

文章编号: 1674-8190(2024)01-097-08

飞机结构 X 射线裂纹图像智能评定

贾文博¹, 汪洪量², 奚之飞², 樊俊铃¹, 杨胜春¹, 张伟¹, 赵延广³

(1. 中国飞机强度研究所 强度与结构完整性全国重点实验室, 西安 710065)

(2. 国营芜湖机械厂, 芜湖 241000)

(3. 大连理工大学 工业装备结构分析国家重点实验室, 大连 116023)

摘要: 飞机结构 X 射线图像评定过程存在复杂背景下裂纹分割不准确、检出难等问题。基于高效层聚合网络提出一种飞机结构 X 射线裂纹图像智能评定模型(ELAN-Seg), 将 ELAN-Seg 模型和 DeepLabv3+ 模型的射线图像裂纹分割能力进行对比, 结合图像处理技术对模型分割的裂纹长度进行评估, 利用飞机强度试验及外场维护过程采集的 X 射线图像对模型进行验证。结果表明: 分割的最小裂纹长度约为 3 mm, ELAN-Seg 模型对复杂背景射线图像裂纹分割更加准确, 裂纹漏检率小于 3.8%, 该模型具有工程适用性。

关键词: X 射线; 裂纹图像; 高效层聚合网络; 注意力机制; 智能评定

中图分类号: V216

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2024.01.11

Intelligent evaluation of X-ray crack image of aircraft structure

JIA Wenbo¹, WANG Hongliang², XI Zhifei², FAN Junling¹, YANG Shengchun¹,
ZHANG Wei¹, ZHAO Yanguang³

(1. National Key Laboratory of Strength and Structural Integrity, Aircraft Strength Research
Institute of China, Xi'an 710065, China)

(2. State-owned Wuhu Machinery Factory, Wuhu 241000, China)

(3. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of
Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: In the process of aircraft structure X-ray images evaluation, there are some problems such as inaccurate crack segmentation and difficult crack detection under complex background. An intelligent evaluation model (ELAN-Seg) for X-ray crack images of aircraft structures is proposed based on efficient layer aggregation network. The ELAN-Seg model is compared with the DeepLabv3+ model in the crack segmentation ability of the X-ray images. Combined with image processing technology, the crack length of model segmentation is evaluated, and the model is verified by X-ray images acquired during aircraft strength test and field maintenance. The results show that the segmented minimum crack length is about 3 mm, the ELAN-Seg model is more accurate in crack segmentation of complex background X-ray images, and the crack detection rate is less than 3.8%. The proposed model has engineering applicability.

Key words: X-ray; crack image; efficient layer aggregation network; attention mechanism; intelligent evaluation

收稿日期: 2022-12-02; 修回日期: 2023-05-17

基金项目: 国家自然科学基金(51601175); 航空科学基金(20200009023004)

通信作者: 樊俊铃(1985-), 男, 博士, 正高级工程师。E-mail: fanjunling623@163.com

引用格式: 贾文博, 汪洪量, 奚之飞, 等. 飞机结构 X 射线裂纹图像智能评定[J]. 航空工程进展, 2024, 15(1): 97-104.

JIA Wenbo, WANG Hongliang, XI Zhifei, et al. Intelligent evaluation of X-ray crack image of aircraft structure[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(1): 97-104. (in Chinese)

0 引言

在飞机型号研制及外场运营维护过程中,结构损伤的周期性检测一直是无损检测领域的研究重点。飞机壁板、蒙皮、机翼和操纵面等结构在承受复杂交变载荷及外物冲击下极易出现裂纹、断钉等损伤,结构裂纹的及时检出对于飞机型号研制及结构强度与完整性评估意义重大^[1]。针对飞机结构内部裂纹检测需求,射线检测是判断其内部损伤状况的最佳方法。相比其他无损检测方法,射线检测对于裂纹的定性和定量相对准确,不仅能够直观显示裂纹的尺寸及方向,而且检测数据方便留存,追溯性较强。然而,射线图像由于其对比度低,裂纹特征不明显,依靠目视检查时对检测人员的经验及技术水平要求较高,在大批量射线图像评定过程中容易出现漏检和误检,为飞机结构安全埋下重大隐患。因此,飞机结构射线图像裂纹自动化、智能化评定是飞机强度试验与外场运营维护中亟待解决的关键问题。

近年来,深度学习技术在计算机视觉领域发展迅速,各类智能检测算法层出不穷。深度学习技术具备较强的图像特征学习能力,通过构建深层神经网络,在训练大量图像数据后能够解决较为复杂的问题。随着中国制造 2025 战略部署的逐步推进,以智能制造为导向,基于数据驱动的深度学习检测技术在工业制造、医疗和航空航天等领域得到了广泛应用^[2-5]。

