

文章编号: 1674-8190(2025)02-070-09

# 基于ECIOU结构嵌入YOLO的塔台视角目标检测

钱基德<sup>1,2,3</sup>, 严浩<sup>1</sup>, 梁琰<sup>1,2</sup>, 曾昶畅<sup>1,2</sup>, 牟忆豪<sup>1,2,3</sup>

(1. 中国民用航空飞行学院 民航飞行技术与飞行安全科研基地, 广汉 618307)

(2. 洛阳北郊机场有限责任公司, 洛阳 471099)

(3. 中国民用航空局飞行技术与飞行安全重点实验室, 广汉 618307)

**摘要:** 现有的塔台视角目标检测系统易出现定位偏差大、小目标检测精度低等问题,为解决该问题,提出基于ECIOU结构嵌入YOLO v8模型的塔台视角下飞机类目标检测方法,以提高检测的准确性和效率。在传统YOLO v8模型基础上,增加CBAM模块,加强目标特征的判别性;引入GConv和SENet注意力机制,以优化Bottleneck结构,从而增强其特征提取能力;使用ECIOU Loss代替原有的CIOU损失函数,提升其在复杂环境下的检测性能;重新构建小目标检测头PWHead,以更好地捕捉小目标的细节信息。通过在Roboflow公开数据集上对模型进行评估,并将其性能与其他主流模型进行对比,结果表明:改进的YOLO v8模型的精确度达90.2%,平均精度均值达86.9%,较YOLO v8n分别提升了2.2%和1.3%,即提升了检测效率。

**关键词:** YOLO v8; 飞行安全; 远程塔台; 目标检测; 图像处理

**中图分类号:** V355; V351.12

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.02.08

## Tower view object detection based on ECIOU structure embedded in YOLO

QIAN Jide<sup>1,2,3</sup>, YAN Hao<sup>1</sup>, LIANG Yan<sup>1,2</sup>, ZENG Changchang<sup>1,2</sup>, MOU Yihao<sup>1,2,3</sup>

(1. Civil Aviation Flight Technology and Flight Safety Research Base, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

(2. Luoyang Beijiao Airport Co., Ltd., Luoyang 471099, China)

(3. CAAC Key Laboratory of Flight Technology and Flight Safety, Guanghan 618307, China)

**Abstract:** In view of the problems that the existing tower view target detection system is prone to large positioning deviation and low small target detection accuracy, this paper proposes an aircraft target detection method based on the ECIOU structure embedded in the YOLO v8 model from the tower view to improve the accuracy and efficiency of detection. Based on the traditional YOLO v8 model, the CBAM module is first added to enhance the discriminability of target features. Then, the GConv and SENet attention mechanisms are introduced to optimize the Bottleneck structure to enhance its feature extraction ability. Thirdly, the ECIOU Loss is used to replace the original CIOU loss function to improve its detection performance in complex environments. Lastly, the small target detection head PWHead is reconstructed to better capture the details of small targets. The model is evaluated on the Roboflow public dataset and its performance is compared with other mainstream models. The experimental results show that the accuracy of the improved YOLO v8 is 90.2%, and the average precision mean is 86.9%, which is 2.2% and 1.3% higher than that of YOLO v8n respectively, and the detection efficiency is improved.

**Key words:** YOLO v8; flight safety; remote tower; target detection; image processing

收稿日期: 2024-06-13; 修回日期: 2024-09-18

基金项目: 民航飞行技术与飞行安全重点实验室项目(FZ2022ZX59, FZ2022KF03)

通信作者: 牟忆豪(1993-), 男, 硕士研究生, 二级飞行员。E-mail: 398108397@qq.com

引用格式: 钱基德, 严浩, 梁琰, 等. 基于ECIOU结构嵌入YOLO的塔台视角目标检测[J]. 航空工程进展, 2025, 16(2): 70-78.

QIAN Jide, YAN Hao, LIANG Yan, et al. Tower view object detection based on ECIOU structure embedded in YOLO[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(2): 70-78. (in Chinese)

## 0 引言

民航运输作为全球最安全、最高效的交通方式之一,承载着数以亿计乘客的出行需求。远程塔台通过实时监测飞行区域内的目标情况,为飞行员和空中交通管制员提供关键信息,因此,有效的目标检测是确保空管管制安全的关键。然而,目标检测技术在应对复杂环境时,仍存在检测覆盖范围遗漏、目标检测准确性低等问题,甚至导致一些严重的航空事故,如 2006 年南非航空管理局在检测区域设置的雷达系统存在缺陷,导致小型飞机未能及时发现,导致商业飞机与小型飞机碰撞事件;2014 年,由于航行区域存在武装冲突,导致马航 MH17 被误伤。因此,目标检测技术需要进一步改进和完善,以提升民航运输的安全水平。

