

引用格式:张纵驰,王华伟,周长威. MSA- YOLO:面向蒙皮表面缺陷的实时分割算法[J]. 航空计算技术,2024,54(5):64-68,73.

ZHANG Zong-chi, WANG Hua-wei, ZHOU Chang-wei. MSA- YOLO: Real-time Segmentation Algorithm for Skin Surface Defects[J]. Aeronautical Computing Technique, 2024, 54(5): 64-68, 73.

MSA- YOLO:面向蒙皮表面缺陷的实时分割算法

张纵驰,王华伟,周长威

(南京航空航天大学,江苏 南京 211000)

摘要:针对当前蒙皮外观人工检查效率低且精度不足的问题,提出了蒙皮表面缺陷实时分割算法 MSA- YOLO。使用多尺度注意力 MSA 模块替换 YOLOv8-seg 网络骨干的 C2f 模块,改进特征表示的同时实现网络轻量化;在网络的小目标检测层加入 eSE 注意力机制层,增强小目标缺陷的检测能力;最后,使用 Inner- CIOU 损失函数代替原 CIOU 损失函数,使用辅助边框加速了样本的收敛过程。制作包含五种蒙皮表面典型缺陷的数据集进行验证,结果显示 MSA- YOLO 分割算法相较于原算法在目标框 (BOX) 和掩膜 (MASK) 的平均精度值 (mAP) 分别提高了 4.6% 和 5.3%,且检测速度提升了 9.1%;与现阶段流行的其他实时分割算法相比有一定的性能优势,对于实现蒙皮表面缺陷自动化分割具有一定意义。

关键词:飞机蒙皮;缺陷检测;实例分割;YOLO-seg 算法

中图分类号:O242

文献标识码:A

文章编号:1671-654X(2024)05-0064-05

MSA- YOLO: Real-time Segmentation Algorithm for Skin Surface Defects

ZHANG Zong-chi, WANG Hua-wei, ZHOU Chang-wei

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211000, China)

Abstract: In response to the current problems of low efficiency and insufficient accuracy in manual inspection of skin surface, a real-time segmentation algorithm MSA- YOLO for skin surface defects is proposed. The multi-scale attention MSA module replaces the C2f module of the YOLOv8-seg network backbone to improve feature representation while achieving network lightweight. The eSE attention mechanism layer is added to the small target detection layer of the network to enhance the detection ability of small target defects. Finally, the Inner- CIOU loss function is used instead of the original CIOU loss function, and the auxiliary bounding box is used to accelerate the convergence process of samples. A dataset containing five typical defects on the skin surface is created for validation. The results show that the MSA- YOLO segmentation algorithm improves the average precision (mAP) of the target box and mask by 3.7% and 5.3% respectively compared to the original algorithm, and the detection speed is increased by 9.1%. Compared with other popular real-time segmentation algorithms at this stage, it has certain performance advantages and is of significance for achieving automated segmentation of skin surface defects.

Key words: aircraft skin; defects detection; instance segmentation; YOLO-seg algorithm

引言

飞机蒙皮作为飞机机身的重要组成部分,其主要作用是维持飞机的气动性能和结构完整性。受损的蒙皮会引发应力集中现象,显著降低受损区域的强度和承载能力,危及飞行安全^[1]。因此,对蒙皮表面缺陷进行定期检查和维修是航空运营的关键环节,对于保证

民机运行的安全性和可靠性尤为重要。

目视检查是当前飞机蒙皮外场巡检最主要的手段之一,如在空客系列飞机的外场运营维护中,A350 宽体客机的目视检测程序比例已达到 17%^[2]。但在飞行器运维过程中,人工目视检测飞机外观不仅效率低下,而且精度有限。计算机视觉技术在一些危险环境

收稿日期:2024-05-27

基金项目:国家自然科学基金项目资助(72271123)

