



# 基于改进 DeepLabv3 + 的烧结机车轮摆动检测算法研究

张 昊, 陈 波, 梅佳锐, 杨虎生, 王月明

(内蒙古科技大学 自动化与电气工程学院, 内蒙古 包头 014010)

**摘要:** 烧结机作为烧结环节的重要设备, 其轮轴健康状态对于烧结机安全生产具有重要意义。车轮摆动作为轮轴故障的典型特征, 可以用来对其进行监测与预警。本文针对生产现场缺少对烧结机车车轮轴故障预警的有效手段, 提出了一种基于车轮摆动角度的检测方案, 并构建了基于改进 DeepLabv3 + 的烧结机车车轮摆动的检测算法。该算法通过对比选取车轮分割性能最优的模型; 根据分割后的车轮掩膜图像, 确定基准线与车轮的最小外接矩形框, 利用其夹角确定车轮的摆动角度; 设定预警规则, 通过车轮摆动角度与预警规则对比, 对车轮摆动按照风险等级分类。试验表明, 最优改进 DeepLabv3 + 模型相较于初始模型平均交并比提升 1.7%, 模型大小减少 92.9%; 使用其作为分割模型对车轮摆动角度检测, 角度误差在所设定区间达到 0.6° 以下; 利用设定的预警规则进行车轮摆动故障的判定, 测得平均正确检出率为 96.1%。在此基础上设计了车轮摆动自动检测系统, 可以为轮轴故障的诊断提供技术支持。

**关键词:** 语义分割; 摆动检测; 轮轴故障; 烧结机车; 检测系统

中图分类号: TF046.4; TP18; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1000-8764(2025)01-0031-07

doi: 10.13403/j.sjqt.2025.01.004

## Research on wheel swing detection algorithm of sintering machine based on improved DeepLabv3 +

ZHANG Hao, CHEN Bo, MEI Jiarui, YANG Husheng, WANG Yueming

(School of Automation and Electrical Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China)

**Abstract:** As an important equipment in the sintering process, the health state of the wheel axle of the sintering machine is of great significance to the safety production of the sintering machine. As a typical feature of axle failure, wheel oscillation can be used to monitor and warn of axle failure. In view of the lack of effective means for early warning of wheel axle failure of sintering machine in the production site, a detection scheme based on wheel swing angle is proposed, and a detection algorithm for wheel swing of sintering machine based on improved DeepLabv3 + is constructed. The algorithm selects the model with the best wheel segmentation performance by comparison. According to the segmented wheel mask image, the minimum external rectangular frame between the reference line and the wheel is determined, the swing angle of the wheel is determined by its included angle, and early warning rules are set. By comparing the wheel swing angle with the early warning rules, the wheel swing is classified according to the risk level. The experimental results show that the average intersection and union ratio of the optimally improved DeepLabv3 + model is increased by 1.7% and the model size is reduced by 92.9% compared with the initial model. It is used as a segmentation model to detect the swing angle of the wheel, and the angle error reaches less than 0.6° in the set range. The average correct detection rate of 96.1% is

收稿日期: 2024-01-17; 修回日期: 2024-04-07

基金项目: 内蒙古自治区科技计划资助项目(2021GG0045); 内蒙古自治区高等学校科学研究项目(NJZY21400)

作者简介: 张 昊(1996—), 男, 硕士研究生, 从事计算机视觉、故障检测方面的研究。

通信作者: 陈 波(1979—), 男, 讲师, 从事故障检测、数据处理等方面的研究。

measured by using the set early warning rules to determine the wheel swing fault, and the automatic detection system for wheel swing is designed on this basis, which could provide technical support for the diagnosis of wheel axle fault.

