

# 控制与决策

Control and Decision

## 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述

魏秀琨, 所达, 魏德华, 武晓梦, 江思阳, 杨子明

引用本文:

魏秀琨, 所达, 魏德华, 等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 257–282.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1199>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述

Review of research of data-driven methods on operational optimization of integrated energy systems

*控制与决策*. 2021, 36(2): 283–294 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0725>

### 基于马尔可夫过程的多部件系统劣化状态空间划分模型

Multi-component system state space partition model based on Markov process

*控制与决策*. 2021, 36(2): 418–428 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0480>

### 气动人工肌肉驱动的机器人控制方法研究现状概述

Overview of control methods for pneumatic artificial muscle-actuated robots

*控制与决策*. 2021, 36(1): 27–41 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0793>

### 机器人抓取检测技术的研究现状

Recent researches on robot autonomous grasp technology

*控制与决策*. 2020, 35(12): 2817–2828 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1145>

### 基于姿态估计的实时跌倒检测算法

Real-time fall detection algorithm based on pose estimation

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2761–2766 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0382>

# 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述

魏秀琨<sup>†</sup>, 所 达, 魏德华, 武晓梦, 江思阳, 杨子明

(北京交通大学 轨道交通控制与安全国家重点实验室, 北京 100044)

**摘 要:** 城市轨道交通系统主要由弓/网系统、轨道线路、车辆、车站等组成, 传统的人工巡检等方法检测效率低、劳动强度大、自动化和智能化程度不高, 给城市轨道交通的运营保障和进一步健康发展带来了巨大的挑战. 机器视觉作为一种重要的检测手段, 在城市轨道交通系统状态检测领域得到了广泛的应用. 鉴于此, 针对机器视觉在城市轨道交通系统安全状态检测中的研究和应用进行综述. 首先, 简要介绍城市轨道交通的基本概念和快速发展所面临的挑战与机遇. 然后, 详细介绍机器视觉技术在城市轨道交通各子系统安全状态检测中的研究与应用情况; 针对弓/网系统状态检测问题, 分别重点介绍机器视觉在受电弓磨耗检测、受电弓包络线等其他病害检测、接触网几何参数检测、接触网磨耗检测以及接触网悬挂病害检测中的国内外研究现状; 在轨道线路安全状态检测方面, 分别介绍机器视觉在扣件安全状态检测和钢轨表面病害检测中的应用与研究现状; 从不同检测项点角度详细介绍机器视觉在车辆状态检测中的应用与研究进展; 梳理和总结机器视觉在车站电扶梯安全监控和站台安全监控的异常行为检测中的具体应用和研究; 并重点介绍机器视觉在轨道交通司机行为监测中的具体应用和背景技术. 最后, 对机器视觉技术应用于城市轨道交通系统状态检测领域的未来进行展望.

**关键词:** 城市轨道交通; 安全状态检测; 智能化; 运营保障; 机器视觉

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1199

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 魏秀琨, 所达, 魏德华, 等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 257-282.

## A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection

WEI Xiu-kun<sup>†</sup>, SUO Da, WEI De-hua, WU Xiao-meng, JIANG Si-yang, YANG Zi-ming

(State Key Laboratory of Rail Traffic Control and Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** Urban rail transit is mainly composed of pantograph-catenary systems, track lines, vehicles, stations, etc. traditional methods such as manual inspections have poor detection efficiency, high labor intensity, and low automation and intelligence, which have brought huge challenges to the operation assurance and further healthy development of urban rail transit. At present, due to the in-depth development of vision technology, as an important detection method, machine vision has been widely used in the field of urban rail transit system state detection. In view of this, the researches and applications of machine vision in the safety state inspection of urban rail transit systems are reviewed. Firstly, the basic concept of urban rail transit and the challenges and opportunities faced by rapid development are briefly introduced. Then, the researches and applications of the machine vision technology in the safety state detection of urban rail transit subsystems are discussed in detail: 1) aiming at the problem of pantograph-catenary system state detection, the domestic and foreign research status of machine vision in pantograph wear detection, pantograph envelope line and other defects detection, catenary geometric parameter detection, catenary wear detection and catenary suspension defect detection are introduced, respectively. 2) As for track line safety state inspection, the application and research status of machine vision in fastener safety state detection and rail surface disease detection are introduced. 3) The application and research progress of machine vision in vehicle state detection are introduced in detail from the perspective of different detection items. 4) The specific application and research of machine vision in abnormal behavior detection of station escalator safety monitoring and platform safety monitoring are sorted out and summarized. 5) The specific application and background technology of machine vision in rail transit driver behavior monitoring are presented. Finally, we look forward to the future of the application of machine vision technology in the field of urban rail transit system state inspection.

**Keywords:** urban rail transit; safety state inspection; intelligence; operation assurance; machine vision

收稿日期: 2020-08-27; 修回日期: 2020-11-23.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFB12000402, 2017YFB1201202).

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: xkwei@bjtu.edu.cn.

## 0 引言

轨道交通是集多专业、多工种于一身的复杂系统,通常由轨道线路、车站、车辆、弓/网系统、通信信号系统等组成,本文讨论的轨道交通主要指城市轨道交通。常见的轨道交通有传统铁路(包括国家铁路、城际铁路和市域铁路)、地铁、轻轨和有轨电车。其中与其他类轨道交通不同的是,地铁是修建在城市中的一种快速、大运量、用电力牵引的轨道交通<sup>[1]</sup>。目前,随着我国城市化进程逐步加快,城市规模不断扩张,城市人口日益增加,大量流动人口开始涌向城市,居民出行的交通需求急剧增长,轨道交通由于其方便、快捷、环保、载客多的特点已广泛应用于解决我国一些大城市的交通问题。轨道交通作为改善城市交通环境的重要交通工具,其建设是衡量城市经济发展水平的重要标识之一<sup>[2]</sup>。

近年来,得益于各大领域相关科学技术的不断进步,城市轨道交通也得到了飞速发展,逐渐成为各大城市主要的交通运输方式。据统计<sup>[3]</sup>,截至2019年底,中国大陆地区共有40个城市开通轨道交通运营线路208条,运营线路总长度6736.2 km。其中,地铁运营线路5180.6 km,占比76.9%。当年新增运营线路长度974.8 km。此外,2019年全年累计完成客运量237.1亿人次,同比增长12.5%;总进站量为149.4亿人次,同比增长12.2%;总客运周转量为2003.1亿人km,同比增长13.8%,运营规模继续保持高速增长势头。从2019年的统计数据不难看出,轨道交通的发展非常迅猛,且在“交通强国”“新型城镇化”等发展战略下,国家也将投入更多的资金,在更多的城市规划和建设轨道交通线网。

然而,随着轨道交通的快速发展,对于轨道交通的运输安全和维保决策也提出了更加严苛的要求。轨道交通系统由多个部分组成,每个部分的安全都将影响整个系统的运营安全。如轨道线路,作为轨道交通整个系统的生命线,其安全状态的好坏直接影响着运营车辆在正常行驶过程中的平稳性和安全性,同时也会影响乘客乘坐时的舒适性。当轨道线路设备出现病害且不断发展恶化,也将增加线路维修养护的成本和维保决策的难度<sup>[4]</sup>。此外,如弓/网系统,其担负着将牵引网电能输送给运营中车辆使用的重要任务,这一过程中若存在任何异常或者病害没有及时发现并进行处理,则有可能导致严重的故障,严重影响运营车辆的安全运行,而弓/网故障以及进一步引起的弓/网相关故障已经成为轨道交通事故中最主要的事故原因之一,牵引系统故障约占总事故数的三分之

一,部分严重的年份甚至能达到40%以上<sup>[5]</sup>。因此,对于轨道交通安全状态的及时且精准检测,优化维修策略,保障轨道交通高效率零事故的安全运营,进一步促进我国轨道交通的发展,具有相当重要的意义。

长久以来,对于轨道交通安全状态的检测主要以人工巡检的方式为主,该方式虽简单易行但劳动强度大,效率低下,对巡检人员的专业素质要求较高,检测结果往往受主观的影响较大,不仅一些检测需在运营空窗期内完成,甚至还可能危害到巡检工人的人身安全,而且难以满足日益增长的运营需求<sup>[6]</sup>。针对人工检测方式存在的诸多问题,在科学水平和自动化技术不断发展和成熟的推动下,多种非接触式无损检测方法逐渐被提出并应用在轨道交通系统安全状态检测领域。非接触式无损检测技术是一种具有较高自动化程度和检测精度<sup>[7]</sup>,且便于操作的现代化诊断技术,主要包括超声波检测、电涡流法、漏磁检测、红外检测、激光全息检测等方法。该技术在检测过程中没有破坏性,效率较高,且不与待检测目标接触,能够远距离实现对待测目标的检测。近几年,随着机器视觉、机器学习、深度学习、人工智能等领域技术的迅速发展,基于机器视觉的非接触式检测方法逐渐发展成熟并广泛应用在电气、电子、机械、汽车、工业检测等领域,是目前最为常用的一种检测方法<sup>[8]</sup>。

机器视觉技术一般是指使用非接触式光学设备和传感器自动接收并处理真实场景的图像以获得人们所需要的信息<sup>[9]</sup>,它可以代替人类进行尺寸测量、缺陷检测、目标识别、机器人导航等。工业上典型的机器视觉系统主要由光学成像模块(包括光源、相机、镜头)、图像获取模块(图像采集卡)、实时处理模块和执行模块等组成<sup>[10]</sup>。相较于传统的人工检测技术,基于机器视觉的检测方式具有非接触性、实时性、灵活性和精确性等特点,适用于重复性高、环境条件恶劣以及非接触精密测量的场合<sup>[11]</sup>。随着机器视觉技术的逐步发展,上述机器视觉的优势和特点可有效解决传统检测方式存在的诸多问题,使其在轨道交通系统状态检测领域得到了越来越多的关注和应用。与此同时,如何更好地在利用机器视觉技术的基础上,结合深度学习、人工智能等先进的技术,实现更加自动化、智能化的轨道交通系统状态检测,也成为近几年研究的热点问题,有重要的研究价值。

鉴于此,本文针对机器视觉技术在轨道交通系统状态检测中的研究和应用进行全面且系统的总结。详细介绍了机器视觉技术在轨道交通中的弓/网系统、轨道线路、车辆、车站等子系统的安全状态检

测中的热点应用,并分析总结了现有各子系统的安全状态检测方法.最后总结和展望基于机器视觉的轨道交通系统状态检测目前存在的问题及其研究趋势和应用前景.

### 1 机器视觉在弓/网系统状态检测中的应用

弓/网系统是轨道交通供电系统中的关键组成部分,其安全状态的好坏直接影响着运营车辆的正常运行.因此,在列车运行过程中需要对弓/网系统状态实时进行监测,以发现可能存在的故障并及时排除隐患.弓/网系统检测目前主要采取4种技术手段,包括人工检测、接触式弓/网检测、非接触式测距技术弓/网检测以及非接触式图像处理技术弓/网检测<sup>[12]</sup>.基于机器视觉的弓网检测相比其他3种方案而言,检测灵活性高,准确度高,设备智能程度高,并且对正常行车干扰影响小,因此得到了越来越广泛的应用.

弓/网非接触式图像检测实际上是利用相机设备对弓/网进行远距离图像采集,再通过计算机视觉相关技术对弓/网状态进行分析,以对其状态进行检测,因此,弓/网监测系统的设计与研制便成为一个比较关键的问题.弓/网系统是比较复杂的综合系统,其中受电弓与接触网之间是相对独立的两个子系统,受电弓安装在机车车辆顶部(如图1所示),接触网安装在地铁隧道顶部或者布置在室外线路上(如图2所示),因此受电弓和接触网的检测系统往往是相对独立的,本节将从这两个部分分别介绍机器视觉技术在



图1 运行状态中的地铁车辆受电弓



图2 地铁隧道顶部的刚性接触网

弓/网系统状态检测中的应用.

#### 1.1 受电弓状态检测

受电弓检测系统往往是安装在地面上的定点设备,当列车运行经过检测装置时,由高速相机等设备采集得到受电弓图像,然后将图像传回后端进一步对受电弓状态进行检测和分析.目前,国内外有多家公司和研究所研制了受电弓监测系统方案,如英国 Ricardo Rail 公司、土耳其科学研究院(TUBITAK)及中国中车株洲电力机车有限公司等<sup>[13-18]</sup>.以文献[18]为例,一个完整的受电弓监测系统往往包含若干个子系统,如触发系统、拍摄系统、照明系统、传输系统、中心处理系统等.如图3所示,当列车通过检测设备时,运用电流传感器、紫外探测器、红外成像仪、激光发生器、高速相机监测和采集弓网主要结构参数以及弓网图像,然后在后台进行分析和检测.不同单位研制的系统在设备和布置形式上会有一些差异,但大致相同.在获取到受电弓图像后,关键的问题就是利用计算机视觉技术对受电弓状态进行识别和分析.

##### 1.1.1 受电弓磨损检测

在国内外受电弓状态检测相关的研究中,针对受电弓滑板磨损病害的检测相对较多,根据所采用的具体算法主要分为基于传统图像处理的检测方法和基于深度学习的检测方法.

基于传统图像处理的检测方法检测步骤如下:首先通过边缘检测等算法来提取受电弓滑板边缘磨损曲线,然后在此基础上分析和评估受电弓磨损的严

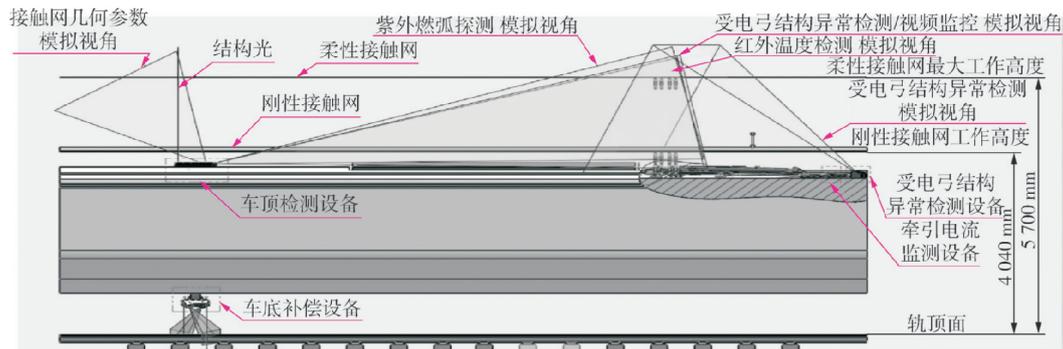


图3 受电弓监测系统结构

重程度. 文献[19]分析对比了不同的边缘检测算子, 最终得出Canny边缘检测算子的提取效果最好. 文献[20]采用了对称近邻均值滤波器(SNN), 能一定程度上过滤噪声并保护图像边缘. 文献[21-22]首先采用模糊C均值聚类算法(FCM)对原始图像进行分割, 提取出受电弓有效区域; 然后使用边缘提取和边缘生长方法获取磨损边缘, 并利用基于数学形态学的边缘生长法连接边缘中断的位置, 最终得到完整的受电弓滑板边缘. 这种方法在受电弓滑板磨损较为严重, 即滑板边缘曲线梯度值较大的情况下检测效果较为良好. 以文献[21]结果为例, 原始的受电弓滑板图像和提取的磨损曲线如图4所示. 基于传统图像处理的检测方法思想简单, 易于实现, 但算法稳定性差, 鲁棒性不高, 检测步骤较繁琐, 而且最终检测结果受制于滑板边缘曲线的提取结果.

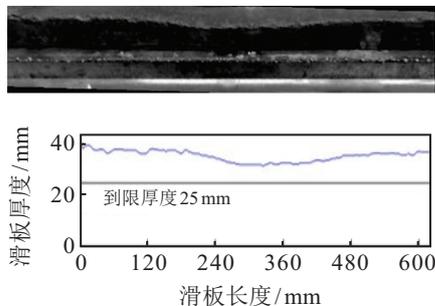


图4 受电弓滑板及提取磨损曲线

近年来, 针对传统基于图像处理的检测方法存在的不足, 基于深度学习技术的受电弓滑板磨损检测和分析方法得到越来越多的关注, 逐渐成为研究热点. 文献[5]基于经典卷积神经网络, 经过结构调整及参数调优提出了PDDNet, 经过训练后能够以超过90%的准确度实现受电弓病害类别识别. 文献[23]在文献[5]的基础上, 利用深度学习中的目标检测技术, 并使用基于Soft-NMS改进的Faster R-CNN网络, 以更高的准确度在原始图像中实现受电弓区域的提取以及病害识别<sup>[23]</sup>. 基于深度学习的方法相比传统方法而言, 具有更好的泛化能力和智能性, 但是受限于设备计算能力以及训练数据集的不足, 在实际线路中的应用还有待进一步研究.

