

◇企业技术实践◇

安全帽智能识别与预警在煤矿现场作业许可系统中的应用研究*

王铁军

(国能乌海能源五虎山矿业有限责任公司, 内蒙古 乌海 016040)

摘要: 煤炭资源是我国主要的能源来源, 安全生产是促进煤炭行业可持续发展的重要前提。煤矿现场作业许可系统可进一步完善整个煤矿作业安全管理体系, 其中安全帽智能识别与预警是该系统的核心功能之一。文章研究安全帽智能识别及预警与煤矿现场作业许可系统的融合, 基于Roboflow平台的安全帽检测数据集, 以YOLOv5s为网络模型, 设计合理的识别与预警接口, 解决在井下工作环境恶劣且监督范围大的情况下, 人工监督方式存在的漏检和误检的问题。该研究成果的应用拓展了YOLOv5s的应用场景, 进一步提高了煤矿现场作业的安全性。

关键词: 煤矿安全; 现场作业许可系统; 安全帽识别; YOLOv5s

中图分类号: TD76

文献标识码: A

文章编号: 1674-0688(2024)02-0114-04

0 引言

随着我国经济的蓬勃发展和能源消耗量的持续加大, 各类能源的占比不断变化。国家能源局的数据显示, 截至2021年, 我国各种能源消耗排前三位的分别是煤炭(56%)、石油(18.5%)和天然气(8.9%), 表明煤炭资源仍然是我国最重要的能源来源。随着煤炭产量持续增长, 确保安全生产成为促进煤炭行业可持续发展的重要前提。目前, 已有很多智能设备及平台被引入煤矿作业生产中, 然而根据最新的现场调研结果显示, 大多数的煤矿管理系统尚不能实现对现场作业环境的智能化监督和预警, 特别是井下作业人员安全帽佩戴的检测仍依赖人工巡查和记录, 难以实现对煤矿安全生产的有效管控, 从而产生潜在的安全隐患。在针对安全帽佩戴检测方法的研究中, 石永恒^[1]基于YOLOv3模型研究煤矿井下作业人员未佩戴安全帽、未佩戴口罩及违规越界3种违章行为的智能检测算法, 结合GhostNet网络、K-means聚类算法和特征金字塔优化YOLOv3模型, 提升了算法的检测速率和精度; 周瑶等^[2]基于YOLOv5s模型对铁路工人安全帽佩戴检测技术进行研究, 从特征融合和损失函数方面优化

模型, 进一步提高了模型的检测精度; 张帅帅^[3]同样基于YOLOv5模型, 提出分别采用坐标注意力和EIou损失函数提取不同尺寸的目标特征和改善样本不平衡的问题。经查阅文献可知, 目前尚未有安全帽智能识别与预警应用于煤矿现场作业许可系统的相关研究。本文基于YOLOv5s算法模型的安全帽智能识别与预警在煤矿现场作业许可系统中的应用, 通过智能化的信息管理系统, 及时检测并警示井下人为控制引发的不安全因素, 尽可能地降低安全事故发生概率。

1 研究方法

1.1 煤矿现场作业许可系统介绍

煤矿现场作业许可系统是采用数字化、信息化、智慧化手段开发的一套作业许可数字化管控平台。该系统采用微服务架构(见图1), 依靠低代码开发平台快速搭建各模块的功能应用。由于微服务架构具有高度松耦合性, 可将系统拆解成若干小型服务, 因此在业务服务层对基于YOLOv5s的安全帽视频监测业务进行封装, 形成VideoMonito接口并存储在微服务网关中, 再由微服务网关统一生成Http(超文本传输协议)接口供前端调用。调用API接口

*2023年国家能源集团科技项目“乌海能源五虎山基于4G/5G信息化智能可视化等多技术融合的现场作业许可系统研究与应用”(国乌-五虎山[2023]58号)。

【作者简介】王铁军, 男, 内蒙古呼和浩特土默特左旗人, 高级工程师, 研究方向: 矿山智能化。

【引用本文】王铁军. 安全帽智能识别与预警在煤矿现场作业许可系统中的应用研究[J]. 企业科技与发展, 2024(2):114-117.

