

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.031

融合深度学习和孔探技术的航空发动机叶片追踪及损伤检测

王舒¹, 何宇豪², 王文哲², 魏莉莉³, 王静秋²

(1. 国营芜湖机械厂, 安徽 芜湖 241007;

2. 南京航空航天大学 直升机传动技术重点实验室, 江苏 南京 210016;

3. 中部战区空军保障部外场处, 安徽 芜湖 241007)

摘要:孔探技术可以在不拆卸航空发动机的情况下对内部叶片进行目视检查。为提高其自动化与智能化水平, 将深度学习算法融入孔探检测技术。运用关键帧提取技术获取图像样本, 构建叶片数据集 BVDImg。开展 SW-YOLO 模型的训练, 实现发动机叶片及叶片上的刻口、烧蚀和撕裂 3 种不同损伤类型的检测。以 SW-YOLO 模型作为目标追踪算法 DeepSort 的检测器, 运用匈牙利算法和卡尔曼滤波, 结合虚拟检测线技术, 构建 BSW-YOLO 模型, 实现航空发动机叶片追踪和损伤的实时检测。实验结果表明: 该模型在测试集上的检测准确率 $mAP@0.5$ 为 85.86%, 检测速度为 35 f/s。

关键词:航空发动机; 孔探检测; 叶片损伤; 深度学习; 卷积神经网络

中图分类号:V263.6; TP391.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)03-0161-05

Aero-Engine Blade Tracking and Damage Detection by Integrating Deep Learning with Boroscope Inspection

WANG Shu¹, HE Yuhao², WANG Wenzhe², WEI Lili³, WANG Jingqiu²

(1. Wuhu State-owned Factory of Machining, Wuhu 241007, China; 2. National Key Laboratory of Science and Technology on Helicopter Transmission, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

3. Central Theater Command Air Force Support Department Field Office, Wuhu 241007, China)

Abstract: Boroscope inspection enables visual examination of internal blades in aero-engines without disassembly. To enhance its automation and intelligence, deep-learning algorithms are integrated into the boroscope inspection process. Key-frame extraction technology is employed to acquire image samples and construct the blade dataset BVDImg. The SW-Yolo model is trained to detect engine blades and three types of blade damage—nick, ablation, and tear. Using the SW-Yolo model as the detector for the DeepSort tracking algorithm, along with the Hungarian algorithm and Kalman filtering combined with a virtual detection line technique, the BSW-Yolo model is constructed to achieve real-time blade tracking and damage detection in aero-engines. Experimental results show that the model achieves a detection accuracy of $mAP@0.5 = 85.86\%$ on the test set and a detection speed of 35 f/s.

Keywords: aero-engine; boroscope inspection; blade damage; deep learning; convolutional neural network

0 引言

孔探检测技术是开展航空发动机日常维护和故障诊断的主要手段之一^[1-4], 是一种无损检测技术。在不拆卸发动机的情况下, 通过插入内窥镜, 对发动机内部零部件如高压涡轮转子叶片和高压压气机叶片进行目视检查。内窥镜的末端有摄像头和光源, 除了可以立即查看发动机内部外, 大多数内窥镜还可以录制视频或拍照, 有助于记录发动机的当前状况和及时发现问题。然而, 孔探检测主要依赖人工操作, 耗时耗力且主观性强,

有时候需要技术人员对孔探图像进行反复观察和判断, 才能获得检测结果。

近年来, 研究人员将计算机图像处理技术用于孔探检测之中, 利用图像预处理^[5]、边缘检测^[6]、阈值分割^[7-8]、小波变换、特征提取和目标识别^[9]等技术开展叶片损伤自动检测方法的研究, 并取得了很大进展。然而由于孔探图像背景复杂、叶片损伤类型多且位置不固定, 利用图像处理技术操作时, 需要进行图像预处理、图像分割、特征提取和目标识别等步骤, 是单向线性流程, 步骤多且复杂, 而且图像准确分割难, 特征提取难,

基金项目:直升机传动技术重点实验室基金项目 (HTL-A-21G03)

