

基于实例迁移的机载红外小目标检测算法

刘 彤¹, 宋嘉乐², 李志和¹, 蒋晓旭¹, 高 芳¹, 胡锦涛¹

(1. 平高集团智慧能源技术研究院, 河南 郑州 450000; 2. 北京航天无人机系统工程研究所, 北京 100094)

摘 要: 近年来, 机载红外小目标检测技术已经成为军事和民用领域的研究热点。但在实际应用中, 复杂背景和低信噪比等因素的影响仍然使红外小目标检测面临挑战。因此, 针对小目标检测, 选取更适合红外小目标及复杂背景的YOLOv7模型, 在此基础上提出了一种改进的机载红外小目标检测算法AIR-YOLOv7, 并利用实例迁移学习的方法分析红外小目标的特点, 对数据集进行扩充, 进一步提高算法的性能。实验结果表明, AIR-YOLOv7算法在机载复杂场景下的红外小目标检测方面具有更好的表现, mAP值达到97.09%, 同时FPS为102.09帧/s。仅通过少量扩充本文数据集, 实例迁移方法就使算法的mAP值提高了0.96个百分点, 为后续硬件平台边缘计算移植提供了理论基础。

关键词: 小目标检测; 迁移学习; 机载复杂场景; 红外图像

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.267733

中文引用格式: 刘彤, 宋嘉乐, 李志和, 等. 基于实例迁移的机载红外小目标检测算法[J]. 电子技术应用, 2026, 52(4): 42-48.

英文引用格式: Liu Tong, Song Jiale, Li Zhihe, et al. Airborne infrared small target detection algorithm based on instance migration[J]. Application of Electronic Technique, 2026, 52(4): 42-48.

Airborne infrared small target detection algorithm based on instance migration

Liu Tong¹, Song Jiale², Li Zhihe¹, Jiang Xiaoxu¹, Gao Fang¹, Hu Jinxi¹

(1. Pinggao Group Smart Energy Technology Research Institute, Zhengzhou 450000, China;

2. Beijing Aerospace Unmanned Aerial Vehicle Systems Engineering Research Institute, Beijing 100094, China)

Abstract: In recent years, airborne infrared small target detection technology has become a research hotspot in the military and civilian fields. However, in practical applications, the influence of factors such as complex background and low signal-to-noise ratio still make infrared small target detection a challenge. Therefore, this paper proposes an improved airborne infrared small target detection algorithm AIR-YOLOv7, and uses the example transfer learning method to analyze the characteristics of small infrared targets, expand the data set, and further improve the performance of the algorithm. The experimental results show that the AIR-YOLOv7 algorithm has a better performance in infrared small target detection in airborne complex scenes, with a mAP value of 97.09% and an FPS of 102.09. With only a small amount of expansion of the data set in this paper, the instance migration method increases the mAP value of the algorithm by 0.96 percentage points, which provides a theoretical basis for the subsequent hardware platform edge computing transplantation.

Key words: small target detection; transfer learning; airborne complex scene; infrared image

0 引言

随着科技的不断进步, 人工智能技术在各个领域得到了广泛的应用, 机载红外小目标检测技术在其中扮演着重要角色。在军事、航空等领域, 探测敌方目标并进行识别是一项非常重要的任务, 其目的是在海量的信息中准确地检测到敌方目标。这些目标可能具有重要的军事价值或者对飞行安全造成威胁。机载红外小目标检测算法正是利用红外成像技术, 对目标进行

高效准确的探测与识别。在实际应用中, 这种技术不仅具有高度的可靠性和精度, 还能够有效地避免被探测目标的反制。因此, 机载红外小目标检测技术受到越来越广泛的关注和研究。

XIN J等人^[1]针对红外小目标在复杂背景下检测精度差的问题, 提出了一种基于多尺度峰度图融合和光流方法相结合的鲁棒准确算法。该算法能够很好地表征目标的形状、大小和运动信息, 同时采用改进的光流