### 1.1.2 受电弓其他病害检测

在实际车辆运营线路上, 除了滑板磨损外, 受电弓还存在包络线、中心线偏移和羊角缺失等病害, 这些病害的存在都会不同程度地影响车辆运营的安全<sup>[24-28]</sup>.

受电弓包络线是指运营车辆在最高设计运行速度之下时受电弓外形轮廓在垂直方向的上下最大振动量, 以及水平方向的左右最大摆动量所形成的包络

线<sup>[24]</sup>, 检测受电弓包络线对于弓网设备安装、维护以及状态检测具有重要的意义. 文献[24-25]设计一种受电弓包络线检测装置, 在高压钠灯照明环境下拍摄受电弓图像, 并采用了一种基于序贯相似性检测算法的模板匹配法以获取受电弓运行位置, 进而计算出其动态包络线结果. 实验结果表明, 该方法具有较高的精确度, 可行性较强, 但检测效果依赖于对待检测受电弓模板图像的设计.

文献[26]利用多种图像处理算法研究了受电弓中心线偏移检测和羊角缺失检测方法. 针对中心线偏移检测, 首先通过Hough变换等方法检测并计算滑板中心点, 同时检测弓网接触点的位置, 然后计算差值得到中心线偏移值. 针对受电弓羊角缺失病害的检测, 首先通过对比分析羊角图像灰度特征与羊角状态之间的关系, 并采用HOG特征描述算子对羊角图像进行特征提取, 然后使用SVM(支持向量机)对特征向量进行二分类, 从而判定图像中羊角是否有缺失. 文中所提出的检测算法关键在于受电弓中心和羊角中心的准确定位, 鲁棒性有待进一步提升.

此外, 针对受电弓裂纹病害的检测, 文献[27]利用曲波变换多方向性及各向异性特点, 对受电弓滑板图像点状、线性和非线性特征进行分类. 在曲波分解方向矩阵中使用移动平行窗口并计算窗口能量值, 依据能量值区分线性平行接缝与背景噪声、螺钉和刮痕等其他非线性图像特征, 最终获取滑板裂纹信息; 文献[28]在基于区间二型模糊熵的边缘检测结果的基础上, 采用变换分析各类图形元素在参数空间的特征分布, 提出一种基于极角约束Hough变换的裂纹提取方法, 通过有效地排除非裂纹图形元素的特征点, 最终实现滑板裂纹的自动检测. 两者均实现了受电弓滑板裂纹的非接触式检测, 为实际工程应用领域中解决滑板裂纹自动检测问题提供了新的思路, 但检测精度及速度都还无法达到现场使用的要求.

## 1.2 接触网状态检测

城市轨道交通接触网主要沿着轨道车辆运营线路布置, 根据安装地点及方式不同可分为刚性接触网和柔性接触网两类. 其中, 刚性接触网安装在地铁隧道顶端, 柔性接触网安装在线路两旁的支架上, 因此对于接触网的检测和受电弓检测不同, 不能使用定点设备. 目前, 基于机器视觉的接触网状态检测方法是利用安装在车顶的检测设备, 实现了在途检测, 也有部分通过检测车或者手持设备进行检测的方案, 但实际应用效果相对较差<sup>[29]</sup>. 接触网状态检测系统根据检测项点的不同, 其具体设计方案也会有所区别.

### 1.2.1 接触网几何参数检测

接触网几何参数是接触网系统的重要数据,主要包括导高和拉出值,分别为接触线与钢轨平面垂直距离,以及接触线与轨道中心水平距离<sup>[30]</sup>. 接触网几何参数是衡量接触网运行状态的重要指标,是影响弓网匹配关系以及列车行驶安全的重要因素,也是相关部门进行维护的重要参考依据. 目前,接触网几何参数检测方案主要包含单目相机方案和双目相机方案两种.

单目相机方案即采用一个相机检测接触网几何参数<sup>[30-31]</sup>,通过摄像机拍摄接触网视频,对于视频中的每一帧图像,通过灰度分布图等方式获取接触线位置,并计算其像素坐标. 为了将像素坐标转换成实际物理坐标需要进行标定,利用预先设置尺寸已知的标定物,通过计算转换关系获取接触网实际的导高和拉出值信息. 单目相机方案图像获取便捷,计算相对简单,成本低,但接触线的水平位置经常变化会使得单相机的数据采集范围有限,实现车载实时检测困难.

双目相机方案采用两个相机,在接触网两侧分别拍摄接触线,如图5所示<sup>[32]</sup>. 在设置好系统参数后分别拍摄接触网图像,并获取接触网中心点在左右图像上的坐标,进行系统标定后即可通过三角形原理计算出接触网在整个系统中的三维物理坐标<sup>[33-35]</sup>. 双目方案的优点在于测量更加迅速准确,拍摄范围更广,对图像处理方面的要求更低,适用性更好. 但是,该方案需要保证相机安装参数的精度,容易受到各种误差的影响.

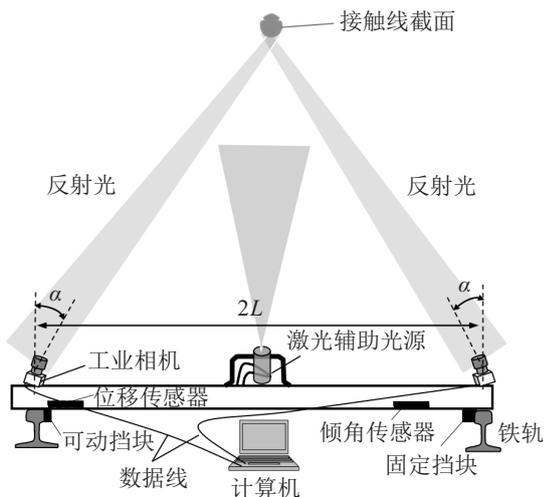


图5 双目相机拍摄示意图

### 1.2.2 接触网磨耗检测

接触网作为弓网系统的核心部件,在运营车辆高速运动过程中与受电弓碳滑板一直保持高速接触摩擦状态,经过长期运行接触网底部即接触线表面往往

会出现磨耗,如图6所示. 其中: $r$ 为接触曲线半径, $h$ 为接触线残高, $\theta$ 为磨耗点与中线的夹角. 与受电弓滑板相同,接触网磨耗较为严重时会影响轨道交通的运营,需要及时更换. 目前,基于机器视觉的接触网磨耗检测方案主要分为3种,包括单目相机方案、双目相机方案和结构光检测方案.

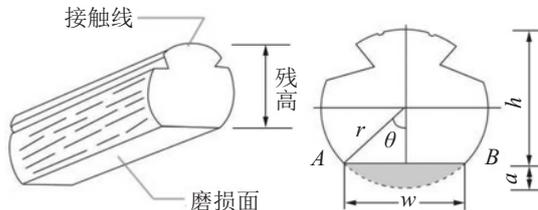


图6 接触网磨耗示意图<sup>[18]</sup>

通常,当接触网存在磨耗时,其底部会存在断面,断面对光的反射性比导线其余弧形部分要强,因此在采集到的图像中,接触线磨耗边缘会产生明显的梯度变化,为提取接触线磨耗部分提供了可能. 文献[36]展示了一种典型单目检测接触网磨耗的方法,通过从车顶对接触网图像进行拍摄,并经过图像增强、图像分析、边缘检测以及形态学处理方法,在一张图像中提取出磨耗部分的轮廓信息,进而分析磨耗状况. 该检测方法思想简单,容易实施,但检测结果极易受参数标定结果的影响,而且该方法对图像处理的要求较高,鲁棒性差.

双目视觉法是在单目相机的基础上添加一个相机,左右相机分别拍摄得到接触线图像. 在系统物理参数固定的情况下,根据系统坐标关系得到接触线磨耗面上某个点在左右相机坐标系下的坐标后,利用三角成像原理即可以计算出该点在世界坐标系上的坐标. 提取出接触线磨耗面边缘后计算得到某一断面上左右边缘的坐标即可计算得到这一接触线断面的磨耗情况<sup>[37-39]</sup>. 双目相机方案也是目前接触网磨耗检测的主要方案,相比单目相机方案检测结果更为准确,一定程度上避免了参数较难标定的问题,但检测结果仍然比较依赖图像处理技术提取接触线边缘.

以上研究都只能得到接触线磨耗的数值信息,无法识别出接触线磨耗的具体形态. 文献[40]基于双目立体成像原理,提取出左右图像中的SURF特征进行立体匹配,进而得到接触线的视差图,从而实现了接触线表面的三维重建. 基于图像匹配的方式依赖于图像特征的提取,受噪声影响较大,使用结构光则可以很好地避免这一问题. 文献[41-42]利用单目相机和线结构光相结合的方式,依据三角成像原理,经过结构光平面参数标定以及激光光条中心线提取,获取接触网表面某一截面的三维坐标,通过重复计算获

取多个截面坐标,进一步实现接触网表面的三维重建.基于结构光的检测方案对图像处理的要求较低,同时多方案融合的方式也有效提升了重建结果,实际现场应用效果有待进一步验证,技术方面还有很大的可提升空间.

### 1.2.3 接触网悬挂病害检测

高速发展的城市轨道交通对于轨道交通运行装置的安全检测同样也提出了更高的要求.在众多运行装置中,接触网悬挂装置是向城市轨道交通运营车辆提供电力的关键电力设备,是轨道交通牵引供电系统的关键组成部分.如上所述,接触网主要分为柔性接触网和刚性接触网两大类.柔性接触网一般在空间大的车场、车辆段等高架线路或地面线路使用,而刚性接触网在城市轨道交通线路的地下区段使用,且在城市轨道交通系统中占据主要部分<sup>[43]</sup>.

刚性接触网(如图7所示)相对于柔性接触网具有诸多优点,如维护检修容易,架构比较简单,安全方便,较难断线等<sup>[44-45]</sup>.但是,在恶劣且长期振动的工作环境下,容易出现刚性接触网导流板故障、汇流排腐蚀、汇流排局部严重磨损等故障<sup>[46]</sup>.接触网悬挂装置的故障将导致该供电分区全部失去电力,区段内所有运行中的车辆将失去动力,轻则发生车辆停运,重则造成交通事故.因此,实时有效地检测接触网悬挂装置的运行状态是保障轨道车辆能正常运营的重要措施.



图7 刚性悬挂接触网结构

目前,国内外基于机器视觉技术开展的针对接触网悬挂装置运行状态检测方法的研究还相对较少.谢大鹏等<sup>[47]</sup>提出了新的基于图像识别的接触网零部件悬挂状态的检测算法,实现了旋转双耳下方销钉缺失检测和绝缘子闪络检测;张桂南等<sup>[48]</sup>基于Harris角点与谱聚类实现了绝缘子的抗旋转匹配和故障检测;潘影丽<sup>[49]</sup>提出使用双目视觉结合SURF算

法对绝缘子定位,提取绝缘子通过小波变换结合维纳滤波方法对识别出绝缘子进行检测,并根据不同破损绝缘子的特征进行破损检测,如掉串检测和裂纹检测;杨红梅<sup>[50]</sup>提出了基于突出处理的接触网支持及悬挂装置不良状态检测方法,实现了绝缘子片缺失、夹杂异物等状态的识别;刘建宏<sup>[51]</sup>以绝缘子为待检测目标,采用图像处理技术提出了基于图像处理技术的悬挂装置故障识别检测方法,实现故障判断;Chen等<sup>[52]</sup>提出了一种基于二阶全卷积网络对绝缘子进行故障检测,先用一阶FCN网络学习特征并定位绝缘子,再使用FCN进行故障检测及获取故障位置.结合模版匹配算法,Li等<sup>[53]</sup>分别提出了利用图像处理技术和卷积神经网络(CNN)进行接触网悬挂装置病害智能化检测的方法,有效提升了检测效率和准确率,但实际检测速度未在文中明确讨论.

可以看出,对于接触网悬挂装置运行状态的检测主要也是采用基于传统图像处理的检测方法和基于深度学习的检测方法,对比而言,后者具有更高的检测精度和更容易的实施过程,但对检测数据的需求更大.

### 1.2.4 接触网其它病害检测

除了上述几种常见病害外,在车辆实际运营过程中接触网还会存在拉弧、挂有异物等现象.弓网拉弧是指系统运行过程中弓网间电压异常而产生的电弧火花,当弓网拉弧产生时,在所采集图像中表现为一片异常的光亮区域.文献[54]利用这一特征提出了一种基于OTSU法的萤火虫算法检测图像中的突发电弧,方法思想简单易懂,但相应阈值的选择是算法检测效果的关键即检测结果的好坏一定程度上受阈值选择的影响.文献[55-56]使用卷积神经网络检测弓网拉弧的产生,取出拍摄的弓网系统视频中带有拉弧的帧,将利用图像处理技术提取的拉弧区域图片作为训练数据,训练并优化网络模型,实现了对弓网拉弧的检测,达到了较高的检测准确率.但拉弧区域图片的提取依赖于特定的采集过程及相关的参数设定,普适性有待进一步验证,且整体检测流程有简化的空间.

此外,接触网作为一个没有“防护外衣”的供电设备,受周围环境影响较大,当接触网设备上悬挂有异物时会造成打弓、拉网等,从而导致行车安全事故.文献[57]通过提取图像的HOG特征,利用SVM分类器判断接触网是否存在异物.文献[58]首先使用LSD直线段检测算法提取出异物可能存在的区域,然后利用YOLOv3深度网络进行训练,最终实现

对图像中的接触网异物的实时检测,但是mAP(mean average precision,各待检测类别平均检测精度的均值)仅为89.2%,故后续研究需在保证检测速度的同时,有效提升检测的准确性。

## 2 机器视觉在轨道线路状态检测中的应用

轨道线路是承载轨道交通运营车辆运行的基础,在确保整个轨道交通立体空间安全、有效的综合体系中扮演着重要的角色。所以,实现对轨道线路安全状态的自动检测对保障行车安全及安排合理线路的养护和维修决策有重大意义。如图8所示,轨道线路主要由钢轨、扣件等关键部件组成。在轨道交通车辆的运行过程中,车辆车轮与钢轨持续摩擦和振动冲击等相互作用,加上复杂恶劣环境等不可避免的影响,使得轨道线路上容易出现钢轨表面缺陷、扣件丢失等病害,威胁着轨道交通的运营安全。为保证轨道交通的运营安全和效率,对钢轨、扣件等轨道线路关键部件安全状态的检测必不可少。

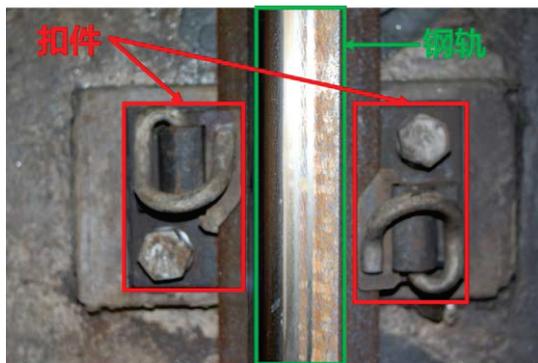


图8 轨道线路关键部件

目前,对于轨道线路状态的检测仍以人工巡检的方式为主,通过人工目视或推持巡检小车,利用人工经验或超声波检测、电涡流检测、漏磁检测等方法对线路的安全状态进行检测。该传统方法虽简单易行但效率低下,检测结果会受作业人员的经验、专业素质等主观影响。此外,由于地铁车辆运行空间内环境较为恶劣,传统检测方法还有可能危及作业人员的人身安全<sup>[59]</sup>。

近年来,随着计算机软硬件等级的不断提升,图像处理、机器视觉等技术得到快速的发展,在多个领域中得到广泛应用。基于机器视觉的检测技术成本低、速度快、可同时实现多目标检测,且适用于在复杂环境条件下进行长时间、高精度、重复性的工作,能够充分满足轨道交通线路状态的自动检测要求<sup>[60]</sup>,在轨道线路安全状态检测领域已成为研究和应用的热点。本节将分别介绍机器视觉技术在轨道线路扣件和钢轨安全状态检测中的应用。