第一作者简介:王舒(1995—), 女, 辽宁大连人, 工程师, 硕士, 研究方向为机电可靠性, 657295436@qq.com。

致使其实际应用受到限制。

随着深度学习和卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 模型在计算机视觉任务中的快速发展,为孔探技术的研究提供了新的驱动。樊玮等^[10]基于 Mask R-CNN 构建了航空发动机损伤图像的二分类到多分类递进式检测网络,提高了孔探技术的自动化程度。BIAN 等^[11]利用多尺度特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 检测发动机叶片热障涂层丢失。旷可嘉^[12]针对发动机叶片凹痕、缺口、烧蚀 3 种损伤类型,构建了缺陷图像识别系统。魏永超等^[13]也基于 Mask R-CNN 构建了一个用于叶片烧蚀、裂纹、涂层丢失和材料丢失检测的 CNN 模型。上述研究主要利用目标检测 CNN 模型开展了叶片损伤检测,表明 CNN 模型在发动机叶片损伤检测的可行性。而实际孔探检测视频中,多数为健康叶片,带有损伤的叶片很少,因此本文针对孔探视频提出了一个用于发动机叶片实时追踪和损伤检测的

CNN 模型。

1 本文方法

1.1 叶片追踪和损伤检测 CNN 模型总体结构

孔探检测中,对于带有损伤的叶片,不仅需要判别损伤的类型,如刻口、掉块或烧蚀等,也需要获得损伤位置以进行损伤大小的测量,获得损伤信息。不同目标检测在 CNN 模型中检测速度各不相同,因此,为实现孔探视频中叶片追踪和损伤实时检测,本文以目标检测模型 (swin transformer, SW-YOLO) 为基础,构建了扩展型目标检测模型 (BSW-YOLO)。该模型首先利用 SW-YOLO 模型检测出孔探视频中的叶片和叶片上的损伤;之后,使用匈牙利算法和测量边界框重叠的关联度量,在叶片图像空间和逐帧数据关联中执行卡尔曼滤波,并结合虚拟检测线,实现叶片追踪和损伤检测。如图 1 所示。

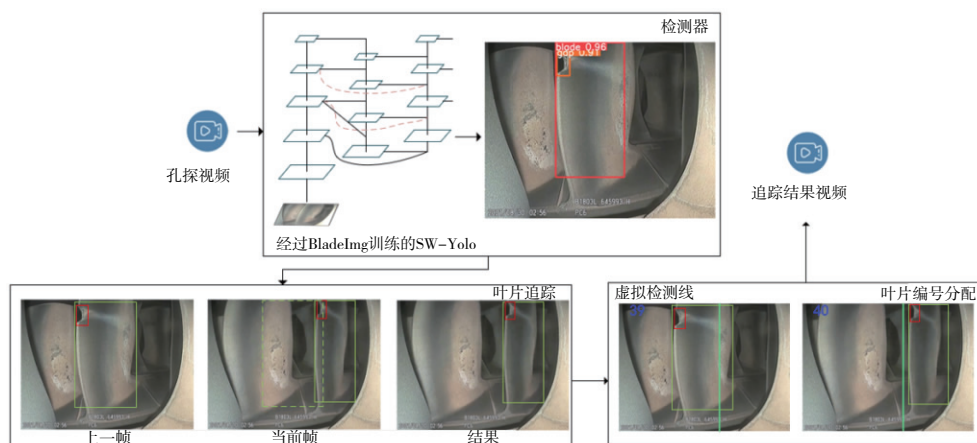


图 1 叶片追踪和损伤检测 BSW-Yolo 模型示意图

1.2 BSW-YOLO 模型基础结构

BSW-YOLO 模型的基础结构与 SW-YOLO 模型相同,主要用于叶片损伤的检测。该模型包括输入端、主干网络、颈部网络和头部网络 4 个模块。输入端运用 Mosaic 数据增强提高网络模型训练效率;主干网络中主要通过卷积和池化金字塔结构 (spatial pyramid pooling-fast, SPPF) 提取图像特征;颈部网络采用特征金字塔结构,对不同尺寸目标特征信息进行传递;头部网络主要采用 3 种损失函数分别计算目标的类别、定位和置信度损失。该模型在主干网络中的每个 C3 模块后嵌入空间通道注意力模块 (spatial channel-convolutional block attention module, SC-CBAM),

形成 SCC3 模块,利用注意力机制提取更多关键信息,提高模型检测精确度以及目标边界的回归能力。同时,该模型在特征金字塔结构中运用多尺度特征融合进行模型结构改进,形成 W-PAN (weighted path aggregation network) 结构,扩大感受野,提高模型对于尺寸较小的损伤的检测效果,降低漏检率,该模型的详细介绍请参阅文献[14]。

1.3 叶片实时追踪算法

目标追踪是通过分析视频图像序列,对各个候选目标区域实施分配,并定位出目标的坐标位置,随后获得同一目标的连续变化过程。简单在线实时跟踪算法 (simple online and realtime tracking, SORT)^[15],是多目标追踪算法的典型代

