

引文格式: 吴军, 单腾飞, 黄硕, 等. 基于YOLOv7通道冗余改进的飞机蒙皮损伤检测[J]. 航空制造技术, 2024, 67(6): 55-64.

WU Jun, SHAN Tengfei, HUANG Shuo, et al. Detection for aircraft skin damage based on improvement of channel redundancy for YOLOv7[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(6): 55-64.

# 基于 YOLOv7 通道冗余改进的飞机蒙皮损伤检测\*

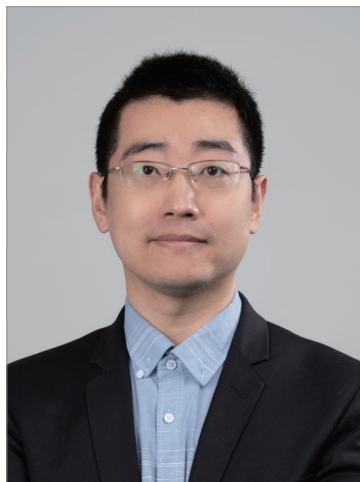
吴 军, 单腾飞, 黄 硕, 张晓瑜, 陈玖圣, 郭润夏

(中国民航大学, 天津 300300)

[摘要] 为提高蒙皮损伤检测的自动化程度, 提出一种基于改进 YOLOv7 通道冗余的机器视觉检测方法。首先针对飞机蒙皮损伤数据集背景单一的特点, 提出增强型颈部特征融合改进算法, 提高了飞机蒙皮损伤的识别精度和检测速度; 其次针对主干特征提取网络的卷积通道冗余的问题, 引入部分卷积 PConv (Partial convolution), 提出主干特征提取网络轻量化, 减少模型的参数量, 同时提高损伤的识别效率。试验部分首先在飞机蒙皮损伤数据集上探索了不同增强型颈部特征融合改进算法, 确定了最优的改进方案; 接着在飞机蒙皮损伤数据集上做消融和对比试验, 改进算法与原 YOLOv7 算法比较, mAP (Mean average precision) 提升了 2.3%, FPS (Frames per second) 提升了 22.1 f/s, 模型参数量降低了 34.13%; 最后将改进的 YOLOv7 模型与主流目标检测模型对比, 证明了改进算法的先进性。

关键词: 飞机蒙皮损伤检测; YOLOv7; 通道冗余; 背景单一; 部分卷积

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2024.06.055



吴 军

副教授, 博士, 研究方向为激光与视觉检测技术、航空发动机状态监控技术。

飞机蒙皮损伤检测对于保障飞行安全至关重要。目前, 飞机蒙皮损伤常用检测方法是人工目视检测<sup>[1]</sup>, 但其效率低下, 受人为因素影响较大, 存在错检和漏检的情况<sup>[2]</sup>。随着神经网络的发展, 卷积网络 (Convolutional neural networks, CNN) 已经广泛应用于目标检测和图像分类。许多主流目标检测模型及其改进算法被提出, 并应用于飞机蒙皮损伤检测任务, 例如 SSD、Faster R-CNN、YOLO 系列算法等<sup>[3-7]</sup>。

陈从翰<sup>[8]</sup>把 YOLOv3 引入飞机蒙皮表面损伤检测, 通过与 Faster R-CNN 对比, 发现 YOLOv3 检测更加迅速, 但是精度低于 Faster R-CNN。李慧<sup>[9]</sup>通过收集与人工标注制作了飞机蒙皮损伤图像数据集, 并搭建

了 Faster R-CNN、YOLO 和 SSD 目标检测模型, 主要解决飞机蒙皮损伤数据集样本不均衡、检测目标的形状不规则而难以分类和定位的问题, 最后将损失函数替换成焦点损失函数 (Focal loss), 借鉴倾斜预测框机制并做出调整, 以改善检测结果。农昌瑞等<sup>[10]</sup>将 YOLOv4 改进算法应用于飞机蒙皮损伤检测, 主要解决 YOLOv4 对小目标难识别、原有先验框尺寸与真实框不匹配, 以及正负样本不能自动划分等问题。王童等<sup>[11]</sup>提出基于 BBAVectors 改进的旋转目标检测方法, 主要解决其制作的飞机蒙皮损伤数据集存在大量背景噪声和蒙皮损伤分布方向任意等问题。但是, 以上这些工作都没有关注到飞机蒙皮损伤数据集背景单一的特点, 并且所用

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (52375557, 62173331); 中央高校基本科研业务费高水平成果培育专项 (3122023PY06); 中央高校科研基本业务费 (3122023044)。



网络部分第 24、37 层和 50 层,分别输出 8 倍、16 倍、32 倍的下采样,输出 3 个不同大小的特征信息;颈部采用 Concat 融合方式,采用邻近插值的上采样方式;Head 部分包含重参数化结构 REP<sup>[13]</sup>,会输出 3 个不同的预测结果,方便后面的算法部署。

### 1.2 YOLOv7 通道冗余的改进

本研究提出 YOLOv7 通道冗余改进算法,以降低飞机蒙皮损伤检测应用场景下的模型计算复杂度,并提高检测精度。改进部分主要包括增强型颈部特征融合改进算法和 Backbone 轻量化两部分, YOLOv7 改进的框架如图 2 所示。改进部分见图 2 中红色虚线框,首先在 Backbone 部分使用 P-PWConv 替换部分 E-ELAN 模块中卷积核为 3 的常规卷积,其次在颈部应用增强型颈

部特征融合算法。

#### 1.2.1 增强型颈部特征融合改进算法

Add 和 Concat 是常用的特征融合操作<sup>[14-19]</sup>,两者都可以整合特征层的信息,但是 Add 操作比 Concat 更加节省计算量,其简易过程如图 3 所示。

