

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416804

# 基于 AFE-YOLOv7 模型的航空保险丝绕向识别方法<sup>\*</sup>

赵世伟<sup>1</sup> 段宇光<sup>2</sup> 曹希博<sup>2</sup> 王 浩<sup>1</sup>

(1. 中国民航大学工程技术训练中心 天津 300300; 2. 中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

**摘要:** 针对典型维修场景中人工目视检查航空保险丝绕向效率低、标准不一致的问题,构建了航空保险丝绕向自动检测模型 AFE-YOLOv7。以 YOLOv7 作为基本模型,将卷积块注意力机制 CBAM 集成到 SPPCSPC 空间池化金字塔模块,增强网络对不同通道间信息和空间信息的关注能力;在颈部网络和头部预测网络之间嵌入 CA 坐标注意力模块,增强网络对航空紧固件保险丝绕向方向和位置信息的感知能力;优化边界框损失函数为 Focal-EIoU Loss,提高模型的鲁棒性。采用自建的航空保险丝绕向数据集,开展 AFE-YOLOv7 模型的对比和消融实验,结果表明,AFE-YOLOv7 达到了 83.33% 的最高精度,相比 YOLOv7 在精确度、召回率及 mAP 指标上分别提高了 7.67%、8.68% 及 10.25%;与 YOLOv5s 等广泛使用的目标检测方法相比,能够更好地适应多场景下的保险丝绕向检测,30.1 fps 的运行速度满足实时检测要求,推动了智慧民航的建设。

**关键词:** YOLOv7; 保险丝绕向检测; 注意力机制; 损失函数

中图分类号: V229.1; TN98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 53510

## Aviation lock-wire twisting direction identification method based on AFE-YOLOv7 model

Zhao Shiwei<sup>1</sup> Duan Yuguang<sup>2</sup> Cao Xibo<sup>2</sup> Wang Hao<sup>1</sup>

(1. Engineering Techniques Training Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low efficiency and inconsistent standards in manual visual inspection of aviation lock-wire twisting direction in typical maintenance scenarios, an automatic detection model AFE-YOLOv7 is constructed. Using YOLOv7 as the basic model, the convolutional block attention mechanism CBAM is integrated into the SPPCSPC spatial pooling pyramid block to enhance the network's ability to pay attention to information between different channels and spatial information; embedding a CA coordinate attention block between the neck network and the head prediction network to enhance the network's perception of the direction and position information of aviation fastener lock-wire; optimizing the bounding box loss function to Focal-EIoU Loss to improve the robustness of the model. Using a self-built aviation lock-wire twisting directional dataset, the comparative and ablation experiments are conducted on the AFE-YOLOv7 model. The results show that AFE-YOLOv7 achieves the highest accuracy of 83.33%, and compared to YOLOv7, the proposed model has improved accuracy, recall, and mAP values by 7.67%, 8.68%, and 10.25%, respectively; compared with widely used object detection methods such as YOLOv5s, it can better adapt to lock-wire twisting direction detection in multiple scenarios, with a running speed of 30.1 fps, meeting real-time detection requirements, promoting the construction of smart civil aviation.

**Keywords:** YOLOv7; detection of lock-wire twisting direction; attention mechanism; loss function

## 0 引言

航空保险丝是航空机械保险的重要组成部分,是飞机各系统的紧固件防松措施之一,避免飞机在复杂环境下因

振动而导致紧固件松动。根据波音飞机维修手册的施工规范,保险丝绕线方向必须与紧固件的锁定方向保持一致,以确保二次紧固功能的有效性;如果绕线方向与锁定方向相反,则不仅无法达到二次紧固的目的,还会使得紧固件更容

易松动,造成潜在的风险。目前,机务人员针对航空保险丝绕向检查仍然以目视为主<sup>[1]</sup>,该方法不仅所需时间较长、检查效率较低,且随着长时间工作,工作者容易出现视觉疲劳,导致潜在的安全隐患。因此,研究快速、准确的航空保险丝绕向识别方法能够有效提升航空器维修的安全性,同时也对推动智慧民航建设有着重要的意义<sup>[2]</sup>。

