

文章编号 1004-924X(2024)23-3457-12

集成改进半监督分割方法的航空发动机 短舱声衬孔检测系统

董清钰¹, 梅 标^{2*}, 傅 云³, 羊荣金¹, 朱伟东¹

- (1. 浙江大学 工程师学院, 浙江 杭州 310015;
2. 中国科学院 海西研究院 泉州装备制造研究中心, 福建 泉州 362100;
3. 浙江西子势必锐航空工业有限公司, 浙江 杭州 311222)

摘要:针对飞机发动机短舱复合材料声衬上大规模制孔需求,以及复合材料表面纹理复杂、声衬孔尺寸小、数量大的问题,开发了一套视觉检测系统,用于短舱声衬机器人多主轴制孔系统。为解决复合材料声衬孔缺乏标注数据的问题,提出改进的半监督分割方法,对复合材料声衬孔进行准确分割。基于半监督分割结果提出一种基准孔检测方案,利用由粗到精的几何参数拟合算法,实现了制孔前的基准孔准确检测。利用穿孔率计算公式和分割结果,实现了复合材料声衬的穿孔率检测。最后,基于Labview和Python开发了可实现声衬孔穿孔率和基准孔自动检测的视觉检测系统。对声衬样品进行检测,结果表明,改进半监督方法的mIoU达到95.70%,节省了70%的数据标注量,并且减少了训练检测所需的参数量。集成该半监督分割方法的视觉检测系统对穿孔率的检测相比人工检测结果相差仅0.023%,对基准孔检测的准确度也较高。该视觉检测系统可以满足航空发动机短舱高质量制造的需求。该系统对基准孔和穿孔率的检测耗时较短,能够满足大规模声衬孔制孔和检测所需的高效率要求。将半监督方法引入到视觉检测系统中,对于缺少标注数据的声衬机器人多主轴制孔工业场景具有重要意义。

关键词:视觉检测;航空发动机短舱;复合材料声衬孔;半监督语义分割;机器人制孔

中图分类号:V260.0;TH691.9 文献标识码:A doi:10.37188/OPE.20243223.3457

Aero-engine nacelle acoustic hole detection system integrating improved semi-supervised segmentation method

DONG Qingyu¹, MEI Biao^{2*}, FU Yun³, YANG Rongjin¹, ZHU Weidong¹

- (1. Polytechnic Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310015, China;
2. Quanzhou Institute of Equipment Manufacturing, Haixi Institutes, Chinese Academy of Sciences, Quanzhou 362100, China;
3. Xizi Spirit Aerospace Industry (Zhejiang) Ltd., Hangzhou 311222, China)
* Corresponding author, E-mail: mechme@126.com

Abstract: To address the need for large-scale drilling of acoustic holes in aero-engine nacelle composite liners, as well as challenges posed by complex material surfaces and the small size and high density of holes, a visual detection system was developed for a robotic multi-spindle drilling system. To overcome

收稿日期:2024-07-01;修订日期:2024-08-23.

基金项目:杭州市重大科技创新项目资助(No. 2022AIDZ0026);浙江省“尖兵”“领雁”研发攻关计划资助(No. 2022C01134)

the lack of labeled data for composite acoustic holes, a semi-supervised segmentation method was introduced for precise segmentation. Based on these results, a reference hole detection scheme was designed using a geometric parameter fitting algorithm to accurately identify reference holes prior to drilling. Porosity detection was achieved using a porosity calculation formula combined with segmentation outcomes. A visual detection system, integrating LabVIEW and Python, was developed to automate the detection of acoustic hole porosity and reference holes. Tests on composite liner samples demonstrated that the improved semi-supervised method reduces labeled data requirements by 70% while achieving an mIoU of 95.70%. Training and detection parameters were significantly reduced. The visual detection system, incorporating the semi-supervised method, achieved a porosity detection variance of only 0.023% compared to manual results and demonstrated higher accuracy in reference hole detection. The visual detection system satisfies the high-quality manufacturing standards of aero-engine nacelles and meets efficiency demands for drilling and detection. The integration of semi-supervised methods into the system is a significant advancement for multi-spindle robotic drilling in scenarios with limited labeled data.

Key words: visual detection; aero-engine nacelle; composite acoustic hole; semi-supervised segmentation; robotic drilling

1 引言

航空发动机作为飞机动力系统的核心,其运行过程中产生的噪声是大型飞机的主要噪声源。这种噪声不仅会污染环境,还会危害人体健康。在航空发动机短舱内布设有大量微小孔的声衬,能够有效降低发动机工作过程中的噪声^[1]。其中,碳纤维复合材料声衬可以在实现噪声控制的同时减轻发动机质量,具有很好的应用前景。复合材料声衬上声衬孔数量较大,通常每平方米分布 5 万~12 万个声衬孔,其加工质量直接影响发动机的降噪效果^[2]。在各类制孔系统中,机器人制孔系统因具有低成本、良好柔性和高效率的特点,成为短舱声衬孔加工的理想选择^[3-4]。

在机器人制孔系统进行声衬孔制孔前,需先通过工业相机准确地检测出复合材料声衬零件上的基准孔位置坐标(一般是预制声衬孔),然后在线修正基准孔包围区域内待加工声衬孔的制孔位置坐标,以补偿离线编程软件基于理想 CAD 模型生成的孔位坐标的偏差。由于声衬的降噪效果与声衬孔面积占整个声衬表面面积的比例即声衬孔穿孔率紧密相关,为保证声衬制孔质量和声学性能,在完成加工后需对声衬孔的穿孔率进行检测。视觉检测在满足准确率的前提下还具有高效和无接触的特点,在工业上得到了

广泛的应用^[5]。然而,复合材料纹理复杂,材料表面黑暗且具有半镜面效果,声衬孔尺寸小、数量大,这些给飞机发动机短舱上声衬孔基准孔和穿孔率的准确检测带来了挑战^[6]。

为实现复合材料上小孔的准确检测,研究人员提出了许多方法,包括传统的基于特征提取和机器学习的方法,以及近年来应用广泛的深度学习方法。复合材料声衬孔具有背景纹理复杂、对比度低、边界不明显且噪声高的特点。2017 年, Caggiano^[7]等提出使用数字图像处理方法代替传统的物理测量方法,一定程度上提高了复合材料孔的检测准确性和效率,但该检测方法使用常规的图像处理算法,对复合材料并没有针对性,对图像拍摄效果和设备要求较高,且稳定性较差。随后,针对复合材料小孔,张太恒^[8]等提出了纹理边界引导的圆孔检测方法,实现了复合材料孔内与孔外纹理的快速分割,但该方法很依赖纹理特征,实现较为复杂,适用性有限。Lei 等^[9]提出了基于双光成像框架和传统视觉检测算法的复合材料孔撕裂缺陷自动化检测方法,但该系统为离线检测,组成较为复杂不适用于大规模孔的检测,且对光照和图像质量要求较高。尽管传统视觉检测算法的检测效果在不断提升,但它对检测环境要求都较高,当出现光照变化、材料有缺陷等问题时,测量结果容易受到影响。随着计算机

