

DOI: 10.12086/oe.2021.210122

基于自适应梯度倒数滤波红外弱小目标场景背景抑制

李 颺^{1,2,3,4}, 徐智勇^{1,3}, 王 琛⁵, 张建林^{1,3*},
汪相如², 樊香所⁶

¹中国科学院光电技术研究所, 四川 成都 610209;

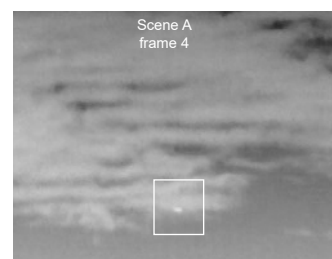
²电子科技大学光电科学与工程学院, 四川 成都 611731;

³中国科学院大学, 北京 100049;

⁴中国科学院光束控制重点实验室, 四川 成都 610209;

⁵航天系统部装备部军代局成都室, 四川 成都 610041;

⁶广西科技大学电气与信息工程学院, 广西 柳州 545006



摘要: 由于红外弱小目标尺度小、能量弱, 所以抑制背景以增强目标使后期检测跟踪性能够得到保障是关键的目标检测技术环节。为了提高梯度倒数滤波算法对杂波纹理的抑制能力, 减少差分图像中残留纹理对目标的干扰, 本文提出了自适应梯度倒数滤波算法(AGRF)。AGRF 算法通过分析背景区域、杂波边缘纹理、目标的分布特性和统计数字特征来确定邻域像素间相关性的自适应联合判定阈值和自适应相关度系数函数, 然后联合相关度系数函数和梯度倒数系数来确定自适应梯度倒数滤波器的元素值。实验结果表明, 在具有相同目标增强性能的前提下, AGRF 算法相比传统梯度倒数滤波算法对杂波边缘纹理的敏感度明显降低。相比九种对比算法, AGRF 算法能够在背景抑制和目标增强这两者之间取得更好的性能平衡。

关键词: 红外弱小目标; 背景抑制; 梯度倒数滤波; 边缘纹理

中图分类号: TP391.41; TN219

文献标志码: A

李颺, 徐智勇, 王琛, 等. 基于自适应梯度倒数滤波红外弱小目标场景背景抑制[J]. 光电工程, 2021, 48(8): 210122

Li B, Xu Z Y, Wang C, et al. Background suppression for infrared dim small target scene based on adaptive gradient reciprocal filtering[J]. *Opto-Electron Eng*, 2021, 48(8): 210122

Background suppression for infrared dim small target scene based on adaptive gradient reciprocal filtering

Li Biao^{1,2,3,4}, Xu Zhiyong^{1,3}, Wang Chen⁵, Zhang Jianlin^{1,3*}, Wang Xiangru², Fan Xiangsuo⁶

¹Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

收稿日期: 2021-04-15; 收到修改稿日期: 2021-06-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62001129); 中国科学院西部之光基金资助项目(ya18k001); 广西科技基地和人才工程基金资助项目(2019AC20147)

作者简介: 李颺(1978-), 男, 博士, 主要从事红外目标检测方面的研究。E-mail: Libiao132@std.uestc.edu.cn

通信作者: 张建林(1976-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事图像复原技术、图像分析与理解技术方面的研究。

E-mail: jlin_zh@163.com

版权所有©2021 中国科学院光电技术研究所

²School of Optoelectronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

⁴Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

⁵Chengdu Office of Military Agency Bureau of Equipment Department, Aerospace System Ministry, Chengdu, Sichuan 610041, China;

⁶School of Electrical and Information Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi 545006, China

Abstract: Due to the small scale and weak energy of the infrared dim small target, the background must be suppressed to enhance the target in order to ensure the performance of detection and tracking of the target in the later stage. In order to improve the ability of gradient reciprocal filter to suppress the clutter texture and reduce the interference of the residual texture to the target in the difference image, an adaptive gradient reciprocal filtering algorithm (AGRF) is proposed in this paper. In the AGRF, the adaptive judgment threshold and the adaptive relevancy coefficient function of inter-pixel correlation in the local region are determined by analyzing the distribution characteristics and statistical numeral characteristic of the background region, clutter texture, and target. Then the element value of the adaptive gradient reciprocal filter is determined by combining the relevancy coefficient function and the gradient reciprocal function. Experimental results indicate that the sensitivity of the AGRF algorithm to the clutter texture is significantly lower than that of the traditional gradient reciprocal filtering algorithm under the premise of the same target enhancement performance. Compared with the other nine algorithms, the AGRF algorithm has better signal-to-noise ratio gain (SNRG) and background suppress factor (BSF).

Keywords: infrared dim small target; background suppression; gradient reciprocal filtering; clutter texture

1 引言

红外弱小目标检测一直是远距离预警和跟踪领域的研究热点。在复杂场景中,由于弱小目标尺度小、能量弱,缺乏有效的几何和纹理特征,易受背景杂波和噪声的影响,所以为了稳定有效地将目标检测出来,需要对背景进行抑制以增强目标。传统的背景抑制算法主要有中值滤波^[1-2]、均值滤波^[3]、顶帽变换^[4]、高斯滤波^[5-6]、二维最小均方滤波^[3,7]等。这些算法的优点是运算复杂度低、实时性好、对缓变背景的抑制效果好。但这类算法参数固定,滤波结构元缺乏自适应能力,所以对起伏比较大的非平稳场景适应性不够理想。

对于弱小目标场景,基于视觉显著性的背景抑制方法得到持续关注,许多算法被提了出来。典型的算法有基于拉普拉斯高斯算法(Laplacian of Gaussian, LoG)^[8-10]和基于高斯差分算法(difference of Gaussian, DoG)^[11-13],以及近年的局部对比度量测算法(local contrast measure, LCM)^[14],多尺度局部块对比度量测算法(multiscale patch-based contrast measure, MPCM)^[15]和加权局部对比度算法(weighted local contrast, WLC)^[16]等。基于视觉显著性的背景抑制算法在小目标与邻域背景对比度比较大时效果一般比较好,

但是当弱小目标信号能量比较弱时性能会受到影响。

基于深度卷积神经网络的目标检测类算法也会涉及将目标与背景的分离,但是这类算法需要大量的数据进行训练以提取特征信息^[17-21]。然而,由于弱小目标尺度小能量弱,几何、纹理和灰度特征均不明显,使得其与背景的有效分离难以通过训练实现。

