烧结机台车缺陷部件在线智能检测系统设计与实现

杨虎生[a]，王月明[b]，张 昊[b]，梅佳锐[b]，陈 龙[b]
（内蒙古科技大学 a. 数智产业学院；b. 自动化与电气工程学院，内蒙古 包头 014010）

摘要：烧结机台车是制取烧结矿的关键设备，为避免由台车上的箅条缺失、车轮锁紧螺母缺失与车轮脱落引发的生产事故，提高烧结生产效率。本文根据台车实际运行状况，在硬件层面制定了故障检测方案，构建了基于 YOLOv7 与 DeepStream 的烧结机台车缺陷部件检测系统。系统选取 YOLOv7 网络模型在缺陷部件数据集上训练，将 YOLOv7 模型训练所得权重文件部署在 DeepStream6. 1 平台进行加速推理，并采用 Kafka 消息组件推送推断结果。试验结果表明，YOLOv7 对所有类别检测的平均准确率为 0. 991，可用于缺陷部件的目标检测。系统实时监测烧结机台车运行情况，对 Kafka 消息进行解析，实现故障判定规则，通过实时的故障判定、存储、显示及预警实现烧结机台车缺陷部件智能化检测，为烧结机台车缺陷部件检修提供了一种新的解决方案。

关键词：烧结机；台车；缺陷部件；YOLOv7；DeepStream；检测系统
中图分类号：TF046. 4；TP391. 41 **文献标识码**：A **文章编号**：1000 - 8764(2024)04 - 0010 - 09
doi：10. 13403/j. sjqt. 2024. 04. 052

Design and realization of online intelligent detection system for defective parts of sintering machine trolley

YANG Husheng[a], WANG Yueming[b], ZHANG Hao[b], MEI Jiarui[b], CHEN Long[b]
(Inner Mongolia University of Science and Technology a. School of Digital and Intelligent Industry; b. School of Automation and Electrical Engineering, Baotou 014010, Inner Mongolia, China)

Abstract: Sintering machine trolley is the key equipment for producing sintered ore, in order to avoid the production accidents caused by the missing grate bars, missing wheel lock nuts and wheel falling off on the trolley, and to improve the sintering production efficiency. According to the actual operating conditions of trolleys, a fault detection scheme was formulated at the hardware level, and a sintering machine trolley defective parts detection system based on You Only Look Once version 7 (YOLOv7) and DeepStream was constructed. The YOLOv7 network model was selected to be trained on the defective parts dataset, and a weight file obtained from the training of the YOLOv7 model was deployed on DeepStream6. 1 platform for accelerated inference, and Kafka messaging component was used to push the inference results. Experimental results show that the average precision of YOLOv7 for all classes of detection was 0. 991, which can be used for the target detection of defective parts. System monitors the operation of sintering machine trolley in real time, and parses Kafka messages to realize fault determination rules. Through real-time fault determination, storage, display and alarm, the system realizes intelligent detection of defective parts of sintering machine trolley, and provides a new solution for maintenance of defective parts of sintering machine trolley.

Key words: sintering machine; trolley; defective part; YOLOv7; DeepStream; detection system

收稿日期：2023 - 10 - 26；**修回日期**：2023 - 11 - 14
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：杨虎生(1998—)，男，硕士研究生，从事计算机视觉检测、嵌入式开发研究。
通信作者：王月明(1978—)，男，教授，从事计算机智能科学与技术研究。

烧结机台车是烧结工艺的主体设备，其能否正常运行直接影响到烧结过程的稳定以及成品矿的质量[1]。在烧结过程中，烧结机台车在高温、高强度以及高扭矩的环境下持续作业，台车部件会出现老化损坏的情况，从而产生箅条缺失、车轮锁紧螺母缺失以及车轮脱落等缺陷故障[2]。箅条缺失会导致烧结矿料掉落，损坏烧结机下方线缆、抽风等设备，引发二次生产事故[3]。车轮锁紧螺母缺失过多后，会导致车轮脱落，造成烧结机停机；烧结机台车不间断运行导致轴承损坏等故障，如果继续运行车轮会自行脱落，极易造成卡阻事故[4]。所以及时发现并处理烧结机台车中的缺陷部件对于保证生产安全和效率至关重要。

