

# 基于5G图像快速传输的列车轨道高速智能巡检系统

余佳磊

(上海欣铁机电科技有限公司, 201112, 上海//工程师)

**摘要** 目的:由于巡道检查工作纯作业的时间少,检测的项目多,检测的范围大且距离长,现有的以人工巡道检查的检测方式已经不能满足其要求,因此寻求提高检测效率的新手段势在必行。方法:通过在地铁列车上安装轨道高速智能巡检系统,利用5G(第五代移动通信技术)网络快速传输图像;通过深度学习算法实现轨面擦伤或掉块、波磨、光带异常、焊缝、弹条或螺栓缺失、弹条歪斜、弹条断裂以及轨道板裂纹和轨道异物等在线智能识别。结果及结论:在南昌地铁1号线近3个月的试用结果表明:该系统可检测钢轨顶面伤损、扣件缺陷、轨道板缺陷等病害和轨道异物。其识别率不小于95%,误报率不大于5%,识别率高、重复性好;同时,不占用天窗时间,可做到日日检,改变了传统巡道方式;对轨道结构表面状态的检查可做到全天候的检测,从而产生隐含的不可估算的经济效益和社会效益。

**关键词** 地铁;列车轨道巡检;智能识别;5G

**中图分类号** X216.3; U231

**DOI**:10.16037/j.1007-869x.2023.12.044

## High-speed Intelligent Inspection System for Train Track Based on 5G Image Rapid Transmission

YU Jialei

**Abstract** Objective: Due to the limited working time, numerous inspection tasks, extensive inspection coverage, and long distance involved in track inspection work, the existing manual inspection methods are no longer sufficient to meet the requirements. Therefore, there is an imperative need for developing new means to enhance inspection efficiency. Method: The high-speed intelligent inspection system for tracks is installed on metro trains, utilizing 5G (fifth generation) mobile communications technology for rapid image transmission. Deep learning algorithms are employed to achieve real-time intelligent identification of track surface abrasions or detachment, corrugation, abnormal light bands, weld seams, missing fasteners or bolts, misaligned fasteners, broken fasteners, track plate cracks, and foreign objects on the track. Result & Conclusion: The trial results from the pass three months on Nanchang Metro Line 1 indicate that the system can detect diseases

such as damage on rail top surface, fastener defects, track plate deficiencies, and foreign objects on the track. The recognition rate is not less than 95%, with a false alarm rate of not more than 5%, demonstrating high recognition rate and good repeatability. At the same time, it does not occupy the track inspection window time, enabling daily inspections and transforming conventional track inspection methods. With the possibility of daily all-weather inspection work of track surface conditions, incalculable hidden economic and social benefits can be generated.

**Key words** train track inspection; intelligent recognition; 5G; unattended

**Author's address** Shanghai Xintie Electromechanical Technology Co., Ltd., 201112, Shanghai, China

我国城市轨道交通发展迅速,截至2022年底,我国地铁运营线路总里程已超过8 000 km,占比为77.84%。可见,地铁已成为我国城市中重要的交通运输方式,其高效、安全地运营对国家经济的发展和人民生命财产的安全都具有重要意义。地铁在飞速发展的同时,对其安全运营也提出了更高的要求,除了轨道几何状态检测和钢轨探伤检测等专业性很强的检测之外,对可视的轨道结构性病害进行全面的巡查也是十分重要的,并纳入日常周期性的全面检测工作中去。

目前,国内对轨道状态及可视性病害的检查以人工步行巡检为主,即通过人眼观察进行缺陷识别。这不仅需要消耗大量的人力,而且检测精度和效率低,并受人员素质和工作状态的影响,具有一定的不确定性。也有安装在15 km/h的探伤小车上或者大型工程车上的自动巡检装置,利用夜间施工检修时间,对轨道状态进行快速自动检查。但其作业计划性强,也会存在调度困难,灵活性差等问题,拖延了故障的及时处理,要代替人工巡检还存在一定的差距。

此外,对于轨道缺陷及病害的检测方法还有磁

粉法、电涡流法和超声波法等。其中:电涡流法多用于检测钢轨表面裂纹及裂纹浅层深度等,其受表面金属屑影响较大;超声波法主要用于内部伤损的检查,该方法在钢轨探伤方面使用较为成熟,但对于表面缺陷的检查是其盲点。

