

提升机弦绳振动及卷筒缠绕状态视觉检测*

马 驰^{1,2}, 江 军³, 孙怡方²

(1. 中国矿业大学智能采矿装备技术全国重点实验室 徐州, 221008)

(2. 中国矿业大学机电工程学院 徐州, 221116)

(3. 中煤第五建设有限公司第三工程处 徐州, 221140)

摘要 为消除弦绳振动与跳绳、咬绳等卷筒异常缠绕状态对矿井提升系统安全所构成的威胁,提出了钢丝绳运动状态机器视觉检测方法。首先,为测量弦绳横向振动,通过张氏标定法对互补金属氧化物半导体(complementary metal-oxide-semiconductor, 简称 CMOS)相机进行标定,对弦绳聚焦区域图像进行中值滤波和边缘检测,采用 Hough 变换精确标记弦绳的形心位置,为解决传统 Mean Shift 算法在弦绳振动过快时无法收敛的问题,融合卡尔曼滤波算法对目标跟踪进行改进;其次,基于改进的单次目标检测算法版本 7(you only look once version 7, 简称 YOLOv7)对卷筒上钢丝绳的缠绕状态进行识别,通过中值滤波去噪和自适应直方图均衡化增强处理,构建了钢丝绳缠绕图像数据集并进行了数据增强和标注,通过添加注意力机制,提升了检测精度;最后,开展了钢丝绳运动状态检测实验,发现基于扩展卡尔曼滤波融合 Mean Shift 算法的弦绳振动位移测量误差小于 0.24%,采用改进后的 YOLOv7 算法在钢丝绳缠绕状态检测中的精度均值提高了 0.066,达到 0.990。结果表明,所提出的机器视觉方法能够准确检测缠绕式提升机钢丝绳的运动状态。

关键词 缠绕式提升机;弦绳;视觉检测;振动测量;状态检测

中图分类号 TH211.3

0 引 言

缠绕式矿井提升机钢丝绳的运动状态事关提升系统的可靠性,如弦绳部分的振动、卷筒部分的缠绕状态等。钢丝绳一旦出现异常,将严重威胁提升安全。当前,我国煤矿开采正向深部发展,随着井深逐渐加大,卷筒宽度和缠绕层数不断增加,弦绳振动、咬绳、跳绳等问题愈加突出,已成为威胁矿井提升系统的重大风险源,亟需对钢丝绳运动状态进行监测。

提升弦绳的振动参数是评价提升系统安全性的重要指标^[1-2],空中弦绳的振动会加剧钢丝绳和天轮之间的磨损,使卷筒上钢丝绳出现跳绳或咬绳等现象,甚至使钢丝绳产生脱离天轮的危险。开展弦绳横向振动与卷筒上钢丝绳缠绕状态检测,既能保障提升系统安全运行,更能有效提高作业效率。

弦绳横向振动位移测量方式包括接触式测量和非接触式测量^[3]。鉴于传统测量方法在精度和灵活性方面的局限性,机器视觉方法逐渐得到应用。这种方法可同步捕捉图像中各像素点的位移信息,且不会对测量对象的振动特性产生干扰^[4]。文献[5]

基于机器视觉测量了弦绳的横向振动位移,但仅涉及弦绳沿天轮轴向的振动。文献[6]采用小波边缘提取算法定位钢丝绳,并利用经验模态分解算法去除排绳干扰,从而得到弦绳的横向与侧向振动位移,但图像处理速度偏慢。文献[7]提出了一种基于倾斜矩形拟合法的钢丝绳横向振动图像识别算法,但检测的实时性较差。

在长期服役过程中,弦绳的横向振动位移过大会导致卷筒上钢丝绳出现缠绕异常(跳绳或咬绳)现象,这将构成严重的安全隐患。传统传感器无法实现钢丝绳缠绕状态的检测,机器视觉具有非接触、高精度与高可靠性等诸多优点,因而得到广泛研究与应用。文献[8]基于线段检测器设计了一种钢丝绳出绳位置识别算法,并将该算法应用于钢丝绳出绳运动特征识别,但需要固定的参照物,且该检测算法效率较低。

