

梯度差各向异性高斯滤波的红外小目标检测

杨本臣, 宋婉妮*, 金海波, 李斯萌

辽宁工程技术大学软件学院, 葫芦岛 兴城 125100

摘要 针对现存背景抑制算法未能有效抑制复杂背景而导致的高虚警率及低检测率问题, 提出一种基于六方向梯度差各向异性高斯滤波抑制、双层正交灰度差与对角灰度差目标增强、灰度指数自适应阈值分割的小目标检测算法。首先, 采用高斯滤波技术融入梯度差思想设置一系列背景抑制策略; 接着, 将抑制后的图像利用正交灰度差与对角灰度差映射在双层滑窗上增强局部对比度, 提高目标显著性; 最后, 通过像素灰度指数自适应分割算法检测真实弱小目标。实验结果表明, 该算法的背景抑制因子指标高达 93%, 能随背景局部变化来自适应建立背景抑制模型, 从而自适应抑制复杂背景突出目标。

关键词 弱小目标检测; 六方向梯度差; 高斯滤波; 局部对比度; 双层滑动窗口

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222723

Infrared Small Target Detection Using Gradient Differential Anisotropic Gaussian Filtering

Yang Benchen, Song Wannan*, Jin Haibo, Li Simeng

School of Software, Liaoning Technical University, Xingcheng 125100, Huludao, China

Abstract To resolve the problem of high false alarm rate and low detection rate caused by the failure of existing background suppression algorithms in effectively suppressing complex backgrounds, a small target detection algorithm based on six-direction gradient difference anisotropic Gaussian filter suppression, double-layer orthogonal gray difference and diagonal gray difference target enhancement, and gray index adaptive threshold segmentation is proposed herein. First, a series of background suppression strategies are created using the Gaussian filtering technology and gradient difference concept. Then, the suppressed image is mapped on a double-layer sliding window using orthogonal gray difference and diagonal gray difference to enhance its local contrast as well as improve its target saliency. Finally, the real weak target is detected using the adaptive segmentation algorithm of the pixel gray index. Experimental results show that the background suppression factor index of the algorithm increases to 93%, and it can modify a background suppression model based on the local changes in the background to adaptively suppress prominent targets in complex backgrounds.

Key words weak small target detection; six-way gradient difference; Gaussian filtering; local contrast; double sliding window

1 引言

红外弱小目标检测是精确制导领域的关键技术, 由于目标距离探测设备较远, 成像会受到各种内在与外界的干扰, 很容易产生虚警和漏检^[1-3]。如何高效抑制复杂背景提高检测准确率成为了主要问题。Kim 等^[4]在红外小目标检测领域应用正中心负周围的 Laplacian of Gaussian (LoG) 滤波器提高图像对比度; Wang 等^[5]提出的 difference of Gaussian (DoG) 滤波器可

以有效地增强目标。然而, 滤波器不仅对真实的弱小目标敏感, 还对高亮边缘敏感, 会造成高虚警率。Chen 等^[6]利用中心块与邻域块的比值作为 local contrast measure (LCM)。为了提高检测率, 近年来 improved local contrast measure (ILCM)^[7]、relative local contrast measure (RLCM)^[8]、weighted strengthened local contrast measure (WSLCM)^[9]、double local contrast measure (DLCM)^[10]、halo structure prior local contrast measure (HSPLCM)^[11]等相继被提出: ILCM 侧重于将

收稿日期: 2022-10-09; 修回日期: 2022-10-26; 录用日期: 2022-11-09; 网络首发日期: 2022-11-21

基金项目: 国家自然科学基金(62173171)、国家自然科学基金青年基金(41801368)

通信作者: *1738254477@qq.com

预处理后的图像分成子块;RLCM致力于解决复杂背景下小目标大小不同的问题;WSLCM侧重于权重函数结合加权增强抑制随机噪声;DLICM的重点则在于利用对角灰度差抑制背景;而HSPLCM则致力于利用光环结构先验反映目标独特结构特征。以上算法对目标轮廓缺乏约束,在复杂背景下会出现高虚警率。因此,发展出利用目标边缘梯度特性的检测算法。例如,derivative entropy-based contrast measure(DECM)^[12]检测数个方向固定梯度作为特征,local difference adaptive measure(LDAM)^[13]根据图像梯度场方向对目标进行检测,它们对尺寸固定的红外小目标检测率较高,但难以适用于多尺寸目标。

针对上述问题,本文提出利用空间特性的六方向梯度差各向异性高斯滤波红外小目标检测方法。由于梯度大小和方向是根据相邻灰度值的变化而改变的,对边缘有很好的抑制效果。首先利用梯度差校正高斯

滤波抑制高亮边缘,其次通过正交与对角灰度弄到右侧,两边齐平适应分割算法检测弱小目标。

2 梯度差校正与目标增强

在远距离被动探测下,复杂背景与高亮边缘是干扰检测效果的主要原因,通过加强预处理的方式简化局部对比度建模,使其能随背景局部变化来自适应建立空间背景抑制模型。所提算法如图 1 所示:首先,利用图像块构建六方向梯度差,将各个方向梯度差异融入高斯滤波对背景进行锐化,并在此基础上取均值;其次,对弱化后的图像进行差异化处理分别从正交方向和对角两方向取最小优化函数进行乘积运算;然后,将两角度得到的局部对比度叠加起来,防止目标外出现白色的情况,将数据映射到 0~1 之间加快收敛速度;最后,采用可以增强目标显著性的灰度指数自适应阈值分割提取真实小目标。