本研究提出一种列车轨道智能巡检系统,通过拍摄轨道和钢轨表面,对钢轨缺陷包括轨面掉块、扣件缺陷、轨道板缺陷及轨道异物等进行自动在线识别,并通过 5G(第五代移动通信技术)网络将数据传至数据中心,在无人值守情况下完成整条线路的巡检工作。同时,可将统计缺陷实时上报发送至客户端查看验收,在运营的同时做到对全线路巡道检查,并可随意安排日检或周检,可大大节省人力物力,节约时间,提高工作效率。

## 1 技术原理

列车轨道智能巡检系统的原理是基于机器视觉图像采集及识别技术,采用线阵列相机,利用相机画幅以及镜头角度关系,在轨道同一断面上布置多相机,同时根据线阵相机的拍照特性,通过走行轮轴带动编码器同步触发相机,达到轨道纵向图像的无缝拼接,实轨道全断面的纵向全程采集,具体方案如下。

选用一种画幅满足要求、拍摄行频满足要求的视觉传感器实现图像数据的采集,通过和节能型、微型化、高照度的光源系统配合,实现被测轨道断面图像的高清采集。同时通过旋转编码器以及摄像机触发控制计数控制器,实时记录里程信息,实现被测断面位置的里程特征编码,同时根据射频系统捕捉电子标签信息,实现实时里程自动校正。为了解决系统整体的高效传输与图像数据处理能力,本系统设计采用图像采集卡,将线阵相机采集到的图像信息传输到 PC(个人电脑)端,通过系统软件设计,读取里程信息以及图像数据,并存储数据。利用远程操控完成采集操作,同时利用 5G 网络和 FTP(网络传输协议)断点续传图像数据至数据中心对数据进行分析,统计有缺陷的图像,出具相应报表,如图 1 所示。

## 2 技术方案

列车轨道智能巡检系统的安装需要满足列车本身的高安全性、牢固性、防尘防水防火性,并满足电磁兼容性等要求。巡检系统由车底设备、车内设备和数据中心等 3 个部分组成,如图 2 所示。车底

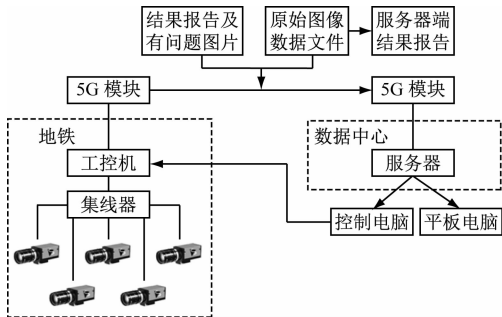
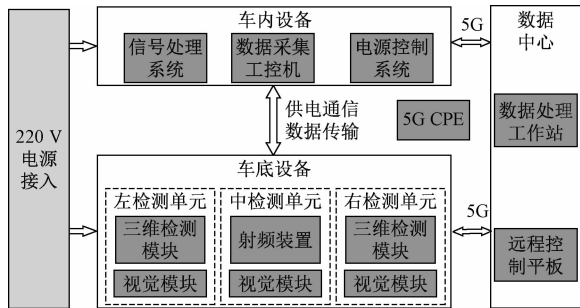


图 1 列车轨道智能巡检系统原理

Fig. 1 Principle of intelligent train track inspection system



注:视觉模块包括轨道巡检子系统和轨面巡检子系统。

图 2 巡检系统技术方案架构图

Fig. 2 Technical scheme architecture diagram of inspection system

安装左、中、右 3 个检测单元,其包括轨道巡检系统、轨面巡检系统和三维检测系统。车内设备包括数据采集工控机、信号处理系统及电源控制系统 3 个部分。数据中心包括 1 台数据处理工作站以及 1 台远程控制平板。设备自带安装 5G CPE(客户端设备)装置接收及发射 5G 信号,RFID(射频识别)接收里程电子标签信号。

车底设备中的左、中、右检测单元覆盖的轨道检测宽度为 3 200 mm。左、右摄像设备和中间高速摄像设备分别负责轨道左右侧各 1/3 和轨道中 1/3 图像的拍摄,左、中、右 3 幅图像中可以看到包括了钢轨、扣件、轨枕(轨道板)和道床整个轨道的总体面貌。左、右摄像设备分别负责拍摄左股钢轨轨面、左股钢轨内外侧扣件和右股钢轨轨面、右股钢轨内外侧扣件这一轨道零部件最为集中、结构最为复杂区域的局部状态。

