

文章编号: 1672-8785(2022)04-0009-11

# 基于单帧图像的红外弱小目标 检测技术研究综述

何青叶<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘 要:** 红外探测系统以其隐蔽性好、穿透能力强等优点广泛应用于航空航天、军事侦察等领域。但该系统的观测距离较远, 且目标往往呈现弱小状态, 所以针对单帧图像的红外弱小目标检测一直是红外探测领域的难点和研究热点。基于滤波、视觉显著性、图像数据结构和深度学习四个方面, 对当前单帧红外弱小目标检测算法进行了详细综述, 最后对红外弱小目标检测技术进行了总结与展望。

**关键词:** 弱小目标检测; 滤波算法; 人类视觉显著性; 图像数据结构; 深度学习

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2022.04.002

## Review on Dim Small Target Detection in Infrared Single Frame Images

HE Qing-ye<sup>1,2</sup>

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Infrared detection system is widely used in aerospace, military reconnaissance and other fields due to its good concealment and strong penetration ability. However, the detection distance of the infrared detection system is far, and the target tends to be dim and small. The dim small target detection in infrared single frame images has always been a difficulty and research hotspot in the field of infrared detection. Based on the four aspects of filtering, visual saliency, image data structure and deep learning, the current single frame infrared dim target detection algorithms are reviewed in detail. Finally, the development of infrared dim small target detection technology is summarized and prospected.

**Key words:** dim small target detection; filtering algorithm; visual saliency; image data structure; deep learning

收稿日期: 2021-11-09

作者简介: 何青叶(1998-), 女, 山东济南人, 硕士研究生, 主要从事弱小目标红外探测技术研究。

E-mail: qingye17866622856@163.com

## 0 引言

红外探测系统采用被动探测的方式, 无需发射电磁波, 与雷达探测系统相比具有更好的隐蔽性。除此之外, 红外线的穿透能力强, 烟、雾、霾中的微粒对红外线的散射能力较弱。在有外界干扰、探测条件不理想的情况下, 红外探测系统依旧能检测与发现目标。而且红外探测不受光照的影响, 可以满足红外预警、军事侦察等全天候工作的要求<sup>[1]</sup>。这些优势使得红外目标探测具有比可见光探测、雷达探测等更广泛的应用场景。

但远距离探测时, 目标在红外图像中所占像素较少, 缺乏固定的纹理结构特征。同时目标强度较弱, 被淹没在强杂波背景中, 导致检测率较低。受背景边缘与系统噪声干扰的影响, 虚警率较高。因此, 复杂背景下红外弱小目标的检测是一个具有挑战性的研究课题。红外弱小目标检测的思路主要分为两大类: 基于单帧图像的检测和基于序列图像帧的检测。传统的序列检测方法包括 3D 匹配滤波器<sup>[1]</sup>、改进的 3D 滤波器<sup>[2]</sup>和多扫描自适应匹配滤波器<sup>[3]</sup>等。利用目标时空信息进行检测, 在背景相对静止的情况下具有较好的检测效果。但在实际应用环境中对反舰导弹等高速运动目标进行检测时, 成像背景通常变化迅速, 导致序列帧检测算法性能快速下降。因此, 单帧红外弱小目标检测研究具有十分重要的意义, 近年来备受关注。

本文基于滤波、视觉显著性、图像数据结构和深度学习四个方面对当前单帧红外弱小目标检测研究现状进行综述, 最后对本文内容进行总结, 并展望弱小目标检测的未来发展趋势。

## 1 单帧图像红外弱小目标研究现状

单帧目标检测仅对单帧图像进行检测, 通过目标与背景之间的灰度差异来提取目标, 算法结构相对简单。目前, 基于单帧的弱小目标检测思路主要分四种: 第一种为各类滤波算

法, 通过空间域、频域滤波, 抑制背景杂波, 突出小目标; 第二种模拟人类视觉系统, 充分利用局部区域灰度差异, 构建显著性图; 第三种从图像数据结构出发, 利用小目标的稀疏特性与背景的低秩特性对目标进行检测; 第四种通过对小目标特征进行分析, 在经典深度学习算法框架上加以改进。下面针对这四类中比较经典的算法进行介绍。

### 1.1 基于滤波的算法

#### 1.1.1 空域滤波

空域滤波利用目标与背景的空间特性将小目标从图像中检测出来。此类方法致力于构建更有效的滤波模板, 利用相邻像素点间的空间相关性对当前像素灰度进行估计, 然后通过原始图像与估计背景差分突出目标。

由 Hadhoud M M 等人提出的二维最小均方 (Two-Dimensional Least Mean Square, TDLMS) 算法利用滤波滑动窗口对各像素值进行估计, 并采用最小均方误差的思想对滤波模板矩阵进行更新。由于目标与背景灰度的差异较大, 矩阵更新无法及时收敛到最优权值而起到过滤目标的作用<sup>[4]</sup>。最大均值与最大中值滤波算法对传统均值、中值滤波器进行改进, 将各方向信息引入滤波模板, 更好地保持结构背景边缘的纹理信息, 从而降低虚警率<sup>[5]</sup>。Bae T W 等人提出的双边滤波方法同样引入方向信息, 使用空间域滤波器和强度域的距离滤波器两个低通高斯滤波器, 综合考虑空间距离与灰度分布特性, 降低边缘结构对检测结果的影响<sup>[6]</sup>。对于简单背景下的目标检测, 上述算法具有简单高效的优点, 但在复杂背景干扰场景中, 虚警率较高, 检测效果有待提升。