随着近年来机器视觉与深度学习技术的不断发展,一些学者探索将其运用于民航维修领域的相关研究<sup>[3-5]</sup>。目前的针对航空保险丝研究中,Xie 等<sup>[6]</sup>设计了一种新型的多尺度边界驱动的稳定性准则,以生成模糊鲁棒性图,然后定义曲线结构增强度量及线性度量函数,实现在整张图片中对保险丝区域的分割,但是却无法检测如航空保险丝绕向本身是否正确等细节信息;孙军华等<sup>[7]</sup>通过使用多目视觉传感器(包括两个以上的工业相机)从不同视角对同一位置的航空保险丝进行多次拍摄,同一视角拍摄的多张照片融合形成通道图像,形成的多张多通道图像送入基于视觉注意力机制的多分支保险丝绕向识别模型中进行检测,判断保险丝绕向是否正确。虽然该方法识别精度高,但是所需的设备复杂、算力高,难以在实际施工场景推广;赵世伟等<sup>[8]</sup>使用深度可分离卷积替换原始 YOLOv4 网络中的卷积模块将模型轻量化并部署在移动端实现了航空器紧固件与锁线的精准定位,辅助维修人员快速进行检查工作;Liu 等<sup>[9]</sup>提出了一种基于 SVM 支持向量机的航空保险丝绕向检测方法,该方法首先对保险丝区域进行定位分割,再使用数字图像处理技术对紧固件及保险丝进行边缘拟合,通过生成的向量计算夹角以判断航空保险丝绕向是否正确。然而,这种方法使用的 Hough 算子阈值需要依赖人员经验设定,并且需要拟合的紧固件边缘尺寸超过阈值或小于阈值范围,该方法容易出现漏检的情况。

基于此,本文以 YOLOv7 作为基本模型,做了如下研究:一是在 YOLOv7 的空间池化金字塔模块(spatial pyramid pooling cross stage partial connection, SPPCSPC)中融入了卷积块注意力机制(convolutional block attention module, CBAM),提高网络对不同通道间信息关联程度及空间特征信息部分分配的权重,改进后的模块为 SPPCSPC\_ATT;二是在 YOLOv7 颈部网络输出与头部网络的输入端之间嵌入了坐标注意力机制(coordinate attention module, CA),提高网络对保险丝绕向的方向及位置感知能力;三是优化边界框损失函数 CIoU(complete intersection over union) 为 Focal-EIoU(focal-efficient intersection over union),提升了模型的鲁棒性;最终构建了适用于保险丝绕向检测的 AFE-YOLOv7 模型。此外,由于缺少所需的开源数据集,本文还制作了一个包含多尺度航空器航空保险丝绕向信息的数据集。

## 1 YOLOv7 模型

YOLOv7 模型包含主干网络(backbone)、颈部网络

(neck)和预测头部输出端(head)<sup>[10]</sup>。其主干网络用于特征提取。YOLOv7 将输入网络的图片格式化后,将其送入主干网络,经过各类卷积、标准化及激活函数模块的深层堆叠处理后提取出不同尺度的特征图<sup>[11]</sup>。深层堆叠对应了更密集的残差块结构来提升网络精度,并且残差块之间使用跳跃连接,缓解了梯度消失问题<sup>[12]</sup>。颈部用于进行不同尺寸特征图的融合,采用自上而下和自下而上两个方向分别融合不同大小的特征图,这样网络能更好地学习多级特征。最后,来自颈部网络的 3 个尺度的特征图,分别对应大、中、小 3 种尺寸,经过深度可分离卷积处理后生成预测结果。

## 2 AFE-YOLOv7 模型

### 2.1 优化 SPPCSPC 模块

由于航空保险丝检测任务的背景复杂多变且保险丝在整张图像中占比较小,因此需要网络对于整张图片中多个维度的信息有着更高的关注度<sup>[13-14]</sup>。

颈部网络中的 SPPCSPC 模块增加 CBAM 注意力机制,同时加强网络对通道及空间两个维度信息的关注度,实现一种从通道到空间的顺序关注结构,有效缓解网络中原始卷积层对通道间及空间特征信息提取能力不足的问题<sup>[15-16]</sup>。CBAM 由通道注意力模块和空间注意力模块两部分构成,结构如图 1 所示。

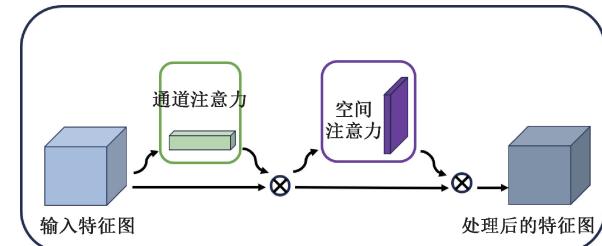


图 1 CBAM 卷积块注意力模块

Fig. 1 Convolutional block attention module

其中通道注意力模块如图 2 所示,输入特征图  $F$  维度为  $C \times H \times W$ ,先分别使用最大池化层与平均池化层对其进行空间降维,生成两类带有不同空间信息属性的特征图  $F(c, avg)$  和  $F(c, max)$  来表示平均池化特征与最大池化特征。随后传入前向权值共享网络,再对两种空间特征进行加权求和来生成最终的通道特征图  $M_c$ ,维度为  $C \times 1 \times 1$ 。

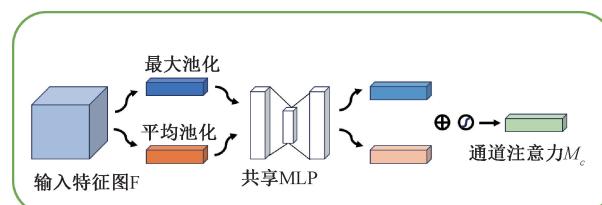


图 2 通道注意力模块

Fig. 2 Channel attention module

通道注意力模块计算过程如式(1):

$$\mathbf{M}_c(\mathbf{F}) = \sigma(MLP(AvgPool(\mathbf{F}) + MaxPool(\mathbf{F}))) = \sigma(W_1 W_0 (\mathbf{F}_{avg}^c + \mathbf{F}_{max}^c)) \quad (1)$$

