015;
4. 乔治亚理工学院 计算机科学学院, 华盛顿州 贝尔维尤 98005)

摘要: 托辊作为带式输送机的关键部件,其故障频发严重影响煤矿生产效率与安全。目前国内外在托辊故障诊断技术和带式输送机管理控制策略方面开展了广泛研究,然而尚未形成一套被广泛认可且行之有效的监测与管控手段。通过分析托辊故障的类型及机理,指出井下带式输送机托辊故障诊断的特殊性及面临的挑战。梳理了托辊故障诊断及托辊故障后协同管控的研究现状:在故障状态感知技术方面,探讨了振动、声音、温度及图像信号感知技术的原理与应用;在数据处理及特征提取方面,探讨了各类信号的处理方法及特征提取策略;在故障识别方法方面,探讨了从传统方法到机器学习、深度学习及多源信息融合的托辊故障识别方法的技术演进过程;在托辊故障后协同管控方面,探讨了目前面临控制系统复杂性高、不同控制策略之间的兼容性差、状态监测数据的准确性和实时性难以保证等问题。基于上述研究,指出托辊故障诊断技术虽取得一定进展,但仍存在故障辨识度不高、覆盖范围有限、检测物理量单一、无法对故障进行分类及判断程度、未能评估故障可能引发的风险,以及缺乏全面的管控策略等问题,提出托辊故障诊断技术发展方向:从单一监测向多维度融合监测发展、从稀疏覆盖向密集全面覆盖迈进、从表象诊断向本质分析探究故障演化规律、从被动应对到主动预防的转变并推动从局部管控向全局协同管控的升级。

关键词: 带式输送机托辊; 托辊故障诊断; 带式输送机协同管控; 筒体破损; 托辊轴承失效; 筒体变形; 主轴变形

中图分类号: TD634

文献标志码: A

Review on idler fault diagnosis and coordinated control in belt conveyors

XING Zhen^{1,2,3}, TIAN Yexin⁴, BAO Jianjun^{1,2,3}, QI Zhifeng^{1,3}, ZHOU Libing^{1,3}, YE Baisong^{1,3}, ZHANG Rong^{1,2,3}

- (1. CCTEG Changzhou Research Institute, Changzhou 213015, China; 2. State Key Laboratory of Intelligent Coal Mining and Strata Control, Changzhou 213015, China; 3. Tiandi (Changzhou) Automation Co., Ltd., Changzhou 213015, China; 4. College of Computing, Georgia Institute of Technology, Bellevue 98005, America)

Abstract: As a critical component of belt conveyors, idlers are prone to frequent failures, significantly impacting the efficiency and safety of coal mine operations. Extensive research has been conducted worldwide on idler fault diagnosis techniques and coordinated control strategies for belt conveyors. However, a universally accepted and effective monitoring and control framework is still lacking. This paper provides a comprehensive review of idler fault types and failure mechanisms, emphasizing the unique challenges associated with diagnosing

收稿日期: 2025-01-03; 修回日期: 2025-03-24; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 江苏省科技成果转化专项资金项目(BA2022040); 天地(常州)自动化股份有限公司科研项目(2024TY0001); 中国煤炭科工集团有限公司科技创新创业资金专项项目(2021-2-GH004)。

作者简介: 邢震(1987—), 男, 山东临沂人, 副研究员, 硕士, 研究方向为智能矿山综合管控、灾害综合防控, E-mail: 694826672@qq.com。通信作者: 包建军(1975—), 男, 江苏如皋人, 研究员, 硕士, 主要研究方向为煤矿通信定位与自动化, E-mail: bozjason@outlook.com。

引用格式: 邢震, 田野新, 包建军, 等. 带式输送机托辊故障诊断及协同管控研究综述[J]. 工矿自动化, 2025, 51(3): 39-53.

XING Zhen, TIAN Yexin, BAO Jianjun, et al. Review on idler fault diagnosis and coordinated control in belt conveyors[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(3): 39-53.



扫码移动阅读

faults in underground belt conveyors. The current state of research on idler fault diagnosis and post-failure coordinated control is systematically analyzed in four key areas: ① Fault State Perception Technologies: The principles and applications of vibration, acoustic, thermal, and image-based sensing technologies are discussed. ② Data Processing and Feature Extraction: Various signal processing methods and feature extraction strategies are examined. ③ Fault Identification Methods: The evolution of idler fault identification techniques is reviewed, ranging from traditional approaches to advanced machine learning, deep learning, and multi-source information fusion. ④ Post-Failure Coordinated Control: Challenges such as the high complexity of control systems, poor compatibility between different control strategies, and difficulties in ensuring the accuracy and real-time performance of condition monitoring data are highlighted. Despite notable advancements in idler fault diagnosis technologies, several challenges persist, including low fault identification accuracy, limited monitoring coverage, single-parameter detection, and the inability to classify faults or assess their severity. Furthermore, there is inadequate evaluation of potential fault-induced risks and a lack of comprehensive management strategies. Based on these findings, future research directions are proposed: advancing from single-parameter monitoring to multi-dimensional integrated monitoring, transitioning from sparse coverage to dense and comprehensive surveillance, shifting from surface-level diagnosis to in-depth analysis of fault evolution mechanisms, progressing from reactive responses to proactive fault prevention, and promoting the transformation from localized management to global coordinated control.

Key words: belt conveyor idler; idler fault diagnosis; belt conveyor coordinated control; shell damage; idler bearing failure; shell deformation; spindle deformation

0 引言

带式输送机作为煤矿综采、掘进、运输、提升等主生产系统的关键设备,其稳定性和可靠性直接决定了煤矿生产效率和安全生产状态,因此,围绕带式输送机故障诊断开展系统性研究,已成为该领域必须解决的关键技术课题。带式输送机故障点包括输送带故障、滚筒故障、托辊故障、减速器故障等。本文重点针对托辊故障进行讨论,托辊本身结构并不复杂,但由于其数量众多,发生的概率最大,并且故障造成的后果严重,如筒体破损导致的托辊故障会使胶带撕裂,进而引发运输中断;托辊卡死故障将会引起胶带与托辊筒体长时间滑动摩擦,产生大量的热量,一旦输送机停机,胶带与托辊的重合区域长时间接触会引发胶带外因火灾,造成群死群伤恶性事故^[1]。因此对托辊故障进行有效诊断,并根据诊断结果采取适当的管控措施,是实现煤矿安全生产的重要举措。尽管当前国内外在托辊故障诊断技术和带式输送机管理控制策略方面已经开展了广泛而深入的研究,但是尚未形成一套被广泛认可且行之有效的监测与管控手段。本文从带式输送机托辊故障入手,通过对国内外近年来知识与数据驱动的井下带式输送机托辊故障相关文献进行全面综述,分析带式输送机托辊故障机理,归类总结托辊故障监测手段、数据处理与特征提取方法、诊断方法、管控措施等热

门研究方向及研究进展,探讨故障诊断方法中亟需解决的关键问题及其未来的发展趋势,旨在为后续的相关研究开辟思路、提供有价值的参考。

1 井下带式输送机托辊故障机理及特点

1.1 托辊故障类型及机理

在带式输送机系统中,托辊作为关键支撑部件,其运行状态直接关系到整个输送系统的稳定运行与效率。托辊故障不仅影响物料输送的连续性,还可能引发安全事故。带式输送机托辊故障类型主要有筒体破损、托辊轴承失效、筒体或主轴变形等^[2]。不同故障类型会引起不同表征物理参数的变化现象,包括振动信号、声音信号、温度信号、视觉信号等。为探索故障本质,必须从故障现象入手,通过智能感知手段,研究现象与本质的对应关系,从而准确把握故障规律。因此对故障机理和表征物理量的深入研究是实施有效故障诊断与协同管控的前提。本文聚焦于托辊故障的 3 种常见类型,探讨它们各自的故障机理及对应的物理表征信号(表 1)。

1) 筒体破损。筒体破损是托辊故障中较为直观的一种故障,主要源于长期磨损、腐蚀或外力撞击。破损的筒体表面增加了与输送带之间的接触粗糙度,导致摩擦阻力显著上升。这一变化首先体现在托辊工作温度的异常升高,由于摩擦生热原理,持续的高温不仅加速了材料老化,还可能引发火灾。此

表 1 矿用带式输送机托辊故障诱因、现象、显著表征物理量及可能造成的影响

Table 1 Causes, phenomena, significant physical characteristics, and potential impacts of idler faults in mining belt conveyors			
诱因	现象	显著表征物理量	故障可能造成的影响
筒体破损	摩擦阻力增大	温度、图像	不停机可能造成胶带损坏, 停机可能造成外因火灾
内圈故障	固定频率的微弱冲击	振动、声音	不停机可能造成胶带跑偏
外圈故障			
托辊轴承失效			
滚珠故障	保持架故障	温度	
密封性不足	卡死		
筒体或主轴变形	频率不固定的较强烈冲击、卡死	振动、声音、温度、图像	不停机可能造成胶带损伤或胶带跑偏

外,随着破损程度的加剧,筒体表面的裂纹、剥落等缺陷在视觉图像中变得易于识别,为基于图像处理的故障诊断提供了直接依据。

2) 托辊轴承失效。轴承作为托辊的核心旋转部件,其失效形式多样,包括内圈、外圈、滚珠及保持架的损坏,以及密封性能下降导致的润滑失效。内圈、外圈、滚珠及保持架的故障往往伴随着微小的振动变化,这些振动通过传感器捕捉并转化为可分析的振动信号和声音信号,是实现早期预警的关键。而密封性不足导致的粉尘侵入,会逐渐污染润滑脂,引起轴承干摩擦,最终可能导致轴承卡死。这一过程虽然振动和声音信号变化不明显,但温度上升成为最显著的标志,反映了轴承内部摩擦阻力的急剧增加。

