

基于改进 YOLOv5 的道岔位移检测方法研究

刘智成, 彭有根, 文志远, 柯仔群, 伍彦俊

(广州地铁集团有限公司, 广州 510330)

摘要: 针对地铁系统, 设计了一种创新的道岔位移检测方法, 该方法融合了优化的 YOLOv5 目标检测算法与二维码识别技术; 通过精准识别道岔上的二维码位置变化, 实现位移的实时检测与预警; 通过在轨道叉尖上粘贴二维码标靶, 利用视觉传感器实时检测叉尖位移; 系统使用 YOLOv5s 模型进行目标检测, 并引入 CBAM 注意力机制和 DIoU 损失函数, 提高检测精度和效率; 为了提高道岔位移检测的实时性, 在异常情况突发下及时报警, 在网络中添加了 ShuffleNet V2 模块; 实验结果表明, 改进后的 YOLOv5 模型在不同光照条件下对二维码标靶的检测性能优异, 实时性满足使用需求, 为地铁轨道的健康检测提供了可靠的数据支持; 此方案旨在克服传统检测方法中的局限性, 确保列车运行的更加平稳与安全;

关键词: 叉尖位移; YOLOv5; 注意力机制; 二维码识别; 实时检测

Research on Turnout Displacement Detection Method Based on Improved YOLOv5

LIU Zhicheng, PENG Yougen, WEN Zhiyuan, KE Zaiqun, WU Yanjun

(Guangzhou Metro Group Co., Ltd., Guangzhou 510330, China)

Abstract: For the subway system, An innovative turnout displacement detection method is designed, which integrates the optimized YOLOv5 object detection algorithm with the quick code (QR) code position recognition technology. By accurately identifying the change of in the position of the QR code on the turnout, the real-time detection and early warning of displacement can be realized; By adhering a QR code target to the fork tip of the track, the displacement of the fork tip is detected in real time by using a vision sensor; The YOLOv5s model is used for object detection, and the CBAM attention mechanism and DIoU loss function are introduced to improve the detection accuracy and efficiency. In order to improve the real-time displacement detection of the road fork, with a real-time alarm for any abnormalities, the ShuffleNet V2 module is added to the network. Experimental results show that under different lighting conditions, the improved YOLOv5 model has an excellent detection performance on QR code targets and meets the usage requirements in real time, which provides a reliable data support for the health detection of subway tracks. This scheme aims to overcome the limitations of traditional detection methods and ensure a smoother and safer train operation.

Keywords: fork tip displacement; YOLOv5; QR code recognition; attention mechanism; real-time monitoring

0 引言

在现代城市交通体系中, 地铁作为一种高效、便捷的公共交通工具, 凭借着客运量大、地面交通影响小、高效以及准时等优点, 深受城市民众的欢迎^[1]。为了确保地铁系统安全、稳定地运行, 对地铁轨道及其相关设施进行细致、精确的监测和维护显得尤为重要。其中, 地铁轨道的叉尖位移是一个关键的监测指标, 其变化不仅直接关系到列车运行的平稳性和安全性, 也反映了轨

道结构的健康状况。因此, 对地铁轨道叉尖位移的检测和评估具有重要的现实意义和工程价值。

地铁轨道叉尖是列车行驶过程中频繁经过的重要部位, 承受着巨大的轮轨冲击力和摩擦力。在长期运营过程中, 这些力会导致叉尖产生磨损、变形甚至位移, 进而影响列车的行驶轨迹和稳定性。一旦叉尖位移超出安全范围, 不仅会导致列车行驶不平稳, 还可能引发列车脱轨、相撞等严重事故, 对乘客和地铁系统造成巨大损失。

收稿日期: 2024-09-08; 修回日期: 2024-10-29。

作者简介: 刘智成(1972-), 男, 大学本科, 高级工程师。

通讯作者: 彭有根(1981-), 男, 高级工程师。

引用格式: 刘智成, 彭有根, 文志远, 等. 基于改进 YOLOv5 的道岔位移检测方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(11): 58

