

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513836

复杂背景干扰下基于时空关联的低慢小红外目标检测方法

卜德森, 苏绍璟, 王迎龙, 孙 备, 孙晓永
(国防科技大学智能科学学院 长沙 410072)

摘 要: 为了提升复杂背景干扰下对低慢小无人机红外目标探测能力, 提出了一种复杂背景干扰下基于时空关联的低慢小红外目标检测方法。首先, 在单帧静态目标检测研究方法上, 基于 YOLOv8 检测算法改进, 通过引入无跨步卷积层和 P2 小目标检测头, 解决下采样环节带来的小目标检测细粒度信息丢失问题并提高了小目标检测能力; 其次, 在动态轨迹预测研究方法上, 通过引入卡尔曼滤波算法实现无人机目标轨迹预测; 最后将单帧静态目标检测方法和基于卡尔曼滤波的动态轨迹预测关联, 实现当低慢小无人机目标检测信息丢失时, 依据置信度判别切换动态轨迹预测方法持续获取目标位置, 实现在同一序列中对目标的帧间信息进行对齐, 并完成帧间信息的交互, 在时间维度上建立关联。实验结果表明, 改进的单帧静态目标检测算法 YOLOv8-P2-SPD 平均精度 $mAP@0.5$ 达到了 86.8%, 在云层、山地和楼宇等复杂背景下, 提出的基于时空关联的低慢小红外目标检测方法相比单独使用单帧静态目标检测算法精确率可以提高 12.1%, 查全率可以提高 12.2%。该方法可以有效弥补深度学习方法对复杂背景干扰下低慢小目标检测的不足, 适用于复杂干扰背景下的低慢小目标检测。

关键词: 时空关联; 低慢小无人机探测; YOLOv8; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP391.4 TH865

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.4050

Low-slow small infrared target detection method based on spatio-temporal correlation under complex background interference

Bu Desen, Su Shaojing, Wang Yinglong, Sun Bei, Sun Xiaoyong

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410072, China)

Abstract: To enhance the detection performance of infrared targets for low-altitude, slow-moving, and small (LSS) UAVs under complex background interference, a spatio-temporal correlation-based detection method is proposed. This approach addresses both single-frame static object detection and dynamic trajectory prediction. First, for static detection in single frames, improvements are made to the YOLOv8 algorithm to mitigate the loss of fine-grained information typically caused by downsampling. This is achieved by introducing a no-stride convolutional layer and a P2 detection head, thereby enhancing the capability to detect small targets. Second, for dynamic trajectory prediction, a Kalman filter is employed to estimate and track the UAV's motion trajectory. By integrating this prediction module with the single-frame detector, the system can maintain target localization even when detection confidence drops. Based on confidence evaluation, the system adaptively switches to the trajectory prediction mode to ensure continuous tracking. Temporal correlation is further reinforced by aligning target information across consecutive frames and enabling inter-frame information interaction, effectively establishing spatio-temporal associations. Experimental results show that the improved YOLOv8-P2-SPD model achieves an average precision ($mAP@0.5$) of 86.8% for single-frame detection. Under challenging backgrounds such as clouds, mountains, and urban structures, the proposed spatio-temporal correlation method improves detection accuracy by 12.1% and recall by 12.2% compared to single-frame detection alone. This approach effectively addresses the limitations of conventional deep learning models in detecting LSS targets under complex background interference and is well-suited for real-world deployment in such scenarios.

Keywords: spatio-temporal correlation; low and slow small UAV detection; YOLOv8; Kalman filter

0 引言

随着人工智能与低空经济的深度融合,无人机产业发展迅速,无人机技术革新引发全球关注^[1]。无人机具有操作简便、机动灵活等特点,广泛应用于航拍摄影、物流运输、信息勘测等领域^[2]。然而,无人机在发挥重要作用的同时,其“黑飞”偷拍事件和跨境贩毒活动也对公共安全产生威胁,为低空安全防控带来极大挑战^[3]。

低慢小无人机红外目标存在以下几个特点:以旋翼或固定翼为主要构型的小型飞行器且飞行高度通常低于1 000 m,最大起飞重量 $<25\text{ kg}$ ^[4];目标在图像中所占像素小,通常处于3 pixels $\times$ 3 pixels~9 pixels $\times$ 9 pixels之间;目标的热辐射强度较低,且信噪比较低,通常低于3 dB,容易被背景噪声或杂波淹没。目标的灰度值通常高于背景,且在时间序列上变化较小,这使得目标在复杂背景中更加难以被区分^[5]。

红外成像的原理为无人机主动向外辐射热量,红外传感器通过接收并转换目标物体辐射的热量,生成相应的热成像图,其成像质量与目标热辐射强度呈正相关,具体表现为热辐射功率密度与目标在图像中的信噪比呈正相关。热力学特征越显著的物体,在红外光谱图像中呈现的灰度梯度分布越明显,这为复杂环境下的目标检测提供了可靠的光谱特征依据^[6]。基于此,本研究提出一种基于时空关联的低慢小红外目标检测方法,主要工作包括:首先,基于YOLOv8(you only look once version 8)检测算法改进,通过引入无跨步卷积和P2小目标检测头,解决小目标检测细粒度信息丢失问题,提升模型精度和小目标检测能力;其次,通过改进后的YOLOv8-P2-SPD(YOLOv8 with p2 layer small object detection head and space to depth convolutions model)算法和卡尔曼滤波轨迹预测方法数据关联,实现目标时间维度与空间维度的特征信息和位置信息融合;最后,基于AntiUAV410-TS数据集开展实验验证。实验结果表明,改进的单帧静态目标检测算法YOLOv8-P2-SPD平均精度 $mAP@0.5$ (mean average precision at intersection over union equals 0.5)达到了86.8%,在多种背景下提出的基于时空关联的目标检测方法相比单独使用单帧静态目标检测算法精确率可以提高12.1%,查全率可以提高12.2%。本研究可以有效弥补深度学习对低慢小目标检测的不足,实验结果初步验证了复杂背景干扰下低慢小红外目标探测可行性。

1 低慢小目标探测相关工作

对低慢小无人机目标的探测是一项困难的任务,其复杂性主要体现在目标的低可观测性和复杂背景干

扰^[7]。由于低慢小无人机目标具有飞行高度低、机动性好等特性,单一的探测手段在应对此类问题时都会存在局限性。采用多种侦测手段相结合,如通过雷达探测、无线电频谱探测、声学探测和光电探测等单一或多种方式的组合,可以实现协同探测提高检测准确性^[8]。如图1所示为典型无人机侦察探测架构,光电探测在其中主要承担“确认”和“再识别”的任务。在良好光照条件下,光电探测能够实现较高的跟踪精度和识别效率。由于可见光成像易受气象条件制约,在低照度和雾霾等烟雾遮挡条件下,可见光波段的成像效果很差,而红外成像可以作为光电探测环节的重要补充^[9]。

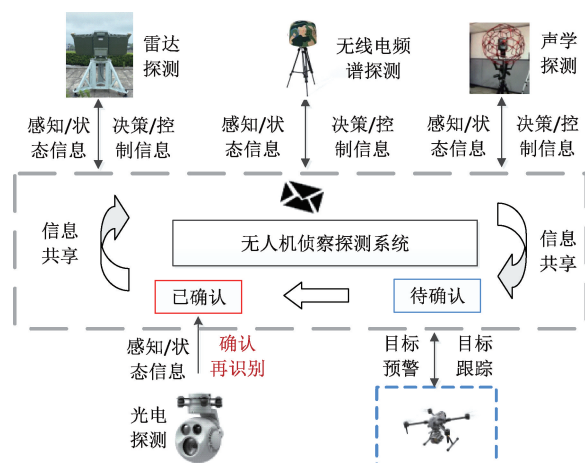


图1 典型无人机侦察探测架构

Fig. 1 Typical reconnaissance and detection architecture for UAV systems

1.1 图像目标检测方面

低慢小无人机红外目标区域信噪比通常低于3 dB,加之光照和天气变化易产生热交叉现象增加了图像目标检测的难度^[10]。图2展示了处于复杂背景干扰下的红外灰度图特性分析,图2(a)为原始图像,右上角为目标真实框局部放大图。对比图2(b)和(c)可以看出,目标灰度特征易被所处背景噪声淹没。

