

文章编号 1004-924X(2025)07-1130-11

面向机翼线缆支架的装配符合性视觉检测

王 鑫, 李鹏程, 崔海华*, 葛鑫鑫
(南京航空航天大学 机电学院, 江苏 南京 210016)

摘要:飞机机翼的装配中存在大量线缆支架,为保证其装配质量,传统的方法是依靠人工目视执行装配检测,其稳定性、准确性难以保证,针对现有装配检测方法存在的不足,提出了基于视觉的机翼线缆支架装配符合性检测方法。为解决金属支架的强反光导致的图像信息缺失问题,引入偏振成像技术来提升支架成像效果;针对装配场景中前后景信息杂糅的问题,耦合 YOLOv8 与 SAM 形成两阶段实例分割算法,能够快速部署并精确分割零件;为弥补实际标准与待测装配图之间由重复定位误差导致的视角差,提取不变性特征进行图像对齐;最后,计算对应零件之间像素级掩膜交并比,筛选出存在错漏装的零件。本文方法相比人工检测方式效率显著提高,通过实验验证了方法的有效性,实现了 96.08% 的准确率与 100% 的错误装配零件召回率,达到了较高的部署效率、准确性,以及稳定性。

关键词:视觉检测;实例分割;模板匹配;线缆支架;偏振成像

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253307.1130

CSTR:32169.14.OPE.20253307.1130

Visual inspection for assembly conformity of wing cable brackets

WANG Xin, LI Pengcheng, CUI Haihua*, GE Xinxin

(College of Mechanical & Electrical Engineering, Nanjing University of
Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

* Corresponding author, E-mail: cuihh@nuaa.edu.cn

Abstract: To ensure assembly quality, traditional methods rely on manual visual inspection, which often suffers from limited stability and accuracy. Addressing the limitations of existing assembly inspection techniques, a vision-based compliance inspection method for wing cable bracket assembly is proposed. To mitigate missing image information caused by strong reflections from metal brackets, polarization imaging technology is employed to enhance the imaging quality. To resolve the challenge of mixed foreground and background information in the assembly scene, a two-stage instance segmentation algorithm is developed by integrating YOLOv8 with SAM, enabling rapid deployment and precise part segmentation. To compensate for viewpoint discrepancies resulting from repeated positioning errors between the actual standard and the assembly drawing, invariant features are extracted for image alignment. Finally, pixel-level mask intersection over union (IoU) metrics between corresponding parts are calculated to identify incorrect or

收稿日期:2024-09-02;修订日期:2024-10-21.

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No. 56XCA2403107);南京航空航天大学研究生科研与实践创新项目开放基金资助项目(No. xcxjh20230506)

missing assemblies. Compared to manual inspection, the proposed method substantially improves inspection efficiency. Experimental results validate its effectiveness, demonstrating an accuracy of 96.08% and a recall rate of 100% for misassembled parts, thereby confirming its high deployment efficiency, accuracy, and robustness.

Key words: visual inspection; instance segmentation; template matching; cable bracket; polarization imaging

1 引言

装配质量的控制在航空工业领域具有重要意义,是飞行器安全稳定工作的基石^[1]。飞机机翼上存在大量不同种类的线缆支架,用于固定液压管道或安装设备。机翼线缆支架一般通过人工装配,为避免存在错漏装配的产品流入下游,需要验证装配的正确性,该过程通常为人工目视检测,任务繁重、重复性强^[2]。在实际生产中,环境光照、支架涂层、背景复杂度等多种因素均会影响装配检测结果。为此,本文从图像增强方法与视觉装配检测算法两个角度提出了解决方案。

在图像增强方面,主流方法有直方图均衡^[3]、Retinex算法^[4]、同态滤波^[5]和小波变换^[6]等。葛鑫鑫等^[7]提出一种基于光度立体和超分辨率重建的图像增强方法,通过重建目标表面法向贴图,除像素值外额外获得了表面法向信息,增强了目标特征表述能力。以上方法均能增强图像表示能力,但无法应对因强光点光源照射产生光斑而导致的图像信息缺失问题。对于零件装配检测,研究人员采用深度学习和模板匹配的方法。Hu等^[8]使用人工操作AR设备,将AR(Augmented Reality)与Mask RCNN^[9]通过虚实注册匹配场景,并以场景真实装配为模板进行检测,相对一般人工更高效,但仍未实现自动化检测。Abdallah等^[10]通过虚拟与现实之间的映射,同步虚拟和现实世界的相机相对目标的位姿,然后利用三维模型的正确装配关系为模板执行装配检测,但该方式对虚实视点的一致性和视点规划要求很高,难以保证稳定性。Zhao等^[11]通过部署Mask R-CNN,匹配场景装配模板并分割零件掩膜来执行装配检测,为解决训练数据稀缺与人工标注复杂的问题设计了

样本图生成平台,但网络训练时间成本较高,部署相对较慢。

针对上述不足,本文提出了一种面向机翼线缆支架装配符合性的视觉检测方法。首先利用光的偏振特性设计了一种基于偏振的零件成像设备,提高了金属线缆支架表面成像一致性;接着,级联YOLO^[12](You Only Look Once)网络与SAM^[13](Segment Anything Model)网络执行两阶段实例分割;为了避免由定位误差带来的视角微小偏差造成的影响,采用基于不变性特征的图像对齐算法;最后,通过计算和比对掩膜交并比完成装配检测。该方法在图像分割端标注与训练成本相对低廉,在强光点光源场景下(如工厂)稳定性较强,且能够规避小视差带来的影响。该方法易于部署,对机翼线缆支架装配符合性检测具有较好的准确性和稳定性,具有工业应用前景。