近年来，针对烧结机台车缺陷部件检测正逐步从依靠检测员进行台车巡视检查的传统检测方式向自动化、智能化发展。罗柏文等[5]提出了基于 OpenCV 图像处理技术的箅条故障图像识别方法，实现了钢铁厂烧结机箅条故障智能化在线监测；陈翔[6]根据轴承失效过程中车轮在铁轨上由纯滚动变成滑动这一特征，研发了基于机器视觉的环冷机台车车轮状态监测系统，实现对车轮状态的在线检测、故障预测与跟踪；WANG 等[7]提出了一种基于 YOLOv4 的台车侧板偏移检测方案，根据判定规则在线检测偏移故障并自动报警；YANG 等[8]通过改进 Faster R-CNN 网络模型，实现了对轮毂划伤、油污、堵塞、露齿 4 种缺陷的快速准确检测；袁志龙等[9]使用 YOLOv5 检测算法进行烧结机台车车轮踏面缺陷检测，并在此基础上设计了车轮踏面缺陷自动检测系统，该系统可以应用于烧结机台车车轮踏面缺陷检测。

另一方面，随着工业智能化的普及，实时的视频流智能分析越来越重要，NVIDIA DeepStream SDK 就是为快速开发和部署基于 AI 的实时视频流分析应用程序解决方案而设计的，它提供完整的框架和所有基本模块。借助 DeepStream SDK，胡佳睿[10]设计了一种基于嵌入式与深度学习的视频车辆智能分析系统，从而提升视频智能分析效率，满足实时性需求；LIU 等[11]提出了一种基于 YOLOv5 网络的烟雾和火灾探测方法，将模型部署成功后使用 DeepStream SDK 推送流媒体火灾视频，实现实时火灾烟雾预警。在工业领域中，现有的缺陷部件检测技术以及 DeepStream 技术在烧结生产中应用较少，因而基于先进检测算法、技术构建自动化的实时检测系统，有助于钢铁企业实现智能化转型，符合现代工业制造的趋势。

针对烧结车间工作环境恶劣、台车数量众多且结构复杂、人工排查劳动强度大等问题，提出了烧结机台车缺陷部件检测系统。该系统可在不影响烧结机台车正常运行的情况下，通过摄像头实时获取烧结机台车运行视频数据作为输入，将在缺陷部件数据集上训练好的 YOLOv7 模型权重部署在 DeepStream6.1 平台上实现对台车箅条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落的智能化检测，并采用 Kafka 消息组件实时推送检测结果；根据 Java 消息过滤、消费服务实现故障判定规则，并将判定为故障的箅条、车轮螺母、车轮检测信息、对应台车侧板编号等故障数据存储在 MySQL 数据库中；系统前后端依赖于数据库实现故障数据的实时显示、预警及查询等功能，并将故障简要信息及台车侧板编号推送给值班工程师，工程师可查看故障详细信息决定故障处理方式，台车侧板编号有助于工程师快速定位故障台车，以保障烧结生产稳定顺行。

1　缺陷部件检测与系统实现方案

1.1　故障检测方案

根据烧结机台车实际运行情况，在硬件层面制定了台车故障检测方案，检测摄像头安装位置如图 1 所示。

如图 1 中，选择在烧结机机头上方两侧分别安装一个摄像头的检测方式[12]，从左右两个视角对箅条运行情况进行实时监测，保证其可以覆盖弯道处整个箅条视频图像信息，从而直接对箅条缺失故障进行检测。在烧结机台车两侧分别放置支撑结构并安装摄像头。如图 1 的烧结机台车剖面所示，车轮正上方的摄像头用于检测台车车轮是否脱落，其可以采集到两个完整的车轮图像信息(通过调整安装角度实现)；车轮正面摄像头用于车轮锁紧螺母缺失检测，其可以采集到每一个经过车轮完整、清晰的图像信息。

