

中图法分类号: 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(XXXX)XX-0001-27

论文引用格式: LIU Yuhan, MA Yapeng, YANG Jianwei, WANG Ziming, AERSI Aliha, CAO Huazhao, WEN Zixiao, HU Shengran, ZHOU Guangyao, HU Yuxin. Infrared dim and small moving target detection in recent years: an overview[J/OL]. Journal of Image and Graphics, XXXX: 1-27. DOI: 10.11834/jig.260109. (刘雨菡, 马亚朋, 杨建伟, 王子铭, 阿尔斯·阿力哈, 曹华钊, 文子潇, 胡圣冉, 周光尧, 胡玉新. 红外空中弱小运动目标检测方法研究综述[J/OL]. 中国图象图形学报, XXXX: 1-27. DOI: 10.11834/jig.260109.) [DOI: 10.11834/jig.260109]

红外空中弱小运动目标检测方法研究综述

刘雨菡^{1,2}, 马亚朋^{1,2}, 杨建伟^{1,2}, 王子铭^{1,2}, 阿尔斯·阿力哈^{1,2}, 曹华钊^{1,2}, 文子潇^{1,2},
胡圣冉¹, 周光尧^{1,2}, 胡玉新^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 信号处理与图像分析技术研究室 北京 100190; 2. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院 北京 101408

摘要: 红外搜索与跟踪系统主要以红外成像探测为核心环节, 凭借其全天时成像、部署灵活、易于隐蔽等优势, 在军事与民用领域得到广泛应用。近年来, 随着军事技术的快速发展, 红外搜索与跟踪系统在预警侦察、安防监控及导弹制导等方面发挥着重要作用。然而受红外传感器性能、成像距离远、环境复杂多变等因素影响, 观测目标往往呈现为可探测性极低的弱小目标形态, 且伴随灵活的运动状态, 导致核心的红外弱小运动目标检测极具挑战。本文根据检测方法原理, 将近年来的检测方法归纳为三类: 基于传统检测框架的方法、基于低秩稀疏分解框架的方法以及基于深度学习框架的方法, 并对这些方法进行综述分析。同时, 介绍相关数据, 开展多种方法的对比实验与性能分析, 最后对红外弱小运动目标检测方法进行总结与展望, 旨在为学者们提供参考帮助。(相关参考资料可见: <https://github.com/Yooohan/Collection-for-Infrared-dim-and-small-target-detection-methods> 以及 <https://www.scidb.cn/preview?dataSetId=c155704e0ff14de1af739528423ce031&version=V1>)

关键词: 红外搜索与跟踪系统; 红外成像探测; 空中运动目标; 红外弱小目标检测; 传统检测方法; 低秩稀疏分解; 深度学习

Infrared dim and small moving target detection in recent years: an overview

LIU Yuhan^{1,2}, MA Yapeng^{1,2}, YANG Jianwei^{1,2}, WANG Ziming^{1,2}, AERSI Aliha^{1,2}, CAO Huazhao^{1,2}, WEN Zixiao^{1,2}, HU Shengran¹, ZHOU Guangyao^{1,2}, HU Yuxin^{1,2}

1. Key Laboratory of Technology in Geo-Spatial Information Processing and Application System, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China; 2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Infrared search and tracking systems (IRST) have emerged as pivotal technologies in both military and civilian domains due to their inherent advantages of all-weather, all-day imaging, flexible deployment, and high concealment capability. In modern defense and surveillance applications, such systems are crucial for early warning, security monitoring, missile guidance, and anti-access/area denial operations. Despite these advantages, the detection of weak and small moving aerial targets remains one of the most formidable challenges in infrared imaging. Factors such as limited sensor sensitivity, long imaging distances, complex and variable backgrounds, low signal-to-noise ratios, and sub-pixel target sizes exacerbate the difficulty of accurately identifying such targets. These targets often exhibit low contrast against cluttered backgrounds, high maneuverability, and diverse motion patterns, making conventional detection approaches insufficient. This

收稿日期: 2026-02-28; 修回日期: 2026-03-13

Supported by: None

paper presents a comprehensive overview of recent advances in infrared dim and small target detection, categorizing methods into three principal frameworks: traditional detection frameworks, low-rank sparse decomposition (LRSD) frameworks, and deep learning frameworks. Traditional approaches leverage spatial, temporal, and transform-domain features to enhance target saliency, utilizing techniques such as top-hat filtering, local contrast measures, gradient and derivative analysis, multi-scale strategies, and visual saliency models. While effective in relatively simple imaging scenarios, these methods face limitations in complex or dynamic backgrounds, often yielding high false alarm rates. Recent improvements incorporate adaptive windowing, entropy-based measures, and trajectory-consistent temporal modeling to mitigate these issues. Low-rank sparse decomposition frameworks represent a significant evolution in detection methodology. By modeling infrared imagery as the superposition of a low-rank background and sparse target components, these methods convert target detection into an optimization problem solvable via robust principal component analysis (RPCA) and tensor decomposition. Innovations in this domain include the development of infrared patch image (IPI) and infrared patch tensor (IPT) models, weighted L_p and Schatten norms, non-negative constraints, and total variation regularization, all contributing to enhanced background suppression, reduced false alarms, and improved detection robustness. Recent studies further exploit spatio-temporal correlations and hierarchical subspace learning to increase efficiency and adaptivity, making these methods suitable for more challenging operational scenarios. Deep learning frameworks constitute the most recent and rapidly expanding paradigm for infrared weak target detection. End-to-end neural networks, including convolutional neural networks (CNNs), attention-based modules, and Transformer architectures, have been employed to automatically learn discriminative features from infrared imagery. Despite the inherent challenges posed by low-resolution, textureless targets with minimal appearance cues, the integration of contextual information, feature attention mechanisms, and specialized loss functions addressing missed detections and false alarms has resulted in substantial performance gains. Hybrid approaches that combine handcrafted features with learned representations further improve detection reliability. Moreover, recent attention-guided architectures and multi-scale processing strategies help preserve small target information typically lost in conventional pooling operations, enabling high-fidelity detection in complex backgrounds. In addition to algorithmic innovations, this paper reviews publicly available datasets, performance evaluation metrics, and comparative experimental studies across different detection methods. Results indicate that while deep learning approaches offer superior detection performance in diverse and cluttered scenarios, LRSD-based methods remain competitive due to their interpretability and robustness in low signal-to-noise regimes. Traditional detection frameworks, though more susceptible to false alarms in complex environments, continue to provide lightweight solutions for real-time applications where computational resources are constrained. The study also identifies several critical research trends and future directions. First, multi-modal data fusion, incorporating visible spectrum, infrared, and radar data, has emerged as a promising strategy to enhance target detectability and reduce environmental ambiguity. Second, real-time performance and computational efficiency remain key challenges for LRSD and deep learning frameworks, motivating research into accelerated optimization algorithms and lightweight network architectures. Third, unsupervised and self-supervised learning approaches have begun to demonstrate potential in mitigating the scarcity of annotated infrared datasets, enabling scalable deployment in operational settings. Lastly, the integration of trajectory prediction, motion modeling, and adaptive feature extraction is increasingly recognized as vital for robust detection under rapid target maneuvers and evolving environmental conditions. In summary, this overview consolidates and analyzes the latest advances in infrared dim and small moving target detection, encompassing methodological evolution, experimental validation, and future research trajectories. By systematically classifying detection frameworks, highlighting key innovations, and identifying ongoing challenges, this work aims to provide researchers, engineers, and system designers with a comprehensive reference that informs the development of next-generation infrared search and tracking systems. The insights presented herein not only advance the theoretical understanding of weak target detection but also offer practical guidance for improving operational capabilities in defense, surveillance, and aerospace applications worldwide. The convergence of traditional, LRSD, and deep learning methodologies, along with emerging trends in data fusion and adaptive modeling, signals a new era of highly reliable, automated, and context-aware infrared target detection systems poised to meet increasingly stringent performance requirements. (The corresponding link: <https://github.com/Yooohan/Collection-for-Infrared-dim-and-small-target-detection-methods> and <https://www.scidb.cn/preview?>

dataSetId=c155704e0ff14de1af739528423ce031&version=V1)

Key words: Infrared Search and Track (IRST) system; Infrared imaging detection; Aerial moving targets; Infrared dim and small target detection; Traditional detection methods; Low-rank and sparse decomposition; Deep learning

论文引用格式: LIU Y H, MA Y P, YANG J W, WANG Z M, AERSI A, CAO H Z, WEN Z X, HU S R, ZHOU G Y and HU Y X. 2026. Infrared dim and small moving target detection in recent years: an overview. *Journal of Image and Graphics*, 卷(期): 起止页码 (刘雨菡, 马亚朋, 杨建伟, 王子铭, 阿尔斯·阿力哈, 曹华钊, 文子潇, 胡圣冉, 周光尧, 胡玉新. 2026. 红外空中弱小运动目标检测方法研究综述. *中国图象图形学报*, 卷(期): 起止页码) [DOI:]

0 引言

红外成像与探测技术最初发展于第二次世界大战期间,此后被广泛应用于各个领域(Wang等, 2018)。与雷达探测技术相比,红外成像与探测系统具有更强的抗干扰和抗辐射能力。此外,其无源成像特性提供了隐蔽性优势,利于检测低空或超低空目标。而且,红外成像与探测系统具有高机动性和灵活性,不同于庞大且固定的雷达设备。红外系统所受的地理限制也极小(Kou等, 2024)。随着技术进步,红外系统广泛应用于现代军事和民用领域,特别是在预警、制导和反导系统中扮演了关键角色(Li等, 2020;)。此外,随着传感器平台从大型飞行器发展到卫星,红外成像与探测技术也从机载探测转变为天基探测,吸引了越来越多的关注。

然而,作为现代防御和监视系统的关键部分,红外成像与探测技术通常包括感应红外辐射和处理红外图像,后者由于多种因素而具有挑战性(Wang等, 2018)。挑战之一在于红外传感器的灵敏度有限,可能导致红外图像质量不佳。此外,红外传感器易受噪声干扰,这进一步复杂化了信号。除了红外传感器的缺陷,成像距离通常非常远,且目标与背景在不同时间、季节和波长的红外辐射差异通常很大,导致红外探测面临复杂多变的情况。火焰、飞机等目标通常只占据几个像素,甚至飞机成像可能达到亚像素级别,使得基于纹理、几何、颜色等特征检测目标变得困难。最后,接收红外辐射的过程还会受到杂波和其他高辐射场景的干扰,使得红外目标检测更

具挑战性。

近二十年来,全球在推进红外成像与探测技术方面付出了巨大努力,尤其关注仅占 1×1 至 9×9 像素且信噪比小于3的红外弱小目标的检测。过去十年间,世界各国已实现导弹尾焰检测技术,并在现代军事战争中经过实际验证应用于制导与对抗措施。然而,检测诸如飞机和无人机等目标仍然具有挑战性。这些目标更具时效性、更微弱、更小,成像后通常仅为1-2像素甚至亚像素级别,易被复杂的背景和杂波淹没。此外,其高速度和多样的运动特性要求更先进的可靠检测方法。为应对这些挑战,研究人员正积极探索新技术以提升红外传感器的灵敏度和图像质量,并提出了许多创新的检测算法。总之,作为红外成像与探测系统的关键步骤,红外弱小运动目标检测技术仍然是全球学者的研究热点和难点。因此,全面综述检测方法无疑将为本领域提供知识指导,并有助于我们更好地发展红外成像与探测系统。

1 红外弱小运动目标检测方法回顾

红外弱小运动目标检测是红外成像搜索系统中的重要环节。然而,由于传感器性能有限、目标成像距离远、图像分辨率低、目标捕获窗口短、成像背景复杂且含有大量强辐射干扰等因素,导致目标成像后表现为可探测性较低的点状目标,使红外弱小运动目标检测具有极大挑战(Wang等, 2018; Zhu等, 2019; Huang等, 2020)。通过对红外弱小运动目标检测领域进行调研,可以将检测方法分为三大类:1)基于传统检测框架的方法,具体包括利用空域、时域、变换域特征的检测方法;2)基于低秩稀疏分解框架(low-rank sparse decomposition, LRSD)的检测方法,具体包括以红外块图像模型(infrared patch image, IPI)为基础和以红外块张量模型(infrared patch tensor, IPT)为基础的检测方法以及3)基于深度学习框架的检测方法,各类方法占比如图1所示。

从图1可以看到红外弱小运动目标检测方法仍然以传统检测框架和LRSD框架为主。在基于传统

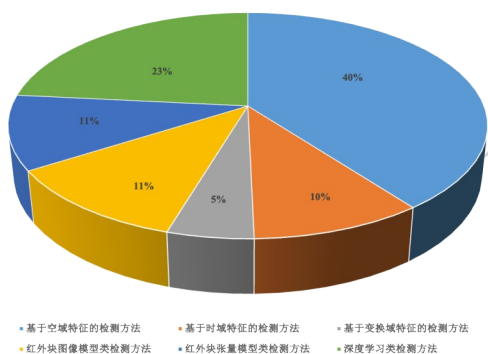


图1 不同红外弱小运动目标检测方法占比

Fig. 1 The percentage of different infrared dim and small moving target detection methods

框架的检测方法中,大多数方法仅依赖单帧图像的空域特征如灰度、对比度、梯度和信息熵等建模目标

与背景的差异。然而,这些方法难以区分混叠于杂波、强边缘、孤点噪声和其他复杂背景强辐射干扰源中的目标。为改善空域特征不足的问题,少部分方法关注序列帧图像的时域信息和频谱、小波分解等变换域的特征。另一类重要的方法将目标检测问题转换为鲁棒主成分分析(robust principal component analysis, RPCA)问题,即将整幅图像建模为低秩的背景、稀疏的目标和噪声构成,进而可以使用最优化算法进行迭代分解。这类方法从IPI到IPT迅速发展,也取得了较好的检测性能。最后,随着深度神经网络的蓬勃发展,学者们将不同网络引入本领域,也获得了高性能的检测结果。在本小节,我们将对这三类方法进行详细的回顾和介绍。三类检测方法框架示意如图2所示,其发展脉络如表1所示。

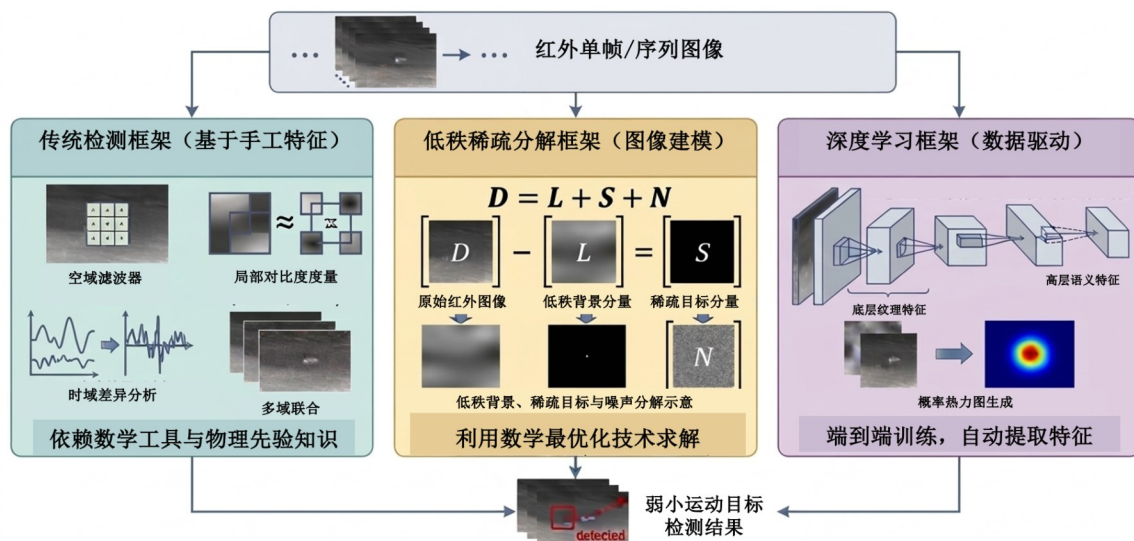


图2 红外弱小运动目标检测方法基本框架示意图

Fig. 2 Outline of infrared dim and small moving target detection algorithms

表1 红外弱小运动目标检测发展脉络

Table 1 Illustration of the evolution for infrared dim and small moving target detection methods

