·图形图像处理· 文章编号：1000-3428(2017)07-0253-08 文献标志码：A 中图分类号：TP391

基于加权融合特征与 Ostu 分割的红外弱小目标检测算法

刘 昆[a]，刘卫东[b]

（中国矿业大学 a. 徐海学院；b. 信息与电气工程学院，江苏 徐州 221008）

摘 要： 为提高红外弱小目标在复杂背景干扰与低信噪比条件下的检测精度与效率，基于局部加权融合特征与分类二维 Ostu 分割，提出红外弱小目标检测算法。利用红外弱小目标与背景的灰度差异，基于 Top-Hat 算子设计红外背景过滤机制，使弱小目标从背景中凸显出来，使用图像的熵值定义局部加权融合特征，完成弱小目标的粗定位。采用分形理论计算粗定位区域内所有像素的分维值，构建像素分维像模型完成弱小目标的细定位，并通过特征分类二维 Ostu 分割机制实现红外弱小目标的精确检测。测试结果表明，与现有红外弱小目标检测算法相比，该算法具有更高的检测精度与更短的检测耗时。

关键词： 红外图像；弱小目标检测；局部加权融合特征；背景过滤机制；分类二维 Ostu 分割

中文引用格式： 刘 昆，刘卫东. 基于加权融合特征与 Ostu 分割的红外弱小目标检测算法[J]. 计算机工程，2017，43(7)：253-260.

英文引用格式： Liu Kun，Liu Weidong. Detection Algorithm for Infrared Dim Small Targets Based on Weighted Fusion Feature and Ostu Segmentation[J]. Computer Engineering，2017，43(7)：253-260.

Detection Algorithm for Infrared Dim Small Targets Based on Weighted Fusion Feature and Ostu Segmentation

LIU Kun[a]，LIU Weidong[b]

（a. Xuhai College；b. College of Information and Electrical Engineering，
China University of Mining and Technology，Xuzhou，Jiangsu 221008，China）

【Abstract】 In order to improve the detection accuracy and efficiency of infrared dim small target under complex background interference and low signal to noise ratio，a fast detection algorithm for infrared dim small targets based on local weighted fusion feature and classification 2D Ostu segmentation is proposed. Firstly，based on Top-Hat operator，the infrared background filtering mechanism is constructed by considering the gray characteristic difference between the background and the infrared dim small target，so that the infrared dim targets is highlighted from the background area. Then，the local weighted fusion feature is defined by the entropy value of the image to finish the rough positioning of dim small targets. The fractal dimension of all pixels in coarse positioning region is calculated by using fractal theory to complete the fine positioning of the dim small target. Finally，the feature classification 2D Ostu segmentation mechanism is defined to accurately detect the dim small target. The experimental results show that compared with the current infrared dim small target detection algorithm，the proposed algorithm has higher detection accuracy and shorter detection time.

【Key words】 infrared image；dim small target detection；local weighted fusion feature；background filtering mechanism；classification 2D Ostu segmentation

DOI： 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.07.043

0 概述

红外检测技术可精确探测与追踪远距离目标，在当前安防与民用领域具有重要地位[1]。然而，由于远距离的捕获目标与各种干扰因素的影响，使得采集的红外目标的对比度与信噪比非常低，表现为弱小目标，使其易被背景淹没，降低了目标的可探测性，阻碍了红外图像的后续使用[2]。因此，精确、快速地从红外图像中提取弱小目标仍然是当前红外跟踪领域的一个具有挑战性的任务。为了适应当前治

基金项目： 中央高校基本科研业务费专项资金(JGC101674)；江苏省自然科学基金(BK20120109)。

作者简介： 刘 昆(1981—)，男，讲师、硕士，主研方向为图像处理、目标识别与跟踪、云计算；刘卫东，副教授、博士。

收稿日期： 2016-07-04 **修回日期：** 2016-08-11 **E-mail：** liukuncumt0818@sina.com

安领域的需要,各国学者设计了相应的红外弱小目标精确检测算法[3]。如文献[4]提出了一种基于局部特征的单帧红外小目标检测算法。通过红外小目标与背景在频率上的不同,联合二阶巴特沃斯低通滤波器滤除背景干扰,并利用能量与灰度阈值完成分割,保留疑似目标点,采用拉普拉斯算子完成红外小目标轮廓的检测。仿真结果验证了该算法的有效性。但是,利用阈值分割来检测弱小目标,使其忽略了红外图像像素的空域关系,会增加算法对噪声的敏感性与检测误差率。文献[5]为了提高红外弱小目标的检测精度与效率,提出基于方差标记的形态学红外小目标检测算法。先计算图像每个像素的局部方差,然后由方差根据阈值判断条件对图像进行标记,再通过形态学算法对标记的部分进行 Top-Hat 运算。实验结果显示该算法具有较高的检测精度与效率。然而,此方法依赖阈值分割与 Top-Hat 运算来实现目标检测,这种传统的 Top-Hat 变换算子的腐蚀元素为单一结构,会将亮度值较大的背景像素腐蚀掉,从而混入真实目标中,降低算法的检测精度。文献[6]为了提高红外目标的检测精度与效率,设计了灰度分布与核函数的红外目标检测方法,通过分析目标在红外图像中的灰度分布,提取 4 个特征点并联合核函数,对目标进行检测。仿真结果验证了该算法的有效性,但是该技术主要是依赖红外小目标的灰度直方图特性,忽略了目标的空域特征,且单一依赖灰度特征,难以有效剔除虚假目标。

