

高速铁路线路环境异物入侵视频检测系统研制

王浩然¹, 戴鹏², 刘俊博², 时菁², 宋浩然², 顾子晨³

(1. 中国铁道科学研究院 研究生部, 北京 100081;

2. 中国铁道科学研究院集团有限公司 基础设施检测研究所, 北京 100081;

3. 北京铁科英迈技术有限公司, 北京 100081)

摘要: 针对智能高铁 2.0 体系中智能装备建设要求, 研制了高速铁路线路环境视频检测系统; 该系统采用高实时、双模态补偿技术进行动态成像, 克服了高速运行条件下的运动模糊及开放式场景下的环境光干扰问题; 基于 Faster-RCNN 和 YOLO v8 模型开发了异物入侵智能识别算法, 实现了基于高速动车组平台的列车运行环境状态异常在线检测; 研发了线路环境视频动态检测应用软件, 实现了列车运行环境异常的动态实时监测和异常数据管理; 试验验证表明, 系统可满足最高 450 km/h 运行条件下的线路环境高清成像和异物入侵检测, 缺陷检出率 $\geq 90\%$ 。

关键词: 高速铁路; 异物入侵; 视频检测系统; 智能识别; 数据管理

Development of Video Detection System for Foreign Objection Intrusion in High-speed Railway Line Environments

WANG Haoran¹, DAI Peng², LIU Junbo², SHI Jing², SONG Haoran², GU Zichen³

(1. Postgraduate Department, China Academy of Railway Sciences, Ltd., Beijing 100081, China;

2. Infrastructure Inspection Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Ltd., Beijing 100081, China;

3. INMAI Railway Technology Co., Ltd., Beijing 100081, China)

Abstract: Aiming at the requirements of intelligent equipment construction in the intelligent high-speed railway system V2.0, a high-speed railway line environment video detection system is developed. The system uses high real-time and dual-mode compensation technology for dynamic imaging, which overcomes motion blur under high-speed operation conditions and ambient light interference in open scenes. An intelligent recognition algorithm for foreign object intrusion is presented based on the faster region-based convolutional neural networks (Faster-RCNN) framework and YOLO v8, achieving the online detection of abnormal train operating environment status for the high-speed train platform. The application software of video dynamic detection of line environments is developed, which realizes the dynamic real-time monitoring and abnormal data management of abnormal train operation environments. Experimental results show that the system can meet the high-definition imaging and foreign object intrusion detection of the line environment with a velocity of up to 450 km/h, and the accuracy of defect detection is greater than or equal to 90%.

Keywords: high-speed railway; foreign objection intrusion; video detection system; intelligent recognition; data management

0 引言

截至 2023 年底, 我国铁路营业里程达到 15.8 万公里, 其中高铁营业里程 4.4 万公里, 居世界第一位。我国高速铁路列车运营速度已突破 350 km/h, 2022 年开建的成渝中线未来将进一步提速至 400 km/h^[1]。不断提升的运行速度和持续增加的运营里程对列车运行环境状态的检测提出了新的挑战^[2]。与此同时, 智能高铁 2.0 体系中智能装备建设也对基于动车组平台实现对列车运行环境的动态普查提出了更高要求。高速铁路运行环境具有背景高动态、目标强随机、天候条件复杂等特点。因此针对环境状态的视频

识别系统面临模式复杂、需识别异常对象不确定性高等问题。

针对高速铁路运行环境异物侵入检测, 世界各国的学者已经进行了大量的研究。董宏辉等人^[3]通过单目相机采集数据, 利用图像处理技术和语义分析识别异常情况并生成预警信息。朱正平等^[4]提出一种基于机器视觉的轨道异物侵界检测方法, 利用 Hough 变换检测出铁轨, 以铁轨的边缘为基础识别异物。该方法成本低, 实时性好, 但是泛化性差, 可靠性较低。近年来计算机视觉的方法已被广泛应用于异物检测当中。He 等人^[5]提出了一种结合 SSD

收稿日期: 2024-04-22; 修回日期: 2024-05-21。

基金项目: 国家自然科学基金(52272427); 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划重大课题(K2021T015); 中国铁道科学研究院集团有限公司院基金课题(2022YJ256)。

作者简介: 王浩然(2000-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 刘俊博(1989-), 男, 博士, 副研究员。

引用格式: 王浩然, 戴鹏, 刘俊博, 等. 高速铁路线路环境异物入侵视频检测系统研制[J]. 计算机测量与控制, 2023, 32(10): 86-91.