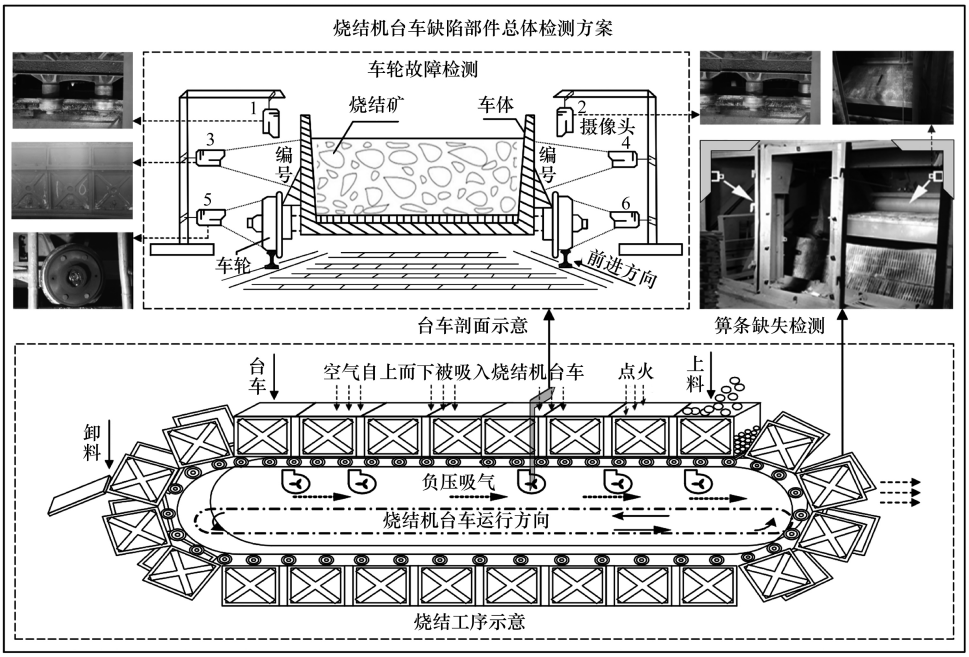


图 1 烧结机台车缺陷部件故障检测总体方案

Fig. 1 Overall scheme for fault detection of defective parts of sintering machine trolley

在烧结生产线 N 辆台车循环运行并依次在每辆台车侧板上进行编号，每辆台车的一侧包含 3 块侧板、2 个车轮，每块侧板宽度为 0.5 m。如图 1 台车剖面所示，正对台车侧板摄像头用于检测侧板编号。当发生算条缺失、车轮锁紧螺母缺失及车轮脱落故障时，现场检修人员可借助侧板编号快速定位发生故障的台车，从而达到指导实际生产的目的。侧板编号与算条缺失检测摄像头之间的距离为 $L(m)$，其与侧板编号存在对应关系，其可根据公式(1)计算得出。针对发生算条缺失故障的台车定位，如果在烧结机机头处的摄像头检测到了台车底部发生算条缺失，可根据同一时刻 3 号摄像头(如图 1 所示)捕捉到的侧板编号 N_1 推断出发生算条缺失台车的侧板编号 N_2，如公式(2)所示。

$$L_N = \frac{L}{1.5} \tag{1}$$

$$N_2 = \begin{cases} N_1 + L_N, N_1 + L_N \leqslant N \\ (N_1 + L_N) - N, N_1 + L_N > N \end{cases} \tag{2}$$

在进行车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落故障的台车定位时，由于检测车轮故障与侧板编号的摄像头安装在同一支架上，所以当检测到车轮锁紧螺母缺失或是车轮脱落故障时，根据同一时刻检测到的侧板编号即可定位到发生故障的具体台车。

1.2 系统实现方案

根据在硬件层面制定的烧结机台车缺陷部件检测方案，基于 DeepStream 智能视频流分析，制定故障判定规则，采用故障数据存储和显示来实现烧结机台车缺陷部件检测系统，实现方案如图 2 所示。

针对烧结机台车缺陷部件故障检测，采用 YOLOv7 网络模型在烧结机台车算条、车轮锁紧螺母、车轮、侧板编号组成的缺陷部件数据集上训练，而后对训练好的模型进行重参化，通过减少参数和计算成本使之成为可以快速推理的部署模型，将模型部署在 DeepStream 管道中进行加速推理，实现对输入的烧结机台车算条、车轮锁紧螺母、车轮、侧板编号视频流进行实时智能分析。DeepStream 管道将叠加了智能分析结果的实时视频流输出，并采用 Kafka 推送视频每帧的检测结果。

结合烧结机台车实际运行情况，制定缺陷故障判定规则。在服务器后端设置 kafka 消息过滤器对消息进行过滤实现故障判定规则，而后进行消息消费将故障数据存储在 MySQL 数据库。系统整体采用前后端分离开发。在服务器后端，采用 SpringBoot框架及其内嵌的服务器(SpringCloud微

