

基于多技术融合的疏散平台 智能巡检研究

王 儒, 蔡端阳, 诸葛华锋, 吴 丛

(浙江海宁轨道交通运营管理有限公司, 浙江海宁 314400)

摘 要: 轨道交通疏散平台的螺栓因隐蔽性强而难以通过人工巡检全面检测, 易出现松动或脱落隐患, 影响运行安全, 提出一种融合机器视觉与激光扫描的智能巡检系统, 旨在实现螺栓缺陷与侵限趋势的精准检测。采用双轨式自走行机器人作为载体, 集成高清相机与激光雷达, 通过图像识别与点云处理技术完成全方位检测。首先利用高清图像采集结合自适应灰度增强算法(ACE)提升图像质量, 采用改进的 YOLO11 和 Mask R-CNN 进行小目标检测与分割, 实现对螺栓缺失、螺帽松动与露头不足的自动识别, 准确率达 94.4%; 其次, 通过激光点云建模与向量叉积算法, 实现 2 cm 精度的侵限趋势预警。现场测试表明, 该系统在杭海城际铁路的高架与隧道场景下, 螺栓缺陷识别 F1-score 达 92.6%, 侵限检测误报率为 0%, 显著提升巡检效率, 为轨道交通设施智能运维提供技术支持。

关键词: 轨道交通; 机器视觉; 深度学习; 激光点云; 限界检测; 疏散平台

中图分类号: U231

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2026)01-0158-08

Intelligent Inspection of Evacuation Platform Based on Multi-technology Fusion

WANG Ru, CAI Duanyang, ZHUGE Huafeng, WU Cong

(Zhejiang Haining Rail Transit Operation Management Co., Ltd., Haining, Zhejiang 314400)

Abstract: Bolts on rail transit evacuation platforms are often concealed, making comprehensive manual inspection difficult and increasing the risk of loosening or detachment that could compromise operational safety. This paper proposes an intelligent inspection system integrating machine vision and laser scanning to achieve precise detection of bolt defects and clearance-intrusion trends. The system employs a dual-track autonomous robot equipped with a high-resolution camera and LiDAR, enabling comprehensive inspection through image recognition and point-cloud processing. First, high-resolution image acquisition combined with Adaptive Contrast Enhancement (ACE) is used to improve image quality. Optimized YOLOv11 and Mask R-CNN models are then applied for small-object detection and segmentation, enabling automatic identification of missing bolts, loose nuts, and insufficient bolt protrusion, with an accuracy of 94.4%. Furthermore, laser point-cloud modeling combined with a vector cross-product algorithm is employed to provide clearance-intrusion warnings with a precision of 2 cm. Field tests conducted on the Hangzhou-Haining Intercity Railway, across both elevated and tunnel sections, demonstrate an F1-score of 92.6% for bolt defect recognition and a 0% false alarm rate for clearance detection. The proposed system significantly enhances inspection efficiency and provides technical support for intelligent maintenance of rail transit infrastructure.

Keywords: rail transit; machine vision; deep learning; laser point-cloud; clearance detection; evacuation platform

收稿日期: 2025-02-18 修回日期: 2025-11-06

第一作者: 王儒, 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事轨道交通土建结构设备智能维保, 396474943@qq.com

基金项目: 浙江省交通运输科技计划(2024039)

引用格式: 王儒, 蔡端阳, 诸葛华锋, 等. 基于多技术融合的疏散平台智能巡检研究[J]. 都市轨道交通, 2026, 39(1): 158–165.

WANG Ru, CAI Duanyang, ZHUGE Huafeng, et al. Intelligent inspection of evacuation platform based on multi-technology fusion[J]. Urban rapid rail transit, 2026, 39(1): 158–165.

疏散平台作为轨道交通的重要逃生设施,已成为新建地铁的标配设计^[1],其特点是自重大、强度高、数量多,常采用螺栓固定。然而,车辆高速行驶产生的高频振动易导致螺栓松动或脱落,引发步板侵限事故,同时其自身螺栓位置相对隐蔽,人工巡检难度大,已成为行业内普遍存在的问题。

近年来,国内外智能巡检技术快速发展。国外研究方向主要集中在算法优化、深度学习模型的改进以及跨领域技术的整合:如 KUMAR 等^[2]提出基于机器视觉的车轮和轨道缺陷检测方法;AELA 等^[3]讨论了计算机视觉在检测轨道组件(如轨枕、扣件)中的应用;CHEN 等^[4]提出一种两阶段卷积神经网络框架,用于铁路图像中的异物检测。国内更注重实际部署和系统集成:如巫红波等^[5]开发了一种多轨智能巡检机器人系统,集成了高清相机和激光雷达,实现对车辆底盘和轨道设备的全面检测;王乐等^[6]在视觉检测方面提出基于线结构光的扣件螺栓紧固状态检测方法;孟瑞锋等^[7]讨论了改进 Mask R-CNN 算法在钢轨缺陷、扣件检测中的应用。