方法,进一步抑制残留杂波以提高小目标的检测效果。MAN Y 等人^[2]提出了一种基于块匹配的红外单帧小目标检测方法,该方法通过将输入的红外图像分块并构建新的红外模型,通过优化求解低秩矩阵和稀疏矩阵来实现基于块匹配模型的小目标检测,并最终重构目标和背景图像,采用简单的分割方法进行目标图像的分割,该方法在复杂背景下具有更好的背景抑制能力和检测性能,但需要较高的计算资源。ZHANG G 等人^[3]提出一种新的高斯融合算法描述小目标和局部邻域的整体异质性,该方法能够有效抑制背景干扰并增强目标,具有显著的性能优势,但算法复杂度较高。FAN M 等人^[4]针对手工设计特征的传统方法仅对特定背景有效,提出了一种基于区域建议的卷积神经网络红外小目标检测方法,该方法根据局部强度特征增强小目标的弱辐射特性,通过角点检测提取目标区域,利用卷积神经网络消除非目标区域,有效抑制了复杂背景干扰,但需大量训练数据。ZHANG W^[5]等人针对现有卷积神经网络提取小目标特征时易在网络深层阶段丢失特征,提出了知识蒸馏和显著性检测的红外小目标检测方法,该方法有效增强了对红外小目标低级特征的表征能力,然而该方法依赖于复杂模型来生成软标签进行知识蒸馏,在模型训练上需花费大量时间。上述研究的传统方法计算资源大,无法满足机载场景下小目标检测的实时性要求。在深度学习领域,数据集的大小和多样性对于模型的泛化能力具有至关重要的影响,而机载场景下的红外小目标数据相对较为缺乏,因此迁移学习成为一种有效的解决方案。迁移学习可以利用源域数据知识来辅助目标域的学习,从而缓解目标域数据不足的问题,并提升模型性能,增强算法的鲁棒性。因此,本文针对机载平台下的红外无人机小目标,结合迁移学习的思想,提出一种基于实例迁移的机载红外小目标检测算法。

1 YOLOv7 模型

为了满足机载平台下红外小目标检测的实时性和检测精度需求,本文进行了相关的实验仿真研究。经过实验结果分析比较,发现 YOLOv7^[6]相比其他模型在机载红外小目标检测任务中表现较为优异,相较于后续版本 YOLOv7 在检测精度与推理速度之间取得了较好的平衡;同时,YOLOv7 针对小目标检测设计了更有效的特征融合机制,更适合红外小目标在复杂背景下对的特征提取需求;此外,该网络结构相对成熟且易于针对特定的任务进行改进,因此本文选择将其作为基础模型展开后续的研究,使算法满足机载平台检测速

度的同时,提升了复杂场景下的目标识别能力。

YOLOv7 模型主要由 3 部分组成,包括 Backbone、Neck 和 Head。Backbone 部分包含多个卷积层、ELAN 和 MPConv 等模块,用于从输入图像中提取特征信息。Neck 部分通过将高层特征与底层特征进行融合,实现高分辨率信息和高语义信息的整合。Head 部分由多个检测头组成,用于将 Neck 提取的特征信息进行解耦,以得出目标物体的位置和类别。

在使用 YOLOv7 模型对本文机载红外小目标数据进行训练,对检测结果观察发现,在纯空背景以及简单背景下,YOLOv7 算法可以较好地识别目标。然而当面对机载平台下的复杂背景,如下视山脉和多云层,该算法易出现虚警和漏检的问题。为了解决上述问题,本文在 YOLOv7 目标检测算法的基础上,针对机载平台下红外小目标的特征进行改进,提出一种新算法 AIR-YOLOv7。该算法旨在提高红外小目标在机载平台下的检测效果,有效解决 YOLOv7 算法在复杂背景下的局限性。

2 改进的 AIR-YOLOv7 算法

针对机载平台下红外小目标的特点,本文对 YOLOv7 网络进行了改进,具体如下:

(1) 针对本文红外小目标分布大小的特点,对 YOLOv7 的检测头进行优化,删除负责检测中型和大型目标的检测头,同时新增一条专用于检测更加微小的红外目标检测头。

(2) 针对机载红外图像目标检测中复杂背景信息带来的困难问题,加入 CA^[7]注意力机制模块来降低背景信息对目标检测的干扰,提高机载复杂场景中红外小目标检测的精度和鲁棒性。

(3) 针对机载远程红外探测系统探测到的红外目标尺寸较小,且过大的感受野会融入过多背景信息,影响网络模型的检测精度等问题,提出改进后的 RPF-s^[8]模块 IRFB-s,以减少背景对小目标检测的干扰,增强网络对小目标的检测能力。