Add 特征融合方式是将特征层对应像素的值进行相加,丰富了描述图像自身特征的信息,但是不改变描述图像的维度信息;而 Concat 特征融合方式是将图像特征层在通道维度进行堆叠,这种方式不易造成信息丢失,但是对于背景单一的数据应用场景会存在信息冗余。另外, Add 特征融合方式的计算量比 Concat 操作少,假设有两路通道数相同的输入,并且特征融合操作后都带有卷积,则 Add 操作相当于 Concat 操作后的对应通道共享一个卷积核。

对飞机蒙皮损伤等单一背景数据集的特征层进行逐像素相加,可以增加通道的信息量,使模型进一步聚焦前景目标,降低模型的参数量。因此针对飞机蒙皮损伤等背景单一数据集,提出增强型颈部特征融合改进算法,即将 YOLOv7 模型中颈部的 PANet 结构中 Concat 图像特征融合方式换成 Add 方式<sup>[20]</sup>。颈部其他模块按照原来各特征层输出形状进行适当调整,改进后的模型框架如图 4 所示。由于 Add 操作不会改变特征层的通道数,仅将 Concat 换成 Add 之后,会破坏 YOLOv7 原来的颈部结构,经过不断试验将 YOLOv7 原有的 ELAN-W 结构换成 YOLOv7 中最基本的 CBS 结构,并且适当调整各个特征层输出的形状。

为了进一步说明增强型颈部特

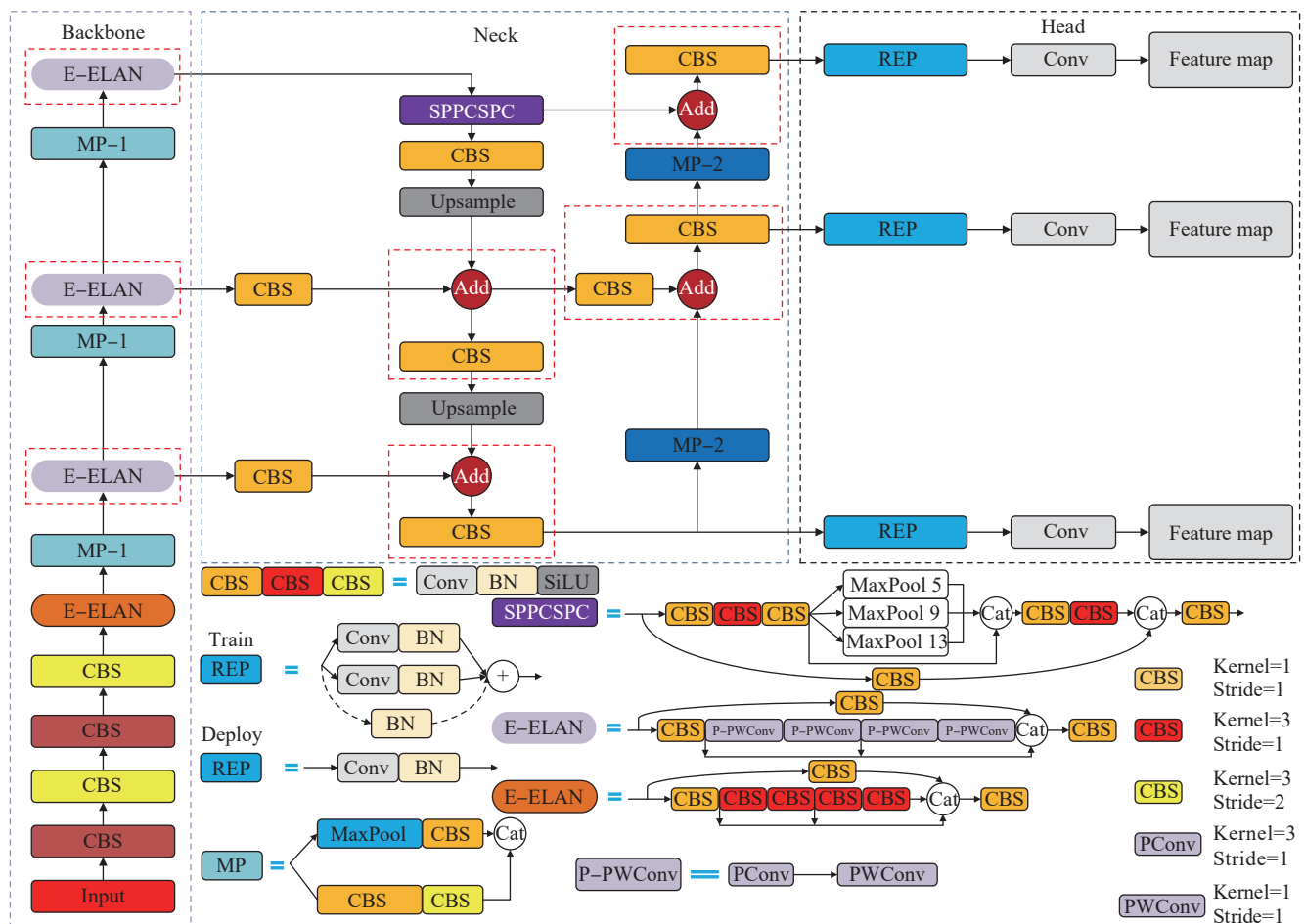


图 2 改进之后的 YOLOv7 目标检测算法框架图

Fig.2 Improved framework of YOLOv7 object detection algorithm

征融合改进算法在单一背景的数据集具有良好的应用优势,增加该改进点的可解释性,本文在飞机蒙皮损伤数据集上,使用 Grad-CAM 算法对仅使用增强型颈部特征融合改进算法的模型,进行特征层可视化。可视化位置如图 4 中的位置 1~4。Grad-CAM 特征层可视化如图 5 所示,其中的线框标注为掉漆损伤,可以看出,改进之后的模型在目标区域的颜色更深,即在目标部分的权重值更大,其他部分的权重值较小,即仅使用增强型颈部特征融合改进算法更关注目标物体区域内的像素。同时相比于 Concat 操作,Add 使模型描述目标物体的通道数更少,同时增加了对应通道内目标的权重。在模型检测过程中,过多的目标信息描述对于飞机蒙皮损伤数据集等图片背景单一的数据集是冗余的。因此在 YOLOv7 模型颈部特征融合时,Add 特征融合方式更加适用,验证了增强型颈部特征融合改进算法的有效性。

