

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106672

天空背景红外图像序列弱小目标检测算法研究

黄夏阳^{1,2} 张涛^{2,3} 朱秋煜¹ 崔文楠^{2,3} 李洁^{2,3}(1. 上海大学 通信与信息工程学院 上海 200444; 2. 中国科学院 上海技术物理研究所 上海 200083;
3. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院 北京 100049)

摘要: 在天空背景的红外图像序列中检测低信噪比的弱小目标时,单纯的传统算法在不同程度上存在预处理过程复杂、特征设计困难、控制参数难以确定、检测准确率低等问题。通过引入深度学习技术,提出一种结合算法,可以显著提高算法的检测效果。在红外图像序列中,首先在起始帧中利用基于YOLOv3的时空特征提取网络高准确地检测运动目标,再在后续帧中依据目标的速度和亮度特性,使用基于局部对比度特征的传统方法对目标进行快速检测。在搭建的天空背景的红外图像序列测试数据集中,结合方法实现了比现有方法更高的准确率和召回率,计算时间也满足实时性要求。该结果表明,两种方法互相配合,在实时性与准确度上取得了很好的平衡。

关键词: 红外弱小目标; 图像序列; 深度学习; 目标检测

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.2060

Research on dim and small target detection algorithm in sky background infrared image sequence

Huang Xiayang^{1,2} Zhang Tao^{2,3} Zhu Qiuyu¹ Cui Wennan^{2,3} Li Jie^{2,3}

(1. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China; 2. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China; 3. School of Electronic Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: When detecting dim and small targets with low signal-to-noise ratio in infrared image sequences of sky background, the simple traditional algorithm has some problems, such as complex preprocessing process, difficult feature design, difficult to determine control parameters, low detection accuracy and so on. Through the introduction of deep learning technology, a combined algorithm is proposed, which can significantly improve the detection effect of the algorithm. In the infrared image sequence, firstly, the moving target is detected with high accuracy by using the spatio-temporal feature extraction network based on YOLOv3 in the starting frame, and then the traditional method based on local contrast feature is used to detect the target quickly in the subsequent frames according to the speed and luminance characteristics of the target. In the infrared image sequence test data set of the sky background, the combined method achieves higher accuracy and recall than the existing methods, and the computing time also meets the real-time requirements. The results show that the two methods cooperate with each other and achieve a good balance in real-time and accuracy.

Keywords: infrared dim and small target; image sequences; deep learning; target detection

0 引言

红外图像序列弱小目标检测技术一直是红外图像处理研究中的热点,是影响红外探测系统工作距离的重要因素。目标距离探测系统越远,在红外图像中就越弱越小。在极限情况下,目标可能只占据1至数个像素,同时其亮度很弱以至于几乎不可见,非常容易被淹没在背景与噪声中。因

此,需要研究红外图像序列弱小目标检测算法,提高算法对远距离弱小目标的检测能力,从而提高系统的探测距离。

目标检测算法的任务是,通过提取利用图像的各种特征,如空域特征、频域特征、时域特征等,将目标与背景及噪声区分开。空域和频域特征可以在单帧中提取,时域特征则必须在多帧中提取。由于弱小目标与普通的面目标相比,缺少了大多数特定特征,如可检测的形状与纹理等,有

时只利用单一的特征无法进行较好的检测,因此常使用空域时域结合,或者频域时域结合的方法来改善效果。根据所利用的特征信息,检测红外图像序列中弱小目标的方法可以分为基于单帧与基于多帧两种,前者只利用目标的空间信息,后者在前者的基础上进一步利用目标的时空信息,能对目标进行更准确的检测。此外,又可以根据图像处理中特征提取方式的不同,分为传统方法和深度学习两类方法。传统方法使用手工设计的特征来处理图像,其原理直观、解释性强,不需要训练数据,但是对特征设计的要求很高,在复杂条件下较难实现好的效果。深度学习则利用卷积神经网络从图像数据集中自动学习手工难以设计的复杂特征,不同任务的网络结构和参数也可以迁移利用,但是需要良好的数据集来进行训练,训练中还需要解决过拟合与泛化性能的问题。