为提高信号微弱的小目标检测准确性,本文提出基于局部加权融合特征与分类二维 Ostu 分割的红外弱小目标检测算法。考虑待检测目标的周围像素,并将不同方向的腐蚀操作结构元素替代传统的 Top-Hat 变换的单一腐蚀结构,形成多方向自适应 Top-Hat 变换机制,充分抑制背景干扰,将弱小目标从背景区域中凸显出来。定义局部加权融合特征,对红外弱小目标完成粗定位。基于分形理论,获取像素分维像,实现弱小目标的细定位,增强算法的鲁棒性,有效抵御虚假目标与随机噪声的干扰。利用特征分类二维 Ostu 分割机制,完成红外弱小目标的精确检测。

1 红外弱小目标检测与追踪算法

本文设计的检测算法流程见图 1,其主要分为:1)基于背景过滤机制的红外弱小目标增强;2)基于局部加权融合特征的弱小目标粗定位;3)基于像素分维像模型的弱小目标细定位;4)基于特征分类二维 Ostu 分割机制的弱小目标检测。利用多方向自适应 Top-Hat 变换,最大程度地抑制背景干扰因素,通过构建弱小目标的粗-细定位机制,不仅有效抵御虚假目标与随机噪声的干扰,而且降低了算法的复杂度。考虑目标像素与区域特征的差异,定义了特征分类二维 Ostu 分割机制,完成弱小目标的精确检测。

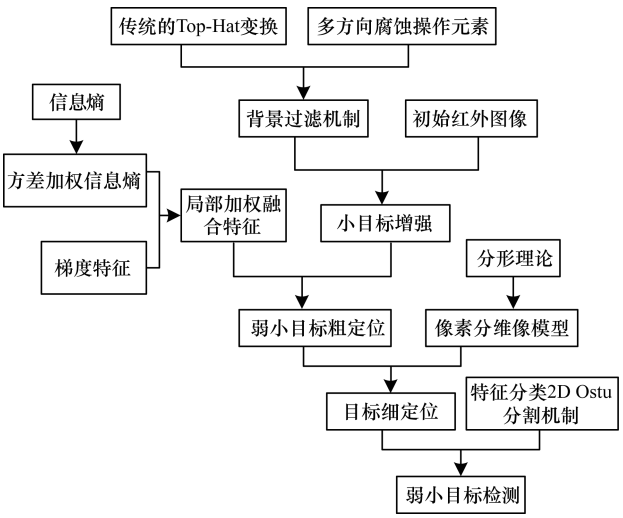


图 1 红外弱小目标检测算法流程

首先,为较好地凸显弱小红外目标,基于 Top-Hat 变换机制[7-8],将腐蚀结构元素进行多尺度分割,以替代文献[8]中的单一尺度腐蚀结构元素,形成多个大小不同的尺度圆形结构元素,从而得到多方向自适应 Top-Hat 变换,其中的大尺度结构元素可以增强算法的抗噪能力,而小尺度结构元素可识别出弱小目标的细小边缘,从而增强噪声杂波抑制能力与凸显目标边缘信息。随后,联合信息熵值与图像梯度方向特征,形成局部加权融合特征,进一步消除红外图像中的随机噪声,完成弱小目标的粗定位,并引入像素分维像模型,获取弱小目标的像素分维像,完成弱小目标的细定位,消除虚假目标。最后,依据红外图像中弱小目标与其周围像素的灰度特性,建立属性集,从而构建特征分类二维 Ostu 检测机制,检测出弱小目标。

1.1 基于背景过滤机制的红外弱小目标增强

在红外目标的捕获过程中,常伴有各种杂波、噪声等干扰,加上远距离的探测目标,使其表现为弱小目标形状,如点目标,导致其特征信号微弱,易被红外背景淹没,使得检测与跟踪较为困难。因此,本文构建了红外背景过滤机制,将红外目标从背景中凸显出来。

在经典 Top-Hat 算子中,白 Top-Hat 操作元素 T_W 能够凸显红外图像中比目标周围亮且比结构元素模板小的区域,而黑 Top-Hat 操作元素 T_B 能够凸显红外图像中比周围暗且比结构元素模板小的区域[7]:

$$\begin{cases} T_{\mathrm{W}} = f(x,y) - f \circ B(x,y) \\ f \circ B(x,y) = (f \Theta B) \oplus B \end{cases} \tag{1}$$

$$\begin{cases} T_B = f \bullet B(x,y) - f(x,y) \\ f \bullet B(x,y) = (f \oplus B) \Theta B \end{cases} \tag{2}$$

其中,T_W,T_B 分别代表白、黑 Top-Hat 操作元素;$f(x,y)$ 代表输入图像;$\circ$,$\bullet$ 分别是开运算与闭运算;$\oplus$,Θ 分别为膨胀与腐蚀元素;(x,y)是红外图像中的像素点。

依据式(1)、式(2)可知,Top-Hat 算子要实现弱小目标的准确测量,核心是选择理想的腐蚀-膨胀操作元素,从而充分过滤背景杂波与噪声的干扰,完成目标增强的目的。文献[8]为了增强 Top-Hat 变换的抑制能力,将目标周围区域的像素引入到式(1)、式(2)中,从而更有效地过滤背景杂波与噪声,其变换结构元素见图 2。