因此,设计高精度、实时的道岔位移监测方法至关重要。当前,二维码和条形码已经成为重要的信息载体^[2]。薛峰等^[3]在检测大桥钢轨二维码位移时,采用了 Viola-Jones 快速目标检测与模板匹配结合的算法,在检测精度上达到了毫米级但检测效率较低。程嘉昊等^[4]训练 Faster R-CNN 模型检测钢轨上的标识牌从而提取关键点坐标,但对二维码的定位识别精度较低。传统的二维码检测技术主要依赖于图像处理算法,其中图像边缘特征的识别及处理技术已应用在工业外观检测、缺陷特征识别、装配环节的定位与引导等多个方面^[5]。在典型的流程中,首先将彩色图像转换为灰度图像,然后利用边缘检测算法如 Sobel 或 Canny 算子来识别二维码的轮廓。此后,通过阈值处理将图像二值化,以减少处理复杂度,并使用形态学操作如膨胀和腐蚀来清除噪声并强化二维码结构。最终,通过模版匹配技术将处理过的图像与标准二维码模板进行比对,实现二维码的定位和解读。文献 [6] 和文献 [7] 分别用霍夫变换变体和轮廓跟踪法检测二维码,但这两种方法仅适用于质量较好的图像。文献 [8] 通过预处理灰度图像减少环境影响。文献 [9] 提出基于 Hough 变换的算法,能重构并放大二维码特征以便区分。文献 [10] 提出两阶段快速检测方法,以应对光照、旋转和透视失真。卷积神经网络的经典模型及其改进算法能够满足大部分作业环节的不安全状态识别要求^[11]。在我们使用传统方法测试时,首先将图像进行预处理操作得到一个二值化后的图片。最终,通过模版匹配技术将处理过的二值化图像与二值化模板进行比对,实现二维码的定位。但因为应用场景过多,所需模板太多,且当拍摄距离发生变化时需及时更换模板。随着技术的发展,基于机器学习尤其是深度学习的二维码检测方法因为其准确性、泛化性而应用广泛。

本文提出了一种基于改进 YOLOv5 目标检测算法的二维码位置识别技术的道岔位移监测方法,使用 ShuffleNet V2 替代传统的卷积模块,并在网络中加入了 CBAM 注意力机制,最后采用使用 DIOU^[12] 损失替换 YOLOv5 网络中的损失函数,旨在解决传统方法存在的问题。

1 地铁轨道叉尖位移图像检测系统

基于二维码的地铁轨道叉尖位移图像检测系统,图像检测模块是由视觉传感器、频闪补光光源和安装底座组成,安装于轨道两旁,可实时监控岔尖位置,安装示意图如图 1 所示。相机的采集距离设定为 0.35 米,经过考察本系统选取海康工业相机 MV-CS023-10 GM 作为二维码图片采集相机,并配备了补光装置。该相机单元的特征包括:具有 1 920×1 200 的分辨率和千兆网络接口;集成了面阵闪光灯源,让设备更紧凑;其模块化

设计不仅体积小、灵活,还易于安装,支持即插即用;满足 IP65 标准,具备防尘和防雨功能。鉴于相机可能会在不同环境下使用,且标定过程可能不易进行,因此选择了低畸变的镜头以方便后续的标定过程。相较于普通相机约 2% 至 3% 的畸变率,所采用的低畸变镜头的畸变率低于 0.04%。贴在地铁轨道叉上的标靶采用二维码,尺寸为 25 mm×25 mm^[3]。

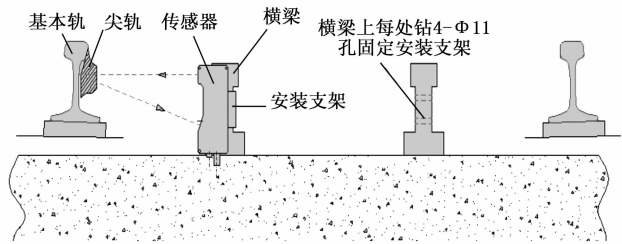


图 1 安装示意图

2 识别方法设计思路

2.1 YOLOV5 算法

YOLO 系列算法在目标检测领域获得了广泛的应用,虽然 YOLO 系列已经出现了更高版本的 YOLOv7^[13]、YOLOv8^[14],但 YOLOv5 模型具有较小的模型大小和较少的计算量,具有可观的速度,特别适合于实时目标检测任务,且在不考虑 GPU 是否存在的情况下性价比比较高,尤其是 PC 端的 CPU 占用少,相比于 YOLOv7 和 YOLOv8 更适合在移动设备上运行。YOLOv5 是一种高效的目标检测算法,其核心在于将检测任务转化为回归问题,直接预测目标边界框的坐标与类别概率^[15]。该算法家族包含 4 种不同规模的模型——YOLOv5s、m、l、x,它们的主要差异体现在特征提取的复杂度和卷积层深度上,随着型号增大,模型容量与参数量递增。鉴于 YOLOv5s 以其轻量级、高速检测的优势,特别适用于资源受限环境下的二维码目标检测任务。YOLOv5s 的架构由 4 个关键组件构成:输入预处理、主干特征提取网络、Neck 特征融合模块以及最终的输出层,这一流程通过精心设计的网络结构实现了高效的检测性能,具体结构图示于图 2。输入端负责接收图像,然后主干网络对图像数据进行加载并提取特征^[16]。Neck 模块对这些提取的特征进行处理,最终由输出端的 Detect 处理后输出预测结果^[17]。