数学形态学方法也是空域滤波的一类经典算法<sup>[7]</sup>。其中以 Top-Hat 变换最为常用, 利用一定先验知识构造对应尺寸结构元素, 通过开运算与原图像差分突出目标。传统 Top-Hat 变换对信噪比较高的场景有不错的检测效果, 但信噪比降低时, 检测性能下降。

研究人员对此作了许多改进。叶斌等人在目标检测前通过能量累积提升图像信噪比, 抑制噪声和重杂波的影响<sup>[8]</sup>。Bai X 等人定义新的 Top-Hat 变换, 利用目标与周围环绕区域之间的差异信息, 减小了噪声和杂波的干扰<sup>[9-11]</sup>。Wang C 等人设计了一种多向结构单元形态变换并融合的算法。他们对 Bai X 提出的同心环型结构元素进行改进, 在各方向上以不同比率获取目标与周围区域之间的信息, 充分获得对比度信息, 降低复杂背景下的虚警率<sup>[12]</sup>。

在 Top-Hat 变换基础上结合其他算法, 也可以取得性能上的改进。张宁等人将小波变换与改进 Top-Hat 变换相结合, 对红外图像小波分解后得到的近似分量进行改进 Top-Hat 滤波, 凸显目标, 并将垂直分量与对角分量小波系数置零, 抑制高频噪声与杂波的干扰<sup>[13]</sup>。吴健等人在进行 Top-Hat 变换之前, 采用最小吸收同值核区 (Smallest Univalent Segment Assimilating Nucleus, SUSAN) 原则<sup>[14]</sup>对图像进行背景抑制, 并利用改进 Top-Hat 变换方法进一步剔除残余亮点噪声, 有效地减少伪目标的数量<sup>[15]</sup>。田雯等人利用多尺度 Top-Hat 结构元素抑制杂波与背景噪声, 并通过构造 Butterworth 差异带通滤波器, 联合傅里叶变换建立粗-细显著性检测机制, 充分利用频域信息精确定位候选目标, 在复杂背景下获得较高的检测精度<sup>[16]</sup>。

基于空间域滤波的算法的计算量一般较小, 复杂度较低。但此类算法需要一定的先验信息来构建模板或结构元素。当先验信息获取困难时, 算法性能下降; 在较复杂的背景中, 结构性背景边缘具有与目标相似的空间特征, 经空域滤波差分后产生的虚警点较多。

### 1.1.2 变换域滤波

最早的变换域滤波算法主要是一些频域高通滤波算法。经典的主要有理想高通、高斯高通和巴特沃斯高通滤波器。三者滤波效果上

存在差异。其中, 理想高通滤波器表现最优, 但会出现“振铃”现象; 高斯高通滤波器的滤波效果较差; 巴特沃斯高通滤波器的滤波效果介于两者之间。综合考虑滤波效果与“振铃现象”对目标检测的干扰, 巴特沃斯高通滤波器是对图像进行简单的高通滤波时的常用选择<sup>[17]</sup>。总的来说, 此类频域高通算法具有明显的局限性: 滤波后图像除了包含小目标外, 背景结构边缘与随机噪声也被保留, 虚警率较高; 同时在固定截止频率下, 滤波器所对应的转换函数已确定, 无法适应复杂变化的场景。

作为变换域滤波的另一种常用方法, 小波变换通过频率选择和多尺度分解, 起到抑制背景噪声和增强目标的作用。红外图像背景通常为天空、海面等连续分布且变化缓慢的区域, 灰度相关性较大, 处在图像信号的低频部分。而目标红外辐射强度略高于周围环境, 且与背景灰度不连续, 呈现局部高频。通过小波变换将低频和高频部分分离, 然后对各高频分量进行分析, 从而实现目标检测<sup>[18]</sup>。但由于小波变换只能在水平、垂直与对角线三个方向上对二维图像进行分解, 无法充分利用高维特征, 因此产生了一些改进的多尺度变换方法, 如 Contourlet 变换<sup>[19-20]</sup>、Shearlet 变换<sup>[21]</sup>等。这些方法具有较好的方向性和各向异性, 在每个尺度所分解的方向上都灵活可变, 可以更好地去除背景干扰及噪声, 从而提升弱小目标检测性能。

基于变换域滤波的检测算法利用前景与背景在频域分布上的差异, 在变换域内设计相应的滤波器, 对图像中的高频与低频分量进行分离。但由于结构背景边缘与噪声的存在, 其与目标都处在较高的频域分量, 从而干扰目标的提取。整体上, 相比于空域滤波方法, 变换域信息的引入增加了目标检测的可靠性, 但正反变换的运用增加了计算量, 在实际工程应用中难以满足实时性的要求。

