



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 计算机视觉在轨道交通中的应用

赵斌贝, 朱力, 赵红礼, 李雨彤

引用本文

赵斌贝, 朱力, 赵红礼, 李雨彤. [计算机视觉在轨道交通中的应用](#)[J]. 计算机科学, 2026, 53(3): 214-224.

ZHAO Binbei, ZHU Li, ZHAO Hongli, LI Yutong. [Computer Vision Applications in Rail Transit Systems](#) [J]. Computer Science, 2026, 53(3): 214-224.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

### [融合ByteTrack的EAP-YOLOv8无人机Marker点检测与追踪](#)

Integrate ByteTrack's EAP-YOLOv8 UAV Marker Point Detection and Tracking  
计算机科学, 2026, 53(3): 266-276. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241100115>

### [基于注意力机制的音频驱动数字人脸视频生成方法](#)

Attention-based Audio-driven Digital Face Video Generation Method  
计算机科学, 2026, 53(2): 245-252. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241200067>

### [多模态水声图像目标视觉检测](#)

Multimodal Visual Detection for Underwater Sonar Target Images  
计算机科学, 2026, 53(2): 227-235. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241200082>

### [基于文本-图像多模态融合的变电所布局图纸图符检测方法](#)

Method for Symbol Detection in Substation Layout Diagrams Based on Text-Image Multimodal Fusion  
计算机科学, 2026, 53(1): 206-215. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200090>

### [基于类别标签引导的协同显著性目标检测方法](#)

Co-salient Object Detection Guided by Category Labels  
计算机科学, 2026, 53(1): 163-172. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250100071>

# 计算机视觉在轨道交通中的应用

赵斌贝 朱力 赵红礼 李雨彤

北京交通大学自动化与智能学院 北京 100044

(22211320@bjtu.edu.cn)

**摘要** 轨道交通系统作为交通网络的骨干,因具有高效、便捷的特点,在现代社会中扮演着至关重要的角色。随着技术的持续进步,计算机视觉技术已成为推动轨道交通系统向更高效和更可靠发展的关键因素。对此,深入探讨了计算机视觉技术在轨道交通领域的研究现状,评估了该技术对提升运输效率和安全性的重要贡献,并分析了在实际应用中遇到的挑战以及可能的改进方向。从车站安全检测、轨道安全检测和车体状态检测这3个应用方向,分析了计算机视觉技术的应用内容以及当前研究的发展方向。最后,对未来发展趋势进行了展望,预测了计算机视觉技术将如何进一步推动轨道交通系统的自动化、智能化,以及在保障数据安全的前提下,为轨道交通领域带来更多创新和突破。

**关键词:** 计算机视觉;轨道交通;特征提取;目标检测

**中图分类号** TP181

## Computer Vision Applications in Rail Transit Systems

ZHAO Binbei, ZHU Li, ZHAO Hongli and LI Yutong

School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

**Abstract** As the backbone of transportation networks, rail transit systems play a pivotal role in modern society due to their high efficiency and operational reliability. With continuous technological advancements, computer vision technologies have emerged as a critical driver for enhancing rail transit systems toward greater efficiency and dependability. This paper comprehensively examines the current research landscape of computer vision applications in rail transit, evaluates their significant contributions to improving transportation efficiency and safety, and analyzes both the challenges encountered in practical implementations and potential improvement strategies. Through systematic analysis of three primary application domains—station security surveillance, track condition monitoring, and rolling stock status assessment—the study elucidates the implementation frameworks of computer vision technologies while identifying current research trajectories. Finally, the paper provides a forward-looking perspective on development trends, predicting how computer vision will further propel automation and intelligentization in rail transit systems. It also anticipates innovative breakthroughs in this field while ensuring data security compliance, ultimately fostering safer and more sustainable urban transportation ecosystems.

**Keywords** Computer vision, Rail transit, Feature extraction, Object detection

### 1 引言

作为人工智能(AI)的重要分支,计算机视觉致力于通过成像系统,如摄像机捕获目标图像,并利用计算机技术对其进行识别、跟踪和测量。其核心目标是赋予计算机解析和理解视觉信息的能力,从而模拟人类视觉系统的感知和认知过程。该领域的发展历程可追溯至20世纪60年代,当时计算机技术的迅猛发展为数字图像处理提供了坚实的基础。随着硬件和软件技术的不断进步,特别是进入21世纪后,深度学习技术兴起,计算机视觉领域迎来了革命性的变化。如今,深度学习模型,如卷积神经网络(Convolutional Neural Network,

CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN),已成为解决各类视觉任务的关键技术,显著提升了图像分类、物体识别等任务的性能,同时也为轨道交通在运输活动中的持续发展赋能<sup>[1]</sup>。

随着社会的快速发展,轨道交通因其高效、环保的特性,成为交通网络的重要组成部分。轨道交通能够快速运输大量人员和物资,且相较于道路交通,受交通拥堵和恶劣天气的影响较小,因此准点率更高。此外,它有着严格的安全标准和先进的监控系统,使得事故发生率相对较低<sup>[2]</sup>。

计算机视觉技术在轨道交通安全和运输准确性方面扮演重要角色。它通过图像信息提取功能,辅助相关部门进行轨

到稿日期:2025-04-01 返修日期:2025-07-17

基金项目:国家重点研发计划(2024YFB3108600)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China(2024YFB3108600).

通信作者:朱力(lizhu@bjtu.edu.cn)

道和列车的完整性检测,以及车站的人流预测和安全性评估。然而,随着轨道交通设施的不断扩展和完善,新的挑战和问题也随之出现。为了进一步推动计算机视觉技术在轨道交通领域的应用,并对现有技术进行优化,有必要对技术应用进行深入的总结和分析。这不仅有助于理解计算机视觉技术在轨道交通中的贡献,而且有助于及时识别并解决当前面临的问题,为未来的技术发展指明方向<sup>[3]</sup>。

本文旨在深入探讨计算机视觉技术在轨道交通领域的研究进展,分析其在提高运输效率和增强安全性方面做出的贡献,并剖析目前存在的挑战,提出可能的解决方案,以期为轨道交通的可持续发展提供理论支持。

## 2 计算机视觉的主要任务

计算机视觉技术是对捕捉到的图像或视频进行分析,获取需要的三维场景信息后进行相应判断。目前,计算机视觉的主要任务可以分为4点核心内容,分别是图像理解和解释,特征提取与描述,目标检测与识别,场景重建与三维建模。本章将对计算机视觉的4个主要任务进行简要阐述。

### 2.1 图像理解与解释

计算机视觉里的图像理解与解释是指利用计算机算法对图像内容进行深入分析,实现对图像所表达场景的准确语义解读。这一过程包括了场景以及物体识别。

近年来,深度学习技术的突破性进展极大地推动了图像理解的准确度。卷积神经网络和循环神经网络的应用为图像理解时的场景以及物体识别提供了助力。随着这些技术应用的日益广泛,图像理解技术已成功渗透至社交媒体、内容创作、电子商务、视觉障碍辅助、医疗影像诊断等多个领域,展现出其多样化的应用潜力。

随着对大规模图像数据集和复杂场景理解需求的增长,图像理解技术也面临着计算资源和算法效率的双重挑战。此外,图像中出现的模糊内容也对算法的精确解读能力提出了更高要求(见图1)。为了解决这些问题,研究人员正致力于开发更高效的算法,增强模型的泛化能力,并探索新的技术手段以提高图像理解技术的鲁棒性<sup>[4]</sup>。

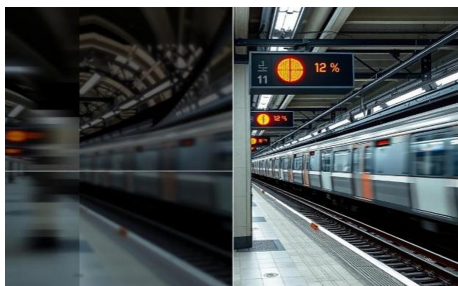


图1 图像修复示例

Fig. 1 Example of image inpainting

### 2.2 特征提取与描述

特征提取与描述是图像处理的核心环节,它在图像理解的基础上进一步对图像内容进行深入分析。这一过程主要包括轮廓提取和形状描述,旨在揭示图像中物体的几何属性(见图2),为后续的目标识别任务提供关键信息。特征提取与描述的准确性和效率直接影响到目标识别的性能。