YOLOv5,作为 YOLO 系列的一员,继承了该系列卓越的目标检测性能,展现出高效与准确的双重优势。二维码的特征明显,因此用于对叉尖上的二维码的标靶的检测,在检测过程其准确性和效率至关重要,尝试优化改进 YOLOv5 模型内部的一些算法来使得对于二维码检测能够满足需求。

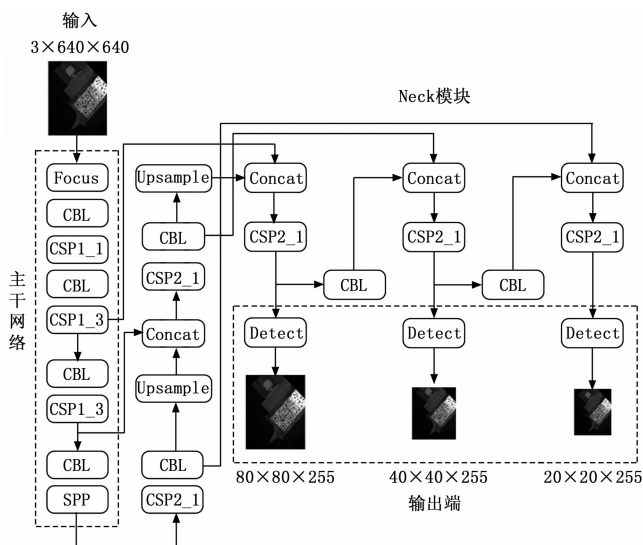


图 2 YOLOv5s 网络架构

2.2 YOLOV5 算法的改进

针对地铁运行环境下的二维码位移检测,对 YOLOV5 的进行了如下改进:首先进行数据增强,增加样本多样性,以此提高模型的泛化性。然后加入 ShuffleNet V2 架构, CBAM 注意力机制和 DIoU 损失函数,以此提高模型的检测实时性和检测精度。

2.2.1 ShuffleNet V2 架构

地铁道岔位移过程是一个快速的过程,需要在道岔位移时尽可能地实时检测出位移并上传至后端数据库。因此在使用 YOLOv5 进行检测时,对检测速度有一定要求。在 YOLOv5 的计算过程中,卷积运算占了其中大多数的比例,为了减少计算量,提高检测速度,改进了 YOLOv5 网络,使用 ShuffleNet V2 代替 Conv。

ShuffleNet V2 通过巧妙的设计实现了模型精度和计算速度之间的出色平衡,特别适用于资源受限的环境和需要快速处理的应用。该网络在结构上采用了 Channel Split 和 Channel Shuffle,这不仅有效降低了参数量和计算复杂度,同时也增强了模型的特征学习能力和表

示能力。通过这些优化,ShuffleNet V2 能够在保持较低的内存占用和计算成本的同时,达到与其他复杂网络相媲美的性能,这使其在道岔位移时能尽可能迅速地检测出二维码的位移。

ShuffleNet V2 强调输入和输出通道数应尽量一致,这样可以最小化内存访问成本,从而提高推理速度,其基本单元如图 3 所示。每个构建块由 1 到 4 个 1×1 卷积组成,这些卷积按顺序或并行排列。每个区块重复堆叠 10 次。ShuffleNet V2 采用 Channel Split 操作,将输入通道分成两个分支,一个进行卷积操作,另一个可能保持不变或执行其他操作,这种设计可以减少内存访问成本,并避免过度使用分组卷积带来的效率低下问题。Channel Shuffle 操作通过减少碎片化来增加网络的并行度,从而提高网络效率和降低计算复杂度。Channel Shuffle 操作的实现方式通常是将特征图的通道分为多个组,在不增加额外计算量的情况下,通过重新排列特征图的通道,增强模型内部不同组之间的信息交换。这种跨组的信息交融有助于提升模型的泛化能力和性能,通过这一操作,不同组卷积产生的特征图可以重新混合,从而增加通道间的信息流通,减少因组卷积带来的信息孤岛效应^[18]。这不仅增强了网络的表示能力,还能在降低计算成本的同时保持较高的精度。