2011年, Candès 等人^[22]给出了一种全新的高维数据鲁棒主成分分析算法(robust principle component analysis, RPCA)并成功地应用于视频监控、人脸识别等实际应用领域,使得基于鲁棒主成分分析的图像背景抑制算法得到了研究者的重新重视,许多算法被陆续提了出来。近年来,有学者把RPCA引入到弱小目标场景背景抑制领域,提出了一些算法,其中代表性的有 IPI(infrared patch-image)^[23]、RIPT(reweighted infrared patch-tensor)^[24]、TVRPCP(total variation regularization and principal component pursuit)^[25]和 PSTNN(partial sum of the tensor nuclear norm)^[26]等。这一类算法属于矩阵优化类算法,在求解最优背景值时需要涉及到矩阵的分解与重构,算法相对于传统算法而言复杂度较高,运算量比较大。

文献^[27]认为复杂起伏背景各区域内部具有较强的相关性,像素间的梯度值较小;而不同区域交界处

的边缘部分的相关性较弱, 像素之间梯度较大。基于此认识, 文献[27]提出了梯度倒数背景抑制算法。但是这一算法的像素间相关性参数需要根据经验调试来确定, 而且是固定的常数值, 使得算法的场景适应性能力不足。

为此, 文献[28-29]对倒梯度算法进行了改进, 提升了其自适应能力。但是, 像素间的相关性判定阈值和相关度系数函数依然需要通过经验调试来确定。同时, 这几个算法(此处将它们统称为传统梯度倒数滤波算法)减除背景后的差分图像残留有较多的边缘纹理, 不利于后期的目标提取。

为了尽可能地在抑制背景的同时消除更多的边缘纹理和噪声, 增强弱小目标与邻域区域的对比度, 本文根据背景区域、边缘纹理和点目标具有不同的分布特性和统计数字特征, 提出了自适应梯度倒数滤波算法(adaptive gradient reciprocal filtering algorithm, AGRF)。相较于传统的梯度倒数滤波算法, AGRF 算法具有如下特性:

1) 算法参数完全自适应确定。AGRF 算法给出了新的邻域像素间相关性的判定阈值确定方法, 实现判定阈值完全随着邻域像素统计数字特征自适应确定; 定义了一种新的相关度系数函数, 实现相关度系数函数值随着相关度系数做非线性自适应改变, 提高了滤波器的选通性能。

2) 相比传统梯度倒数滤波算法, AGRF 算法在有效抑制背景的同时对杂波纹理的抑制效果更好。相比传统梯度倒数滤波算法, AGRF 算法的参数能够随着具有不同分布特征的图像成分的统计特性来完全自适应地调整取值, 所以对杂波纹理具有更好的抑制性能。

2 AGRF 算法

此部分首先讨论 AGRF 算法的模型, 然后分析各类像素的分布特性和统计数字特征的差异以明确关键参数的自适应确定方法。

2.1 模型建立

由于弱小目标尺度相对背景和纹理而言偏小, 相对其邻域为异常点, 在频域高频形成异常突出。因此, 可建立如下具有自适应选通性的背景图像估计模型:

$$f_B(x, y) = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-n}^n f(x+i, y+j) H(i, j), \quad (1)$$

$$H(i, j) = \begin{cases} a & i = j = 0 \\ b_{i,j} & i \neq 0, j \neq 0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $f_B(x, y)$ 是自适应梯度倒数滤波器的输出背景估计值。 $-m \leq i \leq m, -n \leq j \leq n$, m, n 是像素点 (x, y) 的邻域 $D(x, y)$ 的尺度。 $f(x+i, y+j)$ 是原图像在 $(x+i, y+j)$ 处的像素灰度值。 $a, b_{i,j}$ 是自适应梯度倒数滤波器 $H(i, j)$ 的自适应元素值。 $H(i, j)$ 是低通滤波器。

2.2 滤波器 $H(i, j)$ 自适应元素值的确定

从分布特性来看, 弱小目标可看成是图像的奇异点, 其分布特性是目标质心区域的像素灰度值最高, 从质心向四周的像素灰度值下降迅速。背景区域面积广且像素灰度值的变化相对要平缓很多。因此, 目标区域像素的相关性相比背景区域像素的相关性小, 而目标像素与邻域像素间的灰度梯度值要比背景区域像素间的灰度梯度值高。区域边缘杂波纹理像素间的相关性和梯度值介于前面两者之间, 但更加接近于背景。因此, 可以利用目标与背景和边缘纹理的这一灰度分布特性差异来估计背景值和降低边缘纹理的影响, 也就是使得当相关性越大和梯度值越小时对应的滤波器 $H(i, j)$ 输出值越接近像素灰度真实值, 从而使差分图中的目标得到有效增强。

从统计数字特征来看, 目标区域像素的灰度均值和方差比图像背景的要大, 而边缘纹理区域的均值和方差与图像背景的相当。因此, 为了在抑制背景的同时尽量减除掉边缘纹理和尽可能地保留目标, 将均值和方差作为邻域像素间相关性的联合判定阈值, 可得如下相关度系数估计式:

$$C_{x,y} = \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-n}^n \begin{cases} 1 & C_1 \text{ and } C_2 \\ 0 & \text{other} \end{cases}, \quad (3)$$

这里:

$$C_1 \text{ 为 } f(x+i, y+j) > \min(M_{\text{mean}_I}, M_{\text{mean}_{D_{x,y}}}),$$

$$C_2 \text{ 为 } |f(x+i, y+j) - f(x, y)| < S_{\text{std_mean}},$$

$C_{x,y}$ 是像素 (x, y) 与其邻域 $D(x, y)$ 内其他像素间的相关度系数。 $f(x, y)$ 是像素 (x, y) 的灰度值。 M_{mean_I} 和 $M_{\text{mean}_{D_{x,y}}}$ 分别是整幅原始图像 I 的灰度均值和像素 (x, y) 的邻域 $D(x, y)$ 灰度均值。 $S_{\text{std_mean}}$ 是图像 I 的像素灰度值方差和邻域 $D(x, y)$ 灰度值方差的均值。

为了让滤波器尽可能地保留相关度系数和梯度符合非目标像素的像素点, 而对目标像素尽可能地抑制, 定义如下相关度系数函数 $R(C_{x,y})$ 和邻域像素的梯度倒数系数 $G(i, j)$:

$$R(C_{x,y}) = \frac{1}{(C_{x,y})^{C_{x,y}}}, \quad (4)$$

$$G(i, j) = \begin{cases} R(C_{x,y}) & C_1 \text{ and } C_2 \\ 1 & \\ \frac{1}{|f(x+i, y+j) - f(x, y)|} & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

