

基于神经网络算法的高速动车组智能检修处理系统研究

郭 浩

(中国铁路兰州局集团有限公司,甘肃 兰州 730000)

摘 要:目前我国动车组一级修主要依靠检修人员目视检查,劳动强度大,且对作业者依赖性较大,存在安全隐患。为解决该问题,提高检修质量,研发一款基于深度学习的智能检修辅助支持系统。该系统通过设计检修流程实现检修作业的过程管控,通过深度学习技术实现对故障的识别并故障预警。为了实现故障识别功能,研发基于神经网络的多算法融合识别算法,并通过部件识别、检修点定位及故障检测的分级方式提高其准确度。通过对模型进行压缩,实现移动端的流畅运行,最终本系统在现场应用中取得了良好的效果。

关键词:高铁检修;图像处理;深度学习

中图分类号:U269

文献标志码:A

1 研究背景

随着国家科学实力的不断增强,高速动车、高铁项目技术水平不断提高,高速动车的运营取得很好的效果。高速动车运行具有环境复杂、载客量大、运营里程长及运行速度快等特点。如何保证高铁动车组运行绝对安全,成为倍受社会各界关注的焦点话题和铁路运输企业的重点任务^[1]。

图像处理技术一直是研究者关注的技术领域,20世纪80年代,场景分析以及重建得到了快速发展,图像金字塔、尺度空间、小波等概念被相继提出。20世纪90年代,在识别中使用投影不变量的研究呈现爆发式增长,这期间图像领域的全局优化、光束平差法、光流法、图像分割以及统计方法等概念广为人知。进入21世纪,这期间进行的高动态范围(high dynamic range, HDR)图像捕捉成为了主流研究方向。现在,基于深度学习等相关理论的计算机视觉技术正在逐渐改变传统的研究方法,深度学习的理论也开始促使图像处理技术走向成熟,在各大领域中取得了巨大的成就,例如安检领域中的人脸识别、人工智能领域的自动驾驶等。

在西方发达国家,图像处理技术应用在高铁检修

上的时间比较早。20世纪50年代,德国便开始了这项研究。目前已形成较为完善的检测、评价和故障处理系统。随着高速铁路技术的发展,法国、日本等国家相继建立了自己的检测和缺陷处理系统。一些最著名的检测系统包括荷兰的ATON系统,德国的Track.eye系统,西班牙的RENFE系统。

与西方发达国家相比,电气化铁路检测在中国起步较晚。真正意义上的铁路现代检测技术的研究始于20世纪90年代初。目前,中国已经进入了高速铁路的快速发展时期,为了解决传统检测与机车运行维护之间的矛盾,基于视觉的故障检测技术逐渐成为一个途径。

据报道,2017年上海铁路局组织召开的“神州高铁‘车辆车底智能巡检机器人系统’技术评审会”,与会专家认为智能巡检机器人可以投入使用,这样可以节省车辆的检修时间,有利于减轻人工劳动的强度、提高巡检的质量和效率^[2]。车辆车底智能巡检机器人系统主要使用了深度学习和图像处理技术,表明了智能技术在我国高铁上的应用得到了大力支持。

目前,我国高铁普遍存在检修手段单一、检修部件状态差异性小、人员素质不均等问题。因此,急需一款智能检修系统保障检修作业的高质量、高效率的完成。

收稿日期:2020-06-09

作者简介:郭浩(1982-),男,汉族,山东单县人,大学本科,工程师,主要从事动车组现代运用检修管理方法研究工作。

2 系统设计

针对于目前存在的问题,本论述研发了基于智能信息处理的高速动车组检修支持系统。本系统由智能移动手持终端和后台组成,如图1所示,其中智能移动手持终端集成了智能手持设备、App和图像处理算法,智能手持设备为整套系统提供高清拍照、照明等功能;App负责接收、执行检修作业,其中包括人员管理、任务领取与执行、拍照检测与故障识别、自动上传等功能;图像处理算法完成对图片的识别、定位与检测。后台主要负责任务的制作与分配、故障的追溯与查询、数据的整理与分析等功能。

当进行检修作业时,检修小组通过系统的后台网页操作、分配任务。检修人员通过手持机接收任务,然后进行检修作业,检修流程如图2所示。检修完成数据自动上传服务器,同时进行数据分析并在后台网页做可视化展示。