在特征提取与描述的过程中,边缘检测算法扮演着至关重要的角色,边缘检测算法通过识别图像中亮度变化显著的区域来确定物体的边界。目前,有多种边缘检测算法被广泛应用。Canny算法有一定的噪声滤除能力并且错误率低,但计算复杂度较高,且不能完全避免噪声的影响。Sobel算法通过计算图像在水平和垂直方向上的梯度来检测边缘,因此适用于检测那些较为明显的边缘,但其对噪声会更敏感。Prewitt算法与Sobel算法的原理类似,同样适用于检测明显的边缘,但对噪声的抑制效果更好<sup>[5]</sup>。

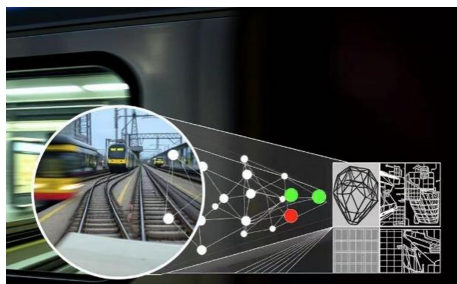


图2 特征提取示例

Fig. 2 Example of feature extraction

角点检测算法是特征提取的另一主流方法。其原理是:基于图像中灰度值的显著变化通常在角点处发生,角点作为两条或多条边缘的交点,就能进行特征提取。特征描述算法则通过捕捉关键点周围的局部外观或形状特征来实现特征的提取。这些算法可以独立应用或组合使用,以适应多样化的应用场景,并提升特征提取的性能。

随着深度学习技术的不断进步,特征提取任务越来越多地采用自动学习的方法,这些方法能够提供更为丰富和抽象的特征表示,从而推动计算机视觉领域的发展。

### 2.3 目标检测与识别

目标检测与识别任务涉及在图像或视频帧内准确定位与识别多种目标对象,如图3所示。该过程通常以特征提取为前提,进而实现对目标对象的精确分类。当前,目标识别领域广泛采用深度学习模型,这些模型通过训练大量标注过的图像数据集来学习图像特征与目标类别之间的映射关系。在训练阶段,模型通过学习图像中的特征表示,逐渐提升其预测目标类别的能力。

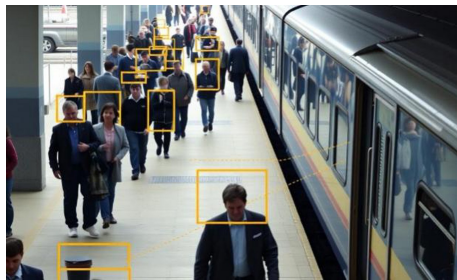


图3 目标识别示例

Fig. 3 Example of object recognition

在深度学习技术的不断演进下,基于深度神经网络的方法已成为自动特征学习和提取的主流,显著提升了目标检测任务的准确性与效率。这类方法在目标检测算法中主要有两种策略,即双阶段检测算法和单阶段检测算法。双阶段检测

算法首先确定潜在的目标区域,随后对这些区域进行进一步的分类与精确的边界框定位。单阶段检测算法则采用更为直接的方法,它在目标检测过程中同时预测目标的类别和边界框位置<sup>[6]</sup>。这种区分反映了两种算法在计算复杂度、检测速度和准确性之间的权衡。双阶段检测算法通常在准确性上表现更佳,但计算复杂度更高,而单阶段检测算法则以其高效的推理速度和较低的计算成本而受到青睐。随着研究的深入,两种方法都在不断演进和优化,不同场景和需求下适用不同的方法<sup>[7]</sup>。

## 2.4 场景重建与三维建模

场景重建与三维建模技术涉及从二维图像数据中恢复三维结构并创建场景的三维表示,这在轨道交通领域正逐渐展现出其重要性。在轨道建设的实践过程中,三维建模技术的

应用允许工程师构建轨道线路与车站结构的精确三维模型。这些模型不仅为施工安全提供了评估基础,还有助于制定预防性措施。在车站管理领域,三维建模技术的应用扩展到了车站及其周边环境的模型创建,有助于对车站内的客流动态进行监测和分析,进而实现及时的预警和有效的客流引导<sup>[8]</sup>。

## 3 计算机视觉技术在轨道交通中的挑战与改进策略

计算机视觉技术对轨道交通的发展起到了重要作用。在计算机视觉技术的加持下,对轨道交通的安全监控、车辆状态检测以及客流预测正逐步实现。本章将对计算机视觉技术面临的挑战进行概述,并指出其中潜在的改进空间,如表 1 所列。

表 1 计算机视觉技术中的挑战与改进策略

Table 1 Challenges and improvement strategies in computer vision technology

类别	挑战	改进策略
图像理解与解释	1) 图像采集容易受到外界环境影响; 2) 图像理解依赖于高质量数据集	1) 应用图像增强技术,提升图对比度和清晰度; 2) 基于深度学习技术进行图像修复
特征提取与描述	现有算法无法平衡精度和检测速度	根据应用场景选择合适算法,并进行适当改进,如在 Canny 算法中引入双稀疏图像分解步骤
目标检测与识别	1) 单阶段算法精度低; 2) 双阶段算法复杂且速度慢; 3) 数据量缺少	1) 对相应算法定制化改进; 2) 使用数据增强模型
场景重现与三维建模	现有技术容易受到外界光线和物体材料的影响	采用多技术融合的方式进行三维建模

### 3.1 现有问题

本章将从图像理解、特征提取、目标检测以及场景重建 4 个关键维度,系统地分析当前计算机视觉技术应用在轨道交通中的挑战。

#### 3.1.1 图像理解与解释的局限性

轨道交通系统中计算机视觉技术的应用通常基于传统光学摄像机来获取基础的图像数据,然而图像采集过程易受多种环境因素的干扰,包括光照条件、相机抖动、遮挡物以及拍摄距离等,这些因素均可能导致图像质量降低、图像数据不准确,进而影响图像理解与分析的精确度。

此外,图像理解的准确性在很大程度上依赖于高质量图像数据集的支撑。在数据采集不足或数据缺失的情况下,计算机视觉系统对轨道现场的感知能力不足,这可能会削弱其在实际轨道交通场景中的应用效果。目前,主流的有监督学习方法需要大量标注数据进行训练,这并不适用于一些数据复杂且难以收集的轨道交通环境。

#### 3.1.2 特征提取与描述的挑战

轨道交通系统中的特征提取任务通常需要对轨道、列车、车站设备等进行精确的几何提取,然而,实际环境往往会降低特征提取任务的准确性。此外,由于轨道交通系统的一些检测技术对实时性要求较高,因此需要快速且精确的图像处理技术来满足高速铁路的高效运行需求。

目前,广泛使用的特征提取算法各有其局限性。Canny 算法使用了高斯滤波,可能会影响定位精度,导致边缘检测的不连续性。Sobel 算法虽然对边缘的定位较为敏感,却容易受到噪声的影响,从而影响其准确性。尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 算法在光照变化和旋转不变性方面表现出较强的鲁棒性,但其计算复杂度较高,

可能不适用于需要实时处理的应用场景。鉴于现有算法的不足,未来的研究需要进一步优化和改进特征提取算法,以提高其在轨道交通系统中的应用效果,满足高速铁路等高速运行环境下的实时性和准确性要求。

#### 3.1.3 目标检测与识别的瓶颈

目标检测与识别技术在深度学习时代取得了显著进展,被广泛应用于轨道交通系统中的车站客流监控、轨道异物检测和列车部件状态检测等场景。目前,主流的算法是基于深度学习的目标检测方法,分为单阶段和双阶段两大类<sup>[9]</sup>。

单阶段算法,例如 YOLO (You Only Look Once) 系列,以其高效的检测速度而著称,适用于实时应用场景。然而,这类算法精度较低,并且对噪声和遮挡敏感,影响了其鲁棒性。而双阶段算法如 Faster R-CNN 虽然精度较高,但在模型训练过程中涉及多个复杂步骤,导致检测速度较低,难以满足实时性要求,且在处理小目标和复杂场景中,检测准确度仍有待提高<sup>[10]</sup>。

尽管深度学习模型在目标检测与识别任务中应用广泛,但它们通常依赖于大量的标注数据进行训练。在轨道交通领域,某些特定任务,如轨道异物检测、受电弓状态检测等,可能面临数据稀少的问题。这些任务的数据获取和标注成本较高,且数据分布可能极不均衡,导致模型在训练过程中难以学习到全面的特征表示,从而影响检测的准确性和鲁棒性。

