

基于聚类思想的红外弱小目标检测

饶俊民^{1,2,3}, 穆靖^{1,2,3}, 刘士建^{1,3}, 公劲夫^{1,2,3}, 李范鸣^{1,3*}

(1. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘要: 针对复杂背景下尺寸未知的红外弱小目标检测难题, 一种基于聚类思想的红外弱小目标检测方法被提出。首先, 利用小目标形态学特征对原始红外图像进行预处理, 生成新的密度特征图。其次, 使用改进的密度峰聚类算法对潜在候选目标进行粗定位。然后, 针对潜在目标的局部候选集, 采用加权模糊集聚类算法对局部候选集进行目标与背景区域的精细分割, 利用目标与背景之间的差异性在增强目标的同时抑制虚警。最后, 对处理后的局部候选集进行自适应阈值提取真实目标。实验结果表明, 与 7 种对比算法相比, 该算法对尺寸未知的小目标具有良好的鲁棒性和检测性能。

关键词: 红外弱小目标检测; 聚类; 密度峰聚类; 模糊集; 分割

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Infrared small target detection based on clustering idea

RAO Jun-Min^{1,2,3}, MU Jing^{1,2,3}, LIU Shi-Jian^{1,3}, GONG Jin-Fu^{1,2,3}, LI Fan-Ming^{1,3*}

(1. Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

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

3. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: In order to solve the problem of detecting infrared small targets of unknown size in complex background, an infrared small target detection algorithm based on the clustering idea is proposed. First, the original infrared image is preprocessed by using small target morphological features to generate a new density feature map. Secondly, the potential candidate targets are coarsely localized with an improved density-peak clustering algorithm. Then, the local candidate sets of potential targets are constructed. A weighted fuzzy set clustering algorithm is used to finely segment the target and background regions of the image block, and then the difference between the target and background is adopted to suppress false alarms while enhancing the target. Finally, an adaptive threshold is applied to the processed local candidate set to extract the real target. Experimental results show that the proposed algorithm has good robustness and detection performance for small targets of unknown size in comparison with the other seven methods.

Key words: infrared small and dim target detection, clustering, density peak clustering, fuzzy set, segmentation

引言

红外弱小目标检测作为红外搜索跟踪系统(Infrared Search and Track,IRST)关键技术之一,其被广泛应用在遥感和光电搜索等远距离目标探测场

景中^[1]。然而,由于远距离成像,目标在图像中所占比例很小,缺乏纹理结构等细节信息不易识别^[2]。当复杂背景中存在严重的噪声和杂波干扰时,小目标极易容易被淹没。此外,由于红外弱小目标的尺寸随着目标的距离而变化,在很多时候目标尺寸是

收稿日期:2022-10-20,修回日期:2023-01-09

基金项目:国家十四五预研课题(项目编号514010405-207)

Foundation items: Supported by National 14th Five-Year Plan Preliminary Research Project (Project No. 514010405-207)

作者简介(Biography): 饶俊民(1995—),男,江西抚州人,博士研究生,主要研究领域为图像处理、红外弱小目标检测等方面研究工作. E-mail: raojunmin@mail.sitp.ac.cn

*通讯作者(Corresponding author): E-mail: lifanming@mail.sitp.ac.cn

Received date: 2022-10-20, **revised date:** 2023-01-09

未知的,无法获得准确的先验信息。因此,复杂背景下的红外弱小目标检测任务依旧是一个具有挑战性的研究课题。

在过去几十年间,许多相关学者针对红外弱小目标检测问题进行了大量研究。现有的红外弱小目标检测方法可分成多帧检测与单帧检测两大类^[3]。多帧检测算法通常利用时空相关性进行弱小目标检测,需要结合较多先验信息,如航迹与速度,以实现弱小目标检测。通常,这类算法需要执行多帧关联,无法即时输出目标,计算复杂度高^[4]。与之相比,单帧检测算法只需要少量的先验信息,具有良好的实时性,较低的复杂度以及工程化应用潜力。因此,单帧检测算法受到广泛关注。在单帧检测算法中,基于滤波的方法通过特定设计的滤波器对红外图像进行背景抑制和目标增强。这类方法优势在于计算成本低,易于实现,适合于实时处理,如顶帽变换(Top-Hat)^[5]、最大中值滤波器(Max-median filter)^[6]、二维最小均方(Two-dimensional Least Mean Square, TDLMS)^[7]滤波器等,但在复杂背景和信噪比低的情况下,这类算法存在大量的虚警。基于低秩稀疏恢复的方法,这类方法的实质是利用小目标的稀疏特性以及红外背景图像的非局部自相关性(低秩特性),将小目标检测问题转换成恢复低秩稀疏矩阵的数学优化问题,通过对稀疏矩阵进行阈值分割实现弱小目标检测。高等人^[8]提出的红外块图像(Infrared Patch-Image, IPI)模型拟合了很多复杂场景,有着不错的适应性。但不足的是,由于 ℓ_1 范数度量的稀疏性存在缺陷,一些具有稀疏性质的杂波会造成大量虚警,影响检测性能。为了解决这个缺陷,戴等人^[9]将IPI模型推广到红外图像块张量(Infrared Patch-Tensor Model, IPT)模型,从张量的不同维度获取更多的空间相关性信息用于抑制稀疏性质杂波的干扰。同时,将局部结构先验信息作为加权项纳入IPT模型,增强算法的鲁棒性和检测性能。但这类算法依赖于目标背景范数的拟合程度,由于强边缘杂波和高亮点噪声也存在稀疏特性,很容易被错误地分解成稀疏矩阵,导致较高的虚警;此外,当背景复杂时,红外背景图像的低秩特性假设也不成立,检测性能会大幅度下降。