其中,  $\sigma$  代表 sigmoid 激活函数, MLP、AvgPool、MaxPool 分别代表前向权值共享网络、平均池化、最大池化。 $W_0$  和  $W_1$  代表前向权值共享网络权重。

通道注意力输出的特征图随后进入空间注意力模块, 如图 3 所示。对经过通道处理后的输入特征图  $\mathbf{F}'$  按照顺序进行最大池化及平均池化操作, 生成两个维度为  $1 \times H \times W$  的特征层表示平均池化特征和最大池化特征, 经过卷积层处理后生成空间注意力特征层  $\mathbf{M}_s$ , 维度为  $1 \times H \times W$ 。

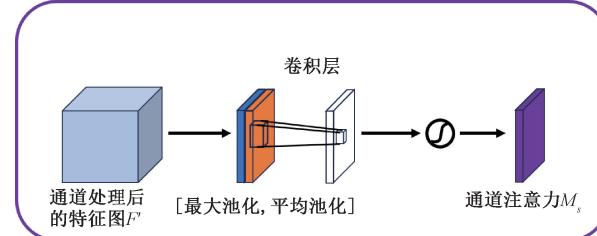


图 3 空间注意力模块

Fig. 3 Spatial attention module

空间注意力模块计算过程如式(2):

$$\mathbf{M}_s(\mathbf{F}) = \sigma(f_{7 \times 7}([\text{AvgPool}(\mathbf{F}); \text{MaxPool}(\mathbf{F})])) = \sigma(f_{7 \times 7}([\mathbf{F}_{avg}^s; \mathbf{F}_{max}^s])) \quad (2)$$

其中,  $f_{7 \times 7}$  代表卷积核尺寸。增加 CBAM 注意力模块的 SPPCSPC 模块命名为 SPPCSPC\_ATT, 结构如图 4 所示。

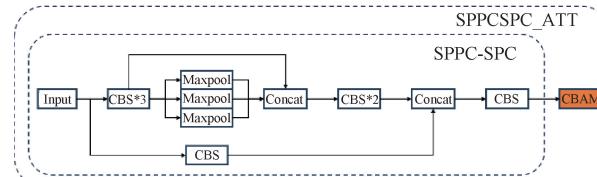


图 4 SPPCSPC\_ATT 结构

Fig. 4 SPPCSPC\_ATT structure

SPPCSPC\_ATT 模块对输入的特征图进行池化及卷积操作后拼接, 经过 CBAM 注意力模块提取通道间特征信息及空间信息, 提升了模型对检测目标分类的置信度。加入 CBAM 模块的检测效果对比如图 5 所示。

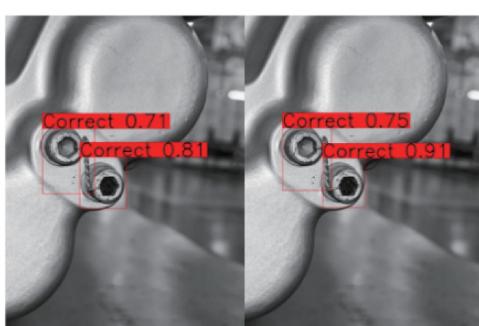


图 5 改进 SPPCSPC 模块前后的检测效果

Fig. 5 Performance before and after improving SPPCSPC

## 2.2 嵌入坐标注意力机制

传统全局池化层无法保存位置信息, 而此信息在航空保险丝绕向检测任务中对于捕获目标的结构特征及方向特征起着不可忽视的作用。因此本文在颈部网络与头部预测网络之间嵌入了 CA 坐标注意力模块, 通过精准位置信息进行编码, 捕捉到沿着空间方向的长期依赖关系, 提升网络对方向的感知能力<sup>[17-18]</sup>, 进而提升对保险丝绕向的敏感度, CA 坐标注意力的组成结构如图 6 所示。