改进后的模型 AIR-YOLOv7,其网络结构如图 1 所示。

2.1 检测头改进

根据本文所使用机载场景下红外小目标数据的目标分布统计结果,发现该数据中绝大多数目标像素占整幅图像大小比例不超过 0.025%,因此提高模型对小目标的适应程度可以极大地提高网络模型的整体检测精度。

YOLOv7 算法中,输入图像的分辨率为 640×640 ,

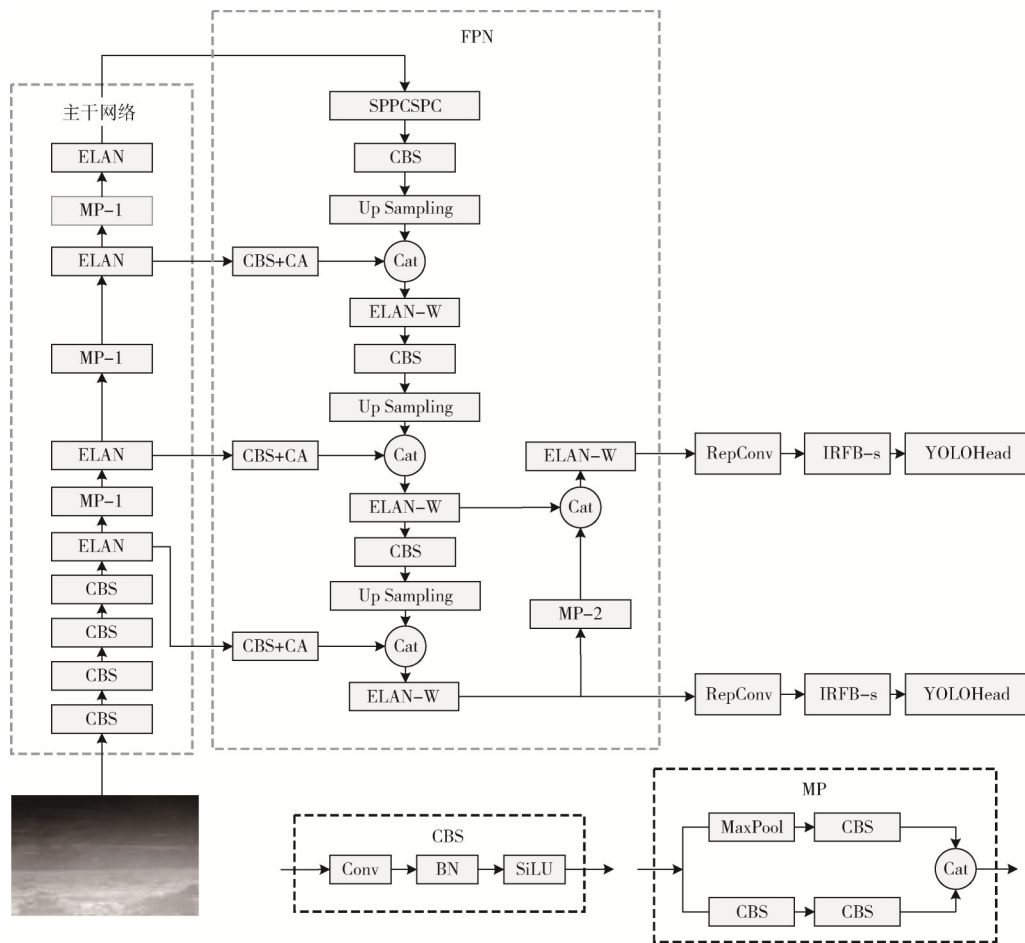


图1 AIR-YOLOv7网络结构图

通过主干网络处理得到 80×80 、 40×40 、 20×20 3种不同尺度的特征图,分别用于检测输入图像中的小目标、中目标和大目标。以图2中的 80×80 特征图为例,当输入网络模型的图像大小为 640×640 时,需对从中波红外焦平面探测器采集的 640×512 数据进行缩放。在将图像输入网络之前,需要使用填充操作将图像的较短边缩放至32的倍数,以使其与输入网络模型的大小相匹配。特征图中每个小网格在原图中的感受野大小为 $640/80$,即8个像素。因此,当输入图像中的目标像素数量低于 8×8 个时,目标检测模型将难以获得足够的语义信息,从而导致模型对于红外小目标的漏检现象。