(应用程序编程接口)VideoMonito时输入输出的参数见表1。

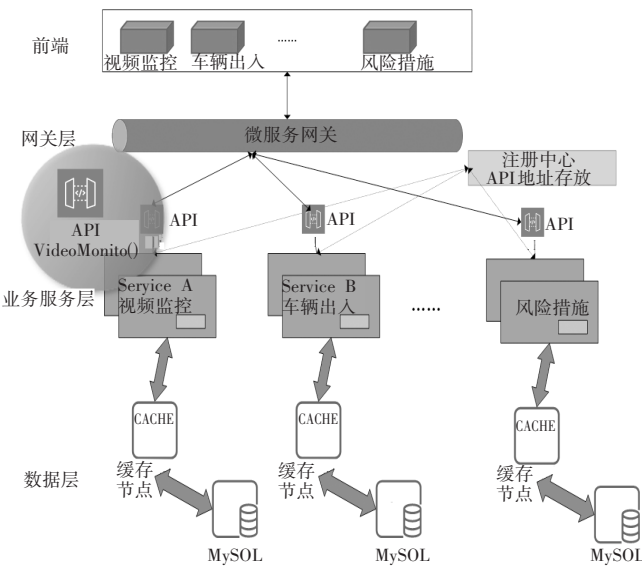


图1 系统的微服务架构图

表1 API接口VideoMonito输入输出参数

输入	参数		描述
	视频		输入检测视频
输出	box	x	检测对象在图片中的横坐标
		y	检测对象在图片中的纵坐标
		width	框的长度
		height	框的高度
	confidence		置信度
	label		检测结果标签

煤矿现场作业许可系统可以使现场作业许可智能终端广泛互联,实现事前审批、事中监控、事后评估的全过程作业许可管理。安全帽智能识别预警与煤矿现场作业系统的无缝融合,可以实现煤矿作业生产的智能化实时检测,减少安全隐患,提高作业人员的安全意识,降低事故发生率,不仅有助于保障员工的生命安全,也有助于提高生产效率和降低生产成本。

1.2 YOLOv5 结构介绍

YOLO(You Only Look Once)是一种广受欢迎的实时目标检测算法,自2016年由Joseph Redmon首次提出以来,经过多年的不断升级和演进,已发展出v1~v8多个版本。在工业界和学术界,YOLO系列已适用于众多的应用场景。

YOLOv5是由Ultralytics公司于2020年推出的版本,它提供了将目标检测任务视为回归问题的新思路。YOLOv5的主要特点是模型体积较小,易于部署,速度和准确性高,能大规模完成目标检测任务^[2],使YOLOv5得到了广泛的应用。鉴于YOLOv5模型具备的优势,以及它在煤矿现场作业许可系统中的应用情况,本文选择YOLOv5系列中的YOLOv5s模型进行研究,以更好地满足煤矿作业安全管理的需求。

1.2.1 输入端

YOLOv5s采用Mosaic数据增强技术,具体实现步骤如下:首先随机选择一个基准点坐标;其次随机选择4张图像,每张图像经过尺寸调整和比例缩放后分别放置在一个指定尺寸的大图的左上、右上、左下和右下位置,该过程对应每张图像尺寸的变换方式,并且将变换结果映射到图像标签上;最后根据指定的横、纵坐标拼接大图。这种方法的优点在于不仅增加了数据的多样性,还显著提高了小目标的检测性能^[3]。

此外,YOLOv5s引入了自适应锚框算法,该算法能智能地计算出最适合的图像锚框参数。在训练过程中,模型会根据数据的特性自动选择适当的样本,降低样本对训练的影响,提高检测的准确性。

由上述可知,YOLOv5s的Mosaic数据增强功能和自适应锚框算法的应用使模型在训练过程中更加健壮,能更好地适应不同尺寸和布局的目标,提高目标检测的性能和准确性。

1.2.2 主干网络

Backbone骨干网络层是YOLOv5s的主干网络,使用Focus和CSP(Crossing-Structure Pattern)结构。Focus结构是一种用于特征提取的卷积神经网络层,它将输入特征图中的信息进行压缩和组合,提取出更高层次的特征表示,从而实现特征层的下采样和压缩。CSP结构采用一种分层特征处理的方法,将输入的特征图分成2个部分,一部分经过子网络进行处理,另一部分直接进入下一层的卷积操作;然后将2个部分处理得到的特征图连接在一起,作为下一层

的输入,这种做法有助于网络更有效地提取特征。此外,采用多种特征提取模块对检测目标进行特征提取,生成目标的语义信息,可以使网络更快地对训练集进行训练和推断,提高处理速度。这种结构设计有助于加速模型的训练和预测,尤其对于安全帽检测任务,能更高效地捕捉目标区域的特征信息。