函数 $R(C_{x,y})$ 随着 $C_{x,y}$ 做非线性自适应快速变化, 使得在 $C_{x,y}$ 值越大的区域, $R(C_{x,y})$ 非线性迅速减小。 $R(C_{x,y})$ 的这一特性提高了自适应滤波器 $H(i, j)$ 对目标和非目标区域的选通性。

获取了邻域像素梯度倒数系数 $G(i, j)$ 之后, 可以定义如下滤波器 $H(i, j)$ 的自适应元素值:

$$H(i, j) = \begin{cases} a = R & i = j = 0 \\ b_{i,j} = (1-R) \frac{G(i, j)}{g} & i \neq 0, j \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$g = \sum_{i=-m \text{ and } i \neq 0}^m \sum_{j=-n \text{ and } j \neq 0}^n G(i, j) \quad (7)$$

将原始图像 I 和式(6)代入式(1)可得到背景图像 L 。则差分图像可由下式获取:

$$D = I - L \quad (8)$$

从滤波器 $H(i, j)$ 的自适应元素值的定义式和式(1)的背景估计可见, 当像素的相关度系数越大和梯度值越小时, 经过滤波器后该像素将尽可能地被保留。这样, 经过滤波处理后, 背景和大部分纹理将尽可能地

得到保留, 而目标被尽可能地平滑, 从而差分图像中的目标得到了有效的增强。

3 实验

本部分选用三个典型场景来做实验以验证 AGRF 算法的性能。场景 A 存在抖动现象的同时背景和目标都是在快速运动; 云层背景杂波很强, 而且边缘纹理很丰富。场景 B 中的目标能量较弱, 与邻域云层的对比度较低, 几乎被云层所淹没; 同时天空和云层交界处存在着很强的且断续的边缘纹理, 而且部分断续孤立纹理的尺度与目标相当, 图像中间还存在着一条灰度值较强的竖直断续亮纹。场景 C 中的目标能量变化幅度大, 目标运动速度快且轨迹复杂; 而且场景中存在丰富的与目标的尺度和灰度值都相差不大的随机噪点。表 1 列出了三个场景中目标的具体特征。图 1 是目标运动轨迹图。文献[27](简称“TGRF1”)、文献[28](简称“TGRF2”)和文献[29](简称“TGRF3”)、均值滤波(简称“MF”)和频域高斯低通滤波(简称“GF”)、IPI^[23]和 PSTNN^[26]、MPCM^[15]和 MWLCM^[16]这九个算法将被用来与 AGRF 算法进行实验对比。这些算法的参数设置见表 2。

表 1 场景 A、B 和 C 中目标的能量、速度和轨迹特征
Table 1 The energy, velocity, and trajectory characteristics of the targets

Scenes	Total frames	Sizes	S_{NRin}/dB			Velocities/(pixels/frame)			Trajectories
			Min	Max	Mean	Min	Max	Mean	
A	30	256×200	1.9764	14.4036	9.1537	0	2.8284	1.2967	Complex curve trajectory
B	164	245×175	0.8277	12.6054	7.8838	0	1.4142	0.2809	Linear trajectory
C	56	196×196	0.0810	12.2177	7.3223	0	1.4142	0.5727	Reciprocating moves with a complex trajectory

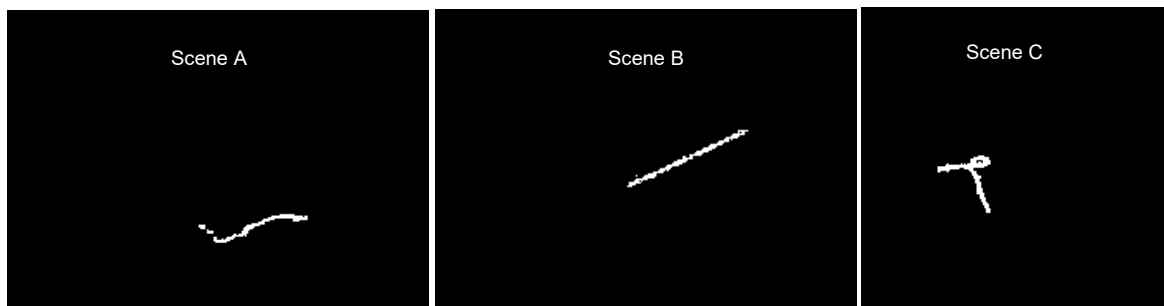


图 1 目标运动轨迹

Fig. 1 The trajectories of the targets

表 2 AGRF 和另外九种对比算法的参数值

Table 2 The parameters of the ten algorithms

Algorithms	Parameters
AGRF	Structural element size: $m \times n$, $m=n=3$
TGRF1	Structural element size: $m \times n$, $m=n=3$, $\theta=10$ [27]
TGRF2	Structural element size: $m \times n$, $m=n=3$, $K=5$, $c=1$ [28]
TGRF3	Structural element size: $m \times n$, $m=n=3$, $K=2$, $c=2$ [29]
MF	Structural element size: $m \times n$, $m=n=3$
GF	Bandwidth: $B=5$
IPI	Patch size: 50×50 , sliding step: 10 , $\lambda=(\min(\text{size}(\mathbf{D})))^{-1/2}$, $\varphi=10^{-7}$ [23]
PSTNN	Patch size: 40×40 , sliding step: 40 , $\lambda=0.6 \times (\max(\text{size}(\mathbf{D})))^{-1/2}$, $\varphi=10^{-7}$ [26]
MPCM	Mask size: $N=3, 5, 7, 9$ [15]
MWLCM	Convolution mask size: $D=3$, Weighted mask size: $W=3, 5$ [16]