阶段	时间	检测框架	方法类别	核心思想	代表文献
I	早期	基于传统框架	形态学/滤波	利用结构元素抑制背景、突出点目标	Tom等, 1993; Deshpande等, 1999
II	2013-2018	基于传统框架	局部对比度/视觉机制	目标与邻域背景的灰度、梯度、熵差异	Chen等, 2013; Wei等, 2016; Han等, 2018; Shi等, 2017
III	2017-2020	基于低秩稀疏分解框架	低秩稀疏分解	背景低秩, 目标稀疏, 优化求解	Gao等 2013; Dai等 2017; Zhang等 2018b; Sun等 2018
IV	2018-2021	基于传统框架	时空建模	轨迹一致性、时序显著性	Deng等, 2018b; Pang等, 2020; Sun等, 2019b; Liu等, 2020
V	2019-至今	基于深度学习	神经网络	- CNN/注意力机制/Transformer 端到端检测	Dai等, 2021; Hou等, 2021; Chen等, 2022; Zhang等, 2022

1.1 基于传统框架的检测方法

传统的红外弱小运动目标检测方法通过分析目标与背景在不同域的特征差异来增强目标和抑制背景,由此提升目标的可探测性,主要通过图像预处理,基于统计分布、梯度、导数、局部对比度、信息熵、时域变化信息和变换域频谱信息构建特征图,再利用自适应阈值将特征图分割为目标与背景,由此实现目标的检测。本节将从利用的特征域对该类方法进行回顾和介绍。

1.1.1 基于空域特征的检测方法

最初的红外弱小运动目标检测方法相对简单,主要使用顶帽变换(top-hat)、最大均值/中值滤波(maximum mean/median filtering)和局部对比度量(local contrast measure, LCM)计算来增强目标。但随着红外成像技术的进步,图像复杂度逐渐增加,目标与背景区分度降低,导致利用相对简单空域的特征难以取得较好的效果,仅能检测特定数据中的目标。为解决该问题并获得自适应和鲁棒的检测结果,Deng等(2017)认为固定尺寸滑动窗口无法度量不同区域的强度,提出了基于信息熵引导的自适应窗口方法,以更好描述目标与邻域的局部差异性。除直观的灰度特征外,导数特征也是区分目标与背景的重要信息。Zhang等(2017)利用目标出现在一阶导数零交叉点的特性,结合多方向分析实现了目标的分离。基于顶帽变换的目标增强也是经典的检测方法,但其结构元参数需根据不同场景进行设置。Deng等(2018c)使用量子遗传算法(quantum genetic algorithm, QGA)构建顶帽变换中的自适应结构元,提升了检测方法在不同场景中的泛化能力。此外,还分析了边缘、熵、纹理和空间分布等多种空域特征,以找到表征红外图像的最佳组合(Bi等,2017)。随着人类视觉系统研究发展,视觉显著性特征也被Dong等(2017)、Lv等(2018)、Gao等(2017)和Wan等(2017)用于检测红外弱小目标。除简单的空域特征外,多尺度策略和局部对比度量作为该领域的主流方法,也已在许多工作中验证了有效的效果。Deng等(2018a)使用多尺度模糊特征矩阵检测海天背景和云背景中的目标。同时,Bai等(2018)、Shi等(2017)、Han等(2018)和Gao等(2018)分别通过导数熵、高提升和多尺度方差进一步优化了LCM。Liu等(2018)则考虑了密度流和梯度场中目标与背景区域的定向差异,也取得了较好的检测结果。

近年来,基于空域信息的红外弱小目标检测方法越来越多。Xia等(2018)使用随机游走算法构建局部能量因子和基于候选点的多尺度局部对比度特征。Du等(2019a)建立局部差异度量,进一步提升目标与背景的对比度;Gao等(2019)提出了用于单帧红外图像中目标检测的块对比度滤波方法。Li等(2019b)将非局部信息融入局部特征,以更全面理解红外图像。然而,先前局部对比度计算方法仅使用内外窗口,滤波后目标强度会有所降低。因此,Han等(2019b)提出了三窗口计算方法,以聚合目标中心能量并减少滤波的平滑效应。同时,提出了联合中值滤波和差异引导的局部对比度检测方法(Zhang等,2019a),在复杂图像中取得了不错的性能。大多数局部对比度量方法是基于目标与背景的比例或差异关系改进,Han等人(2019a)则结合两者,提出了联合局部对比度量,通过二维最小均方算法有效抑制了虚警。此外,Bi等(2019)研究了面滤波与导数信息,利用多阶导数和多方向性取得了良好性能。Guan等(2019)首先通过高斯滤波器处理不同尺度的红外图像,然后池化多尺度图以突出目标,对不同尺寸目标具有较强的自适应能力。除这些方法外,还有基于同质性特征、导数差异、核滤波器、融合显著性特征、墨西哥草帽滤波器、形态学等方法,都用于检测红外弱小目标(Du等,2019b;Cao等,2019;Qin等,2019;Zhang等,2019b;Chen等,2019;Zhang等,2019d;Sun等,2019a;Li等,2019c)。

除灰度和梯度特征外,其他空域特征如纹理和局部峰值奇异值,也用于海面弱小目标检测(Ma等,2020)。为降低局部对比度的计算复杂度并增强算法的实用性,Wang等(2019a)提出了高提升滤波方法。同时,Jiang等(2020)首先通过局部大值检测方法抑制背景,然后在感兴趣区域进行峰值聚合以区分强边缘,最后基于目标的高斯分布特性提取目标。其他一些方法也通过结合局部差异、能量因子、梯度场、动态范围计算、尺度选择和绝对定向均值差异等策略对局部对比度量特征进行了改进(Du等,2019a;Zhao等,2019;Xia等,2019;Xiong等,2020;He等,2020;Yan等,2020;Li等,2019a;Moradi等,2020;Qian等,2020)。Song等(Song等,2020)则利用块间相似性估计红外图像背景,由此抑制背景以突出目标。Li等(2021)建立了多方向顶帽变换算子检测海上弱小目标。Pang等(2021)使用了基于方

差的局部特征,不同于常用均值或差异值的对比度量。基于先前的三窗口方法,Wu等(2020)创新提出了双邻域梯度计算方法,能更好适应不同尺寸目标。HSIEH等(2021)也构建了分层子梯度核,实现了高时间效率和稳健检测。此外,结合其他特征,如利用点形状等几何特征也能增强目标的可见性(Wang等,2021b)。为克服空域特征的局限,可见光与红外图像的数据源融合或特征融合也成为近年来红外弱小目标检测的另一个重要的研究方向(Sun等,2021a;Yang等,2021;Ma等,2021)。

除了对目标进行特征增强外,还有一些方法关注虚警(如强边缘)的抑制,如Yao等人(2018)提出了粗筛后细检测的方法,通过非局部自相似性去除强边缘后再区分目标。Liu等(2022)改善了红外图像质量,使目标相较于背景更加明显。考虑目标的点形状,Mu等(2022)使用圆形滤波核抑制背景。此外,Xie等(2022)基于目标与周围区域的平均灰度水平计算局部对比度量,有效抑制了云、海、山、林等复杂背景。

1.1.2 基于时域特征的检测方法

前文提到方法大多属于基于跟踪前检测(detection before tracking, DBT)类的方法,主要专注于单帧检测,而随着成像环境的日益复杂,尤其在强干扰情况下,更多研究开始探索利用时域特征的方法。基于时域的检测方法主要依赖多帧信息累积或利用运动特性区分目标与背景,属于检测前跟踪(tracking before detection, TBD)类,其原理是采用多帧判别和轨迹信息(Li等,2021)进行目标检测。

为检测复杂海面中的弱小目标,Dong等(2017)利用管道滤波获取潜在的目标点。Gao(2017)和Wan(2017)也通过帧间轨迹相关性排除非目标点,提升检测性能。为构建红外序列图像的三维空时特征,Du等(2019a)利用连续三帧描述像素分布。这一思想也指导了国防科技大学团队分析了像素在时域的方差特性,提出了基于目标高亮度和类高斯灰度分布的检测方法(Gao等,2019)。Zhang等(2019b)在获得空域的峰度和方向特征基础上,利用离散余弦变换描述目标的运动特性,实现了目标的准确检测。不同于其他融合时域特征的方法,Ren等(2020)直接使用三维滤波和差分计算去除背景,而Zhao等(2019)和Kwan等(2020)通过目标跟踪中常用的光流和轨迹一致性方法实现了检测。Pang

等(2021)进一步通过计算空时方差特性改进了检测效果。此外,一些研究还提出了利用轨迹校正、短时能量累积的红外弱小目标检测方法(Mu等,2022; Zhang等,2021b;Kwan等,2021)。

1.1.3 基于变换域特征的检测方法

除空域和时域信息外,一些研究还挖掘了目标在变换域(如频域和谱域)的特性,作为低对比度目标的检测方法。例如,Wang等(2017c)通过带通滤波分解目标、背景和杂波的不同频率分量,在去除最高频和最低频分量后有效保留目标所在频带。除频率分析外,Huang等(2019)创新建立了新的变换域——密度峰值变换。密度峰值搜索策略将像素灰度定义为其密度,像素间欧氏距离定义为密度距离,从而将红外图像变换到密度-距离空间,并通过峰度搜索找到潜在目标点,最后结合最大灰度区域生长形成完整目标。Wu等(2022b)进一步优化了密度峰值搜索,后续取得了更好的检测结果。

此外,近五年越来越多方法开始探索红外图像的变换域特征。Yan等(2020)受谱残差启发,使用不同尺度高斯低通滤波器计算图像傅里叶变换幅度谱的特征,构建了目标的显著性特征。类似地,Qian等(2020)在傅里叶变换后使用谱残差显著性方法,也取得了良好结果。

1.2 基于低秩稀疏分解框架的检测方法

不同于使用预处理和特征图提取的传统检测框架,近年来,对红外图像进行建模并将检测问题转化为最优解求解问题的方法备受关注。此类方法利用红外图像的结构特性,将观测图像视为背景、目标和噪声分量的叠加,这些分量表现出不同性质。图像背景通常波动不大,相对均匀平滑,是图像的主要组成部分。因此,红外成像背景一般满足低秩性,而目标属于图像高亮部分,满足稀疏性。这样,红外图像模型可视为鲁棒主成分分析问题,即求解秩最低和稀疏度最高的分量,从而实现背景与目标的分解。主流的方法包括二维矩阵分解和三维张量分解。

1.2.1 红外块图像模型

2013年,Gao等(2013)首次提出红外块图像(IPI)模型,将单帧图像分割成不同块,再转换为列向量形成二维矩阵。然后,通过求解RPCA问题分离每个块的低秩背景部分和稀疏目标部分。因此,主要的工作集中于寻找背景和目标的最优近似。Dai等(2017)首先使用奇异值部分和最小化替代原

IPI模型中的核范数约束,抑制了大量虚警,获得了更准确的背景估计。Dai等还结合目标灰度特性,对目标施加非负约束,加速了优化过程。同年,Guo等(2018)利用 L_p 范数和全变分(total variation, TV)约束获取更准确的背景秩近似,实现了复杂背景的更平滑重建。Wang等(2017b)也利用了TV约束对主成分进行追踪,实现了目标的分离。此外,Wang等(2017a)还将IPI模型的最优解问题转化为多子空间学习问题,也取得了优异的检测效果。

然而, L_1 范数或核范数约束可能在重建图像后残留强边缘或杂波。为解决该问题,Zhang等(2018b)使用 γ 范数近似背景的秩,对目标图像中存在的残留虚警,使用加权 L_1 范数来更准确分离目标,而对于其他残留稀疏分量(如强边缘、噪声等区域),采用 $L_{2,1}$ 范数进行约束。2019年,Zhou等(2019b)进一步结合加权 L_1 范数、非负约束和拉普拉斯函数获取更好的背景近似。此外,为避免先前方法将图像块拉伸为向量破坏固有结构的问题,Zhou等(2020)使用图正则化方法保留二维图像信息。同年,他们还用Schatten $1/2$ 拟范数正则化替代秩近似(Zhou等,2019a)。此外,Zhang等(2019c)分析了不同范数和紧约束的影响,最终应用 L_p 范数约束目标,取得了不错的检测性能。

考虑到红外图像中不同背景分量的重要性,其奇异值不应平等加权。因此,为恢复更真实的背景,Zhu等(2020)基于信息熵特征在传统检测方法中的优势,设计了带有局部信息熵约束算子的新的秩近似方法。Fang等(2020)结合重加权 L_1 范数正则性与TV约束,也取得了更好检测结果。遗憾的是,基于迭代优化求解的方法时间效率较差,难以满足实际需求。因此,Pang等(2020)使用序列图像块构建矩阵模型,并通过贪婪双边分解策略加速寻优过程,实现了高效率的检测。除利用空域低秩和稀疏性外,也有部分学者提出了利用动态正则化和加权核范数的检测方法(Shi等,2017; Song等,2020; Sun等,2021a; Bertrand等,2020; Rawat等,2022a; Rawat等,2022b)。

1.2.2 红外块张量模型

基于二维红外块矩阵分解的方法在背景相对平滑、不含复杂图像结构或突变情况下能取得良好检测结果。然而,将块转换为列向量的操作仍存在破坏块图像固有结构和空域相似性的问题。因此,一

些学者将张量概念引入红外弱小目标检测,进一步改进了模型构建,从而建立了基于红外块张量的图像模型。2017年,Dai等(2017)首次提出红外块张量模型,将目标检测问题转化为鲁棒低秩张量恢复问题,并用局部结构权重描述替代全局加权方法,很好地刻画了局部和非局部信息。后来,国防科技大学团队对张量核参数进行加权,进一步提高了背景张量的估计精度(Sun等,2018)。随后,该团队将Schatten p 范数(Sun等,2019b)和全方差正则化技术(Sun等,2019c)分别引入张量模型,从而更好地利用帧间信息。类似地,Zhang等(2019)将先前在红外块图像模型中提出的部分和核范式有效应用于红外块张量模型。Zhu等(2019)则使用多帧图像构建张量,同时利用目标的形态特征,提出了结合结构先验信息与背景自相关特性的顶帽规范方法。

从2020年开始,越来越多工作期望将目标的空时域信息引入张量模型,以更好从背景张量中恢复目标张量。Zhang等(2020)应用目标呈点状的信息构建边缘和角点的先验加权信息。而Sun等(2020)将多子空间学习方法扩展为三维张量模型。Liu等(2020)也使用时域多帧图像构建空时张量,解决了视频中红外弱目标检测问题。基于局部对比度特征在传统检测框架中的优异性能,Guan等(2020)将局部对比度能量引入红外块张量模型。

近五年来,视觉领域中的许多工作验证了纤维秩近似的优越性,Kong等(2021)将该方法引入非凸张量恢复,进一步改进了红外弱小目标检测效果。Nie等(2021)为更好抑制虚警,在恢复目标张量后使用了管道滤波,获取最终更好的检测结果。大部分张量秩近似方法将奇异值视为同等重要,导致背景估计的精度有限。因此,Liu等(2021a)对背景使用不对称空时全方差约束,并提出了自适应权重计算方法,以更准确描述不同奇异值的重要性。此外,为解决复杂场景中的强边缘虚警问题,Zhou等(2021)利用帧间背景相关空间的结构先验信息,结合边缘描述,取得了良好的检测结果。2022年以来,仍有新的秩近似方法得改进被不断提出(Fan等,2022),以获得优良的检测效果。

1.3 基于深度学习框架的检测方法

随着人工智能技术和深度网络模型的蓬勃发展,越来越多学者期望在弱小目标检测领域应用和发展此类智能、端到端的检测技术。然而,由于红外

目标通常表现为弱目标,没有颜色、纹理和几何等显著特征可供学习,导致基于深度学习框架的检测方法发展受到极大阻碍。因此许多学者期望通过上下文、注意力等模块实现红外弱小目标的特征学习。

Wang等(2020)提出语义聚合(U-skip context aggregation network, UCAN)模型,连接了两个上下文聚合模块,并构建漏检和虚警损失函数,实现了基于深度模型的检测,还提出了漏检和虚警对抗网络(Wang等,2019b)。Lin等(2018)使用7层卷积神经网络和L1参数损失实现了端到端检测。为更好建立目标位置信息,Wang等(2019c)构建了具有特征提取和有限下采样的骨架网络,有效防止小目标丢失,并利用特征注意力机制更好地表征图像。