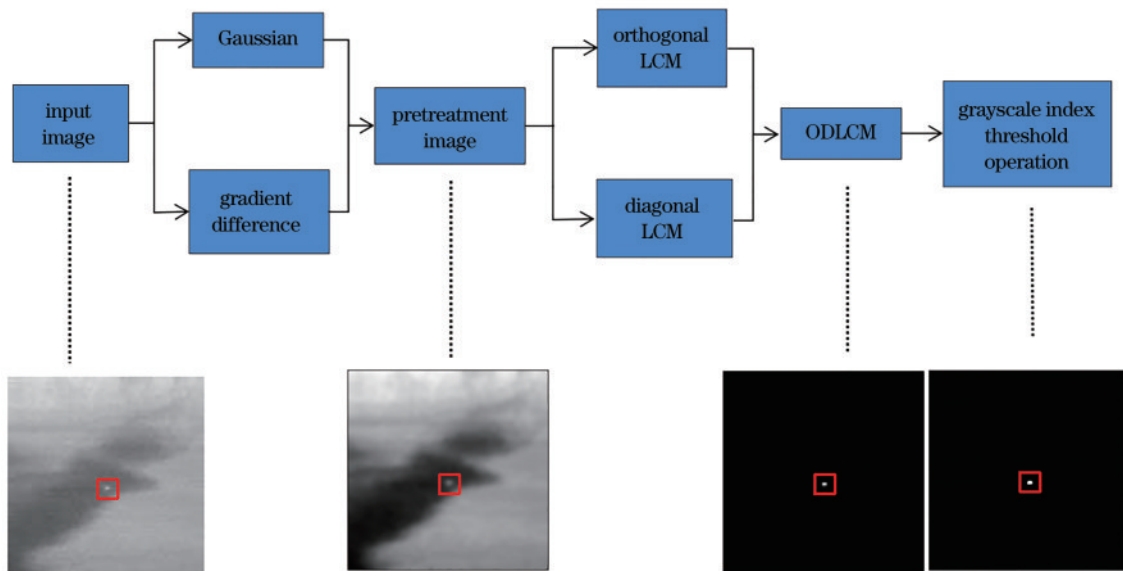


图 1 所提算法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the proposed algorithm

2.1 基于梯度差的各向异性高斯校正

由匹配滤波器理论可知,小目标形状近似二维高斯类型,对噪声难以剔除的情况,可使用高斯滤波对图像进行针对性处理。高斯滤波属于线性平滑滤波,结合图像频域处理和时域处理,根据不同方向梯度差异增加空间上的处理,采用六方向梯度差法进行高斯校正,防止高斯滤波过度模糊图像边缘。

六方向梯度差各向异性高斯滤波背景抑制算法分为两个阶段:背景高斯抑制阶段和平均优化阶段。在背景高斯抑制阶段,由于小目标呈点状,梯度方向指向中心,与背景梯度方向区别明显,所以采用高斯滤波技术对当前像素点及邻域设置六方向梯度差,以中心窗口为中心向六个方向延伸。在平均优化阶段,将六方向梯度差高斯视为未知因素刺激每个方向背景元素,

构建六方向平均优化函数,并取平均。高斯降噪模型可表示为

$$G(\Delta F) = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} [GS(i, j) \cdot \Delta F], \quad (1)$$

式中: $G(\Delta F)$ 为高斯增强后的结果; ΔF 为图像中不同像元位置的梯度差; $GS(i, j)$ 为二维高斯模板,如图 2 所示。

$$GS = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

图 2 高斯模板

Fig. 2 Gaussian template

根据目标和背景在梯度方向上的不一致性——目标周围区域指向目标中心规律分布,而背景区域平行指向杂乱分布构建梯度差,以 30° 、 90° 、 150° 、 210° 、 270° 、 330° 等 6 个方向为基准。表达式如下:

$$\begin{cases} \Delta f_1 = I(x, y+k) - I(x, y) \\ \Delta f_2 = I(x, y-k) - I(x, y) \\ \Delta f_3 = I(x+k, y+k) - I(x, y) \\ \Delta f_4 = I(x-k, y-k) - I(x, y) \\ \Delta f_5 = I(x-k, y+k) - I(x, y) \\ \Delta f_6 = I(x+k, y-k) - I(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δf_1 、 Δf_2 、 Δf_3 、 Δf_4 、 Δf_5 、 Δf_6 是以中心窗口为中心 6 方向上的梯度差; $I(x, y)$ 表示原始图像中坐标为 (x, y) 像素的灰度值; k 为步长, 取 $2 \leq k \leq 9$ 。

由于高斯降噪会在一定程度上模糊边界, 局部信息利用不完全, 从而对非平稳边缘轮廓检测造成干扰。为减少边缘区域对检测结果的影响, 采用六方向梯度差来建立各向异性高斯滤波算法, 实现高斯滤波校正, 具体如下:

$$\begin{cases} \Delta F_1 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j+k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \\ \Delta F_2 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j-k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \\ \Delta F_3 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i+k, y+j+k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \\ \Delta F_4 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i-k, y+j-k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \\ \Delta F_5 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i-k, y+j+k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \\ \Delta F_6 = \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i+k, y+j-k) - \sum_{i=-1}^{i=+1} \sum_{j=-1}^{j=+1} f(x+i, y+j) \end{cases} \quad (3)$$

式中: ΔF_1 、 ΔF_2 、 ΔF_3 、 ΔF_4 、 ΔF_5 、 ΔF_6 是经过高斯校正后以中心窗口为中心六方向上图像块梯度差; (i, j) 为高斯坐标位置。

通过构建六方向平均优化函数并取平均获取最终滤波结果:

$$G(x, y) = \frac{1}{6} [G(\Delta F_1) \cdot \Delta F_1 + G(\Delta F_2) \cdot \Delta F_2 + G(\Delta F_3) \cdot \Delta F_3 + G(\Delta F_4) \cdot \Delta F_4 + G(\Delta F_5) \cdot \Delta F_5 + G(\Delta F_6) \cdot \Delta F_6] \quad (4)$$

式中: $G(x, y)$ 为滤波后结果。采用以上算法可以创建契合当下局部区域空间特性的空间背景模型, 有效去除背景及边缘干扰, 具有较强的空间自适应力。

2.2 双层正交灰度差与对角灰度差局部对比度增强

融入正交与对角映射处理, 设置双层局部对比度

增强。定义每个子窗口大小为 $n \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$, 双层滑窗大小即为 $5n \text{ pixel} \times 5n \text{ pixel}$ 。中心 T 为目标区, 将局部背景区划分为 4 个区域, 分别记为内层正交区 I_{Op} 、外层正交区 O_{Oq} 、内层对角区 I_{Dp} 和外层对角区 O_{Dq} , p 和 q 表示内层子窗数和外层子窗数, 按照方向特征进行分解使其具有正交和对角两个方向上的特征。因小目标尺寸介于 2~9 之间, 采用子窗为 3×3 的双层结构, 具体如图 3 所示。

