

基于无人机检视的公路工程施工人员安全帽佩戴实时检测算法

文明¹ 吴兴堂² 尚宇豪² 甄键³ 于富才¹

1 北京市应急管理科学技术研究院 北京 101101

2 华北电力大学控制与计算机工程学院 北京 102206

3 浙江省长三角基础设施科学研究院 杭州 310005

(wenming@bjtu.edu.cn)

摘要 为保障公路工程施工人员作业安全,减少施工安全事故,实时检测施工人员是否佩戴安全帽已成为重要的安全监管手段。公路工程施工具有点多、线长、面广的特点,且面临穿山越岭、跨江跨河等复杂地势,传统固定摄像头的覆盖存在局限性,且成本较高。无人机作为一种灵活、低成本且具备高可视性的影像采集工具,能够有效弥补这一不足,特别适用于传统手段难以覆盖的施工现场高风险区域。针对基于无人机采集图像的安全帽检测,在光照变化、目标尺度和形状变化较大的情况下容易出现误检、漏检的问题,提出了一种基于改进扩展差分高斯(XDOG)的YOLOv5安全帽实时检测算法。针对复杂施工环境中安全帽与背景或其他物体难以区分的问题,XDOG模块通过提取图像的边缘信息,增强了待检测安全帽的结构与细节特征。随后,差分高斯结果通过归一化和非线性激活处理,消除了环境中的亮度变化和噪声干扰。为了与YOLOv5网络兼容,采用 1×1 卷积层调整增强后的特征图通道数,并通过残差连接与原始图像特征进行融合,从而提高了网络的鲁棒性和准确性。实验结果表明,相较于传统的YOLOv5和YOLOx等模型,XDOG-YOLOv5在mAP@50和mAP@50-95等指标上均有显著提升,显著提高了施工作业人员安全帽检测的精度。

关键词: 安全帽检测;YOLOv5;差分高斯;公路工程;无人机

中图分类号 TP391

Real-time Helmet Detection Algorithm for Roadway Engineering Construction Based on UAV Visual Inspection

WEN Ming¹, WU Xingtang², SHANG Yuhao², ZHEN Jian³ and YU Fucui¹

1 Beijing Academy of Emergency Management Science and Technology, Beijing 101101, China

2 School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China

3 Yangtze Delta Institute of Infrastructure, Hangzhou 310005, China

Abstract To ensure the safety of highway engineering construction personnel and reduce safety risks during the construction process, real-time detection of helmet usage has become a critical safety supervision method. Highway projects are characterized by numerous, long, and wide construction sites, often involving complex terrains such as mountain ranges and rivers. Traditional fixed-camera coverage has limitations and high costs. Drones, as flexible, low-cost, and highly visible image acquisition tools, can effectively address these challenges, especially in high-risk areas that are difficult to cover with traditional methods. This paper proposes a real-time helmet detection algorithm based on an improved eXtended Difference of Gaussians(XDOG) and YOLOv5, aiming to solve the issues of misdetection and missed detection under variable lighting conditions, scale, and shape changes in images captured by drones. In complex construction environments, the features of safety helmets are often hard to distinguish from backgrounds or other objects. The XDOG module is introduced to enhance edge information in images, thereby highlighting the structural and detailed features of helmets to be detected. The difference-of-Gaussians results are further normalized and non-linearly activated to eliminate the effects of lighting variation and noise interference in construction environments. To ensure compatibility with the YOLOv5 network, the algorithm uses a 1×1 convolution layer to adjust the number of channels in the enhanced feature maps, and a residual connection is used to fuse the enhanced feature maps with the input image, thereby improving the robustness and accuracy of the network. Experimental results show that compared to traditional YOLOv5 and YOLOx models, the XDOG-YOLOv5 significantly improves detection accuracy, with notable gains in mAP@50 and mAP@50-95, demonstrating its effectiveness in real-time helmet detection for construction personnel.

Keywords Safety helmet detection, YOLOv5, Difference of Gaussians, Roadway engineering, Unmanned aerial vehicle

基金项目:北京市自然科学基金(9244040)

This work was supported by the Beijing Natural Science Foundation of China(9244040).

通信作者:吴兴堂(xtangwu@ncepu.edu.cn)

1 引言

我国公路建设正处于快速发展阶段^[1],近五年固定资产投资总额均超过 2.1 万亿元。在行业高速发展的同时,由于存在建设环境复杂、施工条件恶劣、作业类型多样和从业人员流动性大等原因,公路建设领域生产安全事故呈现易发、频发的特点,安全生产形势十分严峻。安全帽作为作业人员主要的防护用具,不仅能够有效缓冲高处坠物对人员头部产生的冲击力,还能避免摔倒后遭受地面硬物撞击等二次伤害。特别是对于公路工程这种存在大量构配件吊运和安装作业的工程类型,安全帽的重要性不言而喻。然而,部分施工人员安全意识淡薄,以及出于舒适度和便利性等因素考量,在施工现场未佩戴安全帽,从而引发生产安全事故,造成了人员伤亡和经济损失。

