

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412405

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^{*}

孙 备, 孙晓永, 钱翰翔, 郭润泽, 苏绍璟
(国防科技大学智能科学学院 长沙 410072)

摘 要: 为了提升动态大视角场景下对极小像素的低慢小无人机目标探测能力, 本文提出了融合帧间信息与模板匹配的检测方法。首先, 设计了一种动态信息提取模块, 通过滤除背景信息干扰, 引导算法关注动态变化的小目标区域; 其次, 提出多模板匹配策略对筛选出的动态区域进行相似度判断, 完成无人机目标检测; 最后, 在天空、山地、楼宇等不同背景下, 按照不同尺寸、不同模态进行了无人机目标检测实验。结果表明, 本文方法可有效弥补深度学习方法对大视角极小像素目标检测的不足, 对低慢小目标检测准确率达到 0.81, 虚警率为 0.06, 在像素占比不小于 0.01% 数据集上准确率能达到 0.70。该方法适应可见光、红外多种模态数据处理, 可满足后续多种智能算法组合探测应用。

关键词: 动态场景; 低慢小无人机探测; 动态提取; 空间匹配; 极小像素检测

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 UAV targets detection by fused using inter-frame information and emplate matching in dynamic large-view scene

Sun Bei, Sun Xiaoyong, Qian Hanxiang, Guo Runze, Su Shaojing

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

Abstract: In order to improve the detection ability of low, slow and small unmanned aerial vehicle (UAV) targets with very small pixels in dynamic, wide-angle scenes, this paper proposes a detection method that integrates inter frame information with template matching. Firstly, a dynamic information extraction module was designed to guide the algorithm to focus on dynamically changing small target areas by filtering out background information interference. Secondly, a multi template matching strategy is adopted to determine the similarity of the selected dynamic regions and complete drone target detection. Finally, drone target detection experiments were conducted under different backgrounds such as sky, mountains, and buildings, with different sizes and modes. The results show that the method proposed in this paper can effectively compensate for the shortcomings of deep learning methods in detecting extremely small pixel targets in wide-angle views. The detection accuracy of low, slow and small targets reaches 0.81, with a false alarm rate of 0.06, and the accuracy can reach 0.70 on datasets with pixel ratios not less than 0.01%. The method is suitable for data processing in different modes such as visible light and infrared, and can meet the application needs of various intelligent algorithm combinations for detection in the future.

Keywords: dynamic scenes; low slow small UAV detection; dynamic extraction; template matching; small pixel detection

0 引 言

随着人工智能技术和无人系统技术的迅猛发展, 小型无人机在物流运输、信息勘探、智慧交通等低空经济领域得到广泛应用。然而, 以消费级无人机为代表的“低慢

小”无人机在日常生活和工业生产发挥重要作用的同时, 也带来新的安全隐患, 例如“黑飞”扰航事件、无人机航拍侵犯隐私现象等, 为低空安全的监管与防控带来极大挑战^[1]。

“低慢小”是“低空慢速小目标”的简称, 目前学术界尚未有清晰统一的定义标准。通常可将最大起飞重量小

于 25 kg、飞行速度低于 180 km/h 的旋翼、固定翼无人机视为“低慢小”无人机^[2]。进行“黑飞”无人机安全管理,首先要解决无人机的探测预警问题。

然而,低慢小无人机探测是一项非常复杂的任务,目前还没有一种理想的手段可以解决所有探测问题。以光电探测为例^[3],选择大视场意味着一幅 1 920×1 080 的高清图像中目标像素尺寸往往只有几十个像素,对深度学习检测方法有极大挑战;选择小视场则意味着观察区域非常狭小,难以满足初期目标发现。通过雷达引导光电在小视场条件下对目标进行稳定跟踪是现有的常见思路,然而,这种方式下每个光电吊舱只能应对少数无人机目标,对于同时处理多个无人机目标或者飞鸟、低空漂浮物等干扰物时,容易出现效率低、处置出错等情况。因此,如何实现大视角条件下低慢小目标检测识别非常重要^[4]。

由于大视场条件下无人机目标的像素占比极小,仅依靠单帧图像进行目标检测的难度非常大。基于此,本文融合无人机连续帧运动信息和空间静态信息进行无人机目标检测。首先,设计一种融合帧间信息与模板匹配的检测方法,将无人机动态信息与空间静态信息用于目标判决;其次,提出一种多模板匹配策略,通过动态匹配与空间匹配的综合判决实现目标有无的检测;最后,收集 102 段无人机视频数据,对天空、山地、楼宇等不同背景下不同目标尺寸、不同数据模态的无人机目标进行检测实验,并基于地面固定式光电探测平台中进行初步应用验证。实验结果表明,本文方法对低慢小无人机目标的有效检测率达到 0.81,虚警率为 0.06,在像素占比不小于 0.01% 的目标检测率依然能达到 0.70,能适应可见光、红外等不同模态的视频数据,有效弥补深度学习方法对极小像素检测的不足。实验结果初步验证了复杂动态大视场场景下融合动态信息与空间信息的低慢小目标探测可行性。

1 低慢小无人机目标检测相关工作

近年来,小型无人机的应用越来越广泛,尤其是低空经济的开放发展,对小型无人机的安全监管得到越来越多的研究关注^[5]。如图 1 所示为无人机失管失控的部分案例。

目前,常见的“低慢小”无人机探测方法包括雷达探测、光电探测和无线电探测等^[6]。如图 2 所示为典型的无人机侦测反制系统结构。其中,光电探测作为整个探测系统的“确认”和“再识别”环节,在低慢小目标探测中发挥重要作用。然而,由于无人机目标尺寸小、辐射弱、背景复杂以及拍摄距离远等因素影响,对无人机目标的有效探测还存在诸多难点挑战。本节重点从低慢小图像