国内外研究者基于深度学习开展了大量结构裂纹智能检测技术研究。国外,Ramalingam 等^[6]提出了一种改进的 SSD MobileNet 网络模型,用于检测飞机表面裂纹、污点和腐蚀等,通过在模型中引入了基于自滤波的周期模式检测滤波器,实现对飞机蒙皮裂纹及污点的检测;Melching 等^[7]提出一种结合裂纹尖端坐标分割和回归的并行网络结构,使用 Grad-CAM 对网络模型进行可视化分析,结果表明该网络对裂纹尖端检测较为准确;Doğru 等^[8]基于 Mask RCNN 模型对飞机机翼凹陷、裂纹等损伤进行检测,研究了翻转、旋转和模糊等增强方法对模型性能提升的影响。国内,张良安等^[9]分别利用 ZF-Net、VGG-16 和 ResNet-101 作为 Faster-RCNN 主干网络对飞机防护栅进行裂纹检测,结果表明 ResNet-101 在复杂光照环境下检测精度较高;王叶子等^[10]提出一种基于双向融合网络与

孪生分差的飞机结构裂纹图像检测方法,利用孪生分差法增强了裂纹与划痕背景干扰的区分能力,实现了对飞机疲劳试验中微小裂纹的精确检测;吕帅帅等^[11]针对飞行器结构裂纹检测过程中由于划痕、污损导致的裂纹误判率高等问题,提出基于关键结构部位的裂纹识别策略,针对螺钉附近的裂纹具有较好的检测能力;Ding M 等^[12]进一步对 Mask RCNN 模式进行改进,在模型中引入了注意力机制与特征融合模块,实现了飞机蒙皮损伤分割。

Chen Z 等^[13]提出了一种基于 AE-RTISNet 的射线图像损伤检测方法,针对航空发动机各类射线图像缺陷及损伤进行检测,通过 8 种材料缺陷检测验证了所提方法的可行性;Du W 等^[14]提出了一种基于 X 射线深度学习的缺陷检测系统,将特征金字塔网络 (Feature Pyramid Network) 自顶向下连接到 ResNet-101 网络,结果表明该系统比 Faster R-CNN 更适合于检测小缺陷;Gabbar 等^[15]开发了一个 CT 完整性监测系统 (CTIMS-Toolbox),用于 CT 图像的自动检测,通过输入 CT 扫描数据,利用 ResNet-18 对输入的 2D 图像/3D 体进行二值分类,可以实现中小型零件的快速检测。

综上所述,在结构裂纹检测领域,基于深度学习的智能检测方法研究较多,大部分研究主要集中在飞机结构表面裂纹检测方面^[16],针对射线图像裂纹检测研究相对较少。飞机结构射线图像相对表面图像对比度低、图像位数高,而且由于飞机机身结构复杂,在强度试验大量线缆及电气设施干扰下,射线图像背景十分复杂,现有分割方法尚未针对射线图像复杂背景开展相关研究,因此无法应用于飞机强度试验射线图像评定。

本文针对飞机结构 X 射线图像裂纹高效评定与定量评估需求,基于高效层聚合网络提出一种飞机结构 X 射线裂纹图像智能评定模型,利用多层次、多尺度的特征提取方法实现复杂背景下飞机结构射线图像裂纹智能分割;与 DeepLabv3+ 模型的分割能力进行对比,并对模型的检测结果进行分析。

1 裂纹智能评定

1.1 智能评定流程

为了准确检测出射线图像中的裂纹区域,首先对射线图像进行预处理,通过调整图像窗宽及

窗位来提升图像对比度,并利用限制对比度自适应直方图均衡化方法^[17]增强裂纹区域特征。其次,搭建射线图像智能评定模型并对飞机结构射线裂纹

图像数据进行训练,在经过多次迭代训练后得到神经网络权重。最后在测试集中对模型检测能力及效果进行评估,智能评定流程如图 1 所示。

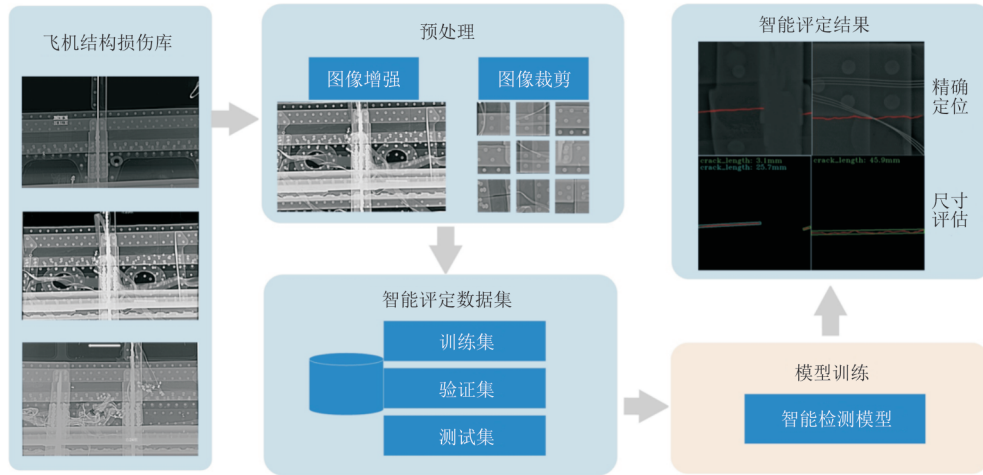


图 1 射线图像智能评定流程
Fig. 1 X-ray image intelligent evaluation process

1.2 智能评定模型

在计算机视觉领域,基于深度学习技术的智能检测方法主要分为图像分类、目标检测和图像分割三大类^[18]。图像分类方法仅能判断图像中是否含有目标对象,目标检测能够框选出检测对象的大致位置,而图像分割方法可以精确分割出检

