

改进 YOLOv7 的轧钢车间安全帽佩戴检测算法

张欣毅¹, 张运楚^{1,2}, 王菲¹, 刘一铭¹

(1. 山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101; 2. 山东省智能建筑技术重点实验室, 济南 250101)

摘要: 佩戴安全帽能够保护生产工作者头部免受坠物撞击带来的伤害; 轧钢车间存在空间跨度大、作业设备繁多、环境杂乱、昼夜光照差别大、炫光、监控目标尺度变化范围大等问题, 增加了安全帽佩戴检测难度; 针对上述问题, 设计了基于改进 YOLOv7 模型的轧钢车间安全帽佩戴检测方案; 算法基于 NWD 方法改进损失函数以提高目标检测精度, 并在 SPPCSPC 模块上增加了 BiFormer 模块, 使模型对小目标具有更好的检测精度, 同时不会增加运算负担, 优于其他注意力机制; 在自建安全帽数据集上对改进的 YOLOv7 模型进行训练, 实验表明, 改进的 YOLOv7 模型平均精度均值为 99.3%, 检测速度达 82FPS, 与其他主流算法、改进算法对比, 改进 YOLOv7 的 mAP 指标最高, 大大超过了其他模型的指标, 同时检测速度基本与改进模型前相差不多, 并没有因为精度提高而明显降低检测速度, 有较好效果。

关键词: 轧钢车间; 安全帽检测; YOLOv7; NWD; BiFormer

Helmet Wearing Detection Algorithm in Steel Rolling Workshops Based on Improved YOLOv7

ZHANG Xinyi¹, ZHANG Yunchu^{1,2}, WANG Fei¹, LIU Yiming¹

(1. School of Information and Electrical Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2. Shandong Key Laboratory of Intelligent Buildings Technology, Jinan 250101, China)

Abstract: Wearing helmets can protect the head of production workers from injuries caused by falling objects. There are problems such as large span of space, numerous operating devices, cluttered environment, large difference in lighting between day and night, dazzling light, and significant changes of monitoring target in steel rolling workshops, increasing the difficulty of helmet wearing detection. In response to the above problems, a helmet wearing detection scheme based on improved YOLOv7 model is designed in steel rolling workshops. Based on normalized Wasserstein distance (NWD) method, the algorithm improves the loss function to increase the accuracy of target detection, the BiFormer module is added on the SPPCSPC module, which makes the model have better detection accuracy for small targets without increasing the computational cost, it is superior to other attention mechanisms. The improved YOLOv7 model is trained on the self-constructed helmet dataset, the experimental results show that the improved YOLOv7 model has a mean average accuracy of 99.3%, with a detection speed of 82 FPS. comparing with other mainstream algorithms and improved algorithms, the improved YOLOv7 has the highest mAP index, the index of the improved YOLOv7 is much more than that of other models. At the same time, the detection speed is not much different from that before the improvement of the model, it does not significantly reduce the detection speed because of the improvement of accuracy, which has a better effect.

Keywords: steel rolling workshop; helmet detection; YOLOv7; NWD; BiFormer

0 引言

佩戴安全帽能够保护生产工作者头部免遭坠物撞击带来的伤害, 是各行各业不可或缺的防护用具。目前大多数工业现场安全帽佩戴的监督仍多采用人工监管方式, 存在着监管不及时、不到位等问题, 因未佩戴或未正确佩戴安全帽而导致的安全事故时有发生, 实时自动检测工作人员的安全帽佩戴状况, 成为企业安全生产监管中不容忽视的

重要环节。

相比其他场景, 轧钢车间存在空间跨度大、作业设备繁多、环境杂乱、昼夜光照差别大、炫光、监控目标尺度变化范围较大等问题, 增加了安全帽佩戴检测难度。

安全帽检测方法主要有两种。一种是基于传感器的安全帽佩戴检测, 另一种是基于计算机视觉的安全帽检测。基于传感器的安全帽佩戴检测需要工人佩戴装有电子标签或者传感器的安全帽, 通过传感器将安全帽佩戴信息传递

收稿日期: 2023-07-13; 修回日期: 2023-08-22。

基金项目: 国家自然科学基金(62003191)。

作者简介: 张欣毅(1999-), 女, 硕士研究生。

通讯作者: 张运楚(1968-), 男, 博士, 教授, 硕士生导师。

引用格式: 张欣毅, 张运楚, 王菲, 等. 改进 YOLOv7 的轧钢车间安全帽佩戴检测算法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 15-22.

出来,利用定位技术完成的安全帽检测。Kelm^[1]等人设计了一个移动的 RFID 门户,将 RFID 标签嵌入安全帽等防护装备上,用于检查工人的防护装备是否符合要求。Zhang^[2]等人开发了一个基于物联网架构的智能安全帽系统,可以通过传感器和 RFID 等技术确定安全帽使用状况并连接警报装置。Dong^[3]等人利用实时定位系统和虚拟系统来实现工人的位置跟踪,继而判定工人是否佩戴安全帽,并判断是否发出警报。基于传感器的安全帽佩戴检测易受其他信号干扰,且有一定的距离限制,投资成本也高。

基于计算机视觉的安全帽佩戴检测具有较强的鲁棒性,可以兼顾检测速度与精度,成为当下工业场景中所使用的主流检测技术。Park^[4]等人在 2012 年通过方向梯度直方图(HOG, histograms of oriented gradient)提取人体的特征来检测人体,然后采用颜色直方图对人体区域检测安全帽。刘晓慧^[5]等人在 2014 年利用肤色判定人脸位置,截取脸部区域,获取 Hu 特征向量,利用 SVM 检测安全帽。冯国臣^[6]等人在 2015 年通过混合高斯模型做前景检测,处理连通域进行人体判定,最后在定位的人体头部区域检测是否佩戴安全帽。

