

一种基于机器视觉的发动机外观质量检测算法

肖洪斌¹, 杨胜腾¹, 郑建林¹, 龙仕玉²

(1. 中国航发贵州黎阳航空动力有限公司, 贵州 贵阳 550014;
2. 南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南京 211106)

摘要: 针对航空发动机人工外观检测效率低、漏检风险高的问题, 提出一种基于机械臂与机器视觉的自动化检测方法。首先, 设计多样性图像采集算法与复制增强多头检测模型, 解决传统方法中光照敏感、小目标漏检及样本长尾分布问题; 其次, 构建机械臂与工业相机协同的图像采集系统, 利用随机光照扰动策略获取多光照条件下的图像数据; 最后, 对YOLOv5模型进行改良, 通过小样本复制增强算法提升瑕疵样本数量, 增加独立的小目标检测头以优化模型的特征提取能力。实验表明, 所提方法在测试集上的mAP50、推理速度分别为0.870、83.53 FPS, 在检测精度与推理速度间实现了平衡, 相较于人工检测效率更高, 为工业检测提供了可扩展的技术路径。

关键词: 航空发动机; 机器视觉; 零部件错(漏)装; 多头检测器; 小目标检测

DOI: 10.11907/rjtk.251163

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TP391.14

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)007-0194-06



An Inspection Algorithm of Engine Appearance Quality Based on Machine Vision

XIAO Hongbin¹, YANG Shengteng¹, ZHENG Jianlin¹, LONG Shiyu²

(1. AECC Guizhou Liyang Aviation Power Co. Ltd, Guiyang 550014, China;

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the low efficiency and high risk of missed detection in manual appearance inspection of aircraft engines, an automated inspection method based on robotic arm and machine vision is proposed. Firstly, design a diversity image acquisition algorithm and a replication enhanced multi head detection model to solve the problems of light sensitivity, missed detection of small targets, and long tail distribution of samples in traditional methods; Secondly, a collaborative image acquisition system between a robotic arm and an industrial camera is constructed, utilizing a random illumination perturbation strategy to obtain image data under multiple illumination conditions; Finally, the YOLOv5 model was improved by using a small sample replication enhancement algorithm to increase the number of defective samples and adding independent small object detection heads to optimize the model's feature extraction capability. The experiment showed that the proposed method achieved mAP50 and inference speed of 0.870 and 83.53 FPS respectively on the test set, achieving a balance between detection accuracy and inference speed. Compared with manual detection, it has higher efficiency and provides a scalable technical path for industrial detection.

Key Words: aero-engine; machine vision; the wrong(missing) assembly of parts; multi-head detector; small target detection

0 引言

随着航空发动机制造技术的快速发展, 发动机寿命和可靠性稳步提升。目前, 通过自动化方法检查设备故障或

预测器件寿命的方式非常流行, 但对整机外观质量及工艺细节的关注较少^[1-5]。目前, 发动机外观质量和工艺细节有待改进, 外观质量是发动机产品质量的重要展现形式之一, 主要依靠人工对照发动机外观图册进行检查, 涉及上千点位, 检查质量受人员经验、检查态度等因素影响, 存在

收稿日期: 2025-03-11

扫描二维码阅读全文:



作者简介: 肖洪斌(1990-), 男, 中国航发贵州黎阳航空动力有限公司工程师, 研究方向为机器视觉、工业图像缺陷检测; 杨胜腾(1985-), 男, 中国航发贵州黎阳航空动力有限公司总工程师, 研究方向为航空发动机装配技术研发和设计; 郑建林(1991-), 男, 中国航发贵州黎阳航空动力有限公司总工程师, 研究方向为航空发动机装配、发动机外观质量检测; 龙仕玉(1985-), 男, 南京航空航天大学计算机科学与技术学院博士研究生, 研究方向为工业图像缺陷检测、计算机视觉领域的深度学习模型压缩应用。

检查时间长、劳动强度大、标准不统一等问题^[6-7]。在实际操作过程中,因发动机外部零件错装、漏装等问题,发动机外观质量问题时有发生,存在潜在的使用风险与安全隐患^[8,9]。

