

引用格式: HE Wei, AN Bowen, PAN Shengda. Infrared Small Target Detection Method Based on Low Rank Model with Local Contrast Prior[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11):1110002

何巍,安博文,潘胜达.局部对比度先验下基于低秩模型的红外小目标检测方法[J].光子学报,2021,50(11):1110002

局部对比度先验下基于低秩模型的红外小目标检测方法

何巍,安博文,潘胜达

(上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘 要:为了解决红外小目标检测算法容易在复杂背景边缘和拐点处误检的问题,本文提出了一种局部对比度与非局部低秩张量模型相融合的红外小目标检测算法。首先采用双窗口结构的局部对比度算法提取目标和背景的局部先验信息。然后在所获取的局部先验信息约束下,对标准的红外块张量模型进行重新构建,并通过引入加权张量核范数最小化来进一步抑制背景和提高迭代效率。最后,将目标和背景的分离问题,转化成了一个张量鲁棒性主成分分析问题,并用交替方向乘子法实现该问题的求解。实验表明,在不同的复杂背景下,本文方法的性能均优于现有的典型红外小目标检测方法。

关键词:红外小目标检测;加权张量核范数最小化;双窗口局部对比度算法;张量鲁棒性主成分分析;交替方向乘子法

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215011.1110002

Infrared Small Target Detection Method Based on Low Rank Model with Local Contrast Prior

HE Wei, AN Bowen, PAN Shengda

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to solve the problem that infrared small target detection algorithm is easy to detect falsely at the edge and inflection point of complex background, an infrared small target detection algorithm based on the fusion of local contrast and non-local low-rank tensor model is proposed in this paper. First, Double window local contrast measure algorithm is used to extract the local prior information of target and background. Then, under the constraints of local prior information obtained, the standard IPT model was reconstructed, and weighted tensor nuclear norm minimization was introduced to suppress the background and improve the iteration efficiency. Finally, the separation problem of target and background is transformed into a tensor robust principle component analysis problem, and alternating direction method of multipliers is used to solve this problem. Experimental results show that the performance of the proposed method is better than the existing typical infrared small target detection methods under different complex backgrounds.

Key words: Detection of infrared small target; Weighted tensor nuclear norm minimization; Double window LCM; Tensor robust principle component analysis; Alternating direction method of multipliers

OCIS Codes: 100.2000; 100.2960; 110.4155

基金项目:国家自然科学基金(Nos.61302132,61504078,41701523),国家重点研发计划项目(No.2017YFC1405402)

第一作者:何巍(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向为红外小目标检测、图像处理。Email:1196244882@qq.com

通讯作者:潘胜达(1986-),男,讲师,博士,主要研究方向为遥感图像处理。Email:sdpan@shmtu.edu.cn

收稿日期:2021-05-12;录用日期:2021-07-14

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

红外小目标检测是红外搜索和跟踪(Infrared Search and Track,IRST)的关键技术之一,在早期预警,精确制导以及海事监控等领域有着广泛的应用。但是目前红外小目标检测存在以下的困难点:1)红外小目标存在严重的噪声和杂波,小目标极容易淹没在复杂背景中;2)因为红外小目标检测是远距离成像,所以小目标没有形状和纹理信息可以利用,这增加了目标检测的难度。为了提高红外小目标检测的准确率和实时性,许多红外小目标检测算法被提出,从传统的基于局部先验信息的和基于非局部先验信息的红外小目标检测算法到近几年提出的基于深度学习的红外小目标检测算法。但是目前基于深度学习的红外小目标检测算法,存在着数据集不完善、小目标的特征信息提取困难等一系列问题^[1-2]。

基于局部先验信息的红外小目标检测算法,一般假设目标的灰度值高于背景的灰度值。许多传统的检测方法,如 Top-hat^[3], Improved three dimensional^[4]等具有较高的检测效率,但是总体而言该类算法检测性能有限,无法有效解决各类复杂场景下的目标检测问题。近年来,受人类视觉系统(Human Visual System, HVS)的对比机制的启发,基于HVS对比机制的红外小目标检测算法得到了广泛研究。CHEN C L P等^[5]提出了一种基于人类视觉对比机制的局部对比度算法(Local Contrast Measure, LCM),该方法使用一个九宫格结构的滑动窗来增强目标和抑制背景,因此在简单的背景下有着不错的检测率。为了进一步提高该类算法对高亮背景的抑制能力,HAN Jinhui等^[6]将高斯差分滤波器应用于LCM,并且提出了一种改进的LCM(Improved LCM)方法。之后,为了解决红外小目标检测的多尺度问题,QIN Yao等^[7]提出了一种基于高斯带通滤波器的 Novel LCM算法,而HAN Jinhui等^[8]提出了一种基于三层窗口的局部对比度算法。综合来看,这一类方法对局部信息的利用率高,结构简单,时效性也比较强。但是,当遇到高亮复杂背景和强噪声时,这些方法无法对背景和噪声进行有效的抑制。

基于非局部先验信息的红外小目标检测方法,其核心思想是将目标和背景分别看作是稀疏矩阵和低秩矩阵,从而将目标与背景分离问题转化为稀疏矩阵和低秩矩阵的分解问题。如GAO Chenqing等^[9]提出了一种基于非局部自相关性的红外块图像(Infrared Patch-Image, IPI)模型。这是一种典型的基于非局部信息的红外小目标检测方法,该方法对全局的显著性信息利用率高,总体检测性能也较高,但是此类方法对高亮边缘敏感,且实效性较差。为了弥补基于非局部信息的目标检测方法的缺点,用局部先验信息作为先验知识补充到非局部分解模型的检测模型被提出。其中典型的红外小目标检测模型有DAI Yimian等^[10]提出的以局部的边缘结构信息和非局部的加权红外块张量相融合的RIPT模型,但该方法没有利用目标的局部先验信息,很容易在复杂背景下出现虚警。为了利用目标和背景的局部先验信息,ZHANG Landan等^[11]提出了以拐点为局部先验信息和部分张量核范数和(Partial Sum of the Tensor Nuclear Norm, PSTNN)相融合的PSTNN模型。但是由于该方法对局部先验信息的提取并不充分,使得其在背景边缘和背景拐点处容易发生误检。之后,相应也有其它类型的改进算法被提出^[12-13]。这些方法,在较简单的背景下,有着较好的检测性能。但是,在实际的工程应用中,红外场景是复杂的且背景中常常具有明显边缘和拐点。

针对上述问题,本文提出了一种基于双窗口结构的局部对比度算法(Double Window LCM, DWLCM),用于充分提取目标和背景的局部先验信息,并使用张量鲁棒性主成分分析(Weighted Tensor Nuclear Norm Minimization, WTNNM)模型来抑制背景和提高迭代效率。

1 模型提出

1.1 基于DWLCM的局部对比度先验信息获取

为了利用局部先验信息,DAI Yimian等使用边缘结构信息作为局部先验信息与非局部分解模型进行融合。该部分先验信息定义为^[10]

$$W_{LS} = \exp\left(h \cdot \frac{(L_1 - L_2) - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}}\right) \quad (1)$$

式中, h 是一个权重参数, L_1, L_2 为所获得的特征值矩阵, L_1, L_2 的具体计算方法可以参考文献[10], d_{\max}, d_{\min} 分别为 L_1, L_2 中的最大值和最小值。

但在 W_{LS} 中,DAI Yimian 等只考虑了背景边缘的相关先验信息而忽略了与目标相关的先验信息,因此,ZHANG Landan 等利用拐点作为局部先验信息,且被定义为^[11]

$$W_p = \max(\lambda_1, \lambda_2) \cdot \frac{\lambda_1 \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (2)$$

式中, λ_1, λ_2 为特征值矩阵,具体的计算方法参考文献[11,14]。

虽然在 W_p 中,ZHANG Landan 等考虑了背景先验信息和目标先验信息,但是由于局部先验信息提取的并不充分,该方法依旧容易在复杂背景的边缘和拐点处发生误检。针对这一问题,并受到 LCM 算法的启发,本文提出了一种双窗口结构的局部对比度算法 DWLCM,用于充分提取目标和背景的局部先验信息。其滑动窗口结构如图 1 所示。

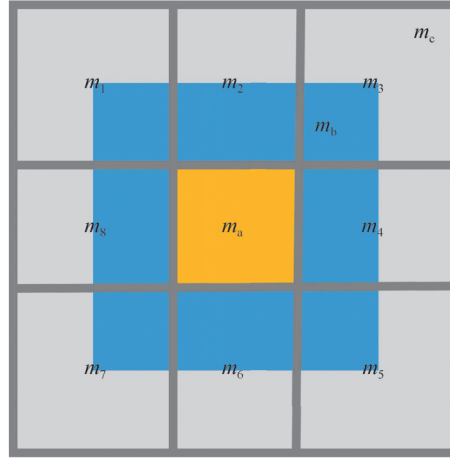


图 1 DWLCM 的滑动窗口结构图

Fig.1 The sliding window structure drawing of DWLCM

在 DWLCM 的滑动窗结构中, m_a 为中心黄色区域的灰度均值, m_b 为次中心的蓝色区域的灰度均值, m_c 为中心区域外的蓝色和灰色区域的灰度均值,而 $m_i, i = 1, 2, \dots, 8$ 为中心区域周围的背景子窗的灰度均值。且本文使用的窗口整体大小为 11×11 ,其中中心区域窗口大小为 3×3 ,次中心区域的窗口大小为 7×7 。

