

基于 GSV-YOLO 的飞机起落架缺陷检测方法研究<sup>\*</sup>李 博 许子威 钟 飞 陈义华  
(湖北工业大学机械工程学院 武汉 430068)

**摘 要:** 飞机起落架缺陷检测对于确保飞行安全具有重要意义。针对现有目标检测方法存在的精度不足、模型参数量大等问题,提出了一种名为 GSV-YOLO 的飞机起落架缺陷检测方法,该方法基于 YOLOv7-tiny 并对其进行改进。首先,采用 Ghost 卷积替代 YOLOv7-tiny 模型中的标准卷积,实现模型轻量化并减少参数量;其次,引入深度可分离自注意力模块(SepViT),增强模型对全局信息的提取能力,减少小目标样本的误检和漏检;设计轻量级检测头以强化模型的分类和定位能力;最后,利用基于 Wise-IoU 损失的动态非单调聚焦机制对普通质量锚框进行聚焦,进一步提升检测性能。实验结果表明,GSV-YOLO 在飞机起落架缺陷数据集上平均检测精度达到 80.4%,相较于原模型提升了 4.9%,且模型参数量减少了 10.6%,同时改善了模型规模和检测精度。将该方法应用于工业环境,显著提高了检测效率,具有极大应用价值。

**关键词:** 飞机起落架;缺陷检测;YOLOv7-tiny;Ghost 卷积;深度学习

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

Research on defect detection method of aircraft landing gear  
based on GSV-YOLO

Li Bo Xu Ziwei Zhong Fei Chen Yihua

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

**Abstract:** Aircraft landing gear defect detection is of great significance to ensure flight safety. Aiming at the problems of insufficient accuracy and large number of parameters in the existing target detection methods, an aircraft landing gear defect detection method named GSV-YOLO is proposed, which is based on YOLOv7-tiny and improved. Firstly, Ghost convolution is used to replace the standard convolution in the YOLOv7-tiny model to realize the model lightweight and reduce the number of parameters; secondly, a depth-separable self-attention module (SepViT) is introduced to enhance the model's ability of extracting the global information and to reduce the misdetection and underdetection of small target samples; a lightweight detector head is designed to strengthen the model's classification and localization ability; finally, the dynamic non-monotonic focusing mechanism based on Wise-IoU loss to focus on common quality anchor frames to further enhance the detection performance. The experimental results show that GSV-YOLO achieves an average detection accuracy of 80.4% on the aircraft landing gear defect dataset, which is 4.9% higher compared to the original model, and the amount of model parameters is reduced by 10.6%, which improves both the model scale and detection accuracy. Applying this method to industrial environments significantly improves the detection efficiency and has great application value.

**Keywords:** aircraft landing gear; defect detection; YOLOv7-tiny; GhostConv; deep learning

## 0 引 言

飞机起落架是确保飞行安全的关键部件,负责执行起飞、着陆、滑行及停放等重要操作。其性能直接影响飞行的安全性,任何故障均可能引发严重的航空事故甚至导致机

毁人亡。由于起落架结构复杂,包含多种连接组件,在运行过程中需承受巨大的气动载荷和热冲击,并面临多源复杂载荷的作用,其关键部位在实际使用中发生故障的概率较高。因此,起落架缺陷检测长期以来一直是航空领域的研究热点<sup>[1-5]</sup>。早期的检测方法主要依赖人工视觉检查,但这

种方法效率低下,易发生误检和漏检,且劳动强度大,难以满足大规模工业检测的需求。

随着无损检测技术的发展,众多无损检测仪器已应用于飞机表面缺陷的检测,包括红外热像仪<sup>[6]</sup>、超声波探伤仪<sup>[7]</sup>、涡流检测设备<sup>[8-9]</sup>、磁光成像设备等。其中,涡流检测设备可用于检测飞机表面铆钉的裂纹缺陷,超声波探伤仪则主要用于检测飞机零部件表面的缺陷。相比传统的人工检测,这些方法显著提高了检测的准确性。然而,这些方法仍存在设备成本高昂和信号分析复杂的缺点。因此,开发新型检测方法以实现缺陷检测的高效化和精准化,在工业应用和学术研究中均具有重要意义和实际价值。

近年来,随着图像检测技术的迅猛发展,基于机器视觉和深度学习的检测技术为起落架缺陷检测提供了新的解决方案。主流的深度学习目标检测算法包括 R-CNN<sup>[10]</sup>、Fast R-CNN<sup>[11]</sup>、Faster R-CNN<sup>[12]</sup> 和 Mask R-CNN<sup>[13]</sup> 等两阶段方法以及基于 SSD<sup>[14]</sup> 和 YOLO<sup>[15]</sup> 的单阶段方法。两阶段检测算法虽然具备较高的检测精度,但检测速度较慢;相比之下,单阶段算法将检测任务转化为回归问题,有效提高了检测速度,更适合工业环境中的实时检测需求。对于图像技术在飞机零部件表面缺陷检测方面的应用,研究人员也进行了大量探索。Li 等<sup>[16]</sup> 提出了一种基于 YOLOv3-Lite 的方法用于检测飞机结构裂纹,尽管该方法能够检测各种飞机结构,但精度较低,难以满足对小目标缺陷检测的实际需求。Zhang 等<sup>[17]</sup> 在 YOLOv5 网络中引入多尺度特征融合和注意力残差模块,提高了对缺陷的分类和定位精度,但其泛化能力较差。Zhang 等<sup>[18]</sup> 提出了一种基于注意力检测器的方法用于飞机涂层缺陷的检测,虽然提高了检测精度,但缺乏对复杂背景下缺陷的考虑。Li 等<sup>[19]</sup> 提出了一种用于飞机蒙皮紧固件的缺陷检测方法,通过引入注意力融合特征金字塔网络,有效提高了小目标缺陷的检测精度,但检测速度较慢。马燕婷等<sup>[20]</sup> 在 YOLOv5 中引入 Transformer 自注意力机制,并结合双向特征金字塔网络(bi-directional feature pyramid network, BiFPN),该方法虽然提高了检测精度,但模型所需计算量较大。赵佰亭等<sup>[21]</sup> 在 YOLOv7 中引入特征增强模块,提高了对细小裂缝的检测能力,但模型参数量仍然较大。Wang 等<sup>[22]</sup> 通过改进 YOLOv8n 算法,结合多尺度特征融合用于缺陷检测,在大部分场景中取得了较好效果,但对小目标样本的检测仍存在不足。Huang 等<sup>[23]</sup> 提出了一种结合可变形卷积和注意力机制的飞机表面缺陷检测方法,提升了对微小缺陷的检测精度,但模型参数和推理时间仍需进一步优化。