通过在施工过程中加强巡查监管,及时发现未佩戴安全帽的行为并加以制止,可以有效缓解这一问题。传统的公路工程施工现场安全监管主要分为两种:一种是依赖于监管人员巡视或盯控视频的方法,其效率较低且难以适用于大型施工现场;另一种是利用计算机视觉的视频检测方法,通过工地的摄像头实时监控施工人员是否佩戴安全帽,扩大了安全检查的覆盖面并减少了人工成本。为了有效应对基于计算机视觉的安全帽目标检测技术在适应性、精准性、泛化能力等方面的挑战,学者们提出了一系列基于深度学习的 R-CNN^[2]和 YOLO^[3]等目标检测算法,这些算法凭借出色的自学习能力,大幅度提高了安全帽的实时检测性能。文献[2]提出了基于改进级联卷积神经网络的目标检测方法,通过适当增加少量参数扩大可变形卷积的感受野,并在此基础上形成级联 CNN 的目标检测器,不仅提高了网络特征提取能力,还有助于提升网络分类能力。文献[3]通过将注意力机制和 YOLO 相结合,在变电站施工人员安全帽佩戴检测数据集中有效提升了检测精度和速度。文献[4]提出了基于双向特征金字塔网络的安全帽实时检测神经网络结构,通过为每个输入特征增加重要性权重,算法可以有效分辨出图像中模糊和被遮挡目标,提高网络损失函数收敛性能和安全帽边界定位准确度。文献[5]为了提升目标检测方法的特征提取和表达性能,同时降低误检率,提出了基于加权双向金字塔的轻量化安全帽实时检测方法,不仅增强了安全帽位置和类型特征的关联度,还为算法的嵌入式部署提供了理论基础。文献[6]受视频中连续帧目标检测的启发,提出了一种分层正样本选择机制以提升 YOLOv5 的拟合能力,同时采用基于框密度的后处理算法有效抑制了误检的概率。文献[7]提出了一种适用于白天和夜间的图像目标检测方法,其中夜间的目标检测精度相比于白天仅降低 5%。

在公路施工现场,受复杂环境影响,现有安全帽检测算法在检测重叠物体和小物体时面临困难,检测性能不佳。为解决这一问题,文献[8]针对图像识别中不同光照条件、摄像头角度和安全帽类型下的小物体检测,提出了基于 YOLOv8 的目标检测算法,通过使用包含佩戴和不佩戴安全帽的工人的图像数据集对 YOLOv8 算法进行训练,确保施工人员遵守安全规定。文献[9]为了提升安全帽识别中小目标检测的精度,在原始的 YOLOv5 网络模型中加入了小目标识别层,并在主干网络中引入了 Transformer 自注意力机制,通过提取富含

语义信息的全局特征来提高检测性能。文献[10]使用 k-means 聚类算法调整先验框参数,以提高先验框与目标物体之间的匹配度,同时引入金字塔分割注意力模型对多尺度特征信息进行进一步处理。通过在网络结构中增加一层网络特征并进行特征融合,改进了 YOLOv4 的网络结构,从而提高了检测精度。文献[11]通过增加一个层特征加权模块,来解决安全帽检测中重叠物体和小物体检测精度低的问题。为了进一步解决复杂场景下的安全帽识别问题,文献[12]以 Transformer 部分为核心,利用特征图中存储的上下文知识辅助模型自主学习,增强全局特征信息的关联,在网络中的重要节点上安装了 3D 加权注意力机制 SimAM,使算法聚焦于安全帽的独特特征。文献[13]在主干网络中加入 CBAM 注意力模块,使模型更加关注安全帽的物体结构、尺寸等特征,从而提高模型的识别能力。文献[14]在网络的主干部分融入了基于 SENetV2 的通道注意力机制,从而充分考虑全局信息,使网络能够更加关注安全帽的特征。文献[15]采用二轮双向 IRNN 搭建自注意力模块,并以 YOLOv5 为基础构造检测模型,从而提升网络对目标的实时检测能力。文献[16]通过 Swin Transformer 构造 YOLOv5 的骨干网络,从而基于自注意力机制来建模不同空间位置的依赖关系。文献[17]通过在 YOLOX 骨干网络中引入注意力机制,可以实现安全帽佩戴状态的精准分类。文献[18]将混洗坐标注意力模块嵌入到特征提取网络模型中,引入高分辨率纹理信息,从而进一步提升了安全帽检测精度。

