

# 建筑工地安全帽佩戴检测算法研究综述

彭燕, 谢乐源, 吴宗义, 杨孟飞

重庆科技学院安全工程学院, 重庆

收稿日期: 2023年12月30日; 录用日期: 2024年1月26日; 发布日期: 2024年2月2日

## 摘要

为了减少建筑工地事故的发生, 提高建筑项目的安全保障, 基于深度学习的建筑工人安全帽佩戴目标检测方法成为了一个重要的研究领域。该方法通过利用建筑工地的监控实时提取图像和视频信息, 并自动识别工人是否正确佩戴安全帽, 具有较高的准确率与实时性, 可提升建筑行业安全管理的智能化水平。本综述旨在综合分析近年来在深度学习环境下的安全帽佩戴检测算法研究现状, 分别从数据集与评价指标、两阶段目标检测、单阶段目标检测及改进等方面总结归纳国内外学者的研究成果, 分析这些方法的优点、局限性以及当前的难点, 并给出建议和展望, 为后续研究者提供参考和借鉴。

## 关键词

深度学习, 目标检测, 计算机视觉, 安全帽, 建筑工地

# A Review of Research on Algorithms for Detecting Safety Helmet Wearing on Construction Sites

Yan Peng, Leyuan Xie, Zongyi Wu, Mengfei Yang

School of Safety Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: Dec. 30<sup>th</sup>, 2023; accepted: Jan. 26<sup>th</sup>, 2024; published: Feb. 2<sup>nd</sup>, 2024

## Abstract

In order to reduce the occurrence of construction site accidents and improve the safety and security of construction projects, the deep learning-based target detection method for construction workers' helmet wearing has become an important research field. The method extracts image and video information in real time by utilizing the surveillance of the construction site and automatically identifies whether the worker is wearing the helmet correctly, which has high accuracy and real-time performance, and can improve the intelligent level of safety management in the construction industry.

文章引用: 彭燕, 谢乐源, 吴宗义, 杨孟飞. 建筑工地安全帽佩戴检测算法研究综述[J]. 计算机科学与应用, 2024, 14(2): 173-182. DOI: 10.12677/csa.2024.142018

This review aims to comprehensively analyze the current research status of helmet wearing detection algorithms under deep learning environment in recent years, summarize and generalize the research results of scholars at home and abroad from the aspects of dataset and evaluation indexes, two-phase target detection, single-phase target detection, and improvement, respectively, and analyze the advantages, limitations, and current difficulties of these methods, as well as give suggestions and outlooks, so as to provide references and suggestions for the subsequent researchers.

## Keywords

Deep Learning, Target Detection, Computer Vision, Safety Helmet, Construction Site

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

由于建筑工地存在施工环境复杂、人员流动大和不同机械同时作业等特点，工人们在作业中经常面临潜在的安全风险，如果没有采取有效的安全防护措施，甚至会导致各种安全事故的发生，造成人员伤亡和财产损失。

传统的施工现场安全管理方式，是通过人工巡检或视频监控来发现潜在的安全问题，并及时管控。这种方式虽然可以发现部分问题，但效率较低且准确性不高，尤其对于大型施工现场，视频监控难以覆盖所有区域，容易出现视线盲区，从而形成安全隐患。

随着卷积神经网络(CNN, Convolutional Neural Network)在深度学习领域的快速发展，许多研究人员提出了基于深度学习的目标检测方法，利用摄像头和目标检测算法实现对施工现场的实时监控与智能预警。2020年，赵永强等[1]从改进和结合的角度对单阶段、两阶段目标检测算法进行了综述，并详细介绍了通用数据集。2023年，朱豪等[2]针对单阶段目标检测的结构原理和优缺点进行综述，认为此方法对小目标检测准确度可能有所下降，需要不断改进。杨锋等[3]从改进目标检测算法应用研究方面进行了综述，并从注意力机制、轻量型网络和多尺度检测等方面对目标检测算法的最新改进思路进行总结梳理。Li 等[4]提出了一种涉及多种风险因素强度的工人风险水平评估方法，并开发了实时跟踪系统，以客观记录安全帽的使用情况。