### 2.1 扣件安全状态检测

扣件是用来联结轨道交通线路上钢轨和轨枕等基础设施的部件,主要作用是将钢轨约束在轨下基础如轨枕上,保持两者位置长期可靠地相对固定,防止钢轨相对的高低(竖向)、前后(纵向)、左右横向等的移动,并且在动力约束下充分发挥其弹性的作用,减少钢轨不同程度下的变形积累。扣件通常表现为部分扣件缺失、扣件完全缺失等状态<sup>[61]</sup>。

在近十年里,基于机器视觉的缺陷检测技术吸引了越来越多的国内外研究学者和科研机构开展以此为基础的轨道线路扣件状态检测方法的研究及应用<sup>[62]</sup>。其中,欧洲、北美和日本等发达国家率先投入此项研究,随着机器视觉等技术的发展成熟,逐步应用于实际线路扣件安全状态的检测<sup>[63-67]</sup>。

美国 ENSCO 公司 20 世纪 90 年代末期研制的 VIS 视频检测系统拥有高精度的图像采集系统和图像处理算法,该算法能够适应白天和晚上不同的光照环境下的检测,可实现对扣件异常状态的非接触式检测<sup>[63]</sup>。德国 Atlas Elektronik 公司于 1998 年研制成功的 RAILCHECK 轨道检测系统<sup>[64]</sup>,依靠装设在车体的数字摄像机采集、存储被检测线路的图像,并利用图像处理技术对图像进行特性分析。该系统可用于对钢轨、扣件、轨枕及道床的伤损和缺陷进行探测和分类处理,最高允许的检测速度目前为 120 km/h。日本东海地铁公司于 1964 年开发了第 1 列新干线多功能检查列车,并于 1997 年利用图像处理技术对该检查列车升级改造,研制出新一代新干线多功能检测车,可实现对钢轨表面裂纹、锈蚀等情况,扣件不同缺陷状态以及道床安全状态的检测<sup>[65]</sup>。2006 年,西日本地铁公司研制的 141 系综合检测车<sup>[66]</sup>配置了轨道检测装置、线路中心间隔测定装置(TDM)、轨道影像测定装置等功能子系统,可实现检测钢轨接缝状态、扣件螺栓的紧固情况、道床下沉与否等问题,该综合检测车的试验速度最高可达 300 km/h。2003 年,法国 SNCF 国营地铁公司研发成功了装载有视频检测系统的 MGV 高速综合检测车,检测车最高运行时速为 320 km/h,可实现钢轨表面、扣件、接触网等安全状态的检测<sup>[67]</sup>。

相较于国外,我国针对轨道检测系统的研究直到 20 世纪 90 年代才逐步展开,利用视频/图像采集装置辅助人工进行检测,初步实现半自动化检测<sup>[68]</sup>。目前,我国常见的轨检车型号为 GJ-3、GJ-4 和 GJ-5 型轨道检测车,图 9 所示为 GJ-4 型轨道检测车外观图。2011 年,中国铁道科学研究院基础设施检测研究所经过不

断地努力,成功研制出了新的轨道监测系统,并命名为GJ-6,该系统采用激光摄像,结合机器视觉技术有效提高了检测准确率<sup>[69]</sup>。此外,郑州铁路局科学技术研究所在2016年研制成功了一种新的轨道智能巡检系统,在配合人工的条件下该系统的检测准确率可达到98%<sup>[70]</sup>。



图9 GJ-4型轨道检测车外观

国内外研究学者和机构在研究基于机器视觉的轨道线路扣件安全状态检测系统的同时,也以此为基础研究并提出了众多轨道线路扣件安全状态检测方法,有力推进了该领域的快速发展。文献[71-72]将多层感知机作为分类器用于检测轨道扣件是否存在损坏或缺失,并在此基础上搭建了GPU服务器用于扣件在线检测。Resendiz等<sup>[73]</sup>在针对扣件状态检测的研究中,首先通过Gabor滤波器将二维图像转换为一维信号,然后用多重信号分类算法(MUSIC)对扣件状态进行分类检测,该方法可用于检测轨道系统中大多数部件,但是文中提到的扣件类别与国内使用的扣件类型不一致。Yang等<sup>[74]</sup>使用LDA<sup>[75]</sup>算法首先提取待检测扣件图像的权重矩阵,然后通过计算其与标准的扣件图像或扣件丢失图像权重矩阵之间的距离判别该检测图像中扣件的安全状态,但文中只研究了正常和丢失这两种扣件状态的检测,没有考虑扣件损坏

的情况。Xia等<sup>[76]</sup>采取了提取扣件Haar特征的方法,结合模式匹配算法和AdaBoost分类器检测扣件的状态,检测准确率达到92%,但是模式匹配的方法计算复杂度较高,达不到快速检测的要求。刘甲等<sup>[77]</sup>基于经验值的判断对图像中的扣件进行定位和分割,这一方法虽然实现简单,但算法的鲁棒性不强,且对于扣件位置的规律性有较高的要求。Li等<sup>[78-79]</sup>首先结合Hough变换和Sobel边缘检测算法检测轨道表面边缘,然后根据经验值对扣件的位置进行定位。Feng等<sup>[80]</sup>首先利用LDA特征提取算法实现扣件定位,然后提取扣件的Haar特征,最后计算待检测扣件和标准扣件之间的相似度,从而实现扣件状态的检测和分类。此外,gabor算子<sup>[81-82]</sup>、边缘检测<sup>[83]</sup>和Hough变换<sup>[84]</sup>等方法都是用于特征提取的常见方法,但是这些算法的缺点在于忽略了扣件的空间位置信息。

近几年随着机器学习的发展,深度学习凭借着强大的学习能力和准确性,在各个领域中逐步发挥出重要的作用。基于机器视觉,结合深度学习的轨道线路扣件安全状态检测方法的研究逐渐成为该领域的热点问题。文献[85]提出了一种用于铁路轨枕和扣件检测的多任务学习方法。首先将卷积神经网络(CNN)用于不同材料的分类,然后基于材料分类的网络参数,通过扣件分类的样本对网络进行微调,实验表明该方法可提高检测精度,但文中未讨论多任务检测器的检测速度。文献[86]研究和应用图像处理技术和深度学习对扣件缺陷进行检测和识别,并提出基于Faster R-CNN网络的轨道线路扣件状态检测模型(如图10所示),获得了更高的识别精度和召回率,但检测速度有待进一步提升,以达到实时高精度检测。

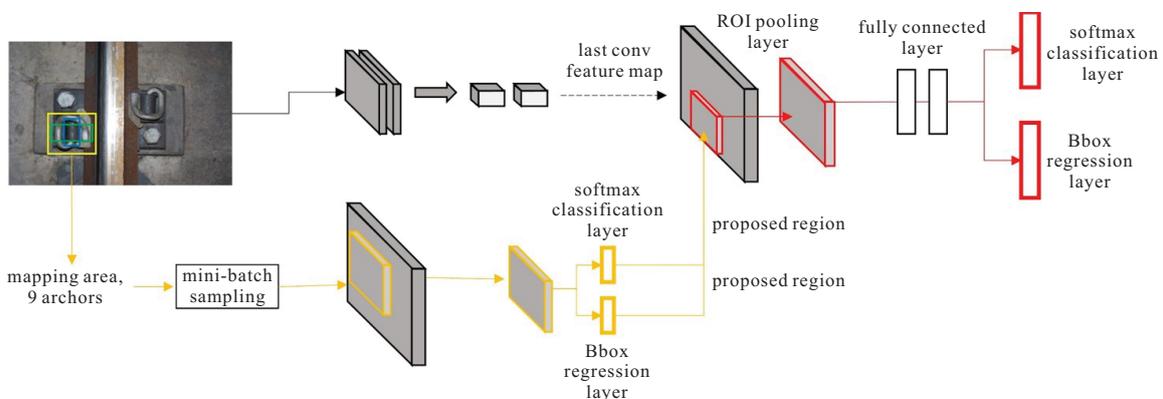


图10 基于Faster R-CNN的扣件状态检测模型

## 2.2 钢轨表面病害检测

钢轨是轨道线路另一主要组成部件,其功用在于引导轨道交通车辆的车轮前进,承受车轮的巨大压

力,并传递到轨枕上。导致钢轨表面病害发生的起因一般总结为两类:一是钢轨生产水平的局限性,在产品成型的过程中已经发生了裂纹或者其他病害缺陷,

机车车轮反复地碾压钢轨进而在表面形成了缺陷;二是经过车轮与钢轨之间反复地疲劳磨损后期产生出来。例如,在车辆的紧急制动过程中,轮轨之间剧烈摩擦,踏面处发生淬火导致车轮碾压钢轨表面的小部分金属,从而产生掉块等<sup>[61]</sup>。

如图11和图12所示,钢轨表面病害大致可分为两类:波浪形磨耗(简称“波磨”)和离散病害<sup>[87]</sup>。波磨是指钢轨沿纵向表面出现的周期性的类似波浪形状的不平顺现象,离散病害则随机出现在钢轨表面<sup>[4]</sup>。因此,本节将从这两类不同类型病害的角度切入,分别介绍机器视觉技术在钢轨安全状态检测中的应用。



图11 钢轨表面离散病害



图12 钢轨表面波磨

针对钢轨表面离散病害检测方法的研究很多,这里主要回顾相对具有代表性的研究工作和成果。文献[87-89]通过构建智能视觉系统实现了钢轨表面离散缺陷的实时检测。具体而言,文献[87]研究并开发了基于机器视觉的钢轨缺陷检测系统,该系统利用灰度积分投影法实现了快速定位钢轨表面的离散缺陷;文献[88]研究并设计了一种用于钢轨表面病害检测的实时视觉检测系统(VIS),该系统首先利用局部归一化(LN)增强钢轨图像的对比度,以消除光照不均的影响,然后运用投影轮廓分析(DLBP)算法定位病害的位置;类似地,文献[89]设计并实现了基于机器视觉的钢轨表面病害实时检测系统,系统基于数学形态学方法对钢轨表面病害进行优化,并通过跟踪方向链码得到病害的特征,在一定程度上提高了检测速度。但上述系统检测算法召回率较低且容易受到噪声的影响。

文献[90-94]结合图像增强和阈值分割算法研究了钢轨表面离散病害的检测方法。Li等<sup>[90]</sup>提出了

一种最大加权目标相关(简称MWOC)阈值化方法拟合钢轨表面图像特征,以促进缺陷检测的性能;Yuan等<sup>[91]</sup>提出了一种改进的Ostu算法分割轨道线路图像得到钢轨表面区域,为后续对钢轨表面缺陷检测奠定了良好基础;He等<sup>[92]</sup>首先将钢轨图像进行反向P-M扩散,然后对扩散后的图像与原图像进行差分并将差分图像二值化,最后依据缺陷边缘特性和面积,利用图像滤波算法分割出缺陷图像;在此基础上,贺振东等<sup>[93]</sup>进一步提出了基于背景差分的钢轨表面缺陷检测算法,在一定程度上可有效解决在缺陷分割过程中图像光照变化和反射不均等问题带来的影响;陈后金等<sup>[94]</sup>根据钢轨表面缺陷的梯度和灰度特征,引入最大熵准则自动求取阈值,建立灰度-梯度共生矩阵模型提取钢轨表面缺陷的内边缘,从而实现对钢轨表面缺陷的自动化检测。综上所述,为了提高离散病害检测性能,研究人员结合图像增强和阈值分割算法做了诸多工作,也取得了不错的效果,但是噪声、光照异常等会影响算法的性能,且阈值的选择不具有普适性。

文献[95]从全新的角度探究钢轨表面离散病害的检测问题,提出了一种新的用于钢轨表面检测系统(RSDDS)的分层提取器,称为由粗到细的提取器(CFE),具体而言,首先使用基于均值漂移的粗提取器定位异常值,然后使用细提取器过滤噪声。为了进一步提升检测性能,文献[96]提出了一种从粗到细的模型(CTFM)识别不同尺度下的钢轨表面病害。此外,该团队在之前的研究基础上,进一步提出一种背景导向的病害检测器(BODI),通过在检测过程中考虑钢轨的特定特性来改进病害的检测性能<sup>[97]</sup>。这类方法具有理想的检测精度,能在不同尺度上识别缺陷,但是算法计算复杂度较高。

相对于钢轨表面离散病害,基于机器视觉技术的钢轨波磨检测研究和应用最早开始于2004年,Mandriota等<sup>[98]</sup>提出了一种基于空间滤波特性和 $K$ 近邻算法的钢轨波磨识别算法,成为该领域的开山之作,随后该技术成功应用于基础设施的实时视觉检测系统(ViSyR)<sup>[99]</sup>,可以达到较高的检测精度,但性能易受算法参数设置的影响。文献[100-101]研究了基于轨道图像频域特征的钢轨波磨识别方法,可有效减少检测时间,但检测过程的自动化程度还可以进一步提高。在上述研究的基础上,Wei等<sup>[102]</sup>提出了基于计算机视觉的钢轨波磨识别与评估方法,不仅利用改进的空间金字塔匹配模型实现了轨道线路图像中钢轨波磨的识别,而且结合频域分析、归一化距离匹配函数、

视觉显著性、模糊理论等技术实现了钢轨波磨周期的估计和严重程度的可视化评估。基于改进空间金字塔匹配模型(简称IMFLLC)的钢轨波磨识别方法

流程如图13所示。该方法虽然首次实现了基于计算机视觉的钢轨波磨可视化评估,但其算法只针对特定的检测场景,需提升方法的普适性。

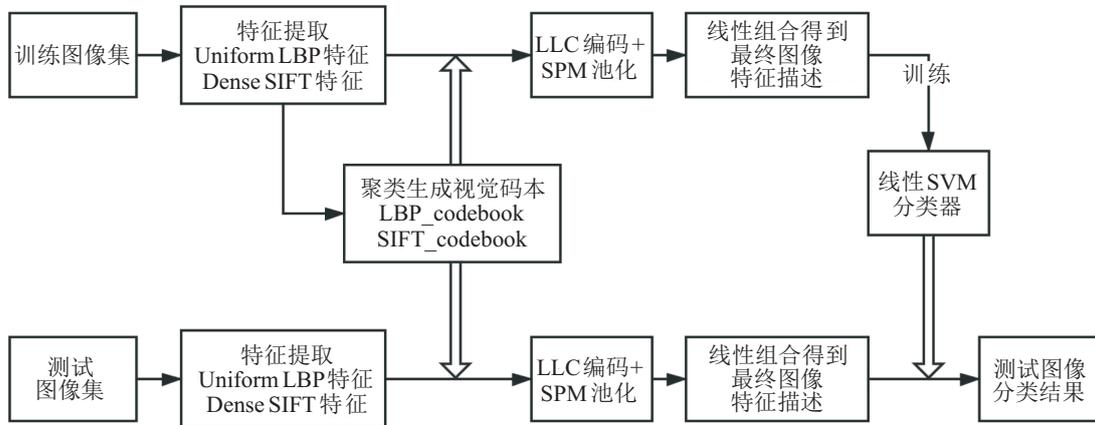


图13 基于IMFLLC的图像分类方法流程

随着深度学习技术的不断发展,其在基于机器视觉的轨道线路钢轨安全状态检测研究中逐渐得到应用。文献[103-107]设计并实现了多种基于卷积神经网络(CNN)的检测模型,提高了钢轨表面离散病害的检测精度和速度,同时也提高了检测过程的智能化程度。但是,这些文献所提出的检测方法仅在各自研究的特定任务中表现良好,通用性有待进一步验证。此外,Wei等<sup>[108]</sup>创新性地基于改进的YOLOv3深度学

习网络提出轨道线路多目标病害检测模型(如图14所示),该模型可同时检测轨道线路图像中钢轨和扣件的安全状态,并取得了较高的检测精度,但其检测速度及自动化程度与现场实际工程应用还有一定的差距。

### 3 机器视觉在车辆状态检测中的应用

作为运输乘客的主要载体,城市轨道交通车辆是整个城市轨道交通系统的重要组成部分,相比于系统中其他关键组成部分,城市轨道交通车辆寿命周期较长,结构精密复杂,子系统及其部件众多,检修工艺繁复,而且其设备结构、设备数据以及运营维护等都有着其自身的特殊要求<sup>[109]</sup>。

