

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312007

智能化带式输送机健康监测技术研究综述^{*}

周坪^{1,2}, 马国庆^{1,2}, 周公博^{1,2}, 马天兵³, 李远博^{1,2}

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 江苏省矿山机电装备重点实验室 徐州 221116;
3. 安徽理工大学深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室 淮南 232001)

摘要:作为各类离散物料连续化、长距离、大运量运输的关键装备,智能化带式输送机近年来受到高度重视,对其健康监测技术的研究对促进带式输送机深度智能化、确保稳定高效运行、实现全面智能保护和安全生产有着重要意义。本文首先将带式输送机的输送带、托辊、滚筒、减速器等关键部件作为研究对象,从信息感知与处理、故障诊断、状态评估与预测3个方面分析了相关健康监测技术的研究进展。然后,总结了现有智能化带式输送机健康监测技术的优缺点,分析了现存问题及其可能遇到的挑战。最后,从多源状态感知与预处理技术、早期故障诊断技术、健康评估与预测技术、全状态网络化监测技术、数字孪生监测技术等方面,提出了未来具有研究价值的潜在方向。

关键词:带式输送机;状态感知;智能健康监测;数据驱动;技术综述

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Health monitoring technology for the intelligent belt conveyor: A review

Zhou Ping^{1,2}, Ma Guoqing^{1,2}, Zhou Gongbo^{1,2}, Ma Tianbing³, Li Yuanbo^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. Jiangsu Key Laboratory of Mine Mechanical and Electrical Equipment, Xuzhou 221116, China;
3. State Key Laboratory of Mining Response and Disaster Prevention and Control in Deep Coal Mines, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: As a key equipment for continuous, long-distance, and high-volume transportation of various discrete materials, intelligent belt conveyors have drawn high attention in recent years. Research on their health monitoring technology is of great significance in promoting deep intelligence of belt conveyors, ensuring stable and efficient operation, and achieving comprehensive intelligent protection and safe production. This article first takes the key components of belt conveyors, such as conveyor belts, idlers, drums, and reducers as research objects. The research progress of related health monitoring methods is analyzed, which are mainly divided into three aspects: Information perception and processing, fault diagnosis, and status evaluation and prediction. Then, the advantages and disadvantages of existing health monitoring technologies for intelligent belt conveyors are summarized. The existing problems and potential challenges are analyzed. Finally, from the aspects of multi-source state perception and preprocessing technology, early fault diagnosis technology, health assessment and prediction technology, full state networked monitoring technology, and digital twin monitoring technology, the potential directions with research value for the future are given.

Keywords: belt conveyor; state perception; intelligent health monitoring; data driven; research prospects

0 引言

带式输送机因其输送距离远、运输量大、适应性高、

通用性强等特点,被广泛应用于煤矿、冶金、建筑等行业,用于运输块状、颗粒状或粉状的煤炭、矿石、沙土等离散物料^[1]。根据不同的承载方式,相对应的输送机类型可分为:托辊式带式输送机、液垫带式输送机、气垫带式输

收稿日期:2023-10-11 Received Date: 2023-10-11

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62301564,61971423)、江苏省自然科学基金(BK20231068)、深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室开放基金(SKLMRDPC21KF21)、江苏高校优势学科建设工程项目(PAPD)资助

送机、磁悬浮带式输送机^[2],但受使用条件及技术安全可靠性的影响,托辊式带式输送机是目前带式输送机研究、发展和应用的主要类型。

在煤矿、冶金、建筑等绝大部分场景中,带式输送机长期工作在高速、重载、振动冲击等状态下,其皮带、托辊、电机和齿轮箱等关键部件在运行过程中故障频发。在矿山领域,根据工作区域的不同,常使用强力、大倾角、可伸缩或平面转弯等多种功能类型的带式输送机。可伸缩带式输送机可以用于将煤炭等物料从采矿区输送到处理和储存区域,可适应不同的采矿深度和坡度,提高物料的输送效率和安全性;强力带式输送机具有更强的驱动力和承载能力,采用更坚固耐用的输送带和结构设计,以应对高负荷和大容量的输送需求。在建筑领域中,负载变化复杂、冲击频繁,常使用强力带式输送机将混凝土、砂石等物料运输至施工现场;同样在码头装卸作业中,要求各装备高效运行,运输线路灵活多变,也常使用强力带式输送机将散装货物从船舶卸载并装载至仓库或运输车辆中。除以上领域外,电厂煤炭运输、大型土木工程等散状料运输行业因运量、地形等限制条件,广泛使用平面转弯式带式输送机^[3-5]。

可见,带式输送机应用场景多样,且运输的散料种类繁多,对场景适应性、功能多样性、部署灵活性,以及运输距离、运输效率、运输可靠性等都有较高要求。因此,利用高速发展的检测传感技术、人工智能技术、计算机技术、网络通讯技术等先进技术,对带式输送机进行智能健康状态监测,实现故障的精准感知与预警,对其智能化安全可靠运行并逐步实现无人值守具备重要的技术支撑作用。

更高水平的运输距离、速度、载重性能是带式输送机的必要发展趋势,而智能化、应用范围多元化的要求对其发展提出了新的挑战。如在煤矿领域,国家发改委等部门联合发布《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》,提出将人工智能、大数据等与现代煤炭开发利用深度融合,形成全面感知、实时互联、分析决策、自主学习、动态预测、协同控制的智能煤矿生产系统^[6]。运输系统是煤矿生产系统的重要组成部分^[7],在煤矿“采掘-运输-提升”生产环节中处于关键位置。据统计,近5年运输事故在煤矿事故总数中占比为13%,排名第2,导致死亡人数占比为7%^[8]。综上,发展带式输送机健康监测技术,对保障带式输送机的安全可靠性和生产效率具有十分重要的意义。

本文通过对国内外近年来带式输送机健康监测技术相关文献的全面综述,明确了智能化带式输送机健康监测技术研究进展、提出了该领域未来的潜在发展方向。从通用带式输送机出发,考虑煤矿井下、矿石破碎线等典型场景,分析复杂工况环境下带式输送机健康监测技术研究进展与面临的问题及挑战,着重提出智能化带式输送机健康监测技术展望,对带式输送机安全监测与健康

运维技术的发展具有一定指导作用。

1 带式输送机结构及健康状态分析

本节首先对带式输送机的结构组成及其功能进行介绍,然后分析不同部件常见的一些健康状态。

1.1 结构组成

带式输送机有多种类型,受使用条件及技术安全可靠性的影响,目前托辊式带式输送机应用最为广泛,特别是在煤矿运输领域,由于其工况环境复杂、安全可靠性的要求苛刻,托辊式带式输送机各方面性能的要求更高。因此,本文以托辊式带式输送机为研究目标(下文简称带式输送机),对其健康监测技术进行综述。

带式输送机结构组成如图1所示,主要包括驱动装置、承载装置、张紧装置、安全保护装置等,具体由电机、减速器、滚筒、托辊、输送带、机架等组成。为提高带式输送机安全性和智能化水平,伴随着智能化技术的发展,智能化带式输送机的研究受到越来越多的关注,即在现有带式输送机基本组成的基础上,利用信息化、自动化、物联网和大数据等技术手段实现输送系统的安全可靠、绿色高效运行^[2]。王海军等^[2]将带式输送机的智能化关键技术总结为节能运行技术、煤流量感知技术、健康状态监测技术和安全保障技术等,而对带式输送机健康监测技术的研究对促进带式输送机深度智能化、确保稳定高效运行、实现全面智能保护和安全生产有着重要意义。

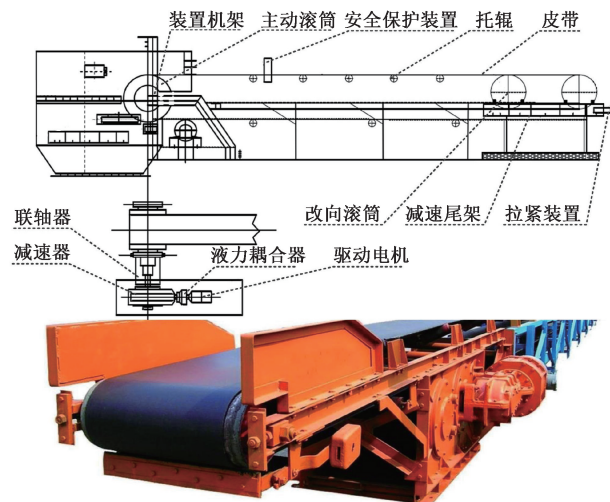


图1 带式输送机结构组成^[9-10]

Fig. 1 Belt conveyor structure composition^[9-10]

1.2 健康状态分析

不同类型带式输送机虽然在结构和参数等方面存在差异,但一般均包括减速器、滚筒、托辊、输送带等关键部

件。在带式输送机运行过程中,受长运距、大运量、高运速、恶劣运行环境、部件分布广且耦联关系复杂等因素影响,其关键部件易产生多种故障/损伤,例如输送带撕裂与打滑、托辊磨损与卡死、滚筒磨损与破裂、齿轮箱磨损与断裂等,严重影响带式输送机的健康状态,威胁其安全可靠运行^[11]。带式输送机关键部件相关健康状态示意图如图 2 所示。



(a) 输送带纵向撕裂与断裂
(a) Longitudinal tearing and fracture of conveyor belt



(b) 托辊变形
(b) Roller deformation



(c) 滚筒磨损与包胶脱落
(c) Roller wear and glue shedding



(d) 减速器与轴承座故障监测
(d) Fault monitoring of reducer and bearing seat

图 2 带式输送机健康状态示意图^[11-19]

Fig. 2 Health state diagram of belt conveyor^[11-19]

1) 输送带。输送带的健康状态主要包括输送带打滑、跑偏、损伤和堆料撒料等。输送带打滑会导致输送效率下降、物料堆积等问题,物料堆积造成输送带表面不平整或堵塞,进一步加剧打滑的程度,长时间打滑则会加剧输送带与托辊、滚筒的过度摩擦,引起温度上升,进而引发潜在火灾的发生。输送带跑偏也会导致物料堆积,并会加剧输送带的磨损。堆积物的堵塞还可能导致输送带破损或断裂,增加了设备维护和更换的成本。输送带纵

向撕裂或断带将会导致物料从断裂处滑落或堆积,尤其在大倾角情况下,必将造成重大损失^[12-14]。

2) 托辊。托辊的健康状态包括磨损和卡死。托辊磨损或卡死一方面会导致输送带不平整或不稳定,使得输送带在运行过程中产生跳动或偏移,进而可能引发物料堆积、撒落或堵塞等问题;另一方面会加剧输送带的磨损,导致输送带撕裂或断带。托辊转动卡死还可能会导致电机过载、传动装置损坏等故障^[15-16]。

3) 滚筒。滚筒的健康状态包括筒体开焊、包胶破损、包胶脱落等。滚筒作为带式输送机主要的传动部件,长期工作在复杂而恶劣的工况环境中,由于负荷大、负载不平衡等因素影响,经常产生包胶破损、脱落等故障,易形成安全隐患,酝酿安全事故^[17]。

4) 减速器。减速器齿轮箱的故障一般发生在其内部齿轮、轴承等部件上,齿轮和轴承的错误安装、润滑不良等原因,会加剧自身的磨损。除带式输送机过载、过热外,齿轮的磨损和轴承的故障也均有可能演变为齿轮的断裂,这将导致带式输送机无法工作,造成经济损失。齿轮的断裂也可能导致输送带突然停止或撕裂,进而引发多个部件的故障^[18-19]。

2 带式输送机健康监测技术现状

当前,针对带式输送机状态健康监测技术的研究主要集中在信息感知与处理、故障诊断、状态评估与预测这 3 个方面。国内外学者针对各个方面存在的技术问题开展了大量的研究工作,下面将分节综述相关研究现状。

2.1 信息感知与处理技术

信息的准确感知是故障诊断、评估与预测的重要前提。信息感知技术是指通过各类传感器实时采集设备的多类状态信号,以表征设备状态。由于带式输送机所处工况环境恶劣,采集到的原始信号一般含有大量噪声,为此需要使用数据处理方法提取、变换或融合信号中有用的信息。为提高诊断准确率,在采集端,需充分考虑设备类型、具体工况等因素以选定传感器种类以及安装位置,并且采取相关措施减少设备噪声源;在处理端,学者们致力于研究更完善的信号处理方法,从而获得更全面的、不失真的有效状态信息^[11-18]。带式输送机健康状态信息的种类包括振动信号、声音信号、温度信号、视觉信号、电磁信号等,对应的处理方法包括时频变换、滤波去噪、特征提取、特征降维、特征融合等,下面将从不同信息感知方法的角度展开综述。