然而上述研究大部分为行车重点设备(如轨道等)的病害检测,对于疏散平台的智能检测研究仍为空白,传统人工检查难以满足高效性与预警性需求,尤其对于其中体量大、位置隐蔽的固定螺栓巡检成本巨大。因此,本文提出一种多技术融合的智能巡检方案,通过图像识别和限界检测的算法实现螺栓缺陷与侵限趋势的精准检测。

1 系统架构

本系统以双轨式智能走行机器人为载体,集成高清成像模块和激光雷达,通过图像识别与激光扫描技术实现疏散平台的全方位检测。系统硬件部分由自走行机器人、高清相机、激光雷达等组成,如图 1 所示。

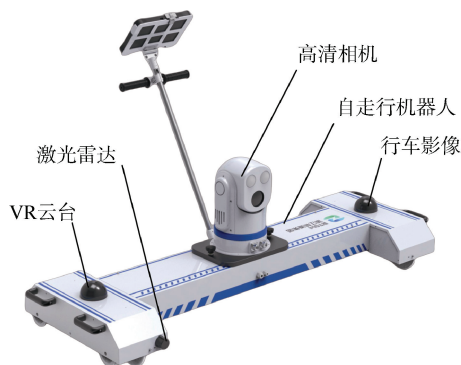


图 1 智能巡检系统

Figure 1 Intelligent inspection system

同时配套一台地面服务器,内置图像缺陷识别算法以及异物侵限判别算法,搭载 Intel I9 处理器、128RAM 以及 RTX4090 显卡,能够较为快速高效地完成原始图像、激光扫描数据的分析处理。系统整体采用模块化设计,具备自主导航和智能避障功能,能够在隧道、桥梁等复杂环境中稳定运行。

高清相机采用 2 500 万像素工业相机(分辨率: 2592×1944, 帧率: 14fps)、高亮 LED 光源及成像触发单元,搭载于可 360°旋转的云台。相机固定于自走行机器人上,依据螺栓间距通过编码器测算小车位移,每移动 1 m 触发快门,1 ms 内完成拍照与光源补光,实现目标区域精准抓拍,为后续图像识别提供原始数据。

激光雷达采用单线 TOF 测量型激光雷达,扫描范围 280°,成像帧率 100 Hz,角分辨率 0.08°,测距精度±10 mm。雷达固定于自走行机器人最前端,系统运行过程中对轨旁设备轮廓进行扫描形成点云数据集,为后期设备限界检测算法提供原始数据。

2 图像识别技术

本文根据疏散平台的结构特点,研发基于图像的缺陷判别技术,能够判别螺栓缺失、松脱等缺陷类型。其原理为对疏散平台隐蔽螺栓进行高清图像采集和预处理,然后通过目标检测算法对图像中的关键部位进行定位,最后通过图像分割进行缺陷识别。

2.1 图像预处理

预设原始图像为灰度图,在光线不足情况下,采集的原始图像对比度不够高,螺栓部件细节不清晰,本文采用自适应灰度增强算法^[8](ACE)进一步提升图像质量,该算法通过局部窗口计算均值和方差,并根据这些信息自适应地调整增益值,从而实现对图像细节的局部增强。

本文算法以 $(2n+1) \times (2n+1)$ 像素窗口为例,增强后像素值 $I_{\text{enh}}(i, j)$ 按照如下公式计算:

$$I_{\text{enh}}(i, j) = \mu_x(i, j) + G[x(i, j) - \mu_x(i, j)] \quad (1)$$

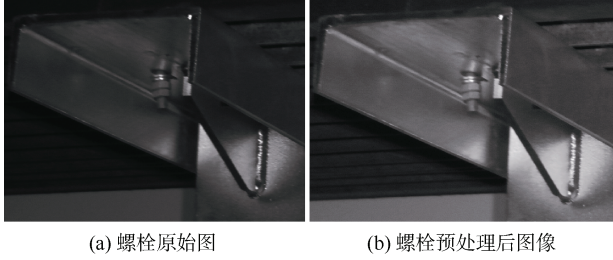
$$G = \frac{D}{\sigma_x(i, j) + \varepsilon} \quad (2)$$

$$\sigma_x(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} [x(k, l) - \mu_x(i, j)]^2} \quad (3)$$

$$\mu_x(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} x(k, l) \quad (4)$$