### 2.1 总体设计

左检测单元和右检测单元完全一样,分别位于左右股钢轨的正上方,组件内部包括轨面巡检系统模块、轨道巡检系统模块和轨面三维检测系统模块,分别用于分析钢轨轨面缺陷、扣件缺陷、轨道异

物以及轨枕缺陷等,同时利用三维检测系统模块,还原轨面三维状况,给出掉块深度信息。中间检测单元位于车辆中心线上,组件内部包括轨道巡检系统模块,用于分析轨道异物及轨枕缺陷。

3 个检测单元分别安装外壳,便于整体的美观以及系统的集成封装,各组成结构如图 3 所示。

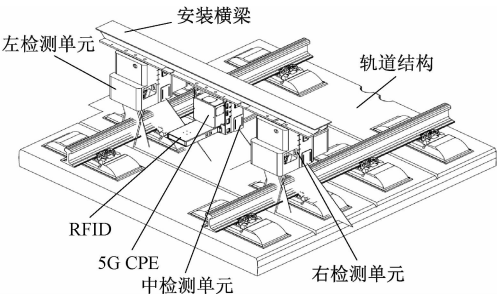


图 3 车底采集装置总体设计

Fig. 3 Overall design of vehicle bottom collection device

2.2 检测系统

检测系统实现了道床的全断面连续非接触式图像检测,主要由 CCD(电荷耦合器件)高速摄像装置、镜头、图像采集卡、工控机、图像定位设备(检测走行累计里程和标签里程标记定位)等组成。CCD 高速摄像装置包括左高速摄像设备、中间高速摄像设备、右高速摄像设备、高亮度照明设备、多通道电源调节器等。工业相机、工业镜头和工业光源三者配合采集轨道图像数据,硬件参数的选择是系统的关键,选择的技术参数不正确将很大程度上影响图像的清晰度;编码器安装在车轮上配合数据采集卡,通过车轮走行的周长来进行里程记录;5G CPE 中插 SIM(用户身份识别卡)来接收 5G 基站信号。整个系统的供电由列车内 220 V 交流电供给,系统内分配好了各转换模块以保证系统的电压稳定。检测系统工作流程图如图 4 所示。

2.3 数据处理系统

使用 Sapera(图像采集与控制软件的开发工具包)相机开发环境,完成摄像机的采集和拼接工作。系统总体软件分为车载采集分析、客户端显示及控制、服务器端中转存储及传输。所有软件系统集成后由客户端进行控制,客户端只显示用户操作界面,在用户界面上启动“列车轨道智能巡检系统”进入系统,系统可视化操作及显示界面如图 5 所示。

车载采集分析端软件主要负责图像的采集分析和处理,同时接收电子标签和编码器数据进行里程编码,并和客户端以及服务器端连接实现远程操

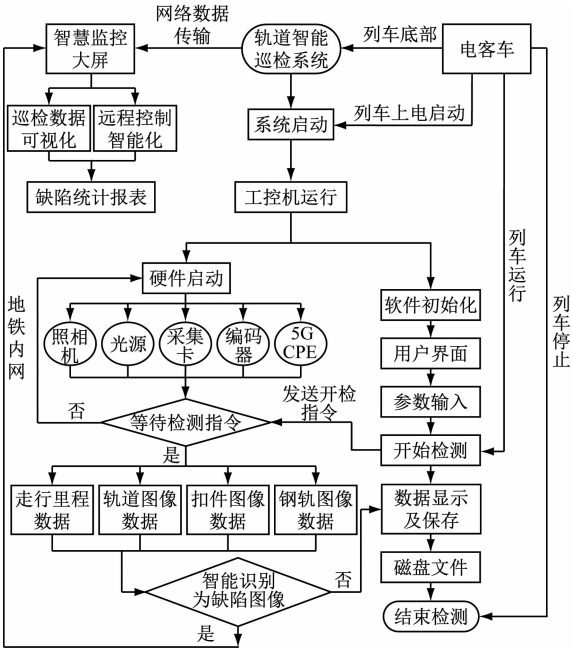


图 4 检测系统工作流程图

Fig. 4 Workflow diagram of detection system



图 5 软件界面截图

Fig. 5 Screenshot of software interface

控传输。

3 基于深度学习的智能识别算法

根据设备拍摄特性,钢轨和扣件的缺陷检测只是画幅中某一区域内的一个检测,所以为了简化算法搜索范围、提高算法的检测效率,需要确定钢轨、扣件的扫描区域,根据基准边以及平移规则进行扫描区域的确定,并采用深度学习的方法,通过训练模型达到每个图像上缺陷类型的高精度识别。具体步骤如下:

步骤 1 求取轨头边上两点坐标 $(u_1, v_1)$ 、 $(u_2, v_2)$ ,计算出通过该两点的直线  $l$  方程为:

$$y = \frac{v_2 - v_1}{u_2 - u_1}x + v_1 - \frac{v_2 - v_1}{u_2 - u_1}u_1$$

其中,  $x$ 、 $y$  分别为  $l$  各点的纵横坐标。

步骤2 将  $l$  向左或向右平移得到  $l_1$  和  $l_2$  两条斜率相等的直线,划定搜索范围,如图6所示。图6中2、3为扣件缺陷搜索区域,1为钢轨搜索区域。

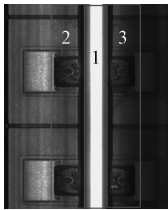


图6 缺陷识别扫描区域的确定

Fig.6 Determination of defect identification scanning area

步骤3 根据每个区域分别进行识别,利用深度学习检测算法学习被检测目标的特征,首先生成图像金字塔产生目标可能存在的感兴趣区域,形成初步的检测候选框,并对提取的感兴趣区域进行特征的细粒度抽取、融合,实现特征的分类操作,对检测框粗略回归。

步骤4 使用非极大值抑制对产生的候选框进行筛选重组,使得每个目标由单一的 box(盒子)框定,同时网络的反向传播结合损失函数对坐标框和分类进行精确修正,实现目标分类和定位;经过大规模的网络训练,让模型能够充分学习疲劳裂纹与钢轨打磨磨痕在不同条件和状态下的特征,从而实现两个类别的检测和定位。

在轨面缺陷的检测中包括轨面擦伤或掉块、波磨、光带异常以及焊缝的识别,扣件缺陷的检测中包括弹条或螺栓缺失、弹条歪斜、弹条断裂的识别以及轨道缺陷中的轨道板裂纹和轨道异物等的识别均在95%以上,并且误报率控制在5%以内。图7和图8分别为训练 loss(损失)曲线和实际检测效果。

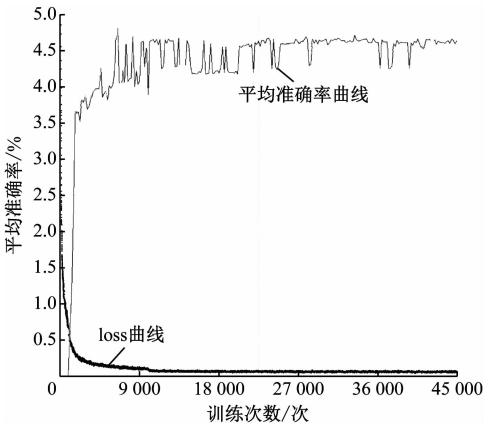
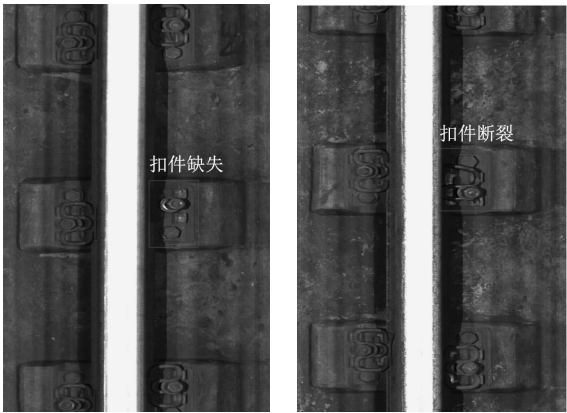


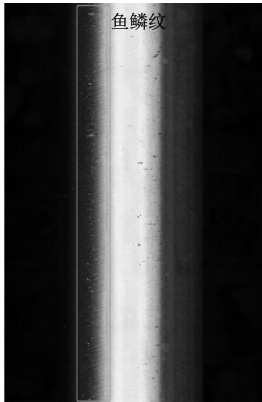
图7 训练模型 loss 曲线截图

Fig.7 Screenshot of training model loss curve



a) 扣件缺失

b) 扣件断裂



c) 鱼鳞纹



d) 轨面掉块

图8 检测结果照片

Fig.8 Photos of test results

#### 4 南昌地铁1号线安装测试

在南昌地铁1号线105列车上安装智能巡检系统,利用南昌地铁1号线全线铺设5G网络的优势实现缺陷的在线识别以及巡检缺陷图像的快速传输。所安装的智能巡检系统如图9所示。



