# 基于改进 YOLO 模型的飞机货舱 红外图像火灾检测



邓力<sup>1,2</sup>,谢爽爽<sup>1</sup>,刘全义<sup>1,2</sup>,谭阳<sup>1</sup>

中国民用航空飞行学院 民机火灾科学与安全工程四川省重点实验室,四川 广汉 618307
 四川省全电通航飞行器关键技术工程研究中心,四川 广汉 618307

摘 要:由于信息技术的快速发展,红外检测技术和视频监控系统得到了广泛应用,图像型火灾探测器在火灾探测中的优势逐渐凸显。在飞机货舱火灾探测领域,尽管基于图像识别的火灾探测技术已展现出一定潜力,但在准确性与响应速度之间的平衡仍须进一步优化。为提升飞机货舱早期火灾的识别与判断能力,增强红外火焰图像目标检测的准确性,本文提出了一种结合改进损失函数的YOLO目标检测算法。首先对比了多种典型目标检测算法在红外火焰图像检测任务中的性能表现,进而选择了合适的算法框架进行损失函数的改进。通过在计算损失时综合考虑目标中心点的距离、重叠面积及长宽比等因素,设计了一种改进的损失函数,并成功将基于动态非单调聚焦机制的边界框损失(WIoU)函数引入YOLO目标检测网络中,以实现检测准确率的提升。训练红外火焰图像数据集的对比试验表明,改进后的YOLOv5算法在性能上并未取得显著提升,而YOLOv7算法在引入改进损失函数后,其检测精度相较于原算法提高了2.1%,平均精度值(mAP)提升了6.5%,同时每秒传输帧数(FPS)也增加了2.68帧。在关键的性能指标(如目标边框损失、置信度损失及总损失)上,采用WIoU损失函数的YOLOv7模型优于其他模型,达到了最低损失值。因此,本文提出的基于改进损失函数的YOLOv7算法在飞机模拟货舱红外火焰图像检测识别任务中展现出了更高的准确性和更快的处理速度,为飞机货舱火灾探测提供了一种有效的技术途径。

# 关键词:YOLO;飞机货舱;目标检测;WIoU;火焰红外图像

#### 中图分类号:X928.7

#### 文献标识码:A

随着我国民航运输总量与规模的不断增加,民航运输 蓬勃发展,但随之而来的是难以避免的火灾风险。飞机货 舱火灾是一种常见的航空事故,其主要原因是其货舱中装 载的货物种类繁多,其中还包括易燃物质。一旦起火,可燃 物将快速蔓延,威胁到飞机上的乘客以及整架飞机的安全。 长期以来,在密闭狭小空间或具有高速气流的场合,早期火 灾探测在世界范围内都是一个难题。由于图像型火灾探测 技术对于火灾探测具有非接触式探测的特点,不受空间高 度、热障、易爆、有毒等环境条件的限制,使得该项技术成为 火灾探测的有效手段。此外,可以通过分析火灾图像的早 期特征达到火灾早期报警早期防护的作用,即火灾发生的 早期图像触发火警。

随着大数据时代的到来,深度学习、人工智能等技术展

#### DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2024.11.014

现出了迅猛发展的势头,以深度学习为基础的目标检测算 法凭借其优良的检测性能逐渐成为目标检测领域中人们的 首选算法<sup>[1]</sup>。目前主流的目标检测算法可分为两阶段 (twostage)和单阶段(one-stage)两大类。两阶段检测时,首先生 成可能包含物体的候选区域(region proposal),然后对候选 区域做进一步分类和回归预测,得到最终的检测结果。基 于区域的卷积神经网络(R-CNN)<sup>[2]</sup>、快速基于区域的卷积 神经网络(Fast R-CNN)<sup>[3]</sup>、更快速的基于区域的卷积神经 网络(Faster R-CNN)<sup>[4]</sup>、空间金字塔池化网络(SPPnet)<sup>[5]</sup>是 目前较为常用的两阶段目标检测算法。单阶段检测是在输 入图像上直接预测目标的位置类别以及边框调整<sup>[6]</sup>,没有 显示地生成候选区域的步骤。单点多框检测器(SSD)<sup>[7]</sup>、视 网膜结构网络(RetinaNet)<sup>[8]</sup>、深度学习YOLO<sup>[9]</sup>模型是目前