作者简介:张纵驰(2000-),男,山东聊城人,硕士研究生。

以及人工难以满足检测要求的复杂场景中得到了广泛应用^[3-6]。采用计算机视觉技术代替目视检测能够显著提高检测效率和精度,从而降低运营成本^[2]。实例分割作为计算机视觉领域的重要技术,结合了目标检测与语义分割的特点,能够实现不同实例的像素级分割。在蒙皮表面缺陷检测领域引入实例分割技术,能够弥补传统目视检测在精度和效率上的不足,从而及时发现并评估蒙皮缺陷的严重程度,进行相关维修活动,排除潜在安全隐患。

实例分割和目标检测同属于计算机视觉领域的四大任务,目标检测能够实现目标对象的定位与分类,而实例分割在此基础上还需要为目标对象的每个像素分配一个标签,以区分不同的实例。在蒙皮表面缺陷检测领域目标检测算法已经有了初步应用,如 Qiu 等^[7]在 SSD 算法的基础上,使用 MobileNet 作为骨干,构建了一个多尺度卷积神经网络模型 SSD-MobileNet,用于飞机表面损伤的自动检测。王童等^[8]将旋转检测引入该领域。YOLO 系列算法因其在运行速度上的优越性,也被广泛应用在飞机蒙皮表面损伤检测领域。Zhou 等^[9]开发了一种基于 YOLOv3 的飞机表面缺陷自动检测方法,基本能够满足民机 UAV/AGV 平台的实时检测要求。陆永华等^[10]基于机器人检测平台开发了一种基于 YOLOv5s 的蒙皮表面复合材料的检测算法。章东平等^[11]提出了一种基于 YOLOv8 的蒙皮缺陷检测算法。而在实例分割算法方面相关研究较少,Ding 等^[12]改进 Mask R-CNN 算法实现了蒙皮表面缺陷像素级分割,但未能实现移动端部署,难以进行实时检测。

在飞机蒙皮缺陷检测领域,实例分割算法相比目标检测算法能精确绘制出缺陷的轮廓,使得维护人员能够清楚地看到其大小、形状等信息,从而制定更精确的修复策略。但由于实例分割算法复杂度较高,通常难以实现实时检测,在工程实践中得到应用。因此,本文基于 YOLOv8-seg 算法提出一种蒙皮表面缺陷实时分割算法;在网络骨干中引入多尺度卷积注意力模块,并在小目标检测头处加入 eSE 注意力层,最后使用 Inner-IoU 改进损失函数。

1 相关工作

YOLO 系列算法是目标检测领域单阶段算法的代表,以其高效性和准确性脱颖而出,其中 YOLOv8 是 Ultralytics 团队于 2023 年推出的最新算法。YOLO-seg 是其专用于实例分割的网络结构。

YOLOv8 网络由 Input、Backbone、Neck 和 Head 四个部分组成。网络首先将输入图片调整成所需的尺

寸,然后其进行 Mosaic 数据增强,即对 4 张图片进行随机剪裁、缩放、排布,可以起到丰富数据集和减少 GPU 使用率的效果。Backbone 部分由 Conv 模块、C2f 模块和 SPPF 模块组成。其中 Conv 模块由卷积层、BN 层和 SiLu 激活函数构成,是该部分网络结构的基础。C2f 模块相较于 YOLOv5 中的 C3 模块增加跳层连接和 Split 操作,可以使模型的梯度流更丰富。在 SPPF 模块中,网络通过池化和卷积操作进行特征融合,自适应地融合各种尺度的特征信息,从而增强模型的特征提取能力。网络的 Backbone 部分主要对输入图像进行特征提取,Neck 部分则是通过 FPN+PAN 结构对主干网络提取的特征通过 Concat 操作进行特征融合。在 Head 部分采用了无锚框的目标检测 (Anchor-Free),检测头采用解耦头替代 v5 版本的耦合头结构,解决了分类和定位侧重点不同的问题,最终输出三个不同的特征层;分割头则是生成一组掩膜以及每个实例的掩码系数。