针对上述弦绳横向振动测量和卷筒钢丝绳缠绕状态检测存在的问题,本研究通过融合卡尔曼滤波算法的 Mean Shift 跟踪测量方法,对弦绳振动位移进行测量,将卷积块注意力模块(convolutional

* 中国中煤重大科技专项资助项目(20231BY001);国家自然科学基金面上资助项目(51975569)

收稿日期:2025-05-02;修回日期:2025-09-16

block attention module, 简称 CBAM) 添加至 YOLOv7 算法中, 对卷筒钢丝绳缠绕状态进行识别, 最后通过实验验证该算法的有效性。

1 弦绳横向振动测量

本研究基于图像处理和改进 Mean Shift 算法的弦绳横向振动测量方法, 实现弦绳横向振动位移测量。首先, 利用张氏标定法对相机进行标定, 从而计算出相机内外参数矩阵。其次, 对弦绳感兴趣区域 (region of interest, 简称 ROI) 图像进行中值滤波和改进的 Canny 边缘检测处理。为更精确地提取弦绳轮廓, 通过 Hough 直线变换以及选择适当的阈值, 有效减少干扰, 确保轮廓提取的准确性, 进而对弦绳形心位置进行特征标记。然后, 针对传统 Mean Shift 目标跟踪算法对特征标记进行目标跟踪时会出现弦绳振动速度过快导致 Mean Shift 跟踪无法收敛的现象, 通过融合卡尔曼滤波算法对 Mean Shift 目标跟踪算法进行改进, 当 Mean Shift 无法收敛时, 将卡尔曼滤波器的预测值作为当前帧弦绳振动位移的测量值。

1.1 弦绳图像特征提取算法

在煤矿现场采集的弦绳图像数据中, 除测量振动位移所需要的弦绳部分, 还包括图像中其他背景干扰信息, 这些干扰信息会影响后续的图像处理效果。为提高整个检测系统处理算法的计算效率, 需要提取现场采集的弦绳振动图像中的 ROI 区域。工业相机采集弦绳图像的位置可近似看作不变, 且后续目标跟踪算法的聚集区域相对固定, 因此采取固定坐标图像划分方法对 ROI 区域进行分割。ROI 提取如图 1 所示, 展示了分割后的弦绳图像。

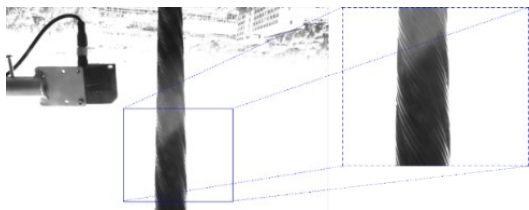


图 1 ROI 提取
Fig.1 ROI extraction

在工业相机采集、传输图像的过程中, 会受到现场环境、光线和传输设备不稳定状态的影响。从 ROI 区域提取图像 (图 1) 中可以看出, 受采集现场光线条件变化的影响, 图像中引入了一定的噪声。对采集的弦绳振动图像进行分析, 其黑白像素的比

例较大, 且直方图不符合正态分布, 而是在 255 处有明显峰值, 因此图像噪声为椒盐噪声。

针对 ROI 提取后的图像, 在经过中值滤波处理后的弦绳图像中, 仍然存在光照不均及背景的影响, 因此需要通过图像阈值分割实现弦绳与背景的分离。同时, 为减少阈值分割后弦绳图像的锯齿轮廓, 需要对图像进行形态学处理。

在对弦绳图像进行预处理后, 为识别弦绳目标并确定弦绳在每一帧图像中的坐标位置, 需要对预处理后的弦绳图像进行特征提取, 目的是方便后续目标跟踪算法得到准确的弦绳横向振动位移数据。