评价指标采用信噪比增益(signal-to-noise ratio gain, S_{NRG})、背景抑制因子(background suppress factor, B_{SF})和三维能量分布图这三个指标, 其中 S_{NRG} 和 B_{SF} 的定义式如下:

$$S_{\text{NR}} = 10 \lg \left(\frac{\alpha_t - \alpha_l}{\delta_l} \right), \quad (9)$$

$$S_{\text{NRG}} = 10 \lg \left(\frac{S_{\text{NR}_{\text{out}}}}{S_{\text{NR}_{\text{in}}}} \right), \quad (10)$$

$$B_{\text{SF}} = \frac{\delta_{\text{in}}}{\delta_{\text{out}}}, \quad (11)$$

其中: S_{NR} 是信噪比(signal-to-noise ratio), α_t 和 α_l 分别是目标和目标邻域背景的灰度平均值, δ_l 是目标邻域背景的灰度标准差, $S_{\text{NR}_{\text{in}}}$ 和 $S_{\text{NR}_{\text{out}}}$ 分别是背景抑制前后的 S_{NR} , δ_{in} 和 δ_{out} 分别是背景抑制前后图像的灰度标准差, 目标邻域尺度取 3 倍目标尺度, S_{NRG} 衡量算法对目标的增强能力, 其值越大说明目标增强效果越好; B_{SF} 衡量算法对背景的抑制能力, 其值越大说明对背景的抑制效果越好。差分图像及其三维能量分布图从视觉上直观反映算法抑制背景和增强目标的性能。对比实验数据列于表 3 和图 2~图 4。在图 2~图 4 中, 图(a)是原始视频帧图像, 图(b)是背景图像, 图(c)是减除背景后的差分图像, 图(d)是差分图的三维能量分布图。

表 3 和图 2~图 4 实验数据表明, 十种算法都能够有效抑制背景, 但是 AGRF 算法能够在背景抑制和目标增强这两者之间取得更好的性能平衡。在目标增强方面: 对 A、B 和 C 三个场景, AGRF 算法的信噪比增益(S_{NRG})都高于另外九种算法, S_{NRG} 均值分别为

8.5152、1.5316 和 4.2088。在背景抑制方面: AGRF 算法对 A、B 和 C 三个场景背景抑制因子(B_{SF})都优于另外九种算法, 均值分别为 9.1212、18.7378 和 19.8299, 至少分别高出另外九种算法 3.0537、5.1708 和 0.4017。可以从图 2~图 4 得到更加直观的视觉对比效果: 场景 A 中的云层存在丰富的强杂波纹理。TGRF1、TGRF2、TGRF3 和 GF 这 4 种算法抑制边缘纹理的能力都明显比 AGRF 算法的弱。

图 2 显示, 相比 AGRF 算法, 这 4 种算法的差分图像中依然存在与目标直接相连的较为明显的残留纹理。MF 算法的差分图像虽然残留噪声和纹理相比其他算法没那么显著, 但是其在抑制背景的同时也把目标能量给过度地削弱了, 所以背景图中依然可以看到能量较强的目标。IPI、PSTNN 和 MPCM 算法都存在比较强的残留纹理, 而且残留有大面积和高灰度值的底噪(借用通信领域底噪的概念, 在这里相当于整幅图像的灰度平值)。MPCM 算法除了对疑似显著性目标敏感之外, 还对云层中与目标尺度相当的空洞敏感, 比如左上角和右上角的云层空洞就被 MPCM 算法当做暗目标来提取并增强, 这会给后期的目标检测带来干扰。MWLCM 对疑似显著性目标点具有很强的敏感性能, 因此差分图像中残留有遍布整幅图像的强噪点, 这不利于后期的目标检测跟踪。场景 B 中主要由大面积且相对较为平坦的云层区域和天空区域构成, 但是在云层和天空接连处存在大量与目标尺度相当、动态变化的断续孤立边缘纹理, 同时图像中间位置有一条明显的竖直断续亮纹。能否有效地对这些背景及纹理进行抑制将会影响到后期的目标检测和跟踪工作。

表 3 AGRF 和另外九种对比算法的背景抑制效果
Table 3 The S_{NRG} and B_{SF} values of AGRF and the other nine algorithms

Scenes	Algorithms	S_{NRG}/dB			B_{SF}		
		Min	Max	Mean	Min	Max	Mean
A	AGRF	1.4318	14.5467	8.5152	8.4074	10.1775	9.1212
	TGRF1	0.1389	5.3168	3.2409	5.8432	6.4920	6.0675
	TGRF2	0.3707	5.4119	3.2926	5.5092	6.1362	5.7112
	TGRF3	0.2595	5.4322	3.2426	5.3443	5.9421	5.5412
	MF	-1.3206	7.8455	2.1052	2.9911	3.5830	3.1966
	GF	0.5245	9.1417	3.9417	3.7368	4.3449	3.9863
	IPI	1.0146	8.3615	3.6349	3.3556	6.1655	4.3638
	PSTNN	1.4266	9.5410	4.3144	2.4219	4.4709	2.9881
	MPCM	-5.2338	10.4453	3.9401	1.8895	3.7153	2.6015
	MWLCM	0.7277	12.1279	3.8269	1.7149	5.2469	3.4517
B	AGRF	-0.2955	3.5235	1.5316	18.3679	19.1034	18.7378
	TGRF1	-0.9171	3.3898	1.5090	13.3689	13.6873	13.5670
	TGRF2	-0.6594	3.0443	1.3981	12.1735	12.4756	12.3671
	TGRF3	-1.0907	3.5175	1.4915	12.0277	12.3255	12.2187
	MF	-1.3828	3.1671	0.8868	5.5295	5.6620	5.5934
	GF	-6.9077	2.6916	0.7823	4.1608	4.2158	4.1826
	IPI	-1.3244	1.4968	0.0566	7.4858	18.0002	10.7508
	PSTNN	-0.6069	3.1282	0.0953	2.7764	4.0866	3.3782
	MPCM	-11.4079	0.8875	0.0321	11.4831	13.2417	12.1940
	MWLCM	-6.9957	2.4653	0.8712	4.5383	7.8829	6.0311
C	AGRF	0.3587	10.2301	4.2088	18.6607	21.7150	19.8299
	TGRF1	-0.4963	10.0609	3.7432	18.0908	20.7674	19.4282
	TGRF2	-0.5165	9.8415	3.6595	16.4072	18.9794	17.6397
	TGRF3	-0.4726	9.9181	3.6877	16.2585	18.7240	17.4669
	MF	-2.7098	6.3646	1.1974	10.4714	10.7958	10.6413
	GF	0.1454	9.6489	4.1923	5.5057	5.6942	5.5993
	IPI	0.1339	9.4985	3.2826	4.8423	6.7377	5.6288
	PSTNN	0.3203	9.4696	4.1053	4.1923	5.2520	4.6491
	MPCM	0.2853	9.0189	3.2278	4.9868	19.3601	11.5253
	MWLCM	-0.3660	8.9545	3.6217	3.9536	9.0515	6.0181