硬件水平的发展和人工智能理论的进步,深度学习检测方法得到了广泛的应用。Maghami等^[10]提出了一种基于U-Net和自动化多光源成像装置的复合材料小孔损伤检测方法,但该方法所用设备复杂,难以应用在大规模声衬孔检测中,并且该视觉检测模型需要大量标注数据以确保准确性。

数据依赖性深度学习面临的一大问题,但在工业应用场景中,数据集往往来自现场真实环境,因此标注数据很难获得,而未标注数据却随处可见。基于半监督的深度学习^[11]利用未标记数据来减轻对标记数据的需求,可以解决工业应用场景中缺乏标注数据的实际问题^[12-13]。杨爽等^[14]结合传统视觉检测方法和深度学习方法提出了一种复合材料圆孔分割方法,取得了较好的分割效果。但该方法复杂性较高,且伪标签依赖于传统视觉检测算法,因此稳定性较差,也不适合迁移到其他工业生产中。

当前,半监督方法主要分为伪标记方法、生成对抗网络方法、一致性正则化方法、对比学习和混合方法五类^[15]。将伪标记与一致性正则化相结合的混合方法,训练过程逻辑简单。该方法将模型预测得到的具有高置信度的弱扰动无标签图片作为伪标签,并基于一致性正则化的思想,强迫模型对强扰动的图片获得一致的预测。这不仅减轻了对标注数据的依赖,还提升了模型的稳定性,在各大公开数据集中取得了较好的效果。其中,Unimatch^[16]是该类型混合方法的典型应用,它包含3种强扰动方式,适用于标注数据量很少的情况。但Unimatch的分割模型在处理声衬孔分割任务时存在一定局限性,一是其中的分割模型不适用于声衬孔的分割,二是其扰动方式对于声衬孔背景复杂,对比度低等问题并不具有针对性。

针对声衬孔缺乏标注数据的问题,本文对原有的UniMatch方法进行了改进,采用优化的U-Net作为分割网络,并引入针对性的扰动方式,成功应用于复合材料声衬孔的分割任务,减少了70%的数据标注需求,不仅提升了分割精度,还为后续的基准孔检测和穿孔率自动化计算奠定了基础。基于半监督分割结果,提出了基准孔检测方案和穿孔率计算方法,并结合LabVIEW和

Python集成了该半监督分割技术,设计开发了一套复合材料声衬孔视觉检测系统。该系统成功应用于机器人多主轴制孔系统,实现了制孔前的基准孔精准定位及制孔后的穿孔率自动化检测。该视觉检测系统满足了复合材料声衬制造过程中的高效性和准确性要求,开发成本低,对于缺乏大量标注数据的工业场景具有重要的应用价值和意义。

2 原 理

短舱声衬机器人多主轴制孔系统及其视觉检测系统的拓扑结构如图1所示,包括硬件和软件两部分。其中,硬件部分包含多主轴制孔末端执行器、KUKA工业机器人、工业计算机、计算机显示器、工业相机及监控摄像头等。软件部分基于Python和Labview进行开发,并部署在工业计算机上。计算机显示器1用于实时显示加工场景监控画面,工业相机经网线通过千兆网卡与工业计算机连接,工业计算机通过TCP/IP连接线与西门子PLC连接,并以此实现对多主轴末端执行器、KUKA工业机器人等的控制和信号监测。由工业计算机和计算机显示器2构成的上位机机器人多主轴制孔集成控制软件通过Labview软件进行开发,其中的视觉检测算法由Python语言编写。

系统硬件部分安装示意图如图2所示,由远心镜头、工业相机和环形可见光光源构成的视觉检测成像装置通过相机支架安装在多主轴末端执行器顶端;多主轴末端执行器安装在KUKA工业机器人末端,可随工业机器人移动到复合材料声衬指定制孔位置。其中,工业相机为Baumer TXG50,远心镜头为OPTO TC23024,该远心镜头的工作距离为67.2 mm。

如图3所示,当视觉成像装置垂直于复合材料声衬壁板表面,并与声衬孔法向处于一条直线上时,大多数入射光线照射到声衬孔的内壁会通过孔散射,不会到达相机的传感器,使得孔区域在图像中看起来几乎是黑色的。而入射光线照射到复合材料声衬壁板表面时,会有光线反射进入相机传感器,使得壁板表面在图像中均产生明亮的像素,可最大程度上提高背景和声衬孔内区

