



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2309161

引用格式:刘雷,王野,田长河,等.基于YOLOv5的火车连接手柄识别方法及在自动摘钩机器的应用[J].科学技术与工程,2025,25(4):1563-1572.

Liu Lei, Wang Ye, Tian Changhe, et al. Train connection handle recognition method based on YOLOv5 and its application in automatic unhook machine[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(4): 1563-1572.

# 基于 YOLOv5 的火车连接手柄识别方法及在自动摘钩机器的应用

刘雷<sup>1</sup>, 王野<sup>1</sup>, 田长河<sup>1</sup>, 丁佳毅<sup>2</sup>, 董帆<sup>2</sup>, 万书亭<sup>2</sup>

(1. 中电投锦州港口有限责任公司, 锦州 121007; 2. 华北电力大学河北省电力机械装备健康维护与失效预防重点实验室, 保定 071003)

**摘要** 能否准确识别火车车钩的连接手柄对摘钩机器人的工作具有重大意义。针对这一问题,提出一种基于改进 YOLOv5 的火车连接手柄目标识别算法,在主干特征提取网络中融入 C\_SAC(C\_switchable atrous convolution)模块,并引入 WIU (wise intersection over union)函数作为新的边界框损失函数,增强主干网络的特征提取能力,提高模型的泛化能力和收敛速率。然后采集生产现场不同环境、不同位置下的火车车钩连接手柄图片进行识别,实验结果表明改进的 YOLOv5 算法对火车车钩连接手柄的目标识别率达到 96.6%,相比于原始算法效果在准确率、召回率、平均精度等方面均有较大提升。最后应用于研制的火车车厢自动摘钩机器人中,极大提高了自动摘钩的准确性和有效性。

**关键词** 摘钩机器人; 火车车钩; 连接手柄; 目标识别; YOLOv5

中图分类号 TP391.41; 文献标志码 A

## Train Connection Handle Recognition Method Based on YOLOv5 and Its Application in Automatic Unhook Machine

LIU Lei<sup>1</sup>, WANG Ye<sup>1</sup>, TIAN Chang-he<sup>1</sup>, DING Jia-yi<sup>2</sup>, DONG Fan<sup>2</sup>, WAN Shu-ting<sup>2</sup>

(1. China Power Investment Jinzhou Port Co., Ltd., Jinzhou 121007, China; 2. Hebei Key Laboratory of Electric Machinery Health Maintenance & Failure Prevention, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**[Abstract]** Accurately identifying the connecting handle of the train coupler is of great significance for the operation of the uncoupling robot. A train connection handle target recognition algorithm based on improved YOLOv5 was proposed to address this issue. The C\_switchable atrous convolution (C\_SAC) module was integrated into the backbone feature extraction network, and the wise intersection over union (WIU) function was introduced as a new bounding box loss function to enhance the feature extraction ability of the backbone network, improve the model's generalization ability and convergence rate. Then, images of the connecting handles of train couplers in different environments and positions on the production site were collected for recognition. The experimental results show that the improved YOLOv5 algorithm achieves a target recognition rate of 96.6% for the connecting handles of train couplers. Compared with the original algorithm, it shows significant improvements in accuracy, recall, average accuracy, and other aspects. Finally, it was applied in the development of an automatic uncoupling robot for train carriages, greatly improving the accuracy and effectiveness of automatic uncoupling.

**[Keywords]** unhook robot; train coupler; connecting handle; target recognition; YOLOv5

火车运输是燃煤电厂燃料输送的主要途径,在火车车厢进入翻车机进行卸煤之前,需要将火车当前车厢与前车脱离,即摘下两车厢之间的车钩<sup>[1-2]</sup>。人工摘钩可能因为操作员疲劳或分心而出现操作失误<sup>[3-5]</sup>。自动摘钩系统可以减少操作员在危险环境下的工作时间,降低事故的风险,还可以更好地

应对各种恶劣的天气和环境,减少与人工摘钩操作相关的不安全因素,具有较大的应用前景。

文献[6]使用编码识别算法对输煤火车的编码进行识别,以确认火车车钩连接手柄的类型。文献[7]采用光电传感技术检测火车车厢的位置,并将信号反馈给摘钩机器人进行摘钩操作,通过激光

收稿日期:2023-11-21; 修订日期:2024-11-05

基金项目:国家自然科学基金(52275109);河北省自然科学基金(E2022502007)

第一作者:刘雷(1988—),男,蒙古族,内蒙古赤峰人,工程师。研究方向:港口机械智能识别技术。E-mail:15847503518@163.com。

\*通信作者:万书亭(1970—),男,汉族,山西长治人,博士,教授。研究方向:图像智能识别技术。E-mail:13582996591@139.com。

雷达扫描前后车的距离判断摘钩操作的完成。研究表明以上方法可协助摘钩机器人完成摘钩操作,但操作流程较为复杂且耗时较高。为了实现自动摘钩功能,可以采用自动识别火车连接手柄的方法,文献[8]通过对车钩的图像预处理和模板匹配技术对目标连接手柄进行识别分类,为摘钩机器人的应用提供了理论基础,但其诊断准确率只有92.6%,无法准确识别出不同种类的火车连接手柄,影响摘钩机器人的正常工作。

基于上述研究,以燃煤电厂火车的连接手柄为研究对象,提出一种基于改进YOLOv5的火车连接手柄目标识别方法。该方法首先使用摄像头获取火车连接手柄的图像信息,采取YOLOv5深度学习算法对图像信息进行特征提取,在主干网络采用C<sub>SAC</sub>(C<sub>switchable atrous convolution</sub>)模块代替C<sub>3</sub>模块,在此基础上对损失函数进行优化,将预测部分CIoU(complete intersection over union)损失函数替换为WIoU(wise intersection over union)函数。解决了目标识别算法在处理火车连接手柄图像信息时识别准确率低的问题,相比于其他检测算法提高了诊断精度,实现了对燃煤电厂火车连接手柄的识别,为正确操控机械手臂实现摘钩操作奠定了理论基础。