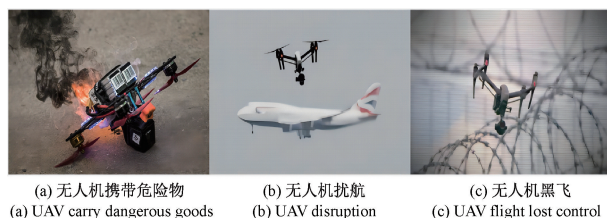


图 1 无人机失管失控典型案例

Fig. 1 Typical instances of UAV out of control

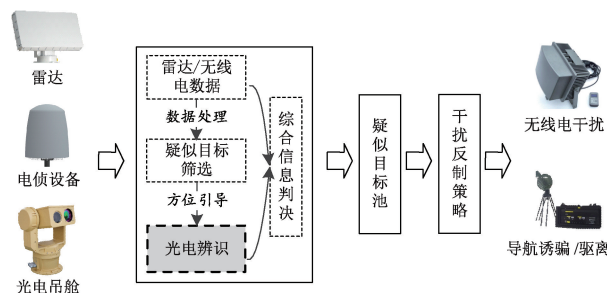


图 2 典型无人机侦测反制系统结构

Fig. 2 Typical UAV detection and countermeasure system

目标检测、视觉目标检测以及低慢小目标数据集等 3 个方面进行现状总结。

1.1 图像目标检测方面

近年来,图像目标检测方法主要以深度学习算法为主,从工作原理上大致可将其分为双阶段检测与单阶段检测两类。其中,双阶段方法以区域推荐网络^[7](region-convolutional neural network, R-CNN)为代表,首先进行感兴趣区域预测然后判断该区域是否属于目标来完成检测;单阶段方法以回归检测网络^[8](you only look once, YOLO)算法为代表,通过单个网络完成对感性区域和目标置信度的预测以实现检测。考虑到检测效率的大幅提升,现有低慢小目标检测方法大多基于 YOLO 算法进行改进,例如 YOLOv7、YOLOv8、YOLOX 等^[9]算法,主要改进思路是针对小尺寸特点,在小尺度特征提取、特征增强等方面进行改进。例如马旗等^[10]提出了一种深度残差网络的目标特征提取网络,提高对低空无人机目标检测性能;Zhang 等^[11]提出了一种 YOLO 改进的多尺度特征融合“低慢小”无人机目标的检测方法;肖选杰等^[12]提出了一种基于 YOLOv4-Tiny 改进的“低慢小”目标检测跟踪算法,通过在 YOLO 颈部网络引入坐标注意力机制提升小目标特征提取能力。

总结起来,现有方法大多基于多尺度特征融合、注意力结构增强等方式改进小目标检测性能。例如空洞卷积、空洞金字塔池化 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP)、多维注意力模块 (multi-dimensional attention learner, MDANET) 等方法^[13]的提出,在通用数据集的目

标检测上取得了一系列指标突破。然而,常规改进方法在应对极小目标检测上还存在一定的问题,由于目标像素占比很小,现有深度学习基于下采样的特征提取结构容易淹没目标信息。因此,直接使用深度学习算法架构难以获得较好效果。

1.2 视频目标检测方面

视频目标检测是利用目标的时空上下文信息,通过其运动变化特征辅以判断。运动目标检测包括关联校验和直接求取动态区域两种方法。其中关联校验是在单帧检测基础上辅以多帧信息进行关联判断,以降低虚警率和漏检率,例如 Wang 等^[14]提出基于管道滤波器的帧间联合校验,将某目标在相邻帧之间出现的位置距离作为该目标是否可信的依据。Lin 等^[15]提出一种基于红外小目标运动特征信息的探测方法,通过背景帧差法获得候选目标,并对其前后帧轨迹关联校验,提高弱小目标探测能力。直接求取则是通过帧间差、背景差、光流法等计算获得运动目标。Kim^[16]利用相邻两帧图像背景变化小、运动目标变化大的原理,通过帧间差分提取目标位置。Zhu 等^[17]提出了一种基于连续帧差与背景差分相结合的运动目标检测方法,最后基于阈值分割对运动目标进行增强,以提高检测效率和精度。

由于多帧关联校验法需要以单帧图像检测为基础,在大视场极小目标检测上仍存在较大挑战。直接求取动态区域方法直接基于多帧图像的相互计算获得目标运动区域,计算简单,但在有其他目标干扰时容易出现误报。因此,两种方法都存在一定的局限性。本文基于直接计算法,在获得运动区域的基础上对其进行空间静态信息匹配,以提高检测精度^[18]。

1.3 低慢小无人机视觉数据集

相较于自然场景目标检测 (common objects in context, COCO) 数据集^[19],低慢小无人机目标数据具有其特殊性,具体表现在:1) 平台拍摄距离远、目标尺寸小,目标在原有图像中的像素占比极低;2) 数据背景复杂,例如山地、楼宇等背景的各类复杂环境噪声的影响,目标易淹没在复杂背景等。然而,值得注意的是,相较于自然场景的多个目标类别检测数据集,低慢小目标数据集主要是针对无人机类别检测,重在无人机的有无判断。

现阶段,低慢小无人机目标的公开数据集逐渐兴起^[20]。如图 3 所示为部分公开的无人机目标数据集,包括西湖大学提出的空对空场景的 Det-Fly 数据集^[21],国科大和北方电子设备研究所联合提出的多模态无人机数据集^[22]等。这类数据集包括不同模态、不同背景,基本满足低慢小无人机目标检测跟踪的需求。



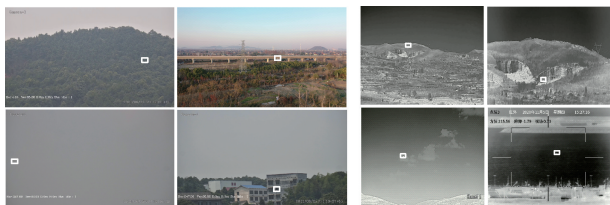
(a) Det-Fly数据集
(a) Det-Fly dataset
(b) Anti-UAV 数据集
(b) Anti-UAV dataset

图 3 公开的无人机目标数据集

Fig. 3 The public UAV object dataset

2 数据集构建

本文在 Det-Fly 和 Anti-Fly 数据集的基础上,搭建地面固定式光电吊舱采集系统收集了部分数据,形成最终数据集。实验数据共 102 段,总容量 12.6 G,采集方式包括地面固定式光电采集和空中无人机光电采集。如图 4 所示为部分实验数据示例,包括天空、山地、楼宇等不同复杂背景和可见光、红外两种模态,数据保存为视频形式。其中可将光数据的分辨率为 1 920×1 080,红外数据的分辨率为 640×512。