3) 筒体或主轴变形。筒体或主轴变形通常源于长期承受非均匀载荷或材料疲劳。变形初期,由于结构不平衡加剧,托辊会产生较为强烈的振动和异常噪音,此时的振动信号和声音信号成为诊断的重要依据。若未能及时发现并修复,变形进一步发展将严重影响托辊的旋转自由度,最终导致卡死现象。在这一阶段,异常升高的温度和通过图像监测到的明显形变成为判断故障的主要依据。特别是温度信号,不仅能够反映托辊内部的机械应力状态,也是预测严重故障即将发生的关键指标。

1.2 托辊故障诊断特点及面临的挑战

带式输送机作为矿井运输系统的重要组成部分,其托辊的数量庞大与链式分布造成故障诊断难题。具体而言,井下带式输送机延伸长达数十千米,通常托辊每组支撑架间隔 1.2~1.5 m,每组支撑架上

下分别配置 3 套和 2 套托辊,由此估算,整个系统托辊数量可达万级规模。这种大规模延展式分布不仅增加了日常维护难度,而且由于每套托辊都存在潜在的故障风险,使得故障检测任务变得艰难,对监测技术的全面性和高效性提出了较高要求。然而,受煤矿井下狭长空间结构限制,若采取常规点式监测模式需要布置大量的供电、通信线缆及设备,实施难度大、成本高。

同时,井下巷道的特殊环境对故障诊断技术构成了严峻挑战。巷道狭长且封闭的空间特性,加之内部运行的重型机械设备及人员活动产生的复杂噪音,严重干扰了基于声音、振动等物理量监测方法的有效性,噪音污染不仅降低了信号质量,还增加了从复杂背景中提取有用故障特征的难度,对监测系统的灵敏度与准确性构成了直接威胁。井下光照条件不足,极大限制了视觉图像监测技术的应用。在昏暗的环境中,依赖光线进行图像采集与分析的传统方法难以发挥效用,这对于依赖视觉识别进行状态监测和故障诊断的系统而言,无疑是一大障碍。因此,探索适应低光照条件的图像处理技术或开发非视觉依赖的监测手段,成为解决这一难题的关键。

2 托辊故障诊断及带式输送机协同管控研究现状

本文聚焦于托辊故障诊断的研究现状,深入剖析故障状态感知技术的多维度应用,涵盖振动、声音、温度及图像信号的精细捕捉。在此基础上,探讨数据处理及特征提取的有效方法,以时频变换、滤波去噪等技术手段,挖掘信号背后的深层特征。进一步阐述从传统识别到基于机器学习、深度学习及多源信息融合的故障识别方法演进,力图呈现一个全面而深入的托辊故障诊断技术图谱,为后续研究与实践提供理论基础与方向指引。

2.1 故障状态感知技术

1) 振动信号感知技术。振动信号为托辊故障时较为明显的表征参数。针对机械设备故障时振动的特点,研发了多种不同类型的振动传感器以监测振动信号,而不同原理、不同结构、不同信号传输方式的振动传感器直接影响现场振动状态感知效果。煤矿井下巷道狭长的受限空间给供电和通信带来较大限制,信号传输方式对现场的应用起到较大影响。有线传输模式的振动传感器包括干涉型光纤振动传感器^[3]、光纤布拉格光栅振动传感器^[4]、高灵敏度声表面波振动传感器^[5]等,无线传输模式的振动信号监测技术包括传统无线传感器网络^[6]、无线振动加速度传感器^[7]、MEMS (Micro-Electro-Mechanical

System) 光纤振动传感器^[8]等。其中 MEMS 光纤振动传感器具备高度灵敏性,能够有效检测微量级的振动与位移现象,且无线传输模式不受线缆影响,安装自由度较高,可安装于托辊轴承中心等位置。然而无线传感器网络节点普遍面临能量资源与计算能力的局限性等问题,因此,在确保数据采集的精确度与实时响应性的同时,如何有效减少能量消耗并降低计算复杂度,成为亟待解决的研究课题。为克服常规点式感知及无线感知的缺点,分布式光纤振动传感技术(Distributed Optical Fiber Vibration Sensor, DVS)^[9]被尝试应用于井下带式输送机托辊故障检测,该技术集光纤通信与振动信号感知功能于一体,实现带式输送机沿线托辊无差异覆盖监测。

2) 声音信号感知技术。声音是内圈故障、外圈故障、滚珠故障、保持架故障等引起的托辊轴承失效及筒体或主轴变形等故障的显著表征物理量。轴承或主轴变形故障时会导致振动从而引发声音^[10],但巷道内的声音是由轴承加工误差引起的声音信号、变柔性振动引起的声音信号及故障引起的声音信号构成的托辊轴承声音信号和输送带与托辊摩擦导致的声音信号、环境噪声等混合构成的^[11],因此声音和振动的监测并不重复。托辊声音信号的感知方法包括常规点式拾音器^[12]、麦克风阵列^[13]、固定点式音频传感器^[14]、巡检机器人搭载的噪声传感器及音频传感器及基于 Φ -OTDR 的分布式光纤声学传感技术(Distributed Optical Fiber Acoustic Sensor, DAS)^[15]等。不同于振动信号的采集方式,声音信号是扩散式的,以拾音器为例,拾音范围为 70 m²,声音信号采集不需要直接接触托辊故障部件,因此声音信号采集设备不需要像振动信号采集设备一样布置那么密集,但井下巷道的狭长特点仍需要长距离布置大量的音频采集设备,点式的音频采集设备依然存在布线复杂、成本高等问题。感通一体的分布式声学传感器解决了点式传感器的诸多问题,但不可避免的是,声音的采集存在共性问题,即在井下环境中存在大量的强背景噪音,对声音特征的分析造成了较大挑战。

3) 温度信号感知技术。温度信号作为筒体破损、密封性不足导致的托辊轴承失效、筒体或主轴变形引起的晚期故障等故障类型的显著表征物理量,其有效监测是识别以上故障的关键措施。赵新哲等^[16]、朱振^[17]采用巡检机器人携带红外热成像的方式对托辊温度进行监测。其中朱振通过分析托辊-输送带摩擦热模型,建立了托辊与输送带间摩擦作用的有限元分析模型,并利用 ANSYS 软件中集成的

摩擦热仿真模块,对托辊在正常运行状态及故障工况下的摩擦热生成与温度场分布进行数值模拟与分析,以作为温度信号分析的基础,但该检测手段只能监测设置轨道的巷道区域的带式输送机托辊温度,无法覆盖所有区域,使用较局限,且存在发生故障而尚未伴随高温现象时导致故障托辊的漏检或误检问题。孙亮^[18]在托辊出厂前内置自供电的无线温度和加速度传感器,实现温度和振动信号的无线监测,但该方案限制性较强,无法针对已建设的不含内置无线传感器网络的托辊进行监测。

4) 图像信号感知技术。作为筒体破损及筒体或主轴变形的重要监测手段,图像信号感知技术在托辊故障监测中得到一定发展。图像感知通常采用巡检机器人搭载红外摄像机或基于机器视觉的工业相机。其中红外摄像机除了可以反映温度信息外,还可通过热辐射的空间分布特征等图像信息反映托辊故障。宋克^[19]采用带式输送机巡检机器人作为平台,搭载双光谱摄像机以同步获取带式输送机的热红外与可见光谱图像数据,通过集成的机载工业控制计算机对采集的图像进行深度分析,实现故障诊断并精确定位故障点。赵新哲等^[16]提出采用红外热成像检测的输送带和托辊的图像灰度对比的方式识别托辊的异常,运用数字图像处理技术,能够高效地检测并识别图像中呈现卡阻状态的托辊,并精确确定其空间位置,但输送带的灰度值与托辊的灰度值非常接近,会增加图像处理的难度。胡长斌^[20]根据视频监控的托辊旋转速度进行托辊异常检测,当托辊表面线速度比胶带速度低时,判定为异常运行。吉日格勒等^[21]采用二维线阵相机对托辊进行图像采集,对获取的托辊图像数据进行预处理。运用旋转目标检测技术,提取托辊的特征信息,并确定其精确位置与角度。将历史图像数据与实时采集的图像进行比对匹配,以分析托辊的位置偏移及角度变化情况。依据预设的阈值标准,对托辊的运行状态进行故障判断,并实现托辊故障自动报警功能,此方法即使在低光照条件下也能保持较高的检测准确性,但图像的可视性相对较低,增加了故障判断难度。

2.2 数据处理及特征提取

1) 振动信号处理及特征提取。由于所获取的带式输送机振动信号中混杂了大量的设备运行振动干扰,对振动信号的准确解析构成了显著干扰。为了更精确地表征和理解这些信号,进而提升分类器的识别精度、运作效率及其可解释性。戴忠林^[22]采用可调 Q 因子小波变换技术,结合傅里叶变换对振动信号进行了细致的分解与重构,并运用形态分量分