### 1 摘钩机器人总体设计思路

摘钩机器人主要操作是在确保车辆稳定后,通过摄像头获取火车连接手柄的图像信息,经处理后识别出火车车钩连接手柄的种类,将信息传递给摘

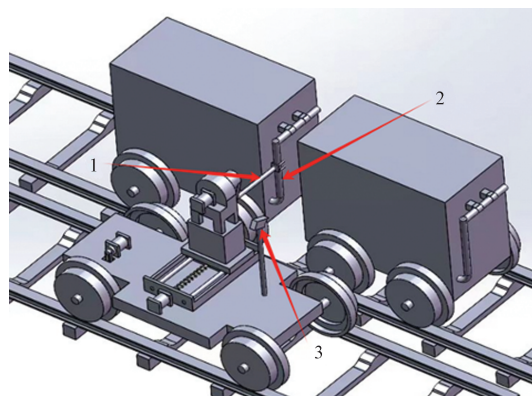
钩机器人,使其操作摘钩机械手扳动连接手柄完成摘钩操作,如图1所示。

## 2 改进YOLOv5的车钩连接手柄识别

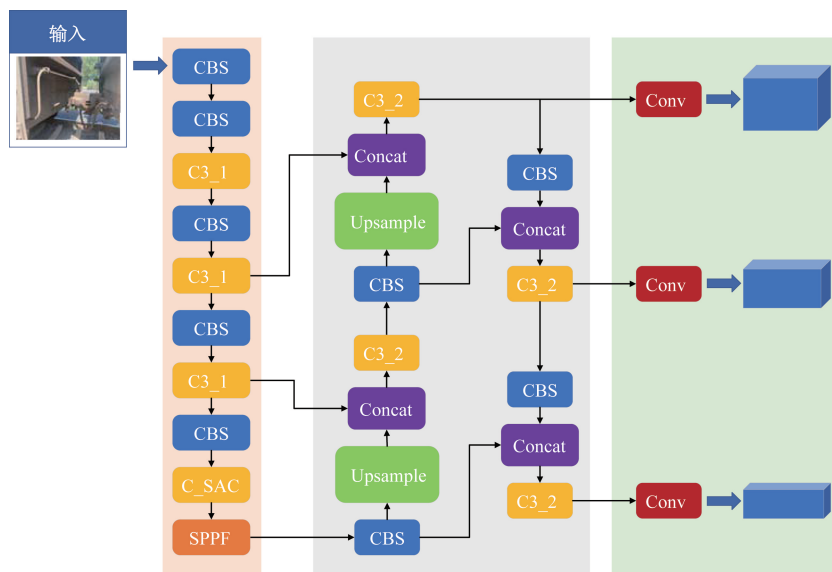
### 2.1 改进YOLOv5模型的网络结构

在目标识别算法中,YOLO系列算法因其卓越性能而受到广泛关注<sup>[9-11]</sup>。采用轻量级的YOLOv5n网络作为基础框架。因其高效的速度能满足实时检测需求,并通过优化的特征提取机制确保了高准确性和强鲁棒性。YOLOv5n的这些特点使其非常适合于在资源限制的环境下处理复杂的视觉识别挑战。为提高其在车钩识别任务上的性能,对其进行了改进,网络结构如图2所示。

针对自动摘钩机器人实际场景背景复杂,连接



1为摘钩机械手臂;2为连接手柄;3为摄像头  
图1 摘钩机器人工作示意图  
Fig.1 Schematic diagram of unhook robot



CBS为基础卷积模块,由单个卷积层构成;C<sub>3\_1</sub>、C<sub>3\_2</sub>为相同卷积模块,由三层卷积层构成;SPPF:空间金字塔池化层;Upsample为上采样操作;Concat为拼接模块

图2 YOLOv5模型改进结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of YOLOv5 model improvement

手柄特征多样性,在主干网络设计 C\_SAC 模块,其具有更好的适应性,通过学习决定使用哪种卷积计算,这使得网络能够更好地适应不同的数据特征和任务要求,对于需要更细致局部信息的任务,网络会选择较小的空洞率;而对于需要更广泛上下文信息的任务,会选择较大的空洞率。通过在网络的不同部分使用不同的卷积计算,C\_SAC 能够提供更丰富的特征表征,有助于网络在处理复杂的视觉任务时获得更好的结果。

针对数据集样本本身平衡的问题,引入 WIOU 作为新的边界框损失函数。以往大多数损失函数很少考虑数据集本身标注示例的质量,而是不断致力于强化边界框损失的拟合能力,导致一些低质量标注对检测性能有很大的影响。

## 2.2 YOLOv5 损失函数的改进优化

YOLOv5 网络的损失函数分为:置信度损失、分类损失和边界框损失。其中,边界框损失函数反映了目标识别中真实边界框与模型预测边界框之间的误差,对目标识别性能起着至关重要的作用。YOLOv5 算法采用 CIOU 损失函数,它在损失函数设计中强调提高边界框与训练样本中高质量目标的匹配度,导致与低质量目标样本适应度较差。过度偏向高质量样本而忽视低质量样本可能导致模型在更广泛情况下的泛化能力下降。改进算法引入 WIOU 边界框定位损失函数,采用动态非单调聚焦机制。WIOU 以“离群度”代替 IOU (intersection over union) 来评估锚框质量,并使用智能梯度增益分配策略。这策略降低高质量锚框的竞争性,同时减小低质量示例产生的有害梯度,提高了模型性能。

WIOU 改善了对低质量示例的处理,降低了几何度量对完美匹配的惩罚,有 3 个版本,其中 v3 性能最佳。该损失函数设计有助于提高目标识别的准确性和泛化能力。计算公式为<sup>[12-14]</sup>

$$L_{WIOUv3} = rL_{WIOUv1} \quad (1)$$

$$L_{WIOUv1} = R_{WIOU}L_{IOU} \quad (2)$$

$$R_{WIOU} = \exp\left[\frac{(X - X_{gt})^2 + (Y - Y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*}\right] \quad (3)$$

$$L_{IOU} = 1 - IOU \quad (4)$$

式中: $L_{WIOUv1}$  为 WIOUv1 的损失; $R_{WIOU}$  为惩罚项系数; $L_{IOU}$  为 IOU 的损失; $X_{gt}$ 、 $Y_{gt}$  为真实框左上角坐标值; $W_g$ 、 $H_g$  分别为最小包围框的宽和高; $R_{WIOU} \in [1, e)$ ,  $R_{WIOU}$  为在一定程度上放大普通质量描框的  $L_{IOU}$  值,其中  $L_{IOU} \in [0, 1]$ ;  $L_{IOU}$  为降低高质量描框的  $R_{WIOU}$ ,并在描框与目标框重合较好的情况下降低其对中心点距离的关注。

描框的离群度  $\beta$  定义为

$$\beta = \frac{L_{IOU}^*}{\bar{L}_{IOU}}, \quad \beta \in [0, +\infty] \quad (5)$$