(a) 可见光低慢小目标数据集
(a) UAV visible dataset
(b) 红外低慢小目标数据集
(b) UAV infrared dataset

图 4 本文的无人机目标数据集

Fig. 4 The constructed UAV object dataset in this paper

学术上通常用目标实例在图像中的相对面积占比来衡量是否为小目标,通常所说的小目标框面积与图像面积之比小于 0.12%。考虑到本文重点针对大视场小尺寸的无人机目标检测问题,在原有数据集中舍弃了目标像素占比大于 0.12% 的数据,并对像素占比小于 0.12% 的数据分为较小目标、小目标和极小目标。如表 1 所示为目标尺寸分类标准。要在原始输入尺寸为 1 920×1 080 的图像中检测出 10 pixel×10 pixel 大小的目标,仅依靠单帧图像的难度极大^[23]。

表 1 目标尺寸分类标准 (原图 1 920×1 080)

Table 1 Classification criteria of target size (original image 1 920×1 080)

类别	像素占比/%	尺寸范围
较小目标	0.04~0.12	20×20~50×50
小目标	0.01~0.04	10×10~20×20
极小目标	0.005~0.01	≤ 10×10

3 融合动态信息和模板匹配的检测方法

3.1 动态信息和模板匹配方法的提出

从人眼寻找飞蚊的案例中,可以总结得知人眼对极小目标的发现大多是始于受其运动特性吸引,在此基础上再进行二次辨别。同样,通过对大量低慢小无人机视频的观察,也发现类似规律。飞蚊和低慢小无人机存在一定的相似性:1)目标尺寸很小且特征不显著,在整幅图像中像素占比非常小;2)背景复杂,目标容易淹没在背景纹理中。

如图5所示,分别列举了可见光和红外模态的低慢小目标原始图像、动态背景差后的图像以及动态背景差后的二值化图像,其中第1行为RGB模态,第2行为红外模态。由图5可知,仅仅依靠单帧图像非常难发现目标无人机,而通过简单的前后帧差求取动态信息后,便可初步确定疑似目标无人机区域。以上便是本文方法的出发点。

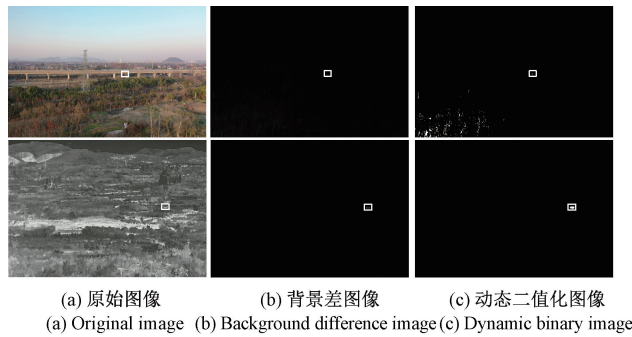


图5 单帧和帧间动态的无人机图像

Fig. 5 Single frame and interframe dynamic information of UAV

为了验证该想法的可行性与必要性,对目标无人机进行标注,并用当前最为火热的YOLOv8系列算法进行100个迭代训练,发现模型难以收敛,且训练后的模型基本检测不出目标。因此,依靠单帧图像检测方法在极小像素的低慢小目标数据集上基本难以凑效。

进一步,极小像素的目标在深度学习的卷积、池化等下采样过程中逐渐丢失,难以随网络传导到深层。以YOLOv8为例,假设原始图像像素为 1920×1280 ,无人机目标像素为 30×20 ,通常输入网络前将原始图像压缩到 640×640 ,则输入的目标有效像素仅为 10×6 ,YOLOv8骨干网络向后传导的特征图下采用倍率分别为 $1/8$ 、 $1/16$ 、 $1/32$,则目标分辨率均不足 1×1 。可知仅仅依靠深度学习方法进行大视场下的低慢小目标无人机检测方法基本不可行。基于此,本文提出了融合动态信息和模板匹配的检测方法。

3.2 动态信息提取结构设计

图像动态信息的提取方法包括帧间差、背景差、光流法等。如图6所示为3种经典方法的初步结果对比,其中帧间差为最简单的前后帧差法,背景差采用高斯背景建模方法,光流法选为FlowNetV2^[24]光流计算方法。由结果可知,帧间差和背景差方法可以保留目标无人机的信息,而光流估计网络(optical flow estimation with deep networks, FlowNetV2)方法难以保留小尺寸信息。基于此,可采用帧间差和背景差法进行初步的动态信息获取。

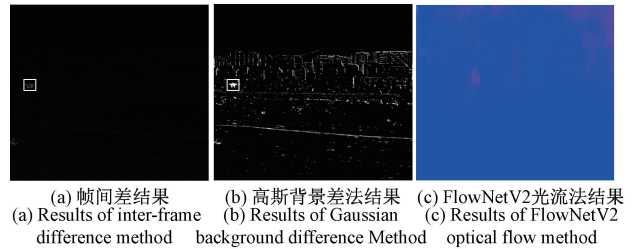


图6 不同动态提取方法结果对比

Fig. 6 Comparison of different dynamic extraction methods

算法1为本文提出的动态信息提取算法流程。为了简单起见,本项目采用帧差法获取动态信息。此外,为了有效消除平台运动带来的噪声影响,还采取了图像滤波等方法对动态信息图像进行预处理。

算法1 动态信息提取算法

已知:

第 n 帧图像数据: f_n

第 $n+1$ 帧图像数据: f_{n+1}

步骤:

- S1: 基于帧间差法计算两帧间的动态信息,记为 $d_n = f_{n+1} - f_n$;
- S2: 对 d_n 进行二值化,二值化阈值记为 λ ,二值化后的图像记为 th_{d_n} ;
- S3: 对二值化后的图像进行腐蚀和膨胀处理,得到处理后的图像,记为 m_{d_n} ,腐蚀和膨胀的参数选取一样,记为 γ ;
- S4: 统计膨胀后的图像求取轮廓,得到轮廓列表,记为 $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$;
- S5: 依次对列表中的轮廓进展判断,得到疑似无人机目标区域。

