

基于 YOLOv10n 模型的涡轮叶片涂层脱落检测方法

李春辉¹, 曹云鹏², 张鸿熠¹, 冯伟兴¹

(1. 哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对燃气轮机涡轮叶片涂层脱落形状不均、位置不一、叶片孔探图像角度不同、光线较暗等问题提出一种基于 YOLOv10n 模型的燃气轮机涡轮叶片涂层脱落检测模型, 旨在针对燃气轮机涡轮叶片的孔探图像及视频, 静态地检测叶片涂层脱落的情况, 并对脱落位置进行精准定位。将该模型应用于 MS9001FA 重型燃气轮机的涡轮孔探图像集进行实验, 以验证模型检测的精确性和快速性。实验结果表明: 基于 YOLOv10n 模型的涡轮叶片涂层脱落检测模型, 其精确度相较于 YOLOv5su 模型和 YOLOv8n 模型分别提升了 10.2% 和 4.5%。在识别精度相同的情况下, 该模型的训练速度较 YOLOv10b 模型提升了 23.3%。

关 键 词: 燃气轮机; 涡轮叶片; 涂层脱落; YOLOv10n; 目标识别

中图分类号: TK221

文献标识码: A

DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.04.010

[引用本文格式] 李春辉, 曹云鹏, 张鸿熠, 等. 基于 YOLOv10n 模型的涡轮叶片涂层脱落检测方法[J]. 热能动力工程, 2025, 40(4): 89-96. LI Chunhui, CAO Yunpeng, ZHANG Hongyi, et al. Detection method for gas turbine blade coating delamination based on YOLOv10n [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(4): 89-96.

Detection Method for Gas Turbine Blade Coating Delamination based on YOLOv10n

LI Chunhui¹, CAO Yunpeng², ZHANG Hongyi¹, FENG Weixing¹

(1. College of Intelligent Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001;

2. College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001)

Abstract: To address issues such as irregular shapes of turbine blade coating detachment, varying locations, differing angles of borescope images, and low light conditions, a gas turbine blade coating detachment detection model based on YOLOv10n was proposed. The model was designed to detect and precisely locate the coating detachment on turbine blades in borescope images or videos, whether in static or dynamic scenarios. This model was applied to the borescope image dataset of the MS9001FA heavy-duty gas turbine to evaluate the accuracy and rapidity of model detection. The experimental results show that the detection accuracy of the gas turbine blade coating detachment model based on YOLOv10n is improved by 10.2% and 4.5% compared with YOLOv5su and YOLOv8n, respectively. Furthermore, with similar detection accuracy, the model's training speed is increased by 23.3% compared with YOLOv10b.

Key words: gas turbine, turbine blade, coating delamination, YOLOv10n, object detection

收稿日期: 2024-10-24; 修订日期: 2024-12-10

基金项目: 船舶动力基础科研 (KY10300240082)

Fund-supported Project: Marine Power Research & Development (KY10300240082)

作者简介: 李春辉 (1998-), 男, 哈尔滨工程大学博士研究生。

通信作者: 曹云鹏 (1979-), 男, 哈尔滨工程大学副教授。

引 言

随着燃气轮机技术的更新迭代和技术指标的不断提升,重型燃气轮机的工作环境越来越严苛。目前最先进的燃气轮机出口温度已经超过 $650\text{ }^{\circ}\text{C}$,高压涡轮的进口温度也达到 $1\ 650\sim 1\ 750\text{ }^{\circ}\text{C}$ ^[1],而常规的镍合金叶片只能承受约 $1\ 100\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的高温。由于基体材料所能承受的温度有限,且长时间在高温环境下工作会导致基体耐热腐蚀和抗氧化性能降低^[2-3],因此,在叶片表面使用合适的涂层防护技术是一种经济且有效的解决方法。然而,涂层脱落会导致涡轮叶片的启动性能下降,甚至造成严重的生产事故。目前,传统的检测方法仍然依赖工业内窥镜等设备对燃气轮机涡轮叶片特定区域进行观察,并通过人眼观察叶片表面是否存在涂层脱落的现象,这种方法对检测人员的专业素养要求较高,且时间成本高,效率低下。