近年来,国内外在塔台目标检测方面开展了广泛研究。潘卫军等<sup>[1]</sup>为解决大型机场场面可能出现的冲突问题,研究了将基于跑滑系统和管制约束的变结构多模型算法,这种方法利用跑滑系统和管制指令约束,通过最大化后验概率估计高跟踪系统的灵活性和适应性;杨磊等<sup>[2]</sup>阐明了机场场面交通流时空演变规律,揭示了离场交通流拥堵的机理,为科学制定场面交通流管控策略提供了重要参考。

在视频目标检测方向,Ricciardi 等<sup>[3]</sup>提出一种处理管道,使用机器视觉技术从机载图像中检测和评估碰撞路线目标;李彦冬等<sup>[4]</sup>使基于大型通用目标检测数据集训练的目标检测模型具备针对特定机场场面目标的检测与跟踪能力;童芳等<sup>[5]</sup>通过融合民航 ASTERIX 数据和机场视频监控信息,实现了在视频中精确显示飞行器位置及其对应航班信息,解决了远程塔台获取实时航班信息的难题;黄国新等<sup>[6]</sup>注意到通用方法在适应机场复杂场面环境中存在着显著的挑战,特别是对尺度差异显著的目标,如小目标的检测能力有所欠缺,设计了一种创新的多尺度目标检测策略,它融合了 SSD 算法的高效性与特征金字塔网络的优势,解决了一直困扰机场场景的目标检测难题。

在试飞技术的研究中,张颖等<sup>[7]</sup>研究人机闭环特性,针对高精度飞行任务,通过研制可视化目标跟踪任务系统模拟空中受油等任务,结合新型试飞技术,有效检查和训练飞行员,实践经验具有推广价值;齐心歌等<sup>[8]</sup>通过分析飞行数据和操作特

征,建立冲偏出跑道风险评价指标,提出防控措施,可降低冲偏出跑道事件发生概率。

随着深度学习技术的发展,诸多研究人员开始研究基于图像传感器的目标检测技术。韩松臣等<sup>[9]</sup>提出了一种创新的机场场面小目标检测算法,基于 Faster-RCNN 框架,并融合了多尺度特征,对提升机场安全和运营效率具有积极的推动作用;廖圣龙<sup>[10]</sup>为了高效解决机场场面雷达中目标识别的挑战,构建了一种创新的图像处理驱动的机场目标分类算法模型。国内外研究人员针对机场场面目标检测做了大量研究,但目标检测仍存在精度低、时效性欠佳等问题。

随着一阶段目标检测算法的出现,YOLO 系列模型在目标检测任务中的精度与速度有着明显优势。甄然等<sup>[11]</sup>针对无人机在复杂环境中检测小、快速移动目标的挑战,提出了一种改进的 YOLO v7 模型,通过引入 SimAM 注意力机制、结合 ConvNeXt 网络的 CvNX 模块、使用 SIoU-Loss 和 SIoU-NMS,显著提高了检测精度和鲁棒性。

在塔台视角下,目标检测面临的关键问题包括检测背景环境较复杂、目标与摄像机距离的变化引起图像中目标像素尺寸差异大等,因此,目前塔台视角检测系统易存在目标定位偏差大和小目标检测精度低等问题。另外,针对检测方法的研究表明,通过引入注意力机制,模型能够在通道和空间维度上增强特征的表达能力,这使得模型能够更加聚焦于目标区域,进而提升对目标检测的完整性。同时,加入损失函数的设计,有助于增强模型在复杂环境下的目标检测精度,确保了检测结果的准确性和鲁棒性。

根据塔台视角目标的特点和相关检测方法的现状,本文对 YOLO v8 模型在 Backbone 和 Neck 端、注意力机制和损失函数等方面进行优化升级,以提升其在塔台视图对各种飞机的精确识别能力。

## 1 YOLO v8 网络基本结构

2016 年,Redmon 等<sup>[12]</sup>提出了 YOLO(You Only Look Once)一阶段检测模型,随着 YOLO 系列的进一步研究,YOLO v8 模型采用无锚框机制提高计算效率和检测效果,通过输入端预处理、特征提取 Backbone、特征融合 Neck 和输出头 Head 四个部分的设计,以及引入解耦头思想,实现了快速准