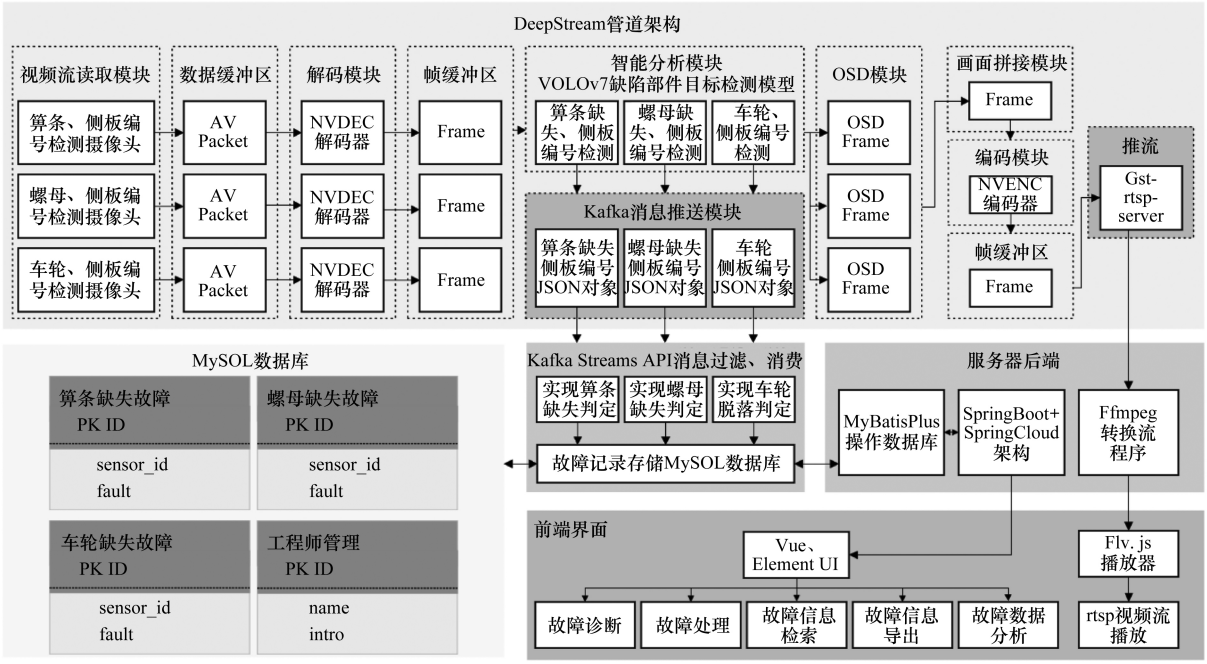


图 2　烧结机台车缺陷部件检测系统实现方案

Fig. 2　Implementation scheme of defective parts detection system for sintering machine trolley

服务架构)以便于各个功能模块的独立开发以及后续增加新的功能模块；前端使用 Vue 渐进式框架进行开发，结合 Element UI 提供的丰富组件库来构建渲染页面，将检测到的算条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落故障进行预警并将故障简要信息及台车侧板编号推送给现场值班工程师；采用 flv. js 技术实现叠加了智能分析结果的烧结机台车实时网络视频流预览，有助于工程师进一步分析故障。工程师可根据故障程度决定处理方式，若需立即检修，可根据侧板编号及时处理台车的部件缺陷故障，避免生产安全事故。

2　Yolov7 缺陷部件检测模型

2.1　YOLOv7 网络

在工业故障检测应用场景中，实时目标检测尤为重要，而 YOLOv7 在检测精度和检测速度之间实现了更好的权衡，旨在提高检测精度、减小模型体积以及提高推理速度[13]。YOLOv7 网络主要由输入层(Input)、主干网络层(Backbone)、颈部网络层(Neck)和头部网络层(Head)组成。Input 层将输入的图片预处理后输入到 Backbone 层进行特征提取，随后经过 Neck 层的特征融合处理后得到 3 种不同尺寸的特征图，最后由 Head 层生成目标检测的最终结果。

相对于 YOLOv4、YOLOv5[14] 使用 CSPDarkNet(交叉阶段部分 DarkNet)网络作为特征提取的核心部分，YOLOv7 的 Backbone 层设计了扩展高效的层次聚合网络(E-ELAN)结构，其在原始 ELAN 的基础上，改变计算块的同时保持原 ELAN 的过渡层构，实现在不破坏原有梯度路径的情况下不断增强网络学习的能力；YOLOv7 的 Neck 结构主要包含了融合的空间金字塔池化模块(SPPSCP)和优化的路径聚合网络模块(PAN)，SPPCSP 模块在 YOLOv5 的空间金字塔池化(SPP)模块基础上最后增加了拼接(Concat)操作，与 SPP 模块之前的特征图进行融合，使得提取的特征更为丰富；YOLOv7 的 Head 结构使用了和 YOLOv5 一致的损失函数，但是 YOLOv7 将 RepVGG[15] 的模型重参数化思想引入到网络架构中形成重参数化卷积模块(RepConv)，提升模型的训练、推理的性能，进一步提高了模型精度。在 PASCAL VOC 和 COCO 数据集的测试上，YOLOv7 的精度指标也超过了 YOLOv4 和 YOLOv5。因此将其应用为烧结机台车缺陷部件检测的算法模型。

2.2　数据集采集与制作

在进行烧结机台车缺陷部件目标训练时，首

先进行缺陷数据集的制作，也就是收集图像和标注数据。试验选用 LabelImg 工具进行标注目标类别、边界框等信息。试验数据集主要来源于某钢铁厂烧结生产现场，现有数据集 3 629 张，其中包括箅条、车轮锁紧螺母、车轮、侧板编号 4 类，将每种数据集按 8∶2的比例分为训练集和验证集后合并，以保证数据的多样性与随机性(表 1)。