现有研究主要依赖于在施工现场安装固定摄像头,并通过设计多种目标检测算法来实现安全帽佩戴状态的监测。然而,公路工程通常具有点多、线长、面广等特点,且经常面临穿山越岭、跨江跨河等复杂地势及由此带来的施工环境挑战,诸如高墩柱、高支模、深基坑等区域,传统手段难以覆盖,而这些区域往往是安全隐患的高发地带。若在施工现场全面铺设固定摄像头,既需投入巨大的成本,又容易产生安全死角。相比之下,无人机影像采集具备灵活性高、成本低、可视性强等优势,能够在复杂施工环境中提供更高效率的图像采集与风险识别能力,尤其适用于传统方式难以触及的高风险区域。因此,无人机视检技术为施工现场安全管理提供了新的解决方案。然而,施工现场的复杂环境对无人机采集的影像数据处理提出了较大挑战,光照变化、目标遮挡及尺度变化等问题严重影响了检测的精度和鲁棒性。

为解决上述问题,本文提出了一种基于改进扩展差分高斯(eXtended Difference of Gaussians, XDOG)的 YOLOv5 安全帽实时检测方法。该方法结合 XDOG 图像增强模块,通过增强图像中的边缘和细节信息,显著提升了复杂施工环境中安全帽目标的检测精度,尤其在多变的背景和光照条件下,能够有效提高检测的鲁棒性。

2 YOLOv5 目标检测算法

YOLOv5 的工作流程主要包括图像输入、特征提取、特征融合、目标检测以及结果输出。首先,将待检测的图像输入到模型中;其次,通过 Backbone 层对输入图像进行特征提取,得到不同层次的特征图;接着,利用 Neck 网络将不同层次的特征图进行融合,得到具有丰富语义和高空间分辨率的特征图;然后,在输出端利用 3 个不同尺度的 Head 对融合后的特征

图进行目标检测,每个 Head 都包含分类和定位任务,通过计算损失函数来优化模型的性能;最后,输出最终的检测结果,包括目标的位置、类别和置信度等信息。YOLOv5 模型的主要结构如图 1 所示。

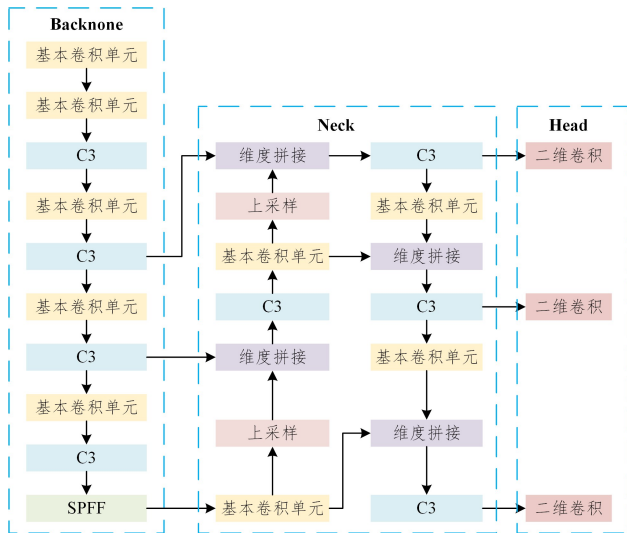


图 1 YOLOv5 结构示意图

Fig. 1 Schematic structure of YOLOv5

Backbone 层是模型的特征提取网络,负责从输入图像中提取有用的特征信息。YOLOv5 使用 CSPDarknet53 作为主干网络,其具有较强的特征提取能力和较高的计算效率。Focus 结构是 YOLOv5 中的一种特殊卷积操作,用于对输入特征图进行下采样,以减少计算量和参数量。它将输入特征图划分成 4 个子图,并将这 4 个子图进行通道拼接,从而得到一个更小的特征图。Neck 网络用于聚合来自 Backbone 不同层的特征,以便在多个尺度上进行物体检测。输出端将 Neck 输出的特征图转换为最终的边界框和类别预测。YOLOv5 的输出层包含 3 个不同尺度的 Head,分别对应于特征图的 3 个不同层次,用于处理不同大小的目标。每个 Head 都包含分类和定位任务,通过计算损失函数来优化模型的性能。

3 基于 XDOG-YOLOv5 的安全帽检测

本文以传统 YOLOv5 网络架构为基础,结合了创新的 XDOG 图像增强模块,提出一种基于 XDOG-YOLOv5 的安全帽检测模型,其整体框架如图 2 所示。

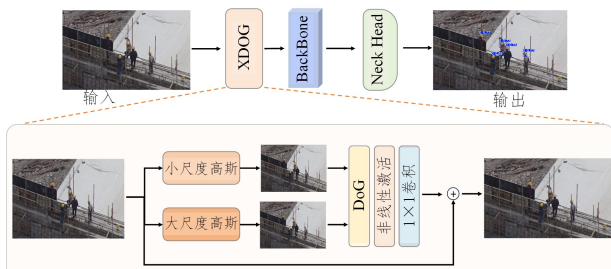


图 2 XDOG-YOLOv5 结构示意图

Fig. 2 Schematic structure of XDOG-YOLOv5

3.1 XDOG-YOLOv5 结构及原理

由于公路工程施工现场存在灰尘、遮挡或明暗光线变化等复杂场景,实际采集的图像往往伴随着复杂背景、低对比度或高噪声的特点。鉴于图像增强技术被广泛应用于低对比度或噪声较多的场景以提高图像质量,本文从图像增强、安全帽