近些年,受人类视觉机制(Human Visual System, HVS)启发,一些学者将HVS引入红外弱小目标检测中,由于这类算法具有良好的检测性能和实

时性能,因此受到学者们的广泛关注。人眼的视觉特性根据对比度而非亮度来获取视觉显著性区域。换言之,在红外图像中,由于目标在局部邻域内与周围背景存在一定的对比度差异从而具有显著性。背景中虽然可能存在高亮度区域,但由于背景区域通常面积大,亮度过渡是平缓的,其局部对比度差异并不明显^[10]。因此,人眼可以从复杂背景和强杂波干扰中,快速捕捉到图像中的真实目标。基于HVS的方法,通过目标与周围背景的差异性来计算对比度。如陈俊龙等人^[11]提出的局部对比度衡量(Local Contrast Measure, LCM)算法,该算法使用一个两层嵌套窗口,分别捕捉目标与背景,通过滑动窗口遍历每个像素点计算比值型局部对比度,实现增强目标的同时抑制背景。但该方法存在两个明显缺陷:1. 在高亮背景干扰下,对杂波(如:高亮云层的边缘杂波)无法有效抑制,且比值型局部对比度信息增强有限,目标难以脱颖而出,检测结果中存在较高的虚警;2. 对窗口形状与尺寸十分敏感。不同大小的目标,需要不同大小的子窗口。为了解决这些问题,在LCM的研究基础上,后续许多学者提出了改进算法。韩金辉等人^[12]通过比差联合的方式提出相对局部对比度(Relative Local Contrast Measure, RLCM),减轻了高亮背景的干扰,有效增强了目标,提升了检测性能。为了适应不同尺寸目标并调整计算窗口的大小,LCM和RLCM均采用多尺度窗口进行自适应检测。多尺度算法通常以多尺度下的最大响应值作为最终输出,若窗口单元大于真实目标,靠近目标的背景区域将被增强,形成“膨胀效应”,从而影响检测性能。为了解决“膨胀效应”问题,崔等人^[13]提出一种加权三层窗口局部对比度方法(Weighted Three Layer Window Local Contrast Method, WTLLCM),采用新的三层嵌套窗口设计,通过不同窗口间的差异性,在单一尺度下实现与多尺度相当的检测能力,并且克服了“膨胀效应”。但是,HVS算法的窗口模板大小形状是固定的,在实际场景中无法完全适应目标尺寸的变化。窗口过大,目标区域内不可避免混杂背景像素;窗口过小,背景区域内也可能存在部分目标像素。因此,窗口不匹配目标时的局部对比度会受到影响,从而造成检测性能的大幅度下降。在一些最新研究中,为了适应未知大小的目标,一些学者将聚类和分割思想引进红外弱小目标检测领域。受文献^[14]启发,黄等人^[15]引入点聚类思想提出一种密度

峰搜索和最大值灰度区域生长 (Density Peaks Searcher and Maximum-Gray Region Growing, DPS-MRG) 算法, 利用目标具有相对大的密度和较大的最临近距离等特性, 全局搜索提取候选目标作为种子点, 通过最大灰度区域生长来形成新的特征找到真实目标。虽然该算法对目标大小的变化具有鲁棒性, 但忽略了相邻像素的相关性。另外, 候选目标的最大灰度区域对明亮背景很敏感, 容易造成误检。秦等人^[16]提出了基于 Facet 内核与随机游走 (Facet Kernel and Random Walker, FKRW) 的检测算法。首先, 利用 Facet 内核对红外图像进行滤波, 增强目标类像素, 再自适应阈值运算提取候选目标像素。随后, 对候选目标采用随机游走算法聚类分割, 解决了异质像素混杂从而影响对比度的问题, 进而获得更准确的局部对比度。随机游走算法是一种监督类分割算法, 需要人为标记像素点, 并且求解未标记像素到标记像素点的概率, 以概率大小判断像素类别的归属。但在复杂的高亮背景中, 目标像素的灰度值与背景差异性不大, 两者无法有效区分, 造成了异质像素的混入, 限制了检测率的上限。陈^[17]等人利用模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 无监督聚类分割算法无需人为标记种子点的特点, 并且结合像素的空间相关性实现了对背景与目标像素进行精细分割。遗憾的是, 该算法使用 HVS 算法提取候选目标, 捕获真实目标的能力受到 HVS 算法的局限, 无法摆脱窗口尺寸不匹配带来的

检测性能下降问题。

鉴于上述分析, 受聚类思想和 HVS 启发, 本文提出一种多层次聚类思想与对比度结合的检测方法。首先, 对原始红外图像进行形态学处理, 生成对目标更为鲁棒的密度特征显著图。然后, 利用对尺寸不敏感的点聚类算法 (Density Peaks Clustering, DPC) 进行全局搜索, 快速粗提取候选目标的坐标。其次, 利用改进的无监督聚类算法 (Improved Fuzzy C-means, IFCM) 对候选目标邻域进行精细分割, 划分目标像素与背景像素, 构造精确的对比度。两个不同层次的聚类算法, 优势互补, 既可解决目标大小未知对窗口尺寸形状设计的难题, 又可避免混入异质像素带来的对比度信息衰减的可能。全局与局部结合的聚类算法使得复杂背景红外弱小目标检测的灵敏性和鲁棒性均得到了提升。

1 本文方法

图 1 给出了本文算法的流程图, 该算法分为四步: 1) 对原始红外图像进行形态学滤波 (New White Top-Hat, NWTH)^[18] 预处理操作, 生成新的密度特征图; 2) 在形态学预处理后的密度特征图上进行密度峰聚类 (Morphology-Density Peaks Clustering, M-DPC) 算法快速提取候选目标的坐标; 3) 采用改进型模糊 C 均值 (Improved Fuzzy C-means, IFCM) 聚类算法对目标像素与背景像素进行精细分割, 然后有效增强目标; 4) 利用自适应阈值获得真实目标。