析方法,有效处理了具有显著差异和多形态特征的信号分量,这些分量通过线性叠加构成复杂信号。通过这2种方法的有机结合,分离出了高共振的固有频率信号、低共振的故障冲击脉冲信号及残差分量。最终,利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法优化冗余第二代小波(Resonance-based Sparse Signal Decomposition, RSSD)方法,实现了对滚动轴承故障特征的精准提取与深入分析。李涛^[23]采用 Matlab 小波包工具箱对带式输送机托辊轴承振动信号进行小波包分解并构建能量特征,为 KLEM 的托辊轴承状态识别方法提供数据支撑。井庆贺等^[9]采用离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)技术对采集的振动信号进行降噪预处理,随后运用局部平均分解(Local Mean Decomposition, LMD)方法将信号分解为多个产品函数分量之和。在此基础上,通过计算各分量与目标之间的相关系数,筛选出具有高度相关性的分量,以进行深入分析。并从这些精选分量中提取最具代表性的特征,并将其作为输入信息传递给反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)模型。最终,构建并训练该 BPNN 模型,以实现对托辊运行状态的精确分类。

周毅炜^[24]将分布式光纤振动传感的一维振动信号通过 Hankel 矩阵转换为二维矩阵后,用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的方法结合最小均方误差(Least Mean Square, LMS)理论联合去噪,并用自相关功率谱估计法进行托辊故障特征提取,进而通过多峰值检测的方法实现故障定位。在变负载、变转速的工况条件下,彭程程^[25]提出了一种基于二阶瞬态提取变换的滚动轴承故障特征提取方法。该方法根据故障轴承振动信号中冲击成分的频率变化规律,构建了二阶频率变化模型。在短时傅里叶变换的基础上,采用二维群时延时频重排算法,获得了能量分布高度集中的时频特征描述。通过分析瞬时频率和瞬时幅值的分布规律,将共振频带内冲击成分的重复频率作为判断轴承故障类型的依据。李勇^[26]将多点最优调整的最小熵解卷积技术应用干频谱分析领域,提出了一种频谱重构的预处理降噪的新方法,结合 PSO 算法,以更有效地利用单位时间内噪声的随机特性,实现对轴承故障特征频率的高效提取,显著削弱振动信号频谱中噪声的随机性。综上可知,振动信号通常包含多种形态的分量(如高共振固有频率信号、低共振故障冲击脉冲信号等),这些分量通过线性叠加构成复杂信号,传统的单一信号处理方法难以有效分离和提取这些分量,且不同分量的特征差异较大,如何有效地分离和

提取这些分量仍然是一个挑战。

2) 声音信号处理及特征提取。由于带式输送机所在巷道环境存在强噪声干扰,特征信号微弱,数据处理及故障特征提取困难,专家学者提出了一系列解决方案。其中信号去噪算法主要有经典的 Wiener 滤波器、谱减法、子空间算法、小波模极大值去噪法、小波阈值去噪算法及改进的去噪算法。仪继超^[27]采取了一系列信号预处理策略(应用高通滤波器滤除低频噪声成分,利用小波降噪技术进一步削弱信号中的干扰),优化信号质量。曹贯强^[28]结合软阈值法和硬阈值法优势特征,设计了一种折中法进行小波去噪滤波,确保特征信号完整且重构波形平滑,信号小波分解系数可构成神经网络特征向量,通过计算每层分解信号的能量和来提炼该层特征值,以缩减特征值数目。贺志军等^[29]提出了一种基于互补集合经验模态分解和变分模态分解相结合的降噪方法,解决了单一降噪方法的弊端。武国平^[12]运用了 dB4 小波变换结合无偏风险估计的阈值去噪技术,对信号进行了前期处理,以有效滤除背景噪声并增强信噪比。对音频信号降噪后数据的时域、频域及梅尔频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)及其一阶与二阶差分系数进行归一化处理,并将这些处理过的特征向量进行串联整合,最终构建出融合信号时频-梅尔频率倒谱系数(Time-Frequency-MFCC, TFM)作为特征参数,并采用 MI-1DCNN 进行特征提取。郭帅^[10]基于欠采样的托辊轴承声音信号压缩感知技术对声音信号进行处理后,直接从压缩测量中提取特征。邱园园^[30]提出了一种融合了自适应噪声辅助的集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)与快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, FastICA)的声音信号降噪处理技术,采用 CEEMDAN 对 FastICA 进行有效补充,从复杂的背景噪声环境中精准提取音频中的故障特征信息,以实现信号的有效增强。为进一步特征提取,引入了一种时频分析方法,实现了从一维声音信号向二维时频图像的转换。

许多学者通过对基于声音信号的托辊状态监测进行深入研究,不断优化声音信号处理技术,以提高托辊状态监测的准确性和可靠性。李羽蒙等^[31]、郭洁等^[32]、伊鑫等^[33]通过预滤波、预加重、分帧和加窗等方法对声音信号进行处理,经过离散余弦变换得到 MFCC 作为特征向量。陶瀚宇等^[34]针对 MFCC 在托辊轴承高频特征提取上的局限性,提出了融合 MFCC 与翻转梅尔倒谱系数(Inverse Mel-frequency

Cepstral Coefficient, IMFCC)的混合倒谱特征。张启虎^[35]采用改进经验小波去噪算法对声音信号预处理后转化为倒谱域,在 MFCC 基础上增加了伽马通频率倒谱系数(Gammatone Frequency Cepstral Coefficients, GFCC)、线性预测倒谱系数(Linear Predictive Cepstral Coefficients, LPCC)作为特征参数,并首次采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)实现特征参数的自动提取。刘春等^[36]提出了一种基于变分模式分解(Variational Mode Decomposition, VMD)与包络谱峭度的输送带托辊故障声音特征提取方法。该方法首先对采集的声音信号进行 VMD 滤波,将其分解为若干个本征模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,计算各 IMF 分量的包络谱峭度,并选取峭度最大的分量作为故障成分占比最高的分量,通过时域与包络分析进行验证,提取出故障声音特征。贺志军^[37]利用互补经验模式分解对信号进行初步降噪处理,通过相关系数和峭度值筛选模式分量进行重构,为优化信号,再次分解并采用复合指标优选故障特征,提取 MFCC 后采取补偿距离评估技术完成对特征的降维,以提高托辊故障诊断的效率和实时性。缪江华^[38]分别采用差分法、线性拟合法和正弦拟合法对原始音频数据进行处理,并以 Mel 频率倒谱作为特征参数进行提取。针对麦克风阵列特点,伍鹏^[13]采用加权预测误差算法及线性约束最小方差方法去混响,该方法通过优化信号净化流程,在有效滤除干扰成分的同时,显著抑制了混响和噪声干扰,使信号保真度得到实质性提升,进而强化了故障特征频率的精准提取能力。韩信^[39]对变转速工况下托辊轴承数据进行处理,使用逐次变分模式分解(Successive Variational Mode Decomposition, SVMd)来进行信号重构,采用多重高阶同步压缩变换对声信号进行时频分析,通过 NSST4 对时频矩阵降维。以上分析表明,经典的去噪算法在处理复杂噪声时存在适应性不足的问题,尤其是在非平稳噪声环境下,单一去噪方法难以同时兼顾信号完整性和噪声去除效果,可能导致特征信号被误滤除或重构波形不平滑。

3) 温度信号处理及特征提取。基于温度信号的托辊状态监测方法通过在输送机托辊下部沿线布置测温光缆后采集温度数据。带式输送机温度信号同样存在干扰,通常采用连续或离散小波变换的方法进行去噪,但煤矿井下带式输送机温度信号通常为弱信号。刘玉良^[40]系统研究了弱信号增强技术,提出将小波包分解与互相关分析相结合的复合去噪方案,有效提升了系统信噪比。研究完成了信号采集

处理系统的软硬件设计,实验验证表明该方案在复杂噪声环境下具有显著噪声抑制能力。宁武霆等^[41]提出一种组合降噪新方法,即采用数学形态学滤波、经验模式分解与小波阈值降噪模型相结合的方式分步分段降噪。温度原始信号去噪完成后即需要选择合理的特征参数,在带式输送机的实际运行过程中,异常温度的界定通常依赖于预设的阈值机制。若监测点的温度或温升速率逾越了预设的阈值,系统即触发警报,指示相关部位存在温度异常。进一步的以温度的最小值、最大值、标准差、方差、均方根等作为特征进行故障诊断。然而,这些方法仅限于对温度已显著升高的部位进行响应与维护。值得注意的是,当带式输送机的关键组件处于故障初期且未完全失效时,其温度变化已产生偏移。一旦这种偏移量超出了既定的范围,即可判定该部位温度异常。为了提前捕捉这种偏移趋势,对带式输送机关键部位的温度进行预测显得尤为重要。

此外,通过分析一段时期内的温度变化趋势,可以进一步预测后续的温度变化。丁厚轩^[42]利用统计学方法,通过箱线图迅速识别多组数据中的离群值,同时保持对输入数据离散分布特性的稳定且精确的描述,而不受异常数值的干扰,有效地从带式输送机温度时序数据中分离出异常值。郭清华^[43]采集了 20 个损坏托辊历史温升曲线,在序列分析中选择最小值作为损坏托辊的特征曲线,并基于其对应的方差序列,确定最大的方差值作为判定损坏托辊温升特征曲线的边界条件,据此进行托辊故障的识别与判定,另外根据温升变化和时间与其他正常托辊发生偏差的特点,提出了基于托辊每日温升与时间二维分布的判定算法。郭清华^[44]通过基于光纤测温的托辊轴温检测数据,建立了热传导模型研究,并利用最大温升斜率实现托辊故障问题的判别。由以上分析可看出对于煤矿井下弱温度信号的去噪处理尚不够精细,缺乏针对性的高效降噪方法;同时,在特征提取方面,过于依赖预设阈值机制,对故障初期的温度偏移趋势捕捉不足,缺乏有效的温度预测和异常识别算法。