测对象的轮廓区域。针对飞机结构 X 射线裂纹图像定量评估需求,本文采用图像分割的策略进行裂纹区域分割。

基于高效层聚合网络本文提出一种飞机结构 X 射线裂纹图像智能评定模型(ELAN-Seg),其网络结构如图 2 所示。

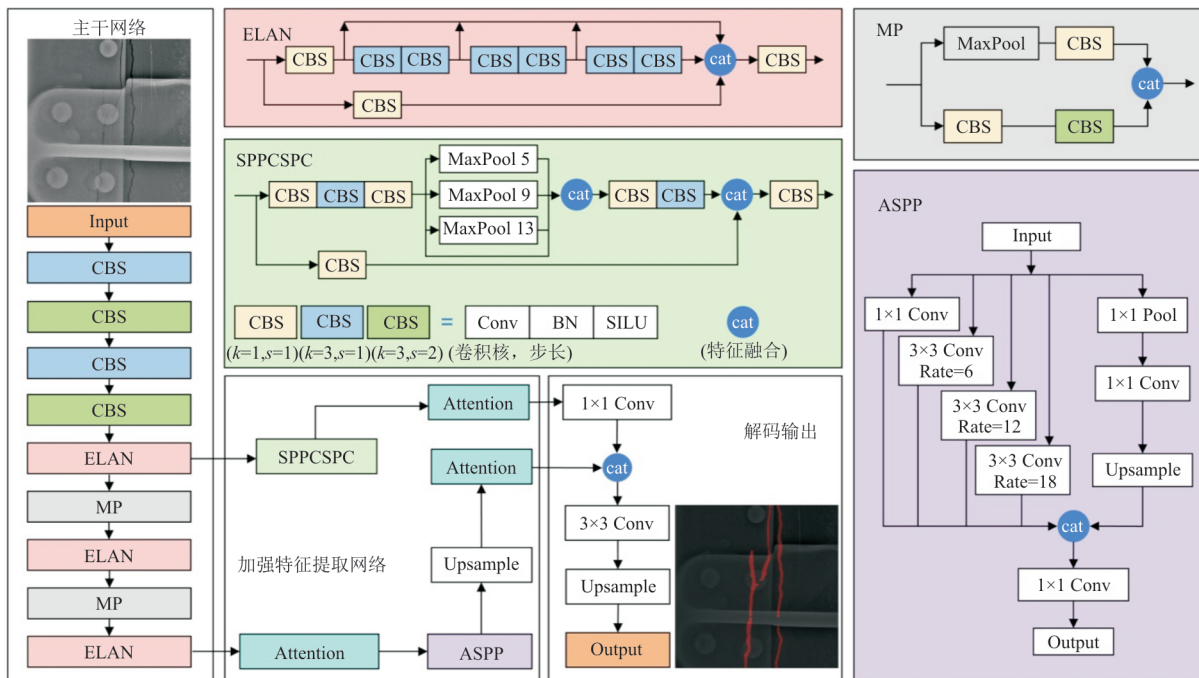


图 2 ELAN-Seg 裂纹分割模型
Fig. 2 ELAN-Seg crack segmentation model

模型由主干网络、加强特征提取网络和解码模块组成。高效层聚合网络(ELAN)^[19]可以通过控制最短最长的梯度路径,将包含不同数量的卷积+标准化+激活函数模块进行堆叠,在堆叠之后再次进行卷积+标准化+激活函数模块来进行特征整合,基于ELAN结构可以设计更加深层的网络模型。因此,本文基于ELAN来构建ELAN-Seg模型的主干网络,保证模型易于收敛和优化。ELAN-Seg模型首先利用主干网络提取图像的低层及高层特征,将低层及高层特征分别送入加强特征提取模块提取图像深层特征;然后利用解码模块将加强特征提取后的低层及高层特征进行整合后输出,对图像中的各个像素点进行分类,实现对图像中裂纹区域的分割。

1) 主干网络

ELAN-Seg模型主干网络主要由ELAN和模型缩放结构MP^[19]堆叠而成,具体结构如图2所示。MP结构用来进行下采样,其中MP一条分支由步长为 2×2 的最大池化和 1×1 卷积组成,另一分支是由一个 1×1 卷积和一个卷积核大小为 3×3 、步长为 2×2 的卷积组成,两个分支在特征堆叠之后进行输出。