2 原理

为了应对机翼线缆支架稳定、准确的装配检测需求,本文以全部支架均正确装配的机翼前缘为标准装配场景,于该场景下设置一系列视点并拍摄标准装配图,在后续检测时于同视点拍摄待测装配图,通过处理和比对两幅图像获得线缆支架装配符合性的检测结果。本文研究主要涉及图像采集方法、装配符合性检测算法,检测流程如图1所示。

2.1 基于偏振的零件高一致性成像

当外部亮光光源照射金属线缆支架时其表面会产生刺目的反射光,相机端呈现出一块明显的白斑,导致这部分图像信息缺失,断开零件不同部分间的联系,这会影响装配检测的准确性。基于图像处理的图像增强算法能够优化许多存在

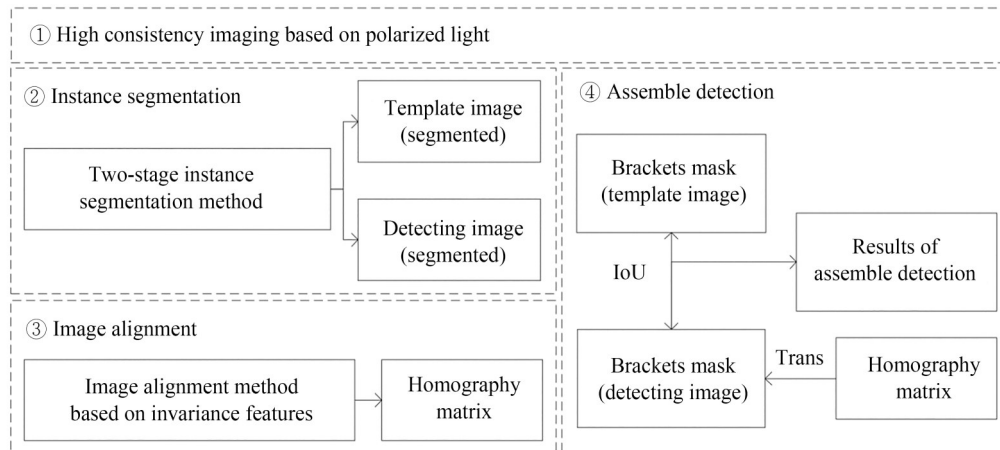


图1 机翼线缆支架装配符合性视觉检测流程

Fig. 1 Flowchart of visual inspection method for wing cable bracket assembly compliance

高噪声、低光照、低对比度等问题的图像,但难以处理图像信息缺失的问题。为了解决以上问题,本文设计了一种基于偏振的零件高一致性成像方法。

机翼线缆支架为金属材质(非电介质),具有高导电率和复数折射率,其光反射过程不遵循布儒斯特定律^[14],无论光入射角如何变化,反射光中始终存在平行于入射面(p 分量)和垂直于入射面(s 分量)两个分量。一般情况下,反射光中与入射光偏振方向一致的分量占比相对更大,去除这部分分量能够很大程度上消除金属表面的强反光。

线性偏振片能够将通过它的光约束到一个平行于传播方向的平面上。因此,在相机镜头前部署线性偏振片,避免与入射光偏振方向一致的分量进入相机是一种理想的方法。但由于入射光的偏振方向不可控,还需要在光源前额外部署线性偏振片。

本文搭建的偏振成像系统如图2所示。该系统由相机、光源、线性偏振片组成,蓝色箭头表示入射光,绿色箭头表示反射光,红色箭头表示光的偏振状态(彩图见期刊电子版)。光源发出的光经过线性偏振片A后变为线性偏振光,接着照射到目标零件后产生反射光,该反射光中包含偏振方向垂直但不等幅的 α 分量(垂直于偏振片A)和 β 分量(平行于偏振片A)。因此,在相机前布置光栅朝向与线性偏振片A方向垂直的线性偏振片B,对相机捕获的光进行偏振。

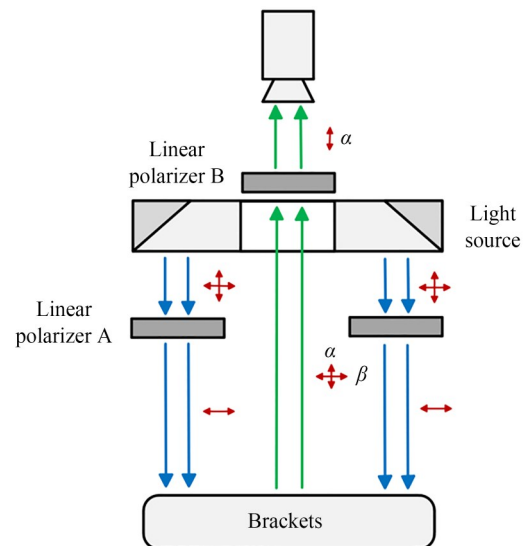


图2 零件高一致性成像系统模型

Fig. 2 Model of parts high consistency imaging system

依据马吕斯定律^[15],可得到相机捕获的光照强度:

$$I = I_0 \cos^2 \theta, \quad (1)$$

式中: I 为相机获取的光照强度, I_0 为经过线性偏振片B之前的光照强度, θ 为反射光的偏振方向与线性偏振片B光栅朝向之间的夹角。反射光中的 β 分量与线性偏振片B光栅朝向垂直,会被滤除,最后剩下携带更少强反光的 α 分量光。通过此方法能够滤除金属零件表面大部分的强反射光,提高成像效果,让零件表面成像更均匀。