在常用边缘检测算法中, Sobel 边缘检测算子基于一阶导数, 对图像灰度变化较为敏感, 但存在误把噪声当作边缘的问题; Laplacian 边缘检测算子对噪声敏感且边缘可能断裂, 检测结果不连续; Canny 边缘检测算子的精度高, 且噪声抑制能力强, 可检测的边缘平滑且连续。因此, 本研究采用 Canny 边缘检测算法, 其实现过程为: ①图像降噪, 防止误把噪声当作边缘; ②梯度幅值和方向计算, 用来确定弦绳边缘的强度和方向; ③非极大值抑制, 细化和清晰化弦绳图像的边缘轮廓; ④双阈值边缘提取, Canny 算子通过高阈值 (high threshold, 简称 HT) 和低阈值 (low threshold, 简称 LT) 来识别强弱边缘^[9]。HT 和 LT 的比例为 2:1~3:1, 为更好地对弦绳进行边缘检测, 以及对阈值提取算法进行改进, 利用最大类间方差算法计算经非极大值抑制后的梯度图像阈值, 将该阈值作为 HT, 将其值的一半作为 LT。

改进的 Canny 算子处理效果如图 2 所示, 展示了通过改进 Canny 边缘检测处理后的弦绳图像。

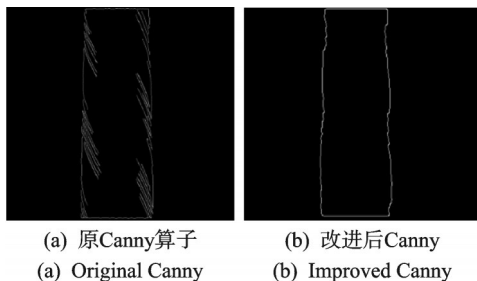


图 2 改进的 Canny 算子处理效果
Fig.2 Operator processing effect by improved Canny edge detector

在使用改进的 Canny 算法对弦绳边缘特征检测后, 需采用 Hough 直线变换对弦绳的轮廓进行拟合。拟合后, 用 r 和 θ 分别表示轮廓左右直线的中轴线和上下直线的中轴线, 中轴线的交点用黑色 (灰度值 0) 的圆表示, 弦绳上特征标记效果图如图 3 所示。

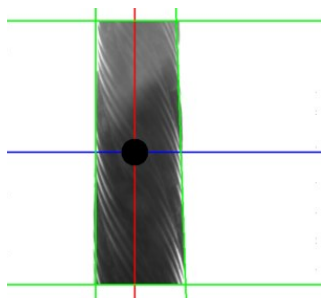


图3 弦绳上特征标记效果图

Fig.3 Rendering of feature marks on hoist catenary

1.2 改进 Mean Shift 算法

在 Mean Shift 目标跟踪算法的处理过程中,首先,在初始采集的第1帧图像中选定目标区域,并对该区域内所有像素点的概率分布进行统计分析,从而构建目标模型;其次,建立候选模型,即在后续每一帧图像中,针对可能包含目标的候选区域,统计特征空间中各特征值的概率分布,从而构建候选模型;最后,通过巴氏系数衡量目标模型与候选模型二者之间的相似性,该系数的最大值可用于确定目标的 Mean Shift 向量,通过该向量指导跟踪窗口从初始目标位置精确移动至当前帧中的目标位置。Mean Shift 算法无需依赖任何数据分布的先验知识,仅根据特征空间中的样本点进行计算,具有快速收敛的特性。因此,对当前处理的图像不断迭代计算 Mean Shift 向量,最终可收敛至目标的真实位置。

基于灰度概率密度直方图方法,采用特征空间的像素灰度直方图提取目标的灰度特征。以灰度级作为横坐标,概率密度作为纵坐标,可有效获取待测特征点的灰度特征信息。在计算弦绳振动过程中,物理距离与像素距离之间的比例关系是计算过程的重要因素。为确定该比例准确关系,需要得到固定尺寸弦绳的直径在图像中所对应的像素长度,每个像素的计算比例因子为 0.469 1 mm。

在利用 Mean Shift 目标跟踪算法测量弦绳的横向振动位移过程中,由于该算法仅依靠漂移向量确定目标位置,而未考虑目标的实际宏观运动特征,导致弦绳在运动过程中跟踪失败。例如,当弦绳运动速度过快时,Mean Shift 算法可能会出现目标跟踪失效的现象,进而导致无法准确获取测量结果。

