

文章编号 1004-924X(2020)06-1375-12

基于改进多尺度分形特征的红外图像弱小目标检测

谷 雨^{1*}, 刘 俊¹, 沈宏海², 彭冬亮¹, 徐 英¹

(1. 杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018;

2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要:为提高红外图像弱小目标检测的准确率和实时性,在分析用于红外图像增强的分形参数 K 相关的多尺度分形特征(MFFK)基础上,提出了一种基于改进多尺度分形特征(IMFFK)的红外图像弱小目标检测算法。首先,将基于地毯覆盖法的分形维数计算公式代入 MFFK 计算公式,提出了一种改进多尺度分形特征(IMFFK)用于图像增强。其次,对 IMFFK 特征计算进行简化,采用自适应阈值分割得到感兴趣目标区域,提出了一种具有较高计算效率的红外图像弱小目标检测算法。最后,通过仿真图像分析了主要参数对图像增强和算法耗时的影响,采用红外真实图像进行了算法检测性能测试,并与当前基于局部对比度测度的目标检测算法进行了对比。实验结果表明,提出的算法虽然在一些检测场景具有较多虚警,但能同时适用于弱小目标和较大目标检测,且无论目标为亮目标或暗目标。提出算法对于低分辨率红外图像(320×240)检测接近 30 frame/s。提出算法具有较强的适用性,能够检测出红外图像中具有较高局部对比度的目标。

关键词: 红外图像;弱小目标检测;多尺度分形特征;图像增强

中图分类号: TP753 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20202806.1375

Infrared dim-small target detection based on an improved multiscale fractal feature

GU Yu^{1*}, LIU Jun¹, SHEN Hong-hai², PENG Dong-liang¹, XU Ying¹

(1. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

* Corresponding author, E-mail: guyu@hdu.edu.cn

Abstract: To improve the accuracy and real-time performance of infrared (IR) dimsmall target detection, an IR dimsmall object detection algorithm based on an improved multi-scale fractal feature was presented. Computational analysis of the multi-scale fractal feature related to the fractal parameter K (MFFK), which was used for IR image enhancement in the algorithm, was performed. First, an improved multi-scale fractal feature (IMFFK) was presented to perform image enhancement after substituting the equation for computing fractal dimension into the equation for computing MFFK using the covering-blanket method. Thereafter, a computationally efficient IR dimsmall target detection algorithm was presented, in which the computation of IMFFK was simplified and an adaptive threshold

收稿日期:2019-12-30;修订日期:2020-02-10.

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(No. 61771177);国防基础科研资助项目(No. JCKY2018415C004)

was used to segment targets of interest from the background. Finally, the effect of primary parameters on image enhancement and computational cost was analyzed based on the simulation images. The IR real-world images were subsequently used to evaluate the detection performance of the proposed algorithm, and comparisons with state-of-the-art detection algorithms based on local contrast measure are performed. The proposed algorithm was capable of simultaneously detecting dim-small and large targets in an IR image, irrespective of whether the targets were bright or dark, even though false alarms were detected in some scenarios. It is also capable of reaching approximately 30 frames per second for low-resolution IR images (320×240). The proposed algorithm exhibits satisfactory applicability and can be used to detect targets with high local contrast in an image.

Key words: infrared image; dim-small target detection; multiscale fractal feature; image enhancement

1 引言

弱小目标检测是红外搜索与跟踪系统需解决的关键技术之一,在防空制导和安全监视等应用对于提高目标探测距离发挥重要作用^[1]。基于图像信息检测这类目标存在以下难点:由于目标尺寸小或探测距离远,成像后目标缺乏明显的纹理和形状特征;受背景辐射和成像传感器的影响,图像中存在随机噪声和大量杂波,导致目标信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)低。虽然学者提出了多种弱小目标检测算法,但在复杂背景下如何快速准确地检测这类目标仍是一个亟待解决的难题^[2]。

实现红外图像弱小目标检测的方法主要包括时域方法、空域滤波方法和变换域方法三种^[3]。其中空域滤波方法,例如最大均值滤波(Max-Mean)和最大中值滤波(MaxMedian)^[4]、高帽滤波(TopHat)^[5]等,是一种基于单帧图像的目标检测方法,虽然具有实时性好的优点,但在复杂背景下虚警率高,一直是学者重点研究的方向之一^[6]。利用目标与周围背景间像素灰度差异大于背景区域间差异这一假设,学者最近提出了多种行之有效的红外图像弱小目标检测算法。文献[7]根据人类视觉系统的鲁棒特性,提出了一种局部对比度测度(Local Contrast Measure, LCM)来衡量当前像素与其邻域的对比度差异性,但该算法只能检测场景中的亮目标,且实时性较差。为提高 LCM 的实时性和检测性能,学者提出了多种改进算法^[8-11]。文献[8]提出一种多尺度分块对比测度(Multiscale Patch-based Contrast Measure, MPCM)用于红外图像小目标检测,该算法有效降低了虚警率,且算法实时性高。文献[9]提出了

一种红外弱小目标分层检测算法。首先采用简化的 LCM 计算得到目标显著图,然后设计分类器区分目标与背景。文献[12]提出一种局部变异加权信息熵算法,通过抑制复杂背景实现红外弱小目标检测。

根据 Mandelbrot 等人提出的分形几何理论^[13],分形模型虽然能在一定尺度范围内描述自然景物的外观,例如山、云、海岸线等,但不适用于人造目标,故可利用这种差异实现图像中感兴趣目标的增强。文献[14-15]首先基于分形理论提出了平均灰度绝对差极值分布图(Average Gray Absolute Difference Maximum Map, AGADMM)算法,该算法基于每个像素与不同尺度邻域内灰度均值的绝对差值计算得到一个特征向量,然后采用取极大值操作计算得到增强图像。为进一步提高 AGADMM 算法的检测性能,文献[3]融合了 AGADMM 和局部信息熵,设计了一种基于加权图像熵(Novel Weighted Image Entropy, NWIE)的红外弱小目标检测算法。文献[16]采用分形维数的三阶统计特征来检测红外图像弱小目标。文献[17]和文献[18]均采用多尺度分形特征实现小目标检测,其不同之处在于,文献[17]根据分形维数的计算定义一个差异性度量-多尺度差分分形,而文献[18]是利用分形维数相关的分形参数 K 来定义差异性。

本文在对文献[18]算法分析基础上,首先提出了一种改进分形参数 K 相关的多尺度分形特征,然后对该特征计算进行简化,提出了具有较高计算效率的图像增强算法用于红外图像弱小目标检测,并通过实验验证了提出算法的有效性。相比于当前主流目标检测算法,本文算法具有如下特点:可调参数少,同时适用于弱小目标和较大目