2.2 基于耦合YOLOv8与SAM的两阶段实例分割

在实际装配场景中,机翼线缆支架与安装背板颜色接近,支架之间形态接近,这会导致支架-支架、支架-背景间特征信息杂糅。对于装配符合性检测,区分图像中不同特征信息的所属关系十分重要。实例分割算法能够实现像素级的目标分割,然而这种优秀的分割能力往往要进行成本高昂的掩膜标注。为了解决特征信息杂糅与标注难的问题,本文提出了耦合YOLOv8与SAM的两阶段实例分割算法。

2.2.1 两阶段实例分割算法

YOLOv8目标检测算法首先在网络主干通过卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)提取图像特征,接着于网络颈部借助空间金字塔池化、智能锚框分配、特征路径聚合模块增强特征表示能力,最后在输出头框选目标和执行分类任务。SAM经过在超大型数据集SA-1B(Segment Anything 10 Billion Mask)^[13]上的训练,已经具备Zero-shot的强大分割能力,即不经过特定样本的训练也能通过提示甚至无提示直接分割目标。另外,SAM分割模型能够接收外部提示性输入并理解这些提示,按照期望执行分割任务。

本文通过级联YOLOv8和SAM两个性能优异的网络模型,将YOLOv8网络的锚框输出端连接到SAM网络的框提示输入端,两阶段执行实例分割。由于仅需对YOLOv8进行训练,相比需要标注多边形掩膜的实例分割方法,标注成本更低,能够提升实际部署的效率。

2.2.2 YOLOv8网络训练策略

YOLOv8要实现高准确率和召回率,需要选择合适超参数并建立包含大量标签样本的数据集。机翼上的线缆支架数量和种类较多,使用人工进行大批量标注成本高昂。同一视角下的标准与待测装配图中零件的个数和分布相同,但由于两次拍摄之间存在时间差,这会导致两图的视角、亮度和对焦情况等出现差异,对目标检测网络的泛化能力提出了更高的要求。

这里以标准装配图为训练集,通过数据增强技术对数据集进行拓展。采用多次随机亮度、随

机模糊和随机单应性变换对训练集进行数据增强,分别用于应对视角偏差、光照变化和对焦变化问题,式(2)~式(4)中分别展示了三者的计算方法:

$$\begin{cases} I'(x, y) = \max\left\{\min\left\{I(x, y) \times r, 255\right\}, 0\right\}, \\ r \sim U(r_{\min}, r_{\max}) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $I(x, y)$ 和 $I'(x, y)$ 分别表示原始图和模糊图在像素 (x, y) 处像素值, r 表示亮度变化比率, $r_{\min}$ 和 $r_{\max}$ 分别表示其最小和最大比率值, U 表示均匀分布随机数。

$$\begin{cases} I'(x, y) = \sum_{u=\frac{k-1}{2}}^{\frac{k-1}{2}} \sum_{v=\frac{k-1}{2}}^{\frac{k-1}{2}} G(u, v) \cdot I(x-u, y-v), \\ k \in \{i | i \in \mathbb{N}, 0 \leq i \leq \max_size, i \equiv 1 \pmod{2}\} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $G(u, v)$ 与 k 代表高斯核函数及核尺寸, $\max_size$ 为高斯核的最大尺寸。

$$\begin{cases} H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ t_x \sim U(-t_{\max}, t_{\max}), t_y \sim U(-t_{\max}, t_{\max}) \\ \theta \sim U(-\theta_{\max}, \theta_{\max}) \end{cases}, \quad (4)$$

式中: H 表示单应性变换矩阵, θ 和 t 分别表示转角与平移。当图像执行单应性变换后,零件锚框应随之变化,因此,以变换后锚框的最小包围矩形为新的标注框。通过数据增强,网络能够在小样本下达到更好的泛化能力,减少过拟合的现象。

2.2.3 SAM网络权重选择

SAM的3个预训练权重参数之间的主要区别在于特征提取主干的复杂程度。以存在多个目标的5MP分辨率RGB图像为测试对象,分别用3个权重参数VIT-B, VIT-L, VIT-H分割目标,结果如图3所示。图3(a)~3(c)的右上角展示了零件的分割结果。零件的分割效果随模型复杂性的提升而上升,基于VIT-B的分割结果明显缺少掩膜,VIT-L的分割结果掩膜微小缺失,VIT-H得到了全部掩膜。表1展示了3种权重参数之间的差异和推理时间。VIT-L相对VIT-B在运行速度上约为其2.65倍,但分割性能大大提高,VIT-H性能卓越但运行时间过长难以胜任实际生产工作,因此,选择相对更适合

