

知网个人查重服务报告单(全文标明引文)

报告编号:BC202504032032463903102641

检测时间:2025-04-03 20:32:46

篇名: YOLO

作者: 云晶

检测类型: 毕业设计

比对截止日期: 2025-04-03

检测结果

去除本人文献复制比: 3.9% 去除引用文献复制比: 3.9% 总文字复制比: 3.9%

单篇最大文字复制比: 1.1% (面向场景的混凝土裂缝数据集制作及语义分割方法研究)

重复字符数: [528]

单篇最大重复字符数: [153]

总字符数: [13454]

|            |            |                        |
|------------|------------|------------------------|
| 1.1%(43)   | 1.1%(43)   | YOLO.doc_第1部分 (总3821字) |
| 1.4%(49)   | 1.4%(49)   | YOLO.doc_第2部分 (总3385字) |
| 10.6%(269) | 10.6%(269) | YOLO.doc_第3部分 (总2537字) |
| 4.5%(133)  | 4.5%(133)  | YOLO.doc_第4部分 (总2950字) |
| 4.5%(34)   | 4.5%(34)   | YOLO.doc_第5部分 (总761字)  |

(注释: 无问题部分 文字复制部分 引用部分)

1. YOLO.doc\_第1部分

总字符数: 3821

相似文献列表

去除本人文献复制比: 1.1%(43) 去除引用文献复制比: 0.9%(33) 文字复制比: 1.1%(43)

1 基于深度学习的复材表面质量视觉检测系统研究

1.1% (43)

朱华煜(导师: 陆永华) - 《南京航空航天大学硕士论文》- 2022-03-01

是否引证: 否

原文内容

第1章绪论

1.1 研究的目的和意义

飞机作为现代航空的核心工具,不仅在世界各地运送乘客和货物,也是国民经济发展和国际贸易的重要支撑。航空业的发展直接影响着经济活力、区域互联互通和社会国防安全战略设计。所以,飞机的运行安全不仅关系到航空公司的名誉和经济利益,也关系到人员财产和国家安全。最常见的缺陷是蒙皮凹陷、裂缝和螺钉缺失。飞机蒙皮是覆盖在飞机框架外部,用粘合剂或铆钉紧紧连接在框架上,形成飞机空气动力学结构的薄零件。蒙皮作为飞机外部结构的重要组成部分,赋予飞机空气力学外观,提高空气力学性能,在飞行过程中分担骨架和载荷。整体蒙皮和骨架结构具有较高的承载能力和强度,同时保持轻量化特性,大大提高了飞机的性能和效率。在飞行过程中,飞机蒙皮必须承受复杂的空气动力载荷。外部气流在皮肤表面产生压力,将这些空气动力载荷传递到骨架的主要部件,如机身和机翼。作为飞机与外界之间的第一道屏障,皮肤也直接暴露在恶劣条件下,如热、冷、紫外线辐射、雨、雪、冰、沙尘暴和鸟类撞击,对材料性能提出了极高的要求。蒙皮除了必须具有高强度和塑性,还必须具有光滑和耐腐蚀的表面,以确保飞机的长期安全经济运行。尽管飞机蒙皮的技术和材料在实践中不断发展和完善,但飞机蒙皮在实际飞行中主要面临三个缺陷:裂纹、凹陷和螺栓缺失。

(a) 裂纹 (b) 凹陷 (c) 螺栓缺失

图1-1 飞机蒙皮常见缺陷

虽然飞机蒙皮对飞机的结构性能很重要,但检测飞机蒙皮故障的方法尚未成熟。目前,检测飞机皮肤缺陷的最常见方法仍然是肉眼手动检测和评估,该方法主观性强且依赖于检测人员的经验和视觉敏感度,易受检测主体经验影响。同时不同人员的观察能力、专业知识和疲劳程度不同,可能导致检测结果不一致,同一微小裂纹,资深的检测员和初级检测员可能会得出不同的结论。还有一点就是,人工检测无法在每次检测室都严格按照标准执行,这种主观性使得检测过程充满了随机性和不确定

性，增加了误判或漏判的风险。受人力成本和身体条件等各方面因素的限制，人工肉眼劳动强度大且飞机蒙皮面积广阔进而导致检测效率低下的问题。大型客机蒙皮表面积达数百平方米，结构复杂，有多个接头、铆钉、维修区域。人工肉眼检查需要分阶段检查整个表面，通常需要很长时间才能爬到高处的工作平台上、弯曲或下跪，存在从高处坠落的安全隐患，单调重复的工作方式也会让人感觉身心俱疲，容易导致视觉疲劳和注意力下降，影响检测质量。人工肉眼检测极易受到环境条件的影响，在光照不足时，检测人员视线受限，在光线过强时，可能由于炫光导致检测人员难以清晰观察表面细节。人工检测都是通过纸质表格对检测情况进行文字记录，后续人员即使精通飞机蒙皮缺陷维修也无法通过文字准确判断出缺陷的具体情况，这就导致飞机蒙皮缺陷维修的准确性下降。这种情况又使得航空公司和维修单位必须投入数以千计的成本来建立和完善飞机蒙皮缺陷维修数据库，除此之外，飞机检测需要专业的检测人员，而培养经验丰富的检测员需要较长的培训周期，又进一步增加了飞机维修的成本，不利于长期维护和飞机的缺陷分析。