**Key words:** semantic segmentation; swing detection; axle failure; sintering machine trolley; detection system

烧结机是生产烧结矿的主要设备之一。在烧结过程中,烧结机台车车轮会时刻处在高扭矩的状态,轮轴部位极易发生油脂皂化、保持架破裂、轴承滚珠缺损等故障<sup>[1-2]</sup>。轮轴发生故障时,车轮会发生摆动,需及时处理,否则易造成烧结机故障停机,降低企业的经济效益。目前,虽然生产现场大多依旧采用人工巡查的形式对轮轴故障进行监测,缺乏行之有效的自动化监测手段,容易导致故障漏检的发生。但近年来,研究人员对轮轴故障进行了大量研究<sup>[3-4]</sup>。针对于高速列车的轮轴故障问题,大多采用轮轴温度与振动信号对故障进行监测。基于热电偶配合冷端补偿。陈关君等<sup>[5]</sup>设计了一种轴承温度监测系统,通过监测异常数据判定轴承故障。利用轴箱温度数据与人工智能算法,LIU 等<sup>[6]</sup>提出利用轴箱轴承温度相关变量的时间序列数据作为多变量长短时记忆网络的输入来预测未来的高速动车组列车轴箱轴承温度,从而实现故障预警。基于振动与声发射技术,徐科繁等<sup>[7]</sup>提出了一种基于预制故障类型进行故障诊断比对的模型,在 800 ~ 1 000 r/min 的转速范围取得了较好的效果。利用电机轴承的振动信号,仝兆景等<sup>[8]</sup>提出了一种利用改进贝叶斯网络的故障诊断模型,在轴承多故障分类上取得了良好效果。

然而上述研究主要针对高速列车,烧结机台车属于典型的低速重载车辆,轮轴热量不易聚集,且烧结现场烧结矿温度较高,生产现场振动噪音较大加之烧结机台车循环往复运行,传统的温度与振动传感器不能很好的对车轴状态进行监测。目前,生产现场仍缺少对烧结机台车轮轴故障自动化检测的有效手段。

随着深度学习技术的快速发展,其与计算机视觉技术的结合也被应用在故障的监测与状态判断上<sup>[9-11]</sup>。通过摄像头采集轴承等部件的图像,利用图像边缘识别算法实现图像数据的处理,李腾宇等<sup>[12]</sup>提出了一种深井提升机轴承可视化监测应用。基于 YOLOv5 目标识别算法,袁志龙等<sup>[13]</sup>

提出了一种烧结机台车车轮踏面缺陷检测系统,对车轮踏面缺陷的查全率为 92% 以上。基于改进的 DeepLabv3+,孙耀泽等<sup>[14]</sup>提出了一种车轮踏面损伤图像的检测方法。相较于其他测量方法,计算机视觉技术以无接触、易安装、能够通过算法监测故障的视觉特征,同时利用烧结机循环运行,仅需在一处设置检测装置即可,可有效节约使用成本,正在被越来越多的应用于生产现场<sup>[15]</sup>。

针对生产现场缺少低速重载车辆轮轴故障的检测方法,本文利用轮轴故障时出现的车轮摆动视觉特征提出了一种基于车轮摆动角度的轮轴故障检测方案,并构建了一种基于改进 DeepLabv3+ 的车轮摆动检测算法,设计车轮摆动监测系统,以解决生产现场对于轮轴故障难以监测的问题。

## 1 总体方案

台车车轮摆动检测的硬件示意如图 1 所示。图 1 中,侧板编号记录摄像机安装在支架侧边,以获取台车车轮对应的唯一编号信息,车轮摆动检测摄像机安装在台车正上方的支架上,能够对车轮摆动情况进行检测。两台摄像机将视频数据传入到服务器进行车轮摆动检测算法处理与侧板数字识别。当车轮摆动检测摄像机检测到车轮摆动角度大小超过设定的阈值时,侧板编号记录摄像机采集摆动车轮对应的侧板编号并推送人工处理。

首先通过对 PSPNet、U-Net、DeepLabv3+ 模型及其改进模型进行对比,选取车轮分割的最优模型。并采用最优分割模型对车轮区域进行分割,得到包含车轮区域掩模的图像,在车轮掩模的图像上一方面根据现场工况设定基准线,另一方面对掩模进行图像学处理,求取车轮的最小外接矩形框,然后计算最小外接矩形框长边相较于基准线的相对角度,即为车轮的摆动角度。通过车轮摆动角度与设定的预警规则对比,对车轮摆动进行不同等级的预警,并设计车轮摆动监测系统。

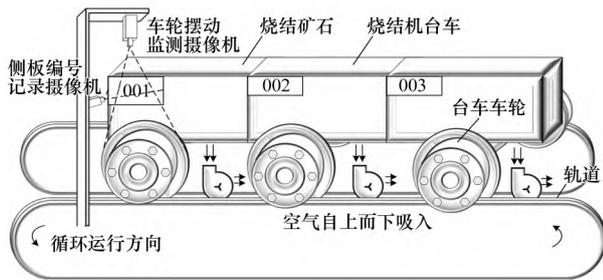


图 1 车轮摆动监测硬件示意

Fig. 1 Hardware diagram for monitoring the wheel swing of sintering machine

## 2 车轮分割试验结果与分析

### 2.1 数据集的采集

车轮数据集采用烧结机车生产现场的图片, 采集现场运行车轮视频并裁剪共得到数据集 2 140 张, 按照 8:1:1 划分训练集、验证集、测试集。训练集用于训练模型, 验证集用于在训练过程中调整模型, 测试集用于评估模型性能。

