



文章编号: 1671-251X(2023)10-0052-09

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2022120051

基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测研究

郭砚秋¹, 苗长云¹, 刘意^{2,3}

(1. 天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387;
3. 天津工业大学 工程教学实习训练中心, 天津 300387)

摘要: 针对目前带式输送机巡检机器人搭载红外采集设备移动受限, 存在不能实时进行数据采集、数据处理并上传至监控终端, 无法完成远程故障检测, 续航能力不足等问题, 提出了一种基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法。带式输送机巡检机器人搭载托辊故障检测器及红外热像仪, 红外热像仪将采集的托辊热红外图像序列与温度数据传输给托辊故障检测器进行托辊故障检测, 检测结果由托辊故障检测器内置的WH-L101无线传输模块发送给上位机。提出了一种带式输送机托辊故障检测算法: 利用YOLOv5s目标检测算法提取托辊热红外图像的感兴趣区域(ROI), 采用维纳滤波和自适应中值滤波算法对ROI图像进行滤波, 利用自适应直方图均衡化和图像锐化算法对滤波后的ROI图像进行增强, 采用基于形态学的Otsu图像分割算法对增强后的ROI图像进行图像分割, 得到待检测的托辊图像, 利用Harris角点检测算法提取托辊图像特征, 获得托辊位置信息, 提取相应位置的温度信息, 并采用基于相对温差法的托辊故障检测算法判定托辊故障。实验结果表明: ①YOLOv5s网络模型提取托辊ROI的目标检测结果平均准确率为99.12%。②提出的托辊故障检测算法对托辊故障(无故障、轴承锈蚀、托辊卡转、筒体磨穿)检测的平均准确率为97.625%, 帧率为16帧/s。③将检测结果通过无线传输模块传送至上位机, 可显示故障类型及关键区域温度, 并进行报警。

关键词: 带式输送机; 托辊故障检测; 热红外图像; YOLOv5s网络模型; 带式输送机巡检机器人
中图分类号: TD634.1 文献标志码: A

Research on fault detection of belt conveyor roller based on thermal infrared image

GUO Yanqiu¹, MIAO Changyun¹, LIU Yi^{2,3}

(1. School of Electronics & Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
2. School of Mechanical Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;
3. Engineering Teaching Practice Training Center, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Currently, the inspection robot for belt conveyors equipped with infrared acquisition devices is limited in movement. There are problems such as inability to collect data, process data, upload data to monitoring terminals in real-time and complete remote fault detection, insufficient endurance and so on. A fault detection method of belt conveyor roller based on thermal infrared images has been proposed. The belt conveyor inspection robot is equipped with a roller fault detector and an infrared thermal imager. The infrared thermal imager transmits the collected roller thermal infrared image sequence and temperature data to the roller fault detector for roller fault detection. The WH-L101 wireless transmission module in the roller fault detector is used to send the detection results to the upper computer. A belt conveyor roller fault detection algorithm is proposed. The algorithm uses the YOLOv5s object detection algorithm to extract the region of interest (ROI) of the roller thermal

收稿日期: 2022-12-16; 修回日期: 2023-10-09; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(NSFC51274150); 天津市重点研发计划科技支撑项目(18YFZCGX00930)。

作者简介: 郭砚秋(1995—), 女, 山西大同人, 硕士, 主要研究方向为电子信息, E-mail: gyqzz123@163.com。

引用格式: 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 Yanqiu, MIAO Changyun, LIU Yi. Research on fault detection of belt conveyor roller based on thermal infrared image[J].
Journal of Mine Automation, 2023, 49(10): 52-60.



扫码移动阅读

infrared image. The image of the ROI is filtered using Wiener filtering and adaptive median filtering algorithms. The filtered ROI image is enhanced by using adaptive histogram equalization and image sharpening algorithms. The Otsu image segmentation algorithm based on morphology is used to segment the enhanced ROI image, obtaining the roller image to be detected. The Harris corner detection algorithm is used to extract the features of the roller image, and obtain the position information of the roller. The temperature information of the corresponding position is extracted, and a roller fault detection algorithm based on the relative temperature difference method is used to determine the idler fault. The experimental results show: ① The average accuracy of object detection in the roller ROI extracted by YOLOv5s network model is 99.12%. ② The proposed roller fault detection algorithm has an average accuracy of 97.625% and a frame rate of 16 frames per second for detecting roller faults (no faults, bearing rust, roller jamming, and cylinder wear). ③ The detection results are transmitted to the upper computer through a wireless transmission module, which can display the fault type and key area temperature, and provide an alarm.

Key words: belt conveyor; roller fault detection; thermal infrared image; YOLOv5s network model; inspection robot for belt conveyor

0 引言

带式输送机是一种现代化生产中的连续运输设备^[1-2],具有运量大、运距远、运费低、效率高、运行平稳、装卸方便、适合散料运输等优点,已广泛应用于煤炭、矿山、港口、电力、冶金、化工等领域^[3-4]。

带式输送机主要由托辊、输送带、滚筒、传动装置等构成。托辊是承载输送带和物料的关键部件,在使用过程中,由于多种原因,会发生轴承辊轴、密封件损坏和筒体磨损等故障,引起托辊卡转,增加托辊与输送带间摩擦力,加大能耗,引发输送带跑偏、托辊和输送带温度升高,造成输送带断带、纵向撕裂、火灾等安全事故^[5]。为了保证带式输送机安全可靠运行,需要对托辊故障进行检测^[6-7]。由于托辊数量大且分散,工作环境恶劣,检测条件苛刻,所以其故障在线检测难度大。