近几年以来,注意力模块受到了广泛应用。Dai等(2021b)将局部对比度信息引入网络,构建了局部对比度注意力模块。Hou等(2021)则融合手动提取特征与深度网络提取特征,构建了鲁棒检测网络(robust infrared small target detection network, RISTD)网络。同时,将目标视为图像中的噪声并使用去噪自编码网络的方法也取得了良好效果(Shi等,2020)。此外,为解决一般网络中池化层导致小目标丢失的问题,Li等(2022)设计了密集嵌套交互模块,提出了性能优异的密集嵌套注意力网络(dense nested attention, DNANet)。美国中佛罗里达大学则期望通过卷积神经网络最大化目标与背景杂波比,实现强杂波环境下的红外目标检测(McIntosh等,2020a和2020b)。在视觉中具有高检测性能的一些网络(如YOLO、Faster-RCNN)和预训练模型也在红外弱小目标检测中取得了良好结果(Li等,2020;Baussard等,2020;Akula等,2020)。

2021年开始,越来越多研究倾向于使用深度学

习框架。Wang等(2021a)在空域使用深度全卷积回归网络,在时域使用图匹配方法,实现了目标的检测。Ying(2022)和Ding等(2021)同样利用了时域信息。此外,不对称上下文网络、全局注意力网络和U-Net等在其他领域取得优异性能的方法也不断被引入红外弱小目标检测任务(Yao等,2018;Yao等,2022;Ying等,2022;Zhang等,2021a;Zhang等,2021b;Dai等,2021a;Ju等,2021;Chen等,2022a;Tong等,2021)。近年来,生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)网络在许多领域涌现,Zhao等(2022)利用生成式网络也构建了红外小目标检测的新技术。为学习目标的运动特性,Liu等(2021b)使用编码模型,并利用长短时记忆结构学习目标目标的运动特性,同时结合时域三维卷积取得了良好的检测性能。

2022年,基于融合思想的许多网络被提出,如辐射特性融合、多模态特征融合(Wu等,2022a)、注意力特征融合(Zuo等,2022)、数据源融合(Gao等,2022)等。Chen等(2022b)则将当前全球研究热点Transformer引入红外小目标检测任务。Sun等(2022)还增加了长短时记忆模块和周期时间序列数据注意力模块,以更好提取图像的空时信息。Yao等(2022)则提出了基于全卷积目标检测网络的一步检测模型,以改进检测时间。

2 红外弱小运动目标检测数据集

高质量且完备的标注数据是算法检验和发展的要素。随着数据感知和获取方法的多样性发展以及任务引导的数据需求,学者们构建了一系列面向红外弱小目标检测或跟踪的数据集,如表1所示。

表2 红外弱小运动目标检测现有数据集回顾

Table 2 Overview of existing datasets and benchmarks for infrared detection and tracking

参考文献	年份	是否序列	序列数	图像帧数	目标个数	采集平台	波段范围
Hui等(2020)	2020	是	22	16177	16944	固定高塔	3~5 μm
MFIRST(Wang等,2019b)	2019	是	11	2198	-	-	-
Sun等(2021b)	2021	是	350	150185	-	无人机	8~14 μm
Dai等(2021a)	2021	否	-	427	480	-	0.95~5 μm
Zhang等(2022)	2022	否	-	1001	1492	-	-

为解决当前红外弱小目标检测领域仿真数据缺乏真实性和实测样本稀缺的问题, Hui 等(2020)使用了一个或多个固定翼无人机作为目标, 构建了一个陆地/空中背景下检测和跟踪小型飞机目标的数据集。通过现场实地拍摄和数据准备, 该数据集为低空飞行的小型飞机目标检测算法测试提供了基础数据。该数据集包含各种场景中高质量标注的红外目标, 可用于小目标检测、精确制导和红外目标特性研究等目的。

MFIRST: Wang 等(2019b)构建了多帧红外小目标 (multi-frame infrared small target dataset, MFIRST) 数据集, 包含真实红外图像和仿真图像。真实红外图像来自两个包含小目标的自定义数据集, 分别表示为 "All Seqs" 和 "Single"。"All Seqs" 数据集由 11 个真实红外序列组成, 包含 2,098 帧, 而 "Single" 数据集包含 100 张含有不同小目标的单帧真实红外图像。此外, 为丰富数据集, 从互联网补充收集了自然场景的高分辨率红外图像, 并从这些图像中提取不同区域作为背景。随后, 将小目标叠加到获取的背景上以创建新的数据。

为解决当前红外弱小运动目标检测领域数据规模小、场景类型不足的问题, Sun 等(2021b)提出了一个大规模、多场景、复杂背景下的半仿真红外弱小运动目标检测数据集。通过将红外成像设备安装在小型无人机平台上捕获真实图像序列作为背景, 并将合成的弱小运动目标嵌入背景中, 形成了一个半仿真数据集。该数据集涵盖各种实验条件和目标特征, 适用于红外弱小运动目标检测与跟踪研究。

SIRST: Dai 等(2021a)引入了一个单帧红外小目标数据集 (single-frame infrared small target dataset, SIRST) 的数据集, 用于单帧红外小目标检测研究。该数据集包含 427 张图像, 共计 480 个目标实例, 大致划分为 50% 用于训练, 20% 用于验证, 30% 用于测试。为避免训练、验证和测试集之间的重叠, 作者从每个红外序列中仅选择一张代表性图像。此外, 由于红外序列稀缺, SIRST 数据集除了包含短波和中波红外图像外, 还包含了波长为 950nm 的红外图像。

IRSTD-1k: 考虑到数据集中图像的数量和有关目标形状的标注在推进检测方法研究方面至关重要, Zhang 等(2022)构建了一个 1000 张的检测数据集 (infrared small target detection dataset-1000,

IRSTD-1k) 的新基准数据, 包含 1001 张由真实世界红外相机拍摄的红外图像。IRSTD-1k 包含各种类型的小目标, 例如无人机、生物、船只和车辆, 这些目标在距热成像设备不同距离处捕获。IRSTD-1k 数据集中的图像尺寸为 512×512 像素, 作者使用像素级掩码对其进行精确标注。该数据集包含多种场景, 背景从海洋、河流、田野、山脉、城市到云层, 但也因此引入了大量的杂波和噪声。IRSTD-1k 是评估单帧红外弱小目标检测方法有效性的综合数据。

3 实验与分析

3.1 方法评估指标

为了评估红外弱小运动目标检测方法的性能, 典型的指标包括:

1) 背景抑制因子 (background suppression factor, BSF)

背景抑制因子是衡量背景抑制能力的指标, 其定义为:

$$BSF = \frac{\delta_{in}}{\delta_{out}}$$

式中, δ_{in} 和 δ_{out} 分别代表输入图像和输出图像的标准差。

2) 信杂比增益 (signal-to-clutter ratio gain, SCRG)

信杂比增益是衡量噪声和杂波抑制能力的指标, 是处理图像前后信杂比 (SCR) 的比值。SCR 的计算公式为:

$$SCR = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b}$$

式中, μ_t 和 μ_b 分别代表如图 3 所示的目标区域和周围邻域背景区域像素的均值。 σ_b 代表周围背景邻域像素的方差。目标区域和目标周围邻域背景区域的局部示意图如图 3 所示, 假设目标大小为 $a*b$, 那么背景区域的大小为 $a*b+2d$ 。

SCRG 定义为:

$$SCRG = \frac{SCR_{out}}{SCR_{in}}$$

式中, SCR_{in} 代表输入图像的 SCR, SCR_{out} 代表处理后图像的 SCR。

3) 检测率和虚警率

检测率和虚警率用于衡量不同算法的检测性能。检测概率计算如下:



图3 指标计算区域示意

Fig. 3 Outline of evaluations

$$P_d = \frac{DT}{AT}$$

式中, DT 为检测到的目标数量, AT 代表序列中真实目标的数量。此外, 虚警率计算如下:

$$F_a = \frac{FP}{NP}$$

式中 FP 是虚警区域的像素数, NP 代表图像序列中的总像素数。以检测率为横坐标, 虚警率为纵坐标, 可以绘制接收者操作特征 (the receiver operation characteristic curve, ROC) 曲线, 并计算曲线与坐标轴之间的面积, 即曲线下面积 (the value of area under curve, AUC) 值。

4) 对比度增益 (contrast gain, CG)

对比度增益用于评估目标对比度提升的能力。CG 计算如下:

$$CG = \frac{CON_{out}}{CON_{in}}$$

式中 CON_{out} 和 CON_{in} 分别是处理后图像和原始图像的对比度 (CON)。对比度的定义是:

$$CON = |\mu_t - \mu_b|$$

式中 μ_t 和 μ_b 的定义与之前描述相同。

在这些度量指标中, SCRG 和 CG 是从局部区域获取的, 而 BSF 是针对整个图像计算的。因此, 为了评估不同方法的性能, 应同时考虑多个指标, 这些指标的值越大, 表明检测算法的性能更加优越。

3.2 实验方法与参数设置

本文选取了部分具有代表性的红外弱小目标检测方法进行对比实验, 相关算法的实验参数设置见表 3。具体包括:

1) 基于加权绝对平均差的小型红外目标检测方法 (absolute average difference weighted by cumulative directional derivatives, AADCDD)

2) 基于多尺度平均绝对灰度的检测方法 (multi-scale average absolute gray difference, AAGD)

3) 基于绝对方向均值差异算法的小目标检测方法 (absolute directional mean difference, ADMD)

4) 基于非对称空时全变分的检测方法 (asymmetric spatial-temporal total variation, ASTTV)

5) 双邻域梯度检测方法 (double-neighborhood gradient method, DNGM)

6) 基于面元核和随机游走的检测方法 (facet kernel and random walker, FKRW)

7) 高增强多尺度局部对比度度量 (high-boost-based multiscale local contrast measure, HBMLCM)

8) 红外图像块模型 (infrared patch-image model, IPI)

9) 局部对比度衡量 (local contrast method, LCM)

10) 基于局部强度和梯度的检测方法 (local intensity and gradient properties, LIG)

11) 最大均值滤波 (maxmean)

12) 多尺度灰度差异加权图像熵的检测方法 (multiscale gray difference weighted image entropy, MGDW)

13) 多尺度块对比度度量 (multiscale patch-based contrast measure, MPCM)

14) 基于 L_p 范数约束非凸优化的检测方法 (non-convex optimization with l_p -norm constraint, NOLC)

15) 基于非凸秩近似最小化联合 $L_{2,1}$ 范数的检测方法 (non-convex rank approximation minimization joint $l_{2,1}$ norm, NRAM)

16) 基于张量核范数部分和 (partial sum of tensor nuclear norm, PSTNN)

17) 利用非局部与局部先验的重加权红外块张量模型 (reweighted infrared patch-tensor model with both nonlocal and local priors, RIPT)

18) 多尺度相对局部对比度度量 (multiscale relative local contrast measure, RLCM)

19) 时空局部对比度滤波 (spatio-temporal local contrast filter, STLCF)

20) 时空局部差异度量 (spatio-temporal local difference measure, STLDM)

21) 三层窗口的局部对比度红外小目标检测方法 (a tri-layer window local contrast measure, TLLCM)

22) 顶帽变换 (tophat)

23) 基于全变分正则化和主成分追踪的红外弱小目标检测方法 (total variation regularization and principal component pursuit, TV-PCP)

24) 加权强化的局部对比度度量 (weighted strengthened local contrast measure, WSLCM)

25) 加权三层级局部对比度度量 (weighted tri-layered local contrast measure, WTLLCM)

3.3 实验结果与分析

在本节中, 我们对红外弱小运动目标检测方法中几种不同类别的代表性方法进行了实验和对比。除了定性比较外, 还通过前述指标和 ROC 曲线及 AUC 值展示了定量的结果, 并说明了各种方法的优缺点。此外, 还计算了处理时间以分析这些方法的效率。

3.3.1 实验结果定量分析

我们使用 BSF、SCRG 和 CG 指标, 在 Hui 等人 (2020) 构建的数据集中的六个典型序列上对 25 种方法进行了对比和评估, 其参数设置如表 3 所示。表 4 和表 5 展示了 25 种对比方法在不同场景序列上的性能指标。实验结果表明, 对比的方法在不同场景下的检测性能存在显著差异; 其次, 在同一场景下, 不同方法之间也存在明显的性能差异。对应的

结果如图 4 至图 9 所示。鉴于每种方法都表现出独特的优势和局限性, 本节将从指标、数据和方法三个维度全面分析实验结果。

背景抑制因子 (BSF) 反映了算法抑制图像背景干扰的能力, 值越高表明抑制性能越好。对于具有小目标和复杂背景特征的 Data_06、Data_08 和 Data_15, 各算法背景抑制性能普遍较低, BSF 值较低。在 Data_08 和 Data_15 中, 只有约 25% 算法的 BSF 值超过了 10, 而在 Data_06 中, 这一比例降至 12.5%。相比之下, 在 Data_09、Data_16 和 Data_20 中, 超过 50% 算法的 BSF 值超过 10, 其中 Data_20 表现出最高的性能 (接近 75%)。值得注意的是, ASSTV、NRAM 展示了较为鲁棒的背景抑制性能, 在所有六个序列上的 BSF 值均超过 10。与此形成鲜明对比的是, LCM 和 RIPT 的抑制效果较差, 在所有测试场景中其 BSF 值始终在 1 左右。同时, 值得注意的是, 虽然 WSLCM 和 WTLLCM 在 Data_06、Data_08 和 Data_15 上表现出中等性能, 但它们在 Data_09、Data_16 和 Data_20 上实现了超过 100 的优良 BSF 值。这种显著的性能差异表明它们更适用于目标相对较大的场景。

表 3 对比的 25 种检测方法的实验参数设置

Table 3 Details of parameter settings for the 25 comparative methods in the experiments

检测方法	参数设置
AADCDD (Aghaziyarati 等, 2019)	内窗口尺寸: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ and 9×9
AAGD (Moradi 等, 2018)	目标窗口尺寸: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ and 9×9
ADMD (Moradi 等, 2020)	邻域尺寸: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ and 9×9
ASSTV (Liu 等, 2021a)	帧数 $L = 3$, 调制参数 $H = 6$, 正则化参数 $\lambda_{tr} = 0.005$, $\lambda_s = \frac{H}{\sqrt{\max(M, N) \cdot L}}$, $\lambda_3 = 100$
DNGM (Wu 等, 2020)	子窗口尺寸: 3×3 , 分割阈值参数 $k = 40$
FKRW (Qin 等, 2019)	分割阈值参数 $K = 4$, 目标增强强度 $p = 6$, 边动态范围控制参数 $\beta = 200$, 窗口尺寸: 11×11
HBMLCM (Shi 等, 2017)	窗口尺寸: 15×15 , 分割阈值参数 $\varepsilon = 25$, 目标区域尺寸种类数 $K = 4$
IPI (Gao 等, 2013)	图像块尺寸: 50×50 , 滑窗步长: 10; 正则化参数: $\lambda = \frac{1}{\sqrt{\min(m, n)}}$, 软阈值: $\varepsilon = 10^{-7}$
LCM (Chen 等, 2013)	局部窗口尺寸: 3×3
LIG (Zhang 等, 2018a)	局部窗口尺寸: 11×11 , $k = 0.2$
MAXMEAN (Deshpande 等, 1999)	局部窗口尺寸: 5×5

表3续表

检测方法	参数设置
MGDWE (Deng 等, 2016)	尺度参数: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ and 9×9
MPCM (Wei 等, 2016)	窗口尺寸: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$, 均值滤波器尺寸: 3×3
NOLC (Zhang 等, 2019c)	图像块尺寸: 30×30 , 滑动步长: 10, 惩罚参数: $\lambda = \frac{L}{\sqrt{\max(\text{size}(D))}}$, 实指数参数: $p = 0.5$
NRAM (Zhang 等, 2018b)	图像块尺寸: 40×40 , 滑动步长: 10, 正平衡参数: $\lambda = \frac{1}{\sqrt{\min(m,n)}}$, 量化参数: $C = \frac{3}{\sqrt{\min(m,n)}}$, 惩罚因子: $\mu_0 = 3\sqrt{\min(m,n)}$, 范数因子: $\gamma = 0.002$, 收敛阈值: $\varepsilon = 10^{-7}$
PSTNN (Zhang 等, 2019)	图像块尺寸: 40×40 , 滑动步长: 40, 平衡系数: $\lambda = \frac{0.6}{\sqrt{\max(n_1, n_2) * n_3}}$, 收敛阈值: $\varepsilon = 10^{-7}$
RIPT (Dai 等, 2017)	块尺寸: 30×30 , 滑动步长: 10, 平衡参数: $\lambda = \frac{1}{\sqrt{\min(I, J, P)}}$, 收敛阈值: $\varepsilon = 10^{-7}$, 拉伸参数: $h = 10$
RLCM (Han 等, 2018)	最大灰度值数量: $(K_1, K_2) = (2, 4), (5, 9)$ and $(9, 16)$; 单元尺寸: 9
STLCF (Deng 等, 2018b)	窗口尺寸: 5×5 , 帧数 $f = 5$
STLDM (Du 等, 2019a)	帧数 $\text{Frames} = 5$
TLLCM (Han 等, 2019b)	高斯模板 $[1/16, 1/8, 1/16; 1/8, 1/4, 1/8; 1/16, 1/8, 1/16]$
TOPHAT (Tom 等, 1993)	矩形局部窗口尺寸: 5×5
TVPCP (Wang 等, 2017b)	平衡参数: $\lambda_1 = 0.005$, 平衡参数: $\lambda_2 = \frac{1}{\sqrt{\min(m,n)}}$, $m = 50, n = 50$, 滑动步长: 14, 惩罚参数: $\beta = 0.025$, 预设步长: $\gamma = 1.5$
WSLCM (Han 等, 2020)	窗口尺寸: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ and 9×9
WTLLCM (Cui 等, 2021)	子窗尺寸: 3×3 , 最大采样数: $K = 4$

