

密集星场下空间暗弱群组目标检测方法

李亦然^{1,2}, 聂宏宾¹, 杨紫骞^{1,2}, 卞春江¹

(1. 中国科学院国家空间科学中心复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学计算机科学与技术学院, 北京 100049)

摘要: 在密集星场下的空间目标与背景特征高度相似, 检测中容易导致大量虚警的产生。此外, 空间目标在远距离探测条件下往往呈现暗弱特征, 且在运动过程中会受到高亮恒星遮挡, 造成检测困难、漏检率高。针对以上问题, 提出一种基于 YOLOv8 框架的大核深度不同层级可分离卷积, 结合灰度及连通域判别精细化目标分割的密集恒星背景暗弱空间目标检测模型 FRR-YOLOv8。首先, 使用 C2f 卷积层替代原 YOLOv8 网络 SPPF(Spatial Pyramid Pooling Fast)模块的普通卷积层, 通过将不同层级的特征图进行卷积, 使模型可以获得更多的上下文信息, 促进对小物体、低信噪比(SNR)目标的检测, 解决目标因暗弱特征导致的漏检率高的问题; 其次, 使用 RTMdet(Real-Time Models for object detection)结构作为 YOLOv8 网络的头部网络(Head)部分, 通过在模型结构的基本单元引入大核深度可分离卷积增大感受野, 并平衡不同分辨率层级间计算量、参数量, 增加基本构建单元的特征提取能力, 并在该模块结合灰度及连通域判定将目标区域由整体框选精细定位至个体邻域, 解决因背景恒星密集带来的检测干扰。改进算法在仿真图像数据集和真实图像数据集上均进行了实验, 在 SNR 范围为 0.5 dB~1 dB 的图像数据集上, 均值平均精度(mAP@0.5)可达到 94.6%, 相较于原始的 YOLOv8 模型提高了 10.8 个百分点, 证明 FRR-YOLOv8 模型对暗弱空间目标检测的有效性。

关键词: YOLOv8; 深度学习; 空间目标; 密集背景; 低信噪比

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0070576

Detection Method for Space Dim and Weak Group Targets in Dense Star Fields

LI Yiran^{1,2}, NIE Hongbin¹, YANG Ziqian^{1,2}, BIAN Chunjiang¹

(1. Key Laboratory of Electronic Information Technology for Complex Aerospace Systems,

National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

【Abstract】 The high similarity between spatial targets and background features in dense star fields can easily lead to numerous false alarms during detection. In addition, space targets often exhibit weak and dim features under long-distance detection conditions and are obstructed by bright stars during motion, resulting in difficult detection and high missed detection rates. In response to these issues, this study proposes a dense stellar background dark and weak spatial object detection model FRR-YOLOv8 based on the YOLOv8 framework, which uses a large kernel depth and separable convolutions at different levels and combines grayscale and connected domain discrimination to refine object segmentation. First, the C2f convolutional layer is used to replace the ordinary convolutional layer of the Spatial Pyramid Pooling Fast (SPPF) module in the original YOLOv8 network. By convolving feature maps at different levels, the model can obtain more contextual information, promote the detection of small objects and low signal-to-noise ratio targets, and solve the problem of high missed detection rate caused by weak target features. Second, the Real Time Models for object detection (RTMdet) structure is used as the head part of the YOLOv8 network. Large kernel depth separable convolutions are introduced into the basic units of the model structure to increase the receptive field, balance the computational and parameter requirements between different resolution levels, and increase the feature extraction ability of the basic construction units. In this module, the grey level and connected domain judgment are combined to finely locate the target area from the overall frame selection to the individual neighborhood, solving the detection interference caused by dense background stars. The improved algorithm is tested on both simulated and real image datasets. The mAP@0.5 index reaches 94.6% on image datasets with signal-to-noise ratios ranging from 0.5 dB to 1 dB, which is 10.8% higher than that of the original YOLOv8 model. This result proves that the FRR-YOLOv8 model can detect targets in dark and weak spaces.

【Key words】 YOLOv8; deep learning; space target; dense background; low Signal-to-Noise Ratio (SNR)

基金项目: 民用航天技术预先研究项目(D030312)。

作者简介: 李亦然, 女, 硕士研究生, 主研方向为空间目标检测; 聂宏宾, 高级工程师; 杨紫骞, 博士研究生; 卞春江(通信作者), 研究员。

收稿日期: 2024-11-04

修回日期: 2025-01-18

E-mail: bianchunjiang@nssc.ac.cn

0 引言

空间目标泛指活动在地球外部空间的各种飞行物体,如各国通信及观测卫星、废弃卫星和火箭与卫星残骸等。随着科技的发展和国家对太空安全的日益重视,越来越多的空间目标被送入太空,1957 年 10 月 4 日,苏联在拜科努尔航天中心向太空中发射了第一颗人造卫星^[1](Sputnik-1)。根据 CelesTrak 网站最新的统计数据显示^[2],在编的空间目标数量已经超过 6 万颗,其中有效载荷超过 1 万颗。在轨卫星数量不断增加的同时,空间碎片的数量也急剧增加,使得空间碰撞风险急剧攀升。空间碎片撞击轻则导致航天器表面性能衰减、功能丧失,重则会对航天器结构、光学系统、电子系统、通信系统等有效载荷造成严重的损伤,甚至导致航天器整体发生爆炸、解体,对此,发展空间目标检测技术至关重要。

在密集星场的背景下,空间目标探测场景中包含了大量的恒星、行星和空间碎片等干扰因素,在远距离观测条件下,目标的能量极为微弱,没有显著区别于背景的特征,导致在检测过程中很容易产生大量虚警。此外,空间目标成像后暗弱特征导致其信噪比(SNR)极低,几乎淹没于背景中,也给检测带来了很大困难。因此,暗弱空间运动目标检测已成为空间目标检测的一个重要领域,研究在密集星场背景下的暗弱空间目标具有重要的军事意义和广泛的应用前景。

传统目标检测算法的工作原理主要依赖于手工特征提取技术,例如 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)^[3]、HOG(Histogram of Oriented Gradients)^[4]、Haar^[5]等特征提取方法,可以有效地检测一些简单、体积较大、特征较显著的物体,但对于小目标检测效果相对较差。在以上这些基本传统算法的基础上,针对存在运动的小目标检测领域,后续有管道滤波^[6-7]、动态规划^[8-9]、滑动窗口^[10]等检测技术的提出。这类算法将目标在连续帧间的运动信息考虑在内,一定程度上减少了对目标本身特征的依赖,效果优于基础特征提取目标检测算法。但是在目标与背景高度相似、背景密集的情况下,这类方法计算量急剧增大,有大量虚假目标轨迹会被考虑在内,导致算法实时性差,很难满足应用需求。综上所述,传统方法在目标特征较显著、背景较简单的情景下适用,但对于密集场景暗弱目标的检测问题有很大局限性,性能不佳。