尽管上述方法在飞机表面缺陷检测任务中取得了一定成效,但对于微小缺陷的检测仍存在精度不足、模型参数量大的问题。针对这些问题,本文以 YOLOv7-tiny 为基础框架,设计了一种更加高效、准确的检测算法 GSV-YOLO。该算法在提升检测精度的同时,有效削减了参数量,实现了检测精度与模型轻量化之间的平衡。

## 1 飞机起落架缺陷检测系统

本文研究对象主要针对飞机起落架表面的缺陷,缺陷类型包括裂纹、夹杂物、腐蚀及划痕等。这些缺陷在大小和位置上具有不确定性,且在检测过程中,不同光源的照射可能相互干扰,影响图像质量。为提高检测效率和精度,综合考虑上述因素,设计了一套飞机起落架缺陷检测系统,用于实现图像采集与缺陷识别。系统的实物图和工作流程图分别如图 1 和 2 所示。

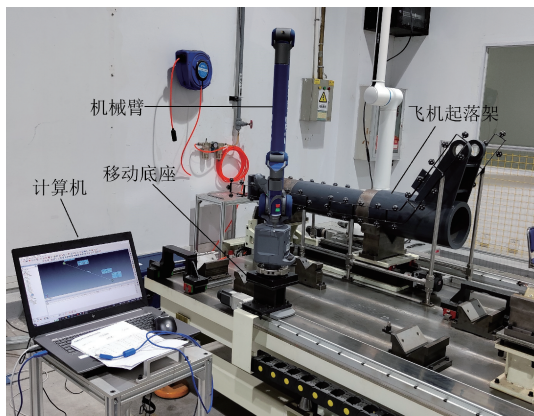


图 1 系统实物图

Fig. 1 System physical diagram

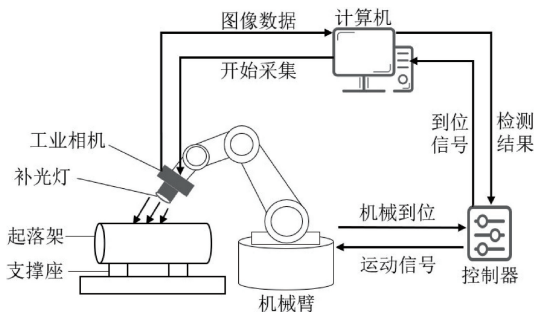


图 2 系统工作流程图

Fig. 2 System work flow chart

起落架表面缺陷检测的具体步骤如下:1)将起落架固定在支撑座上;2)工业相机安装在机械臂末端,并搭配补光系统。机械臂按照预设路径运行,将工业相机移动至拍摄区域;3)工业相机采集缺陷图像并传输至计算机;4)计算机对图像进行特征提取与识别,判断是否存在缺陷,并确定缺陷的类型和位置;5)检测完此区域后,机械臂移动进行下一处检测。

由于起落架零件是金属材质且表面为曲面,传统光源补光易产生反光,导致阴影区域和反射区域亮度不均,影响图像采集质量。为获取光照良好的清晰图片,本文选用同轴光源与穹顶光源相结合的方式作为相机光源。同轴光源能够实现均匀照明,并确保光源与镜头处于同一直线上,最大限度地减少反射现象,提供清晰的图像;穹顶光源则提供

均匀的散射光,有助于减轻曲面反光带来的影响。相机的选型由安装方式而定,既要保证相机和光源的合理拆装,又要确保图像拍摄的质量。最终选用 Basler acA5472-5gc 工业相机,其具体参数如表 1 所示。

表 1 工业相机参数  
Table 1 Industrial camera parameters

名称	配置
工业相机	Basler acA5472-5gc
分辨率	5 472×3 648
像素尺寸	2.4 μm×2.4 μm
重量	90 g

2 起落架缺陷检测算法改进

2.1 YOLOv7-tiny 结构

在 2022 年 Wang 等<sup>[24]</sup>提出 YOLOv7 算法,该算法在检测精度和速度方面相较于以往的 YOLO 系列算法有很大的提升。YOLOv7 有着多种不同版本,YOLOv7-tiny 作为 YOLOv7 其中的一个版本,相较于其他版本具有参数量少、检测速度快等特点。YOLOv7-tiny 主要由输入端、主干网络、颈部网络和头部网络四部分组成。首先输入图像经主干网络生成 3 个不同尺度特征图,再由颈部网络增强

特征融合能力,最后通过头部网络得出检测结果。虽然 YOLOv7-tiny 在轻量化模型中检测精度和速度表现十分出色,但仍有以下不足:

- 1) YOLOv7-tiny 的参数数量和计算量仍有进一步优化的空间。
- 2) 在复杂环境中,YOLOv7-tiny 易出现漏检和误检问题。
- 3) YOLOv7-tiny 的检测头在检测低分辨率目标时,无法从特征图中获取足够的语义信息,导致小目标检测效果欠佳。

2.2 改进的 YOLOv7-tiny 模型

针对图像中小目标缺陷检测困难等问题,本文以 YOLOv7-tiny 为基础模型并对其进行改进,提出一种名为 GSV-YOLO 的飞机起落架缺陷检测方法。GSV-YOLO 结构如图 3 所示。首先,引入 Ghost 卷积替代原模型中的标准卷积,降低模型计算量,实现轻量级网络架构。其次,在主干网络的空间池化金字塔模块(spatial pyramid pooling cross stage partial connection,SPPCSPC)中加入可分离视觉 Transformer(separable vision transformer,SepViT),加强模型对全局信息的提取能力。设计轻量级检测头强化模型的分类和定位能力,提高检测精度。最后通过 Wise-IoU 损失函数加强锚框能力,提高网络检测性能。

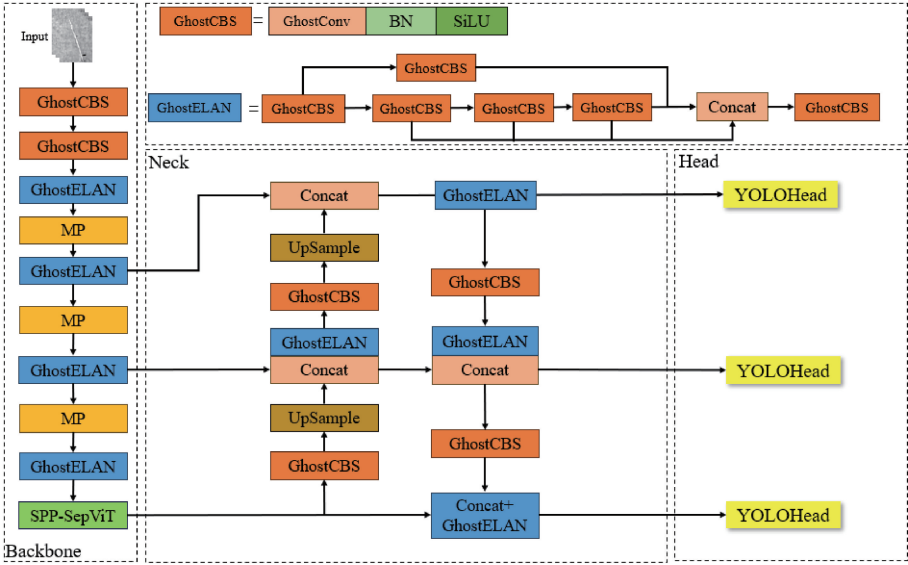


图 3 GSV-YOLO 网络结构  
Fig. 3 GSV-YOLO network structure

2.3 Ghost 卷积

尽管 YOLOv7-tiny 在轻量化模型中展现出了较高的检测精度和速度,但是在一些复杂场景下其参数量和计算量依旧较大。鉴于此,本文引入了一种新的 Ghost 卷积模块,该模块能够以更少的操作生成更多的特征映射,降低计算量,提高模型的检测速度。在标准卷积运算中,设输

入数据为  $X \in R^{h \times w \times c}$ ,其中  $w$  和  $h$  分别表示输入数据的宽度和高度, $c$  表示输入通道数。卷积层生成  $m$  个特征映射的操作定义如式(1):

$$O = X * f + b \tag{1}$$

其中, $b$  为偏置项, $*$  表示卷积运算, $O \in R^{h' \times w' \times m}$  为通道输出映射, $f \in R^{c \times k \times k \times m}$  为卷积滤波器。标准卷积按

式(2)计算如下:

$$m \cdot w' \cdot h' \cdot c \cdot k \cdot k \quad (2)$$

由于网络中通道和滤波器的数量通常较多,导致标准卷积的计算量非常大,而 Ghost 卷积能够通过简单的线性运算来降低计算成本。将线性算子核大小设为  $l \times l$ , 假设用传统卷积方法计算可得到  $n$  个特征图, 则  $m = n \cdot s$ ,  $s$  表示相应的冗余特征。Ghost 卷积的运算过程如图 4 所示, 其实际变换量计算如式(3)所示。

$$n \cdot (s - 1) = \frac{m}{s} \cdot (s - 1) \quad (3)$$

Ghost 卷积的计算量可以表示为:

$$\frac{m}{s} \cdot w' \cdot h' \cdot c \cdot k \cdot k + (s - 1) \cdot \frac{m}{s} \cdot w' \cdot h' \cdot l \cdot l \quad (4)$$

使用 Ghost 卷积代替标准卷积所节省的计算量如下:

$$\frac{\frac{m}{s} \cdot w' \cdot h' \cdot c \cdot k \cdot k + (s - 1) \cdot \frac{m}{s} \cdot w' \cdot h' \cdot l \cdot l}{m \cdot w' \cdot h' \cdot c \cdot k \cdot k} = \frac{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{s-1}{s} \cdot l \cdot l}{c \cdot k \cdot k} \approx \frac{s+c-1}{s \cdot c} \approx \frac{1}{s} \quad (5)$$