近年来,以卷积神经网络为代表的深度学习凭借其强大的非线性特征学习能力在图像分类、目标检测等领域取得了一系列突破性研究成果,其中一些方法已应用于安全帽佩戴检测任务中。2017 年毕林^[7]等人构建 3 种不同深度的卷积神经网络,用于矿山背景下的安全帽佩戴检测。2018 年黄愉文^[8]等人提出一种并行双路卷积神经网络方法识别安全帽,在输入端 RGB 三色通道的基础上新增 HOG 特征通道,将图像分两路输入到深度不同的卷积神经网络中,融合两路输出特征,获得了更加全面的颜色特征信息。

2019 年方明^[9]等人在 YOLOv2 中加入密集块,并利用 MobileNet 的轻量化网络压缩模型,使得模型体积大大减小。施辉^[10]等人提出了一种基于改进 YOLOv3 算法的安全帽佩戴检测方法,采用图像金字塔结构获取不同尺度的特征图,用于位置和类别预测,以增加模型对目标尺度的适应性。为解决重叠目标和小目标识别率低的问题,2020 年庞殊杨^[11]提出了一种改进 MTCNN 的多尺度安全帽检测算法,采用 MobileNet 轻量化网络降低计算量,通过改变卷积核数量和全连接层神经元数量,兼顾了多尺度安全帽检测的精确度和实时性。2021 年汪杰^[12]提出了基于计算机视觉和深度学习的安全帽检测与身份识别的综合方法,对建筑工人进行安全帽检测的同时识别其身份。2022 年孙国栋^[13]等人提出了一种通过融合自注意力机制来改进 Faster R-CNN 的安全帽检测方法。

但是针对轧钢车间空间跨度大、作业设备繁多、环境杂乱、监控目标尺度变化范围大等问题并没有很好的解决,各模型应用于本文背景下都有较大弊端,如加入普通的注意力机制会明显降低识别效率,改进基于 IOU 的损失函数面对不同尺度目标改进效果并不明显等。

针对轧钢车间的环境特点,本文设计了一种基于改进 YOLOv7 模型的轧钢车间安全帽佩戴检测方案,首先通过轧钢车间内安装的摄像头采集视频信息,将视频进行切帧处理,通过图片标注构建数据集,再从网络爬取安全帽网络图片,进行标注加入到数据集中,构建完整数据集。将构建好的数据集输入到改进 YOLOv7 模型中进行训练,改进措施如下:基于 NWD (Normalized Wasserstein Distance) 改进原模型损失函数,可以有效降低原模型基于 IOU 损失对不同尺度目标敏感的影响;在 SPPCSPC 模块上增加 BiFormer 注意力机制,BiFormer 模块既可以实现训练重点集中在主要位置,同时也不会明显增加运算负担,使模型具有更好的精度和实时性。最后将待检测视频或图像输入到训练好的模型即可,实现流程如图 1 所示。

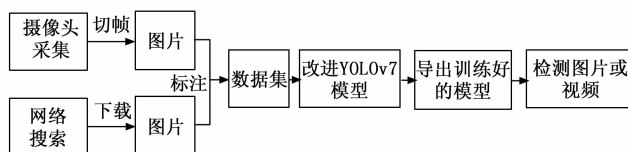


图 1 安全帽佩戴检测的研究思路

1 YOLOv7 目标检测算法

目前主流的基于深度学习的目标检测算法按照检测步数大致分为两大类,一种为单步检测(one-stage)算法只需要一个 CNN 网络直接从图像像素输入到输出边界框坐标和类别概率,这意味着网络可以全局地推理整张图像和图像中的所有目标,如 YOLO 系列(You Only Look Once)^[14]、SSD^[15];另一类为两步检测(two-stage)算法,如基于区域建议(Region Proposal)的区域卷积神经网络(R-CNN, region with convolutional neural network)系列算法(R-CNN^[16], Fast R-CNN^[17], Faster R-CNN^[18]),需先使用启发式方法选择性搜索(Selective search)或者区域建议网络(RPN, region proposal networks)产生 Region Proposal,然后再在 Region Proposal 上做分类与回归。

YOLO 系列算法在上述目标检测算法中具有突出的优势,在训练阶段,YOLO 算法可以将多张图片同时进行训练,提高了速度的同时,还可以保证了较高的精度;在检测阶段,YOLO 算法将多个卷积网络进行映射,实现了多种类型的概率与边界的同步预测,实验结果表明,本算法具有较好的识别效果。YOLO 系列模型中,YOLOv7 具有更高的精度和性能,更适合部署在实际工业现场,所以本文采用 YOLOv7 算法进行研究,网络结构如图 2 所示。

YOLOv7 主要包括 4 个部分:输入端、backbone 网络、head 网络和输出端。首先图片进入输入端,图片大小为 640×640 ,输入到 backbone 网络中,然后经 head 层网络输出三层不同大小的特征图,最后调整通道数输出预测结果。虽然 YOLOv7 算法具有较好的精度和速度,但为了适应轧钢车间安全帽佩戴检测的环境,需要对 YOLOv7 模型进一步改进。

