

机器视觉在铁路信号领域中的应用研究分析

任建新^{1,2}, 杨栋^{3,*}

¹湖南铁道职业技术学院, 湖南株洲, 中国

²轨道交通基础设施智能检测实验室, 湖南株洲, 中国

³中国铁路兰州局集团有限公司银川电务段, 宁夏银川, 中国

*通讯作者

【摘要】机器视觉不同于传统的传感技术, 将会有力地支撑了铁路运输智能化、自主化发展。本文通过浅析机器视觉技术基本原理和发展现状, 研究分析了机器视觉在基础设备状态监测、轨旁信号状态识别、异物侵入限界监测、信号室内设备巡检及道口信号安全监督等典型场景中的具体应用, 探讨了机器视觉涉及的图像获取、预处理、识别与目标检测等关键技术, 在铁路信号领域的应用策略, 并展望机器视觉与深度学习、边缘计算与多模态传感信息融合协同发展趋势, 旨在提供铁路信号智能发展参考。

【关键词】机器视觉; 铁路信号; 典型场景; 智能发展

【基金项目】湖南省教育厅科学研究项目 (编号: 24C1077); 湖南省社会科学成果评审委员会课题 (编号: XSP25YBC120)

1.引言

铁路信号是铁路运输的中枢神经, 主要负责铁路运输安全, 兼做铁路运输效率提升[1]。然而, 受制于铁路信号安全技术门槛的原因, 诸多当前先进技术并不能很好地应用于铁路信号技术领域。例如: 既有的铁路信号基础日常维护主要依赖人工定期作业, 不仅效率低下, 而且早期隐患难以发现; 再如: 普速铁路站内行车作业信号显示仍以人工瞭望为主, 在雨雪、雾霾、沙尘等恶劣天气条件下信号显示辨识度极大下降; 异物侵入限界等安全隐患的发现往往滞后, 难以实现实时预警[2]。

机器视觉是一种通过分辨率较高的图像获取设备定期获取目标场景图像, 然后利用深度学习和图像处理算法进行有效分析与科学识别, 对场景设备状态及所处环境自动感知与智能判断[3], 并将感知结果与智能判断实时反馈至上一级设备。相较于传统信号获取方式, 机器视觉在图像信息丰富、非接触式检测、监控覆盖面广等方面有着显著优势。

2.基本原理与发展现状

机器视觉是利用计算机模拟人类视觉功能的技术体系, 其基本工作流程包括图像获取、预处理、特征提取和目标检测与识别等关键环节[4], 图 1 所示。图像获取阶段通过工业相机、红外热像仪等传感器采集目标图

像, 光源照明的合理设计对图像质量有决定性影响。预处理阶段对原始图像进行去噪、增强、校正和分割等处理, 以提升后续算法效率。特征提取是核心环节, 通过 LBP、HOG、SIFT 等传统方法或 CNN 等深度学习方法提取区分性特征, 最终由分类器或神经网络完成目标检测与识别。

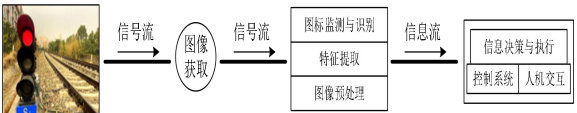


图 1.机器视觉工作流程表

国外机器视觉研究始于 20 世纪 60 年代 Roberts 提出的“积木世界”视觉概念, 随后康耐视、巴斯勒等企业逐步占据工业视觉领先地位[5]。我国机器视觉研究虽起步较晚, 但近年来发展势头迅猛, 2011 年 Guo 等人研究的微型铣刀视觉测量分辨率已达 $1\mu\text{m}$, 2023 年李现友等人研究的复杂零件精密测量方法可实现单螺纹参数测量时间低于 0.13 秒[6]。然而在铁路信号这一特定领域, 机器视觉的系统性研究和规模化应用仍较为薄弱, 尚未形成完整的理论体系和成熟的应用范式。