### 1.2.2 Backbone 轻量化

由于在特征提取网络的卷积运算过程中,不同通道的特征层具有很

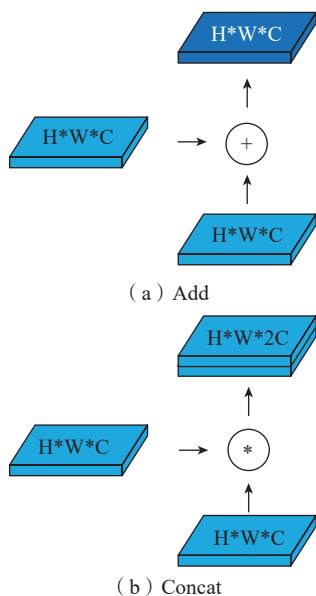
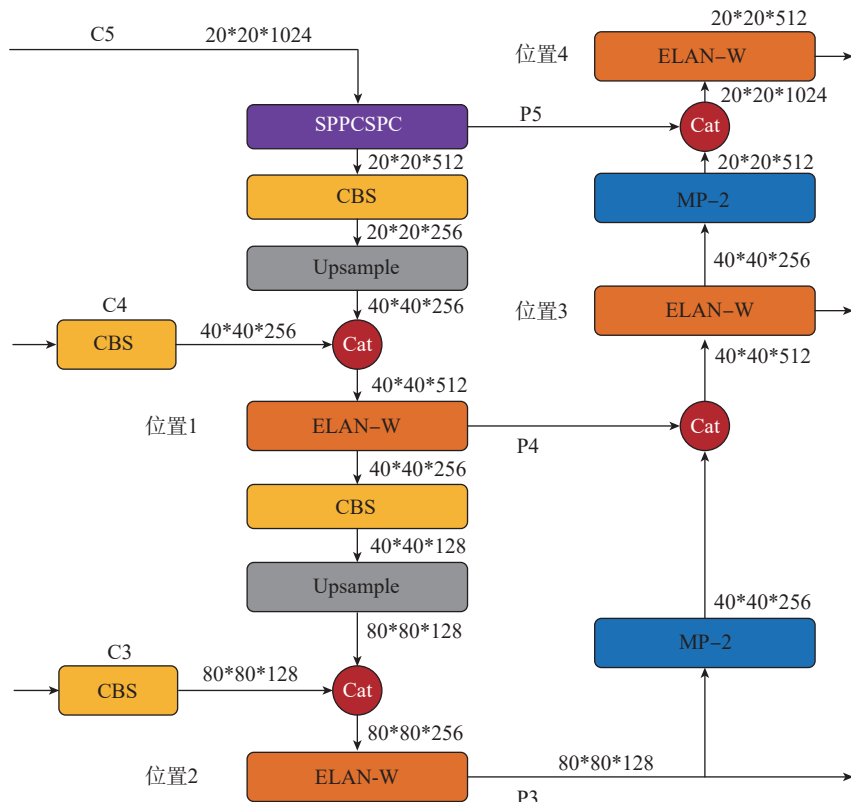
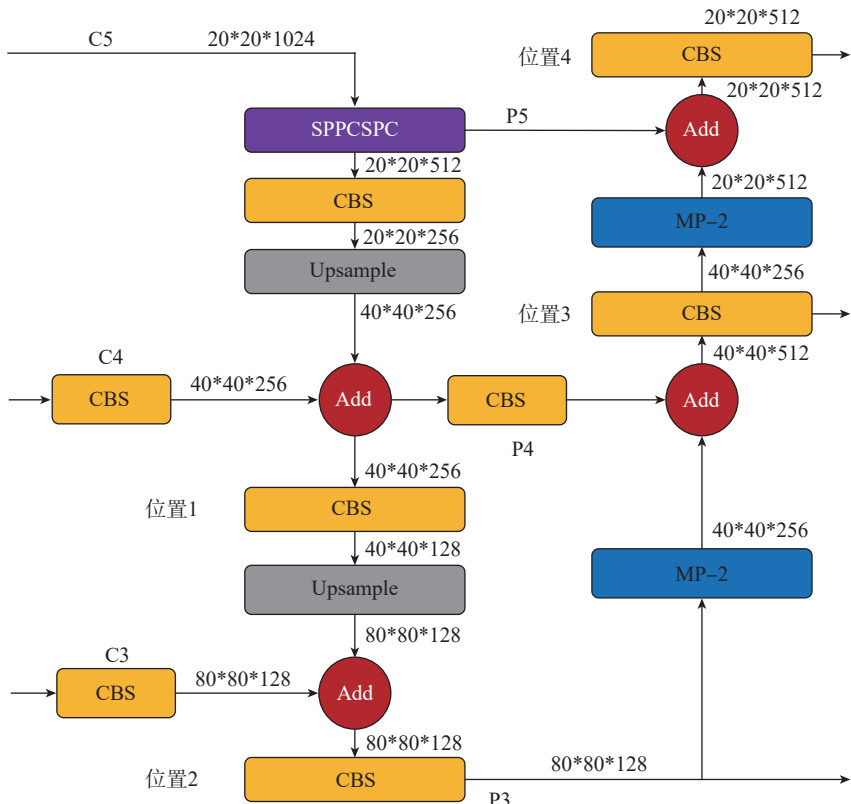