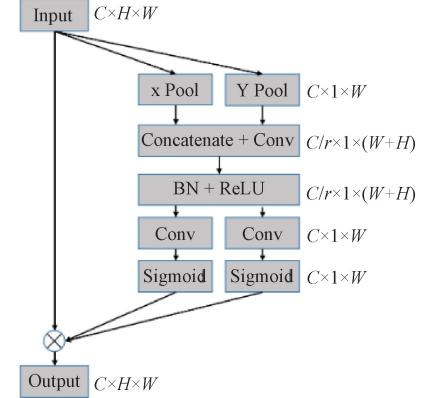


图 6 坐标注意力模块

Fig. 6 Coordinate attention module

CA 坐标注意力模块将对输入对象沿着水平方向 ( $H, 1$ ) 和垂直方向 ( $1, W$ ) 分别进行一次池化操作, 从而获得输入特征图的横纵轴位置信息。垂直及水平方向上得到的一维特征计算过程如式(3)所示。

$$\left( \frac{\mathbf{z}_c^w(\mathbf{h})}{\mathbf{z}_c^h(\mathbf{h})} \right) = \left( \frac{1}{H}, \frac{1}{W} \right) \left( \frac{\sum_{0 \leq i \leq H} \mathbf{x}_{c \leq j, w}}{\sum_{0 \leq i \leq W} \mathbf{x}_{c \leq h, i}} \right) \quad (3)$$

沿着两个方向对特征进行了聚合, 聚合的特征有着很强的方向感知性, 并包含了位置信息。将式(3)生成的两个方向特征进行拼接, 进行一次卷积操作生成特征图, 计算过程如式(4)所示。

$$\mathbf{f} = \delta(F_1([\mathbf{z}^h, \mathbf{z}^w])) \quad (4)$$

其中,  $\delta$  是非线性激活函数,  $F_1$  表示将两个方向的特征进行拼接,  $\mathbf{f}$  表示在垂直和水平方向上进行编码的中间特征映射,  $[\mathbf{z}^h, \mathbf{z}^w]$  表示沿空间维度对特征图进行串联操作。

沿着垂直和水平方向将  $\mathbf{f}$  划分为两个独立的向量  $\mathbf{f}^h$  和  $\mathbf{f}^w$ , 通过卷积将  $\mathbf{f}^h$  和  $\mathbf{f}^w$  转化为通道数相同的向量, 计算过程如式(5)所示:

$$[\mathbf{g}^h \quad \mathbf{g}^w] = \sigma [\mathbf{F}_h(\mathbf{f}^h) \quad \mathbf{F}_w(\mathbf{f}^w)] \quad (5)$$

使用 sigmoid 激活函数将  $\mathbf{g}^h$  和  $\mathbf{g}^w$  分别进行扩展并用作注意力权重, 使用适当的下采样尺度有效减少  $\mathbf{f}$  的信道数, 降低模型计算复杂度。坐标注意力的输出表达式如式(6)所示:

$$\mathbf{y}_c(i, j) = \mathbf{x}_c(i, j) \times \mathbf{g}_c^h(i) \times \mathbf{g}_c^w(j) \quad (6)$$

将 CA 坐标注意力模块嵌入颈部网络最后 3 个

E-ELAN 模块的输出部分,如图 7 所示。经过 CA 坐标注意力模块处理后的特征图直接输出至头部预测网络,提升网络对方向的感知预测能力。优化前后的颈部网络检测效果如图 8 所示。嵌入了 CA 坐标注意力后,模型对于密集小目标的方向感知能力得到增强,改进后模型能够检测到 YOLOv7 漏检的样本目标。

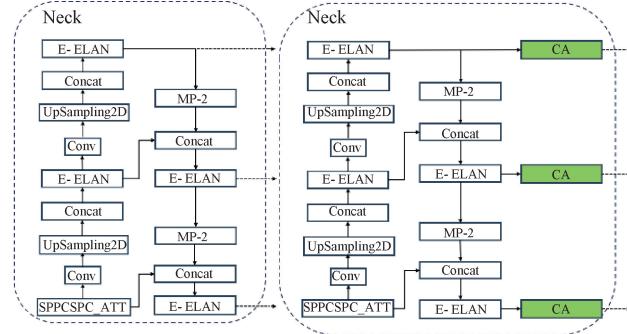


图 7 CA 的嵌入位置

Fig. 7 Embedding position of CA

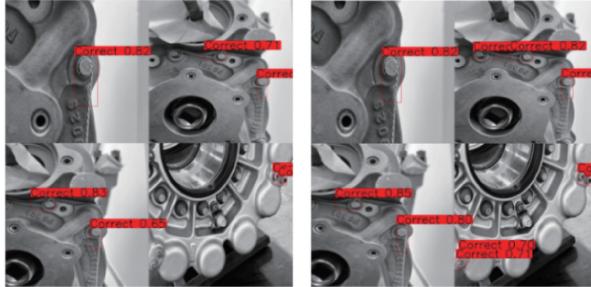


图 8 嵌入坐标注意力前后的检测对比图

Fig. 8 Performance before and after embedding CA

### 2.3 优化边界框损失函数

针对 YOLOv7 边界框损失函数 CIoU 在预测框与真实框的宽高呈现线性比例变化时会导致预测框回归时的高与宽无法同时增大或减少,进而影响模型检测精度与鲁棒性的问题<sup>[19]</sup>,本文引入 Focal-EIoU 损失函数,不仅考虑了预测框的宽高比,还考虑了其大小<sup>[20]</sup>,加速预测框收敛并提高预测框的回归精度,并引入加权处理方法,计算过程如式(7):