式(5)中: $L_{IOU}^*$  为单调聚焦系数; $\bar{L}_{IOU}$  为  $L_{IOU}$  的均值。非单调聚焦系数  $r$  定义为

$$r = \frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}} \quad (6)$$

式(6)中: $\delta$  和  $\alpha$  为两个超参数; $\delta$  为一个平衡因子; $\alpha$  为一个控制不同目标关注程度的系数,不同的超参数适配不同的模型和数据集。

训练过程中随着  $L_{IOU}$  变化。根据其变化,描框的质量划分标准也是动态的,使得 WIOUv3 在每一刻都能做出最符合当前情况的梯度增益分配策略。离群度越小表示描框质量越高,为其分配一个较小的梯度增益,使得边框回归更加关注普通质量的框。利用离群度构造一个非单调动态聚焦系数  $r$ ,其目的在训练中降低易识别样本对损失值的影响,使模型更专注于难以区分的样本。

## 2.3 基于 C\_SAC 模块的主干网络改进

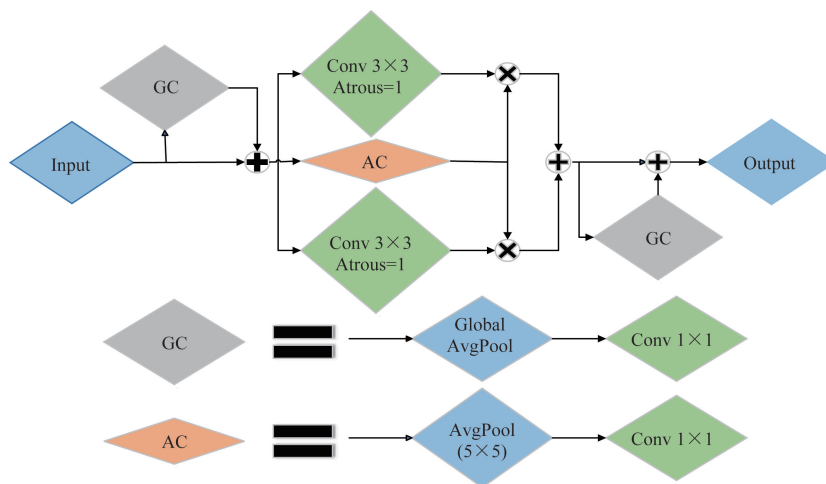
图 3 为 C\_SAC 的总体架构,具有 3 个主要组件:在 C\_SAC 组件之前和之后附加了两个全局上下文模块。引入一种创新的 C\_SAC 模块,以增强 YOLOv5 算法在复杂图像识别任务中的性能。C\_SAC 模块的核心特征是其能够对相同的输入特征应用不同的 *atrous* 卷积率,从而有效捕捉多尺度的信息。这一特性通过一个独特的切换功能得以实现,该功能允许特征图的每个位置根据其空间上下文动态调整 C\_SAC 的输出。在实现方面,将 YOLOv5 的主干网络 C3 模块中所有标准的  $3 \times 3$  卷积层替换为 C\_SAC 模块。这种替换不仅提升了整体的目标识别性能,而且 C\_SAC 模块的引入允许直接利用预先训练的网络架构,从而减少了额外的训练开销。此外,C\_SAC 模块中采用一种新的权重锁定机制,不同 *atrous* 卷积的权重相同(除可训练的差异部分),简化了模型的参数设置。

使用  $y = \text{Conv}(x, w, r)$  表示权重为  $w$  和原子率  $r$  的卷积运算,其中  $x$  为输入和输出,然后使用式(7)将卷积层转换为 C\_SAC。

$$\text{Conv}(x, w, 1) \rightarrow S(x) \text{Conv}(x, w, 1) + [1 - S(x)] \text{Conv}(x, w + \Delta w, r) \quad (7)$$

式(7)中: $r$  为 C\_SAC 的超参数; $\Delta w$  为模型的可训练权重; $S(\cdot)$  为开关函数, $S(\cdot)$  具有  $5 \times 5$  内核和  $1 \times 1$  卷积层的平均池化层,开关功能取决于输入和位置,并且骨干模型能够根据需求适应不同的规模。

C\_SAC 模块的设计还包括两个全局上下文模块,分别位于 C\_SAC 的前后。这些模块通过全局平均池化层对输入特征进行压缩,进一步减轻了模型



Global AvgPool 为全局平均池化层; AvgPool 为平均池化层; Conv 为卷积; Input 为输入; Output 为输出; GC 为 Global AvgPool 模块与 Conv 1×1 模块的组合; AC 为 Avgpool(5×5) 模块与 Conv 1×1 模块的组合; 在 C\_SAC 结构中, Atrous 为膨胀卷积(dilated convolution), 它通过在卷积核元素之间引入空洞来扩大感受野, 而无须增加计算量; 膨胀因子控制卷积核之间的空隙, 从而捕捉更广泛的上下文信息

图3 C\_SAC 总体架构

Fig. 3 Overall architecture of C\_SAC

的计算负担。不同于常见的 SENet 结构的全局上下文模块<sup>[15]</sup>。

### 3 实验平台搭建

本实验在 Windows10 操作系统下进行, 实验所采用的硬件配置为 AMD Ryzen 97950X 16-Core Processor, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4080, 16 GB 显存。使用 Pytorch2. 0. 0, CUDA11. 8, 使用 Python3. 9 语言进行编程。训练参数如表 1 所示。

表 1 训练参数

Table 1 Training parameters

训练参数	数值
输入图片尺寸	640 × 640
初始学习率	0. 01
优化器	SGD
优化器动量	0. 937
训练批次数	8
迭代周期数	200
预训练权重	YOLOv5n. pt

#### 3.1 数据集制作

自动摘钩机器人在执行摘钩操作时需要准确识别和定位火车车钩的操作手柄。为了实现这一目标, 机器人必须学习和记忆不同类型车钩操作手柄的外观特征。实验数据集包含来自不同火车车厢连接部位的图像, 涵盖不同型号、不同背景下的车钩操作手柄。这些图像用于训练机器人, 使其能够辨识上作用式和下作用式两种主要类型的操作手柄。图 4 为上述两种操作手柄的示意图。在训练过程中, 机器人将从这些图像中提取特征, 并建立



(a) 下作用式



(b) 上作用式

图4 操作手柄的示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the operation handle

模型来准确识别不同类型的车钩连接手柄, 以便顺利执行摘钩操作。利用 Labelimg 工具对所有图片进行标注, 根据摘取方式不同将摘钩分为两类, 分别是下作用式和上作用式, 标签分别对应设置为“one”和“three”。由于现场实地拍摄条件有限, 难以保证数据集中图片类别的丰富性。