式中, G 为增益值; $x(i, j)$ 为像素坐标; $\mu_x(i, j)$ 表示

局部像素均值; $\sigma_x(i, j)$ 表示局部像素方差; D 为增益系数(本文设为 10); ε 为小常数(0.01)防止除零。处理效果如图 2 所示。



(a) 螺栓原始图 (b) 螺栓预处理后图像

图 2 图像预处理效果

Figure 2 Image preprocessing effect

2.2 目标检测

本文采用基于 YOLOv11^[9]的优化算法 YOLOv11-optimized 进行目标检测, 该算法相比较 YOLOv11 提升了模型在隧道与高架桥等复杂环境下对小目标(物体面积除以整个图像面积的平方根小于 3%)的检测性能, 主要优化内容有以下 3 方面:

1) 损失函数优化: 在边框回归部分引入了 Wise-IoU v3^[10](WIoU v3)损失函数 L_{WIoU} , 用以替代传统损失函数 L_{IoU} 。WIoU v3 引入动态惩罚因子与离群度调整机制, 使模型对偏离目标中心的预测框施加更大惩罚, 从而提升模型在低光照、雨雾、遮挡等复杂场景下的鲁棒性。公式如下:

$$L_{\text{WIoU}} = \gamma \cdot \exp \left[\frac{(x - x_{\text{gt}})^2 + (y - y_{\text{gt}})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \right] \cdot L_{\text{IoU}} \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{\delta \cdot \alpha^{\beta - \delta}}$$

$$\beta = \frac{L_{\text{IoU}}}{L_{\text{IoU}}} \in [0, +\infty)$$

式中, β 为离群度; γ 为梯度增益系数, 由超参数 α 和 δ 控制; (x, y) 和 $(x_{\text{gt}}, y_{\text{gt}})$ 分别为预测框和真实框的中心坐标; W_g 和 H_g 为最小封闭框宽和高; L_{IoU} 为 YOLO11 原损失函数; $\overline{L_{\text{IoU}}}$ 为动量的运行平均值。

2) 模型轻量化与结构重参数化: 主干网络采用可重参数化卷积结构^[11], 在训练阶段引入多分支结构(3×3 卷积、1×1 卷积)增强特征提取能力, 在推理阶段将多分支融合为单分支卷积核以提升推理速度。此外, 在保证性能的前提下, 采用深度可分离卷积^[12]部分替换标

准卷积, 将单个卷积操作分解为深度卷积和逐点卷积两步。该操作显著减少了参数量与计算量, 其计算量之比约为

$$\frac{K \times K \times C_{\text{in}} \times H \times W + C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \times H \times W}{K \times K \times C_{\text{in}} \times C_{\text{out}} \times H \times W} \quad (6)$$

$$= \frac{1}{C_{\text{out}}} + \frac{1}{K^2}$$

式中, K 为卷积核大小; C_{in} 和 C_{out} 为输入输出通道数; H, W 为特征图高、宽。

3) 通道与空间注意力协同增强: 在主干网络末端与特征金字塔关键节点, 并行嵌入轻量级 SE^[13]注意力模块与坐标注意力模块, 通过全局平均池化与全连接层自适应学习特征权重, 两者协同使网络既能关注关键特征维度, 又能聚焦于目标区域, 显著提升对微小或低对比度螺栓目标的检测效果。

为了验证优化策略的可行性, 本文进行多个模型的运算效果对比, 参与对比的模型算法包括 YOLOv5、YOLOv8、YOLOv11 和 YOLOv11-optimized, 测试数据来源于自建螺栓检测数据集(640×640 分辨率), 测试环境为 RTX 4090 GPU, 对比结果如表 1 所示, 图中 mAP@0.5 为 IoU≥0.5 时的平均精度。

表 1 YOLOv11-optimized 与其他模型比较
Table 1 Comparison of YOLOv11-optimized with other models

模型	mAP@0.5%	参数量 10 ⁶	推理速度/fps
YOLOv5	92.4	7.1	115
YOLOv8	94.7	3.0	132
YOLOv11	95.0	2.9	138
YOLOv11-optimized	96.2	2.8	142

由表 1 可见, YOLOv11-optimized 在自建螺栓数据集上的 mAP@0.5 达到 96.2%, 较 YOLOv11-original 提升 1.26%, 推理速度在 RTX 4090 上达到 142 fps, 说明 YOLOv11-optimized 在保持轻量化的同时实现了精度与速度的同步提升。训练过程对比如图 3 所示。

YOLOv11-optimized 相比其他算法收敛更快、最终精度最高(96.2%), 目标标注与检测结果如图 4~5 所示。

2.3 缺陷识别

本文在目标检测后采用 Mask R-CNN^[14]进行螺栓实例分割, 通过计算螺栓、螺杆的掩码像素面积, 预测螺栓是否发生松动、脱落等缺陷。具体做法为先将目标检测后的螺栓图像进行实例分割, 输出螺栓和螺