图 3 特征层融合操作 Add 和 Concat 原理对比图

Fig.3 Schematic comparison diagram of feature layer fusion operation for Add and Concat



(a) 基础颈部框架



(b) 增强型颈部特征融合改进算法框架

图 4 基础颈部框架与增强型颈部特征融合改进算法原理图

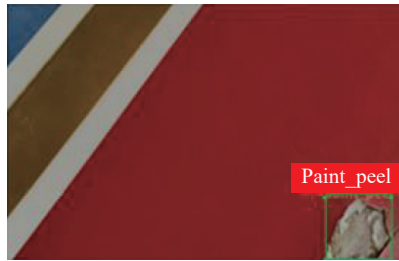
Fig.4 Basic neck frame and framework of improved algorithm for enhanced neck feature fusion

高的相似性。部分卷积 PConv 利用了特征图中的通道冗余<sup>[21-23]</sup>,仅在一部分输入通道上应用常规卷积,同时不影响其他通道的信息传递。因此 PConv 可以在降低 FLOPs (Floating point of operations) 的情况下,保持高 FLOPs (Floating-point operations per second)<sup>[12]</sup>。

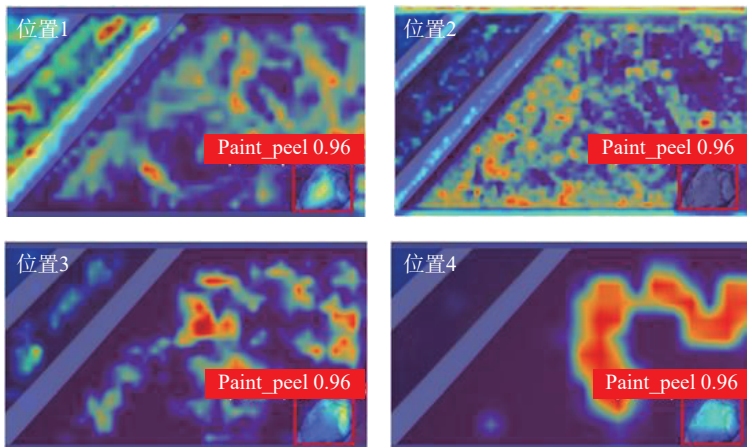
为了充分有效地利用所有通道的信息,在部分卷积 PConv 模块后附加一个逐点卷积 PWConv,将它们组合成 P-PWConv,作为一个独立的模块融入 YOLOv7 主干特征提取网络的 E-ELAN。改进之后的主干特征提取网络如图 6 所示。

由于 PConv 的卷积核大小是

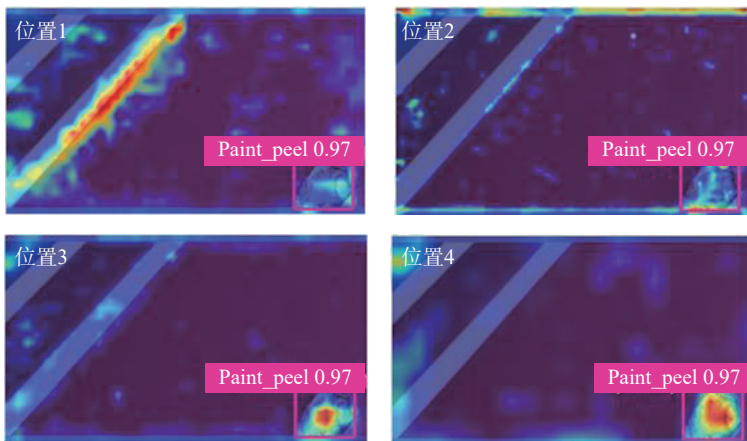
$3 \times 3$ ,步长为 1,因此把部分 E-ELAN 结构中有相同大小卷积核和步长的常规卷积,替换成 P-PWConv,并将 PConv 中的部分卷积通道比例设置成 4。为了不牺牲检测精度,尽可能地减少模型的参数量,同时考虑到主干特征提取网络的浅层部分通道数较少不适合使用 P-PWConv,通过不断试验,最终确定将 P-PWConv 应用在深层的特征提取网络中,即应用于主干特征提取网络后 3 个 E-ELAN 模块。



(a) 飞机蒙皮掉漆损伤原始图片



(b) 改进前4个位置处的热力图



(c) 改进后4个位置处的热力图

图 5 飞机蒙皮损伤数据集改进前后 Grad-CAM 特征层可视化对比

Fig.5 Visualization and comparison of Grad-CAM feature layers before and after improvement of model for aircraft skin damage dataset

## 2 数据集与评价指标

### 2.1 试验环境与参数设置

该项目所使用的是双卡 GPU,单卡配置是 NVIDIA RTX3090 涡轮版,具有 24 GB 显存和 10496 个 CUDA 核心,CPU 使用的是 Intel(R)Xeon(R)W-3245,3.2 GHz 主频,128 GB 内存。操作系统是 Ubuntu20.04,Pytorch1.8.0,Python3.7 版和 CUDA11.1 版。试验过程使用的超参数见表 1。

### 2.2 飞机蒙皮损伤数据集

飞机蒙皮损伤数据集包含了 5 类常见的蒙皮损伤,为腐蚀损伤 (Rust)、铆钉损伤 (Rivet\_damage)、划痕 (Scratch)、变形损伤 (Deform) 和掉漆损伤 (Paint\_peel),共 2401 张图片。数据集所有图片都是在中国民航大学停机坪上拍摄的,要求手持设备离飞机蒙皮表面约 1 m 进行拍

表 1 试验超参数

Table 1 Experimental hyperparameters

超参数名称	参数配置
Learning rate	0.01
Momentum	0.937
Weight decay	0.0005
Batch size	32
Optimizer	SGD
Image size	640 × 640
Epochs	300