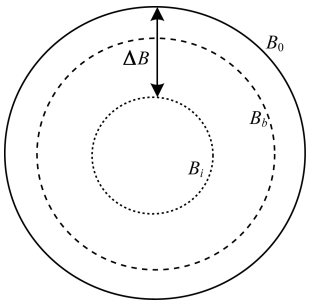


图 2　变换结构元素

在该图中的 B_i,B_0,B_b 属于同心圆。B_0,B_i 分别代表大于、小于目标区域尺寸的结构元素[8];B_b 代表中间结构元素;$\Delta B = B_0 - B_i$ 代表在 B_0,B_i 两部分中的圆形区域。若初始采集红外图像为 f,则式(1)、式(2)将演变为:

$$\begin{cases} T_{\mathrm{W}} = f(x,y) - f \circ B_{oi}(x,y) \\ f \circ B_{oi}(x,y) = (f \Theta \Delta B) \oplus B_b \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} T_B = f \bullet B_{oi}(x,y) - f(x,y) \\ f \bullet B_{oi}(x,y) = (f \oplus \Delta B) \Theta B_b \end{cases} \tag{4}$$

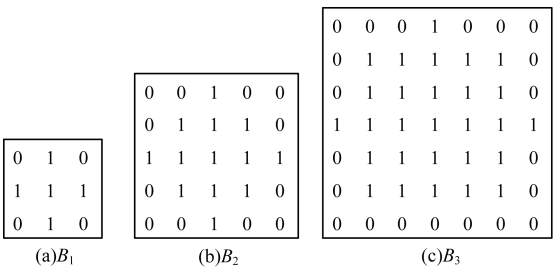
其中,b 代表结构元素;$B_{oi}(x,y)$ 是含有 B_i 与 ΔB 2 个区域的元素。

依据式(3)、式(4)可知,改进后的 Top-Hat 变换机制虽然充分考虑目标区域和背景区域的差异性,而且 B_b 能够调整目标区域尺寸,显著增强了 Top-Hat 的过滤能力,充分抑制背景杂波与噪声[8],但是式(3)、式(4)仍然采用单尺度 B_b 结构元素、单一方向的腐蚀操作元素,在其过滤初始红外图像中的杂波与噪声时,也腐蚀了目标的少量边缘特征,削弱了目标候选区域的闭合度。

因此,本文基于文献[8]的 Top-Hat 变换优势,将式(3)、式(4)中的 B_b 分割为多尺度结构,并用不同的腐蚀操作结构元素替代其单一腐蚀元素,设计了多方向自适应 Top-Hat 变换机制,也就是本文的红外背景过滤机制。多尺度 B_b 模型为:

$$B_b = B_1 \oplus B_2 \oplus \cdots \oplus B_i \oplus \cdots \oplus B_m \tag{5}$$

其中,m 代表尺度参数,为一正整数;B_m 代表 $(2m+1) \times (2m+1)$ 的圆形结构元素,典型的 B_1,B_2,B_3 结构元素见图 3。



(a)B_1　(b)B_2　(c)B_3

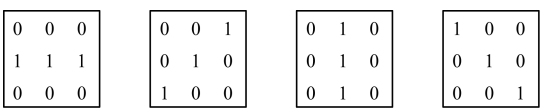
图 3　多尺度结构元素

依据式(5)可知,通过将单一尺度结构元素 B_b 分割为多个大小不同的尺度圆形结构元素,大尺度结构元素可增强算法的抗噪能力,而小尺度结构元素可识别出弱小目标的细小边缘,从而使得本文算法兼顾噪声杂波抑制能力与目标边缘信息。但是若采用单一的腐蚀结构元素对其过滤,会严重削弱 Top-Hat 算子对不同方向边缘的敏感性,使得检测的目标边缘信息不完整,出现间断效应[9]。因此,本文通过设计 4 个不同方向(0°,45°,90°,135°)的结构元素来替代式(3)、式(4)中单一的腐蚀结构元素 b,联合多尺度 B_b 模型,构建了红外背景过滤机制:

$$\begin{cases} T_{W(B)} = f(x,y) - (f \Theta \Delta B_i) \oplus B_j \\ T_{W(b)} = f(x,y) - (f \Theta \Delta b_k) \oplus b_l \end{cases} \tag{6}$$

$$\begin{cases} T_{B(B)} = (f \oplus \Delta B_i) \Theta B_j - f(x,y) \\ T_{B(B)} = (f \oplus \Delta b_k) \Theta b_j - f(x,y) \end{cases} \tag{7}$$

其中,B_i,b_k 是小尺度结构元素;B_j,b_l 为大尺度结构元素;$[i,j] \in m$ 属于尺度参数;$[k,l] \in n$ 为腐蚀元素的方向参数,当 $n=1$ 时,b_1 的结构元素见图 4。