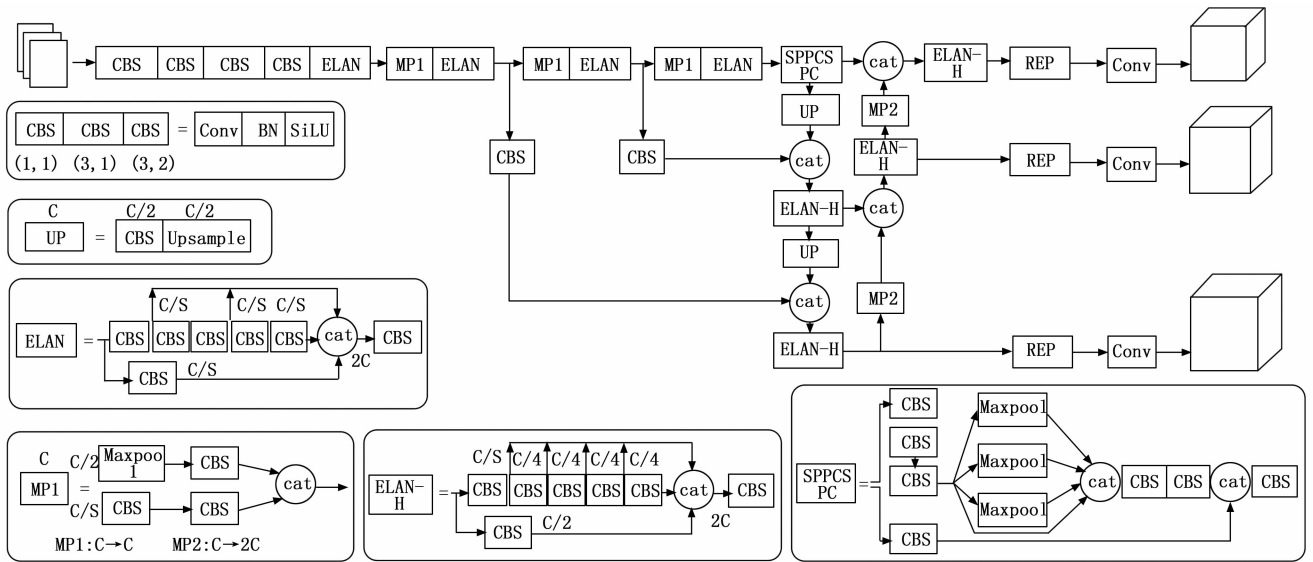


图 2 YOLOv7 网络结构图

2 YOLOv7 算法的改进

为适应轧钢车间环境下的安全帽佩戴检测, 对 YOLOv7 的改进思路为: 首先进行数据增强, 增加样本多样性; 然后基于 NWD^[19] 算法修改损失函数, 降低原模型基于 IOU 损失对不同尺度目标敏感的影响; 同时在 SPPCSPC 模块中增加 BiFormer^[20] 注意力机制, 相较于其他注意力机制, BiFormer 提高精度的同时不会产生较大的计算量。改进后的 YOLOv7 网络结构如图 3 所示。

2.1 基于 NWD 的损失函数

NWD 为归一化 Wasserstein 距离测度, 可以方便地嵌入到基于锚点的目标检测器的分配、非最大抑制和损失函数中, 取代常用的 IoU 度量, 以提高小目标检测性能。该模块首先将边界框建模为二维高斯分布, 然后用归一化的 Wasserstein 距离来衡量高斯分布的相似性。

对于小目标来说, 矩形标注框内总是会有一些背景像素, 前景像素一般集中在中间部分, 背景像素一般集中在边缘部分。为了更好的对标注框中的每个像素进行加权, 可以将标注框建模成一个 2D 的高斯分布。具体来说, 对于

一个水平标注框 $R = (c_x, c_y, w, h)$, 其中 (c_x, c_y) 是标注框的中心坐标, w 是宽度, h 是高度, 将水平标注框用内接椭圆表示, 公式如下:

$$\frac{(x - \mu_x)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y - \mu_y)^2}{\sigma_y^2} = 1 \quad (1)$$

其中: (μ_x, μ_y) 是椭圆的中心点坐标, 与标注框的中心点坐标 (c_x, c_y) 相等, σ_x 、 σ_y 是 x 轴和 y 轴的半径, $\sigma_x = w/2$, $\sigma_y = h/2$, 以一个人标注框为例, 内接椭圆及参数含义如图 4 所示。

2D 高斯分布的概率密度函数为:

$$f(X | \mu, \sum) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(x)\right)}{2\pi |\sum|^+} \quad (2)$$

其中, X 代表坐标, μ 代表均值, \sum 代表方差。由此, 当 $(X - \mu)^T \sum^{-1} (X - \mu) = 1$ 时, 矩形标注框可以建模为一个 2D 高斯分布:

$$\mu = \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix}, \sum = \begin{bmatrix} \frac{w^2}{4} & 0 \\ 0 & \frac{h^2}{4} \end{bmatrix} \quad (3)$$