确的分类和定位,提升了模型性能,其网络架构如图 1 所示。

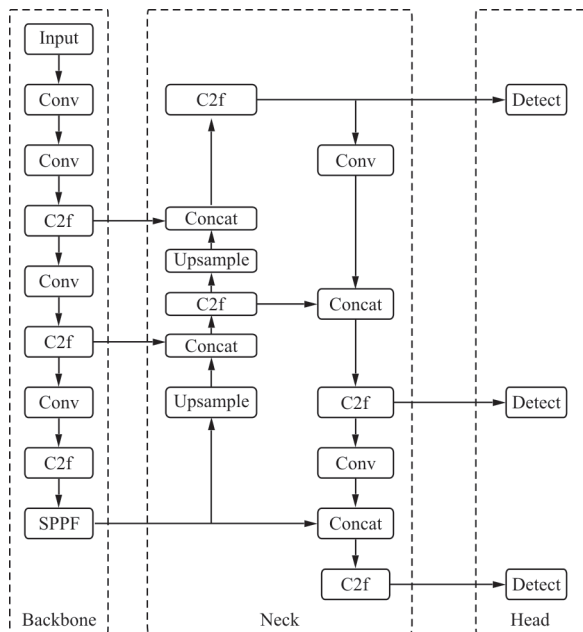


图 1 YOLO v8 网络架构图

Fig. 1 YOLO v8 network architecture diagram

YOLO v8 具备高性能和高准确度,同时可兼顾检测速度,不过在复杂高空场景下仍然存在很大的优化空间。

## 2 YOLO v8 模型的改进

针对塔台视角下飞行目标像素差异大、存在遮挡、背景噪声等特点,从多个角度对 YOLO v8 模型进行改进,模型结构如图 2 所示。

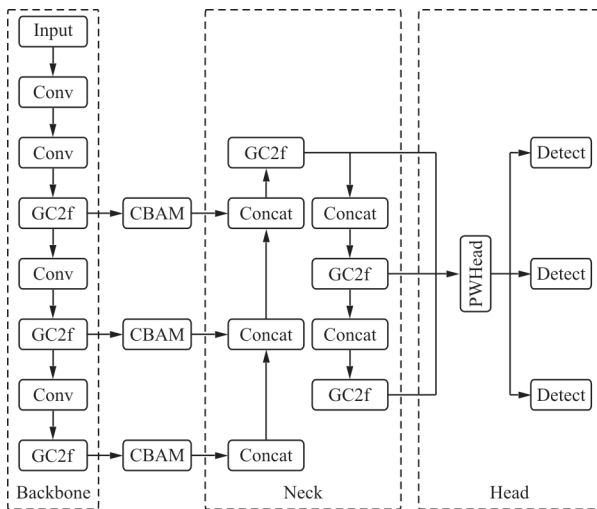


图 2 改进后的模型结构图

Fig. 2 Improved model structure diagram

首先,在 Backbone 和 Neck 端引入 CBAM<sup>[13]</sup> (Convolutional Block Attention Module) 注意力机制,使模型能够更好地关注飞机目标的重要特征和关键位置,减少背景噪声产生的影响,提升检测准确性和效率。其次,在改进的特征融合模块 GC2f 中引入 GConv<sup>[14]</sup> 和 SENet (Squeeze-and-Excitation)<sup>[15]</sup>,增强特征选择和不同通道特征的融合能力,实现高效计算,提升模型在复杂场景下对飞机目标的识别能力。

针对远程塔台拍摄到的飞机图像存在尺度变化和遮挡问题,在检测头模块中引入 PWConv (Pointwise Convolution)<sup>[16]</sup>,提出 PWHead 小目标检测头。PWHead 的逐点卷积操作可以精细地调整检测框的位置,提高飞机目标定位的准确性。

最后,引入 ECIUO Loss<sup>[17]</sup> (Enhanced Corner-based IOU Loss) 作为损失函数,该损失函数不仅关注 IOU 值,还考虑了预测框与真实框之间的中心点距离及其长宽比,从而更加全面地反映了框的位置与形状特征。这种改进有助于提升在处理小目标和密集目标时检测框的准确性。

### 2.1 注意力机制模块 CBAM

目标检测任务中常用的 SENet<sup>[15]</sup> 注意力机制仅在特征通道维度添加注意力机制,无法涉及特征矩阵的其他维度。本文在 Neck 和 Backbone 之间引入 CBAM 注意力模块以提升模型性能, CBAM 引入了通道域和空间域的双重注意力机制,能够更全面地提升网络的特征表达能力,从而进一步提升目标检测任务的性能。