和 MobileNet 的目标检测方法。Niu 等人^[6]提出利用背景建模、像素差分的方法实现对于铁路侵限物体的快速检测。Guo 等人^[7]利用生成对抗网络 (GAN, generative adversarial network) 生成侵入铁路区域的行人和动物图像, 并采用 YOLO v3 目标检测模型对侵入物体实现检测。本文提出了一种基于一致性的无监督异物检测方法, 进一步提高了线路环境入侵异物的检测精度, 改善了漏检、误检的情况。

目前, 视频检测系统已成为世界多国综合检测列车的重要配置^[8]。意大利的“阿基米德”号高速综合检测列车装有线路运行环境视频监测系统, 接触网视频监测系统, 轨道及转向架视频监测系统, 司机视线视频监控系统等^[9]。法国的“MGV”高速综合检测列车“IRIS 320”提供轨道几何检测、钢轨表面检测、接触网检测以及运行环境视频采集等功能^[10]。日本的 East-I 新干线电气轨道综合检测工程列车装备了环境摄像机、轨道摄像机等视频采集设备, 用于获取铁路沿线的运行环境信息^[11]。我国的 CRH-2010A 型综合检测列车装配有多个视频采集设备, 实现了高速铁路运行环境安全的多视角监控^[12]。

上述针对列车环境状态检测的研究工作取得了一定的效果, 但从检测速度和缺陷识别精度来看, 存在成像视频清晰度不够、识别准确率偏低、系统使用场景的泛化性不足等问题。本文结合时速 400 公里高速综合列车研制工作, 研制了一套可满足最高 450 km/h 运行速度的线路环境视频检测系统, 实现了列车运行环境状态的高速实时在线检测。

1 系统结构设计

线路环境视频检测主要由高速高动态视频采集系统、异常智能识别模型和数据分析软件 3 部分组成。

1.1 视频采集系统

高速铁路沿线环境复杂, 沿线的光照、天气条件多变, 导致现有的视频采集组件成像质量不稳定^[13-15]。本系统的视频采集组件选用双模态高清数字相机, 通过动态调节光学成像参数, 实现更高速度条件下的线路环境高清成像。

1.1.1 组件设计

为增强在复杂环境条件下高速运动的成像能力, 组件选用最高支持 4 k 分辨率、60/s 帧率的高清双光摄像机, 通过在不同条件下模拟测试, 调试出最佳的参数配置, 并结合识别算法自动控制切换, 以保证视频数据的成像质量。除可见光信息外, 该组件还可以接收近红外线补光灯发射的红外光, 能在暗光或无光环境下成像。而且红外线穿透性更强, 可以降低雨雾天气对成像的影响^[11], 能获得质量更高的环境视频数据。为降低高速运动产生动态模糊的影响, 组件在采集时缩短曝光时间; 组件最高支持 1/100 000 s 的曝光时间, 可以满足 450 km/h 速度条件下的高清视频成像。

组件采用一体化设计, 外壳采用铝合金材料, 保证了摄像模组的散热, 外壳接缝和数据接口处做了防水密封处

理。组件支持以太网供电 (PoE, power over ethernet), 通过一根网线与 PoE 交换机连接即可实现供电和数据通信。网线隐藏于安装支架内, 组件整体无外漏线缆。组件支架支持俯仰、高低、旋转调节, 方便现场安装调试。高清摄像组件安装于列车的车头驾驶室的司机操作台上, 如图 1 所示。组件透过光学玻璃片获取线路环境视频信息, 并通过高速车载环网发送到嵌入式数据采集、分析、展示一体化设备。