摄,同时进行多尺度和多角度拍摄,即对于同一个损伤会采集不同角度和尺度的图片,约5张。把数据集以训练集:验证集为9:1的比例进行划分。实物照片如图7所示。

### 2.3 评价指标

用于目标检测的常用度量指标是交并比 (Intersection over union)、准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度 AP (Average-precision), 以及更加重要的 mAP (Mean average precision)、FPS (Frames per second)、模型参数量等。IOU 用于度量目标预测框和目标真实框之间的重叠程度, 计算方法是检测结果与目标真实值之间的交集和并集比率, 计算公式为

$$IOU = \frac{\text{PredictResult} \cap \text{GroudTruth}}{\text{PredictResult} \cup \text{GroudTruth}} \quad (1)$$

在试验时,通常会设置一个阈值。当 IOU 值大于该设置的阈值时,预测结果会被认为是真阳性 (TP), 表示目标识别是准确的; 当 IOU 值小于该设置阈值时,预测结果会被认为是假阳性 (FP), 即表示错误的识别; 没有检测到的目标的数量,被称为假阴性 (FN), 即没有对应匹配检测结果的真实目标数量。

准确率也叫查准率, 定义为在图像的目标检测中真阳性的比例, 计算公式为

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

召回率也叫查全率, 是在所有测试样本中所有阳性样本识别正确的比例, 计算公式为

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

准确率反映了模型区分阴性样本的能力。精度越高, 模型区分阴性样本的能力越强。召回率表示目标检测算法准确找回阳性样本的能力。召回率越高, 模型识别阳性样本的能力越强。

