

基于改进YOLOv8的火灾识别算法

杜雪倩 张莉苓

重庆三峡学院计算机科学与工程学院 重庆 404020

摘要: 火灾识别是保障生命安全、经济资产与生态环境的核心技术。本研究提出一种改进型YOLOv8算法用于火灾实时检测。针对火焰目标的多尺度特性及烟雾干扰问题,本研究提出的改进YOLOv8算法,通过融合MSDA注意力机制。实验结果表明,改进后的YOLOv8-MSDA模型性能优势明显,与原始YOLOv8模型相比,改进模型在精确率指标上较基线模型增加3.3%,识别召回率提升1.8%,均值平均精度提高1.7%,F1 Score增长2.5%,表明了改进模型在多尺度目标检测上表现卓越,能够满足火灾识别的准确性要求。

关键词: 目标检测;深度学习;火灾识别

引言

火灾,作为一种突发性灾害,对公共安全、经济资产及生态环境构成严重威胁。在火灾发生初期,精准识别火焰与烟雾特征对于及时采取应对措施、降低灾害损失具有至关重要的作用。传统火灾检测手段,如基于阈值判定的烟雾传感器及热成像设备,在面对光照变化、烟雾遮蔽、阴燃火特征弱等复杂场景时,存在误报率高、响应延迟显著等局限性。近年来,深度学习技术在目标检测领域取得了显著进展,为火灾识别提供了新的思路与方法。然而,现有研究在处理火焰目标多尺度特性和烟雾干扰问题时仍面临挑战。为此,本文提出一种基于改进YOLOv8的火灾检测算法,旨在通过引入多尺度空洞注意力机制(MSDA),提升模型对火灾关键特征的捕捉能力,以实现更高效、更精准的火灾实时检测,为火灾预警与应急响应提供有力技术支持。

一、YOLOv8算法介绍

YOLOv8的网络结构由输入层、骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和检测头(Head)层构成^[1]。图像先经输入层导入网络,由Backbone进行多层次特征提取,形成层次丰富的特征信息。Neck部分采用FPN+PAN^[2]结构,对特征图进行增强处理,使局部细节与全局语义信息深度融合。Head检测头利用解耦式预测机制,实现目标位置、置信度及分类同步输出。

YOLOv8在YOLOv5^[3]基础上进行了多项改进。CSP结构优化了网络连接方式,增强信息交互与融合效果,降低计算复杂度,实现高效特征提取与轻量化发展。自适应锚框计算摒弃传统固定锚框局限,可根据训练数据

自动调整参数,精准匹配目标分布。这些创新设计使YOLOv8在模型精度与推理速度间达成更优平衡,提升目标检测性能,推动了目标检测技术的发展。

二、算法改进

引入MSDA(Multi-Scale Dilated Attention)^[4]多尺度扩张注意力机制到火灾识别任务中,能够同时捕获不同尺度的上下文信息,增强模型对火灾特征的理解,提高识别的准确性。这种机制通过局部和稀疏的注意力模式减少了计算量,使得模型在保持性能的同时更加高效。MSDA的灵活性和适应性使其能够处理不同分辨率和复杂度的火灾场景,提高模型的泛化能力。此外,它还能提升模型对火灾位置定位的精度,并且在面对烟雾、光线变化等干扰因素时,能够保持较好的抗干扰性能。多尺度扩张注意力机制提出了一种新的注意力机制——滑

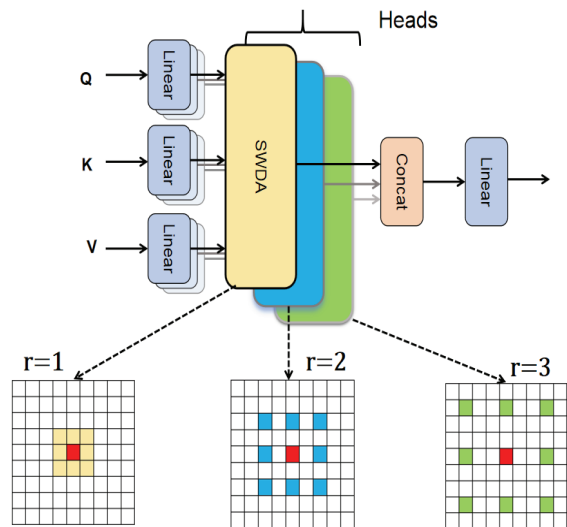


图1 MSDA工作原理图

动窗口扩张注意 (SWDA)。这种机制在以查询图像块为中心的滑动窗口内, 稀疏地选择关键和价值元素, 而在这些精选的元素上执行自注意力操作。

多尺度扩张注意力 (MSDA) 的工作原理如图1所示。最初将特征图的通道分割成不同的头部, 然后在红色查询块周围的窗口中的彩色块之间执行自我注意操作, 并在不同的头部使用不同的膨胀率^[5], 来自不同头部中的特征将会连接起来输入线性层。