表。它首先通过卡尔曼滤波 (Kalman filter) 实现对目标运动轨迹的预测,然后运用匈牙利算法 (Hungarian algorithm) 实现对检测框与跟踪器检测结果进行优化分配。

虽然 SORT 算法检测速度快,但在目标区域有遮挡的情况下,检测精度较低。通过升级型的在线实时追踪算法 (DeepSORT) 对此进行了改进,将目标运动和外观特征信息相结合,再利用级联匹配策略,提高检测结果的鲁棒性。但在孔探视频中,叶片之间相似度较高,并且视频拍摄中,有时需要对叶片损伤进行重复检测或再次确认,此时叶片转动方向发生改变,甚至逆转,直接采用 DeepSORT 算法会造成错误的叶片追踪。因此,本文利用虚拟检测线技术对 DeepSORT 算法进行了改进。

首先,在孔探视频中设置与叶片转动方向垂直的检测线,并设置初始叶片编号,如图 2 所示。其次,在叶片追踪过程中,判断叶片追踪框中心点是否经过检测线,若经过检测线,则计算当前帧与前一帧中心点横 (纵) 坐标的差值,判断是否与初始转动方向一致。若为正值则表示与转动方向一致,初始叶片编号加 1;若为负值则表示与转动方向相反,叶片编号减 1。最终,获得叶片编号。图 2 中虚线为上一帧叶片追踪框所在位置,实线为当前帧叶片追踪框所在位置。

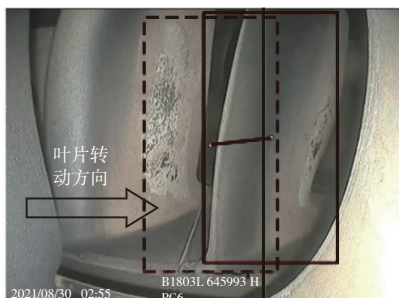


图 2 判断叶片追踪框是否经过检测线示意图

通过叶片检测框经过虚拟检测线进行叶片编号分配,不受孔探视频中的叶片转动方向发生变化等情况的影响,弥补了 DeepSORT 中的不足,进一步优化了叶片追踪效果。

2 实验与分析

2.1 孔探视频图像数据样本的准备

本文中多段孔探视频由某航空公司所提供。利用孔探仪进行拍摄,视频图像分辨率大小分别为 640px×480px 和 1 024 px×768 px,视频时长为 5~

10 min 不等。

卷积神经网络需要运用图像数据进行训练,通过学习数据样本的分布规律完成各图像处理任务。每个孔探视频都为一个个图像序列,若进行逐帧处理,存在数据冗余,需要花费大量时间进行训练。因此,本文采用基于固定帧间差法,即以 20 帧为固定帧间差,获取图像数据样本。

虽然固定帧间差法简单高效,能够快速获取图像样本,但孔探视频中叶片的转动速度并非匀速,造成部分图像帧提取效果较差,效果不稳定,有的图像较模糊。因此,本文还采用基于帧间差分法对图像数据进行筛选。

即对两帧图像进行差分,获得平均像素强度,用于衡量变化大小。在视频序列中,若某一帧与前一帧发生较大变化,便视为关键帧,并进行提取。

本文设置时间序列为 50 帧,选用差分强度局部最大值进行关键帧提取,能够有效移除噪声,一定程度上弥补了基于固定帧数提取关键帧的不足。图 3 为一段孔探视频平均差分强度图。

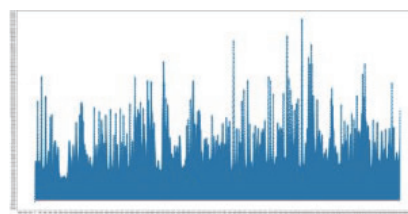


图 3 孔探图像差分强度

将固定帧间差和帧间差分所提取的图像数据样本进行筛选,筛选出 793 幅孔探图像。图像分辨率大小分别为 640 px×480 px 和 1 024 px×768 px。对筛选后的数据样本进行增广以及类别均衡处理。最终,制作完成的数据集 BVDImg,包括 2 830 幅孔探图像,分辨率为 640 px×480 px,并按照 7:2:1 的比例随机划分为训练集、验证集、测试集,如表 1 所示。

表 1 BVDImg 数据集 单位:幅

项目	刻口	烧蚀	撕裂	叶片
训练集	427	455	441	658
验证集	122	130	126	188
测试集	61	65	63	94
总计	610	650	630	940