标的检测,且无论目标为亮目标或暗目标;算法实时性好,对于低分辨率图像(320×240)在PC端能够满足实时性需求。

2 相关工作

2.1 红外图像加性模型

根据文献[19],红外图像 I 可看作由三部分组成:

$$I(x, y) = I_t(x, y) + I_b(x, y) + I_n(x, y), \quad (1)$$

其中: I_t, I_b, I_n 分别表示目标图像,背景图像和噪声图像, (x, y) 为像素坐标。假设图像中目标的灰度分布可由二维高斯函数描述^[1],当噪声为高斯白噪声时,图像的 SNR 可由式(2)计算得到。

$$SNR(I) = (I_{\max} - I_{\text{mean}}) / \text{std}(I), \quad (2)$$

其中: $I_{\max}, I_{\text{mean}}$ 分别表示为图像 I 的最大值和均值, $\text{std}(I)$ 是图像 I 的标准差。通常情况下, SNR 越高,目标越容易被检测到。

2.2 分形参数 K 相关的多尺度分形特征

依据分形几何理论,分形测度 $M(\epsilon)$ 与尺度 ϵ

$$K(x, y, \epsilon) = \exp\left(\frac{\log A(x, y, \epsilon) \log(\epsilon - 1) - \log A(x, y, \epsilon - 1) \log(\epsilon)}{\log(\epsilon - 1) - \log(\epsilon)}\right). \quad (7)$$

文献[18]定义了一个分形参数 K 相关的多尺度分形特征(Multiscale Fractal Feature related

$$MFFK(x, y) = \underbrace{\sum_{\epsilon=2}^{\epsilon_{\max}} [K(x, y, \epsilon) - \frac{1}{\epsilon_{\max} - 1} \sum_{\epsilon=2}^{\epsilon_{\max}} K(x, y, \epsilon)]^2}_{\text{variance}}. \quad (8)$$

3 基于改进多尺度分形特征的弱小目标检测算法

3.1 用于弱小目标增强的改进多尺度分形特征

根据地毯覆盖法,图像灰度表面积 $A(x, y, \epsilon)$ 可由式(9)和式(10)计算得到。

$$\begin{aligned} K(x, y, \epsilon) &= \exp\left(\frac{\log A(x, y, \epsilon) \log(\epsilon - 1) - \log A(x, y, \epsilon - 1) \log(\epsilon)}{\log(\epsilon - 1) - \log(\epsilon)}\right) = \\ &= \exp\left(\frac{\log \frac{V(x, y, \epsilon)}{2\epsilon} \log(\epsilon - 1) - \log \frac{V(x, y, \epsilon - 1)}{2(\epsilon - 1)} \log(\epsilon)}{\log(\epsilon - 1) - \log(\epsilon)}\right) = \\ &= \underbrace{\exp\left(\log V(x, y, \epsilon) + \frac{(\log V(x, y, \epsilon) - \log V(x, y, \epsilon - 1)) \log(\epsilon)}{\log(\epsilon - 1) - \log(\epsilon)}\right)}_{\text{positive part}} - \underbrace{\log 2}_{\text{bias}}, \quad (11) \end{aligned}$$

将式(10)代入式(7)得到式(11),整理后 $K(x, y, \epsilon)$ 由正数部分,负数部分和偏置三部分组

的关系可描述为^[13,20]:

$$M(\epsilon) = K\epsilon^{d-FD}, \quad (3)$$

其中: FD 和 d 分别表示分形维数和拓扑维数, K 为分形参数。

对于二维灰度图像,式(3)可被描述为:

$$A(x, y, \epsilon) = K(x, y, \epsilon) \epsilon^{2-FD(x, y, \epsilon)}, \quad (4)$$

其中 $A(x, y, \epsilon)$ 表示在尺度下 ϵ 像素坐标为 (x, y) 处的图像灰度表面积测度,该值可以用地毯覆盖法^[21]或盒计数法^[22]估计求得。

当尺度分别为 ϵ_1 和 ϵ_2 时,由式(4)可得:

$$\begin{aligned} \log A(x, y, \epsilon_1) &= \\ &= (2 - FD(x, y, \epsilon_1)) \log(\epsilon_1) + \log K(x, y, \epsilon_1), \quad (5) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \log A(x, y, \epsilon_2) &= \\ &= (2 - FD(x, y, \epsilon_2)) \log(\epsilon_2) + \log K(x, y, \epsilon_2). \quad (6) \end{aligned}$$

对于一个理想的分形,分形维数 FD 可认为是与尺度无关的量,假设其为一个常数。若 $K(x, y, \epsilon)$ 在相邻尺度下的值相等,则当 $\epsilon_1 = \epsilon, \epsilon_2 = \epsilon - 1$ 时, $K(x, y, \epsilon)$ 的计算公式如式(7)所示:

with $K, MFFK$, 具体计算公式如式(8)所示, ϵ_{\max} 表示设定的最大尺度。

$$V(x, y, \epsilon) = \sum_{m=x-\epsilon}^{x+\epsilon} \sum_{n=y-\epsilon}^{y+\epsilon} (U(m, n, \epsilon) - B(m, n, \epsilon)), \quad (9)$$

$$A(x, y, \epsilon) = V(x, y, \epsilon) / 2\epsilon, \quad (10)$$

其中: $U(x, y, \epsilon)$ 和 $B(x, y, \epsilon)$ 分别表示在尺度 ϵ 下,像素坐标 (x, y) 邻域范围 $(2\epsilon + 1) \times (2\epsilon + 1)$ 内像素的最大值和最小值。

成。根据式(9)可知, $V(x, y, \epsilon)$ 为一定尺度内每点像素邻域内灰度的最大值与最小值差值求和计

算得到,故在均匀背景区域内该差值较小, $\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 接近 0, $\mathbf{K}(x,y,\epsilon)$ 也趋近于 0;将 $\log\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 与 $\log\mathbf{V}(x,y,\epsilon-1)$ 的差值记作 $\nabla\log\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$,尽管在非均匀背景区域 $\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 的值很大,但由于较大的背景变化导致 $\nabla\log\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 值也较大。在小目标区域,无论目标为亮目标或暗目标,当尺度 ϵ 大于目标尺寸时, $\nabla\log\mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 都接近于 0,所以小目标区域的 $\mathbf{K}(x,y,\epsilon)$ 值要大于非齐次背景区域。

综合以上分析, $\mathbf{K}(x,y,\epsilon)$ 的均值在小目标区域最大,在非均匀背景区域减小,在均匀背景区域最小。 $\mathbf{K}(x,y,\epsilon)$ 的方差在小目标区域和均匀背景区域要小于非均匀背景区域。为消除非均匀背景区域内的虚警,本文提出一种改进多尺度分形特征(Improved MFFK, IMFFK),采用向量

$\mathbf{K}(x,y,\epsilon)$ 的均值平方与方差的差值计算得到增强图像,如式(12)所示:

$$IMFFK(x,y) = \left(\frac{1}{\epsilon_{\max} - 1} \sum_{\epsilon=2}^{\epsilon_{\max}} \mathbf{K}(x,y,\epsilon) \right)^2 - \underbrace{\sum_{\epsilon=2}^{\epsilon_{\max}} [\mathbf{K}(x,y,\epsilon) - \frac{1}{\epsilon_{\max} - 1} \sum_{\epsilon=2}^{\epsilon_{\max}} \mathbf{K}(x,y,\epsilon)]^2}_{\text{variance}}. \quad (12)$$