帽的精准位置及各自掩码。训练样本选择具有典型特征的 4 类样本进行 Labelme 标注，每类 100 张图片，标注如图 6 所示。

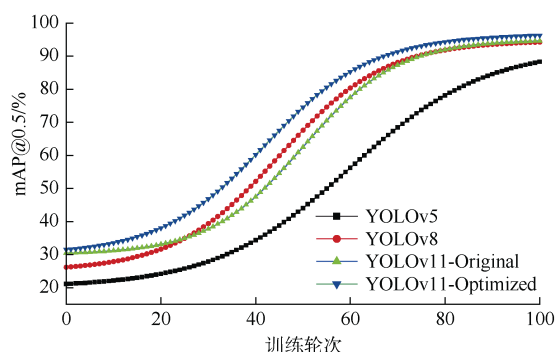


图 3 模型训练过程对比

Figure 3 Comparison of Model Training Process

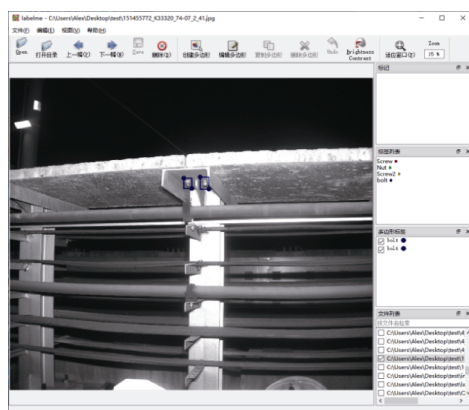


图 4 目标标注截图

Figure 4 Screenshot of target annotation

Mask R-CNN 主要包括特征提取网络、RPN(区域生成网络)、ROI Align(区域匹配网络)和目标输出等，网络结构如图 7 所示。图像分割完成后计算各自区域的掩码像素面积，此处为确保不同图片中螺栓掩码面

积的统一性，采用“固定相机位置+轨道移动”的方式对疏散平台进行拍照，每张照片中的螺栓位置固定且大小一致，避免遮挡以及图像大小不一致导致的掩码面积误差。计算掩码区域像素面积公式如下：

