

混合牙列全景影像 C2f-CBAM 儿童牙病检测方法

焦总政¹, 杨帅康¹, 王少辉¹, Minpo Jung^{1,*}

1. 韩国灵山大学, 计算机与信息工程系, 韩国 釜山

摘要: 针对儿童混合牙列期牙科全景 X 光片中背景结构复杂、病灶尺寸微小且纹理特征模糊等问题, 本文提出一种基于 C2f-CBAM 嵌入式 YOLOv8 的儿童牙病自动检测方法。该方法在 YOLOv8 主干网络的 C2f 模块中嵌入卷积块注意力模块, 通过通道注意力与空间注意力联合建模, 增强模型对局部病灶相关特征的响应。实验采用 Kaggle 平台公开发布的儿童牙科全景 X 光数据集, 包含 849 张 0~12 岁儿童全景影像及 14 类牙科疾病或异常标注。补充实验结果表明, C2f-CBAM YOLOv8 在 mAP50 为 88.27%、mAP50-95 为 67.19% 的条件下保持 32.0 FPS 的推理速度。与 baseline_c2f 相比, C2f-CBAM 的整体精度和推理速度略有下降, 说明 CBAM 注意力模块在该数据集上并未带来全面性能提升; 但与 Faster R-CNN 相比, 该模型在 mAP50、mAP50-95 和推理效率方面仍具有一定工程应用优势。综合结果提示, C2f-CBAM YOLOv8 可作为儿童混合牙列全景片辅助筛查模型的候选方案, 其临床有效性仍需通过外部测试集和医生读片实验进一步验证。

关键词: 儿童牙科全景影像; 混合牙列; YOLOv8; C2f-CBAM; 目标检测; 辅助筛查

C2f-CBAM Enhanced YOLOv8 for Pediatric Dental Disease Detection in Mixed Dentition Panoramic Radiographs

Zongzheng Jiao¹, Shuaikang Yang¹, Shaohui Wang¹, Minpo Jung^{1,*}

1. Department of Computer and Information Engineering, Youngsan University, Busan, Republic of Korea

Abstract: Pediatric panoramic dental radiographs acquired during the mixed dentition stage contain complex anatomical backgrounds, small lesion areas, and low-contrast textures, which pose challenges to automatic detection. This study proposes a C2f-CBAM embedded YOLOv8 framework for pediatric dental disease detection. The convolutional block attention module is integrated into the C2f module of the YOLOv8 backbone to jointly model channel and spatial attention, thereby enhancing local lesion-related feature responses. Experiments were performed on the publicly available Children's Dental Panoramic X-ray Dataset released on Kaggle, which contains 849 panoramic radiographs from children aged 0-12 years with 14 categories of dental diseases or abnormalities. The supplementary experiments show that C2f-CBAM YOLOv8 achieves 88.27% mAP50 and 67.19% mAP50-95 with an inference speed of 32.0 FPS. Compared with baseline_c2f, C2f-CBAM shows slightly lower overall accuracy and inference speed, indicating that the CBAM module does not provide a comprehensive performance improvement on this dataset. Nevertheless, compared with Faster R-CNN, the proposed model still shows certain engineering advantages in mAP50, mAP50-95, and inference efficiency. These results suggest that C2f-CBAM YOLOv8 may serve as a candidate auxiliary screening model for pediatric mixed dentition panoramic radiographs, while its clinical effectiveness requires further validation using external test sets and reader studies.

Keywords: Pediatric dental radiography; Mixed dentition; YOLOv8; C2f-CBAM; Object detection; Auxiliary screening

1 引言

口腔疾病是影响儿童生长发育和生活质量的重要公共健康问题。龋齿、牙髓病变、根尖病变及牙列发育异常若未能在早期阶段得到及时诊断与干预,可能对恒牙发育、咀嚼功能及颌面部结构造成长期影响。世界卫生组织报告指出,口腔健康问题仍是全球公共卫生的重要负担,开展儿童口腔疾病早期筛查与辅助诊断研究具有重要意义^[1]。

