

AIGC检测结果报告单
(全文报告单)

No:CNKIAIGC2025A_20250496718136 检测时间:2025-04-03 18:00:46

篇名: YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法
作者: 云晶
作者单位:
文件名: 毕业论文(改3).doc

全文检测结果

疑似AIGC占全文比: 49.7%

- 高度疑似AIGC占全文比: 0%
- 中度疑似AIGC占全文比: 18.4%
- 轻度疑似AIGC占全文比: 31.3%



全文总字符数: 15665

疑似AIGC片段分布图



序号	段落名称	AIGC	高	中	轻	字符数
1	YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第1部分	53.6%	0%(0)	0%(0)	53.6%(2404)	4488
2	YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第2部分	25.3%	0%(0)	18.8%(703)	6.5%(242)	3739
3	YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第3部分	67.5%	0%(0)	67.5%(2174)	0%(0)	3220
4	YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第4部分	48.6%	0%(0)	0%(0)	48.6%(1655)	3408
5	YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第5部分	74.9%	0%(0)	0%(0)	74.9%(607)	810

1. YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第1部分					
AIGC	:53.6%	高	:0%(0)	中	:0%(0)
轻	:53.6%(2404)	字符数:4488			

片段指标列表

序号	疑似AIGC片段	疑似AIGC占全文比	AIGC值	疑似程度
1	疑似AIGC片段1	13.7%	0.599	
2	疑似AIGC片段2	1.7%	0.528	

原文内容

第1章绪论

1.1 研究的目的和意义

飞机作为现代航空运输的核心工具，不仅承载着全球范围内的旅客和货物运输任务，也是国家经济发展和国际交流的重要支柱，航空业的发展直接影响着社会的经济活力、区域互联互通以及国防安全的战略布局，因此，飞机运行的安全性不仅关系到航空企业的声誉与经济效益，更与民众生命财产安全和国家安全息息相关。其中常见的故障就是飞机蒙皮的凹陷、裂纹和螺栓缺失。飞机蒙皮是覆盖在飞机骨架外部的薄层构件，它通过粘接剂或铆钉牢固地固定在骨架上，形成飞机气动外形的结构。作为飞机外部结构的重要组成部分，蒙皮不仅赋予飞机流线型外观，提高空气动力学性能，还与骨架共同承担飞行中的载荷。蒙皮与骨架组成的整体结构既具有较大的承载能力和刚度，又保持了轻量化的特性，从而显著提升了飞机的性能和效率。在飞行过程中，飞机蒙皮需要承受复杂的气动载荷。外界空气流动作用在蒙皮表面产生压力，蒙皮将这些气动载荷传递至机身、机翼等主要骨架部件。此外，蒙皮作为飞机与外界接触的第一道屏障，直接面对高温、低温、紫外线辐射、雨水、冰雪、风沙以及鸟击等恶劣条件，因此对材料性能提出了极高要求。蒙皮不仅需要具备较高的强度和塑性，还要表面光滑、耐腐蚀，以确保飞机的长期运行安全性和经济性。虽然飞机蒙皮技术和材料在实际应用中不断发展进步，但在实际飞行过程中，飞机蒙皮主要面临裂纹、凹陷和螺栓缺失这3种缺陷问题：

(a) 裂纹 (b) 凹陷 (c) 螺栓缺失

图1-1 飞机蒙皮常见缺陷

尽管飞机蒙皮对飞机结构性能如此重要，但对飞机蒙皮故障的检测方法却并不成熟。目前对飞机蒙皮故障的检测方法应用较多的还是人工肉眼进行检测和判断，其存在以下弊端：

1. 主观性强，检测结果易受经验影响。人工检测依赖于检测人员的经验和视觉敏感度，而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。例如，资深的检测员可能能够凭借多年积累的知识和经验发现微小裂纹，而初级检测员可能会忽略相同的缺陷。此外，人工检测无法保证每次都能按照完全相同的标准执行，这种主观性使得检测过程难以标准化，增加了误判或漏判的风险。
2. 检测效率低，劳动强度大且飞机蒙皮面积广阔。一架大型客机的蒙皮表面积可达几百平方米，且结构复杂，存在多种接缝、铆钉和修补区域。人工目视检测需要逐步检查整个表面，通常需要检测人员爬上高空作业平台，或弯腰、跪姿等长时间作业。这种工作方式不仅效率低下，而且对体力和耐力要求较高。长时间重复单调的检测任务容易导致视觉疲劳和注意力下降，从而影响检测质量，也存在发生人为差错和人员高空坠落的安全隐患。
3. 难以发现微小或隐蔽缺陷许多飞机蒙皮缺陷，如微小裂纹、轻微腐蚀或早期涂层剥落，在初期可能并不明显，肉眼难以察觉。而这些细微缺陷如果未被及时发现，可能会随着飞行次数增加而逐步扩大，最终影响飞机结构安全。例如，金属疲劳裂纹在初期仅仅是肉眼几乎看不见的细小纹理，但在持续的应力作用下可能快速扩展，导致蒙皮破裂。特别是在高反光或低对比度的区域，如铆钉周围或复合材料表面，人工检测难以确保无遗漏。
4. 环境因素影响大。人眼检测极易受到环境条件的影响。例如，在光照不足或光线过强的情况下，