## 1.2 基于视觉显著性的算法

近年来, 一些基于显著性的目标算法将人

类视觉系统(Human Visual System, HVS)对比度机制、多分辨率表示、尺寸自适应、弹出现象等特性引入红外小目标检测。根据目标与背景的分布灰度差异,采用一定的策略构建突显目标的显著性图,进而从复杂的未知场景中快速、准确地检索目标。基于 HVS 的检测方法主要有基于频谱残差的方法和基于局部对比度的方法。

### 1.2.1 基于频谱残差的方法

Hou X D 等人提出的基于频谱残差法(Spectral Residual, SR)的显著性检测,通过傅里叶变换得到图像的对数谱,在谱域计算频谱残差,将频谱残差转换到空间域后得到相应的显著性图<sup>[22]</sup>。该算法不依赖于特征、类别等目标先验信息,对纹理结构不明显的红外弱小目标检测具有较好的实用性。它只涉及正反变换和卷积基本操作,复杂度较低。该算法在抑制背景杂波方面的性能仍有待提高,多用于小目标候选区域的提取,与其他算法结合实现弱小目标检测。

胡瞰等人结合主成分分析方法,在用频域残差方法快速检测目标可候选区域后,根据小目标训练样本,利用主成分分析方法进一步识别目标与噪声<sup>[23]</sup>。周姣等人将频谱残差方法与尺度空间理论相结合,对用频谱残差方法处理后的图像进行差分高斯(Difference of Gaussian, DoG)尺度空间扩展与关键点检测;经特征图像融合与信息熵分割,凸显前景目标<sup>[24]</sup>。白婷在视觉注意机制的启发下,结合图像一阶梯度方向特征,用 Sobel 横纵两个算子获取水平和垂直方向的梯度特征,然后利用 SR 方法构建两个方向特征通道的显著性图并将其融合,更好地克服了图像噪声的影响<sup>[25]</sup>。易翔等人通过对图像幅度谱进行自适应调谐,改进了频谱残差法,然后通过 Horris 角点检测与帧间时域特征分析来剔除虚假目标,提高了系统的检测性能<sup>[26]</sup>。

整体上,频谱残差法基于频域处理,通过傅里叶正反变换与高斯模糊滤波等步骤实现显

著性区域提取,算法简单快捷。但对复杂背景下目标对比度较低的场景图像进行处理时,部分噪声与背景变化区域会混淆目标检测,虚警率较高,需与其他算法结合来进一步抑制杂波噪声,从而提升检测的准确率。

### 1.2.2 基于局部对比度的方法

考虑到目标区域的内部相对平滑,目标区域与邻域具有不连续特性以及背景一致性特征,研究人员直接引入特定的局部对比度测度来构造显著性映射。Chen C L P 等人提出的局部对比度测度(Local Contrast Measure, LCM)利用中心环绕 9 邻域滑动窗口遍历图像,得到相应的对比度图;通过阈值分割提取目标区域<sup>[27]</sup>。

但在复杂背景下,背景边缘杂波会混淆目标检测。Han J H 等人对 LCM 算法进行了改进。他们用子块操作取代 LCM 中的像素操作,提高了运算速度;利用中心子块的平均灰度抑制了像素级高亮度噪声对目标探测的影响<sup>[28]</sup>。Wei Y 等人提出基于多尺度块的对比度度量(Multiscale Patch-based Contrast Measure, MPCM),同时增强暗目标和亮目标,并考虑参考窗口与其背景邻域窗口在同一方向上的不相似性,在一定程度上抑制了边缘杂波的影响<sup>[29]</sup>。Deng H 等人采用局部熵测度加权多尺度灰度差的方式,兼顾目标局部区域纹理丰富性与多尺度邻域的灰度差异,增强了背景边缘干扰与小目标具有相似热强度场景下的检测鲁棒性<sup>[30]</sup>。

针对背景杂波与小目标在不同方向导数子带中的熵特性差异,Bai X 等人将导数子带的幅值和位置信息纳入到基元熵中,使得改进后的导数熵对小目标具有较高的敏感性<sup>[31]</sup>。Liu J 等人结合目标的局部对比度、图像背景的一致性以及背景边缘的邻域灰度渐变特性,提出一种局部对比度加权测度来抑制强杂波边缘<sup>[32]</sup>。Moradi S 等人改进平均绝对灰度差(Average Gray Absolute Difference, AGAD)测度<sup>[33]</sup>,引入方向信息,构造了一



种绝对方向平均差 (Absolute Directional Mean Difference, ADMD) 测度, 有效降低了高强度边缘与结构性背景杂波的干扰<sup>[34]</sup>。

基于局部对比度的目标检测方法, 利用目标局部区域的灰度差异进行对比度测量, 构建显著性图。算法的鲁棒性较好, 可以满足大部分检测系统的需求。为了进一步提升算法的检测性能并降低背景杂波与噪声带来的虚警率, 引入方向特征、局部熵等信息, 提升了算法检测率, 但算法复杂度也相应增加。