#### 3.1.4 场景重现与三维建模的技术障碍

轨道交通系统中的场景重建与三维建模技术主要用于轨道线路规划、车站设计和列车维护等场景。结构光法和激光扫描法是两种广泛应用的技术,这两种方法各有优缺点。

结构光法依据的原理是:将具有特定模式的光线投射至物体表面,并通过摄像头记录由物体表面特性引起的图案变

形。通过对这些变形图案的细致分析,可以推导出物体表面点的三维坐标。也正因此,此方法对投射光线的质量和物体表面属性极为敏感,在光照条件不理想的地下环境或光照强烈的户外中午时段,光照强度的不同可能会对数据采集的质量和后续建模产生不利影响<sup>[11]</sup>。

激光扫描法通过发射激光束并利用传感器捕捉从物体表面反射回来的激光,基于激光往返时间差来计算物体表面的距离信息,实现三维模型的重建,该方法的准确性直接受到反射激光的质量和传感器灵敏度的影响。在嘈杂环境中,尤其是面对透明或高反射性的物体时,激光扫描法的建模准确性可能会降低<sup>[12]</sup>。

综上,现有的三维建模技术在实际应用中容易受到光照、物体材质等因素的影响。例如,在轨道线路的三维建模中,结构光法和激光扫描法在户外环境下可能受到强烈光照的影响,导致建模精度下降。

### 3.2 改进空间

本节将分析图像理解、特征提取、目标检测以及三维场景重建技术在轨道交通系统中的应用潜力,阐述这些技术在提升系统性能、增强安全性与可靠性方面的作用与前景。

#### 3.2.1 改进图像理解与解释的策略

在图像质量受损的情况下,为了保持图像处理的连续性,通常使用图像增强技术来提升图像的对比度和清晰度。当图像数据不足或分辨率不够时,图像修复技术显得尤为重要。目前,图像修复领域主要采用基于纹理合成和偏微分方程这样的传统方法,以及基于深度学习的现代方法。纹理合成和偏微分方程的传统方法对图像中包含的复杂结构和纹理变化有较高要求,相比之下,深度学习方法通过训练数据学习图像的内在特征,自适应地处理不同的复杂图像内容。在深度学习的推动下,图像修复与图像重构技术也日渐成熟。

近年来,Transformer 架构(见图 4)在计算机视觉领域得到了广泛应用,尤其是在图像理解与解释方面。

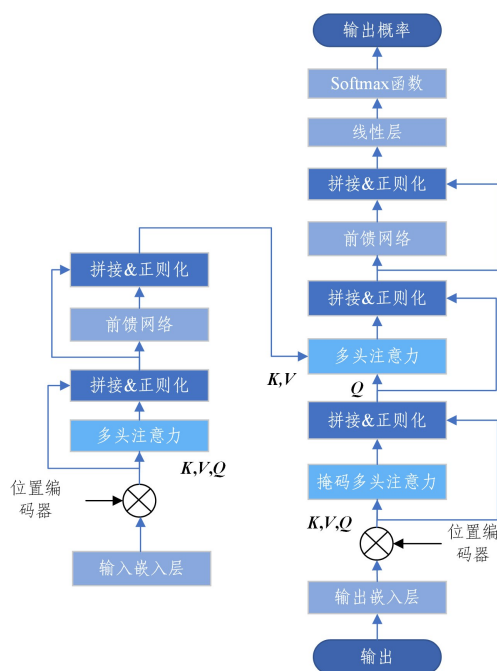


图 4 Transformer 模型结构

Fig. 4 Architecture of Transformer model

Transformer 的核心在于其自注意力机制,该机制能够动态地关注输入数据中的重要部分,从而实现图像语义信息的高效提取。在轨道交通系统中,应用 Transformer 模型来处理图像理解问题时,通过将图像分割成多个小块,一方面能够得到图像全局特征和局部特征的关系,提高图像分类的性能,另一方面可以更好地理解图像中的语义信息,提高检测的可靠性<sup>[13]</sup>。

此外,在轨道交通的实际应用中也可以结合红外、热成像等多模态数据,提升图像理解的鲁棒性。例如,在车站火灾检测中,可以结合可见光图像和热成像数据,提升火灾检测的准确性。

#### 3.2.2 特征提取与描述的优化方法

特征提取算法各有优缺点,因此具体应用在轨道交通系统中时,需要选择一个适宜的算法,再进行进一步的优化和改进。

Canny 算法在边缘定位方面表现出较高的不敏感性,容易受到图像中非边缘高频信息的干扰。为了克服这一问题,可以引入双稀疏图像分解步骤。这一方法能有效滤除图像中的高频噪声,降低边缘误识率,从而提高 Canny 算法的准确性<sup>[14]</sup>。在图像处理时,Sobel 算法对噪声的敏感性较高,这可能导致边缘检测的不连续性,因此在执行特征提取之前,对图像滤除噪声是很有必要的。此外,在特征提取之后,采用边缘连接、跟踪或闭合技术,可以进一步确保边缘检测的连续性和完整性。至于 SIFT 算法,虽然它能够大量检测出特征点,但也导致了信息量的大幅增加,同时,计算量的增加也影响了算法的实时性。为了改善这一问题,可以在特征提取之前进行图像的预处理,先提取目标模块来减少冗余信息。

#### 3.2.3 目标检测与识别的性能提升

在轨道交通系统的目标检测中,尽管双阶段检测算法在精度上具有优势,但其对检测设备的要求较高且检测速度相对较慢,不满足轨道交通对实时检测的要求。因此,轨道交通系统中的目标检测任务更倾向于采用轻量化的单阶段检测算法,例如 YOLO 系列算法。YOLOv5 通过自动学习的锚点调整来优化检测效率。YOLOv8 在 YOLOv5 的基础上进行了进一步的改进,调整了通道数,并将预测头部分替换为当前主流的解耦头结构,分离了分类和检测头。此外,YOLOv8 从有锚框转变为无锚框设计,这一系列优化有助于提升实时检测的性能。YOLO 算法的持续迭代和升级,显著提升了轨道交通系统中目标检测的准确率和效率。在具体的应用实践中,研究者可以进一步对算法进行定制化改进,例如通过增加卷积神经网络的层数来提取更深层次的特征,或者针对特定的轨道交通场景进行网络结构的优化,以实现更精确的目标检测<sup>[15]</sup>。

针对数据稀少的问题,研究者提出了基于生成模型的数据增强方法。生成对抗网络(GAN)中,一方面生成器可以生成新的高质量数据,另一方面判别器可以保证生成数据与原数据的差别不会太大。扩散模型(Stable Diffusion)则通过逐步添加噪声,将数据扩散到噪声分布,再学习逆过程来生成数据。这两种方法能有效扩充训练数据集,提升模型的泛化能力和鲁棒性<sup>[16]</sup>。

### 3.2.4 创新场景重现与三维建模技术

场景重现与三维建模的研究与实践的首要任务是准确分析二维图像中物体多样性,并基于场景特性选择适宜的方法重现三维场景。针对轨道交通系统中光照强度和物体材质对三维建模的影响,选择不同种类的数据采集工具,对于提升现场数据采集的精确度和效率至关重要。随着技术的持续进步,结构光法和激光扫描法等传统技术可以与其他创新技术相结合,以增强三维建模的准确性。例如,使用三维激光扫描与 BIM 技术的融合建模方法。

## 4 计算机视觉在轨道交通中的应用

计算机视觉技术在轨道交通系统中的 3 个主要应用分别为车站安全检测、轨道安全检测及车体状态检测。本章将从这 3 个方面阐述计算机视觉应用在轨道交通领域的研究现状,如图 5 所示。

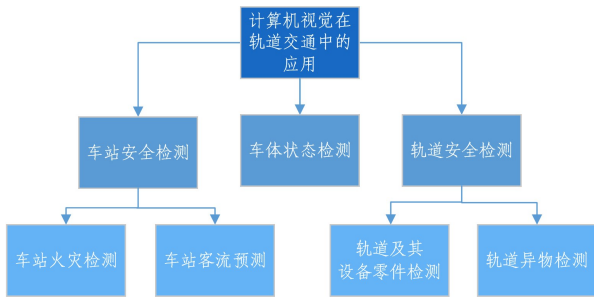


图 5 计算机视觉在轨道交通中的应用方向

Fig. 5 Application direction of computer vision in rail transi

### 4.1 车站安全检测

车站人数众多,车站安全检测是保护公众安全、财产安全的重要措施。本节将从车站火灾检测以及客流预测两个方面

阐述计算机视觉在车站安全检测中应用的研究现状。

#### 4.1.1 车站火灾检测

轨道交通在公众的日常出行中扮演着关键角色,车站通常具有较高的人口密度,一旦发生火灾,不仅会威胁到乘客和工作人员的生命安全,还可能引发重大的财产损失和运营中断,危害性极大。传统的火灾传感器因反应时间较长,可能会延迟火灾的救援,从而增加了火灾失控的风险。运用计算机视觉技术可以快速确定火灾情况以及火源位置,对救援提供很大帮助。

