

一种基于空间注意力优化的机载成附件 紧固件缺陷分类算法

于晓亮¹, 吴承亮¹, 董武振², 黄炜星², 江少进³

(1. 航空工业江西洪都航空工业集团有限责任公司, 江西 南昌 330063; 2. 南昌航空大学软件学院, 江西 南昌 330063; 3. 航空工业昌河飞机工业(集团)有限责任公司, 江西 景德镇 333000)

摘要: 机载成附件是飞机的重要组成部分, 是保证飞机各部件之间协调运转、功能实现、安全稳定飞行的关键点, 也是飞机高质量高效率交付的关键点。对其进行精确、高效的检测, 是保障飞机质量的重要环节。本文提出一种基于空间注意力优化的 WS-DAN 网络, 利用工业视觉的方法, 通过所采集的缺陷数据进行模型训练, 实现对常见的五种航空机载成附件紧固件进行错漏装识别。该方法可以高效、高精度地实现航空机载成附件紧固件错漏装检测, 为智能化的故障识别提供有价值的参考。

关键词: 深度学习; 缺陷检测; 紧固件; 注意力机制

中图分类号: V2 **文献标识码:** A

1 引言

机载成附件的入厂复验是保证其在使用过程中保持安全稳定的关键手段^[1]。目前机载成附件的复验依据检验计划执行, 检验计划采用“检验要求+标准图册”形式, 逐一按要求进行检查, 检验手段主要依赖检验人员自身能力、经验知识等人工判别的方法, 需长期保持高度注意力。在检查过程中, 一方面存在机载成附件由于漏打或错打保险, 造成紧固件松动甚至脱落的情况, 导致飞机部分功能无法正常运作。另一方面, 人工检测时间成本高, 主观性强, 检验结果受多种随机因素影响较大。

目前, 基于深度学习的缺陷识别是一个热门的研究话

题^[2-3]。本文提出基于深度学习的航空机载成附件错漏装检测算法。实际上, 与现有识别方法相比^[4], 基于深度学习的错漏装检测算法可以有效地对机载成附件错漏装情况进行分类, 且在搭配上机械臂以后, 能够准确地定位到需要识别的特定紧固件, 其具有高效的检测速度和精准的检测精度, 并且相对于人工能够大大节省检测的成本。

基于深度学习的缺陷检测方法目前主要是通过目标检测来完成^[5-7]。但是, 在该航空机载成附件错漏装检测任务中, 使用目标检测算法存在两个问题: ①由于在本场景中, 重点需要检测的是紧固件的错漏装, 通过目标检测算法难以对漏装情况进行检测, 且该检测方法很难

与数模进行对准；②目标检测方案的精度难以达到工业化要求（95%），这主要受限于待检测航空机载成附件背景复杂，难以对需要检测的紧固件进行精准定位。基于以上考虑，本文通过机械臂搭载工业相机对需要检测的特定航空机载成附件紧固件进行数据采集，并通过分类算法对采集到的数据进行错漏装识别。

在航空机载成附件紧固件错漏装图像中，部分错装样本与正常样本相似度较高，且会受生产环境中的强光、遮挡等因素影响，给错漏装识别带来较大挑战。本文首先通过将传统的分类网络与 WS-DAN^[8] 进行对比，确定使用 WS-DAN 作为基模型，同时针对以上挑战，使用相关注意力机制对其进行优化，实现对航空机载成附件紧固件的错漏装识别。