将 Mean Shift 算法与卡尔曼滤波算法融合,改进后的算法流程图如图4所示。当 Mean Shift 算法无法准确更新跟踪位置时,采用扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter,简称 EKF)或无迹卡尔曼滤波器(unscented Kalman filter,简称 UKF)对位置进

行跟踪,根据弦绳跟踪特征的历史位置和速度预测下一帧弦绳的位置,以避免因弦绳横向振动过快导致的跟踪丢失。

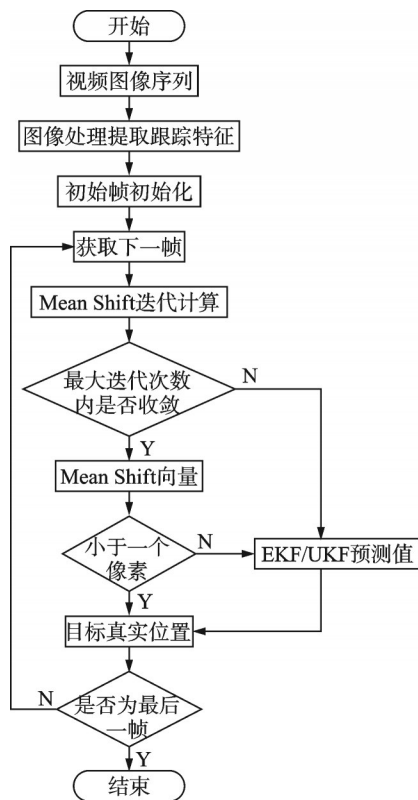


图4 改进后的算法流程图

Fig.4 Flowchart of improved algorithm

2 卷筒钢丝绳缠绕状态检测

弦绳横向振动位移过大会导致卷筒上钢丝绳出现缠绕异常(跳绳或咬绳)现象,从而增加安全隐患,本研究采用改进的 YOLOv7 算法对卷筒钢丝绳缠绕状态进行检测。

2.1 数据集构建与处理

在图像采集系统中,通常会遇到椒盐噪声和高斯噪声这2种较为典型的噪声形式。其中,椒盐噪声是通过随机改变部分像素值而形成的,其主要特征是图像中包含较多的像素值为0和255的像素点,可采用中值滤波降噪处理。

为更好突出卷筒钢丝绳缠绕图像的缠绕特征,需要对滤波后的图像进行增强处理。应用图像增强能够使卷筒上钢丝绳的缠绕区域图像变得更加清晰,突出钢丝绳缠绕区域图像中钢丝绳的缠绕特征。常用的图像增强方法包括自适应直方图均衡化和伽马变换^[10],其中自适应直方图均衡化将图像分割为多个小窗口(窗口具体尺寸根据应用场景调

整),对每个窗口进行局部直方图均衡化处理,以增强每个小区域的细节^[11]。伽马变换主要用来调整图像的亮度和对比度,尤其通过对灰度图像进行非线性变换,能够有效地将图像的灰度值控制在较小的区间^[12]。自适应直方图均衡化采用窗口大小为 8×8 ,且限制对比度为2,对卷筒上钢丝绳缠绕区域图像进行增强处理。经过对比实验验证后,伽马变换中取 $\gamma=0.6$ 。

通过计算不同图像增强算法处理后卷筒钢丝绳缠绕图像的峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,简称PSNR)与结构相似性指数(structural similarity index measure,简称SSIM),从而选择合适的图像增强算法,PSNR和SSIM评价结果如表1所示。根据表1可知,经过自适应直方图均衡化增强后的卷筒钢丝绳缠绕区域的细节更加突出,而伽马变换方法导致图像细节特征的模糊化。根据PSNR和SSIM指标可以看出,自适应直方图均衡化方法效果更佳。

表1 PSNR和SSIM评价结果		
Tab.1 Evaluation results by PSNR and SSIM		
方法	PSNR	SSIM
自适应直方图均衡化	28.149 4	0.667 6
伽马变换	27.386 8	0.579 7

为实现对卷筒钢丝绳缠绕状态的检测,不仅需要精准检测跳绳或咬绳,更需要对异常缠绕进行精准定位,因此需要对数据集进行标注。标注数据的质量和数量直接影响模型的性能,高质量的标注数据可以帮助模型更好地学习和理解钢丝绳缠绕状态的特征,本研究中,采用LabelImg工具对图像进行标注。