目前,机器视觉技术在工业、农业领域已具有大量应用^[10-14]。具体操作为:首先,通过视觉相机设备采集图像;其次,使用计算机系统、GPU 等设备处理图像、提取特征,高效、准确地检测出各类工农业产品的瑕疵或缺陷。在此基础上,针对航空发动机的机器视觉算法也得到了广泛认可。在异常检测方面,Lin 等^[15]提出一种融合对抗训练的深度自编码器模型(DAADM),通过协同异常评分计算网络与深度特征提取,显著提升了模型对微小异常的检测能力,在抗噪声性能上相较于现有方法提升了 4.73%。Wang 等^[16]针对机动飞行数据设计了自适应监测框架,结合麻雀搜索算法与 Kmedoids 模型,实现了复杂工况下的异常状态识别,有效降低了虚警率(False Alarm Rate, FAR)。Chen 等^[17]开发了基于案例推理(Case-based reasoning, CBR)系统,利用 143 个故障案例构建语义树,为复杂故障诊断提供了经验支持。在叶片缺陷检测方面,Niu 等^[18]提出的类无关特征自适应方法,解决了叶片图像与自然图像域差距问题,通过邻居关系聚类提升了异常检测的鲁棒性。Lyu 等^[19]引入双视图机制、不对称屏蔽策略,显著缓解了分布漂移对检测效果的影响。Abdulrahman 等^[20]对 13 种深度学习模型进行系统综述,指出当前叶片检测在模型轻量化和实际部署方面仍需改良。在表面缺陷检测方面,Li 等^[21]基于改进的 YOLOv5 模型,通过 ECA-Net 注意力机制与 BiFPN 模块,将航空发动机部件缺陷检测的 mAP 提升至 98.3%,推理时间降至 2.6 ms。Sun 等^[22]将 DETR 框架应用于叶片检测,设计的轻量化模块(PFI-MSDA 和 LW-FFN)在保持精度的同时将推理速度提升至 42.4%。

李鑫等^[23]、王超等^[24]、程亚茹等^[25]针对航空发动机外观缺陷,基于机器学习设计了手工特征检测零部件的错装、漏装方法。李双等^[26]针对航空发动机转子裂纹故障,设计了基于灰度统计直方图与拉普拉斯算子的特征提取算法,以检测发动机转子裂纹。张农等^[27]针对发动机的气缸壁珩磨角,设计了基于机器视觉的气缸壁珩磨角的自动化测量算法。张爱云等^[28]针对 VVT 发动机转子尺寸误差与外观缺陷问题,设计了基于机器视觉的外径测量与外观缺陷检测算法。通过上述案例,证明了机器视觉技术在工农业设备中检测瑕疵的可行性和可靠性。

本文鉴于目标检测算法 YOLO、Faster-RCNN 在工业检测任务中的成功应用,针对发动机外观质量及工艺细节中存在的问题,提出一种基于机器视觉的发动机外观质量检测算法,包含一种多样性的图像采集算法与一种复制增强的小目标多头检测算法^[29-34]。主要贡献包括以下两点:①结合机械臂与工业相机设计光照随机扰动算法,在只有一台产品的情况下采集了 1 200 张具有光照多样性的检测

项样本,包含 9 915 个检测项的数据集;②提出了一种复制增强的小目标多头检测算法来增加数据集中的检测目标,提升模型对小目标的关注度,以解决数据集中存在的长尾分布问题与检测小目标存在的挑战。

1 多样性图像的自动化采集算法

1.1 外观质量检查项

本文在分析发动机外观质量与工艺细节的常见问题后,根据发动机外观图册、专业检查员的总结对常见的检查项进行分类,提出了外观质量检测系统中的主要检查项,如图 1 所示。

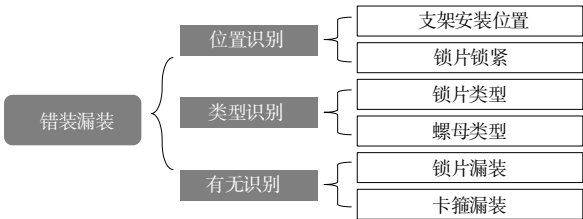


Fig. 1 Appearance quality detection target
图 1 外观质量检测目标

目前,发动机外观质量检测中的常见缺陷分为错装漏装和尺寸检测两大类,其中错装漏装问题是本文研究的核心。针对错装漏装问题,检测任务从位置识别(如支架安装位置、锁片锁紧状态)、类型识别(如锁片型号、螺母规格验证)和有无识别(如锁片、卡箍漏装检查)3 个维度展开,共覆盖片型锁片、爪型锁片、铜固定片、铜螺钉、电镀螺钉、螺母、保险丝、橡胶圈、管接头、卡箍、开口销及锁片锁紧状态等 12 个关键检测类别。

