

基于改进 YOLOv8 算法的铁路信号机自动检测方法

胥程鹏¹ 翁艳彬

XU Chengpeng WENG Yanbin

摘要

针对铁路场景下信号机小目标特征不明显导致检测困难出现漏检问题和检测模型精度低的问题,设计了一种基于改进 YOLOv8 的小目标检测算法,命名为 FBO-YOLOv8。方法在 YOLOv8 算法模型的基础上,采用轻量化 FasterNet 替换了主干网络;添加 BiFormer 作为特征融合层,引入了全维度动态卷积(omni-dimensional dynamic convolution, ODConv),使网络能更精准地捕捉特征图中的位置信息并实现更高效的融合;在特征融合的基础上,兼并上采样和下采样过程构建了新的层次特征,增强对小目标的特征学习能力。为了验证所提出的方法对信号机检测的有效性,在无人机航拍的铁路信号机数据集(Self-Built 数据集)上进行测试,并将检测结果与其他方法进行对比。实验结果表明,FBO-YOLOv8 模型在 Self-Built 数据集上 mAP 达到了 77.8%,较 YOLOv8 目标检测算法提高了 1.0%。与 YOLOv7-Tiny、YOLOv5s、YOLOv3-Tiny 等轻量化模型相比,FBO-YOLOv8 不仅提高了模型的精确度,还有效解决了漏检问题,适用于实际铁路场景下的小目标检测任务。

关键词

信号机;轻量化 FasterNet; BiFormer; 漏检

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.11.046

0 引言

绘制铁路电子地图时信号机往往需要人工标注,费时费力,而信号机布局是区间自动闭塞设计的重要任务,它直接影响铁路行车安全和运行效率^[1]。在保证各类信号机指示功能完整性、正确性的基础上^[2],尽可能自动高效地检测出信号机成为本文工作的重点。近年来目标检测技术迅速发展,大多数传统目标检测算法的特征提取方式是基于手工提取,具体实现过程包括 6 个关键步骤:图像预处理阶段、区域选择阶段、特征提取阶段、特征选择阶段、特征分类阶段及后处理阶段^[3]。

随着深度学习技术的不断成熟和普及,目标检测技术也在不断演进,以适应不同领域的需求和挑战,例如在无人机航拍系统中的实时目标检测应用等。在无人机影像中,由于飞行高度、自上而下的视觉拍摄和广角镜头的原因,无人机图像中存在大量小目标物体,且目标特征弱、信息量少,相邻物体之间的区分是非常困难的,当面对低照度等复杂环境时,对图像中的物体进行实时检测就更加具有挑战性。Wang 等人^[4]用新颖的梯度分配策略使得模型更加关注普通质量的样本,从而提高了定位能力,并设计了一个功能处理模块,命名为 Focal FasterNet 块(FFNB),使浅层特征与深层特征充分融合,有效地提高了检测小样本的能力。Li 等人^[5]利

用 GhostblockV2 结构的基准模型取代了部分 C2f 模块,抑制了长距离特征传输过程中的信息丢失,同时显著减少了模型参数的数量和提升了算法的性能。Zhai 等人^[6]在颈部引入 GAM 的注意力机制,以增强模型对目标特征的融合,并改进该模型在检测无人机方面的总体性能。

目前,基于 YOLO 系列算法的目标检测模型已经被广泛应用。但是,小目标特征不明显导致检测困难出现漏检问题和检测模型精度低的问题^[7],这限制了它们在铁路场景中的应用,为了解决这些问题,设计了一种基于改进 YOLOv8 的铁路信号机小目标检测算法,命名为 FBO-YOLOv8。下面将详细介绍该方法的具体实现过程,并通过实验来验证其有效性。本文的研究成果主要体现在以下几个方面:

(1) 采用轻量化 FasterNet 替换了主干特征提取网络:目标检测算法的性能很大程度上依赖于所选的主干特征提取网络。原网络中的 DarkNet53 结构为了获取更多特征信息的同时以高计算量为代价,因此本文中选择了轻量化网络结构 FasterNet 作为模型的主干网络,该结构在保证较高准确率的同时,大大减少了参数数量和计算量。