平均精度表示在每个召回条件

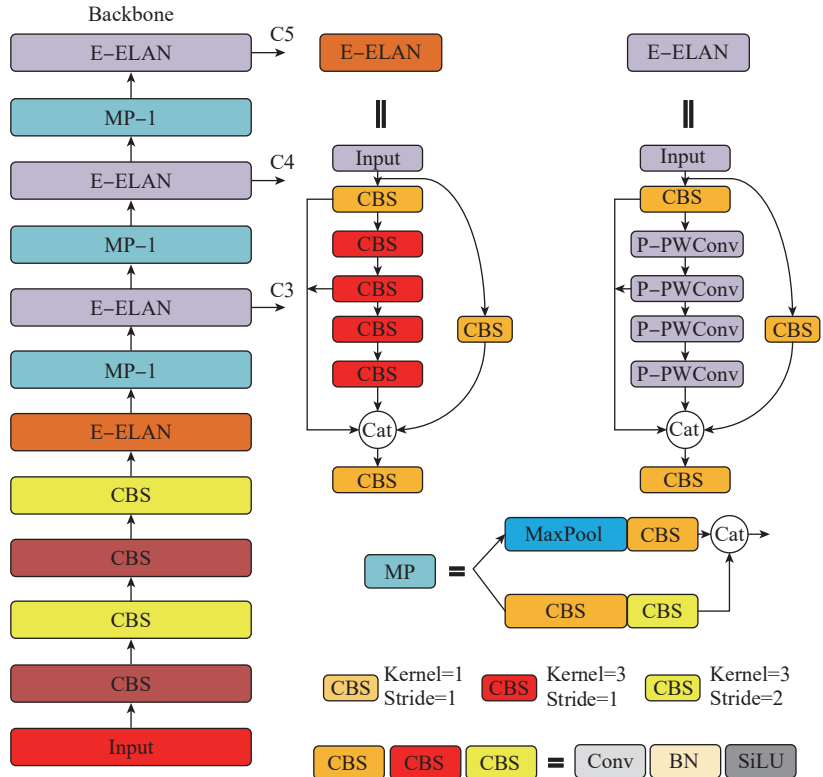


图6 Backbone 轻量化结构图

Fig.6 Diagram of backbone lightweight structure

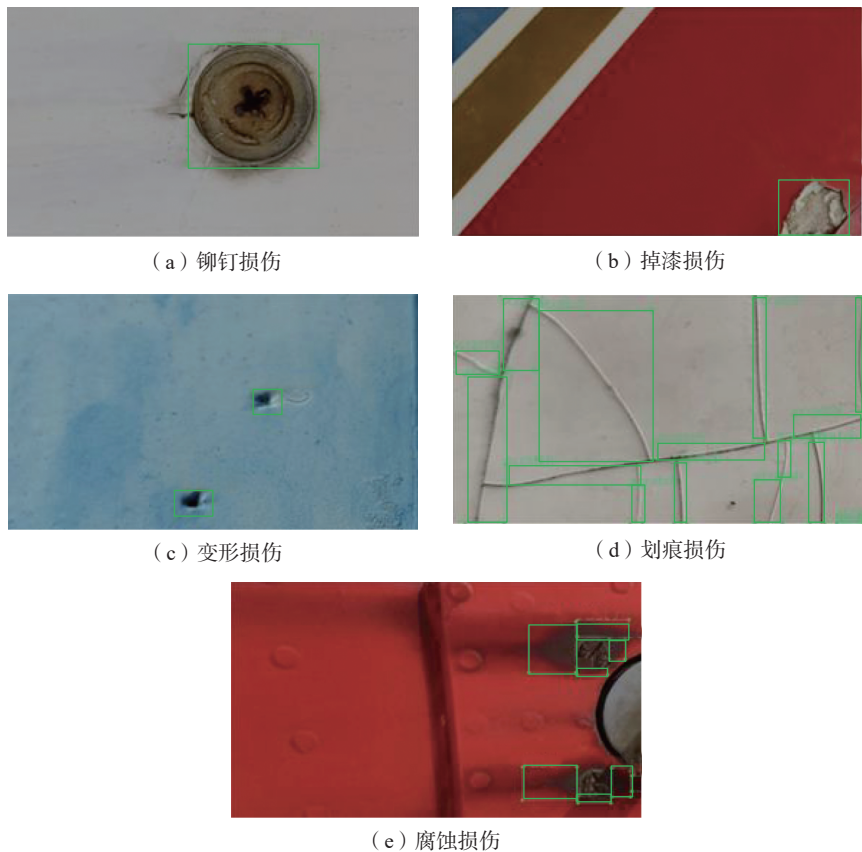


图7 飞机蒙皮损伤数据集损伤类别实物图

Fig.7 Physical map of damage categories for aircraft skin damage dataset

下最高精度的平均值,计算公式为

$$AP = \int_0^1 \text{Precision}(\text{Recall})d\text{Recall} \quad (4)$$

在目标检测中,模型通常检测许多类别的目标,每个类别都可以计算一个 AP 值。mAP 由所有类别的 AP 求均值得来,计算公式为

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_1^n AP \quad (5)$$

式中,  $n$  为模型预测类别数量。

除了检测准确度,模型检测速度和模型参数量也是目标检测算法非常重要的评估指标。FPS 值越大,模型检测速度越快。浮点运算次数 FLOPs 用来衡量模型的算法复杂度。

### 3 试验与结果分析

#### 3.1 基于不同增强型颈部特征融合改进策略的飞机蒙皮损伤数据集验证试验

相比于特征层 Concat 操作, Add 操作可以丰富特征层的信息,同时减少通道数。直接将 YOLOv7 颈部特征金字塔 Concat 特征融合方式替换成 Add,会破坏 YOLOv7 原有 ELAN-W 结构的输入输出通道数。为了探究更适合的模型改进策略,在飞机蒙皮损伤数据集上,对增强型颈部特征融合改进算法的各个改进策略进行测试。各模型改进结构如图 8 所示。

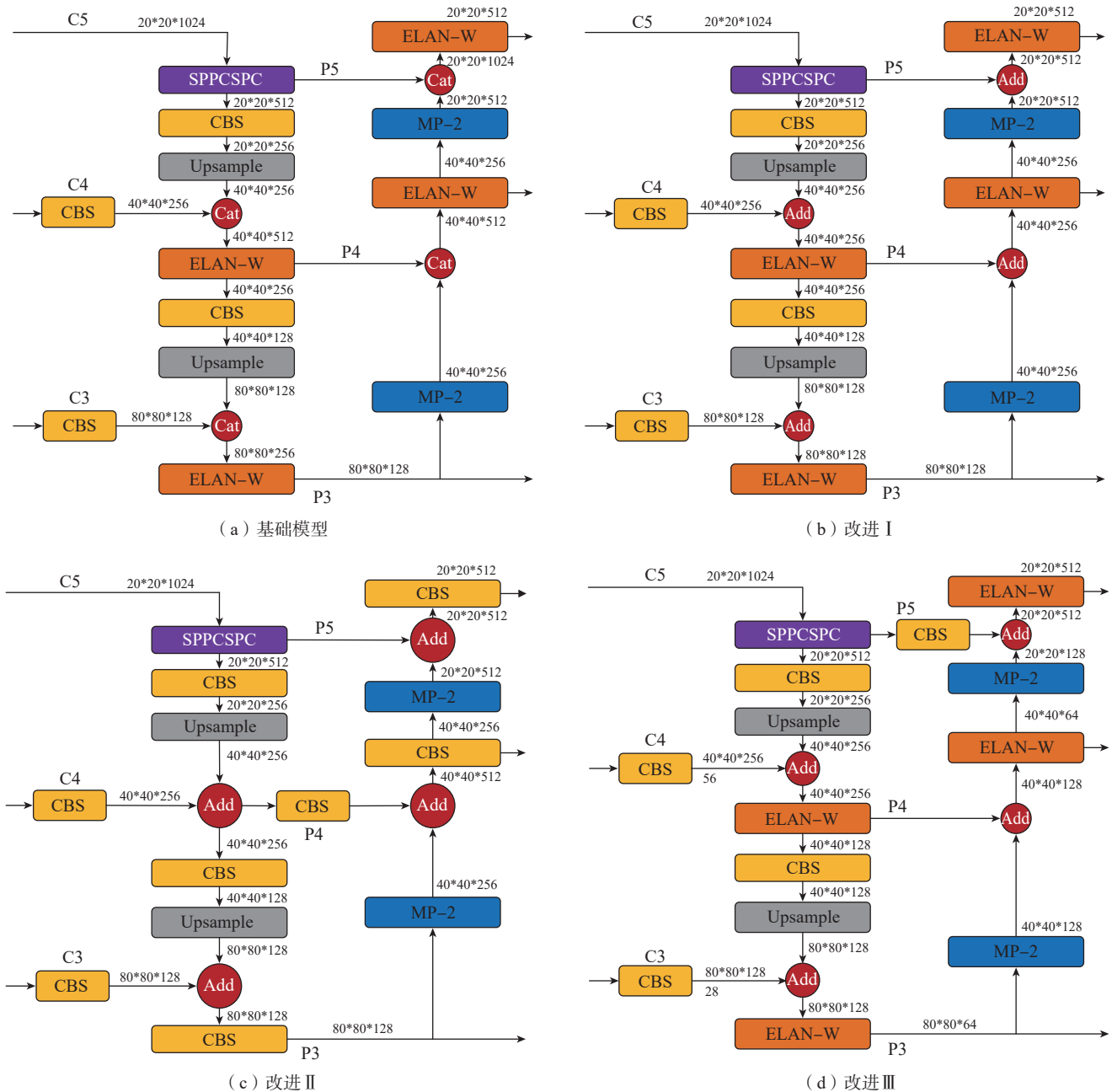


图 8 增强型颈部特征融合改进算法对比图

Fig.8 Comparison chart of improved algorithm for enhanced neck feature fusion

具体改进办法是将 Concat 操作替换为 Add,并且适当调整 YOLOv7 颈部其他模块结构,且各组试验的参数设置完全相同。

图 8 中“改进 I”将颈部特征融合部分的 Concat 操作替换成 Add,改变了 ELAN-W 模块的输出通道数比例,其他部分未变;“改进 II”在“改进 I”的基础上,将第 1 个上采样后的 ELAN-W 舍弃,将后续的 ELAN-W 替换成 CBS 模块,其卷积核大小是 3×3,步长为 1;“改进 III”仅仅改变特征融合金字塔的特征融合方式,不改变颈部其他结构的输入输出通道数比例。不同模型对比试验结果见表 2,组别 1~4 分别对应图 8(a)~(d);第 2 组破坏了颈部 ELAN-W 模块的输入输出通道数比例,取

