

引文格式:程宇,韩炜,麻林森,等.基于深度学习的民航飞机增强现实智能巡检[J].航空制造技术,2025,68(23/24):34-41,49.

CHENG Yu, HAN Wei, MA Linsen, et al. Augmented reality intelligent inspection of civil aviation aircraft based on deep learning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(23/24): 34-41, 49.

基于深度学习的民航飞机增强现实智能巡检*

程宇¹,韩炜²,麻林森¹,耿俊浩¹

(1.西北工业大学,西安710072;

2.中航西飞民用飞机有限责任公司,西安710089)

[摘要] 为了减少民航飞机起飞前人工巡检中出现的误判、漏判等问题,提升巡检质量和效率,降低巡检劳动强度,提出了一种基于深度学习的民航飞机增强现实智能巡检方法。首先设计了一种基于预增广评测的数据增广方法,实现了少量民航飞机损伤缺陷图像样本数据集的大批量自动增广;然后针对损伤缺陷视觉特点,提出一种改进的YOLOv8网络,对损伤缺陷增广数据集进行训练,形成损伤缺陷检测模型;最后将该方法集成到增强现实识别与显示流程,利用增强现实眼镜实现了对飞机损伤缺陷的智能识别和对识别结果的增强现实显示与运维引导。实际场景验证结果表明,本方法可有效识别常见损伤缺陷,一次检出率可由89.1%提升到95.7%,巡检时间最多可缩短27.0%,可有效辅助巡检人员实现民航飞机的智能巡检。

关键词:飞机巡检;缺陷检测;数据增广;深度学习;增强现实

中图分类号:V247.4

文献标志码:A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.23/24.034

Augmented Reality Intelligent Inspection of Civil Aviation Aircraft Based on Deep Learning

CHENG Yu¹, HAN Wei², MA Linsen¹, GENG Junhao¹

(1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. AVIC XAC Commercial Aircraft Co., Ltd., Xi'an 710089, China)

[ABSTRACT] In order to reduce errors and omissions in manual inspections of civil aviation aircraft before takeoff, enhance inspection quality and efficiency while reducing labor intensity, this paper proposes a deep learning-based augmented reality intelligent inspection method for civil aviation aircraft. Firstly, a data augmentation method based on pre augmentation evaluation was designed, which achieved large-scale automatic augmentation of a small number of civil aviation aircraft damage defect image sample datasets. Subsequently, focusing on the visual characteristics of damage defects, and improved YOLOv8 network is proposed to train the augmented dataset for damage defect detection, forming a damage and defect detection model. Finally, this method is integrated into the augmented reality recognition and display process, utilizing augmented reality glasses to achieve intelligent identification of aircraft damage and defects and augmented reality display and maintenance guidance for the identification results. The proposed method is validated on real-world scenarios, showing effective identification of common defects with a detection rate increased from 89.1% to 95.7%, and a maximum reduction in inspection time of 27.0%, thereby effectively assisting inspection personal in achieving intelligent inspection of civil aviation aircraft.

Keywords: Aircraft inspection; Defect detection; Data augmentation; Deep learning; Augmented reality

* 基金项目:国家自然科学基金(52175484);陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍(高端ADB智能制造)项目(2023KXJ-023)。

巡检作为民航飞机执行飞行任务前的最后一道安全保障措施,主要由巡检人员根据自身工作经验进行目视检查完成。在这种工作模式下,巡检效果受工作人员经验、外界环境等因素的影响比较显著,易发生错检漏检,且人工操作劳动强度大^[1]。因此,迫切需要一种新型的高效率、高质量的巡检方法来辅助巡检人员作业。

随着智能技术的快速发展,智能巡检技术已在工业领域得到初步探索和应用。目前,智能巡检技术的主要实现方式以机器人辅助方式为主^[2],应用主要集中在电力系统巡检领域^[3-5]。相对于电力系统,民航飞机巡检环境和对象更加复杂多变,对安全要求更加严格。因此以机器人模式为主的智能巡检技术在民机巡检中难以有效应用,而以智能化方式辅助巡检人员高质高效完成巡检作业更符合民机巡检需求。增强现实技术能够充分应用视觉检测技术,将现实世界和虚拟信息有机融合,有效辅助人员进行作业^[6],已经在航空检测领域得到了探索应用^[7-8]。

目前,基于增强现实的检测方法主要依靠深度学习进行对象的识别与检测。Malta等^[9]在利用增强现实技术辅助维修人员学习识别汽车发动机和其他设备零件时,采用YOLOv5网络识别汽车的组成部分,提高维修人员学习维修技能的效果。Ding等^[10]提出了一种基于R-CNN的飞机表面缺陷检测方法,利用飞机缺陷独有的特征,改善深度学习网络结构,成功提升了对飞机表面缺陷特征的识别率,并成功应用于飞机的日常检查。熊山等^[11]提出了一种基于改进YOLOv3算法的变电设备缺陷快速检测方法,并结合增强现实技术成功应用在变电站的巡检作业中。Li等^[12]提出了一种AR辅助识别航空连接器缺陷方法,通过设计空间金字塔网络进行图像特征的提取,然后基于聚类生成排序算法检测航空连接器的插脚缺陷,最后通过增强现实技术对检测信息进行可视化。

由于民航飞机损伤罕见,以及巡检环境的不确定性,导致可用于训练的损伤缺陷图像样本稀缺,限制了深度学习模型的训练效果。此外,由于缺乏对民航飞机损伤缺陷特征的优化调整,使用通用深度学习算法难以形成高效的检测模型,限制了增强现实技术在飞机巡检领域的有效应用。