采用 6 幅带小目标的红外图像进行图像增强实验,基于 MFFK 和 IMFFK 的图像增强结果分别如图 1 第 2 行和第 3 行所示。可以看出,采用提出的改进特征增强后图像中目标比较显著(红圈内为目标),背景得到了很好地抑制,而基于 MFFK 的增强后图像中目标并不显著,很难把目标从背景中分割出来(彩图见期刊电子版)。

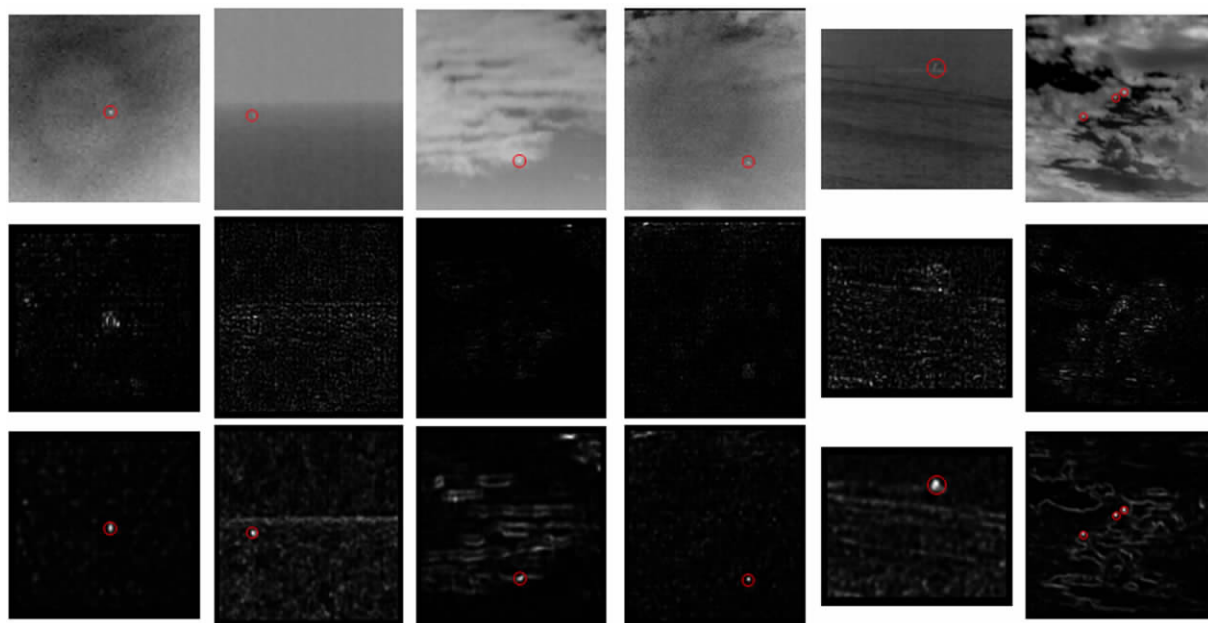


图 1 基于 MFFK 和 IMFFK 的图像增强结果

Fig. 1 Image enhancement results based on MFFK and IMFFK

3.2 基于改进多尺度分形特征的目标检测

式(11)中包含了大量指数和对数运算,算法的实时性能受到影响。若忽略式(11)中的负数部分和偏置,则 $\mathbf{K}(x,y,\epsilon) = \mathbf{V}(x,y,\epsilon)$ 。此时是采用某一尺度区域内每点像素灰度极值的差值的和来描述区域中心像素的显著性。考虑到尺度改变引起的差异,借鉴深度学习中的平均池化思想,本文采用式(13)定义了一个具有较高计算效率的随尺度变化的特征向量,然后根据式(12)计算得到

增强图像。

$$t(x,y,\epsilon) = \frac{\mathbf{V}(x,y,\epsilon)}{(2\epsilon+1)^2}. \quad (13)$$

提出的基于改进多尺度分形特征的高效红外图像增强算法伪码如表 1 所示。首先计算中心坐标为 (x,y) 、区域 $(2\epsilon+1) \times (2\epsilon+1)$ 内像素极值的差值作为区域中心的显著性,然后通过平均池化以降低噪声的影响,在不同尺度下计算得到一个随尺度变化的特征向量。最后采用式(12)计算得

到增强图像 $EImage$ 。本文算法与 AGADMM, LCM 类似,均利用了目标与周围邻域的对比度差异,得到一个随尺度变化的特征向量。虽然本文算法与 AGADMM 均是基于分形理论,但 AGADMM 利用了中心像素灰度与周围邻域内像素灰度均值的差异来定义差异性;LCM 则基于人眼视觉系统的鲁棒性,将周围邻域进行区域划分,采用目标区域像素灰度最大值与周围 8 邻域像素灰度均值的比值来定义局部对比度。

基于上述算法对图像进行增强后,为消除边界效应,设置边界区域的灰度值为 0,将其余特征图像素范围缩放至区间 $[0, 255]$ 以方便可视化和后续目标检测,如式(14)所示:

$$E = EImage(2\epsilon_{max} + 1:rows - 2\epsilon_{max}, 2\epsilon_{max} + 1:cols - 2\epsilon_{max}). \quad (14)$$

采用如式(15)所示的自适应阈值对增强后图像进行分割,得到检测目标的位置^[3]。

$$T = c \times SNR(E) \times std(E) + mean(E). \quad (15)$$

其中分割系数 c 需根据实际场景设置。经实验测试,检测小目标其合理范围为 $[0.45 \ 0.75]$,对于较大目标检测设为 $[0.15 \ 0.45]$ 。当 $\epsilon_{max} = 4$ 时,提出的基于改进多尺度分形特征的红外图像目标检测算法流程如图 2 所示。首先基于多尺度分形理论计算得到多个特征图,然后在每个像素点根据得到的多尺度特征向量利用提出的改进多尺度分形特征计算得到增强图像,最后通过阈值分割得到目标检测结果。