4) 图像信号处理及特征提取。红外成像既包含温度信息又包含图像信号,本文将其归类到图像信号部分来论述。基于机器视觉的托辊状态监测方法通过在带式输送机沿线设置导轨以安装移动式红外成像仪或固定点式成像仪的方式进行监测。带式输送机故障红外图像中含有较高的噪声并且存在运动模糊现象,不能直接应用于故障诊断系统,需要对其进行图像复原处理。王金凤^[45]针对红外图像易受噪

声干扰的问题,分析了传统与自适应中值滤波的局限,选用优化均值自适应滤波算法降噪,结合带式输送机红外图像特性,融合显著区域分割与边缘检测技术实现目标精准分割,有效勾勒故障轮廓。为满足实时性需求,采用高效的 Hu 不变矩提取故障形状特征,构建七维特征向量以进行后续诊断。张俊^[46]采用维纳滤波、中值滤波、红外图像灰度化等技术对红外图像进行预处理,通过边缘检测算子实现图像分割,并根据索贝尔算子进行边缘特征提取。马宏伟等^[47]采用改进区域生长法进行红外图像分割,对比了采用 Zernike 矩方法提取关键部件形状特征、以灰度共生矩阵方法提取红外图像纹理特征 2 种特征提取方法的优劣。井坤^[48]基于尺度不变特征转换方法(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)提取红外图像特征,并采用词袋模型(Bag of Words, BOW)进行特征向量降维。金学智^[49]提出三维块匹配滤波的方式进行图像处理,利用基于灰度相关的模板匹配算法实现图像中温度的提取。阮顺领等^[50]通过标签平滑和 Mosaic 增强扩充托辊红外图像数据,降低训练成本,并引入 GhostNet 降低特征提取成本,利用 SPP-Net 优化特征融合网络。郭盈辉^[51]提出了一种检测带式输送机托辊转动线速度的新算法,该算法通过处理图像序列来识别托辊,并提取其感兴趣区域,进而对提取的区域进行分割,以精准获取托辊表面部分,从而实现托辊的卡转检测及转动线速度的测量。以上研究表明,红外图像易受噪声干扰且存在运动模糊,需要复杂的预处理和复原处理;同时,特征提取方法多样,但针对带式输送机故障红外图像的特定特征提取方法尚不完善,缺乏统一的标准和高效的算法,难以满足实时性和准确性的需求。

2.3 托辊故障识别方法

1) 传统识别方法。传统的信号时域分析、频域分析及及时频域分析是最为直接的信号分析方法。在故障诊断中,时域分析主要依据振幅采集,而频域分析则侧重于频带宽度的分析。特征选择常包括感知线性预测、基频、MFCC、过零率等,或它们的组合形式。陈岩^[52]分析滚动轴承振动信号的谱峭度,识别瞬态冲击及其频带分布,并依据谱峭度最大化确定最优中心频率与带宽,设计带通滤波器滤波。对滤波后的有效信号再次进行谱峭度分析,提取故障特征信号,经希尔伯特变换获取包络谱,从而准确识别故障特征。仪继超^[27]采用传统的信号时域(13 类特征)、频域(5 类特征)及时频域(2 类特征)等方法对托辊故障状态及正常状态所有特征进行了对比分析,发现 3 种分析方法均无法有效区分故障及正常

状态的数据。郭帅^[10]应用排列熵算法对托辊轴承故障分类,通过对复原的托辊轴承声音信号进行排列熵计算,以识别出托辊轴承的故障类型。谢苗等^[53]对获取的时域信号实施离散小波变换,以实现噪声滤除,随后运用快速傅里叶变换与短时傅里叶变换技术,分别获取 2 种配置模式下故障托辊的频率域信号及时频域信号表征,进而通过改进的多数投票孤立森林算法进行托辊故障诊断。缪江华等^[54]利用堆叠稀疏自编码技术,从工业现场音频数据中提取偏度、均值、峭度、峰值、波数及过零率等特征,并通过 K-means 与谱聚类算法对故障进行了对比分析。梁堃等^[55]通过分布式声音时域信号的均方根值(Root Mean Square, RMS)对 4 种工况下的托辊状况进行分析,未发现明显区别,RMS 累加处理后故障位置出现明显波峰,通过时频域进一步分析区分出正常托辊、托辊卡死、托辊无轴承、托辊断裂等不同故障类别。刘勇^[56]通过伯恩斯全向麦克风采集了 30 组音频数据,提取具有代表性的均方根、峰度、偏度和峰均比等时域特征,研究傅里叶谱和倒频谱等 2 种频域特征,提取时频域中包络谱特征,综合进行故障判别,分别分辨出锈蚀故障、严重故障及轴承故障。董乃吉^[57]以麦克风采集的声音数据中的谱峭度为特征参数,采用 Fast Kurtogram 方法进行数据处理,通过互相关时延估计方法进行故障判定及定位。依赖时域、频域及时频域分析等方法,特征选择多样但缺乏统一标准,且部分方法(如时域、频域分析)在区分故障与正常状态时效果不佳;同时,传统方法在处理复杂信号时可能受到噪声干扰,影响故障识别的准确性;部分传统方法需要手动提取特征,过程繁琐且易受主观因素影响。

2) 基于机器学习的托辊故障识别方法。主要包括全监督异常检测算法(如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、故障树)、半监督异常检测算法(如单类支持向量机(One-Class SVM, OCSVM)、自动编码器、支持向量数据域描述(Support Vector Data Description, SVDD))、无监督异常检测算法(如基于距离的 K 最近邻(K-Nearest Neighbo, KNN)算法、孤立森林算法)等。针对小样本数据,SVM 是一种有效的机器学习故障分类方法。贺志军等^[29]提出一种寻优能力更强的樽海鞘群算法来调优 SVM 的参数,以增强 SVM 的分类精度。曹贯强^[28]融合 BP 神经网络与 RBF 神经网络,构建了 BP-RBF 混合神经网络,并应用于托辊故障检测,实现了 96.7% 的识别准确率。武国平^[12]通过分析音频信号特征,采用 Softmax 函数对带式输送机托辊的故障进行分类识

别,同时利用编码器识别的托辊编号信息,实现了对故障位置的精确定位。

邱园园^[30]针对托辊故障音频信号获取难、样本稀缺导致诊断性能受限的问题,提出了一种融合时频图与迁移学习的小样本故障诊断方法,又将时频图数据集与多输入卷积神经网络结合形成通用性更高的故障诊断方法。伊鑫^[33]采用 KNN 与 SVM 实现托辊两级综合健康指标故障诊断。贺志军等^[29]利用训练子集训练 SVM 模型,并通过灰狼优化算法优化其参数,选定灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的参数设置,以最小化分类错误率为目标进行迭代优化,直至达到最大迭代次数后输出最优 SVM 参数,完成训练,最后用这些参数建立模型,并通过测试集验证其分类准确率。宋天详等^[58]选用消除趋势后数据中的某个频率和幅值作为阈值,统计符合要求的波形数量作为特征进行识别,但识别率不高,进而采用 K-Means 聚类算法进行故障分类。董瑞佳^[59]通过迁移学习,利用轻量化的 DenseNet 网络模型的特征重用,有效提升托辊缺陷检测的训练效果及故障诊断的准确率。张高详^[60]提出基于单帧 MFCC 特征的 SVDD 故障检测及基于多帧融合 MFCC 特征的加权 SVDD 故障检测方法。对于图像识别通常采用如 SVM、KNN、Logistic 回归(Logistic Regression, LR)等常规分类算法,也会采用计算时间短,可解释性强的 YOLO 算法。虽然有多种算法可供选择,如全监督、半监督和无监督异常检测算法,但小样本数据下的模型训练和优化仍具挑战性,且算法性能受参数选择、特征提取及模型泛化能力等因素影响较大;同时,部分算法在复杂工况下的故障识别准确率有待提升,且对于图像识别等特定任务,常规分类算法可能存在计算效率与识别精度之间的权衡问题。

3) 基于深度学习的托辊故障识别方法。仪继超^[27]利用 1DResNet 卷积神经网络,深度提取 DAS 声振信号的空间方位特征。消融实验证实,相较于 LeNet, AlexNet, VggNet 等经典卷积神经网络,1DResNet 在 DAS 声振数据集上展现更优性能。鉴于巡检机器人所配备的工控机在计算资源上存在局限性,传统深度学习框架如 VGG, ResNet 及 DenseNet 等,因其高度的计算密集型特性,对工控机构成了显著的性能负担。为此,宋克^[19]引入了一种高效的轻量化卷积神经网络架构,即上下文引导的堆叠细化网络(Context-Guided Stacked Refinement Network, CSRNet),专注于显著性目标检测任务的研究。戴忠林^[22]建立了托辊轴承故障树模型(Fault Tree Analysis, FTA)及