图 1 视频采集组件

采集控制机采用高性能嵌入式工控主板, 中央处理器和图形处理器 (GPU, graphics processing unit) 性能卓越, 具备每秒运算 200 万亿次浮点指令的算力。采用基于 Linux 内核的无损压缩处理, 能够对采集的大量视频数据进行实时压缩, 加快后续图像增强处理速度, 满足 450 km/h 运行条件下的采集需求。组件采集架构如图 2 所示。

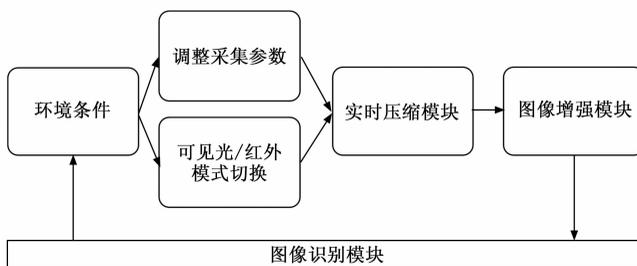


图 2 组件采集架构

1.1.2 图像增强算法

由于高速视频采集的曝光时间短, 在隧道或夜间行车等环境光线不足的场景中存在画面亮度低、饱和度不足、噪声较多的问题, 因此, 采用了改进的限制对比度自适应直方图均衡化 (CLAHE, contrast limited adaptive histogram equalization) 图像增强方法。

直方图均衡化是一种常用的增强图像对比度的方法, 其原理是将图像的直方图分布变成近似均匀分布, 从而增大反差, 增强图像的对比度, 使图像细节清晰。自适应直方图均衡算法 (AHE, adaptive histogram equalization) 的基本思想是将图像分成若干个小区域, 直方图均衡的基本单位不再是整个图像, 而是对每个小区域做直方图均衡。这样能够根据每个区域的特点进行有针对性的增强, 从而更好地保持图像的局部细节和特征, 更适合于用来改善图像的局部对比度, 增强图像边缘信息, 避免全局处理带来

的过度增强问题。但由于 AHE 对局部对比度提高过大, 导致图像中相同区域的噪音被过度放大, 进而使图像失真。

为避免由于自适应直方图均衡化产生图像不连续和过度增强图像的结果, 采用了限制对比度^[12]的方法。限制对比度就是在增强图像对比度的同时, 需要限制增强后的图像的对比度, 以避免过度增强导致图像失真或噪声放大。通过限制对比度, CLAHE 能够在增强图像对比度的同时保持图像的自然感。对原图像的灰度直方图设定一个阈值, 若有某个灰度超过阈值就对之进行裁剪, 并将超出阈值的部分平均分配到各个灰度级。

为有效解决块状不连续的缺陷, 计算中采用了双线性插值方式, 将图像分为了多个矩形块, 分别计算每一块的灰度直方图和对应的变换函数。对于图像的每一个像素点, 找到其邻近的 4 个窗口, 分别计算 4 个窗口直方图变换函数对中心像素点的映射值, 记作 $f_{00}(D), f_{01}(D), f_{10}(D), f_{11}(D)$ 。而后进行双线性插值得到最终该像素点的映射值, 双线性插值公式为:

$$f(D) = f_0(D) + f_1(D)$$

$$f_0(D) = (1 - \Delta y)[(1 - \Delta x)f_{00}(D) + \Delta x f_{10}(D)]$$

$$f_1(D) = \Delta y[(1 - \Delta x)f_{01}(D) + \Delta x f_{11}(D)]$$

其中: $\Delta x, \Delta y$ 是中心像素点相对于左上角窗口中心的距离与窗口大小的比值。

1.2 环境异常智能检测模型

全程封闭的高速铁路运行环境是高速列车安全运行的前提^[13]。随着运营时间的增长, 铁路沿线封闭设施出现异常, 高速铁路面临着轨道异物入侵、接触网悬挂异物、接触网杆鸟窝等问题^[14-19], 严重影响高速列车运行安全。