现在,随着我国现代社会的高速发展,人们出行对于城市轨道交通各方面的需求也越来越高,在这样的需求背景下,城市轨道交通车辆的运营里程将持续快速增长,车辆发车的间隔也将不断减少,车辆的安全状态直接关系到整个城市轨道交通系统的运营安全和服务质量。因此,如何高效经济地检测城市轨道交通车辆的安全状态,保障城市轨道交通系统的正常可靠运营,已经成为各大地铁运营公司十分关心的问题,也是相关研究单位和高校目前研究的一个重要内容。

#### 3.1 我国城市轨道交通车辆检修现状

车辆检修是保证地铁交通安全平稳运行的必要保障。长久以来,我国大部分城市地铁车辆的检修采用的是传统的“计划修”模式,即检修制度均在车辆制造商规定的计划预防维修体系基础上建立,主要采用日常维修和定期检修相结合的方式。该制度下检修修程一般可以分为5个等级:日检、月检、定修、架修

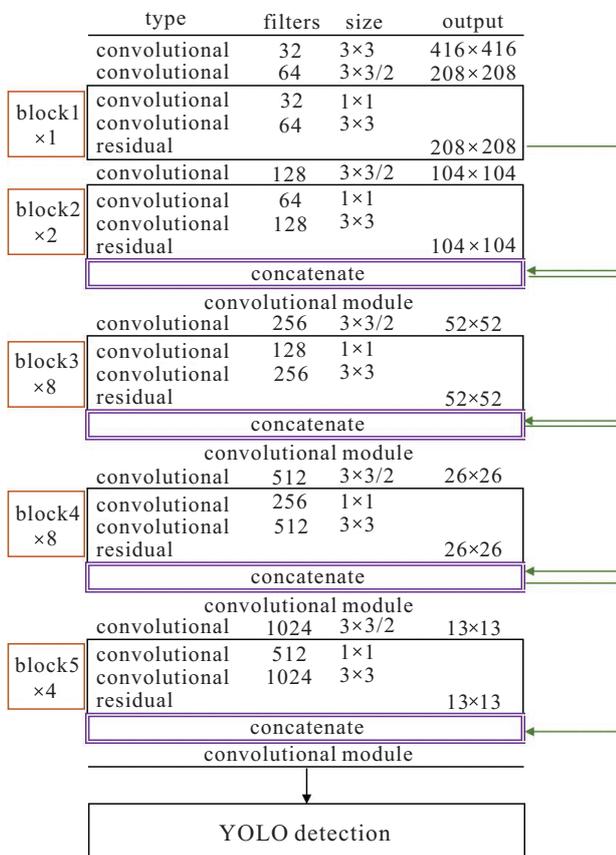


图14 改进的YOLOv3网络的结构和参数

和厂修,表1详细介绍了各修程的主要检修内容<sup>[110]</sup>。

表1 各修程主要检修内容

修程	主要检修内容
日检	对控制装置、各种电器装置、转向架、空气制动装置、车钩缓冲装置、铰接装置、车门、车灯、蓄电池箱、车体、受电弓等主要部件进行外观检查,对危及行车安全的故障进行重点修理。
月检	对控制装置、各种电器装置、转向架、空气制动装置、车钩缓冲装置、铰接装置、车门、车灯、蓄电池箱、车体、受电弓等主要部件的技术状态和作用进行检查和必要的试验,对危及行车安全的故障进行全面修理。
定修	卸下控制装置、转向架、控制制动装置、蓄电池、牵引电机、受电弓等部件,对其技术状态和作用进行检查和修理,并进行必要的试验;对计量仪器、仪表进行校验;对其余主要部件的技术状态和作用做相应的检查和修理;修竣车的精调和试车。达到定修标准。
架修	卸下控制装置,各种电器装置、转向架、传动装置、轮对、轴承、空气制动装置、车钩缓冲装置、车门、蓄电池、牵引电机、受电弓等部件,对其进行分解、检查和修理,并进行必要的试验;对计量仪器、仪表进行校验;对车体其余主要部件的技术状态和作用做相应的检查和修理;车体油漆标记,修竣车的精调和试车。达到架修标准。
厂修	驾车,车辆接替,对转向架构架和车体进行整形,对所有部件全部进行分解、检查和修理,完全恢复其性能;重新油漆标记,修竣车的精调和试车。达到厂修标准。

从表1可以看出,在传统的“计划修”模式下,所制定修程的检修内容覆盖全面且划分细致,可以满足一定的检修要求,但是在实际的运营环境下,该检修制度存在非常大的局限性。首先,该修程未考虑车辆的质量状况、实际运营时间等多方面的差异,全部在统一的修程内容框架下进行作业,这样会造成车辆、人工、材料等资源不同程度的浪费;其次,随着国内制造业的不断发展,制造技术不断提升,城市轨道交通车辆制造的可靠性已得到较大的保障。在此背景条件下仍采用这种传统修程作业可能会存在过度维修的问题,因为在规定的修程中,可能只有少数部件的健康状态存在隐患,而大多数的部件仍处在健康状态,从而会造成一些部件在非使用时损坏。

此外,如图15所示,该种检修方式目前主要通过检修作业人员目测、鼻嗅、耳听等主观地检测车辆发现故障,人员配置多,对检修人员的专业素质和实践经验要求较高。当检修人员能力和综合素质不同

时,检修质量也会层次不齐。而且,在长时间的高强度检修过程中,检修人员的身体和精神状态也会逐渐下滑,当检修人员疲惫时,检测质量和效率就会出现明显的下降,这样会存在漏检现象,同时也会使得作业人员的自身安全无法得到切实的保障<sup>[111]</sup>。



图15 人工车辆检修

### 3.2 基于机器视觉的车辆状态检测技术

近年来,随着科学技术水平的不断发展和进步,针对传统的“计划修”模式存在的诸多不足,我国城市轨道交通系统借助在线检测设备、大数据分析和基于机器视觉的非接触式无损检测等先进的技术手段,不断调整对运营车辆的检测方式、维修流程和维修制度,逐步将“计划修”调整为“状态修”或“均衡修”,有效提升了检修的效率,促进了资源优化配置<sup>[110]</sup>。其中,得益于前述机器视觉技术的特点和优势,基于机器视觉的车辆状态检测已逐渐成为该领域应用和研究的热点,包括车底巡检机器人、入段线日常综合检测系统等。

在国铁领域,目前已逐步开始试点应用复合型巡检机器人,基于先进的机器视觉技术实现运营车辆状态的自动化、智能化检测。以上海虹桥动车运用所引进的轨道式车底巡检机器人为例<sup>[112]</sup>,该复合型巡检机器人利用创新的智能图像识别技术,能够实现以自动化、智能化的视觉识别设备代替动车组日常检修的人工目检,对车辆底部全景、转向架等可视关键零部件进行灵活且多角度的自动检测,减少了检修作业人员配置,有效提升了车辆状态的检测效率,大大缩短了检测所需的时间。如图16所示,该巡检机器人设备主要由视觉检测模块、多功能机械臂、安全防撞系统等功能单元组成,工作时利用铺设在检修地沟内的导轨前后运行来完成巡检,当班检修人员则通过配备的手持终端操控机器人进行作业。具体地,该车底巡检机器人能够按照预先设定的检测区域自动准确地定位并运行到该检测目标位置,首先运用图像检测模块完成对车辆底板及转向架关键部位的扫描检测,然后利用图像识别技术实现对车辆底部、车轴、轮对、转向架等关键部件的尺寸测量、状态监测等日常检修作业。

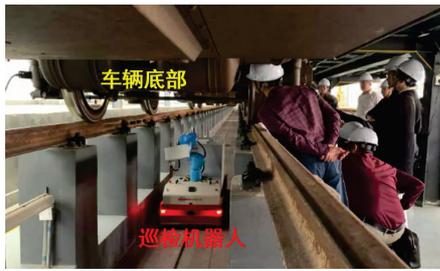


图 16 车底巡检机器人

针对传统检修模式存在的问题,张鹤等<sup>[113]</sup>在车辆运维业务中引入“全智能维保体系”概念,探讨构建城市轨道交通车辆的智能综合检测体系,利用智能化设备实现对车辆的车顶、车侧、车底及转向架等关键部位安全状态的在线智能检测,全方位提升运营车辆的行车安全性,同时延长各关键部件的使用寿命.该体系主要包括库内深度检测系统、正线动态综合检测系统和入段线日常综合检测系统.其中,入段线日常综合检测系统安装在车辆段入段走行线上,可在车辆开始运营前和运营结束后对车辆各关键部件的安全状态进行全面的动态检测,以保障运营安全.如图17所示,该系统主要包括轮对故障在线检测系统(系统通过综合应用高精度位移测量技术、光截图像测量技术和图像模式识别技术实现对轮对安全状态的动态检测)、受电弓及车顶状态动态检测系统(系统采用现代传感器技术及高速、高分辨率图像分析测量技术,可实现受电弓滑板磨耗等关键特性参数的在线自动化动态测量,同时可完成对车顶关键部件的可视化观测)、车轮深层次探伤检测系统、全车运行故障动态图像监视系统(系统可全面监测受电弓、车底走行部和转向架等关键设备的工作状态,并在此基础上可实现车辆关键设备故障状态的自动识别与报警)、闸片状态在线动态检测系统(系统利用图像检测技术自动获取闸片高清图像,并结合边缘检测和模式识别技术实现车底闸片的自动化检测)等5个子系统.

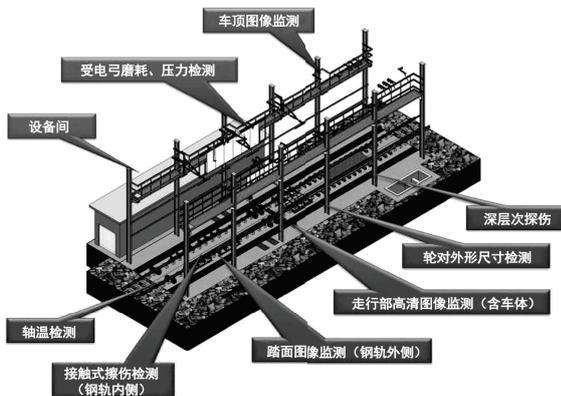


图 17 入段线日常综合检测系统

针对人工目检可能存在的无法及时发现螺栓松

动等渐变性隐藏故障问题,侯文军等<sup>[114]</sup>研究并开发了一套基于模式识别技术的地铁车辆图像检测系统,系统安装于车辆入库线路,如图18所示,主要包含车顶可视关键部件动态监测模块、车侧可视关键部件动态监测模块及车底走行部可视关键部件动态监测模块.当地铁车辆经过系统安装区域时,系统会自动完成对车辆车顶、车侧和车底关键部件可视部位图像的采集,并在此基础上实现对车顶受电弓、绝缘子、空调机组盖、车门、车底牵引装置、转向架、电机盖、闸瓦/制动盘、齿轮箱等关键设备及其部件安全状态的监测,主要检查关键部件异物、缺失、明显变形等异常情况,一旦任何关键部件出现上述异常情况,系统将自动报警提示.整个系统采用机器视觉、目标检测、图像处理、模式识别和高速、高分辨率线阵扫描等先进技术,实现了城市轨道交通地铁车辆车体外观的自动化检测,相较于人工检查,基于该系统的检测方式不仅能有效提升检查质量、降低安全隐患,而且能提高检查效率、减少人力成本,同时也为日后车辆的自动化检查奠定了良好的基础.各子模块具体结构及工作原理参见文献[114].

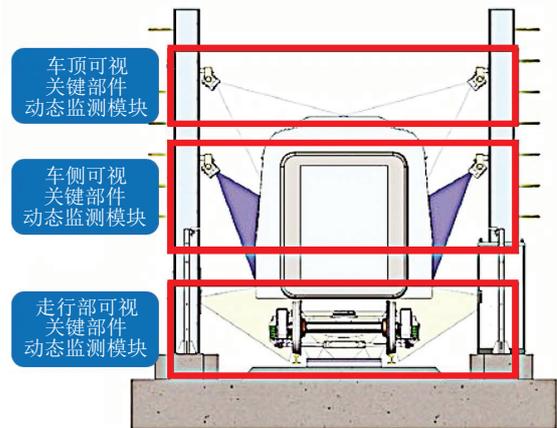


图 18 地铁车辆图像检测系统

潘继业等<sup>[115]</sup>简要介绍了工业机器人在轨道车辆检测技术领域的应用.此外,通过在工业机器人上搭载自动化成套设备,综合运用线阵扫描技术和图像自动识别技术,研究了一套自动化、智能化的轨道车辆关键部件检测系统.文献提出,该项技术已成功应用于中国高铁行业,如中车四方股份公司的TEDS系统,工作时首先通过安装有图像采集模块的第一工业机器人和第二工业机器人分别采集得到轨道列车转向架的底部、顶部和侧部的图像(见图19)<sup>[116]</sup>,然后对采集到的图像进行处理得到对轨道列车转向架的检测结果,提供了一种轨道车辆关键部件检测思路及架构,可以有效代替人工检测,从而提高检测效率,降低人力成本,提高检测质量.

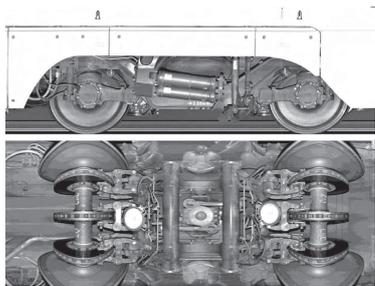


图 19 TEDS 系统所采集列车转向架图像

此外,车门也是城市轨道交通车辆的重要组成部分,车门系统是否安全可靠将会影响正常运营,有的甚至直接危害乘客的人身安全. 其中,车门系统中的丝杆锁闭装置在车辆运营状态下会受到长期往复冲击而开始老化并产生磨损,致使机械故障频发,而传统的检测方式难以有效监测锁闭装置的安全状态,无法及时反馈车门关门是否正常. 针对这一问题,顾壹等<sup>[117]</sup>提出了一种基于机器视觉的城市轨道交通车辆门锁安全监测方法,在不影响运营车辆正常工作的情况下,对门锁的安全状态进行监测并在线诊断存在的故障. 具体地,如图 20 所示,设计一套以视觉测量为核心的嵌入式系统,采用机器视觉技术实现对车门锁闭装置的智能监测. 在嵌入式视觉监测系统中采用非接触式的摄像头传感器,能有效观测锁闭装置关键部件的安全状态,判断车门系统锁闭装置的可靠性,但精度有待现场验证和进一步提升.

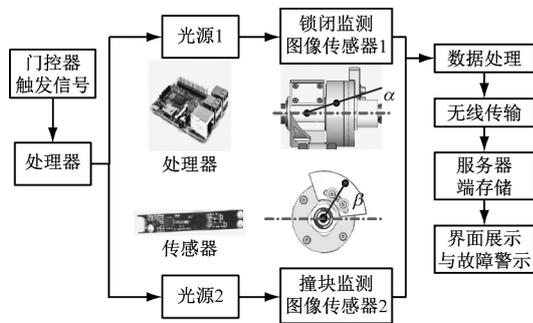


图 20 车门锁闭装置智能嵌入式监测系统

### 4 机器视觉在车站安全监控中的应用

近年来,轨道交通车站乘客安全问题不断出现,如旅客在乘坐电扶梯时,由于使用方法不规范或电扶梯设备出现问题,导致旅客受伤(如图 21 所示),旅客在站台等待乘车时,不慎跌入轨道,最终发生惨剧(如图 22 所示),因此车站中旅客的安全保障非常重要. 目前,我国铁路的客运车站基本上设计安装了大量的数字视频监控系統,并且针对电扶梯、站台等关键区域的旅客分布和行为进行监控. 但是,由于人工监控视频能力有限,不易实现较长时间对监控视频的实时观察和监视. 通过计算机对视频图像进行处理,

识别出关键目标物体,并进行区域内的实时跟踪,实现实时监控旅客行为,出现紧急情况迅速报警,能够大幅度提高车站安全保障能力.