### 2.2 分割模型的改进

本文对 DeepLabv3 + 分割模型进行三个方面的改进。

① 主干网络方面。将 DeepLabv3 + 模型编码阶段中的特征网络 Xception 网络替换为 MobileNetv2 网络。MobileNetv2 利用深度可分离卷积来拆分普通卷积, 大幅减少了模型参数。替换后的模型大小大幅减少, 模型推理速度提升, 更适用于生产现场的应用。

② 在编码过程中的空洞空间卷积池化金字塔 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP) 结构中引入压缩和激励注意力机制 (squeeze-and-excitation, SE)。SE 注意力机制的主要思想是对于每个通道的特征图, 通过全局池化得到一个全局统计信息, 然后再计算一个通道的权重, 最后利用权重对每个通道的特征进行加权求和。通过引入 SE 注意力机制, 可以使得模型在分割边缘时更加精细, 提高后续车轮摆动角度检测的精度。

③ 损失函数方面。本文采用 Dice 相似系数损失函数 (soft dice coefficient loss, Dice Loss) 结合交叉熵损失函数 (cross-entropy loss, CE Loss) 作为改进 DeepLabv3 + 网络的损失函数。改进后的损失函数  $F_{ours}$  可以由公式 (1) 表达:

$$F_{ours} = \alpha F_{CELoss} + \beta F_{DiceLoss}$$

$$= \alpha \left[ -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}(x_i) \log(y(x_i)) \right] +$$

$$\beta \left( 1 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2 \times \hat{y}_i \cdot y_i}{|\hat{y}_i| + y_i + \varepsilon} \right) \quad (1)$$

式中:  $\alpha$  与  $\beta$  为权重系数, 其权值可根据模型的训练效果进行调整;  $\hat{y}(x_i)$  表示模型预测样本概率;  $y(x_i)$  表示样本的真实标签概率;  $y_i$  和  $\hat{y}_i$  分别表示第  $i$  个样本的真实值与预测值;  $N$  为样本总数;  $\varepsilon$  是一个很小的数 (用于避免分母为 0)。

### 2.3 车轮分割模型的对比试验

为了更好地对车轮区域进行分割, 设计对比试验来对比在车轮分割任务中各分割模型的性能指标。试验选取分割模型 PSPNet、U-Net 与原始 DeepLabv3 + 模型及其改进模型进行比较。步骤: ① 使用 PSPNet、U-Net 与原始 DeepLabv3 + 进行车轮分割试验; ② 使用 MobileNetv2 网络替换原 DeepLabv3 + 中的 Xception 网络进行试验, 记为  $D_1$ ; ③ 使用替换主干网络为 MobileNetv2、替换损失函数为  $F_{ours}$  的模型进行试验, 记为  $D_2$ ; ④ 使用替换主干网络为 MobileNetv2、替换损失函数为  $F_{ours}$ 、分别引入 CBAM、CA、SE 注意力机制的模型进行试验分别记为  $D_3$ 、 $D_4$ 、 $D_5$ 。试验结果如表 1 所示。

表 1 车轮区域语义分割模型对比试验

Table 1 Comparative test of semantic segmentation model of wheel region

模型	权重大小/MB	$S_{MPA}$	$S_{MIoU}$
PSPNet	183.20	98.46	95.18
U-Net	172.40	98.84	95.42
原 DeepLabv3 +	162.20	98.94	96.25
$D_1$	11.25	98.23	95.56
$D_2$	11.25	98.25	95.57
$D_3$	11.70	98.44	96.81
$D_4$	11.63	98.52	96.92
$D_5$	11.46	99.12	97.95