1.2.1 检测算法研究

在高铁运行环境中, 入侵异物的类别、数量、形态和尺寸是难以预知的^[20-23]。基于高速采集的线路环境视频数据, 针对无砟轨道和接触网供电系统潜在的异物入侵风险, 设计了针对性的异物入侵检测算法, 能够实时地检测线路环境异常情况。

由于不同运行区域的图像中所包含的信息量也存在较大差异, 在进行深度特征建模时, 提取的深度特征表示向量差异巨大, 并且特征分布严重不平衡。现有的学习方法在泛化能力、检测精度以及漏检和误检数量方面表现不佳。

本项目采用了一种基于一致性的异物检测方法, 利用两个预测分支的一致性来判断检测目标是否为异物^[24]。由于实际线路当中异常物体出现频率低, 并且大多数在单个图像中与其他区域差异大, 因此可以通过一个相似度的模型来衡量每个区域之间的相似性从而判断其是否异常。

传统的 Faster-RCNN (Faster Region-based Convolutional Neural Networks) 检测模型会产生大量候选区域, 并且对目标进行两阶段检测, 具有优秀的目标检测能力, 但其检测速率不高, 无法满足实时检测的要求。YOLOv8 网络相比于 Faster-RCNN 产生的候选区域较少, 对目标进行

单阶段检测, 具有很好的检测速率, 能够满足实时检测的要求, 但一般情况下, 其检测效果要低于两阶段检测网络, 并且当数据集规模较小, 检测目标特征不明显的情况下, 同样具有精度不高的缺陷。算法结合两种检测模型的优点, 对于获取到高速视频, 首先利用 YOLOv8 模型作为 backbone 检测出环境异物所在的目标可能区域, 可以快速缩小检测范围; 然后在该区域内再利用 Faster-RCNN 模型检测出可能存在目标的候选框。对于每一个候选框, 先提取出不同层的特征, 并将两个不同层次的特征送入到两个分类器中, 就可以得到两个预测的结果。最后利用两个预测值的相对熵计算从而得到一致性的评分。具体方案如图 3 所示。

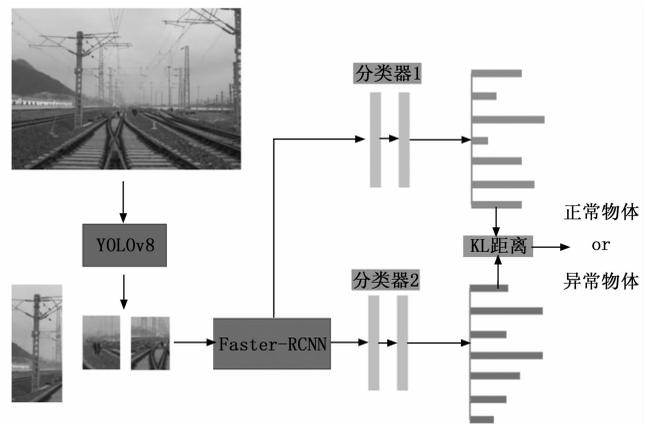


图 3 模型结构示意图

使用无监督的训练方式, 在训练过程中仅需正常样本。在推理过程中, 如果目标是训练中见过的正常样本, 预测结果基本一致, 则认为其是正常样本, 对于训练中没有见过的异常样本, 两个分支的预测则会有较大差异, 就认为其可能是异物。

1.2.2 算法部署

为使算法高效快速地集成进系统内, 本节采用基于 TensorRT (Tensor Rounting and Transposing) 的部署方式, 可以在运行时对网络进行压缩、优化和部署, 以提高延迟、吞吐量和运算效率。在 Pytorch 模型完成训练后, 将获得的模型参数文件通过“跟踪/记录”(trace)的方式导出模型并设置静态输入转换成开放的神经网络切换形式 (Onnx, open neural network exchange), 调用 TensorRT 提供的转换编程接口将 Onnx 文件转换成 TensorRT 引擎文件并设置动态输入, 最终加载 TensorRT 模型输入数据执行推理。本节部署方案使用 C++ 实现, 项目简洁, 提高了运行效率; 同时 TensorRT 模型在推理效率高于 Pytorch 模型, 极大利用了设备性能, 提高了整体执行效率。