牙科全景 X 光片具有覆盖范围广、成像成本低和辐射剂量相对可控等特点,已成为儿童口腔疾病筛查和随访评估中的常用影像手段。与成人影像相比,儿童混合牙列期全景影像中乳牙、恒牙、未萌出恒牙胚及骨小梁结构相互重叠,正常解剖结构与早期龋齿、牙髓钙化等病灶在灰度和形态上容易混淆。Zhang 等^[2]发布的儿童牙科全景影像数据集为该问题提供了公开研究基础;Beser 等^[3]进一步表明,深度学习模型可用于混合牙列儿童全景片中的牙齿检测与分割。

近年来,深度学习技术已广泛应用于医学影像目标检测任务。Faster R-CNN 等^[4]双阶段检测器通过候选区域生成与分类回归分离建模,在目标定位方面具有一定优势,但推理流程相对复杂,难以满足快速筛查场景的实时性需求。相比之下,YOLO 系列单阶段检测器将目标定位和类别预测统一到端到端框架中,在检测效率和部署便捷性方面具有优势^[5]。YOLOv8 进一步采用无锚框检测头和 C2f 模块,在特征复用、梯度传播和小目标检测方面具有一定应用基础^[6]。

在牙科影像智能分析领域,现有研究已覆盖牙齿检测与编号、龋齿识别、根尖病变检测和牙槽骨流失评估等任务。Tuzoff 等^[7]较早利用卷积神经网络实现全景片中的牙齿检测与编号;Lian 等^[8]提出多尺度注意力卷积网络用于牙科全景片龋齿检测;近年研究也进一步将 YOLOv8 等检测框架用于咬翼片邻面龋检测,并探索深度学习在多阶段龋齿检测中的临床辅助价值^[9, 10]。此外,Vinayahalingam 等^[11]基于深度学习对第三磨牙龋齿进行分类,体现了全景影像龋齿识别的可行性;Chen 等^[12]和 Majanga 等^[13]的综述研究指出,病灶细粒度差异、数据标注、类别不均衡和模型泛化能力仍是影响牙科自动检测性能的关键因素。然而,从研究对象看,现有牙科 AI 研究仍较多集中于成人牙列、局部牙片或单一病灶识别,对儿童混合牙列期多类别牙病检测的研究仍相对不足。

儿童混合牙列全景影像具有特殊复杂性。一方面,乳牙、恒牙、未萌出恒牙胚、牙根吸收区域和骨小梁结构在全景片中相互重叠,正常发育结构容易与早期龋齿、牙髓钙化及根尖病变等异常表现混淆;另一方面,儿童牙科公开数据规模有限,部分类别样本数量不足,容易造成类别间检测性能不均衡。已有研究表明,深度学习模型可用于混合牙列儿童全景片中的牙齿检测与分割^[3],也有研究进一步评估了新一代 YOLO 模型在全景片牙齿检测和编号任务中的表现^[14]。但针对儿童混合牙列多类别牙病检测,模型仍面临病灶尺度小、灰度对比度低、背景结构干扰强和少样本类别识别不稳定等问题。

注意力机制为复杂背景下的局部特征增强提供了可能。SE 模块主要建模通道依赖关系^[15],Coordinate Attention 在通道建模中引入空间位置信息^[16],CBAM 则将通道注意力与空间注意力串行结合,能够同时从“何种特征重要”和“何处区域重要”两个角度对特征图进行重标定^[17]。对于儿童牙科全景片而言,通道与空间联合注意力有助于增强模型对局部异常区域的视觉关注,但其是否能够带来整体检测性能提升仍需结合实验结果进行客观验证。