2.2 叶片检测 CNN 模型训练

模型训练参数,如批量训练大小设为 8,初始

学习率设为 0.01, 选用动量参数为 0.937 的随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SGD) 优化器, 总迭代次数设为 300。损失函数曲线如图 4 所示。

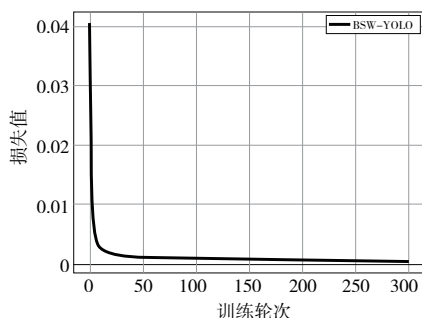


图 4 训练过程中的损失函数曲线

训练结束后, 将测试集用于模型检测。测试集图像检测结果如图 5 所示。图中检测框分别表

示叶片和损伤类别 (刻口或者烧蚀), 并且含有类别置信度。



图 5 BSW-YOLO 模型检测结果

3 实验结果及分析

分别用两段孔探视频对 DeepSORT 与本文提出的 BSW-YOLO 模型的叶片追踪结果进行对比分析。

1) 孔探视频 A, 叶片未出现逆转, 但叶片外观特征相似度较高。如图 6 所示。

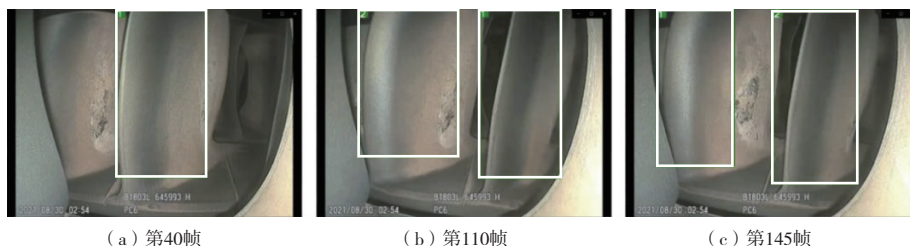


图 6 孔探视频 A 的 DeepSORT 叶片追踪结果

图 6(a)、图 6(b)、图 6(c) 分别为孔探视频 A 序列中第 40 帧、110 帧、145 帧, 正确的叶片编号应为编号 1、编号 2、编号 3, 而利用 DeepSORT 算法追踪结果显示叶片编号分别为编号 1、编号 2、编号 1, 即追踪结果出现了叶片编号重复问题。这是因为: 在 DeepSORT 算法运行过程中, 需要进行外观特征相似度匹配, 匹配结果是分配叶片编

号的重要判别依据。

孔探视频中叶片外观特征信息可视化对比如图 7 所示。图中颜色越深, 表明模型对该区域提取的特性信息越丰富, 作为判别该目标的主要依据。可以发现: 由于叶片外观特征相似度较高, 因此易出现编号重复问题。

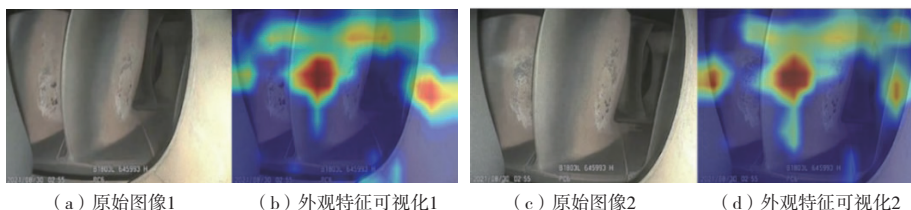


图 7 孔探视频 A 的叶片外观特征信息可视化对比

利用 BSW-YOLO 进行追踪的结果如图 8 所示。图 8(a)、图 8(b)、图 8(c) 分别为孔探视频 A 序列中第 59 帧、131 帧、161 帧, 叶片编号分别为编号 1、编号 2、编号 3, 编号正确。由于 BSW-