1.3 数据分析软件

1.3.1 检测程序调度

检测程序架构由系统主程序、主数据库和数据分析子程序 3 部分组成, 程序调度如图 4 所示。系统主程序和主数

数据库部署在系统主节点, 数据分析子程序部署在各个数据分析子节点, 各程序之间通过传输控制协议/网际协议 (TCP/IP, transmission control protocol/ internet protocol) 通信, 通过网络文件系统 (NFS, network file system) 共享存储目录。

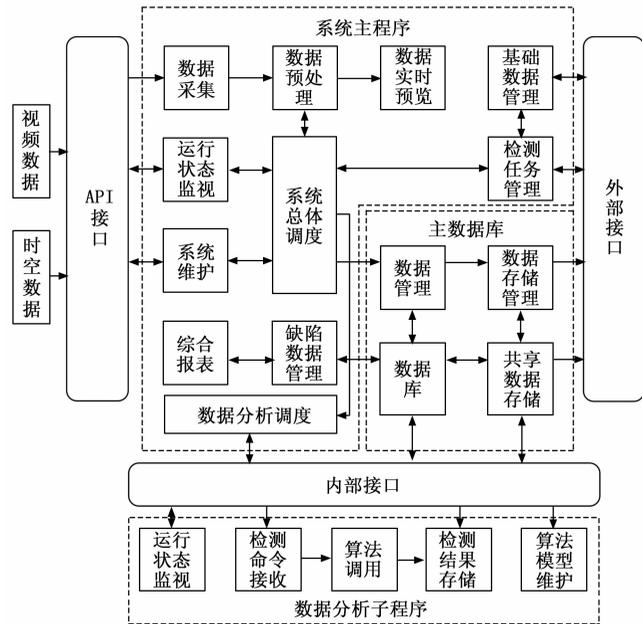


图 4 检测程序架构图

主程序开启后自动连接摄像机, 检查并更新摄像机当前视频流的参数和场景模式, 使用实时流传输协议 (RTSP, real time streaming protocol) 拉取摄像机视频流数据, 而后调用 GPU 硬件解码库将视频流解码为 jpg 格式图片和绝对时间戳, 分别存入各图像数据队列。主程序按时间戳读取图像数据队列和时空定位数据队列, 将图像输入增强模块; 而后输入检测模块, 得到图像场景中异常信息, 并为每帧图像附加检测信息用以实时预览和存储。为实现检测数据的规范存储, 模块会在检测任务开始后新建索引文件, 从预处理后的缓存队列中读取图片并编码为 mp4 格式视频文件保存, 同时生成字幕文件。

数据分析子程序开启后接收系统主程序发来的参数设置命令, 同步当前系统的检测参数, 并每秒向系统主程序报告当前运行状态和硬件状态。子程序主要负责调用各检测算法, 在接收主程序发来的检测命令后, 解析出文件地址和图像帧号范围, 读取数据放入缓存队列以便输入算法处理。子程序还会对检测结果进行去重分析, 根据附加信息和异常类型生成文件名对异常数据进行存储。

主数据库采用网络方式部署, 主要存储系统配置、原始数据信息、异常数据信息、基础数据信息、系统日志数据信息等数据, 为系统主程序和数据分析子程序提供增删改查服务。

1.3.2 数据管理展示功能

为实现视频的实时预览, 提供直观的数据展示, 软件

可以接收预处理后的图像, 并在界面上显示线路检测信息和识别的杆号信息, 界面区域如图 5 所示。预览界面可实现预览启停、截图、图像设置、全屏显示等功能。检测任务可在手动模式与自动模式之间切换。手动模式需要用户输入里程信息如开始里程、线路名、车头方向、增减里程、管界等; 自动模式则接收集控的指令。