假定主干网络输入的图像为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 像素大小的射线图像。首先,主干网络对输入图像进行四次卷积+标准化+激活函数;然后,进行一次ELAN操作,得到尺寸为 $128 \times 128 \times 256$ 的特征层,即为主干网络提取的低层特征;最后,再经过两组MP和ELAN操作后得到主干网络提取的高层特征,该特征层尺寸为 $32 \times 32 \times 1024$ 。

2) 加强特征提取网络

由于射线图像中裂纹大小存在多个尺度,而空间金字塔有助于融合多尺度信息,保证模型能够兼顾检测图像中较大或较小的裂纹。因此,本文利用空间金字塔对主干网络提取的特征进行加强特征提取。加强特征提取网络主要由ASPP^[20]空间金字塔模块、SPPCSPC^[19]空间金字塔模块和注意力机制Attention模块组成。在本模型中利用ASPP模块对主干网络输出的高层特征进行加强特征提取,利用SPPCSPC模块对主干网络输出的低层特征进行加强特征提取。在利用金字塔模块分别实现低层特征和高层特征多尺度信息融合后,再将低层和高层特征进行不同层级的融合。通过这种多尺度、多层次特征提取方法来进一步

提升网络模型对裂纹区域的特征提取能力,从而提升模型分割效果。

在网络模型中添加注意力机制可以使得网络更加关注任务的关键信息,其参数量小而且可以嵌入网络任何部位,提升模型的检测能力。本文在加强特征提取网络中的Attention模块采用CA注意力机制^[21]。该注意力机制主要包含位置信息嵌入和位置注意力生成两部分,其具体结构如图3所示。位置信息嵌入对于输入的特征分别按照 H 和 W 方向进行池化,这种转换在捕捉到沿着一个空间方向的长期依赖关系的同时保留另一个空间方向的位置信息,使得网络定位的目标更加准确。位置注意力生成部分将上述两个方向的变换进行拼接,使用共享的 1×1 卷积调整通道数,然后分别在不同方向上进行sigmoid激活,最后相乘后得到特征输出。

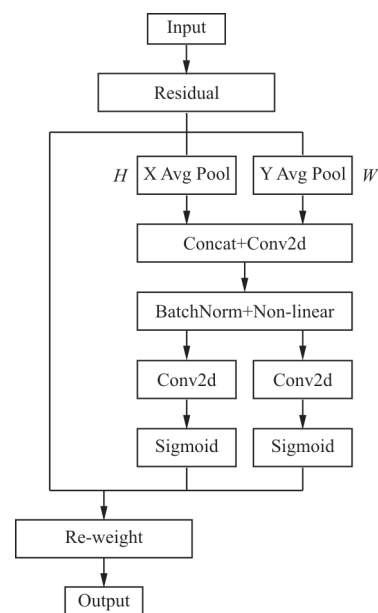


图3 CA注意力机制^[21]

Fig. 3 Coordinate attention mechanism^[21]

在网络模型中添加CA注意力机制可以捕获图像位置信息与通道关系,有助于模型更准确地定位和识别检测对象。

3) 解码模块

将加强特征提取后的低层及高层特征进行特征融合,进一步提升模型对多尺度裂纹图像的检测能力。通过 1×1 的卷积将低层特征调整至与高层特征相同大小,并将两个特征层堆叠后上采样至输入图像大小,实现对图像中每个像素点的分类,从而分割出射线图像中的裂纹区域。

2 模型评估

2.1 检测能力对比

模型训练数据来源于中国飞机强度研究所 (ASRI) 飞机结构损伤库, 损伤库中包含了裂纹、断钉和掉钉等各类损伤图像。损伤库中原始射线图像像素较大, 包含了大量背景信息, 裂纹区域在图像中所占比重较少, 无法直接用于深度学习模型训练。为进一步提升裂纹分割的准确性, 本文将原始图像裁剪为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的图像, 并通过翻转、旋转、裁剪、变形、缩放等数据增强操作后构建智能评定数据集, 数据集含有 1 120 张含裂纹的射线图像以及 500 张不含裂纹的射线图像, 包含了飞机各个关键结构部位的射线裂纹图像。数据增强后裂纹的方向各不相同, 裂纹大小存在多个尺度, 满足不同尺度裂纹检测的需求。

模型的主干网络权重由 ImageNet 数据集的预训练权重进行初始化, 其余网络层随机初始化。模型损失函数采用 Dice+CE 损失, 优化算法选择 Adam, 初始学习率设为 0.000 5, 总训练次数设为 1 000, 其中前 500 次冻结主干网络权重, 只训练主干网络以外的模型权重, 后 500 次训练整个模型权重, 训练过程损失情况如图 4 所示。