3.铁路信号领域中可应用场景

3.1 基础设备状态监测

铁路信号机、转辙机、轨道电路箱盒、计轴器、应答器等基础设备长期暴露安装于室外环境中, 易受风雨、温度和振动等因素

影响,容易出现外观损伤、部件松动、接线老化等不良现象,基于“年月表”定期的人工检修方式存在检修间隔周期长、人工主观性强等诸多现实问题。

在轨旁或巡检车辆上部固定安装高分辨率工业相机,可自动采集信号设备外观图像,接着采用深度学习的图像分析算法对识别箱体锈蚀、螺栓松动、机柱倾斜等多种异常状况实时监测与判断。可通过模板匹配和颜色分析判断铁路信号机透镜颜色变化或遮檐损坏情况;可通过轮廓分析预判道岔转辙机表示杆和锁闭装置变形或卡阻迹象;利用红外热成像可对非接触检测电气连接不良进行有效监测,红外线热成像还可与见光图像融合来获取外观信息和热态信息,实现更全面的状态诊断与预警。

3.2 轨旁信号视觉识别

普速铁路站内作业中,信号机的显示状态是第一行车凭证。司机通过人工瞭望信号机显示状态的方式决定作业与否,在恶劣气候情况下,信号可辨识度大幅下降,存在误判和漏判的风险。

普速铁路平面调车作业中,安装可移动高分辨率工业相机,实时采集前方轨道和信号机图像信息,利用图像处理和信号识别算法可自动检测调车信号显示制度,大大降低调车组作业人员工作强度和安全风险。轨旁信号视觉识别技术主要包括信号机类别判断、信号灯光颜色判断,提取信号灯颜色特征,接着通过颜色空间转换快速定位信号机类别,再通过自适应阈值和阈值分割方法判断信号灯颜色和灯光组合,针对不同气候条件,可采用色彩恒常性理论和自适应增强算法提高鲁棒性。

3.3 异物侵入限界检测

落石、倒树、行人、动物、遗留工具及脱落货物等异物侵入铁路限界是构成威胁行车安全的主要原因。现有检测手段依赖视频监控人工值守或红外对射、激光雷达等主动探测方式,前者易因人工疲劳导致疏忽,后者存在检测范围和成本限制。

在铁路沿线关键区段部署高清监控摄像头,结合图像处理算法可实现异物的自动检测和实时报警。背景减除技术如混合高斯模型和 ViBe 算法能有效区分静止背景与运动前景目标。基于 YOLO、Faster R-CNN 等框架的深度学习模型可训练识别多种特定类型的异物目标。语义分割技术可将轨道区域精确

标注,凡出现在非轨道区域的非预期目标均判定为异常,这种基于场景理解的方法具有更强的适应性和泛化能力,可在开放环境中持续有效地运行。

3.4 信号室内设备巡检

信号室内设备主要完成对室外基础设施实时监督与控制,完成进路选排、锁闭、解锁的主要功能,是铁路运输的“大脑”所在,铁路信号安全继电器是构成信号室内设备的主要电子器材,继电器接点长期承受电流负荷、机械张力和环境侵蚀,易出现接触不良、悬空无触、电弧放电、位置偏移等故障,一旦发生故障将直接导致行车作业中断。

基于机器视觉的信号室内设备巡检系统,是通过采用轨道式高清监控摄像头移动方式,在运行过程中连续采集各部件图像并自动识别与定位缺陷。可通过边缘提取和截面分析算法测量继电器接点磨损面宽度,推算剩余截面积;可结合红外热像和可见光图像识别继电器接点放电痕迹;可通过形状匹配和位移分析检测继电器接点悬空无触、位置偏移等问题。

3.5 道口信号安全监控

铁路道口是铁路与公路平面交叉区域,是交通事故的易发多发地点。传统道口安全设施主要包括栏杆、警示灯和警报器,但无法主动感知道口实际占用状态,防护力度有限。通过部署多视角监控摄像头并结合目标检测与跟踪算法,可实时识别道口区域内的车辆、行人及非机动车等目标,持续跟踪其运动轨迹。当检测到列车接近时仍有目标未离开危险区域,系统可立即发出声光报警并向列车控制系统发送紧急停车指令。技术难点在于复杂场景下目标遮挡、光照变化及雨雪干扰,需结合时序运动预测及雷达等多传感器数据融合来实现可靠的安全监控。