因此,本文针对目前民航飞机智能巡检存在的问题提出了一种基于深度学习的民航飞机增强现实智能巡检方法。该方法通过自动增广损伤缺陷数据集和改进的深度学习识别检测算法,与增强现实技术集成应用,实现了高质量高效率的智能巡检。

1 研究方法

民航客机巡检常见的损伤缺陷类型有凹陷、磨损、

腐蚀、划痕和渗漏^[13],如图1所示。常见缺陷类型及特征如表1所示。

本文提出的智能巡检方法研究框架如图2所示。该方法分为两个阶段,一是检测模型离线训练阶段,二是在线智能巡检阶段。在离线模型训练阶段,首先采集飞机损伤缺陷图像作为初始数据集;然后通过预增广和预测评估,获得该数据集中损伤缺陷样本图像的最佳增广方式;之后对该数据集采用相应的最佳增广方式进行正式增广,获得正式增广数据集;最后对正式增广数据集进行深度学习训练,获得进行智能巡检所需要的深度学习检测模型。在在线智能巡检阶段,以检测模型、运维信息及待巡检飞机为检测输入信息,通过AR眼镜实时采集现场待检测飞机图像,调用检测模型对其进行实时检测,并将检测到的缺陷损伤及与之对应的运维信息以AR方式进行显示,引导检测人员完成检测和运维工作。

1.1 基于预增广评测的损伤缺陷样本自动增广

深度学习需要大量样本进行训练。但是由于飞机



图1 飞机损伤缺陷

Fig.1 Aircraft damage and defects

表1 民航客机常见损伤缺陷类型及特征

Table 1 Types and characteristics of common damage and defects in civil aviation aircraft

损伤缺陷类型	损伤缺陷特征
凹陷	通常伴有凹坑的出现,表面保持光滑,与原形状相比,破坏区被推进,而剖面没有改变,只是气动外形发生了变化
磨损	损伤区域通常面积较大,且伴有材料损失,损伤部位的表面通常比较粗糙,形状不规则
腐蚀	由化学或电化学作用致使的飞机表面腐蚀损伤,常伴随飞机蒙皮漆面的损伤
划痕	损伤呈细流线型或网状,深度一般比较浅,多由表层防护不善、蒙皮与金属工具等接触而造成
渗漏	多发生在轮舱及起落架区域,一般情况下,由于油液的渗出,会使部件表面出现大面积油污

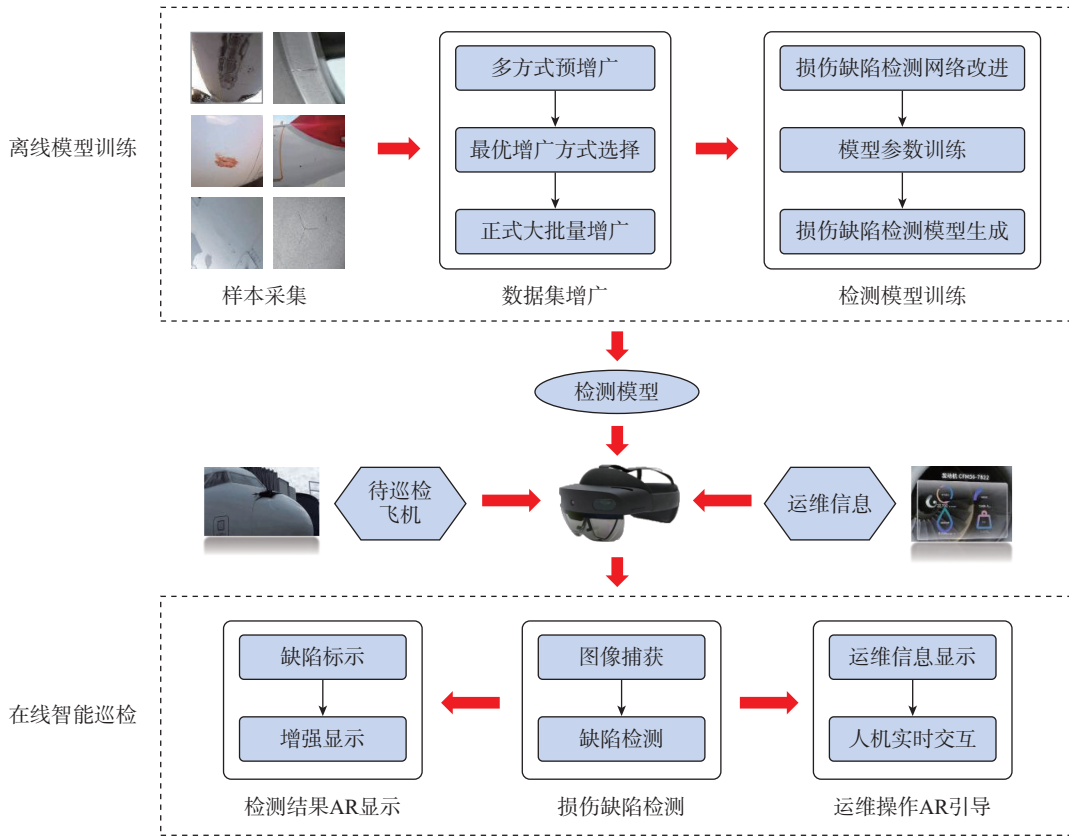


图2 研究方法框架

Fig.2 Research methodology framework

损伤缺陷相对较少、采集困难,导致其损伤缺陷样本数量少,训练后的检测模型检测精度不高、适应性不强。因此,为了提高模型的识别精度、提升模型的泛化能力,需要对损伤缺陷图像数据集进行自动化的数据增广。