### 1.3 基于图像数据结构的算法

红外小目标所占像素的比率较小, 表现出稀疏特征, 而背景图像中随机噪声、闪元、连续盲元等高频分量较少时, 通常具有非局部自相关特性, 相应矩阵具有低秩性。基于图像数据结构的方法就是根据目标的稀疏性与背景的低秩性将小目标检测问题转换为低秩稀疏矩阵恢复的凸优化问题。

考虑红外图像中的小目标通常被淹没在复杂的背景之中, 背景的随机性较强, 低秩性并不明显, 因此原始图像不适合直接作为运算矩阵, 而需要对图像数据作进一步处理。Gao C 等人利用局部块构造方法将传统的红外图像模型推广为一种新的红外块图像 (Infrared Patch-Image, IPI) 模型, 并采用稳定主成分追踪方法 (Stable Principal Component Pursuit, SPCP)<sup>[35]</sup> 从数据矩阵中恢复背景低秩分量和目标稀疏分量; 经图像重建与图像分割, 得到最终的检测

结果 (算法步骤见图 1)<sup>[36]</sup>。Dai Y 等人对权值进行改进, 提出重加权红外块张量 (Reweighted Infrared Patch-Tensor, RIPT) 模型, 将局部结构先验与非局部自相关先验融合, 设计了基于结构张量的局部结构权值, 保留了红外弱小目标, 同时抑制了强背景边缘<sup>[37]</sup>。Guo J 等人针对 IPI 中的核范数容易在目标块图像中留下稀疏的背景边缘的问题, 重加权核范数来约束背景, 较好地保留背景边缘; 同时引入重加权 L1 范数, 进一步增强目标图像的稀疏性, 抑制非目标稀疏点的影响<sup>[38]</sup>。张丛丛等人同样从核范数入手, 将加权核范数最小化 (Weighted Nuclear Norm Minimization, WNNM) 引入 IPI 模型, 区别对待背景图像所对应的低秩矩阵的奇异值, 对图像主成分信息较大的奇异值赋予更小的权重, 从而更好地描述背景的低秩特性<sup>[39]</sup>。熊斌等人融合图像的低秩和稀疏特征, 采用自适应加权方差信息熵权重方法, 也取得了较好的检测效果<sup>[40]</sup>。

IPI 模型中的背景数据由一个低秩子空间建模, 对变化缓慢、均匀的背景具有较好的适用性。但在较复杂的异构背景时, 单空间结构无法有效表示。针对此问题, Wang X Y 等人提出一种稳定多子空间学习 (Stable Multi-Subspace Learning, SMSL) 方法, 基于背景区域由多子空间聚类假设, 构建了包含标准正交子空间学习策略的红外小目标检测新模型。在优化求解过程中, 他们设计了将近端加速梯度 (Accelerated Proximal Gradient, APG)<sup>[41]</sup> 与块

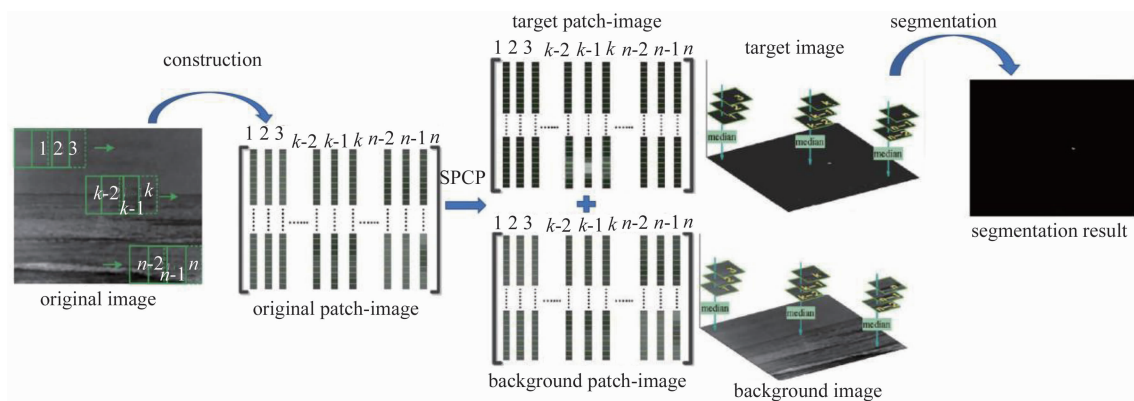


图 1 基于图像数据结构的算法步骤<sup>[36]</sup>

坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)<sup>[42]</sup>方法相结合的优化求解器,更好地实现了目标增强和背景抑制<sup>[43]</sup>。

基于图像数据结构的方法利用局部块构造方法将传统红外图像模型推广到 IPI 模型,在提取目标背景特征后,通过主成分分析方法凸优化恢复目标与背景矩阵<sup>[44]</sup>。此类算法主要针对特征分析方法与重构算法加以改进。更好地掌握矩阵特征有利于设定约束条件并重构出目标矩阵,改进重构算法则对矩阵重构的效果与算法收敛速度的提升具有重要意义。这类算法对信噪比较低、背景复杂的图像均有较好的适用性,但算法计算量一般较大,不适合实时性要求较高的系统。