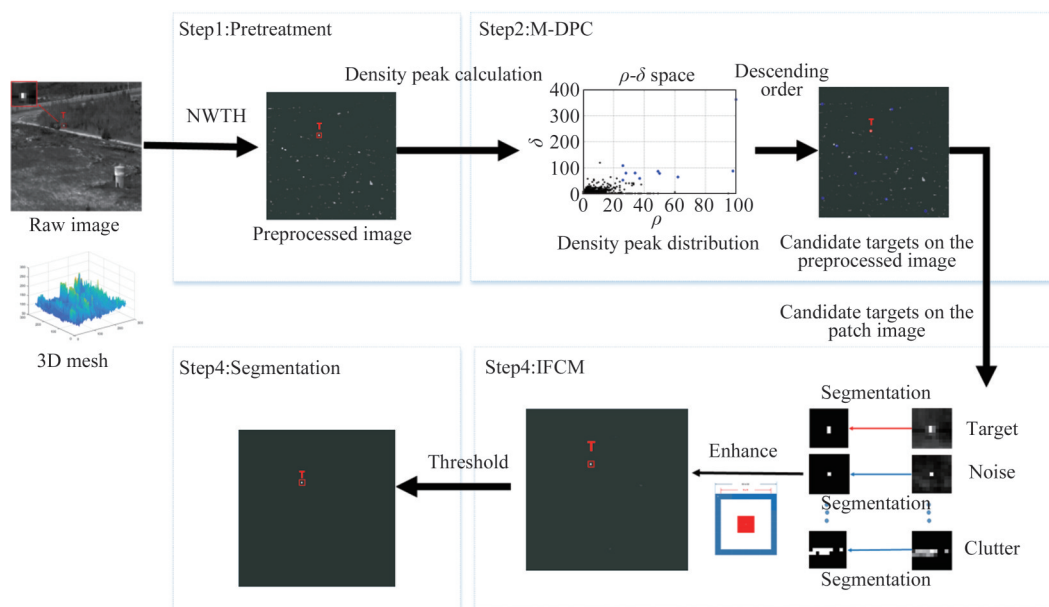


图 1 本文方法流程框图

Fig. 1 Flowchart of the proposed method

1.1 NWTH 预处理

在原始红外图像中,小目标成像边缘模糊、信杂比低、易被杂波淹没。原始红外图像作为密度特征图对密度峰聚类(Density Peaks Clustering, DPC)算法捕获真实目标并不友好。因此,为了增强捕获真实目标的性能,本文根据目标的形态特征,利用形态学滤波构建对目标更为鲁棒的密度特征图。形态学滤波是一种非线性滤波方法,根据目标特征设计特定的结构窗口,在每个像素点进行局部的腐蚀与膨胀操作,可以捕捉图像中目标形状、边缘等细节特征,从而实现突出目标,抑制杂波与噪声。顶帽变换(Top-hat)作为一种常见的形态学滤波方法,其优点是结构简单、运算速度快,因此被广泛使用。但是传统 Top-hat 使用相同的平坦结构元素,没有考虑到目标与背景区域的差异性。因此,Top-hat 在小目标检测方面表现并不好,存在大量虚警。改进型的 NWTH 参考了目标与背景区域存在差异性的先验知识,设计了新的平坦结构元素,两个不同半径的同心圆。它能更好地利用结构元素之间的差异信息,增强目标,抑制背景。

图 2(a)是 NWTH 的结构元素关系图, B_i 和 B_o 分别是内环半径与外环半径; B_o 是实心结构,半径在 B_i 和 B_o 之间; ΔB 是环形结构,宽度 $\Delta B = B_o - B_i$ 。

$f \blacksquare B_{oi}$ 操作子的定义为:

$$(f \blacksquare B_{oi})(x,y) = (f \oplus \Delta B) \ominus B_o \quad , \quad (1)$$

式(1)中 f 表示原始红外图像; B_{oi} 表示该操作与内外结构都有关; (x,y) 为像素的坐标; \oplus 表示膨胀操作; \ominus 表示腐蚀操作。

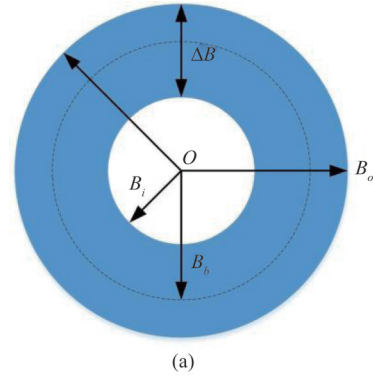
NWTH 的定义为:

$$\text{NWTH}(x,y) = f(x,y) - f \blacksquare B_{oi}(x,y) \quad . \quad (2)$$

图 2(b)是原始红外图像,图 2(c)是 NWTH 滤波后的结果图。如图 2(c)所示,预处理之后背景中点噪、平缓的高亮背景和边缘型杂波均被抑制。对目标进行了增强,为下一步点聚类算法提供了更好的密度特征图。

1.2 基于 M-DPC 算法目标候选点粗提取

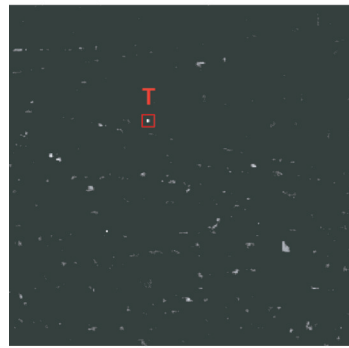
密度峰聚类算法核心思想是基于两个假设:1. 聚类中心均大于周围邻域的局部密度;2. 聚类中心比它局部密度更大的点之间的距离相对较大。基于假设, DPS-MRG 利用密度峰值全局搜索候选目标,该方法可以检测不同大小的目标,并消除由各种复杂形状的杂波带来的干扰。红外小目标通常在局部有最大的灰度值,因此该算法局部密度 ρ_i 采



(a)



(b)



(c)

图 2 预处理阶段图:(a)结构元素关系图,(b)原始红外图像,(c)预处理结果图

Fig. 2 Pretreatment stage graphs: (a) relationship of the structuring elements, (b) the raw infrared image, (c) the preprocessed result image