图像数据增广一般通过旋转、翻转、裁剪、缩放、噪声添加、亮度调整及色彩变换等方式,或者这些方式的组合对原始图像进行加工^[14],从而生成多张图像。由于损伤缺陷本身的视觉特征各有差异,以不同的增广方式所生成的图像用于训练和检测的效果也不同,必须为样本图像找出最佳增广方式才能保证最终增广数据集的训练和检测效果。因此,本文提出了一种基于预增广评测的缺陷损伤样本自动增广方法,如图3所示。该方法的关键步骤包括图像场景增广、预增广和最优增广方式的获取。

定义增广操作总集 $A = \{ \text{旋转; 翻转; 缩放; 裁剪; 亮度调整; 色彩变换; 添加噪声} \}$, 场景构建操作集合 $B = \{ \text{亮度调整; 色彩变换; 添加噪声} \}$ 。增广操作集合 C 为 A 的子集, 即 $C \subseteq A$ 。

(1) 对初始样本集的图像 P 进行图像场景增广, 其关键在于利用图像变换操作构建图像场景。采用集合 B 的子集 D 中元素组合对图像 P 进行图像变换操作, 得

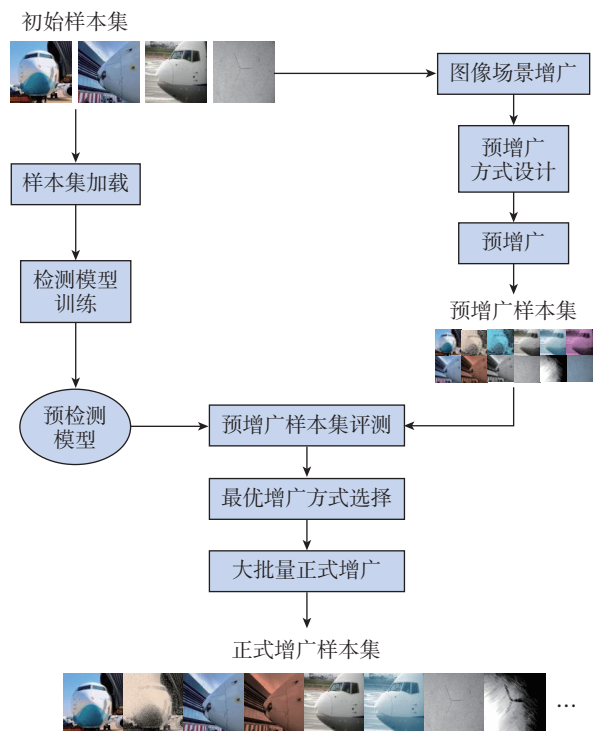


图3 基于预增广评测的数据自动增广方法

Fig.3 Automatic data augmentation method based on pre-augmentation evaluation

到场景损伤缺陷图像,如利用集合 $D=\{\text{亮度调整; 色彩变换}\}$ 得到在夜晚沙尘环境下的损伤缺陷图,进而得到场景增广集 M 。 M 中的每张图像 Q 对应一种检测场景 S ,也对应一种场景构建操作集 D 。

(2)对场景增广集中的图像样本进行预增广,其关键在于预增广方式的设计。对一般图像进行增广,采用的增广方式是由子集 C 中元素组合构成。但对于场景图像 Q ,由于构建检测环境 S 的操作集 $D \subseteq B \subseteq A$,存在 $D=C$ 的情况,直接增广可能影响检测环境 S 的构建。因此对于场景图像 Q ,采用集合 $A \sim D$ 的子集 E 中元素组合作为预增广方式,进行小批量预增广,得到预增广数据集 ϕ_E 。不同的子集得到不同的预增广方式,然后根据不同的增广方式对场景图像样本进行预增广,得到不同的预增广数据集 ϕ_E 。

$$\phi_E = T_k(T_{k-1}(\dots(T_2(T_1(Q))))\dots) \quad (1)$$

式中, $k=|E|$,表示子集 E 中元素个数; $T_i(\cdot)$ 表示对图像进行增广操作, $T_i \in E, i=1, 2, \dots, k$,其顺序由元素组合的顺序决定。

(3)场景图像样本的最优增广方式获取,其关键在于对不同的增广方式得到的预增广数据集进行评估。首先将得到的每组预增广数据集放入由初始数据集训练得到的缺陷检测模型进行损伤缺陷检测,得到检测结果;然后将检测结果与预增广数据集提取的损伤缺陷信息进行缺陷检测准确率计算,得到平均准确率,进而选出准确率最高的增广方法作为图像 P 在这一检测场景中对应的一种最优增广方法。缺陷检测准确率计算公式为

$$F = \lambda_1 \text{IOU}_{B_0}^{B_1} + \lambda_2 \delta_{P_0, P_1} \quad (2)$$

式中, λ_1 和 λ_2 为比例系数; $\text{IOU}_{B_0}^{B_1}$ 为预测边界框 B_1 和实际边界框 B_0 的交并比; δ_{P_0, P_1} 为克罗内克函数,当预测类别 P_1 与实际类别 P_0 相同时取 1,否则取 0。