近年以来,基于深度学习的目标检测算法迅速发展,将各种深度学习模型应用于燃气轮机涡轮叶片的涂层脱落检测中,大大提高了监测的精度和速度。按照不同的检测信号,可以将涂层脱落检测方法分为基于振动信号的检测和基于脱落图像的检测,其中振动信号的检测需要通过传感器采集燃气轮机涡轮叶片表面的振动信号,经过信号变换提取涂层脱落特征,从而实现对燃气轮机涡轮叶片涂层脱落的检测。文献[4-9]利用希尔伯特-黄变换对涂层检测信号进行了时频分析,提取了具有特定特征的非线性信号,实现了管道的涂层脱落诊断。基于脱落图像的燃气轮机涡轮叶片涂层脱落检测的最经典算法包括 Faster RCNN^[10]、Cascade CNN^[11]以及 YOLO 系列算法^[11-13],Jang 和李龙浦等人^[14-15]采用 Faster RCNN 算法针对航空发动机叶片的涂层脱落现象进行检测发现,Faster RCNN 模型检测精度较高,但由于该模型对计算资源的要求较高,导致模型的训练和运行速度偏慢,无法满足实时检测的要求。蔡舒好等人^[16]利用改进的 YOLOv4 对航空发动机小目标损伤的检测技术进行了研究,取得了较高的诊断准确率。

通过改进一系列 YOLO 模型架构并引入新的模块得到 Yolov10n 新模型,该模型在检测精度上有所提升。针对燃气轮机涡轮叶片表面涂层脱落检测任

务的特点,本文提出了一种基于 YOLOv10n 模型的燃气轮机涡轮叶片表面涂层脱落检测模型,与初始 YOLO 模型相比,该模型叶片表面涂层脱落检测的准确率和效率明显提升,并通过实验采集了实机燃气轮机涡轮叶片表面涂层脱落数据集,用于该模型的训练和性能验证。

1 YOLOv10n 模型原理

YOLOv10n 作为 YOLO 系列的最新迭代模型,在保留 YOLO 系列高效特性的基础上,通过多项创新性设计实现了检测性能的优化。YOLOv10n 的网络结构如图 1 所示,其网络架构主要包含特征提取主干网络及预测头。

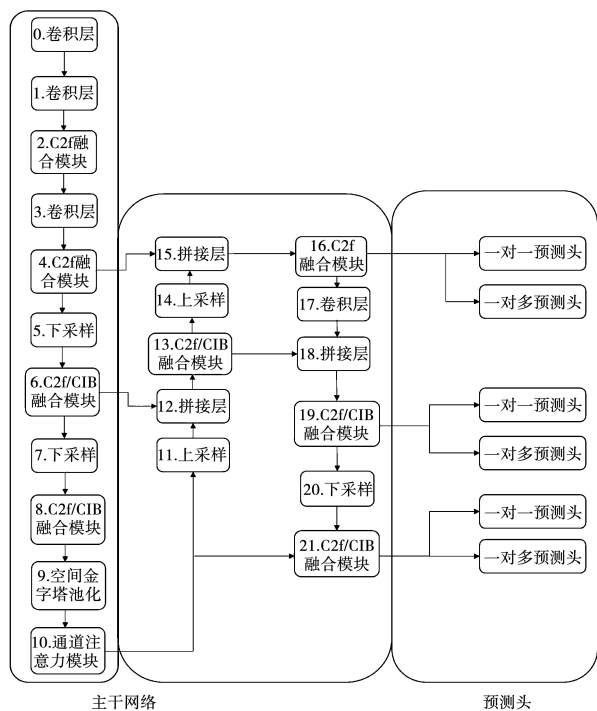


图 1 YOLOv10n 模型结构图

Fig. 1 Structural diagram of YOLOv10n model

图中 C2f 模块为 YOLO 模型中由双通道卷积层构成的经典模块;下采样模块为 YOLOv10 主干网络中用于下采样操作的模块,其进一步优化了模型的计算效率;C2f/CIB 融合模块是采用一种特定的紧凑倒置模块来替代 C2f 中模块中的瓶颈模块,在语义特征较为丰富的层中,能有效提高模型的效率和性能;拼接层用于将不同尺度或不同特征层的特征图进行通道维度上的拼接,以融合多尺度信息;在训练阶段,使用一对一预测头丰富监督信号以提升模