2.2.2 CBAM 注意力机制

在 YOLOv5 中加入了一种结合了空间和通道的 CBAM 注意力机制模块。与 SE-Net 相比, CBAM 能够取得更好的效果。在叉尖上的二维码,受地铁运行环境影响,二维码标靶不可避免的会有一些反光、破损等情况,会影响识别精度。为了能够精准地提取特征,在卷积神经网络中引入注意力机制 CBAM,从而更好地学习到二维码的重要特征,提升模型的识别性能。如图 4 所示,通道注意力模块有效分析了各通道特征图间的关联性。各通道特征图相互独立,引导模型聚焦于不同的突出特征。对于输入的二维码图像,分别在平均池化和最大池化两个空间层面提取信息,以获取二维码图像的

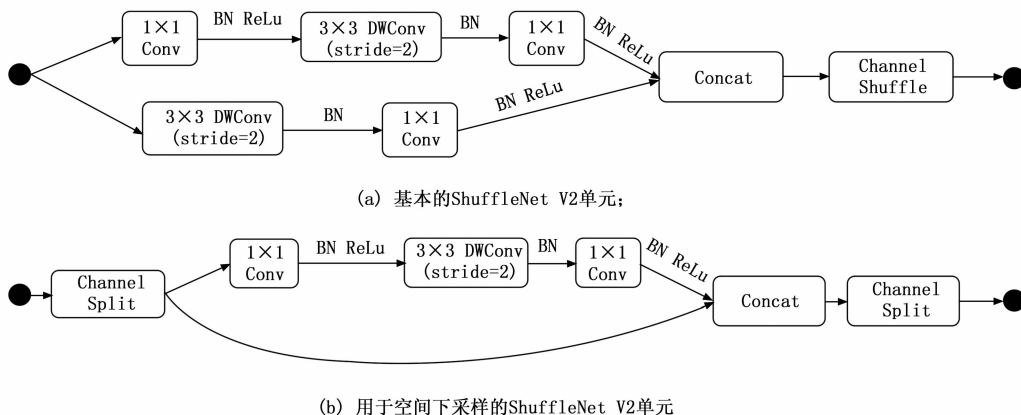


图 3 基本的 ShuffleNet V2 单元和用于空间下采样的 ShuffleNet V2 单元

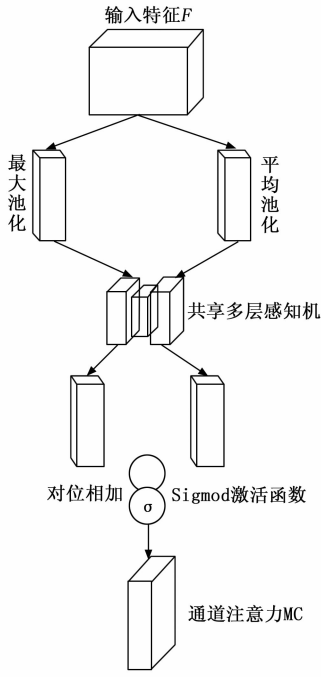


图 4 通道注意力模块

空间特性。首先, 产生两个大小为 $1 \times 1 \times C$ 的空间描述向量。再将它们分别输入到共享权重且只有一个隐藏层的感知机里。然后, 通过 ReLu 函数能够将感知机模型中的 W_0 和 W_1 两个权重组合。最终, 对两个通道获取的空间描述进行求和, 并应用 Sigmoid 激活函数, 直接导出各通道的权重系数:

$$N_c(F) = \sigma[MLP(AvgPool(F))] + MLP[MLP(MAXPool(F))] = \sigma\{W_1[W_0(F_{avg})] + W_1[W_0(F_{max})]\} \quad (1)$$

式中, σ 为 sigmoid 激活函数, MLP 是一个多层感知机, AvgPool、MaxPool 分别表示平均池化和最大池化, F_{avg} 和 F_{max} 表示通过平均和最大池化的特征图^[19], 两个多层感知机共享的参数 W_0 、 W_1 为两个线性层权重。

为了突出关键通道的特征, 获取强化后的特征图, 将输入特征 F 与 CBAM 模块计算得到的权重系数 $N_c(F)$ 进行逐元素相乘, 具体表达式如下:

$$F' = N_c(F) \otimes F \quad (2)$$

式中, $\otimes$ 能够将每个通道的每个元素都将与 $N_c(F)$ 中相应位置的元素相乘。

在 YOLOv5s 模型中, 将 CBAM 放在卷积层, 归一化层, 激活函数层的输入端, 构成 CBAM-CBS 的结构, 以进一步增强模型的性能。CBAM-CBS 结构能够动态地调整特征图中各个通道和空间位置的占有权重, 能够更好地进行特征提取, 从而提高模型的学习效率和表达能力。