遍历整个场景增广集中所有场景图像样本,将得到的所有最优增广方法形成集合,并应用到图像 P 中,进行大批量数据增广,同时由于各个型号飞机对损伤缺陷的定义略有区别,因此在增广时根据量化判据对增广操作中的变换幅度进行设置,进而得到图像 P 的正式损伤缺陷增广数据集,能较好地覆盖多型号飞机的损伤缺陷,提高适用性。遍历整个初始样本集后,得到最终的正式增广样本集。得到的正式增广样本集可以在后续损伤缺陷检测模型训练中作为输入放入检测网络中进行训练,得到网络参数,进而生成损伤缺陷检测模型。

1.2 基于改进 YOLOv8 的损伤缺陷检测模型生成

在当前工业检测领域,损伤缺陷检测算法主要有基于传统图像处理和基于深度学习两种方式,由于深度学习方式的适应性更强,因而逐渐成为缺陷检测算法的主要方式。基于深度学习的缺陷检测算法主要分为两阶

段算法和一阶段算法,经典的两阶段算法有 RCNN 系列算法,其特点为精度高,但是检测速度慢,难以满足增强现实应用的实时性要求。相较之下,一阶段算法因其结构简单、运算速度更快,更能满足实时性要求。目前 YOLO 系列算法是迄今为止发展最好最快的一阶段检测算法之一,其最新的 YOLOv8 算法的检测精度达到了目前业界最高水平。然而,原始的 YOLOv8 算法对于非典型对象的检测存在局限性,在民航飞机损伤缺陷检测中的应用效果有待提升。因此,本文提出了一种基于改进 YOLOv8 的损伤缺陷检测模型生成方法,以更好满足飞机巡检任务。改进 YOLOv8 网络结构如图 4 所示。

飞机损伤缺陷种类多、特征图层相对较深,以及背景环境相对复杂,因此需要多特征学习,并且需要将不同类型、不同层次的特征图进行叠加,从而保存和累积更多的信息要素。针对这一需求,本文对 YOLOv8 网络中的骨干网络进行改进,结合经典残差结构的特点,设计了一种将原网络中的 C2f 结构与残差结构相结合的残差-C2f 结构,以增强网络检测精度,提高网络训练深度,使得模型优化更佳。残差-C2f 结构主路径专注于对输入的学习和目标之间的残差映射,而辅路径通过跳跃连接将输入和输出相连,在网络训练过程中防止在梯度反向传播时出现梯度消失的问题,使网络可以更深入学习特征,进而提高缺陷检测的准确性。

同时,由于飞机表面损伤缺陷相对于飞机而言较小,其在图像中占据的像素较少,这给骨干网络的特征提取带来了挑战。为解决这一问题,本文采用了在骨干网络中添加 SE (Squeeze-and-excitation) 注意力模块,以增强网络对损伤缺陷区域的捕捉能力。注意力机制模拟人类视觉系统的特点,关注焦点信息,弱化无用信息,筛选出高价值信息^[15]。通过引入 SE 模块,网络在处理图像特征时能够更集中于与损伤缺陷相关的特征,从而提高检测精度。SE 注意力模块结构如图 5 所示,模块首先对输入的图像特征进行平均池化,然后利用两个全连接层和一个激活函数构建通道连接,最后使用 Sigmoid 函数将输出限制在 0~1 之间,作为注意力机制产生的权重信息,与原特征进行相乘,得到加入注意力模块的提取后的特征,该模块可以使得网络在特征提取时更加关注所需要的目标特征信息,从而提高损伤缺陷检测精度。

将飞机损伤缺陷增广数据集输入到改进的 YOLOv8 网络中进行网络参数的训练,训练过程中不断调整,得到最终的网络参数,将其与改进的 YOLOv8 网络结构组合生成最终的飞机损伤缺陷检测模型。