红外弱小目标检测目前常用的传统方法有基于单帧的滤波类^[1-2],局部对比度类^[3],频域变换类^[4-5]和基于多帧的能量累积类^[6-7]等为代表的一系列方法,它们在背景复杂或目标信噪比较低时,往往会导致较多的虚警,同时通常还存在着需要人工调整的参数较多的缺点。

深度学习方法近年来在计算机视觉领域中取得了相当大的进步,特别是在多个领域的物体检测问题上都取得了很好的效果^[7-10]。因此,在红外小目标检测领域,也出现了一批使用深度学习方法的研究^[11-12]。吴双忱等^[13]将对小目标的检测问题转化为对小目标位置分布的分类问题,提出了一种全卷积网络与分类网络结构来有效地实现了小目标的检测。Kim等^[14]提出了一种两阶段的卷积神经网络(DDP-CNN),先通过基于Tophat的方法生成可能的目标位置,再通过分类网络识别最终目标。赵琰等^[15]针对复杂背景下弱小目标探测的问题,引入YOLOv3网络进行目标检测。YOLOv3的主干网络深度高达53层,有很强的特征提取能力,能够很好的检测出红外小目标。谢江荣^[16]提出了一种深度学习和传统方法相结合的多步目标检测。首先使用回归型深度卷积神经网络对图像中的背景杂波以及噪声进行抑制,然后使用阈值分割提取候选目标,最后使用分类型深度卷积神经网络对候选目标进行判别,剔除虚警。该方法对于复杂背景下红外弱小目标也实现了较好的检测率。

既往的红外弱小目标检测方法大多都属于单帧检测。这些方法在目标检测任务中取得了不错的效果,能够在一些诸如多云、地空、建筑物等较为复杂的背景及一定的噪声条件下检测出一般信噪比及大小的红外目标。然而,由于时空信息提取不全面,这些方法尚不能达到人类水平表现。当面对只占据两三个像素,信噪比接近甚至小于1的目标时,这些算法的检测率和虚警率大受影响,无法有效检测目标。

为了进一步提高弱小目标的检测精度,本文基于YOLOv3目标检测网络和局部对比度特征方法(local

contrast method, LCM)提出一种两阶段的检测方法,能够提取目标的时空信息,提高目标的检测精度,并具有良好的实时性。在建立了天空背景的红外图像序列实验数据集之后,通过实验测试验证了这种深度学习与传统方法相结合的算法能够在信噪比接近甚至小于1的天空背景红外图像序列中实时、精确地检测弱小目标。

1 检测方法

本文方法中,首先针对弱小目标在运动的情况,使用基于YOLOv3目标检测网络提出的时空YOLO模型进行检测;其次,对于时空特征较不明显的速度缓慢的目标,设计了另一种基于局部对比度特征的算法作为补充。

本文方法的总体框架如图1所示。时空YOLO模块接受红外图像序列段作为输入,检测运动弱小目标;同时LCM模块接受单帧图像,在上一帧结果的附近寻找亮度相似的目标。两种方法的结果经过合并、去重之后输出。

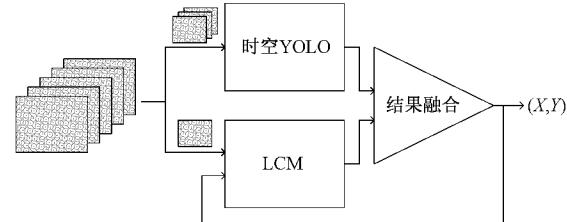


图1 方法总体框架

1.1 基于YOLOv3的时空特征提取网络

1) YOLOv3概述

YOLO是一种流行的单阶段目标检测网络,YOLOv3是它的第三代版本,融合了Resnet、DenseNet、FPN等模型中最有效的技巧,在达到了媲美其他优秀算法精度的同时,速度还要快3倍以上。

YOLOv3网络模型结构如图2所示,使用了darknet-53作为主干架构,其搭建方式借鉴了Resnet的残差结构,特征提取能力进一步增强^[17]。而且,因为全部使用卷积层构成,通过调节卷积步长控制输出特征图的尺寸,所以对于输入图片尺寸没有特别限制。在darknet-53输出特征图后,再使用特征融合、多尺度预测和边界框回归等多种策略检测目标,实现了检测速度与精度的良好平衡。