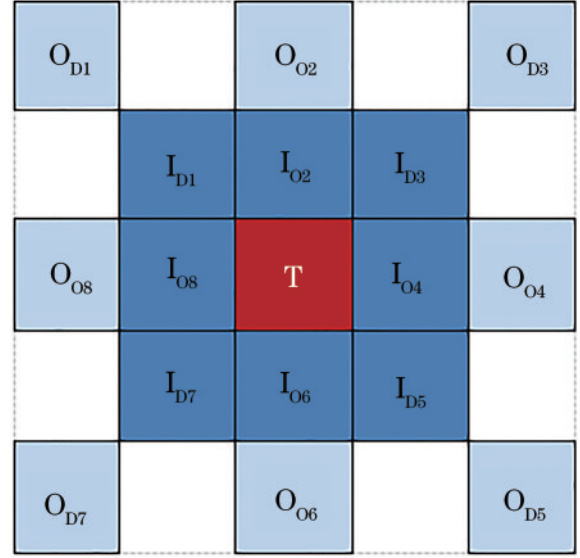


图 3 滑动窗口结构

Fig. 3 Sliding window structure

利用内外两层的正交灰度差与对角灰度差将 16 个子窗口分为两个角度, 获取正交和对角两方向上的局部信息, 划分双层可以覆盖不同尺寸小目标降低漏检率。每个子窗口的平均灰度值 m_a 为

$$m_a = \frac{1}{n^2} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n G_a(x, y) \quad (5)$$

式中: n 为子窗口尺寸; $G_a(x, y)$ 表示经过六方向梯度差各向异性高斯处理过后的第 a 个子窗口中坐标为 (x, y) 像素的灰度值; a 代表 17 个子窗口, 当 a 为 T 时, m_T 为中心块的平均灰度值。

2.2.1 正交区域构建

图 3 将窗口 $\{I_{O2}, I_{O4}, I_{O6}, I_{O8}\}$ 与 $\{O_{O2}, O_{O4}, O_{O6}, O_{O8}\}$ 分为内外两层的正交区域, 为保留图像局部特征, 引入内层正交区域与中心窗口灰度差对比度:

$$d(T, I_{Op}) = m_T - m_{I_{Op}}, p = 2, 4, 6, 8, \quad (6)$$

式中: $d(T, I_{Op})$ 为中心区域与内层正交子窗的灰度差对比度; $m_{I_{Op}}$ 为内层正交子窗 I_{Op} 的灰度均值。此外, 外层正交区域与中心窗口灰度差对比度与内层相似:

$$d(T, O_{Oq}) = m_T - m_{O_{Oq}}, q = 2, 4, 6, 8, \quad (7)$$

式中: $d(T, I_{Op})$ 为中心区域与外层正交子窗的灰度差对比度; $m_{O_{Oq}}$ 为外层正交子窗 O_{Oq} 的灰度均值。

取内层正交位灰度差对比度 $d(T, I_{Op})$ 和 $d(T, I_{O(10-p)})$ 乘积最小值与外层正交灰度差对比度最小值进行乘积运算得到正交区灰度差对比度 (d_{OLCM}):

$$d_{OLCM} = \min \left[d(T, I_{Op}) \times d(T, I_{O(10-p)}) \right] \times \min \left[d(T, O_{Oq}) \right] \quad (8)$$

2.2.2 对角区域构建

将窗口 $\{I_{D1}, I_{D3}, I_{D5}, I_{D7}\}$ 与 $\{O_{D1}, O_{D3}, O_{D5}, O_{D7}\}$ 分为内外两层的对角区域,当目标处于图像边缘时依旧可以对其增强同时抑制边缘背景。内层对角区域与中心窗口灰度差对比度为

$$d(T, I_{Dp}) = m_T - m_{I_{Dp}}, p = 1, 3, 5, 7, \quad (9)$$

式中: $d(T, I_{Dp})$ 为中心区域与内层对角子窗的灰度差对比度; $m_{I_{Dp}}$ 为内层对角子窗 I_{Dp} 的灰度均值。此外,外层对角区域与中心窗口灰度差对比度为

$$d(T, O_{Dq}) = m_T - m_{O_{Dq}}, q = 1, 3, 5, 7, \quad (10)$$

式中: $d(T, O_{Dq})$ 为中心区域与外层对角子窗的灰度差对比度; $m_{O_{Dq}}$ 为外层对角子窗 O_{Dq} 的灰度均值。

取内层对角位灰度差对比度 $d(T, I_{Dp})$ 和 $d(T, I_{D(10-p)})$ 乘积最小值与外层对角灰度差对比度最小值进行乘积运算得对角区灰度差对比度 (d_{DLCM}):

$$d_{DLCM} = \min \left[d(T, I_{Dp}) \times d(T, I_{D(10-p)}) \right] \times \min \left[d(T, O_{Dq}) \right] \quad (11)$$

2.2.3 双域增强计算

实际上,上述方法将背景整体 16 子窗转变为两角度 8 个子窗口,将两个角度分开来计算不能覆盖所有像素,为维持图像原有特征结合两角度可以在原有目标特征基础上增加目标显著性:

$$d_{ODLCM} = \alpha d_{OLCM} + \beta d_{DLCM}, \quad (12)$$

式中: α 与 β 为权值,在这里取 1,以便后续归一化取补。

2.3 归一化处理

对比度叠加计算后,为避免像素溢出率的提高,将所有像素归一化到 $[0, 255]$ 范围内,公式如下:

$$E = \frac{E_{ODLCM} - E_{\min}}{E_{\max} - E_{\min}}, \quad (13)$$

式中: E_{\max} 和 E_{\min} 为当前图像的最大和最小灰度值; E_{ODLCM} 为局部对比度叠加后需要归一化的像素; E 为归一化后的像素值。