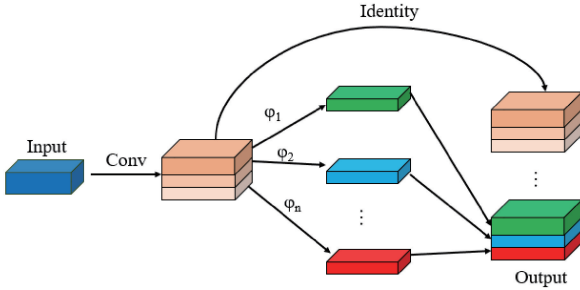


图 4 Ghost 卷积

Fig. 4 Ghost convolution

## 2.4 SPP-SepViT 模块

SepViT<sup>[25]</sup> 主要思想来自于深度可分离卷积结构, 它在保持精度的同时还能减少计算成本。本文需要检测的缺陷位于起落架支柱表面, 其中会有多种缺陷同时存在, 在检测同一张画面时, 可能会导致缺陷检测混淆。同时由于微小缺陷尺寸过小, 很容易出现漏检现象。因此模型除了需要关注局部细节特征, 还应对全局特征进行捕捉, 才能够更全面地识别小目标缺陷, 防止漏检。在 YOLOv7-tiny 中主要采用卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 来提取局部特征, 而视觉 Transformer (vision transformer, ViT) 能够对全局特征进行学习。因此, 本文将两个模块结合到一起, 在 SPPCSPC 中引入 SepViT 模块, 设计出 SPP-SepViT 结构, 用于优化局部和全局信息的关系, 增强模型的特征提取能力。SPP-SepViT 结构如图 5 所示。

SepViT 模块通过深度自注意力 (depthwise self-

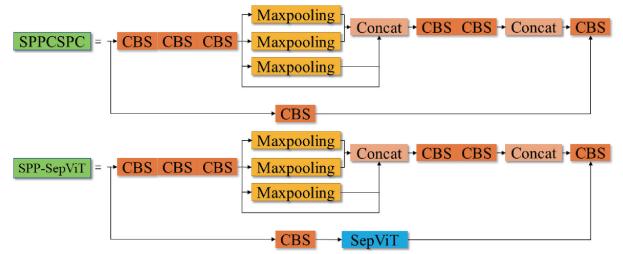


图 5 SPPCSPC 和 SPP-SepViT

Fig. 5 SPPCSPC and SPP-SepViT

attention, DWA) 和逐点自注意力 (pointwise self-attention, PWA) 减少计算量, 并由它们实现局部和全局信息的交互, 其结构如图 6 所示。在输入图像后, 首先对输入特征进行窗口划分, 每个窗口对应着不同信息的不同输入通道。用 DWA 处理每个窗口标记及其像素标记, 整合跨通道的空间信息。

$$DWA(z) = Attention(z \cdot W_Q, z \cdot W_K, z \cdot W_V) \quad (6)$$

其中,  $z$  为窗口标记和像素标记的特征。  $W_Q, W_K$  和  $W_V$  对应 3 个线性层, 分别在深度自注意力机制中执行查询、键和值计算权重操作。PWA 用于构建窗口间的连接, 提高表达能力。在完成 DWA 操作后, PWA 将层归一化 (layer normalization, LN) 和 Gelu 激活函数结合并生成特征图。PWA 的操作步骤如式(7)所示。

$$PWA(z, wt) = Attention \left( \begin{matrix} Gelu(LN(wt)) \cdot W_Q, \\ Gelu(LN(wt)) \cdot W_K, z \end{matrix} \right) \quad (7)$$

其中,  $wt$  表示窗口标记。SepViT 模块可以表示如下:

$$\tilde{z}^l = Concat(m^{l-1}, wt) \quad (8)$$

$$\hat{z}^l = DWA(LN(\tilde{z}^l)) \quad (9)$$

$$\hat{z}^l, \hat{wt} = Slice(\hat{z}^l) \quad (10)$$

$$\hat{z}^l = PWA(\hat{z}^l, \hat{wt}) + z^{l-1} \quad (11)$$

$$z^l = MLP(LN(\hat{z}^l)) + \hat{z}^l \quad (12)$$

其中,  $z^l$  表示 SepViT 模块的输出,  $Concat$  表示连接操作,  $Slice$  表示切片操作。引入 SepViT 后模型能够同时关注目标的局部和全局特征, 提高对小目标的检测精度。

## 2.5 轻量级检测头

YOLOv7-tiny 在目标检测过程中, 由于分类和回归所关注的信息存在差异, 致使其检测头难以聚焦于其所需关注的对象信息。此外, 标准的  $3 \times 3$  卷积操作计算成本较高, 增加了模型的参数量和计算负担。针对这些问题, 本文将 YOLOX<sup>[26]</sup> 与 YOLOv6<sup>[27]</sup> 的检测头相结合, 提出一种轻量级检测头。该检测头通过对各个分支进行拆解, 优化特征提取过程, 以实现检测精度的提升。为降低计算成本, 将 YOLOX 中的  $3 \times 3$  卷积减少为 1 层, 并用 Ghost 卷积替代原标准卷积的  $3 \times 3$  卷积层。其结构如图 7 所示。