传统的 SENet 注意力机制相对缺少关联输入图像特性图的空间特征信息,改进后的 CBAM 模块引入了通道注意力模块 CAM (Channel Attention Module) 和空间注意力模块 SAM (Spatial Attention Module)<sup>[13]</sup>,如图 3 所示。

它不仅对特征通道赋予不同权重,还能在空间维度对背景和物体进行区分,从而为目标物体赋予更高的权重,这有助于提高目标检测的准确性和鲁棒性。为进一步优化 CBAM 网络的训练效率,将激活函数改进为 softmax,有助于优化的梯度下降过程。

$$\text{softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}} \quad (1)$$

式中: $x_i$ 为输入向量 $z$ 的第 $i$ 个元素; $n$ 为 $x_j$ 的维度; $e$ 为数学常数。

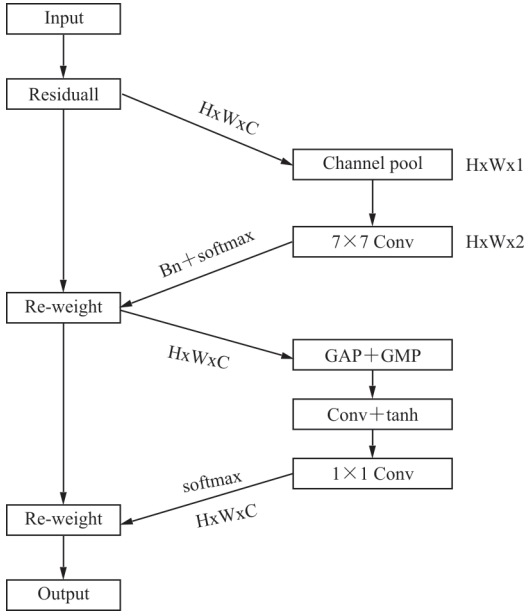


图3 CBAM网络结构图

Fig. 3 CBAM network structure diagram

### 2.2 特征模块 GC2f

在高空复杂环境中,远程塔台的图像采集往往受限于低质量、模糊、光照极端(过强或过弱)等问题,这些因素导致图像曝光不足、产生噪声、对目标检测的精确度构成显著挑战。为此,本文创新性地改良了Bottleneck结构(如图4所示),通过引入GConv和SENet注意力机制,形成GSEB模块。GConv通过将输入特征图划分为多个并行处理的子集,增强了模型对特征多样性的提取和对噪声的抵抗能力,降低了计算负担。SENet的注意力机制则通过学习特征通道间的动态关联,动态调整每个通道的权重,从而提升关键特征的表达力,并且显著提升了模型在低质量图像条件下的检测性能。其自适应通道注意力机制尤其适应光照变化,确保在不同光照环境下目标检测的稳定性。这些创新策略显著优化了图像处理流程,为复杂环境下的目标检测任务带来了实质性的提升。

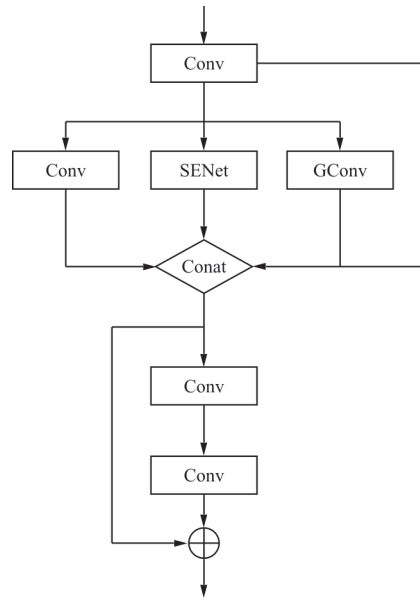


图4 GSEB模块结构图

Fig. 4 GSEB model structure diagram

融合GSEB模块的GC2f的架构如图5所示。这种集成策略不仅显著提升模型对复杂环境的适应性,而且优化了特征提取的效能和精准度。GC2f结构平衡了计算资源的消耗,显著提升了目标检测的性能,包括精度的增强和鲁棒性的提高。正是这种高效且精确的设计,使得改进的YOLO v8模型在实时目标检测任务中展现出卓越的性能优势,为实际应用提供强有力的技术支持。