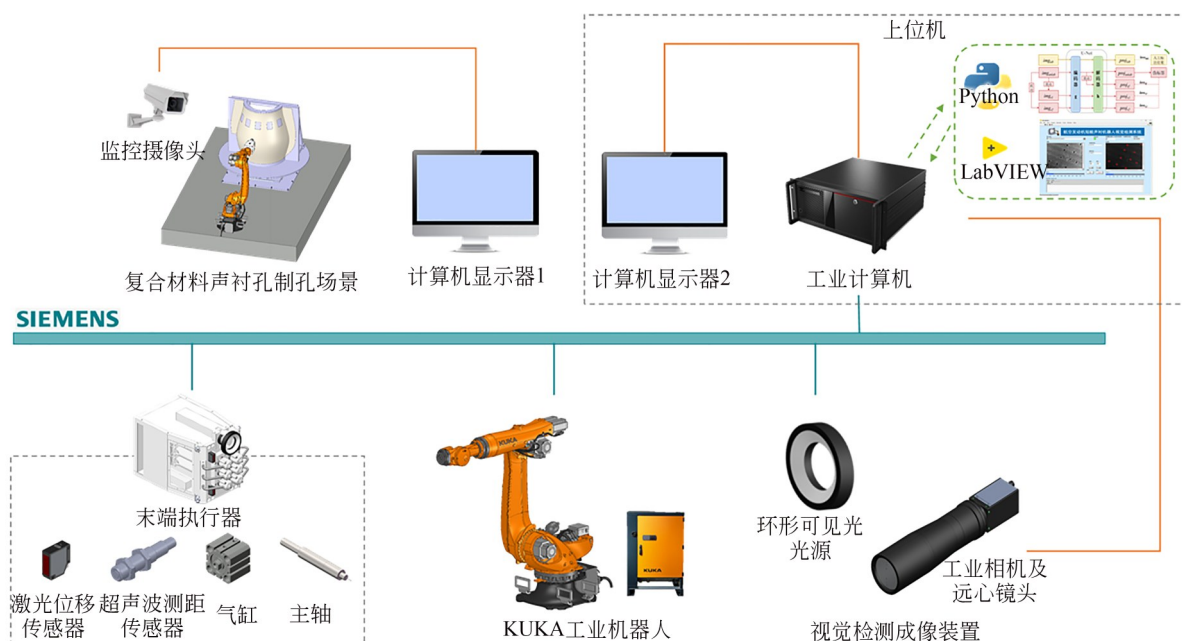


图1 短舱声衬机器人多主轴制孔系统及其视觉检测系统

Fig. 1 Multi-spindle robotic drilling system for nacelle acoustic liners and its visual detection system

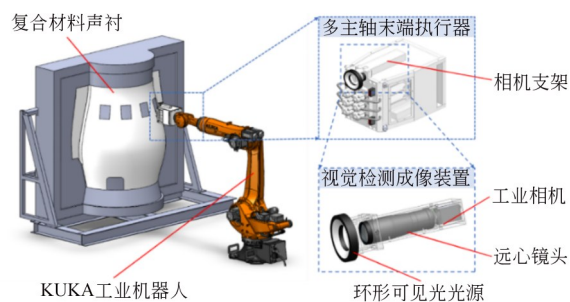


图2 系统硬件部分安装示意图

Fig. 2 Schematic diagram of installation of hardware part of system

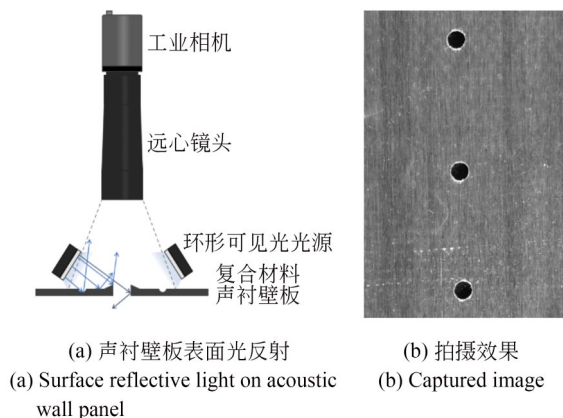
(a) 声衬壁板表面光反射
(a) Surface reflective light on acoustic wall panel(b) 拍摄效果
(b) Captured image

图3 视觉检测成像装置安装原理示意

Fig. 3 Schematic diagram of installation principle of visual detection device

域的区分度,提高声衬孔检测准确度。由于声衬壁板表面可近似看成回转体,它在沿母线方向的曲率变化为 $-0.02 \sim 0.01 \text{ mm}^{-1}$,回转直径为 $1\,200 \sim 1\,500 \text{ mm}$ 。开发的离线编程软件根据曲率将加工表面划分为多个小区域,每个制孔区域内曲率变化很小。同时,安装在多主轴末端执行器的4个激光位移传感器投影到待加工表面上的光斑包围的四边形尺寸较小,即激光位移传感器投影光斑包围的待检测区域在整个声衬壁板曲面上占比很小。为简化问题,可将该区域近似看作平面。根据激光位移传感器的测量距离及其在末端执行器中的安装位置,可计算出末端执行器的姿态偏差。通过机器人运动可补偿该偏差,从而保证检测时相机光轴垂直于待检测区域。

为获得较好的拍摄和检测效果,远心镜头、工业相机和环形可见光光源通过相机支架安装在同一水平线上。通过安装在末端执行器四周的激光位移传感器以及机器人运动,保证视觉成像装置垂直于声衬壁板表面。通过激光位移传感器反馈的实时距离和伺服控制系统,确保相机拍摄距离为 67.2 mm 。由于视觉检测成像装置通过相机支架固定在末端执行器上,声衬孔加工前的基准孔定位以及加工结束后的穿孔

率检测可以使用同一套设备,在节约检测成本,保证制造效率的同时避免了重复装夹产生的误差。

3 系统原理和工作流程

待制孔和检测的声衬穿孔面板材料为碳纤维复合材料,厚度为 1 mm。基准孔为人工预先加工的声衬孔,与其余待加工声衬孔尺寸相同,直径均为 (1.1 ± 0.1) mm。声衬穿孔率要求为 $(10.5 \pm 0.5)\%$,即每平方米需加工的声衬孔数量在 8.8 万~13.9 万间。制孔和检测均是分区域分阶段进行的,这里待加工的声衬曲面经离线编程软件分成 36 个区域。

发动机短舱复合材料声衬孔视觉检测系统可实现制孔前声衬孔基准孔检测和制孔后的声衬孔穿孔率检测,系统工作流程如图 4 所示。制孔前,机器人根据离线编程软件规划得到的路径,将末端执行器移动到指定位置,由上位机控制视觉检测成像装置拍摄基准孔图片。随后,利用本文的半监督复合材料声衬孔分割模型将图像中的基准孔特征分割出来,并基于分割区

域提取出声衬孔轮廓。在提取到的轮廓点基础上,利用由粗到精的声衬孔几何参数拟合方法,得到图像坐标中的基准孔几何参数。基于相机内参数得到基准孔的物理几何参数后,以这些基准孔的圆心位置为参考,在线修正待制声衬孔的制孔位置,从而弥补离线编程软件根据理想 CAD 模型生成的孔位坐标的偏差,减小实际制孔位置与理想制孔位置之间的偏差,保证制孔位置精度。

制孔完成后,机器人按照离线编程软件规划的不重叠拍摄路径移动末端执行器,并利用视觉检测成像装置拍摄得到声衬上所有加工孔的图像。通过半监督分割模型准确分割出所有声衬孔区域,根据转换公式计算声衬孔分割区域真实物理尺寸下的总面积,从而得到实际的声衬孔穿孔率。

声衬孔分割、基准孔几何参数拟合以及穿孔率计算均由 Python 编写的相关分割模型和算法实现。针对分辨率为 $2\,448 \times 2\,050$ 的单张图像,采用所提出视觉检测模型,可在毫秒级时间内得到准确的检测结果,并由 Labview 显示在上位机界面上。