#### 1.4 基于深度学习的算法

近几年,随着人工智能技术的不断发展,基于深度学习的目标检测方法在计算机视觉领域取得了令人瞩目的成绩。目前应用最广泛的是以 R-CNN<sup>[45]</sup>及其变体 Fast R-CNN<sup>[46]</sup>、Faster R-CNN<sup>[47]</sup>、Mask R-CNN<sup>[48]</sup>为代表的两阶段检测算法和以 SSD<sup>[49]</sup>、YOLO<sup>[50-52]</sup>系列算法为代表的单阶段检测算法。这些算法针对自然场景中分布较为稀疏的中大型目标具有较好的检测效果,但对小目标的检测效果并不理想。针对此问题,研究人员在已有目标检测方法的基础上提出了一些改进与优化策略。下面从数据增强、多尺度特征学习、引入上下文信息、生成对抗学习和无锚机制五个方面对当前深度学习小目标检测研究的进展进行介绍。

高质量大规模的小目标数据有利于提升小目标检测能力。Kisantal M 等人从数据增强的角度出发,通过对小目标图像过采样与多次复制粘贴小目标的方式扩充训练数据集中的小目标样本,使模型更加关注小目标,从而提高卷积神经网络对小目标的拟合能力<sup>[53]</sup>。Chen C 等人在 Kisantal M 的基础上提出了自适应重采样策略,通过预先训练的语义分割网络,考虑目标图像的上下文特征,解决了简单复制情况下出现的背景与尺度不匹配问题<sup>[54]</sup>。数据增

强在一定程度上弥补了小目标信息量少、缺乏纹理特征在目标检测中的不足,对提升小目标检测效果具有重要意义。但训练和测试中计算复杂度的增加限制了其在实际工程中的应用,同时数据增强会引入相应噪声,所以算法设计需要进一步考虑噪声的抑制。

在小目标检测中,尺度特征问题是至关重要的。小目标本身可利用的像素较少,随着卷积网络层数加深,小目标的空间和细节特征进一步消减,难以被网络检测到。在卷积神经网络中,浅层空间包含更多的细节特征,更利于小目标的检测。Liu T Y 等人对此提出一种多尺度目标检测算法,即分别采用不同特征层级特征图对不同尺度的目标进行检测。其中,浅层高分辨率特征对应于小型目标检测,避免了因卷积层数过深导致的小目标细节特征消减的问题。但浅层包含语义信息较少,对小目标的学习能力一般<sup>[49]</sup>。

Bell S<sup>[55]</sup>和 Kong T<sup>[56]</sup>等人通过整合多尺度特征构建单一特征图,并在此特征图的基础上进行预测,提升了小目标的特征表达。然而组合特征图需要在同尺度之间进行大量重复计算,增加了模型的内存与计算成本。Lin T Y 等提出特征金字塔网络(Feature Pyramid Network, FPN),通过构建一个具有横向连接的自顶向下体系结构,将深层的语义特征与浅层的高分辨率特征相结合,增强网络对多尺度特征的提取能力,被广泛应用于各种目标检测框架<sup>[57]</sup>。在 FPN 的基础上,Liang Z 等提出了一种深度特征金字塔网络(Deep Feature Pyramid Network, DFPN),通过横向连接,加强小目标的语义特征,提升对小目标的识别力<sup>[58]</sup>。多尺度融合用深层语义特征强化浅层空间特征,对小目标检测性能提升具有重要意义,是当前小目标检测网络设计的主要趋势。但尺度归一化与特征融合算法的设计会增加额外的计算量并引入干扰噪声,限制了小目标检测性能的进一步提升。

由于小目标的外观特征不明显,通过融入

上下文信息可以丰富小目标信息的表达。Li J 等人融合基于注意机制的上下文子网络与多尺度上下文子网络, 分别捕获全局与局部上下文信息, 增强区域的特征表示<sup>[59]</sup>。Zeng X 等人提出门控双向卷积网络 GBDNet, 利用卷积实现不同尺度和分辨率的上下文区域特征之间的信息传递, 并通过门控函数来控制消息的传输, 从而提高目标检测的精度<sup>[60]</sup>。Lim J S 等通过多尺度特征连接, 将高层附加特征作为上下文信息, 辅以注意力机制, 聚焦于图像中的小目标<sup>[61]</sup>。Kui F 等人通过建模与推断小目标之间的语义和空间布局关系, 提供更有效的上下文信息, 缓解了小目标误检与漏检问题<sup>[62]</sup>。结合上下文信息, 增强小目标的特征表达对小目标检测性能的提升具有不错的效果, 但该方法对匮乏上下文信息的场景应用存在局限性。