2 基于 WS-DAN 的航空机载成附件紧固件错漏装识别算法

2.1 WS-DAN 算法

WS-DAN 是一种细粒度图像分类算法，通过 A 部分的主干网络提取的特征图计算注意力图。该注意力图有两方面作用。

1) 依据每张注意力图的权重，与原始特征图进行 BAP 计算（计算过程如图 1 所示），使处理后的特征图着重关注某一部分关键区域。

2) 依据注意力图的关注点，对原图进行裁剪处理，将模型关注度更高的部分再次输入到模型当中进行二次细粒度检测。其算法框架如图 2 所示。

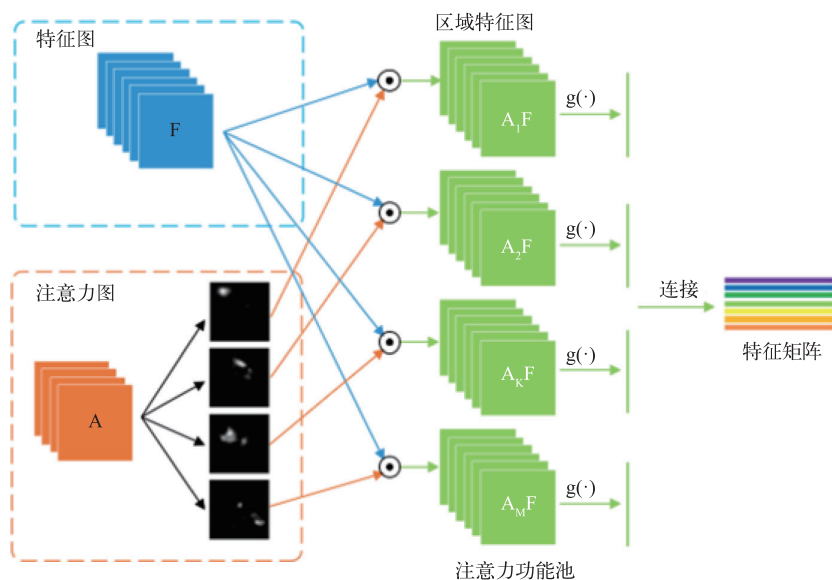


图 1 BAP 计算图示

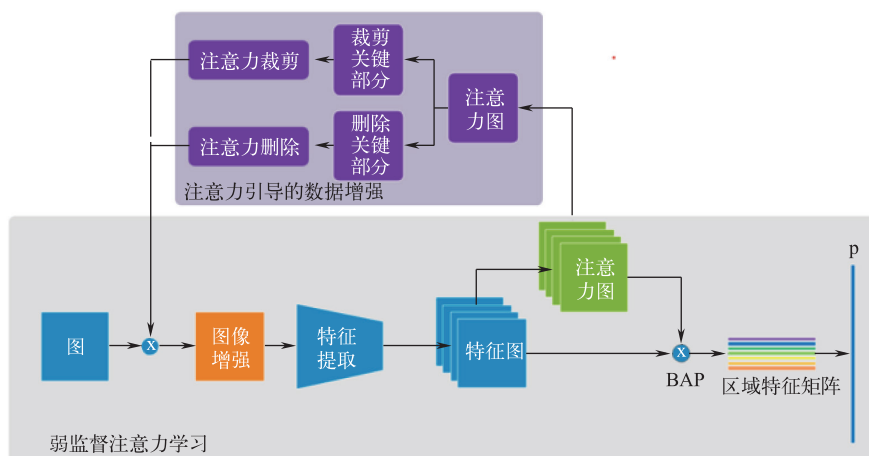


图 2 WS-DAN 框架图

2.2 基于空间注意力的 WS-DAN 优化算法

通过对 WS-DAN 的进一步了解,发现其所使用的注意力机制不能很好地适应本文所需要处理的任务。因此,本文在其基础上尝试了大量较为前沿的注意力机制,相关实验结果见 3.4 节,最终发现空间注意力^[9]在本任务中能够达到最好效果。本文所使用的空间注意力机制如图 3 所示。

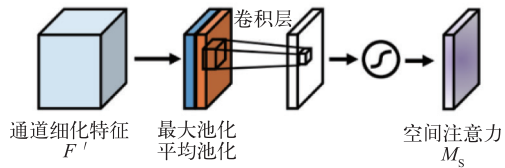


图 3 空间注意力机制框架图

本文认为,这主要是空间注意力机制是一种自适应的空间区域选择机制,它可以对不同的像素点赋予不同的权重,从而关注图像中的重要部分。同时,空间注意力机制仅依据某一个特征图本身对其进行优化,不会对

其他特征图产生影响,能够较好地适应 WS-DAN。

3 实验结果与分析

3.1 数据集

本文所使用数据集主要来源于机载成附件油门台及实验件种所拍摄的 5 种紧固件相关的错漏装数据样本,其缺陷主要类型及相关样本数据见表 1。部分紧固件缺陷见表 2。

表 1 航空机载成附件紧固件错漏装数据集详情

类别	错装	漏装	正常
开口销	326	401	437
保险丝	—	160	356
止动垫圈	459	287	503
垫圈	(错簧) 314	303	382
	(错片) 214		
双层螺母	443	—	480

表 2 部分航空机载成附件紧固件错漏装情况展示

类别	图像				
正确安装					
错漏装					

3.2 训练细节

本文所采用的实验平台详细信息见表 3。训练过程中,使用 SGD 作为优化器,初始学习率设置为 0.001,动量为 0.9。总共训练 100 轮, batchsize 设为 16,每 20 轮保存一次实验结果,并实时保留最优模型。