4 关键技术

4.1 基于改进 UniMatch 的复合材料声衬孔分割

在基准孔几何参数拟合以及声衬孔穿孔率计算前,需先将孔特征从复合材料声衬背景中准确分割出来。复合材料声衬孔无公开数据集,标注数据集工作量大,但无标注图像数据较易获得,因此,本文拟使用半监督语义分割方法。综合检测准确率和检测效率问题,复合材料声衬孔视觉检测系统使用的声衬孔分割方法基于改进的半监督分割方法 UniMatch。

考虑到复合材料小孔的特点,将 UniMatch 中的分割网络由 Deeplab3+ 替换为优化 U-Net。优化 U-Net 相比于 Deeplab3+ 模型参数更少,具有更简洁更高效的网络结构,分割效率较高。针对复合材料声衬孔的分割问题,U-Net 中的跳跃连接对于声衬孔这类边缘信息复杂、尺寸较小的对象具有明显优势。此外,使用 VGG16^[17] 作为 U-Net 的特征提取网络,充分利用 VGG 在图像

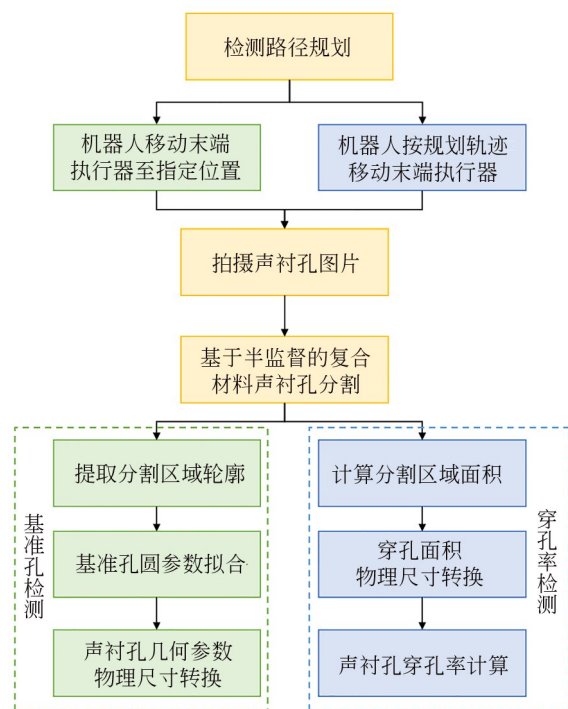


图 4 复合材料声衬孔视觉检测系统工作流程

Fig. 4 Workfolw of composite acoustic hole visual detection system

分类任务上学习到的强大特征表达能力,能够有效地从复杂的短舱复合材料表面中提取多尺度、富有代表性的特征,从而使优化 U-Net 能获得较好的分割效果,以便于得到更准确的伪标签,进一步更好地学习强扰动信息。

该半监督分割方法同时使用标注数据和未标注数据对模型进行训练,可以仅利用有限标注数据实现声衬孔的准确分割。如图 5 所示,优化 U-Net 包含基于 VGG16 的特征提取部分(编码器 g)、跳跃连接部分和上采样部分(解码器 h)。半监督分割方法包含对已标注数据的训练部分和未标注数据的训练部分。在半监督模型训练过程中,首先,利用已标注数据 img_{lab} 对优化 U-Net 进行训练,得到全监督部分的损失值

loss_{lab} 。随后,利用未标注数据对 U-Net 进行训练。对于一张原始的无标注图像 $\text{img}_{\text{unlab}}$,进行两次图像层面的强扰动以及一次特征层面的强扰动,分别得到图像 img_{s1} , img_{s2} 和特征图 $\text{future}_{\text{sf}}$ 。为解决复合材料声衬孔背景复杂、对比度低和边界不明显等问题,图像层面的强扰动方式主要有添加噪声、多角度图像旋转、随机裁剪和色域扭曲等。其中,添加噪声主要用于模拟拍摄环境中的碎屑以及复合材料的纹理信息;多角度图像旋转主要用于模拟不同拍摄角度下的声衬孔图像;随机裁剪用于增加不完整孔数据,保证模型具有对拍摄的不完整孔的检测能力;色域扭曲用于提高模型对不同光照下声衬孔的检测能力。

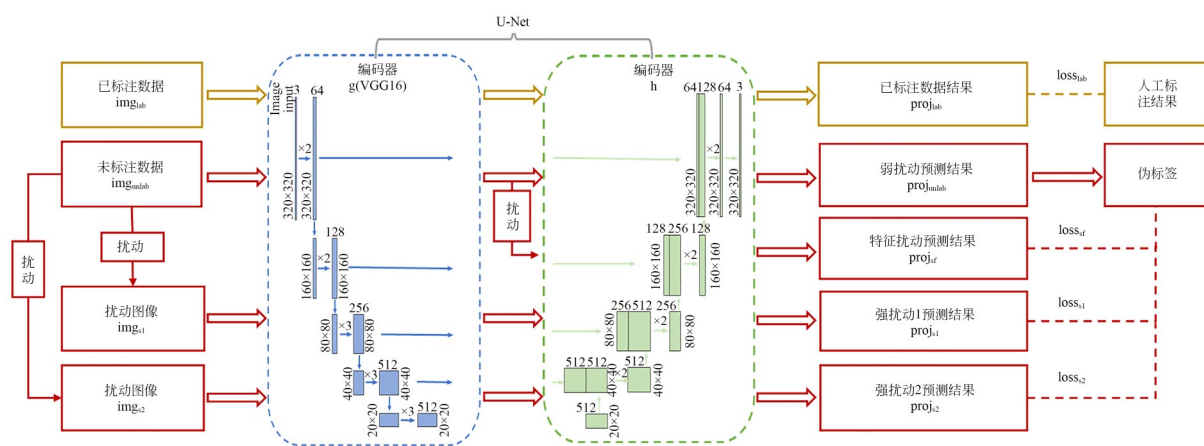


图 5 改进 UniMatch 结构

Fig. 5 Structure of improved UniMatch

$\text{img}_{\text{unlab}}$, img_{s1} , img_{s2} 和 img_{sf} 经过分割网络 U-Net, 得到预测结果 $\text{proj}_{\text{unlab}}$, proj_{s1} , proj_{s2} 和 proj_{sf} 。利用置信度阈值对 $\text{proj}_{\text{unlab}}$ 进行筛选, 保证其准确性和可靠性, 再作为 proj_{s1} , proj_{s2} 和 proj_{sf} 的伪标签, 对分割网络 U-Net 进行训练, 得到未标注数据训练的损失值 loss_{s1} , loss_{s2} 和 loss_{sf} 。