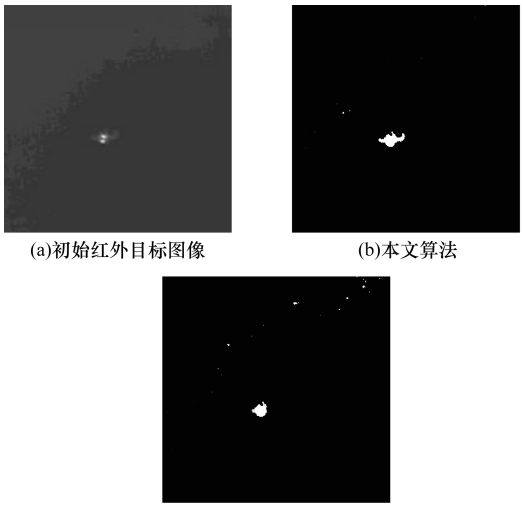


(a)0°　(b)45°　(c)90°　(d)135°

图 4　多方向腐蚀结构元素

依据式(6)与式(7)可知,本文改进的 Top-Hat 变换具有多尺度、多方向性,能够增强算法对目标边缘各方向的敏感度,且通过将结构元素 B_b 分解为不同尺寸的结构因子,使其兼顾抗噪与保持目标边缘信息的能力。以图 5(a)为目标,利用本文红外背景过滤机制与文献[8]的过滤机制对其完成增强,结果见图 5(b)、图 5(c)。由此可知,本文红外背景过滤机制较好地去除了背景杂波与噪声,将弱小目标更好地凸显出来,而文献[8]的 Top-Hat 算法是单尺度、单方向的腐蚀结构元素,降低了其对目标亮度值

较大的背景边缘的敏感性,使其腐蚀部分背景信息,产生了较多的虚假目标。



(a)初始红外目标图像 (b)本文算法

(c)文献[8]算法

图 5 本文红外背景过滤机制的增强效果

1.2 基于局部加权融合特征与像素分维像模型的目标定位

由图 5 的增强质量可知,虽然红外背景过滤机制可有效地将弱小目标从复杂背景中分割出来,但是该机制仍然不能彻底过滤掉红外图中的随机噪声与虚假目标。为此,文献[10]采用方差权重信息熵来定位弱小目标,从而在候选区域内检测出弱小目标。

$$I_h(S) = -\sum_{s}^{255}(s-\bar{s})^2 p_s \times \lg(p_s) \tag{8}$$

其中,$I_h(S)$代表方差权重信息熵;$p_s \in [0,1]$代表像素灰度值 s 出现的概率;S 代表红外图像的灰度值集合;$\bar{s}$ 代表区域像素灰度均值。

虽然式(8)能够较好地将目标区域与大部分背景区域区分开来,但是依据图 5 可知,背景与目标交叉的边缘处具有相近的特性,且弱小目标的尺寸较小,易被噪声背景淹没。因此,采用全局信息熵值来实现弱小目标检测,难以将背景中的虚假目标过滤掉,从而降低其识别精度;而在弱小目标的局部区域内,其灰度变化较为敏感,而其周围的背景较为平稳,利用此特性能够将虚假目标彻底剔除。因此,本文通过对式(8)进行改进,并引入图像梯度方向特征,设计局部加权融合特征,对弱小目标完成粗定位。

$$R(i,j) = \lambda \times [H_S(i,j)] \times \gamma \times g_r(i,j) \tag{9}$$

$$H_S(i,j) = 1 - \sum_{s=0}^{255}(s-\bar{s})^2 \lg(p_s) \tag{10}$$

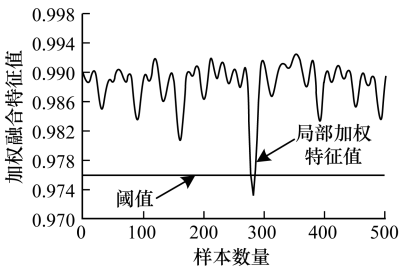
$$g_{r_{i,j\in C}}(i,j) = \frac{\partial f}{\partial fx}\vec{i} + \frac{\partial f}{\partial fx}\vec{j} \tag{11}$$

其中,$R(i,j)$代表局部加权融合特征;$H_S(i,j)$是局部方差信息熵;γ,λ 均表示权重因子,是常量,根据这 2 个特征在检测弱小目标时的重要程度调整其值大小,$\gamma + \lambda = 1$;(i,j)是当前像素的位置;$g_r(i,j)$代表(i,j)处像素点的梯度;C 为局部区域尺寸。

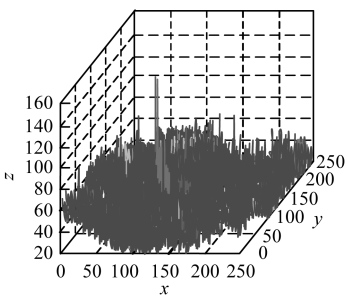
由式(9)可知,局部加权融合特征 $R(i,j)$较好地利用了目标局部信息熵 $H_S(i,j)$与梯度方向特征 $g_r(i,j)$的优势,通过改进的 Top-Hat 变换机制,显著增强噪声杂波抑制能力与凸显目标边缘信息,消除了背景中杂波与噪声等干扰。依据文献[10]可知,红外图像中的真实弱小目标的方差信息熵值要高于其周围背景,从而保证了感兴趣区域包含了待检测目标,而梯度方向特征可识别出背景与目标交叉边缘处具有相近的特性像素,进一步区分真实目标与背景虚假目标,从而确保粗定位的准确性。因此,根据式(9)中的 $H_S(i,j)$与 $g_r(i,j)$能够过滤背景与目标交叉处的边缘像素,完成弱小目标粗定位,获取包含弱小目标的感兴趣区域,如图 6 所示。