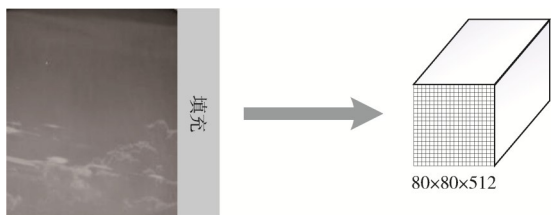


图2 输入图像与输出特征图

鉴于本文数据集红外小目标的分布特征,本文对YOLOv7模型进行优化,通过删除3个检测头中负责检测中型和大型目标的检测头,大幅降低模型的参数量,提高模型检测的推理速度。同时,为了更好解决弱小红外目标检测问题,额外新增加一个专门用于检测弱小目标的检测头。该层利用FPN^[9]最底层结构输出得到 160×160 大小的特征图,其每个小网格的感受野大小为 4×4 。与之前 80×80 大小的特征图相比,新特征图对小目标的敏感程度提高了4倍,有效地将浅层和深层信息融合,提高了网络对弱小红外目标的检测能力。

2.2 注意力机制引入

在使用原YOLOv7模型对本文机载红外小目标进行检测时,模型表现出对于简单的背景条件(如少云和纯空)下目标的检测效果良好,但在存在多云层和下视山脉等复杂背景的情况下,模型的检测效果并不理想。如图3所示,图3(a)展示了目标在下视山脉背景下的图像,该背景下存在大量盲元,网络模型易将这些盲元误判为目标,从而增加虚警率;图3(b)展示了目标在多云层背景中的图像,该背景中亮云与暗云呈无规律分布,

而亮云的特性与目标特征相似,同样网络模型在该背景下也易出现虚警现象。

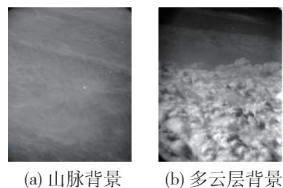


图3 红外小目标存在于复杂背景下图像

上述分析表明,在复杂背景下对红外小目标进行检测时,常常会遭遇环境干扰导致模型虚警或漏检等问题,为了提高检测性能,本文引入 Coordinate Attention 简称CA注意力机制^[10],以抑制复杂背景信息对模型的影响。

CA注意力机制的核心思想是对输入特征图每个位置的特征进行加权,使得网络更加关注目标物体的位置信息。CA注意力模块如图4所示,该模块通过计算每个位置坐标值的嵌入向量,对其进行注意力计算得到一个加权系数,再将加权后的特征图送入下一层网络中进行后续处理。由于CA注意力在计算空间位置的注意力权重时,考虑了图像的位置信息,因此更加注重局部的特征信息,可以更好地捕获红外图像中的细节信息,以削弱复杂背景为网络检测红外小目标带来的干扰。

2.3 感受野改进

本文研究的机载红外小目标尺寸较小,同时红外图像中存在大量背景噪声,很大影响目标检测的准确性。为了更精准地检测红外小目标,引入了RFB模块^[11],扩大网络模型的感受野范围。通过增加感受野范围,RFB模块能够提高网络模型对红外小目标的检测能力。此外,红外小目标通常具有对称性和规则性,其中心位置的低层级特征对目标检测尤为重要。因此,RFB模块进一步强化中心位置低层级特征的重要性,提高了网络模型的检测精度。因此,引入RFB模块对红外小目标的检测效果较好。RFB-3模块如图5所示。