2.4 基于灰度指数的自适应阈值分割

采用可以增强目标的指数运算,这样经过阈值分割后,在保证目标显著性及完整性的同时,还能保证目标检测的正确性:

$$T = \exp(\mu) + t \exp(\sigma), \quad (14)$$

式中: μ 为显著图所有像素的均值; σ 为显著图所有像素的方差; t 为自适应参数,契合小目标的点扩散性,其取值随目标而变; T 为阈值。在显著图中,若某位置灰度值大于 T ,则认定为目标区域,否则为背景区域。

3 实验结果与数据分析

3.1 数据集与评估标准

为验证所提算法的有效性,将其在公开的 SIRST 数据集^[14]上进行相关实验并采用信噪比增益 (G_{SCRg})、背景抑制因子 (F_{BSF})、算法实时性以及受试者工作特征 (ROC) 曲线对得到的结果进行评估。文中代码均在 DELL、Intel Core i5 处理器、内存为 8 GB 的个人电脑上运行。

SIRST 数据集包含 427 张图像、480 个实例,按照 5:2:3 的比例分为训练集、验证集、测试集。为了避免训练集、验证集和测试集重叠,在每个红外序列中只选取一个具有代表性的图像。由于篇幅有限,选取其中 6 张具有代表性的图像进行验证,详细信息如表 1 所示。

表 1 红外图像的详细信息

Table 1 infra-red image details

No.	Resolution	Number	R_{SCR}	Target size	Background type	Scene description
1	261×201	2	3.002	3×3, 4×4	Air	Multi-target+complex clouds+highlighted
2	328×220	2	1.710	4×4, 5×5	Sea surface	Multi-target+strong clutter+highlighted
3	330×204	1	4.085	5×5	Air	Dark target+high noise+highlight edges
4	320×255	1	2.425	3×3	Air	Dark target+complex cloud+bright edges
5	269×235	1	3.803	5×5	Sea and air	Contour target+strong interference
6	286×188	2	3.977	2×2, 3×3	Air	Multi-target+edge target

信噪比增益是对目标增强能力的判定,其值越高说明目标增强效果越好。

$$R_{SCR} = \frac{|g_T - g_b|}{\sigma_b}, \quad (15)$$

$$G_{SCRg} = \frac{R_{SCR_{out}}}{R_{SCR_{in}}}, \quad (16)$$

式中: g_T 和 g_b 分别表示目标最大值和背景区域平均值; σ_b 是背景区域标准差; $R_{SCR_{out}}$ 和 $R_{SCR_{in}}$ 分别表示输入与输出图像的信噪比。

背景抑制因子是对背景抑制程度的描述,反映对背景杂波及噪声的抑制效果,其数值越高说明效果越好。

$$F_{BSF} = \frac{\sigma_{in}}{\sigma_{out}}, \quad (17)$$

式中: σ_{in} 和 σ_{out} 分别表示原图像和检测后图像的标准差。

ROC 曲线以虚警率(R_{FA})为横轴,以检测率(R_{PD})为纵轴。当 R_{FA} 一定时, R_{PD} 越低检测结果越佳。同理,当 R_{PD} 一定时, R_{FA} 值越大检测效果越好。在 ROC 曲线上,越接近左上角的曲线其测试结果越佳。

$$\begin{cases} R_{FA} = \frac{N_f}{N_n} \\ R_{PD} = \frac{N_p}{N_r} \end{cases}, \quad (18)$$

式中: N_f 为检测到的虚假目标数量; N_n 为图像总像素数; N_p 为检测到的总真实目标数量; N_r 为真实目标数量。

3.2 参数分析

对文中涉及的梯度步长 k 进行取值验证,因 k 由小目标大小决定且一般小目标尺寸为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel} \sim 9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$, 所以取 $k=3, 5, 7, 9$, 通过 ROC 曲线来评估不同参数值的影响,具体如图 4 所示。可以看出,随着 k 值的增大,算法检测能力逐步提升且更有利于保留目标信息,当达到一定限度后便开始下降, k 值的

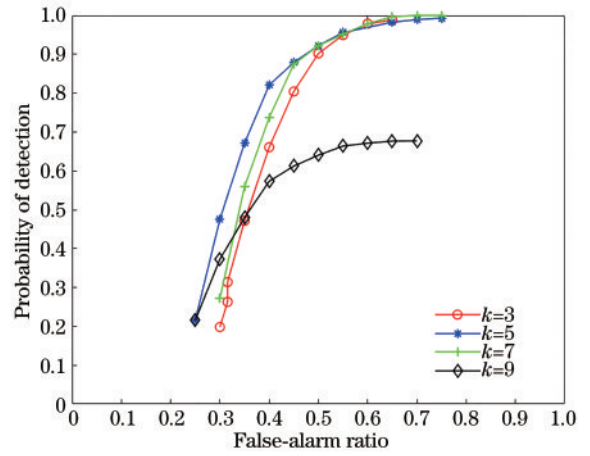


图 4 k 取不同值时的 ROC 曲线
Fig. 4 ROC curves of different values of k

变大也会抑制部分目标,导致非严格高斯目标缺失。最后,将 k 设置为 5。

3.3 可视化结果分析

为验证所提算法在多目标以及各种不同复杂背景下的检测优势,将其与现有算法进行对比,包括 WSLCM^[9]、MLCM^[15]、LIG^[16]、TTLCM^[17]、PSTNN^[18] 和 FKRW^[19] 等 6 种算法,具体如图 5~10 所示。WSLCM 对强杂波及高亮图像处理能力较差,易丢失目标。MLCM 与 TTLCM 在高亮背景场景下易受干扰。LIG 利用局部强度与梯度特性检测复杂背景和高