表 1 数据集构建

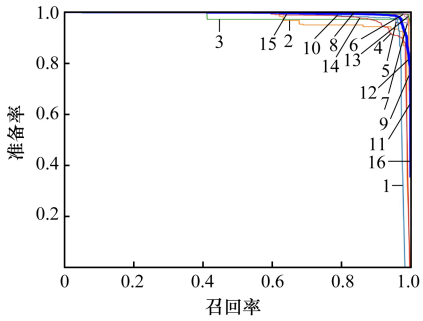
Table 1 Dataset construction

数据集划分	箅条缺失数据集	锁紧螺母缺失数据集	俯视车轮数据集	侧板编号数据集	总数据集
训练集/张	836	1 243	340	486	2 905
验证集/张	208	310	84	122	724

2.3 模型训练检测效果

在缺陷部件数据集上训练 YOLOv7 网络模型，训练结果如图 3 所示。

选用平均准确率(mean average precision，mAP)来评价模型对缺陷部件检测结果的好坏。如图 3 所示 mAP 是 X 轴召回率与 Y 轴准确率曲线下面积的平均值，较高的 mAP 值通常表示模型在目标检测任务中表现更好。由图 3 可知，在对烧结机台车侧板编号、箅条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮检测的平均准确率达到了0.991，可用于缺陷部件的目标检测。



1～10—侧板编号 0～9；11—箅条缺失；12—车轮正面；13—锁紧螺母；14—锁紧螺母缺失；15—车轮；16—所有类别平均准确率：0.991。

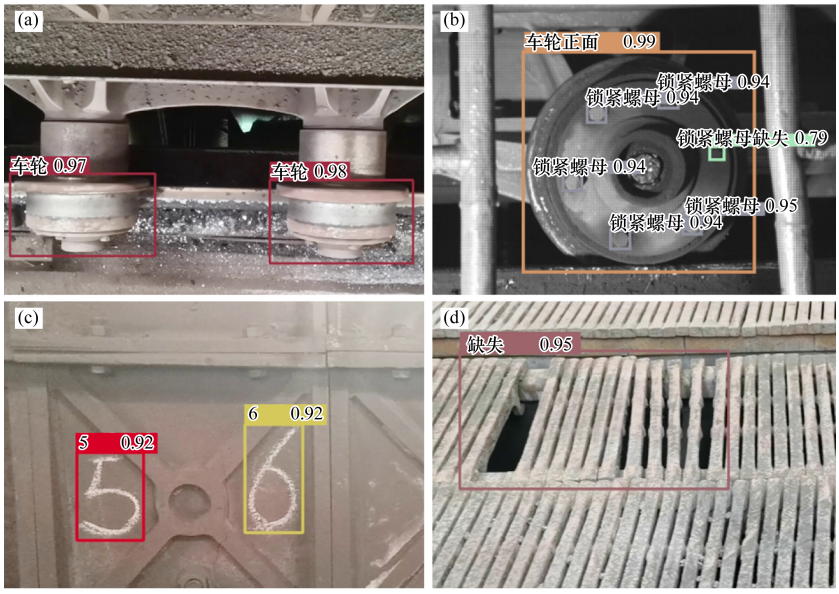
图 3 YOLOv7 模型训练结果

Fig. 3 Training result of YOLOv7 model

利用训练好的 YOLOv7 模型对烧结机台车缺陷部件进行检测，检测效果如图 4 所示。由图 4 可知，训练所得出的 YOLOv7 模型在烧结机台车生产运行环境下，可以准确地识别出烧结机台车的车轮、车轮锁紧螺母缺失、箅条缺失以及侧板编号。

3 系统设计与实现

按照烧结机台车缺陷部件检测系统整体建设目标，基于 DeepStream 实时视频流智能分析、Kafka 分布式消息队列、MySQL 数据库存储故障数据以及前后端业务逻辑，设计了具有强大流处理



(a) 车轮检测效果；(b) 锁紧螺母检测效果；(c) 侧板编号检测效果；(d) 箅条缺失检测效果

图 4 YOLOv7 模型检测效果

Fig. 4 Detection effect of YOLOv7 model

能力以及较高可靠性的检测系统。系统主要实现烧结机台车的算条缺失、车轮锁紧螺母缺失以及车轮脱落故障的智能化在线检测。

3.1　DeepStream 视频流分析

DeepStream 智能视频流分析框架提供了一套编程框架，专门用来处理基于图像和视频的流媒体数据。通过使用管道技术，可以将这些插件有机地串联在一起，实现视频流高效处理。