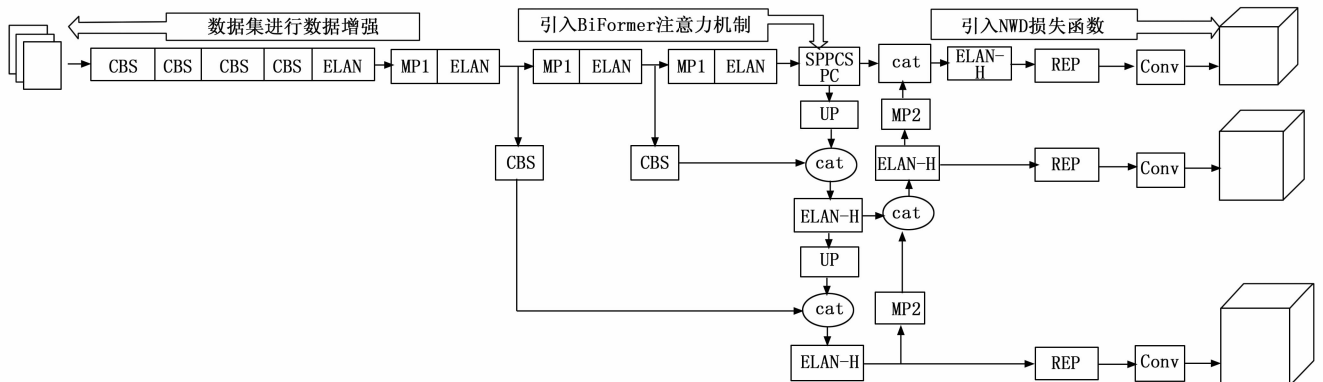


图 3 改进的 YOLOv7 网络结构图

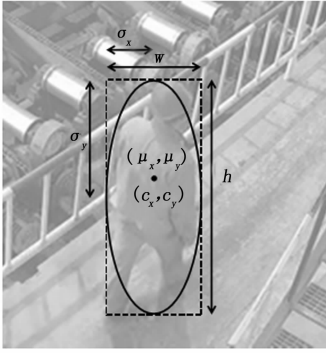


图 4 内接椭圆及参数含义示意图

对于两个 2D 高斯分布，Wasserstein 距离可以定义为：

$$\|m_1 - m_2\|_2^2 + \text{Tr} \left(\sum_1 + \sum_2 - 2 \left(\sum_2^{1/2} \sum_1 \sum_2^{1/2} \right)^{1/2} \right) \quad (4)$$

简化为：

$$W_2^2(\mu_1, \mu_2) = \|m_1 - m_2\|_2^2 + \left\| \sum_1^{1/2} - \sum_2^{1/2} \right\|_F^2 \quad (5)$$

两个矩形框的 Wasserstein 距离为：

$$W_2^2(N_a, N_b) = \left\| \left(\left[cx_a, cy_a, \frac{w_a}{2}, \frac{h_a}{2} \right]^T, \left[cx_b, cy_b, \frac{w_b}{2}, \frac{h_b}{2} \right]^T \right) \right\|_2^2 \quad (6)$$

该距离不能直接用于相似度估计，将 Wasserstein 距离归一化可得到一个新的度量，即归一化的 Wasserstein 距离，公式如下：

$$\text{NWD}(N_a, N_b) = \exp \left(- \frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{C} \right) \quad (7)$$

其中：C 为常数。

Wasserstein 距离最大的优点是即使两个边界框无重叠或相互包含，也可以测量分布的相似性。另外，与 IOU 不同的是，NWD 对不同尺度的目标不敏感，因此更适合测量极小目标间的相似性。IOU 直接全部替换为 NWD，收敛速度会很慢，且针对轧钢车间的安全帽检测数据集中有“person”标签，非小目标检测，所以本文采用 NWD 部分替换 IOU，既可以达到提高小目标检测精度的目标，又不会对训练收敛速度产生较大影响。

2.2 BiFormer 模块

轧钢厂环境昏暗、且背景复杂，容易出现漏检和误检的情况。增加注意力机制可以将学习重点放在更重要的信息上，应用广泛。但引入注意力机制都有内存占用大、计算代价高等问题，为了解决这些问题，BiFormer 注意力机制应运而生。BiFormer 是一种基于动态稀疏注意力的高效金字塔网络架构，以查询自适应的方式处理一小部分相关令牌，而不会分散对其他无关令牌的注意力，因此它具有良好的性能和较高的计算效率，尤其是在密集的预测任务中。

BiFormer 通过双层路由注意力（BRA，bi-level routing attention）机制实现了动态和查询自适应稀疏性。首先，对于一个查询，不相关的键值在粗略的区域层面被过滤掉，

然后在剩余的候选区域（即路由区域）的组合中应用细粒度的标记对标记的注意力机制。它利用稀疏性来节省计算和内存，同时只涉及 GPU 友好的密集矩阵乘法，由此可得到划分区域和输入投影。

然后通过构建一个有向图找到注意力关系（即每个给定区域应该关注的部分），只保留每个区域前几个连接来建立新的路由索引矩阵。

最后通过区域到区域的新的路由索引矩阵，可以应用细粒度的标记注意力。对于区域中的每个查询令牌，它将注意力驻留在索引列的相关路由区域上。

所以 BRA 的计算量主要分为三部分：划分区域和输入投影计算量、使用有向图的区域间路由计算量、标记间注意力计算量，给定 2D 输入特征图 $X \in R^{H \times W \times C}$ ，将其划分为 $S \times S$ 个非重叠区域，使得每个区域包含 HW/S^2 个特征向量。

计算量公式如下：

$$\begin{aligned} FLOPs &= FLOPs_{proj} + FLOPs_{routing} + FLOPs_{attn} = \\ &= 3HWC^2 + 2(S^2)^2C + 2HWk \frac{HW}{S^2}C = \\ &= 3HWC^2 + C \left(2S^4 + \frac{k(HW)^2}{S^2} + \frac{k(HW)^2}{S^2} \right) \geq \\ &= 3HWC^2 + 3C \left(2S^4 \cdot \frac{k(HW)^2}{S^2} \cdot \frac{k(HW)^2}{S^2} \right)^{1/3} = \\ &= 3HWC^2 + 3Ck^{+} (2HW)^{+} \end{aligned} \quad (8)$$