经文献调研，针对上述飞机蒙皮故障检测问题，本文将YOLO视觉测量技术与飞机蒙皮故障检测技术相结合，利用YOLO视觉测量技术的精确性和鲁棒性，提升飞机蒙皮凹陷、裂纹和螺栓缺失的故障检测效率，降低故障检测门槛，确保飞机在整个生命周期内的可靠性与安全性。

1.2 国内外研究现状

邓松波提出了一种视觉检测飞机单个表面掩模孔的技术，并设计了一种基于红外传感器自校准和子像素边缘补偿的高精度测量系统。该系统可以通过选择圆形光源、CCD摄像机、光学透镜以及结合灰度补偿和边缘检测算法，有效测量皮肤孔的大小[1]。袁忠大、程秀全等人设计了一套基于图像识别与深度学习的飞机部件表面无损检测系统，通过图像预处理、Sobel滤波与Blob分析，实现了快速、准确的缺陷自动识别。该系统可有效提升检测效率，消除人为因素影响，显著提高航空器的飞行安全性，具有广泛的应用前景[2]。卢海军、胡增林等人提出了一种结合StyleGAN与YOLO v5的飞机蒙皮损伤检测网络[3]，通过合成图像扩充数据集，增强了对小目标和复杂缺陷的检测能力，展现出高效、可靠的损伤检测性能。张纵驰、王华伟、周长威提出了一种改进的蒙皮表面缺陷实时分割算法MSA-YOLO，通过多尺度注意力模块替换YOLOv8-seg的C2f模块，提升特征表达能力并实现网络轻量化，引入了eSE注意力机制增强小目标缺陷检测，同时使用Inner-CIOU损失函数加快样本收敛速度[4]。梅礼坤、陈智利提出了一种改进的飞机目标检测算法AIR-YOLO，针对传统YOLOv5在小目标检测和复杂场景中的不足，优化了多项检测策略。通过IOU-NWD策略改进标签分配、GFPN模块实现跨层跨尺度特征融合，并引入soft-NMS方法减少目标密集区域的漏检，显著提升了对于小型、遮挡飞机目标的检测精度和鲁棒性[5]。王杰，张上等人提出了轻量化遥感图像军事飞机目标检测算法YOLO-MAR，针对精度低、漏检和虚警率高的问题，通过优化网络结构、调整小目标特征权重并进行轻量化设计，实现了高效目标检测，结合FPGM剪枝技术显著减少模型体积，并引入SIOU Loss加速收敛与提高检测精度，在MAR20数据集上表现出优异的检测精度、模型紧凑性和实时检测能力，适用于军用飞机目标的高效识别[6]。陈旺提出了一种改进的遥感图像飞机目标检测模型ES-CB-YOLOv5，针对复杂背景和尺度不均衡等问题，通过优化特征融合结构、使用CARAFE上采样和ECANet注意力机制提升模型精度与鲁棒性，并引入SPPFCSPC模块进一步压缩信息。模型在NWPU VHR-10和谷歌卫星影像飞机图像数据集上训练，经过300次迭代，平均检测精度达到94.80%，检测速度为每秒32.50帧，适用于遥感图像的高精度目标检测[7]。朱华煜研究了飞机复材蒙皮零件表面缺陷检测系统，构建了一套基于视觉检测与深度学习的[质量检测平台\[8\]](#)。[硬件包括ABB IRB1200机械手、图像采集模块、激光测距模块](#)、光源模块，软件通过TCP协议实现机械手运动控制和路径规划，配合激光测距实现自适应距离控制。采用四套工业相机拍摄复材表面，利用YOLOv5深度学习目标检测方法处理图像，训练后mAP值达0.978，检测速度为32FPS，最终检测准确率达到96.35%。黄少晗提出了一种融合Inception-X、改进注意力机制（CPA与GCA）和Transformer架构的XCT-YOLOv5神经网络，用于飞机蒙皮五类缺陷的高精度检测。基于XCT-YOLOv5搭建的实时检测平台，能够高效、稳定地识别多种蒙皮缺陷，展现出广阔的应用与推广潜力[9]。Nong Changrui、Zhang Jing等人使用YOLOv4算法对飞机蒙皮图像进行故障检测，针对结构轻量化和检测速度问题，提出了YOLOv4-ML检测算法[10]。将YOLOv4中的CSPDarkNet53主干网络替换为MobileNetv3网络，在浅层特征提取中引入SiLU激活函数，并在训练中采用自适应样本选择方法以提高网络训练质量。实验结果表明，该轻量化设计在检测精度仅降低2.6%的情况下，检测速度提升了10%，验证了改进算法的有效性。Bin Huang、Yan Ding等人针对飞机表面缺陷（ASD）检测中的尺度变化大、形状不规则、样本不平衡等问题，提出了一种基于YOLOv5的ASD-YOLO网络[11]。ASD-YOLO通过以下改进提升了识别能力：首先，设计了新的可变形卷积特征提取模块（DCNC3），结合全局注意力机制（GAM），增强对缺陷区域信息的关注；其次，使用上下文增强模块（CEM）提高对小缺陷的特征表达能力；最后，引入指数滑动平均权重函数（EMA-Slide）来缓解样本不平衡问题。Erik M. Mueller、Stephen Starnes等人详细描述了对一架战术飞机下翼蒙皮复合材料缺陷的检测、检查及失效分析过程，杰克逊维尔海军航空站（NAS Jacksonville）人员领导协调无损检测领域、冶金领域和复合材料领域的专家，共同识别、诊断和管理钛合金涂层接头与复合材料表面之间的缺陷[12]。