特征提取与融合等角度出发设计了 XDOG-YOLOv5 结构,旨在提升检测网络对复杂环境中安全帽目标的感知与识别能力。

如图 2 所示,首先将公路施工现场的待检测图像作为输入数据,引入了一种改进的 XDOG 增强模块进行处理,有效突出了图像中安全帽的边缘信息,同时保留了丰富的细节特征,为后续的目标检测任务奠定了坚实的基础。随后,将经过 XDOG 增强处理的图像输入至 YOLOv5 目标检测模型的 Backbone 部分,提取图像中包含了目标形状、纹理和上下文语义信息的深层特征。最后,通过 Neck 和检测 Head 模块实现对安全帽的边界定位及种类识别。

本文在 YOLOv5 的 Backbone 前引入 XDOG 模块。XDOG 增强模块旨在增强图像的边缘和细节信息,不仅继承了传统 DOG 算法在边缘检测与细节增强方面的优势,还通过引入额外的参数优化,进一步提升了在复杂背景、低对比度或高噪声环境下的图像预处理效果。通过计算两个不同尺度高斯模糊图像之间的差异,可以有效突出图像中的边缘信息,显著增强安全帽目标在图像中的特征,减少背景噪声的干扰,从而提高检测网络的鲁棒性。具体处理包括高斯模糊、多尺度差分高斯计算、非线性激活和通道调整 4 个步骤。

3.1.1 高斯模糊处理

XDOG 模块首先以复杂公路施工现场安全帽检测图像为输入,采用高斯模糊对原始图像进行预处理。高斯模糊是通过平滑处理来实现噪声抑制和滤除的机制,因此基于扩展 XDOG 模块与 YOLOv5 骨干网络相结合的方案,可以在复杂背景、低对比度及高噪声环境中实现有效的自适应噪声滤除。具体而言,XDOG 通过增强图像边缘特征,能够在输入图像进入 YOLOv5 网络之前去除噪声并突出目标边界,从而帮助 YOLOv5 骨干网络更有效地提取安全帽的边缘信息。该方法在提升边缘特征显著性的同时,能够有效抑制背景干扰,优化目标检测的精度,尤其在施工现场这种复杂的图像环境下,具有较为显著的性能提升潜力。XDOG 模块中主要包括小尺度和大尺度两种高斯模糊处理,其函数表达式为:

$$Gaussian_Small(x) = \mathcal{G}(\sigma_{small})(x) \quad (1)$$

$$Gaussian_Large(x) = \mathcal{G}(\sigma_{large})(x) \quad (2)$$

其中, $\mathcal{G}(\sigma)(x)$ 表示以标准差 σ 对图像 x 进行高斯模糊; $\sigma_{large} = k\sigma_{small}$, k 为比例因子,用于控制模糊的范围。小尺度高斯模糊能够有效保留图像的局部细节,通过平滑低频区域来避免过度平滑,从而在去噪的同时尽量保留图像的细节信息;而大尺度高斯模糊则主要用于去除图像中的高频噪声,通过对图像进行较强的平滑处理,减少噪声干扰,突出主要结构特征。这种尺度自适应的模糊策略能够在不同的噪声环境下实现更为精确的噪声抑制,同时确保目标区域的细节得以保留,具有较强的实用性和有效性。

3.1.2 多尺度差分高斯计算

多尺度差分高斯计算是 XDOG 模块的核心步骤之一,它通过在不同尺度下计算高斯模糊图像之间的差值来捕捉图像中的边缘特征。其函数表达式为:

$$DoG(s) = Gaussian_Small(x) - \gamma Gaussian_Large(x) \quad (3)$$

其中, γ 为强度控制参数,用于平衡小尺度和大尺度高斯模糊的影响。通过计算相邻尺度的高斯模糊图像之间的差值,可

以得到差值图像,这将凸出显示在不同尺度之间变化的边缘特征,尤其是那些与安全帽相关的边缘特征。这表明差分高斯的计算可以增强复杂公路施工现场检测图像中安全帽边缘区域的对比度,从而凸显图像中的关键目标。

3.1.3 非线性激活与归一化

XDOG 作为 DOG 的扩展方法,通过额外引入归一化和非线性激活处理步骤,可以使安全帽边缘特征增强效果更加灵活和显著。差分高斯结果归一化和非线性激活表达式为:

$$DoG_N(x) = \frac{DoG(x) - \min(DoG(x))}{\max(DoG(x)) - \min(DoG(x))} \quad (4)$$

$$DoG_F(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } DoG_N(x) > \epsilon \\ 1 + \tanh(\phi(DoG_N(x) - \epsilon)), & \\ \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