通过系统化整合位置、类型与有无检测等方面,可全面识别发动机装配中的工艺缺陷(部件错装、漏装、型号不符等),实现外观质量的智能化、精准化管控。

1.2 多样性图像采集算法

本文提出的多样性图像采集算法,需先确保硬件设备的可重复性,保证图像采集时检测项位置的一致性。因此,在采集前需标定、修正相机坐标系的发动机位置,再将上位机控制机械臂沿着预定检测轨迹进行图像采集。

此外,发动机的金属材质受环境光影响,重复采集图像时的光照存在一定差异。为了验证算法的鲁棒性,在采集数据集时引入额外环形光,通过控制环形光的光照强弱以确保图像光照的多样性。

2 复制增强的多头检测算法

2.1 类别偏置的复制增强策略

目前,在实际场景中可供制作为样本数据集的航空发动机数量较少,难以提供足够的检测目标。为此,本文设计了光照随机扰动策略,在机械臂与工业相机的配合下,

在单台发动机设备上采集具有光照多样性的原始图像数据。尽管如此,所采集到的数据集仍不可避免地存在数据分布不均匀的问题,如图2所示。

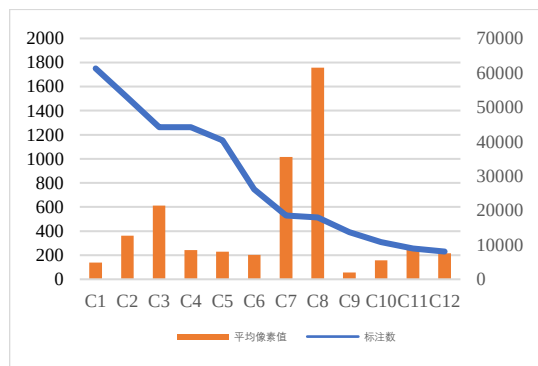


Fig. 2 Dataset distribution

图2 数据集分布

由图2可见,数据集中的数据分布并不均衡,存在类别数据长尾分布的问题,因为少数类往往被模型轻视,因此使用长尾分布的数据集训练模型时非常容易出现过拟合现象。数据分布不均匀问题包含两方面:一方面,各类别之间的标注数量不均衡,C1类别有1751个标注,C12类别只有230个标注,实际采集到的数据集中的检测项呈现出长尾分布特性;另一方面,不同检测项的尺寸大小差异非常大,C9类别的平均像素占比只有C8类别的3%左右。为此,本文设计了一种复制增强的小目标多头检测算法,以提升模型对小目标和尾部数据的关注度。

首先,通过复制增强训练模型,人为增加图像中的标注项;其次,基于长尾数据特性提出一种类别偏置的复制增强策略;最后,将数据集中的尾部数据赋予更高概率,以增加尾部类别的样本数,使类别分布更均衡。假设在数据集中总共有 C 个类别,使用 N_c 表示第 C 个类别的实例数量,则第 i 个类别的偏置权重 α_i 为:

$$\alpha_i = \frac{1}{N_c} \sum_{j=0}^C N_j \quad (1)$$

对于数据集中的每一个标注项,所属类别的偏置权重决定了他被选中并进行复制增强的概率。假设有一个标注对象属于类别 C ,其选择概率 p_i 将正比于该类别的偏置权重 α_i 。为了形成一个有效的概率分布,需对所有标注项的选择概率进行归一化处理,以确保他们的总和等于1。

假设 L 为一次复制增强所选择的所有标注项的标签列表,共含有 n 个标注项。对于其中每一个标注项,将选中的概率进行归一化处理,如式(2)所示。

$$p_i = \frac{\alpha_{L[i]}}{\sum_{j=0}^{n-1} \alpha_{L[i]}} \quad (2)$$

根据每个类别的频率调整选择概率,使属于分布尾部的类别具有更高的被选中概率,以解决航空发动机外观质量检查数据集中存在的长尾分布问题。

2.2 多头小目标检测器框架

在原始的YOLO模型中,通常使用3个检测头进行不

同尺度地检测,但在检测小目标时仍会出现漏检或检测效果不佳等问题。例如,在一张640×640的输入图像上,3个检测头的特征图的长宽分别为80×80、40×40和20×20。在特征图为20×20时,长宽仅为原图的1/32,一般只能感知到32×32像素以上的目标;在特征图为80×80时,长宽仅为原图的1/8,一般只能感知到8×8像素以上的目标。因此,难以检测更小的目标,对微小目标的检测能力仍然不足。为此,本文设计了一个新的多头小目标检测器来增加模型特征图大小,提升模型对小目标的检测能力。