以深度学习占主导地位的图像目标检测方面工作效果显著,以区域推荐网络(region-based convolutional neural networks, R-CNN)系列^[11]为代表的两阶段目标检测算法奠定了深度学习目标检测的基础。R-CNN通过提取候选区域进行分类和回归,首先利用选择性搜索等方法生成大量的候选区域,然后对每个候选区域进行特征提取和分类,最后进行边界框回归以精确目标的位置。如李超等^[12]提出了特征融合网络,改善了图像中小目标检测困难问题。

以回归网络(you only look once, YOLO)系列^[13]为代表的单阶段目标检测算法具有检测能力高效和网络结构简单等特点。YOLO将图像划分为网格,直接在单次前

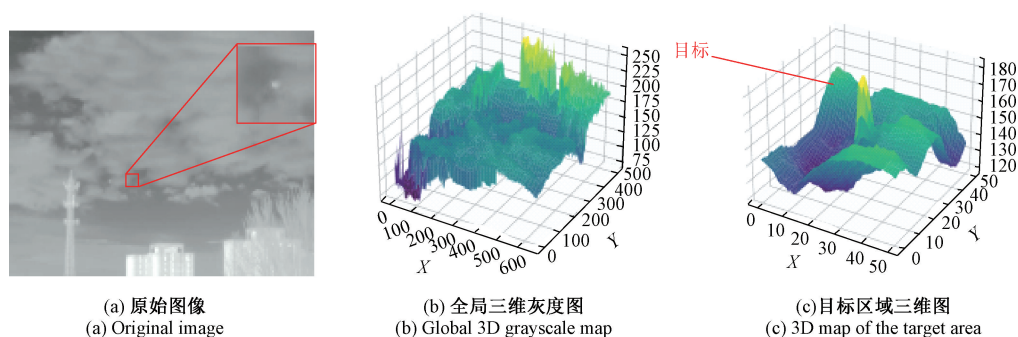


图2 复杂背景下无人机红外灰度图特性分析

Fig. 2 Infrared grayscale characteristic analysis of UAV imagery in complex backgrounds

向传播中同时预测边界框和类别概率,省略了候选区域提取步骤,实现了快速检测。如成倩等^[14]对YOLOv5检测端进行优化,针对小目标检测策略调整,移除了大目标检测头并简化模型网络结构,提高了计算速度。Qin等^[15]对YOLOv7特征融合策略进行调整,增加了小目标检测层,提高了检测效率。王建社^[16]引入Transformer解码器对目标解码,构建了一种端到端的目标检测框架。张智等^[17]提出的算法以密集组合模式、双路Swin-Transformer和特征金字塔模块优化主干网络,有效提取了小目标特征。Ye等^[18]构建了一种全局局部特征增强网络,有效整合了不同尺度的特征信息。刘均等^[19]利用端到端联合训练策略,将多实例学习与边界框回归分支集成到统一网络架构中。李扬等^[20]针对YOLOX框架进行改进。通过扩大网络颈部输出的特征图尺寸,并移除小尺寸特征图检测头,显著提升了小目标检测的性能。邓天民等^[21]在YOLOv8s框架的基础上,通过降低特征通道维度、引入轻量化特征提取模块以及设计内容感知特征重组模块,有效提升了目标检测精度。

尽管上述算法在常规尺寸目标检测任务中能够取得较为理想的检测效果,但在面对低慢小红外目标检测时仍存在以下问题:两阶段检测方法的检测精度受限于分割轮廓的精度,分割阶段的“过拟合”和“欠拟合”都会对目标检测精度造成影响。单阶段检测方法存在特征丢失机制,在下采样过程中,低慢小目标像素占比极小,其特征信息会随着下采样次数的增加而变得模糊,难以适应复杂环境下的低慢小目标检测任务;综上,当面对复杂环境下低慢小红外目标检测任务时,单一地依赖深度学习的检测策略,往往难以达到预期的精度要求。

1.2 数据关联方面

现有方法针对检测与预测数据关联主要通过融合目标特征与轨迹相似度,并采用优化算法实现两者的匹配。通常将目标的外观特征、运动信息和空间位置信息计算相似度。如Bewley等^[22]提出的简单在线实时跟踪算法(simple online and realtime tracking, SORT)将目标的位置

信息和运动信息融入卡尔曼滤波器,预测出目标的下一帧位置,将计算结果和检测结果的交并比作为相似度评估。贾志等^[23]将YOLOv5与DeepSort算法融合提高了检测算法的精度和鲁棒性。崔浩文等^[24]通过改进小目标跟踪器添加数据关联模块显著提升了检测效果。Sun等^[25]充分利用了卡尔曼滤波器在短期预测方面的优势,并且结合更为有效的恢复策略,实现了更加稳定可靠的目标框预测。郭文等^[26]将检测分支可信度信息引入关联流程,提出了一种强化关联策略。Xu等^[27]提出了一种长时观测网络(FlexiLength network, FLN),通过整合不同观测长度的轨迹数据,解决了轨迹预测任务中的“观察长度偏移”问题。刘培刚等^[28]提出的预测增强跟踪(prediction enhancement tracker, PETracker)方法,通过轨迹预测增强和检测先验控制新轨迹的初始化,提高了数据关联的准确性。毛硕等^[29]提出了一种增强端到端目标检测算法,利用预测更新网络对预测结果进行改进,能够在不改变端到端的前提下提高检测精度。吴悦等^[30]通过可生成参考点的可变形Transformer,利用参考点对目标进行空间位置关联。付锦焱等^[31]通过上下文聚合模块(context aggregated module, CAM)、归一化损失函数(normalized wasserstein distance loss, NWD)以及检测头的联合使用,进一步增强了小目标的检测能力。

综上,复杂背景干扰下的低慢小无人机红外目标特征微弱,图像目标区域信噪比信噪比较低,单一依靠深度学习算法无法持续稳定的获取目标位置,而通过数据关联实现联合检测的方式是应对当目标信息丢失时的一种解决措施。

2 改进方法

2.1 问题提出

无人机在运动过程中,由于天气、光照等复杂环境变化易导致成像目标区域出现热交叉现象,尤其面对云层、山地和楼宇等复杂背景时,图像目标区域信噪比极低,特

征信息很容易被背景噪声淹没。

单一依赖深度学习的检测策略,在极小目标检测任务中,尤其在面对连续帧等特定场合的要求下,更易造成目标框检测丢失问题。为验证此想法,本研究以 YOLOv8 算法为例,基于 AntiUAV410 数据集^[32]开展实验。结果表明,当目标像素低于 30 pixels×30 pixels 时,算法无法持续稳定地检测到目标,频繁出现断帧现象,如图 3 所示,YOLOv8 在 t 帧检测成功,但在 $t+1$ 帧检测框丢失。这表明在低分辨率目标场景下,YOLOv8 的检测鲁棒性和准确性难以达到预期。