其中, ϵ 为边缘强度阈值, ϕ 为激活强度参数。对计算得到的差分高斯结果进行归一化处理,将其数值范围限制在 $[0, 1]$, 可以消除不同图像亮度的影响,有助于使模型在不同光照条件下的表现更加稳定。同时,非线性激活可以进一步放大显著边缘特征,同时抑制背景中的噪声和弱边缘。

3.1.4 通道调整与整合

为了使 XDOG 模块输出与后续的 YOLOv5 网络的输入兼容,采用 1×1 卷积层对经过增强后的特征图进行通道数调整。将输出的特征图的通道数转换为网络所需的通道数,以保证与下游层的对接,其计算过程为:

$$\hat{I}(x) = Conv1 \times 1(DoG_F(x)) \quad (6)$$

最后,将增强后特征图像与原始图像进行逐元素相加,再保留原始图像信息的基础上增加安全帽边缘特征的显著性。

$$Enhanced(x) = x + \hat{I}(x) \quad (7)$$

3.1.5 XDOG 参数

XDOG 通过引入额外的参数优化,可以有效增强图像的边缘和细节信息。XDOG 算法的参数选取规则如表 1 所列。

表 1 XDOG 算法的参数选取规则

Table 1 Parameters setting for the XDOG algorithm

参数名称	参数含义
σ	σ 越小,越能保留图像的局部细节 σ 越大,安全帽边缘结构越粗
γ	γ 越小,图像细节越少,颜色偏黑 γ 越大,图像细节越多,颜色偏亮
ϕ	ϕ 越小,生成越暗灰色图 ϕ 越大,生成越轻灰色图
ϵ	ϵ 越小,生成越轻灰色图 ϵ 越大,生成越暗灰色图
k	k 小,图像保留细节且边缘细 k 大,图像忽略细节且边缘粗

3.2 损失函数

在公路工程施工现场安全帽检测任务中,图像受环境影响往往呈现出复杂背景、低对比度或高噪声的特点。传统损失函数难以适应安全帽的全部特征,因此 XDOG-YOLOv5 的总损失函数定义为:

$$\mathcal{L}_{total} = \mathcal{L}_{enhance} + \mathcal{L}_{box} + \mathcal{L}_{obj} + \mathcal{L}_{cls} \quad (8)$$

其中, $\mathcal{L}_{enhance}$ 为 XDOG 增强模块的损失函数,用于确保 XDOG 增强模块对安全帽检测任务的贡献; \mathcal{L}_{box} 是边界框回归损失,本文采用 CIoU(Complete IOU) 计算预测框和真实框之间的差异; \mathcal{L}_{obj} 是目标置信度损失,用于衡量预测框中是否包含目标; \mathcal{L}_{cls} 是分类损失,用于衡量预测类别与真实类别之间的

差异。

4 算例仿真

4.1 数据集及预处理

以广西某在建高速公路项目为工程依托,面向高处作业人员安全帽检测场景,通过无人机巡检进行数据采集,来验证本文所提算法的可行性。为了确保自建拍摄数据集的有效性和普适性,在采集施工人员作业图像时需要满足:1) 自建数据集中图像需要具有多样性,即拍摄不同光线强度、不同灰尘、不同遮挡性和不同距离下的安全帽佩戴状态;2) 需要保证充足的图像数量,尤其是需要包含施工人员正常佩戴安全帽以及未按规定佩戴安全帽的情况。

在上述原则的基础上,将无人机采集的视频数据以每秒 10 帧的速度转换为图像数据,并去除相似度较高的图像,以减少冗余信息;为了提升目标检测模型在实际场景中的适用性和精度,进一步对图像数据集进行了扩充,扩充方法包括随机翻转、随机平移、局部裁剪及亮度调整等,这些操作有助于增强模型的泛化能力,提升其在不同环境下的表现,形成了模型训练数据集。本文建立了包含 5045 张施工人员作业图像的数据集,并采用人工标注的方式对原始图像进行预处理,将自建数据集按照 7:3 的比例随机分为训练数据集和测试数据集,用于评估模型的泛化能力。

4.2 实验设置

本文基于 Ultralytics 公司的 YOLOv5 进行改进,实现了 XDOG-YOLOv5 算法的训练和验证。实验环境和算法的主要参数如表 2 和表 3 所列。

表 2 实验环境

Table 2 Experimental environment

参数项	数值
操作系统	Windows10 64 位
CPU	11 th Gen Intel Core i5-12600KF 3.70 GHz
内存	16 GB
Python	3.8
深度学习框架	Pytorch 1.11.0, CUDA11.4

表 3 算法参数

Table 3 Algorithm parameters

参数项	数值
训练迭代次数 epoch	100
批次 batch-size	10
初始学习率	0.01
强度控制参数 γ	0.3
比例因子 k	1.6
边缘强度阈值 ϵ	0.25
激活强度参数 ϕ	6
高斯标准差 σ	1