在原始的YOLO模型中,通常从自底向上的Backbone模块中选取3个不同维度的CSPNet进行特征提取,自上而下地对特征进行上采样与特征融合进行预测。然而,本文使用更底层的特征,通过一致的模型结构将特征自上而下地进行上采样与特征融合,如图3所示。首先,Backbone模块中第一个CSPNet模块的输出特征被引入Neck模块;其次,将Neck模块中更高层的特征进行上采样与特征融合。

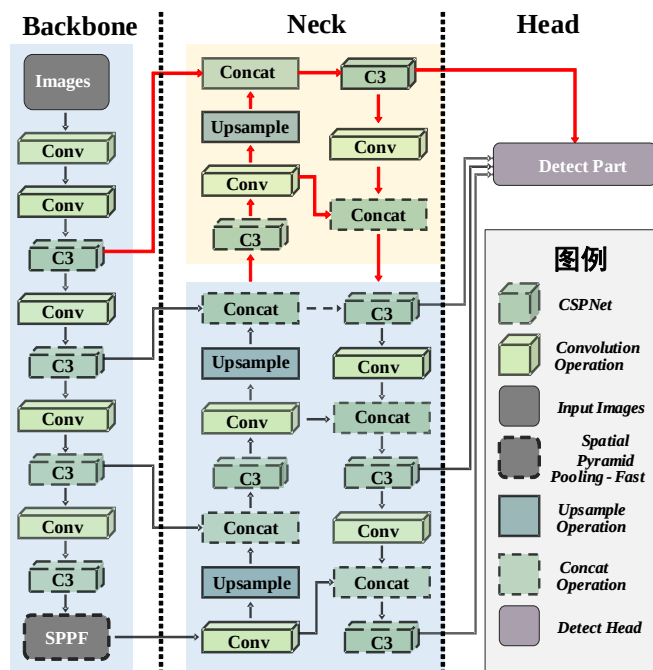


Fig. 3 Multi-head small target detector framework

图3 多头小目标检测器框架

在面对640×640的输入图像时,额外检测头的特征图大小为160×160,长宽仅为原图的1/4,最多可感知到4×4像素以上的目标。因此,所提多头注意力模块能更好地检测发动机图像数据集的小目标。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与评价指标

实验操作系统为Ubuntu 16.04、Pytorch 1.9.0、Cuda 11.4,使用11 GB的NVIDIA GTX2080Ti GPU进行训练,依据YOLOv5模型设置默认训练策略与参数,批量大小为

16,训练迭代次数为 500,初始训练学习率为 0.01,学习率采用余弦退火衰减,比较模型在原基础上调整部分参数。图像训练与检测尺寸均为 640×640,图像增强策略包括旋转、平移、缩放、翻转操作等。

将预测精度 P、召回率 R 和平均精度均值 mAP 作为模型评价指标,这些指标基于 TP、FP、FN 和 TN 这 4 个基础概念。其中,TP 指预测值为真且真实值为真;FP 指预测值为真但真实值为假;FN 指预测值为假但真实值为真;TN 指预测值为假且真实值为假。召回率表示在所有为正值的数据中,被预测输出为正值所占的比例。精度指所有被模型预测为正类的样本中实际为正类的比例。平均精度均值 mAP 综合考虑了精确率与召回率之间的关系,可衡量多目标检测模型整体性能。

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$
(3)

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$
(4)

$$AP = \int_0^1 P(r)dr, mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$
(5)

此外,不少文章使用 mAP@0.5 评估各模型的实验结果,在部分实验中还引入 mAP@[0.5,0.95] 指标进行评估。为此,本文使用 mAP50、mAP95 表示上述两个指标。

3.2 数据集预处理

为了便于自动化检测,在采集图像数据集后对图像进行标注(见图 4),根据特征进行裁剪,因此大小与检测项的位置并不统一。为了尽可能统一图像的检测效果,对图像进行尺寸调整、像素归一化等预处理。同时,由于发动机设备的特殊性,所采集的图像数据多样性、丰富性仍然不够。为此,通过随机裁剪、随机亮度、高斯噪声、随机平移和随机旋转等数据增强算法,以提升模型的泛化能力和识别效果,如图 5 所示^[16]。