(2) 引入 BiFormer 和 ODConv 作为特征融合层:与传统的 C2f 不同,BiFormer 遵循视觉 transformer 使用四级金字塔结构,这种设计能够有效地提升模型对不同尺度目标的检测能力,增强了目标检测的精度和鲁棒性;ODConv 采用了一种多维注意力机制,这种机制通过并行策略来学习卷积核

1. 湖南工业大学计算机学院 湖南株洲 412007

在核空间所有 4 个维度（即空间大小、输入通道数和每个卷积层的输出通道数）上的互补注意力，有效增强了网络的灵活性和适应性。

（3）增加了小目标检测层：在原来的 YOLOv8 中，由于采用了相对于原图较大的下采样倍率，即较大的感受野，虽然可以预测一些尺度较大的目标，但较小的目标往往无法得到充分注意和精确定位。增加小目标检测层，这样做可以增强网络的特征融合能力，更好地利用不同尺度上的特征信息，提升小目标的检测精度。

1 本文方法

1.1 总体设计

为了在航拍数据集有限的情况下高效地进行铁路信号机检测任务，本文提出了一种基于改进 YOLOv8 的小目标检测模型总体设计方案。

在输入端，通过无人机航拍对图像进行采集，然后采用了一系列数据预处理方法，划分训练集和验证集，对训练集进行旋转、水平垂直翻转、平移等操作。

在 FBO-YOLOv8 部分，采用 FasterNet 网络五层特征和 SPPF 模块作为模型的主干；设计了小目标检测层架构，将其与颈部的另外 3 个的特征层进行多尺度特征融合；使用了 4 层解耦头结构的作为模型的检测头。

在输出端，生成了一张分辨率为 640 像素 × 640 像素，并具备三通道（RGB）的特征图，这一高分辨率、多彩层的输出不仅细腻地保留了原始图像的所有视觉信息，还蕴含了经过算法深度解析后的信号机特征，最终生成信号机的精准预测与分析图。

1.2 FBO-YOLOv8 网络结构设计

YOLOv8 的总体结构包括 Backbone、Neck、Head 三部分内容。Backbone 部分采用的结构为 DarkNet53，它通常需要大量的计算资源来进行训练和推理，可能导致在资源有限的设备上运行困难。所以本文使用轻量化 FasterNet 替换主干网络部分；Neck 部分采用 PAN-FPN（path aggregation network and feature pyramid networks）结构，虽然 PAN-FPN 在特定任务上表现出色，但在复杂铁路场景下模型的泛化能力十分有限，并且仍然无法很好地检测到非常小的目标。所以本文在此基础上设计出了一种新型的小目标检测层架构；Head 部分使用了 Decoupled-Head 结构，将分类和检测分离，在检测过程中采用了 Anchor-Free 机制，效果较好，进一步提升了小目标检测精度，在 YOLOv8 网络中，C2f 模块扮演着一个关键角色，旨在保持模型轻量化的同时提供更丰富的梯度流信息。在此基础上，将 BiFormer 组件集成到 C2f 模块中，得到 C2f_BF 模块，有助于模型更好地捕捉图像中的重要特征，提升小目标检测精度。基于改进 YOLOv8 的铁路信号机小目标检测算法 FBO-YOLOv8 网络结构设计如图 1 所示。

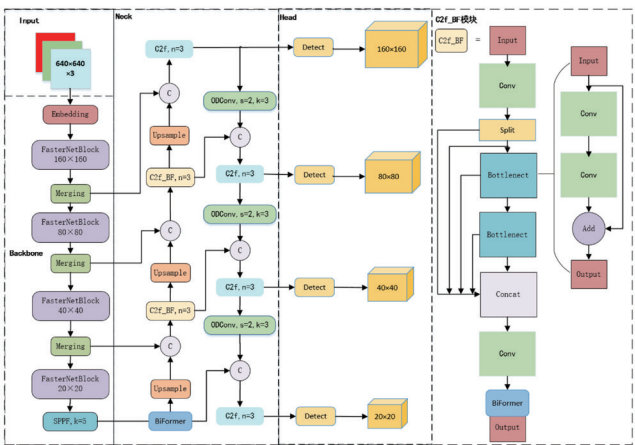


图 1 FBO-YOLOv8 网络结构图

1.3 小目标检测层

小目标检测一直是目标检测领域的一个挑战，因为小目标通常具有较低的分辨率和较少的特征信息，容易被忽略或误分类。因此，本文通过融入双层路由注意力机制与多维动态卷积模块构建小目标检测层，其结构如图 2 所示。