注:  $S_{MPA}$  为平均精度均值;  $S_{MIoU}$  为平均交并比。

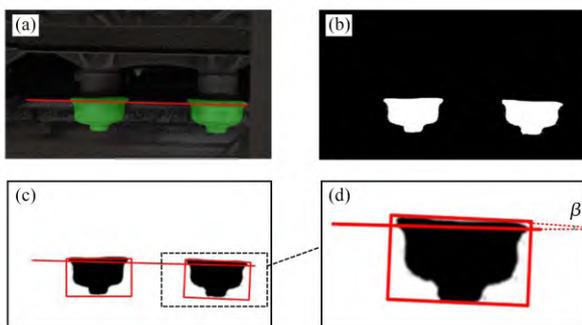
由表 1 可以看出, 在车轮分割任务中, 与分割模型 PSPNet、U-Net 相比, 原始 DeepLabv3 + 模型在模型大小,  $S_{MPA}$ 、 $S_{MIoU}$  指标均有优势。将原始 DeepLabv3 + 模型的主干网络 Xception 替换为 MobileNetv2 网络后, 模型大小减少 90% 以上, 但

是  $S_{MPA}$ 、 $S_{MIoU}$  指标均有小幅下降。更换损失函数后,  $S_{MPA}$ 、 $S_{MIoU}$  值有一定上升。在引入通道注意力机制后,  $S_{MPA}$ 、 $S_{MIoU}$  值进一步上升, 其中引入 SE 注意力机制的模型  $D_5$  在  $S_{MPA}$ 、 $S_{MIoU}$  指标上均优于其他方法。相较于原始 DeepLabv3+ 模型,  $D_5$  模型权重大小减少 92.9%,  $S_{MIoU}$  提升 1.7%。可以更快速精确的完成车轮区域的分割。

### 3 基于车轮掩膜的车轮摆动检测算法

#### 3.1 车轮摆动角度的判定

选用第 2 节中改进的 DeepLabv3+ 模型  $D_5$  作为车轮的分割模型, 将烧结机台车车轮区域经分割算法处理后, 得到车轮的掩膜图像。根据车轮的掩膜图像, 进行车轮摆动角度的判定, 效果如图 2 所示。其中: 图 2(a) 为基准线选定示意图, 在摄像头固定后, 选取铁轨方向作为基准直线方向; 图 2(b) 为对包含掩膜的图像进行高斯滤波、灰度化之后, 利用 HSV 颜色通道分离的方法将车轮的掩膜区域与背景进行分离, 得到车轮区域的二值图; 图 2(c) 为利用图像处理算法求得车轮的最小矩形包围框与基准线的夹角图; 图 2(d) 为图 2(c) 中右方车轮的细节图, 其中所示角度 ( $\beta$ ) 即为车轮摆动夹角。



(a) 基准线选定示意图; (b) 车轮区域的二值图;  
(c) 夹角图; (d) 右方车轮的细节图

图 2 基于车轮掩膜的车轮摆动角度效果

Fig. 2 Effect of wheel swing angle based on wheel mask

根据基准线的两 endpoint 坐标  $(x_m, y_m)$ 、 $(x_{m+1}, y_{m+1})$ , 由公式 (2) 求出基准线相较于水平线的角度。

$$\theta_m = \frac{\arctan\left(\frac{y_{m+1} - y_m}{x_{m+1} - x_m}\right)}{\pi} \times 180^\circ \quad (2)$$

式中:  $\theta_m$  为基准线与水平线之间的夹角, 其与最小外接矩形包围框返回参数中长边相对于水平线的角度  $\alpha$ , 取值范围均为  $[-90^\circ, 0^\circ]$  和  $[0^\circ, 90^\circ]$ , 其中负数表示逆时针方向, 正数表示顺时针方向。由基准线和车轮外接矩形框长边相对于水平线角度可以计算出车轮外接矩形框长边与基准线之间的相对角度  $\beta = |\alpha - \theta_m|$ , 即为车轮的摆动角度。

#### 3.2 车轮摆动预警规则的设定

根据实际生产情况, 设定摆动预警规则, 若设车轮最小外接矩形框长边与基准线的夹角为  $\theta$ , 其具体等级规则设定: 当  $0^\circ < \theta \leq 3^\circ$  时, 判定为车轮正常运行状态下发生的摆动偏移, 无需进行处理; 当  $3^\circ < \theta \leq 5^\circ$  时, 判定为低等级风险, 需要进行持续的监测, 并在定期检修中对轮轴进行检查; 当  $\theta > 5^\circ$  时, 车轮处于比较危险的处境, 有发生掉落的危险, 判定为发生高等级摆动偏移。为了防止事故的发生, 需要工作人员立即处理。