针对有较高检测精度和复杂场景需求的飞机蒙皮表面缺陷检测任务,本文通过对 YOLOv8-seg 网络进行改进。

2 算法改进

2.1 多尺度卷积注意力模块

针对蒙皮表面缺陷实时分割任务中缺陷尺度多样性及算法复杂度高的问题,本文在 YOLOv8-seg 网络的骨干部分使用多尺度卷积注意力模块 (Multi-scale Convolution Attention, MSCA)^[13]替代 C2f 模块。MSCA 模块主要由三部分构成:1) 深度可分离卷积 (Depth-wise Convolution): 用于聚合局部信息,即独立处理每个输入通道,帮助保持特征的空间局部性。2) 多分支深度可分离条状卷积 (Multi-branch Depth-wise Strip Convolutions): 用于捕获多尺度上下文。MSCA 利用不同的分支,每个分支使用不同核大小的深度条状卷积。这种设置允许模块在不同的尺度上提取特征,这对于处理图像中不同大小的对象特别有用。3) 通道卷积 (Channel-wise Convolution): 在收集多尺度特征后,使用跨通道的卷积来模拟不同特征通道之间的关系。这个卷积的输出直接作为注意力权重,重新加权 MSCA 的输入,使网络的处理能力集中在输入数据的最有效信息部分。在本文中采取 MSCA 模块代替 YOLOv8-seg 网络骨干的 C2f 模块,旨在分割边界模糊或多尺度目标时, MSCA 能够更准确地分割出目标区域,且 DW-Conv 的使用可以降低网络复杂度,其具体结构见图 1。

2.2 eSE 注意力机制

eSE (Efficient Squeeze-excitation) 是由 Lee 等^[14]

提出的注意力模块。传统的 SE 注意力模块在通过全局平均池化压缩空间依赖性来学习通道描述后,采用两个全连接层和一个 Sigmoid 函数重新缩放输入特征映射,以突出显示有用的通道;但这会造成通道维度的减少,从而导致通道信息的损失。如图 2, eSE 注意力

模块仅仅使用一个通道数为 c 的全连接层代替了两个全连接层,从而避免了通道信息的丢失。在本研究中,为了提高算法对于小目标缺陷的分割能力,在小目标检测层加入了 eSE 注意力机制层,从而提升该模型对微小缺陷的检测能力。