(a)粗定位的感兴趣区域



(b)感兴趣区域内的目标量化



(c)感兴趣区域的分维数据3D图



(d)像素分维像



(e)细定位结果

图 6 红外弱小目标的粗定位与细定位结果

由图 6(b)可知,在该红外图像中,只有一个特征值超过平均阈值($T = R_{\max}(i,j) + R_{\min}(i,j)/2$),表明该候选区域只包含了一个弱小目标,其余全为虚假目标,见图 6(a)。然而,粗定位的目标区域仍然含有背景像素在其中,为了精确定位出弱小目标,消除背景干扰因子,本文在粗定位形成的感兴趣区域内,引入像素分维像模型完成弱小目标的细定位。由于红外探测图像背景的分形维数较低,而弱小目标呈现出较高的分形维[11],因此利用像素分维像模型能够精确定位目标。首先,定义一个与候选目标相同尺寸 $M \times N$ 的移动窗口;随后,引入 raster 机制[12],利用该窗口对感兴趣区域进行扫描,将整个感兴趣区域内的像素分维视为移动窗口中点的分维。若移动窗口的中心像素位于(i,j),基于分形理论可知[11],其随机模型 $B_H(t)$ 为 Brown 运动:

$$P_r\left\{\frac{B_H(t+\Delta t) - B_H(t)}{\| \Delta t \|^H} < y\right\} = F(y) \tag{12}$$

其中,P_r 是像素概率测度;$F(y)$为高斯概率函数;t 为欧式空间的任意点;H 代表描述图像特性因子,其与图像分维 FD 满足如下关系:

$$FD = N + 1 - H \tag{13}$$

其中,FD 代表图像分维;N 是图像拓扑维数,本文红外图像的 $N = 2$。

由文献[11]可知,当式(12)取值为 $N(0,\sigma^2)$ 时,则式(12)可演变为:

$$E(|B_H(t+\Delta t) - B_H(t)|^2) = C\,|\Delta t|^{2H} \tag{14}$$

其中,C 为常数;$E(x)$为求 x 的均值。

通过对式(14)完成取对数运算及最小二乘法拟合[13],可求得图像特性因子 H,再联合式(13)即可获取目标的分形维数。利用式(13)求解粗定位的目标候选区域内所有像素的分维 $FD \in [2,3]$;再将所有像素的分维 FD 值映射到其相应的灰度区间 $FD \in [0,255]$内,形成像素分维像,从而完成弱小目标的细定位。以图 6(a)中的粗定位区域为样本,其空间三维数据特征分布见图 6(c),通过将每个像素映射到其相应的灰度区间 $FD \in [0,255]$内,得到像素分维像(见图 6(d)),从而完成感兴趣区域的细定位(见图 6(e))。由此可知,通过像素分维像的细定位可精确定位弱小目标,消除了背景干扰。

1.3　基于特征分类二维 Ostu 分割的弱小目标检测

在完成弱小目标的精确定位后,本文利用目标像素与区域特征的差异,定义了特征分类二维 Ostu 分割机制,对细定位的弱小目标感兴趣区域进行精确检测。若红外弱小目标图像 f 的灰度为 L,其大小为 $M \times N$,Q 为 L 上的目标特征集合,而$(i,j) \in Q$ 是属于属性集合 Q 的像素点。对于图像 f,令其在集合 Q 上的 2D 特征属性直方图为 H_Q,则 Q 中像素点的概念为:

$$P_Q(i,j) = \frac{H_Q(i,j)}{N_Q} \tag{15}$$

$$\sum_{i=L_1}^{L_2}\sum_{j=L_3}^{L_4} P_Q(i,j) = 1 \tag{16}$$

其中,N_Q 代表属于集合 Q 的像素总量;$H_Q(i,j)$代表属于集合 Q 的灰度水平为 i,而其邻域灰度均值为 j 的像素总量;L_1,L_2 代表集合 Q 中像素点灰度的最大值与最小值;L_3,L_4 代表集合 Q 中邻域像素点灰度的最大值与最小值。

通过考虑目标属性的直方图,使得本文算法忽略了目标周围及背景的干扰,因此,利用不同属性像素对弱小目标进行检测,核心是确定合理的属性集合 Q,其函数为:

$$Q = \{(i,j) \mid \varphi(i,j)\} \tag{17}$$

其中,$\varphi(i,j)$是像素(i,j)的先验知识。

依据像素分维像的细定位,可以有效消除大部分背景区域。在这种局部区域中,目标像素的灰度水平要明显高于其周围像素,因此,本文定义如下的灰度属性集合 Q:

$$Q = \{(i,j) \mid f_{m\times m}(i,j) > \bar{f}_L\}, 0 \leqslant i \leqslant m-1, 0 \leqslant j \leqslant n-1 \tag{18}$$

其中,$f(i,j)$是像素灰度值;$\bar{f}_L$是像素点(i,j)周围的灰度均值。

由式(18)可知,该集合 Q 只含有灰度值大于其邻域像素的像素点。这主要是初始红外图像经过背景过滤机制增强后,其多数像素点的灰度值降为 0,而仅存的非 0 像素点的灰度值也非常小。在该感兴趣区域内,只有目标像素点的灰度值要远大于其邻域像素的灰度值;且要高于整个初始红外图像的灰度均值。