随着深度学习网络的快速发展,目标检测问题也可以用深度学习来解决^[11]。单阶段和两阶段检测是深度学习领域目标检测的两大类网络,其中单阶段检测以 YOLO 系列^[12-13]为代表,两阶段网络以 R-CNN 系列^[14]为代表。此外,还有以 Transformer 为代表的注意力机制^[15-16]网络。R-CNN 通过融合深度学习和区域建议技术,将目标检测问题转换为区域上的分类问题,具有简单、可扩展的优点,但因卷积操作频繁,存在较多重复计算,导致参数量大、计算量大,制约了算法的性能,实时性较差。Fast R-CNN^[17]和 Faster R-CNN^[18]是对循环神经网络的逐步改进,虽然改进后共享卷积层的思想在一定程度上提高了算法的速度,减少了部分冗余参数,但因全连接层的存在使得该系列网络的运算速度仍不理想。YOLO 系列网络^[19-20]将检测重新定义为一个单一的回归问题,大幅提升了模型检测性能。此后的 YOLOv3^[21]、YOLOv5^[22]增加了上下文信息模块和特征金字塔网络,提出了 DarkNet53 新基础网络,并优化了卷积模块的结构,尽可能多地提取目标信息。但是在目标本身特征较少时,单阶段网络无法兼顾快速性与准确性。YOLOv8^[23]提出新的骨干网络和损失函数,是单阶段网络在小目标检测领域的一大突破,Bottleneck 模块的使用借鉴残差网络的思想,让更多的目标信息得以保留,无锚节点(Anchor-Free)的设计又保证了 YOLOv8 模型的轻量化,适用于实时性要求高的检测任务,但是对于暗弱目标的检测仍具有一定的挑战性。

以上研究表明,当前目标检测领域已有一定的研究基础,但针对能量低、特征不显著的暗弱小目标检测仍存在漏检率高、虚警率高的问题,缺少提取能力强、适应性强的检测手段。为解决密集恒星背景下空间暗弱目标检测的多种问题,本文提出以 YOLOv8 网络为基础框架的改进模型 FRR-YOLOv8。使用 C2f 卷积层替代 YOLOv8 网络 SPPF 模块的普通卷积层,将卷积后的图像分为输出端和 Bottleneck 模块提取特征部分,改善模型对目标特征的学习效果。该模块的改进提升了网络对于暗弱特征的学习能力,解决了目标漏检率高的问题。此外,使用 RTMdet(Real Time Models for object detection)结构作为 YOLOv8 网络的 Head 部分,引入大核深度可分离卷积增大感受野,增强基本构建单元的特征提取能力,并结合灰度及连通域判定将目标区域由整体精细定位至个体邻域,此部分改进在原网络基础上增加了细粒度判别模块,能够更精准地定位个体目标,解决因背景恒星密集带

来的检测干扰,降低虚警率。使用仿真图像数据集和真实图像数据集验证所提算法,达到了较好的检测效果。

1 暗弱空间目标检测改进方法

本文采用的整体算法以 YOLOv8 为基准,在此基础上进行模块改进,并结合必要的预处理步骤,去

除由探测器、空间环境中的杂散光、宇宙线等因素在成像过程中产生的噪声干扰,利用掩膜手法去除恒星干扰,经改进的检测网络,最终达到检测暗弱空间小目标的目的,整体算法流程如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版,下同)。该算法整体分为图像预处理和目标检测两个阶段,本节详细介绍各模块具体算法及流程。

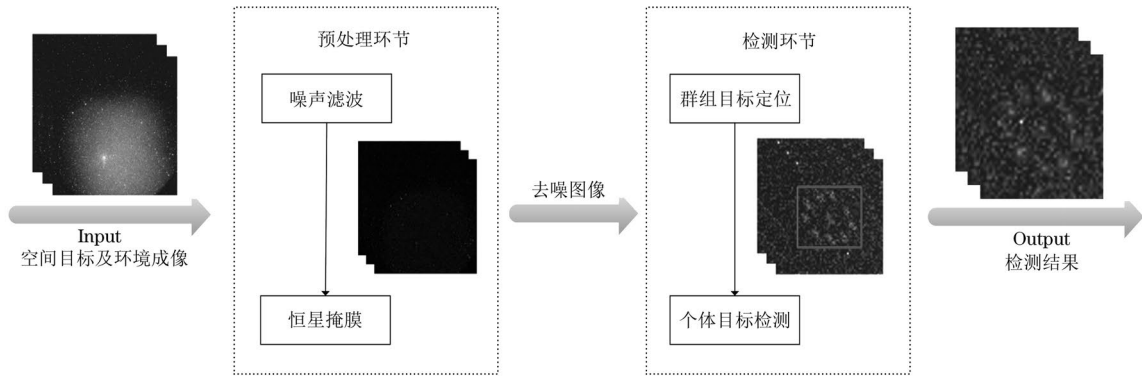


图 1 算法流程

Fig.1 Algorithm flow

1.1 预处理模块

密集星空背景下的目标检测,由于受到大量与目标相似的密集恒星和背景噪声的干扰,使检测难度加大,容易造成漏检和虚警。加入图像预处理环节十分必要,该步骤主要目的是去除大量的噪声和恒星干扰,降低检测难度,提高检测精度。分析图像拍摄条件与过程,针对其背景干扰因素分别采取不同的去除方法,如表 1 所示。

表 1 图像预处理方法

Table 1 Image preprocessing methods

去噪环节	具体步骤	针对噪声/干扰
噪声滤波	Top-hat 滤波	非均匀背景
	均值滤波	高斯噪声
	中值滤波	宇宙线噪声
恒星掩膜	阈值分割	高亮恒星
	帧差法	大量较暗恒星
	孤立点判断	残余边缘

1.2 检测模块

YOLOv8 算法使用 Anchor-Free 的检测方式,在小目标检测以及模型轻量化方面有一定的优势,且可扩展性强,便于和其他模型结合。针对本文的空间暗弱小目标检测应用场景,选择 YOLOv8 网络为基础框架,在此基础上提出多层、大内核卷积结合目标及邻域精细化分割的检测模型(FRR-YOLOv8),整体网络结构如图 2 所示。

YOLOv8 网络结构主要由 3 个部分组成:骨干网络(Backbone)负责从输入中提取图像中空间目

标的灰度、构型分布等语义特征及背景的抽象信息;颈部网络(Neck)用来整合骨干网络提取的目标区域特征信息,增强群组空间目标高阶与低层次的特征信息融合;头部网络(Head)则是对感兴趣的群组空间目标区域进行分类和检测,找到整幅图像中的空间目标区域。