基于上述研究现状与不足,本文提出一种面向儿童混合牙列期全景影像的 C2f-CBAM 增强

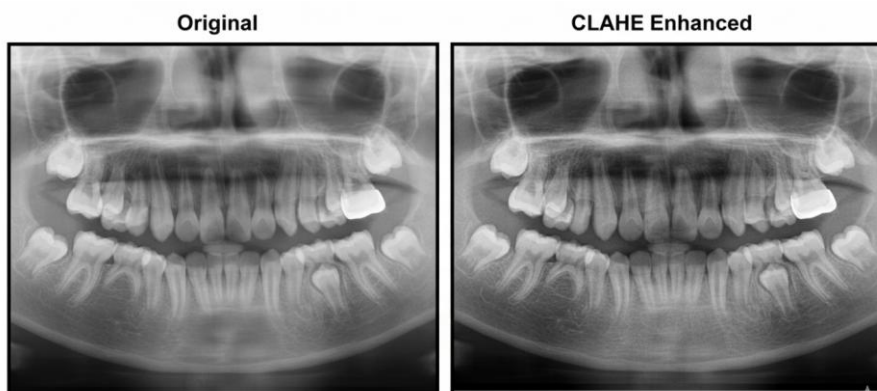


图 2 原始图像与 CLAHE 预处理图像对比

Fig. 2 Comparison between original image and CLAHE-enhanced image

2.3 YOLOv8 基准架构

YOLOv8 是单阶段无锚框目标检测框架，其核心结构包括 Backbone、Neck 和 Head。Backbone 中的 C2f 模块通过跨层连接与并行梯度流增强特征复用；Neck 通过路径聚合网络实现自底向上与自顶向下的多尺度融合；Head 采用解耦检测头分别处理分类和边界框回归任务，从而提升模型收敛速度和定位能力。

2.4 C2f-CBAM 嵌入式特征增强模块

针对混合牙列全景片中未萌出恒牙胚、牙根吸收区域和骨小梁纹理等复杂背景，本文将 CBAM 嵌入 C2f 的 Bottleneck 单元中，形成 C2f-CBAM 特征增强模块。CBAM 由通道注意力模块和空间注意力模块组成：通道注意力用于筛选对牙釉质脱矿、牙髓密度变化和修复体边缘敏感的特征通道；空间注意力用于增强潜在病灶相关区域的特征响应，并在一定程度上减弱复杂背景纹理对模型判断的干扰。

为避免公式缺失造成排版和学术表达问题，本文将 CAM、SAM 和残差连接过程改为文字化描述。具体而言，输入特征首先经过全局平均池化与最大池化生成通道描述子，再通过共享多层感知机和 Sigmoid 激活得到通道权重；随后，特征图沿通道维度进行平均池化和最大池化，并通过卷积生成空间权重图。最终，经过通道与空间注意力细化后的特征与原始残差分支相加，形成 C2f-CBAM 输出。

需要说明的是，补充实验显示 CBAM 的引入会增加计算负担，因此本文不再将其表述为“无显著计算开销”的改进，而是将其定位为一种以局部特征响应分析和可解释性辅助观察为主要价值的注意力增强策略。

3 实验结果与分析

3.1 数据集与实验设置

本研究采用 Kaggle 平台公开发布的 Children’s Dental Panoramic X-ray Dataset 作为实验数据来源，该数据集与 Zhang 等^[2]在 Scientific Data^[19]发布的儿童牙科全景影像公开数据资源相对应。该数据集由 Kaggle 用户 wanmugui 整理发布，包含 849 张 0~12 岁儿童牙科全景 X 光片，并提供 14 类牙科疾病或异常结构的目标检测标注，可用于龋齿分割和牙病检测等任务。

需要说明的是，本文未进行原始临床影像采集，也不声称重新构建临床数据集；本文工作的重

点是在公开数据基础上完成数据格式整理、训练集/验证集/测试集划分和模型实验验证。为保证实验结果具有可复现性，本文按照目标检测任务需求将标注统一整理为 YOLO 格式，并在训练前对图像进行尺寸统一和必要的增强。

表1 儿童牙科全景影像数据集疾病类别定义

Table 1 Definitions of dental disease categories in the pediatric panoramic X-ray dataset

序号	中文名称	英文名称	缩写	说明
1	蛀牙	Decayed tooth	DT	牙体硬组织脱矿或缺损
2	早期龋齿	Early caries	EC	牙釉质早期脱矿，影像表现不明显
3	龋齿修复	Caries restoration	CR	充填体或修复材料
4	牙髓钙化	Pulp calcification	PC	牙髓腔内高密度钙化影
5	残根	Residual root	RR	牙冠缺失，仅存牙根
6	缺牙	Missing tooth	MT	牙位缺失
7	阻生牙	Impacted tooth	IT	未正常萌出
8	多生牙	Supernumerary tooth	ST	牙列中额外牙齿
9	牙根吸收	Root resorption	RRs	牙根结构被吸收
10	牙外伤	Dental trauma	TR	外伤导致牙体或牙根异常
11	根尖病变	Periapical lesion	PL	根尖区低密度影
12	牙周病变	Periodontal disease	PD	牙槽骨吸收相关病变
13	种植牙	Dental implant	DI	人工种植体
14	其他异常	Other abnormalities	OA	其他不易归类病变