传统的托辊故障检测方法主要有人工检测法、声音信号检测法、振动信号检测法等。人工检测法劳动强度大,易受检测人员主观因素影响,准确性差;因现场工作环境恶劣,声音信号检测法采集的信号噪声大,导致检测结果准确性差;振动信号检测法需接触式传感器,在恶劣的环境中不易进行数据采集,且采集的信号可靠性差、振动传感器易损坏^[8-10]。

基于巡检机器人及红外图像检测可实现非接触式的数据采集,受周围环境影响小,检测准确率较高。朱振^[11]采用输送带巡检机器人代替人工检测,使用 ANSYS 仿真托辊与输送带摩擦生热产生的温度场,分析托辊故障时其红外图像的特点,进而实现故障检测。苏耀瑞^[12]采用智能巡检机器人搭载拾音器,通过自动化巡检的方式采集信号,对声音信号进行去噪、特征参数提取和分类器构建等处理,实现托

辊故障信号识别,然后根据信号的 RFID 标签追溯到故障托辊位置。马宏伟等^[13]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和定位算法,采用红外热像仪进行数据采集,通过垂直水平投影、Canny 边缘检测、连通分量提取托辊闭合轮廓等图像处理算法,实现托辊图像自动分割与定位。金学智^[14]提出采用智能巡检机器人和红外热像仪进行托辊故障巡检,完成故障判定,并生成故障预警报告。P. Dabek 等^[15]提出基于 UGV 机器人技术,对带式输送机过热托辊进行自动检测,通过对 RGB 图像进行预处理,将预处理后的图像与红外图像融合得到过热点,实现托辊故障检测。但目前带式输送机巡检机器人搭载红外采集设备移动受限,存在不能实时进行数据采集、数据处理并上传至监控终端,无法完成远程故障检测,续航能力不足等问题。

针对目前带式输送机托辊故障检测存在可靠性和准确性不高等问题,提出一种基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法,利用带式输送机巡检机器人搭载托辊故障检测器及红外热像仪进行数据采集,红外热像仪将采集的托辊热红外图像序列与温度数据传输给托辊故障检测器,利用托辊故障检测算法实现故障检测,将检测结果通过无线传输模块发送至上位机,实现带式输送机托辊运行状态的远程实时监测与报警。

1 带式输送机托辊故障检测系统

基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测系统主要由带式输送机巡检机器人(搭载红外热像仪、托辊故障检测器、报警器等)、上位机组成,如图 1 所示。该系统采用艾睿 T3S 红外热像仪进行托辊热红外图像与温度数据采集。采集数据传输给托辊故

障检测器进行数据处理与故障判定,通过内置的 WH-L101 无线传输模块将检测结果传输给上位机进行显示。若检测到托辊发生故障,启动托辊故障检测器与上位机报警器,实现双报警。

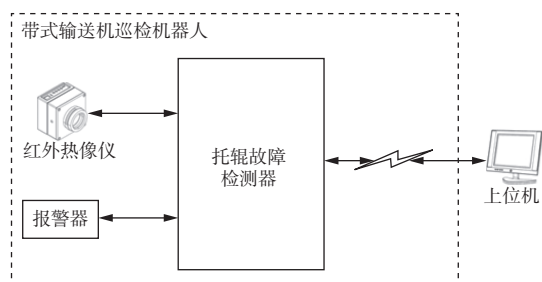


图 1 基于热红外图像带式输送机托辊故障检测系统

Fig. 1 Fault detection system of belt conveyor roller based on thermal infrared image

2 带式输送机托辊故障检测算法

托辊故障检测算法部署在托辊故障检测器的 Cortex-A57 处理器中。利用 YOLOv5s 目标检测算法提取托辊热红外图像的感兴趣区域 (Region of Interest, ROI), 采用维纳滤波和自适应中值滤波算法对 ROI 图像进行滤波, 利用自适应直方图均衡化和图像锐化算法对滤波后的图像进行增强, 采用基于形态学的 Otsu 图像分割算法对增强后的图像进行分割, 得到待检测的托辊图像, 利用 Harris 角点检测算法提取托辊图像特征, 获得托辊位置信息并提取相应的温度信息。采用基于相对温差法的托辊故障检测算法判定托辊故障, 当温度超过初始阈值时, 算法进一步判断相对温差所在阈值范围, 确定故障类型, 并输出检测结果, 否则直接输出无故障检测结果。托辊故障检测算法流程如图 2 所示。

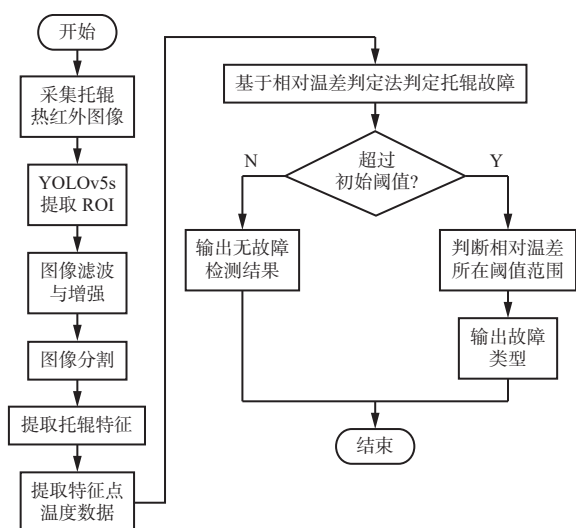


图 2 托辊故障检测算法流程

Fig. 2 Process of the roller fault detection algorithm

2.1 托辊 ROI 提取

带式输送机巡检机器人沿预设好的轨道移动并进行数据采集,采集到的部分热红外图像没有目标托辊或存在其他物体,影响后续数据处理工作,因此采用 YOLOv5s 算法^[16]对目标进行识别并进行 ROI 提取。