鉴于小目标所占像素比小而无法提取有效特征的问题, 研究人员提出生成对抗学习的思路, 旨在提高小目标的高分辨率特征表示, 从而提升小目标的检测性能。2014 年, Goodfellow I J 等人引入了生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)。生成器与鉴别器在极大极小框架下相互竞争, 直至鉴别器判别出真实图像和生成图像的概率相等<sup>[63]</sup>。Li J 等人提出一种感知生成对抗网络, 利用 GAN 机制缩小小目标与中大型目标特征表示的差异, 并对生成器施加额外的感知要求, 促使生成可辨别的小目标高分辨率特征<sup>[64]</sup>。Bai Y 等提出一种端到端多任务生成对抗网络(Multi-Task Generative Adversarial Network, MTGAN)。其中, 生成器对输入的低分辨率图像进行上采样, 输出高分辨率精细图像; 判别器中的分类和回归损失反向传播到生成器, 进一步指导恢复小目标的详细信息, 提升小目标的分类与定位精度<sup>[65]</sup>。

总的来说, GAN 用于小目标检测时主要是从图像分辨率入手, 利用特征超分辨率技术增强小目标的特征表示; 同时, 该生成对抗模型具有较好的移植性, 易与检测模型相结合。

但生成对抗网络的训练相对困难, 对训练数据集要求较高, 限制了检测性能的进一步提升。

锚框机制是目标检测中的常用方法。通过预先设定的锚点框生成候选目标区域集合, 但聚焦于小目标检测时, 锚点框的设计对小目标的召回率过低。因此基于 Anchor-free 的思路被提出<sup>[66]</sup>, 将目标检测任务转换为关键点估计。Wang X 等人提出一种点连接网络, 通过深度卷积网络回归边界框 4 个角点与中心点的连接, 对目标遮挡与多尺度变化场景具有自然的鲁棒性<sup>[67]</sup>。随后, Law H 等人提出 CornerNet 方法, 通过检测由左上角和右下角两个关键点组成的目标边界框来确定目标位置, 同时引入一种新的池化(corner pooling), 增加局部视觉证据, 提升角点检测精度<sup>[68]</sup>。

但 CornerNet 中的 4 角点与中心点仅提供目标的粗略定位, 从规则边界框中提取的特征可能会受到背景与无信息前景区域的影响。针对此问题, Yang Z 等人提出一种 RepPoints 方法, 学习限定目标空间范围和包含重要语义信息的局部区域, 提供更细粒度的特征表示<sup>[69]</sup>。Kong T 等人受人眼中央凹启发, 提出一种完全无锚的目标检测框架 FoveaBox。它可直接学习目标存在的可能性和边界框坐标, 对于小目标等具有任意纵横比的目标检测具有良好的鲁棒性<sup>[70]</sup>。锚框设计难以实现小目标召回率与计算成本之间的平衡。而无锚机制则可很好地解决这种矛盾, 同时减少由锚点框设定引入的大量超参, 是目标检测领域的一个重要发展趋势。

## 2 总结与展望

本文基于滤波、人类视觉显著性、图像数据结构和深度学习四个方面对单帧图像的红外弱小目标检测研究现状进行了梳理, 并分析了各类算法的优势与局限性。基于滤波的检测算法在简单背景下可以得到较好的效果, 但背景边缘与小目标具有相似的空域与频域特征, 在复杂背景下难以区分, 导致虚警率较高。基于视觉显著性的目标检测算法提取图像最显著性



的区域,改进思路并考虑引入方向特征、局部熵等信息,提升了算法检测率,同时也相应增加了算法的复杂度。基于图像数据结构的算法对于信噪比较低的图像具有较好的适用性,但算法计算量较大,实时性较差。基于深度学习的算法在大数据与人工智能的推动下也得到了广泛研究,但此类算法依赖大量的数据集做训练,且 CNN 在提取特征单一的目标特征时面临较大的困难。

红外探测系统以其隐蔽性好、全天候工作、抗干扰能力强等特点广泛应用于军事侦察、红外预警等领域,且红外弱小目标探测一直是国内外的研究热点。基于滤波、人类视觉显著性、图像数据结构的传统红外弱小目标检测算法已经形成了比较完备的体系结构,其检测性能很难有大的突破。相反,在当今大数据与人工智能的驱动下,基于深度学习的小目标检测算法取得了较大的进步,也是未来红外弱小目标探测性能提升的重点研究方向。