收稿日期: 2024-04-22;退修日期: 2024-06-27;录用日期: 2024-08-26

基金项目:国家自然科学基金(U2033206);航空科学基金(20200046117001);四川省重点实验室项目(MZ2022JB01)

引用格式: Deng Li, Xie Shuangshuang, Liu Quanyi, et al. Aircraft cargo compartment fire detection with infrared images based on improved YOLO model[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(11):112-118. 邓力, 谢爽爽, 刘全义, 等. 基于改进 YOLO 模型的飞机 货舱红外图像火灾检测[J]. 航空科学技术, 2024, 35(11):112-118.

比较具有代表性的单阶段目标检测算法。

一般情况下,采用两阶段目标检测方法可以获得较高 的探测精度,但其探测速度很难达到火灾实时探测的要求。 而单阶段检测仅须通过一次特征提取就可以实现对目标的 识别分类,因而可以更好地适用于火灾监测的场景。王思 字等<sup>[10]</sup>洗择 Swin Transformer 和 YOLO 检测模型作为基础 模型,提取红外图像中多尺度的特征信息,有效提高了模型 对局部和全局信息的捕捉能力。任嘉锋等凹采用改进的 YOLOv3网络对火灾进行了检测和识别,对YOLOv3中的 K-means 聚类算法进行了改进,从而提高了对小尺度烟火 的识别准确度。董凤禹等[12]针对YOLOv7模型进行了改 进,通过优化模型的网络结构、引入更有效的特征提取方法 和增强对小目标的检测能力,提升了模型检测精度和速度。 Sangwon 等[13]通过结合 YOLO 骨干网络与空间-时间注意 力变换机制,提出的一种无领域依赖的火灾检测方法在不 同火灾场景下均展现出良好的检测性能和泛化能力。 Dalal 等[14]提出一种结合局部二值模式和卷积神经网络的 混合模型,并基于YOLO-v5算法,开发了一种用于智能城 市环境可持续性的火灾和烟雾检测模型,在不同环境条件 下均展现出高效且准确的火灾和烟雾检测能力。YOLO目 标检测算法在经过不断的改良之后,由于其具有较高的探 测准确率和较高的探测速度,得到了广泛的应用。

本文以 YOLO算法为主体模型,对其进行改进和优化, 使其可以在红外图像信息里快速精准地检测出火灾。

# 1 目标检测算法

YOLO系列算法属于一类典型的单阶段目标检测算法, 它通过锚框(anchor box)将分类和目标定位的回归问题相结 合,因此具有高效、灵活和良好的推广性能。在YOLO算法 中把物体检测问题处理成回归问题,用一个卷积神经网络结 构就可以从输入图像直接预测边界框(bounding box)和类别 概率。YOLO系列算法是一种集高效区域提取与准确目标分 类于一体,并具有较快检测速度和高准确率,成为目标检测 领域的重要算法。YOLO算法原理示意图如图1所示。 YOLO算法原理包括4步:(1)将输入图像分成*S*×*S*个网格, 每个网格负责检测其中的一个目标;(2)预测每个网格的*B* 个边界框,进行置信度(confidence)评估,表示该边界框内是 否包含目标。这里的置信度不仅考虑了目标是否存在,还包 括目标类别的准确度等信息,预测边界框内包含的目标的类 别和位置;(3)使用非极大值抑制筛选多个边界框,去除冗余 的边界框,只保留最具置信度的一个;(4)根据置信度和类别