模型训练过程的总损失如下:

$$\text{loss}_{\text{total}} = \text{loss}_{\text{lab}} + \text{loss}_{\text{unlab}}, \quad (1)$$

$$\text{loss}_{\text{unlab}} = \text{loss}_{\text{s1}} + \text{loss}_{\text{s2}} + 2 \cdot \text{loss}_{\text{sf}}, \quad (2)$$

其中 $\text{loss}_{\text{unlab}}$ 为采用未标注数据训练得到的损失值。

声衬孔分割流程如图 6 所示。首先, 利用离线采集平台拍摄声衬孔图像, 选择其中 30% 的图像进行标注; 随后在高性能工作站上, 利用复合材料声衬孔数据集和半监督分割方法对分割

模型优化 U-Net 进行训练; 最后, 保存训练得到的模型参数, 在上位机上可对实际应用过程中拍摄得到的声衬孔基准孔和大规模声衬孔进行分割, 为后续基准孔检测和穿孔率检测提供基础。

4.2 由粗到精的基准孔检测方法

在机器人制孔前需准确得到基准孔的几何参数信息以保证基准孔影响范围内声衬孔制孔位置精度。基准孔检测问题可以归类为小孔的几何参数拟合问题。如图 7 所示, 利用半监督声衬孔分割方法将声衬孔从具有复杂纹理背景的复合材料声衬零件中分割出来, 通过轮廓提取算法能获得每个声衬孔的边缘轮廓点; 碳纤维材料在加工过程中因材料特性, 不可避免地会出现毛

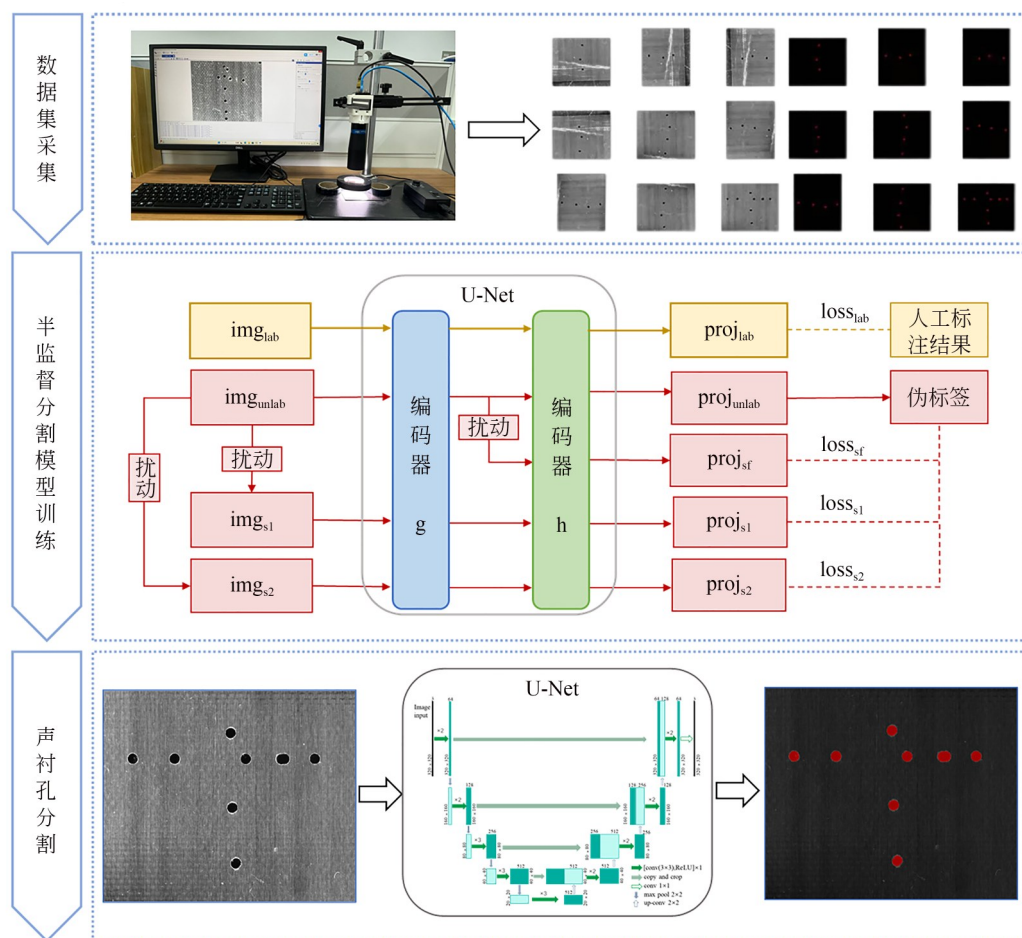


图 6 复合材料声衬孔分割流程

Fig. 6 Segmentation process of composite acoustic holes

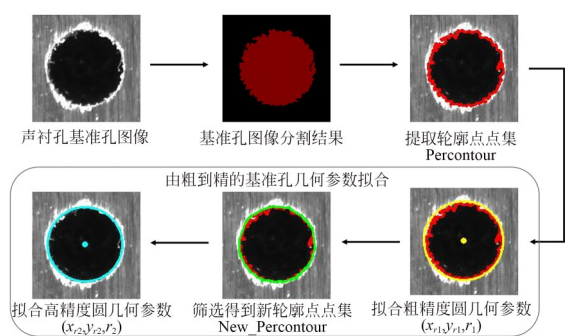


图 7 声衬孔基准孔检测流程

Fig. 7 Flow of detection of acoustic reference hole

刺,这些毛刺上轮廓点对圆参数的拟合准确性有一定的影响。为减少这些毛刺边缘点对几何参数拟合精度的消极影响,将每个声衬孔边缘轮廓点集作为输入,利用由粗到精的几何参数拟合方法,可得到相机坐标系下声衬孔的孔径和中心坐标。