动态信息实际与目标的轮廓外观有一定相似性,但由于实验平台和目标都处于运动状态,且背景信息(包括山地、楼宇等)相对复杂,因此仅依靠动态信息的准确率相对较低。设计动态信息提取的初衷是保留目标无人机信息,同时尽可能排除多的背景区域,为后续判断提供支

撑。通过前期实验,二值化阈值 λ 选取20,以在目标背景纹理相似的场景依然有效,对于因阈值取值较小出现的更多虚警目标,则在后续的相似性匹配中进行滤除。腐蚀和膨胀参数 γ 根据经验都选取3。其中二值化、腐蚀、膨胀等过程都是常见的图像预处理算法,本文不做过多的介绍。

3.3 模板匹配结构设计

模板匹配实际是求取两个图像的相似度,在动态滤除部分背景的基础上,基于模板匹配进一步删选目标区域,主要涉及用何种特征(图像特征提取)以及匹配相似度计算规则^[25]。由于样本尺寸很小(最小约为 8×6 左右),本文未过多涉及图像特征提取环节。

1) 模板设计

本文共设计了两组模板匹配方式,分别是静态模板和动态模板。需要注意的是,考虑到无人机模板受目标拍摄视角、飞行速度等的影响,模板库构建在本文方法中非常重要,且是一项长期迭代的工作。为了验证所构建的模板具有一定的场景适应性,在实验环节,会对从视频1中构建的模板用于对其他视频的检测。在本文中,将所有模板的图像分辨率均归一化到 30×20 。

2) 相似度计算

相关是一种数学距离,可用于衡量两个向量(矩阵)的相似程度,原图与模板图像像素的乘积和即为求取的2个矩阵的相关系数,匹配结果越大说明两个图像的相似度越大。零均值归一化互相关首先是减去图像平均值,以削弱图像亮度的影响,在此基础上计算两个矩阵的相关性。零均值归一化互相关的图像相似度计算方法如式(1)所示。

$$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}} \quad (1)$$

其中, I 和 T 分别是待匹配图像和模板图像。 $T(x', y')$ 是模板图像在坐标 (x', y') 位置的值, $I(x + x', y + y')$ 是待匹配图像在坐标 $(x + x', y + y')$ 位置的取值。

3) 多模板匹配综合判断

如图7所示,为多模板匹配结果的综合判断流程。本文设置为动态模板匹配和空间模板匹配结果需同时满足基础阈值,且两者平均值大于一定阈值,才将其判断为无人机目标。其中待匹配的区域是基于动态区域计算后提取的候选框。具体步骤如下:

1) 基于候选框获取动态区域,进行动态模板匹配,若与模板 n 的匹配相似度大于阈值 r_1 ,则进入下一步(阈值 r_1 根据经验取值0.25);

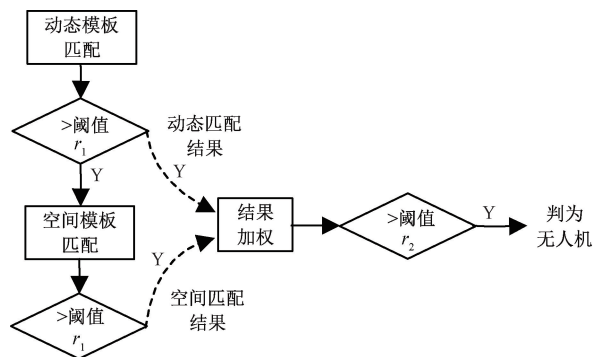


图7 多模板匹配综合判决方法

Fig. 7 Multi-template matching comprehensive decision method

2) 基于候选框获取空间区域,与模板 n 进行空间模板匹配,若匹配相似度 $>$ 阈值 r_1 ,则进入下一步(阈值 r_1 根据经验取值0.25);

3) 对同时满足条件1)和2)的候选区域,对其动态匹配得分和空间匹配得分进行加权平均,得到最终与模板 n 的相似度得分;

4) 若加权平均后的得分 $>$ 阈值 r_2 ,则将其判断为目标无人机(阈值 r_2 根据经验取值0.40)。

3.4 整体方法

如图8所示,本文设计的低慢小目标无人机检测方法。包括动态信息提取、模板匹配以及综合判断3个部分。

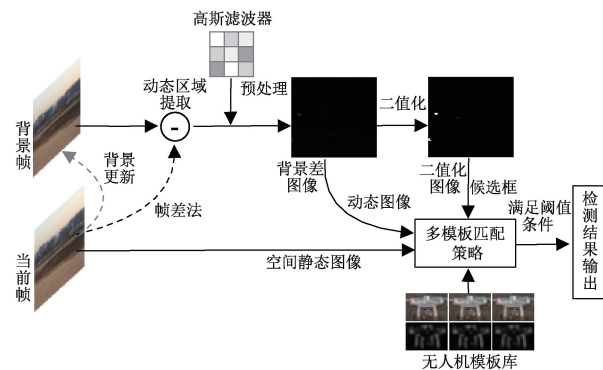


图8 融合帧间信息与模板匹配的无人机检测方法

Fig. 8 Fusion of inter-frame information and template matching UAV detection method

本文方法相较于现有深度学习目标检测方法的优点明显:1)操作简单,不需要复杂的目标标注和长时间的模型训练,本文方法只需要少量的模板设计;2)受场景变化的影响较小;3)检测效率高,本方法能在 1920×1280 高清图像中有效检测到像素小于 10×10 的目标无人机。

当然本文方法也具有一定局限性:1)对静止状态下

的目标无人机检测失效;2)目标目标库非常重要,合适的目标模板库是有效检测的关键。低慢小无人机目标检测本身具有非常大的挑战,依靠一种方法很难解决所有场景下的检测问题。本文的初衷也是设计一种可有效弥补现有深度学习的目标检测方法。

4 实验与分析

4.1 实验设置

为检验本文方法的有效性,首先按照无人机类别构建目标模板,然后基于该类无人机在不同场景下的真实飞行数据下对模板匹配策略,目标的场景、尺寸、模态等进行对比实验。本文主要针对大疆御 2、御 3、精灵 4 等系列无人机开展实验。需要说明的是,本文构建的数据集中,平台和目标都是存在运动的。