Fig.1 YOLO algorithm structure

信息,筛选最终的目标检测结果。

比较常见的YOLO网络有YOLOv3、YOLOv5和 YOLOv7等。其中YOLOv7是基于YOLO系列的目标检 测算法,由Ultra-Light-Fast-Detection(ULFD)和Scaled-YOLOv4两种算法结合而成。YOLOv7与之前的版本相 比,速度有所提高,但仍然保持了准确性;继承了Scaled-YOLOv4的特点,提高了对物体检测的准确率;使用轻量化 的网络结构,减小模型大小并提升模型运行速度;支持多尺 度检测,能够检测出尺寸不同的目标;在复杂环境下还能够 保持较高的检测精度,具有一定的鲁棒性。所以YOLOv7 在目标跟踪、视频监控等方面得到了广泛应用。

Faster R-CNN 算法是对 R-CNN、Fast R-CNN 算法的 一种改进算法。主要是解决 Fast R-CNN 中候选区域提取 速度慢、耗时较长及计算量大的问题。Faster R-CNN作为 一种两阶段的算法,与一阶段的算法相比,两阶段的算法更 加复杂且速度较慢,但是检测精度会更高。在Faster R-CNN 中提出了区域生成网络(RPN),将候选区域的提取和 Fast R-CNN中的目标检测网络融合到一起,在同一个网络 中实现目标检测。图2为Faster R-CNN算法步骤。Faster-RCNN 网络架构主要是由特征提取模块、区域建议网络 (RPN)、ROI Pooling 层和分类回归层4部分组成,首先使用 一系列卷积层,如ZFnet<sup>[15]</sup>、VGG16<sup>[16]</sup>、Resnet50<sup>[17]</sup>等特征提 取网络对输入的图像进行特征提取并生成特征图,再将特 征图传输到区域生成网络生成一系列预选框,同时将生成 的预选框与特征图一起传输到感兴趣区域池化层,目的是 从一系列预选框当中选出最适合特征图的候选框,最后将 选出的候选框传送到分类和回归层。

# 2 基于YOLO的飞机货舱红外图像火灾检测

由于飞机货舱火灾检测对算法的实时性和速度要求较



高,本文选择一阶段算法中的YOLO进行目标检测与识别。 确定好火灾识别的卷积神经网络架构之后,可以进行火灾 识别训练。基于红外图像火灾识别流程具体为:(1)收集大 量的火灾图片数据,数据增强后通过工具LabelImg进行数 据标注,利用YOLO算法训练模型,学习目标检测和识别的 技能:(2)训练完成得到火灾识别的卷积神经网络模型与相 应的权重文件:(3)导入之前预训练好的卷积神经网络模型 和预训练模型相应的权重文件,并设置相关的参数;(4)读 取采集到的实时红外图像,对红外图像进行目标检测识别, 判断是否发生火灾。图3为基于YOLO的飞机货舱红外图 像火灾检测。



采集图像

图3 基于YOLO的飞机货舱红外图像火灾检测

Fig.3 Aircaft cargo compartment infrared image fire detection based on YOLO

# 2.1 试验环境及数据

本文试验所需的图像采集于飞机修理厂尺寸为3m× 4.16m×2m的飞机货舱模拟实验舱,且处于常压环境,通过 相机拍摄采集图像以及视频。训练的红外图像数据集主要 来源于现场图片采集以及现场视频分帧,所采集的数据包 括有火焰产生和没有火焰两种类型的图片。为了获取准确 的数据参数,将筛选分类后的图像通过标注软件 LabelImg 对其数据集进行人工标注。选用1462张火焰图像作为数 据集。其中,70%(1024张)为训练集、20%(292张)为验证 集、10%(146张)为测试集。

#### 2.2 试验结果与分析对比

本文选取上文介绍的典型的神经网络,主要采取经典 的一阶段和两阶段的深度神经网络模型进行了大量的横向 对比和纵向对比试验,将红外图像数据集放到各个模型运 行,再通过评价指标精确率(P)、平均精度的均值(mAP)和 帧率(FPS)进行结果评估,最终选择本文的基础模型进行下 一步改进试验。它的计算公式如下

$$P = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP} + \mathrm{FP}} \tag{1}$$