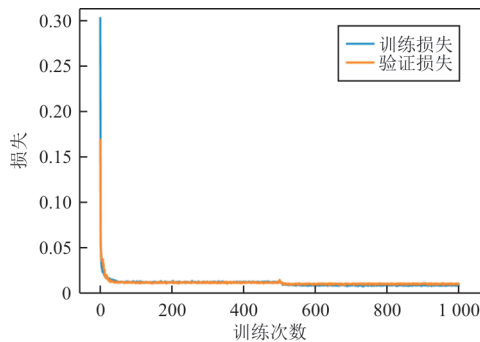


图 4 ELAN-Seg 模型训练损失

Fig. 4 Training loss of ELAN-Seg model

从图 4 可以看出: 模型收敛速度较快, 说明本文设计的模型结构以及训练策略较好; 在 500 次冻结训练后, 模型训练损失进一步降低, 说明本文采用的分阶段训练策略有助于模型训练与收敛。

将 ELAN-Seg 模型与 DeepLabv3+^[20] 模型的相关指标进行对比, 结果如表 1 所示。DeepLabv3+ 是图像分割领域较为成熟和经典的网络模型, ELAN-Seg 模型相比 DeepLabv3+ 模型其参

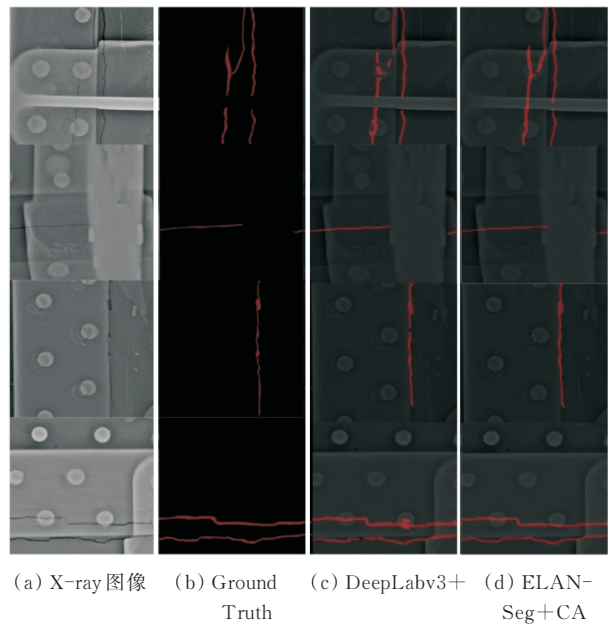
数量大幅缩减, 而且每秒钟处理的图像帧数达到 25 帧, 检测效率大幅提升。除此之外, ELAN-Seg 模型分割结果的交并比指数相较 DeepLabv3+ 提升近 8%, 表明 ELAN-Seg 模型分割的裂纹区域更加准确。在 ELAN-Seg 模型的 Attention 模块添加 CA 注意力机制后, 检测性能提升 1.2%, 由此可见合理嵌入注意力模块对于模型的检测能力具有一定的提升作用。

表 1 模型指标对比

Table 1 Comparison of model indicators

模型	参数量/ 10^6	帧率/ $(\text{f} \cdot \text{s}^{-1})$	裂纹交并比/%
DeepLabv3+	54.7	17	57.61
ELAN-Seg(NO CA)	23.0	27	65.51
ELAN-Seg+CA	23.2	25	66.78

飞机结构射线裂纹图像数据主要来源两个方面, 一方面是飞机结构强度试验过程中所产生的裂纹, 另一方面是飞机在外场运营过程中所产生的裂纹。强度试验过程中由于大量线缆和电气设施的影响, 射线图像背景相对较为复杂, 而外场飞机运营过程获得的射线图像相对简单, 无复杂背景干扰。为了验证本文所提的 ELAN-Seg 模型在飞机结构射线图像裂纹分割任务中的检测效果, 首先对简单背景下的射线图像进行智能检测, 裂纹分割结果如图 5 所示。



(a) X-ray 图像 (b) Ground Truth (c) DeepLabv3+ (d) ELAN-Seg+CA

图 5 裂纹分割结果对比

Fig. 5 Comparison of crack segmentation results

与 DeepLabv3+ 模型对比发现,本文提出的 ELAN-Seg 模型分割的裂纹区域相对完整且连续,针对较小长度的裂纹依然能够准确分割。DeepLabv3+ 针对裂纹这类细小检测对象,其分割效果相对较差,裂纹区域不够连续而且相对粗糙。由此可见,本文提出的 ELAN-Seg 在 X 射线裂纹分割任务中具备一定的优越性。

飞机结构强度试验过程产生的射线图像由于大量线缆的存在会对裂纹检测造成较大干扰,基于 ELAN-Seg 模型对复杂背景下的射线裂纹图像进行分割,检测结果如图 6 所示,可以看出:ELAN-Seg 模型在复杂背景下依然能很好地识别出完整裂纹区域,相比 DeepLabv3+ 模型更适合在复杂背景下对 X 射线裂纹图像对进行分割,充分验证本文提出的模型具备良好的裂纹分割能力。