对比度增益(CG)指标主要评估算法增强目标和背景对比度的能力。较高的CG值表明对比度提升性能更优,能够使特征图中的目标更突出。这种显著性体现在两个方面:一方面,目标具有高亮度值;另一方面,目标邻域中的背景像素值非常低,如NRAM和PSTNN所示,这两者都表现出高CG值。相反,AADCDD、AAGD、MGDWE、HBMLCM和MAXMEAN表现出较低的CG值,表明这些算法在目标增强方面表现不佳。

SCRG反映了算法增强目标与背景之间信杂比(SCR)的能力。与CG相比,SCRG的定义包含了额外的一项,即目标周围背景像素的方差(σ)。因此,

SCRG可以捕捉背景杂波的变化,也表明了算法在目标附近抑制背景干扰的有效性。AAGD和RLCM在所有六个序列上取得了最高的总体SCRG值,表明它们在抑制目标周围背景干扰方面具有优越的性能。值得注意的是,BSF反映了整个图像的背景抑制效果,而SCRG专门度量目标附近的背景抑制能力。因此,如图7所示,AAGD表现出相对较差的全局背景抑制,图像中存在明显的边缘伪影,而在紧邻目标区域则表现出更有效的抑制。表4中的数据进一步证实了这一点,AAGD在data_15上也表现出了低BSF值但较高的SCRG值。

在data_06、data_08和data_15中,目标很小,仅占1-2个像素,局部对比度低,并受到高亮道路和建

表4 不同检测方法性能指标

Table 4 Results of comparative methods in the experiments

检测方法	Data_06			Data_08			Data_09		
	BSF	SCRG	CG	BSF	SCRG	CG	BSF	SCRG	CG
AADCDD	5.168	3.061	0.207	4.919	4.112	6.776	21.293	2.847	5.096
AAGD	1.257	21.625	0.932	0.972	1.212	0.727	3.960	6.709	3.876
ADMD	3.870	5.889	7.541	4.554	5.691	11.603	16.719	2.569	2.759
ASSTV	43.220	4.824	68.995	107.827	3.986	19.401	70.589	1.021	6.760
DNGM	5.950	3.647	24.409	7.899	2.546	13.671	44.405	2.262	5.311
FKRW	2.878	5.707	39.246	4.472	8.350	33.556	3.778	2.245	62.084
HBMLCM	3.397	14.781	2.738	2.468	12.370	2.460	17.733	3.529	2.351
IPI	7.535	4.975	7.180	9.383	3.620	20.326	15.043	1.774	29.053
LCM	0.653	1.844	65.882	0.736	0.878	45.406	1.191	0.378	15.911
LIG	2.875	5.433	38.242	3.965	4.895	47.180	9.707	2.574	55.295
MAXMEAN	2.742	2.333	5.947	2.372	0.962	2.857	4.016	0.300	0.000
MGDWE	0.832	2.767	0.532	0.308	0.510	0.264	8.677	1.803	0.498
MPCM	3.127	11.431	5.563	3.934	8.520	10.711	12.742	2.796	1.652
NOLC	9.932	5.193	53.875	10.192	4.023	71.464	15.216	1.733	23.133
NRAM	10.253	5.269	86.157	17.394	4.462	82.714	25.441	1.711	30.095
PSTNN	6.731	4.539	98.002	7.045	4.136	90.232	24.768	1.914	38.714
RIPT	1.672	3.290	13.665	1.882	2.267	26.928	1.153	0.710	2.181
RLCM	1.93	11.162	82.73	2.244	8.197	75.982	7.322	6.054	87.038
STLCF	1.897	3.648	27.258	1.995	2.757	35.469	2.73	1.369	38.027
STLDM	7.903	6.111	61.431	10.57	3.218	67.653	11.824	0.561	2.194
TLLCM	2.818	2.437	12.847	4.109	1.669	4.204	24.636	2.100	7.012
TOPHAT	0.980	2.045	31.724	1.111	1.501	38.034	1.898	1.201	67.56
TVPCP	5.605	4.397	10.575	7.893	3.181	19.259	12.976	1.689	39.025
WSLCM	7.154	4.377	19.119	7.212	3.071	8.131	362.57	2.705	24.431
WTLLCM	6.562	5.277	66.071	10.423	4.971	65.053	117.607	2.808	80.313

筑物干扰,为检测带来了巨大挑战,大多数算法性能普遍欠佳。然而,ASSTV、NRAM在这些条件下也依然展示了相对优越的检测效果。相比之下,data_09和data_16包含较大的目标(大小约10像素),而data_20尽管目标尺寸较小,但表现出高局部对比度和显著的目标特征。因此,这些数据集(data_09、data_16和data_20)检测难度较低,使得大多数算法能够实现更高的目标性能。

除了定量评价指标外,我们统计了25种对比方法的检测率和虚警率,并绘制成相应的ROC曲线,

计算AUC值,对不同方法性能进行直观对比。从图4可以看出,与性能指标结果一样,在目标较小的data6序列上,基于低秩稀疏分解方法能够获得更好的检测效果,而视觉显著性即单纯采用空域特征的方法检测效果相对较差。类似地,我们也在其他几个场景中对方法进行了直观对比,如图5至图9所示,其直观展示了不同检测方法的性能水平。

除了对检测方法的检测性能进行评价外,我们还对不同种类的典型代表方法的时效性进行了实验测试和结果统计,相应对比结果如图10所示。可以

表5 不同检测方法性能指标

Table 5 Results of comparative methods in the experiments

检测方法	Data_15			Data_16			Data_20		
	BSF	SCRG	CG	BSF	SCRG	CG	BSF	SCRG	CG
AADCDD	6.204	1.299	0.000	37.499	2.114	3.815	27.745	2.432	12.090
AAGD	2.502	11.666	1.701	1.428	0.940	0.177	16.617	19.987	3.716
ADMD	6.627	2.577	0.083	27.389	1.844	2.039	19.604	2.473	11.740
ASSTV	24.920	1.994	53.050	35.557	0.979	10.650	29.618	1.468	22.971
DNGM	10.179	1.988	0.295	70.580	1.599	0.737	44.715	2.385	40.119
FKRW	6.093	0.010	0.001	14.527	2.155	56.583	3.904	5.178	40.623
HBMLCM	5.785	8.653	0.566	57.202	3.731	2.580	11.015	6.120	9.098
IPI	11.557	3.249	1.515	15.898	1.716	25.010	15.180	1.880	5.031
LCM	0.894	5.561	77.262	1.727	0.330	3.371	1.776	0.034	65.458
LIG	3.933	2.779	2.004	30.507	2.650	57.548	17.013	4.458	30.454
MAXMEAN	3.270	1.817	6.534	3.511	0.268	0.000	6.901	0.447	0.070
MGDWE	3.183	5.757	0.302	15.780	3.210	0.421	10.078	8.628	2.397
MPCM	5.444	3.048	0.091	19.280	2.027	1.631	16.830	4.042	8.155
NOLC	12.402	2.652	72.039	15.711	1.507	11.222	16.589	1.794	17.247
NRAM	12.632	2.665	86.842	27.839	1.608	29.120	22.783	1.979	39.083
PSTNN	2.039	0.731	25.355	22.082	1.613	34.645	14.833	1.890	40.070
RIPT	1.382	1.297	30.466	1.214	1.114	3.507	1.553	0.951	1.136
RLCM	2.328	7.589	67.582	5.732	5.234	110.856	9.213	10.959	100.176
STLCF	1.560	4.082	19.849	2.794	1.732	34.312	5.356	1.843	22.446
STLDM	6.931	4.015	55.054	14.128	0.655	1.913	20.582	1.427	40.690
TLLCM	5.938	1.329	3.941	27.527	1.957	21.679	28.369	2.698	39.657
TOPHAT	1.110	1.534	14.922	2.398	1.157	61.165	3.462	1.274	28.554
TVPCP	11.040	2.539	4.796	19.184	1.559	31.662	19.537	1.584	5.980
WSLCM	8.396	1.706	2.836	635.970	1.963	20.787	121.906	2.732	34.603
WTLLCM	10.047	2.044	0.027	195.403	2.001	78.659	102.556	2.735	101.431

看到,利用传统检测框架的方法速度最快,处理时效在亚秒级,而低秩稀疏分解类的方法则由于需要迭代求解,时效最慢。

3.3.2 实验结果定性分析

为了定性分析各种方法在不同场景下对小目标的检测性能,我们对每种方法进行了定性评估。图11至图22比较展示了25种不同方法在六幅代表性图像上的可视化结果。

如图11和图12所示,目标在复杂背景上进行水平运动。ASST展示了较好的检测性能,而

AADCDD、AAGD、ADMD、DNGM、FKRW、HBMLCM、IPI、LCM、LIG、MAXMEAN、MGDWE、MPCM、NOLC、NRAM、PSTNN、RIPT、RLCM、STLCF、STLDM、TLLCM、TOPHAT、TVPCP、WSLCM和WTLLCM在内的方法虽然也成功检测出了目标,但它们的结果受到不同程度背景杂波的干扰,导致最终检测精度受到了影响。LOGTFNN则完全未能检测出目标。显然,在这种目标特征有限、背景杂波干扰大的复杂场景中,大多数方法难以达到优良的检测性能。

与图11中的场景类似,图13也是一个在复杂背
© 中国图象图形学报版权所有

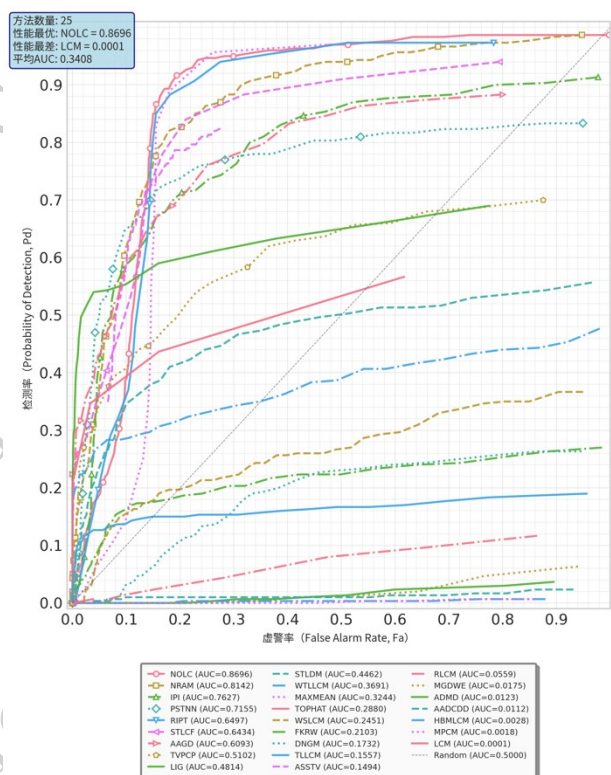


图4 不同检测方法在data06序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 4 ROC and AUC of different methods on data 06

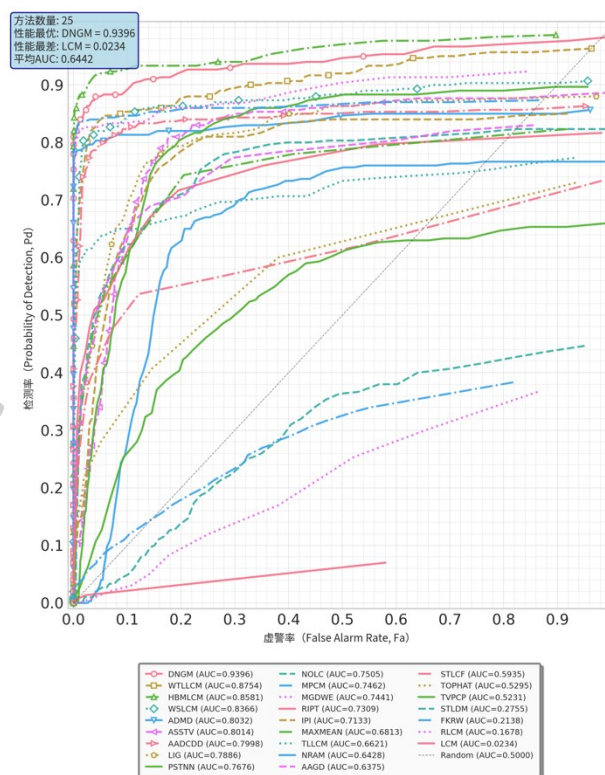


图6 不同检测方法在data09序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 6 ROC and AUC of different methods on data 09

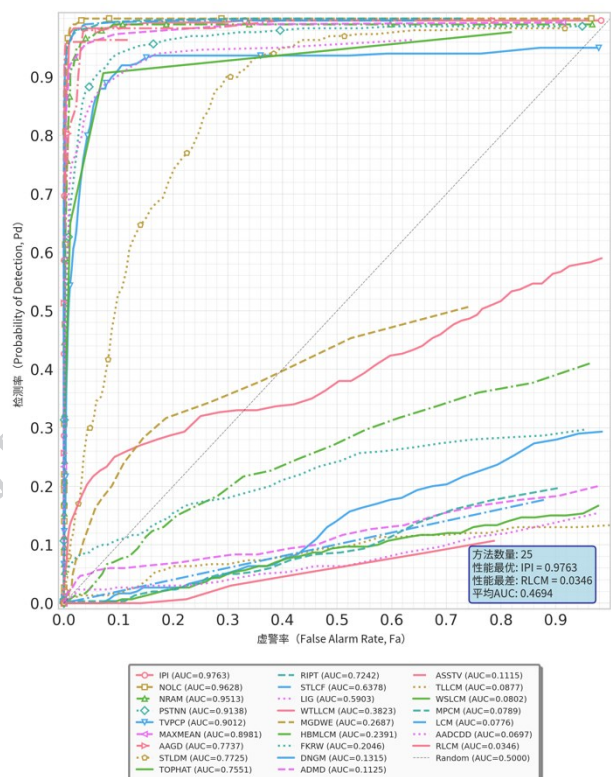


图5 不同检测方法在data08序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 5 ROC and AUC of different methods on data 08

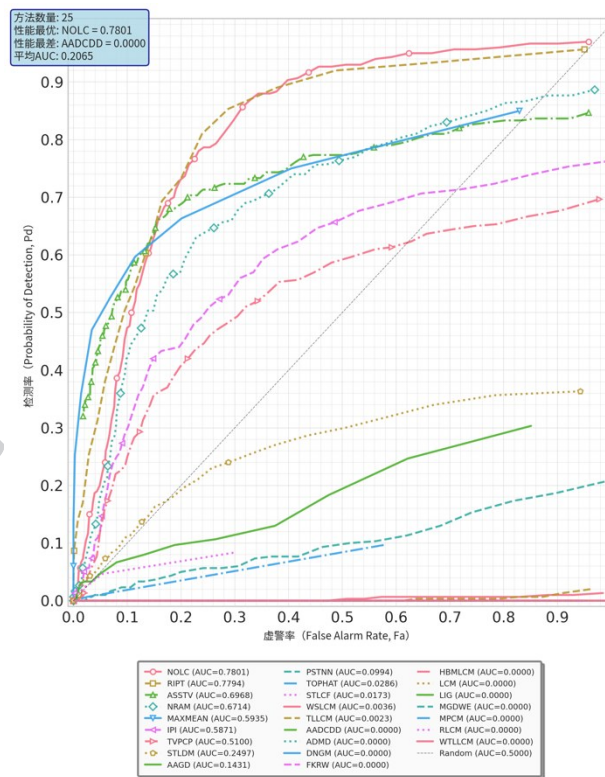


图7 不同检测方法在data15序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 7 ROC and AUC of different methods on data 15