在国内外的研究中，基于红外传感器自标定和亚像素边缘补偿的高精度测量系统提高了测量效率，但是所需硬件设备较多，增加了系统的成本和复杂性，因此该方法不适用于本次课题研究。通过超声波扫描和化学分析可以更准确地分析飞机故障缺陷的来源以及解决方案，但是此方法会消耗大量的人力资源和经济资源，且对硬件设备要求较高，不适用于本次课题研究。YOLO算法的引入可以提高飞机故障检测的精确性和鲁棒性，在此基础上将深度学习网络和YOLO算法相结合则进一步提升了飞机故障检测效率，能够用于高精度目标检测任务中。但是国内和国外研究大多采用的是YOLO v5模型，该模型在检测效率以及精确性和鲁棒性等方面相较于现阶段的YOLO11存在着明显的不足。根据对国内外研究的综合分析，并结合本次研究中的问题，针对飞机蒙皮常见的几类缺陷检测问题，本文采用YOLO11和深度学习网络相结合的方法，利用YOLO11算法在目标检测下的精确性和鲁棒性，提升飞机蒙皮凹陷、裂纹和螺栓缺失的故障检测效率。

|                                                                |                                              |           |
|----------------------------------------------------------------|----------------------------------------------|-----------|
| 2. YOLO.doc_第2部分                                               |                                              | 总字符数：3385 |
| 相似文献列表                                                         |                                              |           |
| 去除本人文献复制比：1.4%(49)      去除引用文献复制比：1.4%(49)      文字复制比：1.4%(49) |                                              |           |
| 1                                                              | 20201405234-雷思源-基于卷积神经网络的信用卡欺诈检测方法研究-网安20-5班 | 1.4% (49) |

## 第2章基于YOLO的图像检测算法研究

### 2.1 概述

YOLO11是Ultralytics的YOLO系列的最新版本。YOLO11配备了超轻量级模型，比以前的YOLO更快、更高效。YOLO11能够执行更广泛的计算机视觉任务。Ultralytics根据规模发布了五种YOLO11模型，其中YOLO11n适用于小型和轻量级任务，YOLO11s也适用于小型和轻量级的任务，但相较于YOLO11n具有更高的准确性，YOLO11m适合通用的中等版本，YOLO11l适合大型任务，可实现更高的准确度和更高的计算量，YOLO11x则是YOLO11模型中的最大尺寸，可实现最高的准确度和性能，其不同模型间的比较如图2-1所示，YOLO11整体算法结构图如图2-2所示，YOLO11与之前YOLO版本的比较如图2-3所示[14]。

图2-1 不同YOLO11模型间的比较

图2-2 YOLO11算法结构图

图2-3 不同版本YOLO比较

将训练数据集加载到给YOLO11算法的训练框架中，根据硬件配置和任务要求选择适当的网络模型并进行训练，在训练过程中，模型会不断根据损失函数的反馈调整网络权重，同时监控训练过程中的损失值、学习率、精度等指标，确保训练稳定进行。如果发现模型出现过拟合或欠拟合等问题，需要及时调整超参数，如学习率、批量大小、训练轮数等。训练完成后，模型会保存权重文件，这些权重文件将用于后续的推理和测试。当YOLO11模型完成训练后，需要使用测试数据及对训练好的模型进行验证，这一阶段的目标是评估模型在未见过的数据上的表现，即测试模型的泛化能力。常见的评估标准包括准确率、召回率，平均精度均值等，其中准确率表示检测出的缺陷中有多少是正确的，召回率表示测试集中所有缺陷有多少被模型成功检测到，平均精度均值表示在多个类别下模型的平均检测精度，一般来说，平均检测精度越高，表示模型的整体检测效果越好。若经过测试后，YOLO11的模型检测效果达到预期，且精确性和效率都满足实际应用需求，则该基于YOLO11算法的飞机蒙皮缺陷检测系统搭建成功，可为实际工作中飞机蒙皮缺陷检测提供强有力的技术支持。