依据住房和城乡建设部办公厅目前公开发布的“关于 2020 年房屋市政工程生产安全事故情况的通报”，2020 年全年共发生安全事故 689 起，其中高空坠落共发生 400 多起，占到总数的一半以上，物体打击事故 83 起[5]。在高空坠落和物体打击等类似建筑施工安全事故中，正确佩戴安全帽可以大幅度降低事故伤害。近年来，随着对工地安全的重视程度越来越高，针对安全帽佩戴检测方法的研究已经有了长足的进步，本综述就基于深度学习的安全帽佩戴检测算法研究进展，从以下四部分进行阐述：(1) 数据集与评价指标，分析总结了近年来研究人员常用的目标检测数据集和评价指标；(2) 两阶段目标检测算法，主要针对改进 Faster R-CNN 安全帽佩戴检测进行算法与局限性分析；(3) 单阶段目标检测算法，分析改进的 YOLO 和 SSD 系列算法的优势和局限性；(4) 对全文归纳总结，提出当前存在的问题及未来展望。

## 2. 数据集与评价指标

### 2.1. 数据集

在训练深度学习网络时，目标检测算法的数据集，要求拥有足够的数据量和丰富的数据类别。数据

集的不同表现在图像数量、采集设备的选择和视角等方面，研究人员根据算法的要求选择合适的数据集进行实验，一般会使用公开的图像数据作为参考，以此客观地评判算法的精度。

目前深受研究人员欢迎的数据集主要有 PASCALVOC [6]、MS-COCO [7]和 Image Net [8]，这些数据集的出现使目标检测领域得到了快速地发展，然而当前在安全帽佩戴检测领域还缺乏优秀的公共数据集，大多研究人员都是根据实际场景采集图像数据，再标注构建数据，比如建筑施工现场、油气作业领域等严格佩戴安全帽的场景，大多都是通过收集网上数据、提取作业现场监控视频和现场拍摄等途径获取数据集。

如表 1 所示，在目前的目标检测领域中，现有的数据集大都是简单场景范围，缺乏复杂场景中的小目标检测数据集，并且在安全帽检测方面也仍缺乏公共数据集，仅仅依靠研究人员采集实际场景的图像再进行标注。主要原因是小目标数据不易标注、标全难度大，且对于标注误差更为敏感，现有大规模的通用小目标数据集处于缺乏状态，因此后续研究人员可以把重点放在收集、标注小目标图像数据集上。

**Table 1.** Commonly used target detection datasets

**表 1.** 常用的目标检测数据集

数据集	发布年份	数量	注释	状态
Caltech101 [9]	2004	9145	101	公开
ImageNet [8]	2009	14,000,000	21,841	公开
PASCAL VOC 2007 [6]	2010	9963	20	公开
MS-COCO [7]	2014	328,000	91	公开
PASCAL VOC 2012 [6]	2015	11,540	20	公开
TT100K [10]	2016	100,000	128	公开
VEDAI [11]	2016	1200	9	公开

## 2.2. 评价指标

除了数据集之外，评价指标也同样重要，目标检测算法的性能常用检测速度、交并比、准确率、召回率、平均精确率和平均精确率均值等评价指标进行分析以此比较不同的算法模型。

1) 检测速度(Frames per second, FPS): 表示每秒可以处理的图片数量，用于评估模型检测的速度，FPS 越高实时性越好。

2) 交并比(Intersection over Union, IOU): 预测边框与实际边框的交集和并集的比值。

$$IOU_{A_x, B_y} = \frac{A_x \cap B_y}{A_x \cup B_y} \quad (1)$$

式中  $A_x$  是预测边框， $B_y$  是实际边框，IOU 处于 0~1 之间。

3) 精确率(Precision, P): 表示正样本数据被分类器准确判别为正样本的概率。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