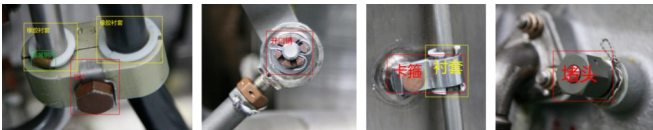


Fig. 4 Local cases annotated in the dataset
图 4 数据集标注的局部案例

3.3 YOLOv5 比较实验

本文将 YOLOv5 Nano、YOLOv5 Small、YOLOv5 Medi-

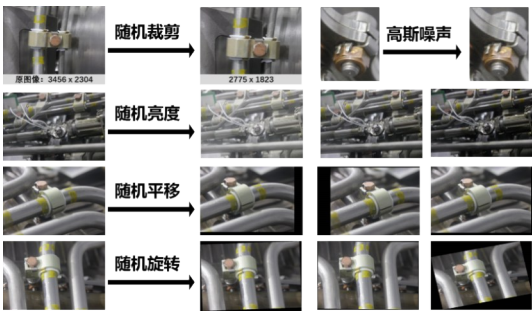


Fig. 5 Examples of data augmentation algorithms
图 5 数据增强算法示例

um 和 YOLOv5 Large 作为基准模型,对应地提出了基于本文模型的 Nano、Small 和 Medium 版本,实验结果如表 1 所示。由此可知,本文模型的 Nano、Small 和 Medium 相较于 YOLOv5 的 Nano、Small 和 Medium 效果更好,mAP50 精度分别提升 0.130、0.091 和 0.067。实际上,本文模型的 Nano 版本在 mAP50 精度上都超过了 YOLOv5 Large 模型,证明了即使结合更小的参数量也能显著检测效果。

在 mAP95 指标方面,本文模型的 Nano、Small、Medium 版本均优于基准模型。其中,本文模型的 Small、Medium 版本相较于 YOLOv5 Large 分别提升了 0.003 和 0.017。值得注意的是,尽管本文模型对精度的提升不高,但推理速度获得了极大提升,Small、Medium 版本的 FPS 分别为 108.67、83.53,相较于 YOLOv5 Large 分别提升了 37.41、12.27。

Table 1 Performance of different models on the dataset in this article
表 1 本文数据集上不同模型效果

算法模型	mAP50 (↑)	mAP95 (↑)	Params/MB (↓)	GFLOPs (↓)	FPS (↑)
YOLOv5 Nano	0.711	0.414	1.78	4.20	146.22
YOLOv5 Small	0.768	0.467	7.05	15.90	124.53
YOLOv5 Medium	0.803	0.508	20.90	48.00	99.72
YOLOv5 Large	0.832	0.526	46.20	107.8	71.26
Ours Nano	0.841	0.499	1.81	4.90	124.97
Ours Small	0.859	0.528	7.19	18.70	108.67
Ours Medium	0.870	0.541	21.34	56.70	83.53

同时,本文展示了标注数量超过 10 个类别的详细检测结果,将 YOLOv5 Nano、YOLOv5 Small、YOLOv5 Medium 和 YOLOv5 Large 与本文模型的 Nano、Small 和 Medium 版本进行比较,实验结果如表 2 所示(最高、次高精度分别使用加粗斜体、下划线标注)。由此可知,本文方法在面对难检

Table 2 mAP50 accuracy for each target category on the dataset in this paper
表 2 本文数据集上各目标类别的 mAP50 精度

算法模型	输入尺寸	类 1	类 2	类 3	类 4	类 5	类 6	类 7	类 8	类 9	类 10	类 11	类 12
		505	446	354	336	326	211	124	124	79	72	49	45
YOLOv5 Nano	640	0.755	0.954	0.597	0.772	0.905	0.868	0.782	0.844	<u>0.978</u>	0.681	0.288	0.809
YOLOv5 Small	640	0.796	0.956	0.698	0.861	0.904	0.915	0.843	0.833	0.995	0.733	0.554	0.899
YOLOv5 Medium	640	0.856	0.962	0.735	0.906	0.919	0.922	0.947	0.942	0.996	0.828	0.535	0.875
YOLOv5 Large	640	0.862	0.965	<u>0.802</u>	0.908	0.938	0.924	0.963	0.955	0.996	0.912	0.632	<u>0.934</u>
Ours Nano	640	<u>0.921</u>	0.982	0.770	<u>0.950</u>	0.966	<u>0.961</u>	0.949	0.974	0.996	0.767	0.696	0.995
Ours Small	640	0.916	<u>0.973</u>	0.807	<u>0.967</u>	<u>0.968</u>	0.957	<u>0.978</u>	<u>0.977</u>	0.996	0.868	<u>0.758</u>	0.996
Ours Medium	640	0.932	0.971	0.807	0.972	0.975	0.969	0.987	0.988	0.997	<u>0.895</u>	0.799	0.996