当且仅当 $2S^4 = k(HW)^2/S^2$ 时，不等式成立。其中，C 是标记嵌入维度，也是特征图的通道数，k 是要关注的区域数。

使用 BRA 作为核心构建了一种新的层次视觉转换器，即 BiFormer。BiFormer 使用四级金字塔结构。在第一阶段使用重叠的补丁嵌入，在第二到第四阶段使用补丁合并模块来降低输入空间分辨率，同时增加通道数量，然后使用 N_i 个连续的 BiFormer 块来变换特征。如图 5 所示。

在每个 BiFormer 块中，在开始时使用 3×3 深度卷积来隐式编码相对位置信息。然后，依次应用 BRA 模块和 2 层 MLP 模块，分别用于跨位置关系建模和逐位置嵌入，如图 6 所示。

本文在 SPPCSPC 模块中增加 BiFormer 注意力机制，既达到了引入注意力机制提高检测精度的目的，同时也不会产生较大的计算量，有明显的优越性，改进后的 SPPCSPC 模块如图 7 所示。

3 实验与结果分析

3.1 数据集的构建

待测场景图片均为目标较小、场景复杂的图片，不能完全展现安全帽及人的细节，若只采用待测场景下图片作为数据集会出现误差较大的情况，加入大目标的图片作为补充数据集误差会更小。

标注自己数据集的方法有很多种，本文采用 LabelImg 工具对图像进行标注，标注 3 个标签，分别为“person”

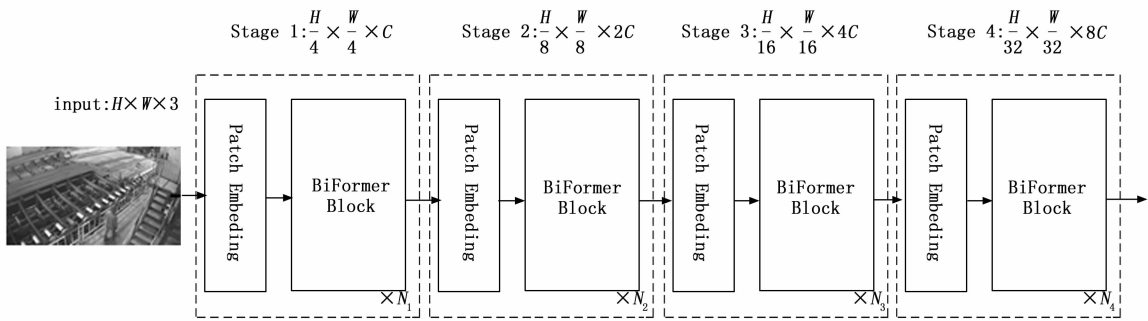


图 5 BiFormer 整体架构图

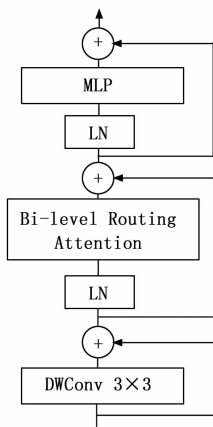


图 6 BiFormer 模块详细结构图

“head” 和 “helmet”。

采用脚本分配训练、验证和测试数据集, 根据自己的实际情况, 修改相应参数改变训练集和测试集比例。本文将数据集以 8 : 1 : 1 的比例分为训练集、验证集和测试集, 具体数据量如表 1 所示。

为了增加样本多样性, 将数据集进行数据增强, 本文选择 Mosaic 数据增强方法, 通过随机缩放、裁剪、拼接, 大大扩充了数据集数量, 提高模型的鲁棒性。

3.2 实验配置及参数设置

实验环境使用 Windows10 操作系统, CPU 型号为 Intel Core i9-10900X, 使用 NVIDIA GeForce GTX 3090 显卡进行运算, CUDA 版本为 11.6, Pytorch 版本为 1.13.0, Py-

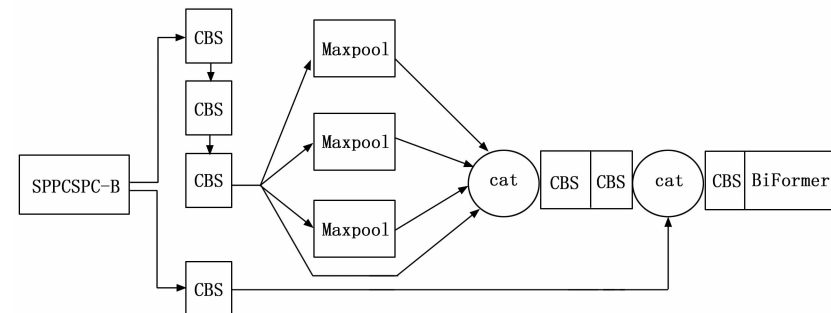


图 7 改进后的 BiFormer 模块

thon 语言环境为 3.8。设置 YOLOV5 训练的参数: 其中, 初始学习率 (learning rate) 为 0.01, 批处理大小 (batch size) 为 16, 迭代轮数 (epochs) 为 150, 输入图像分辨率为 640×640 。

3.3 评价指标

为了准确评估深度模型在安全帽检测图像上的检测性能, 本文采用检测算法评估公认度最高的 mAP (mean Average Precision, 平均精度均值), 即数据集中各类精度的平均值, 在目标检测任务中作为衡量检测精度的重要指标, $mAP@0.5$ 表示 IOU 阈值为 0.5 时的平均精度。