式中  $TP$  是预测正确的正样本数量， $FP$  是负样本预测成正样本的数量。

4) 召回率(Recall, R): 表示分类器把所有正样本数据都找出来的能力。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

式中  $FN$  是正样本预测成负样本的数量。

5) 平均精确率(Average precision, AP): 不同召回下的平均检测精度, 通常以特定类别的方式进行评估。表示的是  $PR$  曲线所围成的面积, 而  $PR$  曲线是以检测模型的召回率为横坐标轴, 准确率为纵坐标轴所形成的。

$$AP = \int_0^1 P(t) dt \quad (4)$$

式中  $t$  是在不同 IOU 下的曲线召回率, 假设当  $t = 0.7$  时, 只有  $IOU \geq 0.7$  才会被认为是正样本。

6) 平均准确率均值(mean Average Precision, mAP): 表示多个类别的平均 AP 值, 是衡量分类器对所有类别的检测效果。

$$mAP = \frac{\sum_{n=0}^N AP_n}{N} \quad (5)$$

式中  $N$  为种类的数量。

### 3. 两阶段目标检测

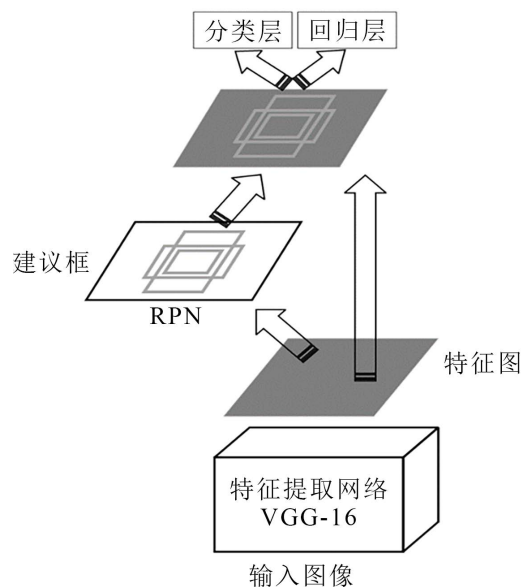


Figure 1. Faster R-CNN algorithm network structure diagram

图 1. Faster R-CNN 算法网络结构图

目标检测算法的目的是将场景中需要识别的目标进行定位、分类和标记, 在对目标进行识别的过程中, 最重要的两个过程是识别和分类[12]。两阶段目标检测(Two-Stage)也称为基于分类的目标检测算法, 需要先预设一个区域, 即一个可能包含待检测物体的预选框, 再通过卷积神经网络进行样本分类计算。首先特征提取, 其次区域生成(RP, Region Proposal), 最后再分类/定位回归。常见的算法有 R-CNN 系列, 如 Fast R-CNN [13]、Faster R-CNN [14]以及 R-FCN [15]等。

#### 3.1. R-CNN

R-CNN 作为一种基于区域的 CNN 探测器, 它的主要特点是可以将物体识别任务转化为基于区域的分类问题, 通过在输入图像中获取和计算物体的类别, 并使用目标检测算法来确定物体的位置[16]。该方

法包括四个部分：第一个模块产生候选区域；第二个模块则是对每个候选区域使用深度网络提取特征；第三个模块将特征送入每一类的 SVM 分类器，判断是否属于该类，再使用边界框回归器，以准确地预测边界框。通过候选区域的选择，利用卷积神经网络从各区域抽取 4096 个特征矢量，考虑到各区域提取所需的输入矢量是固定的，则要求各区域提取特征尺寸一致。若 CNN 的输入尺寸固定为  $227 \times 227$  像素，那么从一帧到另一帧物体的尺寸或长宽比，将被改变为第一个模块中建议的提取区域的尺寸，而候选区域周围边界框中的所有像素，无论区域尺寸或长宽比如何，都将变形为所需的  $227 \times 227$  像素[17] [18]。