用原始红外图像像素的灰度值:

$$\rho_i = g_i \quad , \quad (3)$$

式(3)中, g_i 表示图像中像素 i 的灰度值。最临近相关距离 δ_i 是通过像素点 i 与比它密度更高的像素点 j 之间的最小欧式距离计算得出

$$\delta_i = \begin{cases} \min_j (d_{ij}), & \rho_j > \rho_i \\ \max_j (d_{ij}), & \rho_j \leq \rho_i \end{cases} \quad , \quad (4)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad , \quad (5)$$

式(5)中 d_{ij} 是两个像素之间的欧式距离。 x_i 和 y_i 是

像素点 i 的横纵坐标, x_i 和 y_i 是像素点 j 的横纵坐标。密度峰 γ_i 是局部最大密度与最临近距离的联合概念。

$$\gamma_i = \rho_i \times \delta_i, \quad (6)$$

通过计算每个像素的密度峰值,按照从高到低排序。选取前 n 个密度峰值最大的点作为候选目标。

$$Seeds_n = \{(x, y)_{\gamma_1}, (x, y)_{\gamma_2}, \dots, (x, y)_{\gamma_n}\}, \quad (7)$$

式(7) $Seeds_n$ 为前 n 个候选目标坐标,在本文中 n 取 20。DPS-MRG 的局部密度定义是基于孤立的像素,忽略了相邻像素间的关联性。此外,该算法对高亮背景很敏感,容易造成误检。如图 3(a) 所示,目标在局部区域是显著的,但在高亮背景中,目标的灰度值并不一定是最亮的。当目标逐渐接近灰度值更高的背景像素或噪声像素时,由式(4)可知,最临近距离值逐渐减小,密度峰值也随之减小。真实目标密度峰值排序将降低,被捕捉的概率也随之降低。从图 3(a) 的 $\rho - \delta$ 空间分布图可知,捕捉真实目标需要更多的种子点。然而,利用目标的形态特征预处理后生成的密度特征图,不仅保证了寻找候选目标的鲁棒性,而且对背景有着良好的抑制效果。如图 3(b) 所示,大面积的高亮背景和结构性杂波均被有效抑制。同时,目标得到了增强。加权后的目标密度峰值脱颖而出,极大地提高了 M-DPC 的真实目标捕获能力, M-DPC 定义为:

$$\gamma_i = M_i \times \delta_i, \quad (8)$$

式(8)中的 M_i 表示形态学 NWTN 滤波后的显著图像像素 i 的值。为了验证 NWTN 的优势,在实验部分,本文就有无预处理操作与不同预处理方式对 DPC 算法的提取真实目标效果进行了实验。虽然 M-DPC 在复杂背景下具有很强的目标提取能力,但是对近似目标的杂波存在一定的虚警。为了进一步降低虚警,本文提出精细分割后处理操作。

1.3 基于 IFCM 算法分割

FCM 作为一种经典的无监督聚类算法,其被广泛应用在图像分割领域中。红外小目标通常只有少数像素(根据 SPIE 对小目标的定义,一般小于 80 像素)。因此,本文针对红外小目标检测先验知识提出 IFCM 算法,提取以候选目标点为中心的 11×11 大小的图像块进行精细分割。

传统的 FCM^[19] 分割是使每个聚类中心与每个像素灰度值之间的差异之和最小化,定义如下:

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^c \left(\sum_{j \in \Omega} \mu_{jk}^q \|I_j - v_k\|^2 \right), \quad (9)$$

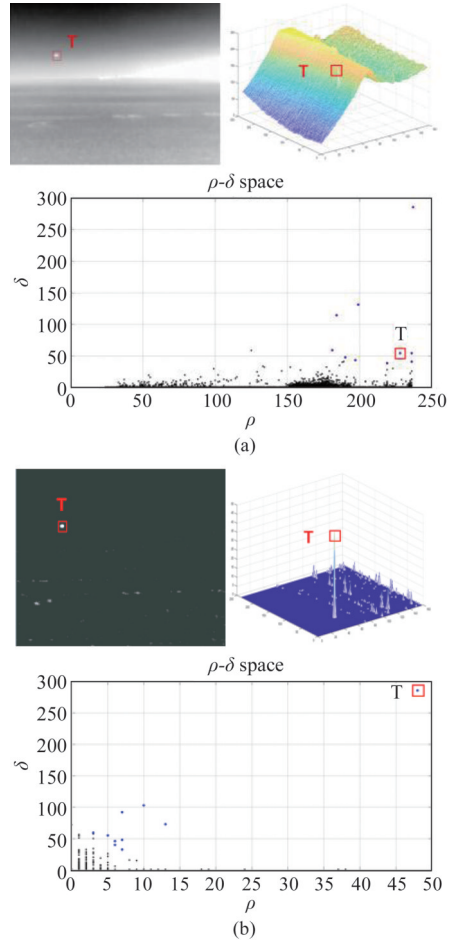


图3 密度峰聚类效果图,注:(a)原始红外图像聚类效果图,(b)预处理图像聚类效果图

Fig. 3 Graph of density peak clustering results, Note: (a) images of density peak clustering results for raw IR, (b) images of density peak clustering results for pre-processed

$$\mu_{jk} \in [0, 1], \sum_{k=1}^c \mu_{jk} = 1, \quad (10)$$

式(9)中, c 表示聚类中心个数; I_j 表示像素的灰度值; Ω 表示图像的像素集合; q 是模糊值; v_k 表示相应的聚类中心; μ_{jk} 表示所属类别的隶属度函数,应满足式(10)的约束。

传统的 FCM 算法对初始值敏感,容易陷入局部最优。因此,结合点聚类提取的目标候选坐标点,以该点作为目标类初始值,可以减少迭代次数,更快向聚类中心靠拢。此外,传统的 FCM 分割没有考虑红外小目标的空间信息,在分割时受灰度值影响较大。当背景中存在灰度值大的噪声像素或杂波像素时,这类像素容易被分割为目标类,从而影响检测性能。小目标具有异质性和紧凑性的特征,本文结合目标分布的空间特性,将空间权重项引入新的隶属度函数,重新定义如下:

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{k=1}^c \left(\sum_{j \in \Omega} (w_{jk} \mu_{jk})^q \|I_j - v_k\|^2 \right), \quad (11)$$

$$w_{jk} = (S / \sqrt{(x_j - x_0)^2 + (y_j - y_0)^2})^{1/k}, \quad (12)$$

式(12)中, w_{jk} 是空间权重因子; (x_0, y_0) 是中心像素的坐标即提取的候选目标坐标值; (x_j, y_j) 是图像块像素 j 的坐标; S 是一个常数, 本文设为局部块大小的 2 倍; $1/k$ 用于调整像素属于第 k 个类别像素的权重。在本文中, 将图像块像素设为 2 类。其中, $k=1$ 为目标像素, $k=2$ 为背景像素。通过数学推导可知 $S / \sqrt{(x_j - x_0)^2 + (y_j - y_0)^2}$ 不小于 1, 离聚类中心点越远的像素 w_{jk} 越小, 有效减少了距离较远的像素属于目标的隶属度。因此, 可以更准确地分割出红外目标和背景。

从图 2(b) 选取了三个具有代表性的图像类型块, 分别用传统的 FCM 与本文提出的 IFCM 算法进行分割。表 1 是三者的迭代次数, 事实证明通过目标类初始值的设置, 在同等收敛条件下可以有效减少迭代次数。如图 4(a) 所示, 传统的 FCM 分割时, 对灰度值很敏感, 分割为目标类的像素包含了许多临近背景像素, 两类像素混叠未能有效分割。然而, 本文所提的 IFCM 加权空间信息很清晰地分割目标与背景两类像素。IFCM 有效的区域分割, 为未知目标尺寸的自适应目标增强提供了强有力的帮助。

表 1 FCM 与 IFCM 的分割图的迭代次数

Table 1 Number of iterations of the segmentation graph of FCM and IFCM

类型	FCM 迭代次数	IFCM 迭代次数
目标	23	13
噪声	16	7
杂波	31	20

综上所述, IFCM 其具体内容如算法 1 所示。

1.4 目标增强并提取

IFCM 阶段对图像块像素进行了精细的类别划分。目标像素应集中出现在内部图像块 9×9 的区域, 目标形状与大小由分割的结果决定。利用 IFCM 的有效分割, 结合目标异质性和紧凑性的先验知识。本文设计一个新的增强模块, 和一个特征描述子。如图 4(b) 所示, 红色区域为真实目标区域, 形状大小由分割的目标像素决定; 白色区域为保护区, 目标可能出现的区域。最外圈的蓝色区域是背景区域。充分利用其中差异来增强目标对比度:

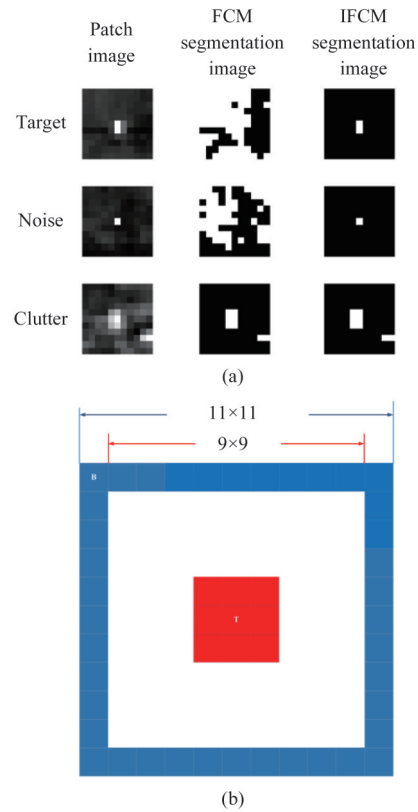


图 4 IFCM 阶段图: (a) 分割结果对比图, (b) 增强模板图

Fig. 4 IFCM Stage Graph: (a) comparison graph of segmentation results, (b) enhanced template map

Algorithm 1 IFCM

输入: 候选目标局部图像块 Ω_i ; $i = 1, \dots, n$

输出: 局部图像块像素 c 类标签 (目标类像素与背景类像素)

- 1: 初始化参数: 聚类中心个数 $c=2$, 模糊值 $q=2$, 迭代停止阈值, 最大迭代次数
- 2: 初始化隶属度矩阵, 初始化目标类初始值, 以候选目标为目标类初始值
- 3: 利用式(12)计算空间权重因子 w_{jk}
- 4: 更新隶属度矩阵 μ_{jk} , 更新聚类中心 v_k
- 5: 利用式(11)计算目标函数 J_{FCM}
- 6: 如果相邻两次目标函数值误差小于迭代收敛阈值或迭代次数超过最大迭代次数, 则退出迭代循环。否则返回步骤 3 继续迭代。

$$d(T, B) = g_T - \max(g_B), \quad (13)$$

式(13)中 $d(T, B)$ 是目标灰度值与背景中最大灰度值之差。

特征描述子定义为:

$$F = \begin{cases} 1, & \text{Area_num} = 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (14)$$

式(14)中, Area_num 表示聚类后, 划为目标类别的区域个数; F 是特征描述子。

针对目标像素进行增强, 最终显著图 SM 定

义为:

$$SM = F \times d(T, B) \times g_r \quad (15)$$

为了说明算法的有效性,分析如下。NWTH预处理后,很好抑制点噪声与结构性杂波。M-DPC通过新的密度特征图生成极大地增强了真实目标捕获能力。但两者都对类似目标尺寸的杂波无法抑制。本文设计的增强模块,在精细分割的帮助下,可以避免背景像素混入,从而大幅提升检测性能。此外,面对类似大小的杂波,背景中可能存在杂波灰度值的像素与目标类聚类中心接近,因而会被分割成目标类,出现如图4(a)中杂波成为两个区域目标像素的现象。然而,根据目标紧凑性和异质性的先验信息可知,只会出现一个聚类中心。因此,特征描述子可以很好地抑制这类杂波。