因为传统的 LCM 没有充分地利用背景子窗所在区域的信息,所以本文定义背景系数 k_1, k_2 来提取背景子窗所在区域的信息,其中背景系数 k_1, k_2 为

$$k_1 = \begin{cases} m_a - m_b & \text{if } m_a - m_b > 0 \\ 0 & \text{if } m_a - m_b < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$k_2 = \begin{cases} m_a - m_c & \text{if } m_a - m_c > 0 \\ 0 & \text{if } m_a - m_c < 0 \end{cases} \quad (4)$$

为了抑制背景区域中的拐点对检测结果的影响,本文定义了一个拐点惩罚系数 k_3 ,即

$$k_3 = \begin{cases} m_a - \max_i m_i & \text{if } m_a - \max_i m_i > 0 \\ 0 & \text{if } m_a - \max_i m_i < 0 \end{cases} \quad (5)$$

所以最终基于 DWLCM 滑动窗口的局部先验信息定义为

$$W_d = \min_i k_1 \cdot k_2 \cdot k_3 \cdot \frac{L_n}{m_i} \quad (6)$$

式中, L_n 为中心区域的灰度最大值。

图 2 是一幅红外图像的 W_{LS} , W_p , W_d 的灰度图及与其对应的三维图。

在图 2(a)中,红框标注处为红外图像中的红外小目标,此外该红外图像中的塔具有明显的边缘和拐点。在图 2(b),(c),(d)可以看出,相比于 W_{LS} , W_p ,本文提出的 W_d 对红外图像中塔的边缘和拐点有更好的抑制作用。

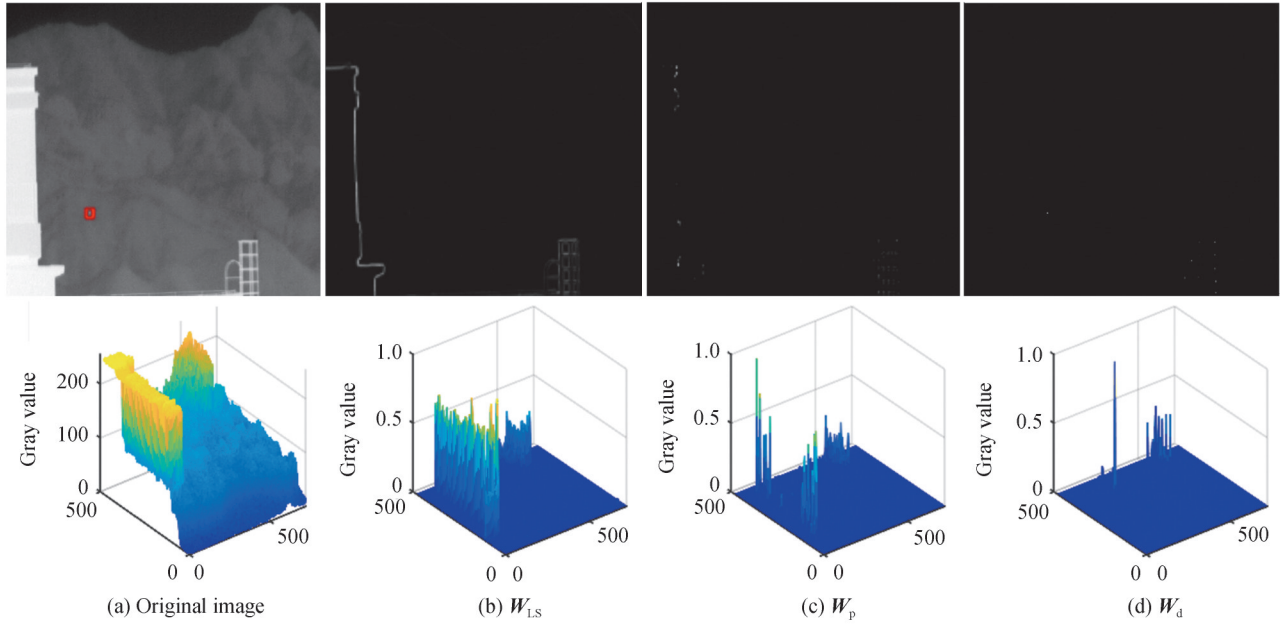


图2 不同算法的局部先验信息以及相对应的三维图
Fig.2 The local prior information of different algorithms and the corresponding 3D figure

1.2 基于局部对比度先验信息约束下的IPT模型

在获取局部先验信息后,为了便于将局部先验信息与非局部分解模型进行充分融合,还需要对标准的红外图像块张量模型进行重构。通常,红外图像分解模型表示为^[15]

$$f_D(x, y) = f_T(x, y) + f_B(x, y) + f_N(x, y) \quad (7)$$

式中, f_D, f_T, f_B, f_N 和 (x, y) 分别为原始的红外图像、目标图像、背景图像、随机噪声图像和像素所在位置。

通过一个滑动窗口从上到下从左到右遍历一幅红外图像,便可以获得一个三维的块张量图像。因此式(7)可以转化为红外图像块张量模型的形式^[10]

$$D = T + B + N \quad (8)$$

式中, $D, T, B, N \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ 分别为原始图像的三维块张量图像,目标的三维块张量图像,背景的三维的块张量图像和噪声的三维的块张量图像。

式(8)中, T 是稀疏张量, B 是低秩张量,当噪声 N 为高斯白噪声时,背景和目标的分离问题可以被转化为一个TRPCA问题^[11]

$$\min_{B, T} \text{rank}(B) + \lambda \|T\|_0 \quad \text{s.t. } D = B + T \quad (9)$$

式中, λ 为一个权重参数, $\|\cdot\|_0$ 为 l_0 -范数。

因为式(9)是一个NP-Hard问题,所以需要将式(9)中的 $\text{rank}(B)$ 和 l_0 -范数分别放宽到核范数和 l_1 -范数。

为了将DWLCM所获取的先验信息引入求解模型,本文在模型(9)的基础上,通过调整正则项表达式并引入WTNNM^[16-17]重新构建红外小目标检测模型。模型具体定义为

$$\min_{B, T} \|B\|_{\text{WTNNM}} + \lambda \|T \odot W_{\text{rec}}\|_1 \quad \text{s.t. } D = B + T \quad (10)$$

式中, \odot 为哈达玛积, $\|\cdot\|_1$ 为 l_1 -范数, W_{rec} 为 \mathcal{W}_d 中对应元素的倒数, \mathcal{W}_d 为 W_d 的张量形式。

为了加快式(10)的更新迭代速度,本文引入目标张量的稀疏性权重 W_{sw} ,其更新过程为^[11,18]

$$W_{\text{sw}}^{k+1} = \frac{1}{|T^k| + \epsilon} \quad (11)$$

式中, ϵ 为大于零的一个较小的常数, $k+1$ 表示第 $k+1$ 次迭代。

结合权重 W_{rec} 和 W_{sw} ,可以重新得到稀疏目标图像块张量

$$W = W_{\text{sw}} \odot W_{\text{rec}} \quad (12)$$

因此式(10)可以被重新定义为

$$\min_{B,T} \|B\|_{\text{WTNNM}} + \lambda \|T \odot W\|_1 \quad \text{s.t. } D = B + T \quad (13)$$

2 模型求解

2.1 本文模型求解

本文的红外小目标检测模型可以通过ADMM^[19]算法进行求解。增广拉格朗日函数被定义为

$$L_\mu(B, T, W, y) = \|B\|_{\text{WTNNM}} + \lambda \|T \odot W\|_1 + \langle y, B + T - D \rangle + \frac{\mu}{2} \|B + T - D\|_F^2 \quad (14)$$

式中, y 为拉格朗日乘子, $\langle \cdot \rangle$ 表示两个张量的内积, $\|\cdot\|_F$ 为F-范数, $\mu > 0$ 为惩罚参数。

根据ADMM求解增广拉格朗日函数的方法,式(14)可以被分解为求解 T^{k+1}, B^{k+1} 的子问题。

$$T^{k+1} = \operatorname{argmin}_T \lambda \|T \odot W^k\|_1 + \frac{\mu^k}{2} \|B^k + T - D + (y^k/\mu^k)\|_F^2 \quad (15)$$

$$B^{k+1} = \operatorname{argmin}_B \|B\|_{\text{WTNNM}} + \frac{\mu^k}{2} \|B + T^{k+1} - D + \mu^k\|_F^2 \quad (16)$$

子问题式(15),可以通过式(17)的软阈值算子^[20]的方法求解。

$$T^{k+1} = S_{\lambda W^k \mu^{-1}} [D - B^k - (y^k/\mu)] \quad (17)$$

而子问题式(16),可以通过WTNNM^[16-17]求解

$$B^{k+1} = D_{W_{\mu^{-1}}} [D - T^{k+1} - (y^k/\mu)] \quad (18)$$

式中, $D_W[X] = U * S_W[\Sigma] * V^T$ 为 X 的 t -SVD^[21-22]分解, $S_W[\Sigma] = \operatorname{diag}(\max(\sigma_i - W_i))$ 。

y, μ 的更新步骤为

$$y^{k+1} = y^k + \mu^k (D - B^{k+1} - T^{k+1}) \quad (19)$$

$$\mu^{k+1} = \rho \mu^k \quad (20)$$

式中, $\rho > 1$ 。

因此本文模型的求解流程如表1所示。

表1 ADMM求解本文提出的模型
Table 1 ADMM solver to the proposed model
Algorithm1 ADMM solver to the proposed model