4.3 评价指标

为了验证所提出的基于 XDOG-YOLOv5 安全帽实时检测方法的有效性和对复杂公路工程施工现场的适应性,以精确率(mAP@50, mAP@50-95)为指标,将其与当前主流的 YOLO 系列算法进行对比。安全帽检测识别精确率由测试过程中算法的准确率 P (Precision)和召回率 R (Recall)计算:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (9)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (10)$$

$$mAP = \int P(R) dR \quad (11)$$

其中, T_p 表示正确识别已戴安全帽, F_p 表示施工人员未按规定佩戴安全帽却被识别为已戴安全帽, F_n 表示施工人员按规定佩戴安全帽却被识别为未戴安全帽。

4.4 训练标签与检测结果对比

对比训练标签与检测结果是评估在复杂公路工程施工现场安全帽检测性能的关键方法,如图 3 所示。在人工对自建数据集进行标注的过程中,根据施工人员佩戴安全帽的情况对原始图像进行预处理并标注为 Helmet(佩戴安全帽)。

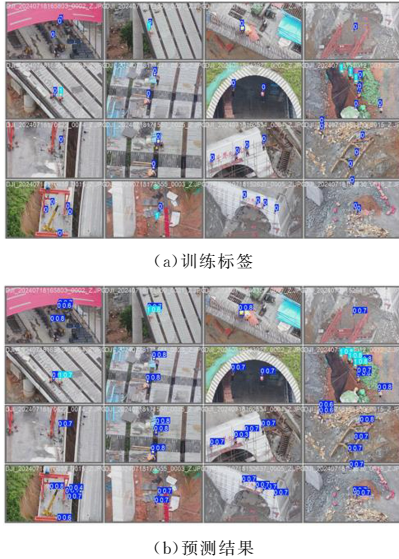


图 3 训练标签与 XDOG-YOLOv5 预测结果
Fig. 3 Prediction results of training labels and XDOG-YOLOv5

通过将训练标签与检测结果进行对比可以得知, XDOG-YOLOv5 在大部分测试案例上均表现出色,其检测结果与训练标签高度一致。虽然公路工程施工现场数据集往往包含大量噪声、干扰信息或不同类别之间的模糊边界,但算法依然能够准确地区分并识别出目标对象。这不仅表明本文所提方法在安全帽检测过程中具有较高的准确性,还反映出在 YOLOv5 骨干网络前叠加 XDOG 模块可以提升算法的泛化能力和鲁棒性。无论是在简单还是复杂的数据集上, XDOG-YOLOv5 在增强图像中安全帽的边缘和细节信息后,都能迅速捕捉到安全帽的关键特征,并给出精确的检测结果。

4.5 训练性能评估

基于深度学习的安全帽目标检测算法的收敛性有助于评估安全帽目标检测算法在迭代过程中的稳定性。收敛性良好的算法能够在迭代过程中逐渐逼近最优解,而不会出现剧烈波动或发散的情况。如图 4 所示, XDOG-YOLOv5 在训练过程中的 Box 和 Objectness 损失曲线在训练初期即展现出良好的收敛趋势,随着迭代次数的增加,目标函数值逐渐减小,并在第 70 轮后趋于稳定,这表明模型在定位目标边界和判断目标置信度方面逐渐收敛。此外,在验证数据集上, XDOG-YOLOv5 与训练数据集上保持相同的下降趋势,并且在第 50 轮后趋于稳定。这表明 XDOG-YOLOv5 在保持高精度的基础上,具有收敛速度快的特点,有利于在实际应用中实现更快的检测速度和更高的实时性。这一优势,也使得 XDOG-YOLOv5 方法在工业生产、施工现场等需要实时监测安全帽