图 21 儿童被卷进电扶梯中



图 22 乘客摔进轨道

#### 4.1 电扶梯安全监控中的异常行为检测

电扶梯是车站重要的交通工具,具有人员密集、使用频率高、能连续循环输送客流等特点. 公共交通型电扶梯经常出现人员满载、拥挤等状况,运行过程中存在诸多安全隐患,加上乘客乘坐电扶梯时的不安全行为,导致电扶梯频频发生摔倒、坠落、夹伤等死伤事故. 基于机器视觉的视频监控方法,为预防重大电扶梯安全事故提供了一种新的思路.

文献[118]将基于 ARM+GPU 的 TK1 嵌入式平台作为硬件平台,基于 OpenCV 开源视觉库进行算法设计,利用 Qt 跨平台图形界面库进行界面设计,设计了电扶梯智能视频监控系统,通过对电扶梯口的乘客进行监控与跟踪,实现客流统计和乘客滞留等监测,对可能造成安全事故的隐患进行监测并提醒,保障乘客顺畅、安全通行. 但是该系统尚处于开发阶段,在整体功能的完善、图像处理算法的优化、系统持续稳定性的提高等方面仍有改进的空间,与成熟可靠的自动化监测系统仍有较大的差距. 主要有以下几点需要改进:进一步提高扶梯场景下乘客人头检测算法的准确性,改进扶梯智能视频监控软件,改进扶梯智能视频监控软件的硬件平台,进一步完善扶梯监控系统后续功能的扩展.

文献[119]综合运用了 5G 技术、视频数据采集技术、Android 客户端开发技术、云平台技术、数据库技术等,设计了一种基于人工智能的电扶梯智能安防系统. 这一系统利用视频数据采集平台采集乘客数据,应用机器视觉及人工智能技术对乘客的姿态与行为

进行主动识别,针对乘客的危险行为给出异常报警,在出现危险状态时触发声光报警器,控制电扶梯减速或停止运行.图23为电扶梯智能安防系统平台总体结构.自动扶梯安防系统可以适用于人流量大的公共场所,还可以用于任何人员危险因素产生的机械设备场所等领域,技术新颖,可为新形势下的安全事故监管和预防提供有效参考.



图23 电扶梯智能安防系统平台总体结构

文献[120]基于Openpose关键点检测算法获取人体结构,再使用SVM分类器进行人体姿态分类,从而实现画面中行人跌倒现象的检测与报警,并使用SSD目标检测框获取画面中的行人、大件行李等目标,再对行人目标调用KCF跟踪算法,实现对监控视频中可能存在的违禁物品与逆行行为进行检测与报警. Openpose算法输出点编号与人体关节对应关系如图24所示.文献[121]借助Openpose人体关节检测算法提取目标人体的骨骼特征,利用Inception V3网络模型搭建分类器,对采集的骨骼特征信息分类,以识别乘客摔倒行为.由于文献是在楼梯中验证算法可行性,未来可考虑采用更加高效的方法在真实扶梯环境中进行多人识别检测与扶梯急停系统的应用,进一步提高系统的高效性和实用性.



图24 人体姿态关键点

文献[122]采用结合卡尔曼的光流跟踪算法进行对象跟踪,然后进行越界、逆向和跌倒异常检测.运用点到直线的距离,如果人体对象跟踪框角点一个或多个越过边界线,则判定为越界;将光流方向在 $360^\circ$ 范围内划分成6个扇区,对光流方向进行归化,得到若干帧叠加之后的主要光流方向,如果与扶梯运行方向在6个扇区上投影不相邻,则判定为逆向行走;计算人体对象的上半部分均值光流与下半部分的均值光流差异度,如果超过某个阈值,则判定为跌倒.文献中所提出的跟踪算法鲁棒性较好,但是算法复杂度偏高,实时性有待进一步提高.其中,当电扶梯上都是满载乘客时,提取的前景数量较多,基于前景检测结果的HOG人体匹配度速度有所降低,对后续的跟踪和异常行为识别造成一定的影响.另外,对于跌倒的异常行为检测,虽然检测精度得到一定的保证,但也带来系统虚警的问题,对于人体对象全部或部分被遮挡的情况,跌倒检测算法难以准确地识别.

文献[123]提出一种基于人体骨架序列的扶梯乘客异常行为识别算法.该算法首先结合可变形组件模型特征的支持向量机检测乘客人脸,并用改进的核相关滤波器对其进行跟踪,从而得到乘客在扶梯中的运动轨迹;然后利用卷积神经网络提取轨迹中乘客的人体骨架序列,并通过模板匹配从乘客人体骨架序列中检测异常行为骨架序列;最后利用动态时间规整将其与各类异常行为骨架序列匹配,基于 $k$ 近邻方法识别异常行为.算法整体思路简单清晰,识别准确率也可达到93.2%,但是当扶梯中乘客过多时,拥挤的乘客会出现严重的遮挡而造成骨架缺失,缺失程度严重的骨架不能很好地描述人体的行为,容易与发生异常行为时缺失的骨架混淆,从而增加异常行为误检率,使算法效果不佳.

## 4.2 站台安全监控中的异常行为检测

地铁采用屏蔽门的方法将旅客与行驶的列车分割,但是其他轨道交通没有广泛使用屏蔽门.屏蔽门之所以不在国内铁路上应用,除了成本问题,还有两个重要的原因:

1) 国内现有列车多为人工操控,车辆停靠位置很难保证与所设屏蔽门位置完全吻合,实际应用中会给乘客登乘造成不便;

2) 地铁客流密度大,大型行李多,站台的设计应当满足无障碍与平顺性原则,屏蔽门的设置,人为地在站台区域设置了物理障碍,造成乘客候车时间延长,也给乘客带来很大的不便.

除了屏蔽门,还可以采用智能视频监控方法<sup>[124]</sup>,

利用计算机视觉技术对视频信号进行处理、分析和理解,在不需要人为干预的情况下,通过对序列图像自动分析,对监控场景中的变化进行定位、识别和跟踪,并在此基础上分析和判断目标的行为,能在异常情况发生时及时发出警报或提供有用信息,有效地协助安全人员处理危机,并最大限度地降低误报和漏报现象。

文献[125]根据车站摄像头采集图像数据(或从存储设备直接读取视频流数据),通过不同帧图像之间的关系,采用背景减法实现运动目标的检测。基于此,通过对车站实验区域的运动目标的连通区域标注、噪声目标去除等实现跟踪,当运动目标靠近或进入禁止区域时,实现提示报警功能。图25为系统流程图。

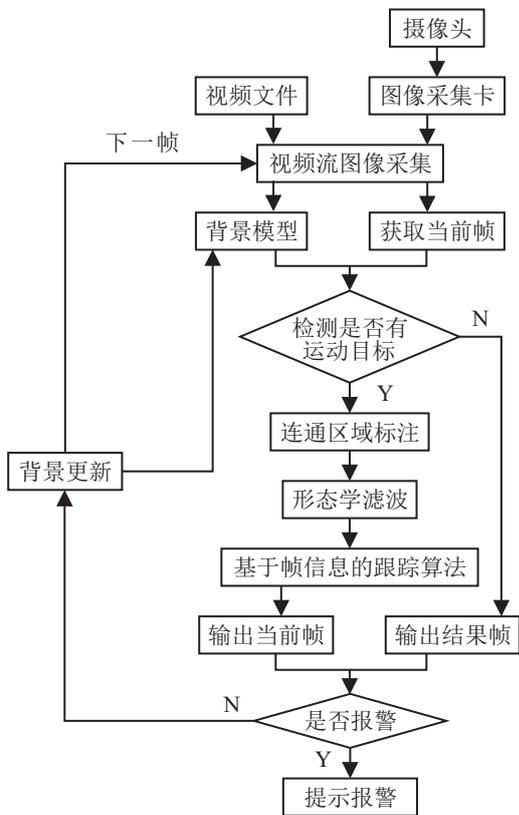


图25 系统流程

文献[126]利用HOG特征提取和SVM分类的方法对站台乘客越界行为进行检测。首先在获取前景阶段,利用混合高斯模型提取运动目标,并对运动目标进行优化;然后在人体区域获取阶段,利用梯度直方图进行特征向量的提取并结合SVM人体训练模型获取人体区域(如图26所示);最后在越界预警阶段,对人体所在区域进行越界检测并对越界信息进行及时反馈。为了提高模型的准确性,在前景检测阶段通过视频缓存提供足够的建模数据;在人体区域获取阶段通过对人体识别结果进行极大值抑制降低冗余;

在越界检测阶段通过运用多特征检测提高预警结果的准确性。为了提高检测的准确性,采用多特征进行检测,对乘客的越界行为采取边界点偏离检测和危险区面积检测两种方式。为了更好地评估危险等级,还对越界行为进行等级评估,主要采用边界点偏离检测和危险区面积相结合的方式,检测效果如图27所示。

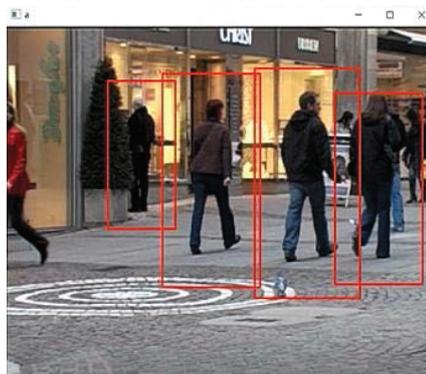


图26 HOG+SVM训练模型的测试效果

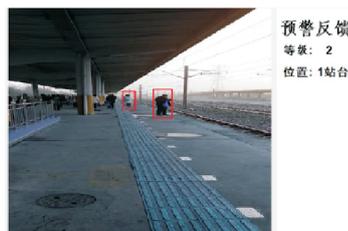


图27 检测结果

文献[127]在阐述Faster R-CNN算法原理的基础上,详细描述了VGG16模型、RPN网络以及分类回归的过程。采集现场数据制作样本集,训练了可区分普通人员、施工人员以及防护人员的站端入侵检测模型,实现了站台端部人员的入侵检测,降低了人员非法入侵的风险。但算法计算资源开销较大,检测帧率不高,且由于样本集较小,样本类别少,模型无法很好地满足实际现场需求。

## 5 机器视觉在轨道交通司机行为监测中的应用

除了城市轨道交通基础设施外,列车司机对列车的一系列操作和控制同样会对列车的运行产生重要影响,北京地铁公司对于地铁司机在驾驶地铁时的行为操作进行了规范。规范的动作不仅要能够准确地反映情况,还要保证司机做起来简单和快速,不影响列车运营效率。因此北京地铁采用手指指向的方式完成,手指指向不同的仪表或设备代表不同的含义。根据需求可以将司机的作业动作分为5类:到站确认、发车确认、区间确认、站台关门确认和无动作(无动作表示司机没有做其余4种动作,处于正常

驾驶列车的状态),同时每个类别的作业动作都包含一个或多个简单的手指指向或起立移动动作.这样对于列车司机的视频监控问题便转化为对司机作业动作的识别和检测问题,根据司机所做的作业动作判断列车和运行线路上道岔和信号灯是否处于正常工作状态,这些信息都应及时反馈给列车控制中心,由此能够及时发现列车或线路上信号灯和道岔的故障,进而将信息反馈到列车控制中心或该条线路上的其他司机,对列车的安全运行有着重要意义.

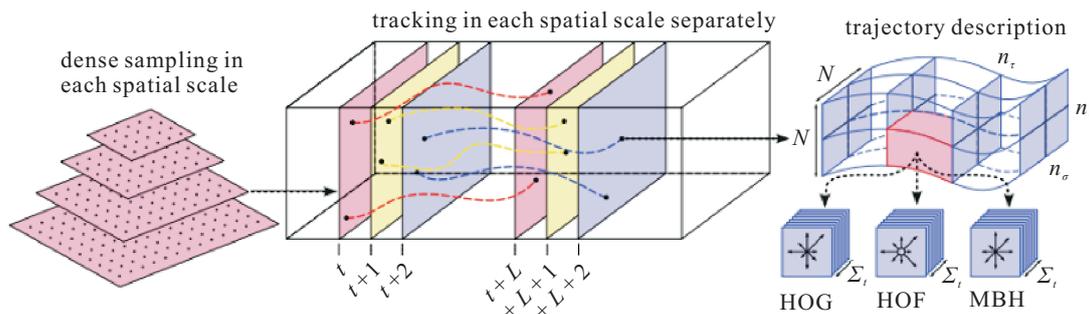


图 28 IDT 算法框架

算法主要分为3个部分:密集特征点采样、基于特征点的轨迹跟踪和基于跟踪轨迹的特征提取.

**密集特征点采样:**将视频片段分成  $N$  个空间尺度,在各个尺度上进行密集采样,通过设置阈值将自相关矩阵的特征值小于阈值的点移除.

**基于特征点的轨迹跟踪:**基于上述步骤得到的特征点,通过计算相邻两帧时间的密集光流在每一个空间尺度上进行跟踪.

**基于跟踪轨迹的特征提取:**基于每一帧图像中每个特征点在连续  $L$  帧视频图像上产生的轨迹,可以得到一个时空结构体,如图 26 右半部分所示,之后将整个时空结构体从时空上分为  $n_\sigma \times n_\sigma \times n_\tau$  份子区域.基于时空结构体,分别提取光流直方图 (histogram of flow, HOF)、梯度直方图 (histogram of gradient, HOG) 和运动边界直方图 (motion boundary histogram, MBH) 三种特征.

为了得到更好的检测和识别效果,对原始特征进行费舍尔向量 (Fisher vector) 编码,编码中使用到的编码本 (codebook) 由混合高斯模型 (Gaussian mixture model, GMM) 得到<sup>[130-131]</sup>.算法由于挖掘了足够多的空间和时间特征信息,识别准确率较高,但同时也带来了计算复杂度较高、运算速度较慢的问题.

## 5.2 基于目标跟踪理论的司机行为检测和识别

由于司机的各个作业动作均由一个或多个手指指向动作组成,可以对司机的手部进行跟踪,获得其

## 5.1 基于传统行为识别算法的司机行为检测和识别

传统的行为识别算法从根本上讲是个分类问题,其基本流程可以概括为:特征提取、特征融合和特征分类3方面. Wang 等<sup>[128-129]</sup>于2013年提出的改进密集轨迹 (improved dense trajectories, IDT) 算法是行为识别领域中非常经典的一种传统算法,在深度学习未涉足行为识别领域前有最好的效果,其基本框架如图 28 所示.

运动轨迹和运动坐标,进而转化为对应视频片段的特征向量用于分类器进行分类,最终实现司机作业动作的识别任务.这里主要介绍基于相关滤波理论的目标跟踪算法.

相关滤波的理论应用于目标跟踪领域时,其基本思想可以概括为:寻找一个滤波模板,使下一帧的图像与训练好的滤波模板作卷积操作,响应图中得分最高的部分即为模型认为的目标跟踪结果.基于这一理论基础,众多基于相关滤波思想的跟踪方法应运而生,最小平方和误差 (minimum output sum of squared error, MOSSE) 滤波器<sup>[132]</sup>首次将相关滤波方法用于目标跟踪领域.基于跟踪的滤波器在样本图片上进行训练以对目标的外观进行建模学习.目标基于第 1 帧中以跟踪目标为中心的一个小的跟踪窗口选择得到,此后,跟踪与滤波器的训练同时进行,通过关联下一帧搜索窗口上的滤波器跟踪目标,在相关滤波器输出响应最大的位置对应模型认为目标的新的位置,再用新位置上的样本特征对滤波器进行在线更新.但是,由于滤波器使用图像的原像素表现样本特征,效果并不是很理想.