VGG-19 的滚动轴承故障诊断模型,通过 Cycle-GAN 学习目标域与源域的互相映射函数,形成联合故障诊断模型。张伟等^[61]结合 1DCNN 的特征提取能力和极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)的分类优势,构建了 1DCNN-ELM 网络,用于轴承和托辊的故障诊断。此方法缩短了 CNN 的运行时间,并提升了 ELM 的故障分类性能。陶瀚宇^[34]采用长短时记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络对故障进行诊断,相较于单一的梅尔倒谱系数和翻转梅尔倒谱系数特征提取方法,准确率分别提升 3.94% 和 7.41%。张启虎^[35]提出将双向循环神经网络(Bidirectional Recurrent Neural Network, Bi-RNN)和变形的软注意力机制(Soft Attention Mechanism, SAM)结合,搭建 Bi-GRU-SAM 网络模型,以实现故障的分类。张雄等^[62]采用波束形成算法,结合 CNN-LSTM 实现托辊故障距离估计。陈维望等^[63]融合层级结构和特征提取块,设计出了一种基于分支一维卷积神经网络(B-1DCNN)的轴承故障分级诊断模型,基于西储大学轴承数据及自建带式输送机托辊故障模拟实验台采集的信号,开展托辊轴承故障模拟实验,完成由粗到细的分级诊断。缪江华^[38]采用深度卷积自编码器,并增加不同尺寸的卷积核以提高模型适应性,成功实现对 4 类音频信号的精准识别。针对麦克风阵列数据采集方式,伍鹏^[13]采用基于 LSTM 的变工况智能预警方法对托辊故障进行预警技术研究,并通过实验对比了该方法预警准确率,结果得出在预警准确率方面该实验方法高于传统 LSTM 模型与基于 K-means 的预警方法。韩信^[39]采用最大相关峭度解卷积识别(Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution, MCKD)和深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)分别识别恒定转速工况下托辊轴承故障及变转速工况下托辊轴承故障。胡长斌^[20]采用 LSTM、双流网络、3D 卷积网络等实现托辊异常检测。张峰正^[64]结合多尺度卷积神经网络特征提取能力和 LSTM 网络处理时间序列能力的优点,形成 MCNN-LSTM 网络模型实现托辊故障诊断。虽然深度学习算法如 1DResNet, CSRNet, VGG-19 等在不同方面展现了优势,但高度计算密集型特性对工控机等计算资源有限的环境构成了性能负担;同时,不同深度学习模型的适用性和泛化能力存在差异,且在实际应用中可能面临过拟合、训练时间长、参数调整复杂等问题;此外,针对特定工况和故障类型的深度学习模型设计仍需进一步优化,以提高故障识别的准确率和效率。

4) 多源信息融合故障诊断方法。井工煤矿带式输送机所处环境为狭长受限空间, 背景噪声繁杂, 单一的传感及诊断方法往往不能有效的诊断托辊故障, 因此研究学者们探索了多种多传感信息融合的托辊故障诊断方法。为了更有效地整合热红外图像中的温度数据与可见光图像中的纹理特征, 宋克^[19]采用了非下采样剪切波变换(Nonsampled Shearlet Transform, NSST)技术来实现 2 种图像的融合, 并在所得的融合图像上执行显著性目标检测, 以期获得更为精确的故障诊断结果。李涛^[23]对带式输送机监测的温度、速度、电流信号分别通过核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)和核支持向量机(Kernel Support Vector Machine, KSVM)进行特征级故障诊断, 并通过 DS 证据理论实现决策级故障诊断。白渊铭^[65]通过树突神经网络(Dendritic Neural Network, DDNet)融合算法对托辊振动、温度、距离、偏移比等信息的融合, 实现托辊故障及胶带跑偏的诊断。王金凤^[45]将声音信号和红外成像信号融合, 通过 DS 证据理论实现故障诊断。宋鹏飞等^[66]采用 CNN 分析及决策支持系统中的证据合成技术, 实现了对电流、温度振动及声音等多维度信号的集成分析, 并在此基础上构建了设备运行状态的综合评估体系。高波等^[67]利用 RBF 神经网络模型对托辊故障程度进行判定, 并制订了不同故障程度下托辊维护措施。尽管融合多种传感信息能够提高托辊故障诊断的准确性, 但不同信息源之间的数据格式、量纲和时效性存在差异, 导致融合过程复杂且难以标准化; 同时, 融合算法的选择和设计需充分考虑信息的互补性和冗余性, 以避免信息丢失或干扰; 多源信息融合后的数据处理和分析对计算资源和算法性能要求较高, 且在实际应用中可能面临融合效果不稳定、故障识别准确率受环境因素影响等

问题。

2.4 托辊故障后协同管控及处理

李士明等^[68]针对包括托辊故障造成的主运输胶带纵向撕裂及跑偏、火灾等事故, 提出了一种带式输送机自动控制方案, 实现带式输送机多机及火灾防控系统的联动控制。为防止托辊故障造成的跑偏, 宋超^[69]设计了电控防跑偏系统, 当传感器检测到输送带发生偏移时, 会立即将偏移信号传输至控制器, 控制器在接收到信号后, 会指令电控托辊对输送带进行自动校正。郑茂全^[70]提出基于云计算的矿井带式输送机状态检测数据处理技术, 以实现包括托辊故障在内的输送机日常故障监测, 并采用多级模糊功率均衡控制 MFEC 方法对带式输送机进行协同管控。赵炎^[71]通过检测实时电流值对包括托辊轴承故障在内的带式输送机常见故障进行分析和预判, 针对采用非变频高压电动机驱动的带式输送机系统, 提出了一种基于 PLC 的节能控制策略。根据以上研究可看出, 虽然已有研究提出了多种自动控制方案, 但目前针对托辊故障的带式输送机协同管控研究较少, 且在实际应用中, 仍面临控制系统复杂性高、不同控制策略之间的兼容性差、状态监测数据的准确性和实时性难以保证等问题, 因此目前针对托辊故障造成的火灾风险、带式输送机运转风险等协同管控及处理方式仍然以人工^[72]或手动^[73-74]为主, 无法保证处理措施的及时性、全面性。

3 存在的问题及研究展望

知识与数据驱动的托辊故障诊断及协同管控研究, 正面临着从单一监测向多维度融合、从稀疏覆盖向全面感知、从表象分析向本质探索、从被动应对向主动管理、从局部优化向全局协同的深刻转型, 如图 1 所示。

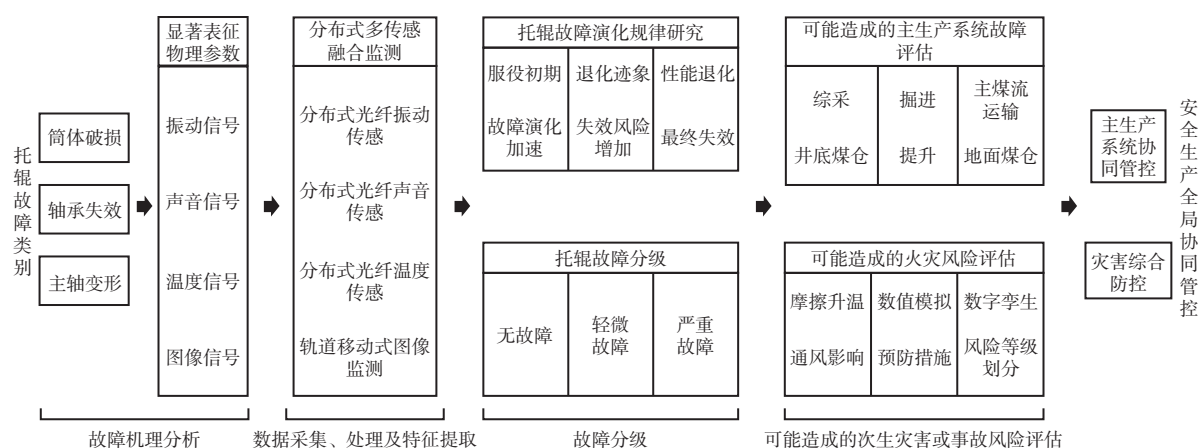


图 1 托辊故障分类分级精细化诊断及综合协同管控

Fig. 1 Fine-grained fault classification, grading diagnosis and integrated coordinated control of idlers

3.1 从单一到融合的多维度监测

托辊故障诊断面临一个核心难题即故障辨识度不高。托辊故障的表征物理参数,无论是振动、声音、温度,或是图像信息,均呈现出并不显著的特点,加之受巷道环境的多样性与不确定性等背景参数的干扰,进一步加剧了这一困境。以振动状态为例,托辊故障引发的振动往往十分微弱,极易被周围机械的多源振动干扰信息所掩盖,导致有效故障信号的精准提取任务困难。声音特征方面,巷道环境噪声的广泛存在,严重干扰了其对故障信息的准确传递。温度信号方面,输送带与托辊间细微的图像灰度差异,难以构成确凿的故障判别标准。而图像分析,则受限于托辊周边环境的复杂性,为故障的精准解读增加了诸多阻碍。因此,传统的直接监测方法无法完成故障诊断,必须求助于复杂的算法进行深度挖掘。然而,算法复杂性的提升,虽在一定程度上增强了数据分析能力,却也不可避免地引入了识别可靠性的波动与不确定性,并且带式输送机托辊故障诊断中单一物理量的检测方式显现出其固有的局限性。托辊故障种类较多,各类故障所展现的主要表征参数各不相同,托辊故障的多样性与复杂性要求监测系统能够捕捉并解析多种物理量的变化。振动、声音、温度、图像等表征物理量,各自蕴含着故障发生的独特信息。仅依赖于单一的物理量检测,难以全面捕捉故障的本质特征,进而无法精准地对故障类型进行判别。故障类型的准确判别是后续风险处置的前提与基础。不同的故障类型,其潜在的后果与影响各异,有的可能仅导致局部性能下降,而有的则可能引发系统性的安全风险。若无法有效区分故障类别,也就无法制定出针对性的风险应对策略,从而可能贻误最佳的处理时机,甚至加剧故障的严重程度。未来的研究应致力于开发集成多种传感器的综合监测系统,实现多源信息的同步采集与深度融合。通过构建多维度的故障诊断模型,实现对故障类型的精准识别与分类,为后续的协同管控与风险处置提供坚实的数据支撑与理论依据。