4.2 评价指标

选取检测准确率和虚警率作为评价指标。给定 M 帧连续视频,统计其出现的目标无人机数量为 N ,算法正确检测到的目标数量为 N_0 ,错误检测到的目标数量为 N_1 ,则检测准确率和虚警率计算公式分别如下:

$$Acc = \frac{N_0}{M} \times 100\%$$
(2)

$$\varepsilon = \frac{N_1}{N} \times 100\%$$
(3)

4.3 消融实验分析

为了验证模板匹配策略的有效性,对多模板匹配策略进行消融分析。如表 2 所示为 4 种不同匹配方法的对比结果。由表 2 可知,综合动态匹配和空间匹配的方法检测准确率和虚警率最高,而只依靠动态匹配的方法检测准确率最低,没有任何匹配的方法的虚警率最高。不加任何匹配相当于只依靠动态目标判断进行低慢小目标判断,在存在平台运动或其他运动目标的条件下虚警率非常高,而只依靠动态信息匹配则会受目标的运动状态、拍摄远近等影响较大,这符合本文预期判断。

表 2 不同模板匹配策略检测结果

Table 2 Results of different template matching strategies			
序号	匹配策略	准确率	虚警率
1	无匹配	0.68	0.47
2	动态匹配	0.53	0.37
3	空间匹配	0.79	0.15
4	本文方法	0.81	0.06

4.4 不同场景检测结果

进一步对天空、山地、楼宇等不同背景下的低慢小目标检测结果进行对比分析。如图 9 所示为不同背景下的检测结果。如表 3 所示为不同场景下的检测指标结果,包括目标检测准确率和虚警率。

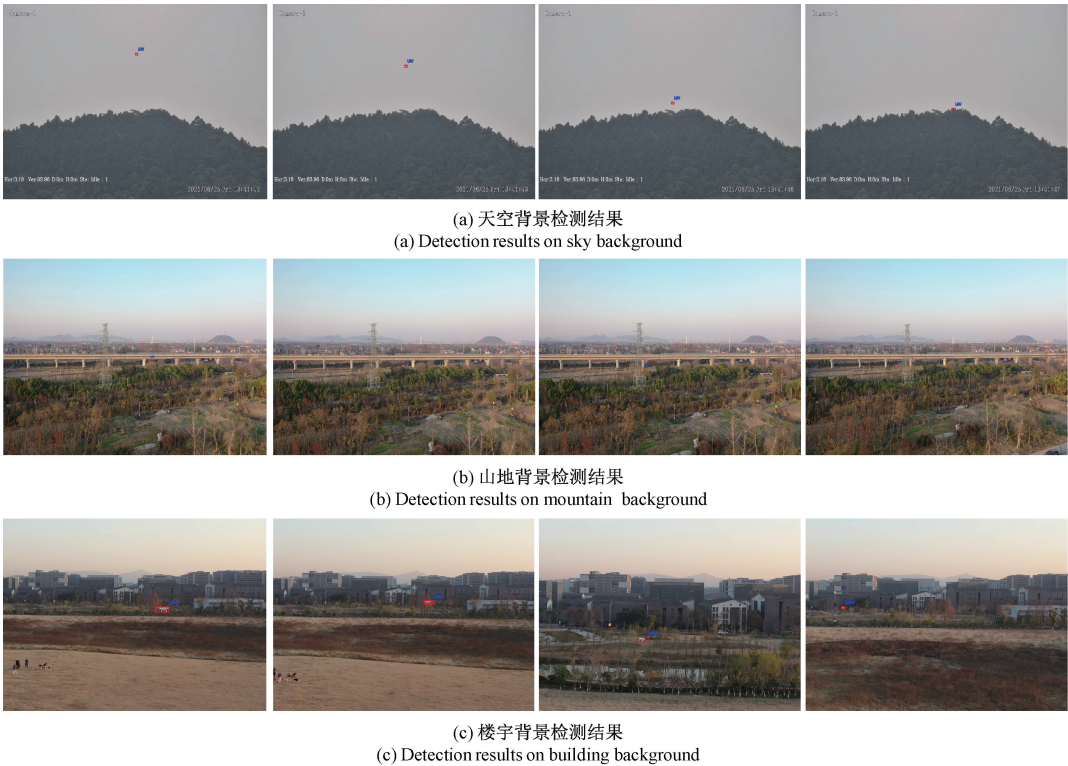


图 9 不同背景下无人机检测结果

Fig. 9 Detection results of UAV in different backgrounds

表 3 不同背景下检测结果

Table 3 Results under different backgrounds			
序号	背景	准确率	虚警率
1	天空背景	0.95	0
2	山地背景	0.86	0.05
3	楼宇背景	0.78	0.11

由表 3 可知,不同背景下均能取得较好的目标检测准确率和虚警率:准确率方面,天空背景最高达到 0.95,楼宇背景最低为 0.78;虚警率方面,天空背景虚警率为 0,楼宇背景虚警率为 0.11。进一步对检测出错的结果进行溯源分析,结果出错的图像帧主要出现在以下两种情况:1)目标悬停或运动变化很小;2)目标与背景纹理非常相似。实验结果符合本文方法的预期,由于所提方法是建立在动态区域提取的基础上,当出现以上情况时,提取的动态信息较弱,容易对目标区域滤除。

此外,不同背景下的检测结果与其存在的干扰疑似物有一定关系。天空背景较为纯净,疑似干扰物最少;而山地背景下可通过空间匹配滤除部分干扰;楼宇背景下的道路车辆、行人以及楼宇照明等都成为疑似目标。这符合天空、山地和楼宇背景下准确率依次下降、虚警率依次增加的结果。

4.5 不同目标尺寸检测结果

为了进一步分析本文算法在大视角小像素目标的检测结果,按照像素占比对数据进行划分,对不同尺寸的检测结果进行对比。如表 4 所示为不同像素占比下的目标检测结果。

表 4 不同像素占比下检测结果

Table 4 Results of different pixels proportion				
序号	目标尺寸	像素占比/%	准确率	虚警率
1	小像素	0.04~0.12	0.93	0.03
2	较小像素	0.01~0.04	0.84	0.07
3	极小像素	0.005~0.01	0.70	0.26