随后,基于 MOSSE 有了很多相关改进,如:引入核方法 (kernel method) 的循环结构核 (circulant structure kernels, CSK) 算法<sup>[133]</sup>和核相关滤波器 (kernelized correlation filters, KCF) 算法<sup>[134]</sup>,在跟踪速度惊人的同时有着很好的效果. CSK 算法在 Mosse 算法的基础上在最小化函数后加入正则项解决滤

波器可能出现的过拟合问题,同时与Mosse算法里的随机仿射方式不同,采用循环矩阵的方式生成样本。然而CSK算法的特征输入依然是原始的单通道灰度像素信息,对每一帧视频的描述不够细致,因此KCF对特征输入进行改进,使用多通道特征代替灰度像素特征,使用高斯核函数对特征进行特征映射。特征通道的拓展在跟踪效果的改进上有着重要意义,因为有很多特征例如方向梯度直方图(histogram of gradient, HOG)、颜色特征(color name, CN)<sup>[135]</sup>等都是多通道特征,这些特征能够很好地描述每一帧图像,具有较高的辨识度,将多种多通道特征与KCF算法结合可以在保证跟踪速度不受太大影响的基础上较为明显地改善跟踪效果。然而,传统的KCF对于跟踪过程中常见的尺度变化、目标被遮挡、边界效应等问题的考虑不足,导致其在较为复杂的跟踪场景中很难满足实际跟踪需求,因此很多学者针对上述问题对传统的KCF算法进行了改进。

Danelljan等<sup>[136]</sup>提出了区分尺度空间跟踪器(discriminative scale space tracker, DSST), DSST设计两个原理一致的相关滤波器,定义为位置滤波器(translation filter)和尺度滤波器(scale filter),分别实现目标的跟踪和尺度变换。并且DSST中的尺度估计方法可以移植到任意其他没有尺度估计的跟踪算法中,以实现更好的跟踪效果。同年, Li等<sup>[137]</sup>提出基于核相关滤波和多特征集成的尺度自适应(scale adaptive kernelized correlation filter tracker with multiple feature integration, SAMF)算法<sup>[137]</sup>,为解决对象在跟踪中出现的尺度变化问题,使用不同尺度对目标进行采样,然后将样本调整为固定大小与每帧学习到的模型进行比较,同时采用多特征集成策略将HOG特征和CN特征进行结合,以进一步提升滤波器对于复杂跟踪场景的处理能力,但其跟踪速度较慢,无法实现实时跟踪。Martin等<sup>[138]</sup>基于DCF算法(DCF算法和KCF算法的区别在于核函数的运用,DCF使用的是线性核函数, KCF使用高斯核函数),提出了SRDCF (spatially regularized discriminative correlation filters)算法<sup>[138]</sup>,其在损失函数中引入惩罚项,以抑制离中心较远的特征对跟踪效果的影响,有效地解决了由于循环矩阵采样导致的边界效应,同时暴力地指定尺寸对目标进行匹配,很好地解决了跟踪目标的尺寸问题,但同样存在速度较慢的问题。Osman等<sup>[139]</sup>提出了基于分块理论的DPCF(deformable part-based correlation filter)算法,该算法提出了一种基于相关滤波和基于可变形部分(deformable part-based)的跟踪框架,同

时提出了一种用于结合局部和全部相关滤波器进行检测跟踪的协作算法。全局滤波器使用的是KCF滤波器,对目标全局进行建模跟踪,随后对目标进行分块,基于每个部分构造单独的局部滤波器,通过一些结构性约束相互关联。在初始帧中分别使用整个对象样本和相关部分样本单独训练全局和局部相关滤波器。跟踪时,通过融合这些滤波器的预测对目标的位置和尺度进行可靠的预测,可以较好地解决遮挡问题。Alan等<sup>[140]</sup>提出了DPT(deformable part correlation filter tracker)模型,它是一个基于部分的相关滤波器,由粗略目标和中级目标组成。粗略目标表示负责目标的近似定位,使用HOG和颜色特征。中级目标表示一个基于全连接拓扑结构的可变形部分的相关滤波器。Wang等<sup>[141]</sup>提出了LMCF(large margin object tracking with circulant feature maps)算法,基于滤波理论引入具有强大判别能力的结构化支持向量机(SVM)作为分类器。另外,利用多峰检测策略避免相似物体和背景对跟踪的干扰,针对模型更新环节提出了结合响应图最大响应值和新定义的平均峰相关能量(average peak-to-correlation energy, APCE)判据的简单但有效的更新策略,大大减少了因为遮挡等情况导致的模型漂移问题,同时减少了模型更新的次数,实现加速的效果。更重要的是,算法可以根据实际情况需要使用更具描述能力的传统特征或深度特征以达到更好的跟踪效果。Alan等<sup>[142]</sup>提出了CSR-DCF(discriminative correlation filter with channel and spatial reliability)算法,通过引入空间可靠性(spatial reliability)和通道可靠性(channel reliability)两个概念对DCF进行改进。使用颜色分割作为空间可靠性对滤波器进行调整,使其适用于跟踪对象中适合跟踪的部分。通道可靠性反映每个通道滤波器的判别能力,在定位目标时,通道可靠性评分用于对每个通道的滤波器响应进行加权,实验中使用HOG特征和CN特征即可处理很多复杂场景下的跟踪问题。

表2为各跟踪算法在2016年VOT(visual object tracking)大赛数据库上跟踪效果的对比。对比的主要指标是平均准确率和EFO(equivalent filter operations,是在VOT2014大赛上提出来的衡量跟踪速度的新单位)。在评价每个跟踪器前,先测量出在一个 $600 \times 600$ 像素的灰度图像上用 $30 \times 30$ 像素的最大值滤波器进行滤波的时间,作为基准单位,再以该基准衡量各个跟踪器的速度,以此减少硬件平台和编程语言等外在因素对跟踪速度的影响。由于客观条件,无法在2016年的VOT大赛中找到CSR-DCF算法跟踪效果的数

据信息, CSR-DCF使用2017年VOT大赛的数据,同时为了使数据更有说服力,也将同期KCF算法的性能列出作为对比,在表中用“KCF2017”表示. LMCF算法在历届VOT大赛中并未出现,因此未在表中列出,但可以明确的是相较于传统的KCF算法,LMCF算法在损失了一些速度的前提下跟踪性能得到了提升,应对复杂跟踪情况的能力得到了提升.

表2 各类跟踪算法的效果对比

算法	平均准确率	EFO
KCF	0.489	91.460
DSST	0.533	12.747
SAMF	0.507	4.099
SRDCF	0.535	1.990
DPCF	0.492	2.669
DPT	0.492	4.111
KCF2017	0.447	\
CSR-DCF	0.491	\

综上所述, KCF算法依然在速度方面有着无与伦比的优势,但由于其缺乏对尺度变化、遮挡和边界效应等问题的考虑,在应对复杂跟踪环境挑战时表现并不是很理想. 而基于相关滤波理论进行改进的一系列算法从不同方面出发,对传统KCF算法进行完善,使得跟踪器在应对尺度变化、遮挡和边界效应等问题时表现得更好,在性能上得到了提升,但是由于算法复杂度的提升,速度相较于KCF算法有了明显下降. 所以后续基于相关滤波的目标跟踪算法的目标是:在不损失太多速度的前提下,尽可能提升跟踪器的性能.

5.3 基于深度学习的司机行为检测和识别

卷积神经网络及其演变框架在图像识别和分类领域得到了很好的发展和应用,成为计算机视觉领域分类任务的主流方法,因此CNN被应用到视频行为识别领域. 但是单纯的CNN仅仅是二维空间的特征提取和分类,无法提取时序特征与空间特征进行融合来描述视频,鉴于此研究者们提出了不同的思路以解决该问题,本文主要讨论以双流法(two-stream)和三维卷积网络(C3D)为基础的深度学习算法.

文献[143]是双流方法的开山之作,文中首先对视频序列中每两帧计算密集光流,得到密集光流的序列,即时序信息;然后对于视频图像(即空间信息)和密集光流分别训练CNN模型,同时两个分支网络分别对动作的类别进行判断;最后对两个网络的分类得分进行融合,得到最终结果. 另外,通过任务训练的方法将两个著名的公共数据集UCF-101和HMDB联合起来以解决模型的过拟合问题,进而获得更好的效

果,其基本框架如图29所示.

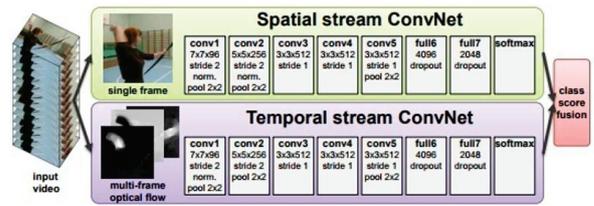


图29 Two-Stream算法框架

由于传统的双流算法只能处理短期运动,对于长期运动的时域信息理解不足,且训练样本较小,Wang等<sup>[144]</sup>提出了时域分割网络(temporal segment networks, TSN)模型,使用稀疏时间采样策略和基于视频监督的策略,将整个视频进行时序分割后随即抽取片段;同时利用交叉预训练、正则化技术和数据扩张技术解决Two-Stream模型的不足. TSN的架构如图30所示.

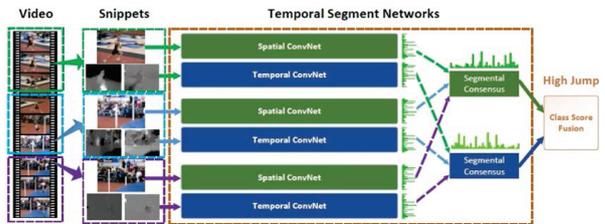


图30 TSN算法框架

将每个输入视频分为 $K$ 个片段,从中随机选择一个片段(snippets)完成稀疏时间采样,随后运用Two-Stream模型将所有空间域网络和时域网络的输出进行类别得分的分布统计,最后用softmax函数计算出概率最高的类别.

三维卷积网络的开山之作是C3D (convolutional 3D)<sup>[145]</sup>,文献提出:一个有效的视频特征描述符需要具有通用、全面、高效和易于实现4个特点,而后通过实验验证了三维卷积深度网络正是这样的描述符,比二维卷积网络多了时间维度的学习,对视频描述的分类会更好. 另外,使用简单的线性模型就可以取得比较好的成绩.

基于C3D理论,结合Faster R-CNN思想,文献[146]提出R-C3D (region 3-dimensional convolution)网络,该网络分为特征提取网络、时序候选框提取子网络、行为分类子网络. R-C3D网络选择C3D网络对输入的任意长度的原始视频帧进行卷积特征提取,将特征输入时序候选框提取子网络,提取出一系列可能存在行为的候选时序片段,而行为分类子网络将上一个子网络中输出的候选框片段进行非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS),得到优质的候选框片段,提取固定大小特征后进行动作类别判断、识别

和时序边框回归。

#### 5.4 各类行为识别算法总结

表3是各类行为识别算法在UCF-101和HMDB-51两个公共数据集上的准确率。基于传统方法的行为识别算法(最典型的IDT算法)需要通过手动选择和融合特征,再借助特征融合技术达到不错的效果,但是过程比较繁琐,需要人工手动去设计特征,并且无法使用GPU进行加速,运算速度较慢。而基于深度学习框架的方法目前在准确率上已经超过IDT算法,并且可以通过GPU进行加速运算。在深度学习方法中,由于C3D网络结构是研究者自己设计的简单网络,Two-Stream及其衍生算法在准确率上比以C3D网络为基础的算法高。C3D类算法最大的优势在于其速度,用NVIDIA 1080显卡即可达到600 fps以上的速度,同时,基于C3D理论发展出来的R-C3D网络可以实现任意长度视频的输入进行行为识别或者行为检测,这使得C3D及其衍生算法在未来有着很好的发展和应用前景。

表3 各类行为识别算法准确率对比情况

算法	UCF-101 / %	HMDB-51 / %
IDT	85.9	57.2
Two-Stream	88.0	59.4
TSN	94.2	69.4
C3D	85.2	\

基于相关滤波理论的目标跟踪算法在目标跟踪领域已经得到很好的发展和应用,但是还未将其应用到行为识别领域,这将是一个新的研究方向,相关滤波的速度优势如果能够很好地结合尺度估计和遮挡处理技术,会在未来得到充分的研究和发展。

## 6 总结与展望

基于机器视觉的检测方法具有非接触性、实时性、灵活性和精确性等优势和特点,可有效解决人工巡检等传统的轨道交通安全状态检测方式存在的问题。近年来,越来越多的研究机构和人员进入该领域并积极推动其发展,基于机器视觉的轨道交通状态检测应用不断出现,为保障轨道交通安全、可靠运营提供了新的思路,同时也为轨道交通的维保决策提供了优化支持。为了使更多的研究者了解机器视觉技术在轨道交通检测中的应用现状,本文较为详细地梳理和总结了机器视觉技术在轨道交通中的弓/网系统、轨道线路、车辆、车站等子系统安全状态检测中的应用研究,旨在为该领域科研人员提供参考。虽然在

轨道交通系统状态检测领域得到了越来越多的关注和应用,但是基于机器视觉的轨道交通系统状态检测方法仍然在如下几个方面有待进一步提升:

1) 在复杂恶劣的运营环境下,轨道线路图像在采集过程中容易存在噪声、遮挡、光照不均、车辆晃动导致所采集图像模糊等异常情况,针对这些情况,检测算法的鲁棒性有待进一步提高。

2) 已有弓/网系统或轨道线路安全状态检测方案在检测完成后仅生成可视化检测结果,未能进一步形成如检测报告式的文本结果。此外,在实际工程应用过程中,检测完成后需要人工干预即对检测结果进行复检,故整体检测过程的自动化程度需进一步提升。

3) 借助先进的深度学习技术,虽然很多检测方案在检测精度和检测速度上已有大幅度提升,但各方案目前还远未真正达到高精度实时检测的水平。而且,随着更多新的深度学习方法和模型被提出和引入到该领域,需进一步研究如何与硬件或系统更好地融合,优化检测方案,从而构筑更优异的检测性能,且能更适用于轨道交通这一庞大且复杂的综合系统。

4) 对于运营车辆安全状态的检测,需进一步扩展如车底关键部件的检测范围,实现更精细化的车辆部件检测及车体全息化的检测,同时提升检测的性能和效率,有效降低误检率和漏检率。

5) 高速相机等采集或监测设备的布设方案优化,以及整体检测方案的架构设计,在新一代GPU、边缘计算等先进技术的发展和推动下,有待进一步研究和完善。

6) 在特定的轨道交通系统场景下,如车站和运营车辆的司机室,基于机器视觉的行为识别方法研究仍处于起步和探索阶段,相关研究工作有待进一步深入和突破。

7) 现有站台异常行为检测算法大多注重防止无关人员非法入侵禁止区域,没有涉及站台中其他危险行为,比如打架、丢放危险物品等,接下来的研究应尝试对其他危险行为进行检测。

综上所述,未来相信随着计算机硬件性能的突破和高效算法的不断发展,依托机器视觉技术,结合深度学习、人工智能、边缘计算等先进技术的检测方法将更加成熟地应用于轨道交通状态检测领域,成为轨道交通安全可靠运营最为有力的保障。此外,构建自动化、智能化、一体化的轨道交通状态综合监测系统,研制具备产业化的技术装备也将是今后一段时期的发展方向。