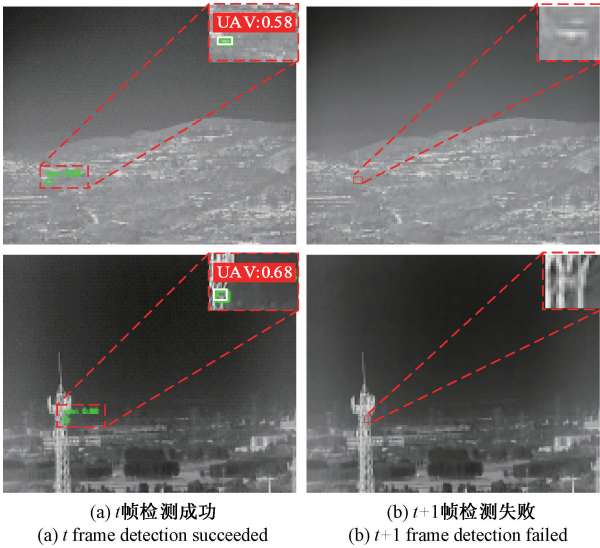


图 3 YOLOv8 连续帧检测丢失示意

Fig. 3 Frame detection loss in YOLOv8 continuous processing

仅靠深度学习方法进行复杂背景干扰下的低慢小红外目标检测方法基本不可行。基于此,本研究提出基于时空关联的目标检测方法。

2.2 单帧静态目标检测

由于低慢小红外目标普遍特征微弱,信噪比较低,而现有模型针对此类目标检测能力较差。因此,本研究基于 YOLOv8 模型,对特征提取网络和预测网络改进,改进的 YOLOv8-P2-SPD 其整体网络结构如图 4 所示。

在特征提取网络部分设计联合卷积(convolution and space to depth convolution, C-SPD)模块引入无跨步卷积 SPD-Conv^[33],如图 4(d)所示,解决传统卷积网络(convolutional neural network, CNN)导致图像中小目标关键细粒度信息丢失造成学习特征不足问题,提高特征提取效率。预测网络部分,在 P2 特征层中引入小目标专用检测头,减少下采样环节带来的特征丢失。

1) P2 小目标检测头

由于低慢小目标像素占比极小,其特征信息会随着下采样次数的增加而变得模糊,进而导致模型计算处理

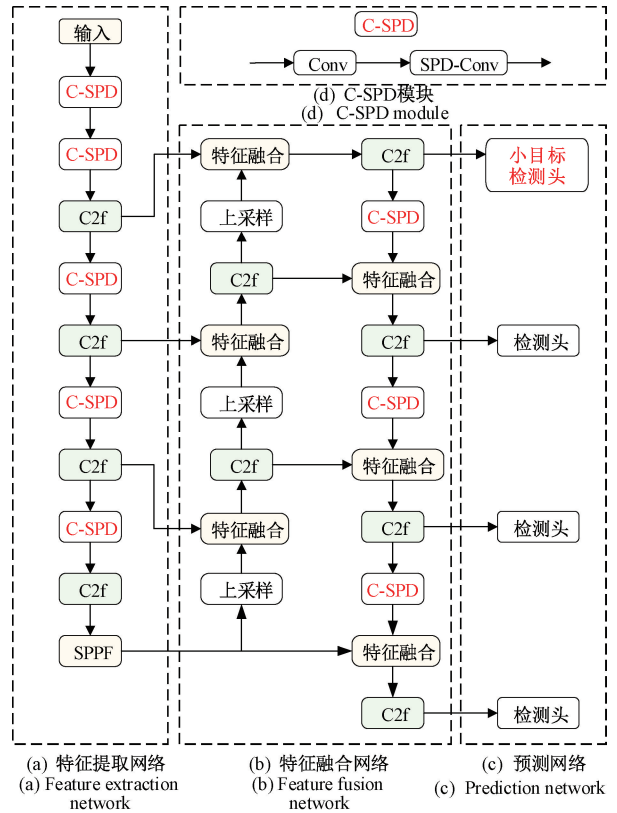


图 4 YOLOv8-P2-SPD 网络结构

Fig. 4 Architecture of the YOLOv8-P2-SPD network

无人机目标的定位能力变差,如图 5 所示为低慢小无人机红外目标下采样实例。在 YOLOv8 的 P2 特征层中添加小目标专用检测头,增强小目标的特征提取能力,进而增强小目标的检测性能。

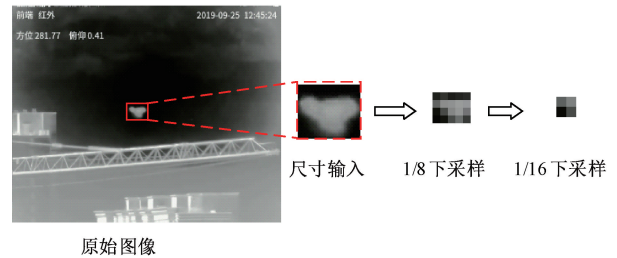


图 5 无人机红外目标下采样实例

Fig. 5 Downsampling examples of UAV infrared targets

P2 小目标检测头的添加基于特征金字塔网络和路径聚合网络的结合。P2 层的特征图从特征提取网络的早期层提取,如图 4(c)所示,早期层的特征图分辨率较高,语义信息较弱。小目标检测头,可以有效解决目标尺度变化带来的检测困难问题,有效提高检测性能。

2) 无跨步卷积

无跨步卷积是一种新型的卷积神经网络,其被用于替代传统 CNN 架构中的步长卷积层和池化层,以解决在

处理低分辨率图像和小目标时因细粒度信息丢失而导致的性能下降问题。该模块由两个主要部分组成:空间深度转换层(space-to-depth, SPD)和非跨步卷积层(non-strided convolution, NSD)。如图6所示为无跨步卷积示意图。

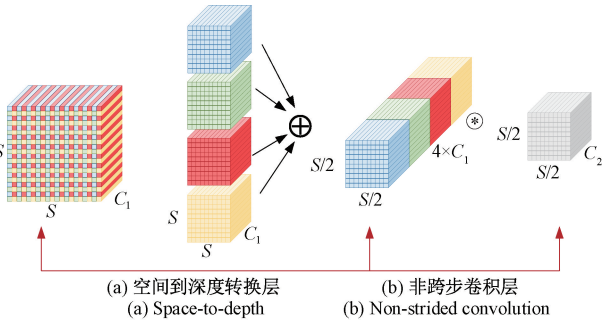


图6 无跨步卷积示意

Fig. 6 Illustration of the no-stride convolution

SPD层通过将输入特征图的空间维度信息重新分配到通道维度中,从而在不丢失信息的前提下降低特征图的空间分辨率。具体为:

在给定宽为 S , 高为 S , 通道数为 C_1 中间特征图 $\mathbf{X}$ 将其表示为 $S \times S \times C_1$, 则可递推出 $\mathbf{X}$ 的子特征图序列公式^[27]如式(1)所示。

$$\begin{aligned} f_{0,0} &= \mathbf{X}[0:S:scale, 0:S:scale], f_{1,0} = \mathbf{X}[1:S:scale, \\ &0:S:scale], \dots, f_{scale-1,0} = \mathbf{X}[scale-1:S:scale, 0:S:scale]; \\ &\dots \\ f_{0, scale-1} &= \mathbf{X}[0:S:scale, scale-1:S:scale], f_{1, scale-1}, \\ &\dots, f_{scale-1, scale-1} = \mathbf{X}[scale-1:S:scale, scale-1:S:scale]. \end{aligned} \quad (1)$$