在 DeepStream 平台中借助 TensorRT[16] 优化器将训练好的 YOLOv7 网络模型经过权重与激活精度校准，层与张量融合，内核自动调整，动态张量流内存管理，多流并行操作后实现神经网络的加速推理。烧结机台车运行视频流分析采用 DeepStream 视频分析加速库为支撑，基于实时流传输协议(real time streaming protocol，RTSP)[17]，多路 RTSP 视频流通过解码、预处理、批处理、神经网络推断、可视化步骤，实现对烧结机台车算条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落故障的实时检测。

3.2　Kafka 消息推送

系统采用 Kafka 高性能分布式消息组件推送推断结果，利用其高效、可靠的消息队列传递机制进行数据跨平台交流。具体通信结构如图 5 所示。

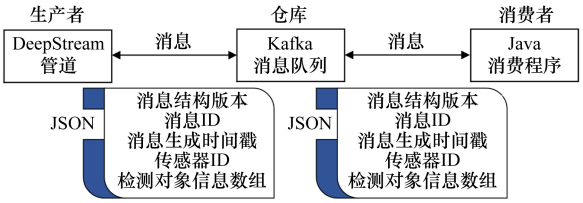


图 5　Kafka 消息通信结构

Fig. 5　Kafka message communication structure

DeepStream 将部署好的 YOLOv7 模型输出的算条缺失、车轮锁紧螺母、车轮、侧板编号每帧的检测结果信息封装成数据交换格式(JavaScript object notation，JSON)，通过 Kafka 消息队列推送，服务器后端的 Java 消息消费程序解析 Kafka 中的 JSON 字符串，并将判定为故障的台车算条、车轮锁紧螺母、车轮检测信息及侧板编号存储到数据库，以便后续进行业务逻辑设计。

3.3　缺陷故障判定算法实现

通过直接对算条缺失进行检测、车轮锁紧螺母缺失数量是否超过三颗以及计算经过摄像头的车轮个数来制定故障判定规则。在 Java 消息消费服务中采用 Kafka Streams API 提供的消息过滤器实现故障判定算法：

(1) 算条缺失故障判定实现。根据算条缺失检测对象的 Kafka 消息中是否包含算条缺失标签实现判定算法。检测到台车算条缺失后会触发逐帧判断，如果在连续判断的 10 帧中的检测结果中有 5 帧及以上同样检测到了算条缺失，那么就将该台车判定为算条缺失故障，从而降低系统误检率。

(2) 车轮锁紧螺母缺失故障判定实现。在车轮锁紧螺母缺失检测过程中，提前划定视频中视野最佳区域，并统计区域内视频帧数量。在包含 60 帧车轮正面视频图像的最佳视野区域内，每间隔 5 帧判断车轮正面检测对象的 Kafka 消息中锁紧螺母缺失数量。如果 12 帧检测结果中包含 6 帧及以上都检测到锁紧螺母缺失数量不少于 3 颗，就判定该车轮发生锁紧螺母缺失故障。判定流程如图 6 所示。

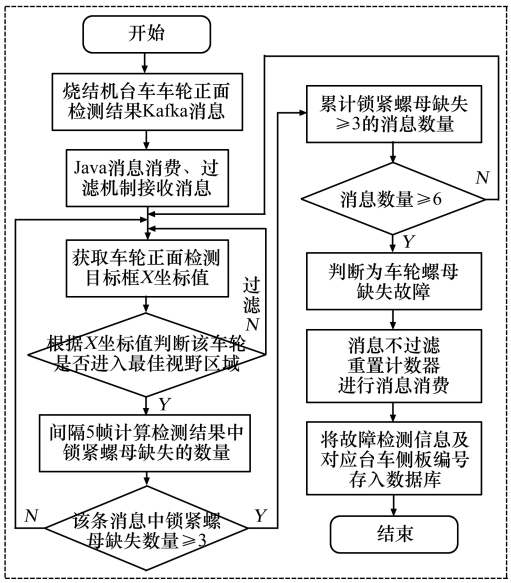
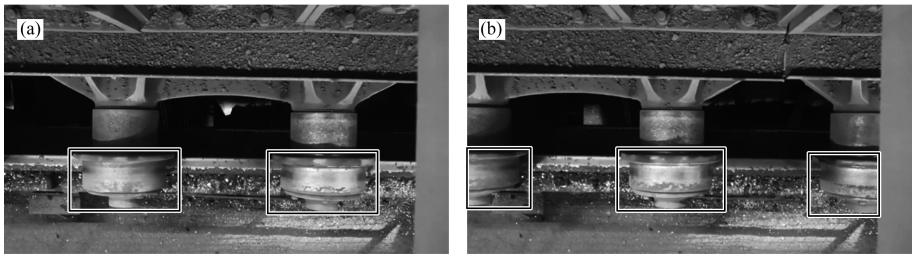