根据图5所示,RFB-s模块采用多分支结构,其中

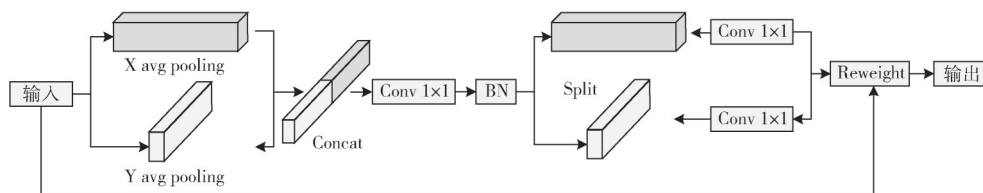


图4 CA注意力模块

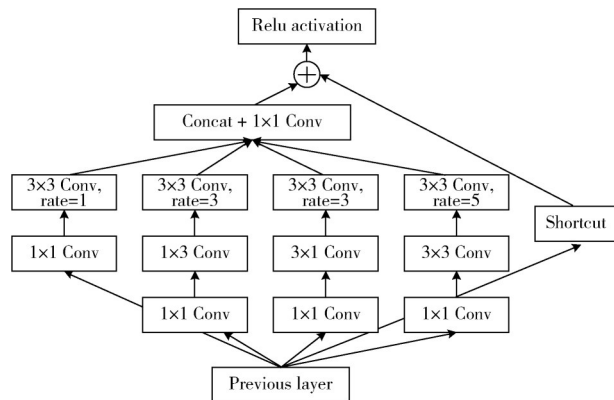


图5 RFB-s模块组成示意图

各分支的卷积核具有不同的膨胀率,以适应小目标检测任务。然而,该模块在机载场景下的红外小目标检测方面仍适用性不强。为此,本文结合实验结果,对RFB-s模块进行优化改进,降低了最大感受野增强分支中膨胀卷积的膨胀率系数,将输入特征图先分别经过右侧的 1×1 和 3×3 卷积层处理,再送至膨胀率为3的膨胀卷积层中,降低该分支中的感受野大小,减少了背景对小目标检测的干扰,同时增强了网络对小目标的检测能力。改进后的RFB-s模块简称IRFB-s,其结构如图6所示。

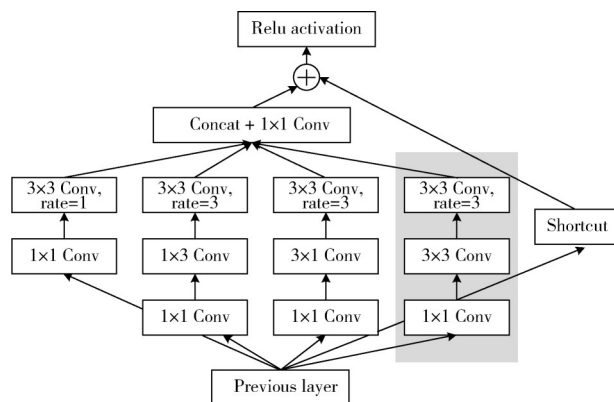


图6 IRFB-s模块组成示意图

3 实验结果与分析

3.1 环境搭建

本文实验目标检测网络模型的训练和推理环境按表1所示的配置进行搭建,并采用相应的硬件环境进行

支持。

表1 目标检测网络模型实验平台参数配置

配置项	配置详情
编程语言	Python3.7
深度学习环境	Pytorch1.11+CuDa11.6+Cudnn8.3.2
CPU	12th Gen Intel(R) Core(TM) i5-12400F 2.50 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX3090
操作系统	Windows 10
内存/GB	16.0

3.2 数据集构建

本文采用机载远程红外探测系统获取了不同远距离场景下的无人机目标数据,所采集的视频分辨率为中波 640×512 ,帧频为 75 Hz。目标主要涵盖小型无人机、鸟类、飞行器等红外辐射显著的小尺寸目标。背景类别包括天空(纯空背景)、云层(多云、少云)、山脉、海洋等多种复杂场景,以覆盖不同环境的检测需求。图像标定依据为目标在图像中的实际像素范围及其红外特征显著程度,采用矩形框对目标进行标注,标注过程中遵循目标边缘完整、背景干扰最小化的原则,确保训练数据的有效性和一致性。从包含目标的视频中,手动挑选共计 10 000 张图片。使用 LabelIng 软件进行标注,将其组合成机载远程红外小目标数据集。最后将该数据集按 9:1 的比例划分训练集和测试集。本文机载红外小目标数据集的部分样本如图 7 所示。

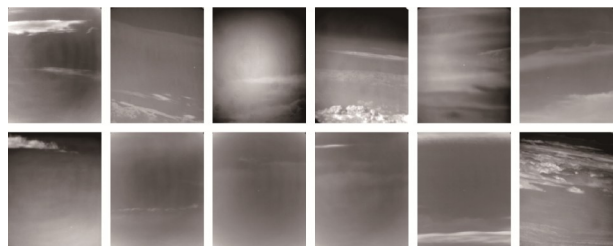


图7 机载红外小目标部分数据集

3.3 评价指标

本文使用精度(Precision)、召回率(Recall)和平均精确率均值(mAP)^[12]这3个指标评估目标检测模型的性能表现。精度又称为查准率,表示网络模型在预测过程中正确地预测为正样本的数量与所有被预测为正样本的数量之比,如式(1)所示:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (1)$$

