

基于 YOLOv8 的公路裂缝检测的改进

徐佳璐¹ 朱立忠¹

XU Jialu ZHU Lizhong

摘要

随着我国高速公路的不断发展, 高速的维修养护随之提上日程, 基于此, 文章提出一种基于 YOLOv8n 的改进模型, 以提升高速公路裂缝检测的准确性, 并实现模型的轻量化设计。首先引用了 GAM 注意力机制, 提高了在复杂背景的特征提取能力; 并且结合 EIoU 损失函数, 优化了对细小目标的关注度; 最后将 Faster 模块融入主干网络的 C2f 模块, 减小模型的前向计算量。实验结果表明, 改进后的 YOLOv8n 在精确度、召回率和平均精度均值 (mAP) 上比基础模型分别提升了 1.6、3.4 和 1.6 个百分点, GFLOPs 由原始结构的 8.1 降低至 7.0, 计算量下降约 13.6%。整体性能仍优于当前主流检测模型。通过技术创新, 提高了高速公路裂缝的自动化检测能力, 填补了传统方法的主观性缺陷, 为高速公路维护提供了更为高效、可靠的解决方案。

关键词

裂缝检测; 轻量化; 注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.009

0 引言

高速公路作为现代交通体系中不可或缺的一部分, 其路面状态直接影响着行车安全与舒适度, 而实际使用过程中, 路面由于温度变化、雨水冲刷、车辆碾压等因素的作用会产生开裂等情况, 影响路面的使用效果, 给道路通行安全带来隐患, 所以需要及时、准确地对裂缝等影响交通安全的隐患进行检测识别对于道路养护以及行车安全有着十分重要的意义。

现有的老套裂缝识别方法都是手动识别或者是传统的图像处理识别, 手动识别成本低但是人为影响因素大, 传统的图像处理识别无法正确稳定地识别环境复杂的背景下的裂缝, 随着人工智能兴起, 深度学习算法在图像识别领域中崭露头角, 在识别裂痕的自动化识别方面提供了一种新的识别方法。

在众多目标检测算法中, 以 YOLO 系列算法为代表的端到端检测算法具有检测效率高的优势, YOLOv8 在检测精度、检测速度以及模型扩展性上都有较大的提升, 可广泛应用于对实时性有要求的目标检测应用场景中, 将其应用于高速公路裂缝检测中, 可实现对高速公路裂缝的高效检测, 提高裂缝检测的准确性和可靠性, 为交通和养护领域提供了有力的技术支持。

本文主要对 YOLOv8 检测公路裂缝的数据集与预处理,

模型训练与优化, 检测结果分析等, 研究开发出一种轻量并且高效地检测公路裂缝的自动化系统算法, 实现智能化公路运营养护。

1 YOLOv8n 模型

YOLOv8 由 Ultralytics 团队于 2023 年推出, 是 YOLO 系列的目标检测模型。其在 YOLOv5 的基础上进行了多次优化, 整合了目标检测、实例分割和图像分类功能。它具有精度高、实时性好、使用方便等特点, 适合工业部署和学术研究。YOLOv8 的核心架构采用经典的 Backbone-Neck-Head 结构, 支持多任务学习。

Backbone 用于进行图像特征的提取, 包含卷积模块和反卷积的多个模块。使用残差连接和瓶颈连接提高性能, Backbone 减少模型, C2f 模块作为构建模块, 和 YOLOv5 的 C3 相比参数量更少且能够更加高效地提取出图像中特征, 加入深度可分离卷积和膨胀卷积帮助模型进行更多的特征提取和接收范围。YOLOv8 网络结构如图 1 所示。

Neck 部分多尺度特征融合。多尺度的特征融合, 丰富特征表达能力。YOLOv8 颈部部分包括:

SPPF 模块 (spatial pyramid pooling fast): 尺度变化, 用于将不同尺度特征拼接起来, 检测不同尺度目标。

PAA 模块 (probabilistic anchor assignment): 将锚框智能分配给正负样本, 提高训练效率^[1]。

PAN (path aggregation network): PAN 模块从不同层级的特征图中连接到一起聚集路径, 自底向上和自顶向下增强

1. 沈阳理工大学自动化与电气工程学院 辽宁沈阳 110159

路径图的路径。

Head 部分负责最终目标检测和分类任务，包括检测头和分类头。检测头由几个卷积层和反卷积层构成，检测头负责预测并输出检测结果，具体而言，会针对每个锚框预测边界框回归部分以及目标的置信度；分类头采用 GAP (global average pooling) 平均池化每个特征图，分类将特征映射降维，得到每一种类的概率值，通过设计分类头，可以让 YOLOv8 实现多分类^[2]。

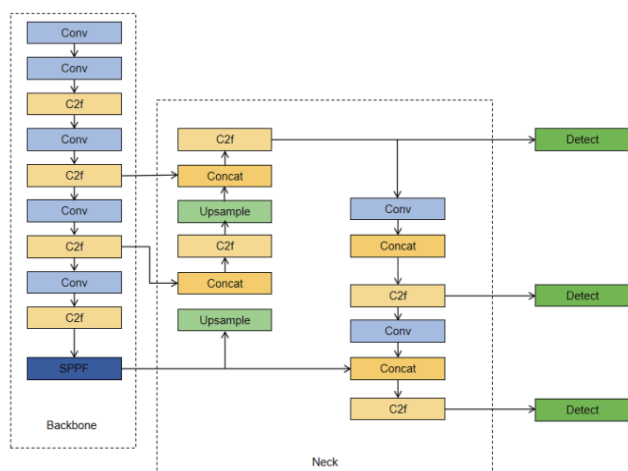


图 1 YOLOv8 网络结构图

2 改进 YOLOv8n 模型

2.1 GAM 注意力机制

本文使用的所有模型的测试都是在私有数据集上进行的，数据集中大部分待检测目标在图像中的占比较大且较为清晰，而本文的检测目标为路面裂缝，大部分裂缝在图像中的面积占比较小，尤其对于部分细小裂缝，YOLOv8 原模型在经过多次卷积运算后可能会导致小目标区域信息丢失，从而降低模型整体检测精度^[3]。针对上述问题，在 YOLOv8 网络结构中融入卷积注意力模块，使神经网络更加关注包含重要信息的目标区域，抑制无关信息，提高对细小裂缝等小目标的检测精度^[4]，按照先通道再空间的顺序将 GAM 注意力模块添加到最后一个 C2f 的卷积层之后。

GAM 模型是专门为从复杂背景的裂纹检测图像中提取显著特征而设计的。通过集成 GAM 模块，可以使基础模型有效地从背景中提取目标方面的关键信息，从而显著提高整体检测性能。总体而言，本研究将 GAM 模型与 YOLOv8 相结合，有效地解决了公路裂缝检测中复杂背景的问题。GAM 模块的引入便于从背景中提取目标所需要的特征，显著提高了整体检测性能。

由于数据集中存在多种多样的不同干扰情况，本文选用全局注意力机制 GAM 相信其能够抑制图像中非重要信息。与其他注意力模块相比，GAM 因其能够减少裂缝检测有用

信息丢失，并在增强全局维度交互特征方面尤为突出。在卷积块注意力模块 CBAM 的基础上，GAM 保留了顺序的通道-空间注意机制，并进一步重新设计了子模块。在通道注意力模块中，采用三维排列方式保留所有三个维度的信息，并通过两层多层感知器 (MLP) 增强跨维通道空间依赖性^[5]。空间注意力模块采用两层卷积层融合空间信息，重点关注空间信息的提取和处理。GAM 结构图如图 2 所示。