P (precision, 准确率)、 R (recall, 召回率)、 AP 、 mAP 定义如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (11)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^k AP_i}{k} \quad (12)$$

其中: TP 为真正例, FP 为假正例, TN 为真反例, FN 为假反例。

$mAP@0.5$ 表示 IOU 阈值为 0.5 时的平均精度, 主要用于评估模型的识别能力。FPS 表示每秒检测到的图像数, 值越高, 检测速度越快。综上, 本文主要用 Precision、Recall、 mAP 和 FPS 来作为模型的评价指标。

3.4 基础模型和改进模型对比实验分析

由于光照、遮挡、距离摄像头远近不同等条件限制, 安全帽佩戴检测中图像特征繁杂, 给图像识别带来了极大的挑战。本文主要针对对轧钢车间场景特点对 YOLOv7 模型进行改进, 从而完成安全帽佩戴检测。对数据集进行模型训练之后, 对最终得到的不同模型测试结果进行对比分析。为了验证改进模型的提升效果, 将改进后的轧钢车间安全帽检测算法与原始模型在 $mAP@0.5$ 评价指标上作对比, 如图 8 所示。其中虚线折线图为基础 YOLOv7 模型训练

表 1 数据集划分

数据集类别	训练集			验证集			测试集		
数量/张	3 120			389			390		
标签名称	person	helmet	head	person	helmet	head	person	helmet	head
数量/个	4265	3881	310	533	485	38	534	486	40

指标,实线折线图为改进后的 YOLOv7 模型训练指标,由图中可以看出,改进后模型的指标明显优于基础模型,证明改进后的 YOLOv7 模型具有较好的准确性和泛化能力。

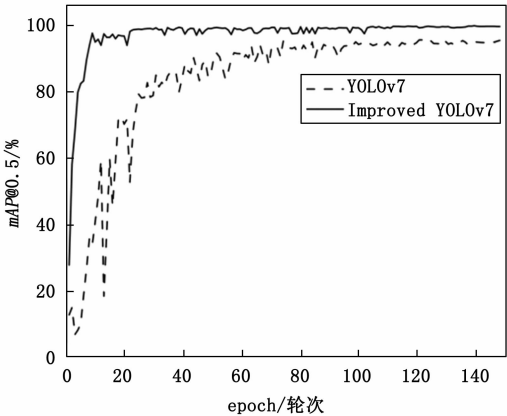


图 8 基础模型和改进模型曲线对比

3.5 消融实验

为验证本文改进算法的有效性,在相同数据集上进行了消融实验。在 YOLOv7 原模型的基础上,依次进行修改:引入融合 NWD 的损失函数、引入 BiFormer 注意力机制。该实验主要采用 Recall、Precision、 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 作为评价指标。消融实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验

Model	Recall	Precision	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$
YOLOv7	0.959	0.917	0.951	0.656
YOLOv7+NWD	0.917	0.968	0.949	0.653
YOLOv7+BiFormer	0.931	0.916	0.961	0.664
YOLOv7+NWD+BiFormer	0.989	0.988	0.993	0.814

从表 2 中可以看出,YOLOv7 增加 NWD 损失模块后,与原 IOU 损失函数的模型相比,Precision 提高了 5.1%, mAP 指标有了少量损失;在 SPPCSPC 模块加入 BiFormer 注意力机制后,模型精度提升了 1%,召回率有所下降;同时将 NWD 损失和 BiFormer 注意力机制加入 YOLOv7 中后,Recall、Precision、 $mAP@0.5$ 、 $mAP@0.5:0.95$ 指标均有明显提升,其中 $mAP@0.5:0.95$ 上升了 15.8%。综上所述,本文提出的方法对轧钢车间内安全帽检测精度有明显提高。

3.6 对比实验

为了更加客观展现本文改进的 YOLOv7 模型在轧钢车间安全帽检测方面的效果,下面进行两组对比实验,第一组进行主流算法对比,将本文选择的 YOLOv7 模型与其他

主流模型的算法对比;第二组将本文改进模型与其他改进模型进行对比,验证本文改进模型的优越性。

首先第一组进行对比实验的模型包括 SSD、Faster R-CNN、YOLOv2、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7 和本文改进的 YOLOv7 算法,统一选择 4.1 节中自制数据集进行实验。评价指标选择 $mAP@0.5$ 、FPS,这两个参数即可实现对模型精度和速度的性能对比, $mAP@0.5$ 越大,模型准确度越高,FPS 越大,模型检测速度越快,实验结果如表 3 所示。

表 3 主流算法性能对比

模型名称	$mAP@0.5/\%$	FPS
SSD	75.6	50
Faster R-CNN	80.7	10
YOLOv2	72.4	11
YOLOv3	88.3	41
YOLOv5	94.8	79
YOLOv7	95.1	80
改进 YOLOv7	99.3	82

从表中可以看到,本文选择的安全帽佩戴检测模型 YOLOv7 的 mAP 指标最高,大大超过了其他模型的指标,同时检测速度基本与改进模型前相差不大,并没有因为精度提高而明显降低检测速度,可以达到实时检测的效果,因此实验构建的安全帽佩戴检测模型在检测精度 mAP 和速度综合指标上都有较好的性能。

第二组实验模型包括将其他常见注意力机制引入 YOLOv7 模型,如 CA、CBAM 等,还有文献 [21]、[22] 改进的模型,实验结果如表 4 所示。

表 4 改进算法性能对比

模型	$mAP@0.5/\%$	FPS
YOLOv7+CA	96.3	68
YOLOv7+CBAM	96.5	70
YOLOv7+SENet	95.9	65
文献[21]	98.4	76
文献[22]	97.2	69
改进 YOLOv7	99.3	82