表 1 基于改进多尺度分形特征的高效红外图像增强算法
Tab.1 Computationally efficient IR image enhancement algorithm based on an improved multiscale fractal feature

```

输入: 红外图像  $I$ , 最大尺度  $\epsilon_{max}$ 
输出: 增强图像  $EImage$ 
参数:  $rows$  和  $cols$  分别为输入图像  $I$  的行数和列数
for  $\epsilon_{max} = 1 : \epsilon_{max}$ 
    for  $x = \epsilon + 1 : rows - \epsilon$ 
        for  $y = \epsilon + 1 : cols - \epsilon$ 
             $f = I(x - \epsilon : x + \epsilon, y - \epsilon : y + \epsilon)$ 
             $D(x, y, \epsilon) = \max(f(:)) - \min(f(:))$ 
        end
    end
    for  $x = \epsilon + 1 : rows - \epsilon$ 
        for  $y = \epsilon + 1 : cols - \epsilon$ 
             $g = D(x - \epsilon : x + \epsilon, y - \epsilon : y + \epsilon, \epsilon)$ 
             $V(x, y, \epsilon) = \text{sum}(g(:))$ 
        end
    end
end
for  $x = \epsilon_{max} + 1 : rows - \epsilon_{max}$ 
    for  $y = \epsilon_{max} + 1 : cols - \epsilon_{max}$ 
        for  $\epsilon = 1 : \epsilon_{max}$ 
             $t(x, y, \epsilon) = \frac{V(x, y, \epsilon)}{(2\epsilon + 1)^2}$ 
        end
         $EImage(x, y) = \text{mean}(t(x, y, :))^2 - \text{std}(t(x, y, :))^2$ 
    end
end
end
    
```

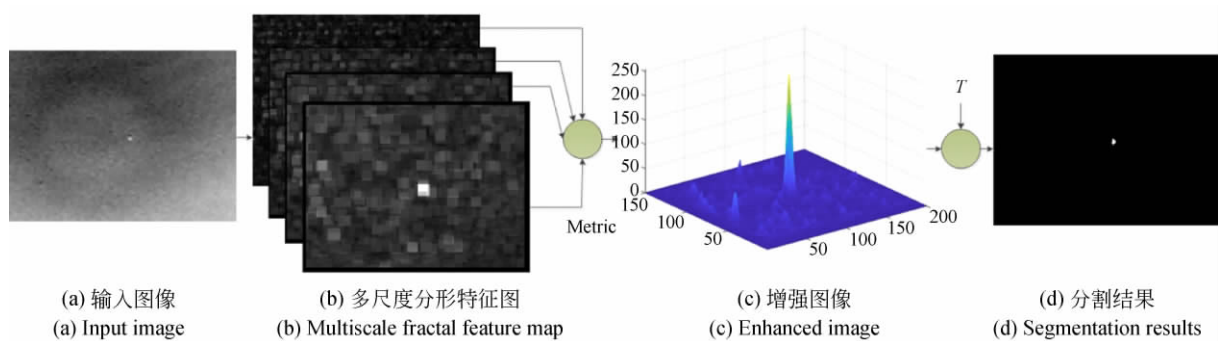


图 2 $\epsilon_{max} = 4$ 时基于改进多尺度分形特征的红外图像目标检测算法流程框图

Fig.2 Flowchart of IR object detection algorithm based on an improved multiscale fractal feature using $\epsilon_{max} = 4$

4 实验结果分析

首先通过仿真图像分析了最大尺度变化对提出算法增强和检测性能的影响,并讨论了在不同类型噪声下对于检测结果的影响,然后通过真实图像测试提出算法的检测性能,并与主流的基于局部对比度测度的红外图像弱小目标检测算法进行了比较分析。

4.1 本文算法检测能力及适用性分析

4.1.1 最大尺度 ϵ_{\max} 对增强性能的影响

从表 1 可以得出,算法计算量取决于最大尺度 ϵ_{\max} 和图像 I 的尺寸。对于分辨率为 $M \times N$ 的图像,其计算复杂度最大为 $O(MN\epsilon_{\max}^3)$ 。合理地选择最大尺度 ϵ_{\max} 既影响算法实时性,也会影响

红外图像的目标增强和检测性能。从图 3 中可以看出,随着 ϵ_{\max} 的增加,尺寸为 1 个像素的理想亮点在增强图像中的展宽效应越来越明显,尤其当 ϵ_{\max} 为 20 时,该目标很容易被发现。

对于含有较大目标的图像,如果设置的最大尺度使得最大区域尺寸大于目标尺寸,则该区域位于图像边缘时,该区域将具有较大的灰度极值差值,目标内部区域由于其均质性将表现出低差值。由于像素灰度的突然改变,当使用小的最大尺度时,大目标的边界区域将被增强。考虑方型和高斯型两类目标,设定目标尺寸分别为 $3 \times 3, 9 \times 9, 15 \times 15$ 时,通过仿真图像研究当最大尺度 $\epsilon_{\max} = 4$ 时所提出算法的目标检测性能,设定分割系数 $c = 0.65$ 。图 4(a) 为理想的无噪声方型目标,增强结果的二维和三维图分别如图 4(b) 和图

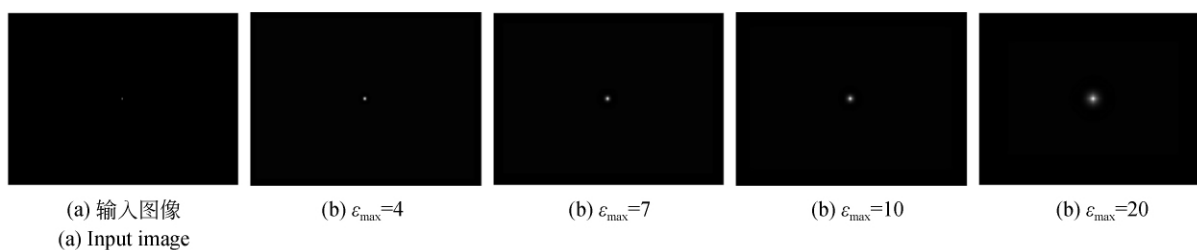


图 3 不同 ϵ_{\max} 下本文算法的图像增强结果

Fig. 3 Image enhancement results using proposed algorithm under different ϵ_{\max}