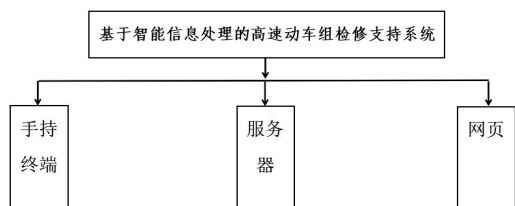


图1 基于智能信息处理的高速动车组检修支持系统组成图

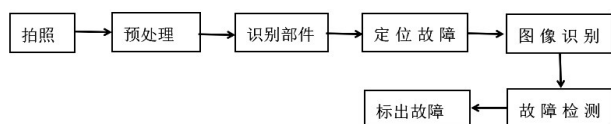


图2 故障检测流程

3 图像识别算法设计

该系统的技术难点是实现在外部环境复杂多变、检修人员在不同角度和不同尺度(远近)下的图像采集以及作业对象本身不断发生细微变化的情况下,通过对照照片分析,完成对检修部件的识别以及其可能存在的故障检测、判断。针对于此类问题我们做了各方面的研究与尝试,已有把握在基础算法的基础上对其进行改进、优化。

目前,每一种算法都具有一定的局限性和适用范围。为了适应外部复杂多变的环境、提高算法的速度及准确性,我们研发了一种基于深度学习技术的多算法融合的故障检测算法,如图3所示。整套算法由三部

分组成:基于卷积神经网络的部件识别技术、基于yolov3的故障点定位技术及基于深度网络的故障检测技术;采用分级的方式,增加其准确性,为了适应复杂的环境,增加整套算法的鲁棒性,通过逐级识别、定位、检测的方式来实现最终故障点的检测,具有极强的学习能力。

基于yolov3研究多级故障定位技术,整个网络中没有池化层和固定输出的连接层,基本上采用了完整的卷积层,而且图像输入在正向计算中,通过卷积层改变卷积核的步幅来实现尺寸变化。引入了Resnet的残差块结构,因为它“简单与实用”,保证网络结构在很深的情况下,仍能收敛,模型能训练下去。

该系统选取了高铁动车的撒砂管、轮缘润滑、过分相装置和齿轮箱四个部件做研究。

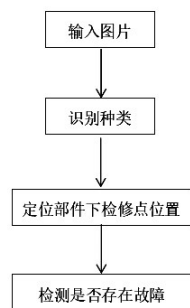


图3 故障检修算法流程

3.1 识别算法

研发了多神经元的卷积神经网络,仿照人类神经元的思维方式,通过改变神经元的权重方式实现识别,在大量数据的训练下,发现目标之间潜在联系。同时可通过不断地添加学习的图片,不断提高其识别能力。

对于上述四个部件分别制作了数据集,数据集如图4所示,搭建了多层神经网络,最终在50次迭代后达到拟合,loss值在0.07。测试效果良好:同设备的采集

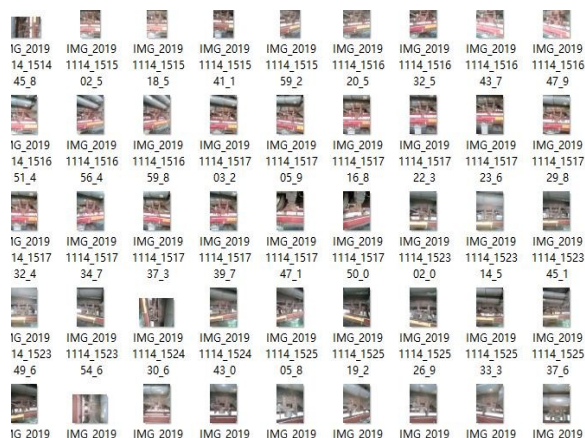


图4 过分相部分训练集

的照片30张照片全部识别成功,不同设备采集的照片30张有1张识别错误。

3.2 定位算法

基于yolov3研究多级故障定位技术,整个网络中没有池化层和固定输出的连接层,基本上采用了完整的卷积层,而且图像输入在正向计算中,通过卷积层改变卷积核的步幅来实现尺寸变化。引入了Resnet的残差块结构,保证网络结构在很深的情况下,仍能收敛,模型能训练下去。