$$L_{Focal-EIoU} = IoU^\gamma L_{EIoU} \quad (7)$$

其中,  $IoU$  表示真实框与预测框交并比,  $\gamma$  表示控制异常值抑制程度参数,  $L_{EIoU}$  表示真实框与预测框重叠损失。

引入 Focal-EIoU Loss 损失函数后的训练损失曲线图如图 9 所示。400 个周期后损失函数曲线已基本平稳,引入 Focal-EIoU 损失函数的模型训练过程的收敛速度有所提高,最终损失值相比原始 YOLOv7 模型更低,这意味着模型有着更好的鲁棒性及更高的精度。引入 Focal-EIoU 损失函数前后的检测效果如图 10 所示,原始 YOLOv7 在遇到下方紧固件及保险丝尺寸长宽比较为接近时其检测效

果较差导致漏检,替换了 Focal-EIoU 损失函数后的模型能够较好地生成预测框。

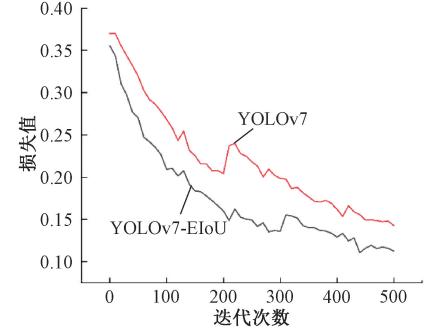


图 9 损失函数曲线图

Fig. 9 Loss function curve

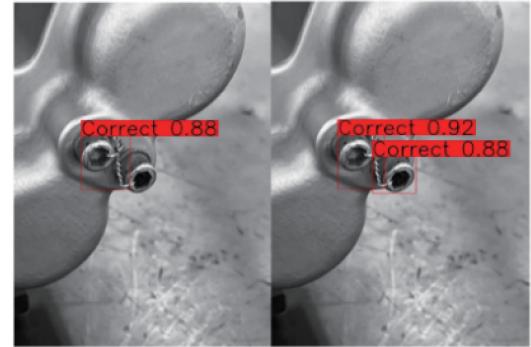


图 10 改进损失函数前后的检测对比图

Fig. 10 Performance before and after improving the loss

### 2.4 AFE-YOLOv7

本文在 SPPCSPC 模块中融入 CBAM 注意力模块;在颈部网络及头部预测网络之间嵌入 CA 坐标注意力模块;替换原始边界框损失函数 CIoU Loss 为 Focal-EIoU Loss,构建了 AFE-YOLOv7 模型,结构图如图 11 所示。

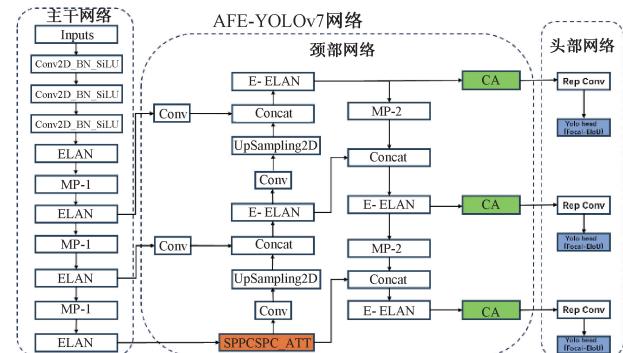


图 11 AFE-YOLOv7

Fig. 11 AFE-YOLOv7

## 3 实验与分析

### 3.1 数据集制作

目前尚没有开源的航空保险丝绕向数据集,本文实验

中所使用的数据集图片取自本校停机坪真实飞机以及真实航材。通过对飞机部件以及真实航材的保险丝进行现场拍摄,搜集包括了大中小 3 类不同尺度的超过 500 张原始图片。对原始图片进行数据增强<sup>[21]</sup>,制作了包含 2 810 张图像的航空保险丝绕向数据集,包含了超过 5 000 个正样本以及 4 900 个负样本对象。本文通过标注工具 Labelimg 对数据集中每个图片的保险丝绕向目标进行标注,按照 8:1:1 比例划分为训练集、验证集及测试集,部分数据集可视化结果如图 12 所示。

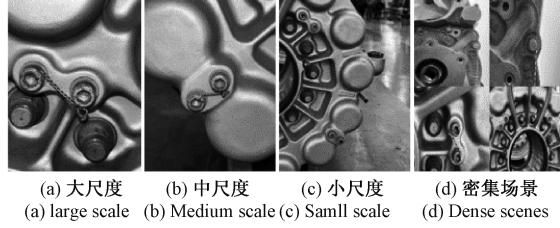


图 12 部分数据集可视化结果

Fig. 12 Partial dataset visualization results

### 3.2 实验环境

本文实验环境为 Windows 10 专业版,64 位操作系统,使用的 GPU 为 8 GB 显存的 GeForce RTX 4000,CPU 为 Intel(R)Core(TM)i9-10920xCPU,框架为 pytorch。使用迁移学习的理念,将原始 YOLOv7 模型在 COCO 数据集上训练的预权重作为初始权重进行改进后的模型训练以增强模型对底层通用特征的学习能力。实验中使用 Adam 优化器,设置模型的初始学习率为 0.01,每次传入模型的图片为 8 张,数据加载数量为 4,训练轮数为 500 轮。本文设置的一些超参数如表 1 所示。