由表 4 可知,本文算法对小像素的目标检测准确率为 0.93,虚警率为 0.03,而对极小像素的目标检测准确率依然能达到 0.70,虚警率达到 0.26。随着像素尺寸越来越小,检测性能下降明显,这一方面是由于小尺寸目标的动态信息提取易受影响,另一方面是由于空间信息匹配的像素点越少,匹配置信度越低。需要说明的是,上述数据都是相对于原始尺寸 1 920×1 280 的图像输入,这一定程度上说明了本文方法对小尺寸目标的检测有效性。如图 10 所示为不同尺寸检测结果的示例。

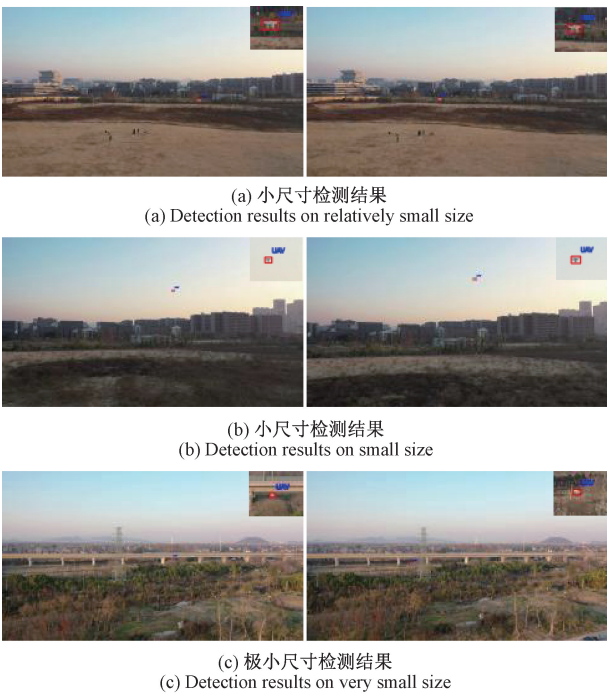


图 10 针对不同尺寸的目标检测结果
Fig. 10 Detection results of different pixels proportion

4.6 其他模态数据检测结果

为了进一步验证所提算法的适应性,在红外模态数据上进行了初步验证。如图 11 所示为不同背景下红外模态数据的检测结果,实验中各项阈值均与可见光模态实验过程保持一致。

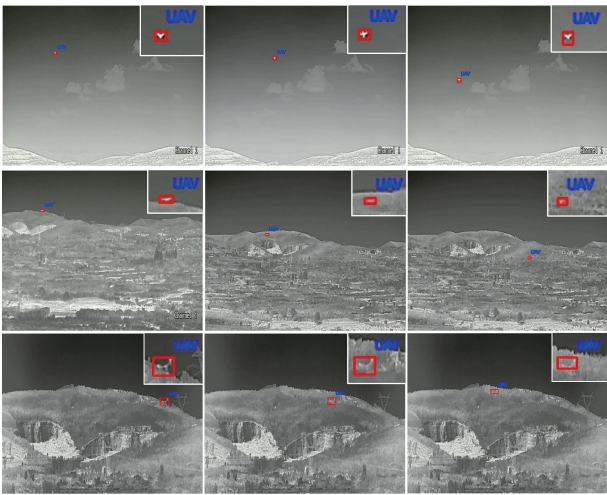


图 11 红外模态下目标检测结果
Fig. 11 Detection results of infrared datasets

由图 11 可知,本文方法也能很好的适应红外模态低慢小目标检测,对不同背景下依然能获得不错的检测效果。由于红外模态成像与目标温度有关,在夜晚等温差

较大时间段的目标成像更为清晰,理论上更适合采用本文算法。当然与可见光模态数据检测存在同样的问题,检测结果受动态信息提取的影响较大。不同模态数据的特点不同,如何利用多个模态信息提升检测结果也是低慢小目标检测的另一研究思路。

4.7 典型低慢小目标探测集成应用

在典型城镇环境构建了低慢小目标探测场景。如图 12 所示为测试用光电吊舱和目标无人机,其中无人机为大疆御 3,机上搭载定位模块,以帮助有效捕获到目标数据。

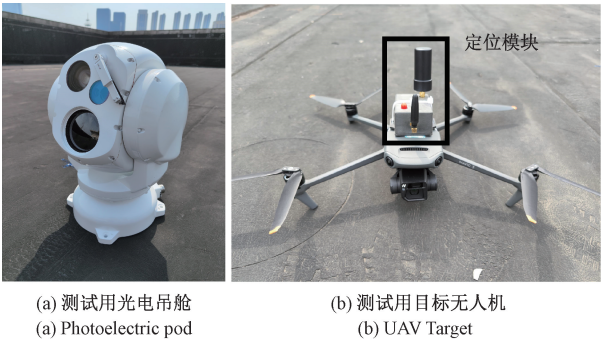


图 12 验证平台和目标无人机

Fig. 12 Setting of verification platform and target UAV

如图 13 所示为部分实测结果。算法部署在 PC 平台,环境为 Intel (R) Core (TM) i7-8550U CPU @ 1.80 GHz 1.99 GHz 处理器,8 G 内存,Windows 10 操作系统。PC 与光电吊舱间通过网线连接,光电吊舱焦距不变,目标无人机在距离相机 200 m 左右范围内做随机运动。由结果可知,本文算法能有效检测到不同背景下的无人机目标。统计实时运行效率,平均每秒处理帧率 (frames per second,FPS) 约为 59.8 FPS,实时性满足要求。