经过上述操作之后,在最终的候选目标局部候选集显著图SM中,目标通常是最显著的,可以通过阈值操作进行分割。因此,下面的自适应阈值用于提取红外目标:

$$Th = u + \lambda \times \delta \quad (16)$$

式(16)中, u 是所有候选目标局部候选集增强后像素灰度的均值; δ 是所有候选目标局部候选集增强后像素灰度的标准差; λ 是一个超参数,大量实验显示, λ 一般取0.5~1.5; Th 是分割阈值。

2 实验分析

为了验证本文算法的检测性能,针对4个不同复杂背景下的红外序列图像数据集进行测试。序列的例图如图5所示,同时表2给出每个序列的详细信息。本文实验所使用的计算机配置为 Intel (R) Core (TM) i7-8700K CPU @ 3.70 GHz,内存为 16.0-GB。各个算法的运行环境为 MATLAB 2018b。

表2 4组红外序列的详细信息

Table 2 Details of the four IR sequences

序列	帧数	图像大小	目标大小	背景情况
1	200	256*256	2 × 1	复杂地面背景
2	200	320*256	2 × 2-6 × 2	高亮云层背景
3	399	256*256	4 × 4	复杂地面背景
4	500	256*256	3 × 3-6 × 7	复杂地面背景

2.1 预处理实验

为了验证NWTH的必要性,本文采用场景最复杂的序列1做了一组对照试验。对照组包含红外弱小目标论文中常见的几种预处理方法:DoG滤波, Facet滤波, TopHat滤波和NWTH滤波;此外,加上不

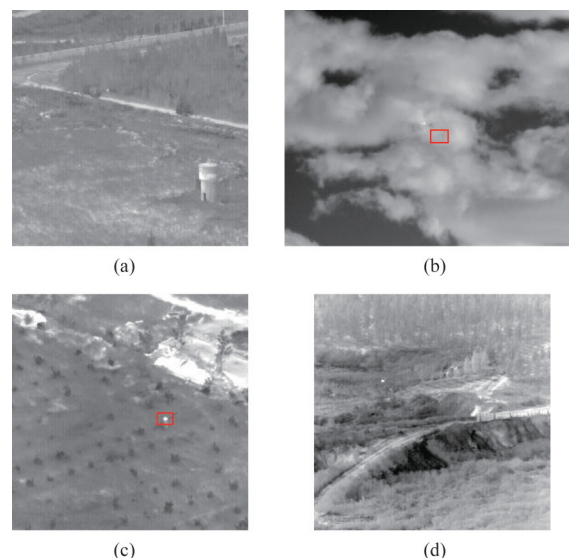


图5 4个真实红外序列图像,注:(a)-(d)序列1-4

Fig. 5 Samples of the 4 real IR sequences, Note: (a) - (d) Seq. 1-4

做任何预处理的对照组。对比不同处理下的特征图对DPC提取真实目标能力的影响。如图6所示, NWTH预处理后, DPC对真实目标提取能力极大地提升。随着候选目标数目 n 的增加,真实目标捕获概率也增大。在 $n=5$ 时,真实目标捕获概率达到1。然而, Facet滤波和不加预处理的对照组在 $n=30$ 时真实目标捕获概率也未能达到1。DoG滤波与 TopHat滤波对真实目标捕获概率也能达到1,但是需要更多候选目标数才能捕获真实目标。综上所述, NWTH对DPC真实目标提取能力增强效果在几种预处理方案中最佳。

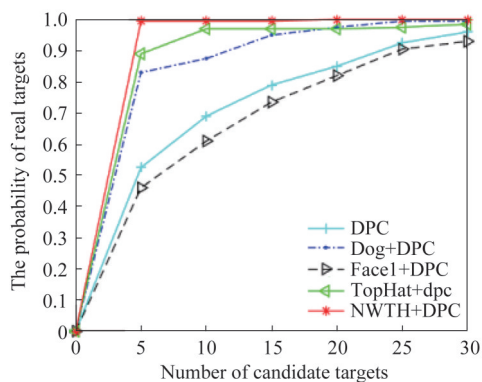


图6 候选目标包含真实目标的概率

Fig. 6 Probability that candidate targets contain the real target

2.2 对比实验

为了验证本文算法的有效性,本文选择了7种算法与所提算法进行对比,其中包括滤波类算法

NWTH^[18];低秩稀疏分解类算法 PSTNN^[20];改进型三层窗口的单尺度对比度型算法 VARD^[21];多尺度对比度算法 RLCM^[12]、MPCM^[22];点聚类思路的算法 DPS-MRG^[15];分割思路的算法 FKRW^[16]。表3是各个算法的参数设置,对比算法均采用原作者论文中给出的推荐参数。DPS-MRG算法是种子点区域生长后输出灰度最大值,显著图无意义。因此,图7展示的是除 DPS-MRG 算法外的其他算法最终显著图,红色标记是真实的红外弱小目标,黄色标记是漏检,蓝色标记为虚警。以下是对各个算法的定性分析。

1) NWTH 算法虽然对目标敏感,但对目标大小尺寸的杂波也进行了增强。无法有效抑制虚警,实验序列显著图中均存在许多虚警。

2) PSTNN 采用张量中核范数的部分和。虽然减少了运算时间,但是收敛不完全。在面对具有稀疏性的强边缘杂波,虚警严重。序列2的高亮云层背景,稀疏分量较少,背景抑制得比较干净,但其他序列的显著图杂波干扰很明显。因此,在复杂背景中,PSTNN 的检测性能很难保证。

3) VARD 采用改进型的三层窗口,避免了多尺度计算。但是最小的窗口尺寸也为3,在面对 3×3 以内的目标时,不可避免引入背景像素,造成检测性能下降,如序列1产生漏检。此外,该算法虽然目标增强方面有很好的性能,但背景抑制能力很差。它在增强目标的同时放大了杂波,这大大降低了探测性能。