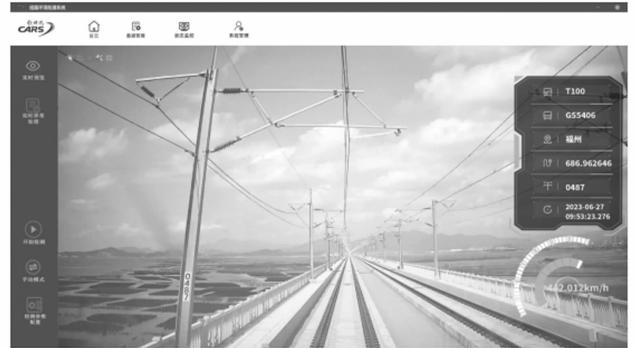


图 5 检测界面示意图

软件能够在异常处理界面加载标识有异常区域的图片, 满足人工复核需求。对于原始视频数据和检出异常图像数据, 软件可以根据台账信息和识别杆号信息筛选查看, 回放存储的原始视频数据, 能导出索引文件和视频图像数据。可以按检测信息统计线路的里程范围和异常数据总数, 输出线路检测报表。

2 试验验证

2.1 算法性能验证

2.1.1 图像增强成像效果验证

由于没有成对的清晰图像做参考, 实验采用无参考的图像质量评估指标 NIQE 进行定量比较。NIQE 是指从图像中获取一些统计数据来刻画图像的质量。从 125 幅原始图像中提取 36 个特征的平均值, 与多元高斯 (MVG, multivariate Gaussian) 模型进行拟合, 利用最大似然估计得到该模型的均值和协方差, 得到自然图像的模型。测试图像提取 36 个特征, 与 MVG 模型进行拟合, 计算这两个数据之间的距离, 就是最后的图像质量。值越小, 说明图像的质量越好。

NIQE 可以表示为:

$$D(v_1, v_2, \sum_1, \sum_2) = \sqrt{\left[(v_1 - v_2)^T \left(\frac{\sum_1 + \sum_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2) \right]}$$

其中: v_1, v_2, \sum_1, \sum_2 分别是自然图像的 MVG 模型和畸变图像的 MVG 模型的均值向量和协方差矩阵。图像增强效果与试验结果如图 6 所示。

2.1.2 检测算法效果验证

构建了线路环境异物数据集, 该数据集包含 530 张铁路运行环境数据, 其中无砟轨道异物 300 张, 接触网悬挂异物 200 张, 鸟窝异物 30 张。按照 9 : 1 的训练集与测试集

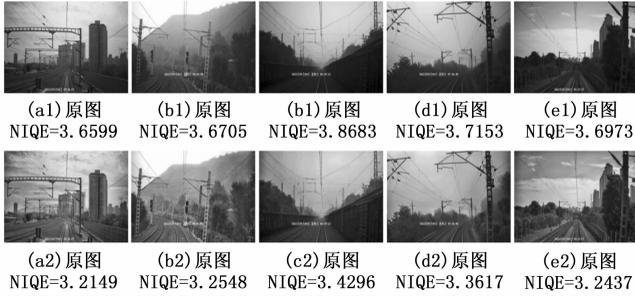


图 6 图像增强试验结果

比例进行训练测试。针对该数据，使用 YOLOv5s 模型和本模型进行接触网悬挂异物检测，对比验证模型检测效果。使用识别精确率、异物检出率和检测帧率（FPS，frame per second）作为客观评价指标，结果如表 1 所示。

表 1 异物检测测试结果

模型名	精确率/%	检出率/%	FPS
YOLOv5s	73.5	86.2	25
本模型	80.9	91.7	66

2.2 现场试验验证

系统搭载“复兴号”高速综合检测列车平台，在中国国家铁道试验中心（简称环铁）和甬广高速铁路福漳段（简称福厦高铁）进行试验。前期在环铁主要试验系统中各检测算法的重复性、准确度，以及系统硬件的可靠性、抗干扰性和实用性；在福厦高铁主要测试系统在超高速运行条件下的视频采集、分析检测和数据分析展示功能。