由粗到精的基准孔几何参数拟合方法伪代码如算法 1 所示。在通过半监督声衬孔分割方法得到声衬孔区域后,利用边界轮廓提取算法得到每个声衬孔分割区域的边界轮廓点点集 Contours。对于每一个声衬孔轮廓点点集 Percontour,首先利用最小外接圆拟合算法得到粗精度圆几何参数(x_{r1} , y_{r1} , r_1);粗精度圆仅用于快速筛选去除距离圆心较近的毛刺边缘点,以消除它对圆拟合精度的负面影响。为获得更精准的基准孔坐标,遍历边界轮廓点,计算轮廓点相距粗圆圆周的径向距离,从而筛选去除毛刺边缘点等距离粗圆较远的轮廓点,获得新的轮廓点点集 New_Percontour。由于最小二乘法具有较高的计算效率和一定的稳定性,且已通过粗圆筛选出毛刺边缘点,避免离群数据点的影响,因此为保证拟合效率和准确性,最后利用最小二乘法和新的轮廓点集,拟合得到更为精准的基准孔几何参数(x_{r2} , y_{r2} , r_2)。

算法 1 由粗到精的复合材料声衬孔几何参数拟合法

输入 *Img*: 复合材料声衬孔分割结果图

findContours: 边界轮廓点提取算法

minEnclosingCircle: 最小外接圆算法

leastsq: 最小二乘法

输出 *Circles* 拟合得到的图像中所有声衬孔基准孔几何参数

1 #提取图像内所有声衬孔分割区域的边界轮廓

Contours = *findContours*(*Img*)

2 #遍历每一个声衬孔

for *Percontour* in *Contours*:

3 #拟合得到粗精度圆的几何参数(x_{r1}, y_{r1}, r_1)

Rough_circle = *minEnclosingCircle*(*Percontour*)

4 #遍历每个声衬孔中的轮廓点(x_i, y_i)

for *point* in *Percontour*:

5 #计算轮廓点与拟合圆之间的误差

$$err = \sqrt{(x_i - x_{r1})^2 + (y_i - y_{r1})^2} - r_1$$

6 #判断该轮廓点是否超过距离阈值

if *err* < *threshold*

#得到单个声衬孔新的轮廓点集

New_Percontour.append(*point*)

7 #拟合得到高精度圆几何参数(x_{r2}, y_{r2}, r_2)

Percircle = *leastsq*(*New_Percontour*)

8 #将当前圆参数结果加至图像所有声衬孔基准孔几何参数集合中

Circles.append(*Percircle*)

9 return *Circles*

由第 1 节所述,通过激光位移传感器可控制拍摄距离始终为 67.2 mm,此时拍摄区域的物理尺寸为 24.29 mm×20.26 mm,拍摄所得图像分辨率为 2 448×2 050。在保证计算误差在允许范围内的前提下,通过经简化的式(3),将图像坐标系内的基准孔几何参数(x_{r2}, y_{r2}, r_2)转换为物理尺寸上的基准孔几何参数($x'_{r2}, y'_{r2}, r'_{r2}$)。

$$\begin{cases} x'_{r2} = \frac{w}{u} \times x_{r2} \\ y'_{r2} = \frac{v}{h} \times y_{r2} \\ r'_{r2} = \sqrt{\frac{w \times h}{u \times v}} \times r_{r2} \end{cases}, \quad (3)$$

其中: w 为拍摄区域的真实宽度, h 为拍摄区域的真实高度, u 为拍摄所得图像的宽度, v 为拍摄所得图像的高度。

4.3 穿孔率检测

声衬孔穿孔率与航空发动机声衬吸声效果密切相关。基于半监督分割方法的声衬孔区域准确分割是声衬孔穿孔率准确计算的前提。声衬壁板穿孔率为声衬孔面积占整个声衬表面面积的比例,如下:

$$\eta = \frac{A_{\text{hole}}}{A_{\text{total}}}, \quad (4)$$

其中: A_{hole} 为所有声衬孔的实际总面积; A_{total} 为声衬壁板的实际总面积,是发动机短舱声衬制造过程中的已知量。

为准确计算声衬壁板的穿孔率,工业机器人将根据离线编程软件规划的路径移动末端执行器,使其不重叠地拍摄得到所有声孔图像。通过复合材料声衬孔分割模型将声衬孔区域分割出来,可统计得到声衬孔分割区域像素点总数量 N_{pixel} ,再利用式(5)可转换得到声衬孔区域实际物理尺寸上的面积 A_{hole} 。最后代入式(4)即可计算得到发动机短舱声衬的实际穿孔率,从而实现复合材料声衬零件的穿孔率自动化检测。

$$A_{\text{hole}} = \frac{w \times h}{u \times v} \times N_{\text{pixel}}, \quad (5)$$

其中: w 为拍摄区域的真实宽度, h 为拍摄区域的真实高度, u 为拍摄所得图像的宽度, v 为拍摄所得图像的高度。

5 检测结果与讨论

为了验证改进半监督分割方法的优越性以及视觉检测系统的检测准确度,将改进的半监督方法与全监督方法 U-Net,优化 U-Net,Deep-lab3+ 的分割性能分别做了对比。并利用声衬样件,将视觉检测系统的穿孔率检测结果和基准孔几何参数检测结果与人工标注结果进行对比。其中,样件加工工艺参数与实际加工的工艺参数一致。

5.1 改进半监督方法分割性能对比

在本文所提供的复合材料声衬孔数据集上,将改进后的半监督分割方法与全监督分割方法 Deeplab3+ 和 U-Net 以及改进前半监督分割方法 UniMatch 进行比较。所有模型的训练验证均在同一台计算机上运行,操作系统为 Ubuntu,深度

学习框架采用 Pytorch1.12.1, CUDA 版本为 11.3, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 2080, CPU 型号为 Intel Core i7-9700 K, 64G 内存。按 7:2:1 的比例随机将数据集划分为训练集、验证集与测试集,使用随机梯度下降法进行训练,优化器为 SGD。

对于改进前后的半监督分割方法,随机选取训练集中 30% 的样本作为已标注数据,并使用训练集的其余部分作为未标注数据,已标注样本的比例在括号中标出。声衬孔数据集的训练集共包含 86 张复合材料声衬孔图片,共 650 个声衬孔。表 1 为验证集上运行不同分割模型得到的 mIoU。

表 1 不同方法进行复合材料声衬孔分割的效果

Tab. 1 Performance for composite acoustic hole segmentation with different methods

分割方法	mIoU/%	参数量/MB
U-Net(100%)	95.24	21.1
优化 U-Net(100%)	95.66	22.9
Deeplab3+(100%)	91.49	59.5
改进前 UniMatch(30%)	90.75	59.5
改进后 UniMatch(30%)	95.70	22.9