AIGC值:0.599

检测人员可能会出现视觉误判。阳光直射可能会造成炫光，使检测人员难以清晰观察表面细节；而阴影区域或夜间作业可能导致检测视线受限，影响观察精度。此外，飞机表面的颜色、材料以及天气条件（如雨、雾）都可能影响检测的准确性。例如，在湿度较高的环境下，金属表面可能出现水雾或反光，进一步增加检测难度。

5. 检测难以追溯和存档。人工检测往往是以纸质记录的方式存档，缺乏详细的影像或数据支持，后续的维护人员无法准确追踪缺陷的发展趋势。这种情况使得航空公司和维修单位难以建立完善的历史数据记录，不利于长期维护和趋势分析。相比之下，现代计算机视觉检测系统可以存储高清图像，并与历史数据对比，提供更加可靠的决策支持。

6. 成本高，依赖人力资源，存在人员短缺问题。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，使得企业在人员管理和培训方面面临额外的挑战。相比之下，自动化检测系统可以有效降低对人力资源的依赖，提高检测的一致性和稳定性。

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

邓松波提出了一种针对飞机单曲面膜皮孔的视觉检测技术，设计了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。系统通过选用环形光源、CCD相机、光学镜头等设备，结合图像灰度均衡化与边缘检测算法，能够高效测量蒙皮孔尺寸，并提供用户友好的可视化操作界面[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，最终检测准确度达到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）人员主导协调了无损检测、冶金学和复合材料专家，共同识别、诊断并管理钛合金阶梯搭接接头与复合材料表面之间存在的缺陷[12]。通过超声波C扫描和A扫描技术，确定了缺陷的位置和范围。进一步的破坏性测试和扫描电子显微镜（SEM）分析表明，缺陷表现为拼接板与粘接底漆之间的脱粘，导致复合材料层间出现疲劳裂纹。化学分析发现，钛合金表面存在含氟的钛基氧化物，这些氧化物阻碍了粘接底漆与钛合金的完全粘合，导致脱粘。通过超声波和化学分析两种手段共同检测，最终确定缺陷的类型和改进方法。

AIGC值:0.528

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。

片段指标列表

序号	疑似AIGC片段	疑似AIGC占全文比	AIGC值	疑似程度
1	疑似AIGC片段3	4.5%	0.744	
2	疑似AIGC片段4	1.5%	0.612	

原文内容

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下图2-1所示，YOLO11整体算法结构图如图2-2所示，YOLO11与之前YOLO版本的比较如下图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3×3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具有平滑性、非单调性、抑制小负数等特性。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在默写情况下学习更复杂的模型，抑制小负数的特性有助于信息的流动，使梯度消失问题减轻。相较于前几代YOLO中所采用的传统ReLU（Rectified Linear Unit）激活函数，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。通过以上组件，Conv模块不仅能够增强特征提取能力，还优化了计算效率，是YOLO11结构的基本构建单元。C3k2是一种高效的特征提取模块，其主要目的是加速计算并提高特征表达能力。它是一种CSP（Cross Stage Partial）瓶颈结构的改进版本，通过减少大尺寸卷积的使用，提高计算效率，同时保持模型的高精度。在神经网络中，CSP结构能够有效地减少计算成本，同时提升模型的学习能力，因此C3k2作为优化后的变体，能够更快地处理输入数据，并提高特征提取的效率，其核心特点为更快的计算速度、灵活的结构设计以及改进的特征提取能力。相较于传统的CSP瓶颈模块，C3k2采用两个较小的卷积操作代替一个大尺寸的卷积，从而加速了特征提取的过程，其支持可选的C3k变体，该变体可以自定义卷积核大小以适应不同的特征提取需求，能够在减少计算量的同时，保持或提升检测精度。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1×1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

AIGC值:0.744

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5×5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1×1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有了更高效的特征聚合能力，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则进一步优化了计算流程，提高了推理效率，使其更适用于实时检测任务。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，并最终输出检测结果。作为整个模型的关键组成部分，Head模块承担了生成目标边界框（BoundingBox）和类别预测（Classification）的任务，决定了最终的检测精度。其具体内容包括：目标位置回归、类别预测和置信度评分。目标位置回归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了良好基础。