yolov3沿用YOLO9000预测 bounding box 的方法,通过尺寸聚类确定 anchor box。对每个 bounding box 网络预测4个坐标偏移 t_x, t_y, t_w, t_h 。如果 feature map 某一单元偏移图片左上角坐标 (c_x, c_y) , bounding box 预选框尺寸为 p_w, p_h ,即 anchor 尺寸,那么生成对预测坐标为 b_x, b_y, b_w, b_h ,此为 feature map 层级。而 g_x, g_y, g_w, g_h 为真值在 feature map 上的映射,通过预测偏 t_x, t_y, t_w, t_h 偏移使得 b_x, b_y, b_w, b_h 与 g_x, g_y, g_w, g_h 一致,其关系如图5所示。

$$\begin{aligned} b_x &= \sigma(t_x) + c_x \\ b_y &= \sigma(t_y) + c_y \\ b_w &= p_w e^{t_w} \\ b_h &= p_h e^{t_h} \end{aligned}$$

图5 yolov3算法基本关系

为了取得良好的效果,四个部件采用四个模型进行训练,增加其精准度。在训练过程中,通过多模型的多线程的运行,解决其速度问题,测试效果如图6所示。

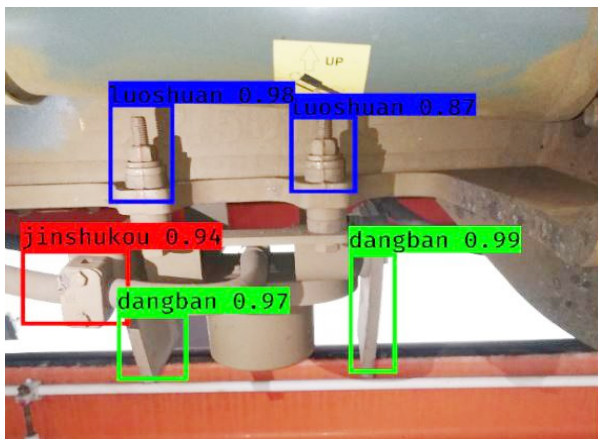


图6 过分相定位效果图

3.3 检测算法

对于微小故障的判别一直是一个难点,本算法通

过多级深度网络实现对正负样本细微差距的辨别能力。在识别算法基础上增加了神经元数量,处理来自定位算法所定位的内容。针对于高铁检修环境恶劣、检修部件的区分度低和零件存在异物等问题,对每一个故障搭建一个模型,通过此方法排除了其他部位的干扰,增加其检测的精准度,检测算法如图7所示。

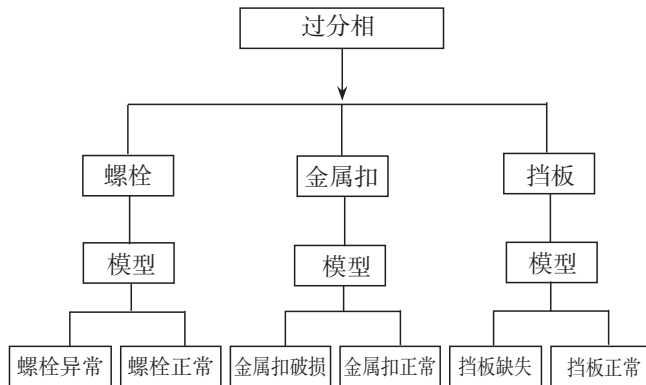


图7 检测算法流程图

4 前后端的设计

通过使用“移动采集端(设备)”软件和“后台智能数据分析处理系统”测试检验高铁车辆维修过程中,提示、督导、工作判断和处理记录、数据上传、资料查阅等功能完全满足检修过程要求,自动实现拍照识别判断有无异常,重大问题自动报警,检修工作结束后自动生成高铁单位规定的相关报表,实现高铁车辆检修工作、边检查、边学习、边诊断、边预警、边反馈,实现高铁车辆运用关键零部件检修辅助诊断及全生命周期管理。

系统主要包括:智能移动手持终端、后台系统两部分如图8所示。系统最终实现使用手持设备智能手持设备对撒砂管、轮缘润滑、过分相和齿轮箱部位进行拍照识别并故障预警,如有故障标出故障提示给检修人员,检修人员对机器是别的故障进行二次判断,以此来确保检修质量,提高工作效率。