表 1 部分超参数值

Table 1 Hyperparameter values

参数	数值
初始学习率	0.01
终止学习率	0.1
权重衰减率	0.000 5
一次传入图片	8
训练轮数	500

### 3.3 衡量指标

本文采用的衡量指标为精确率(precision, P)、召回率(recall, R)、FPS(frames per second)和平均精确率(mAP)。精确率用来评估模型检测目标的准确性,也被称为查准率;召回率用来衡量模型检测的全面性,也被称为查全率;FPS 用来衡量推理速度,即模型每秒能够处理多少帧图像。对于每个单独的类型,对精确率、召回率曲线与坐标轴围成的面积进行积分计算,这个面积成为单类别精确率(AP)。将所有类别的 AP 值相加,然后除以类别总数,得到的结果被

称为 mAP 值。通常 mAP 值在计算时采用 IoU 交并比为 0.5 时的情况,即 mAP@0.5,其中交并比是计算 mAP 的一个关键参数。具体计算方法如式(8)~(12)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (10)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (11)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^C AP_i}{C} \quad (12)$$

式中:TP 代表真阳性(将正样本正确地预测为正样本);FP 代表假阳性(将负样本错误地预测为正样本);FN 代表假阴性(将正样本错误地预测为负样本);A、B 分别代表预测框和真实框,分母为两框的交集,分子为两框的并集;C 为类别数;AP<sub>i</sub> 为第 i 个类别的精确率。

### 3.4 消融实验

设置消融实验来验证模块的混合使用对模型性能的影响,如表 2 所示。以未做任何改进的 YOLOv7 模型为基准模型,方法 1~7 分别在基准模型上添加模块。将原始模型在制作的航空保险丝绕向数据集上训练,其精确率、召回率及平均精度分别为 76.67%、72.69% 及 72.37%,YOLOv7 对保险丝绕向的检测效果较差,3 项指标有较大的提升空间。此后,相比 YOLOv7,除方法 2 精度有所下降外,基本每一处改进都带来一些指标的提升。方法 7 取得了最高精度(83.33%)及较高的召回率(81.96%)和 mAP(86.46%);其召回率及 mAP 分别略低于方法 4(82.75%)及方法 5(87.47%)而高于其余方法。在保险丝绕向检测任务中,对精确度的要求比召回率及 mAP 更高,因此牺牲极少的召回率与 mAP 同时取得更高检测精度的方法是更为实用的。方法 7 取得了最高的精确度及较高的召回率及 mAP,证明了改进的有效性。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

方法	CBAM	CA	Loss	P/%	R/%	mAP@0.5
YOLOv7				75.66	73.28	76.21
1	✓			80.51	81.82	82.23
2		✓		74.20	79.30	79.30
3			✓	78.42	80.09	82.14
4	✓	✓		81.35	82.75	84.32
5	✓		✓	82.72	81.72	87.47
6		✓	✓	82.90	79.45	84.46
7	✓	✓	✓	83.33	81.96	86.46

### 3.5 对比实验

为了衡量本文方法对保险丝绕向检测的性能,在本文使用的数据集下,采用相同的数据划分方法与实验环境配置,将本文方法同 YOLOv5s、YOLOv7-Tiny、SSD 及 EfficientDet 等较为成熟的现有目标检测方法一起训练并进行结果对比。相关性能参数如表 3 所示,其中 FPS 表示每秒传输帧数,单位为 fps。通过对比可知,AFE-YOLOv7 在所使用的保险丝绕向识别数据集上精度优于 YOLOv5s、SSD 等较为广泛使用的目标检测算法,有着较高的精确度;FPS 为 30.1,性能满足实时性检测的需求。

表 3 对比实验

Table 3 Comparative experiment

方法	P/%	FPS/fps
Centinet	80.25	24.70
DETR	69.94	12.50
SSD	79.37	32.14
EfficientDet	79.42	25.54
YOLOv5s	75.50	51.47
YOLOv7	75.66	45.70
AFE-YOLOv7	83.33	30.10