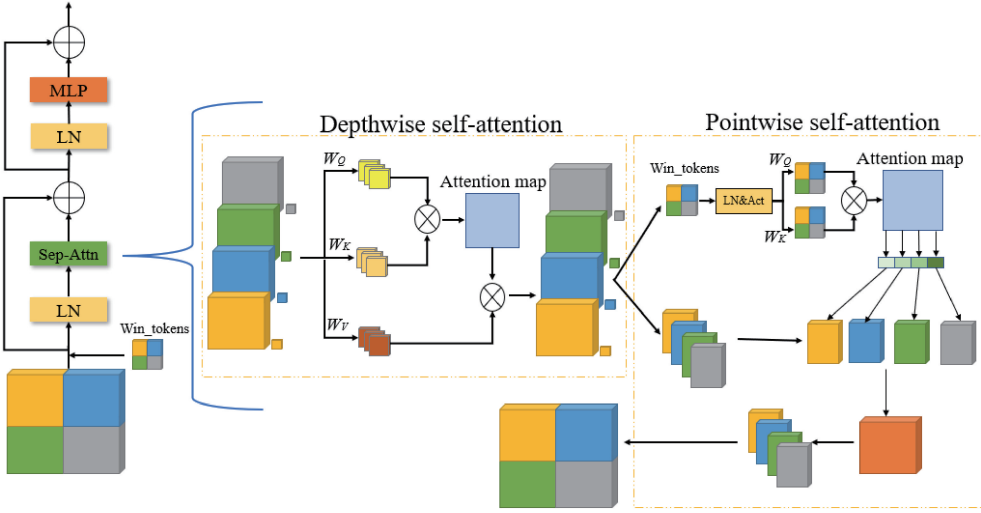


图 6 SepViT 模块

Fig. 6 SepViT module

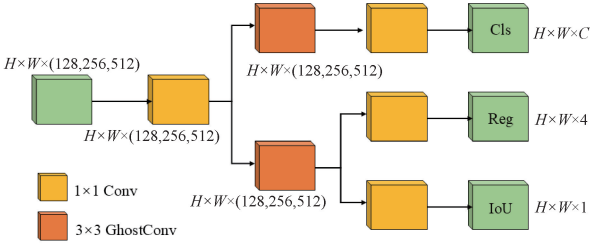


图 7 轻量级检测头

Fig. 7 Lightweight detection head

## 2.6 损失函数改进

YOLOv7-tiny 的损失函数由置信度损失  $l_{obj}$ 、分类损失  $l_{cls}$  以及边界盒损失  $l_{box}$  这三部分组成,如式(13)所示。其中,包围盒损失包括包围盒位置损失与包围盒预测损失。损失函数的计算公式为:

$$Loss = l_{obj} + l_{cls} + l_{box} \quad (13)$$

尽管 CIoU<sup>[28]</sup> 损失函数通过引入距离和纵横比等几何因素,有效地缓解了 IoU 损失函数在训练过程中可能引发的梯度消失问题,但其未能平衡高质量和低质量样本的影响。在实际训练过程中,数据集通常包含大量低质量样本,此时距离和纵横比等几何因子会加剧这些低质量样本的影响,进而削弱模型的整体性能。

为解决上述问题,Wise-IoU<sup>[29]</sup> 引入了一种动态非单调聚焦机制,使用离群度代替 IoU 来评估锚框质量。通过动态分配梯度增益,WIoU 能够有效抑制低质量锚框产生的有害梯度。其实现过程如式(14)~(19)所示。

$$L_{wIoUv1} = R_{wIoU} L_{IoU} \quad (14)$$

$$R_{wIoU} = \exp\left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*}\right) \quad (15)$$

$$L_{IoU} = 1 - IoU \quad (16)$$

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{L_{IoU}} \in [0, +\infty) \quad (17)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (18)$$

$$L_{wIoUv3} = \gamma L_{wIoUv1} \quad (19)$$

其中,  $x$  和  $y$  为预测框中心点坐标;  $x_{gt}$  和  $y_{gt}$  为真实框中心点坐标;  $W_g$  和  $H_g$  分别表示预测框和真实框最小外接矩形的宽和高;  $*$  表示将  $W_g$  和  $H_g$  从计算中分离;  $IoU$  为预测框和真实框的交并比;  $\beta$  为离群度;  $\gamma$  为非单调聚焦系数;  $\overline{L_{IoU}}$  为  $L_{IoU}$  的动态值;  $\alpha$  和  $\delta$  为超参数。

离群度  $\beta$  用于衡量锚框质量。离群度较大的低质量锚框会被分配较小的梯度增益,避免其产生过大的有害梯度影响检测质量,确保模型正确学习边界框回归。由于  $\overline{L_{IoU}}$  是动态变化的,锚框质量划分标准也会随之动态调整,使得 WIoU 损失函数能够在训练过程中根据当前情况动态分配最佳梯度增益策略。本文采用 Wise-IoU 替换原 CIoU 损失函数,能够有效提升模型的整体性能,使其在复杂场景和多样化目标下保持较高的检测精度和鲁棒性。

## 3 实验

### 3.1 实验环境及评价指标

实验环境如下:处理器为 Intel(R) Core(TM) i9-13900 H @2.60 GHz;GPU 为 NVIDIA GeForce RTX4070,12 G 显存。深度学习框架采用 Pytorch 2.0.0,编程语言为 Python 3.8.16。初始学习率设定为 0.001;训练次数设置为 200 次;批量大小调整为 16。

平均精度(average precision, AP)、各类平均精度均值(mean average precision, mAP)、参数量(Params)和每秒传输帧数(frame per second, FPS)是 4 个重要的评价指标。AP 表示每个缺陷的平均精度,mAP 表示所有类别的

平均精度均值。另外,FPS 表示每秒处理的帧数,它有助于判断模型是否能够满足实时监控的要求。它们可以用式(20)~(23)来计算。

$$P(precision) = \frac{TP}{TP + FP} \tag{20}$$

$$R(recall) = \frac{TP}{TP + FN} \tag{21}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{22}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR \tag{23}$$