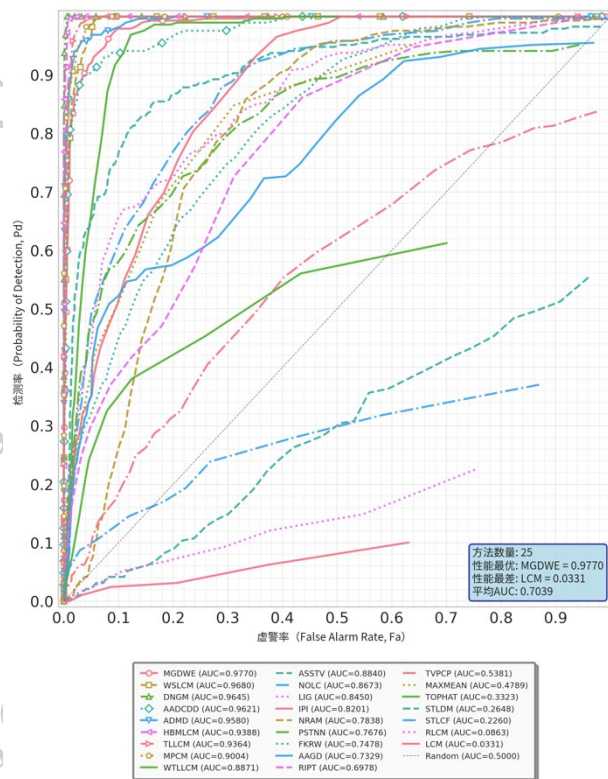


图8 不同检测方法在data16序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 8 ROC and AUC of different methods on data 16

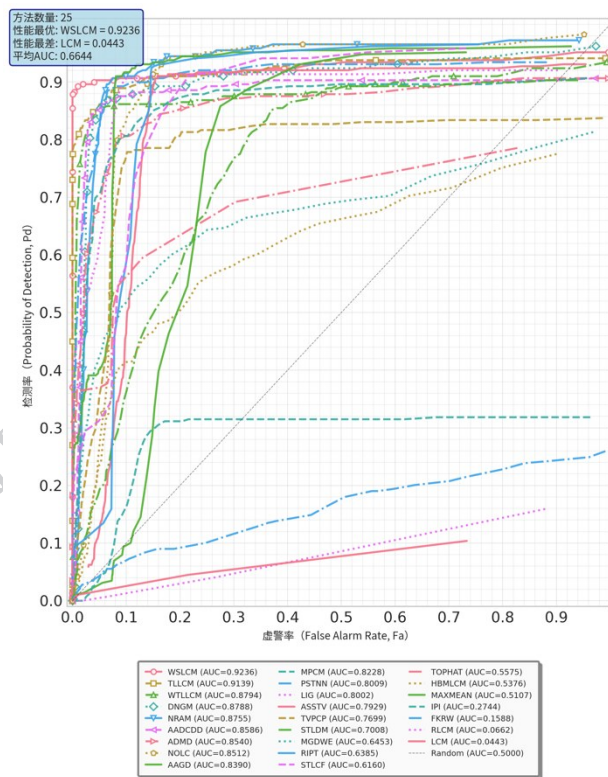


图9 不同检测方法在data20序列的ROC曲线及AUC值
Fig. 9 ROC and AUC of different methods on data 20

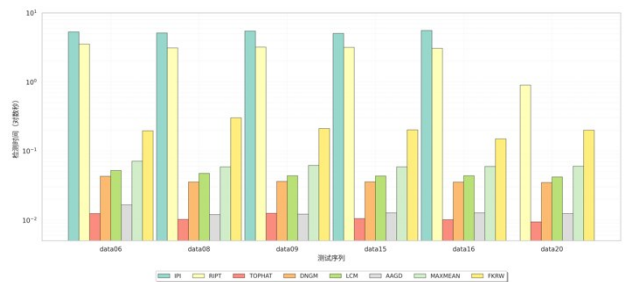


图10 不同种类方法在多个序列的时效对比

Fig. 10 The runtime comparison of different infrared small target detection methods on six sequences

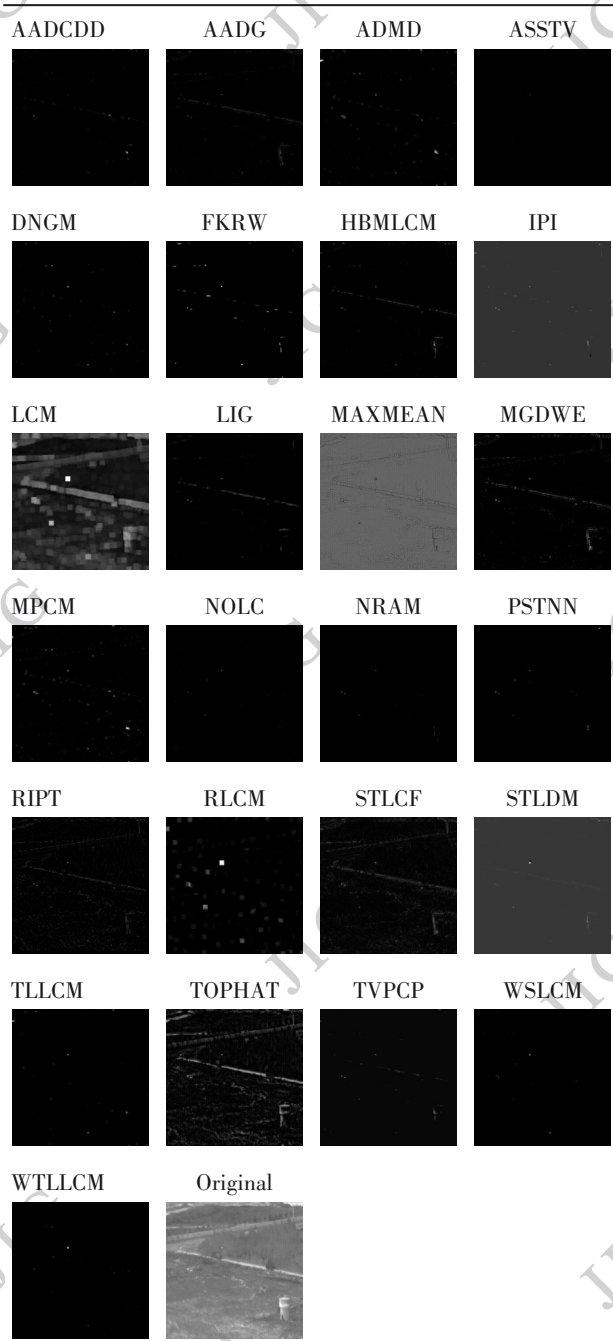
景上移动的点状飞行目标序列。在对比的方法中, ASSTV 和 NRAM 成功检测到目标,同时完全抑制了背景噪声干扰。AADCDD、AAGD、ADMD、DNGM、FKRW、HBMLCM、IPI、LCM、LIG、LOGTFNN、MAXMEAN、MGDWE、MPCM、NOLC、PSTNN、RIPT、RLCM、STLCF、STLDM、TOPHAT、TVPCP 和 WTLLCM 也成功检测到了目标,但未能充分抑制背景干扰。这些对杂波抑制不足的方法,对噪声的抑制能力也有明显差异,这些检测效果有效反映了不同方法的性能差距。具体来说, IPI 和 STLDM 等方法表现出较高的信杂比,而 AADCDD、LIG 和 MAXMEAN 则受到强噪声干扰,严重影响了方法确定目标位置的能力。相比之下, TLLCM 和 WSLCM 完全未能检测到目标。

图 15 呈现了一个具有挑战性的场景,点状飞行目标被许多外观相似的干扰物包围。在对比的方法中, ASSTV 达到了几乎零噪声干扰的检测效果。AAGD、LIG、NOLC、NRAM、PSTNN、RIPT、TLLCM、WSLCM 和 WTLLCM 也成功检测到目标,但仍然受到一些背景噪声的干扰。AADCDD、ADMD、DNGM、FKRW、HBMLCM、IPI、MAXMEAN、MGDWE、MPCM、STLCF、TOPHAT 和 TVPCP,也成功检测到了目标,但存在显著的噪声干扰,甚至在某些情况下,噪声强度甚至超过了目标本身。除此之外, LCM、RLCM 和 STLDM 同时增强了目标和噪声。相反, LOGTFNN 方法未检出目标,而是将背景杂波识别为目标。

如图 21 所示,原始图像不仅包含要检测的弱小运动目标,还包含许多高强度的背景结构。在对比的方法中, AADCDD、ADMD、DNGM、TLLCM、WSLCM 和 WTLLCM 从原始图像中准确提取了极小尺寸的目标。相反, AAGD、ASSTV、HBMLCM、IPI、

图 11 不同检测方法在 data06 检测结果

Fig. 11 Results on data06 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods



LIG、LOGTFNN、MAXMEAN、MGDWE、MPCM、NOLC、NRAM、PSTNN、RIPT、STLCF、STLDM、TOPHAT 和 TVPCP 则成功检测出目标,但也引入了不同程度的背景杂波。此外,尽管 LCM 和 RLCM 方法有效增强了目标响应,但它们同时残留了大量的背景杂波,这降低了算法确定目标最终位置的准确性。FKRW 方法表现最差,它仅仅放大了背景杂波,而完全未能检测到图像中的实际目标。

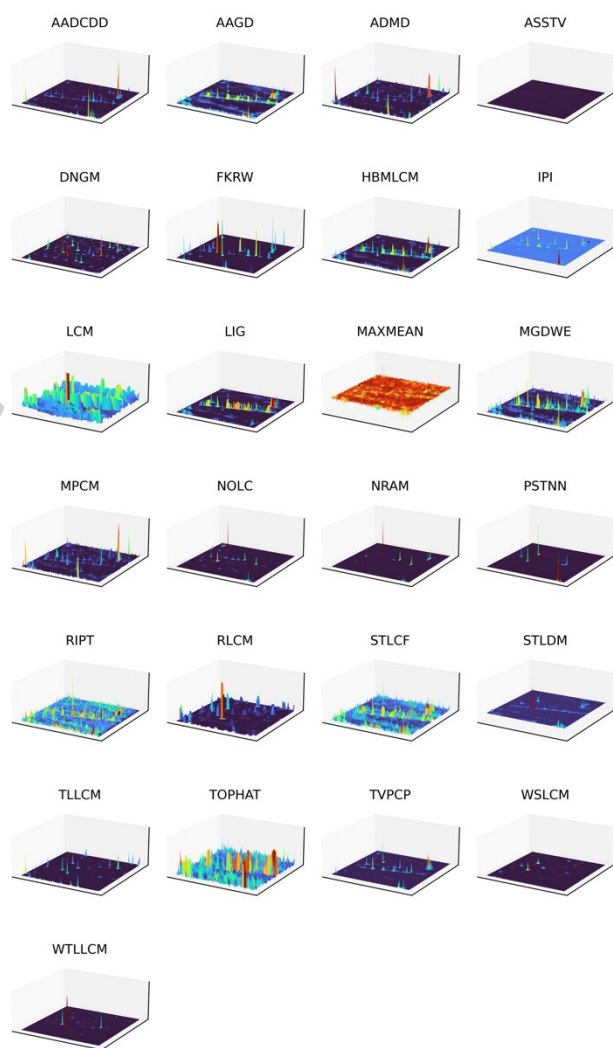


图 12 不同检测方法在 data06 的 3D 检测结果

Fig. 12 3D Results on data06 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

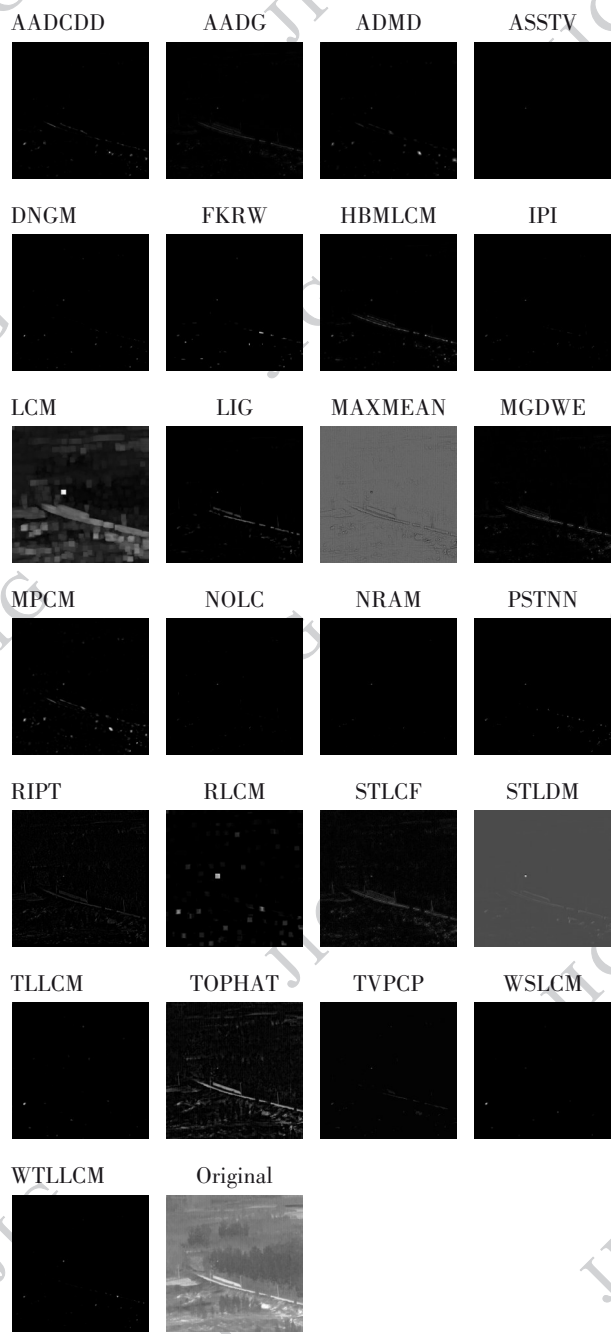
4 结论与展望

本文对近年来红外弱小运动目标检测方法进行了全面综述。根据检测方法原理,将现有方法分为三类:基于传统检测框架的方法、基于低秩稀疏分解框架的方法和基于深度学习框架的方法。对每类方法的代表性工作进行了详细介绍、比较和分析。此外,还介绍了常用的数据集、评估指标,并对代表性方法进行了定性和定量实验比较。

基于传统框架的方法主要利用空域、时域或变换域特征增强目标、抑制背景。这类方法计算相对简单,易于实现,在简单背景下表现良好。但在复杂

图 13 不同检测方法在 data08 检测结果

Fig. 13 Results on data08 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods



背景、强噪声干扰下,性能下降明显,自适应能力有限。基于低秩稀疏分解的方法将目标检测建模为RPCA问题,通过优化算法分离低秩背景和稀疏目标。这类方法近年来发展迅速,从IPI模型发展到IPT模型,性能得到了显著提升,尤其在背景建模和分离方面表现出色。但迭代优化过程通常计算复杂度高,难以满足实时性要求高的应用。基于深度学习的方法是当前研究热点,能够端到端地学习目标