YOLO 模型不仅使用叶片外观特征信息作为分配编号的判断依据, 而且还利用了虚拟检测线, 因此, 有效避免了叶片编号重复的问题。

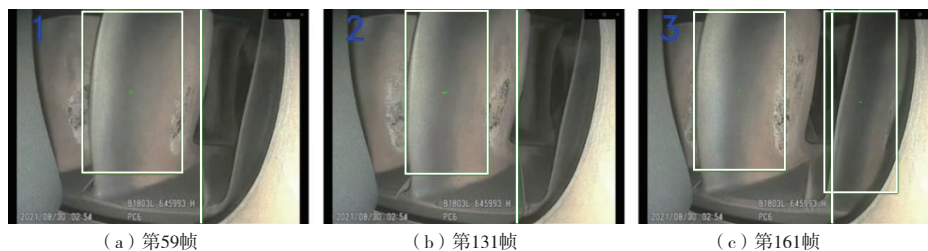


图 8 孔探视频 A 的 BSW-YOLO 叶片追踪结果

2) 孔探视频 B, 叶片出现逆转情况。

DeepSORT 的叶片追踪结果如图 9 所示。图 9(a)、图 9(b)、图 9(c) 分别为孔探视频 B 序列中第 207 帧、252 帧、287 帧, 正确编号应分别为编号 6、编号 7、编号 6、编号 5、编号 4, 而

DeepSORT 追踪结果对应编号分别为编号 6、编号 7、编号 6、编号 8、编号 9, 追踪有误, 这是因为在视频逆转过程中, 由于之前的叶片长时间未进入拍摄视野内, 重新进入时, 被赋予新的叶片编号, 造成编号变动。

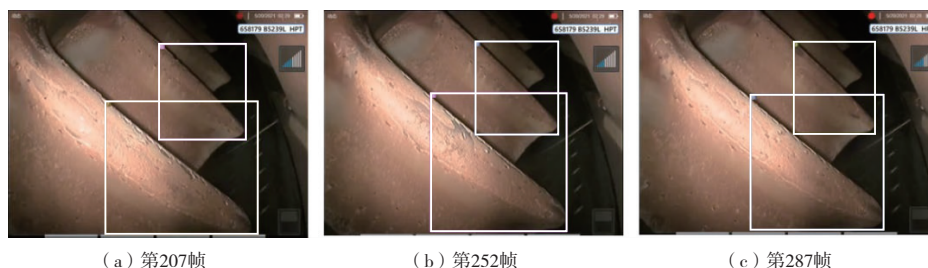


图 9 孔探视频 B 的 DeepSORT 叶片追踪结果

BSW-YOLO 叶片追踪结果如图 10 所示。图 10(a)、图 10(b)、图 10(c) 分别为孔探视频 B

序列中第 205 帧、255 帧、289 帧, 出现逆转现象时, BSW-YOLO 也给出了正确的叶片编号。

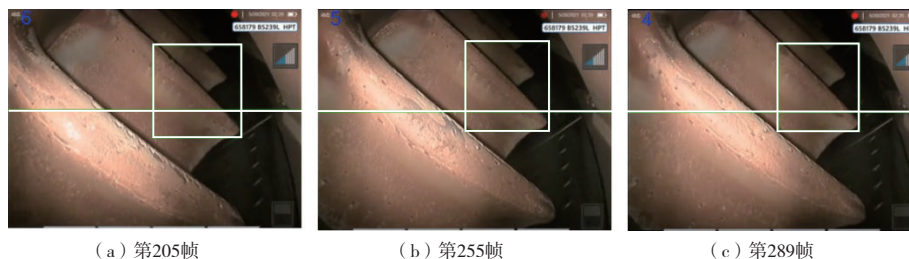


图 10 孔探视频 B 的 BSW-YOLO 叶片追踪结果

通过以上对比分析可以看出, 在进行孔探检测时, 无论是在叶片逆转还是叶片外观相似度较高时, 本文提出的 BSW-YOLO 都能够获得较好的叶片追踪效果。BSW-YOLO 模型在孔探视频检测中, 实现损伤检测的同时, 对叶片进行追踪, 并提供叶片编号。

4 结语

针对传统孔探技术进行叶片损伤检测时依赖人工操作, 耗时耗力、主观性强; 而基于计算机图像处理技术进行叶片损伤检测包括图像分割、特征提取和损伤识别等步骤, 环节多且复杂, 易造成

误差积累, 影响检测效率和精度等问题。本文将深度学习融入孔探视频检测技术, 通过构建卷积神经网络模型, 实现航空发动机叶片追踪和损伤的自动检测。首先, 运用固定帧间差和差分强度法对孔探视频图像序列进行关键帧提取, 获取叶片和损伤的图像数据样本, 构建了叶片追踪和损伤数据集 BVDImg。其次, 利用 BVDImg 数据集对 SW-YOLO 模型进行训练, 实现了发动机叶片及叶片上的刻口、烧蚀和撕裂 3 种不同损伤类型的检测。最后, 以 SW-YOLO 模型作为目标追踪算法 DeepSORT 检测器, 运用匈牙利算法和卡尔曼