Zhang 等<sup>[17]</sup>构建了一个详尽的火灾定位模型,如图 6 所示。该模型包含两个主要模块,第一个模块在输入图像后将图像标准化,通过主干网络的卷积神经网络架构提取图像特征,卷积层采用了 LeakyReLU 激活函数和最大池化,减少计算量的同时保留图像中的细节特征,再使用 3 个残差层划分映射关系,由提取到的特征准确判断车站内的火灾状态,最后将当前状态划分为正常、火焰、烟雾以及火焰和烟雾 4 个状态;检测到非正常状态时启动第二个模块,通过 FasterRCNN 目标检测算法,得到火焰或烟雾的具体像素坐标,若没有检测到则转为人工判断。该算法模型在实验中展现了较高的性能指标,准确率达到 95.12%,火灾定位精度为 77.1%。在资源占用方面,该算法表现出差异化的处理能力:在仅需判断是否发生火灾时,资源占用较少,处理速度达到每秒 58 帧;而在需要进行火灾定位时,资源占用增多,处理速度为每秒 54 帧,均满足了实时性要求。这种方法较传统的火灾传感器反应速度更快,误报率更低,有利于火灾的早期发现,但在复杂情景下的适应性有待提高。此外,这种方法依赖大量标注数据,一定程度上限制了其在一些小型车站或资源受限环境中的广泛应用。

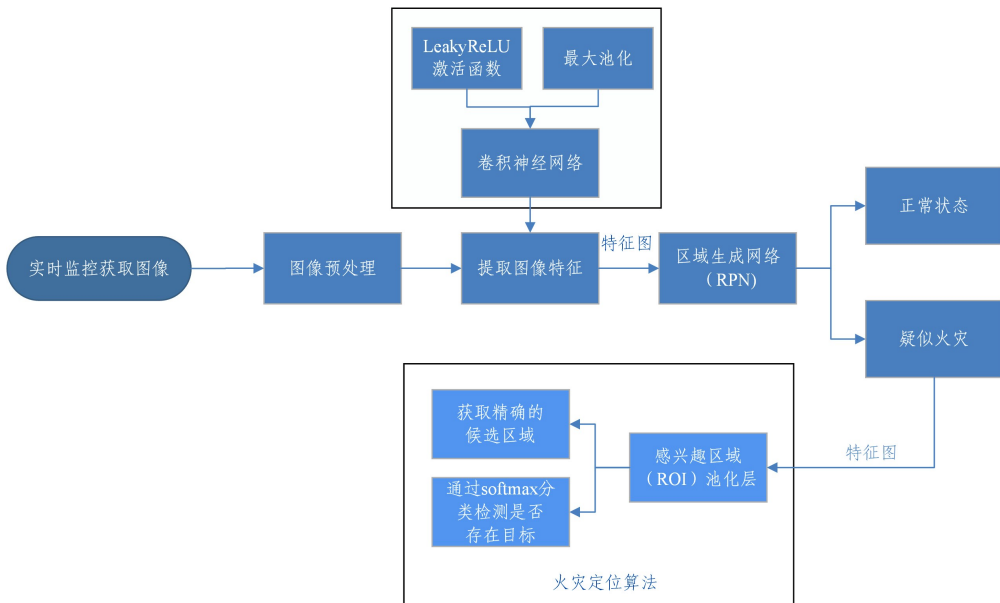


图 6 火灾定位模型

Fig. 6 Fire location model

Tian 等<sup>[18]</sup>基于 YOLOv8 的算法模型,针对目前火灾检测中准确度较低的问题,优化了算法中特征提取、特征融合部分,同时减少了冗余信息的处理。他在特征提取部分采用了

感受野卷积注意力模块,将特征放大到原来的  $k^2$  倍,在增强网络性能的基础上减少了计算量。在特征融合的部分,将原先自底而上的颈部路径修改为强特征融合网路,并且采用局

部融合加权后再和全局特征融合的方法,使得网络能获得更多高层全局信息。在提高准确度的基础上,为了减少计算量,实现实时监测,采用局部卷积模块,在保证特征信息不丢失的前提下降低了模型参数数量和内存访问。同时,还优化了回归损失函数。遮挡或画面模糊往往会导致预测框准确率降低,采用 DFL(Distribution Focal Loss)和 CIoU(Complete Intersection over Union)联合计算可以很好地解决这一问题。最后通过实验检测模型性能,采用了 mAP50、mAP50:95、参数量、计算量这 4 个指标。实验结果显示,改进后的算法较 YOLOv8s 算法的 mAP50 和 mAP50:95 分别提升了 1.4 个百分点和 2.4 个百分点,达到了 78.0%和 57.8%。参数量和计算量分别为 13.5 和 24.3,较其他的 CNN 和 Transformer 算法在保持高精度的同时降低了计算量,展现出明显的性能优势。然而,由于该算法仍采用传统光学相机进行数据采集,在极端光照条件下的检测性能可能会有所下降。

上述两种算法在满足实时性要求的同时,相较于传统算法显著提升了火灾检测的精度。Zhang 等提出的模型通过对性的优化设计,有效降低了噪声对检测效果的干扰。实验结果表明,即便在存在噪声干扰的复杂环境下,该模型仍能保持 88.61%以上的检测准确率。Tian 等提出的算法则着重提升了模型的泛化能力和对多尺度目标的检测敏感度,从而增强了其在不同场景下的适用性和实用性。

综上所述,在车站火灾检测模型的优化中,提高特征提取的准确率是核心目标。为此,本文提出了两种改进方案,均对特征提取的卷积神经网络进行了调整,旨在捕获更全面的细节信息,同时尽可能减少计算量,以确保检测准确度的提升,并实现实时监测。未来研究可进一步探索如何在保持高检测精度的基础上,降低硬件资源需求,并提升模型在复杂环境下的鲁棒性。

#### 4.1.2 车站客流预测

对车站进行短时的客流预测可以提高整体运营效率,传统的客流预测依赖工作人员的现场观测和经验判断,存在效率低等问题。为了提供合理有效的短时客流预测,目前主要有 3 种研究方法:第一种是基于传统数理统计的数学模型,这种模型是对不同时段客流进行统计来构建数学模型,从而预测短时段客流,这种方法依赖于对过去客流数据的统计,因此并不灵活,不能很好地应对突发情况带来的客流变化;第二种是基于机器学习构建的模型,这类模型在准确度上要远高于传统方法,它更好地结合了季节、天气等影响客流的重要因素,并且在发展过程中将残差值作为构建模型的要素之一,增加了模型的准确度;第三种是以深度学习为基础的模型,深度学习作为机器学习的一个分支,通过多维感知的数据处理,构建不同的深度神经网络,使得车站的客流预测向更高效、更快方向发展<sup>[19]</sup>。

应用计算机视觉技术的客流预测主要是通过目标检测和跟踪技术对人群进行标记并分类,据此来预测不同人群的行动路线,进而运用构建好的模型预测短时间内不同区域的客流。针对大客流的场景,Shi 等<sup>[20]</sup>在传统目标检测方法的基础上进行了改进,设计了 20 层卷积神经网络架构,使得

特征提取更加充分;并对 3 个不同尺度的特征图进行目标检测,在节约成本的同时提高对旅客流向识别的准确性。然而,该方法对突发客流变化时的适应性不足,预测精度可能会出现较大波动。

在后续研究中,Zhang 等<sup>[21]</sup>提出了一种更精确的短时客流识别与预测模型,如图 7 所示。该模型首先利用 YOLOv5 算法在不同场景下对群众头部进行目标检测,检测完毕后运用 Deep SORT(Deep Simple Online and Realtime Tracking)对视频中的乘客进行目标跟踪,实现对乘客数量的实时统计并预测乘客的行动轨迹,获取客流时间序列;然后将其输入至 LSTM 预测算法中,进行客流的实时预测分析。实验结果表明,该模型在客流识别环节的准确率为 91.0%,平均精度达 82.1%;在预测环节,均方根误差(RMSE)为 11.07,平均绝对误差(MAE)为 8.02,加权平均绝对误差百分比(WMAPE)为 12.57%。在视频取 30 FPS 时能同时满足实时性和准确性。这种方法对视频质量要求较高,而且对计算资源的需求较大,这在一定程度上限制了其在资源受限环境中的实时应用。