### 2.2 YOLO11算法原理

主干（Backbone）部分由Conv卷积层，C3k2，C2PSA（Cross-Stage Partial Self-Attention）和SPPF（Spatial Pyramid Pooling Fast）组成。在YOLO11结构中，前几层卷积的主要目标是减少输入图像的空间维度，第一层主要用于接收输入图像，使用 $3 \times 3$ 的卷积核进行特征提取，并通过步长 $s=2$ 进行下采样，使得特征图的尺寸缩小，减少计算量的同时保留关键特征。第二层则进一步加深网络层次，采用更大的通道数（128通道）进行特征提取，使神经网络能够学习更复杂的表示。在YOLO11的实现中，Conv类用于定义标准卷积块，其中包含三个关键组件：卷积层（Convolution）、批量标准化（Batch Normalization，简称BN）和激活函数（Activation Function）。其中卷积层主要对图像进行特征提取，批量标准化主要对输出特征进行归一化处理，加速训练并提升模型的稳定性，除此之外，批量标准化还能有效减少内部协变量偏移，使得模型在不同的批次中表现更加一致。YOLO11采用SiLU（Sigmoid Linear Unit）作为默认激活函数，其又称为Swish，是一种平滑的、非线性的激活函数，由Google Brain团队提出。其数学表达式为：

$$\text{SiLU}(x) = x \cdot \sigma(x) \quad (2-1)$$

其中 $\sigma(x)$ 是标准的Sigmoid函数，其数学表达式为：

$$(2-2)$$

SiLU具备的平滑性使得梯度更新更加稳定，有助于训练更深的神经网络，非单调性可以帮助模型学习更复杂的模型，抑制小负数的特性有助于信息的流动，减轻梯度消失的问题。与前几代YOLO中所采用的传统ReLU（Rectified Linear Unit）激活函数作对比，SiLU在小于0的区域具有更平滑的梯度，提高了模型的收敛速度和非线性表达能力。C3k2是一种高效的特征提取模块，基于CSP（Cross Stage Partial）瓶颈结构改进得到，其支持可选C3k变体和自定义卷积核大小，增强了其对于不同特征提取需求的适应性，采用两个较小的卷积操作代替一个大尺寸的卷积，减少了大尺寸卷积的使用，在提高计算效率的同时保持了模型的高精度。C2PSA（Cross-Stage Partial Self-Attention，跨阶段部分自注意力）主要用于增强特征图中的重要区域，减少冗余信息。其主要由CSPNet（Cross-Stage Partial Network）、自注意力（Self-Attention，SA）机制组成。CSPNet将输入特征图一分为二，一部分特征图直接传输，另一部分特征图经过多个卷积层处理后再进行融合，减少计算冗余，使得算法具有计算高效的特性。自注意力机制可提升模型的全局感受能力，使模型能够关注长距离依赖关系，提高目标区域的区分度，其计算公式如下：

$$(2-3)$$

其中 $Q$ ， $K$ ， $V$ 分别是查询（Query）矩阵，键（Key）矩阵和值（Value）矩阵，通过softmax计算注意力分数，使得网络能够关注最重要的特征区域，提升算法的特征检测能力。最后通过全局池化和 $1 \times 1$ 卷积进一步压缩信息，将SA处理后的特征与CSPNet结构处理的特征拼接，得到增强后的特征图。SPPF（Spatial Pyramid Pooling Fast，多尺度空间金字塔池化）是对SPP（Spatial Pyramid Pooling，空间金字塔池化）的优化版本，SPP在YOLOv4、YOLOv5中被广泛使用，主要用于扩大感受野，减少计算量和增强特征融合，然而，SPP计算量加大，因此SPPF（SPP-Fast）进一步优化了SPP，使其计算效率更高，同时保持其多尺度特征提取的能力。SPPF主要由连续的最大池化操作（Max-Pooling）和卷积融合组成。其计算流程为：首先输入特征图 $x$ ，该特征图来自于主干网络（Backbone）或者深层的特征提取网络，然后采用三个 $5 \times 5$ 的最大池化层进行逐步池化，每次池化步长为1，保持特征图尺寸不变，由于池化操作能够聚合周围像素信息，因此可以提取不同尺度的特征，最后将池化后的多尺度特征与原始输入特征拼接，通过一个 $1 \times 1$ 卷积层降维，减少通道数，使计算量大幅降低。SPPF相较于传统的SPP优点在于减少了计算量同时保持了多尺度信息，提升了算法的运行效率和检测能力。YOLO11算法的Neck模块将之前的C2f块替换为C3k2块，这一方面的改进使得YOLO11有了更高效特征聚合能力，能够快速提取深层特征，并通过高效的通道分离和权重分配，使得模型能够更加精准地捕捉目标信息。相比之下，传统的YOLO版本在特征聚合方面可能存在一定的冗余计算，而YOLO11算法的Head模块负责处理特征提取网络（Backbone）和特征融合模块（Neck）提供的信息，承担了生成目标边界框（BoundingBox）、类别预测（Classification）和置信度评分的任务。生成目标边界框是预测目标在图像中的具体位置，通常以 $(x, y, w, h)$ 的格式

表示，其中(x, y)是边界框的中心坐标，(w, h)目标的宽度和高度。类别预测是判断目标属于哪一个类别，在多类别检测任务中，每个目标都会有对应的类别概率。置信度评分是衡量预测的目标是否真实存在与边界框内，置信度越高越可靠。Head模块大致工作流程为：首先接收来自主干网络（Backbone）的特征信息，通过回归机制生成多个可能的边界框，然后基于特征信息预测每个边界框内可能包含的目标类别并赋予相应的类别概率，最后进行后处理优化，通过非极大值抑制移除重叠度较高的框，仅保留最优的目标框，通过置信度阈值筛选去除低置信度的目标，减少误检，提高检测的精确性。