$$A = \sum_{\text{mask}} \text{P-value} \quad (7)$$

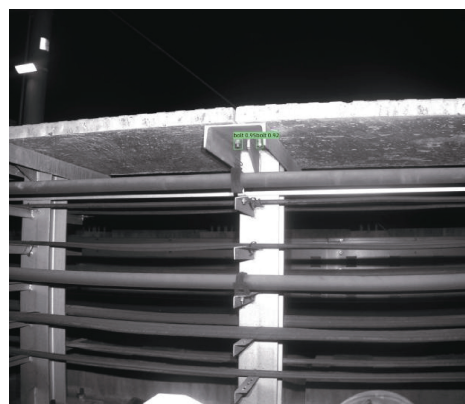


图 5 目标检测结果

Figure 5 Target detection results

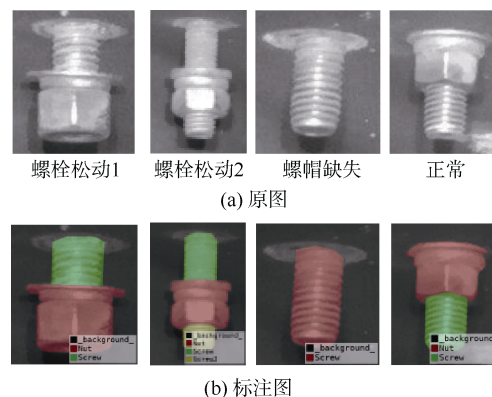


图 6 实例分割样本标注

Figure 6 Examples of instance segmentation annotation

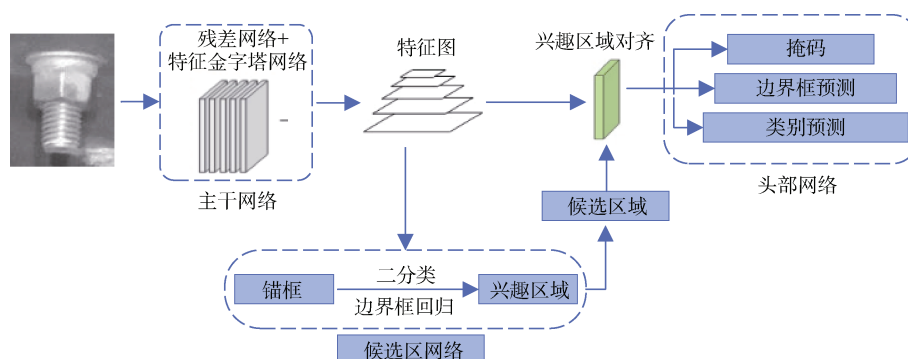


图 7 Mask R-CNN 网络结构

Figure 7 Mask R-CNN network architecture

式中, A 为每个掩码区域计算像素面积, 单位为(像素)²; $mask$ 为预测掩码; P -value 为掩码中每个像素的二值(1表示螺母区域, 0表示背景)。随后将计算得到的面积与预设阈值比较, 判断螺栓松动或露头不足。以图 8 为例, 当 $A_1 > 0$ 时表示螺帽松动; 当 $A_2 = 0$ 时表示螺帽脱落; 当 $A_2 \neq 0$ 且 $A_3 = 0$ 时表示螺杆露头不足。

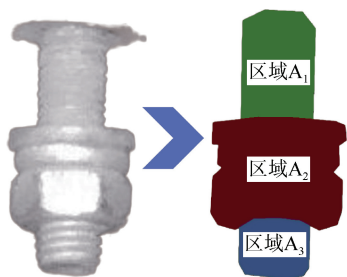


图 8 螺栓螺母分割示意

Figure 8 Schematic of bolt and nut segmentation

综上所述, 原始图像在第一阶段通过 YOLOv11-optimized 进行螺栓小目标检测后, 将检测结果输入第二阶段 Mask R-CNN 进行图像分割, 分离螺栓和螺帽, 最后对各自掩码面积进行计算, 通过与阈值对比可有效对螺帽松动、螺帽缺失以及螺栓露头不足缺陷进行识别分类, 缺陷识别总体流程如图 9 所示。

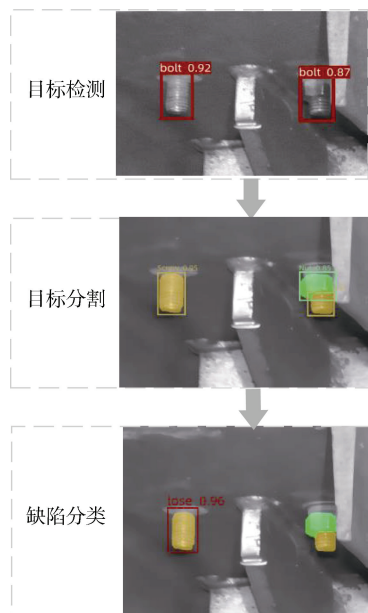


图 9 缺陷识别流程

Figure 9 Defect Identification flowchart

3 限界检测技术

为进一步实现疏散平台的整体状态监测, 本文在图像检测基础上引入基于激光点云的限界智能检测模

块, 用于辅助判断轨旁结构的位移与侵限趋势。

3.1 点云数据处理

激光雷达通过发射激光束并接收反射信号, 测量与疏散平台表面的距离, 将离散测量值转换为毫米级精度的点云坐标集^[15-16]。为保证数据的准确性与稳定性, 点云数据需经过多步处理。

首先, 利用统计滤波与体素滤波去除离群点和噪声, 获得均匀分布的基础点云; 其次, 采用迭代最近点(ICP)算法对多帧点云进行配准, 使不同扫描视角的数据在同一坐标系下对齐; 随后, 通过形态学运算与骨架提取获取轨旁设备的主要结构轮廓; 最后, 使用最小二乘椭圆拟合生成轨道周围的安全限界线, 为侵限判别提供基准。

图 10 展示了点云从原始数据到限界线生成与侵限识别的完整处理流程。由图可见, 系统依次完成去噪、结构提取、限界线生成以及侵限检测, 实现了从无序点云到可分析几何结构的自动化处理。

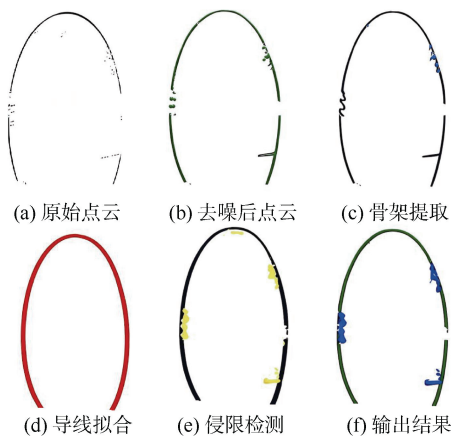


图 10 点云处理过程

Figure 10 Point cloud processing workflow

图 10 中(a)为原始点云数据, 可见轨道、线缆支架及平台结构的完整三维散点分布; 图 10(b)展示了经统计滤波与离群点剔除后的去噪结果, 噪声点显著减少, 平台与支架轮廓更加清晰; 图 10(c)为区域形态学膨胀与骨架提取结果, 用于获得轨旁设备的结构主脉络; 图 10(d)为基于最小二乘椭圆拟合的安全限界线生成过程, 限定轨道周围的安全边界; 图 10(e)为侵限检测阶段, 通过当前帧与历史帧点云差分, 提取出倾斜电缆支架的侵限区域, 并以红色高亮显示; 图 10(f)则为最终检测结果, 可清晰看到系统自动识别并标注出的侵限位置及其距离信息。