三、实验结果及分析

1. 数据集

本文采用网络捕获方法收集了与火灾相关的图像, 涵盖了多种典型的火灾场景以及非火灾环境, 用于模型训练。为了保持数据的多样性和代表性, 实施了随机划分策略。具体来说, 实验数据按8:2的比例划分训练集与验证集。

2. 评价指标

为了对增强模型的性能指标^[6]进行全面评估, 火灾检测的评估标准包括平均精度均值、召回率、精确率和 F1 Score。

3. 实验结果

为了深入验证本文提的YOLOv8-MSDA神经网络模型的有效性与可行性。本研究将YOLOv8-MSDA与几种经典的神经网络模型, 包括YOLOv3、YOLOv3-TINY^[6]、YOLOv5、YOLOv6^[7]模型进行对比实验。其中, YOLOv6是由美团研发团队等人和清华大学研发研究团队提出, 并非Ultralytics开源的YOLO模型, Ultralytics开源的模型为YOLOv5和v8。在实际应用里, Ultralytics的YOLO模型应用更为广泛。对比实验均采用相同的硬件环境与参数配置, 模型参数为默认参数。实验结果如表1所示。

表1 对比实验

模型	精确率P	召回率R	平均精度 mAP	F1Score
YOLOv3-TINY	75.10%	65.80%	71.70%	70.14%
YOLOv3-n	62.50%	45.70%	47.80%	52.79%
YOLOv5-n	75.40%	69.40%	75.00%	72.85%
YOLOv6-n	75.10%	70.00%	75.20%	72.46%
YOLOv8-n	76.70%	67.60%	75.90%	71.80%
YOLOv8-MSDA	80.00%	69.40%	77.60%	74.27%

本实验对多个目标检测模型的性能进行了对比分析, 从表中可以看出, YOLOv8-MSDA在各项指标中均表现优异, 在精确率 (P) 指标上较基线模型增加3.3%, 识别召回率 (R) 提升1.8%, 均值平均精度 (mAP) 提高1.7%, F1 Score增长2.5%, 四项指标的提升验证了改进

模型的有效性, 通过引入MSDA模块后模型在保持检测敏感性的同时, 优化了分类准确度与综合判别能力, 表明改进方案在火灾识别任务中具有实质性提升效果, 并且在精确率和召回率之间取得了良好的平衡, 是所有模型中综合性能最佳的。

结束语

本文介绍了一种名为YOLOv8-MSDA的火灾检测算法, 该算法通过引入MSDA注意力机制增强了基础的YOLOv8n模型。此外, 通过与其他算法的对比评估, 所提出的模型表现出更高的平均准确率, 突显了其在火灾检测过程中捕捉烟雾和火焰关键特征能力的增强。尽管YOLOv8-MSDA模型展示了较好的结果, 但目前仍处于优化阶段, 需要进一步研究和调整以应对更有挑战的检测场景。未来研究将着重于优化模型架构, 通过整合多源数据集, 提升模型对火灾特征的捕捉与定位能力, 进一步增强其在复杂环境下的鲁棒性和检测精度。

参考文献

- [1]Sohan M , Sai Ram T , Rami Reddy C V .A Review on YOLOv8 and Its Advancements[C]//International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics. Springer, Singapore, 2024.
- [2]LIU S, QI L, QIN. Path aggregation network for instance segmentation [C]. ce on computer vision. 2019:6023-6032.Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018:8759-8768
- [3]Kim J H, Kim N, Park Y W, et al. Object detection and classification based on YOLO-V5 with improved maritime dataset[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10(3):377.
- [4]Jiao J, Tang Y M, Lin K Y, et al. Dilateformer: Multi-scale dilated transformer for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023.
- [5]邢钰, 郭喆伊, 苏小因. 基于机器学习算法的我国原油期货价格的极端风险预测[J]. 长春工程学院学报 (社会科学版), 2024, 25(04): 40-44.
- [6]Redmon J , Farhadi A .YOLOv3: An Incremental Improvement[J].arXiv e-prints, 2018.
- [7]Goel L , Patel P .Improving YOLOv6 using advanced PSO optimizer for weight selection in lung cancer detection and classification[J].Multimedia Tools & Applications, 2024, 83(32).