2.3 本章小结

本章主要介绍了YOLO11的几种不同类型、网络结构构成以及各个模块的功能，通过选定YOLO11s.pt模型，为后续数据集的训练和实验验证提供奠定了良好基础。

| 3. YOLO.doc_第3部分     |                                                                     |                      | 总字符数：2537        |
|----------------------|---------------------------------------------------------------------|----------------------|------------------|
| 相似文献列表               |                                                                     |                      |                  |
| 去除本人文献复制比：10.6%(269) |                                                                     | 去除引用文献复制比：10.6%(269) | 文字复制比：10.6%(269) |
| 1                    | 面向场景的混凝土裂缝数据集制作及语义分割方法研究<br>罗仁伟(导师：刘海京) - 《重庆交通大学硕士论文》 - 2024-06-01 | 6.0% (153)           | 是否引证：否           |
| 2                    | 基于增广数据对比的自监督学习泛化问题研究<br>张嘉睿 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-09-20             | 3.7% (93)            | 是否引证：否           |
| 3                    | 基于STM32和OpenCV的垃圾识别分类系统设计<br>彩广庆 - 《大学生论文联合比对库》 - 2024-06-21        | 3.4% (86)            | 是否引证：否           |
| 4                    | 基于MATLAB的车牌识别系统的设计与仿真<br>李晋 - 《大学生论文联合比对库》 - 2023-06-15             | 2.7% (69)            | 是否引证：否           |
| 原文内容                 |                                                                     |                      |                  |

第3章基于飞机蒙皮缺陷的数据集制作

3.1 概述

在图像处理领域，高质量的数据集对于深度学习和机器学习至关重要，除了能够提升算法的训练效果，还能降低对训练资源的需求。本文所研究的飞机蒙皮缺陷检测中，数据集的质量直接影响到检测算法的精确性和稳定性。受限于飞机蒙皮缺陷检测行业的特殊性与保密性，从网上搜索到的飞机蒙皮缺陷图片数据集大部分存在缺陷特征模糊不清，图片数量较少等缺点，无法用于深度学习和图像识别，因此本文选择利用网上的公开图片制作可用于训练的飞机蒙皮缺陷检测数据集。过程一般包括数据采集、数据标注、数据预处理和数据增强四个主要阶段。数据采集阶段需覆盖多种飞机蒙皮材料（如铝合金、复合材料等）、不同类型的缺陷（如凹陷、裂纹和螺栓缺失等）、以及不同的拍摄角度、光照条件和背景环境。数据标注主要是为每一张图像中的缺陷区域打上标签，定义其缺陷类别及位置信息。数据预处理是通过图像归一化、灰度化、去噪、对比度调整、调整图像大小等操作提升图像质量和特征的可辨识度。数据增强通过对原始数据进行旋转、缩放、平移、翻转、颜色变化等操作模拟现实过程中不同的拍摄角度、光照条件以及缺陷的不同表现形式，生成更多的训练样本来提升数据的多样性，避免模型对某一类数据的过拟合，提高其在未知数据上的泛化能力。通过以上步骤，最终制作出飞机蒙皮缺陷的训练数据集和测试数据集。

3.2 数据的采集

本文采用了Dibya Dillip的aircraft-skin-defects-new-dataset Computer Vision Project[13]的公开数据集，该数据集使用相机对3种不同类型的飞机进行手动拍照得到照片，然后根据照片创建的自定义数据集。这些图像包含了3类飞机蒙皮缺陷：裂纹、凹陷、螺栓缺失，原始数据集一共有1115张图片，部分图片如下图3-1所示。

- (a) 凹陷
- (b) 螺栓缺失

图3-1 原始数据集部分图片

3.3 数据集的预处理和标注

对上述采集到的原始数据集进行图像预处理操作，本次研究中主要是对图像进行灰度化操作。图像灰度化（Grayscale Conversion）是指将彩色图像转换为灰度图像的过程。在灰度图像中，每个像素点只有一个亮度（灰度）值，而没有颜色信息。灰度值通常在0到255之间，其中0代表黑色，255代表白色，中间的值表示不同程度的灰色。本次研究中，图像的颜色信息并不重要，并且由于飞机蒙皮缺陷和其余地方的亮度不同，所以图像中的亮度信息更加关键，通过图像灰度化的处理，可以更准确地找到飞机蒙皮缺陷，从而更方便地进行缺陷标注。除此之外，由于彩色图像中每个像素有3个通道（红、绿、蓝），而灰度图像只有1个通道，因此可以降低深度学习过程中的计算量，提高运行效率。对数据集采用图像灰度化操作后。利用Roboflow将原始图像放大，通过网站中的图像在线标注工具（边界框、多边形、圆形等标注类型）对裂纹、凹陷和螺栓缺失进行精细标注，随后通过Roboflow提供的工具将标注结果转化为YOLO的数据集格式，形成标签文件以供模型训练使用，其中飞机蒙皮凹陷，螺栓缺失，裂纹标记过程分别如下图3-2、3-3、3-4、3-5所示。