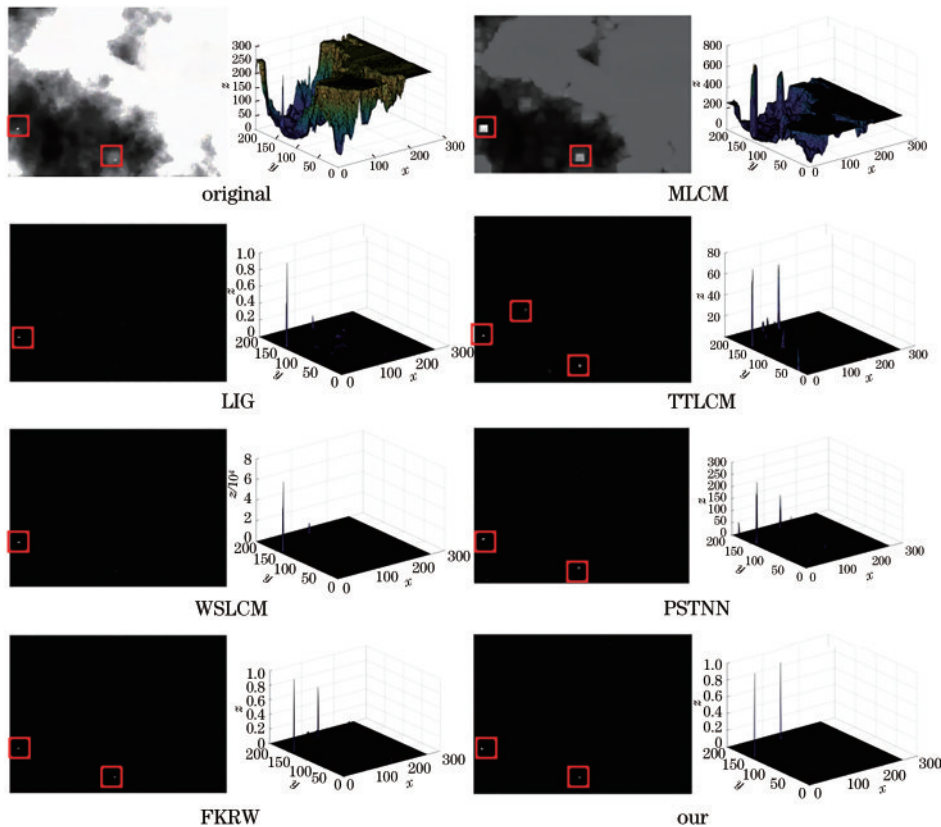


图 5 实验对比图 1
Fig. 5 Experiment comparison figure 1

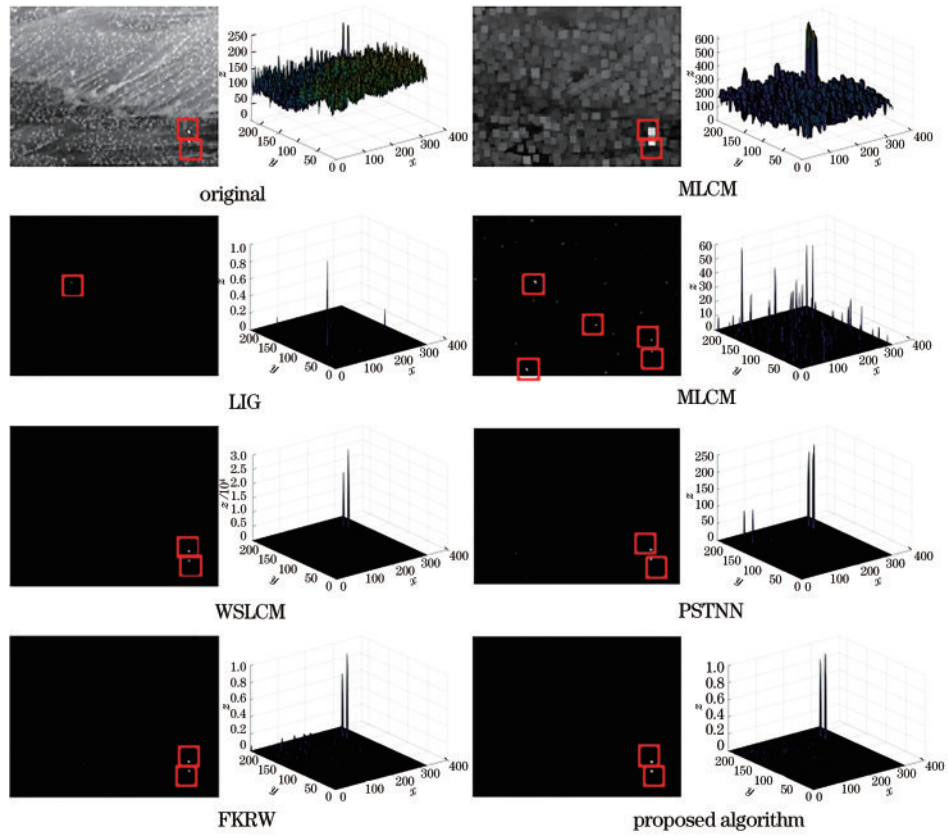


图 6 实验对比图 2

Fig. 6 Experiment comparison figure 2

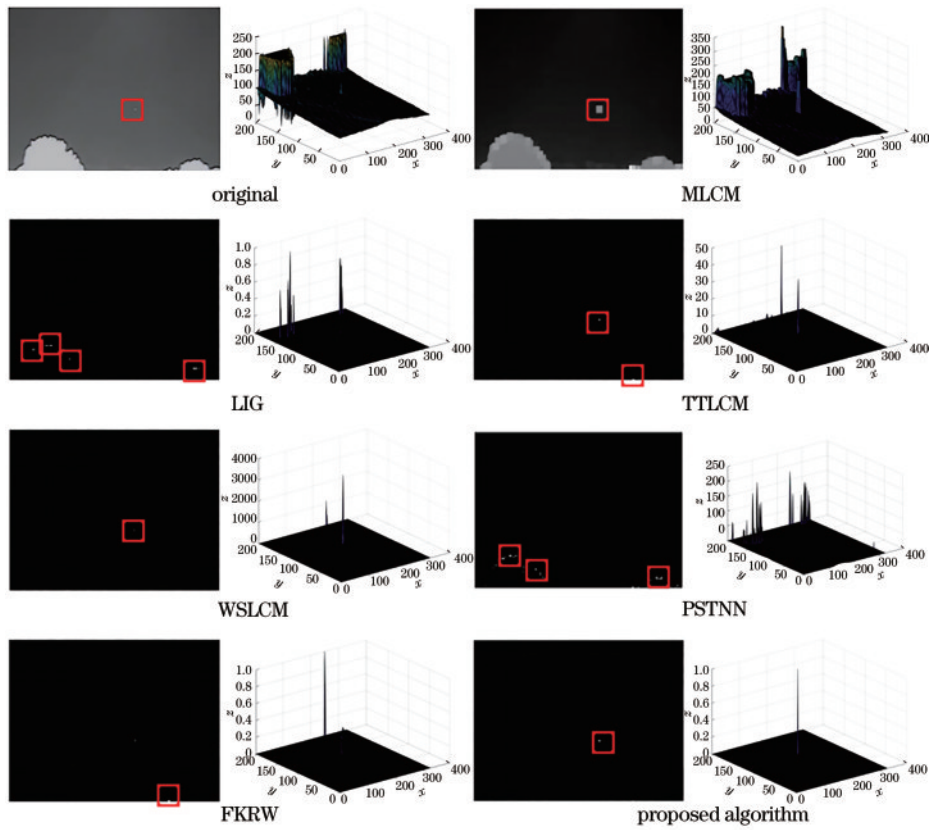


图 7 实验对比图 3

Fig. 7 Experiment comparison figure 3

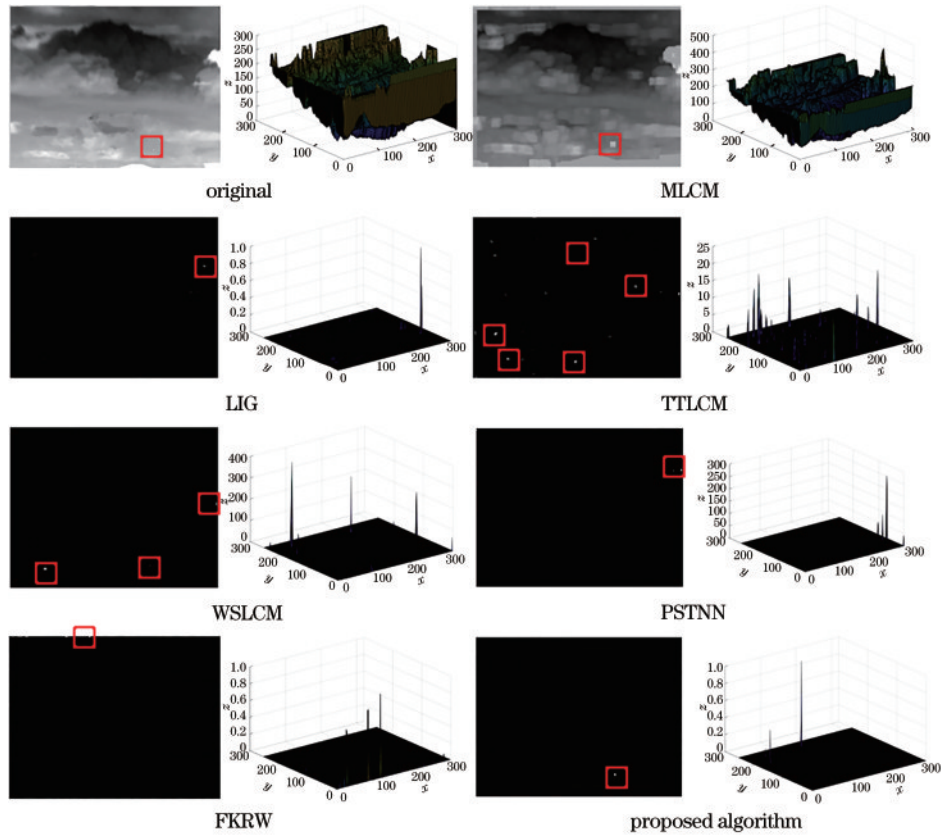


图 8 实验对比图 4

Fig. 8 Experiment comparison figure 4

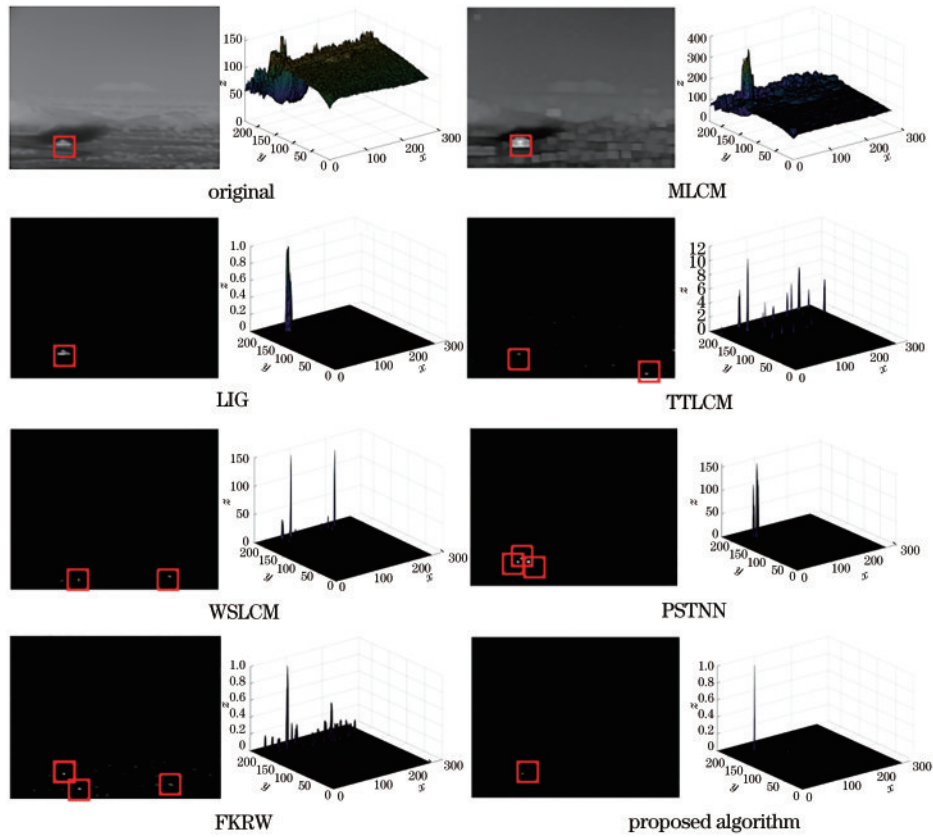


图 9 实验对比图 5

Fig. 9 Experiment comparison figure 5

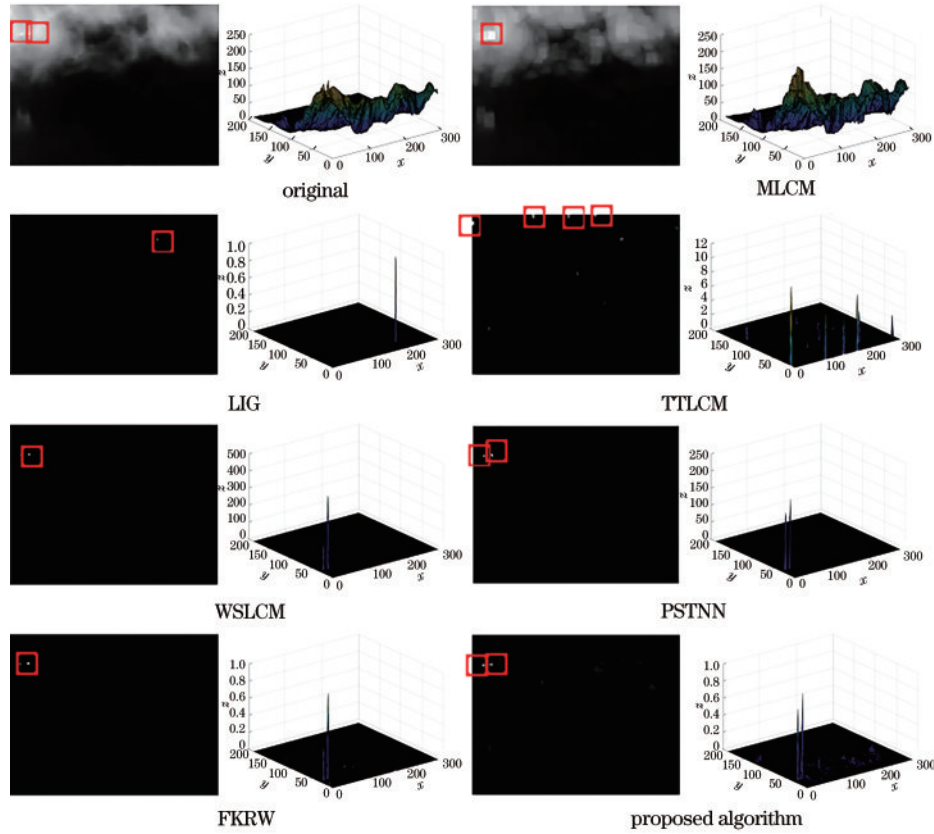


图 10 实验对比图 6

Fig. 10 Experiment comparison figure 6

亮边缘时检测率较低。PSTNN 运用局部先验信息结合张量和范数对局部信息提取不完全,导致高亮背景干扰检测。FKRW 采用加权后的 novel local contrast descriptor(NLCD)对高亮边缘抑制不足。