注：DT、EC、CR 等缩写和疾病类别定义依据公开数据集标注体系整理^[2, 19]。

补充实验中，baseline_c2f 与 C2f-CBAM YOLOv8 的输入尺寸均设置为 480×480，训练轮数为 70 epochs，并采用相同的数据划分与 YOLO 格式标注。baseline_c2f 模型完成了 5 个随机种子的重复实验，并报告均值与标准差；C2f-CBAM YOLOv8 与 Faster R-CNN 目前仅使用补充实验中整理后的汇总结果，未提供完整逐随机种子指标。由于不同模型在网络结构、训练框架、batch size、学习率、优化器和部分训练细节上可能存在差异，本文将不同模型结果主要作为补充性能对比和工程可用性分析，不将其解释为完全统一训练协议下的严格统计显著性比较。评价指标包括 Precision、Recall、mAP50、mAP50-95、FPS 和平均推理时间。

3.2 评价指标

本文采用目标检测常用指标评价模型性能，包括精确率（Precision）、召回率（Recall）、平均精度均值 mAP50 和 mAP50-95。其中，mAP50 表示 IoU 阈值为 0.5 时的检测能力，mAP50-95 表示 IoU 阈值从 0.5 到 0.95 的综合定位与分类性能。考虑到临床筛查中漏检风险较高，本文同时关注 Recall 指标；考虑到实际部署需求，本文记录 FPS 和平均单张推理时间。

3.3 模型整体性能对比

表 2 给出了 baseline_c2f、C2f-CBAM YOLOv8 和 Faster R-CNN 的核心性能对比。可以看出，baseline_c2f 在整体 mAP50 和推理速度上优于 C2f-CBAM，说明 C2f 结构本身在该数据集上已经具有较强表达能力。引入 CBAM 后，模型 mAP50 从 89.59% 降至 88.27%，mAP50-95 从 69.16% 降至

67.19%，FPS 从 64.9 降至 32.0。该结果表明，CBAM 并未带来整体指标的全面提升，因此论文结论中不宜继续使用“显著优于基线模型”的表述。

表 2 不同检测模型整体性能对比

Table 2 Overall performance comparison of different detection models

模型	Precision/%	Recall/%	mAP50/%	mAP50-95/%	FPS	时间/ms
baseline_c2f	84.96	82.54	89.59	69.16	64.90	15.40
C2f-CBAM YOLOv8	83.57	81.94	88.27	67.19	32.00	31.25
Faster R-CNN	79.00	85.00	82.00	61.00	4.74	211.12

注：时间表示平均单张图像推理时间；Faster R-CNN 采用补充实验中修正后的合理统计值。

与 Faster R-CNN 相比，C2f-CBAM YOLOv8 在本次补充实验结果中表现出一定工程应用优势：mAP50 绝对提升 6.27 个百分点，Precision 绝对提升 4.57 个百分点，mAP50-95 绝对提升 6.19 个百分点，推理速度达到 Faster R-CNN 的约 6.75 倍，平均单张推理时间由 211.12 ms 降至 31.25 ms。需要注意的是，由于 Faster R-CNN 与 YOLO 系列模型的训练框架和部分配置可能并不完全一致，该结果更适合作为工程可用性参考，而不宜解释为严格公平设置下的统计显著性优势。