实验过程中,首先对托辊热红外图像进行标注,完成数据集制作,然后在训练好的 YOLOv5s 网络模型中进行预测,最后准确框选出 ROI 部分并进行截取,如图 3 所示。

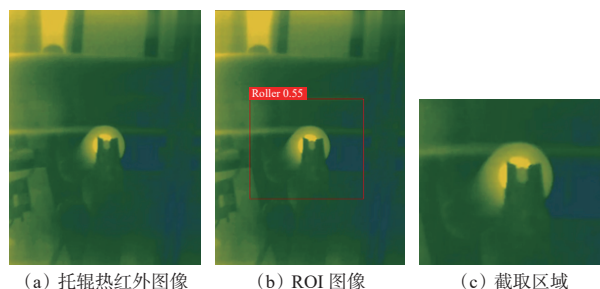


图 3 YOLOv5s 网络模型处理结果

Fig. 3 YOLOv5s network model processing results

2.2 ROI 图像预处理

采用维纳滤波对热红外图像运动模糊和高斯白噪声进行滤波处理,采用自适应中值滤波对热红外图像中的椒盐噪声进行抑制,并采用自适应直方图均衡化和图像锐化算法对图像进行增强。

维纳滤波通常用于提取被噪声污染的有用信号,以最小均方误差准则进行滤波,以图像和噪声各自的相关矩阵为最优准则,根据图像的局部方差调整滤波输出,局部方差越大,滤波的平滑作用越强^[17-18],结果如图 4 所示。

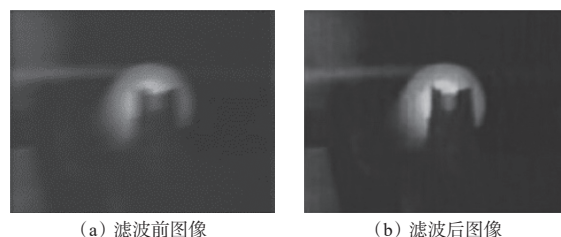


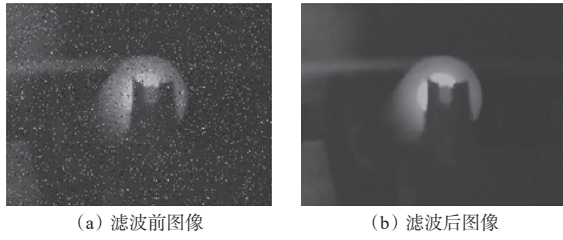
图 4 维纳滤波结果

Fig. 4 Wiener filter results

中值滤波通过比较一定领域内像素值的大小,取其中值作为这个领域的中心像素值。根据预设好的条件,选用自适应中值滤波器动态改变窗口尺寸,不仅可滤除椒盐噪声,还可平滑其他非脉冲噪声,降低噪声对图像的影响并保护图像细节^[19-20],处理后的结果如图 5 所示。

采用自适应直方图均衡化和 Roberts 图像锐化算法对托辊热红外图像进行处理,增强目标托辊区域与背景区域之间的不相关性,改善图像的局部对

比度及获得更多的图像细节^[21], 处理结果如图 6 所示。

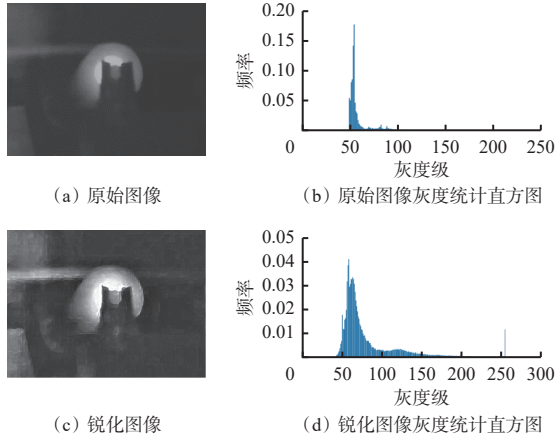


(a) 滤波前图像

(b) 滤波后图像

图 5 自适应中值滤波结果

Fig. 5 Adaptive median filtering results



(a) 原始图像

(b) 原始图像灰度统计直方图

(c) 锐化图像

(d) 锐化图像灰度统计直方图

图 6 图像增强结果

Fig. 6 Image enhancement results

2.3 托辊图像分割

带式输送机安装环境复杂, 采集的托辊热红外图像包含支架、传感器等物体。采用基于形态学的 Otsu 图像分割算法对图像进行分割。Otsu 图像分割算法是一种确定图像二值化分割阈值的算法, 通过选择最佳阈值将图像分为背景区域及目标区域。最佳阈值由背景区域与目标区域间的类间方差确定。背景区域和目标区域间的类间方差越大, 说明背景区域和目标区域间差别越大^[22], 区域之间的相关性越小, 分割效果就越好。区域间类间方差最大时的阈值即为最佳阈值。