2.2.3 损失函数改进

为了对岔尖二维码进行精准对位, 采用了边框回归

的方法。YOLOv5 模型采用了广义交并比 (GIoU) 作为其边界框损失的计算方法。与传统的交并比 (IoU) 损失函数相比, GIoU 的目标是通过逐步减少边界框之间的距离来提升 IoU 的值。然而, 这种方法仍然存在着回归精度不足和收敛速率较慢的问题。为了解决这些问题, YOLOv5 模型引入了距离 IoU (DIoU) 作为损失函数。这种做法通过结合目标框与预测框之间的标准化距离, 增强了模型训练时的收敛性^[20]。此外, DIoU 还可以用于非极大值抑制的过程, 从而进一步提升模型的整体性能。

在边框回归的评估指标方面 IoU 是最流行的指标, IoU 的公式如下:

$$L_{IoU} = 1 - \frac{|B \cap B^g|}{|B \cup B^g|} \quad (3)$$

在公式中, $B^g = (x^g, y^g, w^g, h^g)$ 代表真实框的坐标和尺寸; $B = (x, y, w, h)$ 代表预测框的坐标和尺寸。然而, IoU 损失函数仅在边界框之间存在重叠时才起作用。GIoU 的优化公式如下所示:

$$L_{GIoU} = 1 - IoU + \frac{|C - B \cup B^g|}{|C|} \quad (4)$$

在公式中, C 代表覆盖 B 和 B^g 的最小边界框。由于加入了惩罚项, 预测框会在没有重叠的情况下向目标框的方向移动。

GIoU 作为损失函数的方法本身存在着回归精度低和收敛速度较慢的问题。因此, 决定采用 DIoU 作为 YOLOv5 模型的损失函数, 它能够有效地弥补 GIoU 的这些缺陷。DIoU 的计算公式如下:

$$L_{DIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^g)}{c^2} \quad (5)$$

$$R_{DIoU} = \frac{\rho^2(b, b^g)}{c^2} \quad (6)$$

在 DIoU 损失函数中, b 和 b^g 分别指的是预测框 B 和真实框 B^g 的中心点。 ρ 代表的是这两点之间欧氏距离的计算结果。 c 是覆盖这两个框的最小封闭矩形框对角线的长度, 而 R_{DIoU} 作为 DIoU 损失函数中的惩罚项, 如图 5 所示, 它的作用是最小化预测框与真实框中心点之间的距离 d (即 $d = \rho(b, b^g)$)。这一设计使 DIoU 在优化边界框时更加有效, 特别是处理非重叠或部分重叠情况时。DIoU 损失函数相较于 IoU 和 GIoU 损失函数展现出特定优势。首先, 在预测框与目标框未重叠时, DIoU 损失能够指示边框移动的方向: 当两个边框完全重合时, L_{IoU} 、 L_{GIoU} 和 L_{DIoU} 均等于 0; 若两个边框相距较远, 则 L_{GIoU} 和 L_{DIoU} 趋近于 2。其次, DIoU 损失能使两个锚框间的距离最小化, 从而显著提升 GIoU 的收敛速度并实现更优的回归性能; 特别在两个锚框呈水平或垂直排列时, DIoU 损失能迅速进行调整。为了评估模型检测的性能, 采用 $mAP@0.5$ 、

$mAP@0.5 : 0.95$ 、平均准确率 (P) 和召回率 (R) 作为衡量标准^[21], 其中 P 和 R 分别定义为:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (7)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (8)$$

式中, F_p 是目标的漏检数量, T_p 是正确检测的目标数量。

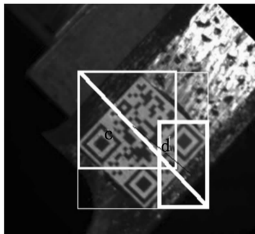


图 5 预测框和目标框之间的归一化距离

3 实验结果与分析

3.1 数据集采集与预处理

本文采用的数据集部分来自百度飞桨, 该数据集包含各种场景下的二维码的图片, 但存在较多重复, 进行去重处理后共 1 012 张图片。该数据集包括了一些日常生活中随处可见的二维码, 也为了特定的任务, 特意选取了一些在黑暗条件、反光条件、破损条件下的二维码。为了提高检测网络的鲁棒性, 对二维码数据集进行数据增强。首先, 给图像增加高斯噪声, 可以模拟现实场景下车辆路过时产生的扰动情况。然后对二维码图像进行随机角度地旋转, 最终获得分辨率为 512×512 的图像 1 305 张。使用 Labelimg 软件对二维码图像进行标注, 并将各类数据集按 9 : 1 划分为训练集和测试集^[22]。二维码标签被贴在道岔上, 图像采集模块负责捕获含有这些标签的图像。接着, 采用 YOLOv5 算法进行目标检测, 以确定二维码标签的具体位置。接着, 通过比较不同时刻二维码标签的位置变化, 计算出道岔的位移量。最后将位移量传输给监控中心进行实时显示和报警处理。