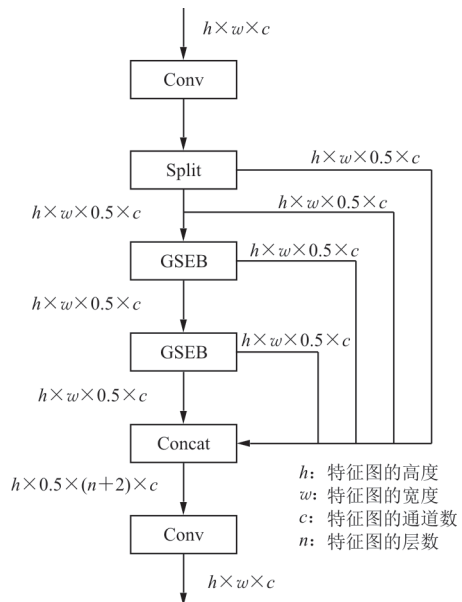


图5 GC2f结构图

Fig. 5 GC2f structure diagram

## 2.3 损失函数 ECIUO Loss

对目标检测任务进行优化时,可以将其分为定位和检测两个主要部分。对于定位的精度,主要受回归损失函数的影响。例如,在某些情况下,可以使用平均绝对误差(MAE)作为回归损失函数。MAE计算输出结果与真实标签之间的绝对差值,并求出所有差值的平均值。在其他情况下,可能更适合使用平方差误差(MSE)作为回归损失函数。MSE计算输出结果与真实标签之间的平方差值,并求出所有差值的平均值。此外,还有一些更具特定应用场景的损失函数,最具代表性的方法是广交叉联合(GIOU)损失函数<sup>[18]</sup>、距离交叉联合(DIOU)损失函数<sup>[19]</sup>和完全交叉联合(CIOU)损失函数<sup>[20]</sup>,这些损失函数可以更好地适应定位任务的需求,提高定位的准确率。

在本文的目标检测任务中,回归过程中预测框的宽、高不能同时变化,因为宽、高并不是真正的宽高差,而是相对于真实框的偏移量和置信度。这可能导致模型在优化过程中难以有效地调整预测框的宽、高,使得预测框的长宽比无法很好地收敛到真实帧的长宽比,从而影响模型的性能。本文使用的EIOU Loss<sup>[21]</sup>在CIOU Loss的基础上对纵横比影响因子进行拆分,以更好地处理长宽比。EIOU Loss首先通过CIOU Loss调整预测框的长宽比,直到它收敛到合适的范围,然后再通过EIOU Loss调整每个边缘,直到最终收敛到正确的值。ECIOU Loss由公式计算得出:

$$R_{\text{CIOU}} = \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha \quad (2)$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left( \arctan \frac{h^{gt}}{w^{gt}} - \arctan \frac{h}{w} \right)^2 \quad (3)$$

$$L_{\text{CIOU}} = 1 - I_{\text{OU}} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (4)$$

$$E_{\text{CIOU Loss}} = 1 - I_{\text{OU}} + \frac{\rho^2(b^{gt}, b)}{c^2} + \frac{\rho^2(h^{gt}, h)}{c_h^2} + \frac{\rho^2(w^{gt}, w)}{c_w^2} + \alpha v \quad (5)$$

式中: $\rho$ 为中心点之间的欧几里得距离; $b$ 为预测框; $c$ 为对角线长度之和; $h$ 和 $w$ 分别为高和宽; $v$ 为形状损失; $b^{gt}$ 为真实框中心点坐标,用来衡量预测框和真实框的宽、高之间的比例一致性; $h^{gt}$ 和 $w^{gt}$ 分别为真实框的高和宽; $I_{\text{OU}}$ 为预测框与真实框的交并比。

## 2.4 小目标检测头 PWHead

对于小目标检测的问题,由于塔台视角下的小目标通常像素较低,这使得在检测过程中可能面临一定的挑战。为解决这一问题,本文提出通过逐点卷积操作独立处理每个像素点的方法,从而改进检测头的性能。

在深度学习中,PWConv是一种特殊的卷积操作,也称为 $1 \times 1$ 卷积。它主要用于在不改变输入特征图的空间尺寸的前提下,增加网络的非线性表达能力。PWConv能够更好地捕捉小目标的细节信息,因为它的结构更适合处理空间信息。这对于低像素图片中的小目标检测尤其有用,因为这些目标通常在图像中只占据很小的区域。PWConv通过减少卷积核的大小,来减少模型中的参数数量,使得模型更加轻量化,这对于处理远程塔台拍摄的大量图像数据尤为重要。

借由此特点,本文在检测头上引入PWConv卷积,并将改进后的检测头命名为PWHead。这种改进的方法可以更好地适应小目标的特点,从而提高检测的准确性和效率。PWHead的结构如图6所示,可以看出:它与原有的检测头有所不同,并且具有更好的性能。