图9 列车轨道高速智能巡检系统照片

Fig.9 Photo of high-speed intelligent inspection train track system

参照(中国铁路上海局集团有限公司发布的公文)上铁师[2018]464号《中国铁路上海局集团有

限公司关于公布〈ZXJ-160 型综合巡检车检测系统试验实施办法〉的通知》中关于轨道结构状态巡检装置的试验方法,在南昌地铁 1 号线上行艾溪湖东站(K24+222)—艾溪湖西站(K22+512)区间利用施工点拆除扣件或螺栓以及放置异物,来进行轨道缺陷识别率的测试。在列车正常载客运行情况下,连续采集了列车 5 组数据进行智能识别算法识别率验证,测试结果如表 1 所示。

表 1 巡检系统缺陷识别率测试表

Tab.1 Defect inspection system identification rate test table

检测内容	缺陷样本数量/个	智能识别数量/个	错误识别数量/个	识别率/%	误报率/%
轨面擦伤	60	59	3	98	5
螺栓缺失	60	60	3	100	5
弹条缺失	60	60	1	100	2
弹条松动	60	58	2	97	3
道床裂纹	60	54	4	97	6
轨道异物	54	58	2	100	4
总计	354	612	19	99	4

根据巡检系统识别率测试所获取的数据以及后续的分析运算,得出巡检系统对各项缺陷的识别率如下:钢轨表面擦伤掉块识别率为 98%,螺栓缺失识别率为 100%,弹条缺失识别率为 100%,弹条松动识别率为 97%,轨道异物识别率为 100%,道床裂纹识别率为 97%。

根据巡检系统识别率测试所获取的数据以及后续的分析运算,得出巡检系统的检测重复性值为 98% [检测重复性 = 1 - (检出率标准偏差/检出率平均值) × 100%]。

根据巡检系统识别率测试所获取的数据以及后续的分析运算,得出巡检系统的误报率为 4%。

5 结语

采用机器视觉、多传感信号融合处理、神经网络深度学习、5G 传输等技术研发的列车轨道高速智能巡检系统可在 80 km/h 以下速度实现对轨道结构表面的可视性缺陷、病害巡检以及在线智能识别。可任意安排日检、周检、月检,不受作业计划安排,可随时查看线路状况,对运营线路进行长期监

测,大大提高了检测效率以及检测次数,为南昌轨道交通轨道结构病害检查提供了一种高效、快速的检测手段。

在南昌地铁 1 号线近 3 个月的试用表明,该系统可检测钢轨顶面伤损、扣件缺陷、轨道板缺陷等病害和轨道异物。其识别率不小于 95%,误报率不大于 5%,识别率高、重复性好;同时,不占用天窗时间,可做到日日检,改变了传统巡道方式;对轨道结构表面状态的检查可做到全天候的检测,从而产生隐含的不可估算的经济效益和社会效益。

参考文献

[1] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2022 年度统计和分析报告[J]. 城市轨道交通, 2023(4): 13.  
China Urban Rail Transit Association. Annual statistics and analysis report of urban rail transit in 2022 [J]. China Metros, 2023 (4): 13.

[2] 殷超. 基于机器视觉的轨道缺陷识别方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2016.  
YIN Chao. Research on identification methods of track defects based on machine vision [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiatong University, 2016.

[3] 许贵阳, 史天运, 任盛伟, 等. 基于计算机视觉的车载轨道巡检系统研制[J]. 中国铁道科学, 2013, 34(1): 139.  
XU Guiyang, SHI Tianyun, REN Shengwei, et al. Development of the on-board track inspection system base d on computer vision [J]. China Railway Science, 2013, 34(1): 139.

[4] 张洋. 巡道车视频处理系统关键技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.  
ZHANG Yang. Research on key technologies of video processing system on railway handcarts [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2008.

[5] 中国铁路总公司科技和信息化部、工电部. ZXJ-160 型综合巡检车检测系统试验实施办法[R]. 上海: 中国铁路上海局集团有限公司, 2018.  
Ministry of Science and Technology and Information Technology. Ministry of industry and electricity of china railway corporation implementation measures for testing the detection system of ZXJ-160 comprehensive inspection vehicle [R]. Shanghai: China Railway Shanghai Bureau Group Co., Ltd., 2018.

[6] FAGHIH-ROOHI S, HAJIZADEH S, NÚÑEZ A, et al. Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects[C] //2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE, 2016: 2584.

(收稿日期:2021-06-03)