### 3.2. 改进 Faster R-CNN 的安全帽佩戴检测算法

Faster R-CNN 算法的网络结构主要由三部分组成：特征提取网络、RPN 网络和分类回归网络，如图 1 所示。Simonyan 等[19]提出使用特征提取网络 VGG-16 提取图像对应的特征图，利用一种具有极小( $3 \times 3$ )卷积滤波器的架构，对深度不断增加的网络进行了全面评估。目前基于两阶段目标检测算法改进最多的是 Faster R-CNN 算法，具体可以分为四个方面：特征融合模块、ROI 池化模块(Pooling, ROI)、区域提取网络(Region Proposal Network, RPN)和非极大值抑制模块(Non-Maximum Suppression, NMS)，本节针对安全帽佩戴检测算法的模块改进进行综述研究，见表 2。

Table 2. Improved Faster R-CNN algorithm

表 2. 改进 Faster R-CNN 算法

作者	方法	优势	局限性	数据集
邓姗姗[20]	使用高频增强后的图像和对比度增强后的图像作为算法输入样本，并利用多尺度卷积特征融合的方法，融合来自不同特征层的特征	平均精度均值 mAP 达到了 97.9%	由于融合过程训练时间较长，检测速度有所降低	选取 PASCAL VOC 2007 数据集中的小目标类别
朱玉华[21]	采用 ResNet101 与 FPN 相融合作为特征提取网络，生成多尺度特征图	改进的模型平均精度达到 90.9%	检测速度降低	共 5000 张来自施工现场采集和网络爬虫图片
徐守坤[22]	运用多尺度训练和增加锚点数量增强网络检测不同尺寸目标的鲁棒性，引入防止正负样本不平衡的在线困难样本挖掘策略	检测准确率提高了 7%，对环境的适应性更强	对于小目标、人员姿态多样性难以精确位置，检测精准度不够	共 7000 张不同施工现场的监控图像
罗海保[23]	通过对 RPN 网络的改进解决了因初始建议框设计不合理导致无法召回小目标的问题；采用 RoI Align 的池化算法避免了使用 RoI Pooling 池化算法造成的连续两次量化误差	提高了网络对航拍图像小目标的检测精度和对网络检测速度	航拍图像鸟巢数据量不足，影响检测精度	航拍图像鸟巢测试集和 VOC2007 测试集
S. Chen [24]	采用了 K-means++ 算法更好地适应小目标—安全帽	平均精度提升了 8.1%，有效克服了距离、光线等因素的干扰，同时能识别多人	应用场景较单一，主要在变电站环境中，泛化能力差	带电作业场所监控录像截屏

## 4. 单阶段目标检测

单阶段目标检测(One-Stage)也称为基于回归的目标检测算法，不需要得到建议框，直接产生物体的类别概率和位置坐标值，通过单次检测即可直接得到最终的检测结果[25]，典型的算法为 YOLO (You Only

Look Once)系列算法和 SSD (Single Shot Multi Box Detector)算法,其任务流程是先特征提取,再进行分类/定位回归。

#### 4.1. YOLO 系列算法

YOLO [26]是在 Faster R-CNN 之后提出的单阶段目标检测,主要通过摄像头和全图像进行实时检测。YOLO 检测是一个回归问题,将统一的架构直接从输入图像中提取特征,因此它可以预测边界框和类别概率。

YOLOv1 算法是通过将图像划分为网格图来实现目标检测,每一个网格预测物体的边界框及概率,当目标物体的中心点在网格内时,该网格就可以预测物体的位置和类别[27]。虽然 YOLOv1 的检测速度很快,但是精度较低。

Redmon 等[28]引入 YOLOv2 算法,其网络结构参照 SSD 和 YOLO 算法。它将 VGG-16 替换为了 DarkNet19 作为特征提取网络,并采用了多目标分类和检测的训练技巧,从而将可检测的物体种类扩充到了数千种。方明等[29]在安全帽佩戴检测研究中以 YOLOv2 目标检测方法为基础,对网络结构进行了改进,利用 MobileNet 中的轻量化网络结构对网络进行压缩,使模型的大小缩减为原来的十分之一,增加了模型的可用性。