1.3 基于增强现实的损伤缺陷实时检测

为了有效地辅助巡检人员进行现场实时巡检作业,

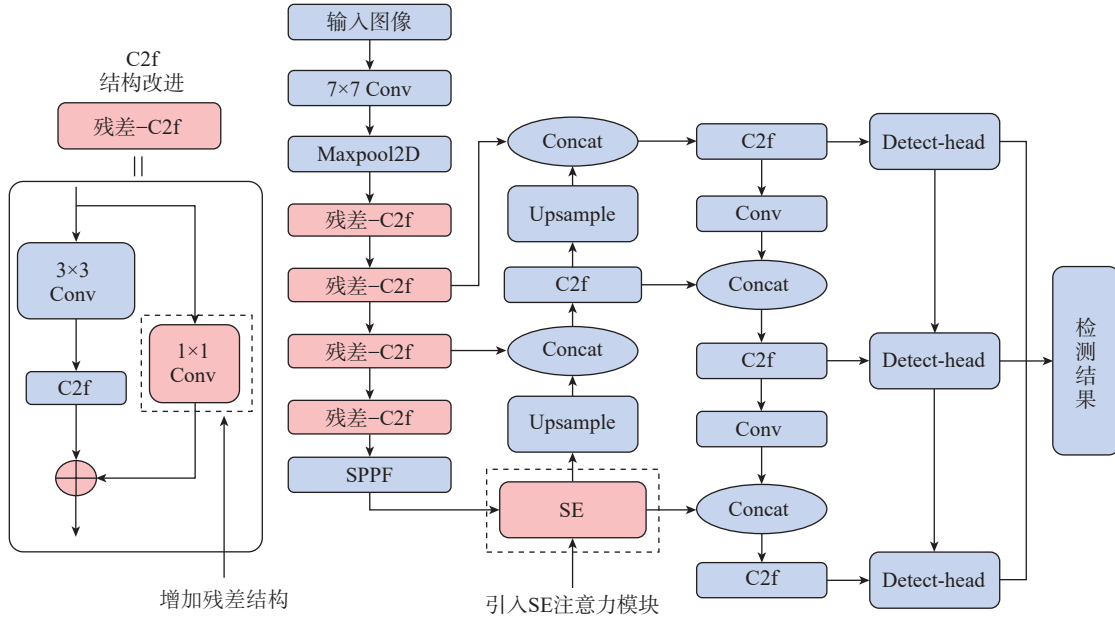


图4 改进的YOLOv8网络结构

Fig.4 Improved YOLOv8 network structure

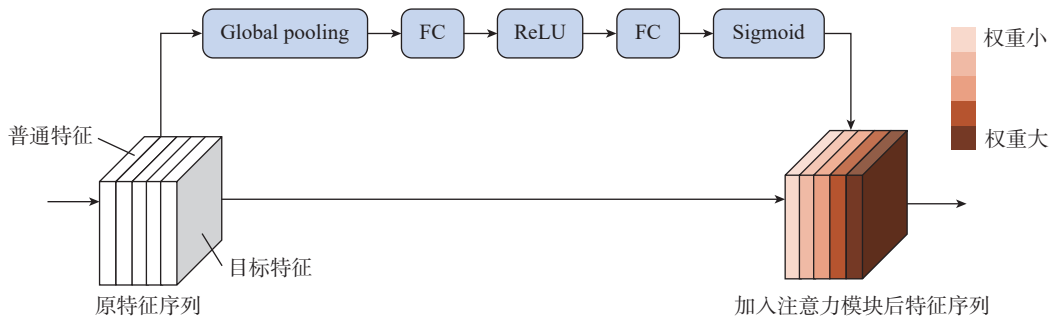


图5 SE注意力模块结构

Fig.5 Structure of SE attention module

并通过人机交互方式引导巡检人员完成运维工作,需要将经过训练的检测模型集成于AR装备(如AR眼镜),构建基于增强现实的损伤缺陷实时检测系统,如图6所示。该系统主要由信息输入、实时检测、增强显示、运维引导4部分组成。同时,为提高系统响应效率,减少AR眼镜的计算负担,采用AR眼镜-服务器的模式进行检测运算,采用无线方式实现AR眼镜和服务器之间的数据通信。

在信息输入部分,智能检测需要3种输入信息。一是需先将民航飞机损伤缺陷检测模型放入服务器中,作为检测算法依据;二是将针对不同损伤缺陷的运维引导信息储存于服务器中,作为巡检人员发现损伤缺陷后的运维操作指令;三是巡检人员现场作业时,利用AR眼镜进行现场图像的捕获,并将捕捉到的实时图像传输至服务器,作为检测的对象。

在实时检测部分,系统首先预加载检测模型,然后将每一帧捕捉到的现场图像输入到检测模型,对图像进

行预处理,保证输入到损伤缺陷检测模型中的图像大小符合模型所需输入大小,接着利用检测模型对图像进行损伤缺陷检测,最后将损伤缺陷进行定位。

在增强显示部分,需要将检测得到的定位信息及检测的缺陷类型等信息以AR方式注册在实时图像上。首先采用注册技术将系统实时检测得到的损伤缺陷定位和类型信息等标示信息显示在AR眼镜中,同时为了确保AR显示视角与实时图像之间的视角在视觉上的一致性,采用场视角变换对两者场视角进行匹配。这种视觉一致性处理不仅提高了用户对缺陷信息的感知效率,而且增强了操作的直观性和准确性。

在运维引导部分,系统根据损伤缺陷的类别信息在服务器运维信息数据库中检索查询,得到对应损伤缺陷的运维指令信息,然后将其传回AR眼镜,通过增强现实显示运维指令信息。巡检人员通过实时的人机交互进行运维操作,完成巡检作业。