### 参考文献

- [1] Reed I, Gagliardi R, Stotts L. Optical Moving Target Detection with 3D Matched Filtering [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, **24**(4): 327–336.
- [2] Li M, Zhang T X, Yang W D, et al. Moving Weak Point Target Detection and Estimation with Three-dimensional Double Directional Filter in IR Cluttered Background [J]. *Optical Engineering*, 2005, **44**(10): 107007.
- [3] Melendez K A, Modestino J W. Spatiotemporal Multiscan Adaptive Matched Filtering [C]. San Diego: 7th Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, 1995.
- [4] Hadhoud M M, Thomas D W. The Two-Dimensional Adaptive Lms (Tdlms) Algorithm [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 1988, **35**(5): 485–494.
- [5] Deshpande S D, Er M H, Ronda V, et al. Max-Mean and Max-Median Filters for Detection of Small-targets [C]. Denver: Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, 1999.
- [6] Bae T W, Sohng K I. Small Target Detection Using Bilateral Filter Based on Edge Component [J]. *Journal of Infrared Millimeter and Terahertz Waves*, 2010, **31**(6): 735–743.
- [7] Serra J P. Image Analysis and Mathematical Morphology [M]. New York: Academic Press, 1982.
- [8] 叶斌, 彭嘉雄. 基于形态学 Top-Hat 算子的小目标检测方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2002, **7**(7): 638–642.
- [9] Bai X, Zhou F, Xue B. Infrared Image Enhancement Through Contrast Enhancement by Using Multiscale New Top-hat Transform [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2011, **54**(2): 61–69.
- [10] Bai X, Zhou F, Xue B. Image Enhancement Using Multi Scale Image Features Extracted by Top-hat Transform [J]. *Optics and Laser Technology*, 2012, **44**(2): 328–336.
- [11] Bai X Z, Zhou F G. Analysis of New Top-hat Transformation and the Application for Infrared Dim Small Target Detection [J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(6): 2145–2156.
- [12] Wang C, Wang L. Multidirectional Ring Top-Hat Transformation for Infrared Small Target Detection [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, **14**: 8077–8088.
- [13] 张宁, 辛云宏. 基于小波变换和改进 Top-Hat 滤波的红外弱小目标检测 [J]. *激光与红外*, 2016, **46**(11): 1431–1436.
- [14] 袁慧晶, 王涌天. 一种抗干扰的弱小目标检测方法 [J]. *光子学报*, 2004, **33**(5): 609–612.
- [15] 吴健, 陆书文, 芮大庆, 等. 基于背景抑制的改进 Top-Hat 红外弱小目标检测方法 [J]. *电光与控制*, 2018, **25**(9): 42–44.
- [16] 田雯, 李素若. 基于频域映射与多尺度 Top-Hat 变换的红外弱小目标检测算法 [J]. *光学技术*, 2018, **44**(3): 325–332.
- [17] Comaniciu D. An Algorithm for Data-driven Bandwidth Selection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(2): 281–288.
- [18] 李国宽, 彭嘉雄. 基于小波变换的红外成像弱



- 小目标检测方法 [J]. *华中理工大学学报*, 2000, **28**(5): 69–71.
- [19] 吴文怡, 吴一全. 基于 Contourlet 变换的红外弱小目标检测方法 [J]. *红外与激光工程*, 2008, **37**(1): 136–138.
- [20] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106.
- [21] Anju T S, Raj n R N. Shearlet Transform Based Image Denoising Using Histogram Thresholding [C]. Trivandrum: International Conference on Communication Systems and Networks, 2016.
- [22] Hou X D, Zhang L Q. Saliency Detection: A Spectral Residual Approach [C]. Minneapolis: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [23] 胡墩, 赵佳佳, 曹原, 等. 基于显著性及主成分分析的红外弱小目标检测 [J]. *红外与毫米波学报*, 2010, **29**(4): 303–306.
- [24] 周皎, 辛云宏. 基于显著性与尺度空间的红外弱小目标检测 [J]. *激光与红外*, 2015, **45**(4): 452–456.
- [25] 白婷. 基于视觉显著性的红外弱小目标检测算法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [26] 易翔, 王炳健. 基于多特征的快速红外弱小目标检测算法 [J]. *光子学报*, 2017, **46**(6): 129–134.
- [27] Chen C L P, Li H, Wei Y, et al. A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, **52**(1): 574–581.
- [28] Han J H, Ma Y, Zhou B, et al. A Robust Infrared Small Target Detection Algorithm Based on Human Visual System [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(12): 2168–2172.
- [29] Wei Y, You X, Li H. Multiscale Patch-based Contrast Measure for Small Infrared Target Detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**: 216–226.
- [30] Deng H, Sun X, Liu M, et al. Infrared Small-Target Detection Using Multiscale Gray Difference Weighted Image Entropy [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, **52**(1): 60–72.
- [31] Bai X, Bi Y. Derivative Entropy-Based Contrast Measure for Infrared Small-Target Detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, **56**(4): 2452–2466.
- [32] Liu J, He Z Q, Chen Z L, et al. Tiny and Dim Infrared Target Detection Based on Weighted Local Contrast [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, **15**(11): 1780–1784.
- [33] Wang G Y, Zhang T X, Wei L G, et al. An Efficient Small Target Detection Algorithm [C]. Orlando: Conference on Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition, 1995.
- [34] Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. Fast and Robust Small Infrared Target Detection Using Absolute Directional Mean Difference Algorithm [J]. *Signal Processing*, 2020, **177**: 107727.
- [35] Zhou Z, Li X, Wright J, et al. Stable Principal Component Pursuit [C]. Austin: 2010 IEEE International Symposium on Information Theory, 2010.
- [36] Gao C, Meng D, Yang Y, et al. Infrared Patch-Image Model for Small Target Detection in a Single Image [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(12): 4996–5009.
- [37] Dai Y, Wu Y. Reweighted Infrared Patch-Tensor Model With Both Nonlocal and Local Priors for Single-Frame Small Target Detection [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, **10**(8): 3752–3767.
- [38] Guo J, Wu Y, Dai Y. Small Target Detection Based on Reweighted Infrared Patch-image Model [J]. *IET Image Processing*, 2018, **12**(1): 70–79.
- [39] 张丛丛, 王欢, 楼竞. 基于加权核范数最小化的红外弱小目标检测 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2017, **45**(10): 31–37.
- [40] 熊斌, 黄心汉, 王敏. 基于自适应目标图像恢复的红外弱小目标检测 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2017, **45**(10): 25–30.