YOLOv8 训练前不再对当前训练数据聚类出多个宽高的锚框参数,而是通过定位目标物体的一个或者多个关键点并组合来限定它的搜索空间,然后通过回归点到边界框的距离或回归框的长宽来形成检测框,大幅提升模型的检测速度和精度。YOLOv8 在确定边界框时使用的损失函数为 CIOU, CIOU 将目标框 Anchor 之间的距离、重叠率、尺度以及惩罚项都考虑进去,使得目标框回归变得更加稳定,相比早期 YOLO 版本^[24]中用的 IoU 和 GIoU 避免了发散等问题, CIOU 计算公式如式(1)~式(4)所示:

$$r_{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1)$$

$$r_{CIOU} = r_{IoU} + \frac{\rho^2(b, b_{gt})}{c^2} - \alpha v \quad (2)$$

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

$$\alpha = \frac{v}{1 - r_{IoU} + v} \quad (4)$$

式中: r_{IoU} 为真实框与预测框的交集与并集之比; b 为预测框中心点坐标; b_{gt} 为真实框中心点坐标;

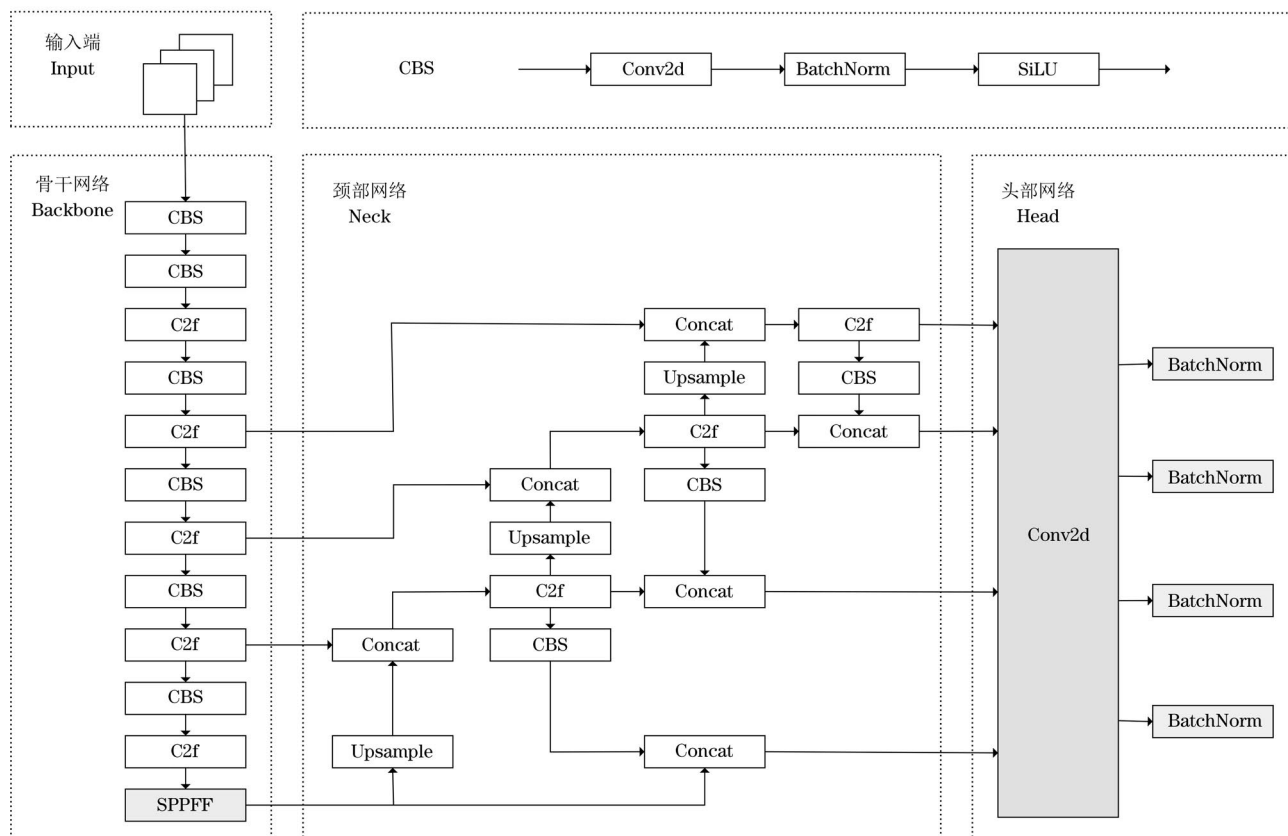


图 2 YOLOv8 网络结构

Fig. 2 YOLOv8 network structure

$\rho^2(b, b_{gt})$ 代表了预测框和真实框中心点的欧氏距离; c 代表的是能够同时包含预测框和真实框的最小闭包区域的对角线距离; w_{gt} 、 h_{gt} 分别为真实框的宽和高; w 、 h 分别为预测框的宽和高; α 为权重系数; v 衡量预测框和真实框之间的宽高比一致性。

YOLOv8 解耦头 (Decoupled Head) 结构将分类和检测两部分分离, 能有效减少参数数量和计算复杂程度, 两条并行的分支分别提取类别和位置信息, 增强了模型的鲁棒性, 可以更好地建立位置和类别之间的关系。

本文在 YOLOv8 的基础上, 将骨干网络模块中的普通卷积层改为带有 Bottleneck 结构的 C2f 卷积层。由于研究的目标特征暗弱, 单层提取容易造成信息大量丢失, 因此加入类似残差块的结构使得模型能更多地保留暗弱目标的灰度和分布等图像细节信息。在 Head 网络部分引入 RTMdet 结构, 共享多层卷积层的参数, 控制模型体量, 经 BatchNorm 层计算后, 结合精细化的对群组目标与邻域区域的灰度判别及分割, 使模型在本应用场景下, 定位到群组目标区域后, 能够进一步分割个体目标与背景恒星。

1.2.1 骨干网络 SPPFF 模块

原始 YOLOv8 模型中 SPPF 模块使用的普通

卷积层, 仅由卷积、归一化、激活函数三部分组成, 对于较小的目标在特征提取方面有一定的缺陷, 且本文的研究对象空间目标因探测距离远, 特征更加暗弱, 原卷积过程中会丢失较多特征信息, 导致漏检率高。对此, 将普通卷积层改为 C2f (CSP Bottleneck with 2 Convolutions) 卷积层, 其包含两个卷积层和多个 Bottleneck 块, 如图 3 所示。

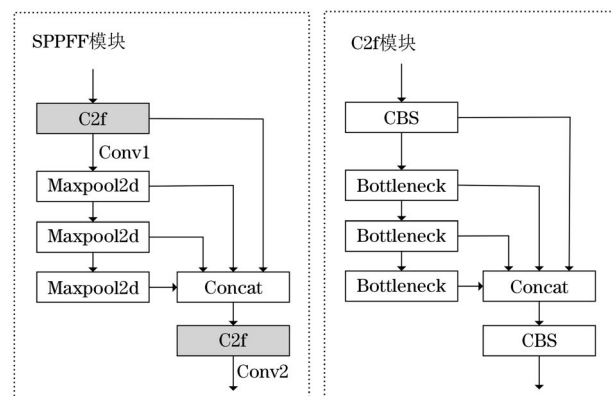


图 3 SPPFF 模块结构

Fig. 3 SPPFF module structure

输入数据经过第一个卷积层 Conv1 后, 将输出分为两个部分, 其中一个部分直接传递给最终输出, 另一个部分经过多个 Bottleneck 模块的处理, 最后将两个部分的结果在通道维度上进行拼接, 并经过