型性能;在分类阶段,使用一对多预测头以实现无需非极大值抑制(NMS)的高效推理。

在特征提取阶段,该模型沿袭 YOLOv8 的 C2f 与空间金字塔池化基础结构,创新性集成下采样模块、C2f/CIB 特征处理单元及通道注意力机制,以实现多尺度特征的高效融合以及关键目标特征的精准提取。其中,下采样模块通过点卷积与深度卷积的串行设计,实现空间与通道维度的解耦降维;C2f/CIB 作为核心单元,采用倒置紧凑架构,利用深度卷积提取空间特征,并结合低计算代价的点卷积完成跨通道信息交互。针对复杂度高的自注意力机制问题,通道注意力模块通过空间位置加权策略优化计算效率。特征融合层采用改进的路径聚合网络,通过多级特征图融合增强模型对尺度变化的适应性。检测头部创新性地构建了双分支架构(一对一与一对多检测头),通过并行监督策略平衡训练效率与定位精度,最终实现检测性能的全面提升。

YOLOv10n 模型通过引入一致双分配策略,有效摆脱了传统 YOLO 系列对非极大值抑制的强依赖,同时采用效率-精度协同优化框架,显著提升了 YOLOv10n 模型的综合性能。此外,该模型采用了一种空间与通道解耦的下采样策略,这种方法能够更精细地提取空间信息与通道特征,避免了传统下采样方法中出现信息丢失的情况。这一改进可以使 YOLOv10n 模型能够更有效地利用输入图中的信息,增强了对目标位置和类别的识别能力,既提高了 YOLOv10n 模型的特征提取效果,又减少了不必要的计算开销。

YOLOv10n 模型引进了 CIB (Compact Inerted Block) 模块,CIB 模块的结构设计更紧凑,在不影响性能的前提下,进一步压缩了模型的参数规模和计算量。CIB 模块通过减少冗余操作、优化计算流程,显著降低了模型的计算成本,使 YOLOv10n 在大规模目标检测任务中依然能保持较高的性能。

此外,YOLOv10n 模型还采用了大核卷积和通道自注意力机制,这些技术的应用使模型在处理大尺度特征、扩大感受野的同时能够降低对计算资源的需求。大核卷积通过使用更大的卷积核,可以在较少的计算次数下捕捉到更全局的上下文信息。通道自注意力机制则能够专注于部分重要区域,从而提高模型的注意力分配效率。两者的结合使得

YOLOv10n 模型在保持低计算成本的同时能够提高目标检测的精度。

YOLOv10n 模型通过一系列架构优化设计,在提升检测精度的同时显著降低了计算成本。因此,YOLOv10n 模型在各种实际应用场景中表现优异,这些优化不仅提高了模型的计算效率,还确保了其在实时性目标检测任务中的应用潜力。

YOLOv10n 模型在小目标图像数据集上效果较好,尤其能够更好地检测到受拍摄条件影响造成的脱落点形状不一的小目标,同时兼顾模型的轻量化设计,便于在嵌入式设备上高效部署。考虑到燃气轮机叶片涂层脱落应用场景中的边缘设备需满足模型高效且轻量的要求,本文选择 YOLOv10n 作为基准模型,进行燃气轮机涡轮叶片目标检测任务的研究。

2 基于 YOLOV10n 的检测算法设计

2.1 特征提取模块设计

随着网络深度的增加,不同层级特征图的语义差距越来越显著。YOLOV10n 基于路径聚合网络构建的多尺度特征融合模块采用单向信息流机制(上/下采样路径独立),在训练过程中易丢失小尺度目标的细粒度特征,且因为节点间的信息交互受限,该机制需要依赖冗余参数来补偿特征表达能力。为此,本文采用双向交织多尺度注意力特征金字塔网络结构,通过综合多尺度注意力特征金字塔网络和双向特征金字塔网络的优势,重构特征融合策略,形成了更高效精细的特征表达,显著提升了模型的检测精度和鲁棒性。双向交织多尺度注意力特征金字塔网络结构如图 2 所示。图中通道注意力模块主要用于增强特征图中的重要空间信息;注意力聚合模块代表一种自适应注意力融合模块,根据特征的重要性进行自适应融合;上采样和下采样操作用于融合不同尺度的特征图;预测头用于进行边界框位置坐标的预测输出。

模型的特征提取流程分为 4 个阶段,分别为浅层特征提取阶段、中层特征提取阶段、深层特征增强阶段以及多尺度特征融合与输出阶段,通过主干网络逐层生成多尺度特征图。为进一步增强特征表达能力,模型引入了双向特征金字塔网络的部分设计思想,在空间注意力融合前对各级特征进行卷积细