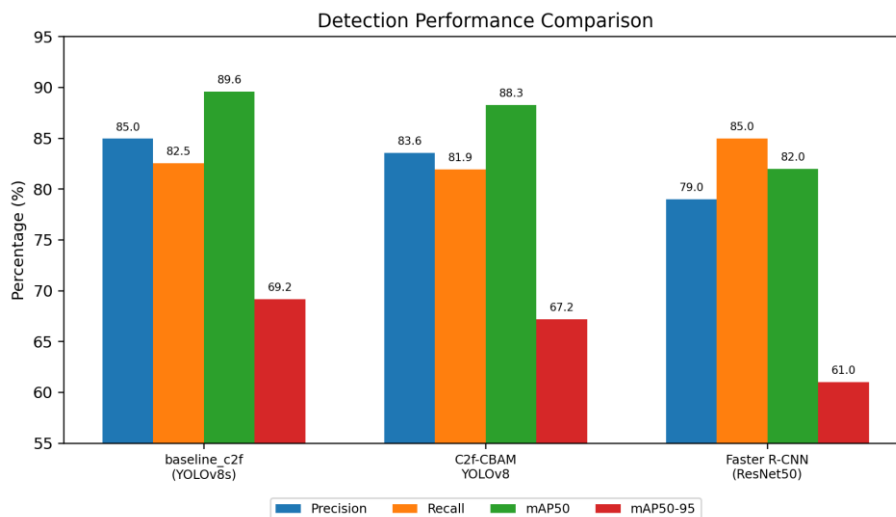


图 3 三种模型整体检测性能对比

Fig. 3 Overall detection performance comparison of the three models

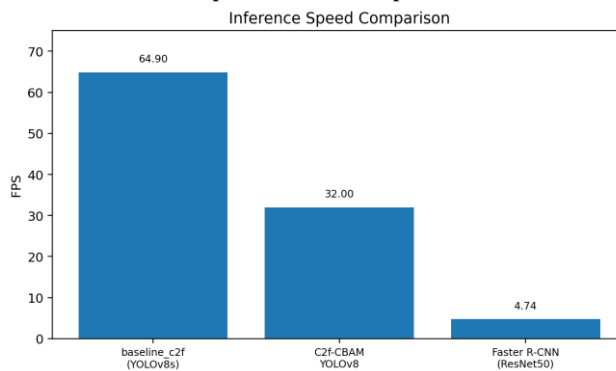


图 4 三种模型推理速度对比

Fig. 4 Inference speed comparison of the three models

3.4 重复实验与稳定性分析

为降低单次训练随机性的影响，补充实验对 baseline_c2f 进行了 5 个随机种子重复训练。表 3

给出了 baseline_c2f 的 5 次重复实验结果, 表 4 给出了 baseline_c2f 与 C2f-CBAM YOLOv8 的汇总对比。由于 C2f-CBAM 和 Faster R-CNN 的逐种子完整结果不足, 本文在统计稳定性分析中仅对 baseline_c2f 的标准差进行明确报告, 避免将缺乏完整重复训练来源的数据误写为严格统计结果。

表 3 baseline_c2f 五个随机种子详细结果

Table 3 Detailed results of baseline_c2f under five random seeds

Seed	Precision/%	Recall/%	mAP50/%	mAP50-95/%
1	81.00	83.37	88.83	67.63
2	87.61	81.99	90.75	70.39
3	83.74	81.97	88.44	68.29
4	83.43	81.56	89.14	68.69
5	89.04	83.81	90.82	70.81
均值±标准差	84.96±3.29	82.54±0.99	89.60±1.11	69.16±1.37

表 4 模型性能汇总与稳定性说明

Table 4 Summary of model performance and stability information

模型	Precision/%	Recall/%	mAP50/%	mAP50-95/%	FPS
baseline_c2f	84.96±3.29	82.54±0.99	89.60±1.11	69.16±1.37	64.90
C2f-CBAM YOLOv8	83.57	81.94	88.27	67.19	32.00
Faster R-CNN	79.00	85.00	82.00	61.00	4.74

注: baseline_c2f 为 5 次重复实验均值±标准差; 其他模型为补充实验汇总结果。

从表 3 可知, baseline_c2f 的 mAP50 标准差约为 1.11%, 说明该模型在不同随机种子下整体性能较稳定。结合表 4 可知, C2f-CBAM 的整体指标略低 baseline_c2f, 但仍保持较高的 mAP50 和实时推理速度。该结果提示: 在现有数据规模和训练协议下, CBAM 的主要价值不应被表述为整体精度提升, 而应结合类别级表现和可解释性结果进行讨论。因此, 本文的稳定性分析主要用于说明 baseline_c2f 在当前数据划分和训练设置下的波动范围, 不能直接推断 C2f-CBAM YOLOv8 或 Faster R-CNN 的跨随机种子稳定性。后续研究需要对所有模型在统一训练协议下补充多随机种子重复实验, 并进一步报告均值、标准差和统计显著性检验结果。

3.5 训练收敛与过程分析

补充实验提供了 C2f-CBAM YOLOv8 的训练过程曲线。由图 5 可见, 训练集与验证集的 box loss、cls loss 和 dfl loss 整体呈下降趋势, Precision、Recall、mAP50 和 mAP50-95 随训练推进逐步上升, 说明模型能够在 70 个 epoch 内完成基本收敛。后期指标波动反映出儿童牙科全景数据集中小目标、复杂背景和类别不均衡等因素仍会影响模型稳定性。