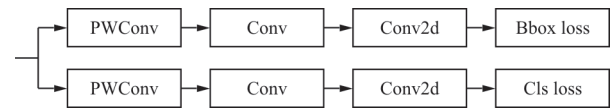


图6 PWHead模块结构图

Fig. 6 PWHead model structure diagram

## 3 实验

### 3.1 实验准备

为验证本文提出的策略在复杂地区飞机检测任务中的有效性,采用多方位的模型作为基准,即将其与主流目标检测模型YOLO v5n、YOLO v7tiny、YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v8m、SSD、Faster-RCNN进行对比。每个模型都被逐一应用于目标检测任务,并进行数据分析,以分析各模型在处理复杂环境中的性能差异。

训练和测试硬件平台配置如表1所示,在实验中,训练的迭代周期设定为300,批量大小设置为8。优化器选用随机梯度下降(SGD),初始学习率为0.01。这些参数的选择是为了在训练过程中平衡模型的收敛速度和性能表现,以确保模型能够充分学习数据特征并取得良好的泛化能力。

表 1 实验环境  
Table 1 Experimental environment

参数	配置	参数	配置
CPU	11th Gen Intel (R) Core (TM) i9-11900K	训练环境	CUDA 11.1
内存/GB	30	操作系统	Ubuntu 22.04
GPU	GeForce RTX 3060	开发环境	Python 3.8, PyTorch 1.1
显存/GB	12		

本文使用 Roboflow 公开的飞行区域数据集进行实验,分辨率为 640 像素×640 像素的图像共

2 071 张,如图 7 所示,其中,训练集、验证集和测试集的用例图占比分别为 70%、20%、10%。



图 7 数据集图像示例  
Fig. 7 Example of a dataset image

### 3.2 可视化分析

本文的目标检测结果如图 8 所示,图中红色框

标注的目标为航空器,第二排图像特别展示了模型对于塔台视角下飞机起飞时距离变化所引起的小目标检测的稳定性问题。



图 8 改进的 YOLO v8 图像检测  
Fig. 8 Improved YOLO v8 image recognition

从图 8 可以看出:对于被遮挡的航空器也能够精准检测;改进的基于 ECIUO 结构嵌入 YOLO v8 模型能够在不同的实际应用场景中可靠地执行目标检测任务,能够在不同场景下,包括白天、黑夜等各种光照条件下,准确检测飞行区域内的对象。

### 3.3 消融实验

为验证每一个改进点是否有效,设计一系列消融实验进行对比,如表 2 所示。其中,A 表示引入 CBAM 注意力机制,B 表示使用 GC2f 特征模块,C 表示引入 ECIUO Loss 损失函数,D 表示改进小目标检测头 PWHead。

表 2 消融实验结果  
Table 2 Ablation experiment results

序号	A	B	C	D	精确率(P)/%	召回率(R)/%	平均精度均值/%	参数量/( $10^6$ 个)	速度/(帧·秒 <sup>-1</sup> )
1	×	×	×	×	87.2	88.2	84.3	4.86	66.75
2	√	×	×	×	86.7	94.4	82.6	4.33	54.43
3	√	√	×	×	87.9	87.3	87.4	3.72	46.25
4	√	√	√	×	91.6	95.2	86.3	3.65	35.32
5	√	√	√	√	90.2	98.0	86.9	3.01	34.63

消融实验从 YOLO v8n 开始(实验序号 1),该模型未引入任何改进措施。YOLO v8n 的精确率为 87.2%,召回率为 88.2%,平均精度均值为 84.3%,参数量为  $4.86 \times 10^6$  个,检测速度为 66.75 帧/秒。这些指标为后续改进提供一个性能基准,使本文能够量化每项改进对模型性能的具体影响。

在实验序号 2 中,本文引入 CBAM 注意力机制。CBAM 的加入造成精确率略微下降至 86.7%,但显著提升召回率至 94.4%,平均精度均值增至 82.6%,参数量减少至  $4.33 \times 10^6$  个,检测速度提升至 54.43 帧/秒。CBAM 通过在通道和空间维度上增强特征表达,使模型更专注于目标区域,从而提升目标检测的完整性,尤其在复杂背景下效果更加显著。此外,CBAM 可以通过减少冗余特征的处理,优化模型的参数效率和运算速度。

实验序号 3 展示了 GC2f 特征模块的影响。引入 GC2f 后,准确度提升至 87.9%,尽管召回率略有下降至 87.3%,但平均精度均值提高至 87.4%,参数量减少至  $3.72 \times 10^6$  个,检测速度提升至 46.25 帧/秒。GC2f 模块通过改善特征的融合和表达,可以增强模型对目标特征的捕捉能力,尤其是在目标尺寸和形状多变的情况下,有助于提升模型的整体性能。