其中,TP(True Positive)为真正例,实际为正样本且被正确预测为正样本的数量;FP(False Positive)为假正例,实际为负样本但被错误预测为正样本的数量。

召回率又称查全率,表示网络模型在总的正样本数中找回的正样本个数占比,如式(2)所示:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (2)$$

其中,FN(False Negative)为假反例,实际为正样本但被错误预测为负样本的数量。

平均精确率AP可有效度量网络模型在各个类别上的性能表现,反映分类准确性与召回率之间的权衡,计算方法是所有类别的PR曲线中的Precision求平均,具体公式如(3)所示:

$$\text{AP} = \int_0^1 P(r) dr \quad (3)$$

其中, $P(r)$ 为Precision-Recall曲线函数,表示在不同召回率阈值下的精确率。

3.4 训练步骤

本文实验使用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent,SGD)优化器^[13-14]对模型的可学习参数进行更新,其动量值为 0.937,权重衰减值为 0.000 5。在训练过程中,初始学习率设置为 0.01,采用余弦退火方法更新学习率^[15],确保最小学习率不低于 0.001。同时,设置 4 个数据加载线程和每批次 16 个样本的训练数据。在训练过程中,不使用任何预训练权重,从零开始训练,共训练 300 个 epoch。

3.5 实验结果分析

为了系统评估本文所提 AIR-YOLOv7 算法中引入或改进的各个模块对机载平台红外小目标检测的性能优化作用,通过消融实验对各个模块的有效性进行对比验证。本文所引入或改进的模块包括 CA 注意力机制模块(CA)、引入微小检测头同时去除用于大目标检测的检测头(TH)、针对机载红外小目标特性对 RFB-s 进行改进后的模块(IRFB-s)。具体模块在网络中的位置可参考图 1。

表 2 中 Params 为参数量,指神经网络中可训练参数的总数量;FPS 为每秒帧率,是衡量模型推理速度的关键指标;mAP 为平均精度均值,是目标检测任务中最核心的综合评估指标。由表 2 可知,引入 CA 注意力模块在几乎不改变参数量的情况下提高了目标检测模型的 mAP 值 0.07 个百分点;针对目标检测头的修改大幅降低了模型参数量,同时也实现了 1.33 个百分点的 mAP 提升;最后,改进后的 RFB-s 模块能更加适应本文所使用的目标检测数据集,进一步提高了目标检测准确率,其 mAP 达到了 97.09%。

为了进一步提升模型的精度和泛化能力,本文将实例迁移的思想引入本文 AIR-YOLOv7 算法中,使用

表2 改进模块性能对比

CA	TH	IRFB-s	Params/M	FPS	mAP/%
×	×	×	37.620	114.26	95.23
√	×	×	37.762	112.34	95.30
√	√	×	26.248	108.37	96.63
√	√	√	26.661	102.09	97.09

实例迁移中的重要性采样方法,即筛选对模型有利的数据样本扩充本文 AIR-IST 数据集以实现模型性能的提升。

本文对3种红外小目标数据集,即本文数据集、SIRST数据集以及一些地/空背景下的红外图像弱小飞机目标检测跟踪数据集(DSAT)进行了分析。通过对这些数据集中的目标及其周围三维 mesh图进行研究,如图8所示,可以明显观察到3种数据集下的红外小目标均呈高斯分布特征。基于这类特征,本文选择了800张DSAT数据集和400张SIRST数据集种与本文数据集目标特性相似的图像,以此扩充数据集后进行训练。

为了评估实例迁移方法对于本文提出的机载红外小目标检测算法 AIR-YOLOv7 性能的提升效果,本文设计了一系列实验。其中,实验1使用本文数据集中的图像进行训练,并在验证集上进行性能评估。实验2、3和4均使用实例迁移学习方法,扩充数据集,增加样本数量。实验2使用SIRST数据集中筛选出的700张图像扩充本文数据集,共计10 700张图像输入网络进行训练,并在验证集中进行性能评估。实验3使用DAST数据集中筛选出的700张图像扩充本文数据集,共计10 700张图像输入网络进行训练,并在验证集中进行性能评估。实验4同时使用SIRST数据集和DAST数据集中各筛选出的350张图像扩充本文数据集,共计10 700张图片输入网络进行训练,并在验证集

