

部位分割引导下的目标检测研究

杨子江

合肥工业大学 230000

DOI:10.32629/ems.v8i6.20611

[摘要] 针对工业场景中目标检测存在特征表征不足、背景干扰强、漏检误检率高、精度与实时性难以平衡等问题，本文提出一种部位分割引导下的目标检测方法。该方法以人体部位分割为前置引导，精准锁定目标潜在区域以缩小检测范围；通过改进 SPP 空间金字塔池化与 CBAM-Lite 轻量注意力机制实现部位候选区域提纯，构建 FG-CBAM 细粒度注意力模块强化目标细微特征提取，并设计常规尺寸与目标检测差异化特征增强策略，结合自适应尺度选择与双分支分类结构完成目标佩戴状态判定。实验结果表明，所提方法有效提升目标检测精度与鲁棒性，降低复杂背景干扰，兼顾模型实时性与工程部署需求，适用于工厂、工地等工业安防场景。

[关键词] 多尺度特征增强；目标检测；部位分割；计算机视觉

前言

在工业生产安全监控中，护具规范佩戴是保障作业人员安全的关键。传统人工巡检效率低、实时性差，基于计算机视觉的智能检测已成为主流技术方向。但实际工业场景中，护具多以小目标形式出现，存在特征微弱、背景干扰强、检测易漏检误检等问题，现有方法难以兼顾精度与实时性。

部位分割可精准定位人体关键区域，为目标检测提供强先验约束，有效缩小搜索范围、降低背景干扰；多尺度特征增强与细粒度注意力机制则能强化目标微弱特征，提升判别能力。为此，本文提出部位分割引导下的目标检测方法，通过区域提纯、特征增强与自适应分类优化，解决工业场景小目标检测难题，为安全生产智能监控提供实用技术方案。

一、多尺度特征增强、部位分割与目标检测的核心关联

（一）多尺度特征增强的核心原理与技术特点

多尺度特征增强是基于深度学习的特征提取与优化技术，其核心原理是通过构建多尺度特征提取网络，捕捉不同尺度目标的特征信息，通过特征融合、注意力机制等方式，强化有效特征、抑制冗余信息，提升目标特征的表征能力。该技术的核心特点体现在两个方面：一是多尺度特征覆盖，能够同时提取目标的浅层细节特征与深层语义特征，兼顾小目标的细节信息与全局特征，解决目标特征微弱、信息缺失的问题；二是自适应特征优化，通过自适应加权、特征对齐等策略，动态调整不同尺度特征的权重，实现特征信息的精准融合，提升特征的判别能力，为目标检测与细粒度行

为识别提供可靠的特征支撑。目前，主流的多尺度特征增强方法包括金字塔特征融合、注意力机制增强、空洞卷积增强等，各方法可根据应用场景的不同灵活组合使用。

（二）目标检测的核心需求与技术难点

目标检测的核心需求是在复杂背景下，精准识别小尺度目标，包括人体、护具、小型器械等，实现目标的快速定位与检测，降低漏检、误检率。其核心技术难点主要集中在三个方面：一是目标特征提取困难，目标像素占比低，浅层细节特征不明显，深层语义特征难以捕捉，导致特征表征能力不足；二是背景干扰严重，实际监控场景中光照变化、遮挡、复杂背景等因素，易与目标特征混淆，增加检测难度；三是检测速度与精度的平衡，目标检测需要实时响应，而复杂的特征提取与处理过程会影响检测速度，难以实现精度与速度的双重提升，尤其在多个目标同时检测场景下，该矛盾更为突出。

（三）部位分割的核心内涵与技术重点

部位分割是面向人体关键区域的像素级精细化语义分割技术，核心内涵是从输入图像中精准分离头部、手部、躯干等与小目标存在强物理关联的关键部位，输出像素级掩码与区域边界，为目标检测提供强先验空间约束，是实现部位引导、区域提纯与精准检测的核心前置环节；其技术重点在于实现高精度像素级定位、关键部位定向提取，同时兼顾模型轻量化与实时性，优化复杂场景下的分割鲁棒性，并保证分割输出与后续检测网络的协同适配，从而有效降低背景干扰、缩小目标搜索范围。

（四）基于部位分割的护具检测协同逻辑

模型将部位分割作为前置预处理环节，与后续护具检测网络形成稳定的协同结构，整体逻辑清晰且可工程化落地。首先，由部位分割模型对输入图像进行处理，输出头部、手部、躯干等关键区域的高精度像素掩码，这些掩码与护具目标存在强物理绑定关系，可直接用于锁定护具最可能出现的区域；随后，根据各部位掩码的位置与范围计算最小外接矩形，并进行小幅外扩以完整包裹护具区域，实现候选区域精准提纯，剔除背景干扰与无效区域；接着，将经过掩码约束与区域裁剪后的图像块送入护具检测网络，减少网络在全局图像上的搜索空间，降低复杂背景带来的误检风险；最后，由检测网络输出护具类别、置信度与位置信息，并结合部位归属关系完成最终佩戴状态判定。这种部位分割前置引导+单任务网络精准检测的模式，既保留了部位约束带来的高精确性与低误检率，又发挥了单任务模型简洁高效、推理快速、易于部署的优势，使整体系统在复杂工业场景中同时实现高检测精度与高运行效率。