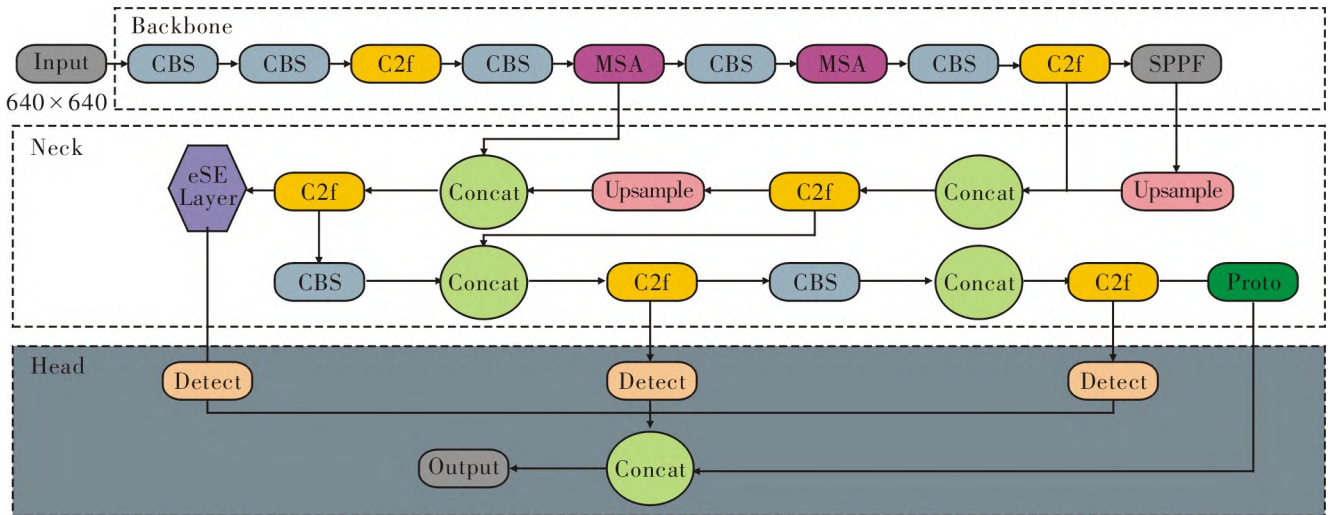
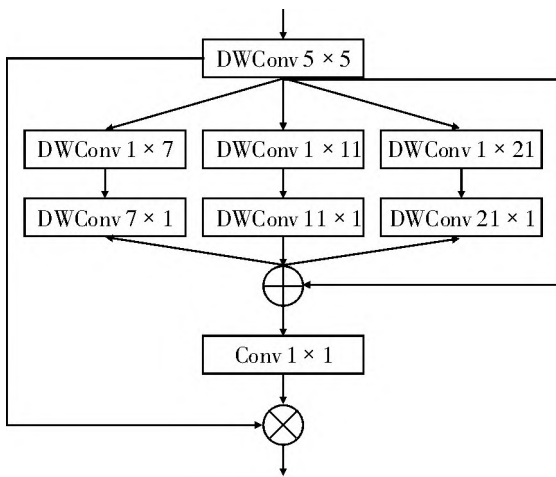


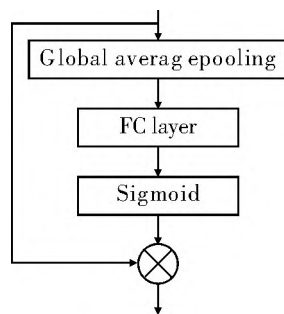
图1 MSA-YOLO 网络结构图

2.3 Inner-IoU 损失函数

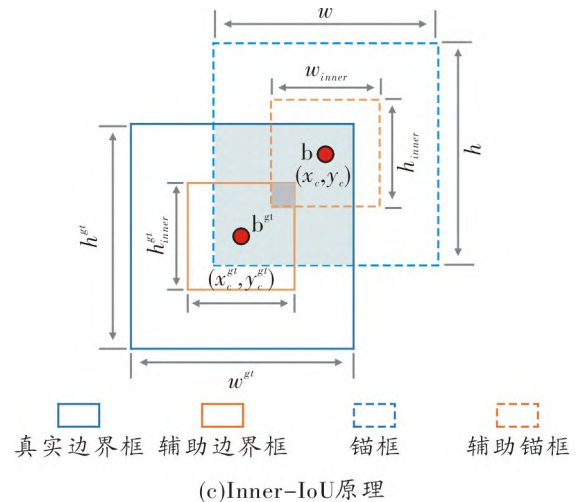
本文采用 Inner-IoU Loss^[15],通过辅助边框计算 IoU 损失,其原理如图 2(c)所示。



(a)MSCA模块



(b)eSE模块



(c)Inner-IoU原理

图2 各改进方法结构及原理图

其中 b^{gt} 和 b 分别代表真实边界框和锚框, inner 代表辅助框, (x_c, y_c) 代表框的中心点, $ratio$ 是控制辅助边框的尺度因子,通常大小在 $[0.5, 1.5]$ 之间。Inner-IoU 具体定义如下:

$$b_l^{gt} = x_c^{gt} - \frac{w^{gt} \times ratio}{2}, b_r^{gt} = x_c^{gt} + \frac{w^{gt} \times ratio}{2} \quad (1)$$