假设灰度图像有 M 个像素点, 灰度等级总数为 L , 图像的灰度等级为 $[0, L-1]$, 灰度等级 i 对应的像素个数为 m_i 。

$$M = \sum_{i=0}^{L-1} m_i \quad (1)$$

灰度等级 i 的像素点出现的概率 P_i 满足:

$$P_i = \frac{m_i}{M} \geq 0 \quad (2)$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1 \quad (3)$$

将图像分为目标区域 S_0 和背景区域 S_1 , S_0 和 S_1 的灰度等级为 $[0, \theta-1]$ 和 $[\theta, L-1]$, 其中 θ 为设定的

阈值, 分割后图像的各个点的像素值为 $F(x, y)$, (x, y) 为像素点坐标, 则

$$F(x, y) = \begin{cases} S_0 & i < \theta \\ S_1 & i \geq \theta \end{cases} \quad (4)$$

S_0 与 S_1 出现的概率为 P_{S_0} 和 P_{S_1} , 对应的灰度等级均值为 μ_0 和 μ_1 。

$$\begin{cases} P_{S_0} = \sum_{i=0}^{\theta-1} P_i \\ P_{S_1} = \sum_{i=\theta}^{L-1} P_i \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \mu_0 = \sum_{i=0}^{\theta-1} \frac{iP_i}{P_{S_0}} \\ \mu_1 = \sum_{i=\theta}^{L-1} \frac{iP_i}{P_{S_1}} \end{cases} \quad (6)$$

S_0 和 S_1 方差分别为

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=0}^{\theta-1} (i - \mu_0)^2 \frac{P_i}{P_{S_0}} \quad (7)$$

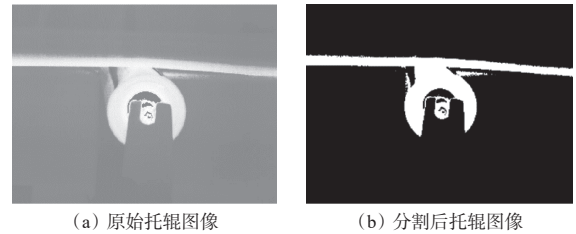
$$\sigma_1^2 = \sum_{i=\theta}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \frac{P_i}{P_{S_1}} \quad (8)$$

则目标区域和背景区域的类间方差为

$$\sigma_\theta^2 = P_{S_0} P_{S_1} (\mu_1 - \mu_0)^2 \quad (9)$$

σ_θ^2 表示构成图像的 2 部分之间像素差别的大小及分离效果的好坏。当 σ_θ^2 取最大值时, 对应的阈值为图像分割的最佳阈值 θ' 。

确定图像分割的最佳阈值 θ' 后, 采用基于形态学的 Otsu 算法对图像进行分割处理, 可准确地分割出输送带与托辊的形状。其中开运算处理可达到去除毛刺和增加图像边缘平滑度的效果, 闭运算可通过填充图像的凹角对图像进行滤波, 来弥合小断点及填充物体内部细小空洞、连接邻近物体, 使分割效果更好, 结果如图 7 所示。



(a) 原始托辊图像

(b) 分割后托辊图像

图 7 基于形态学的 Otsu 图像分割算法处理结果

Fig. 7 Image processing results by morphology-based Otsu image segmentation algorithm

2.4 托辊特征提取

Harris 角点检测算法是使用一个固定窗口在图像上进行任意方向上的移动, 判断移动后各方向上

灰度值的变化情况,若发生较大变化则判定为窗口区域所在的位置就是角点所在的位置。

Harris 角点检测算法采用泰勒级数展开的思想获取窗口移动后任意方向上的像素值变化,以像素点为中心,窗口对应的像素点位置为 (x, y) ,窗口在 x, y 方向上的移动量分别为 u, v 。移动前与移动后对应的窗口中的像素点灰度变化可用自相关函数描述。

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2 \quad (10)$$

式中: $w(x, y)$ 为窗口函数; $I(x+u, y+v)$ 为移动后图像像素灰度值; $I(x, y)$ 为移动前图像像素灰度值。

$I(x+u, y+v)$ 经过泰勒级数展开并简化得

$$I(x+u, y+v) = I(x, y) + I_x u + I_y v + O(u^2, v^2) \quad (11)$$

$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I_x u + I_y v + O(u^2, v^2)]^2 \quad (12)$$

式中: I_x, I_y 分别为在水平方向和垂直方向对图像像素灰度值求导; $O(u^2, v^2)$ 为余项。

由于是局部微小的移动量,则可忽略上式中的余项,得

$$E(u, v) \cong \sum_{x, y} w(x, y) [I_x u + I_y v]^2 \cong [u, v] \mathbf{H} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{H} = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中 \mathbf{H} 为梯度的协方差矩阵,由图像的导数求得。

通过角点响应函数计算每个角点的响应值 $R^{[23]}$, R 只与 \mathbf{H} 的特征值 λ_1 和 λ_2 有关。根据 R 判断像素是否为角点,设角点阈值为 N ,若某点的响应值 $R > N$,则该点为角点,若 $R < N$,则该点为图像的边缘,即为非角点。

$$R = \det(\mathbf{H}) - k(\text{trace} \mathbf{H})^2 = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (15)$$