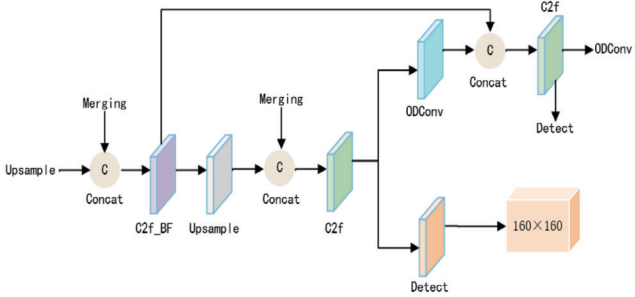


图 2 小目标检测层架构

首先，将改进主干的第三层 FasterNetBlock 输出的 80×80 尺度特征图与 Neck 层中的上采样特征层继续向上堆叠，经过 C2f_BF 和 Upsample 模块处理后，得到具有包含丰富小目标特征信息的特征层，然后继续与改进主干的第二层 FasterNetBlock 输出的 160×160 的特征图进行通道维度的拼接，提高了 160×160 尺度融合特征图对小目标信号机的特征表达能力，增加了网络对小目标的敏感性，最后经过一个 C2f 模块输出针对小目标的解耦头。在 FBO-YOLOv8 的 Head 部分，通过引入额外的 160×160 的小目标检测层，将小目标的特征信息继续沿着下采样路径传递到其他三个尺度特征层。这样做可以增强网络的多尺度特征融合能力，更好地利用不同尺度上的特征信息，提升小目标的检测精度。

2 实验数据与评价指标

2.1 自建数据集

通过无人机航拍技术对原始图像进行采集，使用 make-sense 工具制作标签，自建（Self-Built）数据集的部分原始图像和标签图像如图 3 所示。其中，我们将数据集划分为训练集和验证集，比例为 8:2。值得注意的是，这里采用测试集

作为验证集, 并且没有单独的验证集。信号机的标签被标记为“Target”。通过一系列的数据增强技术, 包括旋转、翻转和平移等操作, 我们能够依据数据集中目标物体的大小与形状特征, 自动调整并确定合适的锚框(anchor box)尺寸及比例。最终, 这一过程生成了 4725 张图像, 构建成了我们自己的数据集(Self-Built 数据集)。



图3 原始图像和标签图像(Self-Built 数据集)

2.2 实验环境

本实验在 Windows 10 操作系统下进行, 使用 Python 3.8.18 作为编译语言环境。计算机设备处理器为 Intel(R) Xeon(R) Silver 4314 CPU @ 2.40 GHz 2.39 GHz (2 处理器), 以及 40 GB 的内存。该模型基于 PyTorch1.10.0 深度学习框架搭建, 并利用配备有 16 GB GDDR6 显存的 NVIDIA Tesla T4 显卡进行 GPU 加速训练。

2.3 评价指标

为了评估模型的性能和图像检测的精确性, 使用了多个评价指标, 包括精确率(Precision)、召回率(Recall)、参数量(Params)以及平均精度(mAP)。

精确率指的是被模型预测为正样本的实例中, 真正属于正类的实例的比例, 其计算公式为:

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

而召回率指的是所有真正属于正类的实例中被正确预测为正类的比例, 其计算公式为:

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

式中: TP 表示检测为真的正样本数量, FP 表示预测为真的负样本数量, FN 表示未检测到的正样本数量。

AP 表示每个类别的平均精确率, 其计算公式为:

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

而 mAP 表示所有类别平均精确率的均值, 其计算公式为:

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

通过使用这些评价指标, 我们可以全面评估模型在图像检测任务中的性能表现。这样的评估指标能够帮助我们更好地理解 and 比较不同模型的精确性、效率和资源消耗情况, 从而为选择和优化模型提供依据。