通过上述处理流程, 点云由原始无序数据逐步演

化为结构化、可判定的几何模型，实现了从数据预处理到侵限识别的完整过程。该数据库作为基准参考系，结合后续侵限判别算法实现侵限检测。

3.2 侵限判别算法

本文侵限判别分为两级响应：基于点云偏移的位移预警和基于几何拓扑的侵限报警。前者通过对比实时点云与标准模板的空间坐标差，计算最大位移偏差，当偏移量大于阈值时触发预警。后者利用改进的矢量叉积判定模型，通过计算射线与限界多边形的交点奇偶性确定目标点位置，从而实现快速、鲁棒的入侵检测。计算公式如下：

$$\Delta D = \max \left(\sqrt{(x_i - x_{\text{ref}})^2 + (y_i - y_{\text{ref}})^2 + (z_i - z_{\text{ref}})^2} \right) \quad (8)$$

式中， $(x_{\text{ref}}, y_{\text{ref}}, z_{\text{ref}})$ 为三维模型的标准坐标； (x_i, y_i, z_i) 为实测坐标； ΔD 即为目标最大偏移量，当 $\Delta D > 2$ cm时触发位移变化预警。

侵限报警目前较为广泛地采用射线判别法，其原理简单、耗时少。但该方法也存在计算量大、误判率高的情况。赵正阳等^[17]在北京地铁限界检测中采用向量叉乘法判断检测点与限界轮廓的位置关系，取得较好效果。向量叉乘法侵限判别示意如图 11 所示。设检测点为 $P(x_p, y_p)$ ，构造一条从 P 沿水平方向(x 轴正方)无限延伸的射线 PQ ，其中 $Q(x_q, y_q)$ 满足 $x_q > x_{\text{max}}$ (x_{max} 为轮廓顶点横坐标最大值)。

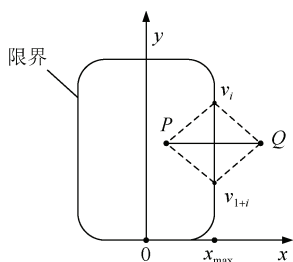


图 11 侵限判别示意

Figure 11 Schematic Diagram of Limit Invasion Discrimination

对限界多边形每条边 $v_i v_{i+1}$ ，计算如下叉乘积：

$$\begin{aligned} t_1 &= \overrightarrow{PQ} \cdot \overrightarrow{Pv_i} \\ t_2 &= \overrightarrow{PQ} \cdot \overrightarrow{Pv_{i+1}} \\ t_3 &= \frac{v_i v_{i+1}}{v_i P} \cdot v_i P \\ t_4 &= \frac{v_i v_{i+1}}{v_i Q} \cdot v_i Q \end{aligned} \quad (9)$$

式中，若 $t_1 \cdot t_2 < 0$ 且 $t_3 \cdot t_4 < 0$ ，说明射线 PQ 与边 $v_i v_{i+1}$ 相交，交点计数 C 加 1；若叉乘结果为 0，表示点位于多边形上，直接判定为侵限。最终根据交点 C 的奇偶性判断点的位置：若 C 为奇数，则 P 在限界内部，侵限报警；若为偶数，则在外部，不报警。该方法相比传

统射线判别法在计算效率和鲁棒性上具有显著优势，尤其适合高精度需求和复杂场景的点在多边形内判断任务，能够实现疏散平台侵限的精准高效的自动化判断。

两种判别机制协同构建了一个集预测与报警于一体的限界监测体系，实现了从“事后识别”向“事前预警”的转变，为轨旁结构健康监测提供了数据支撑。

4 现场测试

本系统依托杭海城际铁路进行现场测试，对高架和隧道疏散平台进行螺栓缺陷检测。测试过程设定自主走行速度为 5 km/h，高清相机预设位置对准疏散平台螺栓方向，每间隔 1 m 拍照一次，如图 12 所示。



图 12 桥梁区间数据采集

Figure 12 Data Collection of Bridge Section

现场测试中，在 1 012 颗被检查的螺栓中，真实缺陷数为 56，模型预测正确缺陷数为 51，人工复核误报数为 3，漏检数量为 5。计算得精确率为 94.44%，召回率为 91.07%，F1-score 为 92.6%。表明优化后的算法在现场螺栓缺陷检测中表现出色，图 13 展示了缺陷识别的结果。