Input: $D, W_d, \mu^0, \lambda = 0.7/\sqrt{\max(n_1, n_2) * n_3}, \epsilon = 10^{-7}$
Initialization: $B^0 = T^0 = y^0 = 0, W_{sw} = 1, W^0 = W_{rec} \odot W_{sw}, \mu^0 = 3 \times 10^{-6}, \rho = 1.1, c = 1, k = 0$
while not converge do
1. Fix the others and update $T^{k+1}: T^{k+1} = S_{\lambda W^k \mu^{-1}} \left(D - B^k - \frac{y^k}{\mu} \right)$
2. Fix the others and update $B^{k+1}: B^{k+1} = D_{W_{\mu^{-1}}} \left(D - T^{k+1} - \frac{y^k}{\mu} \right)$
3. Fix the others and update $y^{k+1}: y^{k+1} = y^k + \mu^k (D - B^{k+1} - T^{k+1})$
4. Fix the others and update $W^{k+1}: W_{sw}^{k+1} = \frac{c}{ T^k + \epsilon}; W^{k+1} = W_{rec} \odot W_{sw}^{k+1}$
5. Update $\mu: \mu^{k+1} = \rho \mu^k$
6. Check the convergence conditions: $\frac{\ B^{k+1} + T^{k+1} - D\ _F^2}{\ D\ _F^2} < \epsilon$ or $\ T^{k+1}\ _0 = \ T^k\ _0$
7. Update $k: k = k + 1$
end while
Output: B^k, T^k

2.2 本文的整体算法流程

图3是本文整体的算法流程图。其对应具体流程为:

1) 原始红外图像 f_d 通过式(6),可以获得与目标和背景相关的先验信息 W_d 。

2) 块张量模型的构建,通过一个 $k \times k$ 的滑动窗口(本文中 k 为 40,且滑动步长为 30),从上到下从左到右的遍历原始图像 $f_D \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和局部先验信息权重图 $W_d \in \mathbb{R}^{m \times n}$,获得原始图像块张量 $D \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$ 和先验权重张量 $\mathcal{W}_d \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$,其中 t 为滑动窗口的数量。

3) 输入的原始图像块张量 D 通过算法 1 被分解为低秩背景图像块张量 $B \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$ 和稀疏目标图像块张量 $T \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$ 。

4) 图像的重建,背景图像 $f_B \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和目标图像 $f_T \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 可以通过低秩背景图像块张量 $B \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$ 和稀疏目标图像块张量 $T \in \mathbb{R}^{k \times k \times t}$ 的重建获得,其中目标图像 f_T 是红外小目标的检测结果。

在图 3 的 W_d 中,红框区域为目标先验信息区域的放大,绿框区域为背景先验信息区域的放大,整体的 W_d 可参考图 2。在图 3 的 f_T 中,红框区域为目标区域的放大。

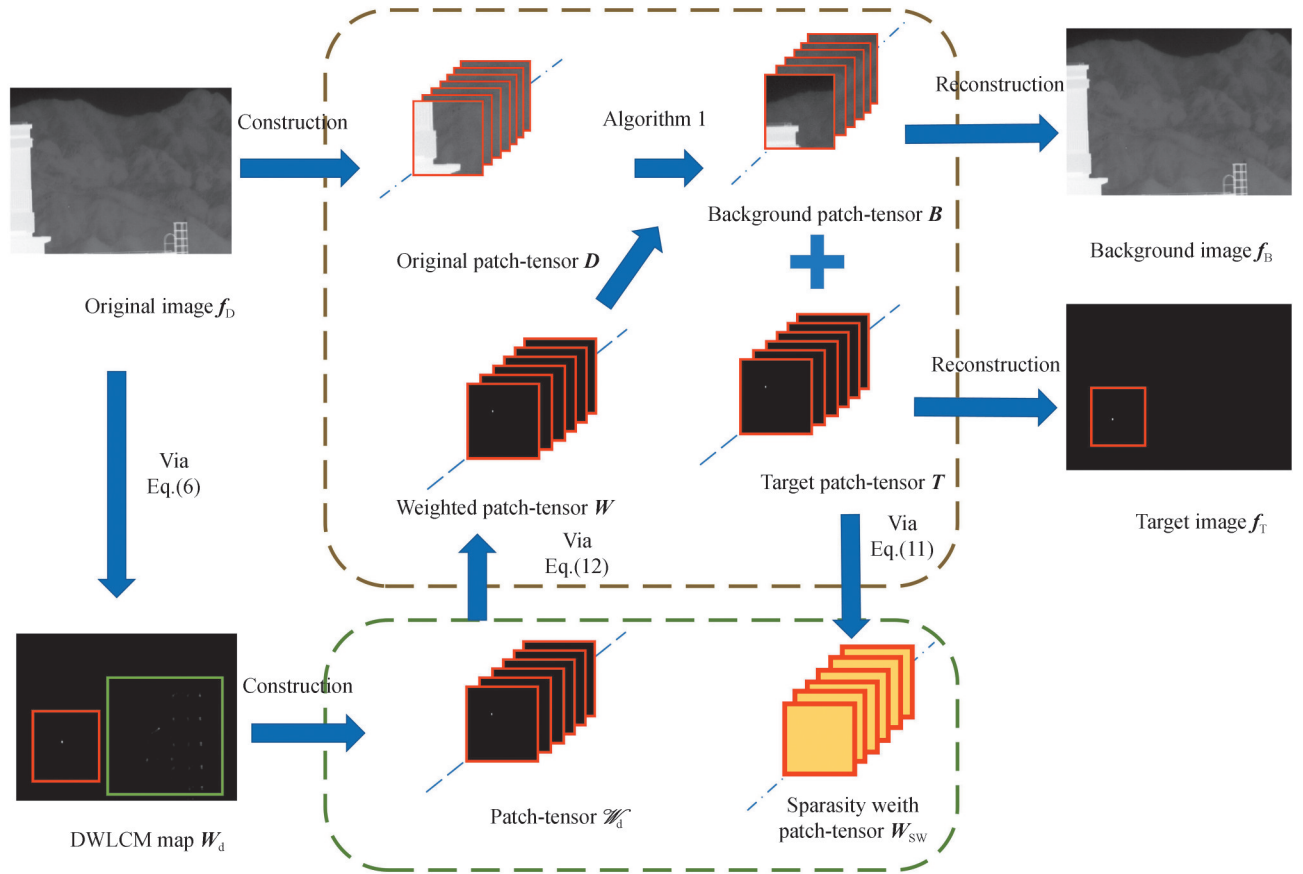


图 3 本文算法的总体流程图
Fig.3 Detection flow of the proposed method

3 实验测试及结果分析

3.1 实验设计

为了全面地评估各种算法的性能,本文采用背景抑制因子(Background Suppression Factor,BSF),信杂比增益(Signal to Clutter Ratio Gain,SCRG),算法实时性以及接收者操作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve,ROC)四个指标对所有算法进行评估。其中BSF用于评估算法背景抑制的性能,其中BSF的值越大,说明算法的背景抑制效果越好,其表达式为