为了丰富训练数据集的多样性, 模拟摘钩机器人所检测到的图像, 增强模型泛化能力, 采用裁剪、

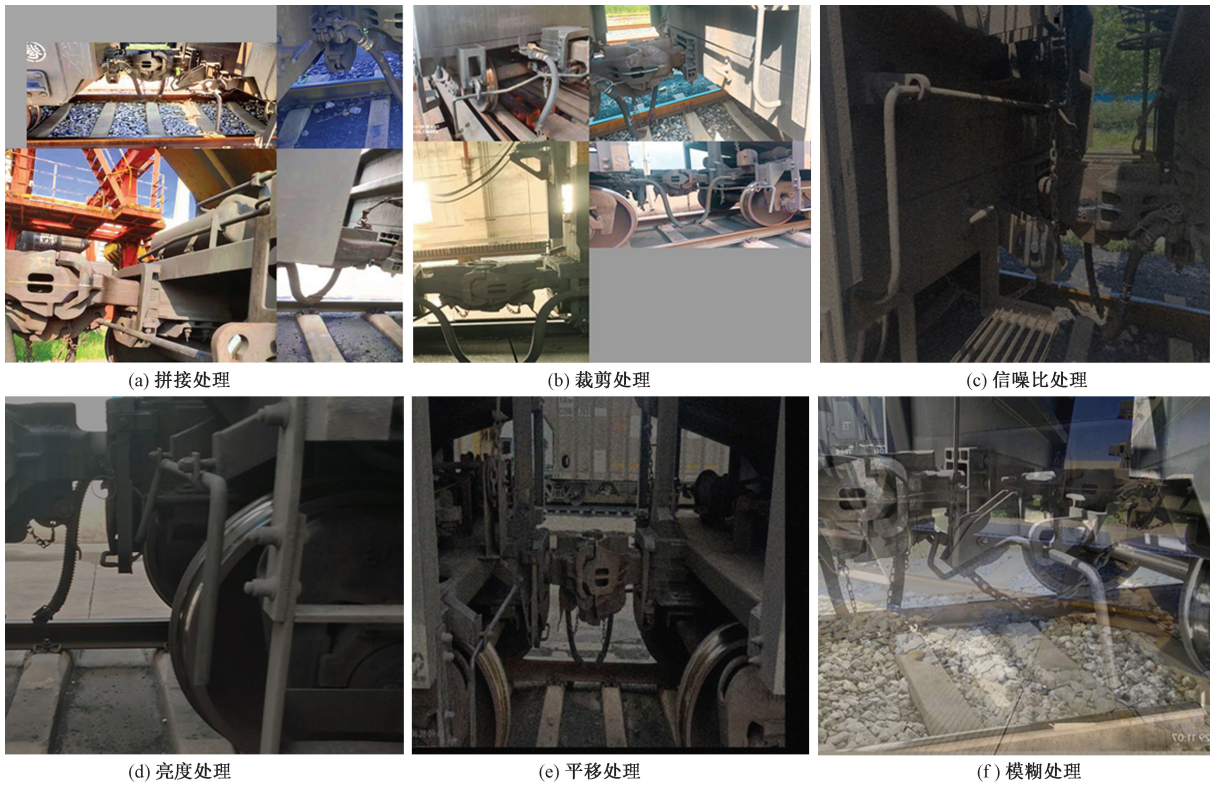


图5 数据扩充处理

Fig. 5 Data expansion processing

平移、改变亮度、加噪声、旋转角度、镜像、cutout 拼接方式对数据集进行扩充,如图 5 所示。其中将裁剪、平移、改变亮度、噪声、旋转角度、镜像、cutout 发生的概率设置为默认的 0.5,此外将最大旋转角度设置为  $5^\circ$ ,将 Cutout 区域长度设置为 50 像素,Cutout 与 bounding box 重叠的阈值,默认为 0.5。数据增强后生成图像超过 2 400 张。对扩充后的数据集进行标注处理,将标注好的图片和标签文件划分成训练集、验证集和测试集,划分比例为 8:1:1。

### 3.2 模型评估指标

为检验模型的有效性,利用准确率( $P$ )、召回率( $R$ )以及平均精度(mean average precision, mAP)等指标对模型进行评估。准确率表示预测数据中预测正确正样本占实际正样本的比例,其计算公式为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

式(8)中:TP 为正样本中被预测为正的数目;FP 为负样本中被预测为正的数目。

召回率表示样本中的正确类别被预测正确的概率,其计算公式为

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

式(9)中:FN 为正样本中被预测为负的数目。

以  $P$  为纵坐标, $R$  为横坐标进行绘图可以得到  $PR$  曲线,平均精度(AP)为  $PR$  曲线下所围成的面积,面积越大表示模型对数据处理的效果越好,如式(10)所示。现阶段多采用 mAP 对模型检测效果进行衡量,表示所有类别平均精度的均值,如式(11)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (10)$$

$$mAP = \frac{1}{n_{class}} \int_0^1 P(R) dR \quad (11)$$

式(11)中: $n_{class}$  为类别个数;mAP 为所有类别平均精度的均值,mAP 越大表示模型检测效果越好。

### 3.3 实验结果及分析

#### 3.3.1 主干网络分析

为了研究 C\_SAC 模块的添加个数对 YOLOv5 主干网络的特征提取能力的影响,分别对其添加 1、2、3 组 C\_SAC 模块,实验结果如表 2 所示,结果表明,融入单个 C\_SAC 模块后,模型性能得到了显著提升,这种提升主要来自 C\_SAC 模块与 YOLOv5 原架构之间的协同效应。C\_SAC 模块通过动态调节空洞率来适应不同的特征尺度,为模型提供了一种灵活的方式来捕捉图像中的细节与上下文信息。这种灵活性在只替换一个 C3 模块时得到了最大限度的发挥,因其保持了网络其他部分的优化特性和参数平衡。此外,过多的 C\_SAC 模块可能会削弱网

表 2 不同位置 C\_SAC 模块添加

Table 2 Add C\_SAC modules in different positions

方法	平均精度	mAP50-95	参数量/B
YOLOv5	0.929	0.749	1 761 871
YOLOv5 + C_SAC + one	0.953	0.771	1 942 736
YOLOv5 + C_SAC + two	0.953	0.766	2 083 299
YOLOv5 + C_SAC + three	0.949	0.772	2 186 262

注:mAP50-95 表示在阈值 0.5 ~ 0.95 的范围内计算得到的平均精度。

络对局部细节的捕捉能力,并增加参数量和计算负担,导致模型复杂化和过拟合风险,尤其在数据量有限时。尽管 C\_SAC 模块的权重共享有助于减轻这一问题,但也可能限制了特征学习的特定性。