3.2 实验数据集

实验数据集来自工业相机拍摄的飞机起落架表面照

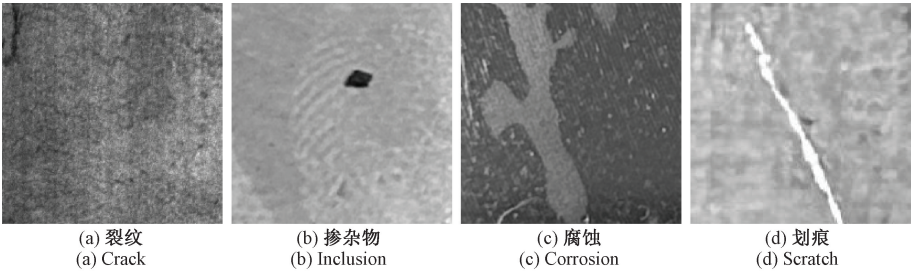


图 8 各类缺陷样本图  
Fig. 8 Sample images of various defects

表 2 消融实验  
Table 2 Ablation experiments

模型	平均准确率/%				准确率/%	召回率/%	模型参数量/M	mAP@0.5%
	裂纹	夹杂物	腐蚀	划痕				
YOLOv7-tiny	76.4	75.4	67.2	83.0	67.1	73.6	6.02	75.5
M1	72.4	81.8	65.0	87.6	70.0	73.8	5.73	76.7
M2	74.8	81.9	<b>70.7</b>	87.8	74.2	72.6	5.85	78.8
M3	70.5	<b>84.9</b>	68.4	<b>93.4</b>	72.3	76.2	<b>5.37</b>	79.3
M4	<b>76.9</b>	82.9	70.2	91.6	<b>75.8</b>	<b>78.0</b>	5.38	<b>80.4</b>

由表 2 可以看出,与 YOLOv7-tiny 相比,GSV-YOLO 在准确率方面有较大幅度的提升,并且模型参数量也有所减少。M1 将原模型的标准卷积替换成 Ghost 卷积,模型参数量相较于原模型减少了 0.29 M。Ghost 卷积能够有效降低模型大小,且 mAP 提高了 1.2%,证明了该模块的有效性,在减少计算参数的同时还能提高准确性;M2 比 M1 参数量增加了 0.12 M,但精度提高了 2.1%,说明 SepViT 模块可以有效提取网络的全局信息,提高检测精度。M3 中设计的轻量级检测头,mAP 值相较于 M2 提高 0.5%,通过去除不必要的卷积层,确保了推理速度、准确性以及模型大小。M4 引入 WIoU 损失函数,使得模型整体 mAP 达到 80.4%,相较于原模型提高了 4.9%,这说明预测框专注于普通质量锚框能够有效提高模型整体性能。

综上所述,本文所提出的模型相较于 YOLOv7-tiny,

片,主要涵盖裂纹、夹杂物、腐蚀、划痕这 4 种缺陷。总计拍摄到 325 张图像,经过图像旋转、平移和亮度调节等方式将数据集扩增至 1 258 张,输入图片尺寸为 640×640,按照 7:2:1 的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集,采集的缺陷样本图片如图 8 所示。

3.3 消融实验

为了验证本文所提出模型的有效性,采用飞机起落架缺陷数据集进行消融实验,所得实验数据如表 2 所示。其中,M1 模型在 YOLOv7-tiny 的基础上引入 Ghost 卷积来替代标准卷积;M2 在 M1 的基础上将 SPPCSPC 替换成 SPP-SepViT 模块;M3 将 M2 中的检测头替换成本文设计的轻量级检测头;M4 在 M3 中引入 WIoU 损失函数,构成本文模型。

在准确率、召回率以及平均准确率方面均有显著提升,分别提高了 8.7%、4.4%以及 4.9%。同时,模型参数量降低了 10.6%。这些数据证明了该模型的合理性与有效性。通过引入 Ghost 卷积、SepViT、轻量级检测头以及 WIoU 损失函数等一系列创新设计,在提高检测精度的同时有效地降低了模型的参数量,为飞机起落架缺陷检测的实际应用提供了一种更为高效、准确的解决方案。

3.4 对比实验

为了评估本文改进算法的有效性,本文在起落架缺陷数据集上进行了对比实验,选用了一系列常用的目标检测算法,包括 SSD、YOLOv7、YOLOv5s、YOLOX 和 YOLOv7-tiny,对比实验结果如表 3 所示。从表 3 的实验结果可以看出,改进后的模型相较于其他模型有着较大提升。YOLOv7 的 mAP 值为 77.3%,但是其较大的参数量

不适合在资源有限的平台上部署。YOLOv5s 和 YOLOX 在降低参数量的同时 FPS 也保持了较高水平,但对裂纹类型缺陷的检测效果较差。本文改进模型的 FPS 值为 68.7,与原模型 YOLOv7-tiny 相比下降了 19.5%,但 mAP 提高了 4.9%,模型参数量也有所减少。综上所述,改进后的模型在检测精度上明显高于其他几种模型,尽管 FPS 值有所下降,但仍可以满足实时检测的要求。

除此之外,还进行了 YOLOv7-tiny 与本文改进算法的对比实验。如图 9 所示,GSV-YOLO 检测出更多遗漏的缺陷,尤其是对于微小目标,GSV-YOLO 检测更加全面。实验结果表明,GSV-YOLO 相较于其他目标检测算法不仅具备良好的检测精度,并且参数量更少。在面对缺陷种类复杂多样以及小目标检测的情形时,该算法检测效果优于其他检测算法,展现出更好的检测性能。

表 3 不同模型对起落架缺陷的检测结果  
Table 3 Detection results of landing gear defects by different models

模型	平均准确率/%				mAP@0.5/%	模型参数量/M	FPS
	裂纹	掺杂物	腐蚀	划痕			
SSD	52.5	79.8	<b>73.9</b>	83.4	72.4	24.4	37.6
YOLOv7	61.9	86.6	73.2	87.5	77.3	37.2	58.8
YOLOv5(s)	62.4	<b>87.8</b>	72.5	88.5	77.8	7.30	108
YOLOX(s)	63.7	72.6	73.6	84.9	73.7	9.0	<b>116</b>
YOLOv7-tiny	76.4	75.4	67.2	83.0	75.5	6.02	85.3
GSV-YOLO	<b>76.9</b>	82.9	70.2	<b>91.6</b>	<b>80.4</b>	<b>5.38</b>	68.7