因此,依据式(15)与式(18),基于传统的 Ostu 分割技术[14],构建特征分类二维 Ostu 检测机制:

$$\sigma_H^2 = \frac{[\mu_{T_i}(i,j) - [\mu_i(i,j)]]^2 + [\mu_{T_j} w_0(i,j) - [\mu_j(i,j)]]^2}{w_0(i,j)[1 - w_0(i,j)]} \tag{19}$$

$$\begin{cases}\mu_{T_i}(s,t)=\sum_{i=0}^{L=1L-1}\sum_{j=0}^{L=1L-1} i\times P_Q(i,j)\\ \mu_{T_j}(s,t)=\sum_{i=0}^{L=1L-1}\sum_{j=0}^{L=1L-1} j\times P_Q(i,j)\end{cases} \tag{20}$$

其中，$w_0(i,j)$代表区域概率；σ_H^2 为类间方差。

当式(19)中的类间方差 σ_H^2 为最大值时，此时 σ_H^2 为最优阈值，使其检测结果最精确。利用式(19)对图 6(e)进行弱小目标检测，结果见图 7。由此可知，通过使用特征分类二维 Ostu 分割机制，可精确检测完整的弱小红外目标。

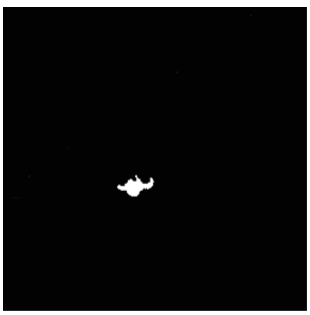


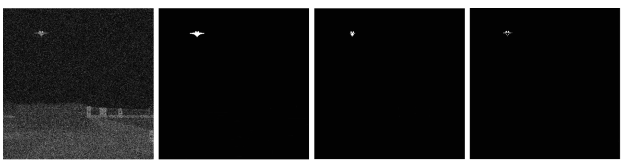
图 7 基于特征分类二维 Ostu 分割机制的检测结果

2 实验结果与分析

借助 Matlab 平台来验证所提红外弱小目标的检测精度，实验条件为：DELL，4.0 GHz 双核 CPU，800 GB硬盘；Windows XP 系统。同时，为凸显所提检测算法的优越性能，将文献[5]算法、文献[15]算法作为对照算法。以红外弱小目标为实验对象，灰度等级为 256。其中，Top-Hat 算子中的 B_o 与 ΔB 的半径均为 1 个像素，$N=2$，$C=3.5$。

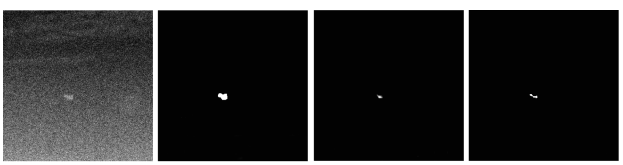
2.1 红外弱小目标检测结果比较

将 4 组不同特征的红外弱小目标作为样本，通过本文算法与文献[5]算法、文献[15]算法对其弱小目标进行检测，结果见图 8～图 11。



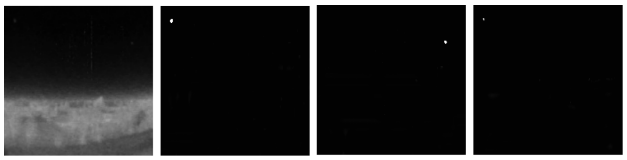
(a)初始红外图像 (b)本文算法 (c)文献[5]算法 (d)文献[15]算法

图 8 3 种算法的弱小目标检测结果 1



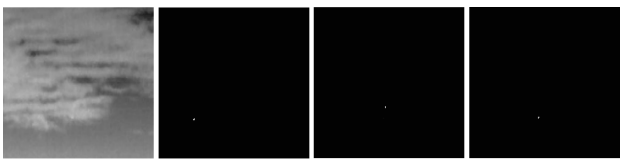
(a)初始红外图像 (b)本文算法 (c)文献[5]算法 (d)文献[15]算法

图 9 3 种算法的弱小目标检测结果 2



(a)初始红外图像 (b)本文算法 (c)文献[5]算法 (d)文献[15]算法

图 10 3 种算法对点目标的检测结果



(a)初始红外图像 (b)本文算法 (c)文献[5]算法 (d)文献[15]算法

图 11 3 种算法对被云层淹没点目标的检测结果

图 8(a)中有噪声与背景杂波干扰，其背景部分中红外背景的亮度要高于真实弱小目标，在检测时，容易将高亮度的背景腐蚀，形成虚假目标，不利于目标检测。在图 9(a)中，真实弱小目标的亮度与空中的云层亮度接近，且云层的起伏较大，增加了算法的检测难度。而图 10(a)的对比度很低，目标成点状，被淹没在天空与云层中，且该天空背景中存在多个虚假目标，使其检测较为困难。图 11(a)仍是点目标，其天空云层亮度要远高于目标，且目标完全被云层淹没，肉眼无法从图中看到目标。

面对噪声与复杂背景的干扰，本文算法仍然能完整地精确检测出弱小目标。而文献[5]算法、文献[15]算法的检测精度不理想，没有识别出完整的弱小目标。尤其是对图 10、图 11 中的目标检测，文献[5]算法检测均失败，将天空中的虚假目标误检为弱小目标，而文献[15]算法虽然能够定位出图 10(a)的目标区域，但是无法将其完整地识别出来，而对于图 11 的目标检测，算法识别失败。