从表中可以看出,引入其他注意力机制或其他改进模型 mAP 值均低于本文改进算法,且检测速度明显较慢,证明本文采用的引入 Biformer 注意力机制和 NWD 损失对模型改进有较好的效果。

将 YOLOv7 模型和本文改进的 YOLOv7 模型的测试效果进行详细对比,如图 9 所示。图中选择了四组对照图进行展示,中间两张大图为主图,左半侧为初始 YOLOv7 模

型测试效果,右半侧为改进的YOLOv7模型测试效果,主图两侧箭头指出小图为带有检测出目标框的放大图,为避免遮挡标签名和置信度,将标签栏放在标志框的左下角。



图9 改进前后测试对比图

图9(a)是设备密集场景下工人安全帽佩戴检测的测试结果,从左半图可以看出,改进前模型漏检两人及其安全帽,且出现许多误检框,而右半图改进后模型3人全部检出且安全帽检测正常。图9(b)左半图改进前模型出现漏检两人情况,且检出的工人标注框置信度也很低,改进后模型准确地检测出了图中工人安全帽佩戴情况,漏检一人位于左上角日期水印遮挡位置。图9(c)是设备较密集场景下的测试结果,由左半图可以看出原模型出现了漏检,而改进后模型没有漏检,且行走中的模糊人形也可以检出。图9(d)是设备不密集场景下的测试结果,原YOLOv7模型存在漏检,而改进后模型正确检测出了所有目标。这是由于在原YOLOv7模型的卷积神经网络中,小目标安全帽的位置信息存在部分丢失,影响了后续多尺度特征金字塔的信息融合,所以造成了小目标漏检。改进模型将NWD嵌入到损失函数中,即使两个边界框无重叠或相互包含,也可以测量分布的相似性,提高了小目标检测性能,同时采用BiFormer注意力机制更早地关注图像中的小目标,使得最终生成的特征图信息更加丰富,提高了模型的表示能力,成功检测出全部安全帽目标。

4 结束语

针对轧钢车间的环境特点,本文设计了一种基于改进

YOLOv7模型的轧钢车间安全帽佩戴检测方案,该方法主要是融合了基于NWD方法的损失函数改进和在SPPCSPC模块上增加了BiFormer注意力机制,使模型具有更好的精度,但不会明显增加由注意力机制引起的运算负担。为评估改进模型的性能优劣,设计了一系列对比实验进行分析,几组实验都证明,本文提出的改进算法针对轧钢车间小目标的检测精度有较大提高,速度上也能实现实时性。

参考文献:

- [1] KELM A, LAUßAT L, MEINS-BECKER A, et al. Mobile passive radio frequency identification (RFID) portal for automated and rapid control of personal protective equipment (PPE) on construction sites [J]. Automation in Construction, 2013, 36: 38-52.
- [2] ZHANG H, YAN X, LI H, et al. Real-time alarming, monitoring, and locating for non-hard-hat use in construction [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2019, 145 (3): 04019006.
- [3] DONG S, HE Q, LI H, et al. Automated PPE misuse identification and assessment for safety performance enhancement [M] // ICCREM 2015, 2015: 204-214.
- [4] PARK M W, BRILAKIS I. Construction worker detection in video frames for initializing vision trackers [J]. Automation in Construction, 2012, 28: 15-25.
- [5] 刘晓慧,叶西宁. 肤色检测和Hu矩在安全帽识别中的应用[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2014, 40 (3): 365-370.
- [6] 冯国臣,陈艳艳,陈宁,等. 基于机器视觉的安全帽自动识别技术研究[J]. 机械设计与制造工程, 2015, 44 (10): 39-42.
- [7] 毕林,谢伟,崔君. 基于卷积神经网络的矿工安全帽佩戴识别研究[J]. 黄金科学技术, 2017, 25 (4): 73-80.
- [8] 黄愉文,潘迪夫. 基于并行双路卷积神经网络的安全帽识别[J]. 企业技术开发, 2018, 37 (3): 24-27.
- [9] 方明,孙腾腾,邵桢. 基于改进YOLOv2的快速安全帽佩戴情况检测[J]. 光学精密工程, 2019, 27 (5): 1196-1205.
- [10] 施辉,陈先桥,杨英. 改进YOLO v3的安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (11): 213-220.
- [11] 庞殊杨,芦莎. 基于改进MTCNN的多尺度安全帽识别[J]. 计算机应用研究, 2021, 38 (6): 1907-1912.
- [12] 汪杰. 基于计算机视觉和深度学习的工人安全帽检测与身份识别方法[D]. 合肥:合肥工业大学, 2021.
- [13] 孙国栋,李超,张航. 融合自注意力机制的安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (20): 300-304.
- [14] REDMON J, DIWVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 779-788.
- [15] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. Ssd: Single shot

- multibox detector [C] //Computer Vision - ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11 - 14, 2016, Proceedings, Part I 14. Springer International Publishing, 2016: 21 - 37.
- [16] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 580 - 587.
- [17] GIRSHICK R. Fast r-cnn [C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 1440 - 1448.
- [18] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks [C] //Advances in Neural Information Processing Systems. 2015: 91 - 99.
- [19] WANG J, XU C, YANG W, et al. A Normalized gaussian wasserstein distance for tiny object detection [Z]. 2021.
- [20] ZHU L, WANG X, KE Z, et al. BiFormer: Vision transformer with bi-level routing attention [C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023: 10323 - 10333.
- [21] 戚玲珑, 高建瓴. 基于改进 YOLOv7 的小目标检测 [J]. 计算机工程, 2023, 49 (1): 41 - 48.
- [22] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An Attention Mechanism-Improved YOLOv7 Object Detection Algorithm for Hemp Duck Count Estimation [J]. Agriculture, 2022, 12: 1659.