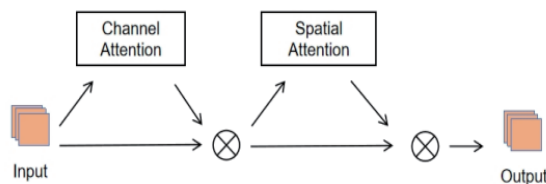


图 2 GAM 结构框图

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F \quad (1)$$

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \quad (2)$$

式中： F_1 表示上层神经网络输入的特征映射； M_c 和 M_s 分别表示通道注意图和空间注意图。其元素相乘，一般采用通道-空间注意机制的顺序结构来保留三维信息，放大跨维通道空间特征信息的依赖性^[6]。

2.2 损失函数

边界框回归是在目标检测任务过程中最为关键的，目的是使预测框尽可能接近真实框。IoU 损失函数作为一种传统的评价指标，被广泛用于衡量两个盒子之间的重叠程度。然而，IoU 本身作为一个损失函数，存在梯度消失的问题。特别是当预测与真实之间没有重叠时，它不能提供有效的梯度引导。为了解决这一问题，研究人员提出了改进的 EIou 损失函数。EIou 是在 CIou 的惩罚项基础上将预测框和真实框的纵横比的影响因子拆开，分别计算预测框和真实框的长和宽，来解决 CIou 存在的问题，EIou 包括 3 个部分：IoU 损失、距离损失、高宽损失（重叠面积、中心点距离、高宽比）^[7]。高宽损失直接最小化了预测目标边界框和真实边界框的高度和宽度的差异，使其有更快的收敛速度和更好的定位结果。

由于高速公路裂缝目标通常形貌细长、面积小、背景杂乱，选用传统的 IoU、GIoU、CIoU 等边界框回归损失用于裂缝定位存在定位速度慢、梯度不稳定、不具备模型形状等不足，因此将 EIou 损失函数引入到裂缝定位中，以进一步提高裂缝定位精度。EIou 可以准确、有效地同时优化框的面积、框中心点距离、框宽度和高度误差，可以用于小目标场景梯度反馈以及回归能力增强。在本文研究中，EIou 在裂纹检测任务上准确率和召回率均得到明显的提升，加快了模型收敛速度。EIou 损失函数公式为：

$$L_{EIou} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{c_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{c_h^2} \quad (3)$$

分别提高了 3.9% 和 3.7%，可见在该数据集上的检测数据和计算复杂度的结果上保持较低计算复杂度的同时，改进 YOLOv8 模型在各项检测指标上均表现出优越性能，并且改进的 YOLOv8n 模型的 GFLOPs 较 YOLOv8n 下降了 1.1，约 13.6%，表明改进的模型结构在保持高效特征提取能力的同时，降低了计算的成本。进一步体现了所提改进方法在轻量化与精度之间的良好平衡。

3.4.2 消融实验

为了验证各个模块对模型性能究竟有什么影响。设计了如下的公路裂缝检测的消融实验，研究了加入 GAM 注意力机制和 EIou 损失函数和，是否 C2f-faster 模块对检测性能的改善效果情况。实验结果如表 2 所示。

表 2 消融实验

序号	GAM	EIoU	C2f-faster	P/%	R/%	mAP50/%	GFLOPs
0	—	—	—	77.8	65.9	74.9	8.1
1	√	—	—	80.4	68.1	76.9	8.1
2	—	√	—	78.1	68.3	75.5	8.1
3	—	—	√	79.0	67.8	75.3	7.0
4	√	√	√	79.4	69.3	76.5	7.0