式中,TP为正确检测出火焰的样本数量;FP为错误检测火 焰的样本数量。P为每张图像中对火焰预测正确的概率, 最大为1,最小为0,越接近1越好。

mAP用于评价网络模型的整体检测精度的综合指标, 其含义为数据集中所有需要检测类别的平均精度(AP)值 的平均值。mAP值计算公式为

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^{N} AP_i}{N}$$
(2)

式中,AP为某一类别的平均精度,是准确率和召回率曲线 下方的面积。N为数据集中类别的总数。

FPS 表示每秒检测图片张数,即计算检测一张图片的 时间的倒数。计算公式为FPS=1/T,T为每张图片检测的 时间。

所有标注后的数据集分别在 Faster R-CNN、YOLOv5、 YOLOv7和YOLOv8进行模型训练进行对比分析,各个模 型精确度如图4所示。通过分析图4数据可以看出,经过训 练轮次的增加, YOLOv5 精确率从 0.774 提高到 0.828, YOLOv7精确率从0.881提高到0.921,这证明了该模型检 测飞机模拟货舱火焰有较高的准确性,且YOLOv7模型效 果更好。相比于YOLOv5, YOLOv7采用了更深的网络结 构,如BAM等,从而在精度方面有了进一步提升,并且使用 了更快的卷积操作和更小的模型,在相同的计算资源下可 以达到更高的检测速度,所以YOLOv7模型检测效果更好。 但是在本次试验中YOLOv8的精度随着训练迭代次数的增 加而降低,说明此次使用的YOLOv8模型在本试验模拟货 舱红外火焰图像数据的检测效果不佳。从图4中的结果来 看,选取适合数据集训练的YOLOv7模型为本次研究的主 要对象。



Fig.4 Comparison between different model detection precision

# 3 损失函数的改进

边界框损失函数(BBR)作为目标检测中模型优化的重要组成部分,其良好的定义将会极大提升目标检测模型性能。该损失函数是通过计算预测框和真实框之间的距离偏差来衡量预测框与真实框的差距,并使用特定的函数计算出这种差距的损失值,再通过反向传播来调整权重参数,使预测框慢慢接近真实框。损失函数(IoU)是目标检测中最常用的指标之一,它不仅可以用来计算真实框与预测框之间的差距,还可以用于确定正负样本。不断优化的IoU损失函数有多种变形,如GIoU、DIoU、CIoU、EIoU和Wise-IoU等,这些变形在不同数据集上的检测效果有不同程度的变化。为了提升红外火焰图像检测数据集模型的精度,本文通过修改定位损失函数,经试验对比找到适合的定位损失函数。在原YOLOv5和YOLOv7模型中,目标边界框损失函数使用的是CIoU-Loss。

Wise-IoU<sup>[18]</sup>是一种基于 IoU 的边界框损失函数,与之前的 IoU不同,它采用了一个动态的聚焦机制,使用离群度 替代 IoU评估锚框的质量,并提供了合理的梯度增益分配 策略。这样 WIoU 使高质量和低质量的锚框都能得到合适 的训练,从而改善检测器的总体性能。在多种目标检测模 型上取得显著的性能提升,尤其是在小目标和密集目标上。

基于动态非单调聚焦机制的边界框损失(WIoU loss) 定义

$$L_{\rm WIoUv1} = R_{\rm WIoU} L_{\rm IoU} \tag{3}$$

)

$$R_{\text{WIOU}} = \exp\left(\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)}\right)$$

式中, $W_g$ 、 $H_g$ 表示最小包围框的宽和高。为了防止 $R_{WloU}$ 产 生阻碍收敛的梯度, $W_g$ 和 $H_g$ 从计算图中分离出来。因为它 有效地消除了阻碍收敛的因素,所以没有引入新的度量,如 纵横比。(1)  $R_{WloU} \in [1, e)$ ,这将显著放大普通质量 anchor box 的 $L_{IoU}$ ;(2) $L_{IoU} \in [0, 1]$ ,这将显著降低高质量 anchor box 的 $R_{WloU}$ ,并在 anchor box 与目标框重合时,重点关注中心点 之间的距离。