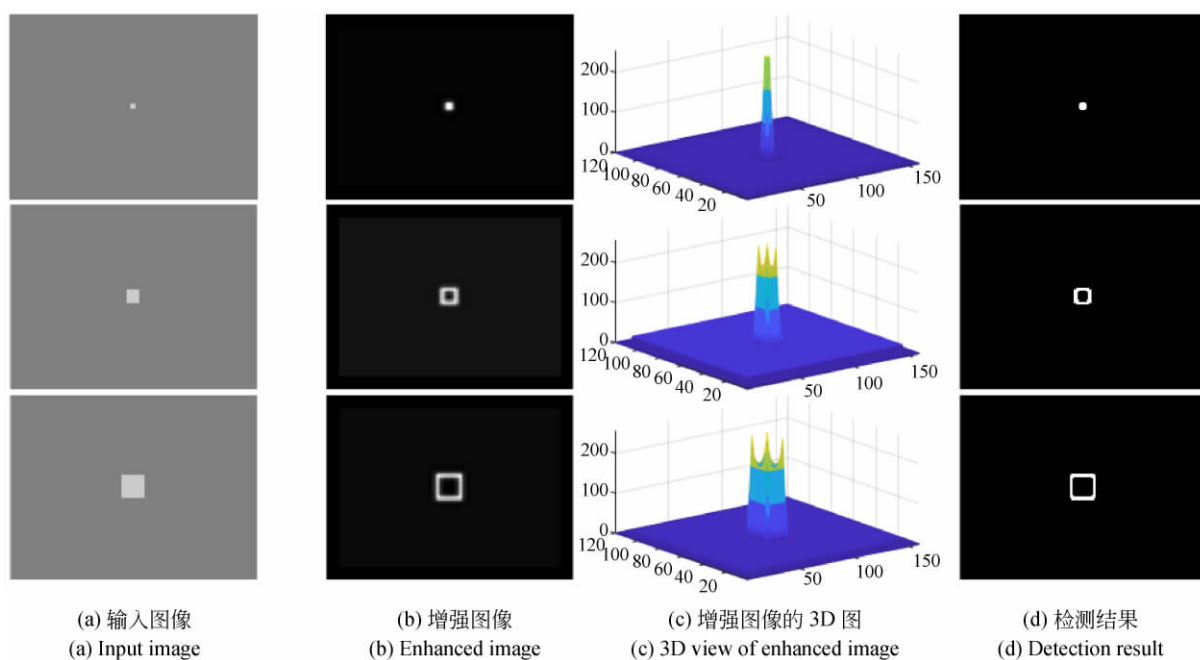


图 4 尺寸为 $3 \times 3, 9 \times 9, 15 \times 15$ 的理想方型目标增强和检测结果

Fig. 4 Results of enhancement and detection for square-type objects under sizes of $3 \times 3, 9 \times 9, 15 \times 15$

4(c)所示,图 4(d)为目标检测结果。从图 4 中可以看出,当目标尺寸小于 $2\epsilon_{\max} + 1$ 时,可被完全检测;当目标尺寸大于等于 $2\epsilon_{\max} + 1$ 时,由于目标边缘区域内的灰度值变化明显,所以此处增强效果明显。同样的结论也适用于高斯目标,从图 5 所示的检测结果可以看出,当目标尺寸变大时,由于

目标灰度峰值附近的灰度差值要小于其周围像素,故该处形成一个空洞。

综合以上分析,本文算法可用于检测红外小目标,以及较大目标的边缘。由于使用较大的 ϵ_{\max} 会增加计算量,综合考虑检测到检测性能和实时性的需求,后续实验中设置 $\epsilon_{\max} = 4$ 。

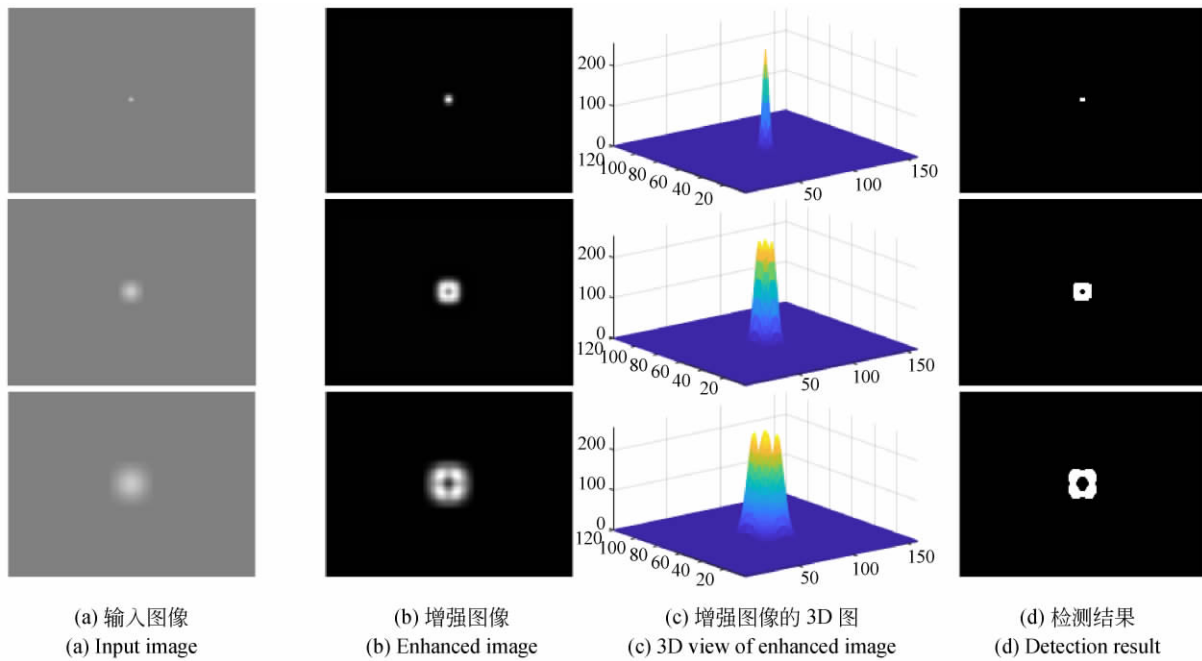


图 5 尺寸为 $3 \times 3, 9 \times 9, 15 \times 15$ 的理想高斯型目标增强和检测结果

Fig. 5 Results of enhancement and detection for Gaussian-type objects under sizes of $3 \times 3, 9 \times 9, 15 \times 15$