化,提升细节信息捕获能力。模型的特征融合通过双路径机制实现,其中自下而上的路径采用通道注意力模块,对主干网络输出的多尺度特征进行初步整合,强化低层次特征的细节表达能力;自上而下的路径通过注意力聚合模块构建密集连接,聚合各层

次的梯度信息,优化特征传递效率。双路径设计不仅实现了跨层级特征的高效融合,还为检测头提供了丰富的上下文信息。同时,模块化结构简化了网络的复杂度,显著降低了计算开销,为模型的轻量化部署奠定了基础。

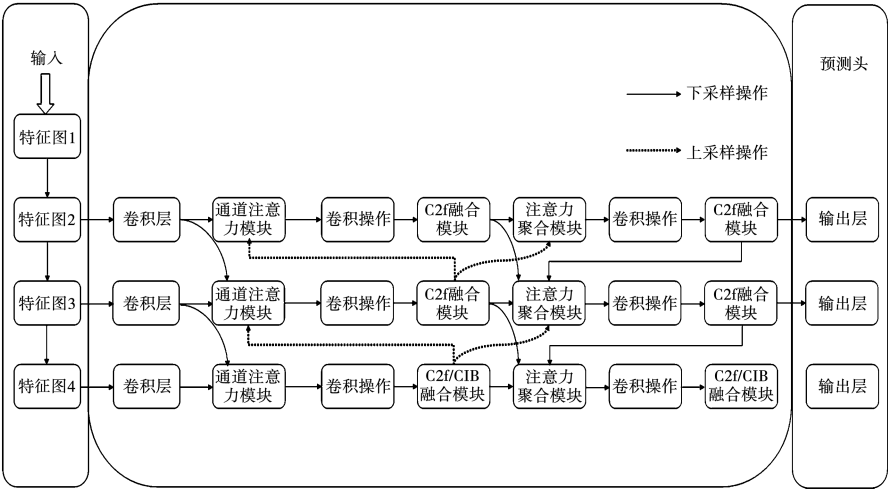


图2 双向交织多尺度注意力特征金字塔网络结构

Fig. 2 Bidirectional interwoven multi-scale attention feature pyramid network structure

2.2 模型标签分配和训练策略设计

YOLOv10n 模型采用了更先进的双标签分配策略,其中包含了一对多标签分配策略,并引入了一对一标签分配策略。一对多标签分配策略能够确保模型在处理多目标识别任务时,具有良好的鲁棒性;而一对一标签分配策略则专注于精细化样本的选择与处理,避免标签之间的冲突和冗余。这种设计大大丰富了模型在训练过程中的监督信号,使模型能够在不同场景下灵活应对复杂的目标识别任务。

通常,NMS 用于消除推理过程中多个候选框重叠的现象,但这一过程会消耗额外的计算资源,从而影响推理的实时性和效率。引入一对一标签分配策略的一个显著优势是在推理过程中无需再依赖 NMS。通过消除对 NMS 的依赖,能够显著提高 YOLOv10n 模型的运算速度,同时保持高效的目标检测性能。

此外,通过引入一致性匹配公式,确保 YOLO 模型一对一标签分配策略能够挑选出更具代表性和更高质量的样本。这意味着在训练过程中模型可以更精准地学习目标特性,进一步提高检验的准确率和整体性能。因此,YOLOv10n 模型在多种应用场景下表现出色,能够快速、准确地检测出涡轮叶片涂层脱

落位置等复杂问题。无 NMS 训练策略如图 3 所示。

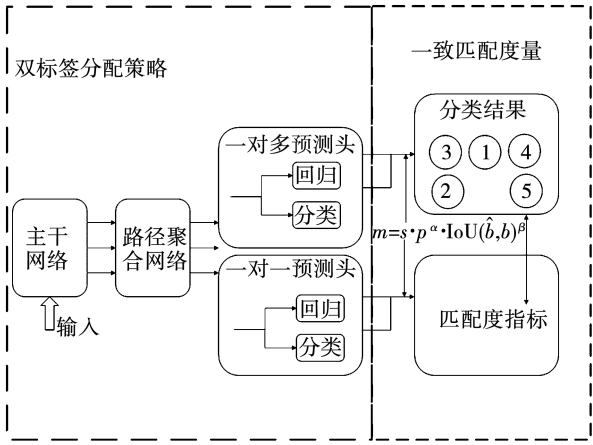


图3 YOLOv10n 无 NMS 训练策略

Fig. 3 Non NMS training strategy based on YOLOv10n

图 3 中主干网络用于从输入图像中提取特征;路径聚合网络用于融合不同层级的特征,增强特征表达能力;回归分支用于预测边界框的位置,分类分支用于预测目标的类别; $m = s \cdot p^\alpha \cdot \text{IoU}(\hat{b}, b)^\beta$ 是一致匹配度量,用于计算预测框和真实框之间的匹配程度,其中参数 m 代表预测框和真实框之间的匹配程度, s 是一个指示变量, p 是预测框的分类置信