图 3 显示, 相比其他 7 种算法, AGRF、MF 和 MWLCM 算法更能有效抑制云层背景和边缘纹理。而在竖直条纹的抑制方面, AGRF 算法明显优于 MF 和 MWLCM 算法。MWLCM 算法由于对孤立纹理和噪点比较敏感, 所以差分图中存在着大量足以干扰目标检测的伪目标点, 特别是残留竖直亮纹将对目标的有效提取产生影响。IPI、PSTNN 和 MPCM 算法对云层背

景区域的抑制效果不理想, 差分图中依然可以看到明显的灰度值较高的云层背景区域。由于残留云层背景灰度值比较高, 目标没有能够得到有效增强, 特别是 PSTNN 和 MPCM 算法的残留云层几乎完全把目标给淹没掉。IPI、PSTNN 和 MPCM 算法的这一不足不仅可以图 3 中直观反映出来, 从表 3 的信噪比增益数据也可以反映出来。

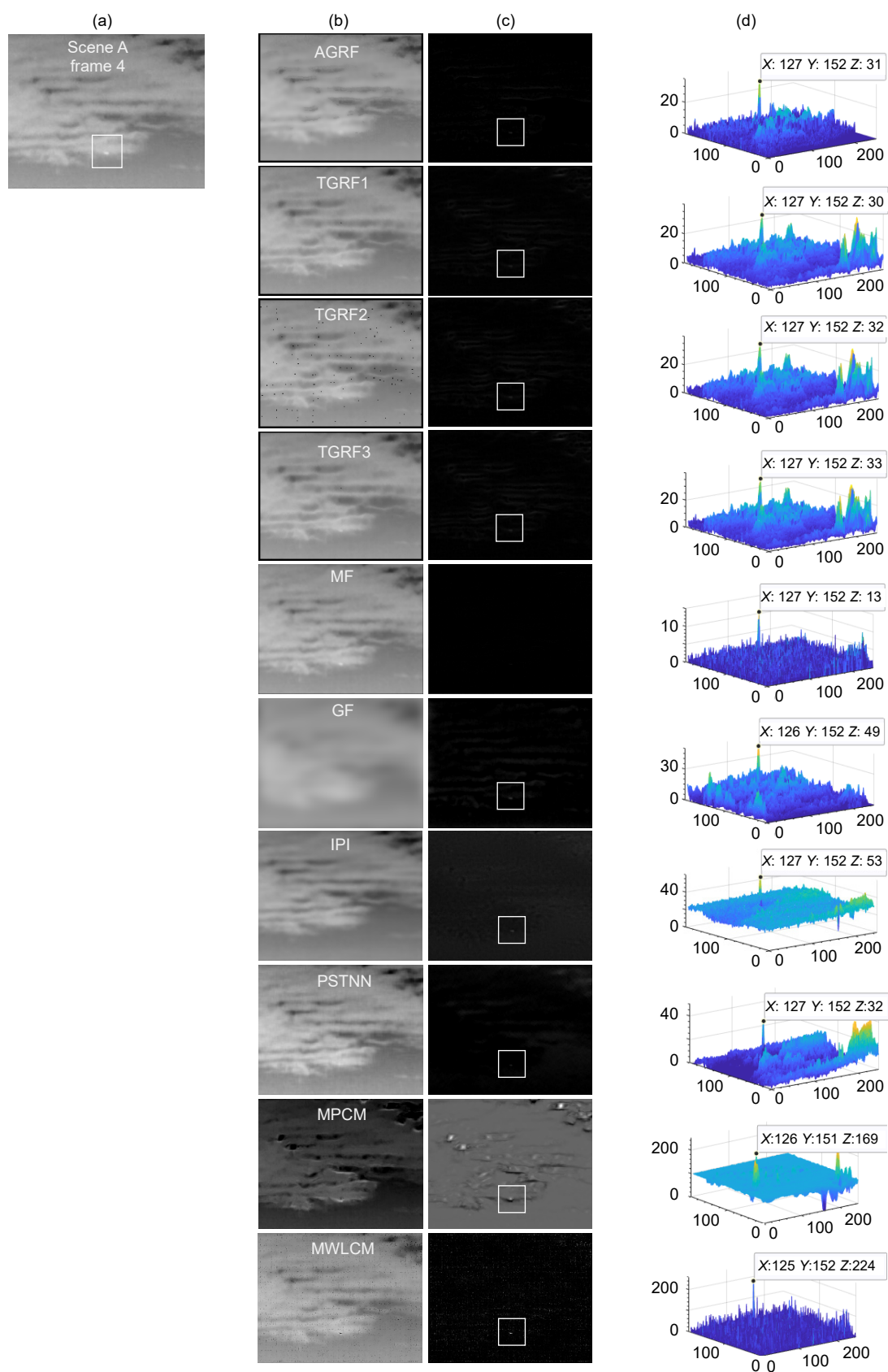


图 2 十种算法对场景 A 的背景抑制视觉效果

Fig. 2 The visual effect of background suppression of the ten algorithms for scene A