第二个卷积层 Conv2 得到最终的输出。通过分割输入的方式结合残差网络的思想,保留了更多的暗弱空间目标图像深浅层特征信息,且增强了模型的非线性特征表示能力。最后将不同层级的特征图进行卷积,使模型可以获得更多目标及背景信息,增强对特性不显著的小物体、低 SNR 暗弱目标的检测,提高检测精度。在本应用场景下,目标存在多个特征不显著的特点,且因和背景相似度高,普通卷积层很难有效捕捉目标特征信息,容易造成较高的虚警,而使用 C2f 卷积可以一定程度解决暗弱目标 SNR 低导致的特征不显著问题。

1.2.2 头部网络 RTM-R 结构

原始 YOLOv8 模型 Head 部分在不同的特征层级上分别使用独立的检测头,这就导致了模型参数的利用率低下,并且达不到高精度检测效果。对于不同的特征层级来说,其检测出的物体的特征在相对的尺度大小下应当是相近的,因此,选择用 RTMdet^[25] 结构替换 YOLOv8 本身 Head 的架构。该结构通过在模型结构的基本单元中引入大核深度可分离卷积增大感受野,并平衡不同分辨率层级间计算量、参数量,由于不同层级之间特征的统计量仍存在差异,保留 Normalization Layer,直接在共享参数的检测头中引入批归一化(BN)会导致其滑动平均值产生误差,因此让检测头共享卷积层,BN 分别独立计算。在此基础上,对经过 BN 计算后的确定群组目标感兴趣区域(ROI)的图像加入精细化目标定位与判别模块,两层连通域及灰度判定用于区分空间个体目标与密集恒星背景,将 ROI 细化到小目标邻域,形成 RTM-R 改进头部网络结构,如图 4 所示。

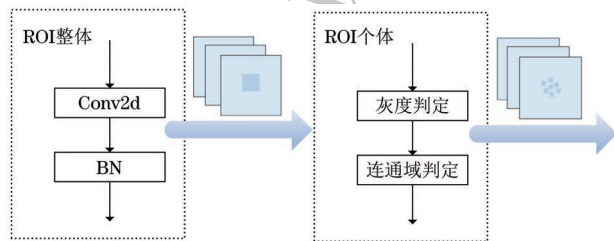


图 4 Head 改进结构

Fig.4 Head improved structure

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集

实验所用的数据由两部分构成,一部分是仿真图像序列,另一部分是真实拍摄星空图像叠加目标。数据集的图像分辨率为 1024×1024 像素,每个运动序列由 15 帧图像构成,每张图像包含星空背景、

噪声、空间目标 3 个要素。

2.1.1 仿真图像数据集

仿真数据共包含 200 个图像序列,每个序列有 15 帧图像,按照 1:1 的比例划分训练集与测试集,训练过程以训练至损失函数收敛结束。背景恒星依据 Hipparcos 星表、Tycho-2 星表、NOMAD 星表 3 个星表中记载的恒星数据生成,恒星的分布、密度、数量等均能够反映真实星空情况,共涵盖 5~18 星等的恒星,如表 2 所示,恒星成像大小与亮度正相关。

表 2 星表情况

Table 2 Star catalogue

星表	星等范围	恒星数量/颗	累计数量/颗
Hipparcos	6.0 以下	4 979	4 979
	6.0~7.5	21 806	26 785
	7.5~9.0	150 824	177 609
Tycho-2	9.0~10.5	425 807	603 416
	10.5~12.0	1 692 779	2 296 195
	12.0~13.5	7 083 058	9 379 253
NOMAD	13.5~15.0	24 670 782	34 050 035
	15.0~16.5	50 733 321	84 783 356
	16.5~18.0	92 304 337	177 087 693

目标灰度值依据卫星光度特性规律确定^[26-27],运动构型为逐渐分散的圆构型^[28],每张图像中的仿真共 10 个目标,仿真图像示例如图 5 所示。

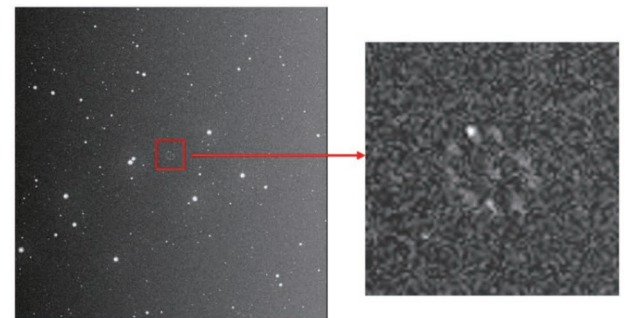


图 5 仿真图像

Fig.5 Simulation images

噪声的仿真以图像拍摄条件和星体实际情况为依据,分析探测器噪声、宇宙线噪声、恒星闪烁情况以及相机抖动产生的模糊情况,根据各部分成像规律,叠加高斯噪声、椒盐噪声、非均匀背景、运动模糊。所叠加噪声数值与对应的拍摄条件如表 3 所示。

仿真图像的局部 SNR 保持在 1 dB 以下,以反映空间暗弱目标处在密集恒星场的极低 SNR 情况,如式(5)所示:

$$r_{\text{SNR}} = \frac{m - m_b}{\sigma_b} \quad (5)$$

表 3 叠加噪声情况

Table 3 Overlay noise situation

噪声种类	对应条件	依据
高斯噪声	探测器噪声	探测器噪声 ^[29] 包含散粒噪声、光子噪声、1/f 噪声、色噪声等,整体成像可看作高斯噪声
椒盐噪声	宇宙线噪声	宇宙线噪声 ^[30] 是来自宇宙空间的各种高能粒子形成的射流,随机地出现在图像的任意位置,成像特性等同于椒盐噪声
像素置零	恒星闪烁	各帧随机置零一定比例像素点,模拟恒星随机闪烁情况
非均匀背景	杂散光	杂散光 ^[31] 指进入光学系统中的非目标成像的光线,造成图像背景的非均匀性,表现为灰度连续渐变分布的背景
运动模糊	相机抖动	成像系统和恒星之间会存在一定程度的相对运动,随机叠加模糊步长和角度模拟该情况