2.2.1 450 km/h 条件试验

在甬广高速福漳段，系统搭载试验列车进行多天时速 400 km 以上动态试验验证，单列最高时速达到 453 km^[25]。试验主要测试在超高速运行场景下，对系统的采集、处理、分析和数据管理功能。由于福厦高铁为新建线路，还未开始运营，没有线路入侵异物情况，无法形成量化评价指标，因此在主要测试高速成像质量和检测数据管理展示功能。

截取高速条件下的检测视频实时预览界面，如图 7 所示，视频图像的分辨率高，细节丰富，经过图像增强处理后，画面饱和度提升，细节更加突出，说明相机能够在高速环境下有较好的成像质量，且预处理算法可以满足对数据进行实时处理的需求。原始视频数据和展示界面均没有数据丢失现象出现，数据归集和各软件功能使用正常，说明系统数据管理功能可以满足高速检测的需要。

2.2.2 真实缺陷场景

试验线为环形轨道区域，全长 9 km。由于实际缺陷稀少，为对检测算法进行重复性和准确度验证，选择不影响列车运行安全的前提下，沿线布设 20 个轨道异物靶标、10 个接触网异物靶标和 4 个模拟鸟窝靶标。选取 2023 年 6 月 1 日和 6 月 2 日拍摄的各十圈次 120 km/h 速度级线路环境视频数据作为样本，缺陷识别如图 8 所示，算法功能检测结果如表 2 所示。



图 7 检测视频实时预览界面截图



(a) 轨道异物检测结果



(b) 接触网异物检测结果



(c) 鸟窝检测结果

图 8 缺陷识别结果

表 2 算法功能检测结果表

检测项目	检测总数 / 个	正确检出数量 / 个	检出率/%	检出率 差值/%
轨道异物	200	195	97.5	3
	200	189	94.5	
接触网悬挂异物	100	91	91	5
	100	96	96	
接触网杆 鸟窝	40	37	92.5	2.5
	40	38	95	

在检测过程中，系统实时采集和预览线路环境视频图像，能根据光照条件、线路场景自动切换预设的成像参数，并对视频图像质量进行增强。系统能接收集中控制系统发送的检测基本信息、启动/停止等指令功能，能够向集中控

制系统反馈系统运行状态和传感器状态。系统可实时存储原始视频数据、检测结果数据、统计分析数据等带有检测基本信息的检测数据,能够在检测过程中实现视频数据分段的存储功能。系统数据管理模块可以实现对原始视频、检测结果、基础台账、检测交路等数据的增加、修改、删除、查询功能。

系统检测项目包括接触网杆鸟窝、接触网悬挂异物、无砟轨道异物等。系统能够进行检测数据的视频回放、检测结果浏览、缺陷判断、无效数据标注、检测数据统计分析等,并将相应记录以数据库形式存储,具备自动打印检测报告等功能。系统可以实现视频数据重放,可重现整个检测过程。

在线路试验期间,线路环境视频检测系统的软硬件均未发生故障,可靠性满足技术条件要求。检测系统无明显电磁干扰、未出现数据丢失、失真等现象,抗干扰性满足技术条件要求。在重复性、准确度、可靠性、抗干扰性均满足技术条件的前提下,线路环境检测系统的软件人机交互界面友好方便、操作便利、检测设置、结果输出查看和汇总报表打印简单便捷,线路环境检测系统实用性满足技术条件要求。

3 结束语

本文面向高速铁路运行环境安全检测任务,研制了可满足 450 km/h 运行条件的线路环境异物入侵视频检测系统。采用双模态高清摄像机采集,经过图像增强处理,能够在高速环境下有较好的成像质量。基于目标检测、深度学习等技术,实现了线路环境异物入侵检测的功能。开发了数据分析软件,能够对检测数据进行分析、展示和管理。经过长时间试验验证,结果表明,线路环境异物入侵视频检测原型系统能够完成自动化检测任务,为高速铁路运行环境安全检查提供重要的技术手段,进一步提升我国铁路安全保障的技术水平。

参考文献:

- [1] 陈煦阳. “最快高铁”有望在成渝中线率先开跑 [N]. 成都日报, 2024-01-15 (1).
- [2] 姚冬, 陈东生, 陶凯, 等. 高速铁路基础设施综合检测监测技术探讨 [J]. 铁道标准设计, 2020, 64 (3): 42-48.
- [3] 董宏辉, 孙智源, 葛大伟, 等. 基于高斯混合模型的铁路入侵物体目标识别方法 [J]. 中国铁道科学, 2011, 32 (2): 131-135.
- [4] 朱正平, 王秀丽, 岳秋菊. 基于机器视觉的轨道异物侵限检测方法研究 [J]. 甘肃高师学报, 2009, 14 (2): 22-24.
- [5] HE D, YAO Z, JIANG Z, et al. Detection of foreign matter on high-speed train underbody based on deep learning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 183838-183846.
- [6] NIU H, HOU T. Fast detection study of foreign object intrusion on railway track [J]. Archives of Transport, 2018, 47 (3): 79-89.
- [7] GUO B, GENG G, ZHU L. High-speed railway intruding object image generating with generative adversarial networks [J]. Sensors, 2019, 19 (14): 3075.
- [8] 王凡, 赵宏伟, 刘俊博, 等. 高速铁路运行环境视频自适应去模糊方法 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (21): 258-263.
- [9] MORETTI M, TRIGLIA M, MAFFEI G. ARCHIMEDE- the first European diagnostic train for global monitoring of railway infrastructure [C] // Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, 2004.
- [10] 仲崇成, 李恒奎, 李鹏, 等. 高速综合检测列车综述 [J]. 中国铁路, 2013 (6): 89-93.
- [11] 陈梅, 袁振江, 陈宏宇, 等. 铁路线路巡防视频监控需求分析与方案研究 [J]. 中国铁路, 2022 (7): 125-133.
- [12] ZUIDERVELD K. Contrast limited adaptive histogram equalization [M]. Graphics Gems IV, 1994: 474-485.
- [13] 王卫东, 顾世平, 杨超, 等. 高速综合检测列车 [J]. 铁路技术创新, 2012 (1): 12-15.
- [14] 王玮, 朱力强. 基于特征图裁剪的高铁周界入侵实时检测算法 [J]. 铁道学报, 2019, 41 (9): 74-80.
- [15] GONG D, YANG J, LIU L, et al. From motion blur to motion flow: a deep learning solution for removing heterogeneous motion blur [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2319-2328.
- [16] HAO F, JIANG Z G, XIE F Y, et al. Automatic fastener classification and defect detection in vision-based railway inspection systems [J]. IEEE Transactions on Instrument and Measurement, 2014, 63 (4): 877-888.
- [17] SUN C, ZHANG C, XIONG N. Infrared and visible image fusion techniques based on deep learning: a review [J]. Electronics, 2020, 9 (12): 2162.
- [18] 卢春房, 马战国, 蔡超勋. 重载铁路线路设备智能感知体系框架研究 [J]. 铁道建筑, 2022, 62 (8): 1-6.
- [19] WANG T, ZHANG Z, TSUI K L. A deep generative approach for rail foreign object detections via semisupervised learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19 (1): 459-468.
- [20] CHEN Z, WANG Q, YU T, et al. Foreign object detection for railway ballastless trackbeds: a semisupervised learning method [J]. Measurement, 2022, 190: 110757.
- [21] 赵仲瑜, 唐伟忠, 张文辉, 等. 基于 YOLOv5 的铁路接触网异物检测模型初步研究 [J]. 铁路计算机应用, 2024, 33 (2): 13-18.
- [22] GAO S. Automatic detection and monitoring system of pantograph-catenary in China's high-speed railways [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-12.
- [23] 刘鹏. 基于集成策略的接触网区域鸟窝智能识别方法 [J]. 电气化铁道, 2022, 33 (1): 28-32.
- [24] 刘俊博, 王浩然, 宋浩然, 等. 高速铁路线路异物检测方法及其装置 [P]. 北京: CN202310700837.6, 2023-09-19.
- [25] CR450 动车组研制取得阶段性成果 [J]. 铁道技术监督, 2023, 51 (8): 61.