4) RLCM 多尺度的处理虽然增强了目标,但在抑制背景方面效果差强人意,特别是背景中的高亮杂波。此外,从各序列的显著图可以看出,该算法有明显的“膨胀效应”。

5) MPCM 在结合方向信息及抑制结构性杂波方面很有效,但对高亮背景敏感,无法有效抑制虚警,见序列2的显著图。

6) DPS-MRG 利用密度峰全局搜索,对目标尺寸不敏感。但是算法采用灰度作为局部密度的设计,使得该算法对噪声与高亮背景敏感,影响检测性能。

7) FKRW 利用随机游走分割出目标像素,构造针对性的对比度,有效增强了目标。但是,在复杂背景中,依靠人为标记种子点的随机游走算法分割结果不准确,影响检测性能,如序列1和序列3的显著图。

8) 本文算法利用形态学预处理与 DPC 聚类思想的结合,极大增强了真实目标提取能力与背景抑制效果。同时,IFCM 有着更好的分割效果可以有效地增强目标。本文所提算法在所有序列显著图中目标突出,虚警最少。

为了进一步验证所提算法与其他七种优秀算法相比的优越性,本文采用接受者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线作为衡量检测性能的定量指标。检测率(True Positive Rate, TPR)与虚警率(False Positive Rate, FPR)的定义可见公式(17)和(18)。

$$TPR = \frac{\text{检测出来的真实目标个数}}{\text{实际真实目标个数}}, \quad (17)$$

$$FPR = \frac{\text{虚警目标像素数}}{\text{检测的总像素数}}. \quad (18)$$

图8给出了序列1~4的不同算法 ROC 曲线,以证明所提方法在检测精度方面的优势。序列1是复杂地面背景,杂波干扰多且目标较小(小于最小窗口模板 3×3)。图8(a)各算法 ROC 曲线表明,固定窗口的对比度算法在这种场景下,受背景像素的干

表3 不同算法的参数设置

Table 3 Details of parameter settings for the different methods

No.	Methods	Acronyms	Parameter settings
1	New White Top-Hat	NWTH	$\Delta B = 4, B_i = 7$
2	Partial Sum of the Tensor Nuclear Norm	PSTNN	Patch size: 40×40 , sliding step: 40, $\lambda = 0.6 / \sqrt{\max(n_1, n_2) * n_3}, \varepsilon = 10^{-7}$
3	Variance Difference	VARD	D = 3, Local window size: 15×15
4	Multiscale Relative Local Contrast Measure	RLCM	Cell size: $9 \times 9, K_1 \in \{2, 5, 9\}, K_2 \in \{4, 9, 16\}$
5	Multiscale Patch-based Contrast Measure	MPCM	Cell size: $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$
6	Density Peaks Searching and Maximum-Gray Region Growing	DPS-MRG	$n_p = 20$
7	Facet Kernel and Random Walker	FKRW	$K = 4, p = 6, \beta = 200$, window size: 11×11
8	Based on Clustering Idea	Ours	$n = 10, S = 22, k = 2$

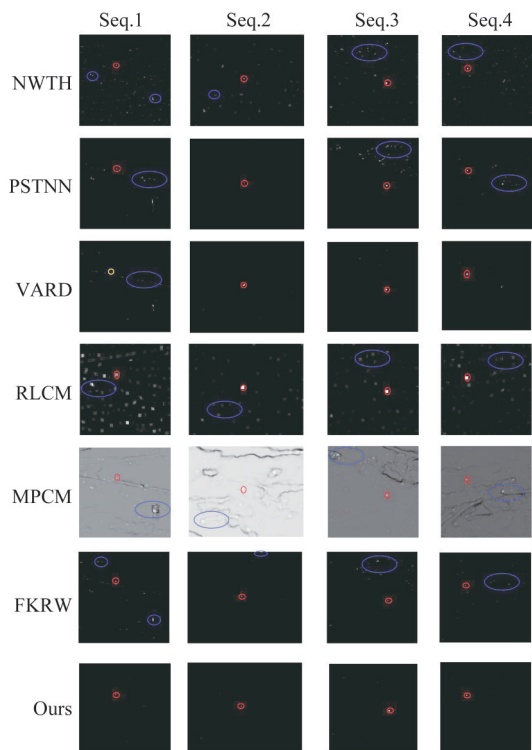


图7 不同方法的显著图

Fig. 7 Saliency maps of different methods

扰,检测性能急剧下降。MPCM的ROC曲线在 $1e-4$ 级别的虚警中几乎失效,VARD则完全失效,其余对比度类算法检测性能也不佳。Nwth和PSTNN不受背景像素影响干扰,检测性能较好,但与本文所提算法仍然存在较大差距。序列2是高亮背景,干扰主要为高亮背景影响与云层边缘杂波。如图8(b)所示,基于对比度的算法,受高亮背景影响,对比度增强效果有限,ROC曲线表现不佳。虽然Nwth与PSTNN在面对场景均匀的序列2有着良好的表现,但是本文所提算法ROC曲线依然有着最佳表现。序列3和4均是复杂地面背景,杂波类型丰富且目标尺寸较大(大于最小窗口模板 3×3)。对比度类算法的检测性能相比序列1和2,ROC曲线有着明显的提升,而Nwth在杂波干扰下存在大量虚警,检测性能下降。序列4存在稀疏性场景杂波干扰,PSTNN的检测性能急剧下降。最终结果表明,在大多数情况下,本文所提算法的检测性能比其他方法更优,场景与目标尺寸的鲁棒性更强。

最后,我们进行了耗时测试。表4给出了不同对比方法处理实验序列每帧(256×256)的平均运行时间;本文所提方法比多尺度处理算法RLCM耗时更少;与同类算法DPS-MRG相比,本文所使用的