$$b_t^{gt} = y_c^{gt} - \frac{h^{gt} \times ratio}{2}, b_b^{gt} = y_c^{gt} + \frac{h^{gt} \times ratio}{2} \quad (2)$$

$$b_l = x_c - \frac{w \times ratio}{2}, b_r = x_c + \frac{w \times ratio}{2} \quad (3)$$

$$b_t = y_c - \frac{h \times ratio}{2}, b_b = y_c + \frac{h \times ratio}{2} \quad (4)$$

$$inter = (\min(b_r^{gt}, b_r) - \max(b_l^{gt}, b_l)) \times (\min(b_b^{gt}, b_b) - \max(b_t^{gt}, b_t)) \quad (5)$$

$$union = (w^{gt} \times h^{gt}) \times (ratio)^2 + (w \times h) \times (ratio)^2 - inter \quad (6)$$

$$IoU^{inner} = inter / union \quad (7)$$

式(1)~式(4)计算了辅助边界框与辅助锚框的坐标,通过式(5)~式(7)得到了辅助框的 IoU 值。

针对本文的数据集与检测器,设置尺度因子 $ratio = 0.75$ 产生小于实际边框的辅助边框,用于对高 IoU 样本计算损失加速收敛。将原 $CIOU$ 替换为 $Inner-CIOU$,具体定义如下:

$$L_{Inner-CIOU} = L_{CIOU} + IoU - IoU^{Inner} \quad (8)$$

3 实验结果与分析

3.1 数据准备及实验环境

由于航空领域的特殊性,当前并没有公开的蒙皮数据集公布。本文通过从公开数据集网站搜集、与现场采集的部分清晰的飞机蒙皮损伤图片构建数据集,并将损伤类型划分为裂纹、凹坑、掉漆、脱钉、划痕五种典型的蒙皮表面缺陷类型,通过 Labelimg 进行数据标注,处理后部分损伤图像如图 3 所示。所构建的数据集共有 1 037 张图片,分辨率均为 640×640 像素,按照 8:1:1 的比率划分训练集、验证集以及测试集,用于神经网络模型的训练和验证。

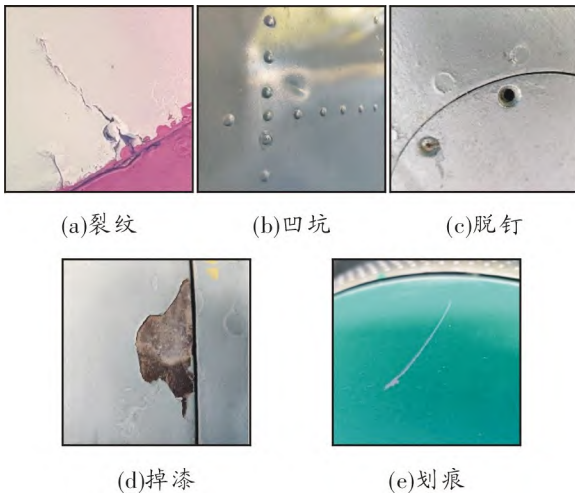


图 3 蒙皮表面缺陷数据集示意图

在本实验中我们使用了以下硬件环境:GPU 是 NVIDIA GeForce RTX 3060ti,CPU 是 Intel i7 10700k 处理器,内存大小为 16 GB。软件环境:Windows 10 操作系统、Python 3.8、CUDA 12.0 和 PyTorch 1.12.0。为了确保公平性,不加载预训练权重在相同的实验环境中进行了训练,并在测试集上验证了模型的检测性能。

模型训练的超参数在整个训练过程中保持一致,具体的训练超参数设置如下:实验中的输入图像大小为 640×640 ,整个训练过程的时期设置为 200,训练期间的批量大小为 16。选择 SGD 优化器,优化器的权重衰减为 0.000 5,初始学习率为 0.01,循环学习率为 0.01,学习率动量为 0.937。