2) 时空-YOLO

YOLOv3在静态彩色图像的物体检测任务中的表现出色,是由于YOLOv3的网络结构具备足够的特征表示能力,能够从数据中学到有效的视觉特征来检测物体。换句话说,YOLOv3中的卷积层的权重,能够在训练数据集中收敛,形成有效的滤波器。因此,同样的结构也可以在图像序列数据集中进行训练,使卷积层成为时空域上的滤波器,从而能对图像序列进行时空特征的提取。为了使网络能使用图像序列作为样本进行训练,在YOLOv3中,需要修改其输入层的定义。考虑到红外图像为一维灰度图像,从而

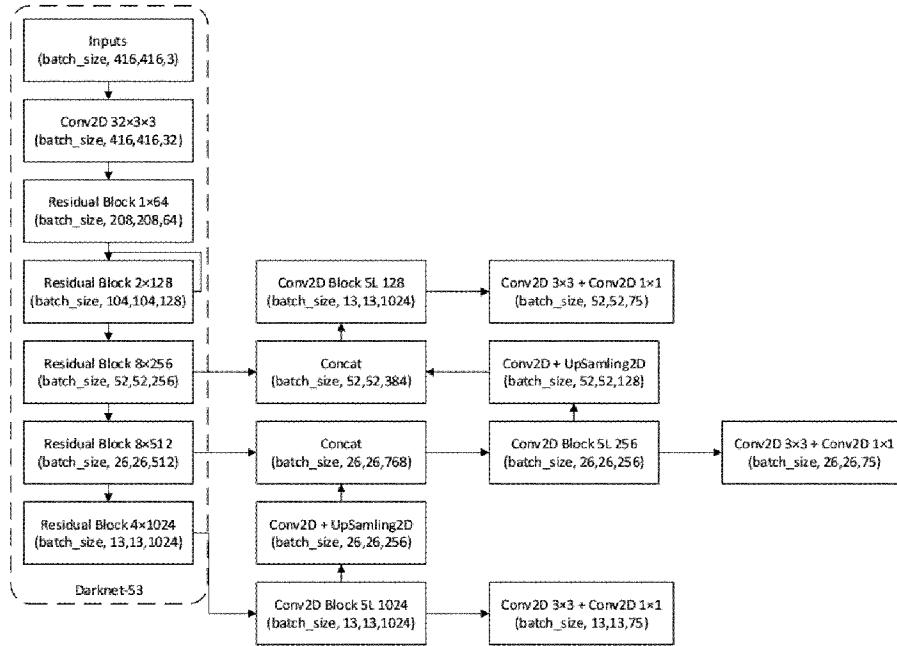


图 2 YOLOv3 网络模型结构

只需使用二维空间维度加上一维时间维度代替原来的二维空间维度加上一维色彩维度。输入层的总维度数保持不变,因此网络的后续其他部分无需改动。

3) 训练数据集

为训练及测试网络模型,采集了若干红外图像序列样本。为了扩增数据集容量,提升模型的泛化能力,设计了一种仿真红外图像序列的生成方法。

首先在采集的真实红外图像中选出若干 12 张典型背景,通过图像处理方法抹去图中无人机目标,组成仿真背景库;其次枚举 2×2 以内点目标形状与 7×7 内图像采集系统的高斯点扩散函数进行卷积,生成了尺寸从 1×1 到 8×8 不等的 28 个目标组成仿真目标库;接着按照一定间隔枚举目标航迹方向与起始点坐标,随机设定可变加速度,生成仿真航迹库最多达 864 000 种。最后,枚举仿真背景与仿真目标,随机抽取部分仿真航迹,生成仿真红外目标图像序列数据集。

最终数据集分为 3 个部分,训练集用于网络参数的训练,由真实数据的 45% 和仿真数据的 90% 组成;训练验证集用于评估网络拟合能力,由真实数据的 5% 和仿真数据的 10% 组成;验证集用于评估网络泛化能力,能够考核网络在真实数据下的表现,由剩下的真实数据组成。