### 3.3.2 损失函数分析

在车钩检测等目标检测任务中,召回率、平均精度和损失函数的表现直接关联到算法的有效性和实用性。对 WIOU v1、v2 和 v3 版本进行比较分析,如图 6 所示。实验结果表明,WIOUv3 在训练过程中的召回率始终保持在一个较高水平,表明其对正样本的识别更为精确,显著降低了车钩检测中的漏检率。在平均精度方面,v3 版在整个训练周期,尤其是在后期,表现出更高的稳定性和优越性,凸显了其在区分目标与背景干扰方面的高效性。此外,在损失函数的减少上,WIOUv3 展现了最佳的收敛性能,这对于提高车钩检测的定位精度具有决定性意义。因此,WIOUv3 以其出色的性能和在关键指标上的显著改进被视为车钩检测任务的首选。其优势在于对复杂或不均衡数据集的高适应性和鲁棒性,尤其适用于对安全性要求极高的交通和物流领域。

综上,WIOUv3 通过算法结构和损失函数的优化,为车钩检测提供了高度准确和可靠的解决方案。

### 3.3.3 对比实验

在自动摘钩机器人的车钩检测领域,精确率、召回率和平均精度是评价算法性能的关键指标。表 3 对比了基础的 YOLOv5 模型、集成了 C\_SAC 模块的 YOLOv5 + C\_SAC,以及进一步整合了 WIOU 的 YOLOv5 + C\_SAC + WIOU 在这些指标上的表现。

YOLOv5 模型是性能基准,而 YOLOv5 + C\_SAC 通过加入 C\_SAC 模块,在所有指标上都取得了性能提升,尤其是平均精度提高至 0.953。这表明 C\_SAC 模块能够有效提升车钩检测的精确性。最终模型 YOLOv5 + C\_SAC + WIOU 在整合了 WIOU 后,在平均精度上达到 0.966,尤其在严格的 mAP50-95 指标上达到 0.782,显示出最佳的性能。这一配置特别适合于自动摘钩机器人,因为它在复杂环境中能够更准确地识别并定位车钩,从而提高操作的准确性和安全性。

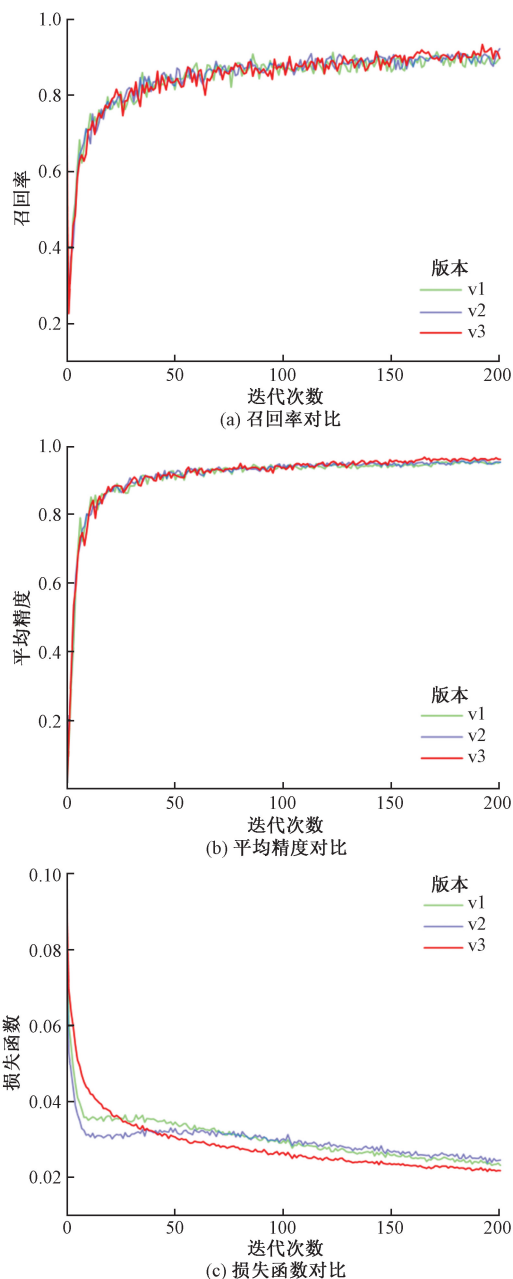


图 6 评测标准对比

Fig. 6 Comparison of evaluation standards

表 3 不同模块效果对比

Table 3 Comparison of effects of different modules

方法	准确率	召回率	平均精度	mAP50-95
YOLOv5	0.946	0.875	0.931	0.749
YOLOv5 + C_SAC	0.980	0.898	0.953	0.771
YOLOv5 + C_SAC + WIOU	0.978	0.922	0.966	0.782

损失函数值反映模型的预测值与真实值之间的差异,其值越小,表明模型的预测越准确。

图 7(a) 为改进前后 YOLOv5 算法在训练集上的损失函数值的累加。改进后的 YOLOv5 (红色线) 在训练初期迅速下降至一个较低损失值,表明改

进措施使模型更快地学习到了数据特征。

图 7(b) 为改进前后 YOLOv5 算法在验证集上的损失函数值的累加。相比之下,改进后的算法在验证集上的损失值同样表现出了较快的下降趋势,并在整个训练过程中与原始版本保持相近或更低的损失值。验证集上的损失值较小表明改进后的模型具有更好的泛化能力,即在未见过的数据上也能保持较高的预测准确性。

综上所述,改进后的 YOLOv5 算法在训练和验证集上的损失函数值都显示出了优于原始版本的表现。这表明模型在车钩检测任务中的改进措施不仅提高了模型在训练数据上的拟合能力,而且增强了其对新数据的泛化能力。这些改进措施对于提高车钩检测的准确性是有效的,并且使得模型在实际应用中具有更高的可靠性。

在车钩检测这一关键的自动化任务中,对比 YOLOv5 算法和其改进算法的性能,如图 8 所示。性能指标集中在准确率、召回率和平均精度均值 3 个方面。结果显示,改进函数在这些关键指标上均超越了 YOLOv5,尤其是在平均精度上,改进算法显示出了更快的收敛速度和更高的最终性能,这表明其在检测精

确性方面具有显著的优势。通过对算法的改进,在实际检测中减少了漏检和误检的情况,提高了系统的整体可靠性。尽管在训练后期两种算法的性能趋于稳定,但改进版本在各个评价指标上仍保持领先,说明它对于复杂环境下的车钩特征有更好的识别能力。