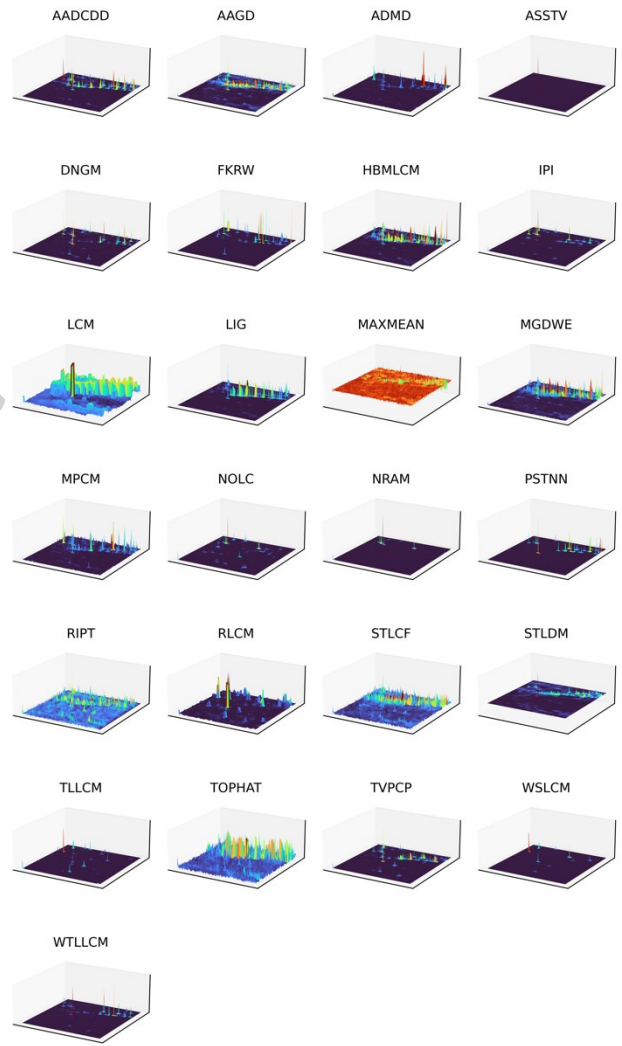


图 14 不同检测方法在 data08 的 3D 检测结果

Fig. 14 3D Results on data08 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

特征,具有强大的特征表示能力和良好的泛化性能。然而,由于红外弱小目标缺乏显著特征(如纹理、形状),且标注数据稀缺,深度学习方法的潜力尚未完全发挥。目前研究主要集中在网络结构设计(如注意力机制、多尺度特征融合)、损失函数改进和数据增强等方面。

未来红外弱小目标检测仍面临诸多挑战,还需深入研究的方向包括:

1) 强鲁棒性算法:研究能够适应极端天气条件、复杂背景和强噪声干扰的检测算法。

2) 高实时性处理:优化算法结构,提高计算效率,满足实时检测需求,尤其是在嵌入式平台上的部署。

图 15 不同检测方法在 data09 检测结果

Fig. 15 Results on data09 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

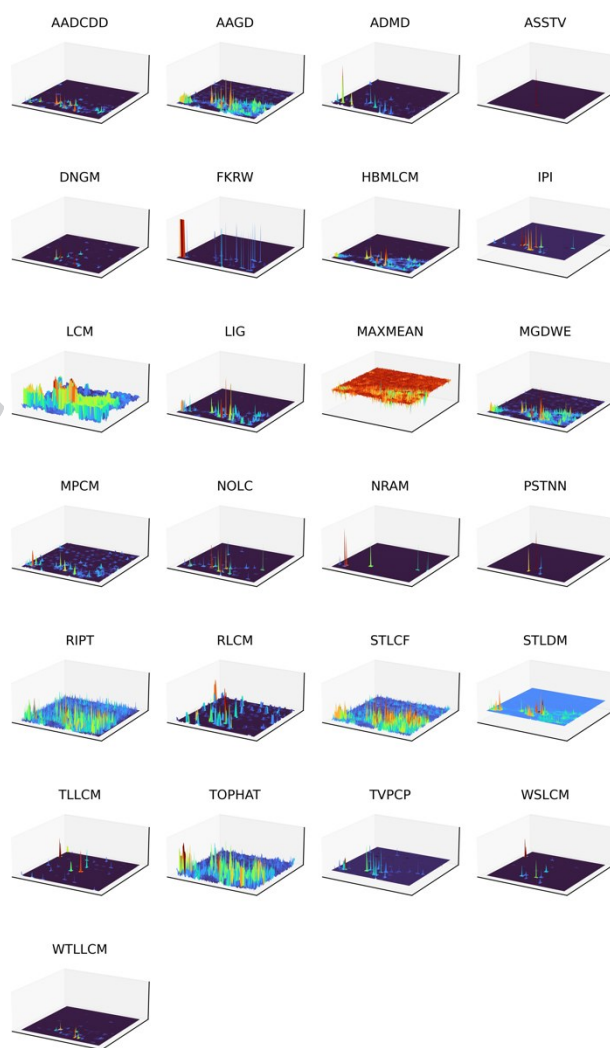
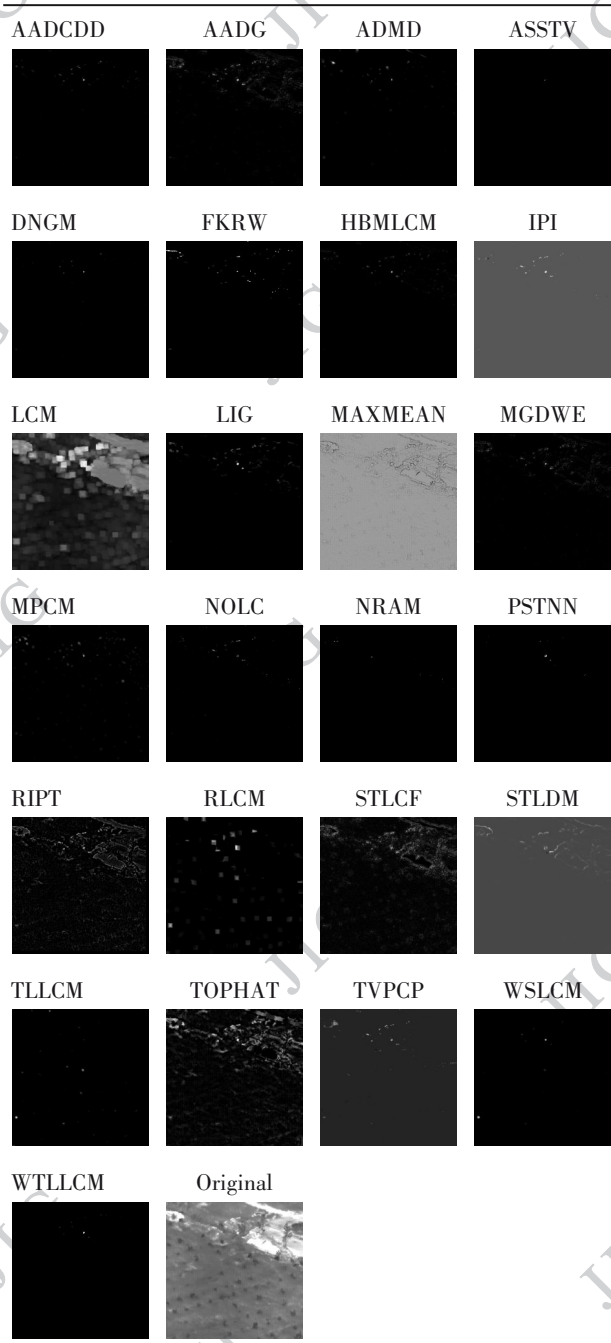


图 16 不同检测方法在 data09 的 3D 检测结果

Fig. 16 3D Results on data09 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

3)数据驱动与模型驱动融合:探索将传统方法的先验知识与深度学习的特征学习能力相结合的新范式。

4)多模态信息融合:结合可见光、雷达等多源信息,提升检测性能。

5)小样本与自监督学习:解决标注数据稀缺问题,开发适用于红外弱小目标检测的小样本学习、弱监督学习或自监督学习方法。

6)专用硬件与算法协同设计:研究面向红外弱小目标检测的专用加速芯片及算法协同设计,提升系统能效。

随着传感器技术、计算能力和人工智能理论的不 断进步,红外弱小运动目标检测技术将在军事和民用领域发挥越来越重要的作用。

致谢:本论文数据、实验方法的整理与汇总等工作受到了课题组在读和已毕业学生的大力支持,也感谢数据和代码开源团队,为本领域的研究发展提供了有力帮助!

图 17 不同检测方法在 data15 检测结果

Fig. 17 Results on data15 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

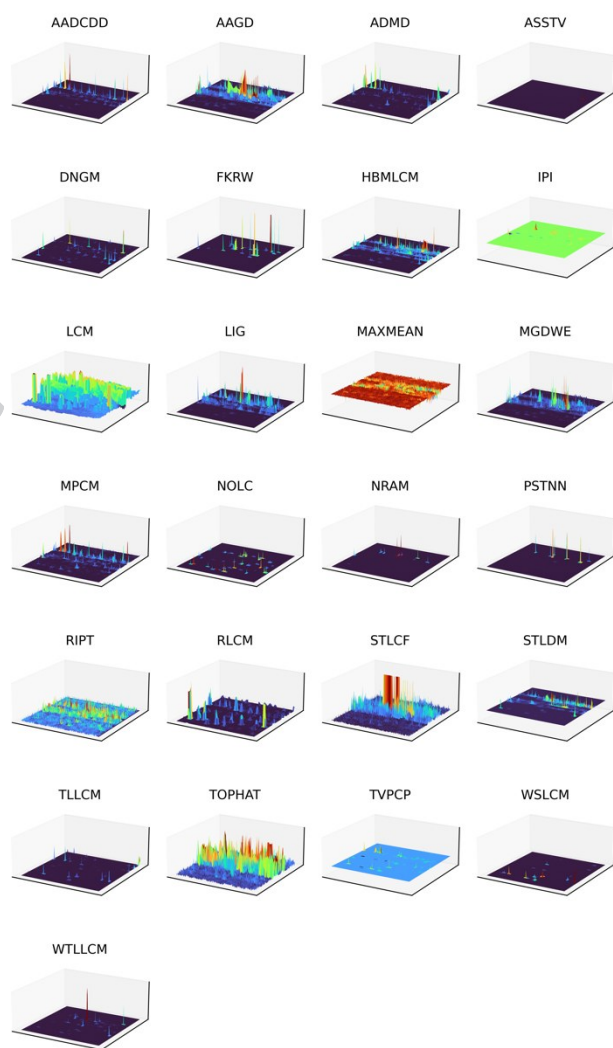
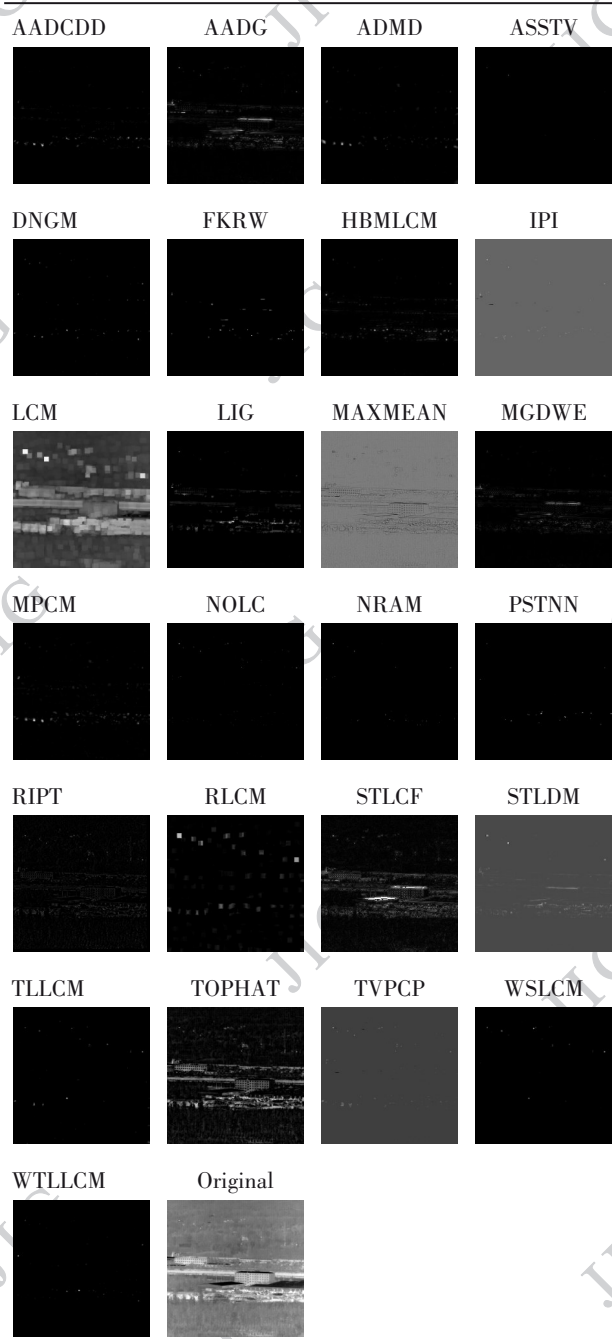


图 18 不同检测方法在 data15 的 3D 检测结果

Fig. 18 3D Results on data15 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

图 19 不同检测方法在 data16 检测结果

Fig. 19 Results on data16 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

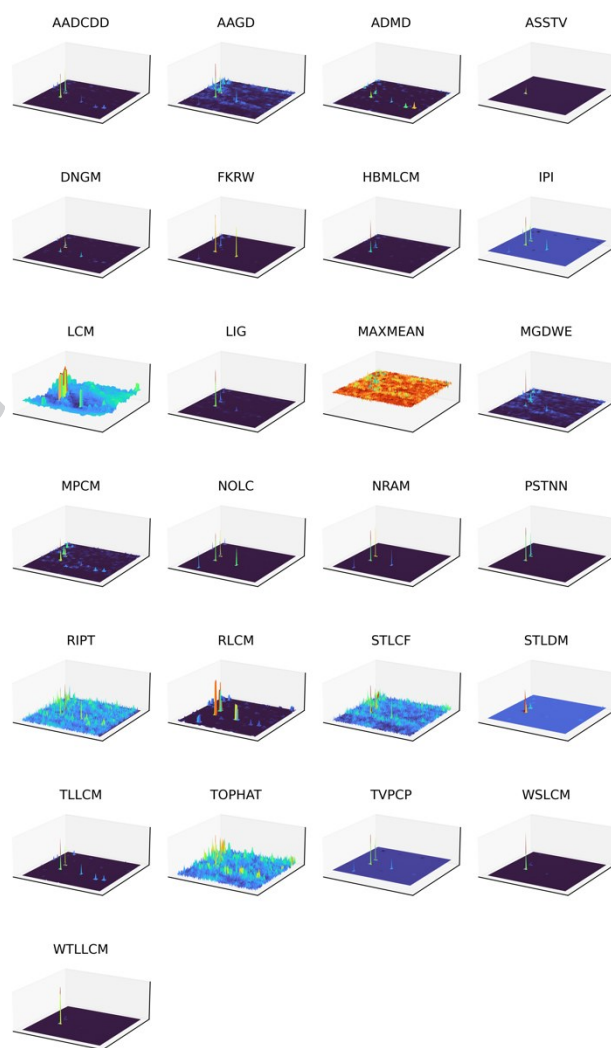
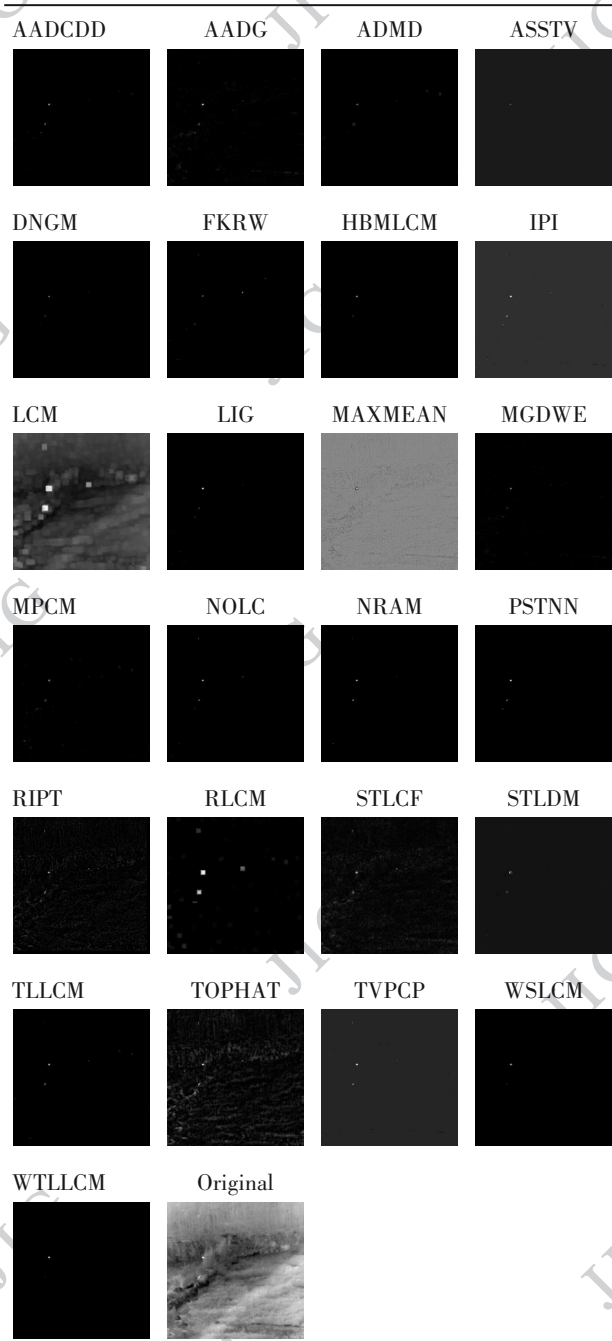