3.2 从稀疏到密集全面覆盖

故障的精确识别与定位高度依赖于监测传感器的布局密度与覆盖范围。当前,托辊故障的检测手段主要涵盖了单点式、轨道巡检式及分布式 3 种模式。轨道巡检式虽具备其独特优势,但高昂的成本投入限制了其广泛应用;分布式系统则因技术成熟度及现场适应性不足而尚处于初级应用阶段。因此,实践中单点式检测仍占据主导地位。然而,鉴于带式输送机输送距离较长的客观情况,受限于成本

与技术,直接导致了单点式传感器在布局上的稀疏,进而影响了对故障点的有效覆盖,难以捕捉到所有关键节点的细微变化。该背景下,故障识别之后的位置确定成为亟待解决的关键技术难题。现有方法多依赖于算法推算来估计故障托辊所在的位置,但受限于算法准确性及现场复杂环境的干扰,定位误差较大,难以实现精准定位。这不仅影响了故障处理的及时性,也对生产系统的稳定运行构成了潜在威胁。因此,探索更高效、精确的故障定位方法,成为提升带式输送机托辊故障诊断及协同管控能力的关键所在。为了实现故障的及时发现与精确定位,未来的研究需探索高效经济的传感器网络部署策略,确保在不影响系统运行效率的前提下,实现监测的全面覆盖。此外,应加强对传感器自身性能的优化,提高其灵敏度、稳定性与耐用性,确保长期监测的可靠性与准确性。通过构建密集而高效的传感器网络,能够更及时地捕捉到故障的早期信号,为预防性维护提供有力支撑。

3.3 从表象到本质故障演化规律探究

在完成了对带式输送机托辊故障类型的精确识别后,进一步评估故障的具体程度显得尤为关键。该步骤对于后续制定科学合理的管控策略至关重要,因为同一类型的故障,在不同程度下所引发的潜在风险与所需采取的应对措施截然不同。譬如,在托辊磨损这一常见故障中,初期可能仅表现为表面的轻微划痕,对输送效率的影响微乎其微,然而,随着磨损程度的加剧,逐渐演变为深度磨损乃至剥落,此时不仅会导致输送带与托辊之间的摩擦力显著增大,加速两者间的损耗,还可能引发输送带的跑偏、打滑等严重问题,对生产线的稳定运行构成直接威胁。轻微的磨损与严重的破损,虽同属磨损类故障,但其对系统运行的影响及要求的维护响应速度却大相径庭。若仅凭故障类型的识别便草率采取措施,可能会导致过度干预,不仅增加了不必要的维护成本,还可能因频繁停机检查而影响生产效率,造成生产流程的不必要掣肘。因此,故障程度的精准判断成为平衡维护效率与生产连续性之间的微妙杠杆。未来,应深入探究托辊故障从萌芽到严重的全过程,揭示其背后的物理机制与演变模式。通过建立故障演化模型,预测故障的未来状态,实现故障程度的精细分级,为制定差异化的维护策略提供科学依据。此外,对故障演化过程中的关键节点进行识别与控制,可以阻断故障的恶化链条,延长设备的使用寿命。

3.4 从被动到主动风险研判

托辊故障可能引发的连锁反应,对矿山安全生

产构成重大威胁。当前的研究与实践往往止步于故障的识别与初步分类,而对于托辊故障可能引发的深层次风险评估较少。具体而言,当托辊出现故障时,其直接后果可能包括胶带的物理损伤,如划伤、磨损,乃至堆煤现象的发生,这些均会对输送效率与设备寿命构成直接威胁。然而,若因故障而采取紧急停机措施,虽看似避免了上述直接损害,却可能因停机过程中的操作不当或设备惯性,意外触发胶带着火等次生灾害,此类风险往往更为隐蔽且后果严重。现有的研究框架多聚焦于故障本身的诊断与修复,缺乏一种全面整体且动态发展的视角,来审视托辊故障所可能引发的连锁反应与长远影响。这种局限性导致在实际应用中,维护人员往往只能依据经验或直觉,对故障采取相对单一的应对措施,而未能充分考虑到故障背后潜藏的风险多样性与复杂性。事实上,托辊故障的风险评估应是一个多维度、多层次的分析过程,它不仅需要考量故障本身的直接后果,还应深入探究故障可能引发的连锁事故或次生灾害,以及这些事故或灾害对生产系统整体安全、效率与经济效益的潜在影响。未来研究应聚焦于建立故障-风险映射模型,综合考虑故障位置、程度及其可能引发的次生灾害,实现风险的动态评估与预警。通过集成智能算法与大数据分析技术,更准确地预测故障可能带来的具体风险,如胶带损伤、堆煤、火灾等,从而提前采取措施,避免或减轻潜在损失。这种主动式的风险管理,对于提升矿山整体的安全水平与应急响应能力具有重要意义。

3.5 从局部到全局的协同管控

当前的管控策略多聚焦于生产系统的常态运行,尤其是在煤流均衡与节能优化等方面,而忽视了托辊故障这一关键变量对系统整体动态平衡的影响。具体而言,现有的管控体系未能将托辊故障的类别、发生位置、程度及其潜在风险纳入全面考量,从而难以实现一种真正意义上全面整体且发展动态的管控。在实际运行中,托辊故障不仅关乎设备本身的健康状态,更与整个生产系统的安全与效率紧密相连。不同的故障类别,如磨损、断裂或卡涩,其背后的成因、发展轨迹及对系统的影响各不相同;而故障的发生位置,则直接决定了维修的难易程度与对生产流程的干扰程度。此外,故障程度的轻重缓急,更是决定了响应速度与管控策略选择的关键。然而,这些至关重要的因素在当前的主生产系统管控中,往往被简化为单一的故障处理流程,缺乏针对具体情境的精细化考量。更为重要的是未能充分考虑托辊故障可能引发的连锁反应与潜在风险,使得

现有的管控策略在面对复杂多变的故障情境时,显得力不从心。这种局面不仅限制了生产系统的高效稳定运行,也增加了安全事故与经济损失的潜在风险,凸显了当前管控策略在全面性与动态性方面的不足。因此,探索一种能够综合考虑托辊故障多维度特征的协同管控策略,已成为提升生产系统整体效能与安全性的迫切需求。未来研究应探索如何以带式输送机为核心,构建涵盖综采、掘进、主煤流运输、提升等主生产系统,以及通风、火灾等灾害防控系统的全局协同管控平台。通过实现各子系统间的信息共享与协同决策优化资源配置,提高故障处理的效率与效果。此外,应加强对智能算法与人工智能技术的应用,提升管控平台的自动化与智能化水平,确保在复杂多变的矿山环境下,能够迅速处理各类托辊故障引发的连锁反应。在此基础上,研究托辊寿命预测及自动化更换技术,以保障主生产系统的安全与连续运行。

4 结论

1) 阐述了托辊故障的类型及其背后的物理机制,揭示了井下巷道环境对托辊故障诊断带来的独特挑战。同时,阐述了故障状态感知技术的多种手段,在数据处理与特征提取环节,详细讨论了各类信号的处理策略与特征提取方法。总结了从传统方法到机器学习、深度学习及多源信息融合的故障识别方法的演进。

2) 尽管托辊故障诊断技术取得了显著进展,但一系列关键问题仍亟待解决。故障辨识度不高、覆盖范围有限、检测物理量单一、故障程度判断缺失、风险评估不足及全面管控策略的缺乏,是当前制约托辊故障诊断与管控效果的主要瓶颈。

3) 知识与数据驱动的托辊故障诊断及协同管控研究,正面临着从单一监测向多维度融合、从稀疏覆盖向全面感知、从表象分析向本质探索、从被动应对向主动管理、从局部优化向全局协同的深刻转型。未来研究应紧扣这些关键领域,不断推进技术创新与理论深化,为构建安全、高效、智能的现代矿山体系贡献力量。

参考文献(References):

- [1] 佟哲. 矿用带式输送机托辊远程故障诊断方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
TONG Zhe. Research on remote fault diagnosis method of idler of mine belt conveyor[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.
- [2] 邱明权. 矿用带式输送机托辊健康监测方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2018.