式中: m 表示目标区域灰度均值; m_b 表示背景邻域灰度均值; σ_b 表示背景邻域标准差。

2.1.2 真实图像数据

真实图像数据由中国科学院紫金山天文台小行星预警监测设备、中国科学院大视场光学望远镜等观测设备拍摄获得,涵盖了密集恒星、非均匀背景等情况,如图 6 所示。

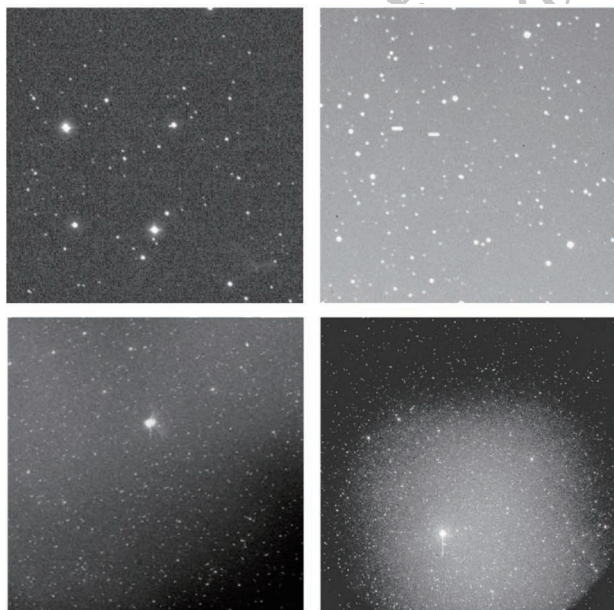


图 6 真实图像

Fig.6 Real images

真实拍摄图像中已经包含了探测器噪声、背景噪声,叠加目标时只加入恒星闪烁和相机抖动因素产生的干扰,并以相同方式叠加群组空间小目标,共形成 5 个 15 帧的图像序列,其余参数与仿真图像保持一致,同样按照 1:1 划分训练集与测试集,叠加后计算目标区域的局部 SNR 均值约为 0.5 dB。

2.2 实验环境配置及参数

实验使用的 PyTorch 框架,调用 GPU 进行实验分析。输入图像的尺寸设置为 800×800 像素, Batch Size 选取 16, Epoch 为 300,初始学习率设定为 0.001,动能设定为 0.9。具体实验环境如表 4 所示。

表 4 实验环境

Table 4 Experimental environment

名称	配置
操作系统	Ubuntu 22.04
开发环境	CUDA 12.2
GPU	NVIDIA RTX 3090 Ti 24 GB
Python	Python 3.8

2.3 评价指标

为了评价模型在本场景下目标检测的性能,选择召回率(Recall, R)、均值平均精度(mAP, r_{mAP})、参数量(Params)和处理速度 4 个指标来进行评价。

精度(Precision, P)代表了模型预测正确部分占预测结果的比例,其计算公式如式(6)所示:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (6)$$

式中: N_{TP} 表示正样本被正确预测为正样本的数量; N_{FP} 表示负样本被错误预测为正样本的数量。

召回率代表了模型预测正确的部分占 Ground Truth 的比例,其计算公式如式(7)所示:

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (7)$$

式中: N_{FN} 表示正样本被错误预测为负样本的数量。

均值平均精度综合了精度、召回率,是一个考虑了正确检测、漏检、虚警的综合性指标,其计算公式如式(8)、式(9)所示:

$$r_{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (8)$$

$$r_{mAP} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C r_{APi} \quad (9)$$

式中: r_{AP} 为平均精度; C 为类别总数。

参数量反映网络轻量化情况。处理速度以处理每张图片用时衡量,用来反映模型的实时性情况。

2.4 消融实验

以 YOLOv8 网络为基准,分别更改骨干网络 SPPF 模块和 Head 部分的基本结构,使用相同测试

集进行对比实验,目标检测结果如表 5 所示。结果表明,相较于基准模型,改进方法召回率提升了 16.7 个百分点,mAP@0.5 提升了 10.8 百分点,大幅提升了目标检测的准确率,且处理速度仅略慢于原始网络,在提升精度的同时保持了 YOLOv8 模型轻量化的优势,可以验证所提方法的有效性。

表 5 消融实验

Table 5 Ablation experimental results

网络	召回率/ %	mAP@0.5/ %	参数量/ 10^6	处理速度/ ms
YOLOv8	72.6	83.8	49.8	10.3
YOLOv8+SPPFF	83.3	90.1	80.0	10.7
YOLOv8+RTM-R	73.8	84.8	65.0	10.0
Ours	89.3	94.6	96.5	12.8

2.5 对比实验

验证改进的 YOLOv8 算法的先进性,在实验环境相同和初始训练参数不变的情况下将改进的 YOLOv8 小目标检测算法分别和 HOG+SVM 结合滑动窗口的传统算法、局部对比度(LCM)结合管道滤波(PF)的传统算法、Faster R-CNN 深度学习网络、DETR 及 RT-DETR 深度学习网络,以及 YOLO 其他版本和 YOLO 改进网络共 11 个算法进行对比实验,实验数据如表 6 所示。结果表明,改进的 YOLOv8 小目标检测算法在召回率和 mAP@0.5 指标上相较于其他主流算法处于领先地位,虽然参数量略多于部分算法,但较高的 mAP@0.5 能为暗弱目标检测的准确性提供保障,且相较于其余深度学习网络算法和传统检测算法,保证了较快的处理速度。

表 6 对比实验结果

Table 6 Comparative experimental results

网络	召回率/ %	mAP@0.5/ %	参数量/ 10^6	处理速度/ ms
HOG+SVM	47.1	4.1	—	1 600.0
LCM+PF	55.6	17.1	—	1 200.0
Faster R-CNN	75.0	67.0	108.0	38.9
DETR	68.7	64.2	129.0	28.0
YOLOv5	35.7	40.2	70.6	9.7
YOLOv6	67.8	77.2	140.8	28.8
YOLOv7	78.9	83.3	124.2	17.9
RT-DETR	86.5	80.2	234.0	25.7
MDS-YOLO	69.5	72.5	80.0	11.2
RSD-YOLO	87.8	89.6	102.0	14.3
DCD-YOLO	73.4	78.8	52.0	10.3
Ours	89.3	94.6	96.5	12.8

分析对比实验结果可知,HOG+SVM 算法利用了滑动窗口的思想,LCM+PF 算法利用了管道滤波的思想,如图 7 所示,虽然涵盖了目标运动信息及规律,但在密集的恒星背景下,这两种算法对于单幅图像中目标位置的判断就会出现大量的虚警,即把负样本错误判断为目标,导致 N_{FP} 值很大,精确率显著下降,进而 mAP@0.5 指标非常不理想。此外,传统方法处理速度明显慢于深度学习算法,在实时性要求较高的场景下难以达到目标。