4. 机器视觉在铁路信号中的关键技术

4.1 多环境适应性图像获取技术

我国铁路运营幅员辽阔,铁路运营环境气候变化无常,如和田至若羌铁路,重度沙尘是影响行车安全的主要因素,雨雪、雾霾、沙尘等恶劣天气严重降低图像质量,其次因列车运行自生振动也是造成图像获取不良的主要原因。

为解决这些问题,可在硬件层面,选用宽动态范围(HDR)、高灵敏度和全局快门(Global Shutter)的工业相机,以减少运动

模糊并改善暗光成像效果；在照明层面，近红外补光对于夜间监控具有较好隐蔽性和抗干扰能力；其次，在光学层面，自动光圈和自动对焦镜头可适应光照和物距变化，偏振滤镜能有效减少反射眩光，防雾镀膜可应对潮湿环境；克服列车运行震动原因，一般采用高帧率、短曝光和高速同步触发技术即可确保图像清晰可用。

4.2 面向铁路场景的图像预处理技术

运动模糊是铁路场景最突出的图像质量问题。基于点扩散函数估计和维纳滤波的盲去模糊算法以及 DeblurGAN 等深度去模糊网络，可根据模糊核特征恢复清晰图像，在复杂场景中效果显著。低照度和逆光条件下，自适应直方图均衡化、Retinex 理论增强及 Zero-DCE 等深度方法可实现有效的图像增强，尤其适合部署在铁路沿线嵌入式设备上。雨雾天气可采用暗通道先验去雾算法和深度学习去雨去雾网络进行图像复原。实际应用中需根据实时天气监测数据自动选择相应的预处理策略，实现自适应优化。

4.3 铁路信号目标检测与识别技术

铁路信号场景中待检测目标种类繁多、尺度形态各异，需采用分类分级检测策略。对信号灯检测，利用 HSV 或 Lab 颜色空间提取高饱和颜色候选区域，结合信号灯标准安装位置等先验知识进行空间筛选，经形态学运算去除噪点后通过连通域分析获取灯光边界并判断颜色属性和显示含义。对轨道区域分割，采用 U-Net、DeepLab 等语义分割网络进行像素级标注训练，为异物检测和限界判断提供准确的场景理解基础。接触网零部件缺陷检测通常采用两阶段策略：先用 YOLOv5 或 Faster R-CNN 定位各零部件区域，再针对区域图像用分类网络判断是否存在缺陷，引入特征金字塔网络和注意力机制可提升小尺寸缺陷检测能力。

4.4 实时数据处理与边缘计算技术

铁路信号系统对实时性有严格要求，信号检测和异物识别必须在极短时间内完成以提供及时决策依据。传统中心服务器集中处理模式因数据传输延迟和带宽限制难以满足性能需求。边缘计算通过在采集设备或轨旁处理单元部署嵌入式计算平台，在数据源头完成图像分析处理，仅将检测结果与告警信息上传至中心系统，极大降低了数据传输量和端到端响应延迟。模型轻量化技术包括模型剪枝、知识蒸馏和量化压缩，可在保持检

测精度的同时将深度学习模型压缩至嵌入式设备规模。NVIDIA Jetson 系列、华为昇腾系列及瑞芯微 RK 系列等嵌入式 AI 计算平台已为此提供充足的算力支持。

5. 发展趋势

5.1 结合深度学习

基于深度学习 Transformer 架构的视觉模型在铁路信号运用场景全局理解和长距离设备状态捕捉方面将展现出显著优势，其次，铁路信号设备少样本学习将有望降低机器视觉对大规模标注图像数据的依赖[7]，尤其指出的是，使得利用铁路运输中稀有故障案例训练模型成为可能。铁路信号机器视觉大模型（Railway Signal Vision Foundation Model）[8]经适当的铁路信号运用场景微调后可在多种任务中展现优异泛化能力，使得机器视觉监测系统定型化开发成为可能。