对卷筒钢丝绳缠绕图像数据集进行标注后,进一步对数据集进行划分,训练集、测试集和验证集的比例为7:2:1。训练集可对模型进行系统训练并细化其参数配置;验证集用于模型调优,帮助选择最优的模型参数;测试集用于衡量模型在全新数据上的最终性能表现。

2.2 YOLOv7 算法改进

CBAM 是轻量级的注意力机制模块^[13]。CBAM 架构示意图如图5所示,包括通道注意力模块和空间注意力模块。前者可评估特征图中各个通道的相对重要性,后者能衡量特征图中不同区域的重要性。因此,CBAM 模块可有效忽略冗余或不相关的特征信息,进而使模型更加精准地聚焦于关键特征^[14]。针对卷筒钢丝绳缠绕图像的缠绕特征,由于其异常的缠绕形状和位置具有高度的非规律性,

引入CBAM注意力机制能够有效辅助检测模型提取关键特征,从而显著提升检测性能。

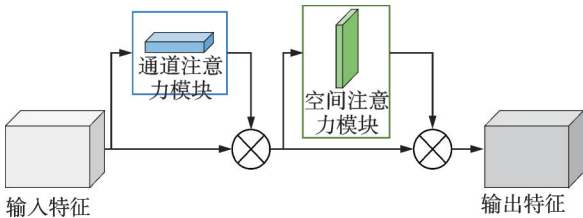


图5 CBAM架构示意图
Fig.5 Schematic diagram of CBAM architecture

CBAM 注意力机制可以增强重要通道和关键区域的特征,有助于识别卷筒上钢丝绳缠绕状态中的局部异常。因此,本研究设计了改进后的CBAM-YOLOv7模型。CBAM模块被嵌入到主干特征提取网络中的卷积层后,即在每个扩展高效层聚合网络(extended efficient layer aggregation network,简称E-ELAN)模块后加入CBAM模块,最终得到的输出特征图在尺寸和通道数量上与输入特征图相同,确保模型的最终输出结果不受影响,同时可显著提升模型对于不同特征的提取能力。

3 现场实验

3.1 弦绳横向振动位移测量实验

为验证融合卡尔曼滤波算法后弦绳横向振动测量效果,在煤矿现场进行了实验验证。煤矿现场实验系统如图6所示,包括工业相机、激光传感器、工控机与采集卡等。工业相机垂直于弦绳安装,用于获取图像并传输至工控机。激光传感器同步采集钢丝绳位移信号,通过采集卡与通用串行总线(universal serial bus,简称USB)传输至工控机,为图像识别效果提供参考比照。



图6 煤矿现场实验系统
Fig.6 Experiment system at coal mine field

为验证本研究算法可准确更新跟踪位置的性,选取测量提升机在高速运行时 2.5 s 内的弦绳横向振动位移。弦绳横向振动位移曲线对比如图 7 所示,对激光位移传感器的测量结果和卡尔曼滤波算法的测量结果进行对比验证。

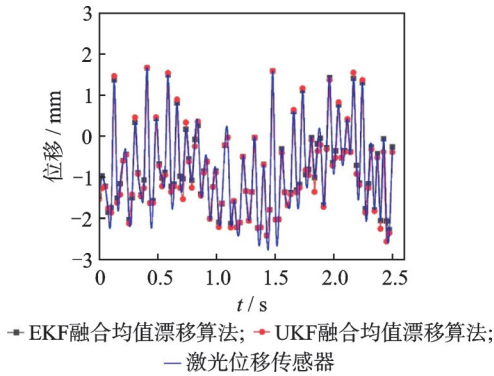


图7 弦绳横向振动位移曲线对比

Fig.7 Comparison of transverse vibration displacement curves of hoist catenary in the plane