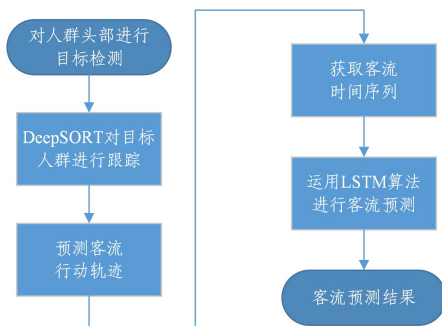


图 7 客流预测模型

Fig. 7 Passenger flow prediction model

通过对现有客流预测算法的分析可知,LSTM 预测算法在非线性、非周期性的短时客流预测中表现出色。基于此特点,对客流预测算法的改进着重聚焦于提高乘客行动轨迹的获取精度以及检测实时性。已有研究中提出了两种改进策略,尽管它们采用了不同的轨迹获取方法,但均取得了显著的性能提升。然而,鉴于车站环境的复杂性以及设备分辨率的限制,其中一种模型的 FPS 可达到 130 以上,满足了实时性要求,但存在小目标丢失的问题;另一种模型的检测精度较高,需在视频取 30 FPS 时才能满足实时精度要求。据此,未来研究可着重针对模型结构进行优化,在确保特征提取充分的前提下,减少参数量,从而在增强其在复杂场景下的检测精度和实时性的同时,降低对硬件资源的依赖程度。

#### 4.2 轨道安全检测

轨道损坏的即时检测为列车安全运行提供了重要保障,本节将从轨道及设备零件检测和轨道异物检测两个方面分析轨道检测的具体方法。

##### 4.2.1 轨道及其设备零件检测

轨道状况的实时监测对于轨道交通的安全运行是不可或缺的,当前轨道缺陷的检测大多采用人工巡检的方式,但人工巡检工作量大,且其准确性依赖工作人员的经验 and 细心程度,其缺点如图 8 所示。利用计算机视觉技术结合人工巡检进行

轨道检测,可以大大提高检测效率和准确率。

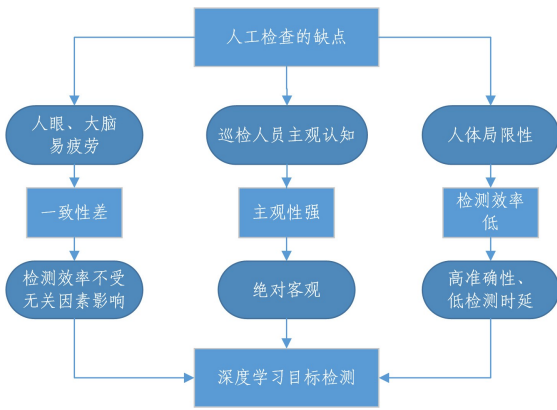


图8 人工巡检的缺点

Fig. 8 Disadvantages of manual inspection

在轨道缺陷检测中,单一目标检测可能导致误检率显著增加,因此,Zhang<sup>[22]</sup>提出了一种基于视觉特征的铁路无砟轨道表面缺陷自动检测方法。该方法首先提取5个轨道缺陷特征进行分析,根据采集到的缺陷特征以及缺陷间的间距设置多阶段自动检测节点,通过标定的缺陷位置建立ROI多维视觉检测矩阵,扩大范围,从而实现了轨道缺陷的检测并定位。然而,这种方法存在一些局限性:一方面,它对数据集的依赖性较强,导致模型的泛化能力受限;另一方面,其计算复杂度较高,难以满足实时性要求。基于当前轨道缺陷检测中存在的问题,如时间复杂度高,噪点干扰大等问题,Tao等<sup>[23]</sup>提出了基于改进SAM模型的多任务轨道缺陷检测方法。该多任务检测方法创新性地融合了目标检测和图像分割,利用目标检测确定缺陷范围,随后将目标框稀疏嵌入到SAM模型中。在特征提取阶段,采用了自注意力机制的模型,这种模型具备良好的动态分配性能,而且前期的图像分割大大降低了时间复杂度和计算复杂度,实验结果表明,该方法较传统的SAM模型的预测效率提升了85%,预测时间在3分钟以内,展现出较高的实用性和效率。

Gan等<sup>[24]</sup>针对道床异常问题,提出了一种基于归一化流的道床异常检测算法模型。归一化流作为一种双映射检测方法,增强了数据集的精确似然,在制作了数据集后,通过双线性插值法将图像转变为多尺度图后提取特征;然后进入深度耦合模型,通过卷积神经网络将多尺度图进行耦合,再在输出的热力图中标出光亮区域,以此粗略定位了异常位置;最后通过输入不同类型的图像训练模型。这种方法在检测时能够提供较为准确的定位信息,但在实际应用中实时性较差,且在面对复杂的轨道环境时的检测精度可能会受到一定影响<sup>[25]</sup>。

轨道状况的检测不仅包括对轨道本身的检查,还包括对关键设施和零部件的监测。接触网作为电气化轨道交通的重要组成部分,为轨道列车提供电能,因此其检测工作尤为关键。为提高对接触网实时检测的准确性,Yu等<sup>[26]</sup>提出了一种实时监测方法(见图9),该方法能够在列车正常运行过程中,通过线激光垂直照射接触网设备并利用3D相机连续拍摄轮廓线,经深度计算拼接形成3D图像,实时获取接触网设备的导高、拉出值及磨损等关键运行参数。系统还集成了多

模态检测技术:悬挂部件状态采用高帧率2D成像结合深度学习算法检测固件松动、绝缘子异常;温度监测通过红外热成像采集表面温度数据;弓网燃弧则通过紫外传感器联动工业相机实现EN 50317标准燃弧率计算。为消除车体振动干扰,系统配备路轨振动补偿装置,通过动态比对钢轨基准距离实现几何参数误差修正。相关设备能够通过5G网络实时传输监测数据,为故障诊断和维护提供即时信息<sup>[27]</sup>。

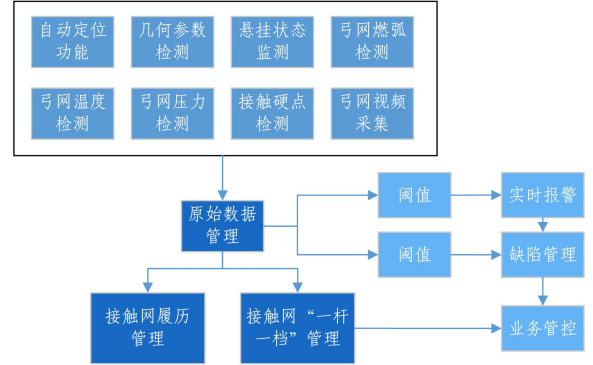


图9 接触网检测方法

Fig. 9 Catenary detection method

受电弓的主要功能是接收来自接触网的电流,是轨道交通系统中的关键电气设备。在受电弓状态检测的研究中,Li等<sup>[28]</sup>提出了一种基于图像边缘检测的方法来评估受电弓滑板的工作状况。该方法通过对采集到的原始受电弓图像应用小波变换来增强图像的对比度和边缘特征,然后对增强后的图像执行图像预处理以消除噪声并改善图像质量,再使用Canny边缘检测算法获取受电弓的边缘图像。通过对边缘图像的分析,评估受电弓滑板的健康状况。进一步的研究中,Zeng等<sup>[29]</sup>采用了改进的Canny算法来获取受电弓的边缘图像,在对图像预处理后首先进行高斯滤波使得图像更平滑,再采用非极大值抑制来精简边缘,最后使用双阈值检测提取边缘得到强边缘、弱边缘以及中间边缘,最后连接强边缘和相邻的中间边缘得到最终边缘图像。通过这种方法,从正向平行角度拍摄的检测结果与人工检测结果的偏差小于或等于0.3mm,占比为91.6%,偏差较小。