得 mAP0.5 分数负增长,参数量增加了 1.8%;第 3 组取得的 mAP0.5 分数提高了 1.9%,参数量减少了 20.49%;第 4 组 mAP0.5 分数提高了 0.6%,参数量减少了 34.67%;综上所述,选择第 3 组改进模型作为增强型颈部特征融合改进算法。Parameters 表示模型的参数量,试验结果均是在输入图像大小为 640×640 像素下计算得到。FLOPs 只和模型有关,衡量模型/算法复杂度,表示模型的计算量大小。

### 3.2 YOLOv7 通道冗余改进算法消融试验

为了验证本文所提出的各项改进的有效性,在飞机蒙皮损伤数据集上进行了 3 组消融试验。消融试验结果如表 3 所示。可以看出,第 1 组试验是 YOLOv7 基准模型,其在

飞机蒙皮损伤数据集上的检测精度是 61.7%,模型 FPS 值是 125 f/s;第 2 组试验应用了增强型颈部特征融合改进算法,参数量减少了 20.49%,模型检测速度增加了 13.9 f/s,检测精度提升了 1.9%;第 3 组试验在原始模型上增加了 Backbone 轻量化,参数量减少了 13.64%,FPS 增加了 6.6 f/s;第 4 组试验是最终改进后的 YOLOv7 模型,参数量减少了 34.13%,模型检测精度提升了 2.3%,检测速度增加了 22.1 f/s。

### 3.3 不同检测器对比试验

为了验证 YOLOv7 通道冗余改进算法的先进性,在飞机蒙皮损伤数据集上比较了现有的主流目标检测模型。为了公平起见,试验采用相同的训练和测试方案。试验结果如表 4 所示,相比于 YOLOv5(L)模型,改进之后的 YOLOv7 模型 mAP 提高了 3.6%,检测速度提高了 124.93 f/s;相比于 YOLOv7-e6 模型,改进后的模型 mAP 提高了 0.1%,FPS 提高了 47.1 f/s。由此可见改进之后的 YOLOv7 模型具有更好的性能。

## 4 结论

本文针对飞机蒙皮损伤数据集

表 2 不同增强型颈部特征融合改进算法在飞机蒙皮损伤数据集上的试验结果

Table 2 Experimental results of various improved algorithms for enhanced neck feature fusion on aircraft skin damage datasets

组别	Precision	Recall	mAP0.5	Parameters	FLOPs/G	FPS/(f/s)
1	68.3%	61.6%	61.7%	36503348	103.2	125.0
2	19.9%	41.0%	18.0%	37174324	103.3	135.1
3	71.9%	62.3%	63.6%	29023540	87.9	138.9
4	67.0%	60.6%	62.3%	23849140	80.6	140.8

表 3 不同方法在飞机蒙皮损伤数据集上的消融试验结果

Table 3 Results of ablation experiments with different methods for aircraft skin damage dataset

试验组别	改进点 1	改进点 2	Precision	Recall	mAP0.5	Parameters	FLOPs/G	FPS/(f/s)
1	×	×	68.3%	61.6%	61.7%	36503348	103.2	125.0
2	√	×	71.9%	62.3%	63.6%	29023540	87.9	138.9
3	×	√	73.4%	58.2%	63.5%	31524148	87.3	131.6
4	√	√	74.7%	64.3%	64.0%	24044340	72.0	147.1

表 4 不同检测器试验对比

Table 4 Comparative experiments with different detectors

模型	Precision	Recall	mAP0.5	Parameters	FLOPs/G	FPS/(f/s)
YOLOv5(L)	67.1%	61.1%	60.4%	46129818	107.9	22.17
YOLOv7-e6	67.6%	63.3%	63.9%	110408680	143.6	100.00
本文改进后模型	74.7%	64.3%	64.0%	24044340	72.0	147.10

等单一背景的特点,以及主干特征提取网络中卷积运算通道冗余的问题,对 YOLOv7 目标检测模型进行了改进,使模型适用于飞机蒙皮损伤检测等应用场景。

(1) 提出增强型颈部特征融合改进算法,提高背景单一数据集的损伤识别精度和检测速度。

(2) 针对卷积运算通道冗余的问题,引入 P-PWConv 模块,提出 Backbone 轻量化,以进一步减少模型的参数量,提高损伤的识别效率。

(3) 设计了基于不同增强型颈部特征融合改进策略的飞机蒙皮损伤数据集验证试验、YOLOv7 通道冗余改进算法消融试验及不同检测器对比试验,验证了改进后的 YOLOv7 在飞机蒙皮损伤数据集上的性能优于原 YOLOv7 模型。