中进行性能评估。实例迁移方法中的实验1~实验4均基于相同规模的训练集进行实验,采用不同的子集进行迁移扩充,并控制总训练数据量一致,确保实验结果的可比性。各实验对比的重点在于不同来源数据对模型性能的影响,而非数据规模差异带来的效果变化,从而保证评估的公平性与结论的有效性。

根据表3中的数据,实验1的结果表明,在不使用迁移学习方法的情况下,本文提出的机载红外小目标检测算法 AIR-YOLOv7 的性能表现较好,召回率为95.58%,精度为96.44%,mAP值为97.09%。实验2使用实例迁移学习方法,根据目标分布特性,从SIRST数据集筛选样本对数据集进行扩充后,精度和mAP分别提高了0.77和0.69个百分点。实验3则利用DAST数据集样本对本文数据集进行扩充,召回率、精度以及mAP均有不同程度提高,分别提升了0.08、0.38和0.22个百分点。实验4在融合以上两种数据集样本对本文 AIR-IST 数据集进行迁移扩充后,精度和mAP得到进一步提升,分别提高了0.6%和0.96%。这些结果表明实例迁移学习方法在机载红外小目标检测算法中具有显著的性能提升作用。

表3 实例迁移性能对比 (%)

实验	Recall	Precision	mAP
实验1	95.58	96.44	97.09
实验2	94.75	97.21	97.78
实验3	95.66	96.82	97.31
实验4	95.53	97.04	98.05

图9对比了YOLOv7算法和本文提出的机载红外小目标检测算法 AIR-YOLOv7 在复杂背景下的部分检测结果。原算法在少数复杂场景中具有不错的检测效果,但在场景4和场景5中的红外小目标检测效果较