体系统架构 [J]. 国防科技, 2020 (4): 111 - 116.

[7] 黄 兴, 朱亚明, 张元明. 基于 5G 的运载火箭无线测发控系统 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (4): 8 - 13.

[8] 谭惠文, 徐晓帆. 全球航天发射场现状分析 [J]. 国际太空, 2019 (6): 49 - 53.

[9] 宋永生, 邵旭东, 李 铎, 等. 固体运载火箭海上发射需求及应用前景分析 [J]. 中国航天, 2019 (6): 13 - 16.

[10] 徐 昕, 高 飞, 韩秀利, 等. 快速机动发射运载火箭测发控系统的设计分析与展望 [J]. 装备学院学报, 2006 (5): 14 - 19.

[11] 高 飞, 徐 玮, 汪 灏, 等. 快速发射运载火箭测发控方舱列装化设计研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (5): 62 - 68.

[12] 金志超, 黄莉莉. 远程测发控系统在无人值守期间对部分故障的远程定位 [J]. 航天控制, 2005, 23 (1): 84 - 86.

[13] 胡士斌, 任 松, 司长哲. 航天发射场云计算平台研究 [J]. 计算机工程与应用, 2014 (50): 262 - 265.

[14] 葛敬国, 弭 伟, 吴玉磊. IPV6 过渡机制: 研究综述、评价指标与部署考虑 [J]. 软件学报, 2014, 25 (4): 896 - 912.

[15] 何熊文. 一种航天器综合电子系统业务及协议体系架构设计 [J]. 航天器工程, 2017 (1): 71 - 78.

[16] 韩星越. 基于树莓派的内网穿透技术研究与实现 [J]. 网络安全技术与应用, 2021 (10): 22 - 25.

[17] 褚厚斌, 张丽晔, 郭 晶, 等. 航天通用测发控软件平台设计与应用 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (5): 1799 - 1801.

[18] 范 博, 杨润培, 黎 琳. 基于 SSH 的可信信道建立方法研究 [J]. 信息网络安全, 2018 (1): 45 - 51.

[19] 顾炜江. 网络流量监测中在线数据融合方法设计 [J]. 科学技术与工程, 2016, 16 (13): 239 - 243.

[20] 顾晓丹, 杨 明, 罗军舟, 等. 针对 SSH 匿名流量的网站指纹攻击方法 [J]. 计算机学报, 2015, 38 (4): 833 - 845.

[21] 麦兴宾. SSH 隧道下应用协议识别的网络安全研究 [J]. 计算技术与自动化, 2019, 38 (3): 141 - 146.

[22] 陈文龙, 肖 融, 徐明伟, 等. 多宿主连接环境下隧道传输网络的一体化路由模型 [J]. 计算机学报, 2015, 38 (3): 541 - 554.

4 结束语

针对未来高密度、低成本和强管控的商业发射任务, 本文设计了一种基于 IPV6 和云服务的异地远程测发控系统, 技术人员可以远程接入测试和发射现场的测发控系统, 提供从测试到发射的全程技术保障, 减少现场的人员数量, 降低保障成本。此外, 技术人员能够同时接入多个不同地点的测试和发射现场, 实现多任务的快速切换, 提高工作效率。

但本文设计的测发控系统仍存在改进之处, 具体如下:

1) 云服务器需要具有公网固定 IP 地址, 建立或租用云飞服务器的费用较高, 后续可考虑使用价格更低的公网动态 IP 地址搭建云服务器, 通过使用动态域名解析的方式向 DNS 服务器更新云飞服务器的公网动态 IP 地址, 实现终端设备对云飞服务器的访问, 能够进一步降低云飞服务器的搭建成本;

2) 测发控服务器发送遥测数据前未对数据进行压缩处理, 导致遥测数据传输需要占用较多带宽, 后续考虑在数据发送前进行压缩, 测发控显示终端在收到数据后进行解压处理, 降低数据传输的带宽占用, 从而进一步的节省云服务器搭建成本, 提高测发控系统性能以及网络资源利用率, 以适应未来的航天发射需求。

参考文献:

- [1] 肖士利, 何 巍, 秦旭东. 中国运载火箭测试发射模式发展思路研究 [J]. 宇航总体技术, 2021, 5 (1): 65 - 72.
- [2] 蔡巧言, 吴莉莉, 孙 健. 升力式火箭动力航班化航天运输系统的关键技术挑战 [J]. 宇航总体技术, 2023, 7 (2): 42 - 51.
- [3] 任月慧, 张宏德, 彭 越, 等. 运载火箭测发控技术未来发展与展望 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (6): 1 - 4.
- [4] 赵 民, 贾长伟, 张 冶. 航天装备数字化建设研究与实践 [J]. 宇航总体技术, 2023, 7 (2): 27 - 34.
- [5] 刘 梅, 刘 洋, 刘晓松. “互联网+”对航天传统制造业的挑战与机遇 [J]. 航天工业管理, 2016 (1): 19 - 21.
- [6] 蔡红维, 谢福锋, 胡清忠. 基于云计算的航天发射场业务网络