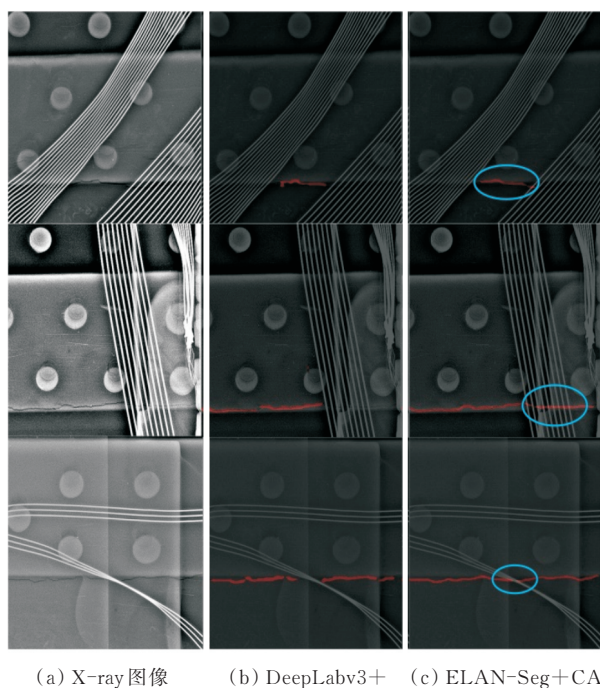


图 6 复杂背景下的裂纹分割结果

Fig. 6 Crack segmentation results in complex background

为了进一步研究 CA 注意力机制对模型检测能力的影响,在 ELAN-Seg 模型添加注意力机制前后对比裂纹分割的效果,结果如图 7 所示,可以看出:未添加注意力机制时裂纹分割区域相对准确,但是部分图像存在误判区域,加入 CA 注意力机制后通道信息与空间信息进行了融合,裂纹分

割结果相对更加准确。

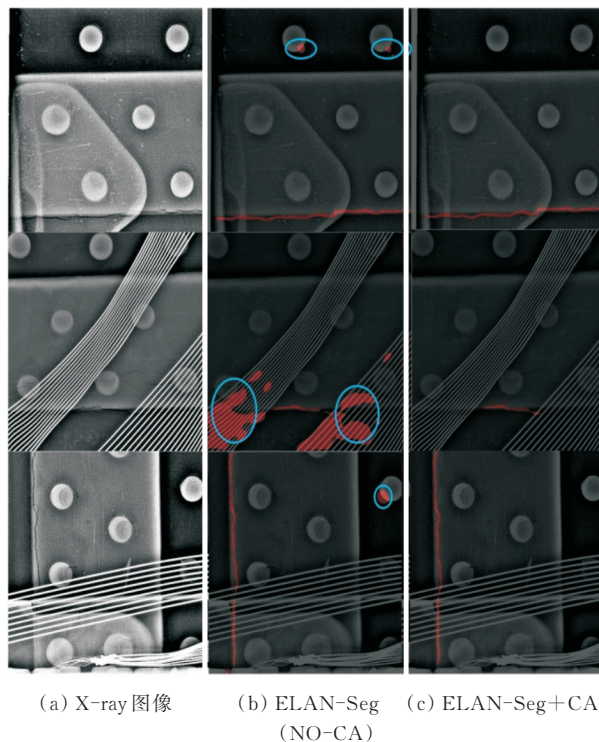


图 7 注意力机制对结果的影响

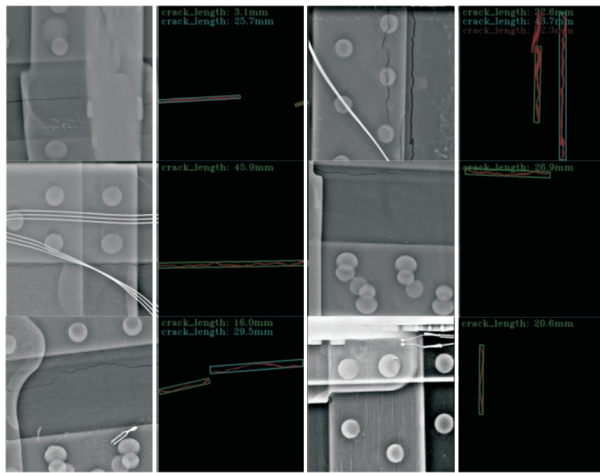
Fig. 7 The influence of attention mechanism on results

2.2 检测结果分析

射线图像中裂纹尺寸测量可通过图像处理技术获得,该技术具有检测效率高、非接触等优点^[16]。数字化射线裂纹图像尺寸计算受到仪器分辨率、扫描速度、焦点源尺寸等多种因素影响,在经过校准后其尺寸可大致代表实际尺寸。

为了进一步评估 ELAN-Seg 模型检出的裂纹尺寸,基于射线图像校准结果对裂纹长度进行定量评估。原始射线图像大小经校准后得到每个像素代表的实际尺寸为 0.09 mm,利用 ELAN-Seg 模型分割裂纹区域的最小外接矩形的对角线长度表征裂纹长度,评估裂纹不同位置和走向裂纹长度。裂纹长度评估结果如图 8 所示,最小裂纹长度在 3 mm 左右。