道岔缺陷是引发列车脱轨的关键因素之一,因此,对道岔进行实时监测是预防列车脱轨事故的重要措施。传统的道岔几何参数检测方法主要依赖于人工检测,这种方法存在巡检质量不稳定的问题。随着技术的发展,固定式有线检测系统开始被应用,该系统通过各种传感器进行检测,但传感器的性能容易受环境因素的干扰<sup>[30]</sup>。为了提高道岔检测的准确性和稳定性,Long等<sup>[31]</sup>设计了一种基于双目视觉的道岔关键参数在线原位检测装置。该装置利用双目视觉技术,通过在列车正常运行时对道岔进行实时监测,有效减少了轨道振动对检测结果的干扰。具体来说,该装置通过在车底安装路轨综合振动补偿设备,结合双目视觉系统在线自标定算法,以适应列车振动带来的影响,确保检测精度。同时,为了增强道岔检测中的特征点识别,装置结合了激光打标技术。在检测过程中,激光器投射在基本轨和尖轨上形成激光条纹,通过图像处理技术提取激光条纹的中心位置,从而精确定位道岔的特

征点。为了适应不同的光照条件,装置采用了基于光条法向的高斯加权灰度重心法提取激光条纹中心,有效克服了自然环境光的干扰和轨道复杂表面特性带来的挑战。实测表明,该装置硬件成本低,鲁棒性强,检测精度稳定在 0.3 mm,能够满足道岔参数在线监测的需求。Wu 等<sup>[32]</sup>提出了一种降低图像信号维度的方法,在图像经过预处理后,运用 Hough 变换实现从图像空间变换到参数空间,将二维图像转变为一维参数,找到图像灰度后的白色凸点,通过计算即可得到道岔缺口的位 置,实现了计算复杂度低且快速检测的目标。

综上所述,轨道及设备零件检测算法主要包含两个关键环节:首先基于实时图像进行特征提取,随后与预训练数据集进行比对,在识别缺陷后完成精确定位。为提高检测精度,算法设计需针对不同零部件的特点,重点强化关键特征的提取权重。这对算法开发者提出了更高的要求,他们必须深入理解各类零部件的特性,才能设计出具有针对性的检测算法。从当前的相关研究中可以看出,尽管现有多数轨道及设备零件检测算法均基于实时视频图像开展检测工作,但在检测速率方面尚未完全达到实时性要求,虽在一定程度上具备可用性,但仍未能完全脱离人工检测,实际应用中往往需要人工检测与机器检测协同配合以完成工作。因此,未来研究还应着重提升算法在复杂环境下的适应能力与鲁棒性,同时降低对数据集的依赖程度;进一步的优化算法可考虑引入轻量化算法以实现实时处理,从而更好地满足轨道交通领域中对检测算法实时性的严苛要求。

#### 4.2.2 轨道异物检测

在轨道交通系统中对轨道异物的检测主要依赖于目标检测算法。早期的轨道异物检测方法使用手工设计的特征提取技术,存在主观性强、泛化性差等缺点,但随着深度学习技术的发展,基于深度学习的目标检测算法已被广泛应用于轨道交通异物检测中。为了提高检测的准确性,研究人员提出了多种模型改进方法。

Zhao 等<sup>[33]</sup>为了降低不同光照条件对检测异物入侵的影响,提出了全天候轨道入侵异物检测模型。在进行异物检测时,先对图像进行数据增强、归一化等图像预处理,再将图像输入模型。模型的第一个部分为轻量高效的特征提取模块,这个模块由下采样卷积和轻量级的神经网络构成,在高效提取特征的同时减少了计算量。提取完特征后进入高精度全局上下文信息建模模块,该模块由 3 个数据传输速率结构组成,能够对入侵异物的全局进行建模,提高检测性能。最后一个模块是高丰富度特征融合模块,它将不同尺度特征信息融合,增强了异物尤其是小目标异物的检测准确率。经实验检验,该模型对不同类型异物的平均检测精度为 94.93%,有较高的准确率。Zhao 等<sup>[34]</sup>还针对小目标异物检测提出了多尺度小样本入侵异物特征提取模型,如图 10 所示。该模型将特征提取的过程分为两个分支,上分支实现特征提取以及全局特征整合,下分支实现不同类别入侵异物元特征的整合,根据原特征的整合增加小目标异物的特征权重,进一步增强该模型对小目标入侵异物检测的鲁棒性。然而,当面对密集分布的异物群或形态复杂的异物时,模型的检测精度仍有一定程度的下降。

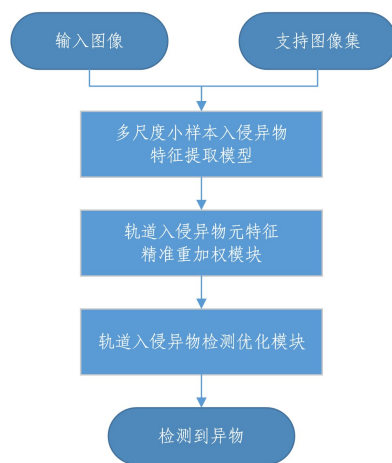


图 10 小样本异物检测模型

Fig. 10 Small sample foreign body detection model

Du 等<sup>[35]</sup>采用了基于 Vanilla-YOLOv8 的改进算法检测轨道入侵异物。Vanilla-YOLOv8 是一种小目标检测友好型目标检测算法,针对小目标检测时存在遮挡导致特征不明显等问题,该算法减小主干网络深度,并且通过加深训练深度来弥补拟合下降的问题。在网络模块中,传统的卷积模块会产生大量冗余特征信息,针对这个问题,该算法将网络中的一些卷积模块改为局部卷积模块,并将得到的特征信息拼接,减少冗余信息的产生,在特征提取后增加小目标异物重要特征的权重来提升异物检测的准确性。但需要指出的是,该算法在处理大规模数据集时训练效率有待提升。

在进行异物检测时,实现对不同尺寸异物的检测是一项重要挑战,尤其是对小尺寸目标的检测。小目标异物检测的难点在于目标过小,导致特征提取不完善。本文探讨的两种异物检测算法均针对这一关键问题提出了创新解决方案:一方面,两种模型都采用了增强小目标特征权重的策略;另一方面,通过多尺度图像特征融合技术获取更全面的特征表达,从而显著提升了检测精度。未来研究应重点突破模型的实时处理能力,以满足轨道交通场景对实时监测的严格要求<sup>[36]</sup>。

#### 4.3 车体状态检测

列车车体的缺陷检测是确保轨道交通安全检测的关键环节。目前,该检测依赖于人工检测,耗费大量人力物力,而且检测效率和准确性存在局限性。为了提高检测效率并减少对人力资源的依赖,采用人力巡检和计算机视觉相结合的方法检测车体。Shi<sup>[37]</sup>提出了一种集成目标检测与目标识别的创新模型,该模型采用 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征匹配技术,这是一种高效的图像特征提取和匹配方法,能够对车体表面进行快速准确的分析。通过将采集到的图像与标准图像进行比对,有效识别车体上的缺陷,从而为列车的安全运营提供保障。这种检测方法效率高,但是依赖于数据集的采集,在实际应用中可能会受到标注成本的限制<sup>[38]</sup>。

车体零部件异常检测,如螺栓松动,也是车体状态检测中的重要一项。Liu 等<sup>[39]</sup>提出了基于 3D 点云的列车零部件异常检测方法,如图 11 所示。这套系统通过机器人扫描系统和 3D 线阵相机先扫描处于正常位置的零部件图,并标注零部件位置,得到模板图。之后再对车体进行检测。经过一次扫描

后,根据模板图先验位置信息对检测产生的零部件图进行标注。标注好后进行图像预处理,采用 ICP (Iterative Closest Point) 配准算法循环检测具体部件区域,对两边图像进行数据配准来检测出异常区域。这种检测方法往往会因为某些零部件过小而在经过图像预处理后局部图像不清晰,出现误检。针对这个问题,他们提出了小部件单独检测的想法,通过局部检测得到小部件先验位置信息后,单独截取小部件图像,进行单独配准判断是否存在异常。在检验实验中,优化后的算法检出率最高可达 100%,最低为 62.5%,误报率最低仅为 0.13%,最高达 0.45%,整体检测率较高,基本达到工业要求。实验数据显示这种方法显著提高了精确度和可靠性,能够精准识别车体表面的微小缺陷和零部件的异常状态。但由于采用高精度 3D 相机作为传感设备,该系统存在成本较高、环境适应性受限等问题,在强光或阴影干扰下可能出现数据质量波动。