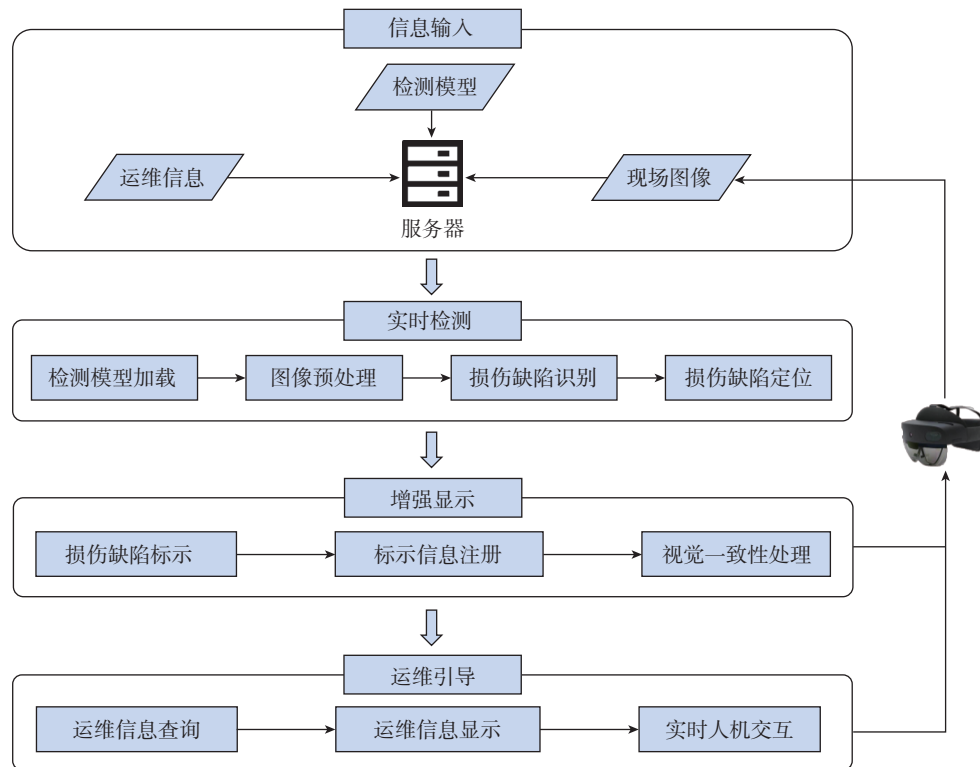


图6 增强现实智能巡检系统

Fig.6 Augmented reality intelligent inspection system

2 试验验证与分析

本文方法验证软硬件选择HoloLens 2作为AR装备,服务器的硬件配置为NVIDIA GeForce RTX 3050显卡和12代i7-12700 CPU;软件部分使用Python 3.7 Pytorch 1.12.0和Cuda 11.6深度学习框架;试验对象为某型波音飞机。

试验分为3部分。首先设计数据增广对比试验,利用不同的数据增广方法进行对比试验,验证本文提出的自动增广方法对模型检测效果提升的有效性;然后设计消融试验,对比得出本文提出的改进的YOLOv8网络的优化效果;最后验证本文研究的智能巡检方法对于民航飞机巡检的工作质量和效率的提升,通过比较一次检出率与检测全部缺陷所需时间验证本文所提出方法的有效性。

首先进行飞机缺陷图像数据采集,按照凹陷、磨损、腐蚀、划痕和渗漏分类特征进行原始图像数据集获取,如表2所示。

为验证基于预增广评测的数据增广方法对检测模型效果提升的有效性,设计对比试验。首先将原始数据集按照8:2比例划分为训练集和测试集,其中训练集含104个样本,测试集含26个样本。对训练集分别采用常规增广方法(采用所有增广方式对数据集进行增广)和本文自动增广方法按照1:50比例进行增广,将

增广后的数据集输入YOLOv8检测网络进行训练,得到检测模型,然后利用检测模型对测试集中26个样本图像所含的26个缺陷进行检测,通过计算检测结果检出率对两种方法进行比较,试验结果如表3所示。

由表3结果可以看出,本文所提出的基于预增广评测的数据增广方法对于模型检测能力的提升优于常规增广方法,其检出率由84.6%变为92.3%,提升7.7个百分点。

为确定SE注意力模块添加到YOLOv8的最佳位置,对注意力模块的位置和数量进行了不同组合试验,召回率(Recall)和平均精度均值(mAP)结果如表4所示。

由表4分析得到,SE注意力模块添加在第5层的效果最优;而当该模块添加到其他位置或增加数量时,可能会降低模型的检测效果。这是由于低层得到的特

表2 损伤缺陷图像数据集

Table 2 Image dataset of damage and defects

损伤缺陷类型	原始样本数
凹陷	23
磨损	31
腐蚀	19
划痕	36
渗漏	21

征是较为简单、局部的特征,将模块添加到低层后可能导致网络更关注简单局部的特征,从而降低模型检测效果;而增加数量会导致数据的冗余,从而降低检测效果。因此,将SE注意力模块添加在高层可以使网络更加关注复杂特征,提高检测效果。

为验证各改进模块对YOLOv8网络的优化效果,开展消融试验,将残差-C2f结构和SE注意力结构分别添加到YOLOv8网络模型,并对得到的多个试验结果进行比较。试验结果如表5所示。

通过对YOLOv8的骨干网络进行改进,有效地提高了损伤缺陷检测的准确率,最终的mAP值由83.7%提升到了88.2%;召回率由81.6%提升到了85.9%。

为验证本文研究技术在民机巡检中对巡检人工工

表3 两种增广方法所得模型的缺陷检出率

Table 3 Defect detection rates of models obtained from two augmentation methods

检测模型	总缺陷数	检出缺陷数	检出率/%
基于常规增广方法得到的检测模型	26	22	84.6
基于本文自动增广方法得到的检测模型	26	24	92.3

表4 注意力模块不同数量和位置试验结果比较

Table 4 Comparison of experimental results with different numbers and positions of attention modules

数量	位置	Recall/%	mAP/%
0	无	81.6	83.7
1	第3层	78.7	82.1
1	第4层	82.0	85.1
1	第5层	83.5	86.3
2	第3、4层	79.2	83.9
2	第4、5层	81.8	84.8
2	第3、5层	80.4	83.8
3	第3、4、5层	81.2	84.0

表5 消融试验结果

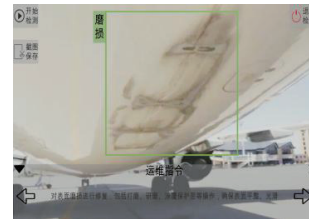
Table 5 Results of ablation experiments

残差-C2f结构	SE注意力结构	Recall/%	mAP/%
×	×	81.6	83.7
√	×	85.3	87.0
×	√	83.5	86.3
√	√	85.9	88.2