AIGC值:0.612

3. YOLO原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第3部分

AIGC:67.5%

高:0%(0)

中:67.5%(2174)

轻:0%(0)

字符数:3220

片段指标列表				
序号	疑似AIGC片段	疑似AIGC占全文比	AIGC值	疑似程度
1	疑似AIGC片段5	6.1%	0.726	
2	疑似AIGC片段6	7.7%	0.705	

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

高质量的数据集对于深度学习和机器学习至关重要，它不仅能够提升算法的训练效果，还能降低对

AIGC值:0.726

训练计算资源的需求。尤其是在图像处理领域，在飞机蒙皮缺陷检测研究中，数据集的质量直接影响到模型的性能和可靠性。然而，由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。并且在数据集的构建过程中涉及多个复杂步骤，如数据筛选与剔除、标注以及图像预处理、增强等。飞机蒙皮缺陷数据集的制作是飞机蒙皮缺陷检测系统开发中的关键步骤，该数据集的高质量直接影响到YOLO11算法检测的精确性和鲁棒性。制作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。数据采集阶段是制作数据集的基础，为确保数据的代表性，采集过程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。这些因素能够增强数据集的多样性，提升模型的泛化能力。数据标注是数据集制作中的关键步骤之一，标注过程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，在本次课题中，使用roboflow进行飞机蒙皮缺陷标注，标注内容包括缺陷的类别（如裂纹、凹陷、螺栓缺失等）和缺陷的位置。数据预处理是为了提升图像质量并为深度学习模型提供适合的输入数据。常见的预处理方法包括图像归一化、灰度化、去噪、对比度调整、裁剪、调整图像大小等操作。本课题使用灰度化和降噪操作对标注好的图片进行预处理，帮助减少由于图像质量差或格式不一致带来的问题，提高模型训练的效率和准确性。数据增强是提升数据集多样性的一种常用方法。通过对原始数据进行变换，生成更多的训练样本，从而增强模型的鲁棒性。常见的数据增强技术包括旋转、缩放、平移、翻转、颜色变化等。这些操作能够模拟不同的拍摄角度、光照条件以及缺陷的不同表现形式。数据增强的目标是让模型看到更多样的输入数据，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，可以用于YOLO11的训练和验证，帮助提高飞机蒙皮缺陷检测系统的精确性和鲁棒性。

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在线标注工具对图像进行缺陷标注。Roboflow是一个开源的图像标注工具网站，主要用于标注实例分割和语义分割，它支持多种标注类型，如边界框、多边形、圆形、点以及自由形式的路径等。由于本文所研究的飞机蒙皮缺陷种类包括裂纹，凹陷和螺栓缺失，因此需要用到边界框，圆形，多边形等标注类型。利用Roboflow将原始图像放大进行精细标注，确保了数据的准确性。标注结果保存在网站中，随后通过Roboflow提供的工具转化为YOLO的数据集格式，形成标签文件以供模型训练使用。此过程不仅提升了飞机蒙皮缺陷的标注精度，而且为后续飞机蒙皮缺陷检测模型训练提供了可靠的数据基础，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

在深度学习领域，数据增强是一项至关重要的技术，能够有效提高模型的泛化能力，降低模型在训练过程中出现过拟合的风险。由于神经网络对大规模、高质量的训练数据有着极高的需求，而在许多实际应用场景中，数据采集成本较高且难以获取足够的样本，因此，数据增强技术成为一种行之有效的手段。它能够基于现有的数据集，通过多种变换方法生成更多的训练样本，进一步丰富数据分布，从而提高模型的稳健性，使其在处理复杂场景或未见数据时仍能保持较高的识别精度。

AIGC值:0.705

数据增强的核心思想在于模拟现实世界中的各种变换，使模型能够适应不同的环境条件。例如，在计算机视觉任务中，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，对这些干扰进行模拟，使模型在多变的输入数据下依然能够准确识别目标特征。此外，对于图像分割任务而言，数据增强还可以帮助模型学习更丰富的边界信息和目标形状，提高在真实应用中的适应性。