图 6　车轮锁紧螺母缺失故障判定流程

Fig. 6　Fault determination process of missing wheel lock nut

(3) 车轮脱落故障判定实现。根据车轮脱落检测摄像头安装位置，正常情况下检测到的车轮个数为 2 个或是 3 个，效果如图 7 所示。

根据车轮检测对象的 Kafka 消息中的车轮个数实现判定算法，当检测到车轮个数为1时触发



车轮检测数量/个：(a) 2；(b) 3

图 7 DeepStream 中车轮运行视频推理效果

Fig. 7 Wheel-operated video inference effects in DeepStream

逐帧判断，判断接下来的连续 10 帧检测结果中车轮个数是否有不少于 5 帧检测为 1，来判定是否发生车轮脱落故障。

通过在服务器后端的消息过滤器实现缺陷故障判定算法，将发生算条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落的台车侧板编号跟随检测结果一起存储在 MySQL 数据库中，将正常检测信息过滤避免数据累积。

3.4 数据库设计

系统将算条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落故障记录存储在数据库中，故障数据查询和分析都基于数据库中存储的故障信息。系统使用 MySQL 数据库进行数据存储，其是一种开源的关系型数据库并支持标准的结构化查询语言(structured query language，SQL)。检测过程中系统将判定为缺陷故障的部件检测信息以及其对应的台车侧板编号分类存入 MySQL 数据库的故障记录表中。系统前后端的业务逻辑设计将依赖于数据库，实现查询、修改等各类操作。

3.5 系统界面

系统界面的设计使用可跨平台的 Web 技术实现，确保界面直观且易于使用。系统将检测到的烧结机台车部件缺陷故障实时显示并预警，实现历史故障信息的浏览查询、智能视频分析结果预览、工程师管理等功能。系统界面如图 8 所示。由图 8 可知，界面显示暂未发现车轮脱落故障，有两处算条缺失、一处车轮锁紧螺母缺失故障待工程师处理。

在故障诊断页面中系统将实时检测到的部件缺陷故障的简要信息、故障台车侧板编号、未处理故障数分类显示，并提示工程师进行故障处理。通过点击该条故障信息跳转到故障诊断二级页面，



图 8 系统故障诊断页面

Fig. 8 Diagnosis page of system fault

工程师可根据故障详细信息，分析故障程度，进而决定故障处理方式。系统通过 DeepStream 管道对烧结机台车视频进行智能分析后，会将智能分析结果叠加到视频画面上并通过 RTSP 推流，将 RTSP 视频流转码后播放在前端页面，帮助工程师进一步分析故障程度，并及时了解现场生产状况。工程师还可以根据故障记录表，对烧结机台车进行计划性的维护检修，避免烧结机台车故障停机。

4　结　论

（1）采用 YOLOv7 网络模型在烧结机台车箅条、车轮锁紧螺母、车轮以及侧板编号数据集上进行训练，平均准确率（mAP）达到了 0.991，实现了对烧结机台车缺陷部件较高精度的检测。

（2）将训练好的 YOLOv7 模型权重部署在 DeepStream 中对烧结机台车运行视频中的缺陷部件进行加速检测，并采用 Kafka 消息组件实时推送检测结果。根据检测结果，在 Kafka 消息过滤机制中实现故障判定算法，可将箅条、车轮故障信息及对应台车侧板编号存储在 MySQL 数据库中。

（3）通过构建烧结机台车缺陷部件在线智能检测系统，将实时检测到的箅条缺失、车轮锁紧螺母缺失、车轮脱落故障在前端页面显示并预警。系统还包括智能视频分析结果的实时预览，历史故障信息的查询分析等功能，为烧结机台车缺陷部件的在线检测提供了有效解决方案，提高了烧结生产的可靠性与安全性。

参考文献：

[1] 王福斌，刘贺飞，何江红，等．烧结运行工艺参数分析及烧结行为模型构建[J]．烧结球团，2020，45(6)：29－34.
WANG Fubin，LIU Hefei，HE Jianghong，et al. Analysis on operation process parameters of sintering and construction of sintering behavior model[J]. Sintering and Pelletizing，2020，45(6)：29－34.

[2] 杨龙，吴洪松，杨学斌，等．烧结机台车故障分析[J]．冶金设备，2020(6)：47－51.
YANG Long，WU Hongsong，YANG Xuebin，et al. Analysis on fauil of sintering machine trolley[J]. Metallurgical Equipment，2020(6)：47－51.

[3] 唐凌剑，张大晶，刘苗，等．解决烧结机台车箅条大面积倾斜脱落的实践[J]．烧结球团，2017，42(5)：18－20.
TANG Lingjian，ZHANG Dajing，LIU Miao，et al. Practice of preventing sintering machine grate bars from large scale slanting and fall off[J]. Sintering and Pelletizing，2017，42(5)：18－20.