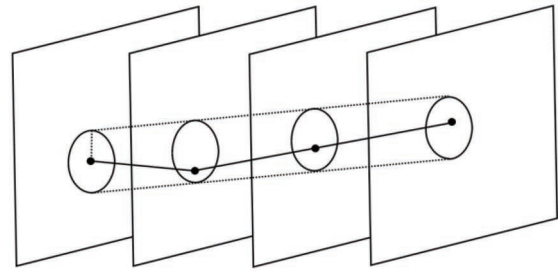


图 7 管道滤波示意图

Fig.7 Schematic diagram of pipeline filtering

在深度学习算法中,Faster R-CNN 是 R-CNN 系列最前沿的网络,相对于 YOLO 系列单阶段网络,Faster R-CNN 作为两阶段网络有着更优越的通用性和迁移性,模型鲁棒性更好。但是其卷积层提取到的特征图都是单层的,池化层有取整操作,这些步骤会丢失一定的特征提取精度。此外,全连接层占据了大量参数,导致模型整体参数量较大,计算较复杂,处理速度慢于单阶段网络,因而总体性能略逊色。DETR 模型摒弃了 YOLO 系列的非极大值抑制(NMS)、锚框(Anchor)等手工组件,将目标检测视为直接的集合预测问题,但是在小目标的检测效果中仍有欠缺。由于 DETR 会关注目标周围的位置信息,而本场景中的空间小目标、背景纹理相对来说非常复杂,导致 DETR 网络学习效果不佳,对目标的预测准确性不理想。RT-DETR 模型是 DETR 模型基础上实时性最好的深度模型,可实现实时端到端的目标检测,减少了后处理环节消耗的时间,并且能够快速捕捉目标信息,在较少的训练轮次就能展现出比较好的性能,在 COCO 数据集上的检测效果优势显著,但是在小目标检测方面精度不理想。在 YOLO 系列中,早期版本如 YOLOv5 就已在 COCO 数据集上展现了不错的性能,且模型较小,但是无法检测出特征不显著的目标。YOLOv6 采用无锚范式、优化回归损失和标签分配等策略,一定程度上提升了目标检测性能,但是模型规模相较于 YOLOv5 大 1 倍,实时性差。YOLOv7 主要提升了实时性,更加适用于高分辨率图像快速处理问题,针

对本文的研究场景适用性较差。此外,在以 YOLO 为基础框架的改进算法中,MDS-YOLO、RSD-YOLO、DCD-YOLO 均针对小目标检测做了相应改进,以上 3 种模型相较于原模型具有更好的小目标检测性能或具有更优的实时性,但是不适用于恒星场的密集背景,在平均准确率指标上表现不好。

本文改进的 YOLOv8 网络具有 YOLOv8 本身轻量化、小目标检测性能较好的优势,结合改进卷积层对特征的提取、改进头部网络对目标的精细化分类预测,总体性能与其他主流的传统算法和深度学

习算法相比都处于领先地位,也更加适用于暗弱目标检测和密集复杂背景的场景。

2.6 算法结果

2.6.1 预处理效果

本文介绍的预处理模块能够起到很好地抑制密集恒星场、降低虚警的作用,将同一帧序列预处理前后的图像灰度特征用三维图的形式展示,处理前后的图像及三维图如图 8~图 11 所示。其中,图 8、图 9 为仿真图像预处理前后效果,图 10、图 11 为真实数据图像预处理前后效果。

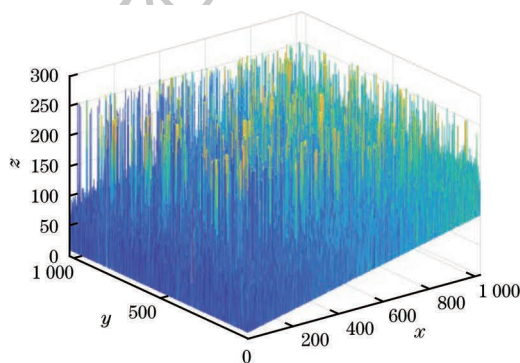


图 8 仿真图像及三维图

Fig.8 Simulation image and 3D diagram

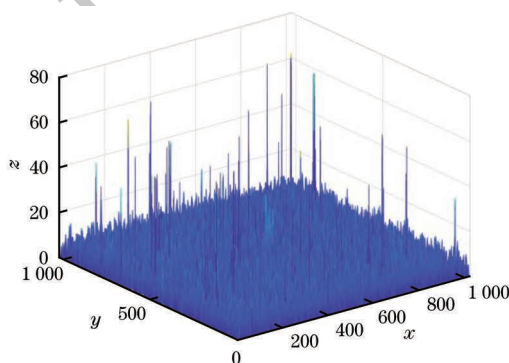
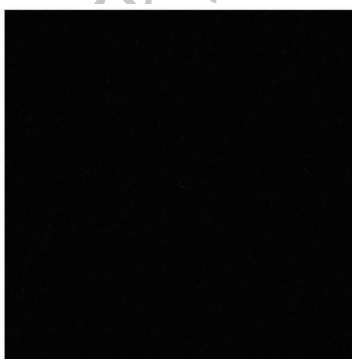


图 9 处理后的仿真图像及三维图

Fig.9 Processed simulation image and 3D diagram

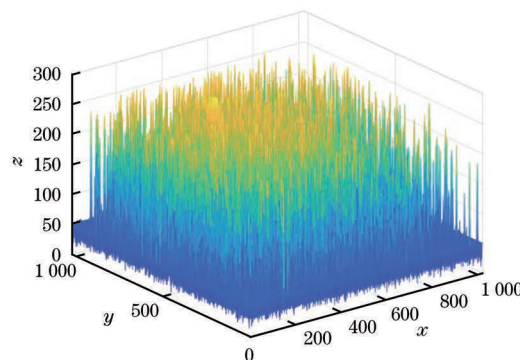
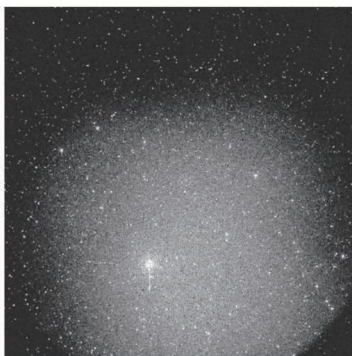