图 20 不同检测方法在 data16 的 3D 检测结果

Fig. 20 3D Results on data16 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

图 21 不同检测方法在 data20 检测结果

Fig. 21 Results on data20 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

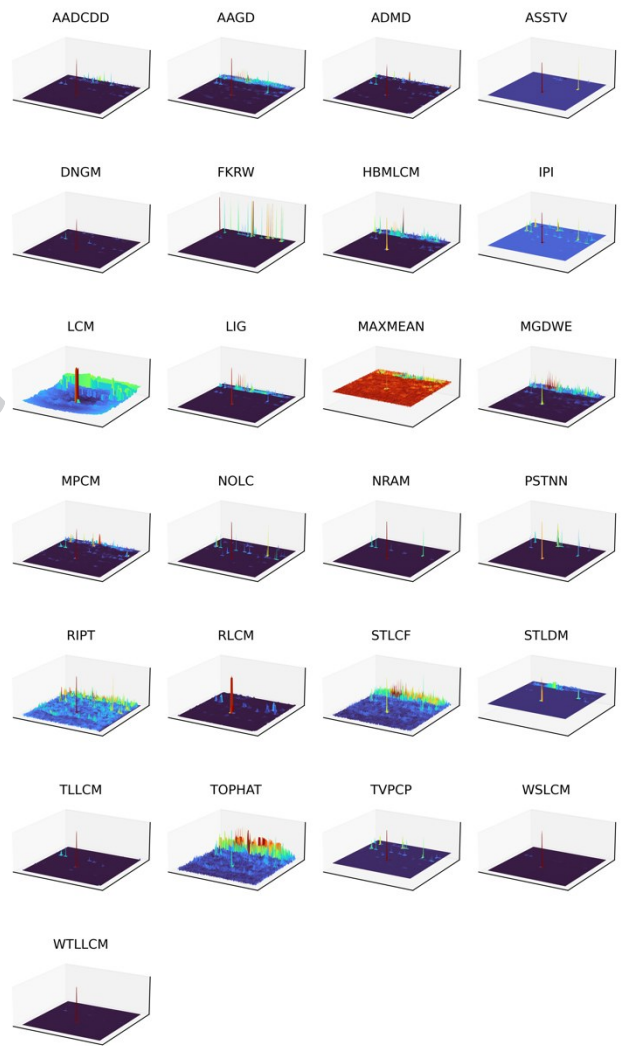
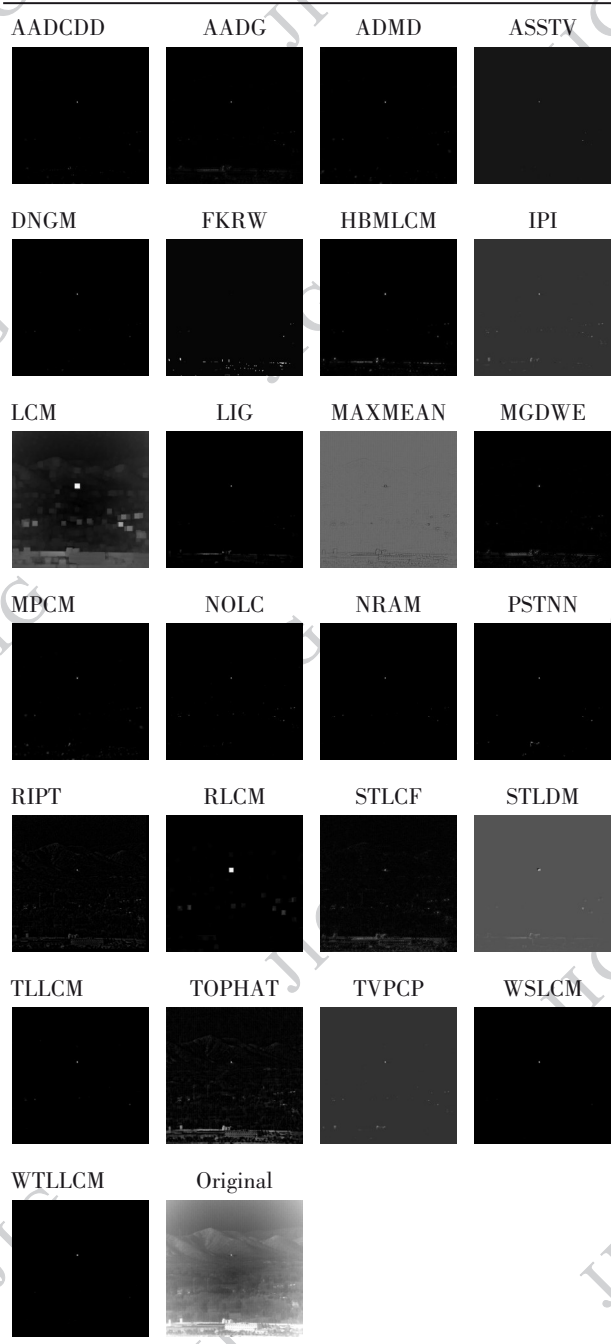


图 22 不同检测方法在 data20 的 3D 检测结果

Fig. 22 3D Results on data20 for Comparison of Infrared Small Target Detection Methods

参考文献 (References)

- Aghaziyarati S, Moradi S, Talebi H. 2019. Small infrared target detection using absolute average difference weighted by cumulative directional derivatives. *Infrared Physics & Technology* 101, 78 - 87.
- Akula A, Kaur V, Guleria N, Ghosh R, Kumar S. 2020. Realtime thermal infrared moving target detection and recognition using deep learned features, in: *Automatic Target Recognition XXX*, SPIE. pp. 239 - 247.
- Bai X, Bi Y. 2018. Derivative entropy-based contrast measure for infrared small-target detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 56, 2452 - 2466.
- Baussard A, d'Acromont A, Quin G, Fablet R. 2020. Faster renn with a compact cnn backbone for target detection in infrared images, in:

- Artificial Intelligence and Machine Learning in Defense Applications II, SPIE. pp. 22 - 29.
- Bertrand N P, Lee J, Prussing K F, Shapero S, Rozell C J. 2020. Infrared search and track with unbalanced optimal transport dynamics regularization. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18, 2072 - 2076.
- Bi Y, Bai X, Jin T, Guo S. 2017. Multiple feature analysis for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14, 1333 - 1337.
- Bi Y, Chen J, Sun H, Bai X. 2019. Fast detection of distant, infrared targets in a single image using multi order directional derivatives. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 56, 2422 - 2436.
- Cao X, Rong C, Bai X. 2019. Infrared small target detection based on derivative dissimilarity measure. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 12, 3101 - 3116.
- Chen C P, Li H, Wei Y, Xia T, Tang Y Y. 2013. A local contrast method for small infrared target detection. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing* 52, 574 - 581.
- Chen F, Gao C, Liu F, Zhao Y, Zhou Y, Meng D, Zuo W. 2022a. Local patch network with global attention for infrared small target detection. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 58, 3979 - 3991.
- Chen G, Wang W, Tan S. 2022b. Irstformer: A hierarchical vision transformer for infrared small target detection. *Remote Sensing* 14, 3258.
- Chen Y, Song B, Du X, Guizani M. 2019. Infrared small target detection through multiple feature analysis based on visual saliency. *IEEE Access* 7, 38996 - 39004.
- Cui H, Li L, Liu X, Su X, Chen F. 2021. Infrared small target detection based on weighted three-layer window local contrast. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 19, 1 - 5.
- Dai Y, Wu Y. 2017. Reweighted infrared patch-tensor model with both nonlocal and local priors for single-frame small target detection. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing* 10, 3752 - 3767.
- Dai Y, Wu Y, Song Y, Guo J. 2017. Non-negative infrared patch-image model: Robust target-background separation via partial sum minimization of singular values. *Infrared Physics & Technology* 81, 182 - 194.
- Dai Y, Wu Y, Zhou F, Barnard K. 2021a. Asymmetric contextual modulation for infrared small target detection, in: *Proceedings of the IEEE/CVF winter conference on applications of computer vision*, pp. 950 - 959.
- Dai Y, Wu Y, Zhou F, Barnard K. 2021b. Attentional local contrast networks for infrared small target detection. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing* 59, 9813 - 9824.
- Deng H, Sun X, Liu M, Ye C, Zhou X. 2016. Infrared small target detection using multiscale gray difference weighted image entropy. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 52, 60 - 72.
- Deng H, Sun X, Liu M, Ye C, Zhou X. 2017. Entropy-based window selection for detecting dim and small infrared targets. *Pattern Recognition* 61, 66 - 77.
- Deng H, Sun X, Zhou X. 2018a. A multiscale fuzzy metric for detecting small infrared targets against chaotic cloudy/sea-sky backgrounds. *IEEE transactions on cybernetics* 49, 1694 - 1707.
- Deng L, Zhang J, Zhu H. 2018b. Infrared moving point target detection using a spatial-temporal filter. *Infrared Physics & Technology* 95, 122 - 127.
- Deng L, Zhu H, Zhou Q, Li Y. 2018c. Adaptive top-hat filter based on quantum genetic algorithm for infrared small target detection. *Multimedia Tools and Applications* 77, 10539 - 10551.
- Deshpande S D, Er M H, Venkateswarlu R, Chan P. 1999. Maxmean and max-median filters for detection of small targets, in: *Signal and Data Processing of Small Targets 1999*, SPIE. pp. 74 - 83.
- Ding L, Xu X, Cao Y, Zhai G, Yang F, Qian L. 2021. Detection and tracking of infrared small target by jointly using ssd and pipeline filter. *Digital signal processing* 110, 102949.
- Dong L, Wang B, Zhao M, Xu W. 2017. Robust infrared maritime target detection based on visual attention and spatiotemporal filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55, 3037 - 3050.
- Du P, Hamdulla A. 2019a. Infrared moving small-target detection using spatial - temporal local difference measure. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 17, 1817 - 1821.
- Du P, Hamdulla A. 2019b. Infrared small target detection using homogeneity-weighted local contrast measure. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 17, 514 - 518.
- Fan X, Wu A, Chen H, Huang Q, Xu Z. 2022. Infrared dim and small target detection based on the improved tensor nuclear norm. *Applied sciences* 12, 5570.
- Fang H, Chen M, Liu X, Yao S. 2020. Infrared small target detection with total variation and reweighted l1 regularization. *Mathematical Problems in Engineering* 2020, 1529704.
- Gao C, Meng D, Yang Y, Wang Y, Zhou X, Hauptmann A G. 2013. Infrared patch-image model for small target detection in a single image. *IEEE transactions on image processing* 22, 4996 - 5009.
- Gao J, Guo Y, Lin Z, An W, Li J. 2018. Robust infrared small target detection using multiscale gray and variance difference measures. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 11, 5039 - 5052.
- Gao J, Lin Z, An W. 2019. Infrared small target detection using a temporal variance and spatial patch contrast filter. *IEEE access* 7, 32217 - 32226.
- Gao J, Wen C, Liu M. 2017. Robust small target co-detection from airborne infrared image sequences. *Sensors* 17, 2242.

- Gao P, Tian T, Zhao T, Li L, Zhang N, Tian J. 2022. Gfdetection: Fusion with gan of infrared and visible images for vehicle detection at nighttime. *Remote Sensing* 14, 2771.
- Guan X, Peng Z, Huang S, Chen Y. 2019. Gaussian scale-space enhanced local contrast measure for small infrared target detection. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 17, 327 - 331.
- Guan X, Zhang L, Huang S, Peng Z. 2020. Infrared small target detection via non-convex tensor rank surrogate joint local contrast energy. *Remote Sensing* 12, 1520.
- Guo J, Wu Y, Dai Y. 2018. Small target detection based on reweighted infrared patch-image model. *IET Image Processing* 12, 70 - 79.
- Han J, Liang K, Zhou B, Zhu X, Zhao J, Zhao L. 2018. Infrared small target detection utilizing the multiscale relative local contrast measure. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 15, 612 - 616.
- Han J, Liu S, Qin G, Zhao Q, Zhang H, Li N. 2019a. A lo-cal contrast method combined with adaptive background estimation for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 16, 1442 - 1446.
- Han J, Moradi S, Faramarzi I, Liu C, Zhang H, Zhao Q. 2019b. A local contrast method for infrared small-target detection utilizing a tri-layer window. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 17, 1822 - 1826.
- Han J, Moradi S, Faramarzi I, Zhang H, Zhao Q, Zhang X, Li N. 2020. Infrared small target detection based on the weighted strengthened local contrast measure. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18, 1670 - 1674.
- He Y, Zhang C, Mu T, Yan T, Wang Y, Chen Z. 2020. Multiscale local gray dynamic range method for infrared small-target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18, 1846 - 1850.
- Hou Q, Wang Z, Tan F, Zhao Y, Zheng H, Zhang W. 2021. Ristdnet: Robust infrared small target detection network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 19, 1 - 5.
- Hsieh T H, Chou C L, Lan Y P, Ting P H, Lin C T. 2021. Fast and robust infrared image small target detection based on the convolution of layered gradient kernel. *IEEE Access* 9, 94889 - 94900.
- Huang S. 2020. Research on the joint infrared weak target detection method of spatio-temporal spectral multi-features. Ph.D. thesis. University of Electronic Science and Technology of China. Chengdu.
- Huang S, Peng Z, Wang Z, Wang X, Li M. 2019. Infrared small target detection by density peaks searching and maximum-gray region growing. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 16, 1919 - 1923.
- Hui B, Song Z, Fan H, Zhong P, Hu W, Zhang X, Ling J, Su H, Jin W, Zhang Y, et al. 2020. A dataset for infrared detection and tracking of dim-small aircraft targets under ground/air background. *China Sci. Data* 5, 291 - 302.
- Jiang Y, Dong L, Chen Y, Xu W. 2020. An infrared small target detection algorithm based on peak aggregation and gaussian discrimination. *IEEE Access* 8, 106214 - 106225.
- Ju M, Luo J, Liu G, Luo H. 2021. Istdet: An efficient end-to-end neural network for infrared small target detection. *Infrared Physics & Technology* 114, 103659.
- Kong X, Yang C, Cao S, Li C, Peng Z. 2021. Infrared small target detection via nonconvex tensor fibered rank approximation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 60, 1 - 21.
- Kou R, Wang C, Luo Y, Zhang Y, Xu Z, Peng Z, Wu C, Fu Q. 2024. Multiscale small-target detection techniques in single-frame infrared images: a review. *Journal of Image and Graphics*, 29(09): 2625-2649, DOI:10.11834/jig.230788. (寇人可,王春平,罗迎,张勇,徐泽龙,彭志明,武晨燕,付强. 2024. 单帧红外图像多尺度小目标检测技术综述. 中国图象图形学报, 29(09): 2625-2649)
- Kwan C, Budavari B. 2020. Enhancing small moving target detection performance in low-quality and long-range infrared videos using optical flow techniques. *Remote Sensing* 12, 4024.
- Kwan C, Larkin J. 2021. Detection of small moving objects in long range infrared videos from a change detection perspective, in: *Photonics*, MDPI. p. 394.
- Li B, Xiao C, Wang L, Wang Y, Lin Z, Li M, An W, Guo Y. 2022. Dense nested attention network for infrared small target detection. *IEEE Transactions on Image Processing* 32, 1745 - 1758.
- Li J, Zhang P, Wang X, Huang S. 2020. Infrared small-target detection algorithms: a survey. *Journal of Image and Graphics*, 25(9): 1739-1753. (DOI:10.11834/jig.190574.
- 李俊宏,张萍,王晓玮,黄世泽. 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).
- Li L, Li Z, Li Y, Chen C, Yu J, Zhang C. 2019a. Small infrared target detection based on local difference adaptive measure. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 17, 1258 - 1262.
- Li W, Zhao M, Deng X, Li L, Li L, Zhang W. 2019b. Infrared small target detection using local and nonlocal spatial information. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 12, 3677 - 3689.
- Li Y, Li S, Du H, Chen L, Zhang D, Li Y. 2020. Yolo-acn: Focusing on small target and occluded object detection. *IEEE access* 8, 227288 - 227303.
- Li Y, Li Z, Zhang C, Luo Z, Zhu Y, Ding Z, Qin T. 2021. Infrared maritime dim small target detection based on spatiotemporal cues and directional morphological filtering. *Infrared Physics & Technology* 115, 103657.
- Li Y, Li Z, Zhu Y, Li B, Xiong W, Huang Y. 2019c. Thermal infrared small ship detection in sea clutter based on morphological reconstruction and multi-feature analysis. *Applied Sciences* 9, 3786.
- Lin L, Wang S, Tang Z. 2018. Using deep learning to detect small targets in infrared oversampling images. *Journal of Systems Engineering and Electronics* 29, 947 - 952.
- Liu D, Cao L, Li Z, Liu T, Che P. 2018. Infrared small target detection based on flux density and direction diversity in gradient vector