[4] 王二林，张爱东，吴建海．烧结机台车轮掉落研究[J]．冶金设备，2023(1)：32－35.
WANG Erlin，ZHANG Aidong，WU Jianhai. Research on wheel drop of sintering machine[J]. Metallurgical Equipment，2023(1)：32－35.

[5] 罗柏文，史天宠，李宗平，等．烧结机箅条故障在线监测的图像识别方法研究[J/OL]．机械科学与技术，2023：1－7[2024－07－25]. https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003－8728.20230220.
LUO Bowen，SHI Tianchong，LI Zongping，et al. Research on image recognition method for on-line monitoring of grate faults in sintering machine[J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering，2023：1－7[2024－07－25]. https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003－8728.20230220.

[6] 陈翔．基于机器视觉的环冷机台车车轮状态监测系统[D]．杭州：浙江大学，2019.
CHEN Xiang. Wheel condition monitoring system of circular cooling machine based on machine vision[D]. Hangzhou：Zhejiang University，2019.

[7] WANG Y M，LI Z R，FANG L R，et al. Offset detection of grate trolley's side plate based on YOLOv4[J]. Journal of Sensors，2021，2021(1)：5552206.

[8] YANG J，LI S B，WANG Z，et al. Real-time tiny part defect detection system in manufacturing using deep learning[J]. IEEE Access，2019，7：89278－89291.

[9] 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.

[10] 胡佳睿．基于嵌入式平台的车辆智能分析系统[D]．武汉：华中科技大学，2020.
HU Jiarui. Vehicle intelligent analysis system based on embedded platform[D]. Wuhan：Huazhong University of

Science and Technology,2020.

[11] LIU S Y,FENG J B,ZHANG Q,et al. A real-time smoke and fire warning detection method based on an improved YOLOv5 model[C]//2022 5th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Piscataway:IEEE,2022:728 – 734.

[12] 王月明,李世翔,翟容清,等. 基于YOLOv3算法的烧结厂台车算条缺失检测研究[J]. 烧结球团,2021,46(5):30 – 34.
WANG Yueming, LI Shixiang, ZHAI Rongqing, et al. Research on detection of missing trolley grate bars in sintering plant based on YOLOv3 algorithm[J]. Sintering and Pelletizing,2021,46(5):30 – 34.

[13] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7:Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE,2023:7464 – 7475.

[14] JIANG P Y,ERGU D J,LIU F Y,et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science,2022,199:1066 – 1073.

[15] DING X H, ZHANG X Y, MA N N, et al. RepVGG: Making VGG-style ConvNets great again[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway:IEEE,2021:13728 – 13737.

[16] JEONG E,KIM J,HA S. TensorRT-based framework and optimization methodology for deep learning inference on jetson boards[J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems,2022,21(5):1 – 26.

[17] 王伟伟,项世珍,董盛鹏,等. PAL视频监控系统实时性分析和优化[J]. 计算机应用,2021,41(S2):330 – 334.
WANG Weiwei, XIANG Shizhen, DONG Shengpeng, et al. Real-time analysis and optimization of PAL video monitoring system[J]. Journal of Computer Applications,2021,41(S2):330 – 334.

(上接第9页)

[25] 王喆,张建良,左海滨,等. MgO/Al_2O_3 比对烧结矿矿物组成及冶金性能的影响[J]. 烧结球团,2013,38(5):1 – 4.
WANG Zhe, ZHANG Jianliang, ZUO Haibin, et al. Influence of MgO/Al_2O_3 ratio on sinter mineral composition and metallurgical properties[J]. Sintering and Pelletizing,2013,38(5):1 – 4.

[26] 孟凡俭,孙长余,李廷乐,等. 烧结矿中复合铁酸钙形成影响因素[J]. 钢铁,2018,53(7):16 – 23.
MENG Fanjian,SUN Changyu,LI Tingle,et al. Formation and influencing factors of silico-ferrite of calcium and aluminum in sinter[J]. Iron & Steel,2018,53(7):16 – 23.

[27] 张国成,罗果萍,柴轶凡,等. 碱度对烧结矿液相形成性能和微观结构特性的影响[J]. 钢铁研究学报,2021,33(7):584 – 592.
ZHANG Guocheng, LUO Guoping, CHAI Yifan, et al. Effect of basicity on liquid phase formation properties and microstructure of sinter[J]. Journal of Iron and Steel Research,2021,33(7):584 – 592.

[28] 汪正杰,甘敏. CaO和SiO_2对烧结矿产质量的影响[J]. 烧结球团,2014,39(6):12 – 16.
WANG Zhengjie,GAN Min. Effects of CaO and SiO_2 on the quality and yield of sinter[J]. Sintering and Pelletizing,2014,39(6):12 – 16.