3.2 实验环境

实验是在 Windows 10 操作系统上, 使用 Pytorch 深度学习框架进行的。具体的配置详情如表 1 所示。

表 1 训练平台配置一览

参数	配置
操作系统	Windows10
显存	12 G
内存	32 G
GPU	NvidiaRTX3060
GPU 加速环境	CUDA 10.6
训练框架	Pytorch

本次实验中, 训练参数的配置如下: 图像输入分辨率设定为 640×640 像素, 动量因子设为 0.937, 权重衰减率设为 0.000 5, 学习率定为 0.01。训练过程的最大迭代轮数设为 100 次, 每批处理的样本数量设定为 4。

3.3 结果分析

在 pytorch 框架下训练了 YOLOv5 模型, 并以 YOLOv5s 作为预训练权重, 得到了最终的权重数据。

对于同一数据集, YOLOv5 与其它目标检测算法相比拥有更强大的性能。如图 6 所示, 经过改进的 YOLOv5 模型在性能上超越了之前的版本, 特别是在昏暗和反光环境下仍展现出良好的识别能力。相较于原始模型, 改进版 YOLOv5 模型的参数量有了显著降低。参数量的减少, 有效地降低了过拟合的可能, 并且仍能确保特征信息的有效提取, 同时还提升了网络的检测速度。通过对比分析, 可以明确地看到, 与之前的预测方法相比, 新提出的预测模型在多个性能指标上均表现出色, 特别是在复杂环境中对二维码的检测精度上。如图 6 所示, 本文提出的模型展示了优越的检测性能。

	二维码图像原因	现有目标检测方法检测效果图 PP-YOLO	YOLOv6	改进yolov5检测效果图
表面破损				
表面昏暗				
表面反光				
正常				

图 6 效果对比图

在消融实验中, 首先验证了引入 CBAM 注意力机制对模型性能的影响。通过对比实验, 发现在不使用 CBAM 的情况下, 模型的平均检测精度为 96.5%, 而在使用 CBAM 后, 精度提升至 97.5%。这表明 CBAM 能有效增强模型对关键特征的关注, 从而提高检测性能。接着, 评估了 DIoU 损失函数的贡献。传统的损失函数如 MSE (均方误差) 在边界框回归任务中表现不佳, 而 DIoU 损失则考虑了边界框之间的重叠度和中心点距离, 使得模型在定位上更为准确。实验结果显示, 使用 DIoU 损失的模型其位移预测误差从 0.8 像素降低

到了 0.5 像素, 显著提高了位置识别的精确性。此外, 还测试了不同光照条件下模型的表现。通过模拟夜间、黄昏以及直射日光等环境, 发现改进后的 YOLOv5 模型能够在各种光照条件下稳定工作, 检测率保持在 97.7% 以上, 显示出极强的鲁棒性。最后, 为了验证系统的实时性能, 进行了连续运行测试。结果表明, 系统能够在 24 小时内不间断地检测道岔位移, 且延迟低于 50 毫秒, 满足了实时检测的需求。检测结果如下表 2 所示。综上所述, 通过消融实验验证了引入 CBAM 注意力机制和 DIoU 损失函数对提升模型性能的积极作用, 最终检测精度达到了 97.7%。为了提高位移检测的实时性, 在 YOLOv5 网络中加入了 ShuffleNet 模块。与最初模型相比, 模型的参数数量由 46 563 709 减少到 21 644 789。这使得 ShuffleNet V2 显著降低了模型的运行时间, 从而增强了位移检测的实时性能。具体来说, 模型的推理速度提高了约 25%, 而检测的精确度没有受到明显影响, 这使得模型能够在输入位移图片后更加迅速的提取出二维码的位置从而检测出道岔的位移值, 并在紧急情况下迅速报警。

表 2 消融实验结果

网络	CBAM	损失函数 DIoU	平均精度 / %	单张检测时间 / s
YOLOv5	×	×	96.5	0.057
YOLOv5+DIoU	×	✓	96.6	0.061
YOLOv5+CBAM	✓	×	97.5	0.053
YOLOv5+CBAM+DIoU	✓	✓	97.7	0.056
YOLOv5+CBAM+DIoU+ShuffleNet	✓	✓	97.7	0.042