度,匹配度指标 IoU 是预测框和真实框的交互比, α 和 β 是用于调整匹配度量权重的超参数;数字 1 ~ 5 代表了不同的匹配结果。一致匹配度量机制通过允许一个真实目标与多个预测框相匹配,提供了丰富的监督信号,有助于模型更好地学习边界框位置和目标类别。

2.3 模型分类头设计

为进一步提高其计算效率,YOLOv10n 模型在设计上进行了多方面的优化调整。首先,引入了轻量化分类头,通过减少冗余计算量,降低了模型整体的复杂性。这种轻量化的设计可以确保在推理过程中模型仍保持较高的精度,同时显著减少计算资源的消耗,使得 YOLOv10n 模型能够在资源受限的设备上高效进行目标检测。YOLOv10n 模型分类头设计如图 4 所示。

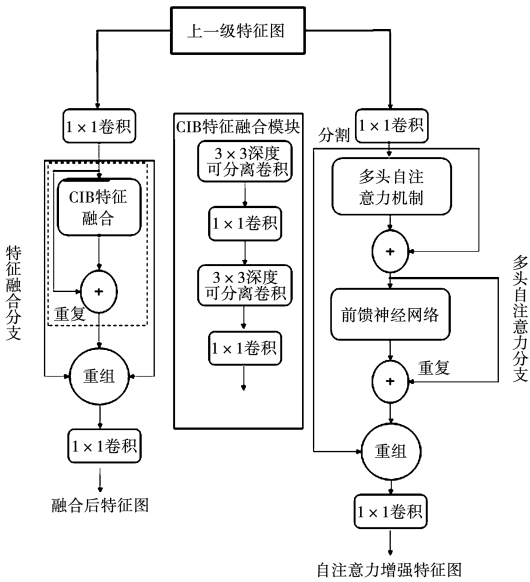


图 4 YOLOv10n 模型分类头设计

Fig. 4 Classification head design based on YOLOv10n model

图 4 中 1×1 的卷积层用于调整通道数;分割操作将特征图分割为特定部分;CIB 特征融合模块重复连接多次;重组操作用于将分割后的特征图重新组合;多头自注意力机制用于捕捉长距离依赖关系。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境配置

为验证本文方法的有效性,搭建了相关实验平台,操作系统为 Windows 11 专业版,集成开发环境

为 PyCharm 社区版 2024. 1. 4,开发语言为 Python 3. 11,深度学习框架为 PyTorch 2. 4. 0,CPU 为 AMD Ryzen 7 6800H Radeon Graphics (16CPUs) ~3. 2 GHz, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX3060。

在对模型进行训练之前,需要设置模型的参数配置文件,设置的参数要符合本文数据集的训练要求。模型训练参数如表 1 所示。

表 1 模型训练参数

Tab. 1 Model training parameter

参 数	数 值
图片像素	660 × 660
训练迭代次数	200
批大小	32
学习率	0. 01
线程数	8

3.2 数据集的构建

本文用于训练和测试模型的图片集来源于某 MS9001FA 重型燃气轮机涡轮叶片的 11 段孔探视频,将每秒视频拆分成 4 帧孔探图片,移除相似度较大的图片,并采用随机翻转(水平或垂直)、旋转(随机角度)、放大(1 ~ 1. 5 倍)扩充图片集。涡轮涂层脱落孔探图片如图 5 所示。



(a) 有脱落 (b) 无脱落

图 5 涡轮涂层脱落孔探图片样本

Fig. 5 Examples of borescope image of turbine coating detachment

3.3 标签标注技术

利用基于 Python 的图形图像注释工具 Labelme 对训练集中每张图片中的叶片涂层脱落部分进行点形式标注,并将标注定义为脱落。具体标签标注过程如图 6 所示。图中折现框为手动标注的涂层脱落范围,其每个点的坐标将作为初始特征进入 YOLOv10n 模型中进行训练。