1) 振动信息

设备的振动信号中蕴含着大量的运行状态信息,因而振动信号在过去几十年一直被广泛用于设备健康监测

中,其监测原理如图3所示。通过获取振动信号对设备进行健康监测的方法一般针对旋转装置,而带式输送机中的旋转装置主要有托辊、滚筒、电机、减速器等,这些部

件正常工作时转动平稳,若出现故障则在故障点处产生周期性振动脉冲,其振动频谱蕴含了转速及损伤情况等信息^[20-21]。

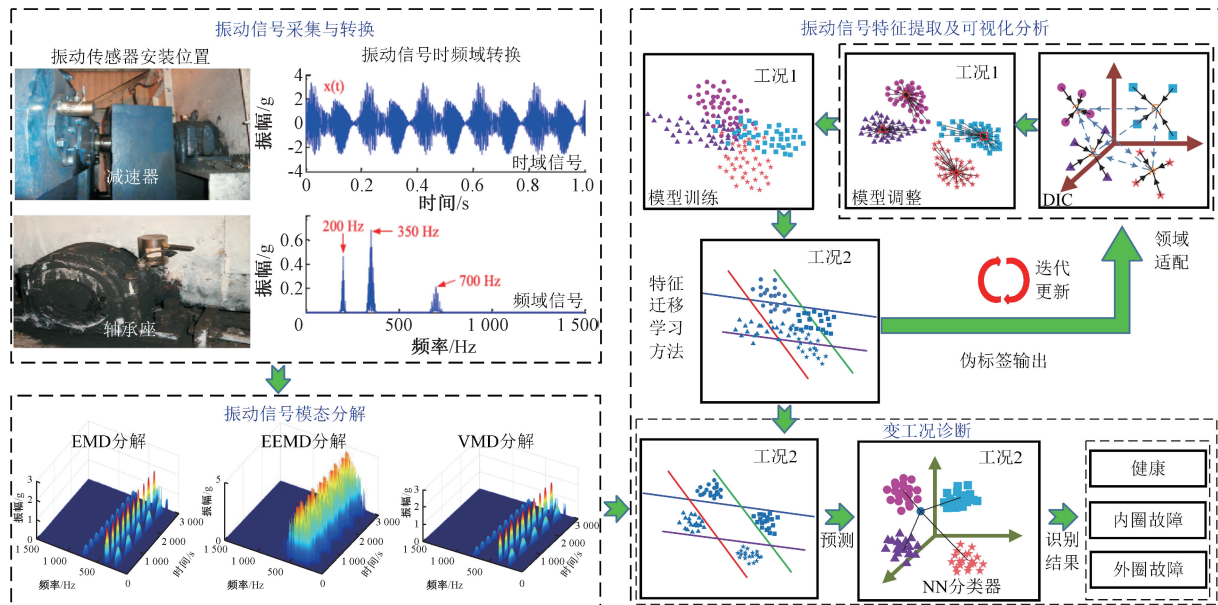


图3 基于振动信号的带式输送机状态监测原理^[18,20-21]

Fig. 3 Monitoring principle of belt conveyor based on vibration signal^[18,20-21]

在托辊信息的感知处理方面,孙维等^[22]提出一种基于相位敏感光时域反射计(phase sensitive optical time-domain reflectometry, φ -OTDR)技术的带式输送机托辊故障检测方法,该方法利用相干脉冲光的后向瑞利散射检测振动信号实现了对异常托辊的识别和定位。轴承损坏是托辊故障的一个主要原因,针对轴承故障信息的数据处理,孙英倩等^[23]提出了一种基于参数优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)的处理方法,利用优化后的VMD分解振动信号,分别提取其模态分量的散布熵构建用于故障检测的特征向量集;Muralidharan等^[24]以调心托辊为研究对象,采集了不同工况下的振动信号,使用统计方法提取特征信息,然后利用决策树分类诊断出最佳特征;Peruf^[25]搭建了托辊试验台以测量托辊振动信号,通过时频域分析,对比了正常托辊与磨损托辊的信号特征;Ravikumar等^[26]搭建了自调心槽托辊原型实验装置,将采集的振动信号送入k-star算法进行故障诊断。

在滚筒、电机等部件振动信号感知方面,韩越^[27]针对带式输送机驱动滚筒轴承的故障信息难以采集的问题,利用LabVIEW与MATLAB软件设计了一套结合小波阈值降噪与集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)包络解调算法的驱动滚筒轴承故障提取算法程序,验证结果表面该程序很好地完成了原始信号中故障信息的提取任务;张建公^[28]针

对现有矿用电动机振动信号故障特征提取方法存在依赖参数设置、频率混叠等问题,提出了一种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,对比实验分析发现该方法可显现电动机轴承外圈的微弱故障特征。

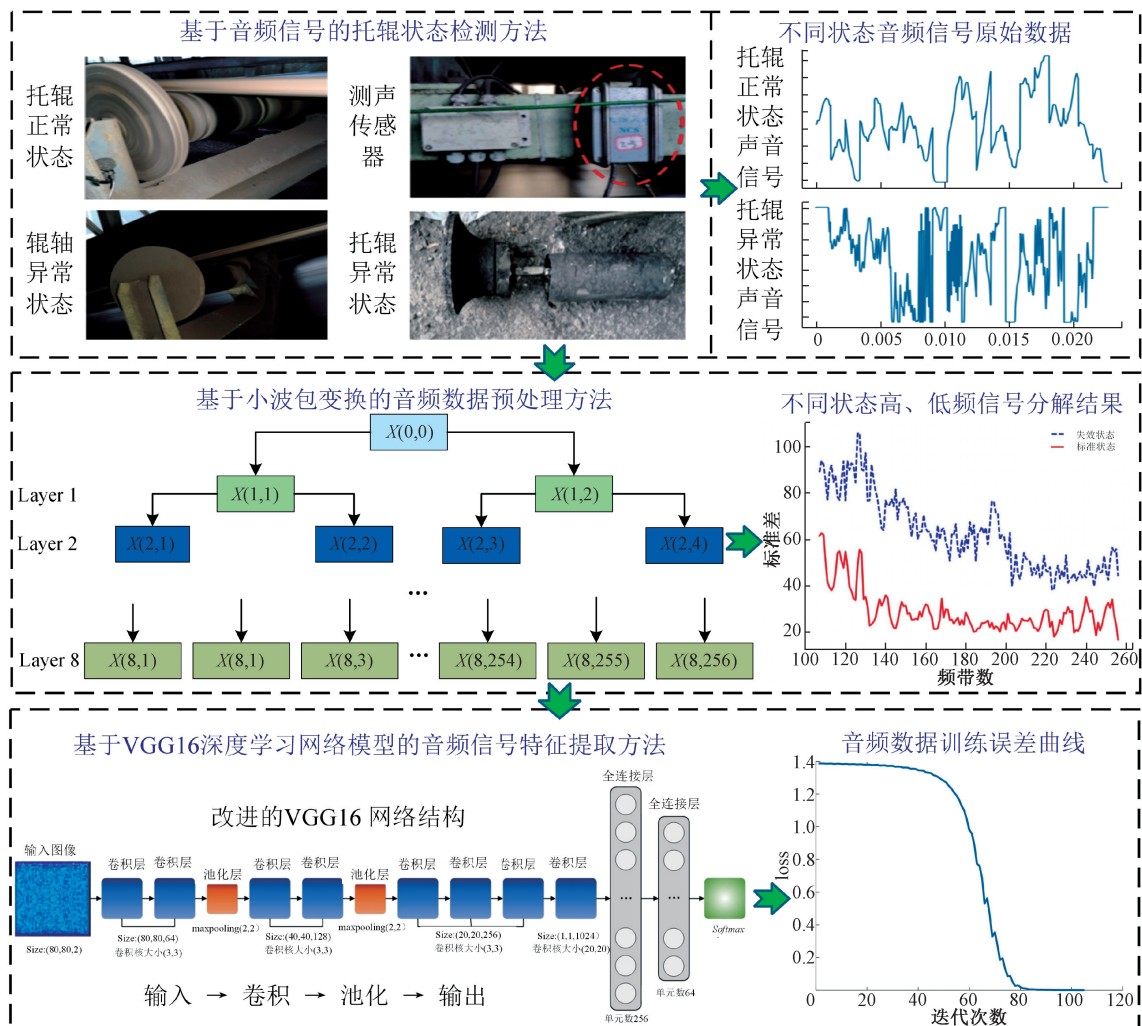
针对减速器齿轮箱的信息感知与处理方法,袁慧娟等^[29]针对带式输送机齿轮箱故障信号成分复杂、故障识别难的问题,使用融入Shannon熵的小波降噪方法对齿轮箱振动信号进行预处理,然后通过高斯混合分布模型对齿轮箱不同状态的信号参数使用最大期望算法进行估计,从而获得反映不同运行状态的特征向量;杨云等^[30]针对混合故障信号难以处理的问题,提出了一种基于自组织映射网络的混合故障诊断方法,首先使用融入Shannon熵的小波阈值去噪方法处理标准多故障样本,随后对处理后的标准多故障样本建立高斯混合分布模型,最后采用最大期望算法进行模型的参数估计,从而得到相应特征向量,完成预处理。冷军发等^[31]针对约束独立分量分析对于源噪声的免疫性很差的问题,提出了小波变换特征增强的约束独立分量分析的齿轮箱故障特征提取方法。Wodecki等^[32]针对齿轮箱局部损伤检测问题,提出了一种将时频表示和独立分量分析(independent component analysis, ICA)结合的多通道振动数据处理方法,通过将该方法随时间应用于谱图中的每个切片进而创建新的时频图。

除针对单一的部件研究外,有的学者则是采集整个驱动装置的振动信号,如崔陈辰^[33]分别在矿用胶带运输机电机、减速器轴端安装传感器感知振动信号,采用 Hilbert-Huang 变换对振动信号进行分解和特征值提取,并建立遗传极限学习机(genetic algorithm-extreme learning machine, GA-ELM)诊断网络进行故障诊断。杨祥^[34]通过振动、电流、温度、张力等传感器组建了整个带式输送机的监控系统,并提出了基于 EEMD 和快速独立成分分析算法(fast independent component analysis, FastICA)的信号降噪处理方法和基于欠定盲源分离矩阵奇值(intrinsic mode function-blind source separation matrix-

singular value, IMF-BSSM-SV) 的特征信息提取方法, 实现信号降噪及特征提取。

2) 声音信息

声音信号中蕴含着大量的机械状态信息,以声音信号为基础的状态检测方法已广泛应用于各行业中,具有采集频率范围大、非接触、时效性高、检测准确等特点^[35]。对于带式输送机,其各零部件在正常工作状态与故障状态时的声音是不同的,可以以声音信号为基础对其健康状态进行监测。基于声音信号的托辊故障诊断方法示意如图4所示,包括音频采集模块、处理模块、诊断模块等。



辊高频嘶鸣及高温故障进行频域特性分析,采用在线故障诊断手段实现状态监测;Liu等^[41]采用Mel频率倒谱系数处理特征数据,从采集的声音信号中提取13个Mel频率倒谱系数作为特征;Peng等^[36]利用小波包分解算法将托辊的音频数据分解成几个频段,其次,考虑到低频数据的能量占比过大,对最低频率数据进行调整,从而完成数据处理。

针对输送带,Che等^[42]提出了一种新的输送带损伤检测方法—视听融合(audio-visual fusion, AVF)检测法,利用可见光CCD和传声器阵列采集输送带在不同运行状态下的图像和声音,通过对采集到的图像和声音进行处理和分析,可以分别提取正常、撕裂和划伤的图像和声音特征;Hou等^[43]提出了一种输送带纵向撕裂的视听检测方法,利用摄像头和麦克风阵列采集传送带的图像和声音信号,分别从图像和声音两方面对传送带进行检测,然后将图像和声音分析结果相结合,综合判断输送带的状态。在齿轮箱方面的研究,于红梅^[44]通过对完整齿轮、裂齿齿轮和缺齿齿轮3种齿轮工作状态的声信号进行小波分析并建立特征数据库,构建深度自编码网络与模糊推理系统相结合的诊断系统,实现了齿轮故障诊断与辨识。在对带式输送机整体监测方面,Fedorko等^[45]为了以最简单的方式最大限度地监测运输系统,以确定不利的运行状况,探讨了在带式输送中使用声学可视化技术的可能性。

3) 温度信息

设备发生故障时,一般伴随着运行温度的变化,因此可根据对带式输送机部件温度的监测来间接判断是否发生故障。一般的温度监测方法是设定某一温度阈值,当温度传感器接收到的温度信息超过该阈值时就判定发生故障。图5是基于温度信号的带式输送机状态监测示意图。其中,感知方式包括分布式光纤测温以及红外热成像测温等。