该系统最终需要应用到地铁实际运行环境中, 因此通过模拟实际地铁运行时叉尖的运动, 工业相机将采集到的叉尖运动图片保存在本地, 采集频率为 1 s 5 张, 将其输入到改进的 YOLOv5 模型中, 得到预测结果, 将二维码在像素中的位移转换为实际位移, 此过程需要对相机进行标定。相机标定涉及到确定相机的内部参数和外部参数, 以便能够准确地将三维世界中的点映射到二维图像平面上。内部参数描述了相机的内在属性, 如焦距、主点坐标、径向和切向畸变系数等, 这些参数通常在相机制造完成后是固定的, 并且主要与相机的感光元件及其光学系统的特性有关。而外部参数则描述了相机相对于一个给定的世界坐标系的位置和姿态, 这包括旋转矩阵和平移向量, 它们会随着相机的移动而变化。为了求解这些内外参, 采用张正友标定法。它将复杂的非线性优化问题转化为可以线性求解的方程组, 从而简化了相机标定的过程。将拍摄图片导入 matlab 标定程序, 得到最终的标定结果。

由此, 求得的内参矩阵为:

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1355.079 & 0 & 964.273 \\ 0 & 1355.079 & 555.265 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

使用拍摄的最后一张标定板照片, 确定相机的外参矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.9988 & 0.1491 & 0.0239 & 14.2298 \\ -0.1491 & 0.9816 & 0.1193 & -28.4129 \\ -0.0059 & -0.1215 & 0.9926 & 495.5899 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

由此得到相机的内外参数, 将像素位移转化为实际位移后, 将其绘制在折线图中。如图 7 所示, Predicted values 为预测值, true values 为实际测量值, 由折线图 7 可以看出, 在道岔一次往返运动中, 道岔的位移检测得到了预期的效果。在运动开始时, 二维码在坐标系中处于 232 mm 处, 在运动至终点 322 mm 的过程中, 预测值和真实值基本吻合, 最大误差为 0.5 mm 左右。在做返回运动时, 最大误差有所扩大, 通过数据对比发现最大误差为 0.9 mm 左右, 仍满足实际运行要求。

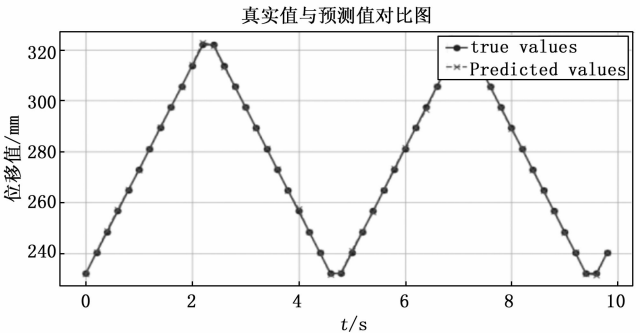


图 7 叉尖位移结果对比图

影响测量精度的原因分析。

1) 环境因素:

(1) 振动。地铁长期运行时轨道的振动会导致叉尖跟着有轻微位移, 可能会影响到叉尖的初始位移。

(2) 光照条件: 二维码的定位精度在很大程度上受到读取环境的影响, 尤其是外界光照条件的变化。不同的光照强度和角度可能会造成二维码的亮度不一、阴影或者反光, 进而影响识别算法的准确度。例如, 直射阳光可能会在二维码上形成过曝或者阴影, 而光线不足则可能导致二维码模糊不清。

(3) 表面污垢: 随着时间的积累, 二维码表面可能会沾染灰尘、污垢或其他杂物, 这些都可能遮盖二维码的部分图案, 影响其被正确识别的概率。

2) 设备因素:

(1) 相机性能: 使用的相机其感光元件质量、分辨率、焦距和光圈大小等参数也会影响成像质量及二维码的识别精度。低质量的成像设备可能无法捕捉到清晰的二维码图像, 特别是在光照条件差的情况下。

(2) 标定准确性: 相机的内外参如果标定不准确, 将直接影响从图像到实际位移的转换精度。

总结而言, 为了确保道岔位移监测系统的高精度和可靠性, 需要综合考虑上述各种影响因素, 并采取相应的技术和维护措施来最小化这些潜在的误差来源。

4 结束语

在本文中, 详细介绍了一种专为地铁系统设计的道岔位移检测装置。该装置创新地将优化的 YOLOv5 目标检测算法与二维码位置识别技术相结合, 旨在提升传统轨道检测方法的性能, 确保列车运行的更平稳和安全。通过在轨道叉尖上精确放置二维码标靶, 并利用视觉传感器实时监控这些标靶的位置变化, 该方法能够实现对道岔位移的实时检测与预警。在技术实现方面, 系统采用了 YOLOv5s 模型进行目标检测, 并引入了 CBAM 注意力机制和 DIoU 损失函数, 在检测的精度和效率上有了一定提升。此外, 在网络中加入了 ShuffleNetV2 架构提高了位移检测的实时性, 实验结果证明了改进后的 YOLOv5 模型在不同光照条件下对二维码标靶的检测性能优异, 从而为地铁轨道的结构健康检测提供了可靠的数据支持。