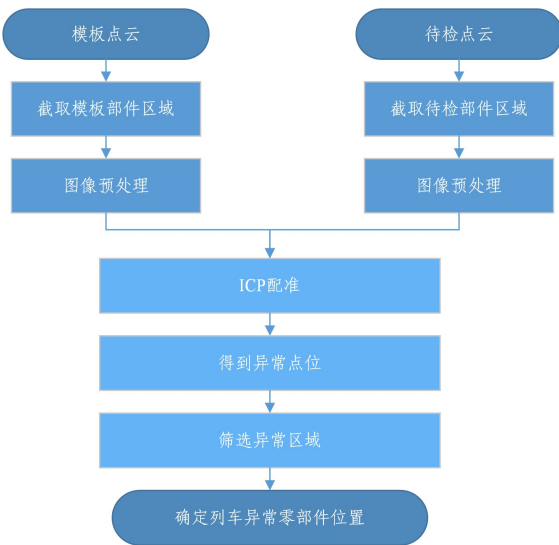


图 11 列车零部件异常检测

Fig. 11 Train component anomaly detection

针对列车表面常用零件螺栓,Wang 等<sup>[40]</sup>提出了低像质轨道车辆车顶螺栓松动检测的方法。在检测螺栓异常时,首先需要给螺栓定位,他们选择将采集到的图像拼成一张整张图像,从中定位螺栓的位置,再采用目标检测技术标注目标螺栓。定位好后,根据机械设备中螺栓涂上的防松线的位置来判断螺栓是否发生松动。在图像经过预处理后,提取防松线具体位置,然后根据螺栓位置坐标采用最小二乘法直线拟合,通过防松线与之产生的夹角是否符合标准等多个条件来判断螺栓是否发生松动。该检测方法通过智能化的图像处理与特征提取技术,有效降低了人工检测的依赖程度和人力成本。然而,其处理速度仍存在优化空间,尚不能满足实时性检测的工程需求。

在轨道交通领域,车体状态检测主要通过对有标志的特征检测来判断故障,或者将实时图像与预训练数据集进行对比分析以发现异常。然而,现有研究多集中于提升检测准确率,而对检测的实时性关注不足,大多数研究主要聚焦于不同环境影响下的检测准确度。在此背景下,上文提出的 3 种检测模型创新性地采用了与检测目标特性相匹配的配准算

法,从而显著提高了检测准确率。未来的研究应聚焦于开发多模态数据融合技术以增强环境鲁棒性。同时,为提升实时检测性能,可从以下几方面着手:优化图像采集系统,提升图像采集效率与质量;引入边缘计算架构,减少数据传输与处理延迟;运用轻量化算法,降低计算复杂度。通过多管齐下,有望在保障检测精度的基础上,显著提升检测的实时性,满足轨道交通领域的实际应用需求<sup>[41-43]</sup>。

## 5 未来发展与趋势

### 5.1 智能化检测与监控

计算机视觉技术在轨道交通的智能化维护与故障检测中扮演着日益重要的角色,其应用正逐步改变传统的轨道交通运维模式。这项技术通过自动化的图像和视频分析,使得轨道交通系统能够快速且准确地识别出轨道和列车部件的缺陷,例如轨道裂缝、列车轮对磨损、接触网变形等问题。这些缺陷的早期诊断对于预防性维护至关重要,可以避免潜在的故障和事故,确保列车的运行安全。

计算机视觉技术还能够通过分析历史数据和实时监测数据预测设备故障和性能退化的趋势,从而实现预测性维护。这种预测性维护不仅可以减少意外停机给人们的生活带来的不便,还可以优化维护资源的分配,降低维护成本。自动化的智能检测系统还可以与现有的轨道交通管理系统无缝集成,提供更加全面和深入的数据分析,支持决策制定。随着技术的进步,未来的轨道交通系统将更加智能和自适应,能更好地处理复杂环境下的视觉数据,提高在不同光照、天气条件下的鲁棒性。此外,随着计算能力的提升和算法的优化,这些系统将以更快的速度处理数据,实现近实时的故障检测和响应<sup>[44]</sup>。

### 5.2 云计算的高效处理

云计算对当今大数据时代的运行效率有着重要影响,它不仅提供了强大的数据处理能力,使得海量的图像和视频数据能够得到快速分析,还实现了实时监控和快速响应,极大地提升了轨道交通系统的安全性和可靠性。通过云计算,资源得到了优化分配,计算效率得以提高,运营成本得以降低。借助云计算可以使计算机视觉的应用更高效,进而提升轨道交通系统的维护效率<sup>[45]</sup>。

随着技术的进步,边缘计算与云计算的融合将进一步缩短数据处理的延迟,提高处理速度,使得计算机视觉系统能够在数据产生的地点即时进行处理和分析<sup>[46]</sup>。智能化与自动化水平的不断提升,使计算机视觉系统能够执行更加复杂的任务,如自动识别和预测维护需求,减少人工干预。预测性维护与优化将进一步缩短系统停机时间,提高运营效率。

### 5.3 多模态的数据

轨道交通中的计算机视觉技术正朝着多模态数据融合的方向发展,这种趋势不仅能够提高识别的准确性和鲁棒性,还能适应更复杂的应用场景。多模态数据融合技术通过整合图像、视频、音频、文本等多种类型的数据,实现信息的互补,从而提升计算机视觉系统的整体性能。例如,在钢轨伤损检测中,结合振动信号与巡检图像数据,可以有效区分伤损与污渍,减少误检和漏检的情况<sup>[47]</sup>。

多模态数据融合技术将在轨道交通领域得到更广泛的应用,在很多计算机视觉技术还不成熟的应用中,结合多种传感器的使用可以提升检测结果的准确性,为列车的安全运行增添一份保障。然而,多模态数据融合技术在实际应用中也面临着一些挑战,如不同成像设备和传感器的数据同步问题、大规模高质量多模态数据集的收集难题,以及多模态数据的处理和标注成本等。此外,模态间的异构性、数据对齐精度和融合算法的实时性也是亟待解决的问题<sup>[48]</sup>。

为了克服这些挑战,研究者正在探索小样本学习、缺乏强监督标注信息的方法、主动学习、数据去噪和数据增强等方向的解决方案<sup>[49]</sup>。同时,基于 Transformer 网络的融合方法因其强大的跨模态特征提取能力,成为研究热点。随着人工智能技术的持续进步,多模态数据融合技术将实现更加高效和智能的算法,为轨道交通等领域带来更多创新和突破,包括进一步融合不同形式的信息,提升扩散模型的生成能力,以及与其他技术如深度学习、强化学习的结合,共同推动计算机视觉领域的发展。

**结束语** 本文深入探讨了计算机视觉技术对轨道交通领域发展的重要影响,并简要回顾了该技术的演进历程及其主要任务。计算机视觉技术的关键任务主要涵盖 4 个方面:1)图像理解与解释;2)特征提取与描述;3)目标检测与识别;4)场景重现与三维建模。本文从图像理解、特征提取、目标检测到场景重现 4 个维度全面分析了计算机视觉技术在轨道交通实际应用中面临的挑战,并分析了潜在的改进方向。接下来从车站安全检测、车体状态检测、轨道安全检测这三大应用中分析了最新提出的技术及其应用。在综合分析最新技术进展的基础上,本文展望了计算机视觉技术在轨道交通应用中的未来发展趋势。