由于车轮摆动故障的随机性, 为提高摆动检测的准确性, 采用多次检测的方法提高检测的准确率。具体步骤: 设置摄像头视野中心区域能容纳连续 100 帧车轮的区域作为车轮检测的感兴趣区域。在车轮完全进入感兴趣区域后, 每隔 10 帧采集图像并执行车轮摆动多次检测的流程, 车轮多次检测的流程如图 3 所示。

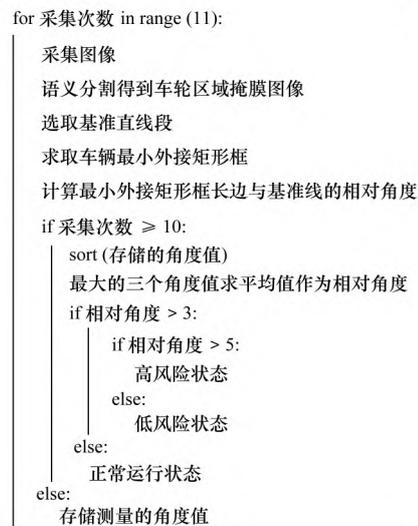


图 3 车轮摆动多次检测流程

Fig. 3 Wheel swing multiple detection process

多次检测的方法能够较好地记录车轮检测周

期的最大摆角, 进而可更准确地判定车轮的摆动风险等级。

#### 4 车轮摆动检测试验与系统实现

为验证本文方法的有效性, 设计车轮摆动试验。车轮摆动角度试验采用改进的 DeepLabv3 + 模型  $D_5$ 。在车轮相较于基准线偏左摆动与偏右摆动的情况下, 对车轮摆动角度进行检测。在试验平台设定车轮摆动夹角为特定角度作为试验的实际角度, 范围为  $[1^\circ, 11^\circ]$ , 每隔  $2^\circ$  设置为特定角度。试验时在每个特定角度点对车轮相较于基准线左偏与右偏两种工况各进行 5 次测量, 各个测量点共进行 60 组试验, 取平均值作为最后的检测结果。车轮摆动角度预警试验共选取 100 组车轮运行数据, 其中正常运行状态下的车轮 50 组, 低风险摆动车轮 35 组, 高风险摆动车轮 15 组。使用设定的车轮摆动预警规则对检测的车轮摆动角度进行判断, 进而针对风险等级给出预警。

##### 4.1 试验环境

试验所用软件环境为 Linux 系统, 系统版本为 Ubuntu18.04。深度学习框架采用 Tensorflow2.2。

##### 4.2 车轮摆动角度试验结果与分析

在各个测量点对车轮使用改进 DeepLabv3 + 模型  $D_5$  进行分割, 并对分割后的掩膜图像采用车轮摆动检测算法进行处理。采用本文方法测得车轮摆动角度与在试验平台预设夹角对比, 判定车轮摆动检测算法的误差, 误差结果如表 2 所示。

表 2 使用改进 DeepLabv3 + 模型  $D_5$  的车轮摆动角度误差结果

实际角度	测量角度		平均误差	最大误差
	左偏	右偏		
1	1.04	0.95	0.045	0.05
3	3.19	2.88	0.155	0.19
5	5.21	4.98	0.115	0.21
7	7.34	7.45	0.395	0.45
9	9.31	9.14	0.225	0.31
11	11.54	10.78	0.380	0.54

由表 2 可以看出, 基于改进的 DeepLabv3 + 模型,  $D_5$  在车轮摆动角度测量的平均误差与最大误差均在  $0.6^\circ$  以内, 满足烧结现场烧结机车轮摆动检测的精度要求。

##### 4.3 车轮摆动角度预警试验结果分析与系统实现

使用设定的车轮摆动预警规则, 对基于改进的 DeepLabv3 + 模型  $D_5$  的车轮摆动检测算法进行试验测试。试验结果如表 3 所示。由表 3 可以看出, 正常车轮组检出 47 张, 误检 3 张, 漏检 0 张, 检出率为 94%, 误检为将正常车轮判定为低风险车轮。低风险组检出 33 张, 误检 1 张, 漏检 1 张, 检出率为 94.29%, 误检为将低风险车轮判定为高风险车轮, 漏检为将低风险车轮判定为正常车轮。高风险组检出 15 张, 检出率为 100%。车轮摆动的综合检出率为 96.1%, 其中误检与漏检均发生在正常与低风险情况, 对生产安全影响较小, 且由于烧结机台车循环往复运行, 当车轮摆动有进一步恶化风险时, 可以及时检测报警。