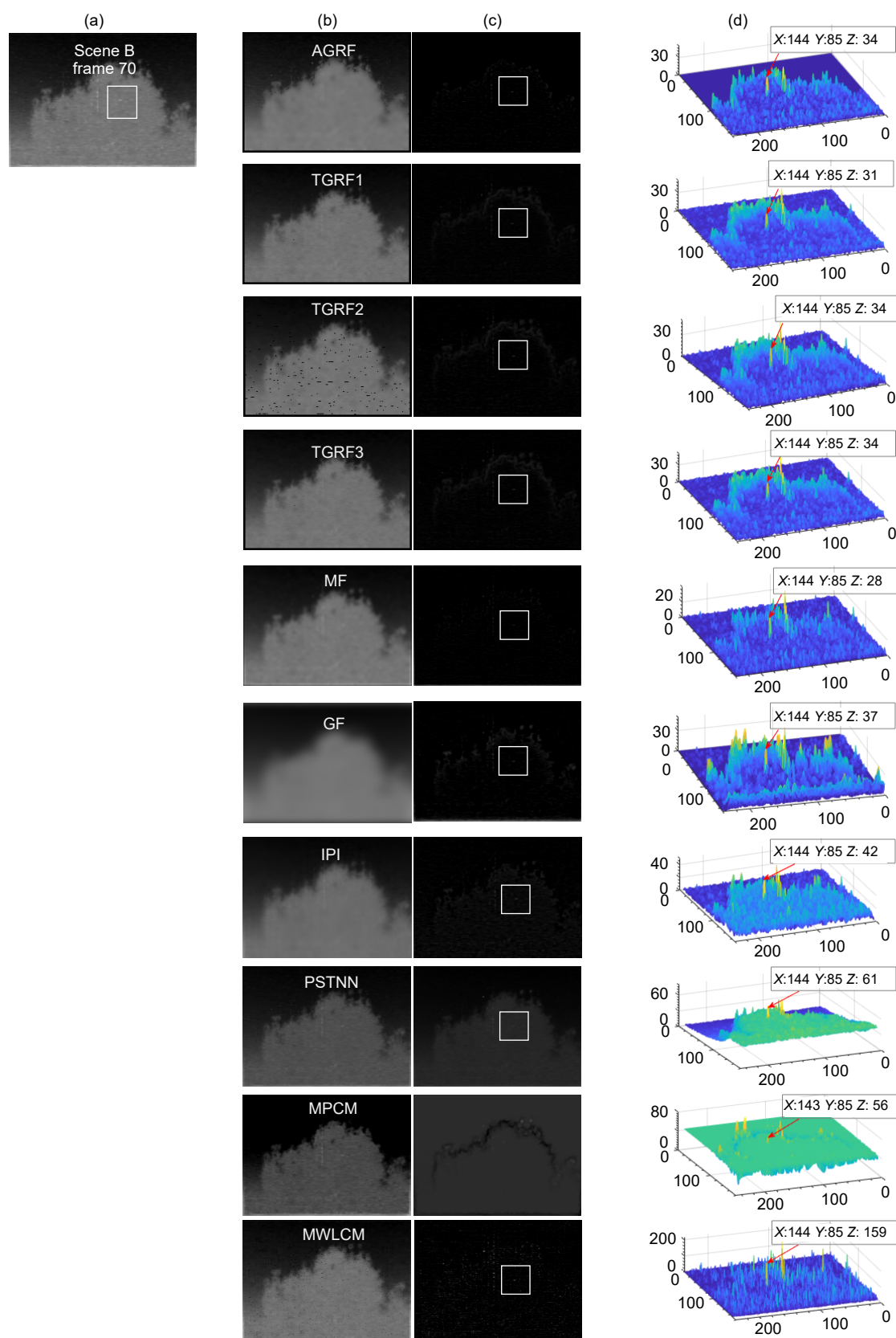


图 3 十种算法对场景 B 的背景抑制视觉效果

Fig. 3 The visual effect of background suppression of the ten algorithms for scene B

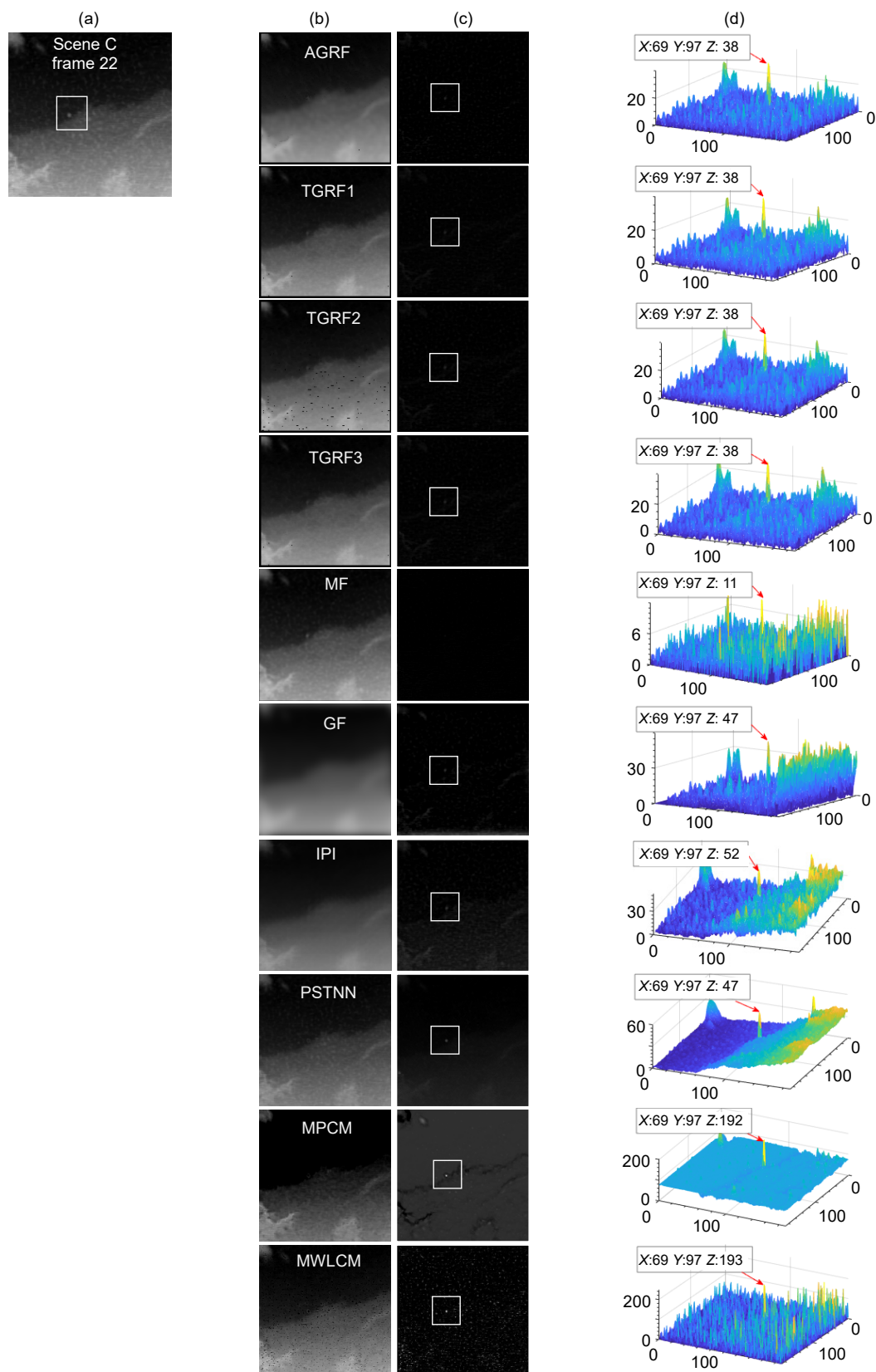


图 4 十种算法对场景 C 的背景抑制视觉效果

Fig. 4 The visual effect of background suppression of the ten algorithms for scene C