佩戴情况的场景中具有更广泛的应用前景。

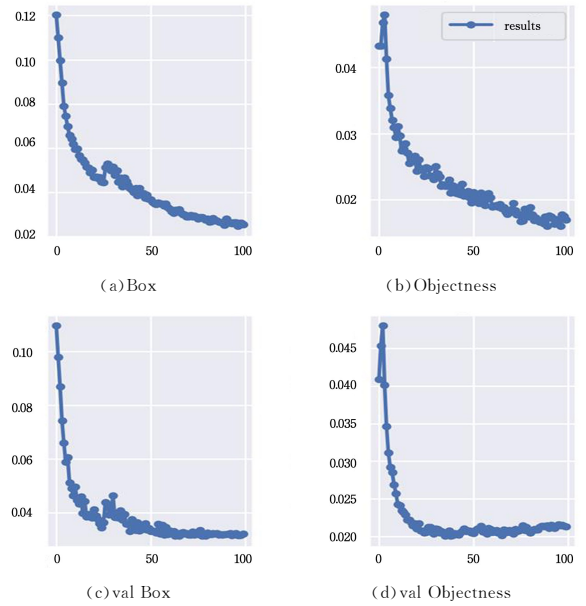


图 4 训练和测试损失曲线
Fig. 4 Loss curves for training and testing

图 5 展示了 XDOG-YOLOv5 方法在准确率、召回率和检测识别精度方面的性能。在迭代初期,4 种指标均表现出良好的收敛趋势。Precision 曲线在训练过程中迅速上升并接近 1.0,这直接反映了 XDOG-YOLOv5 方法在目标检测任务中具备较低的误检率。这是由于 XDOG 在安全帽检测识别初期提升了图像中目标的边缘特征,从而有助于它能够准确地识别出目标,并能有效避免将非目标物体误判为安全帽,从而确保了检测结果的可靠性。Recall 曲线也快速上升至 0.85 左右,这表明模型对目标的检测覆盖率有了显著提升,即模型能够识别出图像中大部分的安全帽,减少了漏检的情况。在实际应用中,高召回率对于确保工作场所的安全至关重要,因为它能够最大限度地减少因未检测到安全帽佩戴违规而导致的潜在风险。

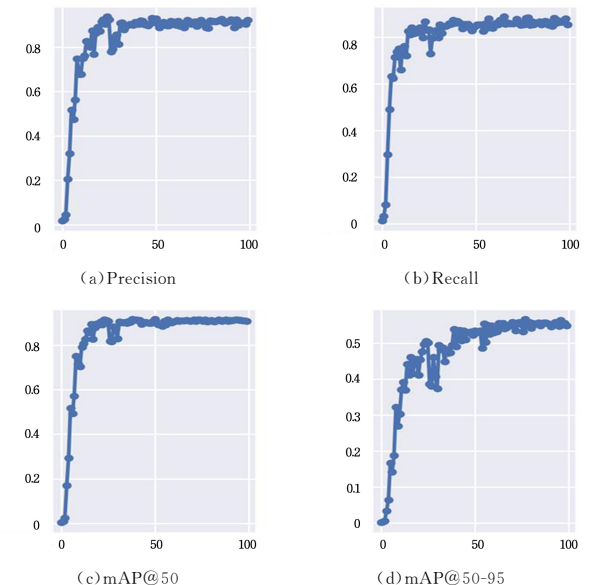


图 5 XDOG-YOLOv5 的性能指标
Fig. 5 Performance metrics of XDOG-YOLOv5

此外, $mAP@50$ 和 $mAP@50-95$ 指标随训练轮次的增加

而快速上升,并最终分别稳定在 91.76% 和 58.20% 左右。这一结果不仅证明了模型在低 IoU(交并比)阈值下具有出色的检测精度,还进一步强调了 XDOG-YOLOv5 在目标检测任务中的高效性和准确性。在低 IoU 阈值下,即使目标物体与预测框之间的重叠程度不高,模型也能准确地进行检测,同时在处理复杂检测任务时具备较高的稳定性和泛化能力。

4.6 检测性能验证

为了验证 XDOG-YOLOv5 方法在复杂公路工程施工现场对安全帽检测的适应性和有效性,本文选取了主流 YOLO 系列目标识别算法进行性能对比。如表 4 所列, XDOG-YOLOv5 在 mAP@50 和 mAP@50-95 指标上均明显优于其他目标检测算法,尤其是在 mAP@50 上提高了约 2.16 个百分点的性能,在安全帽识别精度方面具有明显优势。

为了直观展示 XDOG-YOLOv5 方法的优势,本节选取了复杂场景、高度遮挡、低对比度和远距离目标下的施工人员安全帽佩戴图像(见图 6)进行不同算法下的对比实验。第一列为公路工程施工现场原始图像,最右侧为 XDOG-YOLOv5 安全帽检测结果,其中安全帽采用红色方框。由第二行图片可知,4 种对比方法的安全帽检测结果均存在错检现象,这是由

于图像中存在形状、大小、颜色均与安全帽类似的物体;同时,原始图像对比度较低,待检测物体边缘特征不明显,这导致传统目标检测方法未能正确识别。由第四行图片可知,传统方法出现漏检现象。这是由于原始图像中存在严重的遮挡现象。而 XDOG-YOLOv5 方法通过对原始图像中安全帽边缘特征进行增强,可以有效解决复杂环境中安全帽识别难的问题。此外, XDOG-YOLOv5 由于在进行检测识别前先对图像进行了增强,可以显著提高小目标检测的精度。综上所述, XDOG-YOLOv5 方法通过引入 XDOG,在小目标检测、高度遮挡和复杂环境下均具有较好的安全帽检测性能。

表 4 不同模型的检测性能对比

Table 4 Comparison of detection performance of different models

模型	(%)	
	mAP@50	mAP@50-95
YOLOv5(Baseline)	88.23	56.77
YOLOv8	89.60	57.29
YOLOv10	88.39	56.17
YOLOv11	89.48	58.06
XDOG-YOLOv5	91.76	58.20