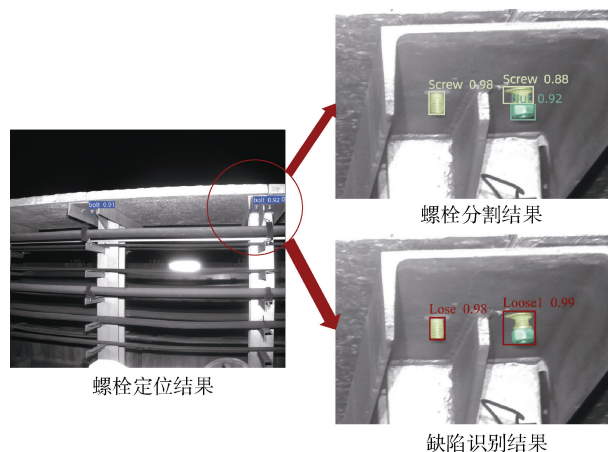


图 13 缺陷识别结果

Figure 13 Defect identification results

现场同步开展了侵限检测功能测试,预先人为设置 5 处疏散平台踏板位移、线缆支架倾斜以及电缆脱落等典型侵限故障,系统运行过程中对轨旁设备侵限情况进行实时演算,最终将算法判定的侵限数量与实际侵限数量进行对比:在检测阈值设为 2 cm 的条件下,5 个预设超标点均被准确预测,误报率为 0%。验证了该套系统在毫米级精度下的侵限检测有效性与稳定性,如图 14 所示。

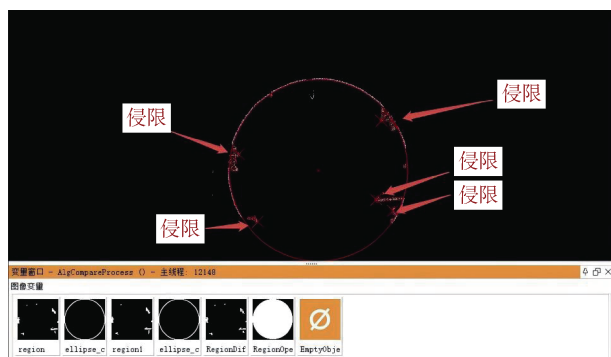


图 14 侵限报警信息

Figure 14 Intrusion alarm information

5 结论

本文针对轨道交通疏散平台螺栓隐蔽性强、人工巡检效率低的问题,提出了一种融合机器视觉与激光扫描的智能巡检系统。通过研究得出以下主要结论:

1) 构建一套高效的软硬件集成巡检系统。该系统以双轨式自走行机器人为载体,集成了高分辨率工业相机与激光雷达,实现了对疏散平台的全方位、自动化数据采集。

2) 提出并验证了一种高精度的螺栓缺陷智能识别方法。该方法通过 ACE 算法增强图像质量,采用改进的 YOLOv11-optimized 模型进行快速目标检测,并结合 Mask R-CNN 实例分割技术,实现了对螺栓缺失、螺帽松动及露头不足等缺陷的自动分类识别,该方法的综合评估指标 F1-score 达到 92.6%,准确率 94.4%。

3) 实现了一种基于激光点云的侵限趋势预警机制。创新性地 将点云建模与向量叉积算法相结合,通过位移预警(阈值 2 cm)与侵限报警两级响应机制。现场测试中,对预设侵限故障的检测误报率为 0%。

然而,该系统仍有两点需要优化之处:一是设备整体重量仍然较大,应用过程中出现搬运不便的情况,后续需进一步采用轻量化材质;二是系统对训练数据与计算资源依赖较大,当前疏散平台缺陷样本较少,样本采集周期过长,算法迭代较慢,未来需建立轨旁