根据式(1), 给定特征图 $\mathbf{X}$ 后, 比例因子 $scale=2$ 时, $\mathbf{X}$ 被分解为4个相同的子式($S/2, S/2, C_1$)。这些子式会通过通道进行依次连接, 构成尺寸为($S/2, S/2, 4 \times C_1$)的新特征图 $\mathbf{X}'$, 而通道长度则扩展为原来长度的4倍。得到输出特征值 $\mathbf{X}'(S/scale, S/scale, scale^2 C_1)$ 。至此, 空间深度转换完成。将 $\mathbf{X}'$ 再进行无跨步卷积, 最后得到特征图 $\mathbf{X}''(S/scale, S/scale, C_2)$ 。

非跨步卷积层在SPD层之后对特征图进行进一步处理。与传统卷积不同, 非跨步卷积不会改变特征图的空间尺寸, 而是通过对每个像素或特征映射进行卷积操作来提取特征。非跨步卷积层可以减少过度下采样带来的信息丢失问题, 保留了更多的细粒度信息。

2.3 基于卡尔曼滤波的动态轨迹预测

考虑到无人机目标运动过程中, 存在背景杂波干扰以及建筑物短时遮挡的影响, 此类问题会造成目标检测性能下降以及目标框丢失现象, 影响目标检测的持续稳

定性。因此, 为解决此类问题, 本研究采用卡尔曼滤波器进行动态轨迹预测。

卡尔曼滤波器^[34]作为一种基于状态空间模型的递推估计算法, 其核心原理是通过数学方程组构建动态最优状态估算器。该算法通过对目标状态方程和观测方程双重建模, 实现对运动目标状态变量最小方差估计。在迭代估计过程中, 将观测数据持续更新导入卡尔曼滤波器, 通过预测-校正的双重循环机制更新状态估计值。关于目标运动状态的预测方程可由式(2)确定。

$$\mathbf{x} = [u, v, s, r] \quad (2)$$

式中: u 和 v 分别为无人机目标框中心点的横坐标和纵坐标; r 为目标检测框的高度; s 为检测框的宽高比。卡尔曼滤波器将第 k 时刻由第 $k-1$ 时刻递推而来, 状态方程表示为:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 和 $\mathbf{x}_{k-1}$ 分别是第 k 时刻和第 $k-1$ 时刻的状态变量; $\mathbf{u}_k$ 是第 k 时刻输入的外部控制信号; $\mathbf{w}_k$ 是第 k 时刻处理的噪声信号; $\mathbf{A}_k$ 是第 k 时刻的状态转移矩阵; $\mathbf{B}_k$ 是第 k 时刻的输入控制信号模型。观测方程表示为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (4)$$

式中: $\mathbf{v}_k$ 代表观测噪声; $\mathbf{H}_k$ 代表观察模型。

假定随机变量 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 满足正态分布, 均值为0, $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 的多元正态分布为协方差矩阵, 即 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$, $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$ 。通过之前的状态估计值以及新的观测值计算递推出当前时刻的最佳状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 。此过程包括2个步骤: 预测阶段和状态更新阶段。预测阶段表示为式(5)和(6), 状态更新阶段表示为式(7)~(9)。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q} \quad (6)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为预测估计协方差矩阵; $\mathbf{P}_{k|k}$ 为更新后的协方差估计矩阵; $\mathbf{K}_k$ 为最优卡尔曼增益。 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 通过在观测阶段之前计算, 在更新阶段通过 $\mathbf{z}_k$ 计算最佳状态 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 。

2.4 基于时空关联的目标检测方法

本研究提出了一种基于时空关联的低慢小无人机红外目标检测方法, 如图7所示, 为设计的基于时空关联的目标检测架构。

该架构由目标检测器、卡尔曼滤波器和位置信息库组成。当含有目标图像输入时, 首先经过目标检测器对图像数据进行卷积处理得到检测结果, 获得目标当前帧位置 (x_t, y_t, w_t, h_t) , 接下来数据传送通道将前3帧的检测结果 $(x_{t_0}, y_{t_0}, w_{t_0}, h_{t_0})$ 、 $(x_{t_1}, y_{t_1}, w_{t_1}, h_{t_1})$ 、 $(x_{t_2}, y_{t_2}, w_{t_2}, h_{t_2})$ 传送到初始化模块用来初始化卡尔曼滤波器, 卡尔曼滤波器

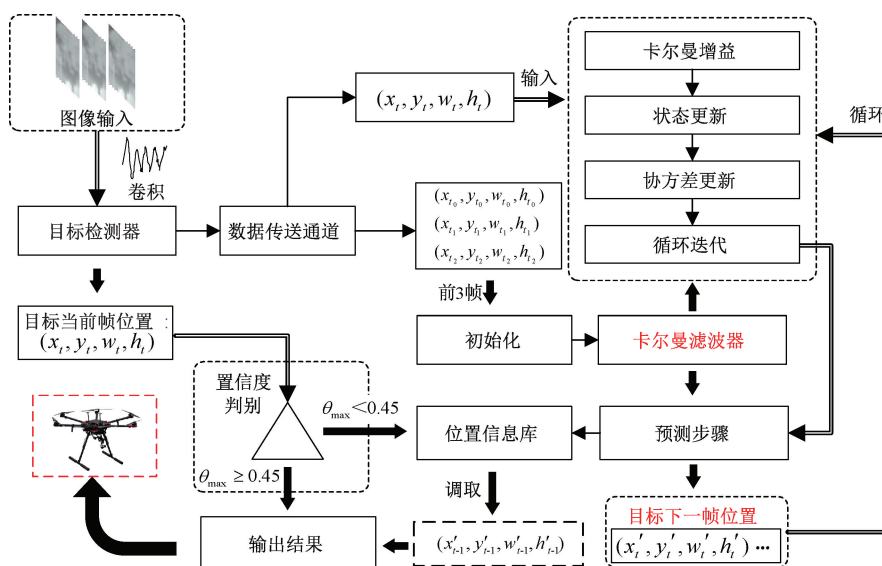


图7 基于时空关联的目标检测架构

Fig. 7 Low-altitude dim infrared target detection architecture based on spatiotemporal correlation

通过计算卡尔曼增益完成状态更新和协方差更新并不断循环迭代计算出目标的下一帧位置 (x'_t, y'_t, w'_t, h'_t) 并将其保存到位置信息库中。如算法1所示,通过对目标检测器的检测框置信度判别,算法决定结果输出为目标检测框或卡尔曼预测框,具体为:如果置信度 ≥ 0.45 ,则输出置信度最高的目标检测框;否则将检测结果 (x_t, y_t, w_t, h_t) 输入位置信息库与卡尔曼滤波器预测结果 $(x'_{t-1}, y'_{t-1}, w'_{t-1}, h'_{t-1})$ 进行数据关联,取两者之间交并比(intersection over union, IOU)最大值 $\theta_{\max}$ 进行判别,如果 $\theta_{\max} \geq 0.3$,则输出 $\theta_{\max}$ 对应的预测框,否则判定为检测失败。至此,基于时空关联的目标检测方法完成。

算法1:基于时空关联的目标检测算法

输入:

第 t 帧图像数据

步骤:

S1:使用单帧静态目标检测模型进行目标检测,获取目标检测框 detection_box ;

S2:前3帧检测结果初始化卡尔曼滤波滤波器状态和协方差;

S3:对 detection_box 进行置信度判别

if 置信度 ≥ 0.45

取置信度最大值对应的 detection_box 作为检测结果输出

else

将所有检测结果输入位置信息库与卡尔曼滤波器预测框 predicted_box 进行数据关联,取两者之间 IOU 最大值 $\theta_{\max}$ 对应的 predicted_box

if $\theta_{\max} \geq 0.3$

将 predicted_box 作为检测结果输出

else

舍弃,判定为检测失败;