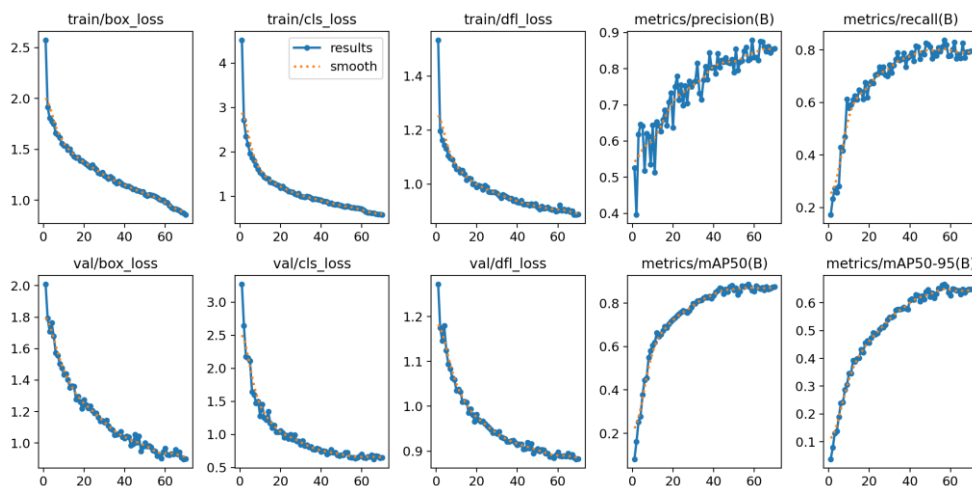


图 5 C2f-CBAM YOLOv8 训练损失与评价指标变化曲线

Fig. 5 Training losses and evaluation metrics of C2f-CBAM YOLOv8

3.6 类别级表现与可解释性分析

从补充实验分析结果看，C2f-CBAM 并未带来整体 mAP 的提升，但其价值可以从类别级表现和可解释性角度进行解释。例如，在龋齿修复类（CR）病灶上，补充实验说明中给出的 mAP50 从 0.914 提升至 0.950，说明注意力机制可能对具有明显局部纹理或金属伪影特征类别更敏感。与此同时，整体 mAP 下降也表明 CBAM 对所有类别并非均有正向作用，尤其在样本较少或边界模糊类别上仍可能引入额外不确定性。

图 6 为归一化混淆矩阵，可用于观察模型在不同类别上的误分类情况。由于儿童混合牙列影像中牙胚、骨小梁和早期病灶纹理相互重叠，部分类别之间仍存在混淆风险。因此，本文仅将 C2f-CBAM 视为潜在辅助筛查候选模型，而不是直接替代医生诊断的临床工具。