托辊旋转卡阻或卡死是带式输送机较为常见的故障,易导致输送带升温,进而导致输送带磨损、甚至断裂,严重时还会诱发火灾事故。而带式输送机中的托辊数量多、分布广,传统的定点监测很容易导致监测不到位。针对该情况,郭清华^[48]利用带式输送机上安装的分布式光纤测温系统对托辊轴温历史检测数据进行了分析和比较研究;樊荣等^[49]将分布式光纤测温系统的通道概念引入到带式输送机火灾预警算法中,将光纤温度传感器安装至带式输送机托辊和滚筒上,用以感知温度的变化;同样,苏辉等^[50]设计了一种基于ZigBee无线传感网络的托辊卡死故障监测系统,实现了对托辊轴端温度的采集以及组网传输,进而实现了托辊卡死故障的动态实时在线监测。

但是上述方法直观性较差,为提高其直观性程度及

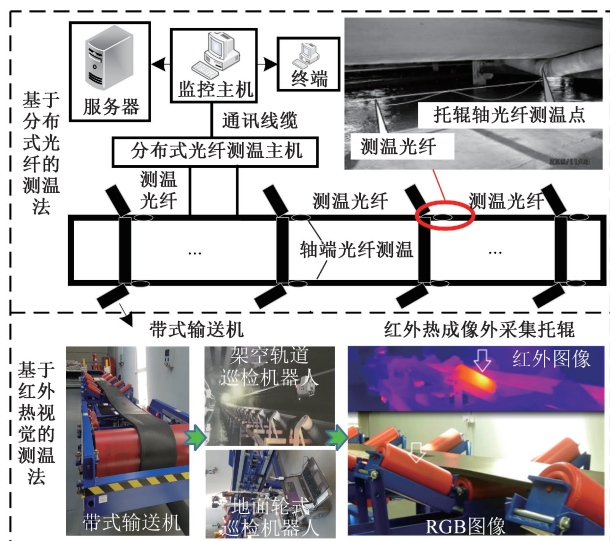


图5 基于温度信号的带式输送机状态监测系统^[46-48]

Fig. 5 Condition monitoring system of belt conveyor based on temperature signal^[46-48]

实现可视化,相关学者利用红外热成像技术监测托辊,如马宏伟等^[51]提出一种基于连通分量的带式输送机托辊红外图像自动分割与定位算法,通过巡检机器人沿巡检轨道巡检以获取数据;Hoff等^[52]基于分布式温度传感(distributed temperature sensing, DTS)对托辊输送带进行监测,实时获取输送带的温度信息;Szrek等^[47]提出了一种基于无人车辆平台的巡检机器人,该机器人利用热视觉感知过热托辊,可在定期检修期间为维护人员提供支持。

除了托辊,相关学者针对其他部件的温度检测做了相关研究。如Grzesiek等^[53]针对带式输送机变速箱进行长期温度监测,并提出相应的数据处理方法;Yang等^[54]针对输送带纵撕问题,研究了基于红外视觉的纵撕预警方法,通过红外热成像技术监测红外辐射场变化从而对输送带纵撕故障进行预警监测;Zhang等^[55]提出了一种基于激光激发热成像的传送带微裂纹检测方法,利用激光束在传送带表面产生热波,再利用红外摄像机记录相应的热图像;同样,为监测煤矿长距离带式输送机长时间连续运行所造成的火灾隐患,程永新^[56]提出一种基于后向拉曼散射及光时域反射原理的光纤温度传感方法,对带式输送机沿线进行火情监测与预警。

4) 视觉信息

机器视觉是涉及计算机科学、人工智能、图像处理、模式识别等多学科的一门交叉学科,以视觉信号为基础可对机械装备进行健康状态监测。随着芯片算力的提升以及图像处理技术的发展,机器视觉技术近年来有了长足的发展,该技术由于其非接触性、直观性、高效性、灵活

性等优点,也被广泛用于带式输送机健康状态监测领域。基于机器视觉的带式输送机状态监测示意如图 6 所示,

主要包括图像采集、图像处理、故障诊断、结果输出等部分。

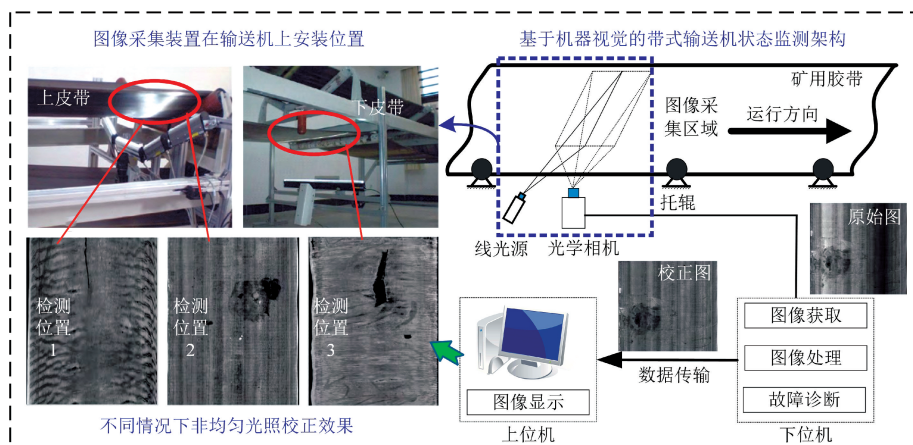


图 6 基于机器视觉的带式输送机状态监测示意图^[57-58]

Fig. 6 State monitoring diagram of belt conveyor based on machine vision^[57-58]

由于带式输送机的工作环境一般比较恶劣,输送带运输过程中会产生大量的粉尘,因此相机获取的图像存在噪声点多、曝光度不足、对比度差等问题,会影响后续的图像识别结果^[59]。因此视觉方法用于带式输送机状态监测时,获取的图像一般需要经过一系列处理后才能用于进行故障诊断,比如林俊^[60]提出的基于计算机视觉的井下输送带跑偏检测方法中,采用基于卷积神经网络的 MaskRCNN 实例分割算法提取输送带图像中的感兴趣区域并进行图像预处理;之后采用改进的 Canny 算法提取输送带区域的边缘轮廓信息;最后采用改进的直线段检测(line segment detector, LSD)算法提取输送带边缘直线特征,根据边缘直线的斜率和中心线的相对位置判断输送带是否跑偏。

基于带式输送机的结构特点,单张视图难以完全反映输送带全部表面,因此需要使用图片拼接技术,高瑞等^[57]为提高矿用输送带故障检测的准确性,针对输送带故障检测采集的图像存在光照不均、图像质量差,影响故障检测与识别的问题,提出输送带故障检测多视点图像自适应增强方法;Gao 等^[61]研究了一种基于灰度与特征相结合的自适应多视角图像拼接(adaptive multi-view image mosaic, AMIM)方法,以提高图像拼接的准确性和实时性,实现多视角输送带表面故障在线检测,解决输送带纵向撕裂问题;李泽潭等^[62]提出了一种基于多结构元素的改进抗噪形态学输送带破损检测算法,该算法通过结合矢量边缘检测法和多结构元素,在有效地检测破损的灰度图像边缘的同时获得了良好的抗噪性能。

图像分割是图像处理阶段非常关键的一步。图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域

并提取感兴趣目标的技术和过程。现有的图像分割方法主要分以下几类:基于阈值的分割方法、基于区域的分割方法、基于边缘的分割方法以及基于特定理论的分割方法等^[63]。杨彦利等^[64]提出了一种灰度平均法用于输送带与背景的快速分割,通过将二值图像映射为一维故障特征函数,设计了由跑偏角和偏移量构成的跑偏特征向量用于跑偏检测;张晓卫^[65]针对 Otsu 算法在部分场景下具有很好的分割效果,但是复杂场景下效果不佳的问题,提出了迭代方法和搜索逼近方法的图像分割,在部分复杂场景下优于 Otsu 分割算法;张文明等^[66]针对变光照环境下给输送带撕裂视觉检测过程造成的识别干扰,提出了一种基于洛伦兹信息测度(Lorentz information measure, LIM)分块的改进 Otsu 分割算法的结构光视觉检测方法;Li 等^[67]为了准确高效地检测输送带的纵向撕裂,提出了一种基于多组激光器的计算机视觉检测算法。Zhang 等^[68]基于边缘检测和线拟合的方法,提取了输送带的边缘,提出一种快速判断输送带是否偏离路线的分析方法,简化了边缘线提取后的信息处理过程,实现了输送带快速有效的状态检测。

5) 其他感知信息

除了以上感知方法外,还有如基于 X 射线以及基于电磁信号的感知方法,主要用于带式输送机强力输送带的钢芯损伤监测。

(1) X 射线法。X 射线法^[69]是根据 X 射线对不同物质的穿透力不同,当检测位置出现缺陷时,对 X 射线吸收力与正常部位不同,在 X 射线图像中表现为明暗发生变化,因此可作为一种检测手段,基于 X 射线的带式输送机输送带钢芯状态监测原理图如图 7 所示。

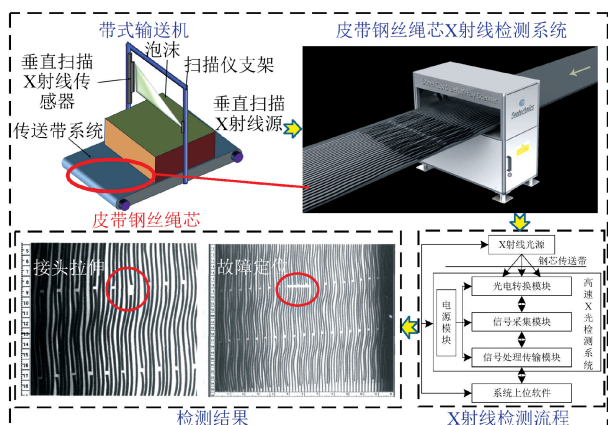


图7 基于X射线的带式输送机钢芯状态监测原理^[18-19, 69]

Fig. 7 Principle diagram of X-ray based monitoring of the steel core status of conveyor belts in belt conveyors^[18-19, 69]

高毓麟等^[70]较早提出将X射线技术应用于输送带无损检测,并研制出了钢丝绳芯输送带横向断裂预报装置。崔广鑫等^[71]提出了一种能够对输送带在线全速检测,并提供输送带任意位置X射线透射图像的钢丝绳芯输送带监测系统,该系统可以精确自动定位输送带中的异常区域,并进行异常报警。方崇全^[72]设计了一种以现场可编程逻辑门阵列(field programmable gate array, FPGA)为核心的矿用本质安全型线阵列X射线接收箱,用于采集经输送带衰减后的X射线信号并转换为线阵列X射线图像数据。唐伟等^[73]设计了钢丝绳芯输送带X

射线在线检测系统,该系统使用X射线穿透钢丝绳芯输送带,获得钢丝和输送带图像,再根据图像自动定位硫化接头,识别退丝、输送带裂纹、起泡、磨损等缺陷。苗长云等^[74]针对X光输送带无损检测系统的检测速度较慢问题,研究了基于FPGA的钢丝绳芯输送带高速X光探测器。Wang等^[75]分析了X射线无损检测的原理,提出了X射线无损检测系统的总体方案,研究了一种用于高速运行的钢丝绳输送带的X射线无损探测器。

为了抑制散射对X射线图像特征造成的模糊,孔凡琴等^[76]提出了立足于空间域的不依赖于成像条件的抑制散射算法,该算法采用了简单快速的自适应空间域滤波和代数运算,提高了图像质量;符伟等^[77]根据X光钢丝绳芯输送带图像像素值行内分布规律,提出了基于线性差分的JPEG编解码算法。该算法首先计算X光钢丝绳芯输送带图像每行相邻像素值的差值,再对差值进行JPEG压缩编码,有效减小了X光钢丝绳芯输送带行内图像的相关性。

(2) 电磁法。基于电磁感应的方法^[78]是在钢绳芯输送带前端以同轴磁化法或是极间磁化法等方法进行磁化,使输送带的钢芯具有微弱的磁性,并在输送带回程端放置磁检测装置,一旦钢芯存在缺陷,其表面产生漏磁场,磁图像中的剩磁信号线突然大幅度上凸或者下凹。因此,通过检测漏磁场即可进而检测输送带的钢绳芯是否有断裂、抽动、错位等缺陷,基于电磁感知的带式输送机输送带钢芯监测方法示意图如图8所示。