S4:输出检测结果。

本研究提出的方法旨在通过时间和空间两个维度实现目标的高效关联。实现当单帧静态目标检测失效时依据置信度判别切换动态轨迹预测的效果,确保目标检测的连续性与稳定性。该方法能够在同一序列中对目标的帧间信息进行对齐,并完成帧间信息的交互,在时间维度上建立关联。基于时空关联的检测方法不仅可以提高目标检测的准确性和持续性,还可以有效应对复杂背景干扰带来的影响。

3 实验验证

3.1 数据集和评价指标

AntiUAV410 数据集包含 410 个红外视频测试基准,场景涵盖白天和夜晚光照条件下的山地、楼宇和云层等多种场景,图像分辨率为 $640 \text{ pixels} \times 512 \text{ pixels}$,帧率为 25 fps。目标尺寸按像素区间划分为 4 类,分别是 $[2, 10)$ 的“tiny”类、 $[10, 30)$ 的“small”类、 $[30, 50)$ 的“medium”类和 $[50, \infty)$ 的“normal”类,每种类别在不同场景分布均匀。考虑到本研究针对低慢小无人机目标检测研究进行问题探讨,选取 AntiUAV410 数据集的“tiny”类和“small”类文件,构建出低慢小红外目标数据集 AntiUAV410-TS,如图8所示,图中标注框为无人机目标。

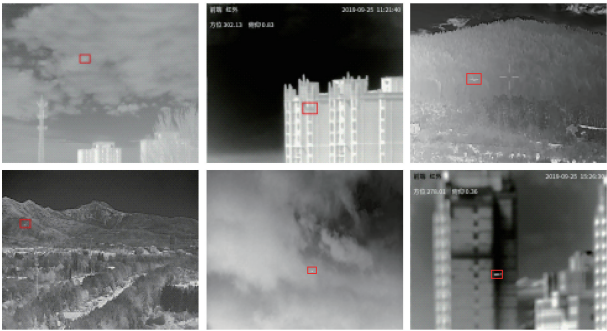


图 8 AntiUAV410-TS 数据集

Fig. 8 Low-altitude dim and small infrared target dataset

接着,为检验本研究所提出的基于时空关联的检测方法在单帧目标检测算法检测效果不佳序列上的实际检测能力,基于 AntiUAV410-TS 筛选出目标区域低信噪比,单帧目标检测算法检测困难的 15 段视频序列,序列涵盖了云层、山地和楼宇等多种复杂背景,包括了无人机目标盘旋拉升、尺度变化、高速运动、超出视野、目标遮挡等多种行为。

图 9 展示了选取的部分测试片段信噪比分析折线图,由图可知,测试片段信噪比整体低于 3 dB,且目标区域信噪比波动变换,符合复杂背景下低慢小无人机红外目标测试数据要求。图 9 中将信噪比最低区域标记并给出对应图像示例,标注框为本研究方法实际检测结果。

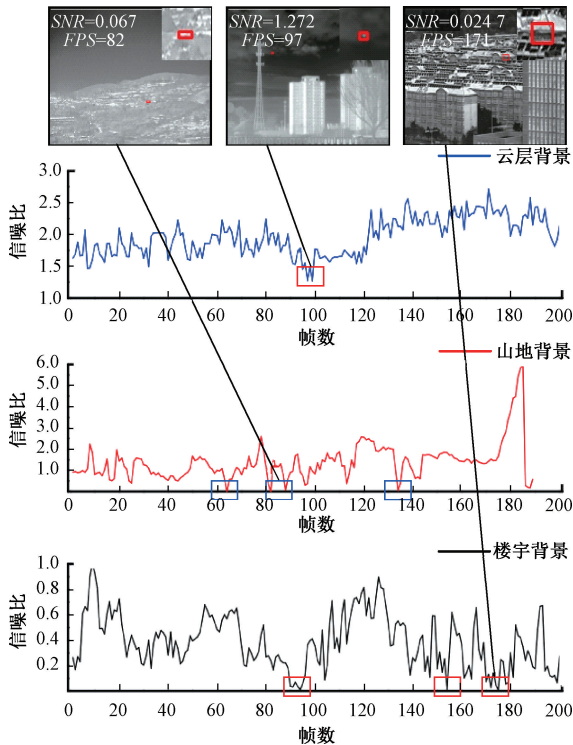


图 9 数据集信噪比分析

Fig. 9 SNR analysis of different scene images

在评估指标选取方面,选取平均精确度 mAP (mean average precision)、精确率 P (precision) 和查全率 R (recall) 作为衡量算法性能的评价指标。其中, P 可以表示出检测出的目标中真实目标所占的比例; R 可以表示正确检测出的目标占有所有真实目标的比例

平均精度 AP (average precision) 的计算基于 $P-R$ 曲线,该曲线由精确率和查全率绘制而成。 AP 是 $P-R$ 曲线与 x 轴所围成的面积。其中,精确率和查全率的计算如式 (10) 和 (11) 所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{10}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{11}$$

式中: TP (true positives) 为检测出的真正例数量; FP (false positives) 为检测出的假正例数量; FN (false negatives) 为未检测出的目标数量。利用各目标类别的 AP 计算均值 mAP ,体现出模型在不同阈值下的检测能力, mAP 的值越大则检测的效果越好。

3.2 实验环境

本研究实验平台选取 Ubuntu 系统、GPU 为 NVIDIA RTX4050 显卡、CUDA 版本为 12.2 深度学习架构为 Pytorch2.0.0、编程语言为 Python3.8。

3.3 单帧静态目标检测实验分析

在单帧静态目标检测方法上,首先基于 AntiUAV410-TS 数据集对改进算法进行了对比实验,由表 1 可知,改进的 YOLOv8-P2-PD 算法显著优于其他算法,相比基线模型 YOLOv8,改进的 YOLOv8-P2-PD 算法 $mAP@0.5$ 提高了 3.5%, $mAP@0.5-0.95$ 提高了 3.7%。数据均为模型训练了 50 个 epoch 计算而来,如图 10 所示为 YOLOv8-P2-SPD 训练过程中的平均精度曲线、精确率曲线和查全率曲线。

表 1 不同模型指标对比

Table 1 Comparison of indicators of different models (%)

序号	模型	$mAP@0.5$	$mAP@0.5-0.95$
1	YOLOv6	80.4	46.5
2	YOLOv8	83.3	49.4
3	YOLOv9t	82.9	49.3
4	YOLOv10s	85.2	51.8
5	Faster R-CNN	79.3	48.2
6	FoveaBOX	76.0	42.6
7	Deformable DETR	86.5	47.4
8	YOLOv8-P2-SPD	86.8	53.1

