

基于一种改进 YOLOv5 算法的煤矿泵站视频监控方法

董 昭¹ 董海峰^{1*}
DONG Zhao DONG Haifeng

摘 要

当采用目标监测算法对煤矿泵站开展智能监控时,井下生产环境复杂,如光线昏暗、设备相互遮挡等,增大了目标特性提取的难度。基于此,文章提出了一种嵌入注意力机制 YOLOv5 (AM-CIoU-YOLOv5) 的改进算法。该算法以 YOLOv5 单阶段目标检测框架为基础,将注意力机制模块嵌入骨干网络、FPN 和检测头的适当位置,并使用 Ciou 损失函数替代传统的 IoU 损失函数进行边界框回归的优化。从而解决井下复杂环境的异常检测难题。结果表明,AM-CIoU-YOLOv5 算法在平均精度均值 (mAP)、召回率 (Recall)、准确率 (Precision) 和 F_1 分数上均优于原始的 YOLOv5 算法。

关键词

YOLOv5; 注意力机制; Ciou 损失; 煤矿泵站; 异常分析

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.044

0 引言

煤炭是我国重要的能源之一,为实现煤矿井下的安全生产,我国正推广建设基于专业防爆标准摄像头的视频监控系统,以用于井下安全生产管理。在采煤作业的井下设备中,泵站是煤矿安全生产体系中的一项关键设备,承担着排水、供水、输送煤浆等重要的运输任务,因此也是监控系统的重要监控设备。值班人员(地面或地下)通过视频监控摄像头实时地观察被监控的设备,但这种运行方式受限于人员疲劳、警觉性下降和人力资源限制,影响监控系统实时性和有效性。因此,通过引入人工智能的目标检测技术作为解决此类问题的有效方案。

YOLO (you only look once) 是目前常用的一种人工智能的目标检测技术,该算法实质上是将所选中的目标检测任务转化成数学回归问题,在前向传播中输出目标的类别和位置信息,YOLO 系列算法处在一个迭代优化的发展进程中^[1]。本文采用 YOLOv5 (you only look once version5s) 用于煤矿泵站异常检测监控分析,但是在实践中发现,由于矿井下的生产环境极为复杂,在设备密集区域,部分设备可能被其他设备遮挡,导致目标特征难以完整提取;另外光照的剧烈变化会影响图像的对比度和亮度,增加了特征识别的难度,而一些微小的泄漏点或零部件的细微损坏等小目标,很容易被忽略,从而导致检测精度下降^[2]。因此,为提高 YOLOv5 在煤矿泵站异常分析中的准确性和鲁棒性,本文提出了基于 YOLOv5 改进的 AM-CIoU-YOLOv5 算法。其通

过注意力机制的嵌入,可以让模型聚焦于关键区域,增强关键特征的提取的同时结合 Ciou 损失函数提高目标定位精度,以适应矿井下的复杂生产环境,更好完成煤矿泵站异常情况的检测任务^[2]。

1 改进的 YOLOv5 的算法

当前,大多数目标检测算法的平均精准度 mAP 不高,单张图像检测时间又较长。另外,泵站内外布局紧凑,光线较差,且存在大量粉尘和噪声干扰,这就给目标检测带来极大的困难。为此,本论文提出了一种基于 YOLOv5 改进的嵌入注意力机制的 AM-CIoU-YOLOv5 改进算法。

AM-CIoU-YOLOv5 算法通过将注意力机制模块嵌入进 YOLOv5 骨干网络、FPN 和检测头的适当位置,比如在骨干网络的每个 CSP 模块之后、FPN 的特征融合节点处以及检测头的每个检测分支输入特征上添加,从而提升检测精度和鲁棒性,特别是在处理设备遮挡光线不足和小目标检测问题上表现格外突出^[3]。在模型训练过程中,使用 Ciou 损失函数替代传统的 IoU 损失函数进行边界框回归的优化,使模型的拟合能力得到加强。