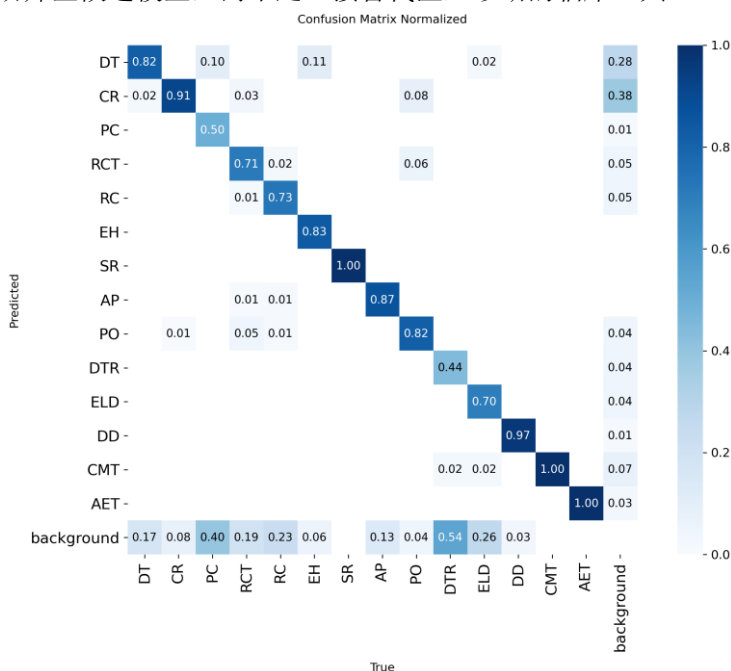


图 6 C2f-CBAM YOLOv8 归一化混淆矩阵

Fig. 6 Normalized confusion matrix of C2f-CBAM YOLOv8

图 7 给出了 Grad-CAM 可视化示例。baseline 模型的激活区域较为分散，容易受到未萌出恒牙胚和骨小梁纹理干扰；C2f-CBAM 模型的激活热点在部分样本中更集中于疑似病灶区域，提示空间注意力可能有助于增强模型对局部异常区域的视觉关注。需要强调的是，Grad-CAM 仅能作为模型关注区域的可视化解释证据，不能单独证明模型具有临床有效性或诊断可靠性。模型的真实临床价值仍需结合医生读片评价、外部独立测试集验证以及敏感性、特异性等临床评价指标进一步确认。

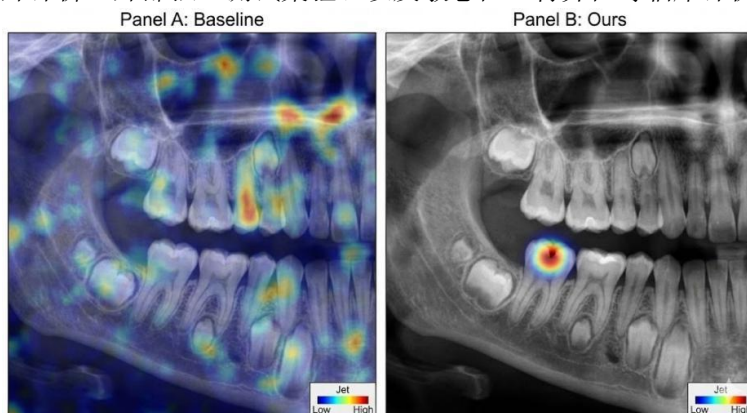


图 7 baseline 与 C2f-CBAM 模型 Grad-CAM 可视化对比

Fig. 7 Grad-CAM visualization comparison between baseline and C2f-CBAM models

3.7 结果讨论

综合补充实验可知，C2f-CBAM YOLOv8 的研究价值不应表述为“整体指标显著提升”，而应更准确地表述为：在当前公开数据集和补充实验条件下，模型仍保持较高检测性能和实时推理能力，并在部分样本中表现出更集中的可视化关注趋势。该结果说明 CBAM 可作为一种用于局部特征响应分析的注意力增强模块，但其有效性仍受数据规模、类别不均衡和训练协议差异等因素影响。

从潜在辅助筛查应用角度看，Faster R-CNN 虽具有较高召回率，但 4.74 FPS 的推理速度限制了其在快速筛查场景中的部署效率；C2f-CBAM YOLOv8 在保持 88.27% mAP50 的同时达到 32 FPS，说明其具备进一步作为实时辅助筛查候选模型进行验证的基础。然而，该结论仍主要来自公开数据集和补充实验结果，尚不能等同于临床有效性证明。后续仍需开展外部测试集验证、医生参与的读片对照实验，以及敏感性、特异性、阳性预测值和阴性预测值等临床评价指标分析。

同时需要指出，补充实验中不同模型的训练配置仍可能存在差异，例如 batch size、输入尺寸、学习率、优化器和训练框架等因素均可能影响最终结果。因此，后续研究需要在完全统一的训练协议下重新开展多模型对比，并补充多随机种子重复实验和独立外部测试集验证。

4 结论与展望

本文针对儿童混合牙列期全景 X 光片背景复杂、病灶微小且纹理模糊的问题，构建了基于 C2f-CBAM 嵌入式 YOLOv8 的儿童牙病检测模型，并根据补充实验数据对实验结果与结论进行了保守修订。主要结论如下：

(1) baseline_c2f 在整体 mAP50、mAP50-95 和推理速度上仍优于 C2f-CBAM YOLOv8，说明在当前数据集和训练设置下，C2f 结构本身已经具备较强检测能力，CBAM 的引入并未带来全面性能提升。

