

基于SE-YOLOv5的煤矿安全帽识别算法

刘洪笑 朱瑞霄

兖矿能源集团股份有限公司南屯煤矿 济宁技师学院

DOI:10.32629/jsse.v4i1.19096

[摘要] 针对煤矿井下作业人员工作时存在不佩戴安全帽的情况,应用基于YOLOv5的井下安全帽识别算法,该方法有效、准确的识别井下职工佩戴安全帽的情况。通过加入Squeeze-and-Excitation(SE)注意力模块,来提高模型性能。使用SCUT-HEAD数据集进行训练,并将YOLOv5模型和SE-YOLOv5模型做对比。实验表明,SE-YOLOv5模型的识别精度更高,从而增加了矿井使用安全帽的规范性。

[关键词] YOLOv5模型; SE-YOLOv5模型; 深度学习

中图分类号: TP18; TP391.41; TD76 **文献标识码:** A

Coal Mine Safety Helmet Recognition Algorithm Based on SE-YOLOv5

Hongxiao Liu Ruixiao Zhu

Nantun Coal Mine of Yankuang Energy Group Co., Ltd. Jining Technician College

[Abstract] To address the issue of underground coal miners not wearing safety helmets during work, a YOLOv5-based underground safety helmet recognition algorithm was applied. This method effectively and accurately identifies whether workers are wearing safety helmets. By incorporating the Squeeze-and-Excitation (SE) attention module, the model performance is enhanced. The SCUT-HEAD dataset was used for training, and a comparison was made between the YOLOv5 model and the SE-YOLOv5 model. Experimental results demonstrate that the SE-YOLOv5 model achieves higher recognition accuracy, thereby improving compliance with safety helmet regulations in mines.

[Key words] YOLOv5 model; SE-YOLOv5 model; deep learning

引言

煤矿作为一种高危行业,存在作业环境复杂,顶板破碎砸伤危险,所以工人在井下施工时必须佩戴安全帽。如果在施工作业时未佩戴安全帽自身的安全不仅得不到保障,而且被煤矿安监员发现会给与严重处罚。由于井下环境范围较大,考虑的人力成本无法确保井下时刻被监管,使用井下摄像头设备作为视频输入,可以极大的提高检测工人是否佩戴安全帽的效率,结合图像识别算法,为矿井的安全保驾护航。

近几年,随着国家煤矿智能化建设政策的出台,煤炭行业逐渐向以“智能、安全”为核心的智慧矿山转变^[1]。在煤矿生产中,佩戴安全帽是保护自身安全的重要手段。目前,常见的安全帽检查方式常常是通过人工巡查和摄像头监控来实施,这两者都费时费力,检测总体可以分为两大类,一类是基于传统方式的目标检测方法,另一类是基于深度学习的目标检测方法^[2]。基于传统方式的目标检测技术通常包括图像采集、图像预处理、特征提取以及目标分类^[3]。文献^[4]提出了基于Mask RCNN的人物图像识别模型,先使用SIFT特征点进行识别,再使用KNN算法对特征点进行分类。文献^[5]提出了一种Faster-RCNN安全帽检测方法,

该方法使用RPN为主干网络,引入K-Means++聚类算法进行分类,从而检测出安全帽。以上研究是基于传统的图像检测方法,这些方法往往依赖人工设置的阈值,面对复杂的环境无法精确设定,但随着深度学习的发展,文献^[6]提出了一种基于YOLOv8n的煤矿井下安全帽检测算法,在井下粉尘和雾气的复杂条件下可以实现精准识别。文献^[7]提出了一种基于MS-YOLO的轻量级检测算法,它构建了新的轻量级特征提取网络降低了模型参数和运行时间。在安全帽的识别中,要考虑模型算法的识别精度和模型大小,模型识别精度决定了是否能够将安全帽有效识别出,模型大小决定了识别的时间和是否能在轻量化设备上运行。本文提出了一种基于YOLOv5的煤矿安全帽识别算法,通过加入Squeeze-and-Excitation(SE)注意力模块,SE模块通过简单而有效的通道注意力机制,为CNN赋予了动态特征选择能力,从而提高了模型精度。

1 模型与数据集构建

1.1 SE-YOLOv5网络模型的构建

YOLOv5算法使用Backbone作为主干特征提取网络,Backbone负责提取图像的多层次特征。YOLOv5网络可以分为YOLOv5n、

YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x五种算法^[8], 它们的模型大小和复杂度逐渐增大, 每个模型分为输入、头部、颈部、预测^[9]。结合煤矿生产过程中佩戴安全帽的检测精度和检测速度。面对井下煤尘、雾气的复杂视频监控情况, 算法在处理摄像头获取的数据时会出现漏检的情况。在YOLOv5的主干网络中加入SE注意力模块(简称SE模块), 可以使得网络更加关注安全帽这一检测目标, 从而提高检测精度。本文选择使用YOLOv5s模型作为改进算法的基础网络, SE-YOLOv5s模型结构如图1所示。