- (a) 原图 (b) 灰度化 (c) 标注

图3-2 凹陷标注

- (a) 原图 (b) 灰度化 (c) 标注

图3-3 凹陷和螺栓缺失标注

(a)原图 (b)灰度化 (c)标注  
图3-4 螺栓缺失标注  
(a)原图 (b)灰度化 (c)标注  
图3-5 裂纹标注  
3.4 数据集的样本扩充

受限于深度神经网络对大规模、高质量训练数据的高需求性和实际应用场景中数据采集成本较高和数量较少的问题，数据增强技术成为一种行之有效的手段。其核心思想是基于现有的数据集模拟现实世界中的各种条件，通过多种变换方法生成更多的训练样本，在保持现有数据分布不变的情况下进一步丰富数据集，保证模型在处理复杂场景或接收到从未遇见过的数据时仍能保持较高的识别精度，从而有效提高模型对不同环境的适应能力来应对现实生活中的各种需求，降低模型在训练过程中出现过拟合的风险。以计算机视觉分类识别任务为例，图像可能会受到光照变化、角度偏差、形态变形、遮挡或噪声干扰等因素的影响，而数据增强可以通过旋转、翻转、缩放、颜色调整、噪声添加等手段模拟这些环境干扰因素，使模型通过增强后的数据训练削弱这些环境干扰因素，甚至消除干扰并能够在现实环境中准确识别出目标特征。

然而在实际应用过程中，数据增强对原始图片进行的裁剪、对比度增强等各种变换操作会改变原始图片中特征的本来位置，得到的新图片中的特征可能会跟原始图像中的特征产生一定的差距，甚至原有的特征会在数据增强操作后变形、丢失，而这种差距会导致数据集在用于模型训练时无法学习到有效的特征信息并对预测结果产生一定的偏差，随着偏差的不断累积最终导致整个模型训练失败，因此在数据增强的过程中，应谨慎对图片进行处理，避免过多干扰图片的原始特征，尽量保留图像的原始特征分布。

本次研究利用Roboflow网站的在线工具对图像及其对应的标签分别应用了多种数据增强技术。其中包括水平翻转、垂直翻转、组合翻转以及旋转等。通过这些方法，将部分样本较少的飞机蒙皮缺陷数据集进行扩充，扩充后的数据集一共包含4558张图片，根据YOLO算法的需求，将这些图片分为训练数据集（Train），验证数据集（Valid）和测试数据集（Test），其中训练数据集包含4343张图片，验证数据集包含148张图片，测试数据集包含66张图片，如下图3-6所示。

(a)训练数据集  
(b)验证数据集  
(c)测试数据集  
图3-6 数据集（部分展示）

3.5 本章小结  
本章主要介绍了飞机蒙皮缺陷数据集的来源和制作过程。本章通过对原始数据集进行图像灰度化操作，使得图像中的缺陷特征较为明显。通过Roboflow在线标注工具对图像中的缺陷进行标注，使得数据集集中的图像标签化。通过Roboflow在线工具对图像进行翻转、旋转等图像增强操作扩充了飞机蒙皮缺陷图像样本数据集，提高了模型的泛化能力和鲁棒性。为后续章节进行实验验证提供了不可或缺的重要数据。

|                                                                   |                                                        |                     |
|-------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|---------------------|
| 4. YOLO.doc_第4部分                                                  |                                                        | 总字符数：2950           |
| 相似文献列表                                                            |                                                        |                     |
| 去除本人文献复制比：4.5%(133)      去除引用文献复制比：4.5%(133)      文字复制比：4.5%(133) |                                                        |                     |
| 1                                                                 | 城市车道环境下交通标志检测方法研究<br>韩旭 - 《大学生论文联合比对库》 - 2024-05-25    | 2.5% (74)<br>是否引证：否 |
| 2                                                                 | 城市车道环境下交通标志检测方法研究<br>韩旭 - 《大学生论文联合比对库》 - 2024-05-25    | 2.5% (74)<br>是否引证：否 |
| 3                                                                 | 基于YOLO算法的道路交通标志检测研究<br>周钰熙 - 《大学生论文联合比对库》 - 2024-04-28 | 2% (59)<br>是否引证：否   |
| 原文内容                                                              |                                                        |                     |

第4章实验设计及验证  
4.1 实验设计  
在本部分的实验中我们使用了以下硬件环境：GPU是NVIDIA GeForce RTX2070，CPU是Intel i7 10750H处理器，内存大小为16GB。软件环境：Windows11操作系统、Python3.10、CUDA11.8和PyTorch2.6.0。YOLO11算法采用YOLO11s.pt模型，初始学习率为0.01，循环学习率为0.01。首先利用训练数据集对YOLO11算法进行训练，在每个训练周期结束后，我们使用验证集对模型进行评估，主要关注以下指标：  
(1) mAP（均值平均精度）：衡量模型在某一特定类别上的检测性能。本次实验中引入mAP来对飞机蒙皮的3类缺陷进行全面的性能评估。根据IoU（IntersectionoverUnion）阈值的不同，mAP可分为mAP@0.5和mAP@0.5:0.95。mAP@0.5（mAP@50）表示IoU阈值设定为0.5，即预测框和真实框的IoU需≥0.5才被视为正确检测，适用于较宽松的检测任务。mAP@0.5:0.95（COCO标准）表示IoU在0.5到0.95之间（步长为0.05）取均值，考察模型在不同IoU阈值下的综合表现，能够更全面地反映检测模型的性能，其计算公式如下：  
(4-1)  
其中：N代表检测任务中的类别总数。代表第i个类别的平均精度。  
(2) 精确率（Precision）：衡量模型在所有被检测出的目标中，有多少是正确的，其计算公式如下：