YOLOv3 [30]由于速度快、精确度高成为了当前工业检测领域常用的算法。它将特征提取网络替换成了 DarkNet53,激活函数使用了 Logistic 取代了 Softmax,并且采用了三条分支检测不同尺度的对象。

由于上述改进,虽然 YOLOv3 算法的检测精度与 Faster R-CNN 算法基本持平,但检测速度是 SSD 算法和 Faster R-CNN 算法的两倍多[31]。

YOLOv4 [32]算法在 YOLOv3 算法的基础上引入了许多创新技术,如 Mosaic 增强、cmBN 和 SAT 自我对抗训练、CSPDarknet53 网络结构、Mish 激活函数和 Dropblock 等[33]。此外,YOLOv4 还引入了 SPP 模块和 FPN + PAN 结构,并采用 CIoU 作为边界框预测方法,以进一步提高检测精度和速度。综上,YOLOv4 算法比 YOLOv3 算法,在实际应用中更具优势。

YOLOv5 是基于 Pytorch 框架的轻量级目标检测算法,使用深度学习和卷积神经网络实时检测物体,识别是否有效采取安全防护措施,如安全帽、安全带和防护服[34]。YOLOv5 算法在各种平台的模型部署方面非常灵活,在当前工业软件、操作系统和机器人设备国产化的背景下有着很大的优势。

#### 4.2. 改进 YOLO 系列的安全帽佩戴检测算法

安全帽佩戴检测对小目标检测的要求较高,并需要具有时效性,为了追求更快的检测速度和更精准的小目标检测能力,能够更好地应用于安全帽佩戴检测任务中,许多研究人员对 YOLO 系列算法进行了改进,见表 3。

**Table 3.** Improvement of YOLO series algorithm  
**表 3.** 改进 YOLO 系列算法

作者	算法	方法	优势	局限性
施辉[35]	改进 YOLOv3	在训练迭代过程中改变输入图像的尺寸,增加模型对尺度的适应性	mAP 达到了 92.13%,检测速率提高到 62 fps	检测准确率不及 Faster R-CNN
Song [36]	改进 YOLOv3	提出压缩激励的 RSSE 模块加强特征提取,利用 Reset 模块替换原始的 CBL 模块	改进后的算法不仅满足检测任务的实时性,同时具有较高的准确率	对于光照变化大和小目标的检测效果不佳

续表

金雨芳[37]	改进 YOLOv4	v4 算法的 3 个特征图输出的基础上增加了 $128 \times 128$ 特征图输出, 从而将特征图输出的 8 倍下采样改为 4 倍下采样, 为后续特征融合提供了更多小目标特征	所提方法的平均精度高达 91.17%, 相比原网络检测精度提高了 2.96%, 检测速度基本不变, 可达 52.9 fps	虽然提高了检测精度, 但模型的复杂度较高, 检测速度变慢
关雅琦[38]	改进 YOLOv5	提出了一种适用于安全帽检测的混合型数据增强方法; 提出一种混合型数据增强方法: 在常用线性变换处理图像的基础上, 通过混合加噪、HSV 随机变换和随机矩形遮挡等多种方法对图片进行数据处理	有较高的检测精度和抗干扰效果	使用场景单一, 只针对建筑施工现场的安全帽佩戴检测识别

### 4.3. 改进 SSD 算法

YOLO 算法在检测实时性中速度较快, 但在检测精度上仍有不足, 由此 SSD [39] 算法孕育而生。SSD 算法引入了 Multi-reference 和 Multi-resolution 技术, 不同于以前的检测算法只在网络的最深层分支进行检测, SSD 算法设置了多个分支, 来检测不同尺度的目标[40]。通过这些技术的改进, SSD 算法的多尺度目标检测效果, 特别是小目标检测方面, 比 YOLOv1 的表现更优异。