然而，本文算法将待检测目标周围像素与不同尺度的腐蚀操作结构元素同时引入到经典 Toop-Hat 变换算子中，利用大尺度结构元素增强算法的抗噪能力。而小尺度结构元素可识别出弱小目标区域的细小边缘，充分抑制杂波与电子噪声干扰，避免部分目标像素丢失，将完整的弱小目标从背景区域中凸显出来。联合图像梯度方向特征与局部方差信息熵来定义局部加权融合特征，局部方差信息熵充分利用了目标与背景的特征差异，能够有效区分天空、云层与目标区域。采用弱小目标与云边缘区域的梯度方差，可识别出背景与目标交叉的边缘处具有相近的特性像素并构建像素分维像。利用真实目标与强噪声等虚假目标的灰度差异，消除

强噪声等虚假目标,对红外弱小目标完成粗-细定位,再根据目标与感兴趣区域内的背景差异,定义灰度属性集合,建立特征分类二维 Ostu 分割机制,使得本文算法在细定位目标区域内,只对灰度值大于其邻域像素的目标点进行检测,排除了目标周围及背景像素干扰。将完整的弱小目标检测出来,面对起伏背景较大的点目标,仍然能够准确定位并检测出目标。而文献[5]是通过利用经典的 Top-Hat 机制来抑制背景,易将背景腐蚀,引入诸多虚假目标,且仅利用图像局部方差来分割,难以将背景与目标交界处的相似像素进行过滤并消除云边缘的干扰,从而降低其检测精度,导致目标检测不完整以及点目标的检测失败。由于文献[15]算法主要是利用局部目标区域的对比度来完成目标分割检测,在复杂背景干扰下,难以识别背景混入目标区域的虚假目标及完整地将目标识别出来,因此其面对起伏背景较大的点目标,没有正确识别出真实弱小目标,而是检测出虚假目标。

2.2　算法效率分析

为客观体现 3 种算法的优劣性,本文引入局部信噪比增益[16]与 ROC(Receiver Operating Characteristics)曲线[17]来衡量算法效率,其中,信噪比收益 G_{LSNR} 计算公式[12]为:

$$G_{\mathrm{LSNR}}=\frac{R_{\mathrm{LSN_OUT}}}{R_{\mathrm{LSN_IN}}} \tag{21}$$

其中,$R_{\mathrm{LSN_OUT}}$ 是输出图像的信噪比;$R_{\mathrm{LSN_IN}}$ 是初始红外图像的信噪比。

ROC 曲线[17]由正确检测率 P_{d} 与虚警率 F_{a} 构成:

$$\begin{cases} P_{\mathrm{d}}=\dfrac{True}{Total} \\ F_{\mathrm{a}}=\dfrac{False}{N\text{-}Total} \end{cases} \tag{22}$$

其中,*True* 为正确检测数量;*Total* 为红外目标数量;*False* 为错误检测数量;*N-Total* 为红外图像总数量。

以图 5(a)为检测目标,依据文献[17]提供的计算方法,利用本文算法、文献[5]算法、文献[15]算法对其完成检测,得到的 G_{LSNR} 数据与耗时见表 1。可见,本文算法的 G_{LSNR} 值更高,约为 33.79,且耗时最短,约为 0.26 s;文献[5]的 G_{LSNR} 值为 18.02,耗时约为 1.03 s;文献[15]的 G_{LSNR} 值为 24.52,耗时约为 0.74 s。本文算法通过定义局部加权融合特征与像素分维像,使得只在感兴趣区域内完成目标检测,并定义灰度属性集合,建立特征分类二维 Ostu 分割机制,使得本文算法在感兴趣区域只对灰度值大于其邻域像素的目标点进行检测,排除对其他目标周围及背景像素的识别,避免了对整个图像像素进行逐一检测,从而降低复杂度。文献[5]算法、文献[15]算法均是对红外图像中所有像素进行逐一检测,检测量较大,使得两者的耗时较高,降低了算法的检测效率。

表 1　3 种算法的信噪比收益与耗时比较

算法	信噪比收益值	耗时/s
本文算法	33.79	0.26
文献[5]算法	18.02	1.03
文献[15]算法	24.52	0.74

为直观量化各算法的正确检测率,依据文献[18]方法,设置相同的虚警率 F_{a}。取 150 幅红外背景图像,将 80 个红外小目标与其进行合成得到测试图像,再利用本文算法、文献[5]算法、文献[15]算法对测试图像进行检测,得到 ROC 曲线见图 12。由此可知,本文算法正确检测率最高。

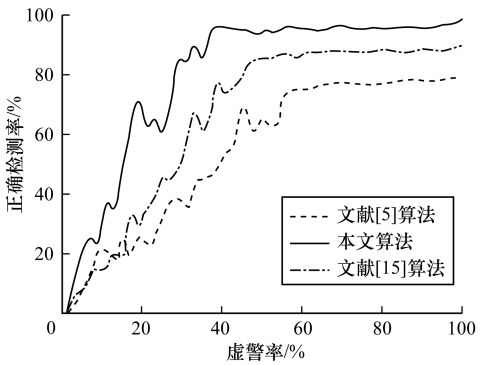


图 12　3 种算法的正确检测率对比

3　结束语

为降低红外小目标在复杂背景干扰条件下的检测误差,本文提出基于局部加权融合特征与分类二维 Ostu 分割的红外弱小目标检测算法。首先,通过将待检测目标周围像素与不同方向的腐蚀操作结构元素引入到经典 Top-Hat 变换算子中,构建红外背景过滤机制,将弱小目标从背景区域中凸显出来;然后,定义局部加权融合特征与构建像素分维像,对弱小目标完成粗定位与细定位,有效消除虚假目标与随机噪声;最后,建立特征分类二维 Ostu 分割机制,对弱小目标进行快速精确检测。实验结果表明,与当前红外弱小目标检测算法相比,本文算法具有更高的检测精度与更低的检测耗时。下一步将引入粒子群算法,对特征分类二维 Ostu 分割机制的阈值进行优化,提高红外弱小目标的检测精度。