1.2.3 多尺度特征融合网络

在YOLOv5s中,Neck是网络结构的一个关键组件,负责将主干网络提取的特征图进行融合和处理,用于目标检测任务的最终预测。Neck采用“FPN(Feature Pyramid Networks,特征金字塔网络)+PAN(Path Aggregation Network,路径聚合网络)”的结构,结合了FPN自顶向下传达强语义特征和PAN自底向上传达定位的特征,有助于将不同层次和尺度的特征信息整合在一起,提高目标检测任务的性能。YOLOv5s网络结构图见图2。

1.3 数据集介绍

本文数据集中的安全帽检测照片来自Roboflow平台,该平台是一个专注于计算机视觉的平台。本系统共筛选出5 000张图片,包括9 044个人体正面佩戴安全帽的头部图片和111 514个人体未佩戴安全帽的头部图片,其中训练集占80%,验证集占20%。

1.4 评价指标

目标检测任务涵盖了目标分类和目标定位2个方面,用以确定图像或视频中物体的位置和类别。本实验主要检测作业人员佩戴安全帽的情况,可以分为佩戴和不佩戴2种情况,这属于二分问题。对于二分问题可以将样例划分为 TP 、 TN 、 FP 、 FN 4种情况,分类结果的混淆矩阵见表2。

表2 分类结果混淆矩阵

真实值	预测值	
	正例	反例
正例	TP (真正例)	FN (假反例)
反例	FP (假正例)	TN (真反例)

实验主要以精准率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP)、平均精度(AP)、F1-score分数(F1)作为评价指标,公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (3)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \quad (4)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

以上公式中, TP 表示预测值与真实值一样,即佩戴安全帽被正确识别; FP 表示预测值与真实值不一样,即实际未佩戴安全帽却被检测识别为佩戴; FN 表示预测时没有检测到的图片中的物体,即实际佩戴安全帽但未被检测识别成功; AP 表示平均精确度; C 是所分类别的个数,在本实验中分为“helmet”和“head”2个类别。