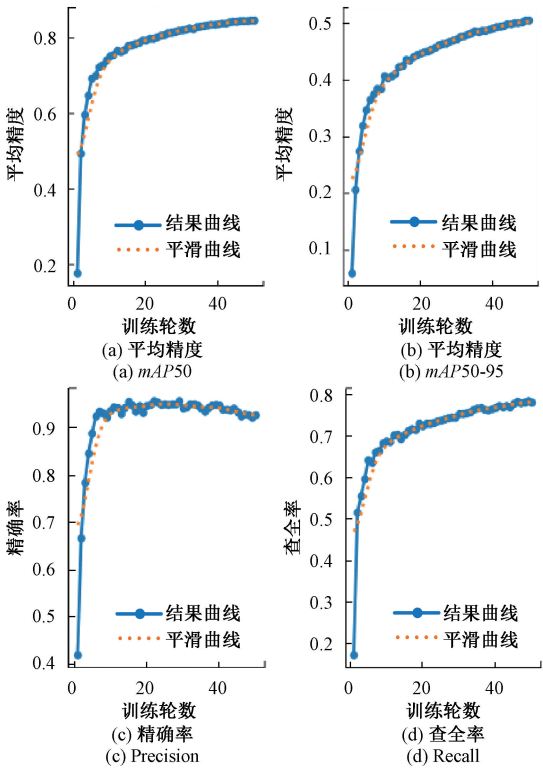


图 10 YOLOv8-P2-SPD 训练过程

Fig. 10 Training process of YOLOv8-P2-SPD

为验证不同的改进点对于检测模型的影响程度,基于 AntiUAV410-TS 数据集对改进的单帧目标检测算法进行了消融实验,结果如表 2 所示。消融实验结果显示,在基础模型添加 P2 小目标检测头时, $mAP@0.5$ 提升了 3.0%, $mAP@0.5-0.95$ 提升了 2.4%,精确率和查全率也均有提升;在基础模型加入 SPD-Conv 模块时,虽然精确率有细微下降,但 $mAP@0.5$ 提升了 1.4%, $mAP@0.5-0.95$ 增长了 1.2%。当两个模块均融合到模型网络中时,命名为 YOLOv8-P2-SPD, $mAP@0.5$ 提升了 3.5%, $mAP@0.5-0.95$ 提升了 3.7%,相比原网络对于低空弱小红外目标的检测提升幅度明显。

表 2 改进单帧目标检测算法消融实验结果

Table 2 Ablation study results of the improved single-frame object detection algorithm (%)

模型	精确率	查全率	$mAP@0.5$	$mAP@0.5-0.95$
YOLOv8	93.5	76.5	83.3	49.4
YOLOv8-P2	97.9	79.0	86.3	51.8
YOLOv8-SPD	92.8	78.3	84.7	50.6
YOLOv8-P2-SPD	96.7	80.8	86.8	53.1

3.4 基于时空关联的目标检测方法消融实验分析

为验证所提时空关联方法的有效性,在预测框为真实框交并比设置为 0.5 的条件下计算精确率和查全率。实验结果如表 3 所示,为不同关联方法的检测结果。由表可知基于时空关联的方法精确率和查全率显著高于无关联方法。本研究方法相比无关联方法精确率可以提高 12.1%,查全率可以提高 12.2%。分析得出仅依赖单帧静态目标检测算法的无关联方法因特征丢失而出现检测性能下降。

表 3 不同关联方法检测结果

Table 3 Detection results of different association methods (%)

序号	关联策略	精确率	查全率
1	无关联	36.4	36.6
2	本研究关联方法	48.5	48.8

3.5 不同场景检测结果

通过对云层、山地和楼宇等背景分别展开目标检测实验验证,如表 4 所示为不同背景下的实验结果。在精确率方面,云层背景可以达到 64.0%,山地背景最低为 36.3%;查全率方面,云层背景为 64.3%,山地背景最低为 36.5%。通过对不同场景检测错误图像帧进行分析,推断检测结果准确性与其背景干扰物存在显著关联。云层背景相比其他背景相对纯净,疑似干扰物最少;而山地背景图像噪点较多,对检测影响最大。符合云层、楼宇、山地精确率和查全率依次下降的检测结果。

表 4 不同背景下检测结果

Table 4 Detection results under different backgrounds (%)

序号	背景	精确率	查全率
1	云层背景	64.0	64.3
2	楼宇背景	45.3	45.5
3	山地背景	36.3	36.5

图 11~13 分别为本研究方法在云层背景、山地背景和楼宇背景的实际检测可视化结果,其中标注置信度的框为检测成功检测出的结果,未标注置信度的框为检测器失效时的预测结果,单幅图像左上角为局部放大效果,由实际检测结果可知,本研究方法能够过够在复杂背景下进行鲁棒目标检测。

3.6 自采数据集实验验证

本研究在自采数据集上进一步进行了效果验证。如图 14 所示为自采数据集实验设备示意图。

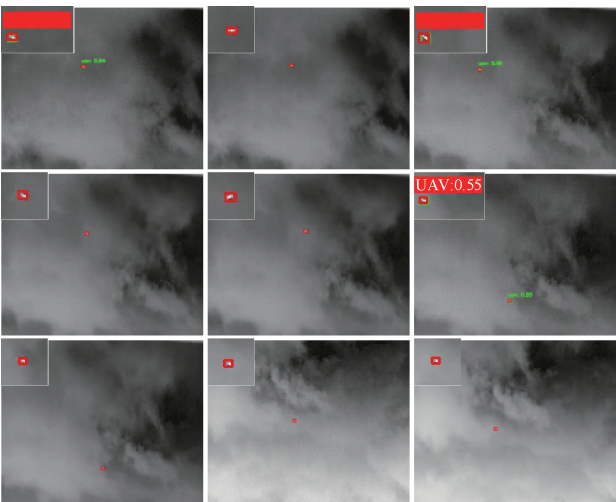


图 11 云层背景检测结果

Fig. 11 Detection results of cloud background

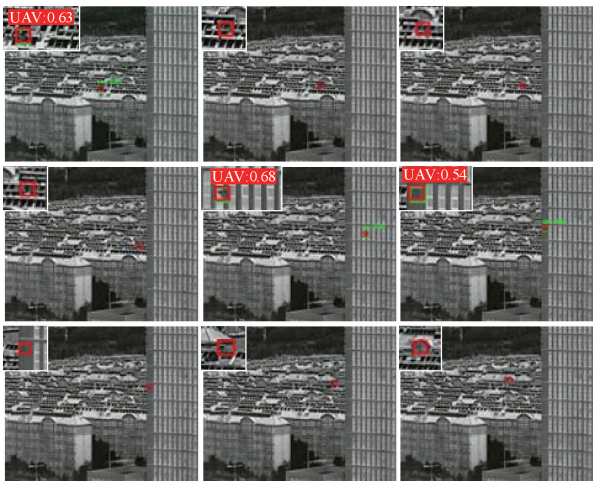


图 13 楼宇背景检测结果

Fig. 13 Detection results of building background

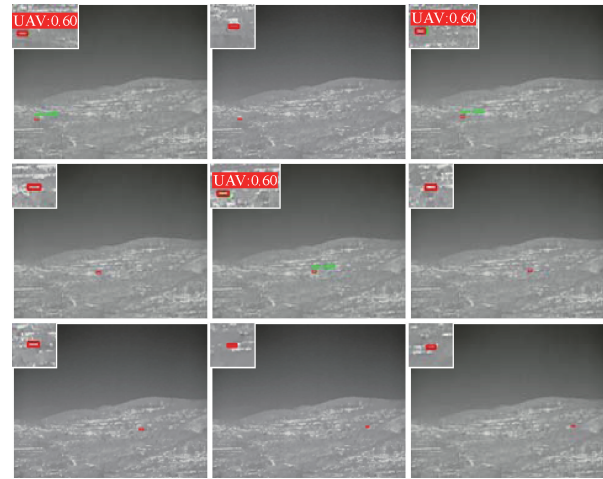


图 12 山地背景检测结果

Fig. 12 Detection results of mountain background

通过在地面架设无人机目标感知系统,由 PC 端显控平台和光电转台组成,利用 PC 端对光电转台发送指令,光电转台捕捉目标完成数据缓存,完成数据采集过程。实验结果如图 15 所示,标注置信度的框为检测成功检测出的结果,未标注置信度的框为检测器失效时的预测结果,单幅图像左上角为局部放大效果。

3.7 结果讨论

此外,本研究还在基于模板匹配的信息关联算法 SiamDT(Siamese drone tracker)^[32]进行了实验,如图 16 所示,为不同匹配方法实验结果。