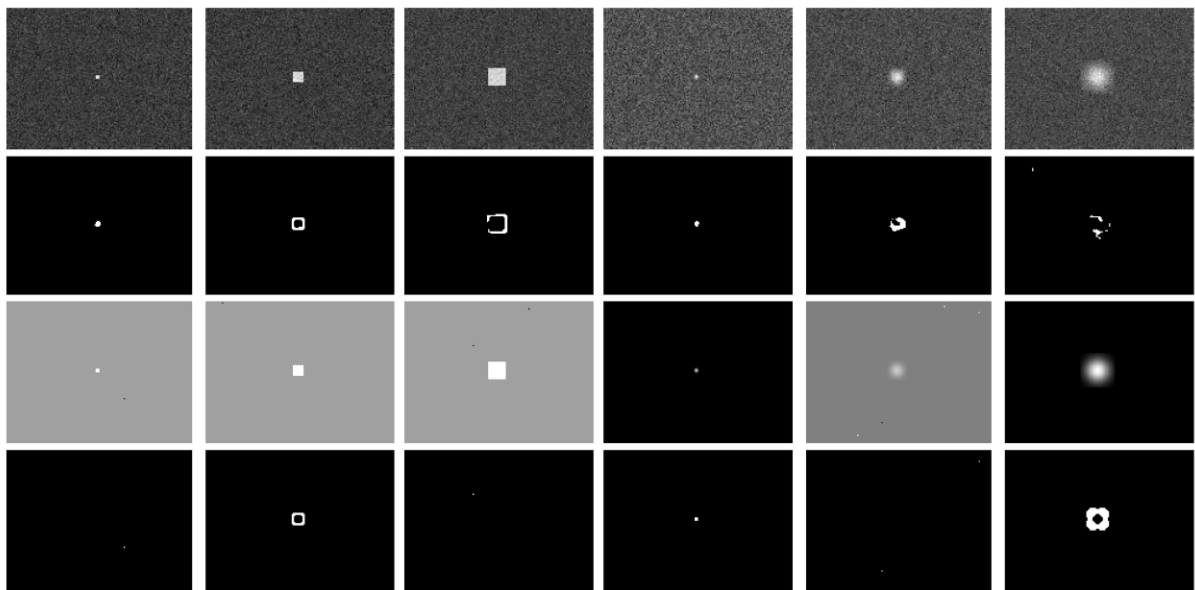


图 6 高斯噪声和椒盐噪声对检测性能的影响

Fig. 6 Influence of Gaussian and salt-and-pepper noises on detection performance

4.1.2 不同噪声类型对检测性能影响分析

为验证提出算法在噪声存在情况下的检测性能,在图 4 和图 5 的理想图像中加入高斯噪声和椒盐噪声。参考文献[7]和文献[8],高斯噪声的均值和方差分别设为 0 和 0.001,椒盐噪声的密度设为 0.000 05。图 6 中第 1 行和第 3 行分别为添加高斯噪声和椒盐噪声后一次合成图像,第 2 行和第 4 行为检测结果。从图 6 可以看出,添加高斯噪声对于较大尺寸目标的检测影响较大,这主要是因为本文算法利用了区域内极值的差值来定义显著性,受到噪声影响较大的目标边缘区域的分割结果会出现断续情况,即目标被分割成多个部分,故产生虚警。根据图 3 的增强结果可知,

对于尺寸为一个像素的目标本文算法也具有较好的增强结果,故椒盐噪声对于本文算法的检测结果影响较大。从图 6 第 4 行的检测结果看,本文检测算法受椒盐噪声密度和空间分布的影响,若噪声位于目标区域,则也能够检测到目标。同时也可以看出,本文算法能够检测到场景中存在的椒盐噪声,这说明对于图像中潜在的亮目标或暗目标,本文算法能够检测到。

综上,提出的基于改进多尺度分形特征的目标检测算法既可以用来检测图像中的弱小目标,也可以用于检测较大目标的边缘。当目标尺寸较大时对高斯噪声较为敏感,椒盐噪声的存在会严重影响本文算法的性能,可通过中值滤波等降低其影响。

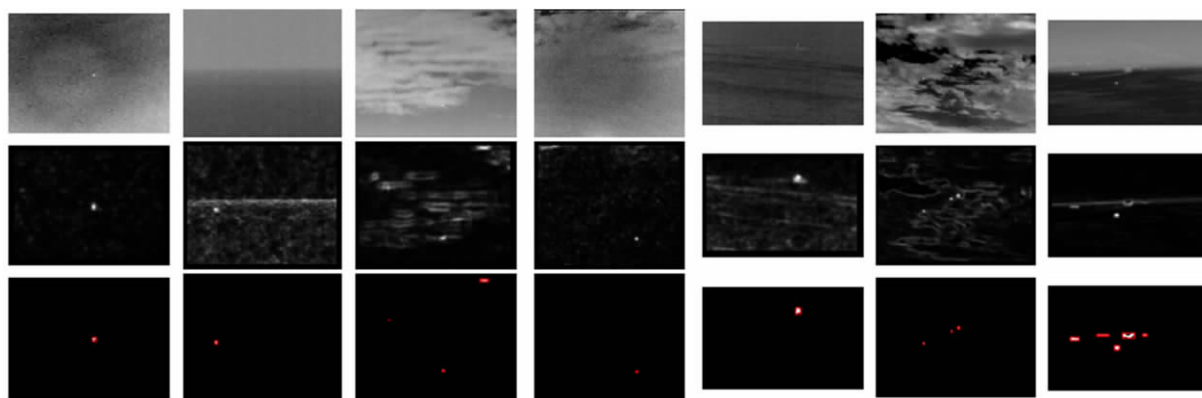


图 7 本文算法对红外图像中弱小目标的增强和检测结果

Fig. 7 Results of IR dim-small target enhancement and detection using proposed algorithm

4.2 本文算法对红外真实图像检测结果

采用红外真实图像来验证本文算法的实时性和检测性能。由于均采用局部对比度信息进行目标增强和背景抑制,故选择 AGADMM^[16], NWIE^[3], LCM^[7] 和 MPCM^[8] 4 种算法进行对比实验。其中,AGADMM, NWIE, LCM 和 MPCM 的最大邻域均设置为 9×9 , NWIE 计算熵的窗口尺寸设为 5×5 ^[3]。

4.2.1 复杂场景下红外图像的目标检测性能

采用图 1 中 6 幅带弱小目标图像,及 1 幅带较大目标的红外图像来测试本文算法的目标检测性能。分割系数 c 分别设为 0.65 和 0.25,增强和检测结果分别如图 7 第 2 行和第 3 行所示(红框为检测结果)。对比图 1 和图 7 可以看出,本文算法虽然对分形参数 K 的计算进行了简化,但仍具有较好的目标增强效果。对第 3 张图片检测结果

存在两个虚警,产生虚警的主要原因是该区域灰度值低于周围环境,可视为暗目标,而 AGADMM 和 LCM 仅考虑亮目标情况。本文算法同样适用较大目标的检测,对最后一幅图像能够检测出全部目标,仅在海天线处存在一个虚警。

4.2.2 实时性对比分析

采用如下计算机配置: Intel(R) Core(TM) i7-9750H @ 2.6 GHz CPU, 16 G RAM, RTX2060 6G GPU。采用 Matlab 实现各算法,对本文算法、基于 IMFFK 的目标检测算法、NWIE 和 LCM 算法的耗时部分(循环操作)采用 C 语言实现。进行 100 次蒙特卡洛模拟,取最小的一次耗时作为该算法的耗时,具体结果如表 2 所示。当 IR 图像分辨率为 320×240 时,本文算法计算耗时为 27.75 ms,达到 36 frame/s,能够满足实时性的要求。由于计算 IMFFK 特征需

要指数和对数计算,故算法更加耗时,本文算法中仅包含四则运算。从表 3 可以看出,本文算法与 AGADMM 相当,优于 NWIE 和 LCM, MPCM 的实时性最好。

表 2 检测算法计算耗时

Tab. 2 Computational cost of detection algorithms

(ms)

No.	分辨率	IMFFK	本文算法	AGADMM	NWIE	LCM	MPCM
1	200×150	14.00	10.64	10.65	17.91	34.64	12.06
2	280×228	30.25	23.07	23.07	37.84	74.36	16.82
3	250×200	23.58	17.97	17.95	31.31	56.56	15.21
4	281×240	31.97	24.31	24.45	44.36	83.52	17.42
5	220×140	14.30	10.93	10.97	19.28	41.19	12.31
6	320×240	36.54	27.75	27.99	52.52	86.33	18.57