参考文献:

- [1] 文 涵. 现代交通建筑设计理念的变化趋势 [J]. 中国建筑装饰装修, 2022, (6): 90-92.
- [2] 黄 勇, 陈 明. 基于改进的 YOLOv8 算法的二维码和条形码检测方法 [J]. 信息技术与信息化, 2024 (3): 196-199.
- [3] 薛 峰, 凌烈鹏, 朱晨彬, 等. 基于图像智能识别的钢轨伸缩调节器位移监测技术 [J]. 铁道建筑, 2023, 63 (4): 15-19.
- [4] 程嘉昊, 厉小润, 王森荣, 等. 基于视觉定位的钢轨伸缩调节器伸缩量测量 [J]. 工业控制计算机, 2022, 35 (5): 64-66.
- [5] 廖一星, 徐 亮, 杨 政, 等. 基于 CNN 网络的图像多目标特征识别技术研究 [J]. 工业控制计算机, 2024, 37 (8): 112-113.
- [6] KLIMEKG, VAMOSSYZ. QR codedetection using parallellines [C] //2013 IEEE 14th International Symposium on Computational Intelligence and Informatics (CINTI), IEEE, 2013: 477-481.
- [7] QI H, LU X, LU L. A localization algorithm for distortedrotated QR code [C] //5th International Conference

on Computing, Communications and Networking Technologies (ICCCNT), IEEE, 2014: 1-4.

- [8] TONG L, GU X, DAI F. QR code detection based on local features [C] //Proceedings of International Conference on Internet Multimedia Computing and Service, New York: Association for Computing Machinery, 2014: 319-322.
- [9] SZENTANDRÁSII, HEROUT A, DUBSKÁ M. Fast detection and recognition of QR codes in high-resolution images [C] //Proceedings of the 28th Spring Conference on Computer Graphics, New York: Association for Computing Machinery, 2012: 129-136.
- [10] BELUSSILFF, HIRATA NST. Fast component based QR code detection in arbitrarily acquired images [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2013, 45 (3): 277-292.
- [11] 黄嘉怡, 汤银英, 郭赫臣, 等. 基于深度学习的铁路货场作业安全状态识别与监控技术研究 [J]. 铁道货运, 2024, 42 (8): 41-49.
- [12] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [C] // Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence, New York: AAAI, 2020: 12993-13000.
- [13] 李晨曦. 基于注意力机制和卷积神经网络的垃圾识别与分类 [D]. 太原: 山西大学, 2024.
- [14] 张传庆. 基于图像处理的机器人垃圾分拣系统研究与开发 [D]. 沈阳: 东华大学, 2024.
- [15] 邹伙宗, 邓守城. 基于深度学习的车辆目标检测算法综述 [J]. 时代汽车, 2023, (15): 16-18.
- [16] 鲍文斌. 基于深度学习的行人检测算法研究及其在嵌入式系统的部署与应用 [D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [17] 谷文成, 程家文, 孙科学. 一种基于 YOLOv5 的二维码实时检测算法 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42 (5): 35-42.
- [18] 李渊博. 适用于移动端的深度学习目标检测算法研究 [D]. 华北电力大学 (北京), 2020.
- [19] 刘雄彪, 杨贤昭, 陈 洋, 等. 基于 CIoU 改进边界框损失函数的目标检测方法 [J]. 液晶与显示, 2023, 38 (5): 656-665.
- [20] 郝 帅, 马瑞泽, 赵新生, 等. 基于卷积块注意模型的 YOLOv3 输电线路故障检测方法 [J]. 电网技术, 2021, 45 (8): 2979-2987.
- [21] 张世豪, 董 雷, 逢正钧, 等. 基于改进 YOLOv5 的小麦穗目标检测模型 [J]. 农业工程, 2023, 13 (3): 50-56.
- [22] 仲鹏宇, 杨 娟. 基于轻量级双模态 SSD 算法的疲劳驾驶检测 [J]. 电子技术与软件工程, 2022, (3): 145-149.