$$BSF = \sigma_{in} / \sigma_{out} \quad (21)$$

式中, σ_{in} , σ_{out} 分别为输入以及输出图像中目标相邻区域的灰度值标准差。

SCR定义见式(22),其中目标的SCR越高,就越容易被检测到。

$$SCR = |\mu_t - \mu_b| / \sigma_b \quad (22)$$

式中, μ_t 为目标的平均像素值, μ_b 和 σ_b 分别是目标相邻区域的平均像素值和像素值的标准差值。

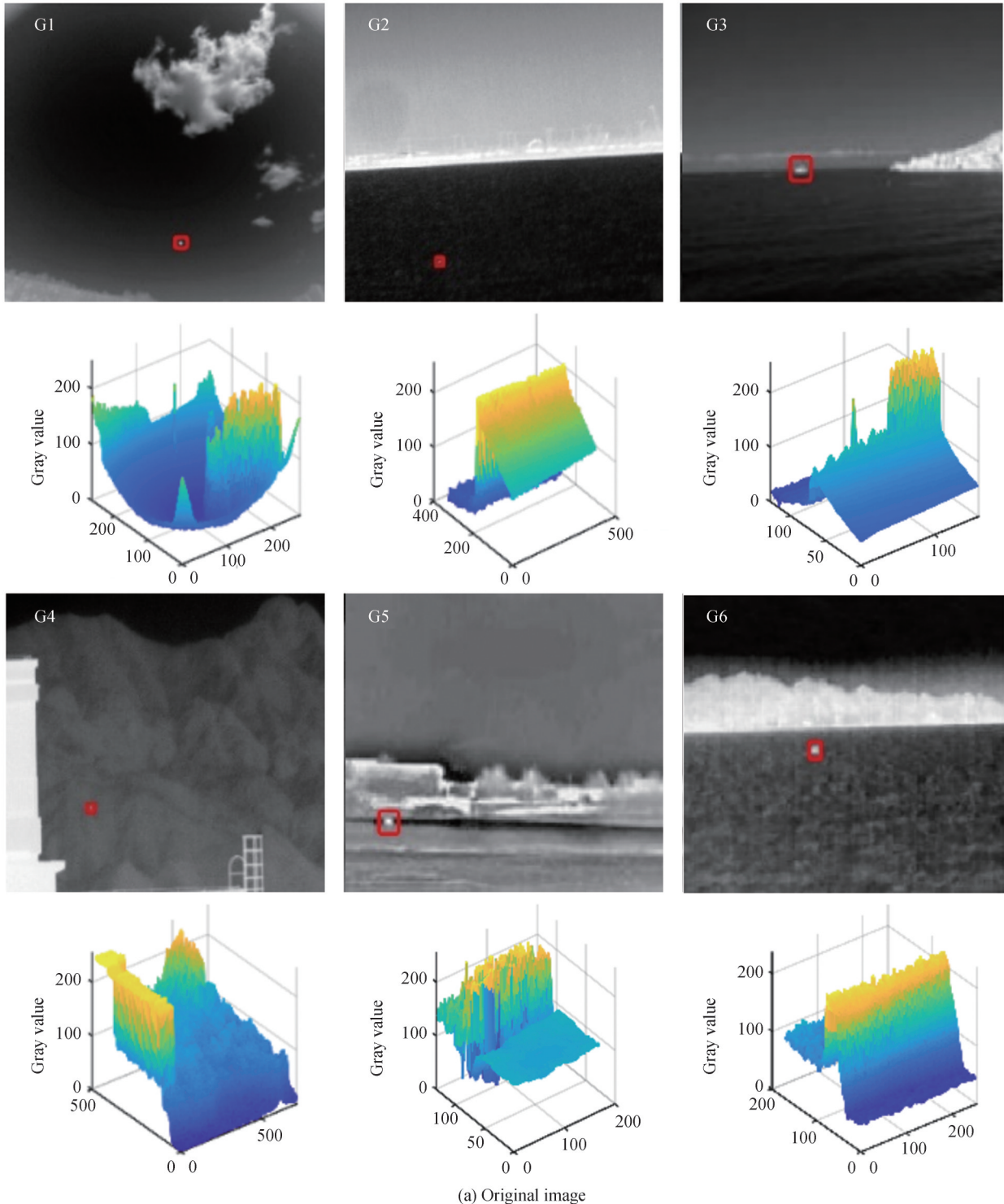
SCRG可以由SCR定义,用于评估算法的目标增强性能,其表达式为

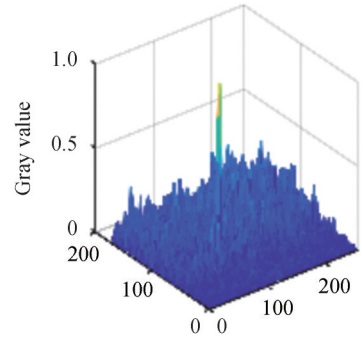
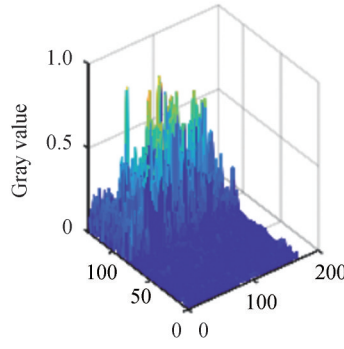
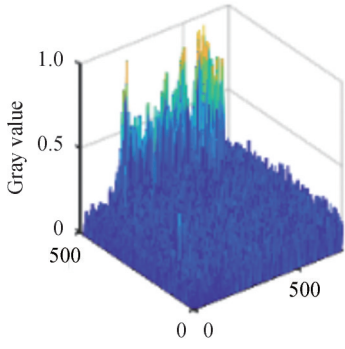
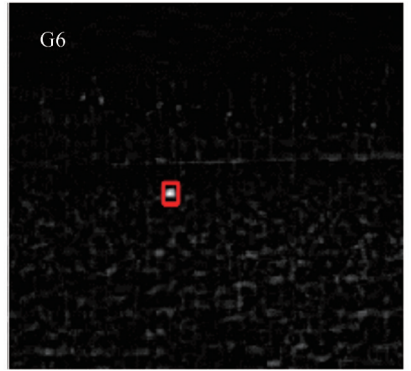
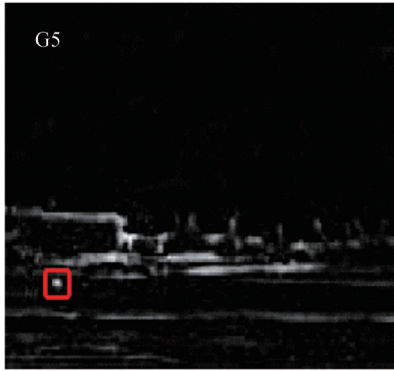
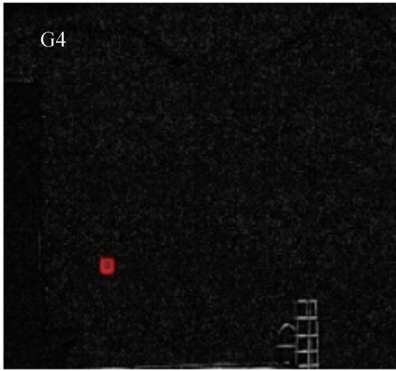
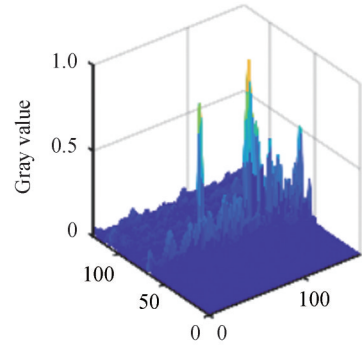
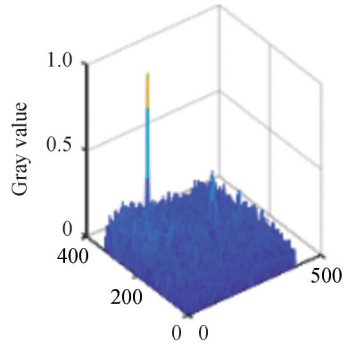
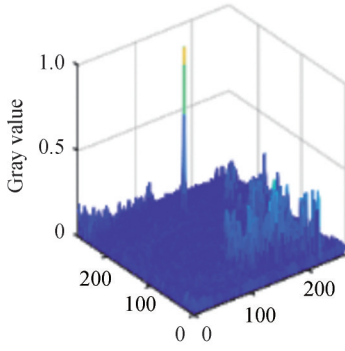
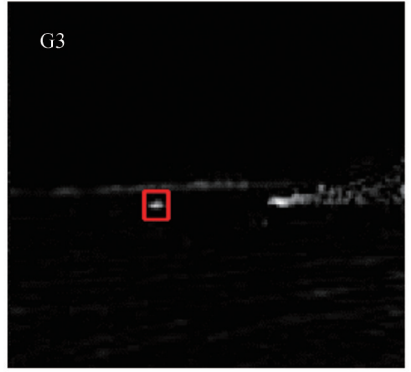
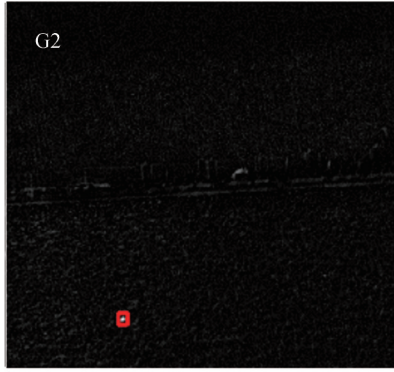
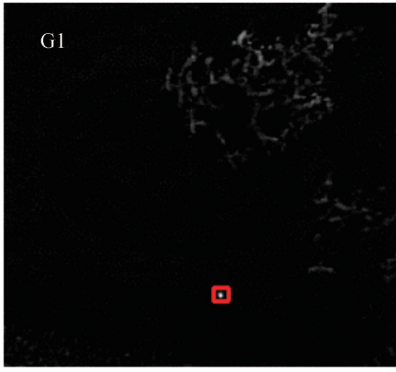
$$\text{SCRG} = \text{SCR}_{\text{out}} / \text{SCR}_{\text{in}} \quad (23)$$