## 参考文献(References)

- [1] 梁晨, 李力, 沈农华. 城市轨道交通概论[M]. 北京: 北京交通大学出版社, 2015: 12-14.  
(Liang C, Li L, Shen N H. Introduction to urban rail transit[M]. Beijing: Beijing Jiaotong University Press, 2015: 12-14.)
- [2] 赵喜祥. 基于BIM的城市轨道交通运营阶段安全预警模型研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2019.  
(Zhao X X. Research on security early warning model of urban rail transit operation phase based on BIM[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2019.)
- [3] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通2019年度统计和分析报告[EB/OL]. (2020-05-18)[2020-11-16]. <http://www.camet.org.cn/tjxx/5133>.
- [4] 卢祖文. 高速铁路轨道技术综述[J]. 铁道工程学报, 2007, 37(1): 41-54.  
(Lu Z W. Overall comments on track technology of high-speed railway[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2007, 37(1): 41-54.)
- [5] Wei X K, Jiang S Y, Li Y, et al. Defect detection of pantograph slide based on deep learning and image processing technology[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(3): 947-958.
- [6] 赵冰, 代明睿, 李平, 等. 基于深度学习的铁路关键部件缺陷检测研究[J]. 铁道学报, 2019, 41(8): 67-73.  
(Zhao B, Dai M R, Li P, et al. Research on defect detection of railway key components based on deep learning[J]. Journal of the China Railway Society, 2019, 41(8): 67-73.)
- [7] 罗明, 黄珊珊, 狄振华, 等. 汽车发动机机械故障非接触式检测技术研究[J]. 小型内燃机与车辆技术, 2018, 47(4): 77-82.  
(Luo M, Huang S S, Di Z H, et al. Research on non-contact detection technology for mechanical fault of automobile engine[J]. Small Internal Combustion Engine and Vehicle Technology, 2018, 47(4): 77-82.)
- [8] 王晨. 基于机器视觉的典型零件缺陷检测研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2020.  
(Wang C. Research on defect detection of typical parts based on machine vision[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2020.)
- [9] Malamas E N, Petrakis E G M, Zervakis M, et al. A survey on industrial vision systems, applications and tools[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(2): 171-188.
- [10] 尹阿婷. 基于机器视觉的高铁轨道表面缺陷检测技术研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.  
(Yin A T. Research on surface defect detection technology of high-speed rail based on machine vision[D]. Changsha: Hunan University, 2019.)
- [11] 孟海波. 基于机器视觉的大构件表面检测定位技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.  
(Meng H B. Research on large component surface detection and positioning technology based on machine vision[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.)
- [12] 韩志伟, 刘志刚, 张桂南, 等. 非接触式弓网图像检测技术研究综述[J]. 铁道学报, 2013, 35(6): 40-47.  
(Han Z W, Liu Z G, Zhang G N, et al. Overview of non-contact image detection technology for Pantograph-catenary monitoring[J]. Journal of the China Railway Society, 2013, 35(6): 40-47.)
- [13] 香坂秀一, 安孝廉. 受电弓自动监视装置的研制[J]. 变流技术与电力牵引, 2000(3): 36-38.  
(Kohsaka S, An T. Development of automatic monitoring device for pantograph[J]. Converter Technology and Electric Traction, 2000(3): 36-38.)
- [14] 杨硕. 受电弓监测系统在英国获批[J]. 铁路通信信号工程技术, 2015, 12(6): 63.  
(Yang S. Pantograph monitoring system approved in UK[J]. Railway Signalling and Communication Engineering, 2015, 12(6): 63.)
- [15] Kin E C W. Pioneer design in automatic pantograph wear monitor[J]. Engineering Integrity. 2006, 19(1): 12-17.
- [16] 张健, 陈维荣, 吴峰, 等. 受电弓接触网动态监测系统[J]. 铁道运营技术, 2008, 14(1): 44-46.  
(Zhang J, Chen W R, Wu F, et al. Dynamic monitoring system of pantograph catenary[J]. Railway Operation Technology, 2008, 14(1): 44-46.)
- [17] 陈可. 机车受电弓无线视频监控系统的研制及实施[D]. 成都: 西南交通大学, 2009.  
(Chen K. Development and implementation of wireless video monitoring system for locomotive pantograph[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2009.)
- [18] 周琼琚, 严燕, 范佳佳. 弓网监测系统在地铁车辆上的应用[J]. 电力机车与城轨车辆, 2020, 43(4): 88-90.  
(Zhou C J, Yan Y, Fan J J. Application of pantograph catenary monitoring system in metro vehicles[J]. Rolling Stock and Electric Power in Rail City, 2020, 43(4): 88-90.)
- [19] Zhu X H, Gao X R, Wang Z Y, et al. Study on the edge detection and extraction algorithm in the pantographslipper's abrasion[C]. International Conference on Computational and Information Sciences. Chengdu: IEEE, 2010: 474-477.
- [20] 张辉, 罗林, 王黎, 等. 基于改进多尺度小波的受电弓滑板边缘检测[J]. 信息技术, 2015, 39(3): 190-192.  
(Zhang H, Luo L, Wang L, et al. Improved multi-scale wavelet in pantograph slide edge detection[J]. Information Technology, 2015, 39(3): 190-192.)
- [21] 邱存勇, 肖建. 机车受电弓滑板磨耗的图像处理算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(9): 164-167.  
(Qiu C Y, Xiao J. Research on image processing algorithm of locomotive pantograph slide wear[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(9): 164-167.)
- [22] 冯倩, 陈维荣, 王云龙, 等. 受电弓滑板磨耗测量算法的研究[J]. 铁道学报, 2010, 32(1): 109-113.  
(Feng Q, Chen W R, Wang Y L, et al. Research on the algorithm to measure the pantographic slipper

- abrasion[J]. Journal of the China Railway Society, 2010, 32(1): 109-113.)
- [23] Jiang S Y, Wei X K, Yang Z M, et al. Defect detection of pantograph slider based on improved faster R-CNN[C]. Chinese Control and Decision Conference. Nanchang: IEEE, 2019: 5278-5283.
- [24] 张悦. 受电弓动态包络线视觉检测系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2008.  
(Zhang Y. Research on visual inspection system of pantograph dynamic envelope[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2008.)
- [25] 张悦, 吴积钦, 徐可佳. 基于机器视觉的受电弓动态包络线检测系统[J]. 电气化铁道, 2007, 18(6): 35-37.  
(Zhang Y, Wu J Q, Xu K J. Pantograph dynamic envelope detection system based on machine vision[J]. Electric Railway, 2007, 18(6): 35-37.)
- [26] 胡雪冰. 基于图像处理的受电弓故障在线检测系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.  
(Hu X B. Research on Pantograph fault online detection system based on image processing[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2019.)
- [27] 陈坤峰, 刘志刚, 韩志伟, 等. 基于曲波域移动平行窗的受电弓滑板裂纹识别[J]. 铁道学报, 2012, 34(10): 43-47.  
(Chen K F, Liu Z G, Han Z W, et al. Pantograph dynamic envelope detection system based on machine vision[J]. Journal of the China Railway Society, 2012, 34(10): 43-47.)
- [28] 姚兰, 肖建. 基于模糊熵和Hough变换的受电弓滑板裂纹检测方法[J]. 铁道学报, 2014, 36(5): 58-63.  
(Yao L, Xiao J. Pantograph slide cracks detection method based on fuzzy entropy and Hough transform.[J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(5): 58-63.)
- [29] 赵明杰. 基于图像处理的接触网状态检测研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.  
(Zhao M J. Research on catenary state detection based on image processing[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.)
- [30] 刘寅秋. 基于图像处理的接触网动态几何参数测量研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2012.  
(Liu Y Q. Research on dynamic geometric parameters measurement of overhead contact system based on image processing[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2012.)
- [31] 刘文强, 刘志刚, 张桂南, 等. 基于摄像机标定与卡尔曼滤波的接触网几何参数检测值修正[J]. 铁道学报, 2014, 36(9): 28-33.  
(Liu W Q, Liu Z G, Zhang G N, et al. Correction of catenary geometric parameters based on camera calibration and Kalman filter[J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(9): 28-33.)
- [32] 王浩. 高铁接触线双目视觉测量技术研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2019.  
(Wang H. Research on dynamic geometric parameters measurement of overhead contact system based on image processing[D]. Qingdao: Qingdao University, 2019.)
- [33] 潘雪涛, 张亚锋, 孟飞, 等. 电力机车接触导线几何参数光电检测系统[J]. 仪表技术与传感器, 2011(3): 38-40.  
(Pan X T, Zhang Y F, Meng F, et al. Photo-electronic measurement system on geometry parameter of electric locomotive contact wire[J]. Instrument Technique and Sensor, 2011(3): 38-40.)
- [34] 石铁, 刘常杰, 郭寅, 等. 基于双目视觉的接触网几何参数测量系统[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(6): 1936-1942.  
(Shi Y, Liu C J, Guo Y, et al. Measurement system of geometric parameters for overhead line system based on binocular vision[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(6): 1936-1942.)
- [35] 张晓会, 张凤生, 王立伟. 双目视觉法测量接触线几何参数的图像处理方法研究[J]. 青岛大学学报: 自然科学版, 2016, 29(2): 80-85.  
(Zhang X H, Zhang F S, Wang L W. Research on image processing method for measuring geometric parameters of contact line with binocular vision[J]. Journal of Qingdao University: Natural Science Edition, 2016, 29(2): 80-85.)
- [36] 毕铁艳. 电力机车接触线动态磨耗检测技术研究[D]. 大连: 大连交通大学, 2005.  
(Bi T Y. Research on dynamic wear detection technology of contact wire for electric locomotive[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2005.)
- [37] 朱丽芳. 线阵双目测量电力接触导线几何参数的实验技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2009.  
(Zhu L F. Research on the experimental technology of measuring the geometric parameters of electric contact wire with linear array binocular[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2009.)
- [38] 李先军. 基于机器视觉的高铁接触网磨耗检测系统的研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2014.  
(Li X J. Research high-speed rail contact abrasion detection system based on machine vision[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2014.)
- [39] 王延华. 基于双线阵CCD相机的接触线磨耗检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.  
(Wang Y H. Research on the measurement of contact wire wear based on dual linear CCD cameras[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.)
- [40] 赖庆峰. 基于双目视觉的跨座式单轨接触网磨损检测技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.  
(Lai Q F. Study on the wear inspection technology for the contact wire of straddle-type monorail based on stereo vision[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.)
- [41] 王献伟, 汪同庆. 一种接触网磨损的线结构光三维检测系统[J]. 烟台大学学报: 自然科学与工程版, 2015, 28(4): 273-276.  
(Wang X W, Wang T Q. A line structured light 3D detection system for catenary wear[J]. Journal of Yantai University: Natural Science and Engineering Edition,

- 2015, 28(4): 273-276.)
- [42] 刘贺. 基于线结构光的轻轨接触网缺陷三维检测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2017.  
(Liu H. Research on 3D detection technique of catenary defects for light railway based on linear structured light[D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.)
- [43] 沈星. 基于图像处理的接触网悬挂病害检测[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.  
(Shen X. Catenary suspension disease detection based on image processing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.)
- [44] 张晋僖. 刚性悬挂接触网在铁路电气化中的应用[J]. 建筑工程技术与设计, 2018, 29(6): 3111.  
(Zhang J X. Application of rigid suspension catenary in railway electrification[J]. Construction Engineering Technology and Design, 2018, 29(6): 3111.)
- [45] 谭冬华. 架空刚性接触悬挂的特点及其维修[J]. 电气化铁道, 2003, 14(3): 36-38.  
(Tan D H. Characteristics and maintenance of overhead rigid contact suspension[J]. Electric Railway, 2003, 14(3): 36-38.)
- [46] 彭辉. 刚性接触网常见故障原因分析及预防措施[J]. 城市建设理论研究: 电子版, 2016, 6(7): 1438-1440.  
(Peng H. Cause analysis and preventive measures for common faults of rigid catenary[J]. Theoretical Research on Urban Construction: Electronic Version, 2016, 6(7): 1438-1440.)
- [47] 谢大鹏, 孙忠国. 图像识别技术在接触网悬挂状态检测中的应用[J]. 电气化铁道, 2014, 25(2): 34-36.  
(Xie D P, Sun Z G. Application of image recognition technology in catenary suspension state detection[J]. Electric Railway, 2014, 25(2): 34-36.)
- [48] 张桂南, 刘志刚. 基于角点匹配与谱聚类的接触网绝缘子破损/夹杂异物故障检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1370-1377.  
(Zhang G N, Liu Z G. Fault detection of catenary insulator damage/foreign material based on corner matching and spectral clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(6): 1370-1377.)
- [49] 潘影丽. 基于机器视觉的接触网绝缘子破损检测技术研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2018.  
(Pan Y L. Research of catenary insulator damage detection technology based on machine vision[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2018.)
- [50] 杨红梅. 基于图像处理的接触网支持及悬挂装置不良状态检测[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.  
(Yang H M. Bad state detection of support and suspension device in catenary based on image processing[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.)
- [51] 刘建宏. 高速列车接触网悬挂系统缺陷图像识别技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.  
(Liu J H. Research on image recognition technology of high-speed train catenary suspension system defect[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.)
- [52] Chen J W, Xu X, Dang H S. Fault detection of insulators using second-order fully convolutional network model[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019(2019): 1-10.
- [53] Li Y J, Wei D H, Wei X K, et al. Defects detection of catenary suspension device based on image processing and CNN[C]. IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Xiamen: IEEE, 2019: 1756-1761.
- [54] Ilhan A. A new approach based on firefly algorithm for vision-based railway overhead inspection system[J]. Measurement, 2015, 74: 43-55.
- [55] Gulsah K, Mehmet K, Erhan A, et al. Deep learning based arc detection in pantograph-catenary systems[C]. International Conference on Electrical and Electronics Engineering. Bruas: IEEE, 2017: 904-908.
- [56] Huang S, Zhai Y, Zhang M, et al. Arc detection and recognition in pantograph-catenary system based on convolutional neural network[J]. Information Sciences, 2019, 501: 363-376.
- [57] 张沐杰. 面向高铁接触网的异物检测研究与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.  
(Zhang M J. The research and realization of foreign matter detection for high-speed railway catenary[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.)
- [58] 蒋欣兰, 贾文博. 高铁接触网异物侵入的机器视觉检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(22): 250-257.  
(Jiang X L, Jia W B. Machine vision detection method for foreign object intrusion in high-speed rail contact net[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(22): 250-257.)
- [59] 朱崇巧. 钢轨波浪磨耗检测算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.  
(Zhu C Q. Research on detection algorithm for rail corrugation[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.)
- [60] 谢敏杰, 吕奉坤, 袁小翠. 基于机器视觉的钢轨表面缺陷检测系统[J]. 南昌工程学院学报, 2020, 39(1): 74-79.  
(Xie M J, Lv F K, Yuan X C. Design of rail surface defect detection system based on machine vision[J]. Journal of Nanchang Institute of Technology, 2020, 39(1): 74-79.)
- [61] 刘玉鑫. 基于图像处理的钢轨剥离掉块和扣件缺损状态检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.  
(Liu Y X. The research on rail spalling defects and fastener detection based on image processing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.)
- [62] 肖本郁. 复杂环境下轨面缺陷与扣件缺失的图像检测方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2018.  
(Xiao B Y. Research on image detection method of rail surface defect and rail fastener absent pattern in complex environment[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2018.)
- [63] 柴雪松, 杨凤春, 罗林. 轨道视频检查系统[J]. 中国铁路, 2001(6): 59-60.  
(Chai X S, Yang F C, Luo L. Track video inspection system[J]. China Railway, 2001(6): 59-60.)
- [64] 张未. 德国 RAILCHECK 光电式自动化钢轨检测系统

- 在轨道检查车中的应用[J]. 哈尔滨铁道科技, 2001(4): 3-4.  
(Zhang W. Application of reilcheck photoelectric automatic rail inspection system in rail inspection vehicle[J]. Harbin Railway Technology, 2001(4): 3-4.)
- [65] 李业进. 日本东海道铁路公司研制开发新干线多功能轨道检测车[J]. 中国铁路, 2000(2): 45.  
(Li Y J. Japan's Hokkaido railway company develops the shinkansen multi-functional track inspection vehicle[J]. China Railway, 2000(2): 45.)
- [66] 松冈成康日, 林航空. キャ 141 系综合检测车[J]. 国外内燃机车, 2007(6): 3-6.  
(Matsuoka s, Lin H K. キャ 141 series comprehensive inspection vehicle[J]. Foreign Diesel Locomotives, 2007(6): 3-6.)
- [67] Anon. MGv will check high speed network[J]. Railway Gazette International, 2005(5): 255.
- [68] 邹逸. 基于图像处理的轨道扣件缺陷识别研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2019.  
(Zou Y. Research on defect recognition of rail fastener based on image processing[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2019.)
- [69] 王留军, 张鹰. 基于机器视觉的车载式铁路轨道智能巡检系统研究[J]. 成都信息工程大学学报, 2016, 31(2): 185-189.  
(Wang L J, Zhang Y. Research on vehicle mounted railway track intelligent inspection system based on machine vision[J]. Journal of Chengdu University of Information Technology, 2016, 31(2): 185-189.)
- [70] Hsieh H Y, Chen N M, Liao C L. Visual recognition system of elastic rail clips for mass rapid transit systems[C]. Asme/IEEE Joint Rail Conference and Internal Combustion Engine Division Spring Technical Conference. Pueblo: IEEE, 2007: 319-325.
- [71] Marino F, Distanto A, Mazzeo P L, et al. A real-time visual inspection system for railway maintenance: Automatic hexagonal-headed bolts detection[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, 37(3): 418-428.
- [72] Ruvo P D, Distanto A, Stella E, et al. A GPU-based vision system for real time detection of fastening elements in railway inspection[C]. IEEE International Conference on Image Processing. Cairo: IEEE, 2009: 2309-2312.
- [73] Resendiz E, Hart J, Ahuja N. Automated visual inspection of railroad tracks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 751-760.
- [74] Yang J F, Tao W, Liu M H, et al. An efficient direction field-based method for the detection of fasteners on high-speed railways[J]. Sensors, 2011, 11(8): 7364-7381.
- [75] Blei D M, Ng A Y, Jordan M I, et al. Latent dirichlet allocation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2012, 3: 993-1022.
- [76] Xia Y Q, Xie F Y, Jiang Z G. Broken railway fastener detection based on adaboost algorithm[C]. International Conference on Optoelectronics and Image Processing. Haikou: IEEE, 2011: 313-316.
- [77] 刘甲甲, 熊鹰, 李柏林, 等. 基于计算机视觉的轨道扣件缺陷自动检测算法研究[J]. 铁道学报, 2016, 38(8): 73-80.  
(Liu J J, Xiong Y, Li B L, et al. Research on automatic inspection algorithm for railway fastener defects based on computer vision[J]. Journal of the China Railway Society, 2016, 38(8): 73-80.)
- [78] Li Y, Trinh H, Haas N, et al. Rail component detection, optimization, and assessment for automatic rail track inspection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 760-770.
- [79] Li Y, Otto C, Haas N, et al. Component-based track inspection using machine-vision technology[C]. International Conference on Multimedia Retrieval. Trento: Association for Computing Machinery, 2011: 1-8.
- [80] Feng H, Jiang Z G, Xie F Y, et al. Automatic fastener classification and defect detection in vision-based railway inspection systems[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 63(4): 877-888.
- [81] Wang J, Li J, Lee C Y, et al. Dense SIFT and gabor descriptors-based face representation with applications to gender recognition[C]. International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Siagapore: IEEE, 2010: 1860-1864.
- [82] Gibert X, Patel V M, Chellappa R. Robust fastener detection for autonomous visual railway track inspection[C]. Applications of Computer Vision. Wai Koloa: IEEE, 2015: 694-701.
- [83] Yitzhaky Y, Peli E. A method for objective edge detection evaluation and detector parameter selection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8): 1027-1033.
- [84] An B W, Hu C N, Liu J, et al. Study of sea-sky-line detection algorithm based on hough transform[J]. Infrared Technology, 2015, 37(3): 196-199.
- [85] Gibert X K, Patel V M, Chellappa R. Deep multi-task learning for railway track inspection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(1): 153-164.
- [86] Wei X K, Yang Z M, Liu Y X, et al. Railway track fastener defect detection based on image processing and deep learning techniques: A comparative study[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 80: 66-81.
- [87] Li Q Y, Ren S W. A visual detection system for rail surface defects[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2012, 42(6): 1531-1542.
- [88] Li Q Y, Ren S W. A real-time visual inspection system for discrete surface defects of rail heads[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(8): 2189-2199.
- [89] Min Y Z, Xiao B, Dang J W, et al. Real time detection