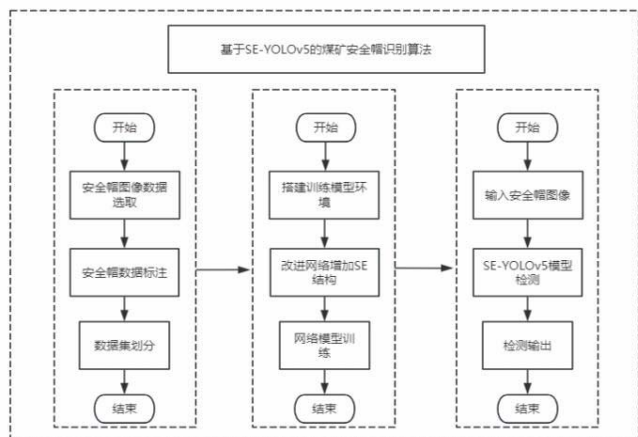


图1 SE-YOLOv5s模型

SE(Squeeze-and-Excitation)模型是对模型的输入特征的压缩和激励来提高模型特征, 在压缩步骤中, 使用全局平均池化将输入特征图压缩为一个向量, 再通过一个全连接层将其映射到一个较小的向量。在激励步骤中, 使用sigmoid函数将这个向量中的每个元素压缩到0到1之间, 与原始输入特征图相乘得到加权后的特征图。

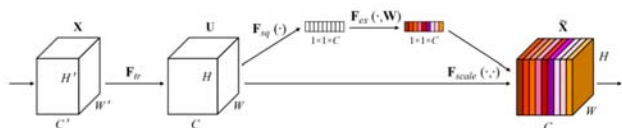


图2 SE结构

1. 2数据集的构建

实验环境为python 3.9, pytorch 2.3框架, Windows 11, 24.0 GB, AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics, NVIDIA GeForce RTX 3060显卡。

本数据集使用SafetyHelmetWearing-Dataset公开数据集, 将该数据集中的5457张照片用作训练集, 607张照片用作验证集。

2 实验评价标准与对比实验设计

2. 1实验评价标准

为了解决IoU作为损失函数时的两个缺点, 本文使用了GIoU, 在IoU后面增加了一项, 计算两个框的最小外接矩形, 用于表征两个框的距离, 从而解决了两个目标没有交集时梯度为零的问题, 预测框(A)和真实框(B), 公式为:

$$GIoU = IoU - \frac{C - (A \cup B)}{C} \tag{1}$$

$$GIoU = -1 + \frac{A \cup B}{C} \tag{2}$$

2. 2损失函数选择

边界框回归损失函数的选择直接影响模型对目标位置的预测精度。传统目标检测算法多采用IoU(交并比)作为损失函数, 但IoU存在两个明显缺陷: 一是当预测框与真实框无交集时, IoU值为0, 导致梯度消失, 模型无法通过反向传播优化参数; 二是当预测框与真实框面积相同但位置不同时, IoU值相同, 无法区分边界框的位置偏差程度。

为解决上述问题, 本文采用GIoU(Generalized IoU)作为边界框回归损失函数。GIoU在IoU的基础上, 引入了预测框与真实框的最小外接矩形面积, 通过计算边界框与外接矩形的距离, 优化边界框回归精度, 即使预测框与真实框无交集, 也能通过外接矩形计算损失值, 避免梯度消失。GIoU的计算公式如下:

$$GIoU = IoU - |c| \cdot |c - (A \cup B)| \tag{3}$$

其中, A为预测框, B为真实框, C为A与B的最小外接矩形, |c|表示区域面积。GIoU的取值范围为[-1, 1], 当预测框与真实框完全重合时, GIoU=1; 当两者无交集且距离越远时, GIoU越接近-1。对应的损失函数为:

$$L_{GIoU} = 1 - GIoU \tag{4}$$

通过采用GIoU损失函数, SE-YOLOv5模型的边界框回归精度显著提升, 能够更精准地定位井下作业人员的安全帽位置。

3 实验结果分析

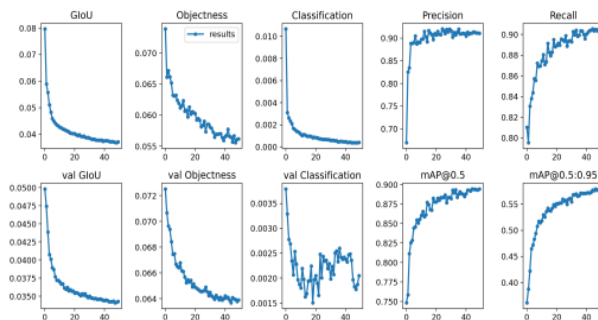


图3 YOLOv5s网络模型图

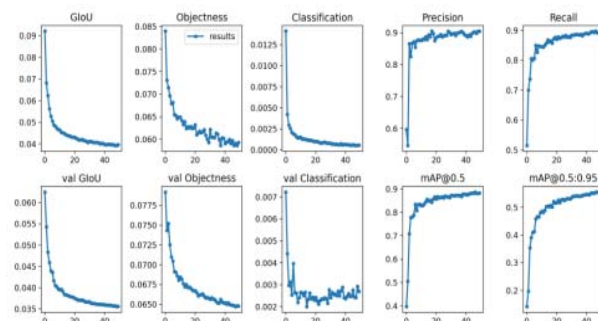


图4 SE-YOLOv5s网络模型



图5 识别效果

表1 模型性能指标对比表

模型	精确率 (%)	召回率 (%)	mAP (%)	FPS (帧/秒)
YOLOv5s	89.23	88.75	89.98	55.6
SE-YOLOv5	90.56	90.12	91.06	52.3

本文提出SE-YOLOv5模型对输入的数据集的特征进行压缩和激励,获得通道注意力信息来提高模型的表现能力。SE-YOLOv5网络模型在测试集的检测精度为91.06%,YOLOv5网络模型在测试集的检测精度为90.04%,SE-YOLOv5模型精度比YOLOv5网络模型高1.02%,且收敛曲线更快。

两组模型在测试集上的性能指标对比结果如表1所示。由表1可知,SE-YOLOv5模型的各项性能指标均优于原始YOLOv5s模型:精确率从89.23%提升至90.56%,提升1.33%;召回率从88.75%提升至90.12%,提升1.37%;mAP@0.5从89.98%提升至91.06%,提升1.02%;mAP@0.5:0.95从78.32%提升至79.57%,提升1.25%。这表明SE模块的嵌入能够有效强化模型对安全帽关键特征的提取能力,抑制背景干扰,同时提升模型的精确率与召回率,使模型的综合检测性能显著提升。

在实时性方面,SE-YOLOv5模型的FPS为52.3帧/秒,略低于原始YOLOv5s模型的55.6帧/秒,降幅仅为5.9%。这是因为SE模块增加了少量全连接层计算量,但由于SE模块结构轻量化,计算量增幅较小,模型的实时性仍能满足煤矿井下实时检测需求(井下监控通常要求FPS \geq 30帧/秒)。综合来看,SE-YOLOv5模型在精度

与实时性之间达到了更优的平衡,更适合井下安全帽识别场景。

4 结束语

为了提高矿井安全帽识别的精度,应用了一种基于改进的YOLOv5的模型来识别矿井安全帽的算法。SE-YOLOv5模型本质上是自适应地学习到每个通道的重要性,从而提高模型的表现能力。实验结果表明,使用SE注意力机制后在识别煤矿安全帽中精度更高,模型具有更强的稳定性。

[参考文献]

[1]程磊,张俊展.基于YOLOv8的煤矿安全帽和安全背心检测算法[J].中国安全生产科学技术,2025,21(02):115-121.

[2]曹燕,李欢,王天宝.基于深度学习的目标检测算法研究综述[J].计算机与现代化,2020(5):63-69.

[3]石琳.基于深度学习算法的办公椅零部件缺陷检测方法研究[D].杭州电子科技大学,2025.

[4]贾智杰.基于MaskRCNN的人物图像识别方法研究[D].山西师范大学,2020.

[5]张彦凯,余飞鸿,夏岩,等.一种高精度优化Faster-RCNN变电站安全帽检测方法[J].四川电力技术,2023,46(01):62-68.

[6]苗作华,李苗苗,徐厚友,等.面向煤矿井下场景的安全帽佩戴检测算法[J].安全与环境学报,2025,25(05):1743-1751.

[7]张云鹤.基于卷积神经网络的矿井人员安全帽佩戴检测方法研究[D].中国矿业大学,2023.

[8]邓诗弋.基于改进YOLOv5的道岔滑床板磨损缺陷检测方法研究[D].西安:西安理工大学,2024.

[9]余加勇,刘宝麟.基于YOLOv5和U-Net3+的桥梁裂缝智能识别与测量[J].湖南大学学报(自然科学版),2023,50(5):65-73.

作者简介:

刘洪笑(1997--),男,汉族,山东省济宁市曲阜市人,研究生,煤矿技术员,研究方向:主要从事机器学习、数据分析与处理等的煤矿行业研究。