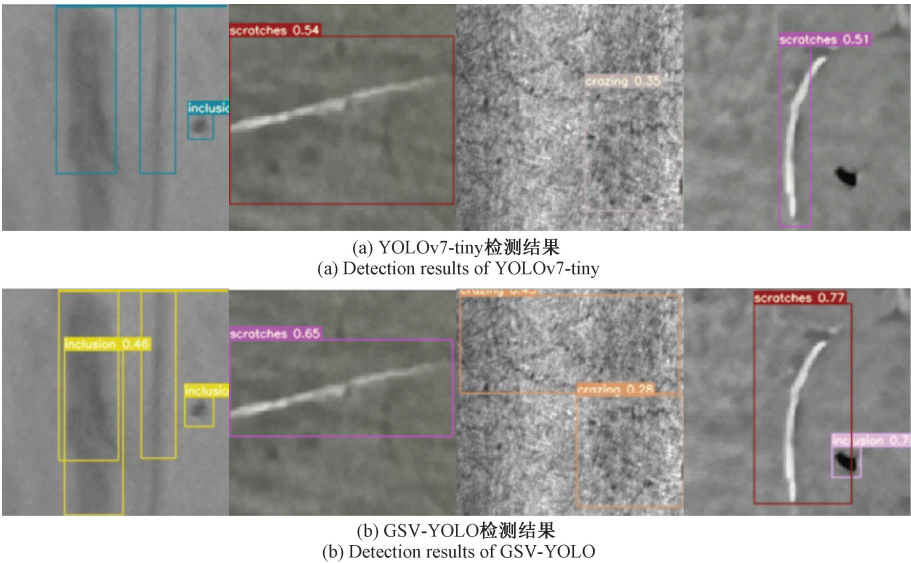


图 9 YOLOv7-tiny 与 GSV-YOLO 的对比实验结果  
Fig. 9 Comparison test results between YOLOv7-tiny and GSV-YOLO

3.5 泛化性验证

为验证改进模型的泛化性能,将 YOLOv7、YOLOv7-tiny 和 GSV-YOLO 在由东北大学团队创建的 NEU-DET 公开钢材表面缺陷数据集上进行对比实验,实验结果如表 4 所示。

通过表 4 可以看出,相比于 YOLOv7,GSV-YOLO 在检测速度和精度上均有一定程度的提升,mAP 提高了

3.4%。而与 YOLOv7-tiny 相比,GSV-YOLO 的准确率和召回率分别提高了 8.4%和 5.5%,mAP 值提升了 4.7%。此外,GSV-YOLO 的检测速度达到了 66.8 fps,虽然 FPS 相较于 YOLOv7-tiny 有所下降,但也能够满足一般的实时检测要求。通过泛化性实验表明,GSV-YOLO 不仅在起落架缺陷检测中有着良好的检测效果,同时也能够满足其他工业应用场景的需求。

表 4 NEU-DET 数据集检测结果对比

Table 4 Comparison of detection results on the NEU-DET dataset

模型	准确率/%	召回率/%	参数量/M	FPS	mAP@0.5/%
YOLOv7	75.1	70.6	37.2	62.0	76.2
YOLOv7-tiny	66.8	72.3	6.02	<b>83.2</b>	74.9
GSV-YOLO	<b>75.2</b>	<b>77.8</b>	<b>5.38</b>	<b>66.8</b>	<b>79.6</b>

3.6 起落架缺陷在线检测实验

为了验证起落架缺陷检测系统的有效性与可行性,本文在起落架检测线上开展了在线检测实验。对 10 台飞机起落架进行了检测与识别,将人工检出缺陷数量和本文检测系统检出缺陷数量进行对比,结果如表 5 所示。

表 5 对比检测结果

Table 5 Compare the test results

缺陷类型	人工检出缺陷 个数	系统检出缺陷 个数
裂纹	5	7
杂物	14	23
腐蚀	23	28
划痕	45	53

从表 5 可以看出,本文检测系统检出的缺陷数量明显多于人工检出数量,可以检测出许多遗漏的缺陷。通过实际测试结果表明,本文设计的缺陷检测系统不仅能够实现缺陷的在线检测,还具备较高的检测精度,进一步验证了其在实际应用中的有效性与可行性。

4 结 论

本文针对现有飞机起落架表面缺陷检测方法存在的精度不足、模型参数量较大等问题,提出了一种名为 GSV-YOLO 的飞机起落架缺陷检测方法,该方法基于 YOLOv7-tiny 并对其进行改进。通过引入 Ghost 卷积,在降低模型计算量的同时提升检测精度;将 SepViT 与 SPPCSPC 模块结合,设计出 SPP-SepViT 结构,有效提高了模型的全局感知能力,降低小目标样本的误检和漏检率;设计了一种轻量级检测头,使模型聚焦于所需要关注的目标,提高识别准确率;最后引入 WIoU 损失函数,进一步提高模型整体性能。实验结果表明,本文所提出方法的平均检测精度达到 80.4%,模型参数量仅为 5.38 M,较其他算法具备更高的检测精度并显著减小了模型规模,便于在实际设备中快速部署。将该方法应用于实际工业环境中,可以有效提高起落架缺陷检测的效率和准确性,展现出良好的实际应用价值。

参考文献

[1] 贾宝惠,韩文瑞,肖海建,等.结合 STPA 和 DEMATEL-ISM 的民机起落架收放系统风险研究[J].安全与环境

学报,2024,24(8):2885-2894.