3.2 评价指标

在深度学习驱动的计算机视觉领域,模型的能力是通过一系列关键指标来评估的。其中精度(P)和召回率(R)以及平均精度(mAP)是评估模型准确率的关键指标。此外,模型在硬件平台上的实际执行速度由每秒帧数(FPS)来体现。其中神经网络模型的精度指标可以通过以下公式进行评估:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (9)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (10)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR \quad (11)$$

式中, T 和 F 分别表示样本是否被正确分类,而下标 p 和 n 分别表示样本被分类为正例或负例。例如, T_p 表示该样本被模型分类为正例且被正确分类。 AP 作为一个详细的度量指标,用于评估模型在不同类别内的准确性。同时,使用式(4)推导出的平均精度均值 mAP 将这些单独的精度分数汇总到各个类别中,以提供模型准确性的全面评估。具体而言, mAP_{50} 指的是测量在 0.5 的 IoU 阈值下的平均精度。 FPS 表示网络每秒传输的帧数总和,通常认为 $FPS = 1/total\ time$ 。

3.3 消融实验

为了评估各种改进方法对模型性能提高的有效性,本节采用蒙皮表面缺陷数据以 YOLOv8-seg 模型作为 baseline 进行了消融实验。其中:①代表在网络骨干中使用 MSCA 多尺度卷积模块;②代表在网络 Neck 的小目标检测层加入 eSE 注意力模块;③代表使用 $Inner-IoU$ 损失函数代替 $CIOU$ 损失函数。

通过对以上三种改进方式排列组合,实验结果如表 1 所示:改进后模型在目标框和掩膜的平均精度及检测速度均有较大的提升。各改进方法单独和组合使用也均有明显的精度提升,基本不存在耦合效应。

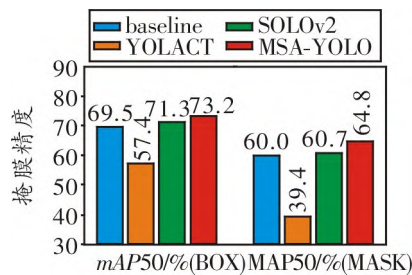
3.4 对比实验

为了进一步验证本文算法的性能优势,选择了现阶段可以实现实时检测的实例分割算法 YOLACT^[16] 以及 SOLOv2^[17],同样在 PyTorch 框架下在本文选用的蒙皮表面缺陷数据集上进行了训练。其在测试集上的检测精度及速度的表现对比如图 4 所示。可以看出,改进后的分割算法相比原算法和其他实时实例分割算

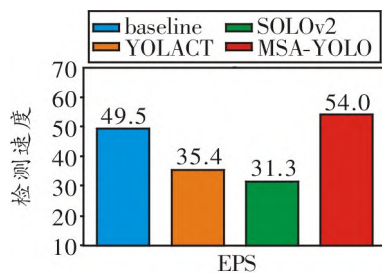
法在目标框及掩膜准确率上,以及检测速度上都有一定的性能优势, mAP 提升的同时 FPS 更低。

表1 消融实验数据统计

模型	①	②	③	$mAP50/\%$ (Box)	$mAP50/\%$ (Mask)	FPS
baseline				69.5	59.5	49.5
A	✓			71.0	62.7	54.1
B		✓		72.7	61.6	47.5
C			✓	70.2	60.0	49.8
D	✓	✓		73.2	63.7	53.9
E	✓		✓	71.3	62.9	55.6
F		✓	✓	72.0	62.2	48.0
Ours	✓	✓	✓	74.1	64.8	54.0



(a) 目标框及掩膜精度对比



(b) 检测速度对比

图4 模型精度与速度对比实验结果

根据图5在测试集上使用以上算法得到的训练权重进行推理的结果展示,可以得到以下结论:1)对于脱钉、掉漆等形状、轮廓特征明显的损伤,各算法都有较好的检测效果;2)对于裂纹、划痕这类容易混淆的损伤,以及小尺寸凹坑等特征不明显的情况,本文提出的 MSA-YOLO 实例分割算法对于缺陷范围确定及形状轮廓分割上更为精确,且没有出现错检、漏检的现象;3)对于出现多条裂纹、凹坑等多目标损伤的情况,本文算法对于目标的区分及分割也具有明显的准确度优势。