实验序号 4 引入了 ECIUO Loss 损失函数,以

改善模型在小目标和密集目标情况下的检测框准确度,引入 ECIUO Loss 损失函数后,模型的准确度提升至 91.6%,召回率提高至 95.2%,平均精度均值增至 86.3%,参数量减少至  $3.65 \times 10^6$  个,检测速度提升至 35.32 帧/秒。由此可见,ECIUO Loss 的引入提高了目标检测的精度。

在实验序号 5 中,将所有改进点综合应用于模型,实现了准确度达到 90.2%,召回率 98.0%,平均精度均值达到 86.9% 的最佳性能,同时将参数量降至  $3.01 \times 10^6$  个,检测速度提升至 34.63 帧/秒。这种综合性能的提升表明,每个改进点都对模型的优化具有积极作用,它们的协同效应进一步增强了模型的整体性能。CBAM 和 GC2f 的结合能够优化特征提取过程,ECIUO Loss 和 PWHead 的引入提高了小目标的检测精度和模型的运行效率。

### 3.4 对比实验

为更加客观地展示改进的 YOLO v8 在目标检测任务上的优越性,采用相同数据集,在相同实验环境下,将其与主流目标检测模型 YOLO v5n、YOLO v7tiny、YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v8m、SSD、Faster-mibRCNN 进行对比,性能指标包括精确度(P)、召回率(R)、平均精度均值、参数量和权重,结果如表 3 所示。

表 3 不同模型的结果指标对比  
Table 3 Comparison of the result indicators of different models

算法	P/%	R/%	平均精度均值/%	参数量/(10 <sup>6</sup> 个)	内存占用量/MB
YOLO v5n	89.6	95.8	85.3	4.51	6.23
YOLO v7tiny	89.3	97.4	83.1	4.66	18.23
YOLO v8n	88.0	96.7	85.6	2.37	4.31
YOLO v8s	88.4	94.2	86.5	15.31	25.75
YOLO v8m	87.8	92.3	86.2	21.06	35.36
SSD(Mobile-NetV2)	84.6	74.1	76.2	4.03	6.37
Faster-RCNN (Resnet50)	84.5	76.3	73.5	22.37	45.31
改进的 YOLO v8	90.2	98.0	86.9	3.01	5.95

从表 3 可以看出:改进的 YOLO v8 模型准确度达到 90.2%, 相较于 YOLO v5n 的 89.6%、YOLO v7tiny 的 89.3%、YOLO v8n 的 88.0% 以及其他模型, 显示出较高的准确度;改进的 YOLO v8 模型的召回率为 98.0%, 明显高于 YOLO v5n 的 95.8%、YOLO v7tiny 的 97.4%、YOLO v8n 的 96.7%, 表明能较大程度地检测出预期目标;改进的 YOLO v8 模型在平均精度均值上达到 86.9%, 较改进前提升 1.3%, 显示其在不同目标尺寸下的平衡性能;改进的 YOLO v8 模型不仅在上述指标上占优, 在参数量和权重大小两个指标也有一定的优势。

通过对实验数据进行分析, 可以观察到使用本文提出的优化策略在改进的 YOLO v8 模型上改善了参数优化过程, 加速算法的收敛。这种改进显著提高了模型的性能, 相比其他原始 YOLO 模型, 不仅提高了网络训练的效率, 还增强了模型的准确度。

## 4 结 论

本文针对塔台视角图像中飞机目标检测定位偏差大和精度不高的问题, 提出了基于 ECIUO 结构嵌入的 YOLO v8 目标检测方法: 在特征提取中引入 CBAM 模块、GConv 和 SENet 注意力机制, 以提升对飞机目标位置和重要特征的感知能力; 提出了 PWHead 检测头和采用 ECIUO Loss 损失函数, 以提高定位精度。

消融实验分析表明, 本文的每个改进点对模

型的性能均产生了正面影响, 综合应用能提高模型的特征表达能力、优化目标定位、减少计算负担, 共同促进模型在目标检测任务中的高效和准确性。

对比实验分析表明, 改进的 YOLO v8 模型在小目标检测效果上取得了一定的提升, 也能适应复杂的航空环境。这些改进为复杂环境中的目标检测提供了一定参考, 也为远程塔台视角下实时检测飞机位置和飞行状态提供了可靠的技术支持。