JIA B H, HAN W R, XIAO H J, et al. Risk assessment of civil aircraft landing gear retraction and extension system integrating STPA and DEMATEL-ISM[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(8): 2885-2894.

[2] 詹湘琳,张超亮,李萌.基于尾波干涉的飞机蒙皮微裂纹检测方法研究[J].仪表技术与传感器,2024(7):116-121.

ZHAN X L, ZHANG CH L, LI M. Research on aircraft skin microcrack detection method based on coda wave interference[J]. Instrument Technique and Sensor, 2024(7):116-121.

[3] 王叶子,吕帅帅,杨宇,等.基于 BF-Net 与孪生分差的飞机结构裂纹检测方法[J].振动.测试与诊断,2023,43(1):9-15,194.

WANG Y Z, LYU SH SH, YANG Y, et al. Crack detection of aircraft structures based on BF-Net and siamese difference [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(1):9-15, 194.

[4] 刘琼,史诺.基于改进 YOLOv5 的飞机蒙皮表面缺陷检测方法[J].国外电子测量技术,2023,42(12):1-7.

LIU Q, SHI N. Aircraft skin surface defect detection based on improved YOLOv5 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12):1-7.

[5] 曾志威,苗强.飞控液压系统故障诊断方法研究[J].国外电子测量技术,2023,42(6):122-128.

ZENG ZH W, MIAO Q. Research on fault diagnosis method of flight control hydraulic system[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(6): 122-128.

[6] FARMAKI S, EXARCHOS D A, TRAGAZIKIS I K, et al. A novel infrared thermography sensing approach for rapid, quantitative assessment of damage in aircraft composites[J]. Sensors, 2020, 20(15): 4113.

[7] 杨庆峰,马大勇,张国华,等.某型飞机起落架法兰盘螺栓牙底裂纹超声波检测[J].无损探伤,2024,48(3):40-43.

YANG Q F, MA D Y, ZHANG G H, et al. Ultrasonic testing of cracks on the bottom of the bolt tooth of the landing gear flange of a certain type of aircraft [J]. Nondestructive Testing Technology, 2024, 48(3):40-43.

[8] 徐昊,包俊,黄国勇,等.飞机多层金属铆接结构缺陷检测的新型电涡流探头仿真设计[J].电子测量与仪器学报,2024,38(5):178-187.



- XU H, BAO J, HUANG G Y, et al. Simulation design of a new eddy current probe for defect detection of aircraft multi-layer metal riveting structure[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5):178-187.
- [9] 刘平政,宋凯,宁宁,等.飞机紧固件孔周裂纹检测远场涡流传感器设计及优化[J].仪器仪表学报,2019,40(6):1-8.
- LIU P ZH, SONG K, NING N, et al. Design and optimization of remote field eddy current sensor for crack detection around the hole of aircraft fasteners[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 1-8.
- [10] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [11] GIRSHICK R. Fast R-CNN [J]. ArXiv preprint arXiv:1504.08083, 2015.
- [12] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [13] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [15] REDMON J. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [16] LI Y D, HAN ZH Q, XU H Y, et al. YOLOv3-lite: A lightweight crack detection network for aircraft structure based on depthwise separable convolutions[J]. Applied Sciences, 2019, 9(18): 3781.
- [17] ZHANG H K, LI S Q, MIAO Q Q, et al. Surface defect detection of hot rolled steel based on multi-scale feature fusion and attention mechanism residual block [J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 7671.
- [18] ZHANG Y D, WANG W, GUO ZH H, et al. Research on oriented surface defect detection in the aircraft skin-coating process based on an attention detector[J]. IET Image Processing, 2024, 18(5): 1213-1228.
- [19] LI H P, WANG C Q, LIU Y. YOLO-FDD: Efficient defect detection network of aircraft skin fastener[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(4): 3197-3211.
- [20] 马燕婷,赵红东,阎超,等.改进 YOLOv5 网络的带钢表面缺陷检测方法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):150-157.
- MA Y T, ZHAO H D, YAN CH, et al. Strip steel surface defect detection method by improved YOLOv5 network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8):150-157.
- [21] 赵佰亭,张晨,贾晓芬. ECC-YOLO: 一种改进的钢材表面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4):108-116.
- ZHAO B T, ZHANG CH, JIA X F. ECC-YOLO: An improved method for detecting surface defects in steel [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(4):108-116.
- [22] WANG H, FU L X, WANG L W. Detection algorithm of aircraft skin defects based on improved YOLOv8n[J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(4): 3877-3891.
- [23] HUANG B, DING Y, LIU G L, et al. ASD-YOLO: An aircraft surface defects detection method using deformable convolution and attention mechanism[J]. Measurement, 2024, 238: 115300.
- [24] WANG CH Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [25] LI W, WANG X, XIA X, et al. Sepvit: Separable vision transformer [J]. ArXiv preprint arXiv: 2203.15380, 2022.
- [26] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. YOLOx: Exceeding YOLO series in 2021[J]. ArXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.
- [27] LI CH Y, LI L L, JIANG H L, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications [J]. ArXiv preprint arXiv: 2209.02976, 2022.
- [28] ZHENG ZH H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 52(8): 8574-8586.
- [29] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[J]. ArXiv preprint arXiv:2301.10051, 2023.

## 作者简介

李博,博士,讲师,主要研究方向为智能控制理论及应用。  
E-mail:libo@hbut.edu.cn

许子威,硕士研究生,主要研究方向为智能控制与模式识别。E-mail:102210141@hbut.edu.cn

钟飞(通信作者),博士,教授,主要研究方向为智能控制理论及应用。  
E-mail:268918098@qq.com

陈义华,硕士研究生,主要研究方向为智能控制与模式识别。  
E-mail:102110114@hbut.edu.cn