SSD 算法第一阶段将图像特征提取得到特征图, 再输入 VGG16 网络后会分别会在第 4、7、8、9、10、11 个卷积层生成相应的特征图, 通过上采样进行拼接, 得到多尺度特征图; 第二阶段在不同的预测网格中对多尺度特征图进行预测, 包括边界框位置的回归参数和分类参数; 第三阶段, 按照目标的置信度得分进行排序, 采用非极大值抑制算法筛选[41]。SSD 深度学习目标检测算法结构如图 2 所示。

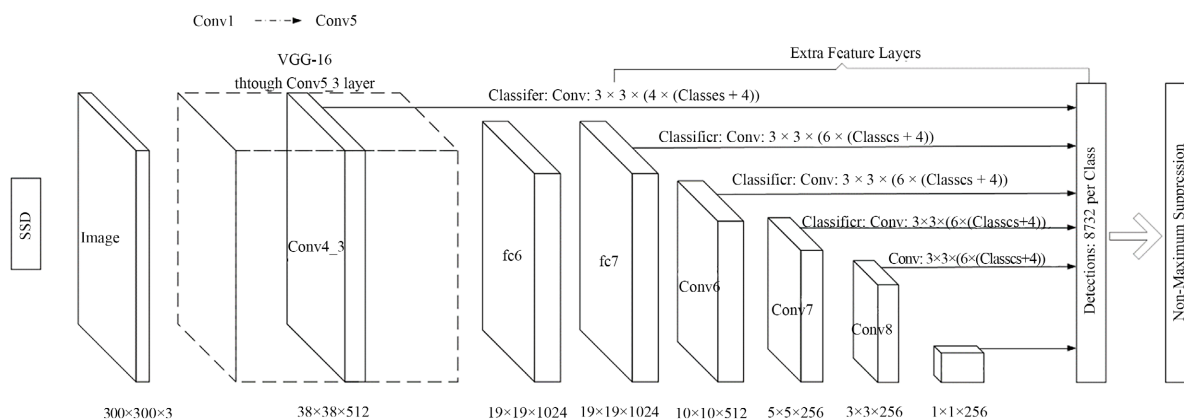


Figure 2. SSD algorithm network structure diagram

图 2. SSD 算法网络结构图

## 5. 总结与展望

在深度学习的推动下, 目标检测技术已经有了较为成熟的研究成果并运用到实际工程中, 并在智慧安防领域取得了很大的进展, 其中安全帽佩戴检测的识别速度和精确度都有一定的提升。以下给出几点目前存在的问题及未来具有研究意义的发展方向, 供研究人员参考。

### 5.1. 目前存在的问题

- 1) 目标检测算法在处理小目标或者目标密集的情况下, 定位精度较低, 这可能导致目标被错误地定

位或者漏检, 并且检测速度和精确度之间, 难以同时满足最优条件。

2) 目前还存在着泛化问题, 目标检测算法在处理目标被遮挡或者存在复杂背景的情况下, 处理遮挡和复杂背景的能力有限, 容易受到干扰, 导致检测结果不准确。

3) 在某些场景中, 数据集的目标类别分布不平衡, 类别的样本数量较少, 对于少数类别的检测效果较差。

4) 深度学习在训练过程中能够学习到复杂的特征, 但对于姿态变化和尺度变化的鲁棒性不足, 目标检测算法对于目标的姿态变化和尺度变化较为敏感, 容易导致检测结果不稳定。

不足之处是目标检测技术发展的挑战, 研究人员需要不断改进和优化算法, 以提高目标检测的精确度、鲁棒性和速度。

## 5.2. 展望

1) 为了同时满足检测速度与精确度的安全帽佩戴识别, 研究者可以尝试通过强化学习与环境的交互, 将深度学习和在线学习融合。目前的安全帽佩戴检测都是通过实例标注数据来训练, 未来的目标检测技术可以引入强化学习方法, 使算法能够自适应地调整参数和策略, 提高安全帽检测的性能。