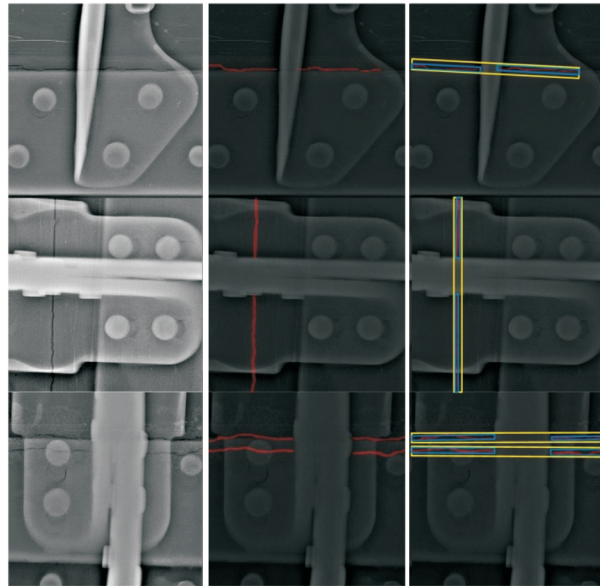
飞机结构存在大量长桁、肋、椽条等结构,射线成像时由于遮挡会导致部分裂纹无法看见,这通常是由于 X 射线穿透不到被遮挡的裂纹位置所致。当这些裂纹贯穿长桁、肋和椽条等结构,同一裂纹在射线图像上显示为两个裂纹,如图 9 所示。



(a) X-ray 图像 1 (b) 裂纹长度 1 (c) X-ray 图像 2 (d) 裂纹长度 2

图 8 裂纹长度评估

Fig. 8 Crack length evaluation



(a) X-ray 遮挡图像 (b) 检测结果 (c) 可疑区域

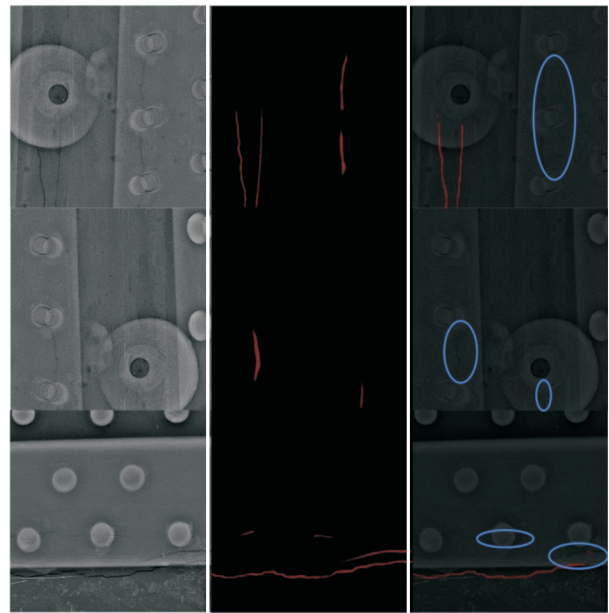
图 9 裂纹可疑区域

Fig. 9 Suspected crack area

为了更好地评估这类被遮挡的裂纹,利用模型分割结果分别求出每个裂纹区域的最小外接矩形。根据外接矩形长边斜率及相对位置关系建立可疑区域(图 9 黄色矩形框),可疑区域内的多个裂纹在实际情况下有可能为一条裂纹,检测人员通过复核可疑区域即可对这类裂纹做出准确评定。

基于 ASRI 飞机结构损伤数据库,将包含 186 条裂纹的 160 张射线图像输入到 ELAN-Seg 模型进行测试。该模型正确分割出 179 条裂纹,其中最小裂纹尺寸为 3 mm 左右,裂纹漏检率小于 3.8%。

射线图像中的未检出裂纹的图像如图 10 所示。未检出的射线裂纹图像中,裂纹区域对比度较低,裂纹特征不明显,而且裂纹区域存在边界扩展情况,在实际检测过程中,人工目视检查针对这类裂纹也会出现漏检。漏检是由射线图像的几何不清晰度造成的,除此之外,射线源焦点尺寸、射线源至胶片距离、工件厚度、成像的位置和角度等都会影响裂纹区域的边界扩展情况。



(a) X-ray 图像 (b) Ground Truth (c) 未检出裂纹图像

图 10 漏检的裂纹图像

Fig. 10 Missed crack image

射线图像的对比度和边界扩展是影响图像质量的主要因素。改进方法主要包含两个方面,一方面在获得射线底片时尽可能优化检测参数,选择射线源的最佳位置和入射方向,以便获得高质量的射线图像;另一方面搜集未检出裂纹的射线图像,并重新对其裂纹区域进行标注。在积累一定数量图像后对模型进行迭代训练,使得模型学习更多的关于这类边界扩展的裂纹特征信息,进而逐步提升模型检测能力。

3 结 论

1) 基于高效层聚合网络搭建智能评定模型主干网络,将主干网络提取的低层和高层特征均利用金字塔卷积模块进行加强特征提取,在特征融合后对图像进行分割,这种多层次、多尺度特征提取方法提升了裂纹分割能力。