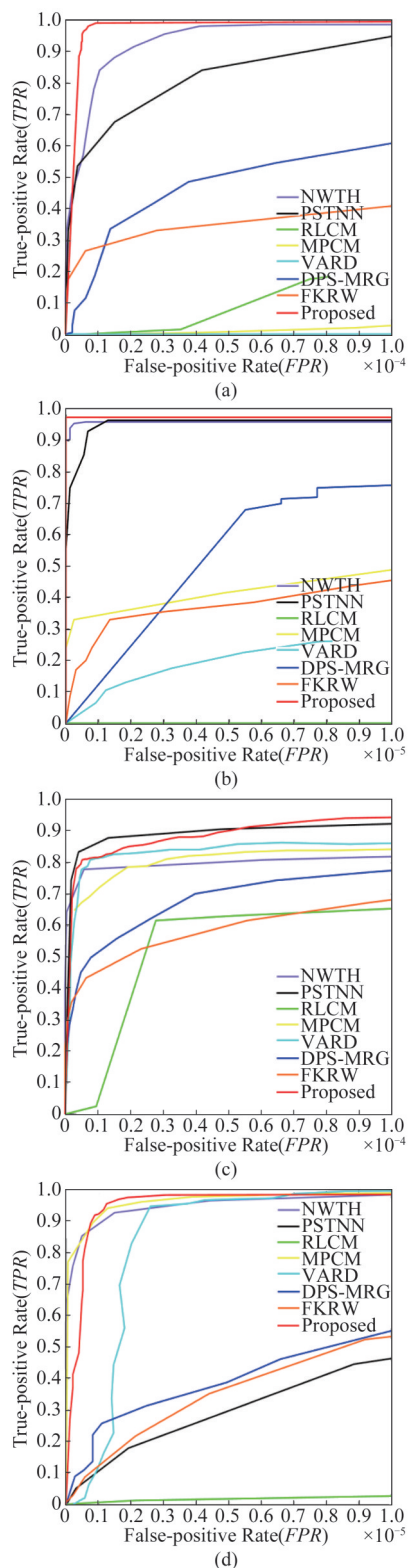


图8 不同方法的ROC曲线,注:(a)-(d)序列1-4

Fig. 8 ROC curves of different methods, Note: (a) - (d) Seq.1-4

对比度后处理比最大区域生长处理方案耗时更少。尽管所提方法比其他大多数方法花费更多的时间,

表4 不同对比算法处理单帧(256×256)平均时耗

Table 4 Average running time for a frame (256×256) in different methods

Methods	NWTH	PSTNN	VARD	RLCM	MPCM	DPS-MRG	FKRW	Ours
Times(s)	0.008 6	0.127 8	0.005 8	1.675 0	0.037 6	0.448 0	0.069 3	0.307 6

但良好的性能仍然使其具有实际应用价值。因此,本文所提的方法可以较好地平衡算法的性能与效率。

3 总结

本文提出了基于聚类思想的对比度小目标检测算法,所提算法由两种聚类算法组合而成。点聚类算法粗提取候选目标,该算法对目标尺寸不敏感,适应各种尺寸的目标,极大地增强了对检测未知尺寸目标的鲁棒性。改进的M-DPC从全局的角度搜索目标,背景抑制能力良好,不会被结构性杂波如建筑背景、马路边缘等复杂背景干扰,极大提高了真实目标提取能力。利用目标紧凑性与异质性的特征先验知识,无监督聚类IFCM算法结合相邻像素的空间相关性进行精细分割,可以有效增强目标。实验结果表明,与7种对比算法相比,本文算法不仅适应各种目标尺寸,而且具有更高的检测精度与更低的虚警率。但是,目前M-DPC的计算复杂度较高,未来的研究工作将优化实时性,为工程化落地继续改进。

References

- [1] Liu C, Xie F, Dong X, et al. Small target detection from infrared remote sensing images using local adaptive thresholding[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, **15**: 1941–1952.
- [2] Zhu Q, Zhu S, Liu G, et al. Infrared Small Target Detection Using Local Feature-Based Density Peaks Searching[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, **19**: 1–5.
- [3] Pan S, Zhang S, Zhao M, et al. Maritime infrared weak target detection based on weighted scene prior[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, **38**(5):9.(潘胜达,张素,赵明,等.基于加权场景先验的海上红外弱小目标检测[J].*红外与毫米波学报*), 2019, **38**(5):9.
- [4] Qiu Z, Ma Y, Fan F, et al. A pixel-level local contrast measure for infrared small target detection[J]. *Defence Technology*, 2022, **18**(9): 1589–1601.
- [5] Tom V T, Peli T, Leung M, et al. Morphology-based algorithm for point target detection in infrared backgrounds[C]// *Signal and Data Processing of Small Targets* 1993. SPIE, 1993, **1954**: 2–11.
- [6] Deshpande S D, Meng H E, Ronda V, et al. Max-Mean and Max-Median Filters for Detection of Small-Targets[C]// 1999.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Han Jinhui, Wei Yantao, Peng Zhenming, et al. A review of infrared weak target detection methods[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, **51**(4):20210393.(韩金辉,魏艳涛,彭真明,等.红外弱小目标检测方法综述[J].*红外与激光工程*), 2022, **51**(4):20210393.
- [11] Chen C, Li H, Wei Y, et al. A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013.
- [12] Han J, Liang K, Zhou B, et al. Infrared Small Target Detection Utilizing the Multiscale Relative Local Contrast Measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018:1–5.
- [13] Cui H, Li L, Liu X, et al. Infrared small target detection based on weighted three-layer window local contrast[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, **19**: 1–5.
- [14] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. *science*, 2014, **344**(6191): 1492–1496.
- [15] Huang S, Peng Z, Wang Z, et al. Infrared small target detection by density peaks searching and maximum-gray region growing[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, **16**(12): 1919–1923.
- [16] 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.
- [17] Chen L, Lin L. Improved Fuzzy C-Means for Infrared Small Target Detection[J]. *IEEE geoscience and remote sensing letters*, 2022(19–).
- [18] Bai X, Zhou F. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection[J]. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(6): 2145–2156.
- [19] Yang F, Liu Z, Bai X, et al. An improved intuitionistic fuzzy c-means for ship segmentation in infrared images[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2020, **30**(2): 332–344.
- [20] Zhang L, Peng Z. Infrared Small Target Detection Based on Partial Sum of the Tensor Nuclear Norm[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(4):382.

-
- [21] Nasiri M, Chehresa S. Infrared small target enhancement based on variance difference[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **82**: 107–119.
- [22] Wei Y, You X, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**: 216–226.