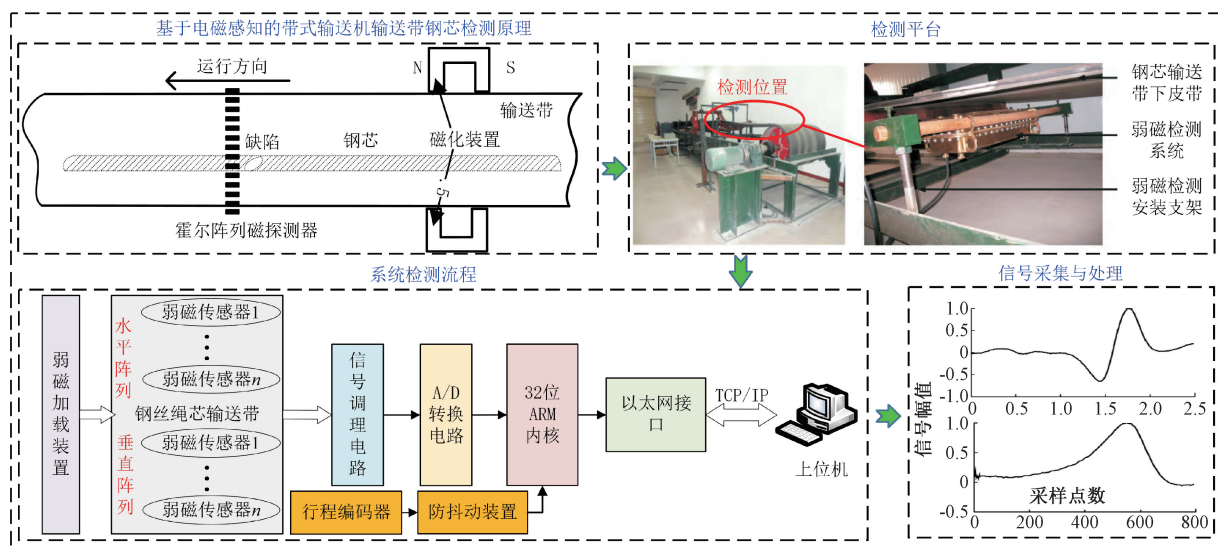


图8 基于电磁感知的带式输送机输送带钢芯监测方法示意图^[18, 79]

Fig. 8 Diagram of steel core monitoring method of belt conveyor based on electromagnetic perception^[18, 79]

为提高了数据的实时处理能力,杨晋岭等^[80]在传统钢绳芯输送带漏磁检测的基础上,采用空间磁感应强度 B_z 的Z轴分量 B_z 监测新方法。毛清华等^[81]为了提高钢芯

输送带缺陷的识别速度和准确率,提出了一种基于属性数据标准差的改进邻域粗糙集特征约简算法,对输送带的断绳、疲劳和接头3类电磁信号特征进行约简。郑德

忠等^[82]提出了一种用小波变换对钢绳芯胶带磁记忆检测信号进行预处理的方法,用小波变换模极大值方法对信号进行奇异性检测以及去噪处理,在去除了信号中噪声的同时,有效地保留了信号的奇异性信息,并用交替投影法重构信号,极大地减少了重构误差。Xiao 等^[83]分析了钢丝绳芯传送带检测的本质,确定了基于漏磁检测的皮带检测实验方法,并设计了能够对皮带无损检测进行多变量、多角度变量研究的实验检测装置。Ma 等^[84]为了降低煤矿用钢丝绳输送带缺陷电磁信号的噪声,提出了一种将改进阈值小波与经验模态分解相结合的信号降噪方法。

2.2 故障诊断技术

通过信息感知手段获取的状态数据经处理后,进一步送入故障诊断模型进行分析以提取有用特征信息,进而判断带式输送机状态或故障的类型。分析设备当前的运行状态,对故障发生的位置和原因进行判断,及时停机维护,可防止故障进一步扩大,以免造成更大的设备损伤和经济损失^[11]。

1) 知识与数据驱动模型

在带式输送机健康状态监测领域中,常见的故障诊断模型按照驱动方式可分为知识驱动模型和数据驱动模型。所谓知识驱动模型就是以行业内的专家的先验知识为基础建立的故障诊断模型,知识驱动法主要基于人工分析和逻辑判断等主观分析方法,典型的代表有专家系统、故障树等。专家系统是利用领域专家在长期实践中积累起来的经验建立的故障诊断数据库^[85],并研发服务器模拟人类专家的推理和决策过程。但针对变工况复合故障种类及其损伤程度未知的情况,专家系统将出现无法诊断的情况。故障树是一种基于故障因素分析的树状逻辑图,针对带式输送机,选定影响最大的系统故障作为顶事件,将造成系统故障的原因逐级分解为中间事件、低事件^[86]。故障树具有简洁明了的优点,但与专家系统一样,需要大量的现有经验。

数据驱动法采用机器学习、深度学习等数据挖掘技术分析数据,进而建立模型,从而达到故障诊断与预测的目的,主要包括反向传播(back propagation, BP)神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)、YOLO(you only look once)算法、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)等。数据驱动模型可以完成自主学习和适应工况,从而实现了对未知故障的学习和诊断。已训练好的模型,可以用于实时监测系统运行数据的分析,完成实时诊断。同时,该类模型还可以用于预测未来的故障,提前采取维修和预防措施,以避免可能的停机,减小损失。数据驱动模型还具有较高的准确性和效率,为带式输送机的维护和运行提供重要的支持。随着确保系统可靠性的要求越来越高与智能算法的发展^[87],数据驱

动方法已成为智能化带式输送机健康监测技术的主流。相比知识驱动法,机器学习可以从非结构化数据中提取隐藏的特征,同时处理高维度和复杂数据。此外,机器学习还可以综合多个模型的输出结果,进一步提高其鲁棒性和准确性,同时可以实现在线和增量学习,即随着新数据的到来,不断更新模型参数。深度学习是机器学习的一个特定分支,具有强大的泛化能力,可以用于处理未知的数据,并避免过拟合和欠拟合的问题,目前已经发展的技术有迁移学习等。并且深度学习可以实现端到端的学习,无需手动设计特征,更加直接和高效。

2) 基于机器学习的数据驱动方法

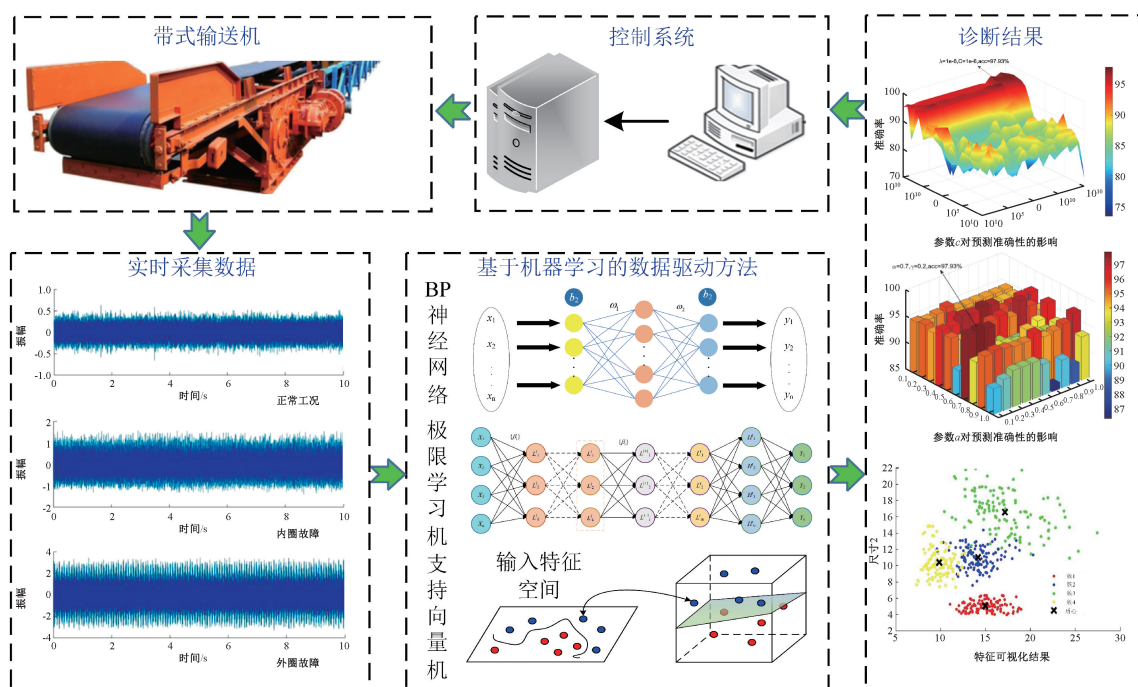
机器学习通过训练模型来自动提取数据中的规律和特征。根据目标域的数据是否被标记,将机器学习方法分为监督学习、无监督学习等。常见的机器学习模型有:BP 神经网络、支持向量机、极限学习机(extreme learning machine, ELM)等。基于机器学习的带式输送机故障诊断流程^[88-90]如图 9 所示,下面分别综述其发展现状。

(1) BP 神经网络。BP 神经网络是一种按照误差反向传播算法训练的多隐层前馈人工神经网络,具有自学习型、准确率高、能实现复杂非线性映射的优点。目前,BP 神经网络在带式输送机故障诊断方面的主要应用方式为:首先根据历史故障数据训练 BP 神经网络完成模型的构建,然后将实时采集的状态信号送入模型中诊断。

BP 神经网络的识别准确率较高,但仍有一些不足需做出改进,例如:易陷入局部最小化而不能保证找到全局最优解;网络结构和超参数的选择较为复杂,易造成过拟合或不收敛现象等。因此目前研究者多使用其他算法优化 BP 神经网络,如蔡波等^[91]基于改进的 EEMD 样本熵与天牛须搜索(beetle antennae search, BAS)算法优化 BP 神经网络。王仁君^[92]使用遗传算法(genetic algorithm, GA)对 BP 神经网络模型进行优化,提升其诊断性能,在建模精度和全局搜索方面具有更好的能力和精度。

(2) SVM。SVM 是一种二类分类器,不仅能够解决线性可分问题,还具有强大的解决小样本高维度非线性分类问题的能力。SVM 通过将样本映射到高维特征空间,并在该空间中找到一个最优超平面,使得不同类别的样本能够被最大化地分开。其核心思想是最大化间隔,即寻找一个能够最大化两个不同类别样本点之间距离的决策边界。这样可以提高模型的泛化能力,减少过拟合的风险。

SVM 在带式输送机方面主要应用对象为输送带、托辊以及整机的诊断。王福斌等^[93]以输送带裂纹图像的像素面积及长宽比几何特征量作为模型输入量,利用 SVM 对输送带裂纹状态进行预报。方宇^[94]分别采用支持向量机分类算法和支持向量机回归算法构建诊断模型和故障趋势预测模型。孙英倩等^[23]使用 GA 对 SVM 的

图9 基于机器学习的带式输送机故障诊断流程^[88-90]Fig.9 Fault diagnosis process of belt conveyor based on machine learning^[88-90]

与核函数和惩罚系数等参数进行优化,以得到更准确的诊断结果。Mao 等^[12]也针对 SVM 的参数优化问题提出了一种改进的 SDTSVM 算法,用于提高输送带缺陷分类的精度。为提高 SVM 模式识别的精度, Li 等^[95]研究了基于支持向量机和灰狼优化的带式输送机故障诊断方法。

(3) ELM。ELM 是一种单隐含层前馈式神经网络算法,其核心思想是通过随机生成输入层与隐含层之间的权重和偏置,利用线性方程组求解,将输入数据映射到隐含层,然后通过最小二乘法求解输出层的权重,实现快速的训练和预测。

相比于 BP 神经网络,ELM 随机初始化输入项的权值,训练速度快,预测精度较高。极限学习机在诊断过程中由于随机生成输入权值和隐含层偏置,容易导致诊断模型精度不稳定的问题,因此国内外学者一般结合其他优化算法对 ELM 算法进行参数寻优后再进行故障诊断。如崔陈辰^[33]选用 GA 对 ELM 模型进行参数寻优,建立了 GA-ELM 模型运用于矿用带式运输机诊断中,并通过实验仿真进行了验证。蔡安江等^[96]研究了 SVM 与核极限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)融合的方法对带式输送机运行状态进行故障诊断,提高了监控系统诊断的准确度。

3) 基于深度学习的数据驱动方法

深度学习核心是多层次的非线性变换,通过多层的神经网络结构,逐渐提取数据的高级抽象特征。多层次

能够使网络进行更多的非线性运算组合,具有更好地逼近复杂函数的能力,以及能够对数据进行逐层提取,更好的发掘数据所蕴含的信息。深度学习方法在处理大规模、复杂的数据和任务时,具有优秀的表达能力和泛化能力。虽然深度学习方法在训练和调参上要求更多的计算资源和时间,但其在解决复杂问题上具有更强大的能力和性能。而带式输送机作为一种大型的复杂系统,十分切合深度学习的应用范围。其中,应用最广泛的是 CNN、深度置信网络(deep belief network, DBN)和 YOLO 算法。