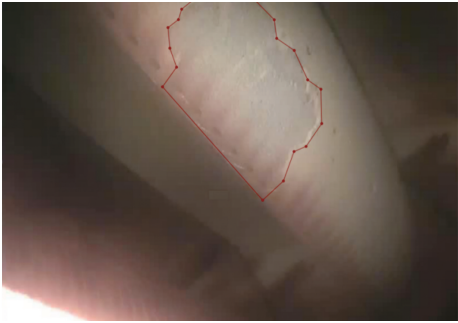


图 6 标签标注示意图

Fig. 6 Label annotation diagram

3.4 训练集、验证集及测试集划分

将 11 段孔探视频中的 1、2、4、5、6、7、8、10 和 11 号视频拆分的图片以 4:1 的比例分配为训练集和验证集,以视频 3 和 9 生成的图片集作为测试集,训练集、验证集和测试集图片数量分别为 2 146、556 和 572。

3.5 算法流程

本文提出的基于 YOLOv10n 模型的燃气轮机涡轮叶片涂层脱落检测方法如图 7 所示。

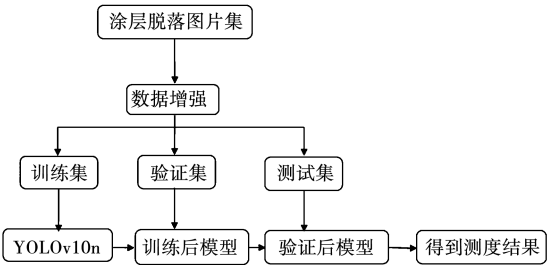


图 7 基于 YOLOv10n 模型的涂层脱落检测方法

Fig. 7 Coating detachment detection method based on YOLOv10n model

具体检测步骤如下:

- (1) 模型训练准备。将对 3.2 节中构建的数据集利用 3.3 节中的标签标注工具进行脱落范围标注;
- (2) 数据集划分。针对标注好的原始图片,按照 3.4 节中的比例进行训练集、验证集和测试集划分;
- (3) 训练模型。将训练集输入 YOLOv10n 模型中进行训练,得到训练后的涂层脱落检测模型;
- (4) 验证模型。将验证集输入训练后的涂层脱落检测模型进行验证,获得验证后的模型;
- (5) 测试模型。将预处理后的测试集输入经过验证的涂层脱落检测模型中进行测试,以获得检测结果。

3.6 实验评价指标

本实验采用精确率 P 、召回率 R 和计算时间 3 个指标来衡量 YOLOv10n 模型对重型燃气轮机涂层脱落情况的检测效果。精确率和召回率的计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{1}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{2}$$

式中:TP—监测为正类的正样本数量;FP—监测为正类的负样本数量;FN—监测为负类的正样本数量。

3.7 结果展示与讨论

将 YOLOv10n 模型应用于数据增强后的燃气轮机涡轮叶片涂层脱落图片集上进行实验,并选用 YOLOv5su、YOLOv8n 和 YOLOv10b 模型做对比实验,得到部分实验结果如图 8 所示。