- field. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 11, 2528 – 2554.
- Liu H K, Zhang L, Huang H. 2020. Small target detection in infrared videos based on spatio-temporal tensor model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 58, 8689 – 8700.
- Liu S, Chen P, Woźniak M. 2022. Image enhancement-based detection with small infrared targets. *Remote Sensing* 14, 3232.
- Liu T, Yang J, Li B, Xiao C, Sun Y, Wang Y, An W. 2021a. Nonconvex tensor low-rank approximation for infrared small target detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 60, 1 – 18.
- Liu X, Li X, Li L, Su X, Chen F. 2021b. Dim and small target detection in multi-frame sequence using bi-conv-lstm and 3d-conv structure. *IEEE Access* 9, 135845 – 135855.
- Lv P, Sun S, Lin C, Liu G. 2018. A method for weak target detection based on human visual contrast mechanism. *IEEE Geoscience and remote sensing letters* 16, 261 – 265.
- Ma D, Dong L, Xu W. 2020. A method for infrared sea-sky condition judgment and search system: Robust target detection via pls and cedog. *IEEE Access* 9, 1439 – 1453.
- Ma D, Dong L, Xu W. 2021. A method of infrared small target detection in strong wind wave backlight conditions. *Remote Sensing* 13, 4189.
- McIntosh B, Venkataramanan S, Mahalanobis A. 2020a. Infrared target detection in cluttered environments by maximization of a target to clutter ratio (tcr) metric using a convolutional neural network. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 57, 485 – 496.
- McIntosh B, Venkataramanan S, Mahalanobis A. 2020b. Target detection in cluttered environments using infra-red images, in: 2020 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), IEEE. pp. 2026 – 2030.
- Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. 2018. A false-alarm aware methodology to develop robust and efficient multi-scale infrared small target detection algorithm. *Infrared Physics & Technology* 89, 387 – 397.
- Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. 2020. Fast and robust small infrared target detection using absolute directional mean difference algorithm. *Signal Processing* 177, 107727.
- Mu J, Rao J, Chen R, Li F. 2022. Low-altitude infrared slow moving small target detection via spatial-temporal features measure. *Sensors* 22, 5136.
- Nie Y, Li W, Zhao M, Ran Q, Ma P. 2021. Infrared small target detection in image sequences based on temporal low-rank and sparse decomposition, in: Twelfth International Conference on Graphics and Image Processing (ICGIP 2020), SPIE. pp. 72 – 80.
- Pang D, Shan T, Li W, Ma P, Liu S, Tao R. 2020. Infrared dim and small target detection based on greedy bilateral factorization in image sequences. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 13, 3394 – 3408.
- Pang D, Shan T, Ma P, Li W, Liu S, Tao R. 2021. A novel spatiotemporal saliency method for low-altitude slow small infrared target detection. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 19, 1 – 5.
- Qian Y, Chen Q, Zhu G, Gu G, Xiao J, Qian W, Ren K, Wan M, Zhou X. 2020. Infrared small target detection based on saliency and gradients difference measure. *Optical and Quantum Electronics* 52, 1 – 21.
- Qin Y, Bruzzone L, Gao C, Li B. 2019. Infrared small target detection based on facet kernel and random walker. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 57, 7104 – 7118.
- Rawat S S, Alghamdi S, Kumar G, Alotaibi Y, Khalaf O I, Verma L P. 2022a. Infrared small target detection based on partial sum minimization and total variation. *Mathematics* 10, 671.
- Rawat S S, Singh S, Alotaibi Y, Alghamdi S, Kumar G. 2022b. Infrared target-background separation based on weighted nuclear norm minimization and robust principal component analysis. *Mathematics* 10, 2829.
- Ren X, Wang J, Ma T, Yue C, Bai K. 2020. Adaptive background suppression method based on intelligent optimization for ir small target detection under complex cloud backgrounds. *IEEE Access* 8, 36930 – 36947.
- Shi M, Wang H. 2020. Infrared dim and small target detection based on denoising autoencoder network. *Mobile networks and applications* 25, 1469 – 1483.
- Shi Y, Wei Y, Yao H, Pan D, Xiao G. 2017. High-boost-based multi-scale local contrast measure for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 15, 33 – 37.
- Song Q, Wang Y, Dai K, Bai K. 2020. Single frame infrared image small target detection via patch similarity propagation based background estimation. *Infrared Physics & Technology* 106, 103197.
- Sun H, Liu Q, Wang J, Ren J, Wu Y, Zhao H, Li H. 2021a. Fusion of infrared and visible images for remote detection of low altitude slow-speed small targets. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, 2971 – 2983.
- Sun J, Wang J, Hao Z, Zhu M, Sun H, Wei M, Dong K. 2022. Ac-lstm: Anomaly state perception of infrared point targets based on cnn+ lstm. *Remote Sensing* 14, 3221.
- Sun X, Guo L, Zhang W, Wang Z, Hou Y, Li Z, Teng X. 2021b. A dataset for small infrared moving target detection under clutter background. *Chin. Sci. Data* 5, 8.
- Sun Y, Yang J, An W. 2020. Infrared dim and small target detection via multiple subspace learning and spatial-temporal patch tensor model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 59, 3737 – 3752.
- Sun Y, Yang J, Li M, An W. 2019a. Infrared small-faint target detection using non-iid mixture of gaussians and flux density. *Remote Sensing* 11, 2831.
- Sun Y, Yang J, Li M, An W. 2019b. Infrared small target detection via spatial-temporal infrared patch-tensor model and weighted schat-

- ten p-norm minimization. *Infrared Physics & Technology* 102, 103050.
- Sun Y, Yang J, Long Y, An W. 2019c. Infrared small target detection via spatial-temporal total variation regularization and weighted tensor nuclear norm. *IEEE access* 7, 56667 - 56682.
- Sun Y, Yang J, Long Y, Shang Z, An W. 2018. Infrared patch tensor model with weighted tensor nuclear norm for small target detection in a single frame. *IEEE Access* 6, 76140 - 76152.
- Tom V T, Peli T, Leung M, Bondaryk J E. 1993. Morphology based algorithm for point target detection in infrared backgrounds, in: *Signal and Data Processing of Small Targets 1993*, SPIE. pp. 2 - 11.
- Tong X, Sun B, Wei J, Zuo Z, Su S. 2021. Eaaunet: Enhanced asymmetric attention u-net for infrared small target detection. *Remote Sensing* 13, 3200.
- Wan M, Ren K, Gu G, Zhang X, Qian W, Chen Q, Yu S. 2017. Infrared small moving target detection via saliency histogram and geometrical invariability. *Applied sciences* 7, 569.
- Wang H, Li H, Zhou H, Chen X. 2021a. Low-altitude infrared small target detection based on fully convolutional regression network and graph matching. *Infrared Physics & Technology* 115, 103738.
- Wang H, Liu C, Ma C, Ma S. 2019a. A novel and high-speed local contrast method for infrared small-target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 17, 1812 - 1816.
- Wang H, Shi M, Li H. 2020. Infrared dim and small target detection based on two-stage u-skip context aggregation network with a missed-detection-and-false-alarm combination loss. *Multimedia Tools and Applications* 79, 35383 - 35404.
- Wang H, Zhao Z, Kwan C, Zhou G, Chen Y. 2021b. New results on small and dim infrared target detection. *Sensors* 21, 7746.
- Wang H, Zhou L, Wang L. 2019b. Miss detection vs. false alarm: Adversarial learning for small object segmentation in infrared images, in: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, pp. 8509 - 8518.
- Wang K, Li S, Niu S, Zhang K. 2019c. Detection of infrared small targets using feature fusion convolutional network. *IEEE Access* 7, 146081 - 146092.
- Wang X. 2018. *Research on Infrared Dim and Small Target Detection Theory and Methodology Based on Sparse Dynamic Inversion*. Ph.D. thesis. Chengdu.
- Wang X, Peng Z, Kong D, He Y. 2017a. Infrared dim and small target detection based on stable multi subspace learning in heterogeneous scene. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 55, 5481 - 5493.
- Wang X, Peng Z, Kong D, Zhang P, He Y. 2017b. Infrared dim target detection based on total variation regularization and principal component pursuit. *Image and Vision Computing* 63, 1 - 9.
- Wang X, Peng Z, Zhang P, He Y. 2017c. Infrared small target detection via nonnegativity-constrained variational mode decomposition. *IEEE geoscience and remote sensing letters* 14, 1700 - 1704.
- Wei Y, You X, Li H. 2016. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection. *Pattern Recognition* 58, 216 - 226.
- Wu D, Cao L, Zhou P, Li N, Li Y, Wang D. 2022a. Infrared small-target detection based on radiation characteristics with a multimodal feature fusion network. *Remote Sensing* 14, 3570.
- Wu L, Ma Y, Fan F, Wu M, Huang J. 2020. A double neighborhood gradient method for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18, 1476 - 1480.
- Wu M, Chang L, Yang X, Jiang L, Zhou M, Gao S, Pan Q. 2022b. Infrared small target detection by modified density peaks searching and local gray difference, in: *Photonics*, MDPI. p. 311.
- Xia C, Li X, Zhao L. 2018. Infrared small target detection via modified random walks. *Remote Sensing* 10, 2004.
- Xia C, Li X, Zhao L, Shu R. 2019. Infrared small target detection based on multiscale local contrast measure using local energy factor. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 17, 157 - 161.
- Xie F, Dong M, Wang X, Yan J. 2022. Infrared small-target detection using multiscale local average gray difference measure. *Electronics* 11, 1547.
- Xiong B, Huang X, Wang M. 2020. Local gradient field feature contrast measure for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 18, 553 - 557.
- Yan Z, Xin Y, Su R, Liang X, Wang H. 2020. Multi-scale infrared small target detection method via precise feature matching and scale selection strategy. *IEEE Access* 8, 48660 - 48672.
- Yang P, Dong L, Xu W. 2021. Infrared small maritime target detection based on integrated target saliency measure. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 14, 2369 - 2386.
- Yao S, Chang Y, Qin X. 2018. A coarse-to-fine method for infrared small target detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 16, 256 - 260.
- Yao S, Zhu Q, Zhang T, Cui W, Yan P. 2022. Infrared image small-target detection based on improved fcos and spatio-temporal features. *Electronics* 11, 933.
- Ying X, Wang Y, Wang L, Sheng W, Liu L, Lin Z, Zhou S. 2022. Mocpnet: Exploring local motion and contrast priors for infrared small target super-resolution. *arXiv e-prints*, arXiv - 2201.
- Zhang C, Dong Y, Li H, Li C, Liu Z. 2021a. Amdet: An efficient infrared small object detection model based on visual attention and multi-dilation feature, in: *Proceedings of the 2021 10th International Conference on Computing and Pattern Recognition*, pp. 130 - 135.
- Zhang C, Li D, Qi J, Liu J, Wang Y. 2021b. Infrared small target detection method with trajectory correction fuze based on infrared image sensor. *Sensors* 21, 4522.
- Zhang H, Zhang L, Yuan D, Chen H. 2018a. Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties. *Infrared*

- Physics & Technology 89, 88 - 96.
- Zhang K, Yang K, Li S, Chen H B. 2019a. A difference-based local contrast method for infrared small target detection under complex background. IEEE Access 7, 105503 - 105513.
- Zhang L, Peng L, Zhang T, Cao S, Peng Z. 2018b. Infrared small target detection via non-convex rank approximation minimization joint l_2, l_1 norm. Remote Sensing 10, 1821.
- Zhang L, Peng Z. 2019. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm. Remote Sensing 11, 382.
- Zhang M, Zhang R, Yang Y, Bai H, Zhang J, Guo J. 2022. Isnet: Shape matters for infrared small target detection, in: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 877 - 886.
- Zhang P, Wang X, Wang X, Fei C, Guo Z. 2019b. Infrared small target detection based on spatial-temporal enhancement using quaternion discrete cosine transform. IEEE access 7, 54712 - 54723.
- Zhang P, Zhang L, Wang X, Shen F, Pu T, Fei C. 2020. Edge and corner awareness-based spatial - temporal tensor model for infrared small-target detection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 59, 10708 - 10724.
- Zhang T, Wu H, Liu Y, Peng L, Yang C, Peng Z. 2019c. Infrared small target detection based on non-convex optimization with l_p -norm constraint. Remote Sensing 11, 559.
- Zhang X, Ding Q, Luo H, Hui B, Chang Z, Zhang J. 2017. Infrared small target detection based on directional zero-crossing measure. Infrared Physics & Technology 87, 113 - 123.
- Zhang Y, Zheng L, Zhang Y. 2019d. Small infrared target detection via a mexican-hat distribution. Applied Sciences 9, 5570.
- Zhao B, Wang C, Fu Q, Han Z. 2020. A novel pattern for infrared small target detection with generative adversarial network. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 59, 4481 - 4492.
- Zhao F, Wang T, Shao S, Zhang E, Lin G. 2019. Infrared moving small-target detection via spatiotemporal consistency of trajectory points. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 17, 122 - 126.
- Zhou F, Wu Y, Dai Y. 2021. Infrared small target detection via incorporating spatial structural prior into intrinsic tensor sparsity regularization. Digital Signal Processing 111, 102966.
- Zhou F, Wu Y, Dai Y, Ni K. 2020. Robust infrared small target detection via jointly sparse constraint of $l_{1/2}$ -metric and dual-graph regularization. Remote Sensing 12, 1963.
- Zhou F, Wu Y, Dai Y, Wang P. 2019a. Detection of small target using Schatten $1/2$ quasi-norm regularization with reweighted sparse enhancement in complex infrared scenes. Remote Sensing 11, 2058.
- Zhou F, Wu Y, Dai Y, Wang P, Ni K. 2019b. Graph regularized Laplace approximation for detecting small infrared target against complex backgrounds. IEEE Access 7, 85354 - 85371.
- Zhu H. 2020. Research on key technologies for infrared detection and identification of space-based airborne moving targets. Ph.D. thesis. Shanghai Institute of Technical Physics of the Chinese Academy of Science.
- Zhu H, Liu S, Deng L, Li Y, Xiao F. 2019. Infrared small target detection via low-rank tensor completion with top-hat regularization. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 58, 1004 - 1016.
- Zhu H, Ni H, Liu S, Xu G, Deng L. 2020. Tnlrs: Target-aware non-local low-rank modeling with saliency filtering regularization for infrared small target detection. IEEE Transactions on Image Processing 29, 9546 - 9558.
- Zuo Z, Tong X, Wei J, Su S, Wu P, Guo R, Sun B. 2022. Affpn: Attention fusion feature pyramid network for small infrared target detection. Remote Sensing 14, 3412.

作者简介

刘雨菡,女,副研究员,主要研究方向为红外动目标检测。E-mail: liuyuhan@aircas.ac.cn

马亚朋,男,硕士研究生,研究方向为红外目标检测。

杨建伟,男,博士研究生,研究方向为光学遥感小目标跟踪。

王子铭,男,博士研究生,研究方向为红外小目标检测与跟踪。

阿尔斯·阿力哈,男,硕士研究生,研究方向为红外目标检测。

曹华钊,男,硕士研究生,研究方向为红外目标检测。

文子潇,男,博士研究生,研究方向为光学小目标检测与跟踪方法。

胡圣冉,男,工程师,研究方向为红外动目标检测跟踪。

周光尧,男,正高级工程师,主要研究方向为遥感图像智能解译与应用。

胡玉新,通信作者,男,研究员,主要研究方向为遥感图像处理。E-mail: huyx@aircas.ac.cn