表 3 车轮摆动试验检测结果

摆动类型	总数	检出	误检	漏检	检出率/%
正常	50	47	3	0	94.00
低风险	35	33	1	1	94.29
高风险	15	15	0	0	100.00

当检测到车轮发生摆动故障时, 侧板编号记录摄像机会记录与故障点唯一对应的侧板编号图像进行存储, 并将侧板编号图像发送至预先训练好的 YOLOv7 目标检测模型中进行识别, 识别后的编号数字推送至工作台并送入数据库记录, 现场工作人员可以根据侧板数字对车轮摆动故障进行快速定位, 后台数据分析人员也可以根据车轮摆动异常数据组织定期的检查与维修。

基于上述算法与 PyQt5(创建图形用户界面的 Python 库), 设计了烧结机车轮摆动监测系统。系统包括车轮摆动的检测、故障点侧板定位、报警、故障存储等功能。系统运行效果如图 4 所示。

经试验, 烧结机车轮摆动监测系统能够满足生产现场需求, 可为轮轴故障监测与定位提供有利指导。



图 4 烧结机车轮摆动监测系统效果

Fig. 4 Effect of wheel swing monitoring system of sintering machine

## 5 结 论

(1) 对比分析了烧结机台车车轮图像的分割模型, 选取 DeepLabv3+ 语义分割模型进行改进, 通过更换主干网络、引入注意力机制、融合损失函数, 实现了模型的轻量化与性能的提升, 改进后的最优模型相较于原始模型大小减少 92.9%, 平均交并比提升了 1.7%。

(2) 使用改进后的模型  $D_5$  分割车轮, 在分割后得到的车轮掩膜基础上, 设计了车轮摆动检测算法, 计算车轮摆动角度。试验结果表明, 在设定区间内, 车轮摆动角度的测量误差在  $0.6^\circ$  以内。

(3) 设定了预警规则, 在设定工况下, 使用车轮摆动角度与设定的预警规则对比, 故障的正确检出率为 96.1%, 设计了烧结机车轮摆动监测系统, 实现了车轮摆动的实时监测与定位, 基本满足了生产的需求。

## 参考文献:

- [1] 储太山. 球团焙烧过程工艺模拟研究及应用: 链算机一回转窑与带式焙烧机工艺模拟[J]. 烧结球团, 2023, 48(6): 145-156.  
CHU Taishan. Research and application of simulation for pelletizing roasting process: Process simulation of grate-kiln and straight grate systems[J]. Sintering and Pelletizing 2023, 48(6): 145-156.
- [2] 赵欣锋, 齐西伟, 程扬, 等. 铁矿烧结过程烟气排放规律分析[J]. 钢铁研究学报, 2022, 34(8): 758-767.
- [3] ZHAO Xinfeng, QI Xiwei, CHENG Yang, et al. Analysis of flue gas emission law in sintering process of iron mine [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2022, 34(8): 758-767.
- [4] CHENG Y, WANG Z W, ZHANG W H. A novel condition-monitoring method for axle-box bearings of high-speed trains using temperature sensor signals[J]. IEEE Sensors Journal 2019, 19(1): 205-213.
- [5] ZHANG J M, HU X T, ZHONG X J, et al. Fault diagnosis of axle box bearing with acoustic signal based on chirplet transform and support vector machine[J]. Shock and Vibration 2022, 2022: 9868999.
- [6] 陈关君, 咸婉婷, 刘宗瑞, 等. 齿轮轴承温度遥测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(6): 83-86.  
CHEN Guanjun, XIAN Wanting, LIU Zongrui, et al. Design of temperature remote measurement system of axletree on gear[J]. Transducer and Microsystem Technologies 2012, 31(6): 83-86.
- [7] LIU L, SONG D L, GENG Z L, et al. A real-time fault early warning method for a high-speed EMU axle box bearing[J]. Sensors 2020, 20(3): 823.
- [8] 徐科繁, 刘喆, 姜海燕, 等. 基于振动和声发射的滚动轴承故障诊断技术[J]. 热能动力工程, 2022, 37(12): 157-164.  
XU Kefan, LIU Zhe, JIANG Haiyan, et al. Rolling bearing fault diagnosis technology based on vibration and acoustic emission[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power 2022, 37(12): 157-164.
- [9] 仝兆景, 李金香, 乔征瑞, 等. 基于改进贝叶斯网络的电机轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(7): 48-55.  
TONG Zhaojing, LI Jinxiang, QIAO Zhengrui, et al. Motor bearing fault diagnosis based on improved Bayesian network[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(7): 48-55.
- [10] 聂昕, 谭天, 申丹凤. 基于深度学习的汽车梁类件冲压回弹研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(7): 838-846.  
NIE Xin, TAN Tian, SHEN Danfeng. Research on stamping springback of automobile beam parts based on deep learning[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(7): 838-846.
- [11] 肖成勇, 李擎, 王莉, 等. 基于 CBAM-Unet 的铁矿球团边缘分割实验方法[J]. 烧结球团, 2022, 47(2):