4 结束语

针对当前蒙皮表面缺陷人工检测效率低且精度不高的问题,提出了一种 MSA-YOLO 实时分割模型。筛选裂纹、凹坑、脱钉、掉漆、划痕五种典型蒙皮缺陷类

型,划痕训练集、验证集、测试集。相较于 YOLOv8-seg 模型,在网络骨干上使用 MSA 多尺度注意力模块替代 C2f 模块,在小目标检测层加入了 eSE 注意力机制层,最后使用 Inner-CIOU 函数替代原损失函数。经验证,改进后模型性能有较大提升,检测速度与精度相较于流行的能够实现实时检测的实例分割模型均有一定的优势,对于实现蒙皮表面缺陷的自动化检测具有重要意义。

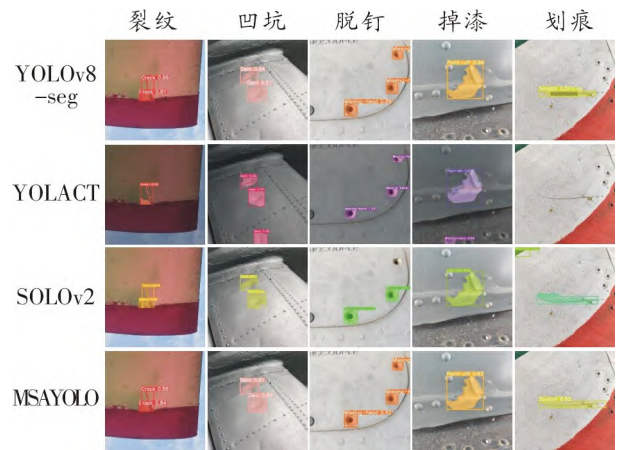


图5 不同算法推理结果对比

参考文献:

- [1] 王聪. 基于 Nastran/Patran 对飞机蒙皮损伤修理技术的研究[J]. 航空维修与工程, 2015(5): 71-73.
- [2] 张伟, 王梦迪, 樊俊铃, 等. 机器视觉在飞机结构损伤检测中的应用进展与展望[J]. 无损检测, 2021, 43(10): 75-80.
- [3] Xu S, Zhang M, Song W, et al. A Systematic Review and Analysis of Deep Learning-based Underwater Object Detection[J]. Neurocomputing, 2023, 527: 204-232.
- [4] Lin G, Liu K, Xia X, et al. An Efficient and Intelligent Detection Method for Fabric Defects Based on Improved YOLOv5[J]. Sensors, 2022, 23(1): 97.
- [5] 周艺璇, 周鸿, 姚勇, 等. 基于改进 YOLOv4 的飞机导管喇叭口缺陷检测[J]. 航空计算技术, 2023, 53(4): 66-70.
- [6] Mahaur B, Mishra K K. Small-object Detection Based on YOLOv5 in Autonomous Driving Systems[J]. Pattern Recognition Letters, 2023, 168: 115-122.
- [7] Qiu H, Wang D, Yu W. An Aircraft Surface Damage Inspection Method Based on Improved SSD[C]. India: Fourteenth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2022). SPIE, 2023, 12705: 219-226.
- [8] 王童, 王宏伟, 王红. 基于旋转目标检测的飞机蒙皮损伤检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(10): 260-268.