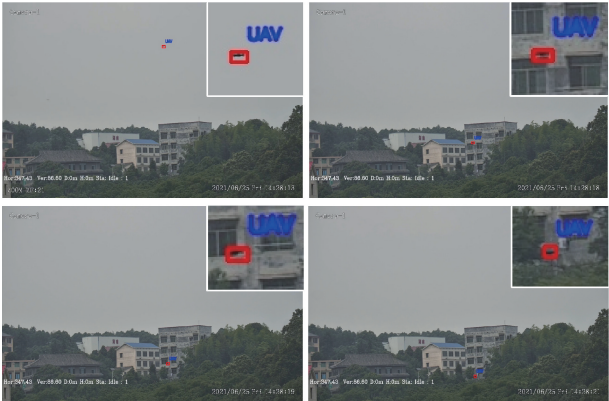


图 13 实时检测结果

Fig. 13 Real-time detection results

4.8 结果讨论

此外,基于 YOLOv8 深度学习目标检测方法进行了实验,结果发现在本文构建的小像素和极小像素数据集

上,无法输出目标检测框,相关原因在方法提出中已经有过分析。如图 14 所示为按照 YOLOv8 骨干网络下采样的目标尺寸图,可见在经过 1/8 下采样后目标的有效信息已经非常微弱,理论上应该是不适合本文数据集目标检测任务。



图 14 YOLOv8 中无人机目标下采样尺寸示例

Fig. 14 Instance of down-sampling size of UAV in YOLOv8

为了验证相关推断,挑选了部分数据集进行 YOLOv8 模型的训练与验证,迭代参数设置为 40。如图 15 所示为 YOLOv8 算法的损失收敛结果。可以看出,随着训练迭代次数的增加,损失逐渐降低,模型逐渐得到收敛。

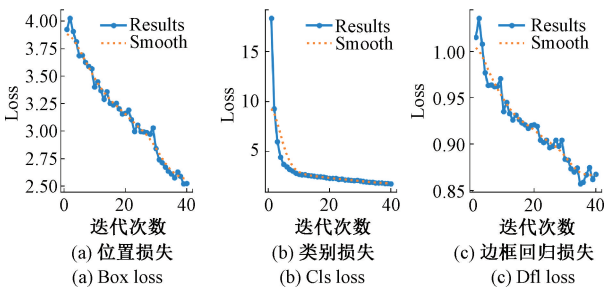
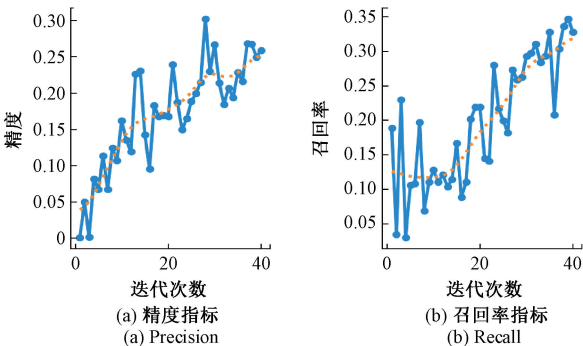


图 15 YOLOv8 在本文数据集训练损失

Fig. 15 Training loss of YOLOv8 in the dataset

如图 16 所示为 YOLOv8 算法模型的检测精度和检测准确率 mAP50。其中通用数据集上 mAP50-90 大于 0.3,YOLOv8 的相关指标要远远低于其在通用数据集上的结果。



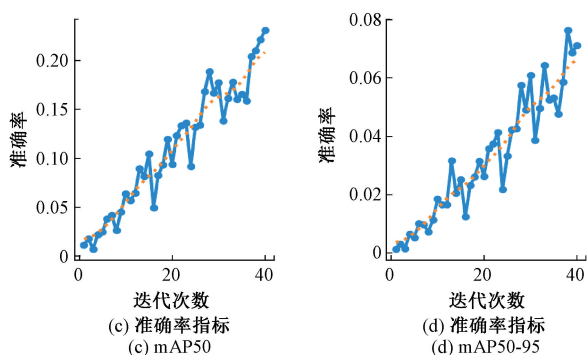


图16 YOLOv8在本文数据集的检测指标

Fig. 16 The detection metrics of YOLOv8 in the dataset

为了初步测试模型效果,挑选了40个迭代中性能最佳的模型参数进行测试。如图17所示为训练模型的检测结果。由结果可知,YOLOv8算法的漏检率较高,基本难以检测到无人机目标。综述,这与预期结果一致,原生YOLOv8算法不适合大视场低慢小目标检测任务。

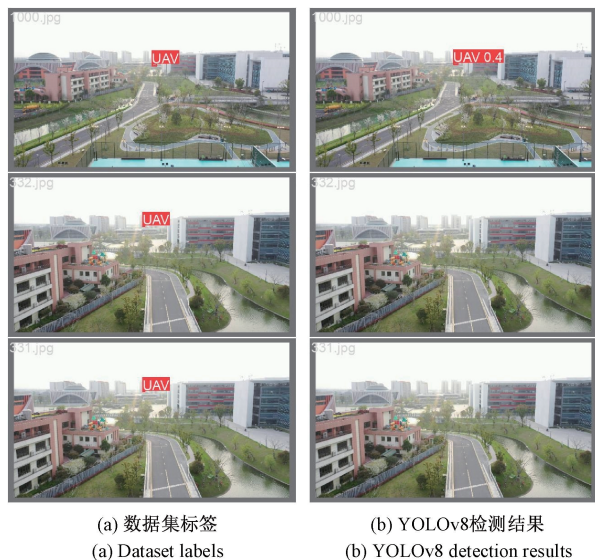


图17 YOLOv8检测结果示例

Fig. 17 Instance of YOLOv8 detection results

本文方法有效结合了动态和空间信息,在一定程度上可有效解决深度学习目标检测算法对极小目标检测失效的问题。但本文方法也存在缺陷性:1)在目标静止时,动态信息检测会失效;2)目标与背景纹理非常相似场景,目标动态信息不明显,动态匹配率较低;3)此外当场景更加复杂时,本文方法对模板库的丰富程度会有更高要求。上述条件1)和2)属于本文现有方法的缺陷,需要引入背景帧、上下文跟踪关联等模块进行解决;条件3)需要通过数据样本的丰富与学习提升相似度判断的准确率。当然,对于条件3),也可引入深度学习孪生网络模块进行