式中, SCR_{in} 和 SCR_{out} 分别表示输入图像和输出图像的SCR。

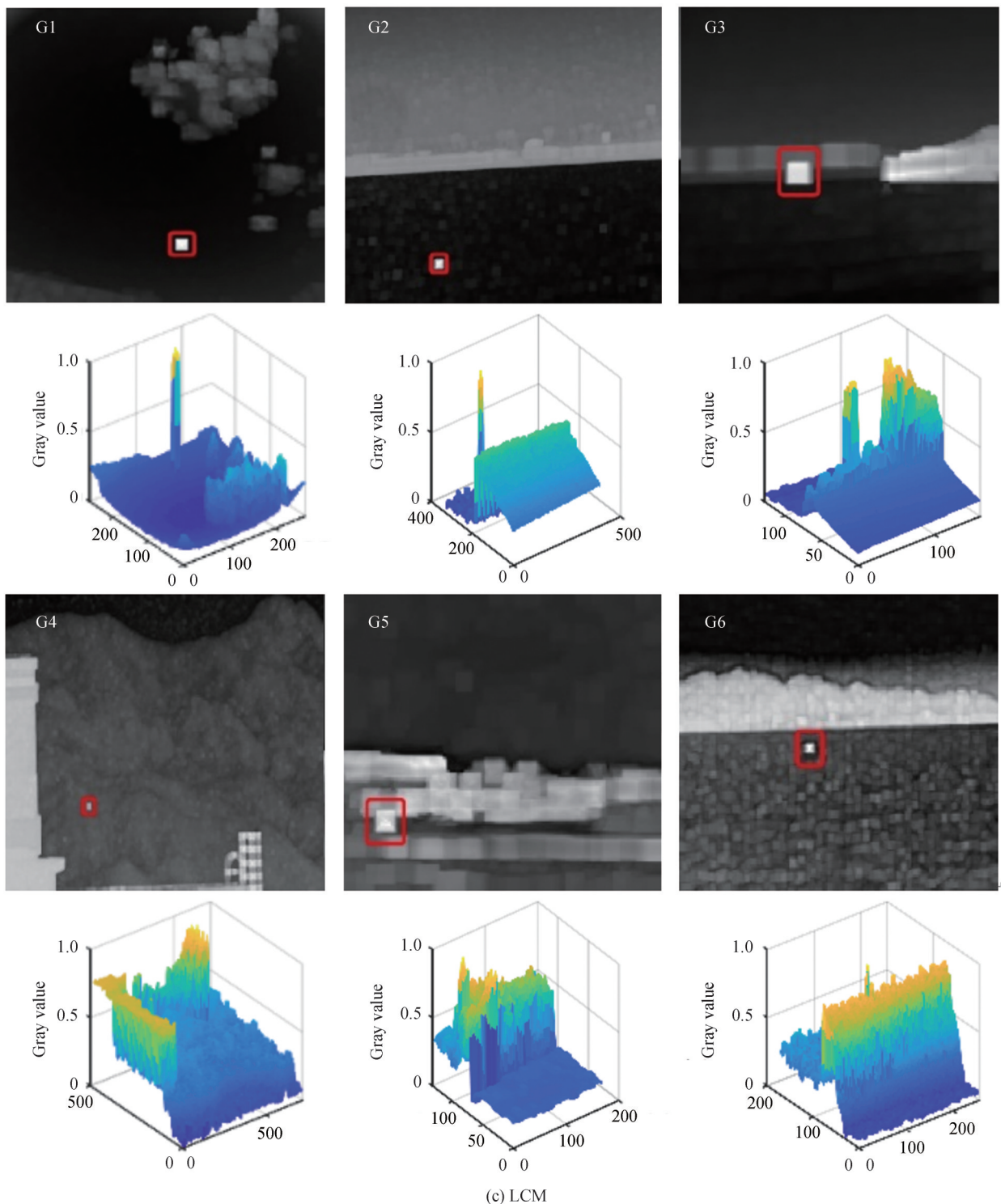
3.2 目标检测效果

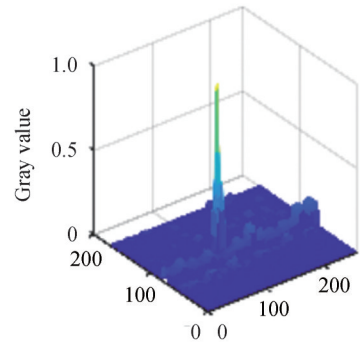
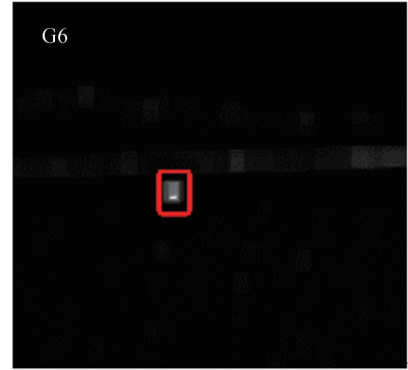
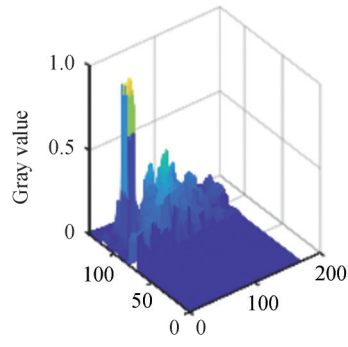
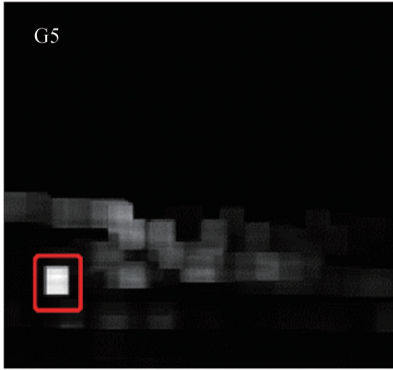
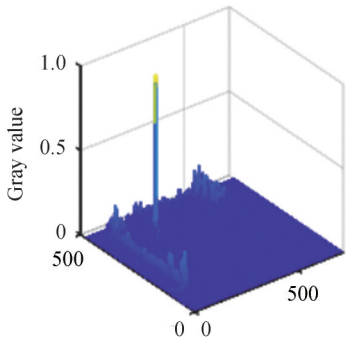
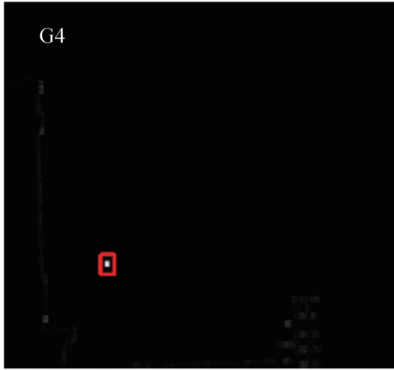
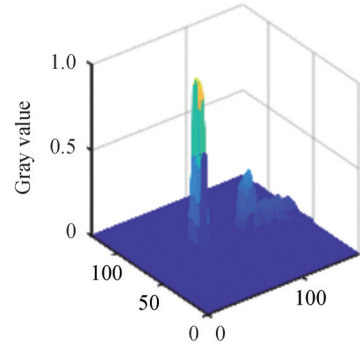
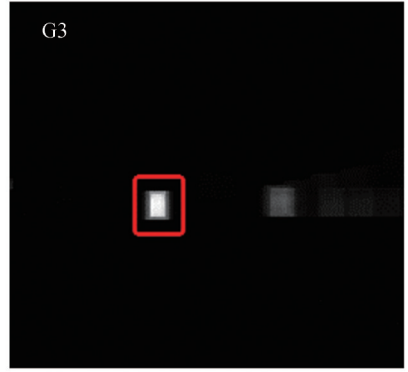
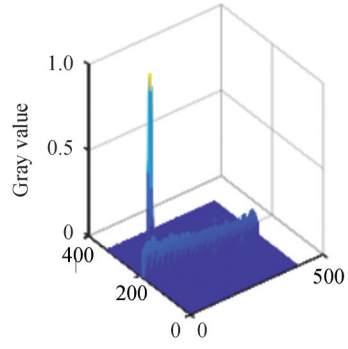
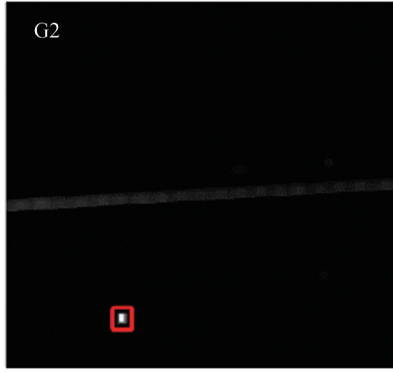
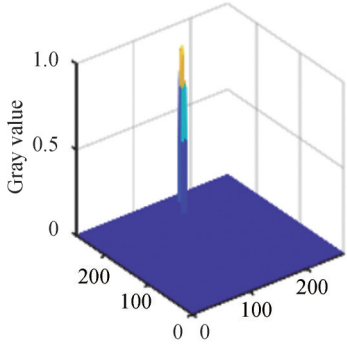
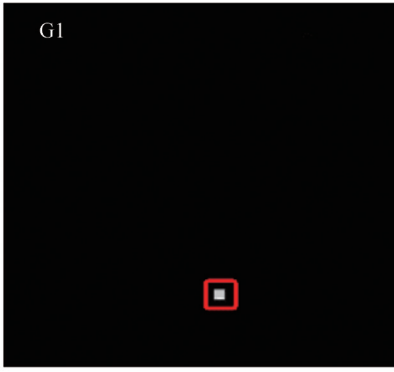
在数据集方面,本文选取了Group1-6(G1-G6)共计6组不同场景下具有代表性的真实红外图像序列进行测试实验。其中,G1为具有边缘和拐点的天空背景红外图像,G2为具有高杂波海天背景的红外图像,G3为具有高亮强干扰和拐点的海天背景红外图像,G4为具有高亮拐点建筑物的红外图像,G5为具有拐点和严重噪声的红外图像,G6为具有边缘,拐点和复杂噪声的海天背景红外图像,如图4(a)。测试对比所用算法为:Top-Hat,LCM,NLCM,IPI,RIPT,PSTNN。从图4的结果中可以看出,本文算法的目标增强及背景抑