2) 为了实现更准确的安全帽检测识别, 未来的目标检测技术可以结合多种传感器或信息源, 如图像、红外和深度等, 以提高安全帽检测的准确性和鲁棒性。通过融合多模态信息, 可以更好地应对复杂场景、遮挡和光照变化等问题。

3) 对目前数据集的情况而言, 研究者可以尝试多样化的数据集, 以覆盖各种场景、光照条件和姿态变化等情况, 提高模型的泛化能力和鲁棒性, 使其在实际应用中更加可靠。

4) 在实际应用中, 安全帽检测需要具备实时性和低功耗的特点, 未来的目标检测技术需要在保持高准确性的同时, 进一步优化算法和硬件, 以满足实时应用和低功耗的需求。

## 基金项目

重庆科技学院硕士研究生创新计划项目(YKJCX2220707)。

## 参考文献

- [1] 赵永强, 饶元, 董世鹏, 等. 深度学习目标检测方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4): 629-654.
- [2] 朱豪, 周顺勇, 刘学, 等. 基于深度学习的单阶段目标检测算法综述[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(4): 101-103.
- [3] 杨锋, 丁之桐, 邢蒙蒙, 等. 深度学习的目标检测算法改进综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(11): 1-15.
- [4] Li, H., Li, X., Luo, X. and Siebert J. (2017) Investigation of the Causality Patterns of Non-Helmet Use Behavior of Construction Workers. *Automation in Construction*, **80**, 95-103. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2017.02.006>
- [5] 中华人民共和国住房和城乡建设部办公厅. 住房和城乡建设部办公厅关于 2020 年住房市政工程安全事故情况通报[EB/OL]. [https://www.mohurd.gov.cn/gongkai/zhengce/zhengcefilelib/202210/20221026\\_768565.html](https://www.mohurd.gov.cn/gongkai/zhengce/zhengcefilelib/202210/20221026_768565.html), 2021-05-21.
- [6] Everingham, M., Gool, L.V., Williams, C., et al. (2010) The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge. *International Journal of Computer Vision*, **88**, 303-338. <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>
- [7] Lin, T.Y., Maire, M., Belongie, S., et al. (2014) Microsoft COCO: Common Objects in Context. In: Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B. and Tuytelaars, T., Eds., *Computer Vision—ECCV 2014*, Springer, Cham, 740-755. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1\\_48](https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1_48)
- [8] Deng, J., Dong, W., Socher, R., et al. (2009) ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. 2009 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Miami, 20-25 June 2009, 248-255. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848>
- [9] Wojek, C., Dollar, P., Schiele, B. and Perona, P. (2012) Pedestrian Detection: An Evaluation of the State of the Art. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **34**, 743-761. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.155>