表 3 训练使用系统信息

系统	GPU	CPU
Ubuntu18.04	RTX 3060*2	i7-11700k

3.3 评价指标

本文中,主要使用准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall)、特异度 (Specificity) 作为模型的评价指标,这主要是考虑到本场景中正样本数量过多,但需要重点考虑负样本的识别准确度,以降低最终航空机载成附件紧固件的错漏率。其具体计算公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (1)$$

$$= \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (3)$$

3.4 与注意力机制选择实验

通过探索不同注意力机制在 WS-DAN 中的性能变化, 本文选取了目前该领域主流的通道注意力、空间注意力、CBAM^[9]、Non-Local^[10] 在 WS-DAN-resnet50^[11] 上进行对比, 详细结果见表 4。

单独加入通道注意力以后, 其模型性能降低了约 1%; 单独加入空间注意力以后, 其模型性能提高了约 3%; 而将两者共同使用后 (CBAM) 其性能与单独使用全局注意力机制性能类似, 只有约 1% 的提升, 提升效果不明显。本文认为, 这主要是因为 WS-DAN 中需要依据注意力的某个通道 (随机选择) 进行二次细粒度识别, 而使用了通道注意力以后, 将会让模型更加关注某些通道, 而使其他通道被减少关注。这将导致若恰好选择的是更被关注的通道, 可能会提高模型性能, 而若选择了其他通道, 会使模型难以找到关键特征从而降低模型的识别性能。而空间注意力能够让模型在每个通道中找到更应该被关注的局部特征, 而不影响其他通道, 保证了模型能够获得正向的提升。Non-Local 需旨在通过汇总来自所有位置的信息来增强目标位置的特征, 找到特征之间的依赖。在本任务中应该更需要关注的是缺陷部分的局部特征, 提高特征之间的依赖在本任务中难以大幅度提高本任务的性能。因此, 其虽有一定性能提升, 但效果不明显。

3.5 主流分类算法性能对比实验

为验证本文所改进后的算法在航空机载成附件错漏装分类中是否存在优势, 将本文优化后的算法与目前该领域中主流的分类算法在自制航空机载成附件紧固件错漏装数据集中进行比较, 结果见表 5, 评价指标包含了上文中所提及的准确率、召回率和特异度。

由表 5 可知, WS-DAN 算法在航空机载成附件错漏装分类任务中, 能够达到 95% 的准确率, 且相应的召回率和特异度也能达到 93%, 说明了本文所采用的基线方法的优异, 其能够有效提高航空机载成附件错漏装分类效果。在此基础上, 通过加入空间注意力机制, 能够进一步提高 WS-DAN 的分类效果, 使其达到 98.78% 的准确率同时使得召回率和特异度值也提高了约 4%~5%, 证明了本文优化的有效性。本文所优化方法与基线 WS-DAN 在航空机载成附件紧固件识别时的部分热力图^[15] 效果对比如图 4 所示。

可以明显观察到, 相对于原方法, 本文优化后的方法能够更为准确关注到需要检测的紧固件部分, 受背景影响相对较少, 能够显著提高模型在航空机载成附件紧固件错漏装识别领域的精度。

表 4 各注意力机制对比结果

方法	准确率	召回率	特异度
通道注意力	94.34%	93.18%	93.62%
空间注意力	98.78%	97.44%	98.84%
CBAM	96.57%	95.61%	95.63%
Non-Local	96.76%	95.73%	95.12%

表 5 优化后算法与主流分类算法性能比较

算法	准确率	召回率	特异度
Inception ^[12]	80.64%	76.38%	83.62%
Inception-v3 ^[13]	81.61%	78.24%	85.61%
Resnet18	78.37%	72.48%	88.64%
Resnet50	82.59%	80.42%	83.23%
RepvggA1_se ^[14]	81.22%	65.43%	83.81%
RepvggB1_se	85.43%	83.92%	88.64%
WS-DAN-resnet50	95.20%	93.42%	93.82%
WS-DAN-inception	95.32%	93.64%	93.76%
WS-DAN-inception-spaceAttention	97.64%	96.32%	98.28%
WS-DAN-resnet50-spaceAttention	98.78%	97.44%	98.84%