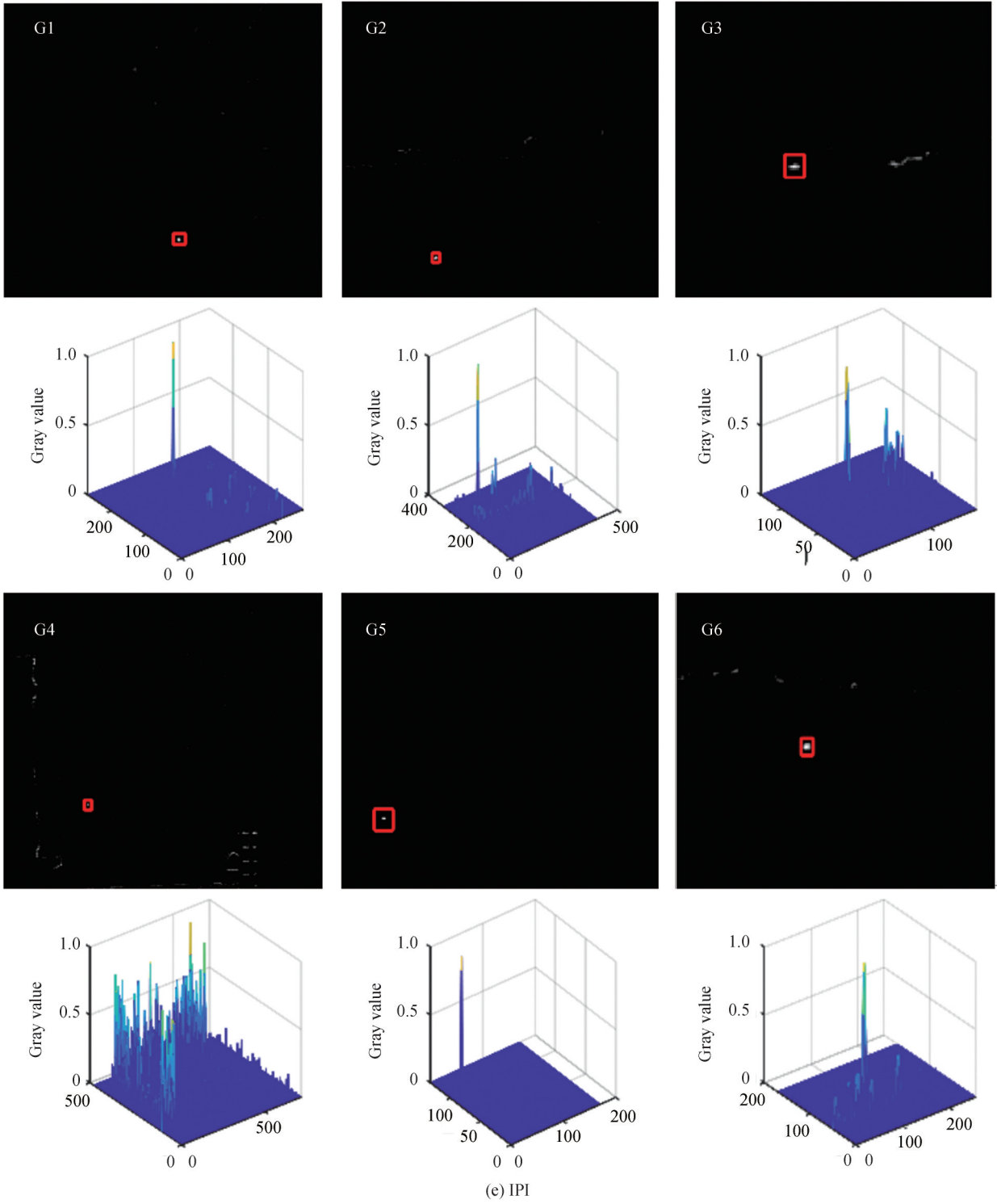


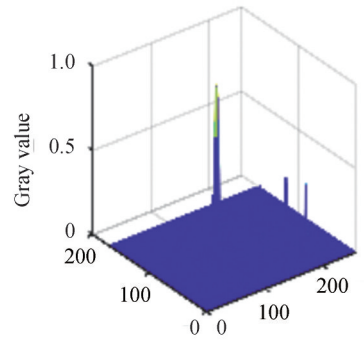
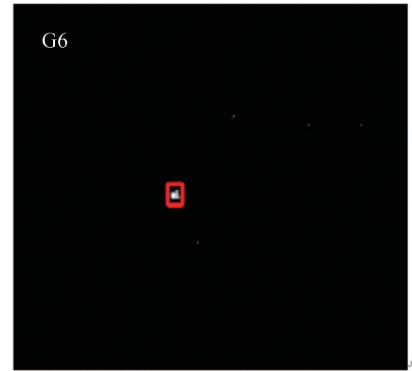
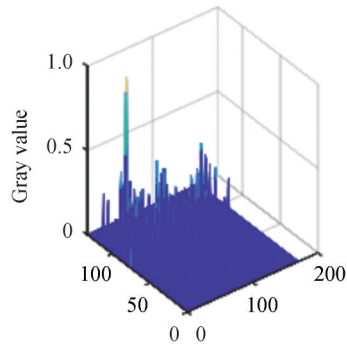
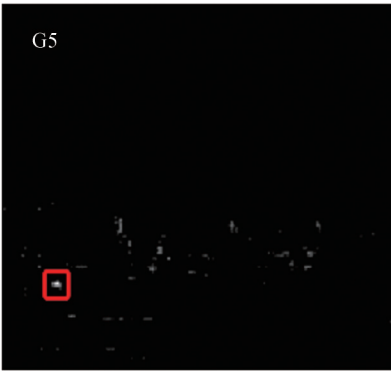
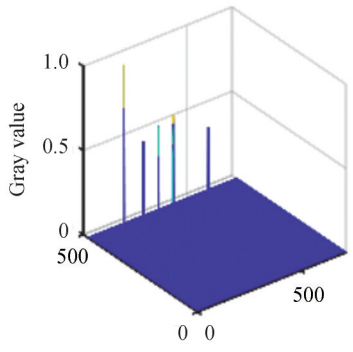
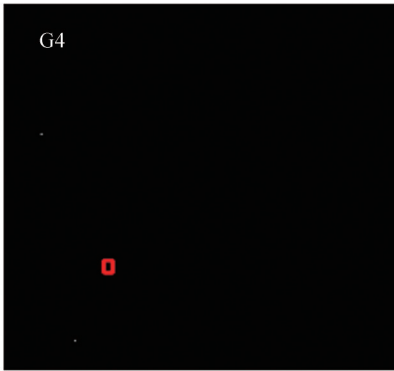
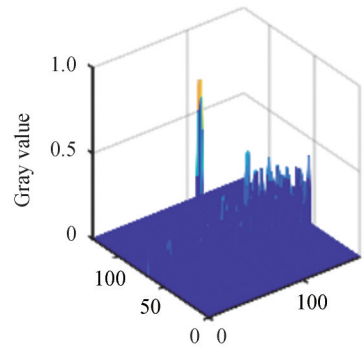
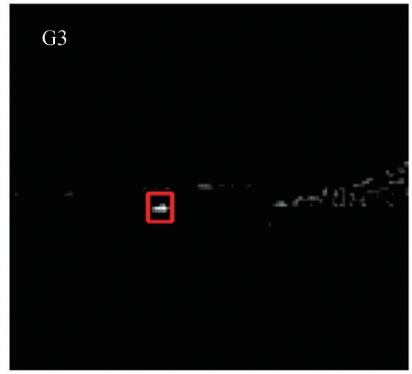
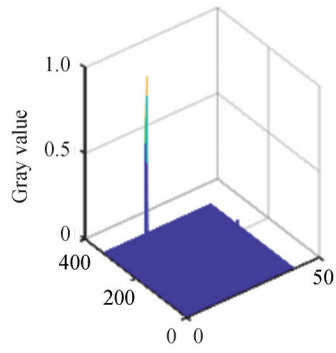
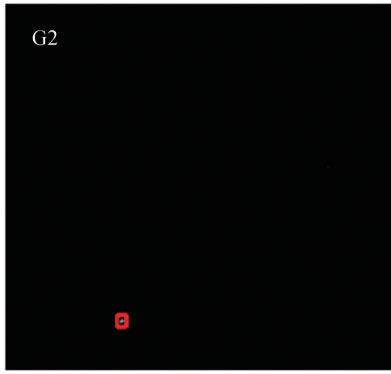
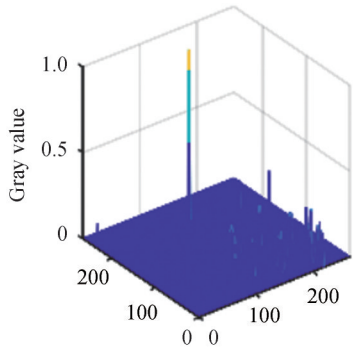
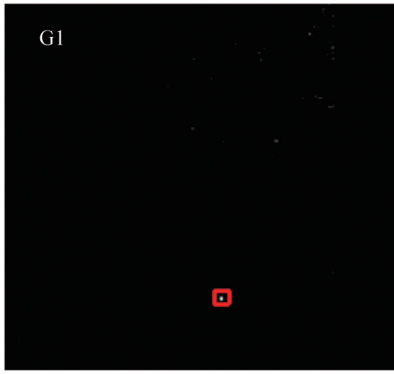
(b) Top-Hat