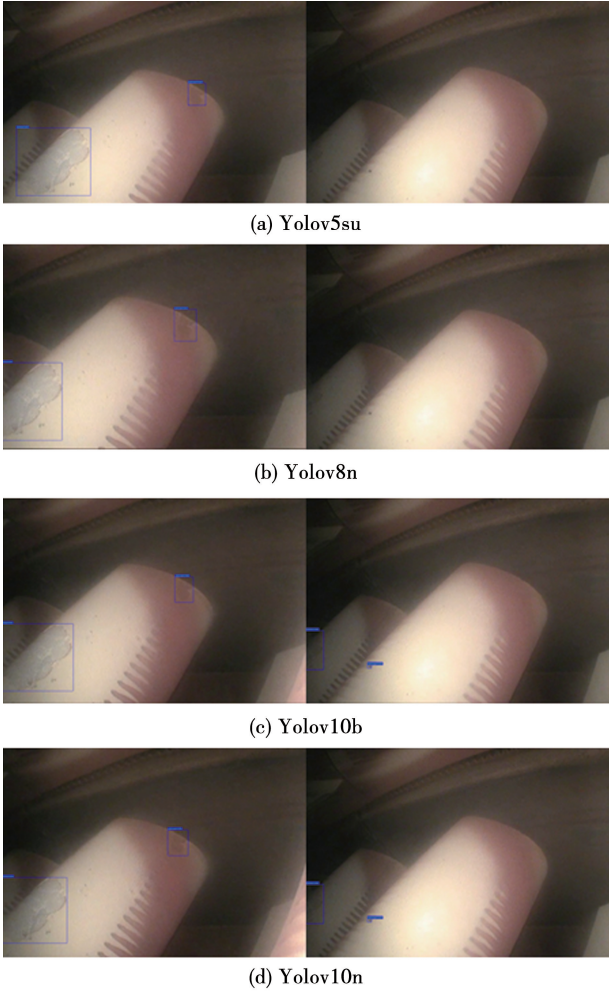


图 8 部分对比实验结果

Fig. 8 Partial comparative experimental results

由图 8 可知,第一列图片中的脱落范围较大,脱落情况较为明显,4 个版本的 YOLO 模型均可对燃气轮机叶片表面涂层脱落情况进行有效的识别和定位。第二列图片中的脱落范围不明显,且脱落位置拍摄并不清楚,而 YOLOv10n 和 YOLO10b 模型针对微小脱落的识别更为灵敏和准确。图 9 为基于 YOLOv10n 模型检测为正类和负类的正样本识别结果。由图 9 可知,叶片中人眼可见的涂层脱落现象均得到了有效的识别和定位,而中心的脱落点未能得到有效识别。

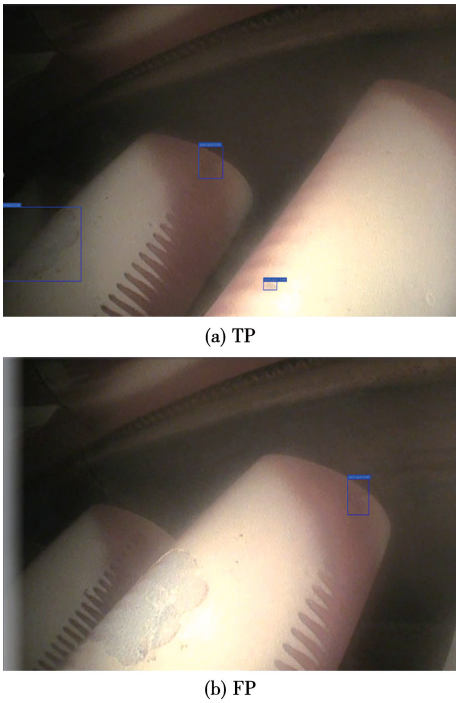


图 9 基于 Yolov10n 模型检测结果展示
Fig. 9 Display of detection results based on YOLOv10n model

计算实验结果各项指标得到结果如表 2 所示。

表 2 不同模型实验结果

Tab. 2 Experimental results of different models

模型	精确率 $P/\%$	召回率 $R/\%$	训练时间/ $s \cdot epoch$
YOLOv5su	86.5	82.3	15
YOLOv8n	92.2	89.7	17
YOLOv10n	96.7	100	23
YOLOv10b	96.7	100	30

由表 2 可知, YOLOv10n 模型在该图片集上的

精确率为 96.7%, 明显高于 YOLOv5su 和 YOLOv8n, 检测效果较好。每轮的训练时间长于 YOLOv5su 和 YOLOv8n 模型, 较长的训练时间带来较好的监测效果。针对相同测试集, YOLOv10n 模型比 YOLOv10b 模型具有显著的速度优势, 可以在更短的时间内得到相似的性能。

4 结 论

(1) YOLOv10n 模型对比其他版本轻量化 YOLO 模型不具备速度优势, 每轮次的运行时间为 23 s, 明显慢于 YOLOv5su 的 15 s 和 YOLOv8n 的 17 s, 较长的训练时间使模型性能大幅提高。其准确率为 96.7%, 远高于其他两种模型的 92.2% 和 86.5%, 召回率 100% 也要远高于另两种模型的 89.7% 和 82.3%。

(2) YOLOv10 中最轻量化的 YOLOv10n 模型比 YOLOv10b 模型的运算速度更快, 并且在涂层脱落的测试集上显示出与 YOLOv10b 模型相近的性能。

基于 YOLOv10n 模型的燃气轮机的涂层脱落检测模型能够很好地平衡速度和性能, 缩短了人工检测的时间成本, 并具有高于其他模型的检测精度, 因此, 该模型具备一定的工程应用价值。

参考文献:

[1] 黎 明,索建秦,吴二平. 国外先进航空发动技术带给我们的启示[J]. 航空制造技术,2013,56(9):66-71.
LI Ming,SUO Jianqin,WU erping. Edification of advanced foreign aeroengine technology [J]. Aeronautical Manufacturing Technology,2013,56(9):66-71.