图 6 不同场景下不同算法的检测结果对比

Fig. 6 Detection results of different algorithms in different scenarios

结束语 针对基于无人机进行图像采样的公路工程施工现场安全帽检测中存在的复杂环境、低对比度、高度遮挡和高噪声的问题,本文提出了一种基于改进扩展差分高斯(XDOG)和 YOLOv5 的安全帽实时检测方法。通过将 XDOG 模块嵌入 YOLOv5 骨干网络,充分发挥 XDOG 在图像增强方面的优势,有效突出安全帽的边缘特征,提升了 YOLOv5 在复杂环境中的特征提取与识别能力。该方法能够在无人机采集的施工现场视频图像中,尤其在光照变化大、目标遮挡严重和背景复杂的条件下,提供更准确的安全帽检测。实验结果表明,基于 XDOG 的 YOLOv5 模型在自建的多样化安全帽检测数据集上表现出较高的检测精度,尤其在小目标检测、高度遮挡和复杂环境下,展现出较强的鲁棒性、准确性和实时性,成功突破了传统目标检测方法在复杂公路工程施工现场图像采集与分析中的局限性。

未来的研究将着重于进一步提高算法的泛化能力,探索轻量化目标检测方法,在保证检测精度的基础上,减少网络模型的参数量,以便实现算法的高效部署与执行,进一步推动无人机在公路工程施工现场安全管理中的应用。

参考文献

- [1] YANG Y, PEI Z Z, CHEN Z, et al. Study on freeway traffic safety evaluation based on improved system engineering decision theory[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2022, 46(3): 34-48.
- [2] FENG P, QIAN Y R, FAN Y Y, et al. Safety helmet detection algorithm based on the improved Cascade R-CNN[J]. Microelectronics & Computer, 2024, 41(1): 63-73.
- [3] GUO W, FAN Y G, LI X Z, et al. Detection of Nonstandard Wearing of Safety Helmet Based on Improved YOLO[J]. Ordnance Industry Automation, 2024, 43(5): 33-36, 42.
- [4] WANG Z B, MA H, FENG J L, et al. Helmet Detection Algorithm Based on CE-YOLOv5s[J]. Computer and Modernization, 2024(4): 55-59, 98.
- [5] ZHANG G P, ZHOU J Z, MA G C, et al. Lightweight safety helmet wearing detection algorithm of improved YOLOv8[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(17): 147-154.
- [6] LI Z S, XIE W Q, ZHANG L Z, et al. Toward Efficient Safety

- Helmet Detection Based on YoloV5 With Hierarchical Positive Sample Selection and Box Density Filtering[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-14.
- [7] WAN J C, LIANG B C. Design and Implementation of an Intelligent Motorcycle Helmet for Large Vehicle Approach Intimation [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(10): 3882-3892.
- [8] PATEL K, PATEL V, PRAJAPATI V, et al. Safety Helmet Detection Using YOLO V8 [C] // 2023 3rd International Conference on Pervasive Computing and Social Networking (ICPCSN). 2023; 22-26.
- [9] ZHAO L, ZHANG D, LIU Y, et al. Improved YOLOv5s Network for Multi-scale safety Helmet Detection [C] // 2022 11th International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS). 2022; 262-266.
- [10] WANG B, XIONG H, LIU L. Safety helmet wearing recognition based on improved YOLOv4 algorithm [C] // 2022 IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). 2022; 1732-1736.
- [11] AI X, CHEN C, WANG Y. Multi-Scene Safety Helmet Detection with Multi-Scale Spatial Attention Feature [C] // 2021 7th IEEE International Conference on Network Intelligence and Digital Content (IC-NIDC). 2021; 21-25.
- [12] CHEN L, MAO Y, ZHANG H. Improved the Detection Algorithm of Safety Helmet Wearing Based on YOLOv8 [C] // 2023 3rd International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Communication (EIECC). 2023; 1-4.
- [13] QU H, LOU S, WANG X. Safety Helmet Wearing Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5s [C] // 2023 5th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA). 2023; 37-40.
- [14] NING S, HAN X. An improved YOLOv8-based safety helmet wearing detection algorithm [C] // 2024 7th International Conference on Computer Information Science and Application Technology (CISAT). 2024; 75-79.
- [15] XU K, LI X Z, ZHANG L, et al. Safety Helmet Wearing Detection Algorithm for Distribution Network Construction in Natural Scenarios [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(8): 320-328.
- [16] ZHENG C W, LIN H. YOLOv5 Helmet Wearing Detection Method Based on Swin Transformer [J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(3): 15-21.
- [17] DU Q, YANG S J, GUO Q P. Intelligent detection method of working personnel wearing safety helmets in underground mine [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(7): 134-140.
- [18] LI Z F, FENG S Y, GUO J, et al. Lightweight safety helmet wearing detection fusing coordinate attention and multiscale feature [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(11): 151-159.



WEN Ming, born in 1989, senior engineer. His main research interests include emergency management and safety engineering.



WU Xingtang, born in 1993, lecturer. His main research interests include the application of AI and the integration of energy and transportation.