分析可知,在复杂环境下的低慢小红外目标检测任务上,仅依赖单帧目标检测算法的无关联策略无法检测到目标;而基于模板匹配的信息关联策略则易被背景噪点干扰影响,导致目标识别错误;相比之下,时空关联策略能够在单帧目标检测算法检测失败的情况下,持续获取目标框位置。

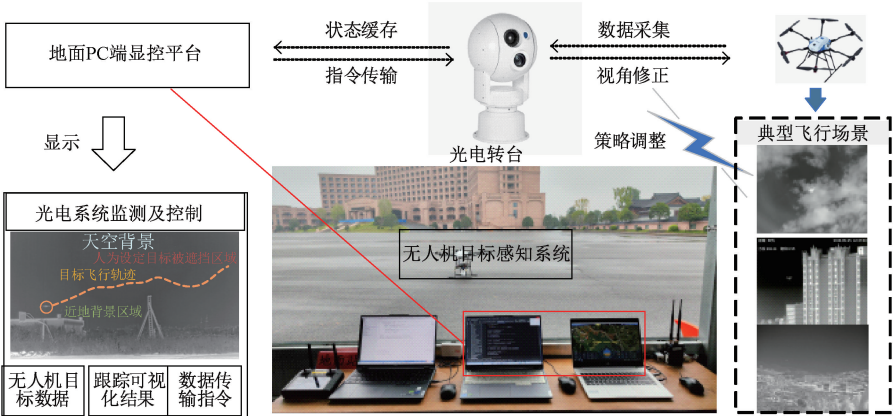


图 14 数据采集示意

Fig. 14 Schematic diagram of data acquisition

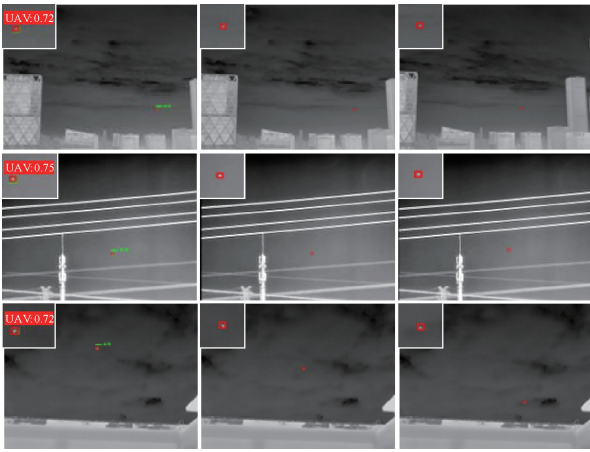


图 15 自采数据集检测结果

Fig. 15 Detection results on the self-collected dataset

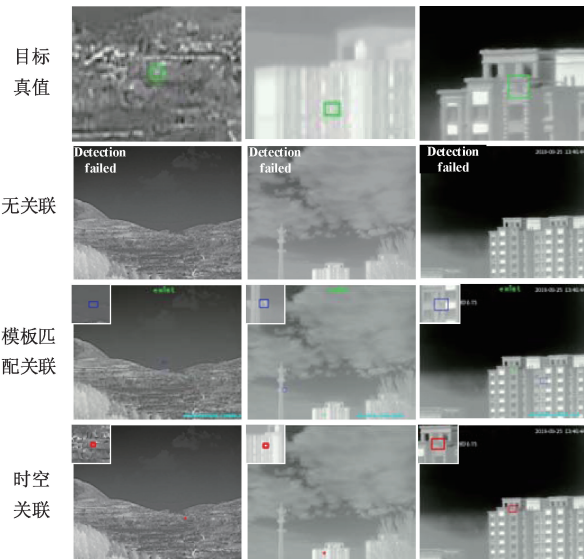


图 16 不同关联方法实验结果

Fig. 16 Experimental results of different association methods

仅依靠单帧目标检测算法难以实现对目标的有效检测,这一现象进一步验证了前文所述的 YOLOv8 算法因下采样环节导致的特征丢失问题影响检测精度。模板匹配关联方法导致目标框丢失的原因在于,候选区域中可能存在与模板目标特征高度相似的区域,这使得算法难以准确区分目标与背景。此外,图像中小目标的特征通常较为微弱,而模板匹配算法在处理此类特征时,容易将背景中的噪点误判为目标,从而导致目标框的丢失。

本研究所提出的时空关联策略能够有效弥补单帧静态目标检测算法在检测过程中出现的失效情况,且在一定程度上可缓解深度学习目标检测算法在面对极小目标时检测失效问题。当然,本研究方法也存在一定局限性,如:在长时检测丢失条件下,如何有效预测;目标运动状

态出现显著变化时,如何完成特征高效匹配;目标高速运动时如何利用算法引导吊舱转动的伺服驱动问题。总之,低慢小目标检测任务还面临诸多挑战,考虑多种算法组合是一个有效解决措施。

4 结 论

低慢小目标探测为低空安全监管与防控提供了关键的数据支持。由于低慢小目标尺寸较小、信噪比低且背景环境复杂多变,其探测工作仍面临巨大挑战。针对现有深度学习在低慢小红外目标检测上的不足,提出了一种基于时空关联的低慢小红外目标探测方法,将无人机目标时间维度与空间维度的特征信息和位置信息融合,提高了对低慢小目标的检测性能。结果表明,改进的单帧静态目标检测算法 YOLOv8-P2-SPD 平均精度 $mAP@0.5$ 达到了 86.8%,在多种背景下提出的基于时空关联的目标检测方法相比单独使用单帧静态目标检测算法精确率可以提高 12.1%,查全率可以提高 12.2%。本研究方法可以有效弥补深度学习方法对复杂背景干扰下低慢小目标检测的不足。当然,仅靠一种方法还不能解决所有场景的低慢小目标探测问题,未来还应考虑多种算法的有效组合来提高算法的适应性。

参考文献

- [1] WANG B SH, LI Q, MAO Q CH, et al. A survey on vision-based anti unmanned aerial vehicles methods[J]. Drones, 2024, 8(9): 518.
- [2] 王迎龙, 孙备, 丁冰, 等. BG-YOLO:复杂大视场下低慢小无人机目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(2): 255-266.
WANG Y L, SUN B, DING B, et al. BG-YOLO: A low-altitude slow-moving small UAV targets detection method in complex large field of view[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(2): 255-266.
- [3] 苏雨蕾, 黄丹丹, 刘智, 等. 无人机对地小目标检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 144-154.
SU Y L, HUANG D D, LIU ZH, et al. Research on the detection method of small ground targets by unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 144-154.
- [4] 张鹏, 徐丹. 基于光电侦察的“低慢小”目标检测综述[J]. 中国电子科学研究院学报, 2022, 17(11): 1042-1048.
ZHANG P, XU D. A survey of LSS-target detection based on photoelectric reconnaissance [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2022, 17(11): 1042-1048.