2 结果分析

为验证YOLOv5s的检测效果,本文将YOLOv5s与YOLOv4放入相同的数据集中进行对比,对比结果见表3。由表3可知,与YOLOv4相比,YOLOv5s获得

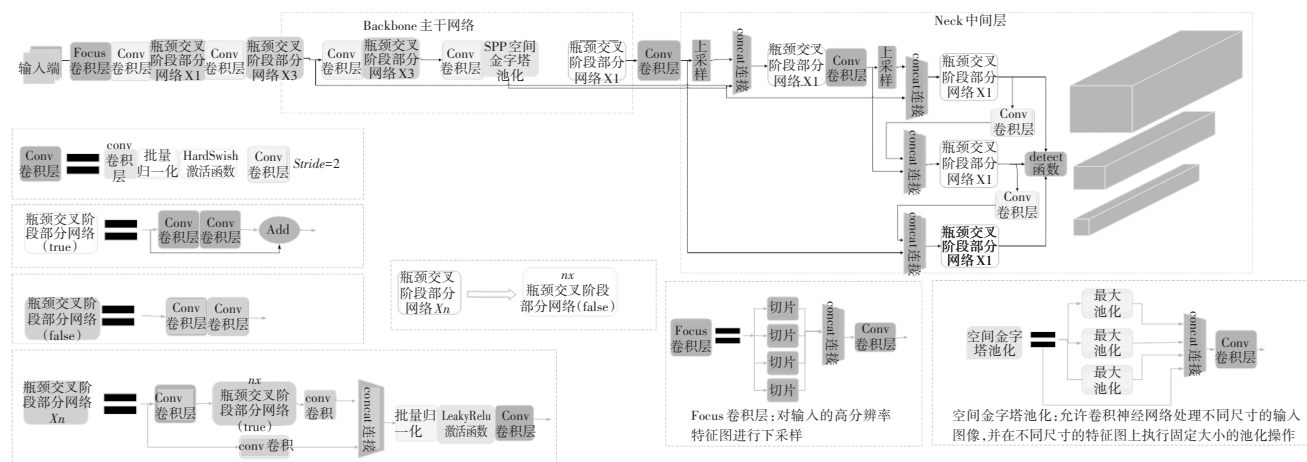


图2 YOLOv5s网络结构图

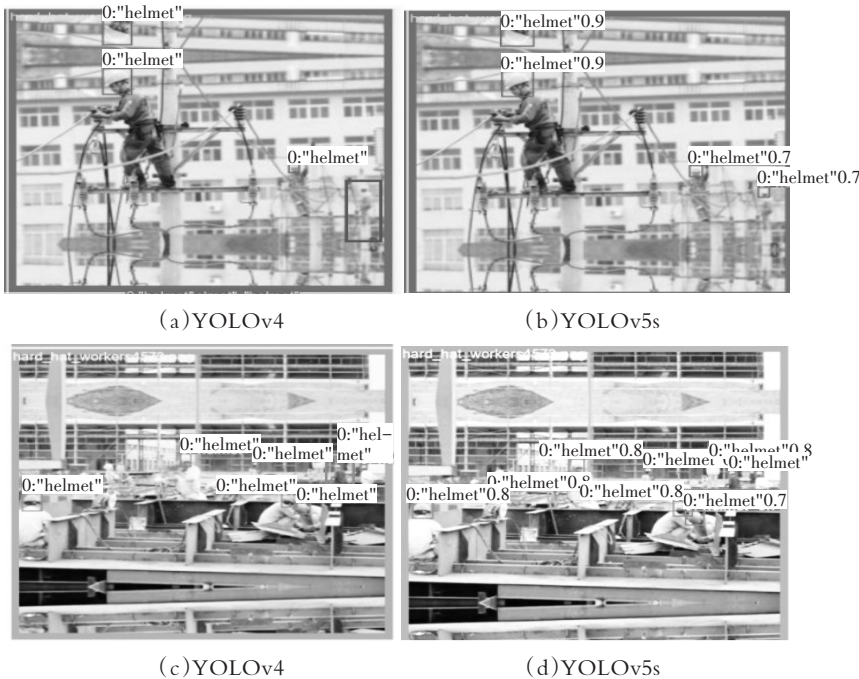


图3 模型测试结果

的 mAP 值提升了 0.087, 在 $Precision$ 、 $Recall$ 和 $F1$ 的检测上分别提升了 0.027、0.122 和 0.090。通过对比结果可以看出, 相较于 YOLOv4, YOLOv5s 的性能有所提升, 可为实际检测提供更强的支持。

在实验的最后阶段, 对已经训练好的模型进行测试, 实验对比结果见图 3。通过比较图 3(a) 和图 3(b) 可以观察到, 在较远距离的目标检测上, 图 3(a) 未能成功检测, 图 3(b) 成功检测到目标。比较图 3(c) 和图 3(d), 同样可以发现对于检测密集且尺寸较小的目标, 图 3(c) 未能成功检测, 图 3(d) 则成功检测到目标。综上所述, 可以得出结论: YOLOv4 对远距离和小目标的检测存在漏检的情况, 而 YOLOv5s 能成功地检测到所有待检测的目标。YOLOv5s 在远距离和小目标检测方面表现出优越的性能, 减少了漏检和误检的问题, 提高了检测的置信度。

3 结语

随着智能监控技术的不断发展, 利用监控视频实现安全帽佩戴的检测对保障煤矿安全生产、减少矿工安全隐患具有重要意义。本文对煤矿现场作业许可系统与基于 YOLOv5s 的安全帽检测进行融合实验, 得出的结论是 YOLOv5s 在小目标检测方面, 特别是安全帽佩戴检测方面表现出色。该模型可有效地识别安全帽佩戴情况, 降低漏检的风险。此外, 由于 YOLOv5s 的检测快, 并且占用内存较小, 因此更适用于移动设备和边缘设备的部署, 为实时监测和边缘计算提供了可行性。本文研究为 YOLOv5s 在煤矿现场作业管理系统上的应用发展提供了有力支持, 进一步拓展了该模型的应用场景。

4 参考文献

[1]石永恒.基于计算机视觉的矿业安全人员违章行为检测识别研究[D].淮南:安徽理工大学, 2023.
[2]周瑶,周石.基于 YOLOv5 改进的铁路工人安全帽检测算法研究[J].计算机测量与控制, 2023-08-21.
[3]张帅帅.基于 YOLOv5 的安全帽检测方法研究[J].重庆工商大学学报(自然科学版), 2023-09-04.

表3 实验对比结果

算法	$Precision$	$Recall$	mAP	$F1$
YOLOv5s	0.928	0.879	0.948	0.910
YOLOv4	0.901	0.757	0.861	0.820