由表 1 可知,针对复合材料声衬孔分割任务,优化 U-Net 具有更好的分割性能,相比于 Deeplab3+, mIoU 高出 4.17%, 但模型参数不到 Deeplab3+ 的一半,训练和检测效率得到了很大提升。相比于替换特征提取网络前的 U-Net, mIoU 提升了 0.42%, 且额外参数量不多。本文改进后的半监督分割方法替换 UniMatch 的分割模型 Deeplab3+, 增加了更具针对性的扰动方式, 相比改进前, mIoU 提高了 4.95%, 模型参数也相应减少。改进后的半监督分割方法相比于全监督分割方法 U-Net, mIoU 几乎一致, 即仅利用 30% 的标注数据就获得了全监督分割方法利用大量标注数据才能获得的分割效果, 这极大地减少了标注所需的工作量, 同时也没有影响分割效果, 在缺乏标注数据的工业场景中其有较大的应用潜力。因此, 本文的视觉检测系统基于改进后的 UniMatch 半监督分割方法进行开发。

5.2 穿孔率检测准确度

样件上拍摄得到的声衬孔图片共 36 张, 包含 252 个声衬孔, 图片尺寸为 $2\,448 \times 2\,050$ 。利用本文集成改进半监督分割方法的视觉检测系统对声衬孔穿孔率进行检测, 并与人工标注结果进行对比, 结果如表 2 所示, 穿孔率检测的界面如图 8 所示。

表 2 穿孔率检测准确度验证

Tab. 2 Verification of porosity detection accuracy

方 法	穿孔率/%
视觉系统检测	1.055
人工标注	1.032

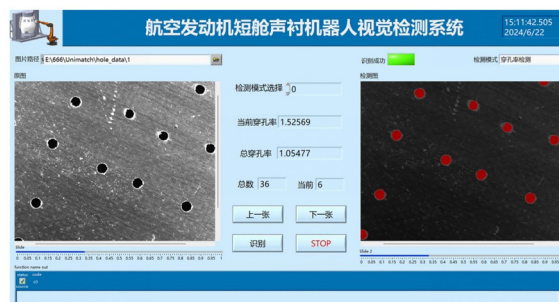


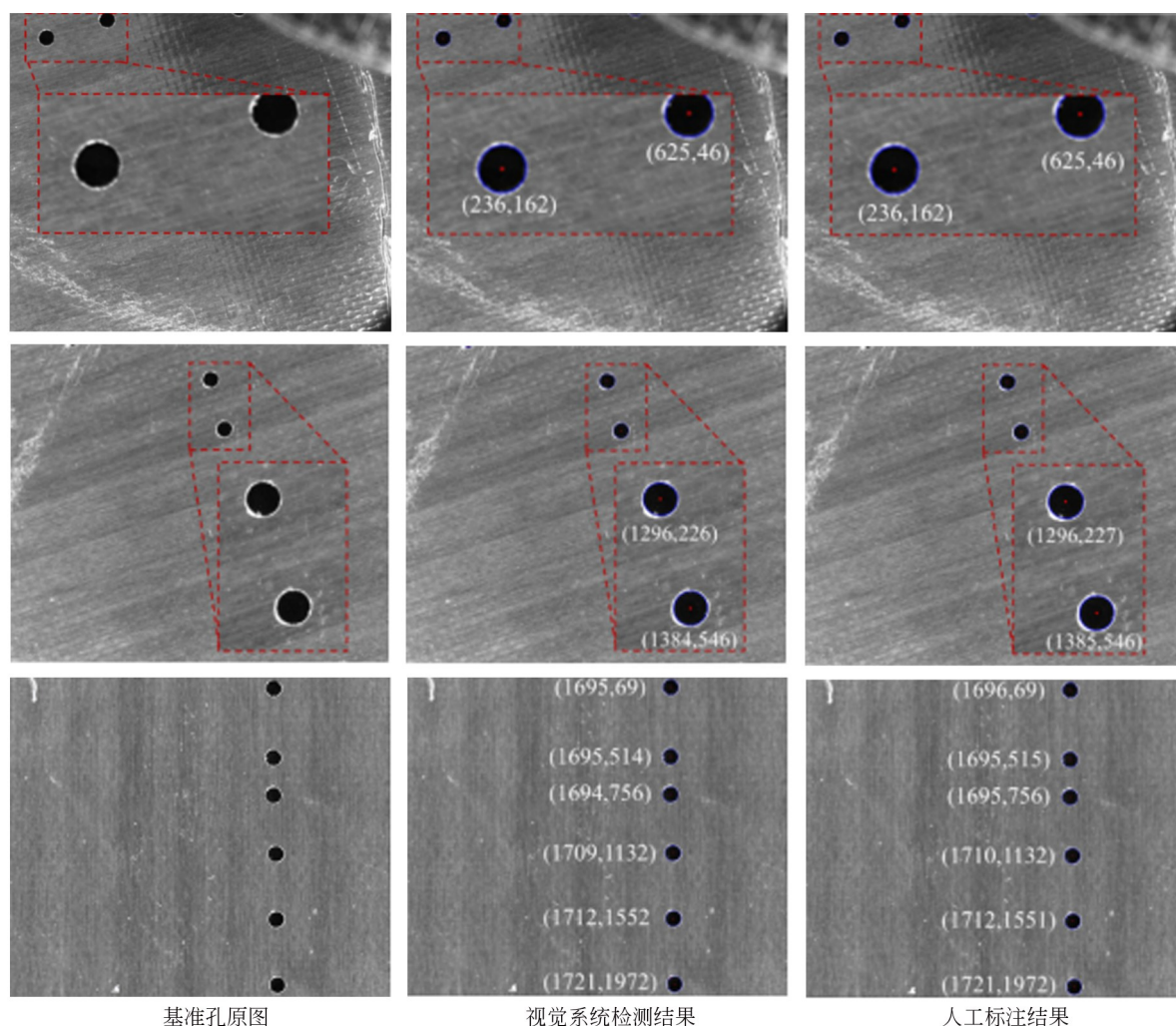
图 8 声衬孔穿孔率检测界面

Fig. 8 Detection interface for acoustic hole porosity

该视觉检测系统可实现声衬孔穿孔率的自动检测, 并能将拍摄得到的声衬孔图片、检测结果、分割结果显示在软件界面中。软件界面中, “当前穿孔率”指当前显示图片中分割所得声衬孔区域的像素数量占比, “总穿孔率”为式(4)~式(5)计算得到的样件实际穿孔率。本文视觉检测系统的穿孔率为 1.055%, 相比于人工标注结果 1.032%, 相差仅 0.023%。视觉检测系统对每张图片的检测时间为毫秒级, 而人工标注每张图片平均耗时在 0.5 h 以上。本文的视觉检测系统在满足准确率的前提下, 能够大幅度提高检测效率, 缩短制造周期。