参考文献

[1] Li Zhaohui, Wang Xiaorui, Zhang Jianqi. Novel Spatiotemporal Filter for Dim Point Targets Detection in Infrared Image Sequences[J]. Journal of Electrical and Computer Engineering, 2015, 12(2): 1201-1209.

[2] 凌 强,黄树彩,吴 潇. 基于核各向异性扩散的红外小目标检测[J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(1): 93-98.

[3] Ahmadi K, Salari E. Small Dim Object Tracking Using Frequency and Spatial Domain Information[J]. Pattern Recognition, 2016, 58(10): 227-234.

[4] 吴 涛,何文忠,陈晓露. 基于局部特征的单帧红外小目标检测算法[J]. 激光与红外, 2016, 8(3): 45-49.

[5] 方义强,程正东,樊 祥. 一种基于方差标记的形态学红外小目标检测算法[J]. 电子学报, 2015, 43(2): 338-343.

[6] Wang Luping, Zhang Luping, Zhao Ming. An Algorithm for Moving Target Detection in IR Image Based on Grayscale Distribution and Kernel Function[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(11): 4270-4278.

[7] Bai Xiangzhi, Zhou Fugen, Xue Bindang. Multiple Linear Feature Detection Based on Multiple-structuring-element Center-surround Top-Hat Transforms[J]. Applied Optics, 2012, 51(21): 5201-5211.

[8] 白相志,周付根,解永春. 新型 Top-Hat 变换及其在红外小目标检测中的应用[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(5): 643-645.

[9] 郑绍华,陈 健,潘 林,等. 基于形态学的可变权值匹配自适应图像增强算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2586-2592.

[10] 田 维. 复杂背景下红外小目标检测算法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2012.

[11] 王 鑫. 复杂背景下红外目标检测与跟踪算法研究[D]. 南京:南京理工大学, 2011: 26-37.

[12] 胡 亦,王琳娜,朱恭生. 锯齿空间填充曲线耦合压缩感知的彩图灰度化实时加密算法[J]. 激光杂志, 2015, 6(2): 12-18.

[13] Hai Jing, Zhang Gang, Cheng Jiang. Estimation of Mass Transfer Coefficient in Ozone Absorption by Linear Least Square Fitting and Simplex Search Methods[J]. Journal of Central South University, 2012, 19(12): 3396-3399.

[14] 何乃甩. 基于红外图像的内河船舶目标检测算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.

[15] Cui Zheng, Yang Jingli, Jiang Shouda. An Infrared Small Target Detection Algorithm Based on High-speed Local Contrast Method[J]. Infrared Physics and Technology, 2015, 76(5): 474-481.

[16] 赵爱罡,王宏力,杨小冈. 基于极端学习机背景预测的红外小目标检测算法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(1): 36-44.

[17] Bianchi T, Piva A. Image Forgery Localization via Block-grained Analysis of JPEG Artifacts[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 1003-1017.

[18] Gao Chenqiang, Meng Deyu. Infrared Patch-image Model for Small Target Detection in a Single Image[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(12): 4996-5008.

编辑 陆燕菲

(上接第 252 页)

[4] Tong Lingling, Dai Feng, Zhang Dongming, et al. Encoder Combined Video Moving Object Detection[J]. Neuro-computing, 2014, 139(2): 150-162.

[5] 徐光祐,陶霖密,邸慧军. 跨学科前沿与应用的交汇点:日常活动理解[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 132-140.

[6] Wren C, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfinder: Real-time Tracking of the Human Body[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780-785.

[7] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1999: 246-252.

[8] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric Model for Background Subtraction[C]//Proceedings of ECCV'00. Berlin, Germany: Springer, 2000: 751-767.

[9] Doretto G, Chiuso A, Wu Y N, et al. Dynamic Texture[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 51(2): 91-109.

[10] Mahadevan V, Vasconcelos N. Spatiotemporal Saliency in Dynamic Scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 171-177.

[11] Gopalakrishnan V, Rajan D, Hu Y. A Linear Dynamic System Framework for Salient Motion Detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(5): 683-692.

[12] 刘 敏. 视频序列中运动物体检测算法研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2013.

[13] Farin D, de With P H N, Effelsberg W. Robust Estimation for Complex Video Sequences[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003.

[14] Liu M, Zhang D. A New Approach for Salient Motion in Dynamic Scenes[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Machine Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 406-407.

[15] Mahadevan V, Vasconcelos N. Background Subtraction in Dynamic Scenes[EB/OL]. [2016-08-10]. http://www.svcl.ucsd.edu/projects/background_subtraction.

编辑 陆燕菲