- system for rail surface defects based on machine vision[J]. *EURASI Journal on Image and Video Processing*, 2018(1): 1-11.
- [90] Li Q Y, Huang Y P, Liang Z P, et al. Thresholding based on maximum weighted object correlation for rail defect detection[J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2012, 95(7): 1819-1822.
- [91] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Rail image segmentation based on otsu threshold method[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(7): 1772-1781.
- [92] He Z, Wang Y, Yin F, et al. Surface defect detection for high-speed rails using an inverse P-M diffusion model[J]. *Sensor Review*, 2016, 36(1): 86-97.
- [93] 贺振东, 王耀南, 刘洁, 等. 基于背景差分的高铁钢轨表面缺陷图像分割[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(3): 640-649.  
(He Z D, Wang Y N, Liu J, et al. Background differencing-based high-speed rail surface defect image segmentation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(3): 640-649.)
- [94] 陈后金, 许文达, 郝晓莉. 基于灰度-梯度共生矩阵的钢轨表面缺陷检测方法[J]. *北京交通大学学报*, 2015, 39(2): 7-12.  
(Chen H J, Xu W D, He X L. Detection of rail track surface defects based on gray level-gradient co-occurrence matrix[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2015, 39(2): 7-12.)
- [95] Gan J R, Li Q Y, Wang J Z, et al. A hierarchical extractor-based visual rail surface inspection system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017(23): 1.
- [96] Yu H M, Li Q Y, Tan Y Q, et al. A coarse-to-fine model for rail surface defect detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(3): 656-666.
- [97] Gan J R, Wang J Z, Yu H M, et al. Online rail surface inspection utilizing spatial consistency and continuity[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2020, 50(7): 2741-2751.
- [98] Mandriota C, Nitti M, Ancona N, et al. Filter-based feature selection for rail defect detection[J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, 15(4): 179-185.
- [99] Marino F, Stella E. ViSyR: A vision system for real-time infrastructure inspection[J]. *Vision Systems: Applications*, 2007, DOI: 10.5772/4985.
- [100] Li Q, Zhang H, Ren S, et al. Detection method for rail corrugation based on rail image feature in frequency domain[J]. *China Railway Ence*, 2016, DOI: 10.3969/j.issn.1001-4632.2016.01.04.
- [101] Li Q Y, Shi Z P, Zhang H Y, et al. A cyber-enabled visual inspection system for rail corrugation[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 79: 374-382.
- [102] Wei D H, Wei X K, Liu Y X, et al. The identification and assessment of rail corrugation based on computer vision[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(18): 3913.
- [103] Faghihroohi S, Hajizadeh S, Nunez A, et al. Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects[C]. *International Joint Conference on Neural Network*. Vancouver: IEEE, 2016: 2584-2589.
- [104] Ashish J, Wang J, Yang X L, et al. TrackNet—A deep learning based fault detection for railway track inspection[C]. *2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT)*. Singapore: IEEE, 2018: 1-5.
- [105] Shang L D, Yang Q S, Wang J N, et al. Detection of rail surface defects based on CNN image recognition and classification[C]. *The 20th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT)*. Chuncheon-si Gangwon-do: IEEE, 2018: 45-51.
- [106] Liang Z C, Zhang H, Liu L, et al. Defect detection of rail surface with deep convolutional neural networks[C]. *The 13th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*. Changsha: IEEE, 2018: 1317-1322.
- [107] Song Y N, Zhang H, Liu L, et al. Rail surface defect detection method based on YOLOv3 deep learning networks[C]. *Chinese Automation Congress (CAC)*. Xi'an: IEEE, 2018: 1563-1568.
- [108] Wei X K, Wei D H, Suo D, et al. Multi-target defect identification for railway track line based on image processing and improved YOLOv3 model[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 61973-61988.
- [109] 黄伟. 城市轨道交通车辆计划修模式优化研究[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2019.  
(Huang W. Optimization study on the planned maintenance mode of urban rail transit vehicle[D]. Maanshan: Anhui University of Technology, 2019.)
- [110] 孟德有, 芦阳, 于映琳. 浅谈车辆检测技术[J]. *中国新技术新产品*, 2019(11): 56-57.  
(Meng D Y, Lu Y, Yu Y L. Discussion on vehicle detection technology[J]. *New Technology and New Products of China*, 2019(11): 56-57.)
- [111] 李岗. 地铁车辆智能检修可行性研究[J]. *山东工业技术*, 2018(9): 60.  
(Li G. Feasibility study on intelligent maintenance of metro vehicles[J]. *Shandong Industrial Technology*, 2018(9): 60.)
- [112] 诺丽科技. 东莞诺丽科技公司牵头研发的“地铁车辆智能巡检机器人”成功通过专家评审[EB/OL]. (2019-11-30)[2020-10-19]. [http://www.nannar.cn/news\\_view.aspx?TypeId=4&Id=528&Fid=t2:4:2](http://www.nannar.cn/news_view.aspx?TypeId=4&Id=528&Fid=t2:4:2).
- [113] 张鹤, 伊宏伟, 曹琦. 城市轨道交通车辆智能化运维检测[J]. *城市轨道交通研究*, 2020, 23(4): 89-93.  
(Zhang H, Yi H W, Cao Q. Intelligent operation and maintenance inspection of urban rail transit vehicles[J]. *Urban Mass Transit*, 2020, 23(4): 89-93.)
- [114] 侯文军, 黄炜, 付马木林. 基于模式识别技术的地铁车辆图像检测系统研究[J]. *铁道技术监督*, 2019, 47(5): 44-47.  
(Hou W J, Huang W, Fu M M L. Research on metro vehicle image detection system based on pattern

- recognition technology[J]. *Railway Quality Control*, 2019, 47(5): 44-47.)
- [115] 潘继业, 胡广胜, 董绪琪, 等. 工业机器人在轨道车辆检测技术上的应用[J]. *新型工业化*, 2017, 7(2): 33-36. (Pan J Y, Hu G S, Dong X Q, et al. Application of industrial robot in rail vehicle detection technology[J]. *The Journal of New Industrialization*, 2017, 7(2): 33-36.)
- [116] 刘彬. 动车组运行故障图像检测系统(TEDS)运用研究与思考[J]. *中国铁路*, 2017(12): 61-65. (Liu B. Research and thinking on application of EMU running fault image detection system (TEDS)[J]. *China Railway*, 2017(12): 61-65.)
- [117] 顾壹, 蒋书波, 缪小冬. 基于机器视觉测量技术的城市轨道交通车辆门锁安全监测方法[J]. *城市轨道交通研究*, 2019, 22(8): 177-180. (Gu Y, Jiang S B, Miao X D. Safety monitoring of urban rail transit train door lock based on embedded vision technology[J]. *Urban Mass Transit*, 2019, 22(8): 177-180.)
- [118] 曾东明. 基于TK1的扶梯智能视频监控系统的设计与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2017. (Zeng D M. The design and implementation of escalator intelligent video surveillance system based on TK1[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2017.)
- [119] 殷彦斌, 张宏亮. 自动扶梯智能安防系统的设计[J]. *机械制造*, 2020, 58(2): 10-13. (Yin Y B, Zhang H L. Design of escalator intelligent security system[J]. *Machinery*, 2020, 58(2): 10-13.)
- [120] 陈栋策. 基于视频分析的电动扶梯行人安全监测系统软件研发[D]. 杭州: 浙江大学, 2019. (Chen D C. Software development of escalator pedestrian safety monitoring system based on video analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.)
- [121] 彭秋萍, 万莉莉, 孙梦圆. 基于机器视觉的扶梯自动急停系统[J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(3): 87-92. (Peng Q P, Wan L L, Sun M Y. Escalator automatic emergency stop system based on machine vision[J]. *Computer Systems Applications*, 2020, 29(3): 87-92.)
- [122] 杨冠宝. 基于全景视觉的自动扶梯节能及智能监控系统[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2011. (Yang G B. Energy saving and intelligent surveillance system for escalator based on panorama vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2011.)
- [123] 田联房, 吴啟超, 杜启亮. 基于人体骨架序列的手扶电梯乘客异常行为识别[J]. *华南理工大学学报: 自然科学版*, 2019, 47(4): 10-19. (Tian L F, Wu Q C, Du Q L. Abnormal behavior recognition of walking elevator passengers based on human skeleton sequence[J]. *Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition*, 2019, 47(4): 10-19.)
- [124] 张正普. 车站站台非安全区安全监控系统实现方法[J]. *铁路计算机应用*, 2014, 23(10): 63-65. (Zhang Z P. Method to implement safety monitoring system of station platform of non safety zone[J]. *Railway Computer Application*, 2014, 23(10): 63-65.)
- [125] 姚剑, 吕晓军, 程清波, 等. 基于运动目标检测的车站安全监控系统[C]. *中国智能交通年会*. 无锡, 2015: 1084-1088. (Yao J, Lv X J, Cheng Q B, et al. Station safety monitoring system based on moving object detection[C]. *China Intelligent Transportation Association*. Wuxi, 2015: 1084-1088.)
- [126] 石教坤. HOG+SVM在火车站站台乘客越界预警软件中的应用[D]. 重庆: 重庆师范大学, 2019. (Shi J K. Application of HOG+SVM in passenger crossing warning software for railway station platform[D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2019.)
- [127] 杨栋, 黄文政, 张秋亮, 等. 基于Faster-RCNN的站台端部人员入侵检测研究[J]. *铁路计算机应用*, 2020, 29(2): 6-11. (Yang D, Huang W Z, Zhang Q L, et al. Personnel intrusion detection of platform end based on Faster-RCNN[J]. *Railway Computer Application*, 2020, 29(2): 6-11.)
- [128] Wang H, Schmid C. Action recognition with improved trajectories[C]. *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Computer Vision*. Singapore: IEEE, 2013: 1-5.
- [129] Wang H, Klser A, Schmid C, et al. Dense trajectories and motion boundary descriptors for action recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 103(1): 60-79.
- [130] Perronnin F, Dance C. Fisher kernels on visual vocabularies for image categorization[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE: 2007: 1-8.
- [131] Jorge S, Perronnin F, Mensink T, et al. Image classification with the fisher vector: Theory and practice[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 105(3): 222-245.
- [132] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [133] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]. *European Conference on Computer Vision*. Florence: Springer, 2012: 702-715.
- [134] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 583-596.
- [135] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington DC: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [136] Danelljan M, Hager G, Khan F S, et al. Discriminative

- scale space tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(8): 1561-1575.
- [137] Li Y, Zhu J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014: 254-265.
- [138] Martin D, Gustav H. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]. IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [139] Osman A, Erkut E, Aykut E, et al. Deformable part-based tracking by coupled global and local correlation filters[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 38: 763-774.
- [140] Alan L, Luka C Z, Matej K. Deformable parts correlation filters for robust visual tracking[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017: 48(6): 1-13.
- [141] Wang M M, Liu Y, Huang Z. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 4021-4029.
- [142] Alan L, Tomá V. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 6309-6318.
- [143] Karen S, Andrew Z. Two-stream convolutional networks for action recognition in videos[C]. Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco: IEEE, 2014: 568-576.
- [144] Wang L, Xiong Y, Wang Z, et al. Temporal segment networks: Towards good practices for deep action recognition[C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 20-36.
- [145] Du T, Lubomir B. Learning spatiotemporal features with 3d convolutional networks[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. New York: IEEE, 2015: 4489-4497.
- [146] Xu H, Das A, Saenko K. R-C3D: Region convolutional 3d network for temporal activity detection[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice: IEEE, 2017: 5783-5792.

### 作者简介

魏秀琨(1971—), 男, 教授, 博士生导师, 从事交通安全检测、机电系统故障诊断、数据挖掘与模式识别、智能交通等研究, E-mail: xkwei@bjtu.edu.cn;

所达(1996—), 男, 硕士生, 从事图像处理、轨道线路

病害检测、视频分析与深度学习的研究, E-mail: 18120765@bjtu.edu.cn;

魏德华(1992—), 男, 博士生, 从事计算机视觉、图像处理、缺陷检测与深度学习方法和应用的研究, E-mail: 17114239@bjtu.edu.cn;

武晓梦(1994—), 男, 硕士生, 从事图像处理与计算机视觉的研究, E-mail: 19125770@bjtu.edu.cn;

江思阳(1996—), 男, 硕士生, 从事受电弓病害检测与双目视觉的研究, E-mail: jiangsy05@163.com;

杨子明(1995—), 男, 硕士生, 从事轨道线路病害识别与深度学习的研究, E-mail: yangziming0803@gmail.com.

### 科研团队简介

魏秀琨教授所在轨道交通安全保障科研团队立足于北京交通大学轨道交通与控制国家重点实验室。团队负责人贾利民教授于2004年创建该团队至今, 科研团队现有教授5名, 副教授11名, 讲师1名, 其他人员2名, 在读硕士120人, 在读博士43人。

科研团队长期从事轨道交通在途安全检测、故障诊断、安全保障与应急管理相关领域理论方法与技术应用研究。科研成果实现了列车关键设备在途服役状态的全面感知、在途故障诊断和安全预警, 为我国高速列车运营安全保障由被动响应模式向主动预防模式转变提供了技术和系统装备的支撑; 为我国高速列车运维模式由故障修和计划修模式向预测性主动维修模式的转变提供了先进适用的技术与系统装备。

近3年, 科研团队承担“十三五”国家重点研发计划10项、国家自然科学基金项目6项、“科技支撑”项目2项、其他省部级项目30项、横向课题6项。科研团队曾获得国家级奖项3项以及其他省部级奖励20余项, 同时还获得国际发明金奖4项、银奖1项; 发表SCI论文100余篇, EI论文200余篇; 授权专利108项, 其中国际专利授权2项; 出版专著及教材30余部, 其中英文专著2部; 颁布国家标准1项、行业标准2项, 在该领域国内外具有显著的学术影响力。

(责任编辑: 郑晓蕾)