式中: $\det(\mathbf{H})$ 为 \mathbf{H} 的行列式; k 为经验常数; trace 为 \mathbf{H} 的迹。

比较得到 R 的最大值 R_{\max} ,将 $0.01 R_{\max}$ 作为设定的阈值 N ,人为设置经验常数 $k = 0.04 \sim 0.06$ 。根据 Harris 角点检测算法对分割后的图像进行特征提取并得到托辊位置信息,如图 8 所示。可看出,将特征提取后的图像分为输送带与托辊接触面区域和轴承区域,并用绿色框标出,设为 Tangent Area(简称 TA)及 Bearing Area(简称 BA)。

2.5 基于相对温差法的托辊故障检测

进行热红外图像和温度数据采集时,故障状态下采集的温度会随着故障部位温度升高而升高。为了避免环境温度对实验数据和故障判定的影响,本



(a) 分割后托辊图像 (b) 特征提取后托辊图像

图 8 基于 Harris 角点检测算法的特征提取结果

Fig. 8 Feature extraction results by Harris corner point detection algorithm

文选用相对温差法作为故障判定方法。

相对温差法需要求得发生故障时及无故障时关键区域的温升,即关键区域温度与环境温度的差值。相对温差为

$$\alpha = \frac{\tau_1 - \tau_2}{\tau_1} \times 100\% \quad (16)$$

式中: τ_1 为发生故障时关键区域的温升; τ_2 为无故障状态下关键区域的温升。

根据实验数据求得无故障状态时的 TA 和 BA 区域的温升最大值,将温升最大值分别设为 T_A 、 T_{BA} 区域检测的初始阈值,用 $t_0(T_A)$ 和 $t_0(T_{BA})$ 表示,用于初步判断托辊运行时是否存在故障。当图像或视频提取 TA 及 BA 区域的温升均未超过 $t_0(T_A)$ 和 $t_0(T_{BA})$ 时,则判定为无故障,若温升超过任意初始阈值,则进行下一步的故障判定。

根据式(17)计算轴承锈蚀(B1)、托辊卡转(C1)和筒体磨穿(D1)故障下的相对温差,分别设阈值为 t_{B1} 、 t_{C1} 、 t_{D1} 。当关键区域的相对温差超过 t_{B1} 且小于 t_{C1} 时,则托辊设备属于 B1 故障;当关键区域的相对温差超过 t_{C1} 但未超过 t_{D1} 时,则托辊设备属于 C1 故障;当关键区域的相对温差超过 t_{D1} 时,则为 D1 故障。最终输出故障类型。

3 托辊故障检测器设计

采用 Jetson Nano 嵌入式开发板设计托辊故障检测器的硬件,其主要由主处理器电路、USB 接口电路 1 和 2、WH-L101 无线传输模块、串口接口电路、GPIO 接口电路、HDMI 接口电路、显示器、键盘、鼠标等组成,如图 9 所示。选用 Jetson Nano 嵌入式开发板为托辊故障检测器的主处理器,其包含 GPU 和 CPU,具有操作简单、功耗较低、尺寸小巧等优点,包含 1 块 128 核 Maxwell 架构的 GPU,搭载四核 Cortex-A57 处理器及 4 GiB 内存,用于托辊热红外图像及温度数据处理、托辊故障判定等。USB 接口电路 1 连接键盘鼠标,USB 接口电路 2 连接红外热像仪,用于托辊热红外图像和温度数据采集;WH-L101 无线传

输模块使用串口进行数据的收发,可满足于上位机一对一或一对多的通信,实现多台上位机远程监测托辊运行情况,达到实时监控的检测要求;串口接口电路连接 WH-L101 无线传输模块;GPIO 接口电路连接报警器,故障时启动报警器报警^[24];HDMI 接口电路连接显示器,用于故障显示。

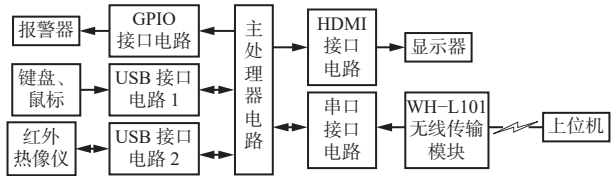


图 9 带式输送机托辊故障检测器硬件组成
Fig. 9 Hardware composition of fault detector for belt conveyor roller

托辊故障检测器软件流程如图 10 所示。设置红外热像仪的技术参数,如焦距、测温范围、色板选择等,确保拍摄的托辊热红外图像满足质量要求。对于采集的热红外数据,利用部署在 Jetson Nano 上的托辊故障检测算法判断是否发生故障,并判定为何种故障,同时启动报警器进行报警。最终将结果显示在上位机软件。

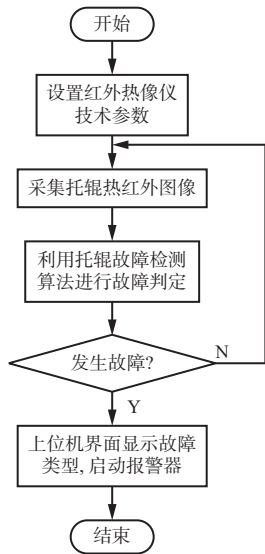


图 10 托辊故障检测器软件流程
Fig. 10 Flow of idler fault detector software

4 实验与结果分析

4.1 实验平台搭建

为了验证基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法的准确性和可靠性,搭建了带式输送机托辊故障检测实验平台,如图 11 所示。