本文先将WIoU应用于YOLOv5和YOLOv7进行目标检测,实现改进提高检测性能。为对比改进后的检测网络的检测效果。分别对YOLOv5(CIoU)、YOLOv5(WIoU)、YOLOv7 (CIoU)、YOLOv7(WIoU)的4种模型在红外火焰图像测试集上的平均准确率mAP和其他性能指标进行了测试。

从图5可以看出,经过训练,不同模型都有一定的训练精 度都达到了70%以上的精度。将WIoU添加进YOLOv5和 YOLOv7算法时,YOLOv5精度下降。YOLOv7的精度相较 于原始模型上升了5.4%,为最优值。



Fig.5 The precision comparison between different model training results

从图 6 和图 7 可以看出,将 WIoU 添加进 YOLOv5 和 YOLOv7 算法时,优化后的精度和预测框的位置比原始的 更准确,且识别准确率更高。YOLOv5 的 mAP 值无明显变 化,YOLOv7 的 mAP 提高了 6.5%。图 7 表示 YOLOv5 和 YOLOv7 模型中的不同损失函数的精确率-召回率(P-R) 曲线,从图 7 中可以看出模型的训练效果较好,各类缺陷的 P-R 曲线基本在图中的右上方,mAP 分别达到 72.1%、



图 6 YOLOv7改进前后对比测试结果 Fig.6 Test results of YOLOv7 before and after improvement are compared



75.8%、76.8%和76.0%。

通过文献[19]的调研,YOLOv7中的边界框损失函数是 基于 IoU Loss。因此,本文还使用了其他不同的边界框损 失函数进行对比,其中包括 GIoU、DIoU、EIoU和 SIoU等损 失函数。改进后各模型在达到最高精度时所对应的损失值 见表1。在目标边框损失(Box\_loss)、置信度损失 (Objectness\_loss)及总损失(total)这三项重要衡量标准上, 采用 WIoU损失函数的 YOLOv7模型相较于其他模型展现 出了显著的优势,表现最佳,为最小值。损失函数仅是评估 模型性能的一个方面,为了更全面地评估模型性能,接下来 将深入分析模型的精确率、mAP 以及 FPS 等关键指标,这些 指标将提供模型在改进过程中的综合表现。

GIoU、DIoU、EIoU和 SIoU等模型的精准度、mAP和

Table 1	The loss	values	of	different	loU	functions
10010 1	1110 1000	10.000	<u> </u>	0		10110110110

模型	目标边框损失	置信度损失	总损失
YOLOv7(CIoU)	0.0172	0.002348	0.019548
YOLOv7(WIoU)	0.0101	0.002069	0.012169
YOLOv7(GIoU)	0.01185	0.002232	0.014082
YOLOv7(DIoU)	0.01164	0.002238	0.013878
YOLOv7(EIoU)	0.01439	0.003277	0.017667
YOLOv7(SIoU)	0.01157	0.002263	0.013833

表2 整体性能对比 Table 2 Overall performance comparison

模型	精确度	mAP	FPS
YOLOv7(CIoU)	0.921	0.721	38.98
YOLOv7(WIoU)	0.941	0.768	41.66
YOLOv7(GIoU)	0.919	0.745	39.68
YOLOv7(DIoU)	0.933	0.748	40.48
YOLOv7(EIoU)	0.903	0.745	42.19
YOLOv7(SIoU)	0.946	0.687	42.10

FPS见表2。根据表2中的试验结果,SIoU损失相较于其他 IoU损失,对精度的提升效果最好,WIoU在精度上也提升 了2.1%。其中,WIoU损失与其他损失相比,mAP提高了 6.5%,提升最高,表明模型的改进取得了良好的效果。与其 他损失相比,SIoU损失在mAP上的结果最差,仅为68.7%。 EIoU在模型中的检测速度最快,WIoU比原模型的CIoU高 2.68,WIoU可以满足飞机货舱红外图像火焰检测中达到实 时性的要求且其精度更高。因此,改进后的WIoU能有效 提升模型的检测。