作质量和效率的提升,设计对照试验。设置A、B两组巡检人员,每组4人。其中A组具备巡检的基础知识和部分巡检经验,B组具备巡检的基础知识和丰富巡检经验。每一组内两两一小组,一个小组巡检人员直接以常规的目视检测方式对飞机进行巡检,另一小组巡检人员使用AR眼镜对同一组损伤缺陷进行巡检,记录每组检测缺陷一次检出率和检测全部缺陷数所需时间并进行对比。AR组检测结果如图7所示。各组一次平均检出率和检测全部缺陷平均所需时间如表6所示。



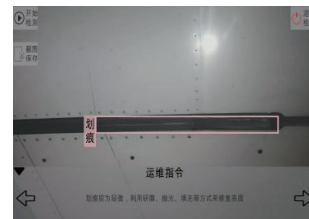
(a) 凹坑检测



(b) 磨损检测



(c) 渗漏检测



(d) 划痕检测



(e) 腐蚀检测

图7 增强现实智能巡检检测结果

Fig.7 Results of augmented reality intelligent inspection detection

表6 人工巡检与AR智能巡检检测结果

Table 6 Results of manual inspection and AR intelligent inspection detection

组别	是否佩戴AR眼镜	总缺陷数	一次检测缺陷数	小组平均一次检出率/%	小组检测全部缺陷平均用时/h
A组	否	23	17	78.3	3.15
		23	19		
	是	23	22	93.5	2.3
		23	21		
B组	否	23	21	89.1	2.4
		23	20		
	是	23	22	95.7	2.0
		23	22		

从表6试验结果可以看出,使用AR智能巡检方式,A、B两组损伤缺陷一次检出率都有较好的提升,其中B组的一次检出率达到了95.7%,而A组在一次巡检过程中,由于巡检人员经验不足,对于一些易忽略部位并未进行仔细检查,导致一次检出缺陷数相较于B组少1个,因此其一次检出率略低于B组;对于A组而言,由于巡检经验不足,在巡检过程中需要进行多次复检,且部分缺陷的判定仍依赖手册支持,这种情况下采用AR智能巡检方式可以缩短27.0%的巡检时间,有效提升了巡检效率;而B组的人员具备丰富的巡检经验,因此AR智能巡检对巡检效率的提升相较于A组较为微弱,但仍可减少16.7%的巡检时间。总体而言,利用AR智能巡检技术进行巡检可以有效提高巡检质量和效率。

3 结论

本文以民航飞机智能巡检为目标,提出了一种基于深度学习的增强现实智能巡检技术,可以有效提高民航飞机巡检质量和效率,具体结论如下。

(1)设计了一种基于预增广评测的损伤缺陷样本自动增广方法,对采集到的小数量飞机损伤缺陷图像数据集进行自动增广,得到增广数据集。与常规增广方法得到的数据集相比,利用前者训练得到的缺陷检测模型检出率提高7.7个百分点,提高了模型的检测效果。

(2)改进了YOLOv8的网络结构,通过引入残差模块和添加SE注意力机制模块到YOLOv8的主干网络,优化网络模型结构,提高模型检测能力,最终的mAP值由原始网络的83.7%提升到了88.2%;召回率由81.6%提升到了85.9%。

(3)提出了一种增强现实智能巡检技术,利用自动增广方法得到的增广数据集放入改进YOLOv8网络训练得到缺陷检测模型,将检测模型和增强现实设备进行集成,构建基于增强现实的损伤缺陷实时检测系统,帮助巡检人员进行民航飞机巡检作业,一次检出率可提升到95.7%,巡检时间可缩短27.0%,有效提高了巡检质量和效率。

参考文献

- [1] TAO J G, CHEN Q M, XU J X, et al. Utilization of both machine vision and robotics technologies in assisting quality inspection and testing[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 2022(1): 7547801.
- [2] XUE S Y. Mobile robot system based on intelligent inspection of substation[M]//Advanced Manufacturing and Automation XI. Singapore: Springer Singapore, 2022: 667-674.
- [3] 谈重磊, 梁辛征, 蔡斌, 等. 面向风电场线路运维的无人机智能巡检系统[J]. *信息技术*, 2024, 48(2): 108-113.
- [4] TAN Zhonglei, LIANG Xinzhen, CAI Bin, et al. UAV intelligent inspection system for wind farm line operation and maintenance[J]. *Information Technology*, 2024, 48(2): 108-113.
- [5] DISYADEJ T, PROMJAN J, MUNEEAWANG P, et al. Application in O&M practices of overhead power line robotics[C]//2019 IEEE PES GTD Grand International Conference and Exposition Asia (GTD Asia). Piscataway, NJ: IEEE, 2019: 347-351.
- [6] WANG Y J. Electrical control equipment patrol inspection method based on high quality image recognition technology[J]. *Traitement Du Signal*, 2023, 40(2): 469-478.
- [7] 唐健钧, 叶波, 耿俊浩. 飞机装配作业AR智能引导技术探索与实践[J]. *航空制造技术*, 2019, 62(8): 22-27.
- [8] TANG Jianjun, YE Bo, GENG Junhao. Exploration and practice of aircraft assembly AR intelligent pilot technology[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2019, 62(8): 22-27.
- [9] YANG X, FAN X M, WANG J K, et al. Edge-based cover recognition and tracking method for an AR-aided aircraft inspection system[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 111(11): 3505-3518.
- [10] WANG C H, HWANG S H, ZHANG C, et al. A preliminary study of an augmented reality-based solution for composite aircraft inspection aiding[M]//Transdisciplinary Engineering: A Paradigm Shift. Amsterdam: IOS Press, 2017.
- [11] MALTA A, MENDES M, FARINHA T. Augmented reality maintenance assistant using YOLOv5[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(11): 4758.
- [12] DING M, WU B E, 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] 熊山, 郭建龙, 冯伟夏, 等. 一种面向变电站巡检作业增强现实应用的变电设备缺陷识别检测算法[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2023, 56(6): 725-732.