为了进一步验证 AFE-YOLOv7 的检测性能,从测试数据集中选取大、中、小尺度、高亮、密集场景的典型图片对上述对比实验的模型进行测试。

测试结果如图 13 所示对于大样本目标,各模型均能较

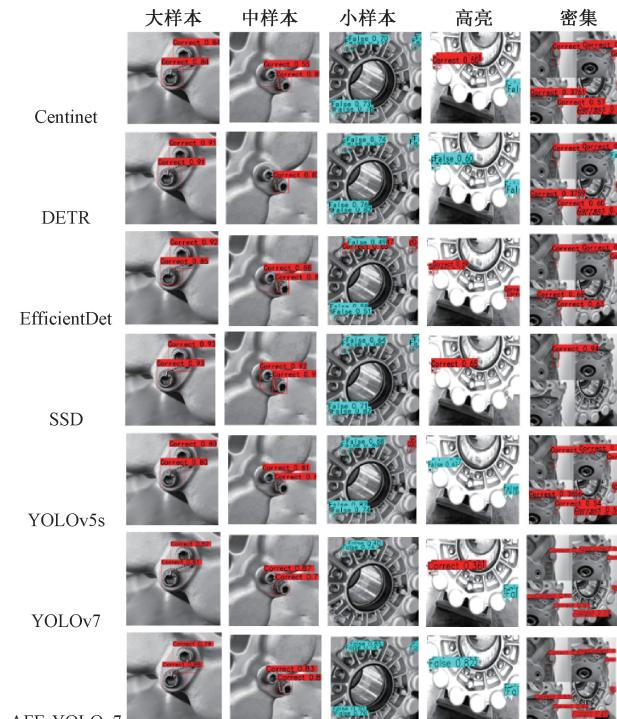


图 13 各模型检测效果对比

Fig. 13 Detection effects in different models

好地检测;对于中样本的目标,Centinet 检测置信度较低,DETR 出现了一例漏检,AFE-YOLOv7 与其他模型的检测效果相近;对于小样本目标,EfficientDet、YOLOv5s 出现了错检,AFE-YOLOv7 相比其他几种对比模型来说,其置信度取得了最高;对于高亮目标,Centinet、EfficientDet、SSD、YOLOv7 均出现了错检,SSD 同时出现了漏检,相比 DETR 与 YOLOv5s,AFE-YOLOv7 对于高亮目标检测的置信度更高,效果也更好;对于密集场景目标,DETR 出现了错检,EfficientDet、SSD 出现漏检,AFE-YOLOv7 相比 Centinet、YOLOv5s 及 YOLOv7 对于密集样本的检测置信度更高。由此可知,AFE-YOLOv7 在上述五种场景表现良好,综合检测性能对比上述模型最佳,验证了改进的有效性。

### 4 结 论

本文提出了 AFE-YOLOv7 的航空保险丝绕向检测模型。将 CBAM 注意力机制融合入 SPPCSPC 空间池化金字塔模块;在颈部网络与预测头部网络间嵌入 CA 坐标注意力机制;优化 CIoU Loss 为 Focal-EIOU Loss 边框损失函数;自制了包含 2810 张图像的一个航空保险丝绕向数据集。改进后的 AFE-YOLOv7 相比原始 YOLOv7 模型,精度、召回率及 mAP 值分别提升了 7.67%、8.68% 及 10.25%;能够更好地应对密集分布场景下的小目标;提升了模型对宽高比较为接近的检测目标的鲁棒性;与 SSD、YOLOv5s 等广泛应用的模型相对比,AFE-YOLOv7 在 5 种场景下对保险丝绕向的检测具有更良好的性能表现,30.1 帧/s 的运行速度满足了实时检测的需求。提升了机务人员维修工作的安全性与便捷性,推动了智慧民航的建设。

### 参考文献

- [1] 刘宝,于蕾,田媛.浅谈民航飞机无短停维修运行方式实践经验和推广使用过程[J].航空维修与工程,2021(11):22-25.
- [2] LIU B, YU L, TIAN Y. Discussion on non-short-stop maintenance operation mode of civil aviation aircraft[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2021 ( 11 ): 22-25.
- [3] 胡振刚,黄文龙,张毅.基于智慧民航视角的民航高质量发展路径探究[J].民航管理,2023(4):13-16.
- [4] HU ZH G, HUANG W L, ZHANG Y. Exploring high-quality development path of civil aviation from the perspective of smart civil aviation[J]. Civil Aviation Management, 2023(4): 13-16.
- [5] 辛佳雯,王睿,谢艳霞,等.基于关键点检测的航空发动机螺栓安装缺陷自动化检测方法[J].仪器仪表学报,2023,44(3):98-106.
- [6] XIN J W, WANG R, XIE Y X, et al. An automatic