$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4-2)$

其中TP(True Positive)表示被模型正确检测并分类为目标的实例，FP(False Positive)表示被模型错误检测为目标的实例，精确率越高，说明模型的误检率越低。

(3) 召回率(Recall)：表示在所有真实目标中，被模型成功检测出的比例，其计算公式如下：

(4-3)

其中TP(True Positive)表示被模型正确检测并分类为目标的实例，FN(False Negative)表示真实存在但未被模型检测出的目标。召回率越高，说明模型漏检减少。

(4) 边界框损失(box\_loss)：用于衡量预测框(Predicted Box)与真实框(Ground Truth Box)之间的差距，计算公式如下：

(4-4)

其中是预测边界框，是真实边界框。

(5) 分类损失(cls\_loss)：用于衡量模型对目标类别的预测准确度，通常使用二元交叉熵损失(Binary Cross Entropy, BCE)计算：

(4-5)

其中C是类别数(多类别任务)，是真实类别(0或1)，是模型预测的类别概率。

(6) 分布焦点损失(df1\_loss)：用于提高边界框的预测精度，计算公式如下： (4-6)

其中 $i=1, 2, 3, 4$ 对应于左、上、右、下四个边界框坐标， $r$ 是离散化的回归范围，是真实坐标值在回归范围内的分布概率，是模型预测的坐标分布概率。

## 4.2 实验结果及分析

(a) (b) (c) (d) (e)

(f) (g) (h) (i) (j)

图4-1 训练及验证效果

### 1. 训练损失曲线

(1) 图(a)：train/box\_loss表示训练过程中模型在预测边界框(boundingbox)时的误差，其中损失值随着训练epoch增加不断下降且最终损失值稳定在0.03078，表明模型的目标框预测能力在逐渐提升并且预测能力较好。

(2) 图(b)：train/cls\_loss表示模型在目标分类任务上的损失，损失曲线呈下降趋势且数值最终稳定在0.05156，说明模型的分类能力在不断提高并且最后模型的分类能力较好。

(3) 图(c)：train/df1\_loss表示YOLO11算法结构中采用的一种损失函数DFL(DistributionFocalLoss)，该损失同样随着训练进程减少且最终稳定在0.87816，意味着模型对目标框的回归预测精准度较高。

### 2. 关键评估指标曲线

(1) 图(d)：metrics/precision(B)表示模型预测的目标中有多少是正确的，图像整体呈上升趋势且最终达到0.9796，表明训练后的模型对目标识别准确率较高。

(2) 图(e)：metrics/recall(B)表示真实目标中有多少被成功检测到，图像总体呈上升趋势且最后达到0.9845，说明随着训练的进行，模型对目标的检出率逐渐提高。

### 3. 验证损失曲线

(1) 图(f)：val/box\_loss表示模型在未见过的数据上的泛化能力，图像在下降后趋于平稳且最终稳定在0.11064，表明模型在验证数据上的表现稳定性较高，泛化能力较好。

(2) 图(g)：val/cls\_loss表示模型在目标分类任务上的泛化情况，图像在下降后保持相对稳定且最终稳定在0.18312，说明模型的分类能力在验证集上没有明显的过拟合。

(3) 图(h)：val/df1\_loss表示边界框回归误差，图像下降后趋于稳定且最终稳定在0.5287，表明模型在验证集上的目标框回归能力达到了较好的水平。

### 4. 关键评估指标曲线

(1) 图(i)：metrics/mAP50(B)

含义：mAP50(MeanAveragePrecisionatIoU=0.5)，表示IoU=0.5时的平均精度。

趋势：整体呈上升趋势且最后达到0.99412，说明模型的目标检测精度较高。

(2) 图(j)：metrics/mAP50-95(B)

含义：mAP[0.5:0.95]，表示不同IoU阈值下的平均精度，更全面反映模型的检测性能。

趋势：逐渐上升且最后达到0.99412，说明模型在不同IoU条件下的检测能力在较强。

从图4-1中可以看出，该模型的训练损失不断下降，表明模型在训练数据上的拟合情况良好，该模型的验证损失同样下降但趋于平稳，说明模型在验证数据上的泛化能力较好，Precision和Recall逐步提升，表明模型的目标检测准确率和召回率都在优化，mAP50和mAP50-95不断上升，表明模型的整体检测精度在提高。