二、小目标检测现存问题

（一）多尺度特征融合不充分，小目标特征表征不足

当前多数检测与识别系统虽引入多尺度特征增强技术，但存在特征融合不充分的问题。部分系统仅简单拼接不同尺度的特征信息，未对特征进行自适应优化与对齐，导致浅层细节特征与深层语义特征出现脱节，难以充分利用多尺度特征的优势。同时，对小目标的特征增强针对性不足，未重点强化小目标的细节特征，导致小目标特征被背景噪声掩盖，特征表征能力不足，进而影响小目标检测的精准度，易出现漏检、误检现象，尤其在小目标被部分遮挡或低光照场景下，该问题更为突出。

（二）复杂场景适应性差，鲁棒性不足

实际应用中的工业场景具有复杂性与多样性，存在光照变化、遮挡、多目标重叠、背景复杂等问题，但当前多数检测与识别系统缺乏对复杂场景的适应性优化。系统在理想场景下的检测与识别效果较好，但在低光照、强遮挡、多目标同时检测等复杂场景下，特征提取的准确性大幅下降，检测漏检率、误检率显著提升，识别的准确率也随之降低。

（三）模型复杂度与实时性平衡不足

为提升检测与识别精度，部分系统采用复杂的多尺度特征增强模型与识别模型，导致模型参数过多、计算量过大，虽然在一定程度上提升了性能，但牺牲了系统的实时性，无

法满足护具检测实时响应的核心需求。反之，部分系统为保证实时性，简化模型结构，降低特征增强的复杂度，导致检测与识别精度下降，难以平衡模型复杂度与实时性之间的矛盾，影响系统的实际应用价值。

三、部位分割引导下的小目标护具检测优化策略

（一）部位候选区域精准提纯

考虑到图像中必定出现的远端人员图像占比过小问题，为了对单张特征图内的局部细节与全局上下文进行差异化捕捉。使用 SPP 空间金字塔池化结构强化多尺度特征融合，结合改进 CBAM 注意力机制提升人体部位分割精度。

首先对骨干网络的输出进行改进 SPP 池化处理，设计 1×1 、 4×4 、 9×9 、 16×16 的统一池化窗口组合，在基础的 1×1 、 4×4 、 16×16 窗口中加入 9×9 窗口实现尺度细分，覆盖工业场景人体部位的尺度特征，提高模型对指定目标的检测精度。

在 SPP 结构多尺度特征融合的基础上，引入改进 CBAM-Lite 轻量注意力机制，使用一个更简单的单层 MLP 代替原来的两层 MLP 以减少冗余参数，同时利用 1×1 卷积来代替全连接层进行通道权重映射从而降低计算量；

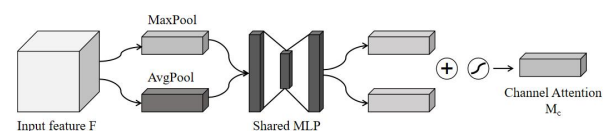


图3 改进 CBAM-Lite 轻量注意力机制

部位候选区域精准提纯以人体部位分割结果为依据，通过像素级掩码实现护具潜在区域的精准锁定，从源头降低背景干扰。首先对输入图像进行部位分割，提取置信度大于 0.7 的头部、手部、躯干掩码，剔除孤立噪声与边缘毛刺以保证区域纯净度，随后基于有效掩码生成最小外接矩形，并向外扩展 5 个像素以覆盖护具边缘区域，再对所有候选区域进行尺寸标准化与灰度归一化处理，统一输入尺寸以适配后续网络要求，通过强先验约束将全局检测转化为局部区域检测，减少无效计算并提升目标聚焦能力。

（二）细粒度特征提取模块

细粒度特征提取模块在骨干网络 CSPDarknet53 输出的多尺度特征基础上，通过多尺度融合与注意力增强实现护具细微特征的强化表达，整体由多尺度特征增强与 FG-CBAM 细粒度注意力两部分组成。首先抽取骨干网络输出特征图，采用双线性插值进行上采样统一尺度，通过 1×1 卷积均衡通道维度并采用分组卷积降低参数量，随后接入改进 FG-CBAM