综上所述,改进算法的优化使其在车钩检测这一高标准任务上更为有效,为自动摘钩系统中的可靠性与安全性提供了有力支持。

混淆矩阵可以直观的表现模型在各个类别上区分度,目前被广泛运用于机器学习算法的模型精度评价中。图 9 为混淆矩阵对比,通过对比两张混

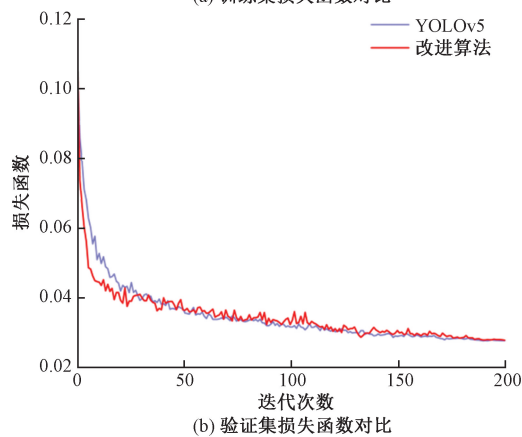
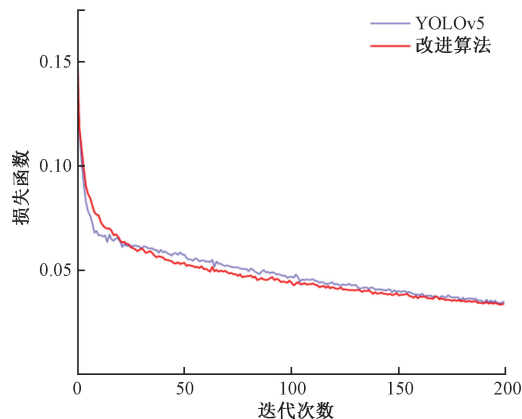


图 7 损失曲线  
Fig. 7 Loss curve

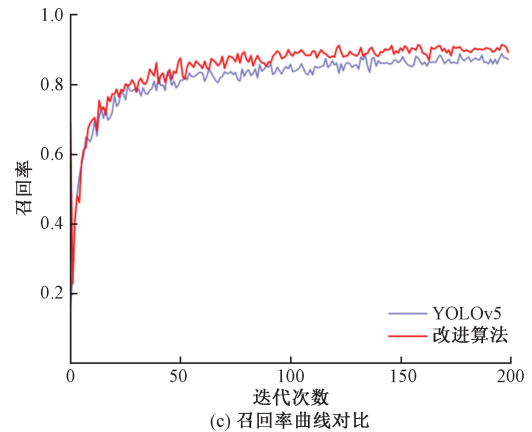
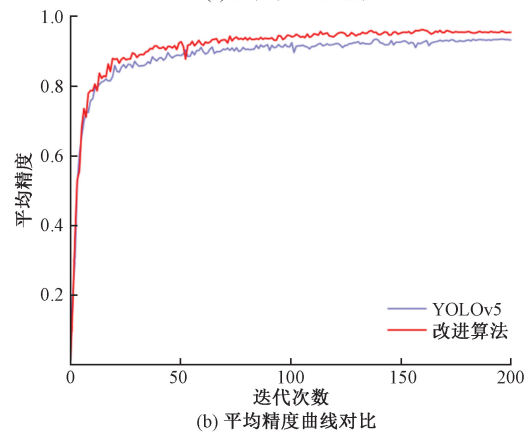
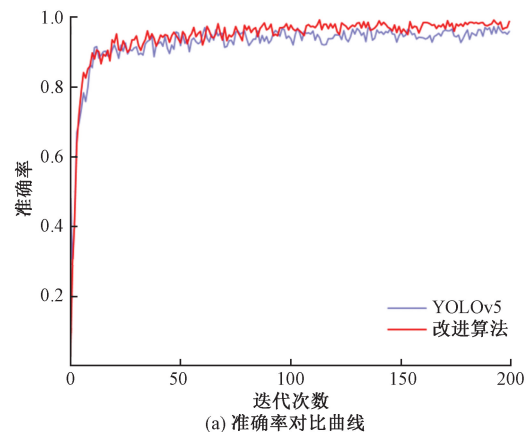


图 8 各评价指标变化曲线  
Fig. 8 Change curves of various evaluation indicators

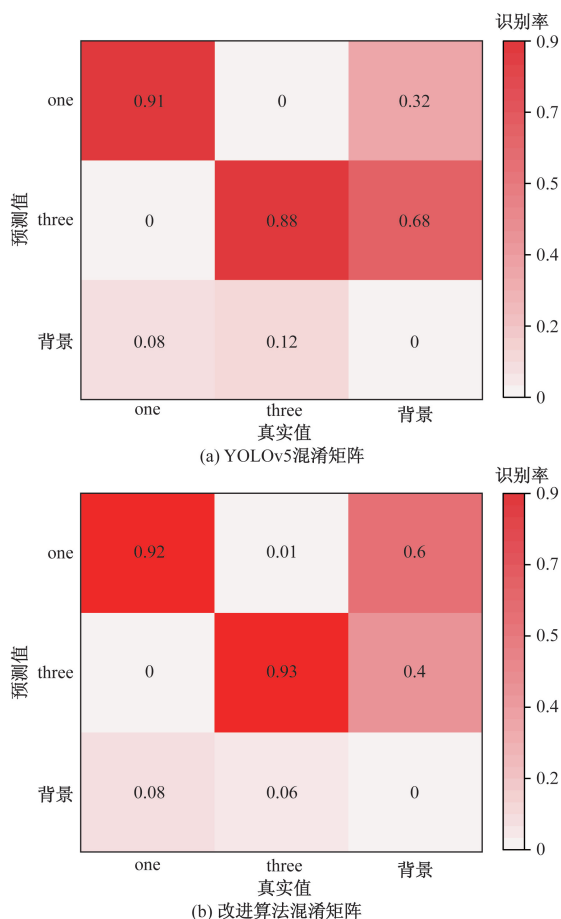


图9 混淆矩阵对比

Fig. 9 Comparison of confusion matrix

淆矩阵,改进算法在识别车钩方面显示出显著优势。在图9(a)的YOLOv5基础算法中,类别“one”和“three”的识别率分别为0.91和0.88,背景识别率为0.12,背景误识别为“one”和“three”的概率较高,分别为0.32和0.68。在图9(b)改进算法中,类别“one”和“three”的识别率提升至0.92和0.93,背景识别率下降至0.06,背景误识别为“three”的概率降低至0.40。这表明改进算法在车钩识别准确性上有明显提高,特别是在减少关键类别的误识别方面表现更优。