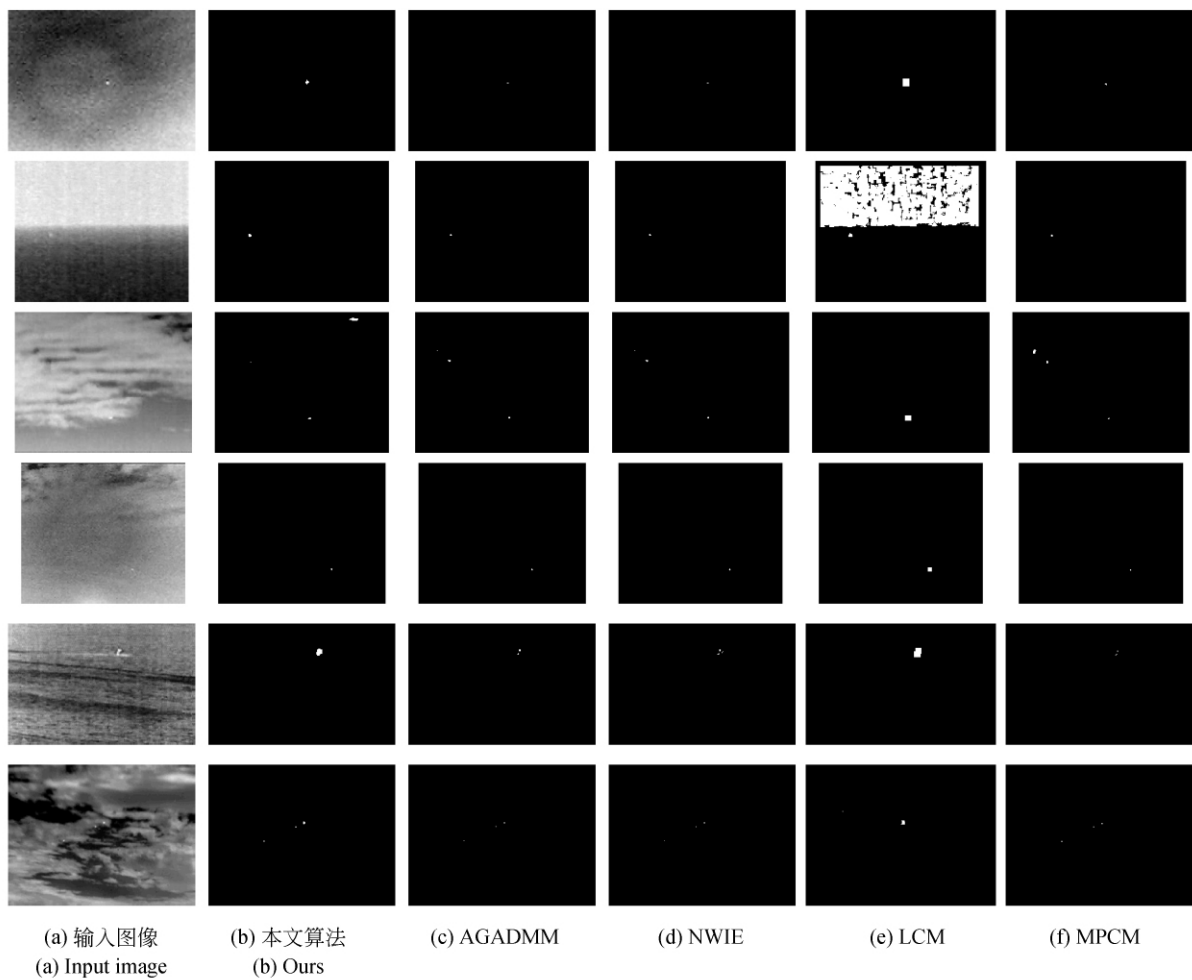


图 8 5 种算法检测结果

Fig. 8 Detection results using five different algorithms

4.2.3 与基于局部对比度测度的目标检测算法性能对比分析

图 8 为 5 种算法对图 1 中 6 幅图像的目标检测结果,从图中可以看出,上述算法均能有效地增强目标并抑制大部分背景。第 1 幅图像背景比较简单,故均能够准确检测到目标;从图 7 的增强结果看,本文算法对第 2 幅图像的海天线区域也具有较弱的增强效果,但目标增强效果最强,通过设置合理的分割系数能够剔除这些杂波,LCM 算法对第 2 幅图像检测结果最差;本文算法对于较大尺寸目标检测也能达到理想的结果,与 LCM 都能够检测出第 5 幅图像中潜望镜的完整区域,而 AGADMM, NWIE 和 MPCM 只能检测到目标的局部。从检测结果看, AGADMM, NWIE 和 MPCM 这三种算法更适用于小目标的检测。第 6 幅图像中包含 3 个目标,本文算法、AGADMM、NWIE 和 MPCM 均能准确检测到三个目标, LCM 算法只检测到一个目标。但由于对这些目标的增强效果不一,根据场景设置合理的分割系数仍是一个需要解决的难题。

表 3 增强后图像的 SNR

Tab. 3 SNR of enhanced images

No.	输入图像	增强算法				
		本文算法	AGADMM	NWIE	LCM	MPCM
1	3.04	36.94	98.35	102.30	7.48	112.61
2	1.32	11.90	44.64	54.20	1.50	56.77
3	3.24	13.10	30.00	31.80	2.41	41.08
4	3.97	24.50	68.51	76.37	7.73	89.94
5	4.40	14.36	36.54	38.30	5.20	61.70
6	3.70	18.36	46.43	52.38	9.82	68.37

表 3 为图像增强后的 SNR 结果。对于第 1 幅图像,原始图像信噪比为 3.04,本文算法增强后图像接近 37。NWIE 算法由于结合了 AGADMM 和图像熵两种显著性度量,故增强后图像的 SNR 大于仅采用 AGADMM 算法的 SNR。LCM 算法增强后图像 SNR 提高不多,对于第 3 幅图像甚至出现 SNR 下降的情况,故

LCM 算法的检测结果最差。不同于 LCM 算法将背景区域分为 8 个部分,本文算法使用一个区域内最大最小值的差值来描述区域中心的显著度,所以该算法对方向不敏感,除增强小目标外,还可增强图像中的边缘区域,故增强后图像的 SNR 比 AGADMM, NWIE 和 MPCM 算法低。

为量化比较各算法的性能,定义检测概率 (Probability of detection, P_d) 和虚警率 (Probability of false alarms, P_{fa}) 计算公式如下^[3,7-8]:

$$P_d = N_d / N_t, \quad (16)$$

$$P_{fa} = N_{fa} / N_i, \quad (17)$$

其中: N_d , N_t , N_{fa} 和 N_i 分别代表检测到的真实目标数量、标注的真实目标数量、虚警目标数量和图像数量。得到检测结果后,当检测目标和真实目标相交时,检测到的真实目标数加 1,否则虚警目标数加 1。