1.1 YOLOv5 网络

YOLOv5 主要由输入层、骨干网络 (Backbone) 特征提取部分、颈部 (Neck) 特征融合部分以及头分类输出端 (Head) 组成^[4]。其中,骨干网络以 CSPDarknet 为核心,将基础层的特征映射划分为两部分,一部分直接传递到下一层,另一部分经过一系列卷积操作后再与直接传递的部分进行拼接。

1. 西安石油大学 陕西西安 710000

输入图像在经过骨干网络后,进入由特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PAN)组成的颈部结构。特征金字塔网络(FPN)通过上采样操作,将骨干网络输出的深层语义特征与浅层细节特征进行融合。具体来说,对于不同尺度的特征图,先对深层特征图进行上采样,使其尺寸与浅层特征图一致,然后将两者按通道维度进行拼接。而PAN则是在FPN的基础上,进一步加强了自底向上的路径聚合,通过将融合后的特征再次进行下采样,并与底层特征进行拼接,优化了特征的传递和融合,使得模型对不同大小目标的检测能力得到进一步提升。

检测头结构如图1所示,其依据融合后的特征图预设锚框,经卷积操作,预测每一个锚框对应的目标类别概率和边界框的偏移量。而后根据这些预测结果,结合预设的锚框,计算出最终的目标位置和类别,实现对目标的快速检测,最终经过头分类输出端获得检测结果。

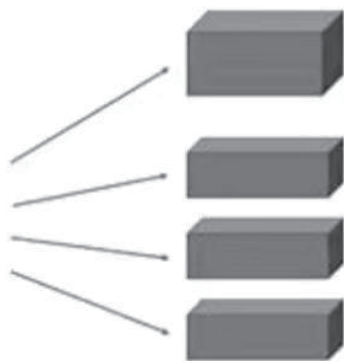


图1 检测头结构

1.2 注意力机制

注意力机制是模拟人类视觉系统的注意力分配方式,让模型在处理图像时能够自动聚焦于重要区域,忽略无关信息^[5]。在煤矿泵站异常检测中,卷积块注意力模块CBAM(convolutional block attention module)是一种用于增强卷积神经网络性能的混合注意力机制,其结构如图2所示。CBAM包含通道注意力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)两个子模块。

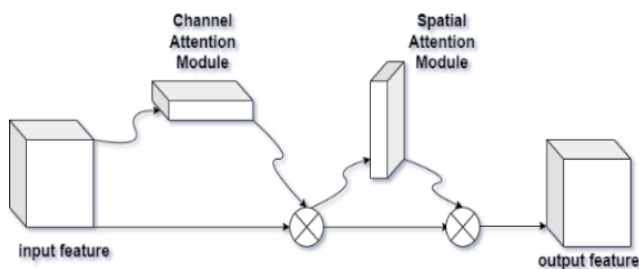


图2 CBAM 注意力模块

在通道注意力模块中,主要关注输入图像中有意义的信

息,首先对输入特征图分别进行全局平均池化和全局最大池化操作,得到两个不同的特征描述。然后,将两个特征描述分别通过一个包含全连接层的多层感知机(MLP),并进行ReLU激活,再将输出结果相加,经过Sigmoid激活函数得到通道注意力权重。

在空间注意力模块中,主要关注的是目标的位置信息,首先对输入特征图在通道维度上进行平均池化和最大池化操作,得到两个一维特征图。再将这两个特征图按通道维度拼接后,通过一个卷积层进行卷积操作,再经过Sigmoid激活函数得到空间注意力权重。

最终,将通道注意力权重和空间注意力权重分别与输入特征图相乘,实现对特征图在通道和空间维度上的加权,有效地增强了模型对关键特征的提取能力,提高了对遮挡目标和小目标的检测性能。