TGRF1、TGRF2、TGRF3 和 GF 这四种算法的差分图像中残留的背景比 IPI、PSTNN 和 MPCM 算法的稍弱, 但残留边缘纹理信息非常强。场景 C 存在着大量随机分布而且尺度和能量与目标相当的噪点, 图像中左上角、左下角和右边中下位置存在四处灰度值较大纹理状的云块。

图 4 显示, AGRF、MF 和 MWLCM 算法抑制背景和纹理的能力优于另外 7 种算法。其中 AGRF 算法综合性能最好, 在有效抑制背景和纹理的同时, 目标得到了有效增强, 噪声也得到了有效抑制。MF 算法差分图像中的目标能量很弱, 像素灰度值最高只有 11, 而且目标信息被显著丢失(从残留的目标尺度得出); 同时差分图像中残留有大量与目标能量相当的噪声。MWLCM 算法由于对强噪声敏感, 所以差分图中存在大量与目标在尺度和能量上都相当的强伪目标点。TGRF1、TGRF2、TGRF3 和 GF 这四种算法抑制背景和纹理的能力比 AGRF、MF 和 MWLCM 算法稍差, 紧挨着目标右下方依然能明显看到边缘纹理的存在。IPI 和 PSTNN 对云层背景抑制效果相似, 差分图像的下半部分云层背景残留明显, 而且与原图像中云层的灰度分布状况相似, 都是越往下方边缘灰度值越高; 算法对左上角云块也存在同样的现象。PSTNN 算法的残留噪声没有 IPI 那么强, IPI 算法的差分图中存在大量噪点。MPCM 算法差分图像的底噪值很高而且布满整幅差分图像; 除了目标得到增强之外, 云层中与目标尺度相当的边角、孤立斑块和噪点也得到了增强, 成为差分图像中的伪目标点, 这不利于后期的目标检测和跟踪。

4 结 论

AGRF 算法是一种参数随着图像不同成分统计特性的变化而完全自适应调整的梯度倒数滤波算法。相比传统梯度倒数滤波算法, AGRF 算法更好地抑制了杂波边缘纹理, 取得了很好的抑制背景和增强目标性能。实验结果显示, 对于三个典型的红外弱小目标场景, AGRF 算法在输出信噪比增益比其他九种对比算法更高的情况下, 背景抑制因子也分别至少高出 3.0537、5.1708 和 0.4017。结果表明, 相比传统梯度倒数滤波算法, AGRF 算法能更好地将目标与背景纹理有效分离。

AGRF 属于空域滤波类算法, 与其他空域滤波算法一样, 算法的效果受到滤波模板能否与邻域像素灰度分布特性较好地匹配有关。当前 AGRF 算法有效提

高了对边缘纹理的抑制能力, 但是差分图像中还依然存在一定的残留纹理。这主要是跟邻域像素间相关性的判定方法依然不够准确有关。所以, 在将来的工作中, 可以考虑采用九宫格模板及回形窗模板的邻域考察模式来改进邻域像素间相关性的判定方法, 或结合前后帧图像像素时域信息来进行改进。

参考文献

- [1] Garcia-Garcia B, Bouwmans T, Silva A J R. Background subtraction in real applications: challenges, current models and future directions[J]. *Comput Sci Rev*, 2020, **35**: 100204.
- [2] Villar S A, Torcida S, Acosta G G. Median filtering: a new insight[J]. *J Math Imaging Vis*, 2017, **58**(1): 130–146.
- [3] Sobral A, Vacavant A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos[J]. *Comput Vis Image Understand*, 2014, **122**: 4–21.
- [4] Bai X Z, Zhou F G. Infrared small target enhancement and detection based on modified top-hat transformations[J]. *Comput Electr Eng*, 2010, **36**(6): 1193–1201.
- [5] Goyal K, Singhai J. Review of background subtraction methods using Gaussian mixture model for video surveillance systems[J]. *Artif Intell Rev*, 2018, **50**(2): 241–259.
- [6] Dong X B, Huang X S, Zheng Y B, et al. Infrared dim and small target detecting and tracking method inspired by human visual system[J]. *Infrared Phys Technol*, 2014, **62**: 100–109.
- [7] Bae T W, Kim Y C, Ahn S H, et al. An efficient two-dimensional least mean square (TDLMS) based on block statistics for small target detection[J]. *J Infrared Millim Terahertz Waves*, 2009, **30**(10): 1092–1101.
- [8] Shao X P, Fan H, Lu G, et al. An improved infrared dim and small target detection algorithm based on the contrast mechanism of human visual system[J]. *Infrared Phys Technol*, 2012, **55**(5): 403–408.
- [9] Kim S. Min-local-LoG filter for detecting small targets in cluttered background[J]. *Electron Lett*, 2011, **47**(2): 105–106.
- [10] Kim S, Lee J. Scale invariant small target detection by optimizing signal-to-clutter ratio in heterogeneous background for infrared search and track[J]. *Pattern Recogn*, 2012, **45**(1): 393–406.
- [11] Wang X, Ning C, Xu L Z. Spatiotemporal difference-of-Gaussians filters for robust infrared small target tracking in various complex scenes[J]. *Appl Opt*, 2015, **54**(7): 1573–1586.
- [12] Xia T, Tang Y Y. Biologically inspired small infrared target detection using local contrast mechanisms[J]. *Int J Wavelets Multiresolut Inf Process*, 2015, **13**(4): 1550025.
- [13] Wang B, Dong L L, Zhao M, et al. Fast infrared maritime target detection: Binarization via histogram curve transformation[J]. *Infrared Phys Technol*, 2017, **83**: 32–44.
- [14] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2014, **52**(1): 574–581.
- [15] Wei Y T, You X G, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection[J]. *Pattern Recogn*, 2016, **58**: 216–226.
- [16] Liu J, He Z Q, Chen Z L, et al. Tiny and dim infrared target detection based on weighted local contrast[J]. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2018, **15**(11): 1780–1784.
- [17] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies

- for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, 2014: 580–587.
- [18] Zhao C M, Chen Z B, Zhang J L. Application of aircraft target tracking based on deep learning[J]. *Opto-Electron Eng*, 2019, **46**(9): 180261.
赵春梅, 陈忠碧, 张建新. 基于深度学习的飞机目标跟踪应用研究[J]. 光电工程, 2019, **46**(9): 180261.
- [19] Zhao C M, Chen Z B, Zhang J L. Research on target tracking based on convolutional networks[J]. *Opto-Electron Eng*, 2020, **47**(1): 180668.
赵春梅, 陈忠碧, 张建新. 基于卷积网络的目标跟踪应用研究[J]. 光电工程, 2020, **47**(1): 180668.
- [20] Zhang R Z, Zhang J L, Qi X P, *et al.* Infrared target detection and recognition in complex scene[J]. *Opto-Electron Eng*, 2020, **47**(10): 200314.
张汝榛, 张建新, 祁小平, 等. 复杂场景下的红外目标检测[J]. 光电工程, 2020, **47**(10): 200314.
- [21] Zuo H R, Xu Z Y, Zhang J L, *et al.* Visual tracking based on transfer learning of deep saliency information[J]. *Opto-Electron Adv*, 2020, **3**(9): 190018.
- [22] Candès E J, Li X D, Ma Y, *et al.* Robust principal component analysis?[J]. *J ACM*, 2011, **58**(3): Article No.: 11.
- [23] Gao C Q, Meng D Y, Yang Y, *et al.* Infrared patch-image model for small target detection in a single image[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2013, **22**(12): 4996–5009.
- [24] Dai Y M, Wu Y Q. Reweighted infrared patch-tensor model with both nonlocal and local priors for single-frame small target detection[J]. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2017, **10**(8): 3752–3767.
- [25] Wang X Y, Peng Z M, Kong D H, *et al.* Infrared dim target detection based on total variation regularization and principal component pursuit[J]. *Image Vis Comput*, 2017, **63**: 1–9.
- [26] Zhang L D, Peng Z M. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm[J]. *Remote Sens*, 2019, **11**(4): 382.
- [27] Li J C, Shen Z K. Small moving target detection in clutter infrared background[J]. *Infrared Laser Eng*, 1997, **26**(6): 8–13.
李吉成, 沈振康. 红外起伏背景下运动点目标的检测方法[J]. 红外与激光工程, 1997, **26**(6): 8–13.
- [28] Li Z Z, Dong N L, Jin G, *et al.* Dim small Target detection in strong undulant clutter background based on adaptive filter[J]. *Chin J Sci Instrum*, 2004, **25**(S1): 663–665.
李正周, 董能力, 金钢, 等. 基于自适应滤波的强起伏背景下弱小目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2004, **25**(S1): 663–665.
- [29] Fan X S, Xu Z Y, Zhang J L. Infrared dim and small target background suppression based on improved gradient inverse weighting filter[J]. *Opto-Electron Eng*, 2017, **44**(7): 719–724.
樊香所, 徐智勇, 张建新. 改进梯度倒数加权滤波红外弱小目标背景抑制[J]. 光电工程, 2017, **44**(7): 719–724.

Background suppression for infrared dim small target scene based on adaptive gradient reciprocal filtering

Li Biao^{1,2,3,4}, Xu Zhiyong^{1,3}, Wang Chen⁵, Zhang Jianlin^{1,3*}, Wang Xiangru², Fan Xiangsuo⁶

¹Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

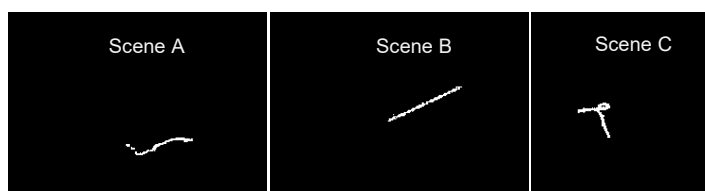
²School of Optoelectronic Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

⁴Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 610209, China;

⁵Chengdu Office of Military Agency Bureau of Equipment Department, Aerospace System Ministry, Chengdu, Sichuan 610041, China;

⁶School of Electrical and Information Engineering, Guangxi University of Science and Technology, Liuzhou, Guangxi 545006, China



The trajectories of the targets

Overview: Due to the small scale and weak energy of the infrared dim small target, the background must be suppressed to enhance the target in order to ensure the performance of detection and tracking of the target in the later stage. In order to improve the ability of gradient reciprocal filter to suppress the clutter texture and reduce the interference of the residual texture to the target in the difference image, an adaptive gradient reciprocal filtering algorithm (AGRF) is proposed in this paper. In the AGRF, the adaptive judgment threshold and the adaptive relevancy coefficient function of inter-pixel correlation in the local region are determined by analyzing the distribution characteristics and statistical numeral characteristic of the background region, clutter texture, and target. Then the element value of the adaptive gradient reciprocal filter is determined by combining the relevancy coefficient function and the gradient reciprocal function. Experimental results indicate that the sensitivity of the AGRF algorithm to the clutter texture is significantly lower than that of the traditional gradient reciprocal filtering algorithm under the premise of the same target enhancement performance. Compared with the other nine algorithms, the AGRF algorithm has better signal-to-noise ratio gain (SNRG) and background suppress factor (BSF).

Compared with the traditional gradient reciprocal filtering algorithm, the AGRF algorithm has the following characteristics: 1) The parameters are fully adaptive. The AGRF algorithm provides a new threshold determination method for the inter-pixel correlation, which realizes the adaptive determination of the threshold with the statistical features of the neighborhood pixels. A new correlation coefficient function is defined to improve the gating performance of the filter by its value nonlinear adaptive change with the correlation coefficient. 2) Compared with the traditional reciprocal gradient filtering algorithm, the AGRF algorithm can effectively suppress the background with better texture suppression. Compared with the traditional reciprocal gradient filtering algorithm, the parameters of the AGRF algorithm can be adjusted completely adaptively according to the statistical characteristics of image components with different distribution characteristics, so it can achieve better texture suppression performance.

Li B, Xu Z Y, Wang C, *et al.* Background suppression for infrared dim small target scene based on adaptive gradient reciprocal filtering[J]. *Opto-Electron Eng*, 2021, 48(8): 210122; DOI: 10.12086/oee.2021.210122

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (62001129), the West Light Foundation of the Chinese Academy of Sciences (ya18k001), and the Guangxi Science and Technology Base and Talent Project (2019AC20147)

* E-mail: jlin_zh@163.com