(下转第73页)

程中,在装备保障实际中,FMEA 方法在武器装备的革新,保证装备的可靠性,帮助制定装备检测方法和检修技术等许多方面也发挥着重要的作用。FMEA 技术应用于军事装备维修效果十分显著,在实际维护中应多利用 FMEA 思想,促进专家经验和分析工具充分结合,使得装备维护工作更科学、更细致、更完善^[16]。

参考文献:

- [1] 崔九征,王勇.面向测试维修的 FMEA 技术应用研究[C]//第九届中国航空学会青年科技论坛论文集.西安:中国航空学会,2020:1093-1097.
- [2] 李新月,葛彦斌,安学广,等.基于 FMEA 和相似度的装备维修决策[J].机床与液压,2023,51(23):225-228.
- [3] 黄佳.复杂不确定环境下 FMEA 改进及应用研究[D].上海:上海大学,2019.
- [4] 庞旭青.基于 FMEA 的铁路线路维修安全管理研究与应用[D].北京:清华大学,2009.
- [5] 李楠.基于 FMEA 的城市轨道交通装备维修管理研究[D].大连:大连交通大学,2023.
- [6] 邱筱岷.FMEA 对医疗设备维修管理质量影响[J].中国城乡企业卫生,2023,38(3):226-228.
- [7] 丁杰,陈圣斌,郝宗敏.基于层次化 FMEA 的直升机关重特性分析方法[J].直升机技术,2022(3):22-26.
- [8] 张继伟,孙永丽.基于 FMEA 的汽车检验项目确定方法研究[J].汽车工艺师,2023(7):33-36.
- [9] 邵健一,樊轶.基于 FMEA 的汽车装配工艺可靠性分析与优化[J].质量与标准化,2023(5):38-41.
- [10] 杨慧.模糊判断矩阵的一致性指标及权重方法研究[D].南宁:广西大学,2022.
- [11] 舒孝珍.层次分析法中两种标度的对比分析[J].玉溪师范学院学报,2023,39(3):6-11.
- [12] 潘琳,黄笑天,李鑫.故障分析与维修技术的应用研究[J].产业创新研究,2022(4):117-119.
- [13] 高岩.基于 FMEA 的游乐设施风险评价[J].机电产品开发与创新,2021,34(2):112-114.
- [14] 李贺.FMEA 在民用飞机研制中的应用研究[J].质量与可靠性,2021(1):11-15.
- [15] 赵翼翔,廖飞飞,王晗.一种综合赋权的改进 FMEA 风险评估方法[J].工业工程,2021,24(3):83-88.
- [16] 吴昉桐.某型火炮火力系统故障诊断方法研究[D].南京:南京理工大学,2021.
- [9] Zhou M,Zuo H,Xu J,et al. An Intelligent Detection Method for Civil Aircraft Skin Damage Based on YOLOv3[C]. USA: Proceedings of the 3rd Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers. 2022:586-590.
- [10] 陆永华,黄钰,徐嘉骏,等.基于深度学习的复材表面缺陷检测方法[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023,40(4):487-499.
- [11] 章东平,王杼涛,夏岳键,等.基于改进 YOLOv8 的飞机蒙皮缺陷检测算法[J].北京航空航天大学学报:1-14 [2024-05-23].
- [12] Ding M, Wu B, Xu J, et al. Visual Inspection of Aircraft Skin: Automated Pixel-level Defect Detection by Instance Segmentation[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(10):254-264.
- [13] Guo M H, Lu C Z, Hou Q, et al. Segnext: Rethinking Convolutional Attention Design for Semantic Segmentation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 1140-1156.
- [14] Lee Y, Park J. Centermask: Real-time Anchor-free Instance Segmentation[C]. USA: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 13906-13915.
- [15] Zhang H, Xu C, Zhang S. Inner-iou: More Effective Intersection Over Union Loss with Auxiliary Bounding Box[J]. ArXiv Preprint ArXiv:2311.02877, 2023.
- [16] Bolya D, Zhou C, Xiao F, et al. Yolact: Real-time Instance Segmentation[C]. USA: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019:9157-9166.
- [17] Wang X, Zhang R, Kong T, et al. Solov2: Dynamic and Fast Instance Segmentation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 17721-17732.

(上接第 68 页)