图 10 真实图像及三维图

Fig.10 Real image and 3D diagram

分析可视化结果可知,原始图像中的目标完全淹没在恒星背景及噪声中,如图 10 所示的图像

所在序列,背景干扰尤其严重,并且由于特征与背景相似、目标尺度小、无纹理特征等因素导致无法

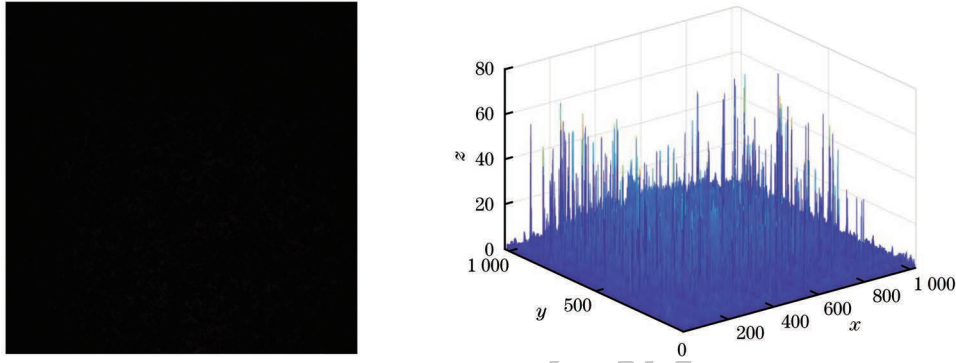


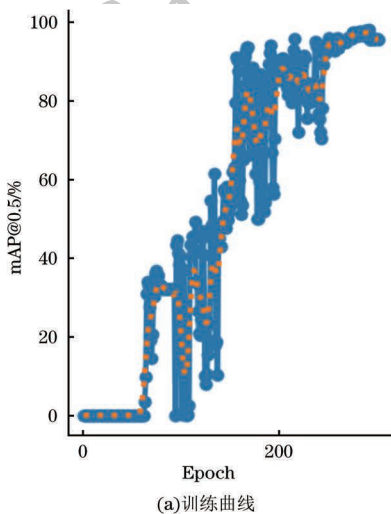
图 11 处理后的真实图像及三维图

Fig. 11 Processed real image and 3D diagram

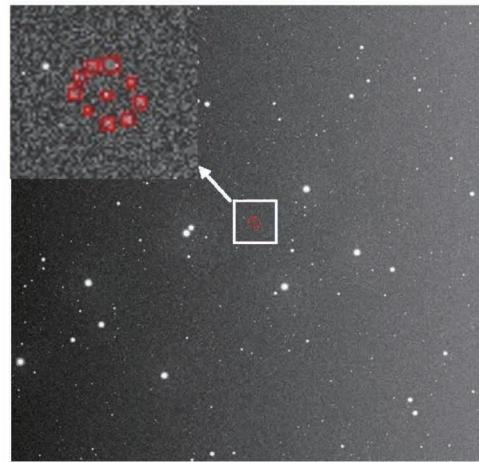
准确检测目标,且会存在大量虚警。经过去噪和掩膜步骤处理后的图像,去除了大量高强度恒星及噪声,大大降低了背景密集程度,并尽可能地保留了目标。预处理环节会有部分噪声残余,但是可以去除高亮恒星、面积较大连通区域噪声等,处理后残余的噪声为能量较低的孤立点,与目标呈现不同的特征,便于检测网络更准确地排除干扰,学习目标特征,为后续的检测环节奠定良好基础。

2.6.2 目标检测结果

将本文所提算法 FRR-YOLOv8 利用仿真数据集和真实数据集进行训练和测试,在 SNR 范围为 0.5 dB~1 dB 的仿真数据集上可以达到 94.5% 的准确率,如图 12 所示。其中,训练准确率曲线如图 12(a)所示,仿真图像测试效果如图 12(b)所示。在光线不均匀程度较高的情况下,经 SNR 为 0.5 dB 以下的真实图像序列训练后,检测准确率可以达到 83.3%,效果如图 13 所示。



(a)训练曲线



(b)检测效果

图 12 训练及检测结果

Fig. 12 Training and detection results

本文所提算法可以较好地应用于密集恒星背景空间暗弱目标的检测,但在目标间距离过近、目标与未完全去除的背景恒星距离过近的情况下会存在相应的漏检和虚警情况,如图 14 所示。其中,虚警情况如图 14(a)所示,漏检情况如图 14(b)所示。仿真数据和真实数据序列均会出现虚警或漏检情况,说明算法有一定的泛化性和通用性,但针对背景干扰严重以及群组目标距离过近情况还有提升空间。

3 结束语

本文针对密集背景暗弱空间目标检测,提出了

一种创新的检测模型算法 FRR-YOLOv8,该算法基于大核深度不同层级可分离卷积融合的策略,旨在提升暗弱目标检测精度。首先,使用 C2f 卷积层替代原 YOLOv8 网络 SPPF 模块的普通卷积层,通过将不同层级的特征图进行卷积,使模型可以获得更多的目标特征信息,增强对暗弱小物体、低 SNR 目标的检测,提高检测精度;其次,使用 RTMdnet 结构作为 YOLOv8 网络的 Head 部分,通过在模型结构的基本单元引入大核深度可分离卷积增大感受野,并平衡不同分辨率层级间计算量、参数量,增加基本构建单元的群组目标特征提取能力,确定 ROI

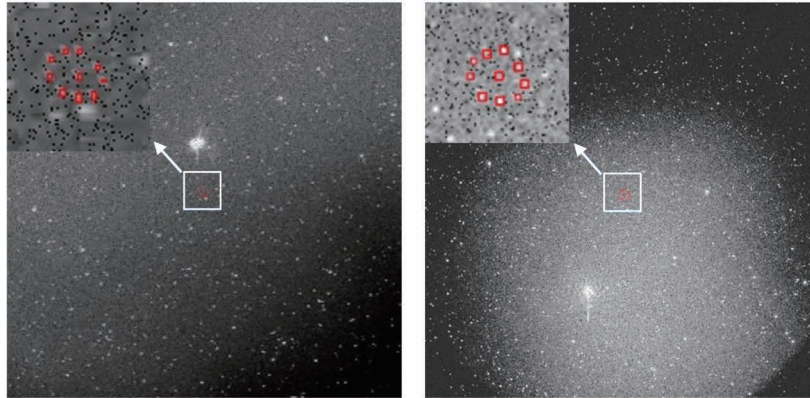
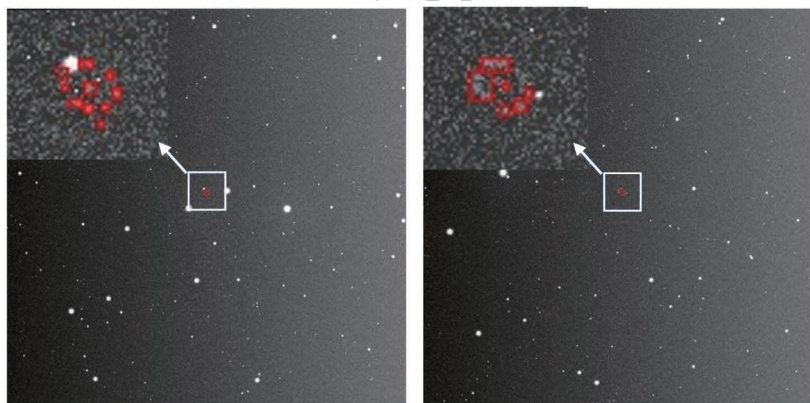


图 13 真实数据检测结果

Fig. 13 Real data detection results



(a)虚警情况

(b)漏检情况

图 14 虚警、漏检情况

Fig. 14 False alarm and missed detection

后加入灰度和连通域判定模块区分目标和背景恒星,缩小 ROI 至空间个体目标。本文所提 FRR-YOLOv8 模型提高了检测的平均精度,可满足空间暗弱目标检测的需求。

为了确保空间多目标的检测精度,计划进一步对目标粘连问题进行研究,其中将重点聚焦于多目标个体的精准检测和数量的准确预测。同时,还将对算法进行轻量化处理,在保持检测精度不变的前提下,有效缩减模型的参数规模,使模型更好地应用于资源受限的场景。