从实验结果可以看出：引入 GAM 模块（实验 1）：相较于基础模型（实验 0），精度提升了 2.6 个百分点，mAP50 提升 2 个百分点，说明 GAM 注意力机制在增强特征表达方面具有积极作用；引入 EIou 损失函数（实验 2）：相比原始模型，召回率提升了 2.4 个百分点，但 mAP50 基本持平，说明 EIou 在优化定位方面具有一定优势，尤其体现在召回率的提升上；将 faster 模块融入 C2f 中可以看到 GFLOPs 降至 7.0，较 YOLOv8n 下降约 13.6%，表明模型结构在保持高效特征提取能力的同时实现了计算成本的有效压缩。三者结合（实验 4）：当同时引入 GAM 和 EIou 和 C2f-faster 后，模型的精度、召回率和 mAP50 达到 79.4%、69.3%、76.5%，表明两者具有良好的互补性和协同效应，能够在不增加过多计算量的前提下有效提升检测性能。

综上所述，GAM 模块可以增强通道和空间注意感知能力，而 EIou 损失函数在边界框回归中更精确地优化了预测框的位置和形状。C2f-faster 能够在不增加过多计算量的前提下有效提升检测性能。三者的结合应用显著提高了模型的整体性能

4 结论

本文基于 YOLOv8 模型架构，结合了 GAM 全局注意机制和增强边界框回归损失函数 EIou 还有进行减少模型计算量的 C2f-faster 模块，建立了用于高速公路裂缝检测的深

度学习检测模型。本文介绍了通过对实际高速公路数据集的训练，有效地提高了公路裂缝检测领域注意能力的 GAM 注意力模块。特别是背景复杂或有不明晰的裂缝情况，能更准确地找到目标裂缝的位置。与传统的 CIoU 或 GIoU 相比，EIou 损失函数在处理细或弯裂缝时具有更高的适合性，使边界框更接近裂缝的实际轮廓。定制模块 C2f-faster 可有效降低计算复杂度，提高高速公路裂缝感知作业的推理效率。未来还可以以本研究为基础进一步进行改进，也就是结合多尺度功能来增强模型在检测小目标方面的能力，本文研究的 YOLOv8n 模型为以后的改进奠定了坚实的基础。

参考文献：

[1] 周欣,徐培哲,李堃,等.基于损失函数与注意力机制改进的 YOLOv8 火焰目标检测算法优化研究[J].船海工程,2025,54(2):19-25.

[2] 刘畅,孙雨,杨晶,等.基于 3C-YOLOv8n 和深度相机的葡萄识别与定位方法[J].智慧农业(中英文),2024,6(6):121-131.

[3] 陈亮,郭慧慧.基于轻量网络的白细胞快速检测算法[J].中国生物医学工程学报,2025,44(1):66-76.

[4] 杜磊,陈曦,白朋朋,等.基于改进 YOLOv5 的沥青路面裂缝检测方法[J].科学技术与工程,2024,24(31):13579-13591.

[5] 郑海锋,江林源,文露婷,等.基于改进 YOLOv8n 的水面残留饲料检测算法[J].渔业现代化,2025,52(1):80-88.

[6] 毛晴.基于 X 射线图像和 FasterR-CNN 的焊缝质量检测算法研究[J].机械制造,2025,63(4):30-34.

[7] 张杰,李张琦,金海燕,等.室内场景中密集小目标的人数统计方法[J].中国有线电视,2023(12):25-29.

[8] 周双喜,杨丹,潘远,等.基于注意力机制的 YOLOv5 路面裂缝检测与识别[J].华东交通大学学报,2024,41(2):56-63.

[9] 王海群,王炳楠,葛超.重参数化 YOLOv8 路面病害检测算法[J].计算机工程与应用,2024,60(5):191-199.

[10] 陈泉达,刘子豪,金友振,等.精密刀具表面缺陷认知神经网络模型研究[J/OL].光电子·激光,1-17[2025-05-23].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1182.o4.20250123.1137.004.html>.

【作者简介】

徐佳璐（2001—），男，辽宁朝阳人，硕士研究生，研究方向：目标检测、深度学习。

朱立忠（1967—），男，辽宁辽阳人，硕士，教授，研究方向：图像处理、智能控制。

（收稿日期：2025-06-19 修回日期：2025-11-26）