## 参 考 文 献

- [1] 潘卫军, 罗杰, 王少杰, 等. 基于跑滑系统约束的航空器滑行跟踪算法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2019, 56(5): 843-850.  
PAN Weijun, LUO Jie, WANG Shaojie, et al. Taxiing tracking algorithm of aircraft on the ground based on the runway-taxiway system constraints[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2019, 56(5): 843-850. (in Chinese)
- [2] 杨磊, 胡明华, 尹苏皖, 等. 大型繁忙机场场面离场交通流拥堵特征分析[J]. 航空学报, 2016, 37(6): 1921-1930.  
YANG Lei, HU Minghua, YIN Suwan, et al. Characteristics analysis of departure traffic flow congestion in mega-airport surface [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(6): 1921-1930. (in Chinese)
- [3] RICCIARDI J M, MINWALLA C. Non-intrusive flight test instrumentation using video recognition [C] // AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference. San Diego, California, USA: AIAA, 2016: 1435-1443.
- [4] 李彦冬, 夏正洪. 基于迁移学习的机场场面目标检测与跟踪技术研究[J]. 电子测试, 2021(2): 51-52, 66.  
LI Yandong, XIA Zhenghong. Transfer learning based research on object detection and tracking for airport surface surveillance[J]. Electronic Test, 2021(2): 51-52, 66. (in Chinese)
- [5] 童芳, 张玄弋, 乔祎, 等. 一种民航 ASTERIX 数据与远程塔台视频监控的融合[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(7): 2916-2921.  
TONG Fang, ZHANG Xuanyi, QIAO Yi, et al. A fusion method of civil aviation ASTERIX data with video surveillance at remote tower[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(7): 2916-2921. (in Chinese)
- [6] 黄国新, 李炜, 张比浩, 等. 改进 SSD 的机场场面多尺度目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(5): 264-270.  
HUANG Guoxin, LI Wei, ZHANG Bihao, et al. Improved SSD-based multi-scale object detection algorithm in airport surface[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(5): 264-270. (in Chinese)



- [7] 张颖, 蒙泽海, 饶秋磊, 等. 目标跟踪任务系统设计与应用[J]. 航空工程进展, 2023, 14(1): 98-103.  
ZHANG Ying, MENG Zehai, RAO Qiulei, et al. Target tracking mission system design and application[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2023, 14(1): 98-103. (in Chinese)
- [8] 齐心歌, 毕晟, 张楠, 等. 冲偏出跑道事件风险影响指标分析[J]. 航空工程进展, 2024, 15(1): 61-68.  
QI Xinge, BI Sheng, ZHANG Nan, et al. Risk impact indicator analysis of runway excursion event[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2024, 15(1): 61-68. (in Chinese)
- [9] 韩松臣, 张比浩, 李炜, 等. 基于改进 Faster-RCNN 的机场场面小目标物体检测算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2019, 51(6): 735-741.  
HAN Songchen, ZHANG Bihao, LI Wei, et al. Small target detection in airport scene via modified faster-RCNN[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2019, 51(6): 735-741. (in Chinese)
- [10] 廖圣龙. 基于图像处理的机场目标分类研究[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(23): 178-180.  
LIAO Shenglong. Research of airport target classification based on image processing[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2020, 16(23): 178-180. (in Chinese)
- [11] 甄然, 刘雨涵, 孟凡华, 等. 基于改进 YOLOv7 的低空飞行物目标检测方法[J]. 无线电工程, 2024, 54(3): 633-643.  
ZHEN Ran, LIU Yuhan, MENG Fanhua, et al. Low altitude flying target detection method based on improved YOLOv7[J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(3): 633-643. (in Chinese)
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [13] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C]// In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE, 2018: 955-963.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [15] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 7132-7141.
- [16] ZHENG Zhaohui, WANG Ping, LIU Wei, et al. Distance-IoU Loss: faster and better learning for bounding box regression[C]// AAAI Conference on Artificial Intelligence. USA: AAAI, 2019: 250-261.
- [17] 曹超, 顾幸生. 基于改进 YOLO v8 的行李追踪技术[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 151-158.  
CAO Chao, GU Xingsheng. Baggage tracking technology based on improved YOLO v8 [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(9): 151-158. (in Chinese)
- [18] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(8): 8574-8586.
- [19] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. *Neurocomputing*, 2022, 506: 146-157.
- [20] HOWARD A G, ZHU Menglong, CHEN Bo, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017-04-17)[2024-06-12]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [21] ZHANG S, ZHANG Z. Distance intersection over union: a unified and differentiated loss function for object detection [C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. USA: AAAI, 2020: 9491-9500.

(编辑:马文静)