4.2 YOLOv5s 目标检测算法结果分析

选用 YOLOv5s 目标检测算法提取热红外图像的 ROI,制作数据集并训练网络,对训练好的网络进

行测试。网络训练和测试平台配置见表 1。

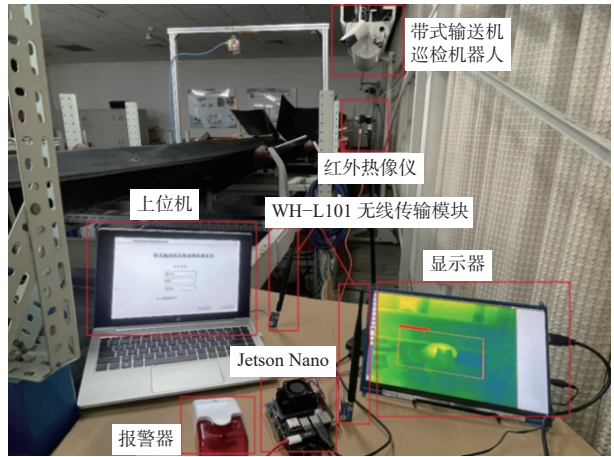


图 11 带式输送机托辊故障检测实验平台
Fig. 11 Experimental platform for belt conveyor idler fault detection

表 1 网络训练和测试平台配置
Table 1 Network training and test platform configuration

设备	参数
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2678
GPU	Nvidia Geforce GTX1080Ti
内存	64 GiB DDR4
操作系统	64位Ubuntu 18.04LTS
深度学习框架	Pytorch

在实验室环境下,带式输送机巡检机器人搭载红外热像仪沿固定轨迹移动,对 2 个带式输送机进行视频拍摄。分别对 A0(无故障)、B1、C1、D1 4 种状态的视频数据进行取帧处理,获得 1 032 张图像,经过扩增获得 8 256 张图像,按照 7:3 的比例随机划分训练集(5 780 张)和测试集(2 476 张)。训练迭代次数为 100,使用自制数据集在训练好的 YOLOv5s 模型中进行测试,结果如图 12 所示,得到平均准确率为 99.12%。

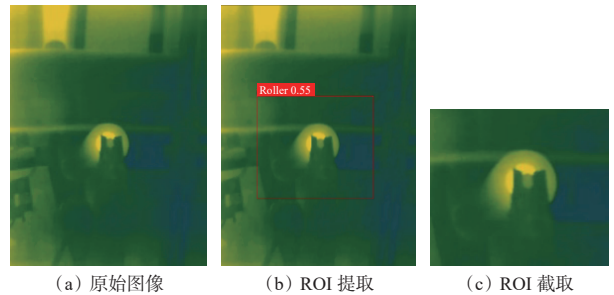


图 12 YOLOv5s 目标检测结果
Fig. 12 YOLOv5s target detection results

4.3 温度特性实验结果分析

结合带式输送机工程设计规范和实验需求,通过对正常托辊进行盐水浸泡和一定程度的损坏,得

到 B1、C1、D1 3 种托辊故障^[25], 如图 13 所示。



(a) 轴承锈蚀 B1

(b) 轴承卡转 C1

(c) 筒体磨穿 D1

图 13 托辊故障

Fig. 13 The roller fault

实验环境的恒定温度为 15.6 °C, 在同一带式输送机的托辊组上, 采用红外热像仪分别采集 A0、B1、C1、D1 4 种状态下托辊热红外图像及温度数据。每隔 5 min 进行一次数据保存, 进行 25 次采集, 共得到 100 个样本。将采集图像经过 ROI 提取、图像处理、托辊分割和特征提取后, 得到特征点所在区域的位置信息, 根据 TA 区域和 BA 区域的位置信息对相应位置的温度数据进行提取。

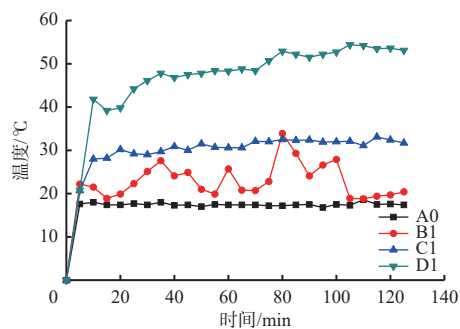
对温度数据进行处理, 求得 100 个样本中 TA 区域和 BA 区域的最大温度及平均温度, 将 TA 区域的最大温度作为输送带与托辊接触面温度 (简称 TTA), BA 区域的平均温度作为轴承温度 (简称 TBA)。4 种状态下 TA 区域及 BA 区域的温度曲线如图 14 所示。可看出在 TA 区域前 10 min 内 TTA 迅速升高, 在 100 min 进行第 25 次采样时趋于稳态, C1 和 D1 的稳态温度分别为 31 °C 和 53 °C, 明显区别于 B1, 这说明对于 C1 或 D1 故障, TTA 是有效的判别指标, 且 C1、D1 达到稳态时的温度越高, 卡转越严重。在 BA 区域前 10 min 内 TBA 迅速升高, B1 的 TBA 有明显升高, 且达到稳态时的温度为 27 °C, 与 A0 状态下的温度形成鲜明对比, C1 和 D1 状态下的温度变化不明显。在 50 min 后, B1 的 TBA 逐渐下降, 说明当出现 BA 时, 润滑良好的轴承有自我修复的功能, 且 TBA 是 B1 有效的判别指标。