(下转第 189 页)

4 结语

本文设计了一种用于安全阀校验的机器人实现对安全阀的抓取和搬运,为实现智能化安全阀校验上料奠定了技术基础。通过 OpenCV 视觉处理融合激光点云聚类特征识别方法,提取机器人与抓取目标的相对位姿,并对该方法进行检测标定。结果表明,横向和纵向偏差平均误差均小于 0.015 m,航向角偏差平均误差均小于 1°,系统的高精度可以满足机器人抓取安全阀的要求。

参考文献:

[1] 江南大学. 安全阀校验台安全防护与吊装装置:

CN103512744B[P]. 2015-12-02.

- [2] 王海龙. 安全阀搬运用卡钳[P]. 中国专利, CN 201410725708.3, 2015-03-24.
- [3] 江南大学. 安全阀夹持移位推车;CN204661251U[P]. 2015-09-23.
- [4] 陆顺峰,朱海清,邓俊秀. 安全阀搬运车承重摆臂轻量化设计[J]. 煤矿机械,2017,38(3):88-92.
- [5] 李天津. 安全阀智能上料车自动对中系统研究[D]. 无锡:江南大学,2021.

收稿日期:2024-03-13

(上接第 165 页)

滤波,结合虚拟检测线技术,构建了 BSW-YOLO 模型,该模型在测试集上的 mAP@0.5 检测准确率为 85.86%,检测速度为 35 f/s,实现了航空发动机叶片追踪和损伤的实时检测。上述研究为提高航空发动机孔探检测技术的自动化与智能化水平提供参考。

参考文献:

- [1] SVENSÉN M, POWRIE H E G, HARDWICK D S. Deep neural networks analysis of borescope images [C]// EUROPEAN CONFERENCE OF THE PROGNOSTICS AND HEALTH MANAGEMENT SOCIETY 2018, 2018: 1-9.
- [2] 李续博,王文庆,王凯,等. 人工智能技术在航空发动机孔探检测中的应用进展[J]. 航空工程进展,2023, 14(2):12-23.
- [3] 张勇,刘冠军,邱静. 基于图像自动测量的航空发动机故障检测技术研究[J]. 机械科学与技术,2008, 27(2):176-179.
- [4] 杨晓军,王瑛琦,刘智刚. 航空发动机涡轮叶片损伤分析[J]. 机械工程与自动化,2017,46(3):203-205.
- [5] 李小丽,陈新波,吴松华,等. 基于图像预处理的发动机叶片掉块损伤自动测量技术[J]. 推进技术,2023, 44(4):215-224.
- [6] 丁鹏,李长有,马齐爽,等. 基于小波的航空发动机叶片孔探损伤检测[J]. 北京航空航天大学学报,2006, 32(12):1435-1438.
- [7] 张维亮,李楠,李昂,等. 基于概率神经网络的航空发

动机叶片损伤图像分割[J]. 沈阳航空航天大学学报,2013,30(2):22-26.

- [8] 刘笃喜,温立民,朱名铨. 飞机发动机叶片裂纹自适应检测算法的研究[J]. 测控技术,2007, 26(6): 31-33.
- [9] 孟娇茹. 航空发动机孔探损伤识别方法[J]. 黑龙江科技学院学报,2009,19(1):50-53.
- [10] 樊玮,李晨炫,邢艳,等. 航空发动机损伤图像的二分类到多分类递进式检测网络[J]. 计算机应用, 2021,41(8):2352-2357.
- [11] BIAN X, LIM S N, ZHOU N. Multiscale fully convolutional network with application to industrial inspection [C]//2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Lake Placid, NY, USA: IEEE, 2016:1-8.
- [12] 旷可嘉. 深度学习及其在航空发动机缺陷检测中的应用研究[D]. 广州:华南理工大学,2017.
- [13] 魏永超,李涛,邓毅. 基于改进 Mask R-CNN 算法的孔探缺陷自动检测研究[J]. 电子设计工程,2023, 31(9):1-6.
- [14] 何宇豪,曹学国,刘信良,等. 基于 SW-YOLO 模型的航空发动机叶片损伤实时检测[J]. 推进技术, 2024,45(2):192-198.
- [15] BEWLEY A, GE Z, OTT L. et al. Simple online and realtime tracking [J]. arxiv preprint arxiv: 1602. 00763. 2016.

收稿日期:2023-12-26