从图 7 可以看出,Mean Shift 算法分别与 EKF、UKF 融合后得到的位移-时间曲线与激光位移传感器实测位移曲线基本吻合。其中,EKF-Mean Shift 融合算法相对激光传感器测量结果的最大误差为 0.24%,UKF-Mean Shift 融合算法的最大误差为 0.82%;2 种方法对应的最小误差分别为 12.7% 和 7.5%。可见,2 种算法的有效性得到了验证,其测量结果并无显著差异,而 EKF 方法因对系统配置要求更低,被选为最终优选方案。

3.2 卷筒钢丝绳缠绕状态检测实验

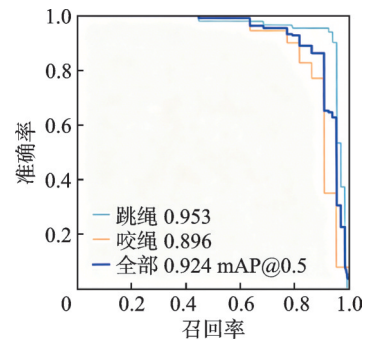
为开展卷筒钢丝绳缠绕状态检测实验,构建了如图 8 所示的缠绕提升机实验测试装置,包括卷筒、钢丝绳、天轮等部分。摄像头垂直对准图中卷筒部分钢丝绳进行图像采集。精确率-召回率(precision-recall,简称 P-R)曲线可展现模型在识别“准”与“全”之间的权衡能力^[15],曲线越贴近右上角则表示模型越优,直观性较强。因此,采用 P-R 曲线对识别效果进行比较。分别采用 YOLOv7 模型和改进后的 YOLOv7 模型对构建的卷筒钢丝绳缠绕图像数据集进行训练,并从 P-R 曲线和平均精度的角度对改进前后模型的识别效果进行比较。准确率为模型预测为正类的样本中实际亦为正类所占的比例,召回率则表征在所有实际为正类的样本中模型正确预测的比例。

模型训练的 P-R 曲线对比如图 9 所示。观察图 9(a)可知,YOLOv7 训练的模型识别跳绳的平均精度为 0.953,咬绳的平均精度为 0.896,平均精度均



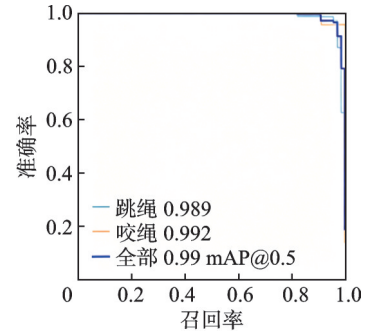
图8 缠绕提升机实验测试装置

Fig.8 Experimental testing devices for winding hoist



(a) YOLOv7模型

(a) YOLOv7 model



(b) 改进的YOLOv7模型

(b) Improved YOLOv7 model

图9 模型训练的P-R曲线对比

Fig.9 Comparison of P-R curves by model training

值为 0.924。在图 9(b)中,添加 CBAM 注意力机制进行改进的 YOLOv7 训练的模型识别跳绳的平均精度为 0.989,咬绳的平均精度为 0.992,平均精度均值为 0.990。改进后的 YOLOv7 模型的平均精度和平均精度均值均有显著提升,其中平均精度均值提高了 0.066。可见,经过改进的 YOLOv7 模型在检测跳绳和咬绳的精度方面得到显著提高。

基于如图 10 所示的改进 YOLOv7 模型检测跳绳与咬绳结果,对该改进模型的性能进行验证。由图可知,相对于原始 YOLOv7 模型置信度的 0.71 和 0.56,添加 CBAM 注意力机制改进的 YOLOv7 模型检测卷筒钢丝绳缠绕异常为跳绳和咬绳的置信度分别为 0.88 和 0.62,该改进模型的置信度显著提升,检测性能得以增强。

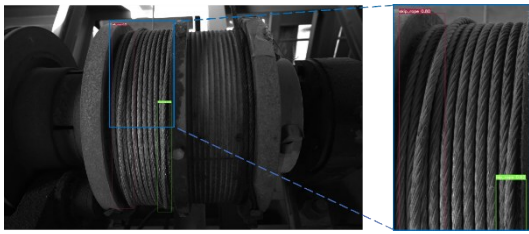


图 10 改进 YOLOv7 模型检测跳绳与咬绳结果

Fig.10 Results of rope skipping and rope biting detected by improved YOLOv7 model