1.3 CIoU 损失

CIoU损失是在IoU损失的基础上发展而来。IoU损失仅考虑了预测框与真实框的重叠面积^[6]。而CIoU损失进一步考虑了预测框与真实框的中心点距离、宽高比等因素。

在煤矿泵站异常检测中,CIoU损失能够更全面地衡量预测框与真实框的匹配程度,使模型在定位煤矿泵站异常目标时能更大程度上提升精确度,减少定位误差。例如,当预测框与真实框的重叠面积相同时,CIoU损失会考虑两者的中心点距离和宽高比,若中心点距离更近、宽高比更相似,则CIoU值更大,损失更小,从而引导模型学习到更准确的目标位置和形状信息^[7]。

1.4 AM-CIoU-YOLOv5

AM-CIoU-YOLOv5算法是在YOLOv5的基础上,将注意力机制模块嵌入骨干网络、FPN和检测头的适当位置。在骨干网络中的每个CSP模块之后添加注意力模块。以卷积块注意力模块CBAM为例,其通道注意力模块(CAM)计算过程为:对输入特征图 F 分别进行全局平均池化AvgPool和全局最大池化MaxPool,得到AvgPool(F)和MaxPool(F)。两种池化操作从不同角度对特征图进行全局信息提取,平均池化能获取特征图在每个通道上的平均响应,最大池化则突出特征图中每个通道的最强响应。然后,将这两个特征描述分别通过一个包含全连接层的多层感知机MLP,并进行ReLU激活,即MLP(AvgPool(F))和MLP(MaxPool(F))。ReLU激活函数可以有效解决梯度消失问题,增强模型的非线性表达能力。再将输出结果相加,经过Sigmoid激活函数得到通道注意力权重,用公式表示为:

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) \quad (1)$$

Sigmoid 函数将相加后的结果映射到 0~1 之间，作为通道注意力权重，用于对通道维度的特征进行加权。

空间注意力模块 (SAM) 先对输入特征图在通道维度上进行平均池化和最大池化操作，得到两个一维特征图，这两个一维特征图分别从平均和最大响应的角度反映了特征在空间维度上的分布情况。将这两个特征图按通道维度拼接后，通过一个卷积层 Conv 进行卷积操作，再经过 Sigmoid 激活函数得到空间注意力权重，用公式表示为：

$$M_s(F) = \sigma(\text{Conv}([\text{AvgPool}(F)_s; \text{MaxPool}(F)_s])) \quad (2)$$

卷积操作可以进一步提取拼接后特征图的空间特征，Sigmoid 函数则将卷积结果转化为空间注意力权重。最终，将通道注意力权重和空间注意力权重分别与输入特征图相乘，用公式表示为：

$$F_{\text{new}} = M_c(F) \times M_s(F) \quad (3)$$

对骨干网络提取的特征进行二次筛选，突出与异常检测相关的关键特征，增强模型对复杂背景下目标特征的提取能力^[8]。

在 FPN 的特征融合节点处添加注意力模块，同样采用上述 CBAM 模块的计算方式，对不同尺度特征融合时的信息传递进行优化。在特征融合过程中，不同尺度的特征图包含了不同层次的语义信息和细节信息，通过注意力机制可以根据当前任务需求，动态地分配不同尺度特征的权重。例如，对于检测小目标，可能更需要突出浅层特征图中的细节信息，注意力机制就会给浅层特征分配更高的权重；而对于检测大目标，深层特征图中的语义信息更为关键，注意力机制则会相应地提升深层特征的权重，从而提高融合特征的质量，提升对大小形状不一的异常目标的检测性能^[9]。