与上述 6 种算法相比,所提算法吸取了 LIG 形状检测优点和 WSLCM 高亮处理优势,对不同场景的适应力较强,具有较好的检测能力。

3.4 算法评价指标性能比较

为了客观评价算法性能,进行定量比较。表 2 为

7 种方法的定量评价结果。其中,粗体为最优结果。因 MLCM 和 TTLCM 对于复杂背景抑制效果较弱,所以 G_{SCRG} 指标和 F_{BSF} 指标相较 LIG、WSLCM、PSTNN 和 FKRW 总体偏低。而对比所提算法,同类中优秀算法 PSTNN 与 FKRW 在高亮背景及强干扰下的 G_{SCRG} 和 F_{BSF} 值明显偏低,说明所提算法的目标凸显能力较强同时具备一定的背景平滑成效。

关于各算法的实时性,以 7 种算法检测 6 张图像的处理时间为例,汇总每个算法检测所需时间取平均值

表 2 不同算法的 G_{SCRG} 和 F_{BSF}
Table 2 G_{SCRG} and F_{BSF} for different algorithms

No.	Index	MLCM	LIG	TTLCM	WSLCM	PSTNN	FKRW	Proposed algorithm
1	G_{SCRG}	8.137	61.273	12.571	99.022	100.675	99.874	135.529
	F_{BSF}	1.326	19.189	2.915	10.946	10.762	8.385	38.388
2	G_{SCRG}	10.806	13.245	47.743	25.034	27.582	68.739	87.558