- QIU Mingquan. Study on health monitoring method of idler of mine belt conveyor[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018.
- [3] 侯长波. 干涉型光纤振动传感信号解调与识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021.
- HOU Changbo. Research on demodulation and identification technology of interferometric optical fiber vibration sensing signal[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [4] 贾振安, 赵显锋, 高宏, 等. 光纤布拉格光栅振动传感器研究[J]. 红外, 2020, 41(7): 18-24.
- JIA Zhen'an, ZHAO Xianfeng, GAO Hong, et al. Research on fiber bragg grating vibration sensor[J]. Infrared, 2020, 41(7): 18-24.
- [5] 张娟, 张磊, 程文华, 等. 一种高灵敏度声表面波振动传感器的设计研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 100-111.
- ZHANG Juan, ZHANG Lei, CHENG Wenhua, et al. Research on the design of a high-sensitivity surface acoustic wave vibration sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 100-111.
- [6] 杜富瑞, 陈国良, 谷宝平, 等. 基于 WSN 的多金属矿井下人机定位系统设计[J]. 金属矿山, 2022(12): 165-169.
- DU Furui, CHEN Guoliang, GU Baoping, et al. Design of personnel and vehicle positioning system in polymetallic mine based on WSN[J]. Metal Mine, 2022(12): 165-169.
- [7] 夏欣. 面向无线振动传感器短时振动信号的分析与诊断[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2021.
- XIA Xin. Analysis and diagnosis of short-term vibration signal for wireless vibration sensor[D]. Maanshan: Anhui University of Technology, 2021.
- [8] 王森, 郭述文, 刘秉坤. MEMS 光纤振动传感器在大型电机设备异常监测场景的应用研究[J]. 中国设备工程, 2024(17): 172-174.
- WANG Sen, GUO Shuwen, LIU Bingkun. Research on application of MEMS optical fiber vibration sensor in abnormal monitoring scene of large motor equipment[J]. China Plant Engineering, 2024(17): 172-174.
- [9] 井庆贺, 张启良, 王增仁, 等. 带式输送机中间段托辊故障检测方法研究[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增刊 2): 41-48.
- JING Qinghe, ZHANG Qiliang, WANG Zengren, et al. Research on fault detection method for middle section idler of belt conveyor[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S2): 41-48.
- [10] 郭帅. 带式输送机托辊轴承分布式状态监测系统研制[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2022.
- GUO Shuai. Development of distributed condition monitoring system for roller bearing of belt conveyor[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2022.
- [11] 张中盘, 张明, 时瑛, 等. 皮带输送机托辊故障声源定位方法[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(1): 142-147.
- ZHANG Zhongpan, ZHANG Ming, SHI Ying, et al. Sound source localization method for belt conveyor idler faults[J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(1): 142-147.
- [12] 武国平. 带式输送机托辊故障检测方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(2): 149-156.
- WU Guoping. Fault detection method for belt conveyor idler[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(2): 149-156.
- [13] 伍鹏. 基于麦克风阵列的带式输送机机组智能预警技术研究[D]. 北京: 北京化工大学, 2023.
- WU Peng. Research on intelligent early warning technology of belt conveyor unit based on microphone array[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2023.
- [14] 吴文臻, 程继明, 李标. 矿用带式输送机托辊音频故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(9): 25-32.
- WU Wenzhen, CHENG Jiming, LI Biao. Audio fault diagnosis method of mine belt conveyor roller[J]. Journal of Mine Automation, 2022, 48(9): 25-32.
- [15] 赵初峰. 基于音频分析技术的矿井带式输送机托辊故障诊断系统研究[J]. 煤炭技术, 2023, 42(2): 200-202.
- ZHAO Chufeng. Research on fault diagnosis system of supporting roller of mine belt conveyor based on audio analysis technology[J]. Coal Technology, 2023, 42(2): 200-202.
- [16] 赵新哲, 杨金刚, 任磊. 带式输送机托辊故障检测方法研究[J]. 山东煤炭科技, 2023, 41(4): 135-137.
- ZHAO Xinzhe, YANG Jingang, REN Lei. Research on fault detection method of belt conveyor support roller[J]. Shandong Coal Science and Technology, 2023, 41(4): 135-137.
- [17] 朱振. 带式输送机托辊运行状态在线巡检机器人关键技术研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2020.
- ZHU Zhen. Research on key technologies of on-line inspection robot for running status of belt conveyor roller[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2020.
- [18] 孙亮. 基于自供能无线传感器网络的托辊监测系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- SUN Liang. Research on roller monitoring system based on self-powered wireless sensor network[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [19] 宋克. TBM 连续皮带机托辊巡检机器人系统设计与实现[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2023.
- SONG Ke. Design and implementation of inspection robot system for roller of TBM continuous belt conveyor[D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2023.
- [20] 胡长斌. 基于视频数据的托辊异常检测研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2021.
- HU Changbin. Research on roller anomaly detection based on video data[D]. Xi'an: Xi'an University of

- Science and Technology, 2021.
- [21] 吉日格勒, 柳尧, 尚书宏. 带式输送机托辊故障算法研究[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增刊 2): 195-201.
JIRI Gele, LIU Yao, SHANG Shuhong. Research on fault detection algorithm of rollers of coal conveyor belts[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S2): 195-201.
- [22] 戴忠林. 带式输送机托辊轴承故障智能诊断与寿命预测研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2022.
DAI Zhonglin. Research on intelligent diagnosis and life prediction of roller bearing fault of belt conveyor[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2022.
- [23] 李涛. 带式输送机运行状态智能监控系统研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2020.
LI Tao. Research on intelligent monitoring system of belt conveyor running state[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2020.
- [24] 周毅炜. 光纤分布式传感系统在胶带机故障信号检测中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
ZHOU Yiwei. Research on application of optical fiber distributed sensing system in fault signal detection of belt conveyor[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.
- [25] 彭程程. 基于二阶瞬态提取变换的滚动轴承故障特征提取方法研究[J]. 机电工程, 2021, 38(10): 1246-1252.
PENG Chengcheng. Fault feature extraction method for rolling bearing based on STET[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021, 38(10): 1246-1252.
- [26] 李勇. 基于数据驱动的带式输送机轴承故障诊断技术研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2021.
LI Yong. Research on fault diagnosis technology of belt conveyor bearing based on data driving[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2021.
- [27] 仪继超. 基于分布式光纤传感系统的带式输送机故障监测技术研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2023.
YI Jichao. Research on fault monitoring technology of belt conveyor based on distributed optical fiber sensing system[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2023.
- [28] 曹贯强. 带式输送机托辊故障检测方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(6): 81-86.
CAO Guanqiang. Fault detection method for belt conveyor roller[J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(6): 81-86.
- [29] 贺志军, 李军霞, 刘少伟, 等. CEEMD-VMD 与参数优化 SVM 结合的托辊轴承故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2024, 43(3): 402-408.
HE Zhijun, LI Junxia, LIU Shaowei, et al. Roller bearing fault diagnosis combined CEEMD-VMD and parameter optimization SVM[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(3): 402-408.
- [30] 邱园园. 多种时频图联合的托辊故障诊断方法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2022.
QIU Yuanyuan. Research on fault diagnosis method of idler combined with multiple time-frequency graphs[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2022.
- [31] 李羽蒙, 樊红. 基于 MFCC 特征与卷积神经网络的托辊故障诊断方法[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(5): 691-698.
LI Yumeng, FAN Hong. A fault diagnosis method of roller based on MFCC features and convolutional neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2024, 57(5): 691-698.
- [32] 郭洁, 井庆贺, 闫寿庆, 等. 基于 MFCC 声音特征信号提取的托辊故障诊断[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增刊 2): 116-121.
GUO Jie, JING Qinghe, YAN Shouqing, et al. Roller fault diagnosis based on MFCC sound feature signal extraction[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S2): 116-121.
- [33] 伊鑫, 杨明锦, 杨林顺, 等. 基于 KNN 与 SVM 两级综合健康指标的托辊故障诊断方法[J]. 选煤技术, 2020, 48(5): 94-102.
YI Xin, YANG Mingjin, YANG Linshun, et al. The KNN and SVM-based 2-level comprehensive health indicators diagnosis method for detecting the failure of belt conveyor's idlers[J]. Coal Preparation Technology, 2020, 48(5): 94-102.
- [34] 陶瀚宇, 陈换过, 彭程程, 等. 基于 MFCC-IMFCC 混合倒谱的托辊轴承故障诊断[J]. 机电工程, 2024, 41(7): 1215-1222.
TAO Hanyu, CHEN Huanguo, PENG Chengcheng, et al. Fault diagnosis of idler bearings based on MFCC-IMFCC hybrid cepstral coefficients[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(7): 1215-1222.
- [35] 张启虎. 基于 PCHIP-EWT 声音处理技术的带式输送机故障诊断系统研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2024.
ZHANG Qihu. Research on fault diagnosis system of belt conveyor based on PCHIP-EWT sound processing technology[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2024.
- [36] 刘春, 张明, 董帆, 等. 基于包络谱峭度的输送带托辊故障特征提取[J]. 机电信息, 2023(7): 59-63.
LIU Chun, ZHANG Ming, DONG Fan, et al. Extraction of fault characteristics of conveyor belt roller based on envelope spectrum[J]. Mechanical and Electrical Information, 2023(7): 59-63.
- [37] 贺志军. 基于机器学习算法的带式输送机托辊故障诊断方法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2023.
HE Zhijun. Research on fault diagnosis method of belt conveyor idler based on machine learning algorithm[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2023.
- [38] 缪江华. 基于卷积神经网络的带式输送机托辊故障诊断[J]. 煤矿机械, 2024, 45(6): 182-185.
MIAO Jianghua. Fault diagnosis of belt conveyor roller based on convolutional neural network[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(6): 182-185.