考虑图 1 中第 2 幅图像信噪比过低,第 6 幅图像存在 3 个目标,故本文对图 1 中第 1,3,4,5 幅图像添加方差为 0.001 的高斯噪声。设定分割系数 $c = 0.65$,运行 100 次统计各算法的检测结果计算得到检测概率和虚警率如表 4 所示。

表 4 噪声存在情况下各检测算法性能比较

Tab. 4 Performance comparison of several detection algorithms under different noises

No.	本文算法	AGADMM	NWIE	LCM	MPCM
P_d	0.90	1.00	1.00	0.99	0.95
P_{fa}	1.45	0.33	0.29	8.39	0.43

由表 4 可以看出,本文算法在存在噪声的情况下虚警率高于 AGADMM, NWIE 和 MPCM。从图 6 可以知道,当目标尺寸较大时,较大噪声会导致分割后目标被分为多个部分,产生虚警。此外,设计的改进分形特征利用了局部区域内像素最大值与最小值的差值作为一种测度,当原始图像 SNR 较低时,噪声存在会导致一些杂波增强幅度超过目标区域,导致检测概率降低。AGADMM 由于采用不同尺度下区域灰度均值的差异作为显著性度量,故对高斯噪声不敏感,而 NWIE 进一步结合了局部信息熵,虚警率较 AGADMM 进一步降低。MPCM 虚警率高于

AGADMM 和 NWIE 的原因是第 3 幅图像中疑似暗目标的存在。

为提高本文提出算法的检测性能,尤其是对弱小目标的检测性能,一方面可参考文献[3],在得到增强图像后,结合局部信息熵进一步提高对弱小目标的增强效果。另一方面是仅考虑目标为亮目标情况时,计算增强图像既考虑目标与周围邻域的局部对比度,也考虑目标区域的灰度分布,在表 1 算法中计算 $D(x, y, \epsilon)$ 时可采用式(18)进一步提高目标增强效果,抑制低灰度值的背景。当采用式(18)时,按照表 4 的实验条件检测概率和虚警率分别为 1.00 和 0.67。

$$D(x, y, \epsilon) = \max(f(\cdot)) * (\max(f(\cdot)) - \min(f(\cdot))) \quad (18)$$

参考文献:

- [1] BAI X Z, ZHANG S, DU B B, *et al.*. Survey on dim small target detection in clutter background: Wavelet, Inter-frame and filter based algorithms [J]. *Procedia Engineering*, 2011, 15: 479-483.
- [2] GAO C Q, MENG D Y, 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.
- [3] DENG H, SUN X P, LIU M L, *et al.*. Infrared small-target detection using multiscale gray difference weighted image entropy[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 60-72.
- [4] DESHPANDE S D, ER M H, RONDA V, *et al.*. Max-mean and max-median filters for detection of small targets [C]. *Proceedings of SPIE*, 1999, 3809: 74-83.
- [5] ZENG M, LI J X, PENG Z. The design of Top-Hat morphological filter and application to infrared target detection[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2006, 48(1): 67-76.
- [6] 丁鹏, 张叶, 刘让, 等. 结合形态学和 Canny 算法的红外弱小目标检测[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(8): 793-800.
- DING P, ZHANG Y, LIU R, *et al.*. Infrared small target detection based on adaptive Canny algorithm and morphology[J]. *Chinese Journal of Liq-*

5 结 论

本文在对 MFFK 特征计算过程进行分析基础上,设计了一种适应于红外图像增强的改进多尺度分形特征,并提出了一种具有较高计算效率的红外图像弱小目标检测算法。实验结果表明,所提算法对红外图像弱小目标具有较好的增强和检测结果,算法同时具备对较大目标的检测能力,且无论目标为亮目标或暗目标。提出的算法对于低分辨率红外图像,能够满足 30 frame/s 的实时性要求。针对提出算法虚警率较高的情况,给出了针对不同类型目标进行算法改进的建议。对于场景中存在多个目标的情况,如何选择合适的阈值分割算法,将是下一步研究的方向。

uid Crystals and Displays, 2016, 31(8): 793-800. (in Chinese)

- [7] 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 & Remote Sensing*, 2013, 52(1): 574-581.
- [8] WEI Y T, YOU X G, LI H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 58: 216-226.
- [9] CUI Z, YANG J L, JIANG S D, *et al.*. An infrared small target detection algorithm based on high-speed local contrast method[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 76: 474-481.
- [10] QIN Y, LI B. Effective infrared small target detection utilizing a novel local contrast method[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(12): 1890-1894.
- [11] CHEN Y W, XIN Y H. An efficient infrared small target detection method based on visual contrast mechanism[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(7): 962-966.
- [12] QU X J, CHEN H, PENG G H. Novel detection method for infrared small targets using weighted information entropy[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2012, 23(6): 838-842.
- [13] Mandelbrot B B. *The Fractal Geometry of Nature* [M]. New York: W. H. Freeman Company, 1982.
- [14] WANG G Y, ZHANG T X, WEI L G. Efficient method for multiscale small target detection from a natural scene[J]. *Optical Engineering*, 1996, 35

- (3):761-768.
- [15] 汪国有, 张天序, 魏洛刚, 等. 一种多尺度分形特征目标检测方法[J]. 自动化学报, 1997, 23(1): 123-126.
WANG G Y, ZHANG T X, WEI L G, *et al.*. A method for target detection using multiscale fractals[J]. *Acta Automatica Sinica*, 1997, 23(1): 121-124. (in Chinese)
- [16] WANG X, LIU L, TANG Z M. Infrared dim target detection based on fractal dimension and third-order characterization[J]. *Chinese Optics Letters*, 2009, 7(10): 931-933.
- [17] SHI ZL, WEI Y, HUANG SB. Multiscale differential fractal feature with application to target detection[C]. *Proceedings of SPIE*, 2004, 5430: 165-172.
- [18] LIU J, WEI H, HUANG X Y, *et al.*. A bridge-ship collision avoidance system based on FLIR image sequences[C]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2009, 39: 123-133.
- [19] LEONOV S. Nonparametric methods for clutter removal[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(3): 832-848.
- [20] SUN W, XU G, GONG P, *et al.*. Fractal analysis of remotely sensed images; A review of methods and applications[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(22): 4963-4990.
- [21] PELEG S, NAOR J, HARTLEY R, *et al.*. Multiple resolution texture analysis and classification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 6(4):518-523.
- [22] SARKAR N, CHAUDHURI B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image[J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1994, 24(1): 115-120.

作者简介:



谷 雨(1982-),男,吉林双阳人,副教授,2004年,2009年于浙江大学分别获得学士、博士学位,主要从事多源信息融合、遥感图像目标检测与识别方面的研究。E-mail:guyu@hdu.edu.cn



刘 俊(1971-),男,贵州安顺人,教授,2009年于重庆大学获得博士学位,主要从事多源信息融合、红外图像目标检测与识别方面的研究。E-mail:junliu@hdu.edu.cn