4.4 托辊故障检测结果分析

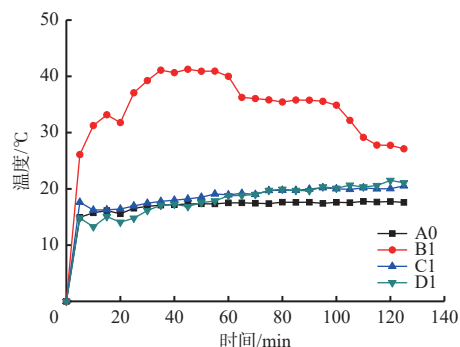
对关键区域特征点的温度进行提取与处理, 计算相对温差, 得到托辊故障判定标准, 见表 2。当 $TTA \leq 2.84$ °C 且 $TBA \leq 2.34$ °C 时, 判定为无故障。

分别拍摄实验平台中托辊 1 和托辊 2 在 A0、B1、C1、D1 4 种状态下的托辊红外视频, 分别对托辊红外视频进行取帧得到托辊热红外图像序列, 并从 2 个实验托辊的热红外图像中各抽取 100 张图像序列, 将 200 张测试图像输入托辊故障检测器中, 利用托辊故障检测算法分别对 4 种状态的图像序列进行处理, 结果见表 3。

由表 3 可看出, 利用托辊故障检测算法进行故障判定, 得到无故障 A0、轴承锈蚀 B1、托辊卡转 C1、筒体磨穿 D1 4 种状态的检测总正确数量分别



(a) TA 区域最大温度曲线



(b) BA 区域平均温度曲线

图 14 4 种状态下 TA 区域最大温度及 BA 区域平均温度

Fig. 14 The maximum temperature in TA region and average temperature in BA region under 4 states

表 2 托辊故障判定标准

Table 2 Roller fault judgment criteria

指标	轴承锈蚀故障(B1)	托辊卡转故障(C1)	筒体磨穿故障(D1)
相对温差/%	$76.7 \leq \alpha < 82.2$	$82.2 \leq \alpha < 92.3$	$\alpha \geq 92.3$

表 3 托辊故障检测正确数量

Table 3 Correct number of roller fault detection 张

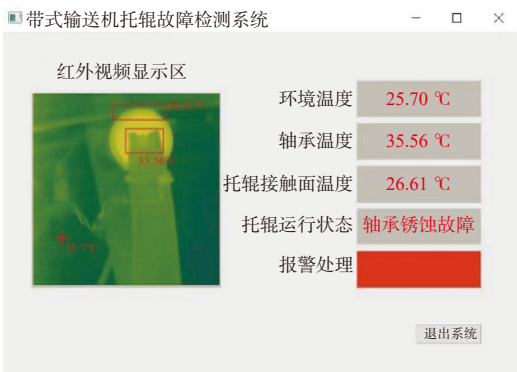
托辊	A0	B1	C1	D1
托辊1	99	96	98	98
托辊2	100	97	96	97
总正确量	199	193	194	195

为 199 张、193 张、194 张及 195 张, 准确率分别为 99.5%、96.5%、97%、97.5%, 平均准确率为 97.625%, 帧率为 16 帧/s。

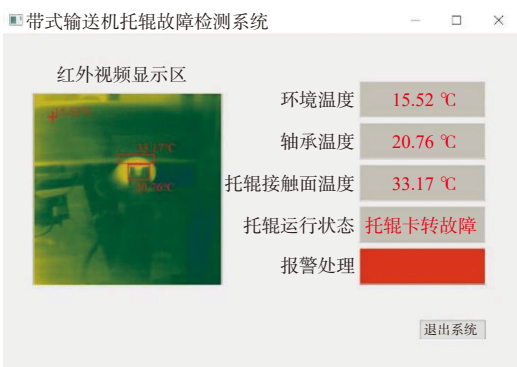
为进一步验证本文方法的可靠性和准确性, 制备 A0、B1、C1、D1 状态的托辊各 2 组, 随机安装在 2 个不同的带式输送机托辊组上。巡检机器人搭载托辊故障检测器在不同环境温度下对 8 组托辊组进行检测, 经过托辊故障检测算法处理, 得到检测结果, 并通过 WH-L101 无线传输模块将检测结果传输给上位机。上位机软件界面显示 4 种状态的检测结果与相关数据, 并进行报警处理, 如图 15 所示。可看出基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法可实现托辊检测。



(a) A0 状态上位机软件界面



(b) B1 状态上位机软件界面



(c) C1 状态上位机软件界面



(d) D1 状态上位机软件界面

图 15 托辊故障检测结果

Fig. 15 Roller fault detection results

5 结论

1) 提出了基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法,可实现 ROI 提取、图像滤波与增强、目

标托辊分割、特征提取及故障判定等功能。

2) 基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法使用 YOLOv5s 目标检测算法提取托辊图像 ROI, 平均准确率为 99.12%, 可准确识别目标托辊。对 ROI 图像进行预处理, 可实现托辊特征提取。

3) 通过温度特性实验得到故障判定标准, 根据托辊故障检测算法实现托辊故障检测, 得到无故障 A0、轴承锈蚀 B1、托辊卡转 C1、筒体磨穿 D1 的检测准确率分别为 99.5%, 96.5%, 97%, 97.5%, 平均准确率为 97.625%, 帧率为 16 帧/s。检测结果通过无线传输模块传送至上位机, 可显示故障类型及关键区域温度, 并进行报警。

4) 基于热红外图像的带式输送机托辊故障检测方法可实现托辊非接触式在线故障检测。下一步将模拟实际工况对该方法进行进一步论证及改进。

参考文献(References):

[1] YAN Chen, HE Xue. Model and dynamic simulation of belt conveyor[C]. International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications, Changsha, 2010: 949-951.