(1) CNN。CNN 是一种由卷积层、池化层、全连接层组成的前馈神经网络,卷积层的主要作用是提取特征,池化层的主要作用是采样,全连接层的主要作用是分类^[97]。其网络模型图如图 10 所示。CNN 可以自动在不同层次上学习到不同抽象程度的特征,具有极强的特征提取能力,适用于分类任务。并且由于共享卷积核使得网络的参数数量较少,数据处理的效率较高,对于大规模的故障诊断任务,可提供更快速的判断能力。此外,由于卷积的特性,CNN 在处理图像上效果明显优于传统神经网络。在带式输送机健康监测领域,CNN 常被用于以振动、图像类信号为基础的检测方法的故障分类工作。

刘宇琦^[98]针对目前主流视频分类算法中,网络模型复杂,权重参数较大影响网络运行速度,且网络结构中输入图像尺寸的大小固定等问题,提出了一种改进的 CNN+LSTM 双流网络模型用于托辊的检测工作。Qu 等^[99]基于深度学习算法,提出了一种基于自适应深度卷

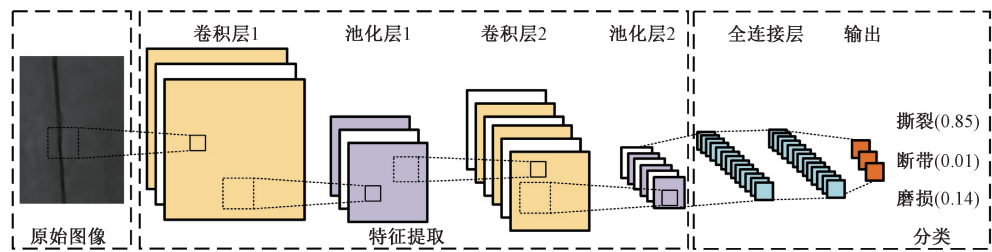


图 10 卷积神经网络模型图^[98-100]

Fig. 10 Convolutional neural network model diagram^[98-100]

积网络的输送带损伤检测方法。传统的卷积神经网络 CNN 是单任务网络,为实现带式输送机输煤量和跑偏的同时检测,韩涛等^[100]研究了基于多任务 CNN 的带式输送机输煤量和跑偏检测方法,可使输煤量检测和跑偏检测两个任务共享同一个网络底层结构和参数。

(2) DBN。DBN 是由一种由多个限制波尔茨曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM) 和一层 BP 组成的多隐层神经网络^[101],其网络结构图如图 11 所示。

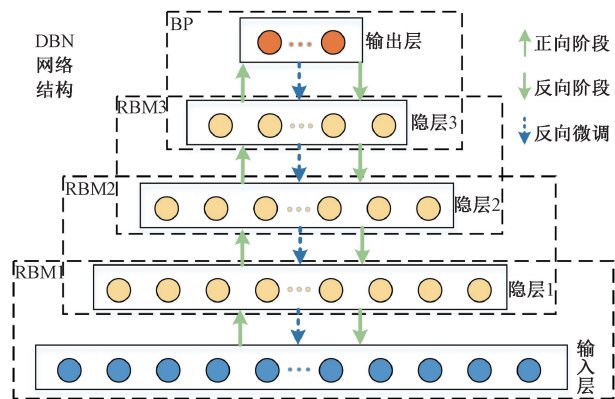


图 11 深度置信网络结构^[101-106]

Fig. 11 Deep belief network structure diagram^[101-106]

深度置信网络包括预训练与微调两个阶段。在预训练阶段,每一层的 RBM 都被训练成一个无监督学习的生成模型,该过程通过逐层贪婪学习算法来优化深度神经网络的连接权重,特征提取能够针对不同概念的粒度大小,自动地学习到数据的潜在特征表示。微调阶段则使用监督学习方法进行训练,将整个网络看作是一个多层感知机 (multilayer perceptron, MLP),微调的目标是进一步优化网络的性能,使其能够更好地适应特定的任务和目标。

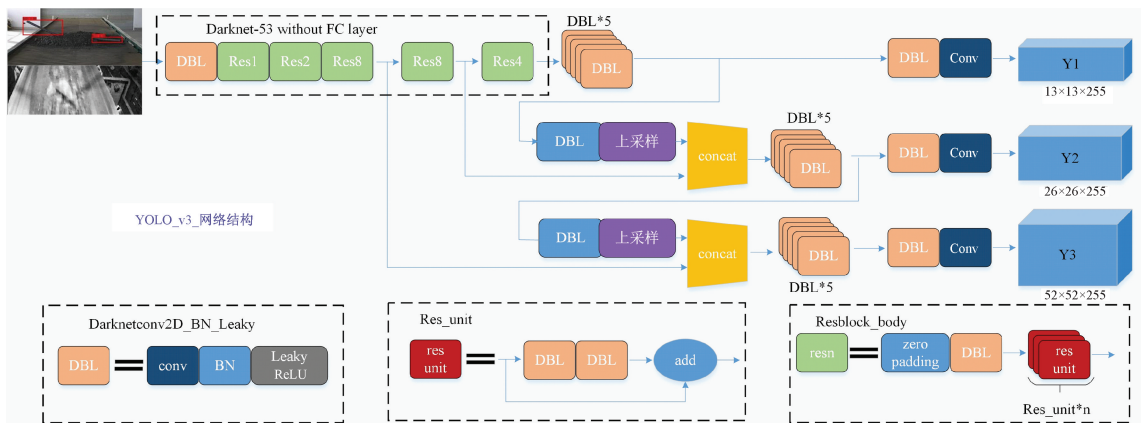
如张喆等^[102]针对传统浅层神经网络用于带式输送机故障诊断时存在故障状态样本数据不足、准确率不高等问题,提出了一种基于合成少数类过采样技术 (synthetic minority oversampling technique, SMOTE) 和 DBN 的带式输送机故障诊断方法。虽然目前 DBN 在带

式输送机健康监测领域应用还不广泛,但其实用性已经在其他领域得到了很好的验证。郑小霞等^[103]针对风机组早期故障特征难以提取的问题,提出了一种基于变分模态分解和 DBN 的风电机组故障诊断方法。赵嗣芳等^[104]为了提高变转速工况下车用 PMSM 的复合故障定位精度,对基于特征重构和 DBN 的新型 PMSM 复合故障定位方法进行研究。

3) YOLO。YOLO 算法作为深度学习中一种典型的目标检测算法,其不同于需要先进行目标框提取,再进行分类的 RCNN 等算法,可直接进行回归任务^[105]。YOLO 算法因为具有较快的检测速度、较低的背景误检率以及良好的通用性,从第 3 代开始被广泛用于带式输送机的健康监测领域,其网络结构如图 12 所示。

在使用 YOLO 算法进行皮带或皮带上异物 (易造成带面划伤或其他机械损伤) 检测时,一般会根据不同的检测目标对其网络结构进行改造。如杜京义等^[106]研究了一种改进的 YOLOv3 模型,以轻量化网络 DarkNet22-DS 作为主干特征提取网络,引入加权双向特征金字塔网络及双尺度输出来改进特征融合网络并采用完全交并比损失函数,将其应用于煤矿带式输送机异物检测,检测的精度、速度等都有所提升。周宇杰等^[107]针对现有输送带损伤检测方法检测精度低、检测速度慢且缺少对面积较小损伤检测的问题,提出一种基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法。Hou 等^[108]使用 Mobilenet 代替 Darknet53 进行特征提取并将损失函数中的定位损失替换为 GIOU 损失,使之更适合于托辊的目标检测任务。Zhang 等^[109]等针对输送带损伤检测的诊断方法,对 YOLOv3 进行轻量化,使精度提高了 10.4% 的同时,速度提高了 45.9%。

综上所述,智能算法在提高诊断准确率方面的创新已较为丰富,其中机器学习正向轻量化应用端的方向发展。但其所使用的数据集种类较为单一、落后,缺少多模态融合数据;研究多针对故障的后期阶段,缺少早期故障的数据集和针对性挖掘算法;试验台所采集的数据较少引入具体工况因素的影响,缺少模拟实际工况的数据,更加缺乏模拟实际工况的多模态数据,且传统算法不适用

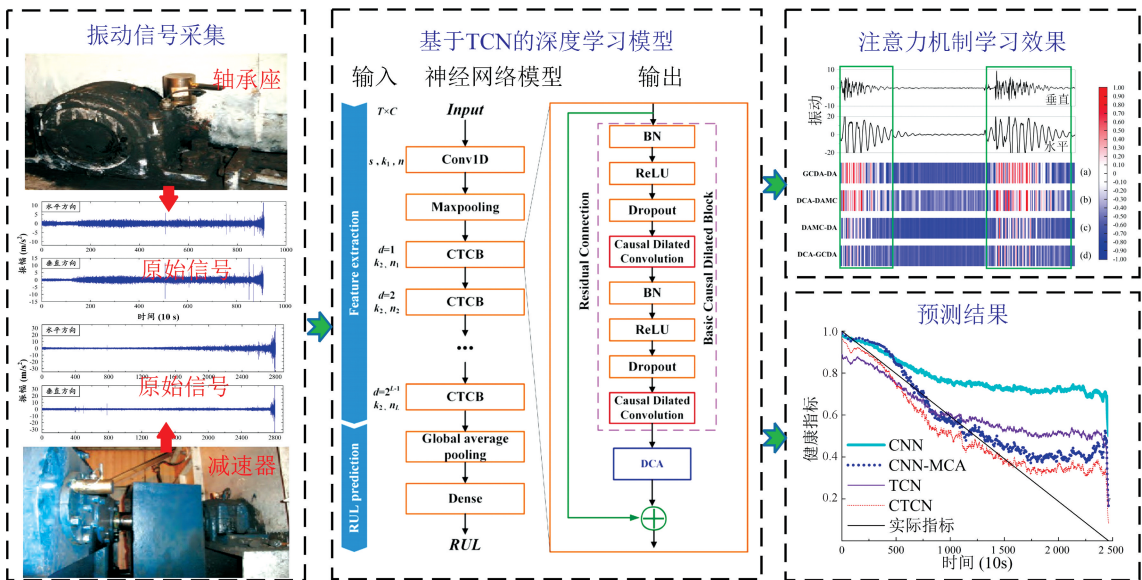
图 12 YOLO 网络结构^[60]Fig. 12 YOLO network structure diagram^[60]

于多模态数据的处理^[110];现有的算法较少能够应用于实际工况,缺少针对具体工况的算法,深度学习在带式输送机方向的应用仍停留在试验数据阶段。

2.3 状态评估与预测技术

对带式输送机状态感知、特征提取、故障诊断后并未

完全完成带式输送机健康状态监测的全部任务,还应根据诊断的结果结合基于各种方法感知到的带式输送机信息对其进行状态评估,并利用适当的寿命预测模型或方法进行剩余寿命预测。带式输送机关键部件寿命预测流程如图 13 所示。

图 13 基于深度学习模型的带式输送机旋转部件寿命预测原理^[11,111]Fig. 13 Principle diagram of life prediction of rotating parts of belt conveyor based on deep learning model^[11,111]

为了全面监测带式输送机健康状态,一些学者提出了针对带式输送机关键部件或整机的评估与寿命预测方法。邱明权^[112]提出了一种通过分析信号故障特征频率来诊断和识别带式输送机托辊健康状态的方法,利用频谱结构信息(structural information of spectrum, SIOS)算法构建了用于托辊退化评估的健康指标,预测了托辊剩余使用寿命。Honus 等^[113]对带式输送机输送带的失效原因进行了分析,并基于输送带的数学模型和实验确定了

托辊数量对输送带冲击处压力的影响规律,指出可通过改变托辊组的数量来延长输送带的使用寿命。马海龙^[114]分析了轴承全寿命周期各阶段的峰值指标、歪度指标等时域指标的变化趋势,将峰值指标作为反映带式输送机轴承健康状态的退化特征量,形成退化特征序列,从而利用退化特征量建立灰色预测模型,预测轴承劣化趋势的变化。李锋^[115]设计了托辊加载试验台,对试验数据进行理论分析和推导,确定了托辊进行寿命试验的最佳