由于测试数据集一共有66张图片，其中每张图片的识别效果无法全部展示在本文档中，因此只选取其中3张图片作为展示，如下图4-2所示。

(a) 凹陷

(b) 螺栓缺失

(c) 裂纹

图4-2 缺陷识别效果

从图4-2中可以看出，模型可以成功识别出凹陷，螺栓缺失和裂纹这三种缺陷。综合以上内容，可以证明本章所研究的基于YOLO的飞机蒙皮缺陷检测算法的有效性，该算法利用YOLO视觉测量技术的精确性和鲁棒性，提升了飞机蒙皮凹陷和裂纹的故障检测效率，降低了飞机蒙皮凹陷和裂纹的故障检测门槛，能够确保飞机在整个生命周期内的可靠性与安全性。

## 4.3 本章小结

本章研究主要利用数据集对YOLO算法进行训练和验证的实验，最终得到飞机蒙皮缺陷检测算法。在实验过程中，通过训练数据集和验证数据集对YOLO11算法进行训练和验证，最后利用测试数据集检验YOLO算法对飞机蒙皮缺陷的识别效果。通过以上步骤，设计出了一套基于YOLO的飞机蒙皮缺陷检测系统。

|                    |                                             |                    |                |
|--------------------|---------------------------------------------|--------------------|----------------|
| 5. YOLO.doc_第5部分   |                                             |                    | 总字符数：761       |
| 相似文献列表             |                                             |                    |                |
| 去除本人文献复制比：4.5%(34) |                                             | 去除引用文献复制比：4.5%(34) | 文字复制比：4.5%(34) |
| 1                  | <u>基于融合神经网络的飞机蒙皮缺陷检测的研究</u>                 | 4.5%（34）           |                |
|                    | 黄少晗(导师：张德银) - 《中国民用航空飞行学院硕士论文》 - 2024-04-01 | 是否引证：否             |                |
| 原文内容               |                                             |                    |                |

第5章结论

本文研究了基于YOLO的飞机蒙皮缺陷检测系统，梳理了飞机蒙皮缺陷检测领域的国内外研究现状，深入探讨了当下飞机蒙皮缺陷检测的难点和技术，针对飞机蒙皮缺陷检测精度低，飞机蒙皮缺陷检测门槛高等问题，本文提出了一种在YOLO11算法的基础上，通过数据集对算法进行训练，最终得到能够用于检测飞机蒙皮缺陷的YOLO算法。实验结果有力地证明了本课题研究所设计的飞机蒙皮缺陷检测算法的精确性和鲁棒性。

在基于飞机蒙皮缺陷的数据集章节中，主要介绍了飞机蒙皮缺陷数据集的来源和制作过程。通过对原始数据集进行图像灰度化操作，使得图像中的缺陷特征较为明显。通过对图像中的缺陷进行标注，使得数据集集中的图像标签化。通过对图像进行翻转、旋转等图像增强操作扩充了飞机蒙皮缺陷图像样本数据集，提高了模型的泛化能力和鲁棒性。通过以上操作，得到了研究所需的飞机蒙皮缺陷数据集。

在基于实验设计与验证章节中，主要介绍了在实验过程中，通过训练数据集和验证数据集对YOLO11算法进行训练和验证，最后利用测试数据集检验YOLO算法对飞机蒙皮缺陷的识别效果，证明了本研究成功设计出基于YOLO的飞机蒙皮缺陷检测系统。

本课题后续可通过修改代码使得算法能够在手机相机或者无人机机载摄像头运行，通过人手持手机或者操控无人机更方便地实现绕机检查，将检查结果通过视频的形式直观地展现在飞机维修工程师眼前，进一步增加了飞机蒙皮缺陷检测和维修的精确性。同时可以编程使检测结果以电子表格的形式存入档案，这样就可以方便查询飞机蒙皮缺陷，以便工程师在后续对其他机型的维修过程中遇到类似缺陷时可以更方便地查阅检测数据和维修结果。通过该方法建立的系统在减小人力成本的同时又建立了完善的飞机蒙皮缺陷数据库，可在后续飞机蒙皮缺陷检测和维修过程中起到强有力的辅助作用。

- 说明：1. 总文字复制比:被检测文献总重复字符数在总字符数中所占的比例
2. 去除引用文献复制比:去除系统识别为引用的文献后, 计算出来的重合字符数在总字符数中所占的比例
3. 去除本人文献复制比:去除系统识别为作者本人其他文献后, 计算出来的重合字符数在总字符数中所占的比例
4. 单篇最大文字复制比:被检测文献与所有相似文献比对后, 重合字符数占总字符数比例最大的那一篇文献的文字复制比
5. 复制比按照“四舍五入”规则, 保留1位小数;若您的文献经查重检测, 复制比结果为0, 表示未发现重复内容, 或可能存在的个别重复内容较少不足以作为判断依据
6. 红色文字表示文字复制部分;绿色文字表示引用部分(包括系统自动识别为引用的部分);棕灰色文字表示系统依据作者姓名识别的本人其他文献部分
7. 系统依据您选择的检测类型(或检测方式)、比对截止日期(或发表日期)等生成本报告
8. 知网个人查重唯一官方网站:<https://cx.cnki.net>