#### 4 结论

为了能够进一步提升飞机货舱火灾红外图像检测的性能,本文对YOLOv5、YOLOv7算法进行了改进。在对一阶段算法YOLO系列和二阶段算法Faster R-CNN的深入对比研究中,发现YOLO系列算法在实时性方面表现更为出色,而Faster R-CNN在准确度上略有优势但牺牲了实时性。因此,为了满足飞机货舱火灾红外图像检测的实时性和准确性需求,选择了YOLO系列算法作为基础。引入了WIoU作为损失函数,并成功将其应用于YOLOv5和YOLOv7算法中。WIoU不仅考虑了预测框与真实框之间的重叠面积,还综合考虑了中心点距离和长宽比两个关键因素,从而显著提升了模型在边界框预测上的准确性。

(1)精准度提升。通过采用WIoU损失函数对YOLOv7 算法进行优化后,其在飞机货舱火灾红外图像检测任务中 的精准度相较于原始算法提升了2.1%。这一提升在火灾 检测领域具有显著的实际应用价值,能够更准确地识别出 火灾发生的位置和范围。

(2)mAP提高。试验结果显示,优化后的YOLOv7算 法在mAP上提高了6.5%。这意味着模型在识别火灾相关 目标时具有更高的准确性和鲁棒性。

(3) FPS 提升。在实时性方面,与原 YOLOv7 算法相比,优化后的算法在 FPS(每秒帧数)上提高了 2.68。这一提升使得模型在处理连续火灾红外图像时具有更快的处理速度和更低的延迟,从而满足了实时检测的需求。综合以上试验结果,可以得出结论:通过采用 WIoU 损失函数对YOLOv7 算法进行优化后,模型在精准度、mAP和 FPS 等方面均取得了显著提升。优化后的模型不仅满足了火焰图像检测的准确度需求,还具备较高的实时性,使得其在实际应用中具有更广泛的适用性和更高的可靠性。

## 参考文献

- [1] 宋忠浩,谷雨,陈旭,等.基于加权策略的高分辨率遥感图像 目标检测[J].计算机工程与应用, 2021,57(13):199-206.
  Song Zhonghao, Gu Yu, Chen Xu, et al. High resolution remote sensing image target detection based on weighting strategy [J]. Computer Engineering and Application, 2021, 57 (13):199-206.(in Chinese)
- Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C].
   IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.
- [3] Girshick R. Fast R-CNN[C].IEEE International Conference on Computer Vision,2015:1440-1448.
- [4] Ren Shaoqing, He Kaiming, 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, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [5] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2015,37(9): 1904-1916.
- [6] 杨涛,戴军,吴钟建,等.基于深度学习的红外舰船目标识别[J]. 红外技术, 2020,42(5):426-433.

Yang Tao, Dai Jun, Wu Zhongjian, et al. Infrared ship target recognition based on deep learning [J]. Infrared Technology, 2020,42(5):426-433.(in Chinese)

- [7] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multi box detector[C]. European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [8] Ale L, Zhang Ning, Li Longzhuang. Road damage detection using RetinaNet [C]. 2018 IEEE International Conference on Big Data(Big Data). IEEE, 2018: 5197-5200.
- [9] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition,2016:779-788.
- [10] 王思宇,卢瑞涛,黄攀,等.基于 Swin Transformer 和注意力机 制的红外无人机检测算法[J].航空科学技术,2024,35(2): 39-46.

Wang Siyu, Lu Ruitao, Huang Pan, et al. Infrared UAV detection algorithm based on swin transformer and attention mechanism [J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(2):39-46. (in Chinese)