图8 前后端登录界面

5 移动端速度优化

自神经网络在分类问题中取得了良好的效果,众多学者提出了多种性能的神经网络,其中 AlexNet、VGG、GoogleNet、ResNet 等。随着 CNN 算法的精准度的不断增加,如 Lu 等提出了一种基于弱视觉的小麦病害的弱超视觉的小麦病害诊断系统,对小麦的识别精度达到 97.95%。随着 CNN 的识别率、稳定性等性能的不断其网络层数也不断增加,如从 16 层的 VGG 到 GoogLeNet 的 22 层,再到 152 层的 ResNet,网络层数的不断增加,对于设备的内存需和计算负担也随之增加。目前大部分算法只能在 pc 端进行,无法再手机端进行,即使能运算也存在运算速度太慢,如 yolo 在手机端的运算时间大概 3 min,远远无法达到应用的要求。

MobileNets 是基于一个流线型的架构,使用深度可分离的卷积来构建轻量级的深层神经网络。将标准卷积分解成一个深度卷积和一个点卷积从而减少计算量,但其识别的效果相差不足 2%。

本系统针对运算速度的问题,从两方面进行优化,首先是 MobileNet 与 tiny-yolo 相结合减少计算量。同时对于移动端模型加载耗时过长问题,采用一次性加载的方法,实现 8 核 4G 移动设备 2 s 以内的图像识别。

6 结论

在动车组维修过程中对后台智能数据分析处理系统算法精确性、数据库处理能力,及对移动采集端设备及软件适用性等进行为期 1 个月的应用测试。目前,判别准确率在 84% 以上,并且随着照片数量的积累,通过神经网络算法学习,准确率将不断提高。通过在动车运用所应用考核,该系统的记录处理、数据上传、故障判断、数据处理等功能完全满足检修过程要求,识别判断、自动报警、生成报表功能实现“边检查、边学习、边诊断、边预警、边反馈”的高铁车辆检修工作。

随着科技的发展、算法及硬件设备的不断进步,基于机器视觉的检修系统将成为智能检修的必然发展方向。本论述提出的机器视觉应用系统在实际检修环境中取得了良好效果,也为在动车组检修上的智能检修提供了新的思路。

参考文献:

- [1] 周芳.智能机器人在动车组检修应用前景分析[J].建筑技术与设计,2019(27):682.
- [2] 曾照平.智能机器人在动车组检修应用前景分析[J].科技风,2019(18):9.
- [3] 苏赋,吕沁,罗仁泽.基于深度学习的图像分类研究综述[J].电信科学,2019,35(11):57-74.
- [4] 林健巍.YOLO 图像检测技术综述[J].福建电脑,2019,35(9):80-83.

(上接第 14 页)

- [2] 商晓飞,段太忠,侯加根,等.湖泊滨岸砂坝沉积砂泥空间配置关系及其地质意义[J].石油勘探与开发,2019,46(5):902-915.
- [3] 陈欢庆,王珏,杜宜静.储层非均质性研究方法进展[J].高校地质学报,2017,23(1):104-116.
- [4] 姜瑞忠,张春光,邵益华,等.缝洞型碳酸盐岩油藏水平井分形非线性渗流[J].岩性油气藏,2019,31(6):118-126.
- [5] 李海涛,谭永胜,王永清,等.水平井与非均质气藏耦合非稳态模型[J].特种油气藏,2018,25(5):93-98.
- [6] 顾岱鸿,田冷,董俊林.基于分形反常扩散的体积压裂水平井渗流新模型[J].大庆石油地质与开发,2019,38(4):61-69.
- [7] 李滔,李闽,荆雪琪,等.孔隙尺度各向异性与孔隙分布非均质性对多孔介质渗透率的影响机理[J].石油勘探与开发,2019,46(3):569-579.
- [8] 程林松.高等渗流力学[M].北京:石油工业出版社,2011.
- [9] 陈军斌,王冰,张国强.渗流力学与渗流物理[M].北京:石油工业出版社,2013.
- [10] 吴崇试.数学物理方法(修订本)[M].北京:高等教育出版社,2015.
- [11] 刘连寿,王正清.数学物理方法[M].2版.北京:高等教育出版社,2004.
- [12] 梁昆森.数学物理方法[M].4版.北京:高等教育出版社,2010.