- [10] Zhu, Z., Liang, D., Zhang, S., Huang, X., Li, B. and Hu, S. (2016) Traffic-Sign Detection and Classification in the Wild. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 2110-2118. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.232>
- [11] Razakarivony, S. and Jurie, F. (2015) Vehicle Detection in Aerial Imagery: A Small Target Detection Benchmark. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **34**, 187-203.
- [12] 王英娜. 基于 YOLOv5 的施工现场安全帽佩戴监测算法[J]. 信息技术与信息化, 2022(7): 33-36.
- [13] Girshick, R. (2015) Fast R-CNN. 2015 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, 7-13 December 2015, 1440-1448. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
- [14] Ren, S., He, K., Girshick, R. and Sun, J. (2017) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **39**, 1137-1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- [15] Nong, S. and Ni, Z.H. (2017) Gesture Recognition Based on R-FCN in Complex Scenes. *Journal of Huazhong University of Science and Technology*, **45**, 54-58
- [16] 李政谦, 刘晖. 基于深度学习的安全帽佩戴检测算法综述[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(6): 194-202.
- [17] Huang, S., Liu, L., Fu, X., et al. (2022) Overview of LiDAR Point Cloud Target Detection Methods Based on Deep Learning. *Sensor Review*, **42**, 485-502. <https://doi.org/10.1108/SR-01-2022-0022>
- [18] 董刚, 谢维成, 黄小龙, 等. 深度学习小目标检测算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(11): 16-27.
- [19] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014) Very Deep Convolutional Net-Works for Large-Scale Image Recognition. arXiv: 1409.1556v6.
- [20] 邓姗姗, 黄慧, 马燕. 基于改进 Faster R-CNN 的小目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(5): 869-877.
- [21] 朱玉华, 杜金月, 刘洋, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的小目标安全帽检测算法研究[J]. 电子制作, 2022, 30(19): 64-66, 83.
- [22] 徐守坤, 王雅如, 顾玉宛, 等. 基于改进 Faster RCNN 的安全帽佩戴检测研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(3): 901-905.
- [23] 罗海保. 基于改进 Faster R-CNN 的多尺度小目标检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- [24] Chen, S., Tang, W., Ji, T., Zhu, H., Ouyang, Y. and Wang, W. (2020) Detection of Safety Helmet Wearing Based on Improved Faster R-CNN. 2020 *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Glasgow, 19-24 July 2020, 1-7. <https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9207574>
- [25] 杨成佳, 钱明. 基于小目标检测的 YOLO 算法研究综述[J]. 吉林工程技术师范学院学报, 2023, 39(3): 92-96.
- [26] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. and Farhadi, A. (2016) You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- [27] Hussain, M. (2023) YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. *Machines*, **11**, Article 677. <https://doi.org/10.3390/machines11070677>
- [28] Redmon, J. and Farhadi, A. (2016) YOLO9000: Better, Faster, Stronger. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 6517-6525. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.690>
- [29] 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.
- [30] Redmon, J. and Farhadi, A. (2018) YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv: 1804.02767.
- [31] Ouyang, L. and Wang, H. (2019) Vehicle Target Detection in Complex Scenes Based on YOLOv3 Algorithm. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, **569**, Article ID: 052018. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/569/5/052018>
- [32] Bochkovskiy, A., Wang, C.Y. and Liao, H.Y.M. (2020) Yolov4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv: 2004.10934.
- [33] 石家玮, 杨莉琼, 方艳红, 等. 基于改进 YOLOv4 的安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(2): 518-525.
- [34] 高腾, 张先武, 李柏. 深度学习在安全帽佩戴检测中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 13-29.
- [35] 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.
- [36] Song, H. (2022) Multi-Scale Safety Helmet Detection Based onRSSE-YOLOv3. *Sensors*, **22**, Article 6061. <https://doi.org/10.3390/s22166061>
- [37] 金雨芳, 吴祥, 董辉, 等. 基于改进 YOLO v4 的安全帽佩戴检测算法[J]. 计算机科学, 2021, 48(11): 268-275.

- [38] 关雅琦. 基于优化 YOLO v5 的安全帽佩戴实时检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 江汉大学, 2023.
- [39] Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., *et al.* (2016) SSD: Single Shot MultiBox Detector. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N. and Welling, M., Eds., *Computer Vision—ECCV 2016*, Springer, Cham, 21-37.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2)
- [40] Huang, Q.F., Zhang, Y.J., Huang, Y.G., *et al.* (2022) Two-Stage Container Keyhole Location Algorithm Based on Optimized SSD and Adaptive Threshold. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, **22**, 1559-1571.  
<https://doi.org/10.3233/JCM-226135>
- [41] Gang, L., Zixuan, C., Sen, L., *et al.* (2022) An Improved SSD Method for Infrared Target Detection Based on Convolutional Neural Network. *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, **22**, 1393-1408.  
<https://doi.org/10.3233/JCM-226112>