的 VIT-L 作为两阶段实例分割中 SAM 模型的 权重参数。

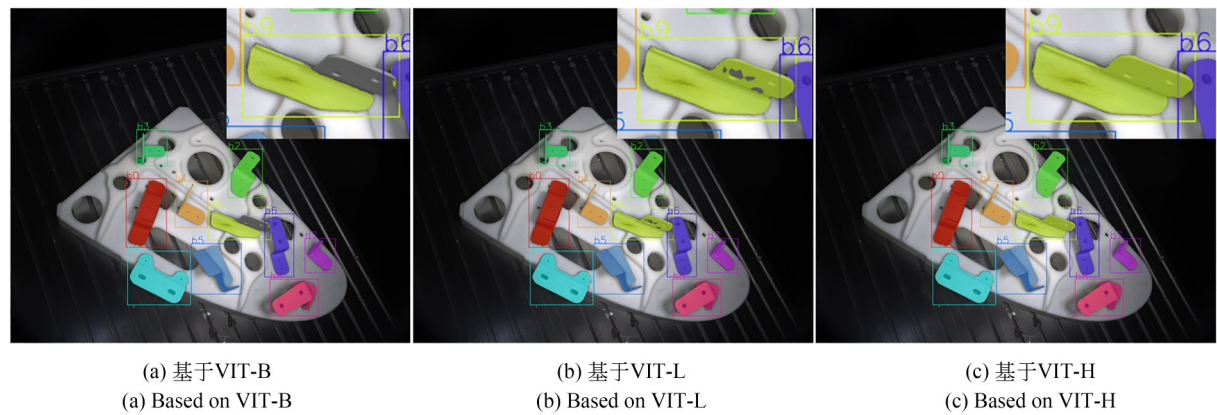


图 3 SAM 网络实例的分割结果
Fig. 3 Segmentation results of SAM network instance

表 1 SAM 预训练权重与推理时间比较 (GPU:NVIDIA RTX3060 Laptop)
Tab. 1 Comparison of SAM pre-trained weights and inference time (GPU: NVIDIA RTX3060 Laptop)

Model	Embedding dimension	Transformer attention head	Transformer block	Parameter	Average time cost/s
VIT-B	768	12	12	63M	2. 16
VIT-L	1 024	16	24	308M	5. 76
VIT-H	1 280	16	32	636M	13. 21

2.3 基于不变性特征的图像对齐

在实际检测过程中,两次拍摄的待测装配图与标准装配图的视角难以完全一致,不一致的视角会导致装配检测的误判,因此在装配检测之前,需要先将两幅图像对齐到同一视角下。由此可知,每个待测装配场景下都可能存在错漏零件,但安装背板总保持不变,基于该特性,本文利用背景的一致性构建不变性特征来对齐图像。

借助 YOLOv8 训练时人工标注的线缆支架锚框,将这些锚框区域于标准装配图上用黑色像素填充,如图 4 所示,以去除所有支架的特征信息仅留下背景。通过该方法,算法能够专注于标准与待测装配图的装配背板之间的特征匹配,而不受装配错误的支架的影响。

SIFT^[16] 算子对尺度变化、旋转与光照变化有较好的稳定性,匹配精度较高,使用 SIFT 算子进行特征匹配。在特征匹配过程中,一般算法只考虑每个特征点的最近邻特征点,可能会因噪声或偶然因素造成误匹配。为保证匹配特征点的稳定和准确性,该部分采用 K 近邻 (K-nearest

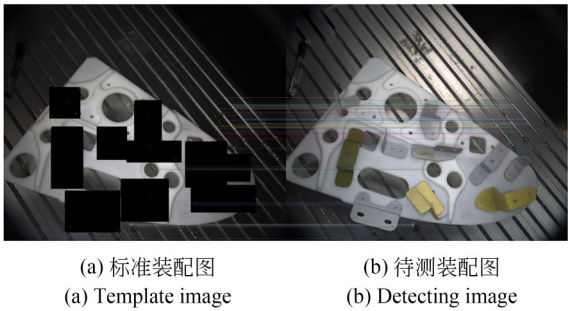


图 4 SIFT 算子的特征匹配结果
Fig. 4 Feature matching results of SIFT operator

Neighbor, KNN) 算法来粗匹配特征点。为了进一步精化匹配,通过随机样本一致性 (Random Sample Consensus, RANSAC) 以重投影误差为评估标准循环迭代优化,计算得到单应性变换矩阵,最终对齐两幅图像。

2.4 线缆支架掩膜交并比对比

在线缆支架的装配符合性检测中,误装配包含错装和漏装两种情况,需要检出并剔除。为了检出这两种零件,设计了基于零件掩膜交并比对比的方法来进行筛选。

本文算法通过两阶段实例分割算法分割每个零件的掩膜,再通过基于不变性特征的图像对齐方法,获得了标准和待测两幅图像之间的单应性变换矩阵。随后,对检出的所有零件掩膜执行单应性变换,对齐标准装配图上的零件掩膜,最后计算同一零件掩膜在标准和待测图上的像素级交并比(Intersection over Union, IoU),并设置一个判断阈值来分辨是否存在错误装配。

3 实验与分析

为验证方法的有效性并评估性能,搭建实验环境进行测试,计算机参数配置如下:CPU为Intel i7-12800H, GPU为NVIDIA RTX3060 Laptop,内存为16 GB。

3.1 成像系统搭建与高一一致性成像

成像系统的选型依据是检测所需覆盖的视场,目标与相机距离以及算法三方面需求。白色光源相比红、蓝光源更适合RGB图像采集,前期实验发现,SAM算法对灰度图的分割性能显著低于对RGB图的分割效果(由于训练集SA-1B均为RGB图)。依据基于偏振的高一致性成像