测的尾部小样本与低像素的小目标类别时检测精度更高,保持了难度低的大样本和大目标数据的检测效果。例如,本文方法对类3、类7和类8等较大的类别检测精度更优,Medium、Small版本的精度均优于YOLOv5 Large版本;对于类9—类12这些尾部小样本类别,本文方法的各个版本都优于原始YOLOv5,类10虽未达到YOLOv5 Large的最高精度,但在相同级别参数量的模型中效果最优。

综上,本文方法的Nano版本模型对9个类别的检测效果都优于YOLOv5 Large,且参数量仅为YOLOv5 Large的4.55%,推理速度提升1.75倍,验证了所提方法可更好地提升模型对小目标、小样本的检测效果,在检测精度与推理速度间获得更好的平衡。

3.4 YOLOv11 比较实验

YOLO模型也在工程应用中不断迭代和升级,最新版本为YOLOv11,模型结构如图6所示。为了验证所提模型的可行性,在YOLOv11的基础上进行验证实验,实验结果如表3所示。由此可知,YOLOv11的4个基准模型效果较为接近,均优于YOLOv5模型;本文法相较于YOLOv11模型精度提升明显,例如本文方法的Large版本相较于YOLOv11 Large的mAP50提升0.049。同时,本文模型还获得了最高、次高的精度,对外观质量检测更有效。

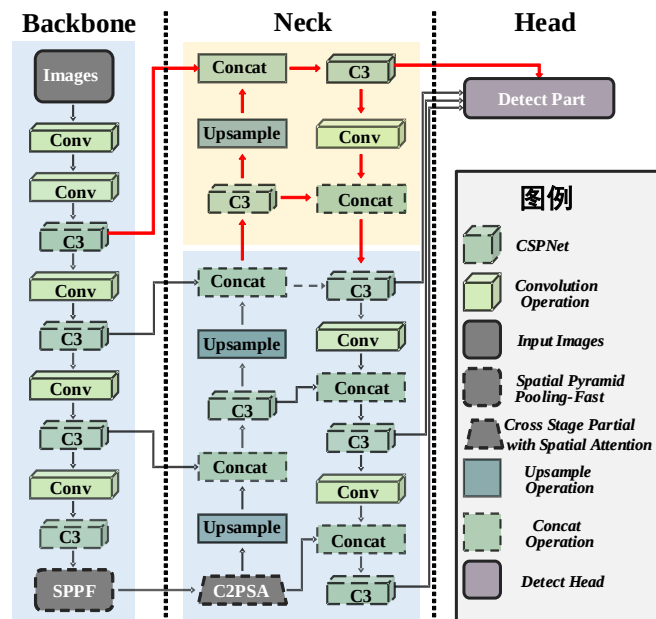


Fig. 6 Multi-head small target detector framework based on YOLOv11

图6 基于YOLOv11的多头小目标检测器框架

4 结语

本文所提方法利用工业相机代替人眼,结合机器视觉技术,使用基于深度学、机器学习的人工智能检测算法,解决了人力检查时存在的经验限制、态度和情绪等问题,获得了更可靠、稳定的检查效果,统一了检测标准,降低了人

Table 3 Performance of YOLOv11 on the dataset in this article

表3 YOLOv11在本文数据集上的效果

算法模型	mAP50(↑)	mAP95(↑)	Params/MB (↓)	GFLOPs(↓)
YOLO11 Nano	0.825	0.552	2.48	6.30
YOLO11 Small	0.824	0.568	9.41	21.30
YOLO11 Medium	0.823	0.568	20.04	67.70
YOLO11 Large	0.823	0.569	25.29	86.60
Ours Nano-11	0.864	0.554	2.66	10.20
Ours Small-11	0.869	0.575	9.56	28.60
Ours Medium-11	0.873	0.577	20.53	87.50
Ours Large-11	0.872	0.592	26.09	111.90

力工作强度。

实验表明,基于机器学习的算法在面对高强度的重复性检查工作时效果较好,在复杂的重复性检查任务中具有良好的稳定性,减少了航空发动机外观质量检查的时间消耗与复杂度,给出了统一的检查标准,提升了发动机的外观质量,降低了发动机出厂后的召回率,可推动航空发动机检测的自动化、智能化和产业升级。

参考文献:

- [1] SHI A W, MA S R. Research on detection of mechanical abnormal sounds based on multi-feature fusion and interpolation convolutional neural auto-encoder[J]. Software Guide, 2025, 24(2): 40-47.
史爱武,马淑然. 基于多特征融合与插值卷积自编码器的机械异常声音检测研究[J]. 软件导刊, 2025, 24(2): 40-47.
- [2] ZHOU Y, HU G Q, WANG X J, et al. Detection algorithm of electric power operation wearable device based on GSConv lightweight YOLOv5s[J]. Software Guide, 2024, 23(11): 172-180.
周洋,胡国强,汪行健,等. 融合GSConv轻量化YOLOv5s的电力作业穿戴设备检测算法[J]. 软件导刊, 2024, 23(11): 172-180.
- [3] LI Y D, HE Z M. A steel surface defect detection algorithm based on improved YOLOv8[J]. Software Guide, 2024, 23(11): 200-205.
黎源东,贺智明. 一种改进YOLOv8的钢材表面缺陷检测算法[J]. 软件导刊, 2024, 23(11): 200-205.
- [4] YU J. Application of data mining technology in gas turbine fault diagnosis and prediction[J]. Integrated Circuit Application, 2024, 41(7): 164-165.
俞俊. 数据挖掘技术在燃气轮机故障诊断与预测中的应用[J]. 集成电路应用, 2024, 41(7): 164-165.
- [5] LI X Y. Research on fault diagnosis and prediction method of aero-engine based on data[D]. Ji'nan: Qilu University of Technology, 2024.
李晓宇. 基于数据的航空发动机故障诊断及预测方法研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2024.
- [6] CHENG S Y, PAN N, CHEN Q J. Research on appearance quality improvement of fan blade paint layer[J]. Science and Technology Innovation, 2023(12): 204-207.
程思远,潘娜,陈秋娟. 风扇叶片漆层外观质量提升研究[J]. 科学技术创新, 2023(12): 204-207.
- [7] ZHAO Q. Design of coal detection method based on vision technology[J]. Automatic Instrument, 2024, 45(8): 122-126.
赵奇. 基于视觉技术的煤块检测方法设计[J]. 自动化仪表, 2024, 45(8): 122-126.
- [8] YUAN Z D, XU X Z, SHENG W D, et al. Online inspection method for riveting quality of launch vehicle cabin based on machine vision[J].