在检测头的每个检测分支输入特征上应用注意力模块，通过注意力机制计算权重，使检测头更加关注与目标相关的特征，减少背景干扰，从而达到提升判断目标类别和回归边界框的准确性。在计算预测框与真实框的匹配程度时，采用 CIoU 损失函数。CIoU 损失函数在 IoU 损失基础上，进一步考虑了预测框与真实框的中心点距离 (ρ^2)、宽高比 (v) 等因素^[10]。IoU 损失计算公式为：

$$\text{IoU} = \frac{|B \cap B^{\text{gt}}|}{|B \cup B^{\text{gt}}|} \quad (4)$$

式中： B 是预测框； B^{gt} 是真实框； $|\cdot|$ 是框的面积。

CIoU 损失计算公式为：

$$\text{CIoU} = \text{IoU} - \frac{\rho^2}{c^2} - \alpha v \quad (5)$$

式中： ρ 是预测框与真实框中心点的欧氏距离； c 是能同时包含预测框和真实框的最小闭包区域的对角线距离； v 则是用来衡量预测框与真实框宽高比的相似性，计算公式为：

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\tan^{-1} \frac{\omega^{\text{gt}}}{h^{\text{gt}}} - \tan^{-1} \frac{\omega}{h} \right)^2 \quad (6)$$

式中： α 是平衡参数，用于调整宽高比的影响，计算公式为：

$$\alpha = \frac{v}{(1 - \text{IoU}) + v} \quad (7)$$

在模型训练过程中，当预测框与真实框的重叠面积相同时，CIoU 损失会考虑两者的中心点距离和宽高比，若中心点距离更近、宽高比更相似，则 CIoU 值更大，损失更小，从而引导模型学习到精确度更高的目标位置信息，进一步提升模型在复杂环境下的检测性能^[11]。例如，在煤矿泵站异常检测中，对于一个管道泄漏的小目标检测，CIoU 损失函数可以使模型更准确地定位泄漏点的位置，避免因定位偏差而导致误判或漏判。

2 实验与结果分析

2.1 实验环境

本文所采用的实验环境如下：

操作系统：Ubuntu 20.04

处理器：12 vCPU Intel(R) Xeon(R) Silver 4214R CPU @ 2.40 GHz

GPU：RTX 3080 Ti(12 GB)

深度学习框架：PyTorch1.13.1

开发平台：PyCharm Python3.9

实验数据集来源于多个煤矿泵站的实际监控视频，经过仔细筛选和人工标注，共获得 10 000 张图像。按照 70%、15%、15% 的比例将其划分为训练集、验证集和测试集，以保证模型在不同数据集上的泛化能力和性能评估的准确性。

2.2 评价指标

采用召回率 (Recall)、准确率 (Precision)、 F_1 分数值和平均精度均值 (mAP) 为评价指标。mAP 用于衡量模型在不同 IoU 阈值下对所有类别平均精度的平均值，综合反映模型在不同重叠度要求下对各类目标的检测性能；Recall 体现模型正确检测出的正样本数量占实际正样本数量的比例，反映模型对正样本的覆盖能力；Precision 表示模型预测为正样本且实际为正样本的数量占模型预测为正样本数量的比例，体现模型预测结果的准确性； F_1 分数则综合考虑了 Recall 和 Precision，是两者的调和平均数，更全面地评估模型在检测准确性和覆盖能力之间的平衡。

2.3 实验结果分析

将改进后的 AM-CIoU-YOLOv5 算法与原始 YOLOv5 算法进行对比实验,结果如表 1 所示。

表 1 测试结果对比表

算法	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Recall	Precision	F ₁ Score
YOLOv5	0.70	0.45	0.75	0.72	0.73
AM-CIoU-YOLOv5	0.82	0.55	0.85	0.80	0.82

改进后的 AM-CIoU-YOLOv5 算法在各项指标上均优于原始 YOLOv5 算法。mAP@0.5 提升了 12 个百分点, mAP@0.5:0.95 提升了 10 个百分点,表明在不同 IoU 阈值下,改进算法的检测性能都有显著提高,能够更准确地检测出各类异常目标。Recall 提升了 10 个百分点,说明改进算法能够更好地检测出所有异常情况,减少漏检; Precision 提升了 8 个百分点,意味着模型预测的准确性更高,减少了误检; F₁ 分数提升了 9 个百分点,综合性能得到明显提升。这主要得益于注意力机制增强了模型对关键特征的提取能力,使模型能够更准确地识别异常目标; Ciou 损失函数提高了目标定位精度,使模型在定位异常目标时更加准确,从而提升了整体检测性能。