未来将会针对现有的飞机蒙皮损伤数据集存在的长尾问题和过多的模型参数量进行改进,并将改进的算法应用到实际工作任务中。

## 参考文献

- [1] SIEGEL M, GUNATILAKE P. Remote enhanced visual inspection of aircraft by a mobile robot[C]//Proceedings of 1998 IEEE Workshop on Emerging Technologies, Intelligent Measurement and Virtual Systems for Instrumentation and Measurement. New York: IEEE, 1998: 49-58.
- [2] 周志新. 机械裂纹无损检测方法综述[J]. 机电工程, 2017, 34(10): 1138-1143.
- ZHOU Zhixin. Overview of NDT methods for mechanical cracks[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2017, 34(10): 1138-1143.
- [3] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [4] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]//Proceedings of Computer Vision—ECCV 2016. Berlin: Springer, 2016.
- [5] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[R/OL]. (2018-04-08)[2023-03-20]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767v1.pdf>.
- [6] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[R/OL]. (2020-04-23)[2023-03-20]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [7] 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[R/OL]. (2022-09-06)[2023-03-20]. <https://arxiv.org/abs/2207.02696>.
- [8] 陈从翰. 基于YOLOv3算法的深度神经网络在飞机表面缺陷识别中的应用[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2020.
- CHEN Conghan. Application of deep neural network based on YOLOv3 in aircraft surface defect recognition[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2020.
- [9] 李慧. 飞机蒙皮图像的深度特征学习与损伤监测[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- LI Hui. High-level feature learning and damage monitoring of aircraft surface images[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [10] 农昌瑞, 张静, 杨智勇. 改进的YOLOv4在飞机蒙皮损伤检测中的应用[J]. 海军航空大学学报, 2022, 37(2): 179-184, 230.
- NONG Changrui, ZHANG Jing, YANG Zhiyong. Application of improved YOLOv4 in aircraft skin damage detection[J]. Journal of Naval Aviation University, 2022, 37(2): 179-184, 230.
- [11] 王童, 王宏伟, 王红. 基于旋转目标检测的飞机蒙皮损伤检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(10): 260-268.
- WANG Tong, WANG Hongwei, WANG Hong. Aircraft skin damage detection based on rotating object detection[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(10): 260-268.
- [12] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks[R/OL]. (2023-05-21)[2023-05-22]. <https://arxiv.org/abs/2303.03667>.
- [13] DING X H, ZHANG X Y, MA N N, et al. RepVGG: Making VGG-style ConvNets great again[R/OL]//(2021-03-29)[2023-05-22]. <https://arxiv.org/abs/2101.03697>.
- [14] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//Proceedings of 32nd International Conference on International Conference on Machine Learning- Volume 37. New York: ACM, 2015.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2016.
- [16] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2017.
- [17] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2015.
- [18] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]//Proceedings of 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York: ACM, 2017.
- [19] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2016.
- [20] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2018.
- [21] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2020.
- [22] QIU J X, CHEN C, LIU S C, et al. SlimConv: Reducing channel redundancy in convolutional neural networks by features recombining[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 6434-6445.
- [23] ZHANG Q L, JIANG Z Q, LU Q S, et al. Split to be slim: An overlooked redundancy in vanilla convolution[C]//Proceedings of 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence. California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2020.

## Detection for Aircraft Skin Damage Based on Improvement of Channel Redundancy for YOLOv7

WU Jun, SHAN Tengfei, HUANG Shuo, ZHANG Xiaoyu, CHEN Jiusheng, GUO Runxia  
(Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**[ABSTRACT]** In order to automatically realize detection of aircraft skin damage, a machine vision detection method based on the improvement of channel redundancy for YOLOv7 is proposed. Firstly, aiming at the characteristics of the single background for the aircraft skin damage dataset, an improved algorithm of enhanced neck feature fusion is proposed, which improves the recognition accuracy and detection speed of aircraft skin damage. Secondly, in order to solve the problem of convolution channel redundancy for the backbone feature extraction network, PConv (Partial convolution) is introduced, and the lightweight of the backbone feature extraction network is proposed, which reduces the number of parameters for the model and improves the efficiency of damage identification. In the experimental part, different improved algorithms of enhanced neck feature fusion were first explored on the aircraft skin damage dataset, and the optimal improvement method was determined. Then, ablation and comparative experiments were carried out on the aircraft skin damage dataset, and compared with the original YOLOv7 algorithm, the mAP (Mean average precision) is increased by 2.3%, the FPS (Frames per second) is increased by 22.1 f/s, and the number of model parameters is decreased by 34.13%. Finally, the improved YOLOv7 model is compared with the mainstream object detection model, which proves the advanced nature of the improved algorithm.

**Keywords:** Aircraft skin damage detection; YOLOv7; Channel redundancy; Single background; Partial convolution

(责编 逸飞)

(上接第 47 页)

## High-Precision Automatic Calibration of Smooth Plug Gauge Diameter Based on Error Correction

LI Dawei<sup>1</sup>, LIU Zhongyang<sup>1</sup>, ZHENG Wei<sup>1</sup>, WANG Weilong<sup>1</sup>, LIU Hongxia<sup>1</sup>, YU Houyun<sup>2</sup>  
(1. AVIC Shenyang Aircraft Industrial (Group) Co., Ltd., Shenyang 110850, China;  
2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**[ABSTRACT]** In order to address the shortcomings of low calibration accuracy and efficiency, as well as cumbersome manual operations, in the large-scale calibration of plug gauges in aviation manufacturing enterprises, a method for measuring the diameter of smooth plug gauges based on machine vision and laser caliper is proposed. The diameter of the gauge is measured by a laser caliper, and the machine vision module synchronously detects its posture in the light curtain, and corrects the measured values of the caliper. At the same time, the use of specialized tooling combined with an air flotation motion mechanism achieves automatic switching of multiple gauges and multi-position automatic measurement of a single plug gauge. The experimental results indicate that the repeated measurement standard deviation of the system is 0.16  $\mu\text{m}$ . Absolute measurement error is less than 0.5  $\mu\text{m}$  compared to the measured value of the vertical optical comparator. The measurement time for single end of the gauge is less than 45 s, which can meet the fast and high-precision verification requirements of commonly used plug gauges in production.

**Keywords:** Automatic calibration; Plug gauge; Error correction; Laser caliper; Machine vision

(责编 阳光)