5.2 融合多传感器

单一视觉传感器在大雾、沙尘等恶劣气象方式下的确存在感知盲区[9]，先进的机器视觉系统需采用激光雷达、毫米波雷达、红外热像仪等传感器，使之协同工作，采用如上图 1 所示的前端图像采集、中间图像特征提取、后端决策分析，获得比单一视觉传感器更全面、可靠、准确的环境感知结果，有效提升机器视觉技术对铁路信号的感知能力度和技术鲁棒性。

5.3 建立维护模型

机器视觉是数字孪生的主要数据输入源，它通过持续采集铁路信号设备外观状态数据[10]，驱动虚拟模型的外观更新和状态演化，对同一设备在不同时段的图像进行对比分析，能自动检测裂纹扩展、锈蚀扩散等渐进式变化趋势，结合设备运行数据，建立起预测性维护模型，为铁路站段维护计划和备件管理提供科学依据。

5.4 云边协同工作

5G 通信技术具备高带宽、低延迟和大连接的特性，为铁路沿线高清视频流的实时回传和远程专家判断提供了通信保障。在云边协同架构中，边缘端负责实时性要求高的前端目标检测和即时告警生成，云端负责模型持续训练更新、多站点数据关联分析和智能决策优化，形成“边缘推理—云端训练—模型下发”闭环协同工作模式。

6. 总结

本文研究分析了机器视觉在铁路信号领域中的应用场景、关键技术和发展趋势，详

细探讨了机器视觉技术在信号设备状态监测、轨旁信号专题识别、异物侵入限界监测、信号室内设备巡检及道口信号安全监督等方面应用方案。在关键技术层面,面向铁路场景的专用图像预处理优化、多类型目标的分级检测策略以及基于边缘计算的实时处理架构,共同构成了铁路信号机器视觉应用的技术基础。当然,系统化、标准化和产品化的铁路信号机器视觉解决方案仍较为匮乏,需要学界和产业界进一步加强研究与开发。

未来,随着深度学习与机器视觉的深度融合、多传感器融合感知的广泛应用,铁路部门预测性维护方式(预防修)逐步采用,云边协同工作架构逐渐部署,机器视觉技术在铁路信号运营与维护领域将大有作为,大大降低劳动成本和安全风险,提高生产效率,将为建设现代化综合交通运输体系提供坚实的技术支撑。

参考文献

- [1] 孙哲,王冰,许琛.基于扩展数据和正则匹配的铁路信号配线图生成系统研究[J/OL].铁道标准设计,1-8[2026-05-30].
- [2] 张越,张文韬,春意.YOLO-AOD:雾天场景下铁路轨道异物侵入轻量化检测方法(英文)[J/OL].Journal of Measurement Science and Instrumentation, 1-12[2026-05-30].
- [3] 宋国正,郭传奇,李晓鹏,等.基于故障注入的自动驾驶感知系统可靠性测评方法研究[J].中国仪器仪表,2025,(11):23-26.
- [4] 陈磊,李常亮,高伊萱,等.基于混合高斯模型和孪生网络的轨道周界入侵检测方法[J/OL].交通运输工程学报,1-16[2026-05-30].
- [5] 杨桂华,吴振生.基于改进YOLOv5s的漆面缺陷检测算法[J].桂林理工大学学报,2025,45(5):756-763.
- [6] 李现友.基于机器视觉的复杂零件精密测量方法与应用[D].北京科技大学,2023.
- [7] 任建新,龙光辉,李蔚,等.智能高速铁路信号技术发展研究[J].中国铁路,2022,(7):76-83.
- [8] 王福源,雷成健,任建新.基于 Huffman 编码的区域控制器记录数据压缩算法的研究[J].控制与信息技术,2020,(3):89-92.
- [9] 张芮.基于机器视觉的教育机器人环境感知与自主路径规划算法优化研究[J].自动化与仪器仪表,2026,(6):303-307+312.
- [10] 马艳红,马玉慧.虚拟数字人赋能智能体情感交互的模型建构[J].中国教育网络,2025,(12):78-80.