- [41] Ganesh A, Zhou L, Wright J, et al. Fast Algorithms for Recovering a Corrupted Low-rank Matrix [C]. Aruba; 3rd IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, 2009.
- [42] Xu Y, Yin W. A Block Coordinate Descent Method for Regularized Multiconvex Optimization with Applications to Nonnegative Tensor Factorization and Completion [J]. *Siam Journal on Imaging Sciences*, 2013, **6**(3): 1758–1789.
- [43] Wang X Y, Peng Z M, Kong D H, et al. Infrared Dim and Small Target Detection Based on Stable Multisubspace Learning in Heterogeneous Scene [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, **55**(10): 5481–5493.
- [44] 王好贤, 董衡, 周志权. 红外单帧图像弱小目标检测技术综述 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, **56**(8): 9–22.
- [45] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation [C]. Columbus; 27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014.
- [46] Girshick R. Fast R-CNN [C]. Santiago; IEEE International Conference on Computer Vision, 2015.
- [47] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, **39**(6): 1137–1149.
- [48] He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN [C]. Venice; 16th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
- [49] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C]. Amsterdam; 14th European Conference on Computer Vision (ECCV), 2016.
- [50] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [C]. Seattle; 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [51] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [C]. Honolulu; 30th IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [52] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement [J/OL]. arXiv [2021–11–17]. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2018arXiv180402767R>.
- [53] Kisantal M, Wojna Z, Murawski J, et al. Augmentation for Small Object Detection [J/OL]. arXiv [2021–11–17]. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019arXiv190207296K>.
- [54] Chen C, Zhang Y, Lv Q, et al. RRNet: A Hybrid Detector for Object Detection in Drone-captured Images [C]. Seoul; IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [55] Bell S, Zitnick C L, Bala K, et al. Inside-Outside Net: Detecting Objects in Context with Skip Pooling and Recurrent Neural Networks [C]. Seattle; 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [56] Kong T, Yao A, Chen Y, et al. HyperNet: Towards Accurate Region Proposal Generation and Joint Object Detection [C]. Seattle; 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [57] Lin T-Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature Pyramid Networks for Object Detection [C]. Honolulu; 30th IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [58] Liang Z, Shao J, Zhang D, et al. Small Object Detection Using Deep Feature Pyramid Networks [C]. Hefei; 19th Pacific-Rim Conference on Multimedia (PCM), 2018.
- [59] Li J, Wei Y, Liang X, et al. Attentive Contexts for Object Detection [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, **19**(5): 944–954.
- [60] Zeng X, Ouyang W, Yan J, et al. Crafting GBD-Net for Object Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, **40**(9): 2109–2123.
- [61] Lim J S, Astrid M, Yoon H-J, et al. Small Ob-

- ject Detection using Context and Attention [C]. Jeju: 3rd International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication, 2021.
- [62] Kui F, Jia L, Lin M, et al. Intrinsic Relationship Reasoning for Small Object Detection [J/OL]. arXiv [2021-11-17]. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2020arXiv200900833F>.
- [63] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Nets [C]. Montreal: 28th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 2014.
- [64] Li J, Liang X, Wei Y, et al. Perceptual Generative Adversarial Networks for Small Object Detection [C]. Honolulu: 30th IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
- [65] Bai Y, Zhang Y, Ding M, et al. SOD-MTGAN: Small Object Detection via Multi-Task Generative Adversarial Network [C]. Munich: 15th European Conference on Computer Vision, 2018.
- [66] 李红光, 于若男, 丁文锐. 基于深度学习的小目标检测研究进展 [J]. *航空学报*, 2021, **42**(7): 107-125.
- [67] Wang X, Chen K, Huang Z, et al. Point Linking Network for Object Detection [J/OL]. arXiv [2021-11-7]. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2017arXiv170603646W>.
- [68] Law H, Deng J. CornerNet: Detecting Objects as Paired Keypoints [C]. Munich: 15th European Conference on Computer Vision, 2018.
- [69] Yang Z, Liu S, Hu H, et al. RepPoints: Point Set Representation for Object Detection [C]. Seoul: 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019.
- [70] Kong T, Sun F, Liu H, et al. FoveaBox: Beyond Anchor-Based Object Detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2020, **29**: 7389-7398.