	F_{BSF}	0.523	0.466	2.673	0.996	2.875	1.487	18.129
3	G_{SCRG}	7.369	1.092	22.301	22.365			197.564
	F_{BSF}	0.092	2.089	0.226	0.179			31.316
4	G_{SCRG}	4.995	2.211	8.720	24.757			69.5651
	F_{BSF}	0.653	21.569	0.494	1.286			18.763
5	G_{SCRG}	2.922	4.837	40.099	0.046	10.463	37.892	109.515
	F_{BSF}	0.437	0.767	4.116	9.206	3.291	2.351	16.252
6	G_{SCRG}	3.426	5.973	32.367	1.724	9.624	25.576	79.263
	F_{BSF}	2.387	4.658	7.384	12.856	5.928	10.592	31.374

作为运行结果,具体如表 3 所示。从表 3 可以看出,FKRW、MLCM 和 TTLCM 检测速度较快,原因在于其复杂度较低,相应地,检测准确率也较差。而改进局部对比度 WSLCM 算法需要运行二维最小均方算法和 IRIL 算法,计算量大、检测时间变长。与 WSLCM 相比,LIG 中仅需利用 4 个方向梯度,大大减少复杂度,检测时间缩短。所提算法与 LIG 算法和 PSTNN 算法检测时间相当,但前者检测性能明显优于后两者。综上所述,所提算法在检测性能和实时性上平衡得更好。