方法模型,实验搭建了由工业相机(IMAGE DFK 33GX264,配备8mm镜头)、白色LED环形光源、线性偏振光栅及线性偏振片组成的成像系统,如图5所示。



图5 偏振成像设备

Fig. 5 Polarization imaging devices

设备的成像效果如图6所示。为了更清晰地展示成像差异,放大了图上的红框零件。从结果来看,零件位置越接近外部光源产生的强反射区域,对成像的影响越大,但是偏振成像能够有效抑制这种影响。随着偏振成像占比的上升,零件成像的一致性增强,且背景颜色更均匀,零件轮廓更锐利,有效地提高了金属线缆支架的成像效果。

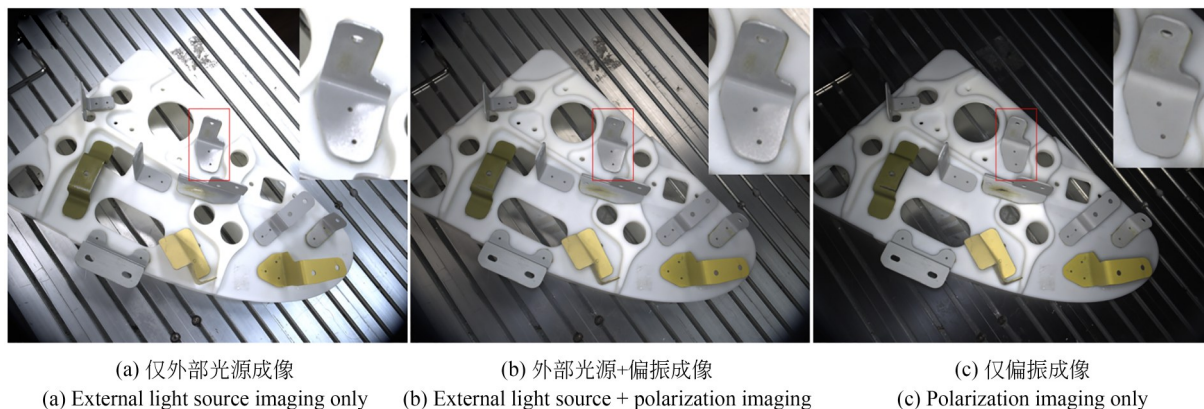


图6 偏振成像系统的成像效果对比

Fig. 6 Comparison of imaging effects of polarization imaging system

3.2 机翼线缆支架智能装配检测

图7所示为实验室搭建的装配检测现场。将前述成像设备安装于UR5机械臂上,机械臂用于帮助成像设备运动到预计的视点,还能帮助模拟实际检测中存在的视角偏差。采用普通白色树脂3D打印与机翼前缘隔板形态接近的背板,并在上面安装机翼线缆支架。

为了模拟实际装配中存在的错漏装,依据工厂对线缆支架装配错误的定义,人工拆除某个零件或移动某个零件并记录,通过较小幅的移动机械臂(幅度远大于机械臂定位精度)、调整实验室灯光,来模拟实际检测过程中两次拍摄之间存在的差异,让实验结果具有更高的可信度。

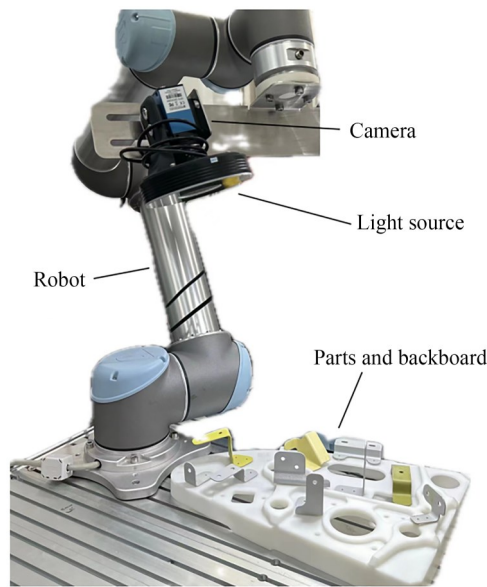


图 7 机翼线缆支架装配检测系统

Fig. 7 Wing cable bracket assembly inspection system

3. 2. 1 两阶段实例分割算法部署

对某飞机机翼线缆支架的装配现场进行考察与评估,实际装配中存在的待检隔板为 15 个,每个隔板需检测两面,因此模拟了 30 组装配样本,涵盖 10 类线缆支架。为测试算法的各项性能指标,模拟了 102 组部分存在错漏装配的样本,包含漏装 6 组,错装 9 组,正确装配 87 组。

为 30 组装配样本的标准装配图进行人工标注,用如 2. 2. 2 中所述方法训练 YOLOv8,采用 YOLOv8s 预训练权重,每个样本进行 10 次数据增强,共 300 幅图像。其中,270 幅人造图像作为训练集,30 幅真实图像作为测试集。在 30 幅待

测装配图上进行测试,YOLOv8 训练阶段的数据增强参数如表 2 所示。为了验证算法的性能,开展了与常用的语义分割算法 Mask R-CNN 的对比实验,分别为目标检测任务的推理阶段与最终的掩膜分割阶段。

表 2 YOLOv8 训练阶段的数据增强参数

Tab. 2 Parameters of data augmenration in YOLOv8 training stage

Name	Value
$r_{\min}$	0. 7
$r_{\max}$	1. 3
max_size	5
$\theta_{\max}$	3°
$t_{\max}$	3 pixel