参数,并通过对比试验加以验证,从而得到托辊寿命快速试验的途径。尽管目前对带式输送机健康评估与寿命预测的研究不多,但关于旋转机械寿命预测的研究却十分活跃,可提供重要借鉴与参考。Ni等^[116]提出了一种新的健康指标(health index, HI)来推断降解过程,该新颖的HI由谱相关、Wasserstein距离和线性整流推导而来,可以反映所有循环功率谱的概率分布随时间的变化。Mao等^[117]提出了一种基于深度迁移学习的未知工况滚动轴承在线剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)方法,减小了在线工况漂移使预测模型产生的偏差,构建了一种新的多层自适应深度域对抗回归网络,将离线数据的预测知识转移到在线场景,并在线评估数据的RUL值。

然而,目前对带式输送机关键部件以及整机进行状态评估和寿命预测还处于起步阶段,有着向工业应用发展的趋势^[118],但距离智能算法赋能带式输送机的实际监测仍有较大历程。状态评估一般是在故障检测与诊断的基础上采用信号处理技术对损伤程度进行量化估计,现有的状态检测较少能够捕捉到各差异部件故障状态演变的规律,以及其之间的耦联关系,不能够准确地预判出故障发生的时间以及发展的规律。寿命预测则是利用智能算法分析采集得到的先验或在线数据,预测出在当前工况下的寿命曲线。目前,缺乏针对未知状态数据的在线寿命预测算法,且实际工况的数据成分较为复杂,大多包含复合故障信息,完备的关键部件全生命周期退化数据集仍十分缺失。

3 现存问题与研究展望

3.1 存在的问题

综上分析,发现目前智能化带式输送机健康监测技术的研究尚存诸多不足,分别从状态感知与处理、故障诊断和状态评估与寿命预测3个方面分析,主要包括:

1) 对带式输送机在状态感知、信息采集等方面的研究较为广泛,但多针对的是单一信息的感知,缺乏对部件同一运行状态下多维信息综合感知技术手段的研究;同时缺乏对异常振动、煤尘/粉尘、低光照度等工况影响因素有针对性的软硬件预处理方法的研究,且缺乏实际工况的全生命周期退化数据;此外,随着对带式输送机更全面的监测,伴随着数据量的激增,目前对带式输送机状态大数据的预处理研究尚不成熟。

2) 在带式输送机故障诊断理论与技术方面,现有工作多针对发展到一定程度的一般故障或恶性故障进行诊断与预警,较少考虑工况因素对故障状态的影响,缺乏早期损伤性故障诊断的研究;主要从单一故障信号出发,缺乏从多维信息的角度采用更具故障表征能力的特征指标

进行深层次信息融合诊断的研究;部件状态数据规模有限,且诊断算法模型的数据挖掘能力尚存不足。

3) 对于带式输送机关键部件健康评估与寿命预测的研究,现有工作主要利用已有通用数据集模拟研究寿命预测算法模型,较少引入具体工况因素的影响,与实际情况接近的性能退化实验研究工作尚存不足;缺乏对全生命周期退化规律的研究;在部件性能退化过程的研究中缺乏对部件耦联关系影响的考虑。

3.2 研究展望

未来智能化带式输送机健康监测技术的发展趋势主要有:

1) 带式输送机关键部件多源状态感知与预处理技术

带式输送机多服役在重载、冲击、变载荷、高粉尘、低光照度等复杂而恶劣的作业环境中,故障形式呈现随机性、多样性和突发性,且作业工况对状态信息的高效获取形成较大阻碍。因此,必须结合带式输送机部件运动和运行环境的特征,开展恶劣条件下关键部件的主要故障特性及其状态信息的高效感知与预处理方法的研究。主要包括:探析复杂作业工况下带式输送机关键部件故障机理与特性;研究基于关键部件结构及运行特征的多源状态感知技术;研究复杂工况下的带式输送机关键部件运行源大数据预处理技术。

2) 大数据驱动的带式输送机关键部件早期故障诊断技术

带式输送机在运行过程中将产生海量多源异构数据,蕴含了丰富的早期损伤性故障、一般程度故障、恶性故障等演化性或突发性的状态信息。因此,必须采用状态表征与大数据分析技术对海量多源数据进行深度挖掘,以掌握运行状态与部件故障间的映射关系,及早发现潜在的损伤性故障隐患,避免系统向恶性故障状态演化。主要包括:研究基于特定信号处理技术的带式输送机关键部件运行状态表征方法;构建模拟实际工况的关键部件早期故障数据集;优化设计单源信号下面向带式输送机关键部件早期故障诊断的深度学习模型;研究基于多源信息的关键部件早期故障融合诊断方法。

3) 基于部件个体差异性特征的带式输送机健康评估与预测技术

带式输送机具有输送距离长、部件分布广和耦联关系复杂的特点,致使不同位置的同种部件个体存在差异性特征,且部件的状态直接关系到整机的健康状况。因此,必须考虑个体差异以探明单一部件的健康状态退化机制,并进一步挖掘部件间故障的潜在耦联关系以在一定程度上掌握整机的性能演化趋势。主要包括:探究恶劣环境下关键部件性能衰退演化机制;构建基于个体差异性特征的健康退化评估模型;研究基于多源信息融合的

关键部件寿命预测方法;研究面向实际工况的深度迁移学习算法。

4) 复杂地形下长距离带式输送机全状态网络化监测技术

带式输送机的显著几何特征是长距离离散分布,现有监测方式往往针对其关键部件进行独立感知与诊断,利用这种带式输送机状态碎片化拾取方式,难以形成系统化的监测体系。因此,需考虑部件特征及整体分布特征,采用网路化监测手段,解决感知信息孤岛问题,以掌握带式输送机局部及整体的健康状态演变过程。主要包括:研究带式输送机关键部件结构及其运行特性;设计嵌入式/巡检式及自供能的智能监测节点;构建适应巷道环境及带式输送机结构与分布的链/带状监测网络。

5) 数字孪生驱动的带式输送机全状态健康监测技术

带式输送机服役工况环境恶劣,大量部件长距离离散分布,难以对其运行状态进行全面掌握。因此,为确切实现带式输送机监测的透明化,需借助目前先进的数字孪生技术和生成式 AI 技术,建立带式输送机孪生监测模型,实现高效全息可视化监测,为智能化控制提供依据。主要包括:多约束下带式输送机关键部件协同运行与演化规律;多约束异构带式输送机耦合孪生监测模型构建;基于生成式 AI 的带式输送机全要素增强感知;监测服务驱动的带式输送机多源异构融合孪生监测。

4 结 论

本文从信息感知与处理、故障诊断和状态评估与预测 3 个方面综述了现有智能化带式输送机健康监测技术的研究现状,并针对现有研究存在的不足,对带式输送机健康监测技术的未来发展方向进行了展望。本文认为:在信息感知与处理方面,未来会朝着感知的数据海量量化方向发展,且由单一信号感知逐渐发展为多源信息融合感知;在故障诊断方面,应研究与信号相对应的多源信息融合故障诊断方法,深度挖掘大数据所表征出的故障特征内在联系规律;在状态评估与预测方面,考虑带式输送机各部分故障的潜在耦联关系以综合评估整体状态,并且探究基于关键部件全生命周期的剩余寿命预测模型。同时,网络化监测技术、数字孪生技术的融入,可进一步加速智能化带式输送机的发展,全方位确保带式输送机的安全可靠运行。

参考文献

[1] 杨春雨,顾振,张鑫,等. 基于深度学习的带式输送机煤流量双目视觉测量[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 164-174.

YANG CH Y, GU ZH, ZHANG X, et al. Binocular vision measurement of coal flow of belt conveyors based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 164-174.

- [2] 王海军,王洪磊. 带式输送机智能化关键技术现状与展望[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(12): 225-239.
WANG H J, WANG H L. Status and prospect of intelligent key technologies of belt conveyor [J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(12): 225-239.
- [3] ZHANG S R, MAO W. Optimal operation of coal conveying systems assembled with crushers using model predictive control methodology [J]. Applied Energy, 2017, 198: 65-76.
- [4] LUO J, HUANG W J, ZHANG S R. Energy cost optimal operation of belt conveyors using model predictive control methodology [J]. Journal of Cleaner Production, 2015, 105: 196-205.
- [5] HE D J, PANG Y S, LODEWIJKS G. Green operations of belt conveyors by means of speed control [J]. Applied Energy, 2017, 188: 330-341.
- [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 G F. New technological progress of coal mine intelligence and its problems [J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(1): 1-27.
- [7] 鲍久圣,刘琴,葛世荣,等. 矿山运输装备智能化技术研究现状及发展趋势[J]. 智能矿山, 2020, 1(1): 78-88.
BAO J SH, LIU Q, GE SH R, et al. Research status and development trend of intelligent technologies for mine transportation equipment [J]. Journal of Intelligent Mine, 2020, 1(1): 78-88.
- [8] 陈晓晶. 井工煤矿运输系统智能化技术现状及发展趋势[J]. 工矿自动化, 2022, 48(6): 6-14,35.
CHEN X J. Current status and development trend of intelligent technology of underground coal mine transportation system [J]. Industry and Mine Automation, 2022, 48(6): 6-14,35.
- [9] 范春阳. 基于多源信息融合的井下皮带机驱动电机状态识别方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
FAN CH Y. Research on state recognition method of driving motor of mine belt conveyor based on multi-source information fusion [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.

- [10] 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, 2023.
- SUN L. Research on idler monitoring system based on self-powered wireless sensor network [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2023.
- [11] 杨春雨, 曹博仕, 张鑫, 等. 带式输送机系统故障诊断方法综述[J]. 工矿自动化, 2023, 49(6): 149-158.
- YANG CH Y, CAO B SH, ZHANG X, et al. Summary of fault diagnosis methods for belt conveyor systems[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(6): 149-158.
- [12] MAO Q H, MA H W, ZHANG X H, et al. An improved skewness decision tree SVM algorithm for the classification of steel cord conveyor belt defects[J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2574.
- [13] ZHANG C W, ZHANG J N. Detection of longitudinal belt rip based on canny operator [C]. International Conference on Computer Technology, Electronics and Communication, Guangzhou, 2017: 939-941.
- [14] LI J, MIAO C Y. The conveyor belt longitudinal tear on-line detection based on improved SSR algorithm[J]. Optik, 2016, 127(19): 8002-8010.
- [15] 郭砚秋, 苗长云, 刘意. 基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(10): 52-60.
- GUO Y Q, MIAO CH Y, LIU Y. Research on fault detection of belt conveyor roller based on thermal infrared image [J]. Industry and Mine Automation, 2023, 49(10): 52-60.
- [16] 孙亮, 周公博, 王惟, 等. 用于带式输送机自检托辊的能量收集器设计[J]. 工矿自动化, 2021, 47(7): 50-56.
- SUN L, ZHOU G B, WANG W, et al. Design of energy harvester for self-checking roller in belt conveyor[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(7): 50-56.
- [17] 苗长云, 孙丹丹. 基于改进 YOLOv5s 的带式输送机滚筒故障检测研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(7): 41-48.
- MIAO CH Y, SUN D D. Research on fault detection of belt conveyor drum based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(7): 41-48.
- [18] 马宏伟, 毛清华, 张旭辉. 矿用强力带式输送机智能监控技术研究进展[J]. 振动. 测试与诊断, 2016, 36(2): 213-219, 396.
- MA H W, MAO Q H, ZHANG X H. Intelligent monitoring technology study process for steel cord conveyor belt in coal mine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(2): 213-219, 396.
- [19] 武林海. 带式输送机常见故障检测及防治系统研究[J]. 煤矿机械, 2019, 40(2): 145-147.
- WU L H. Research on common fault detection and prevention system of belt conveyor [J]. Coal Mine Machinery, 2019, 40(2): 145-147.
- [20] TONG Z, LI W, ZHANG B, et al. Bearing fault diagnosis under variable working conditions based on domain adaptation using feature transfer learning [J]. IEEE Access, 2018, 6: 76187-76197.
- [21] ZHANG X, LIU Z W, MIAO Q, et al. An optimized time varying filtering based empirical mode decomposition method with grey wolf optimizer for machinery fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 41(2018): 55-78.
- [22] 孙维, 刁冬梅. 基于 φ -OTDR 技术的带式输送机托辊故障检测[J]. 工矿自动化, 2016, 42(8): 9-12.
- SUN W, DIAO D M. Roller fault detection of belt conveyor based on φ -OTDR technology[J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(8): 9-12.
- [23] 孙英倩, 王鸿焯, 靳震震. 基于参数优化 VMD 和 GSA-SVM 的带式输送机轴承故障诊断研究[J]. 煤矿机械, 2021, 42(8): 194-196.
- SUN Y Q, WANG H Y, JIN ZH ZH. Research on bearing fault diagnosis of belt conveyor based on parameter optimization VMD and GSA-SVM [J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(8): 194-196.
- [24] MURALIDHARAN V, RAVIKUMAR S, KANGASAB-APATHY H. Condition monitoring of self aligning carrying idler (SAI) in belt-conveyor system using statistical features and decision tree algorithm [J]. Measurement, 2014, 58: 274-279.
- [25] PERUÑ G. Attempt to evaluate the technical condition of the rollers of the belt conveyor by vibration measurements[J]. Vibroengineering Procedia, 2014, 3: 1-4.
- [26] RAVIKUMAR S, KANAGASABAPATHY H, MURALI-DHARAN V. Fault diagnosis of self-aligning troughing rollers in belt conveyor system using k-star algorithm[J]. Measurement, 2019, 133: 341-349.
- [27] 韩越. 带式输送机驱动滚筒轴承故障特征提取分析研究[J]. 煤矿机械, 2021, 42(10): 162-165.