2) 在 ELAN-Seg 模型中嵌入 CA 注意力机制, 通过融合图像位置信息与通道信息使复杂背景 X 射线图像裂纹分割更加完整, 同时误检区域更少。

3) 利用智能评定模型对飞机结构射线裂纹图像进行批量检测, 具有自动化检测与智能评定的工程应用前景。

参考文献

- [1] 彭智伟. 飞机疲劳试验过程中无损检测质量控制[J]. 冶金与材料, 2020, 40(1): 183-185.
PENG Zhiwei. Quality control of nondestructive testing during aircraft fatigue test [J]. Metallurgy and Materials, 2020, 40(1): 183-185. (in Chinese)
- [2] CIOFFI R, TRAVAGLIONI M, PISCITELLI G, et al. Artificial intelligence and machine learning applications in smart production: progress, trends, and directions[J]. Sustainability, 2020, 12(2): 492.
- [3] BRUNTON S L, NATHAN KUTZ J, MANOHAR K, et al. Data-driven aerospace engineering: reframing the industry with machine learning[J]. AIAA Journal, 2021, 59(8): 2820-2847.
- [4] BAKATOR M, RADOSAV D. Deep learning and medical diagnosis: a review of literature[J]. Multimodal Technologies and Interaction, 2018, 2(3): 47.
- [5] 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.
LI Xubo, WANG Wenqing, WANG Kai, et al. Application advances of artificial intelligence technology in aero-engine borescope inspection[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(2): 12-23. (in Chinese)
- [6] RAMALINGAM B, MANUEL V, ELARA M R, et al. Visual inspection of the aircraft surface using a teleoperated reconfigurable climbing robot and enhanced deep learning technique[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2019(1): 1-14.
- [7] MELCHING D, STROHMANN T, REQUENA G, et al. Explainable machine learning for precise fatigue crack tip detection[R]. US: [s. n.], 2022.
- [8] DOĞRU A, BOUARFA S, ARIZAR R, et al. Using convolutional neural networks to automate aircraft maintenance visual inspection[J]. Aerospace, 2020, 7(12): 171-175.
- [9] 张良安, 陈洋, 谢胜龙, 等. 基于机器视觉与深度学习的飞机防护栅裂纹检测系统[J]. 兵工学报, 2023, 44(2): 507-516.
ZHANG Liang'an, CHEN Yang, XIE Shenglong, et al. Crack detection system for aircraft protective grill based on machine vision and deep learning[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(2): 507-516. (in Chinese)
- [10] 王叶子, 吕帅帅, 杨宇, 等. 基于 BF-Net 与孪生分差的飞机结构裂纹检测方法[J]. 振动·测试与诊断, 2023, 43(1): 9-15.
WANG Yezi, LYU Shuaishuai, YANG Yu, et al. Crack detection of aircraft structures based on BF-Net and siamese difference[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(1): 9-15. (in Chinese)
- [11] 吕帅帅, 杨宇, 王彬文, 等. 基于改进 Mask-RCNN 的飞行器结构裂纹自动检测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(3): 487-494.
LYU Shuaishuai, YANG Yu, WANG Binwen, et al. An automatic crack detection method for structure test based on improved Mask-RCNN[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 487-494. (in Chinese)
- [12] DING M, WU B, 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] CHEN Z, JUANG J. AE-RTISNet: aeronautics engine radiographic testing inspection system net with an improved fast region-based convolutional neural network framework[J]. Applied Sciences, 2020, 10(23): 8718.
- [14] DU W, SHEN H, FU J, et al. Approaches for improvement of the X-ray image defect detection of automobile casting aluminum parts based on deep learning[J]. NDT&E International, 2019, 107: 102144.
- [15] GABBAR H A, CHAHID A, KHAN M J A, et al. CTIMS: automated defect detection framework using computed tomography[J]. Applied Sciences, 2022, 12(4): 2175.
- [16] 张军峰, 张博平, 王海, 等. 图像处理技术在疲劳裂纹长度测量中的应用[J]. 航空工程进展, 2012, 3(4): 442-446.
ZHANG Junfeng, ZHANG Boping, WANG Hai, et al. Application of digital image to processing technique fatigue crack growth measurement[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2012, 3(4): 442-446. (in Chinese)
- [17] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video Technology, 2004, 38(1): 35-44.
- [18] 冉蓉, 徐兴华, 邱少华, 等. 基于深度卷积神经网络的裂纹检测方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(9): 23-35.
RAN Rong, XU Xinghua, QIU Shaohua, et al. Review of crack detection methods based on depth convolution neural network[J]. Computer Engineering and Application, 2021, 57(9): 23-35. (in Chinese)
- [19] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// 2023 Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, BC: IEEE, 2023: 7464-7475.
- [20] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]// 2018 European Conference on Computer Vision Conference. US: [s. n.], 2018: 801-818.
- [21] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 13713-13722.

(编辑:丛艳娟)