## 参 考 文 献

- [1] QI X Y. Application of Computer Vision Technology in the Monitoring of Rail Transit Drivers[J]. *Technology and Information*, 2025(6):168-170.
- [2] HUANG K N. Promotion of Computer Vision Technology on Intelligent Transportation System Development [J]. *Journal of Huanghe S & T College*, 2022, 24(8): 59-63.
- [3] CHEN Q L, MA Y T. Exploring & Discussing on the Applications and Key Technologies of Computer Technology in Graphics and Image Processing [J]. *Office Informatization*, 2024, 29(14): 4-6.
- [4] WEI Y Y, MAO T Y, LI B A, et al. Visual and large multimodal models promote image restoration and enhancement: research progress[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2025, 30(5): 1197-1219.
- [5] JIANG D D. Edge Detection in Conveyor Belt Images Using an Enhanced Sobel Operator [J]. *Mining Equipment*, 2024(5): 10-12.
- [6] Review of One-Stage Universal Object Detection Algorithms in Deep Learning[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2025, 19(5): 1115-1140.
- [7] GUO H S. Object detection: From traditional methods to deep learning [J]. *Emerging Science and Technology*, 2024, 3(2): 128-145.
- [8] ZHU X J, FAN C H, WANG Y H, et al. Design of a teaching platform for NeRF 3D scene reconstruction system based on robotic arm [J]. *China Educational Technology and Equipment*, 2025(8): 31-33, 42.
- [9] TAN F G, LIAO Q M, ZHAI C. Research on Lightweight Object Detection of YOLOv5 Based on Vehicle Vision in Urban Rail Transit [J]. *Journal of Guangdong Communication Polytechnic*, 2024, 23(1): 45-48, 80.
- [10] ZHENG S Z. Taxonomy and Enhancement Prospects of Network Models in Object Classification and Detection Tasks [J]. *Information China*, 2024(4): 243-246.
- [11] XU J G, HAN J M, LIU Y, et al. Inspection of State of Registration Devices Based on Machine Vision and 3D Point Cloud [J]. *Journal of Railway Engineering Society*, 2024, 41(5): 73-78, 93.
- [12] YANG Q X, REN R L, MA Q M, et al. Based on 3D laser scanning and BIM intergrated technology 3D modeling method of underground buildings in urban rail transit [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(4): 119-123.
- [13] LIU M M, LU J F, LIU H, et al. Image Description Generation Method by Panoptic Segmentation and Multi-Visual-Feature Fusion [J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(11): 308-317.
- [14] MENG Q Q, LI D F, XIAO W T. Canny Edge Detection of Complex Image Based on Double Sparse Decomposition [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2024, 52(4): 1164-1168, 234.
- [15] GAO R, XIONG Y P, WEI C F. Multi-Task Perception Algorithm for Rail Transit Scenarios Based on Triplet Attention [J]. *Control and Information Technology*, 2024(5): 47-56.
- [16] YANG S R, YANG H C, SHEN F R, et al. Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey [J]. *Journal of Software*, 2025, 36(3): 1390-1412.
- [17] ZHANG J L, YANG J, LIU X B, et al. Computer Vision-based Fire Detection and Localization Inside Urban Rail Transit Stations [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2024, 24(3): 53-63.
- [18] TIAN J Q, QIN G X, ZHANG W. Fire-and-smoke detection algorithm based on convolutional attention and feature fusion [J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, doi:10.13700/j. bh. 1001-5965.
- [19] ZHANG H X, LIU Y R, LIU Y, et al. A multitask learning model for the prediction of short-term subway passenger flow [J]. *Shandong Science*, 2024, 37(1): 95-106.
- [20] SHI X, LI H, LI X Y, et al. Research on a New Target Detection Algorithm for the Large Passenger Flow Environment of Metro [J]. *Digital Communication World*, 2023, (1): 52-54, 65.
- [21] ZHANG J L, CHEN Y, YANG L X, et al. Computer vision-based detection and prediction model for passenger flows inside urban rail transit stations [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2023, 20(10): 3696-3704.
- [22] ZHANG H W. Automatic Surface Defect Detection Method of Railway Ballastless Track Based on Visual Feature [J]. *Automation Application*, 2023, 64(15): 144-146.
- [23] TAO P, FANG Y, WANG X, et al. Multi-task track defect de-

- tection method based on improved SAM model [J]. Journal of Nanjing University(Natural Science), 2024, 60(5): 776-784.
- [24] GAN L Q, PENG C Y, QIU C R, et al. Metro ballast anomaly detection method based on normalizing flow [J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(9): 119-123.
- [25] YANG H M. State Detection Method of Rail Transit Catenary Rotary Double Ears Based on Machine Vision [J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(9): 238-243.
- [26] YU Q B, NI G Z, WANG Z R. Online Safety Monitoring System for OCS in Urban Rail Transit [J]. China Railway, 2024(3): 50-56.
- [27] WANG K P, LI W. Intelligent Anomaly Detection Method for Pantograph Contact Strip Abnormalities Based on Deep Learning [J]. China Equipment Engineering, 2023(9): 192-194.
- [28] LI Y P, LI G, LUO Y J. Edge Detection Method of Pantograph Carbon Slide Plate Based on Wavelet and Curvelet Transform [J]. Machinery, 2024, 51(7): 37-44.
- [29] ZENG G, HUANG Y L, TONG J Q, et al. Research and Implementation of a Machine Vision Based Wear Detection System for Pantograph Skateboards [J]. Automation Application, 2024, 65(12): 193-196.
- [30] YE T, QIN W Y, ZHANG X. Experimental platform design of automatic obstacle detection system based on millimeter wave radar and computer vision [J]. Experimental Technology and Management, 2022, 39(1): 136-141.
- [31] LONG L B, ZHAO H, YANG C, et al. Machine-vision based method and apparatus for in-situ measurement of railway turnout parameters [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 80-89.
- [32] WU X C, YIN L, WAN M H. A Machine Vision-Based Rapid Detection Method for Switch Blade Gaps [J]. Science and Technology & Innovation, 2024(8): 77-78, 82.
- [33] ZHAO Z Y, KANG J H, LIANG J, et al. All-weather intelligent detection system for railway intrusion obstacles based on LGF-Net [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 287-301.
- [34] ZHAO Z Y, KANG J H, WU B, et al. Research on the high robust multi-scale few-shot railway intrusion obstacles detection method based on FRL-Net [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 239-249.
- [35] DU K H, XU G Y, BAI T B. Vanilla-YOLOv8 railway foreign object intrusion detection method based on feature redundancy reduction [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(5): 49-58.
- [36] SONG H J. Necessity Analysis and Mitigation Strategies for Foreign Object Intrusion Detection in Railway Tracks [J]. Science & Technology Vision, 2022(5): 136-138.
- [37] SHI H. Image Contrast Technology-Based Method for Defect Detection in Metro Car Bodies [J]. China Plant Engineering, 2023(11): 194-196.
- [38] LI S T, XUE Y D, CHI S C, et al. Intelligent lost and loose detection of track fastener components based on 3D camera [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2024, 21(1): 386-395.
- [39] LIU L X Y, PENG L T, LI C, et al. Anomaly Detection of Train Components Based on 3D Point Cloud [J]. Artificial Intelligence and Robotics Research, 2023, 12(4): 267-280.
- [40] WANG Z J, GU F, ZENG Z. Research on the Detection Method of Loose Roof Bolts of Low-quality Rail Vehicles [J]. Machine Design & Research, 2024, 40(2): 220-224.
- [41] YANG W, YANG K, QIU C R, et al. Anomaly Detection Algorithm of Ballastless Track Bed Based on Image Inpainting [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(12): 410-421.
- [42] HUANG T, ZHANG J X, CAI Z K, et al. Research on Urban Rail Transit Train Positioning and Speed Measurement System Based on Machine Vision Technology [J]. Urban Mass Transit, 2022, 25(7): 8-12.
- [43] SHEN J W, LU Y M, CHEN X Y, et al. Review of Research on Human Behavior Detection Methods Based on Deep Learning [J]. Computer and Modernization, 2023(9): 1-9.
- [44] ZHENG Z X, FAN K, DENG J X. Application Research of Rail Transit Operating Environment Perception Technology Based on Improved Mask-RCNN Network [J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(1): 184-191, 198.
- [45] HE L, FENG Y Y. Cloud Computing and Big Data-Driven Optimization Strategies for Urban Rail Transit Operations Management Systems [J]. High Speed Rail Courier, 2024(13): 49-51.
- [46] LIU X. Full Throttle Computing: AI Integration Docks at the Station of Technological Convergence [J]. Digital Economy, 2024(5): 38-41.
- [47] WANG S Y. Multi-Sensor Fusion-Based Foreign Object Detection System for Railway Tracks [J]. Manufacture & Upgrading Today, 2023(12): 87-90.
- [48] YAN Z Y, WANG J X. Research on multimodal intelligent ticketing service mode of Beijing-Zhangjiakou high-speed railway [J]. Railway Computer Application, 2021, 30(7): 14-20.
- [49] CHENG Y, LIU J C, ZHANG C L, et al. Review of the Applied Research on Multimodal Deep Learning in Rail Top Surface Defect Detection [J]. China Railway Science, 2025, 46(1): 70-86.



**ZHAO Binbei**, born in 2004, undergraduate. Her main research interests include computer vision and traffic control.



**ZHU Li**, born in 1984, Ph.D., professor, Ph.D supervisor. His main research interests include artificial intelligence, intelligent control and optimization of transportation, and perception and big data of transportation systems.