1.2 基于 LCM 特征的跟踪方法

时空 YOLO 模型可以有效检测运动中的弱小目标,但对运动缓慢的目标时检测率则明显下降。针对缓慢弱小目标的检测,本文设计了一种基于 LCM 的方法作为补充。

根据任务场景下的目标特点,设计特征表达式如下:

$$\begin{aligned}
 I_{T_0} &> \max(I_{T_1}) \text{ and} \\
 flag = I_{T_0} &> \text{mean}(I_{Bg}) + \lambda_1 \times \text{std}(I_{Bg}) \text{ and} \\
 I_{T_1} &> \text{mean}(I_{Bg}) + \lambda_2 \times \text{std}(I_{Bg}) \\
 \text{diff} = \text{mean}(I_T) - \text{mean}(I_{Bg})
 \end{aligned} \quad (1)$$

对系数 λ_1, λ_2 有, $\lambda_1 > \lambda_2$

其中, I 为像素亮度; T 为目标区域,分为目标中心区域 T_0 与目标非中心区域 T_1 ; Bg 为局部背景区域,如图 3 所示。

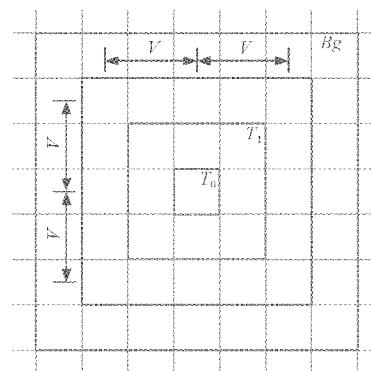


图 3 目标区域示意图

表达式的第 1 项 flag 是布尔值,代表以 T_0 为中心的目标区域亮度是否为局部极值,具体需要满足 3 个标准:

- 1) 目标中心亮度应高于目标非中心亮度
- 2) 目标中心亮度应显著高于局部背景平均亮度
- 3) 目标非中心区域平均亮度应明显高于局部背景平均亮度。

表达式第 2 项 $diff$ 是实数,为目标区域和背景区域的平均像素亮度之差。

首先,根据上一帧图像与目标上一帧的位置,计算目标在上一帧图像中的特征表达式。其次,根据目标上一帧的位置和给定的速度上限 V ,划定目标新位置的搜索区

域,如图 3 中虚线区域所示。最后在当前帧图像中遍历搜索区域,对区域中每个位置计算以其为中心的特征表达式与上一帧中的结果进行比较,取最接近的位置为跟踪结果。

算法的流程如图 4 所示。

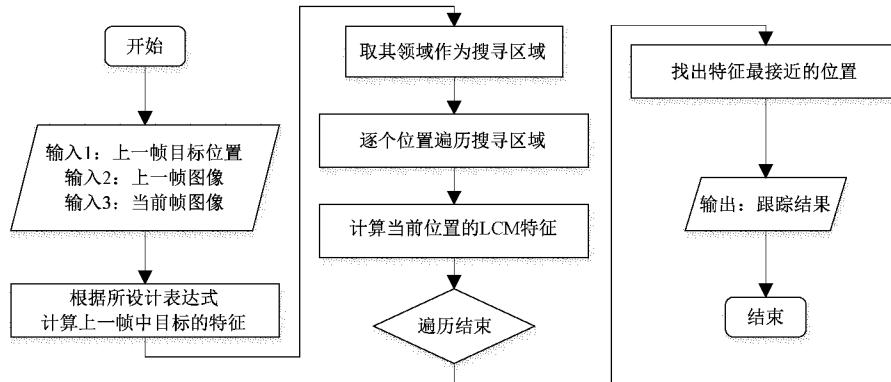


图 4 基于 LCM 的检测算法流程

1.3 结果融合

在收到每一帧实时图像后,使用两种方法分别得到目标的候选结果,然后将两份结果中距离小于阈值的目标判定为同一目标进行去重,最后将两份结果合并得到最终结果。

2 实验

为了确定最佳的输入序列长度以及比较本文算法与其他算法的检测效果,本文进行实验测试本文方法设置不同输入序列长度时的表现以及其他基准方法在相同评价标准下的表现。

2.1 测试数据和评价指标

测试数据为搭建的红外探测器采集的若干段天空背景红外目标图像序列,图像分辨率为 640×512 ,目标尺寸不超过 3×3 ,目标信噪比小于 2。信噪比的计算公式为:

$$SNR = (E_r - E_b) / \sigma_b \quad (2)$$

其中, E_r 为目标区域的均值, E_b 为背景区域的均值, σ_b 为背景区域的标准差,背景区域尺寸为目标区域尺寸的 3 倍左右。

测试采用目标检测率 DR 和平均每帧虚警个数 FA 以及平均每秒处理帧数 FPS 作为评价指标。测试在配置了 Intel i7-9700 处理器和 Nvidia RTX 3090 显卡的 PC 上进行。

2.2 单独深度学习方法与综合方法对比

使用单独深度学习方法与综合方法对实验数据集进行检测,结果融合中去重阈值设为 5,序列长度均设置为 10,实验结果如表 1 所示。

由于测试所用图像序列中,目标存在大量悬停动作,使单一的时空 YOLO 方法对其检测存在困难,检测率不甚理想。在引入传统方法进行综合检测后,虽然引入了极其

表 1 时空 YOLO 与综合方法对比实验结果

	时空 YOLO	综合方法
检测率 DR/%	42.35	99.93
平均虚警数 FA	0.012	0.013
FPS	40.6	40.6

个别的虚警,但目标检测率极大改善,并且对计算时间的影响可以忽略不计,大大改善了算法的效果。

2.3 序列长度设置实验

本方法中,送入网络的序列段长度是较为关键的参数。理论上,当设置更小时,准确率应当下降而虚警个数增加,这是因为序列长度较短时,其包含的帧间信息也较少,不利于目标和虚警的识别;而当设置太大,一方面网络的计算量将急剧增大影响算法实时性,另一方面也将可能降低网络识别轨迹的灵活性从而影响准确率。

在使用不同的长度设置进行实验后,对测试数据的检测效果如表 2 所示。

表 2 不同序列段长度设置的检测效果对比

	长度 3	长度 7	长度 10	长度 20
检测率 DR/%	98.13	98.22	99.93	97.55
平均虚警数 FA	0.012	0.008	0.013	0.042
FPS	49.8	43.9	40.6	32.5

从实验数据可以看出,在长度从 3 增加至 7 时,检测率和虚警率均有改善,而当长度从 7 增加至 10 时,检测率进一步增加,但虚警率反而提高了,这是因为检测的时间跨度太大而将零星出现的噪声联系起来的结果。而将序列长度设置进一步增大至 20 时,其检测率也出现下降,这是

由于目标的轨迹在长时间条件下不能再被近似为直线。此外,长度值越大,需要的计算时间也越久。综合考虑各项参数,选择长度 7 作为最终设置。

2.4 与其他方法对比

本文选取基于局部对比度特征的 ILCM 方法^[2]和基于小面滤波的 Facet-RW^[3]两种方法进行对比。分别使用目标信噪比较高的图像序列与目标信噪比较低的图像序列进行测试,其结果如表 3、4 所示。从序列中选取典型的检测效果图,目标信噪比较高的图像序列如图 5~7 所示,目标信噪比较低的图像序列如图 8~10 所示。

表 3 不同方法检测结果(高信噪比目标)

	ILCM	Facet-RW	Proposed
检测率 DR/%	99.87	99.75	99.94
平均虚警数 FA	6.750	2.080	0.007

表 4 不同方法检测结果(低信噪比目标)

	ILCM	Facet-RW	Proposed
检测率 DR/%	92.31	58.29	98.22
平均虚警数 FA	6.920	3.410	0.009

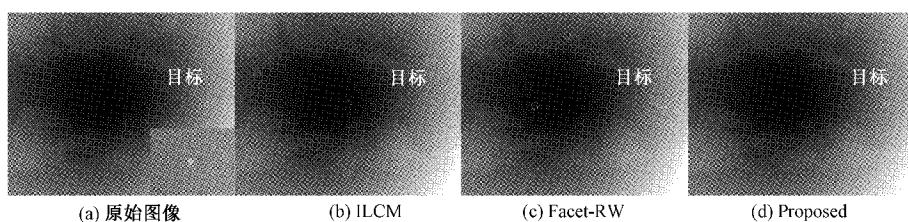


图 5 场景 1 下不同方法检测效果(SNR=1.98)