3 结语

本文提出的基于 YOLOv5 改进的 AM-CIoU-YOLOv5 算法在煤矿泵站视频监控的异常分析中取得了良好效果。通过注意力机制和 Ciou 损失函数的引入,有效解决了煤矿泵站复杂环境下的目标遮挡、小目标检测和定位精度低等问题,进一步将模型的检测精度和鲁棒性提升了一个台阶。实验结果表明,改进后的算法在各项评价指标上均优于原始 YOLOv5 算法,为煤矿泵站的安全运行和智能化管理提供了有力的技术支持。

未来的研究可以进一步探索更高效的注意力机制,如结合自注意力机制或动态注意力机制,以更好地适应复杂多变的煤矿泵站环境。同时,深入研究损失函数的优化,探索更适合煤矿泵站异常检测的损失函数形式。此外,结合多模态数据(如声音、振动等)进行异常检测,并充分利用图像、文本、音频等不同模态数据所蕴含的互补信息,有望进一步提升模型的性能和泛化能力,更好地满足煤矿安全生产的实际需求。

参考文献:

[1] 王鑫杰,王吉平.YOLO 目标检测算法综述[J].广西物

理,2024,45(2):50-53.

[2] 芦碧波,周允,李小军,等.融合注意力机制的 YOLOv5 轻量化煤矿井下人员检测算法[J].煤炭技术,2023,42(10):200-203.

[3] 张炳建,郝洪涛,刘秀娟,等.基于改进 YOLOv5s 的煤矿输送带异物检测算法[J].宁夏工程技术,2024,23(2): 174-179.

[4] 胡继港,杨杰,祝晓轩.一种基于 YOLOv5 的家用物体检测优化算法[J].青岛大学学报(工程技术版),2023, 38(2): 26-30.

[5] 王建才,李瑾,李志军,等.基于改进 YOLOv5 的煤岩图像检测识别研究[J].煤矿机械,2022, 43(9):204-208.

[6] 孟晴,金钧.基于 YOLOv5 的无人机小目标检测改进算法[J].自动化与仪表,2025,40(1):77- 81.

[7] 肖名志,孙阅婷,冯振辉,等.嵌入注意力机制的 YOLOv3 改进算法用于家禽部位的目标检测[J].南昌工程学院学报, 2024, 43(6):51-59.

[8] 王媛彬,韦思雄,吴华英,等.基于改进 YOLOv5s 的矿井下安全帽佩戴检测算法[J].煤炭科学技术, 2025, 53(S1): 366-377.

[9] 郝帅,张旭,马旭,等.基于 CBAM-YOLOv5 的煤矿输送带异物检测[J].煤炭学报,2022,47(11):4147-4156.

[10] 魏振强,马永刚,曹欣宜.基于改进 YOLOv5 的石化设备目标检测算法技术研究[J].中国安全生产科学技术, 2025, 21(1): 139-145.

[11] 徐鸿盛,胡学友,黄迎辉,等.基于改进 YOLOv5 的道路场景小目标检测方法[J].商丘师范学院学报,2024,40(12): 14-19.

【作者简介】

董昭(1998—),男,陕西渭南人,硕士研究生,研究方向:机器学习, email: shidene_2021@qq.com.

董海峰(1965—),通信作者(email: donghaifeng@xsyu.edu.cn),男,吉林长春人,博士,副教授,研究方向:人工智能、大数据、数据挖掘。

(收稿日期: 2025-02-15 修回日期: 2025-07-10)