3 实验结果与分析

3.1 对比实验结果与分析

为了全面验证本文所提方法的有效性与可靠性, 选择了一些同类型有代表性的轻量化目标检测模型进行对比, 检测结果如表 1 所示。

表 1 Self-Built 数据集对比实验结果

Name	Parameters /MB	Precision /%	Recall /%	mAP50 /%	mAP50-95 /%
YOLOv3-Tiny	9.45	75.6	63.2	69.3	22.7
YOLOv5s	2.36	77.9	65.3	73.7	28.4
YOLOv7-Tiny	6.56	74.3	63.8	72.4	26.2
YOLOv8	6.86	78.2	64.9	76.8	30.1
FBO-YOLOv8	2.13	82.1	66.0	77.8	32.6

由表 1 可知, 通过对比不同算法的实验结果可以看出, 本文提出的方法在显著减少模型参数量至 2.13 MB 的同时, 实现了卓越的精度与精确率的提升, 具体表现为 mAP 指标达到了 77.8%, Precision 值达到了 82.1%。

YOLOv5s、YOLOv8、FN-YOLO 主干部分使用 SPFF 模块和 YOLOv3-Tiny、YOLOv7-Tiny 未使用 SPFF 模块的网络相比, 精度得到了提升。SPFF 模块能够提升网络对于不同尺度和复杂度目标的识别能力, 从而提高检测精度。并且 SPFF 模块通过避免空间金字塔池化中的重复操作, 减少了计算冗余, 提升了模型的运行效率。所以本文保留了 SPFF 模块, 用于提升主干特征提取网络的特征处理效果, 进而改进信号机检测任务的性能。

对比实验结果表明, FBO-YOLOv8 在小目标检测领域取得了显著成效, 展现了其在处理细微目标方面的出色性能。特别地, 它对于铁路场景中的信号机小目标检测任务表现出极高的适用性, 凸显了在错综复杂的铁路环境中进行高效小目标识别的潜力。

3.2 消融实验结果与分析

为了进一步证明本文方法的可行性和鲁棒性, 又在 Self-Built 数据集上进行了消融实验。旨在通过系统性移除或替换算法中的核心模块, 来精确测量并解析每个组成部分对整体目标检测性能的具体贡献及其不可或缺性。消融实验结果如表 2 所示。由表 2 可知, Improve1 使用 FasterNet 主干网络和未使用 FasterNet 主干网络的 YOLOv8 模型相比, 参数量减少了 4.43 MB, 精度提升了 0.1%, 说明运用轻量级 FasterNet 网络, 可以在精度不降低的基础上, 大大缩减参数量。Improve2 和 FBO-YOLOv8 使用了小目标检测层架构之后, 模型精度得到进一步提升, 说明本文通过多尺度融合策略设计的小目标检测层架构能够增强模型对细微特征的关注与提取能力, 适用于实际铁路场景下的信号机小目标检测。

表 2 Self-Built 数据集消融实验结果

Model	FasterNet	BiFormer and ODConv	Architecture	Parameters /MB	mAP50 /%
YOLOv8	×	×	×	6.86	76.8
Improve1	√	×	×	2.43	76.9
Improve2	√	×	√	2.39	77.7
Improve3	√	√	×	2.36	77.1
FBO-YOLOv8	√	√	√	2.13	77.8

消融实验结果显示，通过将 FasterNet、BiFormer、ODConv 以及 Architecture 策略融入原有网络设计中，所构建的新型网络在整体性能层面上实现了对 YOLOv8 算法的显著超越。这一创新组合不仅改进了基础网络架构，还在多个核心组件上进行了深度优化，包括对主干网络的替换、多尺度特征的融合策略以及增加小目标检测层。这些综合性的改进措施，共同促成了网络在参数量大小和 mAP 值上的突破性进展，为复杂铁路场景下的小目标检测与识别任务提供了理论依据。

3.3 对比效果可视化分析

为了定性评估本文提出的改进模型，将改进模型与四种深度学习轻量化目标检测模型在四种不同的场景下进行对比试验，试验结果如图 4 所示，检测模型从左到右依次为 YOLOv3-Tiny、YOLOv5s、YOLOv7-Tiny、YOLOv8 和 FBO-YOLOv8。