表 3 展示了本文方法与 Mask R-CNN 在目标检测阶段的性能对比,Mask R-CNN 的待训练参数量为 63. 3M,本文方法的待训练参数量仅为 11. 2M。此外,Mask R-CNN 的训练需要精细的多边形掩膜,而 YOLOv8 的训练仅需要标注锚框与类别,这带来了更快的部署效率。目标检测推理阶段的性能评估显示,本文方法的每一项性能均略高于 Mask R-CNN。掩膜分割阶段的对比结果如图 8 所示,结果表明,本文方法在面对复杂边缘时获得了清晰锐利的分割掩膜,实现了优异的实例分割性能;相比之下,Mask R-CNN 的分割掩膜精度十分有限,对平直边缘的分割结果存在锯齿,对曲线边缘分割不够精细,这会导致后续掩膜交并比计算的不稳定。

表 3 目标检测阶段的训练参数与推理结果

Tab. 3 Training parameters and inference results in object detection stage

Method	Parameter(need to be trained)	Precision	Recall	mAP@0. 5	mAP@0. 5:0. 95
Ours	11. 2M	0. 913	0. 984	0. 992	0. 859
Mask R-CNN	63. 3M	0. 901	0. 978	0. 978	0. 854

为了实际评估该方法的检测效率,采用 Qt 和 Python 联合编程将该方法集成入了一个软件中,先记录每次算法执行时间,接着计算平均值作为该方法的平均检测速率。经过实验得到,目标检测阶段的速度约为 0. 394 5 s,掩膜分割阶段速度约为 8. 213 5 s,两阶段实例分割花费约

8. 608 s。在实际应用中,图像采集工作与装配检测工作并行,软件会记录每次拍摄的区域和视点,在发现错漏零件后在软件端显示其所在位置,符合实际生产中的效率要求。

综上所述,本文提出的两阶段实例分割算法,在目标检测阶段具有更优异的性能和更快的

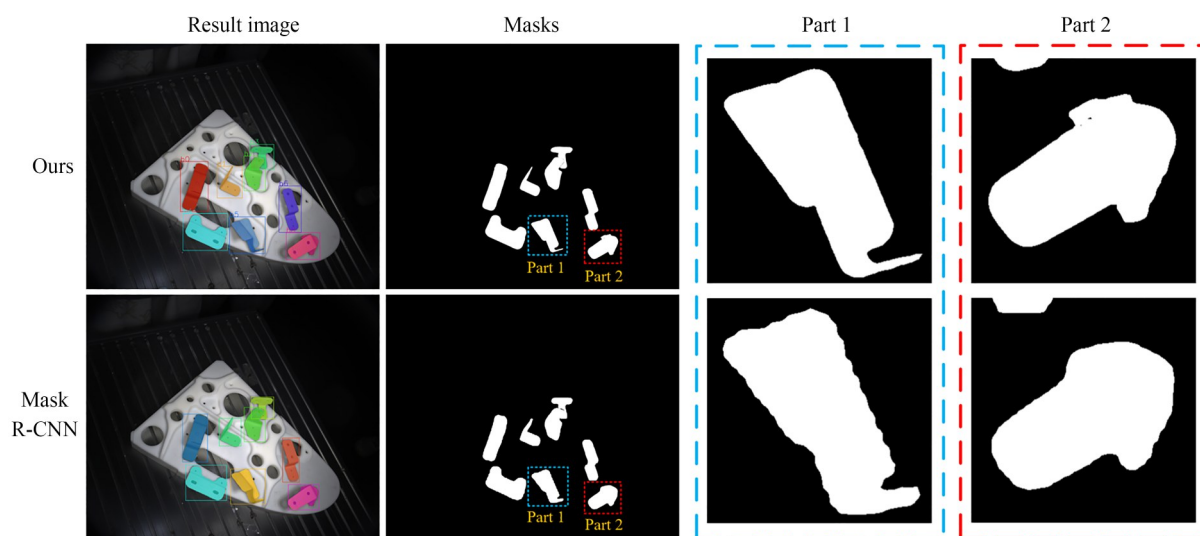


图8 实例分割示例与对比实验结果

Fig. 8 Example of instance segmentation and results of comparison experiment

部署时间,在实例分割阶段具有更精确的分割边缘,性能更优异。相对于传统的人工检测方法,本方法能够避免人工因劳累和重复工作导致的检测不稳定问题,提高了检测效率。

3.2.2 视角偏差图像对齐

如2.3节所述,获取图像上所有零件的掩膜后,通过提取和匹配两幅图像共同的不变性特征,计算出单应性变换矩阵,将待测装配图上的零件掩膜与标准装配图上的零件掩膜对齐,以便于后续执行装配检测算法。如图9所示,该装配下标准图与待测图之间存在视角偏差,且包含1个错装零件。图9(a)为未采用图像对齐时的掩膜交叠情况,图9(b)为采用图像对齐后的掩膜交叠情况。可以看到,采用图像对齐前后零件掩膜

的交叠情况存在巨大差异,前者无法用于后续装配检测,因为视角偏差的不确定性导致无法以掩膜交并比定量地区分正确与错误装配零件;对齐后,待测装配图的零件掩膜经过单应性变换,除了真实存在错装的零件外(即图9(b)中两片掩膜存在明显偏差的零件),其他零件的两片掩膜几乎完全交叠,通过引入阈值判断能够有效地辨别零件的装配状态。