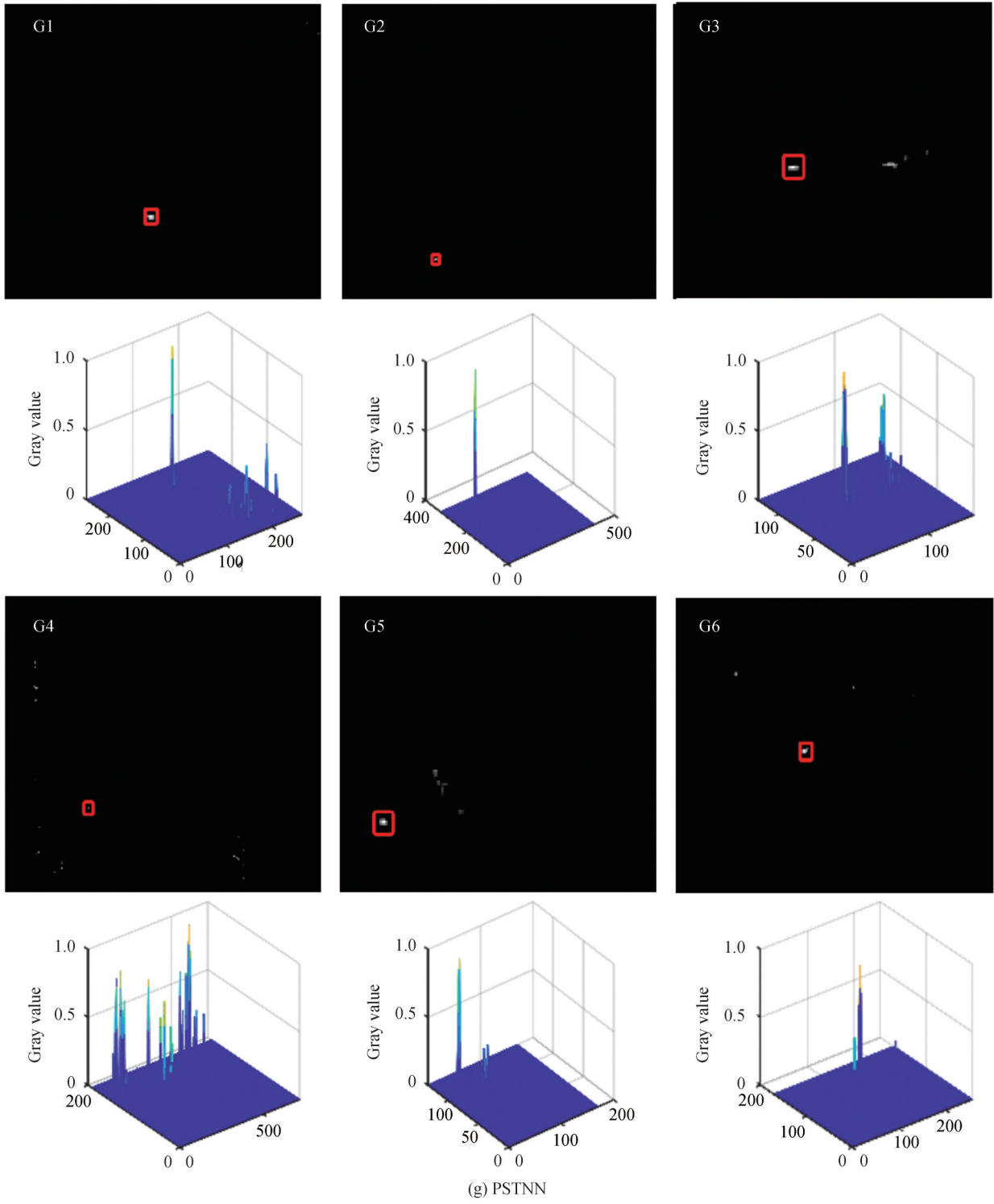


(d) NLCM





(f) FIPT



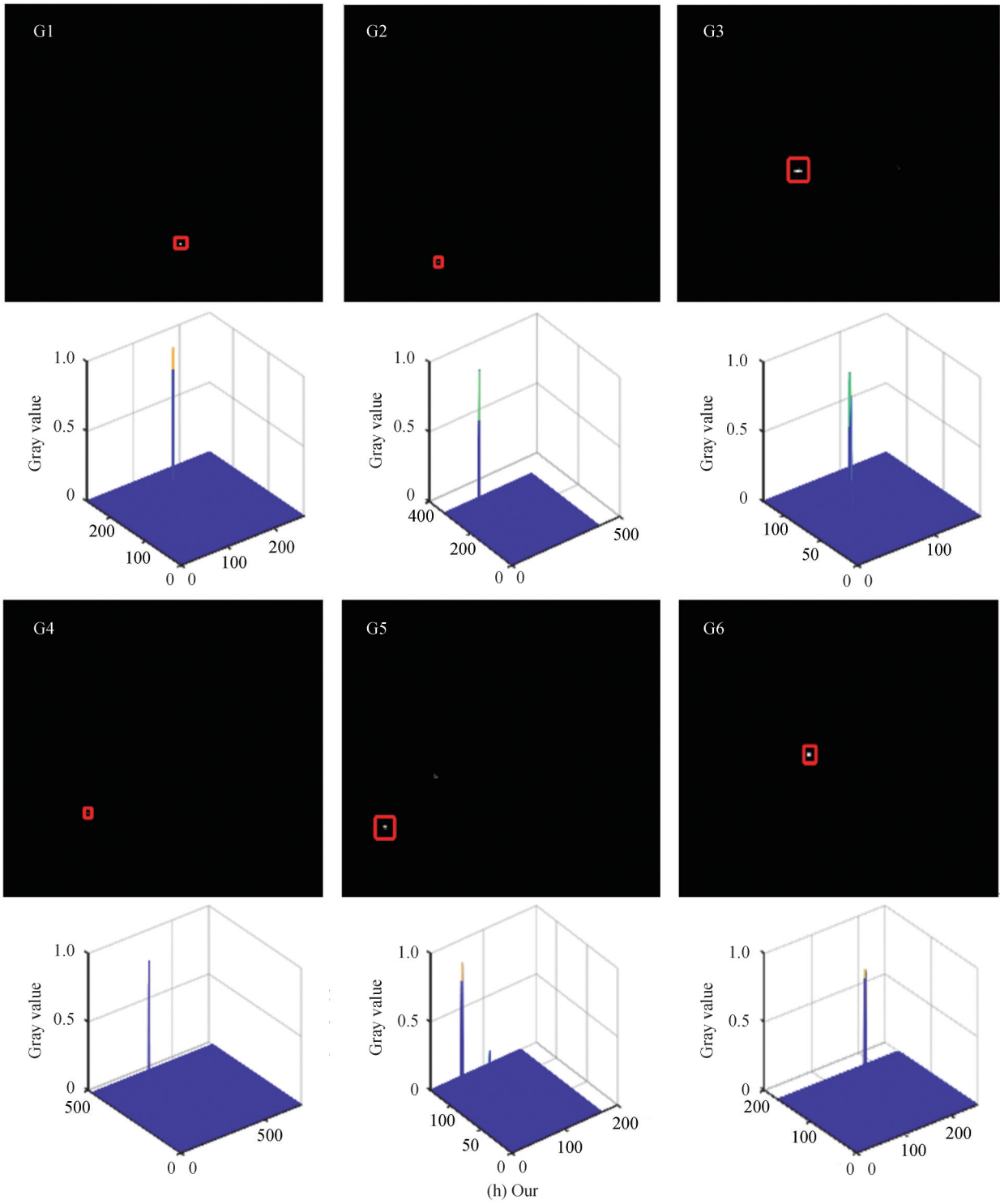


图4 7种算法的检测效果
Fig.4 Detection effect of seven algorithms

制效果明显优于其它算法。此外,如图4(f)与4(g)所示,对于RIPT以及PSTNN所无法抑制的拐点等,在本文的算法中都得到了有效的处理,验证了本文的设计初衷。

3.3 算法评价指标性能分析

为了进一步验证本文算法的性能,将其与其它算法进行量化比较。表2分别给出了红外图像序列1至图像序列6经过7种不同红外小目标检测算法处理后的BSF以及SCRG值。因为Top-Hat,LCM,无法有效抑制复杂背景,所以相应的BSF值和SCRG值明显小于NLCM,IPI,RIPT,PSTNN和本文算法。而相较于同类的优秀算法RIPT和PSTNN,在具有拐点的图像序列G1,G3,G4,G5和G6中,本文算法的BSF值和SCRG值均明显优于RIPT和PSTNN。

表2 6个不同场景下的BSF与SCRG
Table 2 BSF and SCRГ of six different scenes

Method	BSF						SCRГ					
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G1	G2	G3	G4	G5	G6
Top-Hat	5.483	8.229	3.482	3.475	1.476	5.872	29.455	4.502	12.069	12.803	11.867	19.946
LCM	2.089	1.736	1.046	1.249	0.747	1.158	29.01	8.207	5.260	5.174	6.126	2.835
NLCM	225.28	14.884	6.283	19.281	1.891	13.982	inf	347.32	1001.5	12 385	138.08	88.916
IPI	41.413	53.566	11.783	10.517	inf	30.339	121.28	1134.8	inf	380.77	inf	inf
RIPT	27.603	640.67	7.100	54.572	7.069	62.249	inf	inf	87.42	inf	43.252	inf
PSTNN	25.325	944.72	11.072	17.400	17.489	37.012	inf	inf	inf	inf	inf	inf
Our	inf	inf	90.633	inf	36.475	inf	inf	inf	inf	inf	inf	inf

为了验证算法的实时性,本文采用主频为2.6 GHz的英特尔酷睿i7-9750H处理器和内存为8 GB的电脑作为测试平台,测试软件为MATLAB R2019a。测试首先从图像序列1~6中各自抽取10张图片,然后运行算法,统计每个算法处理10张图片所用时间的平均值作为运行时间结果。从表3测试结果可知,本文算法的实时性相对于同类的IPI,RIPT而言得到了大幅度的提升。因为 W_d 相比于 W_p 的计算更耗时,所以在没有明显边缘和拐点的G2中,PSTNN算法具有更好的实时性。但是,当复杂背景具有明显边缘和拐点时,本文所提出的算法分解和迭代速度更快,实时性也更好。

表3 7种算法的算法实时性比较(单位:s)
Table 3 Computation cost comparison of seven methods(unit: s)