7 种算法在不同场景下的 ROC 曲线如图 11 所示,可见,所提算法 ROC 曲线的线下面积最大,表明其检测准确率优于其他算法。在精度上,所提算法总体达到了 0.49% 的虚警率和 0.03% 的漏检率。所提算法

表 3 不同算法的实时性比较

Algorithm	Time
MLCM	0.2175
LIG	0.6075
TTLCM	0.3949
WSLCM	0.9565
PSTNN	0.6652
FKRW	0.1063
Proposed algorithm	0.5911

兼顾了精确度与运行效率,在虚警率、漏检率以及测试时间上都有一定提高。

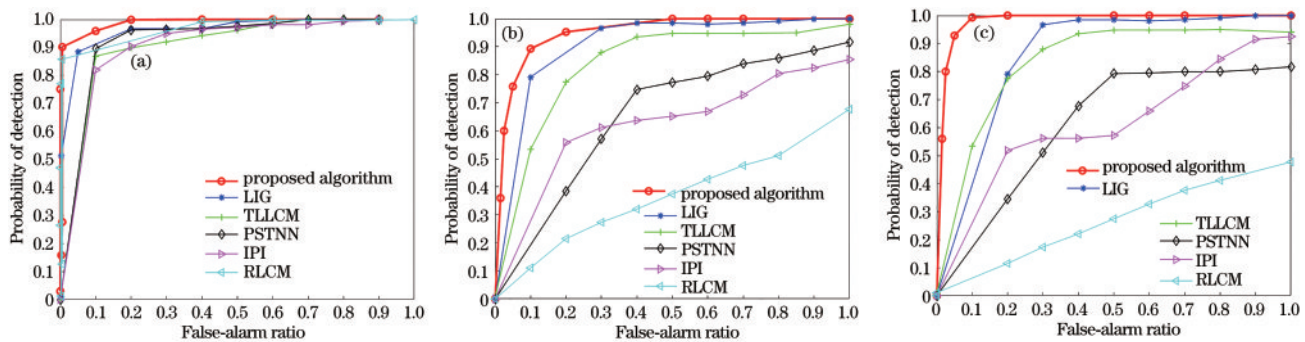


图 11 不同算法的 ROC 曲线。(a)复杂场景;(b)强杂波场景;(c)高亮场景

Fig. 11 ROC curves of different algorithms. (a) Complex scenes; (b) strong clutter scenes; (c) highlight scenes

4 总 结

提出一种基于六方向梯度差各向异性高斯滤波抑制算法,并引入双层正交灰度差与对角灰度差增强局部对比度算法,最终得到一个用于检测弱小目标的计算模型,该模型可以在较好抑制复杂背景与高亮边缘的同时增强目标显著性,具有冗余度低、计算量小的特点。所提像素灰度指数自适应分割算法能自适应地提取目标,有较高的目标增强能力,其检测稳定,可检测出不同复杂背景下的弱小目标。整体虚警率仅为 0.49%,漏检率仅为 0.03%,证明了所提方法的优越性及可行性。未来将继续提高检测实时性,并尝试结合深度学习进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 楼晨风,张湧,刘亚.基于互补梯度增强的红外线列扫描图像小目标检测[J].光学学报,2021,41(21):2104001.
Lou C F, Zhang Y, Liu Y. Small target detection of infrared linear array image based on complemented gradient enhancement[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(21): 2104001.
- [2] 武加文,王世勇.基于统计的灰度视频自适应背景建模算法[J].中国激光,2021,48(3):0309001.
Wu J W, Wang S Y. Statistical-based adaptive

background modeling algorithm for grayscale video[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(3): 0309001.

- [3] Li X, Xu G L, Wu Q. An Infrared small target detection method based on local contrast measure and gradient property[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1748(4): 042052.
- [4] Kim S, Yang Y, Lee J, et al. Small target detection utilizing robust methods of the human visual system forIRST[J]. Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves, 2009, 30(9): 994-1011.
- [5] Wang X, Lü G F, Xu L Z. Infrared dim target detection based on visual attention[J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(6): 513-521.
- [6] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 574-581.
- [7] Han J H, Yu Y, Liang K, et al. Infrared small-target detection under complex background based on subblock-level ratio-difference joint local contrast measure[J]. Optical Engineering, 2018, 57(10): 103105.
- [8] Han J H, 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, 15(4): 612-616.
- [9] Han J H, Moradi S, Faramarzi I, et al. Infrared small target detection based on the weighted strengthened local

- contrast measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(9): 1670-1674.
- [10] 潘胜达, 张素, 赵明, 等. 基于双层局部对比度的红外弱小目标检测方法[J]. *光子学报*, 2020, 49(1): 0110003. Pan S D, Zhang S, Zhao M, et al. Infrared small target detection based on double-layer local contrast measure[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(1): 0110003.
- [11] Liu J L, Wang H L, Lei L, et al. Infrared small target detection utilizing halo structure prior-based local contrast measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 6508205.
- [12] Bai X Z, Bi Y G. Derivative entropy-based contrast measure for infrared small-target detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(4): 2452-2466.
- [13] Li L, Li Z Z, Li Y S, et al. Small infrared target detection based on local difference adaptive measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(7): 1258-1262.
- [14] Dai Y M, Wu Y Q, Zhou F, et al. Asymmetric contextual modulation for infrared small target detection [C]//2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, January 3-8, 2021, Waikoloa, HI, USA. New York: IEEE Press, 2021: 949-958.
- [15] Moradi S, Moallem P, Sabahi M F. A false-alarm aware methodology to develop robust and efficient multi-scale infrared small target detection algorithm[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 89: 387-397.
- [16] Zhang H, Zhang L, Yuan D, et al. Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 89: 88-96.
- [17] Han J H, Moradi S, Faramarzi I, et al. A local contrast method for infrared small-target detection utilizing a tri-layer window[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 17(10): 1822-1826.
- [18] Zhang L D, Peng Z M. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(4): 382.
- [19] Qin Y, Bruzzone L, Gao C Q, et al. Infrared small target detection based on facet kernel and random walker [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(9): 7104-7118.