- detection method of aero-engine bolt installation defects based on key points detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(3): 98-106.
- [4] 伍济钢,文港,杨康.改进一维卷积神经网络的航空发动机故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2023,37(3):179-186.
- WU J G, WEN G, YANG K. Improved one-dimensional convolutional neural network for aero-engine fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 179-186.
- [5] 鄢奉习,徐银霞,蔡思远,等.基于改进YOLOv5s算法的遥感图像飞机检测[J].计算机工程与设计,2023,44(9):2794-2802.
- YAN F X, XU Y X, CAI S Y, et al. Remote sensing image aircraft detection based on improved YOLOv5s algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2023, 44(9): 2794-2802.
- [6] XIE Y, SUN J. Robust lockwire segmentation with multiscale boundary-driven regional stability [J]. Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision, 2023, 40(3):397-410.
- [7] 孙军华,谢艳霞.基于视觉注意力的航空发动机保险丝绕向识别系统及方法:CN202210123229.9[P].CN202210123229.9[2024-09-03].
- SUN J H, XIE Y X. Vision attention-based system and method of identifying the winding direction of lockwires on aviation engine: CN202210123229.9 [P]. CN202210123229.9[2024-09-03].
- [8] 赵世伟,刘静静.应用于移动终端设备的航空紧固件及锁线自动定位方法:CN202210591535.5[P].CN202210591535.5[2024-01-08].
- ZHAO SH W, LIU J J. Automatic location model for aviation fasteners lockwires in mobile terminal device: CN202210591535.5[P].CN202210591535.5[2024-01-08].
- [9] LIU J, ZHAO S, HU F. Automatic detection of fastener safety wire twisting direction based on machine vision[C]. Third International Conference on Computer Vision and Data Mining (ICCVDM 2022). SPIE, 2023, 12511: 421-429.
- [10] 过鑫炎,朱硕,孙佳豪,等.基于注意力机制融合特征的车辆目标检测方法[J].电子测量技术,2024,47(9):52-60.
- GUO X Y, ZHU SH, SUN J H, et al. Vehicle object detection method based on attention mechanism integrated features [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 52-60.
- [11] 吴兴辉,何赟泽,周辉,等.改进YOLOv7算法下的监
- 控水域环境人员识别研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(5):20-27.
- WU X H, HE Y Z, ZHOU H, et al. Research on the personnel recognition in monitored water area based on improved YOLOv7 algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (5): 20-27.
- [12] 慕晓冬,魏轩,曾昭菊.基于注意力残差网络的航天器测控系统故障诊断[J].仪器仪表学报,2022,43(9):81-87.
- MU X D, WEI X, ZENG ZH J. Fault diagnosis method of spacecraft tracking telemetry and control system based on the attention residual network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 81-87.
- [13] 余俊宇,刘孙俊,许桃.融合注意力机制的YOLOv7遥感小目标检测算法研究[J].计算机工程与应用,2023,59(20):167-175.
- YU J Y, LIU S J, XU T. Research on YOLOv7 remote sensing small target detection algorithm integrating attention mechanism [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59 ( 20 ): 167-175.
- [14] 齐向明,柴蕊,高一萌.重构SPPCSPC与优化下采样的小目标检测算法[J].计算机工程与应用,2023,59(20):158-166.
- QI X M, CHAI R, GAO Y M. Algorithm of reconstructed SPPCSPC and optimized downsampling for small object detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(20): 158-166.
- [15] 范先友,过峰,俞建峰,等.基于改进YOLOv7的液晶面板电极缺陷视觉检测技术研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(9):225-233.
- FAN X Y, GUO F, YU J F, et al. Research on visual detection technology for liquid crystalpanel electrode defect by improved YOLOv7[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9): 225-233.
- [16] 付国栋,黄进,杨涛,等.改进CBAM的轻量级注意力模型[J].计算机工程与应用,2021,57(20):150-156.
- FU G D, HUANG J, YANG T, et al. Improved lightweight attention model based on CBAM [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 150-156.
- [17] 刘圣杰,何宁,于海港,等.引入坐标注意力和自注意力的人体关键点检测研究[J].计算机工程,2022,48(12):86-94.
- LIU SH J, HE N, YU H G, et al. Research on

- human key point detection with coordinated attention and self-attention[J]. Computer Engineering, 2022, 48(12): 86-94.
- [18] 刘昶成, 邵文权, 李玲陶. 基于改进 YOLOv5s 的电力作业人员安全帽检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(2): 34-42.
- LIU CH CH, SHAO W Q, LI L T. Research on safety helmet detection algorithm for power operators based on improved YOLOv5s[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(2): 34-42.
- [19] 李安达, 吴瑞明, 李旭东. 改进 YOLOv7 的小目标检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1): 122-134.
- LI AN D, WU R M, LI X D. Research on improving YOLOv7's small target detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 122-134.
- [20] 赵鸿亮, 郭佑民, 王建鑫, 等. 基于改进 YOLOv5 的轨道交通障碍物检测算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(1): 130-135.
- ZHAO H L, GUO Y M, WANG J X, et al. Rail transit obstacle detection algorithm based on improved YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(1): 130-135.
- [21] 张银胜, 杨宇龙, 吉茹, 等. 改进 YOLOv5s 的风力涡轮机表面缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 40-49.
- ZHANG Y SH, YANG Y L, JI R, et al. Surface defect detection of wind turbine based on YOLOv5s[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 40-49.

### 作者简介

赵世伟, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为飞机系统测试与仿真方面的研究。

E-mail: swzhao@cauc.edu.cn

段宇光(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习在航空机械保险故障诊断中的应用。

E-mail: 3298679775@qq.com