Group	Resolution	Top-Hat	LCM	NLCM	IPI	RIPT	PSTNN	Our
G1	267×265	0.072 6	0.013 6	0.194 9	6.306 9	0.664 5	0.201 7	0.159 6
G2	327×404	0.006 0	0.063 1	0.362 6	27.996 6	0.973 7	0.121 5	0.345 8
G3	128×160	0.005 1	0.024	0.065 9	0.862 8	0.132 9	0.052 7	0.046 7
G4	480×720	0.009 1	0.145 5	0.982 3	448.631 7	2.963 3	1.307 0	0.552 5
G5	133×170	0.005 0	0.037 7	0.066 3	0.779 2	0.133 2	0.113 1	0.082 1
G6	171×256	0.002 4	0.013 7	0.122 2	3.130 2	0.317 1	0.183 1	0.138 2

最后,为了能够客观评估所有算法的小目标检测性能,采用ROC曲线作为最后一个评价指标,对各算法进行评估,具体结果如图5所示。ROC曲线是关于检测概率和虚警率的函数曲线,它以目标检测率为纵坐标、虚警率为横坐标绘制曲线,曲线以下包含的面积越大,则表示算法检测性能越好。由图5(d)可知,在背景复杂且目标亮度较低的情况下,RIPT算法的检测性能会下降。此外,由图5(a),(c),(d),(e)和图5(b)对比可知,PSTNN算法在背景边缘具有明显斜角或背景拐点较多的情况下,具有最差的检测性能。而融合DWLCM先验信息的本文算法在此方面得到了明显的改善。综合而言,对比其他6种不同的算法,在相同的检测概率下,本文算法的虚警率最小,而在相同虚警下,本文算法的检测率最大,可见本文算法具有较优的检测性能。

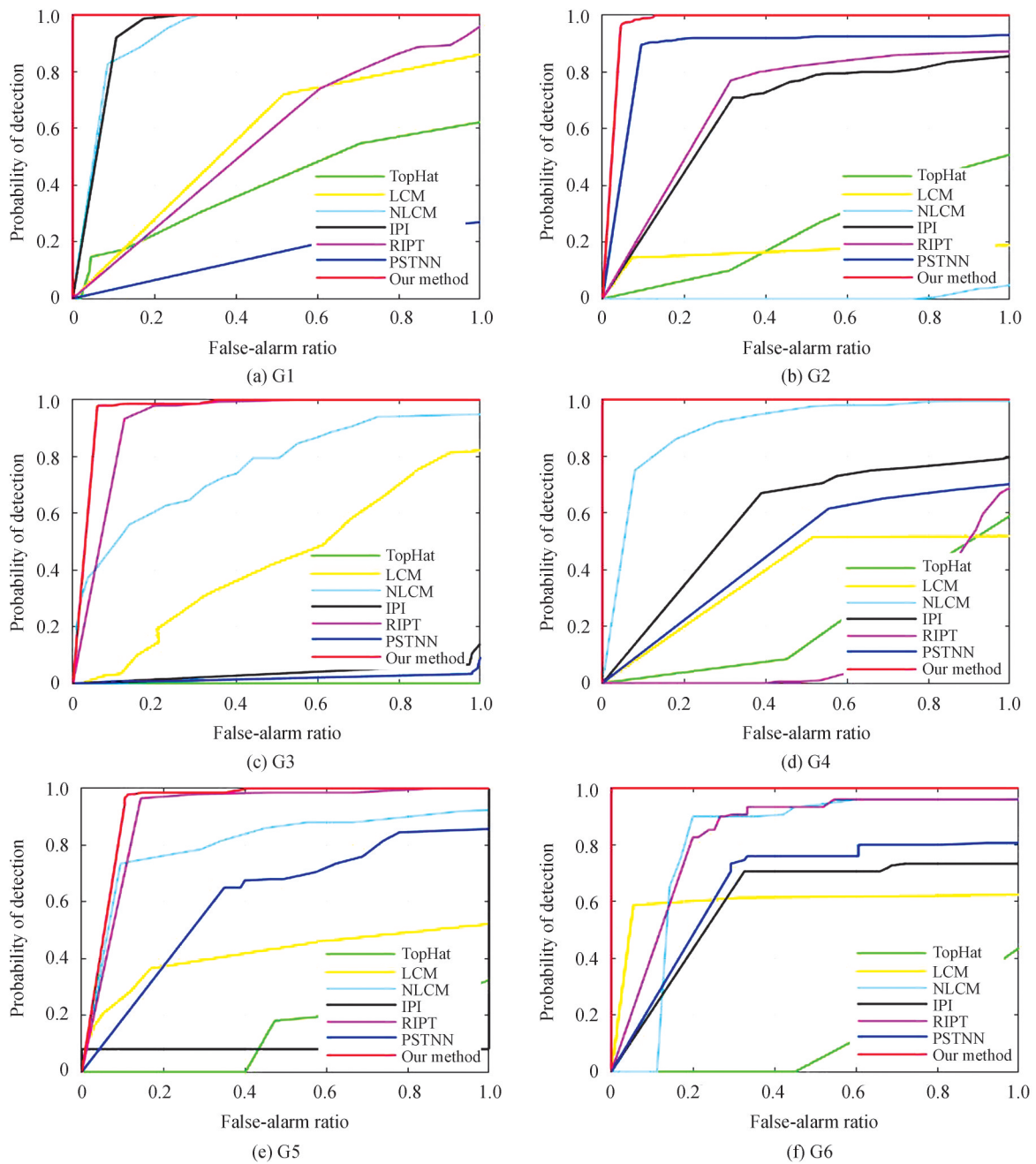


图5 不同场景下7种算法的ROC曲线

Fig.5 The ROC curves of several algorithms under different backgrounds

4 结论

与基于局部先验信息的检测方法相比,基于非局部先验信息的红外小目标检测方法具有较优的性能,但是其本身无法获取关于目标的有效信息,容易产生虚警,且时效性较差。针对基于非局部先验信息的红外小目标检测方法的缺点,本文使用局部对比度作为局部先验信息并将其融合到WTNNM模型中,经过了各种指标的检验,证明了该方法的有效性及其优越性。

参考文献

- [1] LIU Junming, MENG Weihua. Infrared small target detection based on fully convolutional neural network and visual saliency[J]. Acta Photonica Sinica, 2020, 49(7): 0710003.
刘俊明, 孟卫华. 融合全卷积神经网络和视觉显著性的红外小目标检测[J]. 光子学报, 2020, 49(7): 0710003.
- [2] ZHAO Bin, WANG Chunping, FU Qiang, et al. A novel pattern for infrared small target detection with generative

- adversarial network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, (99):1-12.
- [3] ZHANG Yigang, CAO Yang, XIANG Xuezhi. IR small target detection based on morphological top-hat filter [J]. *Measurement and Control*, 2011, 19(6):1269-1272.
- [4] BAI Xiangzhi, ZHOU Fugen. Analysis of different modified top-hat transformations based on structuring element construction[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(11):2999-3003.
- [5] CHEN C L P, LI Hong, WEI Yantao, et al. A local contrast method for small infrared target detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1):574-581.
- [6] HAN Jinhui, MA Yong, ZHOU Bo, 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.
- [7] QIN Yao, LI Biao. Effective infrared small target detection utilizing a novel local contrast method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12):1890-1894.
- [8] HAN Jinhui, JIANG Yawei, ZHANG Xiaojian, et al. Infrared small target detection using tri-layer window local contrast [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(2):20200146.
韩金辉,蒋亚伟,张小件,等.采用三层窗口局部对比度的红外小目标检测[J].*红外与激光工程*, 2021, 50(2):20200146.
- [9] GAO Chenqiang, MENG Deyu, YANG Yi, 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.
- [10] DAI Yimian, WU Yiquan. Reweighted patch-tensor model with both nonlocal and local priors for single-frame[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(8):3752-3767.
- [11] ZHANG Landan, PENG Zhenming. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(4):382.
- [12] GUAN Xuewei, ZHANG Landan, HUANG Suqi, et al. Infrared small target detection via non-convex tensor rank surrogate joint local contrast energy[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(9):1520.
- [13] SINGH R S, KANT V S, YATINDRA K. Infrared small target detection based on non-convex triple tensor factorisation [J]. *IET Image Processing*, 2021, 15(2):556-570.
- [14] SHAO Wenze, WEI Zhihui. Research on filtering behavior of structure tensor based image modeling approaches [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2011, 39(7):1556-1562.
- [15] GU Yanfeng, WANG Chen, LIU Bao, et al. A kernel-based nonparametric regression method for clutter removal in infrared small-target detection applications[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(3):469-473.
- [16] PAN Shengda, ZHANG Su, ZHAO Ming, et al. Offshore infrared dim small targets detection based on weighted scene priori[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, 38(5):633-641.
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):633-641.
- [17] HOSONO K, ONO S, MIYATA T. Weighted tensor nuclear norm minimization for color image denoising [C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2016.
- [18] WANG Huan, YANG Fei, ZHANG Congcong, et al. Infrared small target detection based on patch image model with local and global analysis[J]. *International Journal of Image and Graphics*, 2018, 18(1):1850002.
- [19] ZHAO Kang, PENG Chong, CHENG Qiang. Robust PCA via nonconvex rank approximation [J]. *IEEE Data Min*, 2015, 7(11):211-220.
- [20] HALE E T, YIN Wotao, ZHANG Yin. Fixed-point continuation for l_1 -minimization: Methodology and convergence [J]. *Siam Journal on Optimization*, 2008, 19(3):1107-1130.
- [21] MISHA E, KILMER C, MARTIN D, et al. Factorization strategies for third-order tensors - sciencedirect [J]. *Linear Algebra and its Applications*, 2011, 435(3):641-658.
- [22] LU Canyi, FENG Jiashi, CHEN Yudong, et al. Tensor robust principal component analysis with a new tensor nuclear norm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(4):925-938.