- [11] 任嘉锋,熊卫华,吴之昊,等.基于改进 YOLOv3 的火灾检测与 识别[J].计算机系统应用,2019,28(12):171-176.
  Ren Jiafeng, Xiong Weihua, Wu Zhihao, et al. Fire detection and recognition based on improved YOLOv3[J]. Computer System Application, 2019,28(12):171-176. (in Chinese)
- [12] 董凤禹,魏振忠.面向空中小目标检测任务的YOLOv7改进 模型[J].航空科学技术,2023,34(12):111-117.
  Dong Fengyu, Wei Zhenzhong. An improved YOLOv7 model for aerial small target detection task [J]. Aeronautical Science & Technology, 2023,34(12):111-117. (in Chinese)
- [13] Kim S, Jang I, Ko B C. Domain-free fire detection using the spatial temporal attention transform of the YOLO backbone[J]. Pattern Analysis and Applications, 2024, 27(2): 45.
- [14] Dalal S, Lilhore U K, Radulescu M, et al. A hybrid LBP-CNN with YOLO-v5-based fire and smoke detection model in various environmental conditions for environmental sustainability in smart city[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2024(2): 1-18.
- [15] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks[C]. Computer Vision ECCV 2014, 2014: 818-833.
- [16] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J].Arxiv Preprint Arxiv:1409. 1556, 2014.

- [17] Akiba T, Suzuki S, Fukuda K. Extremely large minibatch sgd: training resnet-50 on imagenet in 15 minutes[J]. Arxiv Preprint Arxiv:1711.04325, 2017.
- [18] Tong Zanjia, Chen Yuhang, Xu Zewei, et al. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[J]. Arxiv

Preprint Arxiv:2301.10051, 2023.

[19] Zheng Zhaohui, Wang Ping, Ren Dongwei, 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.

# Aircraft Cargo Compartment Fire Detection with Infrared Images Based on Improved YOLO Model

Deng Li<sup>1,2</sup>, Xie Shuangshuang<sup>1</sup>, Liu Quanyi<sup>1,2</sup>, Tan Yang<sup>1</sup>

1. Civil Aircraft Fire Science and Safety Engineering Key Laboratory of Sichuan Province, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China

2. Sichuan Key Technology Engineering Research Center for All-electric Navigable Aircraft, Guanghan 618307, China

Abstract: Owing to the swift evolution of information technology, infrared detection techniques and video surveillance systems have witnessed extensive utilization, wherein image-based fire detectors are increasingly proving their merits in fire detection. In the realm of aircraft cargo compartment fire detection, despite the demonstrated potential of imagebased fire detection technology, the equilibrium between precision and responsiveness necessitates further refinement. To bolster the capacity to identify and evaluate incipient fires within aircraft cargo compartments and augment the precision of infrared flame image target detection, this study introduces a refined YOLO (You Only Look Once) target detection algorithm integrated with an enhanced loss function. Initially, a comparison was made on the performance of multiple typical target detection algorithms in infrared flame image detection tasks, leading to the selection of a suitable algorithmic framework for the improvement of the loss function. Initially, a comparison was made on the performance of multiple typical target detection algorithms in infrared flame image detection tasks, leading to the selection of a suitable algorithmic framework for the improvement of the loss function. By meticulously accounting for variables like the distance between target centers, overlap area, and aspect ratio during loss computation, we crafted an enhanced loss function and effectively incorporated the weighted intersection over union (WIoU) loss function based on dynamic nonmonotonic focusing mechanism into the YOLO target detection network thereby bolstering detection accuracy. Experimental evaluations on infrared flame image datasets indicate that the enhanced YOLOv5 algorithm did not yield substantial gains in performance, whereas the YOLOv7 algorithm, after the introduction of the enhanced loss function, exhibited a 2.1% surge in detection accuracy, a 6.5% enhancement in mean average precision (mAP), and a 2.68-frame boost in frames per second (FPS). With regard to crucial performance metrics like box loss, objectness loss, and total loss, the YOLOv7 model utilizing the WIoU loss function excelled over other models, attaining the minimum loss value. In summary, the YOLOv7 algorithm with an enhanced loss function presented in this research demonstrates superior accuracy and responsiveness, offering a potent technical approach for aircraft cargo compartment fire detection.

#### Key Words: YOLO; aircraft cargo compartment; target detection; WIoU; flame infrared image

Received: 2024-04-22; Revised: 2024-06-27; Accepted: 2024-08-26

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (U2033206); Aeronautical Science Foundation of China (20200046117001); Sichuan Provincial Key Laboratory Project (MZ2022JB01)