### 3.4 嵌入式平台分析

利用训练好的模型用改进算法和基础算法分别对测试集中的车钩操作手柄图片进行检测识别,结果如图10所示。可以看出,改进的算法能够更加准确标选出不用样式的车钩操作手柄,并且具有较高的识别概率,再次说明所选用的方法具有较好的工程应用价值。

为检验本文YOLOv5模型用于车钩摘钩操作手柄检测的优势,将改进算法与其他一些主流算法进行对比,从平均精度、参数量、保存的权重文件大小等方面进行分析。改进算法在关键性能指标上展现出显著的优势,如表4所示。相比于其他一些主流算法,改进算法的平均精度表现出极高的准确率,这对于精确识别车钩细节是必需的。同时,从模型的参数数量和最优权重文件大小来看,改进算

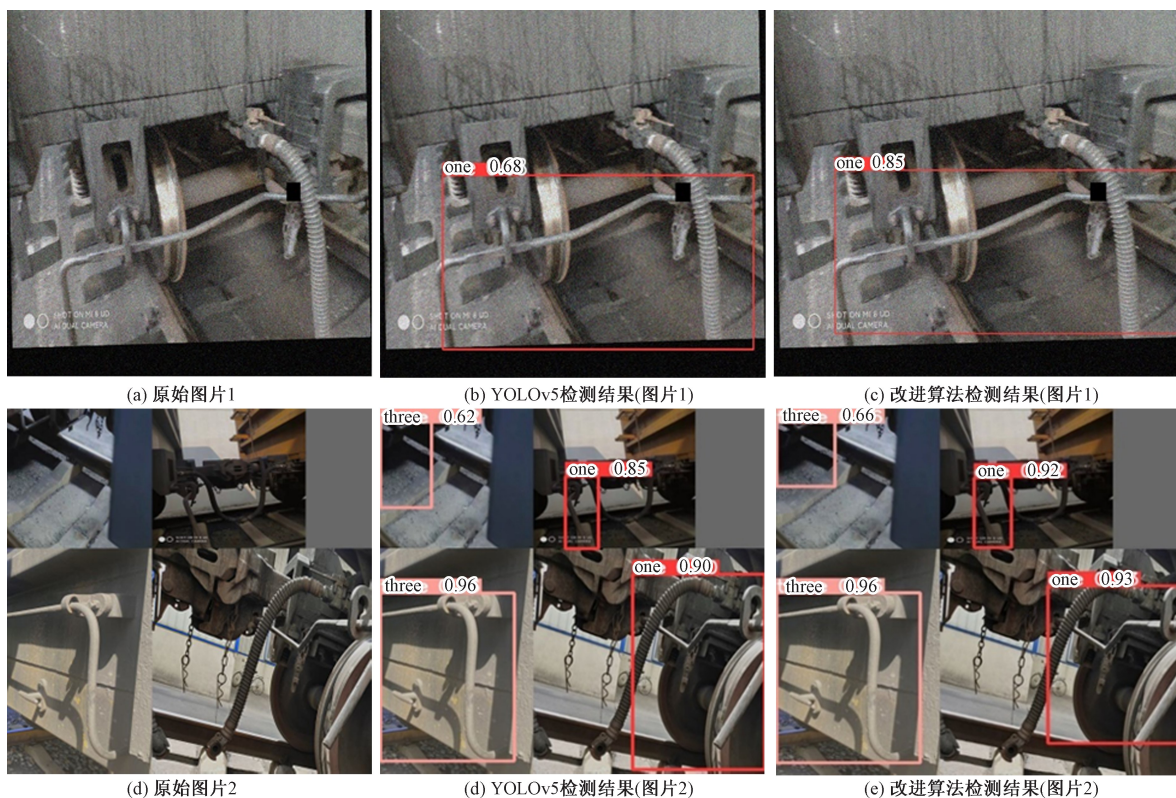


图10 改进算法检测结果对比

Fig. 10 Comparison of detection results of the improved algorithm

表 4 不同算法对比

Table 4 Comparison of different algorithms

方法	参数量/B	最佳权重/kB	平均精度
SSD	26 285 486	93 303	0.820 8
Fasterrcnn	137 098 724	0.898	0.836 2
YOLOv8	3 006 038	6 111	0.855 0
YOLOv10	2 695 196	5 644	0.815 0
改进算法	1 942 736	4.2	0.966 0

法证明了其模型轻量化的优势,这有利于减少对计算资源的需求,特别是在嵌入式系统或边缘计算设备上的应用。这样的特性使得改进算法不仅适用于高性能的服务器,也适用于计算能力较低的设备,进一步增强了它在实际车钩检测场景中的适用性和灵活性。综上,改进算法通过其在准确性、轻量化方面的优异性能,成为实现高效和可靠车钩检测的理想算法。这使其在自动摘钩机器人领域,尤其是在对实时性和可部署性要求较高的场合,拥有巨大的应用潜力。

#### 4 在自动摘钩机器人中的应用

车钩识别需要确定车辆车钩的类型和位置,以便自动摘钩机器人能够进行安全和精确的连接或断开操作。有助于防止机器人错误地连接到不匹配的车钩连接手柄上,降低事故的风险。图 11 为摘钩机器人现场摘钩整体流程图,覆盖摘钩前的准备工作,摄像头目标识别及摘钩机器人手臂扳动连接手柄的全过程。车钩识别技术使自动摘钩机器人具有适应不同车型和车钩类型的能力,能够自主地进行连接和断开操作,增加了机器人的灵活性,提高了整体操作的智能性和自动化水平,可以应对不同的运输需求。

#### 5 结论

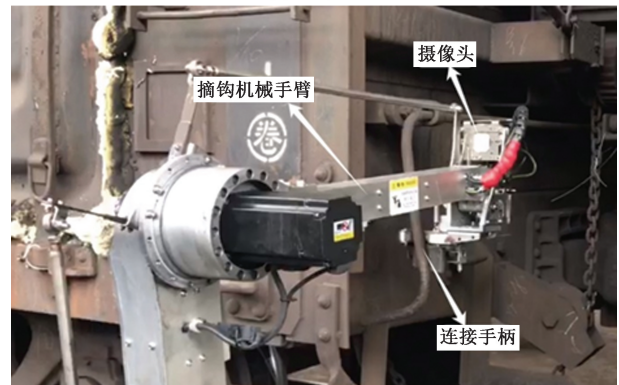
以燃煤电厂火车车厢间的连接手柄为研究对象,提出一种改进 YOLOv5 的目标识别算法。得出如下主要结论。