4 结束语

本文提出了一种对 WS-DAN 进行优化后的航空机载成附件紧固件错漏装识别方案。为了使模型更加准确的抓住紧固件的关键部分, 引入空间注意力机制对 WS-DAN 进行优化, 提高了模型的识别精度与召回率。此外, 本文对比了常用的多种注意力机制, 分析了各种注意力机制在该领域的优缺点。另外, 将本文所提算法与该领域常用的几种经典算法在自建数据集中进行比较。结果表明, 本算法能够很好的满足工业缺陷检测的要求, 在保证高精度的检测结果的同时, 能够提高航空机载成附件错漏装检测效率, 促进航空检测产业链智慧化转型。

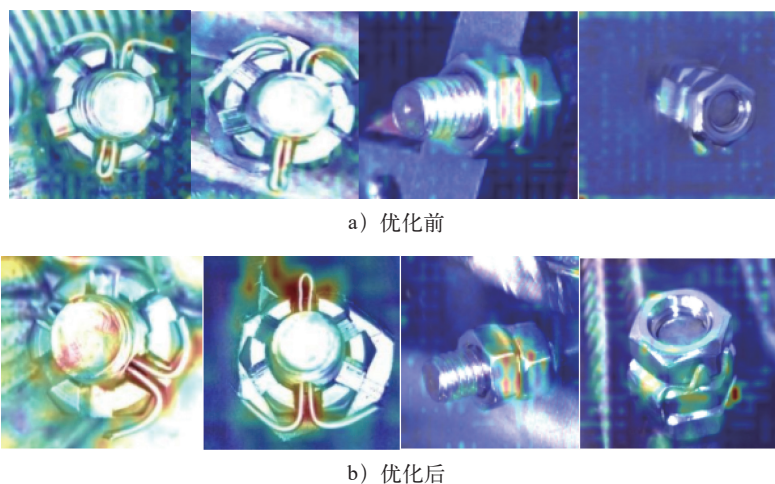


图4 WS-DAN 优化前后对于航空成品紧固件的识别效果对比

参考文献

- [1] 刘辉雄, 刘晓辉, 宁敏, 等. 航空机载部附件维修综合建设的研究和实践 [C]// 中国航空工业集团有限公司防务生产与保障部, 中国航空工业技术装备工程协会. 2019 航空装备服务保障与维修技术论坛暨中国航空工业技术装备工程协会年会论文集. 长沙五七一二飞机工业有限责任公司, 2019.
- [2] 陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述 [J]. 自动化学报, 2021, 47 (5): 1017-1034.
- [3] 段宏健, 吴伟, 邬冠华, 等. 基于机器视觉的航空发动机 C 形环密封性能检测系统 [J]. 南昌航空大学学报 (自然科学版), 2020, 34 (1): 89-96.
- [4] 穆晨光, 王海登, 符浩, 等. 基于改进 FCM 和 PSO-SVM 的焊接缺陷识别 [J]. 失效分析与预防, 2024, 19 (3): 179-185.
- [5] 何威, 吴伟, 叶桢, 等. 面向相控阵 T/R 组件制造缺陷的智能检测系统设计及应用 [J]. 智能制造, 2024 (2): 65-70.
- [6] 崔俊佳, 张军, 苒茹茹, 等. 基于深度学习的自冲铆接偏铆缺陷检测算法研究 [J]. 航空制造技术, 2023, 66 (6): 22-30.
- [7] 罗东亮, 蔡雨萱, 杨子豪, 等. 工业缺陷检测深度学习方法综述 [J]. 中国科学: 信息科学, 2022, 52 (6): 1002-1039.
- [8] HU T, QI H, HUANG Q, et al. See better before looking closer: Weakly supervised data augmentation network for fine-grained visual classification[J/OL]. (2019-03-23) [2024-04-08]. <https://arxiv.org/pdf/1901.09891>.
- [9] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [10] WANG X, GIRSHICK R, GUPTA A, et al. Non-local neural networks[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7794-7803.
- [11] SHAFIQ M, GU Z. Deep residual learning for image recognition: A survey[J]. Applied Sciences, 2022, 12 (18): 8972.
- [12] SI C, YU W, ZHOU P, et al. Inception transformer [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 23495-23509.
- [13] DING X, ZHANG X, HAN J, et al. Diverse branch block: Building a convolution as an inception-like unit[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 10886-10895.
- [14] DING X, ZHANG X, MA N, et al. Repvgg: Making vgg-style convnets great again[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13733-13742.
- [15] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. International journal of Computer Vision, 2020 (128): 336-359.

收稿日期: 2024-07-01