- HAN Y. Analysis and study on fault feature extraction of driving roller bearing of belt conveyor[J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(10): 162-165.
- [28] 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 J G. Early fault feature extraction method of vibration signal of mine-used motor[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(5): 96-99.
- [29] 袁慧娟, 陈兴隆. 基于 SOM 网络的带式输送机齿轮箱混合故障诊断研究[J]. 煤矿机械, 2020, 41(5): 192-195.
- YUAN H J, CHEN X L. Research on mixed fault diagnosis of belt conveyor gearbox based on SOM network[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(5): 192-195.
- [30] 杨云, 熊继军, 宋要斌, 等. 矿用带式输送机齿轮箱混合故障诊断研究[J]. 工矿自动化, 2019, 45(5): 51-55, 72.
- YANG Y, XIONG J J, SONG Y B, et al. Research on mixed-fault diagnosis of mine-used belt conveyor gearbox[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(5): 51-55, 72.
- [31] 冷军发, 荆双喜, 王志阳. 基于 WT 特征增强的 cICA 带式输送机齿轮箱故障诊断[J]. 煤炭学报, 2017, 42(3): 796-802.
- LENG J F, JING SH X, WANG ZH Y. Fault diagnosis of belt conveyor gearbox based on WT feature-enhanced cICA[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(3): 796-802.
- [32] WODECKI J, STEFANIAK P, OBUCHOWSKI J, et al. Combination of ICA and time-frequency representations of multichannel vibration data for gearbox fault detection[C]. 2015 20th International Conference on Vibroengineering, Vibroengineering Procedia, 2015, 6: 133-138.
- [33] 崔陈辰. 矿用胶带输送机故障诊断研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- CUI CH CH. Research on fault diagnosis of mine belt conveyor[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [34] 杨祥. 矿用胶带输送机监测监控及故障诊断系统的开发[D]. 太原: 太原理工大学, 2019.
- YANG X. Development of state monitoring and fault diagnosis system for mining belt conveyor[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2019.
- [35] 孙永明. 基于声音信号的带式输送机故障诊断系统研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2021.
- SUN Y M. Research on fault diagnosis system of belt conveyor based on sound signal[D]. Qufu: Qufu Normal University, 2021.
- [36] PENG C, LI Z P, YANG M J, et al. An audio-based intelligent fault diagnosis method for belt conveyor rollers in sand carrier[J]. Control Engineering Practice, 2020, 105: 104650.
- [37] ZHU F Z, LI J C, ZHU B, et al. UAV remote sensing image stitching via improved VGG16 Siamese feature extraction network[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 229: 120525.
- [38] 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 T X, YANG M J, YANG L SH, et al. Fault diagnosis for roller based on spectral clustering analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(5): 144-150.
- [39] 郝洪涛, 倪非凡, 丁文捷. 基于声音信号的托辊故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(3): 187-192.
- HAO H T, NI F F, DING W J. Fault diagnosis method of rollers based on sound signals[J]. Noise and Vibration Control, 2019, 39(3): 187-192.
- [40] 邵晨. 基于噪声信号技术的皮带机托辊故障监测[J]. 仪表技术, 2017(8): 7-11, 46.
- SHAO CH. Fault detection of belt system based on noise signal technology[J]. Instrumentation Technology, 2017(8): 7-11, 46.
- [41] LIU X W, PEI D L, LODEWIJKS G, et al. Acoustic signal based fault detection on belt conveyor idlers using machine learning[J]. Advanced Powder Technology, 2020, 31(7): 2689-2698.
- [42] CHE J, QIAO T Z, YANG Y, et al. Longitudinal tear detection method of conveyor belt based on audio-visual fusion[J]. Measurement, 2021, 176: 109152.
- [43] HOU C C, QIAO T Z, QIAO M Y, et al. Research on audio-visual detection method for conveyor belt longitudinal tear[J]. IEEE Access, 2019, 7: 120202-120213.
- [44] 于红梅. 基于深度自编码网络与模糊推理相结合的矿

- 用齿轮箱故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2020, 48(9): 181-186.
- YU H M. Fault diagnosis method of mine gearboxes based on deep self-coding network and fuzzy reasoning[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(9): 181-186.
- [45] FEDORKO G, LIPTAI P, MOLNÁR V. Proposal of the methodology for noise sources identification and analysis of continuous transport systems using an acoustic camera[J]. Engineering Failure Analysis, 2018, 83: 30-46.
- [46] 曹立军. 分布式光纤温度测量及数据处理技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2007.
- CAO L J. Research on the distributed fiber optic temperature measurement and the data processing[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2007.
- [47] SZREK J, WODECKI J, BIAZEJ R, et al. An inspection robot for belt conveyor maintenance in underground mine-infrared thermography for overheated idlers detection[J]. Applied Sciences, 2020, 10(14): 4984.
- [48] 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 Q H. 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.
- [49] 樊荣, 侯媛彬, 张代, 等. 基于神经网络的带式输送机火灾预警算法[J]. 工矿自动化, 2012, 38(9): 70-74.
- FAN R, HOU Y B, ZHANG D, et al. Fire pre-warning algorithm of belt conveyor based on neural network[J]. Industry and Mine Automation, 2012, 38(9): 70-74.
- [50] 苏辉, 牛荫楷, 张琨. 基于 ZigBee 无线传感网络的托辊卡死故障监测系统的设计[J]. 煤炭工程, 2018, 50(7): 14-17.
- SU H, NIU L K, ZHANG K. Design of roller fault monitoring system based on ZigBee wireless sensor network[J]. Coal Engineering, 2018, 50(7): 14-17.
- [51] 马宏伟, 杨文娟, 张旭辉. 带式输送机托辊红外图像分割与定位算法[J]. 西安科技大学学报, 2017, 37(6): 892-898.
- MA H W, YANG W J, ZHANG X H. Segmentation and location algorithm for infrared image of roller on conveyor belt[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2017, 37(6): 892-898.
- [52] HOFF H. Using distributed fiber optic sensors for detecting fires and hot rollers on conveyor belts [C]. 2017 2nd International Conference for Fiber-optic and Photonic Sensors for Industrial and Safety Applications (OFSIS), 2017: 70-76.
- [53] GRZESIEK A, ZIMROZ R, SLIWINSKI P, et al. Long term belt conveyor gearbox temperature data analysis-Statistical tests for anomaly detection[J]. Measurement, 2020, 165: 108124.
- [54] YANG Y, HOU C C, QIAO T Z, et al. Longitudinal tear early-warning method for conveyor belt based on infrared vision[J]. Measurement, 2019, 147: 106817.
- [55] ZHANG F, ZHANG S, WANG T, et al. Mini-crack detection of conveyor belt based on laser excited thermography[J]. Applied Sciences, 2021, 11(22): 10766.
- [56] 程永新. 煤矿带式输送机火灾光纤传感检测技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(2): 131-135.
- CHENG Y X. Technology research on optical fiber sensing detection for belt conveyor fire in coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(2): 131-135.
- [57] 高瑞, 苗长云, 苗笛, 等. 输送带故障在线检测非均匀光照图像校正方法[J]. 中国矿业大学学报, 2018, 47(6): 1378-1385.
- GAO R, MIAO CH Y, MIAO D, et al. Correction method of non-uniform illumination image for on-line fault detection of conveyor belt [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2018, 47(6): 1378-1385.
- [58] 王晓超. 基于 LabVIEW 矿用输送带纵向撕裂视觉在线检测系统设计[D]. 太原: 太原理工大学, 2016.
- WANG X CH. The design of online testing vision system based on LabVIEW of mine conveyor belt longitudinal [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2016.
- [59] 高睿. 煤矿井下带式输送机输送带纵向撕裂保护系统研究[J]. 内蒙古煤炭经济, 2020(15): 29-30.
- GAO R. Research on longitudinal tearing protection system of conveyor belt of belt conveyor in coal mine[J]. Inner Mongolia Coal Economy, 2020(15): 29-30.
- [60] 林俊. 基于计算机视觉的矿用输送带异常情况检测方法研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2020.
- LIN J. Research on detecting methods for abnormal status

- of mine conveyor belt based on computer vision [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2020.
- [61] GAO R, MIAO C Y, LI X G, et al. Adaptive multi-view image mosaic method for conveyor belt surface fault online detection[J]. Applied Sciences, 2021, 11(6): 2564.
- [62] 李泽潭, 苗长云, 李现国, 等. 基于机器视觉的输送带破损检测算法[J]. 天津工业大学学报, 2014, 33(3): 66-68, 79.
- LI Z T, MIAO CH Y, LI X G, et al. Conveyor belt breakage detection algorithm based on machine vision[J]. Journal of Tiangong University, 2014, 33(3): 66-68, 79.
- [63] 于雷. 基于机器视觉的光伏结构件表面痕迹检测方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2013.
- YU L. Research on the surface traces of the photovoltaic structure based on machine vision[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2013.
- [64] 杨彦利, 苗长云, 亢伉, 等. 输送带跑偏故障的机器视觉检测技术[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2012, 33(6): 667-671.
- YANG Y L, MIAO CH Y, KANG K, et al. Machine vision inspection technique for conveyor belt deviation[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2012, 33(6): 667-671.
- [65] 张晓卫. 基于深度学习的传输带纵向撕裂检测研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
- ZHANG X W. Research on longitudinal tear detection of conveyor belt based on deep learning[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [66] 张文明, 卢金龙. 变光照环境下皮带撕裂视觉检测方法研究[J]. 光学技术, 2016, 42(2): 108-113.
- ZHANG W M, LU J L. Research of visual detection of conveyor belt rip under variable ambient light [J]. Optical Technique, 2016, 42(2): 108-113.
- [67] LI W W, LI C Q, YAN F L. Research on belt tear detection algorithm based on multiple sets of laser line assistance[J]. Measurement, 2021, 174: 109047.
- [68] ZHANG M C, SHI H, YU Y, et al. A computer vision based conveyor deviation detection system[J]. Applied Sciences, 2020, 10: 2402.
- [69] 叶春青, 苗长云, 李现国, 等. 基于 X 光检测的强力输送带故障定位方法[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(2): 302-303, 309.
- YE CH Q, MIAO CH Y, LI X G, et al. A fault location method of steel cord conveyor belt based on X-ray detection[J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(2): 302-303, 309.
- [70] 高毓麟, 程红, 赵书江. 钢丝绳芯输送带 X 射线无损检测[J]. 煤矿机电, 1996(4): 32-33.
- GAO Y L, CHENG H, ZHAO SH J. X-ray non-destructive testing of steel cord conveyor belt [J]. Colliery Mechanical & Electrical Technology, 1996(4): 32-33.
- [71] 崔广鑫, 张宏伟. 基于 X 射线的钢丝绳芯输送带监测系统[J]. 工矿自动化, 2012, 38(4): 70-72.
- CUI G X, ZHANG H W. Design of monitoring system of conveyor belt of steel rope core based X-ray[J]. Industry and Mine Automation, 2012, 38(4): 70-72.
- [72] 方崇全. 矿用本质安全型线阵列 X 射线接收箱设计[J]. 工矿自动化, 2021, 47(1): 112-117.
- FANG CH Q. Design of mine-used intrinsically safe line array X-ray receiving box [J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(1): 112-117.
- [73] 唐伟, 孙丽娜, 陆志国. 钢丝绳芯输送带 X 射线在线检测系统的设计与应用[J]. 煤矿机电, 2015(6): 65-67, 70.
- TANG W, SUN L N, LU ZH G. Design and application of X-rays on-line detection system for steel wire belt[J]. Colliery Mechanical & Electrical Technology, 2015(6): 65-67, 70.
- [74] 苗长云, 关世阳. 基于 FPGA 的钢丝绳芯输送带高速 X 光探测器[J]. 天津工业大学学报, 2020, 39(2): 49-53.
- MIAO CH Y, GUAN SH Y. High-speed X-ray detector based on FPGA for steel cord conveyor belt[J]. Journal of Tiangong University, 2020, 39(2): 49-53.
- [75] WANG J F, MIAO C Y, WANG W, et al. Research of X-ray nondestructive detector for high-speed running conveyor belt with steel wire ropes[C]. 2007 Photonics Asia, 2007, 6833: 482-490.
- [76] 孔凡琴, 路宏年. 数字 X 射线图像散射的自适应抑制算法[J]. 光电工程, 2005(6): 86-88.
- KONG F Q, LU H N. Adaptive restraint algorithm to the scattered radiation of digital X-ray image [J]. Opto-Electronic Engineering, 2005(6): 86-88.
- [77] 符祎, 苗长云, 李现国, 等. 基于 X 光钢丝绳芯输送带图像编解码算法研究[J]. 矿山机械, 2014, 42(12): 60-64.
- FU Y, MIAO CH Y, LI X G, et al. Research on image