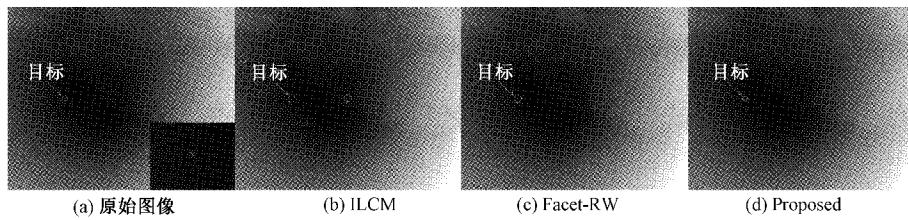


图 6 场景 2 下不同方法检测效果(SNR=4.72)

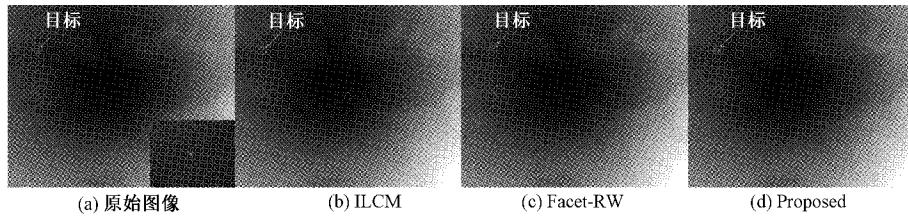


图 7 场景 3 下不同方法检测效果(SNR=3.88)

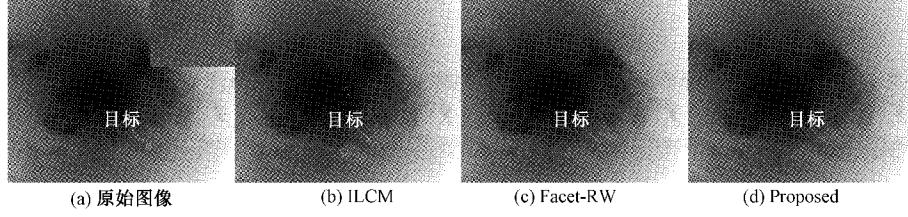


图 8 场景 4 下不同方法检测效果(SNR=0.96)

ILCM 方法主要考虑了目标的局部亮度特征,并针对云层边缘高亮做了过滤处理,因此检测弱目标的能力较强,并能有效地分辨多云背景。但是由于其对噪声的判别能力较弱,因此依然存在较高的虚警率。

Facet-RW 方法使用了小面模型在频域上检测高频信号,并使用随机行走分辨目标像素,成功降低了虚警率,但同时也丢失了一部分信号较为弱小的目标。因此其检测率容易受到目标信噪比的影响。

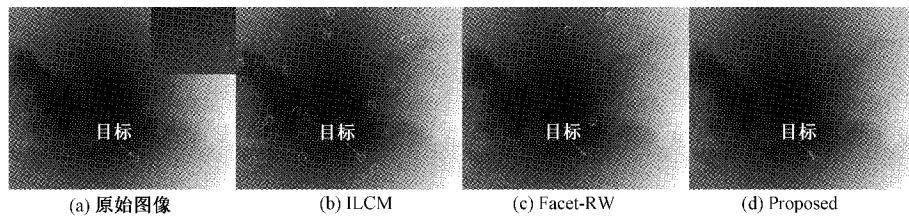


图9 场景5下不同方法检测效果(SNR=0.61)

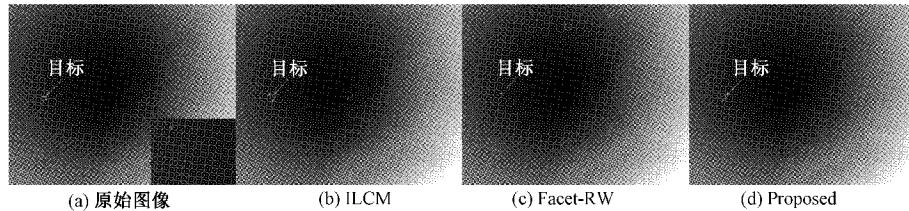


图10 场景6下不同方法检测效果(SNR=1.26)