[2] 李宏然,武洪臣,高 巍,等. 电子束物理气相沉积制备 Ni 基高温合金微观组织及力学性能[J]. 材料热处理学报,2016,37(S1):84-87.
LI Hongran,WU Hongchen,GAO Wei, et al. Microstructure and mechanical properties of Ni-based superalloy prepared by electron beam physical vapor deposition [J]. Transactions of Materials and Heat Treatment,2016,37(S1):84-87.

[3] 王心悦,辛 丽,韦 华,等. 高温防护涂层研究进展[J]. 腐蚀科学与防护技术,2013,25(3):175-183.
WANG Xinyue,XIN Li,WEI Hua, et al. Progress of high-temperature protective coatings [J]. Corrosion Science and Protection Technology,2013,25(3):175-183.

[4] LYU R,ZHAO H,XIN L. Quantitative research on signal of pipe-

line coating defect detection based on HHT[C]//2018 10th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA), Changsha, China, 2018; 44 – 47.

[5] AKVAN F, NESHATI J, MOFIDI J. An electrochemical measurement for evaluating the cathodic disbondment of buried pipeline coatings under cathodic protection[J]. Iranian Journal of Chemistry & Chemical Engineering, 2015, 34(2): 83 – 91.

[6] CHEN Shili, LI Jian, JIN Shijiu, et al. Research on buried pipeline coating defects detection technology and instrument[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(1): 91 – 95.

[7] NORSWORTHY R, GRILLENBERGER J, BROCKHAUS S, et al. EMAT, pipe coatings, corrosion control and CP shielding[J]. Pipeline & Gas Journal, 2013, 240(8): 74, 76, 78, 80.

[8] PODGORBUNSKIKH A M. Devices for automated regulation of the velocity of in-tube pig flaw detectors (Review)[J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2008, 44(5): 343 – 350.

[9] MAO B, LU Y, WU P, et al. Signal processing and defect analysis of pipeline inspection applying magnetic flux leakage methods[J]. Intelligent Service Robotics, 2014, 7(4): 203 – 209.

[10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.

[11] CAI Z, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: Delving into high quality object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, USA, 2018.

[11] 张立国, 蒋轶轩, 田广军. 基于多尺度融合方法的无人机对地车辆目标检测算法研究[J]. 计量学报, 2021, 42(11): 1436 – 1442.

ZHANG Ligu, JIANG Yixuan, TIAN Guangjun. Research on unmanned aerial vehicle to ground vehicle target detection algorithm based on multi-scale fusion method[J]. Acta Metrologica Sinica, 2021, 42(11): 1436 – 1442.

[12] 唐志勇, 魏雪云, 江蒋伟, 等. 基于 YOLO 框架的轻量化 SAR 图像舰船检测方法研究[J]. 无线电工程, 2024, 54(10): 2347 – 2354.

TANG Zhiyong, WEI Xueyun, JIANG Jiangwei, et al. Research on lightweight SAR image ship detection method based on YOLO framework [J]. Radio Engineering, 2024, 54(10): 2347 – 2354.

[13] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: Real-time end-to-end object detection [EB/OL]. arXiv, 2024. <http://arxiv.org/abs/2405.14458>.

[14] JANG J, AN H, LEE J H, et al. Construction of faster R-CNN deep learning model for surface damage detection of blade system [J]. Journal of the Korea Institute for Structural Maintenance and Inspection, 2019, 23(7): 80 – 86.

[15] 李龙浦. 基于孔探数据的航空发动机叶片损伤识别研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.

LI Longpu. Research on damage Identification of aeroengine blades based on borescope data[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2020.

[16] 蔡舒舒, 闫子砚. 基于改进 YOLOv4 的航空发动机小目标损伤检测研究[J]. 航空动力学报, 2023, 38(2): 445 – 452.

CAI Shuyu, YAN Ziyan. Research on small target damage detection of aero-engine based on improved YOLOv4 [J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(2): 445 – 452.

(刘 颖 编辑)