- encoding and decoding algorithm for steel-cored conveyance belt based on X-ray [J]. Mining & Processing Equipment, 2014, 42(12): 60-64.
- [78] 解源, 康宜华, 胡阳. 钢绳芯胶带接头状况的漏磁成像检测原理[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2002(8): 46-48.
- XIE Y, KANG Y H, HU Y. The imaging principle of splice status in steel cord conveyor belts by scanning magnetic flux leakage [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2002(8): 46-48.
- [79] 黄民, 魏任之. 矿用钢绳芯带式输送机实时工况监测与故障诊断技术[J]. 煤炭学报, 2005(2): 245-250.
- HUANG M, WEI R ZH. Real time monitoring techniques and fault diagnosis of mining steel cord belt conveyors[J]. Journal of China Coal Society, 2005(2): 245-250.
- [80] 杨晋岭, 邢平伟. 基于空间分量法的钢芯输送带无损监测[J]. 煤矿机械, 2011, 32(3): 258-260.
- YANG J L, XING P W. Steel-cord belt nondestructive testing based on space magnetic field intensity component[J]. Coal Mine Machinery, 2011, 32(3): 258-260.
- [81] 毛清华, 马宏伟, 张旭辉. 改进邻域粗糙集的输送带缺陷特征约简算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(7): 1676-1680.
- MAO Q H, MA H W, ZHANG X H. Conveyor belt defect feature reduction algorithm based on improved neighborhood rough sets [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(7): 1676-1680.
- [82] 郑德忠, 刘学颖, 廖文喆. 基于小波变换的钢绳芯胶带磁记忆信号处理[J]. 煤炭工程, 2011(2): 94-96.
- ZHENG D ZH, LIU X Y, LIAO W ZH. Magnetic memory signal processing of steel cable core rubber belt base on wavelet conversion [J]. Coal Engineering, 2011(2): 94-96.
- [83] XIAO G Z, YANG Z Z. The electromagnetic nondestructive testing device of the wire rope-core transmission belt [C]. 2021 Power Engineering & Automation Conference, IEEE, 2012: 1-4.
- [84] MA H W, FAN H W, MAO Q H, et al. Noise reduction of steel cord conveyor belt defect electromagnetic signal by combined use of improved wavelet and EMD [J]. Algorithms, 2016, 9(4): 62.
- [85] 陈作炳, 刘阳. 基于B/S架构及专家系统的带式输送机远程监控系统设计[J]. 煤矿机械, 2021, 42(5): 202-205.
- CHEN ZH B, LIU Y. Design of remote monitoring system for belt conveyor based on B/S architecture and expert system[J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(5): 202-205.
- [86] 宋钦一. 基于故障树和贝叶斯网络的带式输送机故障诊断[J]. 矿山机械, 2022, 50(9): 55-58.
- SONG Q Y. Fault diagnosis on belt conveyor based on fault tree and Bayesian network[J]. Mining & Processing Equipment, 2022, 50(9): 55-58.
- [87] ALHARBI F, LUO S, ZHANG H, et al. A brief review of acoustic and vibration signal-based fault detection for belt conveyor idlers using machine learning models[J]. Sensors, 2023, 23(4): 1902.
- [88] XIAO M H, ZHANG W, WEN K, et al. Fault diagnosis based on BP neural network optimized by beetle algorithm[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 34(6): 270-279.
- [89] LI K, XIONG M, LI F C, et al. A novel fault diagnosis algorithm for rotating machinery based on a sparsity and neighborhood preserving deep extreme learning machine[J]. Neurocomputing, 2019, 350: 261-270.
- [90] 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 T. Research on intelligent monitoring system of belt conveyor operation status [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2020.
- [91] 蔡波, 黄晋英, 马健程, 等. 基于MEEMD样本熵与BAS-BP的轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2020, 41(10): 162-164.
- CAI B, HUANG J Y, MA J CH, et al. Fault diagnosis of bearing based on MEEMD sample entropy and BAS-BP[J]. Coal Mine Machinery, 2020, 41(10): 162-164.
- [92] 王仁君. 矿用胶带运输机保护与故障诊断系统研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
- WANG R J. Study on protection and fault diagnosis system of mine belt conveyor [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.
- [93] 王福斌, 孙海洋, PAUL T U. 边缘扩展的皮带撕裂支持向量机视觉检测[J]. 中国机械工程, 2019, 30(4): 455-460.
- WANG F B, SUN H Y, PAUL T U. Visual inspection for extended edge belt tearing based on SVM[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(4): 455-460.

- [94] 方宇. 基于支持向量机的皮带机故障诊断与预测研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2019.
- FANG Y. Research on fault diagnosis and prediction of belt conveyor based on support vector machine [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2019.
- [95] LI X G, LI Y, ZHANG Y Z, et al. Fault diagnosis of belt conveyor based on support vector machine and grey wolf optimization [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1367078.
- [96] 蔡安江, 李涛, 王洪波, 等. 带式输送机故障准确诊断方法[J]. 金属矿山, 2020(4): 130-134.
- CAI AN J, LI T, WANG H B, et al. Accurate diagnosis method for belt conveyor fault[J]. Metal Mine, 2020(4): 130-134.
- [97] 刘铭璇, 唐东林, 何媛媛, 等. CNN 集成机器学习的金属缺陷少样本分类方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 86-94.
- LIU M X, TANG D L, HE Y Y, et al. Classification of metal defects with few-shot based on CNN integrated machine learning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 86-94.
- [98] 刘宇琦. 基于深度学习的托辊异常检测方法研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- LIU Y Q. Study on abnormal detection method of idler based on deep learning[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2020.
- [99] QU D R, QIAO T Z, PANG Y S, et al. Research on ADCN method for damage detection of mining conveyor belt [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 21 (6): 8662-8669.
- [100] 韩涛, 黄友锐, 张立志, 等. 基于图像识别的带式输送机输煤量和跑偏检测方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 17-22.
- HAN T, HUANG Y R, ZHANG L ZH, et al. Detection method of coal quantity and deviation of belt conveyor based on image recognition [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 17-22.
- [101] 任浩, 屈剑锋, 柴毅, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战[J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1345-1358.
- REN H, QU J F, CHAI Y, et al. Deep learning for fault diagnosis: The state of the art and challenge[J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1345-1358.
- [102] 张喆, 陶云春, 梁睿, 等. 一种带式输送机故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 81-84, 108.
- ZHANG ZH, TAO Y CH, LIANG R, et al. A fault diagnosis method of belt conveyor [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 81-84, 108.
- [103] 郑小霞, 陈广宁, 任浩瀚, 等. 基于改进 VMD 和深度置信网络的风机易损部件故障预警[J]. 振动与冲击, 2019, 38(8): 153-160, 179.
- ZHENG X X, CHEN G N, REN H H, et al. Fault detection of vulnerable units of wind turbine based on improved VMD and DBN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(8): 153-160, 179.
- [104] 赵嗣芳, 宋强, 王明生, 等. 基于特征重构深度置信网络的车用电机复合故障定位研究[J/OL]. 机械工程学报, 1-13 [2024-01-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20230309.1710.026.html>.
- ZHAO S F, SONG Q, WANG M SH, et al. Study of compound fault location for vehicle motors based on the deep belief network with feature reconstruction[J/OL]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 1-13, [2024-01-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20230309.1710.026.html>.
- [105] 吴兴辉, 何赞泽, 周辉, 等. 改进 YOLOv7 算法下的监控水域环境人员识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 20-27.
- WU X H, HE Y Z, ZHOU H, et al. Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLOv7 algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (5): 20-27.
- [106] 杜京义, 陈瑞, 郝乐, 等. 煤矿带式输送机异物检测[J]. 工矿自动化, 2021, 47(8): 77-83.
- DU J Y, CHEN R, HAO L, et al. Coal mine belt conveyor foreign object detection[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(8): 77-83.
- [107] 周宇杰, 徐善永, 黄友锐, 等. 基于改进 YOLOv4 的输送带损伤检测方法[J]. 工矿自动化, 2021, 47(11): 61-65.
- ZHOU Y J, XU SH Y, HUANG Y R, et al. Conveyor belt damage detection method based on improved YOLOv4[J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(11): 61-65.
- [108] HOU X G, MA J W, ZHANG S F. Roller target detection method based on YOLOv3[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(1): 1-10.

- [109] ZHANG M C, SHI H, ZHANG Y, et al. Deep learning-based damage detection of mining conveyor belt[J]. Measurement, 2021, 175: 109130.
- [110] TANG Q, LIANG J, ZHU F Q. A comparative review on multi-modal sensors fusion based on deep learning[J]. Signal Processing, 2023, 213: 109165.
- [111] WANG W, ZHOU G B, MA G Q, et al. A novel competitive temporal convolutional network for remaining useful life prediction of rolling bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3523612.
- [112] 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 M Q. Research on health monitoring method of mine belt conveyor idler[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2018.
- [113] HONUS S, BOCKO P, BOUDA T, et al. The effect of the number of conveyor belt carrying idlers on the failure of an impact place: A failure analysis[J]. Engineering Failure Analysis, 2017, 77: 93-101.
- [114] 马海龙. 灰色模型 GM(1,1) 在带式输送机轴承劣化趋势预测中的应用[J]. 煤矿机电, 2019, 40(4): 51-54.
MA H L. Application of grey model GM (1,1) in prediction of bearing deterioration trend of belt conveyor[J]. Colliery Mechanical & Electrical Technology, 2019, 40(4): 51-54.
- [115] 李锋. 托辊寿命快速试验方法的研究[J]. 煤矿机械, 2021, 42(3): 38-40.
LI F. Research on rapid test method of idler life[J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(3): 38-40.
- [116] NI Q, JI J C, FENG K. Data-driven prognostic scheme for bearings based on a novel health indicator and gated recurrent unit network [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(2): 1301-1311.
- [117] MAO W T, CHEN J X, LIU J, et al. Self-supervised deep domain-adversarial regression adaptation for online remaining useful life prediction of rolling bearing under unknown working condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(2): 1227-1237.
- [118] CHEN J X, HUANG R Y, CHEN Z Y, et al. Transfer learning algorithms for bearing remaining useful life prediction: A comprehensive review from an industrial application perspective [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 193: 110239.

作者简介



周坪, 2015 年于中国矿业大学获得学士学位, 2017 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2021 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学机电工程学院讲师, 主要研究方向为矿山装备健康监测、仿生视觉感知。

E-mail: zhoup@cumt.edu.cn

Zhou Ping received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from China University of Mining and Technology in 2015, 2017, and 2021, respectively. He is currently a lecturer of the School of Mechanical and Electrical Engineering at China University of Mining and Technology. His main research interests include health monitoring of mining equipment and biomimetic visual perception.



周公博 (通信作者), 2005 年于安徽理工大学获得学士学位, 2010 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学机电工程学院副院长、教授, 主要研究方向为智能化矿山机电装备、无线传感器网络、特种环境机器人。

E-mail: gbzhou@cumt.edu.cn

Zhou Gongbo (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2005, and received his Ph. D. degree from China University of Mining and Technology in 2010. He is currently the vice dean and professor of the School of Mechanical and Electrical Engineering at China University of Mining and Technology. His main research interests include intelligent mining electromechanical equipment, wireless sensor network and special environmental robot.



马天兵, 2002 年于安徽理工大学获得学士学位, 2005 年于安徽理工大学获得硕士学位, 2014 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室副主任、教授, 主要研究方向为状态监测与故障诊断、振动主动控制。

控制。

E-mail: dfmtb@163.com

Ma Tianbing received his B. Sc. degree in 2002 from Anhui University of Science and Technology, received his M. Sc. degree in 2005 from Anhui University of Science and Technology, received his Ph. D. degree in 2014 from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. He is currently the deputy director and professor in State Key Laboratory of Mining Response and Disaster Prevention and Control in Deep Coal Mines. His main research interests include status monitoring and fault diagnosis, and active vibration control.