(下转第49页)

参考文献

- [1] BUNKER R S. The effects of manufacturing tolerances on gas turbine cooling[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2009, 131(4): 041018.
- [2] MOHD ABBAS N, SOLOMON D G, BAHARI M F. A review on current research trends in electrical discharge machining (EDM)[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2007, 47(7-8): 1214-1228.
- [3] WANG Z Q, TONG H, LI Y, et al. Dielectric flushing optimization of fast hole EDM drilling based on debris status analysis[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 97(5): 2409-2417.
- [4] GAO Q. Impact of electrode length on EDM inclined hole drilling process[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 94(1): 1171-1175.
- [5] ZHANG Y O, XIA W W, LI Z L, et al. Completion detection and efficiency improvement for breakout stage of fast EDM drilling[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 114(5): 1565-1574.
- [6] LIU H, BAI J C, ZHANG B, et al. Breakthrough detection and servo control for micro-hole array EDM drilling[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 119(1): 615-629.
- [7] 时东波. 高钨合金微小孔电火花加工工艺及穿透检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- SHI Dongbo. Research on micro-hole process and penetration detection technology of high tungsten alloy by EDM[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [8] KOSHY P, BOROUMAND M, ZIADA Y. Breakout detection in fast hole electrical discharge machining[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2010, 50(10): 922-925.
- [9] XIA W W, WANG J Q, ZHAO W S. Break-out detection for high-speed small hole drilling EDM based on machine learning[J]. *Procedia CIRP*, 2018, 68: 569-574.
- [10] LIANG W, TONG H, LI B Q, et al. Feasibility research on breakout detection using audio signal in drilling film cooling holes by EDM[J]. *Procedia CIRP*, 2020, 95: 566-571.
- [11] 张海峰, 申泽, 刘建勇, 等. 电火花小孔加工穿透检测模型仿真研究[J]. *电加工与模具*, 2022(2): 15-20.
- ZHANG Haifeng, SHEN Ze, LIU Jianyong, et al. Simulation research on penetration detection model of small hole drilling EDM[J]. *Electromachining & Mould*, 2022(2): 15-20.
- [12] 张海峰, 王佳行, 梁乐意, 等. 基于BP神经元的电火花小孔加工穿透检测技术研究[J]. *电加工与模具*, 2023(3): 14-19, 65.
- ZHANG Haifeng, WANG Jiahang, LIANG Leyi, et al. Research on penetration detection technology of EDM small hole machining based on BP neural algorithm[J]. *Electromachining & Mould*, 2023(3): 14-19, 65.
- [13] XIA W W, LI Z L, ZHANG Y O, et al. Breakout detection for fast EDM drilling by classification of machining state graphs[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 106(5): 1645-1656.
- [14] BELLOTTI M, QIAN J, REYNAERTS D. Breakthrough phenomena in drilling micro holes by EDM[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2019, 146: 103436.
- [15] BELLOTTI M, QIAN J, REYNAERTS D. Self-tuning breakthrough detection for EDM drilling micro holes[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2020, 57: 630-640.
- [16] ADAMS R P, MACKAY D J C. Bayesian online changepoint detection[EB/OL]. 2007: arXiv: 0710.3742. <https://arxiv.org/abs/0710.3742>.
- [17] ALTAMIRANO M, FRANÇOIS-XAVIER B, KNOBLAUCH J. Robust and scalable Bayesian online changepoint detection[C]//*Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning*. Honolulu, 2023: 642-663.
- [18] SVENSÉN M, BISHOP C M. Robust Bayesian mixture modelling[J]. *Neurocomputing*, 2005, 64: 235-252.
- [19] LANGE K L, LITTLE R J A, TAYLOR J M G. Robust statistical modeling using the t distribution[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1989, 84(408): 881-896.

通信作者: 李勇, 教授, 主要研究方向聚焦微细电加工、超精密加工及多能场复合加工。

(责编 阳光)

(上接第 41 页)

XIONG Shan, GUO Jianlong, FENG Weixia, et al. A defect identification and detection algorithm of substation equipment for augmented reality application in substation patrol operation[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2023, 56(6): 725-732.

[12] LI S F, ZHENG P, ZHENG L Y. An AR-assisted deep learning-based approach for automatic inspection of aviation connectors[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3): 1721-1731.

[13] 刘芳, 夏桂锁, 温志辉, 等. 飞机蒙皮缺陷检测的现状与展望[J]. *航空制造技术*, 2021, 64(23/24): 39-50.

LIU Fang, XIA Guisuo, WEN Zhihui, et al. Current status and prospect of defect detection of aircraft skin[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2021, 64(23/24): 39-50.

[14] BANSAL M A, SHARMA D R, KATHURIA D M. A systematic review on data scarcity problem in deep learning: Solution and applications[J]. *ACM Computing Surveys*, 2022, 54(10s): 1-29.

[15] 孙晋永, 周博文, 闻立杰, 等. 基于注意力机制的业务过程异常检测方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(10): 3039-3051.

SUN Jinyong, ZHOU Bowen, WEN Lijie, et al. Anomaly detection of business processes based on attention mechanism[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(10): 3039-3051.

通信作者: 耿俊浩, 副教授, 博士, 研究方向为工业 AR/AI 与增强智能、EWIS 智能装配与适航审定。

(责编 阳光)