设备数据库,进一步提升算法训练效率。

参考文献

- [1] 马佳鑫,马汉鹏,范益铭. 地铁疏散平台在应对突发事件中的作用分析[J]. 现代职业安全, 2024(12): 57-59.
MA Jiaxin, MA Hanpeng, FAN Yiming. Analysis of the role of subway evacuation platform in dealing with emergencies[J]. Modern occupational safety, 2024(12): 57-59.
- [2] KUMAR A, HARSHA S P. A systematic literature review of defect detection in railways using machine vision-based inspection methods[J]. International journal of transportation science and technology, 2025, 18: 207-226.
- [3] AELA P, CAI Jiafu, JING Guoqing, et al. Vision-based monitoring of railway superstructure: a review[J]. Construction and building materials, 2024, 442: 137385.
- [4] CHEN Weixun, MENG Siming, JIANG Yuelong. Foreign object detection in railway images based on an efficient two-stage convolutional neural network[J]. Computational intelligence and neuroscience, 2022, 2022: 3749635.
- [5] 巫红波,邱伟明,王静,等. 城轨车辆用多股道智能巡检机器人检测系统[J]. 机车电传动, 2022(1): 45-52.
WU Hongbo, QIU Weiming, WANG Jing, et al. Detection system of multi-track intelligent inspection robot for urban rail vehicles[J]. Electric drive for locomotives, 2022(1): 45-52.
- [6] 王乐,周谦,方玥,等. 基于线结构光的钢轨扣件紧固状态检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 399-407.
WANG Le, ZHOU Qian, FANG Yue, et al. Detection method of rail fastener fastening state based on line structured light[J]. Laser & optoelectronics progress, 2021, 58(16): 399-407.
- [7] 孟瑞锋,梁桢,贾超,等. 钢轨表面缺陷检测 Mask R-CNN 算法研究与优化[J]. 都市轨道交通, 2024, 37(5): 68-77.
MENG Ruifeng, LIANG Zhen, JIA Chao, et al. Study and optimization of mask R-CNN algorithm for surface defect detection on railway tracks[J]. Urban rapid rail transit, 2024, 37(5): 68-77.
- [8] CHEN Lu, YANG Yuhao, WU Tianci, et al. An adaptive parameter optimization deep learning model for energetic liquid vision recognition based on feedback mechanism[J]. Sensors, 2024, 24(20): 6733.
- [9] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: an overview of

- the key architectural enhancements[C]//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2024: 12345-12355.
- [10] TONG ZANJIA, et al. "Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism." arXiv preprint arXiv: 2301.10051 (2023).
- [11] HU Mu, FENG Junyi, HUA Jiashen, et al. Online convolutional reparameterization[C]. 2022 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR), 2024.
- [12] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 1800-1807.
- [13] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7132-7141.
- [14] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). October 22-29, 2017, Venice, Italy. IEEE, 2017: 2980-2988.
- [15] 杨敏, 燕樟林, 高利业, 等. 基于点云数据的地铁隧道限界智能检测[J]. 建筑技术, 2022, 53(11): 1571-1575.
YANG Min, YAN Zhanglin, GAO Liye, et al. Intelligent detection of subway tunnel gauge based on point cloud data[J]. Architecture technology, 2022, 53(11): 1571-1575.
- [16] 安哲立, 马伟斌, 袁振宇, 等. 基于激光扫描技术的铁路隧道限界检测与分析[J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(S2): 874-883.
AN Zheli, MA Weibin, YUAN Zhenyu, et al. Detection and analysis of railway tunnel clearance based on laser scanning technology[J]. Chinese journal of underground space and engineering, 2022, 18(S2): 874-883.
- [17] 赵正阳, 张梓鸿, 黄慧昌, 等. 基于激光点云数据的城市轨道交通限界侵入判别算法[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(10): 36-42.
ZHAO Zhengyang, ZHANG Zihong, HUANG Huichang, et al. Urban rail transit clearance violation judgment algorithm based on laser point cloud data[J]. Urban mass transit, 2023, 26(10): 36-42.
- (编辑: 王艳菊)

(上接第 135 页)

- [5] CENELEC. Railway applications—The specification and demonstration of Reliability, Availability, Maintainability and Safety (RAMS): EN 50126[S]. Brussels
- [6] 杨建军, 刘瑞峰, 张伟东, 等. 失效分析与案例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
YANG Jianjun, LIU Ruifeng, ZHANG Weidong, et al. Failure analysis and cases[M]. Beijing: China Machine Press, 2018.
- [7] WĘGLARCZYK S. Kernel density estimation and its application[J]. ITM web of conferences, 2018, 23: 00037.
- [8] MTA (Metropolitan Transportation Authority). "MTA Dashboard.", <https://dashboard.mta.info/>.
- [9] 张岩, 吴建华, 张丙建, 等. 青岛地铁逆变回馈装置的运行性能与节能效果评估[J]. 电气化铁道, 2021, 32(3): 66-69.
ZHANG Yan, WU Jianhua, ZHANG Bingjian, et al. Evaluation of operation and energy-saving performance of inverter feedback device in Qingdao metro[J]. Electric railway, 2021, 32(3): 66-69.
- [10] 邹文骏. 苏州轨道交通列车再生制动能量吸收装置应用情况分析[J]. 城市轨道交通研究, 2022, 25(5): 21-26.
ZOU Wenjun. Application condition analysis of Suzhou rail transit train regenerative braking energy absorption device[J]. Urban mass transit, 2022, 25(5): 21-26.
- (编辑: 王艳菊)