3.2.3 掩膜交并比对比

为了验证装配符合性检测算法的有效性、准确性和稳定性。应用前述算法,利用式(5)在标准装配图和待测装配图上同一个零件的两片掩膜之间计算像素级交并比(后文称零件掩膜交并比),引入判断阈值与零件掩膜交并比比较,帮助辨别零件是正确装配还是错误装配。

$$IoU_{\text{mask}} = \frac{I(\text{Mask}_{\text{template}}, \text{Mask}_{\text{detecting}})}{U(\text{Mask}_{\text{template}}, \text{Mask}_{\text{detecting}})}, \quad (5)$$

式中: $\text{Mask}_{\text{template}}$ 与 $\text{Mask}_{\text{detecting}}$ 分别代表标准与待测装配图上同一零件的掩膜, $I(\text{Mask}_{\text{template}}, \text{Mask}_{\text{detecting}})$ 代表两片掩膜的交集, $U(\text{Mask}_{\text{template}}, \text{Mask}_{\text{detecting}})$ 代表两片掩膜的并集。

设置判断阈值 η ,高于阈值的认为是正确装配零件,反之为错误装配零件,掩膜交并比为0的零件则认为是漏装零件。表4为正确装配零件和错误装配零件的平均掩膜交并比(不包含漏装零件),二者数值上存在明显差异,能够通过设立阈

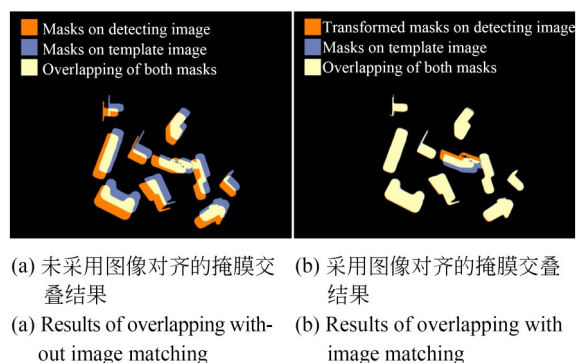


图9 图像对齐前后掩膜交叠结果对比

Fig. 9 Comparison of results of overlapping with or without image alignment

值进行筛选。实验结果采用混淆矩阵表示,如表 5 所示。

为了定量评估算法的准确率与对错误装配零件的召回率,使用式(6)进行计算。

表 4 平均掩膜交并比

Tab. 4 Average mask intersection over union

Bracket assembly status	Average mask IoU
Correct	0.950 7
Incorrect	0.422 1

表 5 装配检测算法的实验结果

Tab. 5 Experimental results of assembly inspection algorithm

Predict assembly status	Ground truth	
	Correct	Incorrect
Correct	83 (TP)	0 (FP)
Incorrect	4 (TN)	15 (FN)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \tag{6}$$

$$Recall_{assembly_error} = \frac{TN}{TN + FP}$$

式中:TP代表真实为真且预测为真的数量,TN代表真实为真且预测为假的数量,FP代表真实为假且预测为真的数量,FN代表真实为假且预测为假的数量。准确率代表算法整体的准确性,错装零件召回率代表算法对错装零件的检出能力。由表 5 和式(6)计算得到,装配符合性检测准确率(Accuracy)为 96.08%,错装零件召回率($Recall_{assembly_error}$)为 100%。

图 10 展示了用本文方法对 15 组存在错漏装配的样本的检测结果,均包含视角无偏和有偏两种情况。其中 η 的选择依据表 4,计算正确装配零件与错误装配零件的平均掩膜交并比的平均值(0.686 4)。为了增强算法的稳定性,略微提高阈值,最终确定 $\eta=0.7$ 。从图 10 可以看到,9 个错装零件和 6 个漏装零件的掩膜交并比均处于 η 之下,正确装配零件的掩膜交并比均处于 η 之上,大部分零件的掩膜交并比远高于 η 。

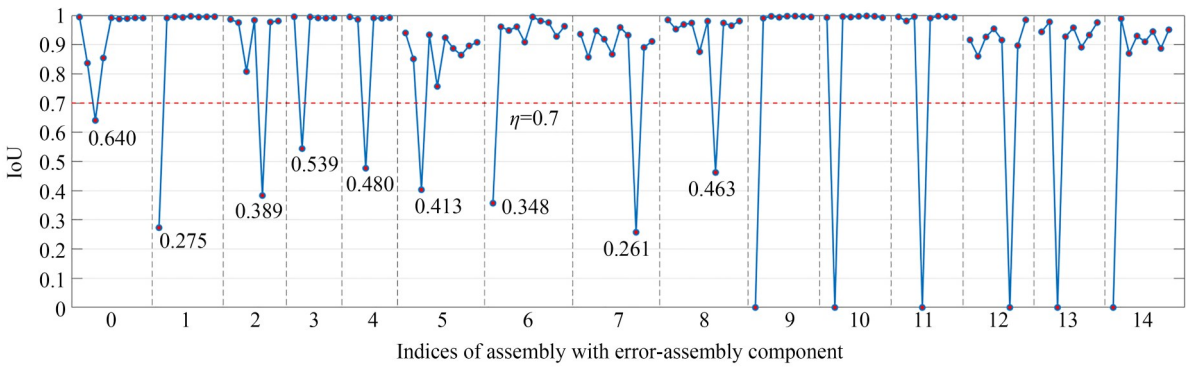


图 10 零件掩膜交并比的计算结果

Fig. 10 Calculation results of IoU ratio of part mask

为了衡量算法对视角偏差的敏感程度,表 6 统计了有无视角偏差情况下零件的平均掩膜交并比。从统计数据可得,当存在视差时,零件的掩膜交并比会整体下降,经分析发现,视差会导致两次捕获的零件信息之间无法完全重叠,该非重叠部分会导致掩膜交并比的下降,属于无法避免的误差。从实验数据能够看出,本文算法能够忽视微小视差所带来的影响,具有较好的检测性能。