- [5] 闫钧华, 张琨, 施天俊, 等. 融合多层级特征的遥感图像地面弱小目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 221-229.
YAN J H, ZHANG K, SHI T J, et al. Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 221-229.
- [6] 肖选杰, 张浩天, 艾剑良. 空中“低慢小”目标检测跟踪算法的应用研究[J]. 复旦学报(自然科学版), 2023, 62(5): 605-614.
XIAO X J, ZHANG H T, AI J L. Application of airborne “low slow and small” object detection and tracking algorithm [J]. Journal of Fudan University (Natural Science), 2023, 62(5): 605-614.
- [7] 方鑫, 朱婧, 黄大荣, 等. 低 SNR 场景下微型无人机跟踪-检测融合方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 79-88.
FANG X, ZHU J, HUANG D R, et al. Integrated tracking and detection of micro UAV under low SNR environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 79-88.
- [8] 孙备, 孙晓永, 钱翰翔, 等. 动态大视角场景融合帧间信息与模板匹配的低慢小无人机目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(7): 64-74.
SUN B, SUN X Y, QIAN H X, et al. Low slow small UAV targets detection by fused using inter-frame information and template matching in dynamic large-view scene [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(7): 64-74.
- [9] 黄颖杰, 梅领亮, 王勇, 等. 基于红外与可见光图像融合的无人机探测研究[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(7): 1-8.
HUANG Y J, MEI L L, WANG Y, et al. Research on UAV detection based on infrared and visible image fusion[J]. Computer Knowledge and Technology, 2022, 18(7): 1-8.
- [10] 王强, 吴乐天, 王勇, 等. 基于关键点检测的红外弱小目标检测[J]. 航空学报, 2023, 44(10): 289-299.
WANG Q, WU L T, WANG Y, et al. An infrared small target detection method based on key point [J]. Acta Aeronautica Sinica, 2023, 44(10): 289-299.
- [11] REN SH Q, HE K M, 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, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [12] 李超, 王凯, 丁才昌, 等. 改进特征融合网络的遥感图像小目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(17): 232-241.
LI CH, WANG K, DING C CH, et al. Small target detection in remote sensing images based on improved feature fusion network [J]. Computer Engineering and Application, 2023, 59(17): 232-241.
- [13] 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, 2016: 779-788.
- [14] 成倩, 李佳, 杜娟. 基于 YOLOv5 的光学遥感图像舰船目标检测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(5): 1270-1276.
CHENG Q, LI J, DU J. Ship target detection algorithm of optical remote sensing image based on YOLOv5 [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2023, 45(5): 1270-1276.
- [15] QIN ZH Y, CHEN D K, WANG H Y. MCA-YOLOv7: An improved UAV target detection algorithm based on YOLOv7[J]. IEEE Access, 2024, 12: 42642-42650.
- [16] 王建社. 基于旋转去噪 Transformer 的遥感图像目标端到端检测[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(5): 68-70, 73.
WANG J SH. End-to-end detection of remote sensing image targets based on rotational denoising Transformer[J]. Industrial Control Computer, 2024, 37(5): 68-70, 73.
- [17] 张智, 易华挥, 郑锦. 聚焦小目标的航拍图像目标检测算法[J]. 电子学报, 2023, 51(4): 944-955.
ZHANG ZH, YI H H, ZHENG J. Target detection algorithm for aerial images focusing on small targets [J]. Acta Electronic Sinica, 2023, 51(4): 944-955.
- [18] YE T, QIN W Y, LI Y W, et al. Dense and small object detection in UAV-vision based on a global-local feature enhanced network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-13.
- [19] 刘均, 潘妍, 邓海航. 基于 CBAM 的弱监督目标检测[J]. 化工自动化及仪表, 2025, 52(2): 191-197.
LIU J, PAN Y, DENG H H. Weakly supervised object detection based on CBAM [J]. Chemical Automation and Instrumentation, 2025, 52(2): 191-197.
- [20] 李杨, 武连全, 杨海涛, 等. 一种无人机视角下的小目标检测算法[J]. 红外技术, 2023, 45(9): 925-931.
LI Y, WU L Q, YANG H T, et al. A small target detection algorithm from the perspective of unmanned aerial vehicle [J]. Infrared Technology, 2023, 45(9): 925-931.
- [21] 邓天民, 程鑫鑫, 刘金凤, 等. 基于特征复用机制的航拍图像小目标检测算法[J]. 浙江大学学报(工学

- 版), 2024, 58(3): 437-448.
- DENG T M, CHENG X X, LIU J F, et al. Small target detection algorithm for aerial images based on feature reuse mechanism [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(3): 437-448.
- [22] BEWLEY A, GE Z Y, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[J]. IEEE International Conference on Image Processing 2016: 3464-3468.
- [23] 贾志, 李茂军, 李婉婷. 基于改进 YOLOv5+DeepSort 算法模型的交叉路口车辆实时检测[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(4): 674-682.
- JIA ZH, LI M J, LI W T. Real-time detection of vehicles at intersections based on improved YOLOv5+DeepSort algorithm model[J]. Computer Engineering and Science, 2023, 45(4): 674-682.
- [24] 崔浩文, 许楚杰, 郑向涛, 等. 面向小目标检测的卫星视频跟踪算法[J]. 遥感学报, 2024, 28(7): 1812-1821.
- CUI H W, XU CH J, ZHENG X T, et al. Satellite video tracking algorithm for small target detection[J]. Journal of Remote Sensing, 2024, 28(7): 1812-1821.
- [25] SUN L F, ZHANG J J, YANG ZH, et al. A motion-aware siamese framework for unmanned aerial vehicle tracking[J]. Drones, 2023, 7(3): 153.
- [26] 郭文, 全五洲. 带有深度特征重平衡网络的多目标跟踪方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2521-2529.
- GUO W, QUAN W ZH. Multi-object tracking method with deep feature rebalancing network [J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2521-2529.
- [27] XU Y, FU Y. Adapting to length shift: FlexiLength network for trajectory prediction [C]. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 15226-15237.
- [28] 刘培刚, 王奔, 李亚传, 等. 基于轨迹预测增强的复杂场景多目标跟踪方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2024, 36(5): 786-794.
- LIU P G, WANG B, LI Y CH, et al. Trajectory prediction enhancement method for multiple object tracking in complex scenes [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2024, 36(5): 786-794.
- [29] 毛硕, 徐家辉, 冯晓慧, 等. 基于端到端的船舶检测算法[J]. 雷达与对抗, 2024, 44(4): 30-33.
- MAO SH, XU J H, FENG X H, et al. End-to-end ship detection algorithm [J]. Radar and Countermeasure, 2024, 44(4): 30-33.
- [30] 吴悦, 雒江涛, 张攀, 等. 基于 Transformer 和位置约束的端到端多目标追踪算法[J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2023, 35(3): 563-570.
- WU Y, LUO J T, ZHANG P, et al. End-to-end multi-object tracking algorithm based on transformer and position constraints [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35(3): 563-570.
- [31] 付锦焱, 张自嘉, 孙伟, 等. 改进 YOLOv8 的航拍图像小目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(6): 100-109.
- FU J Y, ZHANG Z J, SUN W, et al. Improved small target detection algorithm for aerial images of YOLOv8 [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(6): 100-109.
- [32] HUANG B, LI J N, CHEN J J, et al. Anti-UAV410: A thermal infrared benchmark and customized scheme for tracking drones in the wild [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 46(5): 2852-2865.
- [33] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: A new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]. Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, 2023:443-459.
- [34] KHODARAHMI M, MAIHAMI V. A review on Kalman filter models [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023, 30(1): 727-747.

作者简介



卜德森, 2023 年于东北农业大学获得学士学位, 目前于国防科技大学攻读硕士学位, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。

E-mail: budesen23@nudt.edu.cn

Bu Desen received his B.Sc. degree from Northeast Agricultural University in 2023. He is currently pursuing his M. Sc. degree at the National University of Defense Technology. His main research interests include intelligent detection and countermeasures of unmanned platforms.



苏绍璟 (通信作者), 分别于 1995 年、1998 年和 2001 年于国防科技大学获得学士、硕士和博士学位, 现为国防科技大学教授, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。

E-mail: susj-5@163.com

Su Shaojing (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc. and Ph.D. degrees all from National University of Defense Technology in 1995, 1998 and 2001, respectively. He is currently a professor at National University of Defense Technology. His main research interests include intelligent detection and countermeasure of unmanned platforms.