(1)为了提升摘钩机器人对火车连接手柄的识别能力,将主干网络部分的 C3 模块替换为 C\_SAC 模块,C\_SAC 模块的动态膨胀率特性有效提升了对复杂和多尺度特征的识别能力,而其空间适应性进一步增强了对细节的捕捉。此外,C\_SAC 的轻量级结构和高效的全局上下文模块不仅优化了模型的性能,还保持了计算效率。

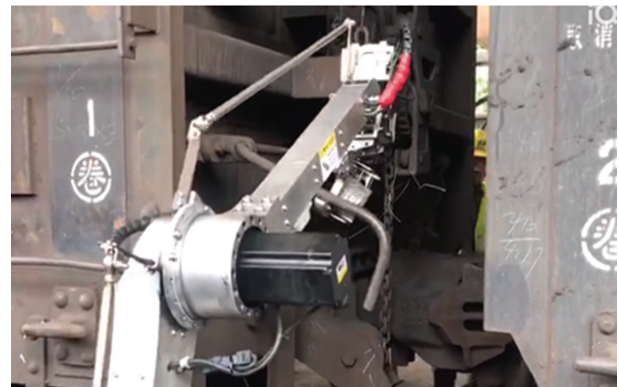
(2)WIOU 函数具有良好的泛化性能,对低质量示例的处理效果较好,代替原有的 CIOU 损失函数可以进一步提升模型的收敛速率,对火车连接手柄



(a) 摘钩前



(b) 摄像头目标检测



(c) 摘钩完成

图 11 摘钩机器人摘钩整体流程图

Fig. 11 Overall flow chart of unhook robot

的目标识别率达到 96.6%,对摘钩机器人的工作性能有进一步。

#### 参 考 文 献

- [1] 廖梓轩, 吴建华, 周铁梁, 等. 机器人自动摘钩系统中柔顺控制方法研究[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(18): 7838-7843. Liao Zixuan, Wu Jianhua, Zhou Tieliang, et al. Compliance control in automatic uncoupling robotsystem[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(18): 7838-7843.
- [2] 栾德杰, 冯军, 杨华昌, 等. 基于改进 RRT 的驼峰自动摘钩机器人路径规划算法[J]. 铁道运输与经济, 2023, 45(1): 30-38. Luan Dejie, Feng Jun, Yang Huachang, et al. Path planning algorithm of automatic hump uncoupling robot based on improved RRT

- [J]. *Railway Transport and Economy*, 2023, 45(1): 30-38.
- [3] 原培新, 蔡焜, 曹文伟, 等. 基于双目立体视觉的列车目标识别和测距技术[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2022, 43(3): 335-343.
- Yuan Peixin, Cai Da, Cao Wenwei, et al. Train target recognition and ranging technology based on binocular stereoscopic vision[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2022, 43(3): 335-343.
- [4] 李继东. 驼峰推峰自动摘钩系统关键技术研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2022.
- Li Jidong. Key technologies research on automatic uncoupling system of hump pushing[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2022.
- [5] 安迪, 马玉坤, 宋海锋, 等. 编组站提钩自动化智能识别设计[J]. *铁道运输与经济*, 2020, 42(3): 54-60.
- An Di, Ma Yukun, Song Haifeng, et al. An intelligent recognition design of automatic wagon uncoupling in marshalling yard[J]. *Railway Transport and Economy*, 2020, 42(3): 54-60.
- [6] 李志康. 敞车摘钩机器人关键技术研究[D]. 济南: 山东交通学院, 2023.
- Li Zhikang. Research on key technology of unhook robot for open vehicle[D]. Jin'an: Shandong Jiaotong University, 2023.
- [7] 倪何军, 朱宇超, 柴成林, 等. 翻车机敞车自动摘钩分析和应用[J]. *港口科技*, 2021(2): 38-42.
- Ni Hejun, Zhu Yuchao, Chai Chenglin, et al. Analysis and application of automatic unhook in tipper open car[J]. *Port Science and Technology*, 2021(2): 38-42.
- [8] 郭忠峰, 张渊博, 王赫莹, 等. 深度学习目标识别算法在货运列车车钩识别中的应用[J]. *铁道科学与工程学报*, 2020, 17(10): 2479-2484.
- Guo Zhongfeng, Zhang Yuanbo, Wang Heying, et al. Application of deep learning target detection algorithm in freight train coupler recognition[J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2020, 17(10): 2479-2484.
- [9] 蔡舒平, 孙仲鸣, 刘慧, 等. 基于改进型 YOLOv4 的果园障碍物实时检测方法[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(2): 36-43.
- Cai Shuping, Sun Zhongming, Liu Hui, et al. Real-time detection methodology for obstacles in orchards using improved YOLOv4[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2021, 37(2): 36-43.
- [10] 王志斌, 冯雷, 张少波, 等. 基于改进 YOLOv5 和视频图像的车型识别[J]. *科学技术与工程*, 2022, 22(23): 10295-10300.
- Wang Zhibin, Feng Lei, Zhang Shaobo, et al. Vehicle type recognition based on improved YOLOv5 and video images[J]. *Science Technology and Engineering*, 2022, 22(23): 10295-10300.
- [11] 马志钢, 南新元, 高丙朋, 等. 基于改进 YOLOv5 的人员检测方法研究[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(8): 3363-3369.
- Ma Zhigang, Nan Xinyuan, Gao Bingpeng, et al. Human detection method based on improved YOLOv5[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(8): 3363-3369.
- [12] 杜辰, 王兴, 董增寿, 等. 改进 YOLOv5s 的地下车库火焰烟雾检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(11): 298-308.
- Du Chen, Wang Xing, Dong Zengshou, et al. Improved YOLOv5s flame and smoke detection method for underground garage[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(11): 298-308.
- [13] 张淑卿, 王亚超, 肖寒. 基于改进 YOLOv5 的雾霾天气下行人车辆检测算法[J]. *无线电工程*, 2024, 54(2): 249-257.
- Zhang Shuqing, Wang Yachao, Xiao Han. Pedestrian and vehicle detection algorithm based on improved YOLOv5 in haze weather[J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(2): 249-257.
- [14] 王宏, 韩晨, 袁伯阳, 等. 基于改进 YOLOv5 的拥挤行人检测算法[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(27): 11730-11738.
- Wang Hong, Han Chen, Yuan Boyang, et al. Crowded pedestrian detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(27): 11730-11738.
- [15] Qiao S, Chen L C, Yuille A. DetectoRS: detecting objects with recursive feature pyramid and switchable atrous convolution[C]// *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Nashville, T. N.: IEEE, 2021: 10208-10219.