实验证明,对微弱且信噪比很低的目标进行检测,本文方法效果优秀,可以在低信噪比条件下保持高检测率与低虚警率,与前人方法对比存在较大优势。

3 结 论

针对红外图像弱小目标检测问题,本文提出了一种深度学习与传统算法相结合的方法。方法首先搭建了基于YOLOv3 搭建的端到端从红外图像序列中检测目标的网络,网络可以提取目标的空间特征和时间特征,所以其可以较为准确地剔除虚警,但是当目标速度很低时,将会丢失目标。为此,又设计了一种辅助算法,能够利用目标的亮度信息在近距离很好地进行跟踪,从而解决了低速度目标的跟踪问题。最后,对两种方法的结果进行融合得到最终结果。实验结果表明,对于本文使用的测试数据,此方法的检测准确率,虚警个数均优于其对比方法。从而说明,此方法能够有效检测并跟踪红外图像中的信噪比很低的弱小目标,可以为此领域的研究者们提供一个新的思路。

参考文献

- [1] 孙丹,王莉莉.基于空-频域映射与虚警抑制的弱小目标检测算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(1):31-39.
- [2] 王笛,沈涛.复杂天空背景下的红外弱小目标检测算法研究[J].光学学报,2020,40(5):103-110.
- [3] 刘旭,崔文楠.采用人类视觉对比机制的红外弱小目标检测[J].红外技术,2020,42(6):559-565.
- [4] QIN Y, BRUZZONE L, GAO C, et al. Infrared small target detection based on facet kernel and random walker[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing: A Publication of the IEEE Geoscience and Remote Sensing Society, 2019, 57(9): 7104-7118.
- [5] 王华兵,万烂军.基于Contourlet及目标特性分析的弱小红外目标检测[J].电子测量与仪器学报,2019,33(3):120-125.
- [6] REN X, WANG J, MA T, et al. Infrared dim and small target detection based on three-dimensional collaborative filtering and spatial inversion modeling [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 101:13-24.
- [7] 化嫣然,张卓,龙赛,等.基于改进YOLO算法的遥感图像目标检测[J].电子测量技术,2020,43(24):87-92.
- [8] 曹红燕,沈小林,刘长明,等.改进的YOLOv3的红外目标检测算法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(8):188-194.
- [9] 韩航迪,徐亦容,孙博,等.基于改进Tiny-YOLOv3网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究[J].仪器仪表学报,2020,41(11):42-49.
- [10] 刘鸣瑄,刘惠义.基于特征融合SSD的远距离车辆检测方法[J].国外电子测量技术,2020,39(2):28-32.
- [11] 李俊宏,张萍,王晓玮,等.红外弱小目标检测算法综述[J].中国图象图形学报,2020,25(9):1739-1753.
- [12] 任向阳,王杰,马天磊,等.红外弱小目标检测技术综述[J].郑州大学学报(理学版),2020,52(2):1-21.
- [13] 吴双忱,左峥嵘.基于深度卷积神经网络的红外弱小目标检测[J].红外与毫米波学报,2019,38(3):371-380.
- [14] KIM S, RYU J H. Small infrared target detection by data-driven proposal and deep learning-based classification[C]. Infrared Technology and Applications XIIV, 2018, DOI:10.1117/12.2304677.

- [15] 赵琰, 刘荻, 赵凌君. 基于 YOLOv3 的复杂环境红外弱小目标检测[J]. 航空兵器, 2019, 26(6):29-34.
- [16] 谢江荣. 基于深度学习的空中红外目标检测关键技术研究[D]. 上海: 中国科学院大学(中国科学院上海技术物理研究所), 2019.
- [17] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv:1804.02767.

作者简介

黄夏阳, 硕士研究生, 主要研究方向为空间光电探测技术。

E-mail: enharyong@foxmail.com

张涛, 博士, 研究员, 主要研究方向为空间科学仪器与技术、光电系统工程、光电信号转换及微弱信号处理、LED 应用技术等。

E-mail: haozzh@sina.com