相似度比较,或者直接引入深度学习识别网络对动态区域的图像块进行识别判断。

总之,复杂动态大视场条件下低慢小目标探测是一个非常复杂的问题,其目标尺寸、背景环境以及目标样式变化多样,基于多种算法的有效组合将是一个更加有效可取的方法。

5 结论

低慢小目标探测为低空安全监管与防控提供重要的数据支撑,由于其尺寸小纹理弱、背景变化大,低慢小目标的探测仍是一个极具挑战的问题。本文针对现有深度学习方法在大视场极小目标检测上的不足,提出了一种融合动态信息与空间模板的低慢小目标探测方法,有效结合无人机目标的动态特性与空间特点,以提高对极小目标的检测性能,并开展了数据集测试与真实场景应用验证。在构建的天空、山地、楼宇等背景数据集上进行实验,结果表明,本文方法对低慢小无人机目标的有效检测率达到0.81,虚警率为0.06,在像素占比不小于0.01%的目标检测率依然能达到0.70,能适应可见光、红外等不同模态的视频数据,本文方法可有效弥补深度学习对极小像素检测的不足。当然,仅依靠一种方法远不能解决所有场景的低慢小目标探测问题,未来的研究一方面考虑低慢小目标模板库的扩充维护,另一方面考虑多种有效算法的有效组合提升方法适应性。

参考文献

- [1] 徐君明, 赵国庆, 刘爱东. 国内外反无人机系统发展现状综述[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(S01): 5-8.
- [2] 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.
- [3] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.

- [4] 潘晓英, 贾凝心, 穆元震, 等. 小目标检测研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(9): 2587-2615.
PAN X Y, JIA N X, MU Y ZH, et al. Survey of small object detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(9): 2587-2615.
- [5] 梁延峰, 王欣九, 张博, 等. 城市环境下反无人机技术发展设想[J]. 中国电子科学研究院学报, 2023, 18(3): 289-295.
LIANG Y F, WANG X J, ZHANG B, et al. The development conceive of anti-drone technology in urban environments [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2023, 18(3): 289-295.
- [6] 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.
- [7] GIRSHICK R. Fast R-CNN[J]. IEEE 2015 Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, 12(13): 1440-1448.
- [8] 徐晓光, 李海. 多尺度特征在 YOLO 算法中的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6): 96-101.
XU X G, LI H. Application research of multi-scale features in YOLO algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(6): 96-101.
- [9] ZHENG G, SONGTAO L, FENG W, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021[J]. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, 1(1): 1-7.
- [10] 马旗, 孙晓军, 张杨, 等. 基于红外图像的低空无人机检测识别方法[J]. 弹箭与制导学报, 2020, 40(3): 150-154.
MA Q, SUN X J, ZHANG Y, et al. Detection and recognition method of low-altitude UAV based on infrared images[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2020, 40(3): 150-154.
- [11] ZHANG Y L, CAI Z C. CE-RetinaNet: A channel enhancement method for infrared wildlife detection in UAV images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 3299651.
- [12] 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.
- [13] 孙备, 党昭洋, 吴鹏, 等. 多尺度交叉注意力改进的单无人机对地伪装目标检测定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 54-65.
SUN B, DANG ZH Y, WU P, et al. Multi scale cross attention improved method of single unmanned aerial vehicle for ground camouflage target detection and localization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 54-65.
- [14] WANG B, XU W H, ZHAO M, et al. Antivibration pipeline-filtering algorithm for maritime small target detection [J]. Optical Engineering, 2014, 53(11): 113109.
- [15] LIN W H, ZHANG Z L, ZHANG L H. Infrared moving small target detection and tracking algorithm based on feature point matching [J]. The European Physical Journal D, 2022, 76(10): 185.
- [16] KIM S. Target attribute-based false alarm rejection in small infrared target detection [J]. Image and Signal Processing for Remote Sensing, 2012, 8537(11): 85370G.
- [17] ZHU H, LIU SH M, DENG L ZH, et al. Infrared small target detection via low-rank tensor completion with top-hat regularization[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2020, 58(2): 1004-1016.
- [18] 尉婉青, 禹晶, 柏鳗晏, 等. SSD 与时空特征融合的视频目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(3): 542-555.
WEI W Q, YU J, BO M Y, et al. Video object detection using fusion of SSD and spatiotemporal features [J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(3): 542-555.
- [19] 罗会兰, 陈鸿坤. 基于深度学习的目标检测研究综述[J]. 电子学报, 2020, 48(6): 1230-1239.
LUO H L, CHEN H K. Survey of object detection based on deep learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(6): 1230-1239.
- [20] ZHENG Y, CHEN ZH, LYU D L, et al. Air-to-air

- visual detection of micro-UAVs: An experimental evaluation of deep learning [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 1020-1027.
- [21] ZHAO J, ZHANG J SH, LI D D, et al. Vision-based anti-UAV detection and tracking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25323-25334.
- [22] JIANG N, WANG K R, PENG X K, et al. Anti-UAV: A large-scale benchmark for vision-based UAV tracking[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25(1): 486-500.
- [23] 石欣, 卢灏, 秦鹏杰, 等. 一种远距离行人小目标检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 136-146.
- SHI X, LU H, QIN P J, et al. A long-distance pedestrian small target detection method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 136-146.
- [24] IIG E, MAYER N, SAIKIA T, et al. FlowNet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks[J]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017(4): 1647-1655.
- [25] 王世勇, 乾国康, 李迪, 等. 面向边缘特征的实时模板匹配方法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(9): 1-10.

WANG SH Y, QIAN G K, LI D, et al. Real-time template matching method for edge features[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(9): 1-10.

作者简介



孙备, 于 2018 年获得国防科技大学博士学位, 现为国防科技大学副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。

E-mail: sunbei08@ nudt. edu. cn

Sun Bei received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2018. He is currently an associate researcher and graduate advisor at National University of Defense Technology. His main research interest includes intelligent detection and countermeasure of unmanned platforms.



孙晓永 (通信作者), 2020 年获得国防科技大学博士学位, 现为国防科技大学助理研究员, 主要研究方向为无人平台智能侦测与对抗。

E-mail: sunxiaoyong14@ nudt. edu. cn

Sun Xiaoyong (Corresponding author) received his Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2020. He is currently an assistant investigator at National University of Defense Technology. His main research interest includes intelligent detection and countermeasure of unmanned platforms.