4 结束语

钢丝绳的运动状态直接影响缠绕式提升系统的安全性,本研究采用机器视觉的方法对弦绳振动和卷筒缠绕异常进行了识别,提出了基于图像处理与改进 Mean Shift 算法的弦绳横向振动测量方法,实现了弦绳横向振动的位移测量。结果表明:EKF 融合均值漂移算法测量误差小于 0.24%,可有效检测弦绳振动;提出了基于改进 YOLOv7 模型的卷筒上钢丝绳缠绕状态识别方法,改进后的 YOLOv7 模型识别精度均值达到 0.990,比普通模型提高了 0.066,可有效检测卷筒上钢丝绳的缠绕状态。

参 考 文 献

- [1] MA X Q, YANG F, et al. Vision-based measurement for catenary transverse vibrations in the winding mine hoist[J]. Shock and Vibration, 2022, 2022(1): 1-10.
- [2] YAO J N, XIAO X M, LIU Y. Camera-based measurement for transverse vibrations of moving catenaries in mine hoists using digital image processing techniques[J]. Measurement Science & Technology, 2016, 27 (3): 035003.
- [3] 蔡翔. 矿井缠绕提升系统弦绳振动及图像识别研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2018.
- [4] 武刚刚. 矿井提升垂绳横向振动特性及识别方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2022.
- [5] 郭宁, 赵晓莉, 寇子明. 基于机器视觉的提升系统钢丝绳横向振动监测研究[J]. 煤炭技术, 2019, 38(1): 120-123.
GUO Ning, ZHAO Xiaoli, KOU Ziming. Research on transverse vibration monitoring of hoisting system wire rope based on machine vision[J]. Coal Technology, 2019, 38(1): 120-123.(in Chinese)
- [6] 凡娜娜. 基于机器视觉的多绳缠绕式提升系统悬绳横振特性研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2020.
- [7] 任一男. 矿井提升钢丝绳振动图像识别与张力检测研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2023.
- [8] 牛岩军. 立井缠绕提升系统钢丝绳卷放运动特性研究

[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2016.

- [9] KUMARI R, CHANDRA D. Real-time comparison of performance analysis of various edge detection techniques based on imagery data[J]. Current Journal of Applied Science and Technology, 2023, 42(24): 22-31.
- [10] 李克轩. 单轨吊运行环境感知系统研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2024.
- [11] 谭碰, 欧博. 基于自适应直方图均衡化的医学图像可逆对比度增强算法[J]. 计算机科学, 2024, 51(增刊1): 382-388.
TAN Peng, OU Bo. Medical image reversible contrast enhancement based on adaptive histogram equalization [J]. Computer Science, 2024, 51 (S1): 382-388. (in Chinese)
- [12] 储清翠, 王华彬, 陶亮. 图像的局部自适应 Gamma 校正[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(7): 189-193, 208.
CHU Qingcui, WANG Huabin, TAO Liang. Local adaptive Gamma correction method[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(7): 189-193, 208. (in Chinese)
- [13] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision - ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3-19.
- [14] 王新, 张薇, 陈同俊, 等. 基于 CBAM-TransUNet 的地震断层识别方法[J]. 煤炭学报, 2025, 50(2): 1192-1202.
WANG Xin, ZHANG Wei, CHEN Tongjun, et al. A seismic fault identification method based on CBAM-TransUNet[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(2): 1192-1202.(in Chinese)
- [15] 任松, 涂歆明, 朱倩雯, 等. 基于深度学习的油液磨粒智能检测与分割[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(6): 1068-1075.
REN Song, TU Xinming, ZHU Qianwen, et al. Intelligent detection and segmentation of oil wear particles based on deep learning[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2024, 44 (6): 1068-1075. (in Chinese)



第一作者简介:马驰,男,1976年2月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为矿山装备状态检测与故障诊断、动力学分析、机器视觉等。曾发表《Identification of dangerous hoisting loads based on vibration characteristics》(《Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science》2017, Vol. 231, No.21)等论文。

E-mail:machi@cumt.edu.cn