注意力模块,在通道维度引入全局方差池化以强化护具纹理与反光特征,输出具备高区分度的细粒度增强特征图,为后续分类与定位提供可靠特征支撑。

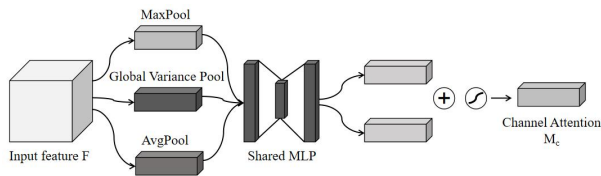


图3 改进 FG- CBAM 注意力模块

(三) 一般护具增强检测策略

一般尺寸护具特征增强方法以全局特征聚合、维度优化与非线性强化为核心思路,在细粒度特征提取的基础上进一步提升特征的判别性与稳定性。首先对经过 FG- CBAM 细粒度注意力强化后的护具特征图执行全局平均池化,将高分辨率空间特征压缩为全局特征向量,在保留护具整体轮廓、纹理分布与结构关联的同时剔除空间冗余信息,降低后续计算复杂度;随后通过全连接层对特征向量进行降维操作,在保留关键判别信息的前提下进一步减少模型参数量与计算开销。

为避免深层网络出现梯度消失与内部协变量偏移问题,对压缩后的特征进行批量归一化处理,将特征分布统一规范为稳定分布并加入可学习的缩放与偏移参数,再通过 ReLU 激活函数引入非线性变换,强化特征的表达能力与区分度;优化后的特征向量,既具备稳定的全局语义信息,又拥有较强的抗干扰与泛化能力,能够有效区分护具与衣物、皮肤、设备等相似背景,使常规尺寸护具在复杂工业场景下依然保持较高的检测准确率与置信度。

(四) 小目标护具增强检测策略

小目标护具特征增强方法围绕通道特征解耦、注意力标定与弱特征自适应放大展开系统性优化。先将经过一般护具特征增强方法增强后的特征向量按通道分组,通过计算每组特征的标准差来区分表征小目标护具的弱特征通道与代表背景及强干扰的强特征通道,再对所有通道组的标准差进行归一化处理,利用归一化结果通过激活函数生成自适应注意力权重,让标准差更小的弱特征通道获得更高权重,实现对小目标相关通道的优先强化;随后基于归一化标准差设计自适应放大系数,对弱特征通道的特征数值进行针对性放大,同时控制强特征通道的放大幅度,避免背景噪声被过度增强,从而在突出小目标护具微弱特征的同时抑制冗余干扰信息,整体提升模型对远端小目标护具的特征捕捉能力与检测鲁棒性。

(五) 小目标护具增强检测策略

护具分类判定模块采用自适应尺度选择与双分支分类结构,实现常规目标与小目标护具的统一高精度判定。系统根据护具目标在图像中的像素占比自动选择输入特征,占比大于等于 5% 使用常规增强特征,小于 5% 使用小目标增强特征,随后将特征送入两层全连接网络进行维度映射,通过 Softmax 激活函数输出佩戴与未佩戴的概率分布,同时设置 0.7 为置信度阈值,对低置信度结果采用相邻帧投票机制减少误判,损失函数采用加权二元交叉熵,提高小目标样本的权重以缓解样本不均衡问题,最终实现稳定、可靠、高精度的护具佩戴状态分类。

四、结语

本文提出一种基于部位分割与细粒度感知的工业护具检测方法,采用单任务网络架构简化模型,结合部位分割引导、细粒度注意力与小目标增强策略,有效解决工业场景护具检测精度低、小目标漏检等问题。实验结果表明,该方法检测精度高、实时性好,具备较强的工程部署价值,可广泛应用于工厂、工地等工业安防场景。未来将进一步优化模型轻量化结构,提升复杂姿态与极端环境下的检测鲁棒性,拓展多类型护具同步检测能力。

参考文献

- [1]Xue H., Chen J., Tang R. Improved YOLOv8 for Small Object Detection[J]. Proceedings of the 2024 5th International Conference on Computing, Networks and Internet of Things, 2024:266-272.
- [2]Xu Y., Lu J., Wang C. YOLO-SOD: Improved YOLO Small Object Detection[C]//Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence. Springer, Singapore, 2025.
- [3]Hu G. X., Zhong Y., Lei H., Han J. M. Small Object Detection with Multiscale Features[J]. International Journal of Digital Multimedia Broadcasting, 2018, 2018:1-10.
- [4]肖振久,张杰浩,林瀚翰. 特征协同与细粒度感知的遥感图像小目标检测[J]. 光电工程, 2024, 51(6): 中插 4, 46-58.
- [5]方岩,袁国宏,孙正宝,等. 基于多尺度特征融合和注意力机制的小目标检测[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2026, 48(1): 36-44.