表 6 有无视角偏差时的平均掩膜交并比

Tab. 6 Average mask IoU with and without viewpoint deviation

Viewpoint	Assembly status	Average IoU
With deviation	Correct	0.929 9
	Incorrect	0.371 3
No deviation	Correct	0.983 1
	Incorrect	0.464 6

4 结 论

本文提出了面向机翼线缆支架装配符合性的视觉检测方法,解决了人工目视装配检测的低效性与不稳定性问题。基于偏振成像的方法能够有效提高零件成像效果;两阶段实例分割算法在高效部署的基础上,能够准确地分离目标与背景;基于不变性特征的图像对齐方法能够有效地解决标准与待测两次拍摄图像存在的视差问题;最后,通过掩膜交并比对比算法,对线缆支架的装配符合性进行检测。实验结果表明,本文方法在自建数据集上实现了96.08%的准确率,100%的错装零件召回率,具备良好的

稳定性,方法部署效率高,具有较好的工业应用前景。

本文提出的方法还存在一定的局限性,主要体现在网络推理时间、小位移错装敏感度、大视角偏差的稳定性上,后续能够通过采用更轻量化、更精确的实例分割网络来解决。

作者贡献声明:

王鑫:方法的提出与验证,实验设计及数据处理与分析,论文构思和撰写;

李鹏程:写作指导与审核,思路指导;

崔海华:思路梳理与实验设计指导;

葛鑫鑫:数据的管理和分析。

参考文献:

- [1] DUVAR R, BÖYÜK M, URHAN O. A review on visual inspection methods for aircraft maintenance [J]. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*, 2021, 14(2): 185-192.
- [2] YASUDA Y D V, CAPPABIANCO F A M, MARTINS L E G, *et al.* Aircraft visual inspection: a systematic literature review [J]. *Computers in Industry*, 2022, 141: 103695.
- [3] 曾艳阳, 谢高森, 张建春. 基于截距直方图和Otsu融合的弱光图像分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(20): 2010016.
ZENG Y Y, XIE G S, ZHANG J CH. Weak-light image segmentation based on intercept histogram and otsu fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(20): 2010016. (in Chinese)
- [4] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1.
- [5] SOBBAHI RAL, TEKLI J. Low-Light Homomorphic Filtering Network for integrating image enhancement and classification[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2022, 100: 116527.
- [6] 袁国铭, 杨光, 王金峰, 等. 由粗到细的多级小波变换水下图像增强[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(22): 2939-2951.
YUAN G M, YANG G, WANG J F, *et al.* Coarse-to-fine underwater image enhancement based on multi-level wavelet transform[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(22): 2939-2951. (in Chinese)
- [7] 葛鑫鑫, 崔海华, 徐振龙, 等. 金属发动机叶片微小缺陷超分辨率图像重建方法[J]. *光学学报*, 2023, 43(2): 0210001.
GE X X, CUI H H, XU ZH L, *et al.* Super-resolution image reconstruction method for micro defects of metal engine blades [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(2): 0210001. (in Chinese)
- [8] HU J Y, ZHAO G, XIAO W L, *et al.* AR-based deep learning for real-time inspection of cable brackets in aircraft [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2023, 83: 102574.
- [9] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, *et al.* Mask R-CNN [C]. 2017 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. October 22-29, 2017. Venice. IEEE, 2017: 2980-2988.
- [10] ABDALLAH HBEN, JOVANČEVIĆ I, ORTEU J J, *et al.* Automatic inspection of aeronautical mechanical assemblies by matching the 3D CAD model and real 2D images [J]. *Journal of Imaging*, 2019, 5(10): 81.
- [11] ZHAO G, HU J Y, XIAO W L, *et al.* A mask R-CNN based method for inspecting cable brackets in aircraft [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2021, 34(12): 214-226.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection [C]. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 27-30, 2016. VegasLas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [13] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, *et al.*

- Segment anything [C]. 2023 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. October 1-6, 2023. Paris, France. IEEE, 2023: 3992-4003.
- [14] 田秀芳. 光波在左手材料中的菲涅尔公式和布儒斯特定律[J]. 光子学报, 2006, 35(7): 1103-1106.
TIAN X L. Fresnel formulate and Brewster law of optical waves in the left-handed materials[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, 35(7): 1103-1106. (in Chinese)
- [15] 杨志勇, 黄先祥, 周召发, 等. 方波磁光调制测量在航天器对接中的应用[J]. 光学精密工程, 2012, 20(8): 1732-1739.
YANG ZH Y, HUANG X X, ZHOU ZH F, *et al*. Application of square wave magneto-optic modulation to spacecraft docking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(8): 1732-1739. (in Chinese)
- [16] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.

作者简介:



王 鑫(1999—),男,湖南郴州人,硕士研究生,2022年于长沙理工大学获得学士学位,主要从事视觉检测、图像处理等方面的研究。E-mail: wx.r2race@nuaa.edu.cn

通讯作者:



崔海华(1979—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事数字化三维成像与精密测量等方面的研究。E-mail: cui-hh@nuaa.edu.cn