5.3 基准孔检测效果

利用基于改进半监督分割方法开发的视觉检测系统对样件上的声衬孔基准孔进行检测, 将得到的基准孔中心结果与人工标注结果进行对比, 检测效果和检测界面分别如图 9 和图 10 所示。



基准孔原图

视觉系统检测结果

人工标注结果

图 9 基准孔检测准确度验证

Fig. 9 Verification of reference hole detection accuracy

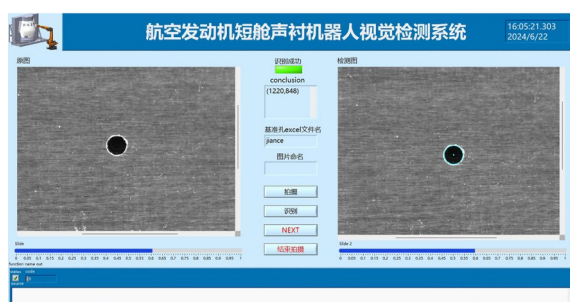


图 10 声衬孔基准孔检测界面

Fig. 10 Detection interface for acoustic reference hole

本文视觉检测系统拟合得到的基准孔几何参数与人工标注结果几乎一致,能满足加工所需准确度要求。基准孔检测界面能实时显示拍摄结果和基准孔几何参数拟合结果,辅助短舱声衬机器人进行多主轴制孔。

6 结 论

本文开发了一套视觉检测系统用于短舱声衬机器人多主轴制孔,分别介绍了视觉检测系统中的软硬件部分,并对视觉系统工作流程以及视觉系统中的声衬孔分割方法、基准孔检测方法以及穿孔率检测方法等关键技术进行了详细介绍。对复合材料声衬样件进行检测实验,结果表明,改进的半监督分割方法分割效果较好,mIoU 相比改进前提高了 4.95%,所需参数量减少了一半。相比于全监督方法,改进半监督方法在获得相近分割效果的同时还大幅度减少了所需标注数据。集成改进半监督方法的视觉检测系统在检测精度、检测效率上均能满足制造要求。系统自动化检测所得的穿孔率为

1.055%, 相比与人工标注结果 1.032%, 相差 0.023%, 基准孔检测结果与人工标注结果接近。该系统在保证准确率的前提下大幅度提升

了检测效率, 能缩短发动机短舱声衬制孔周期, 在缺乏标注数据的工业场景具有重要意义。

参考文献:

- [1] NARK D M, JONES M G. An investigation of bifurcation acoustic treatment effects on aft-fan engine nacelle noise [C]. *Proceedings of the 25th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. Delft, The Netherlands. Reston, Virginia: AIAA*, 2019: AIAA2019-2627.
- [2] HOWERTON B M, JONES M G. *Acoustic Liner Drag: Measurements on Novel Facesheet Perforate Geometries* [M]. 22nd AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference.
- [3] MEI B, LIANG Z S, ZHU W D, *et al.* Positioning variation synthesis for an automated drilling system in wing assembly [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 67: 102044.
- [4] MEI B, ZHU W D. Accurate positioning of a drilling and riveting cell for aircraft assembly [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2021, 69: 102112.
- [5] HERNANDEZ A, MAGHAMI A, KHOSHDARREGI M. A machine vision framework for autonomous inspection of drilled holes in CFRP panels [C]. 2020 6th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). Singapore. IEEE, 2020: 669-675.
- [6] GENG D X, LIU Y H, SHAO Z Y, *et al.* Delamination formation, evaluation and suppression during drilling of composite laminates: a review [J]. *Composite Structures*, 2019, 216: 168-186.
- [7] CAGGIANO A, ANGELONE R, TETI R. Image analysis for CFRP drilled hole quality assessment [J]. *Procedia CIRP*, 2017, 62: 440-445.
- [8] 张太恒, 梅标, 乔磊, 等. 纹理边界引导的复合材料圆孔检测方法 [J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2020, 54(12): 2294-2300.
ZHANG T H, MEI B, QIAO L, *et al.* Detection method for composite hole guided by texture boundary [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2020, 54(12): 2294-2300. (in Chinese)
- [9] LI C G, LEI Y C, YOU Z C, *et al.* Vision-based defect measurement of drilled CFRP composites using double-light imaging [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 3514809.
- [10] MAGHAMI A, SALEHI M, KHOSHDARREGI M. Automated vision-based inspection of drilled CFRP composites using multi-light imaging and deep learning [J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2021, 35: 441-453.
- [11] CHAPELLE O, SCHOLKOPF B, ZIEN E. Semi-supervised learning [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2009, 20(3): 542.
- [12] 王晨, 罗文山, 陆鹏飞, 等. 基于半监督学习-多通道卷积神经网络的加氢裂化产品性质预测 [J]. *石油学报(石油加工)*, 2023, 39(1): 97-108.
WANG CH, LUO W SH, LU P F, *et al.* Prediction of hydrocracking product properties based on semi-supervised learning-multichannel convolutional neural network [J]. *Acta Petrolei Sinica (Petroleum Processing Section)*, 2023, 39(1): 97-108. (in Chinese)
- [13] ZHANG S, YE F, WANG B N, *et al.* Semi-supervised bearing fault diagnosis and classification using variational autoencoder-based deep generative models [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(5): 6476-6486.
- [14] 杨爽. 基于深度学习的复合材料圆孔检测方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
YANG SH. *Research on Inspection Method of Composite Circular Hole Based on Deep Learning* [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019. (in Chinese)
- [15] PELÁEZ-VEGAS A, MESEJO P, LUENGO J. A survey on semi-supervised semantic segmentation [EB/OL]. 2023: *arXiv*: 2302.09899. <http://arxiv.org/abs/2302.09899>.
- [16] YANG L H, QI L, FENG L T, *et al.* Revisiting weak-to-strong consistency in semi-supervised semantic segmentation [C]. 2023 *IEEE/CVF Con-*

ference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 7236-7246.

[17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep

convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *Computer Science*, 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1409.1556..

作者简介:



董清钰(2000—),女,贵州遵义人,硕士研究生,2022年于厦门大学获得学士学位,主要从事视觉检测、图像处理等方面的研究。E-mail: dongqingyu@zju.edu.cn

通讯作者:



梅 标(1984—),男,安徽宿州人,副研究员,2016年于浙江大学获得博士学位,主要从事智能制造、机器视觉等方面的研究。E-mail: mechme@126.com