- [39] 韩信. 基于声信号的托辊轴承故障诊断方法研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2024.
HAN Xin. Research on fault diagnosis method of idler bearing based on acoustic signal[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2024.
- [40] 刘玉良. 光纤测温中温度解调与去噪方法的研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2010.
LIU Yuliang. Research on temperature demodulation and denoising method in optical fiber temperature measurement[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2010.
- [41] 宁武霆, 赵春菊, 周宜红, 等. 混凝土坝光纤测温噪声特征及降噪方法[J]. 水电能源科学, 2021, 39(6): 73-76, 80.
NING Wuting, ZHAO Chunju, ZHOU Yihong, et al. Combined noise reduction model of distributed optical fiber temperature measurement data for concrete dam[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(6): 73-76, 80.
- [42] 丁厚轩. 带式输送机关键部位异常温度监测系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
DING Houxuan. Research on abnormal temperature monitoring system of key parts of belt conveyor[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [43] 郭清华. 基于光纤测温技术的带式输送机托辊故障识别算法研究[J]. 煤矿机械, 2018, 39(8): 157-160.
GUO Qinghua. Research on roller fault identification algorithm of belt conveyor system based on fiber temperature measurement technology[J]. Coal Mine Machinery, 2018, 39(8): 157-160.
- [44] 郭清华. 基于光纤测温的托辊轴温检测及热传导模型研究[J]. 矿业安全与环保, 2020, 47(1): 66-69, 74.
GUO Qinghua. Research on roller shaft temperature detection and thermal conductivity model based on optical fiber temperature measurement[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2020, 47(1): 66-69, 74.
- [45] 王金凤. 基于多信息融合的带式输送机故障诊断研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2021.
WANG Jinfeng. Research on fault diagnosis of belt conveyor based on multi-information fusion[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2021.
- [46] 张俊. 基于红外热成像技术的托辊故障诊断系统研究[J]. 机械研究与应用, 2023, 36(4): 174-178.
ZHANG Jun. Research on idler fault diagnosis system based on infrared thermal imaging technology[J]. Mechanical Research & Application, 2023, 36(4): 174-178.
- [47] 马宏伟, 杨文娟, 张旭辉. 基于红外热像的带式输送机监测与预警系统[J]. 激光与红外, 2017, 47(4): 448-452.
MA Hongwei, YANG Wenjuan, ZHANG Xuhui. Monitoring and warning system of belt conveyor based on infrared thermography[J]. Laser & Infrared, 2017, 47(4): 448-452.
- [48] 井坤. 基于红外图像处理的带式输送机故障诊断系统研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2021.
JING Kun. Research on fault diagnosis system of belt conveyor based on infrared image processing[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2021.
- [49] 金学智. 基于红外图像的带式输送机故障预警方法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2021.
JIN Xuezhi. Research on fault early warning method of belt conveyor based on infrared image[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2021.
- [50] 阮顺领, 阮炎康, 卢才武, 等. 基于红外图像的矿石传送带托辊异常检测[J]. 黄金科学技术, 2023, 31(1): 123-132.
RUAN Shunling, RUAN Yankang, LU Caiwu, et al. Detection of ore conveyor roller based on infrared image[J]. Gold Science and Technology, 2023, 31(1): 123-132.
- [51] 郭盈辉. 基于机器视觉的带式输送机托辊故障检测的研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2022.
GUO Yinghui. Research on fault detection of belt conveyor idler based on machine vision[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2022.
- [52] 陈岩. 带式输送机传动滚筒轴承故障智能诊断[J]. 工矿自动化, 2023, 49(增刊 1): 56-59, 137.
CHEN Yan. Intelligent fault diagnosis of belt conveyor drive roller bearing[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(S1): 56-59, 137.
- [53] 谢苗, 孟庆爽, 马苏宁, 等. 分布式光纤传感系统托辊故障监测技术研究[J/OL]. 机械科学与技术: 1-11 [2024-12-06]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240092>.
XIE Miao, MENG Qingshuang, MA Suning, et al. Research on fault monitoring technology for roller in distributed fiber optic sensing system[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering: 1-11 [2024-12-06]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20240092>.
- [54] 缪江华, 苑静科, 王文硕. 基于堆叠稀疏自编码和谱聚类分析的带式输送机托辊故障诊断[J]. 煤矿机械, 2024, 45(7): 163-166.
MIAO Jianghua, YUAN Jingke, WANG Wenshuo. Fault diagnosis of belt conveyor roller based on stacked sparse autoencoder and spectral clustering analysis[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(7): 163-166.
- [55] 梁堃, 王驰. 基于分布式光纤声波传感器的带式输送机托辊故障监测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(9): 276-284.
LIANG Kun, WANG Chi. Roller fault monitoring of belt conveyor using distributed fiber-optic acoustic sensor[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(9): 276-284.
- [56] 刘勇. 基于声信号的带式输送机托辊故障特征分析

- [J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(增刊 2): 13-17.
- LIU Yong. Fault characteristic analysis of belt conveyor rollers based on sound signal[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(S2): 13-17.
- [57] 董乃吉. 基于声音信号的带式输送机托辊故障预警与定位研究[D]. 北京: 北京化工大学, 20240.
- DONG Naiji. Research on fault early warning and location of belt conveyor idler based on sound signal[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2024.
- [58] 宋天祥, 杨明锦, 杨林顺, 等. 基于谱聚类分析的托辊故障诊断[J]. 电子测量技术, 2019, 42(5): 144-150.
- SONG Tianxiang, YANG Mingjin, YANG Linshun, et al. Fault diagnosis for roller based on spectral clustering analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(5): 144-150.
- [59] 董瑞佳. 基于迁移学习和 DenseNet 的带式输送机托辊故障检测方法[J]. 煤炭技术, 2023, 42(1): 250-252.
- DONG Ruijia. Fault detection method of belt conveyor idler based on transfer learning and DenseNet[J]. Coal Technology, 2023, 42(1): 250-252.
- [60] 张高祥. 基于声音信号的带式输送机托辊故障检测系统设计与研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- ZHANG Gaoxiang. Design and research on fault detection system of belt conveyor roller based on sound signal[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [61] 张伟, 李军霞, 吴磊, 等. 基于 1DCNN-ELM 的带式输送机托辊轴承故障诊断研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(增刊 1): 383-389.
- ZHANG Wei, LI Junxia, WU Lei, et al. Research on fault diagnosis of idler bearing of belt conveyor based on 1DCNN-ELM[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(S1): 383-389.
- [62] 张雄, 武文博, 李嘉禄, 等. 基于波束形成及 CNN-LSTM 的托辊故障距离估计模型[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(5): 114-119.
- ZHANG Xiong, WU Wenbo, LI Jialu, et al. Roller fault distance estimation model based on beamforming and CNN-LSTM[J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(5): 114-119.
- [63] 陈维望, 李军霞, 张伟. 基于分支卷积神经网络的托辊轴承故障分级诊断研究[J]. 机电工程, 2022, 39(5): 596-603.
- CHEN Weiwang, LI Junxia, ZHANG Wei. Hierarchical fault diagnosis of idler bearing based on branch convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(5): 596-603.
- [64] 张肇正. 基于数据的托辊故障诊断方法的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2021.
- ZHANG Haozheng. Data-based research on fault diagnosis method of roller based[D]. Shenyang: Northeastern University, 2021.
- [65] 白渊铭. 多源异构数据融合的带式输送机深度学习故障检测算法研究[D]. 太原: 太原师范学院, 2023.
- BAI Yuanming. Research on fault detection algorithm of belt conveyor based on multi-source heterogeneous data fusion[D]. Taiyuan: Taiyuan Normal University, 2023.
- [66] 宋鹏飞, 梅秀庄, 尚志强, 等. 基于数字孪生的带式输送机状态综合监测[J]. 煤矿机械, 2024, 45(1): 196-198.
- SONG Pengfei, MEI Xiuzhuang, SHANG Zhiqiang, et al. Comprehensive monitoring of belt conveyor state based on digital twin[J]. Coal Mine Machinery, 2024, 45(1): 196-198.
- [67] 高波, 袁媛, 岳伟, 等. 基于机器学习的托辊故障等级评价模型研究[J]. 物流科技, 2023, 46(13): 32-35.
- GAO Bo, YUAN Yuan, YUE Wei, et al. Research on fault grade evaluation model of roller based on machine learning[J]. Logistics Sci-Tech, 2023, 46(13): 32-35.
- [68] 李士明, 马新宇, 郭依尉. 煤矿主运输皮带故障智能诊断与保护研究[J]. 中国矿业, 2012, 21(增刊 1): 592-595.
- LI Shiming, MA Xinyu, GUO Yiwei. The research on intelligent diagnosis and protection of the fault of the main transportation belt in coal mine[J]. China Mining Magazine, 2012, 21(S1): 592-595.
- [69] 宋超. 掘进巷道带式输送机常见故障及处理措施[J]. 现代机械, 2022(1): 100-102.
- SONG Chao. Common faults and countermeasures of belt conveyor in excavation roadway[J]. Modern Machinery, 2022(1): 100-102.
- [70] 郑茂全. 煤矿带式输送机的优化控制与状态监测的研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2015.
- ZHENG Maoquan. Study on optimal control and condition monitoring of belt conveyor in coal mine[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2015.
- [71] 赵炎. 基于电流检测的带式输送机故障预判和节能研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2015.
- ZHAO Yan. Research on fault prediction and energy saving of belt conveyor based on current detection[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2015.
- [72] 曹帅, 王晓鹏, 鲍康润. 煤矿胶带输送机常见故障处理技术研究[J]. 现代制造技术与装备, 2024, 60(9): 166-168.
- CAO Shuai, WANG Xiaopeng, BAO Kangrun. Research on common fault handling technology of coal mine belt conveyor[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2024, 60(9): 166-168.
- [73] 罗伟刚. 皮带运输机在煤矿运输中的常见故障与处理[J]. 矿业装备, 2023(3): 176-178.
- LUO Weigang. Common faults and treatment of belt conveyor in coal mine transportation[J]. Mining Equipment, 2023(3): 176-178.
- [74] 爱保柱. 煤矿胶带输送机常见故障分析及处理[J]. 矿业装备, 2022(2): 262-263.
- AI Baozhu. Analysis and treatment of common faults of coal mine belt conveyor[J]. Mining Equipment, 2022(2): 262-263.