参考文献

- [1] KUZNETSOV V D, SINELNIKOV V M, ALPERT S N. Yakov Alpert: Sputnik-1 and the first satellite ionospheric experiment[J]. *Advances in Space Research*, 2015, 55(12): 2833-2839.
- [2] CelesTrak. SATCAT Boxscore [EB/OL]. [2024-10-20]. <http://www.celestrak.com/satcat/boxscore>.
- [3] LIU C, YUEN J, TORRALBA A. SIFT flow: dense correspondence across scenes and its applications[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 978-994.
- [4] DALY N, KHEMAKHEM F, LTIFI H. Optimizing facial detection using hybrid HOG-SVM method[C]//*Proceedings of the 10th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. Vallette, Malta: IEEE Press, 2024: 383-389.
- [5] BONDŽULIĆ B, STOJANOVIĆ N, LUKIN V, et al. Target acquisition performance in the presence of JPEG image compression[J]. *Defence Technology*, 2024, 33: 30-41.
- [6] 牛海鹏. 天基空间监视系统目标检测技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2023.
- [7] NIU H P. Research on target detection technology of space-based space surveillance system[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2023. (in Chinese)
- [8] 刘刚, 梁晓庚. 基于小波变换和管道滤波的红外空中小目标检测[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(30): 198-201.
- [9] LIU G, LIANG X G. Detection of aerial small target in infrared image based on wavelet transform and pipeline filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(30): 198-201. (in Chinese)
- [10] JOHNSTON L A, KRISHNAMURTHY V. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 228-242.
- [11] BOLYA D, FOLEY S, HAYS J, et al. TIDE: a general toolbox for identifying object detection errors[C]//*Proceedings of ECCV 2020*. Berlin, Germany: Springer, 2020: 558-573.
- [12] 滕尚志, 龚曦, 李宝安, 等. 基于状态空间模型的航拍图像小目标检测算法[J/OL]. *北京航空航天大学学报*, 2024. [2024-10-20]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/DOI>

- 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0561.
 TENG S Z, GONG X, LI B A, et al. Small object detection algorithm for aerial images based on state space model [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024. [2024-10-20]. [https://kns.cnki.net/kcms2/article/DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0561](https://kns.cnki.net/kcms2/article/DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0561). (in Chinese)
- [11] 苗丽娜. 低照度及强对抗下的空间目标视觉检测算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
 MIAO L N. Research on space object visual detection algorithm under low illumination and strong adversary [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022. (in Chinese)
- [12] 陈益方, 张上, 冉秀康, 等. 基于改进 YOLOv8 的 SAR 图像飞机目标检测算法 [J]. 电讯技术, 2024, 64(8): 1206-1212.
 CHEN Y F, ZHANG S, RAN X K, et al. An aircraft target detection algorithm based on improved YOLOv8 in SAR image [J]. Telecommunication Engineering, 2024, 64(8): 1206-1212. (in Chinese)
- [13] 火久元, 苏泓瑞, 武泽宇, 等. 基于改进 YOLOv8 的道路交通小目标车辆检测算法 [J]. 计算机工程, 2025, 51(1): 246-257.
 HUO J Y, SU H R, WU Z Y, et al. Detection algorithm of small target vehicles in road traffic based on improved YOLOv8 [J]. Computer Engineering, 2025, 51(1): 246-257. (in Chinese)
- [14] SUN X D, WU P C, HOI S C H. Face detection using deep learning: an improved faster RCNN approach [J]. Neurocomputing, 2018, 299: 42-50.
- [15] 张菁, 沈兰荪, 高静静. 基于视觉注意机制的兴趣区检测 [J]. 光子学报, 2009, 38(6): 1561-1565.
 ZHANG J, SHEN L S, GAO J J. Regions of interest detection based on visual attention mechanism [J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(6): 1561-1565. (in Chinese)
- [16] 段续延, 于复兴, 索依娜. 基于金字塔结构的 Transformer 边缘检测算法研究 [J]. 现代电子技术, 2024, 47(19): 131-138.
 DUAN X Y, YU F X, SUO Y N. Research on Transformer edge detection algorithm based on pyramid structure [J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(19): 131-138. (in Chinese)
- [17] ULHAQ A, KHAN A, ROBINSON R. Evaluating Faster-RCNN and YOLOv3 for target detection in multi-sensor data [M]//RAHMAN A. Statistics for data science and policy analysis. Berlin, Germany: Springer, 2020: 185-193.
- [18] LIANG M Y, JI T. Research on unmanned infrared night vision system based on improved Faster R-CNN target detection algorithm [C]//Proceedings of the IEEE 5th Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC). Chongqing, China: IEEE Press, 2023: 863-869.
- [19] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal, Canada: IEEE Press, 2021: 2778-2788.
- [20] WU Y Y, YANG T, TANG Y. Research on road object detection algorithm based on improved YOLOX [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Neural Networks, Information and Communication Engineering (NNICE). Guangzhou, China: IEEE Press, 2023: 271-275.
- [21] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. [2024-10-20]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [22] LIM J S, ASTRID M, YOON H J, et al. Small object detection using context and attention [C]//Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC). Jeju Island, Korea: IEEE Press, 2021: 181-186.
- [23] SHEN C, MA C W, GAO W. Multiple attention mechanism enhanced YOLOX for remote sensing object detection [J]. Sensors, 2023, 23(3): 1261-1261.
- [24] 陈佳慧, 王晓虹. 改进 YOLOv5 的无人机航拍图像密集小目标检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(3): 100-108.
 CHEN J H, WANG X H. Dense small object detection algorithm based on improved YOLOv5 in UAV aerial images [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(3): 100-108. (in Chinese)
- [25] LIANG S Y, WU H, ZHEN L, et al. Edge YOLO: real-time intelligent object detection system based on edge-cloud cooperation in autonomous vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25345-25360.
- [26] 邓晶. 基于三角形面元分割法的地球同步卫星光学特性研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2015.
 DENG J. Study on geosynchronous orbit satellite optical characteristics based on triangular panel method [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2015. (in Chinese)
- [27] 张洪波, 武冠群, 王典军, 等. 基于超同步轨道的 GEO 目标天基近实时探测方法 [J]. 航天器工程, 2022, 31(4): 24-31.
 ZHANG H B, WU G Q, WANG D J, et al. Space-based and near real-time detection method of geosynchronous orbit objects based on super-synchronous orbit [J]. Spacecraft Engineering, 2022, 31(4): 24-31. (in Chinese)
- [28] 杨红生. 国内外星群测控的研究现状及关键技术 [J]. 电讯技术, 2013, 53(12): 1643-1648.
 YANG H S. Research status and key technologies of satellite cluster TT & C at home and abroad [J]. Telecommunication Engineering, 2013, 53(12): 1643-1648. (in Chinese)
- [29] LIOU R J, AZIMI-SADJADI M R. Dim target detection using high order correlation method [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(3): 841-856.
- [30] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [31] MOHANTY N C. Computer tracking of moving point targets in space [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1981, 3(5): 606-611.

文字编辑 金胡考
 栏目编辑 宋 圆