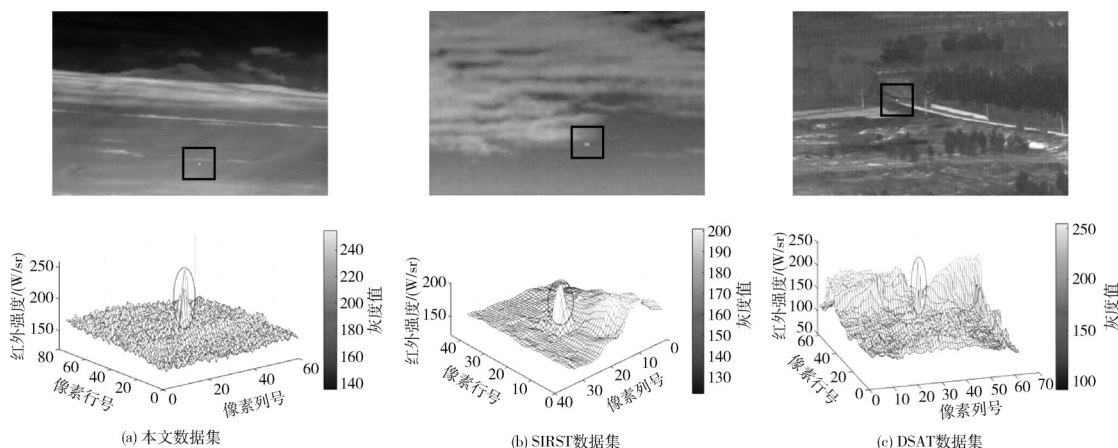


图8 不同数据集目标分布特性对比

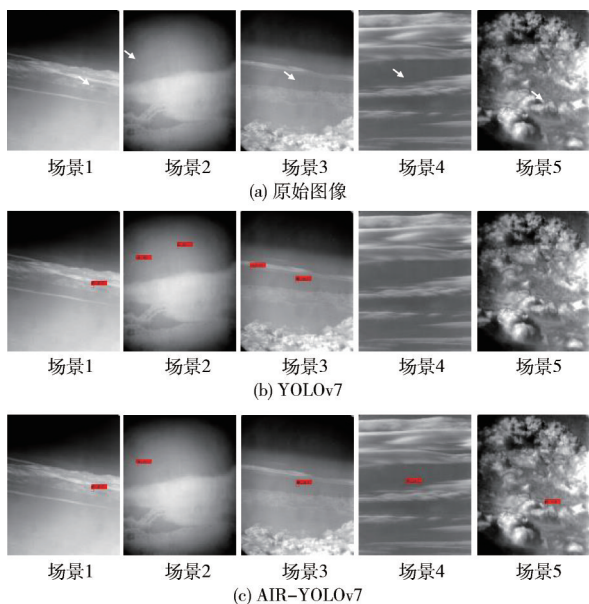


图9 复杂背景下红外小目标检测结果对比

差。此外,在存在较多噪点的复杂背景下易产生虚警,导致误检现象。而改进后的AIR-YOLOv7算法能有效地解决上述问题,在各种复杂场景下进行红外小目标检测时表现良好。

4 结论

本文针对复杂背景下的红外小目标提出了一种改进的机载小目标检测算法AIR-YOLOv7,并结合实例迁移学习的方法对数据集进行扩充,以此提高算法性能。实验结果表明,AIR-YOLOv7算法在面对机载复杂场景下的红外小目标具有更好的检测效果,mAP值达到97.09%,同时FPS达到102.09帧/s。通过实例迁移方法对本文数据集进行少量扩充后,算法的mAP值就提升了0.96个百分点。这些结果表明,AIR-YOLOv7算法具有更好的适应性和鲁棒性,对于机载红外小目标检测具有更高的实用性。该研究为后续在移动边缘计算平台上实现机载红外小目标检测提供了重要基础,未来将进一步探索并改进算法,以提高其性能和适应性。

参考文献

- [1] XIN J, CAO X, XIAO H, et al. Infrared small target detection based on multiscale kurtosis map fusion and optical flow method[J]. Sensors, 2023, 23(3): 1660.
- [2] MAN Y, YANG Q, CHEN T. Infrared single-frame small target detection based on block-matching[J]. Sensors, 2022, 22(21): 8300.
- [3] ZHANG G, MA H, HAMDULLA A. Infrared small target detection using regional feature difference of patch image[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3277.
- [4] FAN M, TIAN S, LIU K, et al. Infrared small target detection

based on region proposal and CNN classifier[J]. Signal, Image and Video Processing, 2021, 15(8): 1927-1936.

- [5] ZHANG W, FENG W, LI M, et al. A saliency-transformer combined knowledge distillation guided network for infrared small target detection[C]//Signal and Information Processing, Networking and Computers: Proceedings of the 10th International Conference on Signal and Information Processing, Networking and Computers (ICSINC). Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 88-95.
- [6] 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[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [7] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13708-13717.
- [8] LIU S, HUANG D, WANG Y. Receptive field block net for accurate and fast object detection[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 385-400.
- [9] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117-2125.
- [10] 汪兴,韩志科,黄晓辉,等. RGE-YOLO:下采样与注意力机制融合的缺陷检测方法[J/OL]. 计算机工程与应用, 1-15 [2025-11-06]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.TP.20251020.1644.004>.
- [11] 王康云,王成彪,陈兴通. 基于YOLOv5的交通场景目标检测方法改进与实现[J/OL]. 汽车实用技术, 1-5 [2025-11-06]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1394.th.20250613.1001.002>.
- [12] 虎风林. 基于深度学习的遥感图像舰船检测与分类识别研究[D]. 银川:宁夏大学,2022.
- [13] 张海超. 基于梯度与进化的神经网络训练与架构优化研究[D]. 上海:东华大学,2023.
- [14] 吴慰. 深度学习模型中梯度下降优化器的动态学习过程研究[D]. 武汉:武汉大学,2022.
- [15] 唐振超,韦蔚,罗蔚然,等. 融合余弦退火与空洞卷积的遥感影像语义分割[J]. 遥感学报,2023,27(11):2579-2592.

(收稿日期:2026-01-04)

作者简介:

刘彤(1997-),女,硕士,助理工程师,主要研究方向:图像处理、计算机视觉。

宋嘉乐(1997-),男,硕士,工程师,主要研究方向:人工智能、飞行控制。

李志和(1997-),男,本科,工程师,主要研究方向:图像处理、计算机视觉。



扫码下载电子文档