然而，尽管数据增强带来了诸多优势，但其应用过程中仍然需要谨慎选择适当的增强策略，以避免可能带来的负面影响。由于数据增强会对图像进行各种变换，如果操作不当，可能导致原始标注信息的丢失或扭曲，从而影响模型对目标位置、边界和类别的正确判断。此外，某些增强方法（如强烈的模糊、剪裁、扭曲等）可能会削弱图像中的关键特征，使得模型难以学习到有效的判别信息。另一方面，过度依赖某些特定的增强方式（如极端的亮度调整或特定角度的旋转）可能会使数据的分布发生偏移，导致模型在面对真实测试数据时表现不佳。因此，在数据增强的过程中，需要合理调整增强策略，确保其既能有效扩展数据集，又不会对模型的学习能力造成负面影响。

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原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第4部分

AIGC :48.6%

高 :0%(0)

中 :0%(0)

轻 :48.6%(1655)

字符数:3408

片段指标列表

序号	疑似AIGC片段	疑似AIGC占全文比	AIGC值	疑似程度
1	疑似AIGC片段7	4.8%	0.636	
2	疑似AIGC片段8	5.8%	0.558	

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）：在目标检测任务中，平均精度（AP,AveragePrecision）作为单个类别的评价指标，它衡量模型在某一特定类别上的检测性能。而均值平均精度（mAP,meanAveragePrecision）则是在多个类别上计算AP的平均值，以评估整个检测模型的整体性能。mAP的计算能够综合考虑所有类别的检测精度，使得评估结果更加全面、mAP是对多个类别的AP取平均值，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。mAP衡量的是整个目标检测模型在所有类别上的平均检测效果。本次实验中由于飞机蒙皮缺陷检测涉及多个类别，mAP能够提供更加全面的性能评估。mAP的计算通常基于不同的IoU（Intersection over Union）阈值：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。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。通常，mAP@0.5适用于较宽松的检测任务，而mAP@0.5:0.95更严格，能够更全面地反映检测模型的性能。

(2) 精确率（Precision）：精确率（Precision）是目标检测任务中的一个重要评价指标，它衡量了模型在所有被检测出的目标中，有多少是正确的，即模型的检测准确性，其计算公式如下：

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

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

(3) 召回率（Recall）：召回率（Recall）是衡量模型检测能力的重要指标之一，它表示在所有真实目标中，被模型成功检测出的比例。换句话说，召回率反映了模型的查全率，即它有多大能力不漏检目标，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（dfl_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

AIGC值:0.636

含义：表示训练过程中模型在预测边界框（boundingbox）时的误差。

趋势：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

含义：表示模型在目标分类任务上的损失，即预测类别错误的程度。

趋势：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

含义：DFL（DistributionFocalLoss）是YOLO11采用的一种损失函数，主要用于提高边界框回归的精度。

趋势：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度较高。

2. 关键评估指标曲线

(1) 图(d)：metrics/precision(B)

含义：精确率（Precision），表示模型预测的目标中有多少是正确的。

趋势：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)

含义：召回率（Recall），表示真实目标中有多少被成功检测到。

趋势：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。

AIGC值:0.558

3. 验证损失曲线

(1) 图(f)：val/box_loss

含义：验证集上的边界框损失，表示模型在未见过的数据上的泛化能力。

趋势：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

含义：验证集上的分类损失，表示模型在目标分类任务上的泛化情况。

趋势：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

含义：验证集上的DFL损失，表示边界框回归误差。

趋势：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原理在飞机蒙皮的应用方法.doc_第5部分

AIGC :74.9%

高 :0%(0)

中 :0%(0)

轻 :74.9%(607)

字符数:810

片段指标列表

序号	疑似AIGC片段	疑似AIGC占全文比	AIGC值	疑似程度
1	疑似AIGC片段9	3.9%	0.625	

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。

本课题后续可利用端口使得系统能够在手机或无人机设备上高效运行，将实现图像采集后自动执行缺陷识别，并将检测结果实时呈现于客户端界面上，识别出的缺陷部位将以矩形框、高亮标注或分割掩码的方式进行直观显示，确保工程师能够迅速定位问题区域。此外，为进一步提高维护效率，系统可以自动生成缺陷记录表格，对每张检测图片的关键信息进行整理归档。表格将包括缺陷类别、机身站位、风险量化评估、检测时间等信息，并支持数据导出至Excel或数据库，以便工程师后续分析、对比及维修决策。最终，该系统可作为飞机维护的重要辅助工具，有效提高缺陷检测的效率和准确性，降低人工检测的时间成本和误判率，提升飞机的安全安全性和适航性，为飞机故障检测提供智能化支持。

AIGC值:0.625

说明:

- 1、支持中、英文内容检测;
- 2、AIGC值与文章质量无关, 仅供参考;
- 3、AIGC值>=0.5, 即为疑似AI生成, AIGC值越大, 疑似AI生成可能性越大;
- 4、疑似AI生成段落中“片段”为检测自动划分, 与原文“自然段”不同。



关注微信公众号