(2) C2f-CBAM YOLOv8 虽然整体指标略低于 baseline_c2f，但仍保持 88.27% 的 mAP50 和

32 FPS 的实时推理能力,并在部分 Grad-CAM 可视化样本中呈现出一定的局部异常区域关注趋势。该结果可作为模型可解释性分析的辅助证据,但不能单独证明临床有效性。

(3) 与 Faster R-CNN 相比, C2f-CBAM YOLOv8 在本次补充实验中表现出较好的推理效率和一定的检测性能优势,具备作为儿童牙科全景片快速辅助筛查候选模型进一步验证的潜力。但由于不同模型训练配置和随机种子实验完整性仍存在限制,本文结果不宜解释为严格统计显著性结论。

未来工作将从三个方面展开:其一,扩大儿童牙科全景影像数据规模,重点补充少样本和难检类别;其二,在完全统一的训练协议下开展多模型、多注意力模块和多随机种子的公平对比;其三,结合外部独立测试集、医生读片实验、半监督学习、类别重加权和 CBCT 三维影像,进一步验证模型在复杂重叠区域中的检测稳定性和潜在临床辅助价值。

参考文献

- [1] World Health Organization. Global oral health status report: towards universal health coverage for oral health by 2030[R]. Geneva: World Health Organization, 2022.
- [2] Zhang Y, Ye F, Chen L, et al. Children's dental panoramic radiographs dataset for caries segmentation and dental disease detection[J]. Scientific Data, 2023, 10: 380.
- [3] Beser B, Reis T, Berber M N, et al. YOLO-V5 based deep learning approach for tooth detection and segmentation on pediatric panoramic radiographs in mixed dentition[J]. BMC Medical Imaging, 2024, 24: 1-12.
- [4] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2015: 91-99.
- [5] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023: 7464-7475.
- [6] Jocher G, Chaurasia A, Qiu J. YOLO by Ultralytics, version 8.0.0[CP/OL]. 2023 [2026-05-25]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- [7] Tuzoff D V, Tuzova L N, Bornstein M M, et al. Tooth detection and numbering in panoramic radiographs using convolutional neural networks[J]. Dentomaxillofacial Radiology, 2019, 48(4): 20180051.
- [8] Lian H, Li L, Wang T, et al. Multiscale attention-based convolutional neural network for caries detection in dental panoramic radiographs[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40(12): 3662-3675.
- [9] Bayati M, Alizadeh Savareh B, Ahmadinejad H, et al. Advanced AI-driven detection of interproximal caries in bitewing radiographs using YOLOv8[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 1-12.
- [10] Pornprasertsuk-Damrongsri S, Vachmanus S, Papisatorn D, et al. Clinical application of deep learning for enhanced multistage caries detection in dental radiographs[J]. BMC Oral Health, 2025, 25: 1-12.
- [11] Vinayahalingam S, Kempers S, Limon L, et al. Classification of caries in third molars on panoramic radiographs using deep learning[J]. Scientific Reports, 2021, 11: 12609.
- [12] Chen Y, Du H, Yun Z, et al. Automatic detection of prominent dental diseases using dental X-ray images: A survey[J]. IEEE Access, 2021, 9: 165567-165586.
- [13] Majanga V, Viriri S. A survey of dental caries segmentation and detection techniques[J]. Scientific World Journal, 2022: 8415705.
- [14] Peker R B, Kurtoglu C O. Evaluation of the performance of a YOLOv10-based deep learning model for tooth detection and numbering on panoramic radiographs[J]. Diagnostics, 2025, 15: 1-15.
- [15] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 7132-7141.
- [16] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021: 13713-13722.

- [17] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. 2018: 3-19.
- [18] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//Heckbert P S. Graphics Gems IV. San Diego: Academic Press Professional, 1994: 474-485.
- [19] Wanmugui. Children's dental panoramic x-ray datase t[DB/OL]. Kaggle. [2026-05-25]. <https://www.kaggle.com/datasets/wanmugui/childrens-dental-panoramic-x-ray-dataset>.

¹ **作者简介:** 焦总政 (1998-), 男, 博士研究生在读, 研究方向: 深度学习、AI 视觉。E-mail: zongzhengjiao@gmail.com。

* **通讯作者简介:** Minpo Jung (1970-), 男, 博士研究生, 教授, 研究方向: 深度学习、网络安全和黑客编程。E-mail: minpo@ysu.ac.kr。