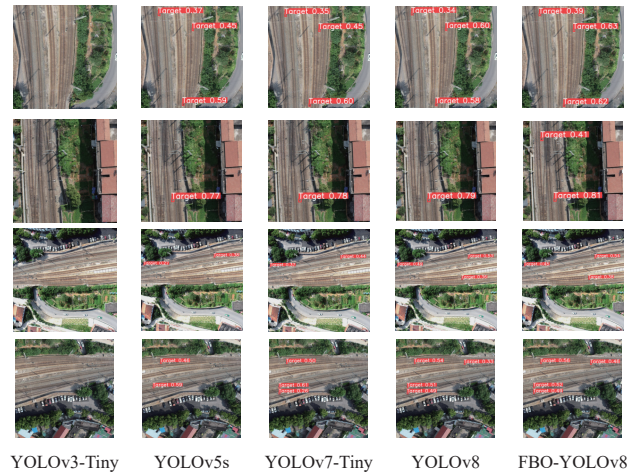


图 4 模型对比效果可视化

图 4 中的图像从上到下依次为白天纵向铁路场景、傍晚纵向铁路场景、白天横向铁路场景和傍晚横向铁路场景。观察图 4 可视化结果可知，YOLOv3-Tiny 模型在铁路信号机检测任务上漏检问题严重，几乎察觉不到目标；YOLOv5s 模型能检测出目标，但会出现漏检现象，且置信度过低；YOLOv7-Tiny 模型在置信度上有所提升；YOLOv8 模型的检测效果优于 YOLOv7-Tiny 模型和 YOLOv5s 模型，进一步提升了置信度，但处于光照程度较弱的场景下的信号机仍然存在漏检情况；本文改进模型 FBO-YOLOv8 不仅较好地解决

了信号机漏检的问题，降低了漏检率，同时提高了置信度，适用于实际铁路场景下的小目标检测任务。

在纵向与横向铁路场景中，对铁路信号机的检测均能得出一致的结论，这一事实彰显了该检测模型强大的泛化能力。这意味着，该模型不仅在训练所依据的数据集上表现出色，还能够有效地适应不同方向的铁路环境变化，展现出高超的通用性和稳健性，这是评估模型质量的重要指标。

4 结论

针对铁路场景下信号机小目标特征不明显导致检测困难出现漏检问题和检测模型精度低的问题，提出了一种基于改进 YOLOv8 算法的铁路信号机自动检测方法 FBO-YOLOv8。本文基于 YOLOv8 网络进行改进，替换了主干网络使模型轻量化，设计了小目标检测层，通过多尺度特征融合进行加强特征提取，有效地增强了小目标检测的精度。最后在实验部分，将本文提出算法与多种方法进行对比，证明了本文方法的优越性。同时对改进部分进行消融实验，验证了提出的模块可以进一步提高从图像中检测铁路信号机的准确性，展现了它在铁路场景下的小目标检测任务上的出色实用性和广泛应用的潜力。

参考文献：

[1] 刘剑锋,毛保华,侯忠生,等.基于遗传算法的区间自动闭塞信号机布局优化方法[J].铁道学报,2006(4):54-59.

[2] 杜跃飞,贺清.单灯多显示智能铁路信号机光学系统的仿真测试与研究[J].铁道科学与工程学报,2021,18(6):1402-1409.

[3] MA M Y, PANG H L. SP-YOLOv8s: an improved YOLOv8s model for remote sensing image tiny object detection[J]. Applied sciences, 2023, 13(14): 8161.

[4] WANG G, CHEN Y, AN P H, et al. UAV-YOLOv8: a small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7190.

[5] LI Y T, FAN Q S, HUANG H S, et al. A modified YOLOv8 detection network for UAV aerial image recognition[J]. Drones, 2023, 7(5): 304.

[6] ZHAI X, HUANG Z, LI T, et al. YOLO-Drone: an optimized YOLOv8 network for tiny UAV object detection[J]. Electronics, 2023, 12(17): 3664.

[7] 白宇,周艳媛,安胜彪.改进 YOLOv5 的无人机小目标检测方法研究[J/OL].计算机工程与应用,1-12 [2024-04-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20240228.1537.021.html>.

【作者简介】

胥程鹏(1999—),男,湖南常德人,硕士研究生,研究方向:人工智能、图像处理。

(收稿日期:2024-08-07)