- Shanghai Aerospace, 2025, 42(1): 141-148.
- 袁桢桢,徐兴中,盛玉鼎,等. 基于机器视觉的运载火箭舱体铆接质量在线检测方法[J]. 上海航天, 2025, 42(1): 141-148.
- [9] HONG W T, QI T F, LIU W H, et al. Research on vehicle collision detection method based on machine vision[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(3): 8-12.
- 洪伟天,齐腾飞,刘文昊,等. 基于机器视觉的车辆碰撞检测方法研究[J]. 电子设计工程, 2025, 33(3): 8-12.
- [10] XU X C, XUE L L, LI F, et al. Research on the applicability of machine vision technology in dam surface deformation monitoring[J]. Hydropower Energy Science, 2024, 42(9): 125-129.
- 许孝臣,薛磊磊,李峰,等. 机器视觉技术在大坝表面变形监测中的适用性研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(9): 125-129.
- [11] SUN X Y, LI J T, XIANG X L. Water level recognition method based on improved Hough transform and pixel segmentation[J]. Water Conservancy Construction and Management, 2023, 43(7): 42-48.
- 孙雪勇,李吉涛,向晓莉. 改进霍夫变换与像素分割的水位识别方法[J]. 水利建设与管理, 2023, 43(7): 42-48.
- [12] XU S, LIU Q. Lane detection using Hough transform[J]. Network Security Technology and Application, 2023(8): 53-55.
- 徐硕,刘倩. 应用霍夫变换对车道线进行检测[J]. 网络安全技术与应用, 2023(8): 53-55.
- [13] XIE D. Research on visual inspection technology of turbine blade surface defects[D]. Guizhou: Guizhou University, 2023.
- 谢丹. 涡轮叶片表面缺陷视觉检测技术研究[D]. 贵州: 贵州大学, 2023.
- [14] QIN T, ZHUANG W D. Research status of machine vision technology in modern agricultural production [J]. Modern Agriculture, 2024 (4): 90-93.
- 秦韬,庄卫东. 机器视觉技术在现代农业生产中的研究现状[J]. 现代化农业, 2024(4): 90-93.
- [15] LIN L, ZU L Z, FU S, et al. Integrating adversarial training strategies into deep autoencoders: a novel aeroengine anomaly detection framework [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 136: 108856.
- [16] WANG J W, SONG Y H, HE T. A novel adaptive monitoring framework for detecting the abnormal states of aeroengines with maneuvering flight data[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 258: 110910.
- [17] CHEN M Q, RONG Q, FANG W G. Case-based reasoning system for fault diagnosis of aero-engines[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 202: 117350.
- [18] NIU C, ZHANG Z. Class-agnostic adaptive feature adaptation method for anomaly detection of aero-engine blade[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 273: 126843.
- [19] LYU X W, CHEN H Y, QI X, et al. The object-centric anomaly detection for aero-engine blade[C]// Proceedings of the 2024 2nd International Conference on Frontiers of Intelligent Manufacturing and Automation, 2024: 119-123.
- [20] ABDULRAHMAN Y, ELTOUM M, AYYAD A, et al. Aero-engine blade defect detection: a systematic review of deep learning models[J]. IEEE Access, 2023, 11: 53048-53061.
- [21] LI X, WANG C, JU H J, et al. Surface defect detection model for aero-engine components based on improved YOLOv5[J]. Applied Sciences, 2022, 12(14): 7235.
- [22] SUN X K, SONG K C, WEN X, et al. SDD-DETR: surface defect detection for no-service aero-engine blades with detection transformer[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 6984-6997.
- [23] LI X, LI X R, WANG C, et al. Aero-engine surface defect detection model based on improved YOLOv5[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(16): 304-313.
- 李鑫,李香蓉,汪诚,等. 基于改进YOLOv5的航空发动机表面缺陷检测模型[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(16): 304-313.
- [24] WANG C, XIAO S H, MAN Y E, et al. Application of machine vision in aero-engine appearance defect detection [J]. Aeronautical Computing Technology, 2021, 51(3): 82-85.
- 王超,肖拾花,满月娥,等. 机器视觉在航空发动机外观缺陷检测中的应用[J]. 航空计算技术, 2021, 51(3): 82-85.
- [25] CHENG Y R, LI T, XUE H, et al. Research progress on surface damage and detection of aero-engine blade [J]. Aeroengine, 2024, 50(2): 32-44.
- 程亚茹,李滢,薛辉,等. 航空发动机叶片表面损伤与检测研究进展[J]. 航空发动机, 2024, 50(2): 32-44.
- [26] LI S, WANG Z S. Rotor crack fault recognition system for aeroengine based on machine vision [J]. Computer Measurement and Control, 2009, 17(4): 631-632.
- 李双,王仲生. 基于机器视觉的航空发动机转子裂纹故障识别系统[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(4): 631-632.
- [27] ZHANG N, HUANG K, LUO L, et al. Measurement method of engine cylinder wall honing angle based on machine vision[J]. Electronic Measurement Technique, 2022, 45(16): 123-129.
- 张农,黄凯,罗亮,等. 基于机器视觉的发动机气缸壁珩磨角测量方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 123-129.
- [28] ZHANG A Y, WANG J H, GAO W, et al. Design of VVT engine rotor defect detection system based on machine vision[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2021, 28(6): 776-784.
- 张爱云,王吉华,高巍,等. 基于机器视觉的VVT发动机转子缺陷检测系统设计[J]. 工程设计学报, 2021, 28(6): 776-784.
- [29] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [30] WU J X, LI X F. Lightweight and improvement of aerial small target detection algorithm based on YOLOv8s [J]. Software Guide, 2024, 23(11): 193-199.
- 吴建祥,李晓飞. 基于YOLOv8s的航拍小目标检测算法轻量化与改进[J]. 软件导刊, 2024, 23(11): 193-199.
- [31] WAN S, GOUDOS S. Faster R-CNN for multi-class fruit detection using a robotic vision system[J]. Computer Networks, 2019, 168: 107036.
- [32] ZHANG J, LIU F L, WANG R W. Research on industrial parts recognition algorithm based on YOLOv3 in intelligent assembly [J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2020, 31(10): 1054-1061.
- 张静,刘凤连,汪日伟. 智能装配中基于YOLOv3的工业零件识别算法研究[J]. 光电子激光, 2020, 31(10): 1054-1061.
- [33] LI B, WANG C, WU J, et al. Surface defect detection of aero-engine parts based on improved YOLOv4 algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 58(14): 414-423.
- 李彬,汪诚,吴静,等. 改进YOLOv4算法的航空发动机部件表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 58(14): 414-423.
- [34] XIE B S, LIU C, ZHOU Q L, et al. Research on real-time detection technology of roughness machining based on data enhancement [J]. Tool Technology, 2023, 57(6): 122-126.
- 谢炳生,刘璨,周群龙,等. 基于数据增强的粗糙度加工实时检测技术研究[J]. 工具技术, 2023, 57(6): 122-126.

(责任编辑:刘嘉文)