8 - 15.

XIAO Chengyong , LI Qing , WANG Li , et al. Edge segmentation experimental method of iron ore pellets based on CBAM-U-net [J]. Sintering and Pelletizing , 2022 , 47( 2) : 8 - 15.

- [11] 李江昀, 杨志方, 郑俊锋, 等. 深度学习技术在钢铁工业中的应用 [J]. 钢铁, 2021, 56(9) : 43 - 49.

LI Jiangyun , YANG Zhifang , ZHENG Junfeng , et al. Applications of iron and steel industry with deep learning technologies [J]. Iron & Steel 2021 56(9) : 43 - 49.

- [12] 李腾宇, 寇子明, 吴娟, 等. 超千米深井提升机可视化监测系统应用 [J]. 煤炭学报, 2020, 45( S2) : 1069 - 1078.

LI Tengyu , KOU Ziming , WU Juan , et al. Monitoring system of the hoist in the over kilometer deep shaft [J]. Journal of China Coal Society , 2020 , 45 ( S2) : 1069 - 1078.

- [13] 袁志龙, 陈波, 王月明. 烧结机台车车轮踏面缺陷检

测系统设计与实现 [J]. 烧结球团, 2023, 48(3) : 70 - 75.

YUAN Zhilong , CHEN Bo , WANG Yueming. Design and implementation of defect detection system for tire tread of sintering machine trolley [J]. Sintering and Pelletizing , 2023 , 48( 3) : 70 - 75.

- [14] 孙耀泽, 高军伟. 基于 DeepLabv3 + 的轮对踏面损伤分割算法 [J]. 电子测量技术, 2022, 45( 23) : 113 - 118.

SUN Yaoze , GAO Junwei. Image segmentation of wheel set tread damage based on DeepLabv3 + [J]. Electronic Measurement Technology 2022 45(23) : 113 - 118.

- [15] YE J Q , STEWART E , CHEN Q Y , et al. A vision-based method for line-side switch rail condition monitoring and inspection [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part F: Journal of Rail and Rapid Transit 2022 236( 8) : 986 - 996.

( 上接第 30 页)

- [51] 吕庆, 刘月明, 张振峰, 等. 基于承钢生产数据预测烧结矿 FeO 含量 [J]. 钢铁研究学报, 2018, 30( 12) : 957 - 962.

LÜ Qing , LIU Yueming , ZHANG Zhenfeng , et al. Prediction of FeO content in sinter based on production data of Chengde Steel Mill [J]. Journal of Iron and Steel Research 2018 30( 12) : 957 - 962.

- [52] 李一帆, 李锦祥, 杨锦堂, 等. 基于 BO-RF 的烧结矿化学成分预测模型研究 [J]. 烧结球团, 2023, 48( 6) : 109 - 115.

LI Yifan , LI Jinxiang , YANG Jintang , et al. Research on

chemical composition prediction model of sinter based on BO-RF [J]. Sintering and Pelletizing , 2023 , 48 ( 6) : 109 - 115.

- [53] NIU L L , LIU Z J , ZHANG J L , et al. Prediction of sinter chemical composition based on ensemble learning algorithms [J]. Journal of Sustainable Metallurgy , 2023 , 9( 3) : 1168 - 1179.

- [54] LI X M , WANG B R , YU Z H , et al. Identification of working conditions and prediction of FeO content in sintering process of iron ore fines [J]. Journal of Iron and Steel Research International 2024 31( 9) : 2090 - 2100.