[2] QURESHI M, HUSSAIN S. A reusable software component-base development process model[J]. *Advances in Engineering Software*, 2008, 39(2): 88-94.

[3] 刘莉莉. 基于机器视觉的带式输送机带速检测的研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2019.

LIU Lili. Research on belt speed detection of belt conveyor based on machine vision[D]. Tianjin: Tiangong University, 2019.

[4] ANDREJIOVA M, GRINCOVA A, MARASOVA D. Measurement and simulation of impact wear damage to industrial conveyor belts[J]. *Wear*, 2016, 368/369: 400-407.

[5] 贾原生. 智能带式输送机巡检机器人在煤矿的应用[J]. *矿业装备*, 2022(4): 238-239.

JIA Yuansheng. Application of intelligent belt conveyor inspection robot in coal mine[J]. *Mining Equipment*, 2022(4): 238-239.

[6] 吕茁. 火电厂输煤系统设备运行故障分析[J]. *中国设备工程*, 2021(12): 68-69.

LYU Zhuo. Fault analysis of equipment operation of coal handling system in thermal power plant[J]. *China Plant Engineering*, 2021(12): 68-69.

[7] 韩建斌. 煤矿带式输送机常见故障与改善方法[J]. *机械管理开发*, 2020, 35(8): 289-291.

HAN Jianbin. Common fault and improvement method of coal mine belt conveyor[J]. *Mechanical Management and Development*, 2020, 35(8): 289-291.

[8] 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 of belt conveyor idler fault detection system based on acoustic signal[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2022.
- [9] 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.
- [10] RAVIKUMAR S, KANAGASABAPATHY H, MURALIDHARAN V. Fault diagnosis of self-aligning troughing rollers in belt conveyor system using k-star algorithm[J]. *Measurement*, 2019, 133: 341-349.
- [11] 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 the key technology of on-line inspection robot for the running state of belt conveyor roller[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2021.
- [12] 苏耀瑞. 远程带式输送机托辊非接触式故障识别方法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2021.
- SU Yaorui. Research on non-contact fault identification method of remote belt conveyor roller[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2021.
- [13] 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 Hongwei, YANG Wenjuan, ZHANG Xuhui. 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.
- [14] 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 failure prognostic method of belt conveyor based on infrared image[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2021.
- [15] DABEK P, SZREK J, ZIMROZ R, et al. An automatic procedure for overheated idler detection in belt conveyors using fusion of infrared and RGB images acquired during UGV robot inspection[J]. *Energies*, 2022, 15(2): 601.
- [16] 陈志琳. 基于面部特征的疲劳驾驶检测系统设计与实现[D]. 西安: 西安工业大学, 2022.
- CHEN Zhilin. Design and implementation of fatigue driving detection system based on facial features[D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2022.
- [17] 薛利敏. 基于粗糙集的声呐图像分割[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2019.
- XUE Limin. Sonar image segmentation based on rough set[D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2019.
- [18] 金飞, 张彬, 司璇, 等. 基于维纳滤波的图像复原[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2011, 18(4): 19-23.
- JIN Fei, ZHANG Bin, SI Xuan, et al. Image restoration based on Wiener Filtering[J]. Journal of Communication University of China(Science and Technology), 2011, 18(4): 19-23.
- [19] 张秉京. 基于机器视觉的铝丝楔焊机定位方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- ZHANG Bingjing. Research on positioning method of aluminum wire wedge bonder based on machine vision[D]. Changchun: Jilin University, 2018.
- [20] SABRINE C, ABIR S. Median filter for denoising MRI[J]. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 2022, 36(3): 483-488.
- [21] 张梦翔. 基于云服务的嵌入式人脸识别系统设计与实现[D]. 苏州: 苏州大学, 2017.
- ZHANG Mengxiang. Design and implementation of embedded face recognition system based on cloud service[D]. Suzhou: Soochow University, 2017.
- [22] 赵妍双, 戴振东, 王浩. 二维 Otsu 算法在壁虎脑切片图像处理中的应用[J]. 科技通报, 2011, 27(5): 703-706.
- ZHAO Yanshuang, DAI Zhendong, WANG Hao. The application of 2D Otsu algorithm in the image processing of gecko's brain slices[J]. Bulletin of Science and Technology, 2011, 27(5): 703-706.
- [23] 姚依妮, 王玮. Harris 角点检测算法的应用研究[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(8): 148-151.
- YAO Yini, WANG Wei. Application research on Harris corner detection algorithms[J]. Intelligent Computer and Applications, 2022, 12(8): 148-151.
- [24] 何铮. 基于边缘计算的企业物联网网关[J]. *电脑编程技巧与维护*, 2019(9): 149-151, 159.
- HE Zheng. Enterprise IoT gateway based on edge computing[J]. *Computer Programming Skills & Maintenance*, 2019(9): 149-151, 159.
- [25] LIU Yi, MIAO Changyun, LI Xianguo, et al. Research on the fault analysis method of belt conveyor idlers based on sound and thermal infrared image features[J]. *Measurement*, 2021, 186. DOI: 10.1016/j.measurement.2021.110177.