

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208751

基于多特征融合的红外弱小目标检测*

武杰¹ 藺素珍¹ 祿晓飞² 李大威¹ 张海松¹

(1. 中北大学大数据学院 太原 030051; 2. 酒泉卫星发射中心 酒泉 735000)

摘要: 为解决红外弱小目标检测领域中基于单类先验知识的人类视觉系统检测方法检测准确率低、虚警率高以及显著图计算复杂等问题,提出一种在复杂背景条件下对红外弱小目标多种特性进行融合处理的检测方法。通过融合红外弱小目标的局部灰度值大、自身灰度信息符合二维高斯分布以及与邻域相似度低的三大特性,利用协方差检测和相似度对比计算得到显著图,对显著图进行简单阈值分割得到真实目标。对不同复杂背景和不同数据类型的红外源图像进行弱小目标检测实验,结果表明:与基线算法相比本文所提算法检测结果背景抑制因子和信杂比增益均提高2~3倍,交并比为HVS类方法最优,ROC曲线在较低虚警率时获得最高检测准确率。本文方法将红外源图像中弱小目标多个特性进行有效融合,提高检测精度的同时降低了显著图计算复杂度,在不同复杂背景和杂波干扰的情况下仍能取得较好的目标定位和背景抑制效果。

关键词: 弱小目标检测;红外图象;目标背景灰度对比度;协方差检测;目标背景相似性

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Infrared small target detection based on multi-feature fusion

Wu Jie¹ Lin Suzhen¹ Lu Xiaofei² Li Dawei¹ Zhang Haisong¹

(1. College of Data Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Jiuquan Satellite Launch Center, Jiuquan 735000, China)

Abstract: In order to solve the problems of low detection accuracy, high false alarm rate and complex calculation of saliency map based on single-class prior knowledge of human visual system detection method in the field of infrared small target detection, a detection method that fuses various characteristics of infrared small targets under complex background conditions is proposed. By fusing the three characteristics of infrared small targets that the local gray value is large, its own gray information conforms to the two-dimensional Gaussian distribution, and the similarity with the neighborhood is low, the saliency map is calculated by covariance detection and similarity comparison. And then threshold segmentation of the saliency map to get the real target. The small target detection experiments are carried out on infrared source images with different complex backgrounds and different data types. The results show that: compared with the baseline algorithm, the detection results of the proposed algorithm in this paper increase the background suppression factor and the signal-clutter ratio gain by 2~3 times, the intersection of union is the best in the HVS method, and the ROC curve obtains the highest detection accuracy at a lower false alarm rate. The method in this paper effectively fuses multiple characteristics of small targets in the infrared source image, improves the detection accuracy and reduces the complexity of the algorithm, and can still achieve good target positioning and background suppression in the case of different complex backgrounds and clutter interference.

Keywords: small target detection; infrared image; target background gray contrast; covariance detection; target background similarity

0 引言

红外弱小目标检测是精确制导、森林救援和海上预警

等领域^[1-2]的重要组成部分。由于探测距离较远,成像中往往存在目标尺寸小、信噪比低等问题,致使图像中的红外目标常常缺乏形状信息、纹理信息和颜色信息,不易提取目标

收稿日期:2022-01-03

* 基金项目:国家自然科学基金(61702465)、国家自然科学基金(61774138)、山西省自然科学基金(201901D111151)、山西省研究生创新项目(2021Y622)资助

特征,从而导致目标检测跟踪存在较大困难。如果再遇到复杂背景及杂波干扰,红外弱小目标检测跟踪更是面临巨大挑战。因此,探索复杂背景下的红外弱小目标检测具有理论和实际意义。

红外弱小目标检测方法可以分为基于数据驱动的深度学习(deep learning, DL)^[3-4]方法和基于模型驱动的数学建模^[5-6]方法两大类。其中深度学习方法主要是通过设计具有针对性的网络来提取目标特征、检测目标位置,其效果较好且自适应性强。例如基于分段的网络模型 ACM^[7](asymmetric contextual modulation, ACM),设计了一个不对称的上下文模块来聚合浅层和深层的特征进行弱小目标检测;又如将红外目标检测问题分解为两个相对的子问题,利用生成对抗网络 MdvsFA-cGAN^[8](miss detection vs false alarm: Adversarial, MdvsFA-cGAN)实现了红外弱小目标检测中漏检和虚警的折衷。但深度学习方法由于其用于网络训练的大量数据获取不易,且标签制作耗时费力,限制了其推广使用。

后者则主要是利用先验知识进行数学建模,可进一步细分为以下3类:第1类基于红外背景一致性假设^[9],通过设计合适的滤波器抑制杂波,利用原图像与预测背景的差分得到真实目标。该类方法不能很好处理边缘和干扰较多的复杂场景,因为这些结构会破坏目标的局部一致性导致较高虚警率。第2类是基于稀疏矩阵和低秩矩阵恢复^[10-11]的方法,该类方法认为观察图像是目标图像、背景图像和噪声图像的线性组合,假设目标图像和背景图像分别具备稀疏性和低秩性,将目标检测问题转换为数学优化问题进行求解。但该类方法计算复杂,求解值多为近似解,在噪声严重情况下很容易将噪声误认为目标。第3类是基于人眼视觉系统^[12](human vision system, HVS)的方法,该类方法利用真实目标与邻域的对比度计算显著图来分割目标;例如Chen等^[13]提出局部对比度(local contrast measure,

LCM)利用目标区域与邻域的灰度差异计算显著图,通过对显著图进行简单阈值分割得到真实目标;再如多尺度局部对比度方法^[14](relative local contrast measure, RLCM)对原始图像逐像素计算与多个尺度邻域的灰度差异,以增强真实目标并抑制所有背景类型的干扰;还如利用局部相异度和局部亮度来度量局部对比度,用局部能量因子^[15](local energy factor, LEF)来描述小目标与背景之间的相异程度。但这些方法仅考虑利用目标和邻域的灰度对比进行目标增强,在面对亮度对比度弱且信杂比较低的场景时,目标容易淹没在复杂的背景杂波中导致较高虚警率。

本文为解决复杂背景下的红外弱小目标检测中HVS类方法检测精确率低和显著图计算方式复杂问题,提出一种基于多特征融合的红外弱小目标检测方法,利用红外弱小目标的多个特性增强局部对比度,完成对真实目标的检测。本文的创新之处在于不局限于目标单个特性,而是从多个特性入手,不仅利用目标与局部背景灰度对比信息增强目标抑制背景,还利用目标灰度呈高斯分布特性以及目标背景局部非相似性等先验知识来增强邻域对比度,强化模型的目标检测能力和虚警抑制能力。本文通过对不同复杂背景和不同类型数据的红外源图像进行弱小目标检测并构建工程应用系统以验证本文算法的鲁棒性和可行性。

1 本文算法

为充分利用红外弱小目标普遍存在的目标灰度值高于邻域背景、目标灰度符合二维高斯分布以及目标背景相似性低3个特性,本文提出由目标背景局部灰度对比模块、协方差检测模块以及目标背景局部相似性对比模块共同构成的红外弱小目标检测算法。通过融合多个特性有效增强真实目标,抑制背景杂波及边缘,将红外弱小目标从输入图像中检测出来。本文算法流程如图1所示。

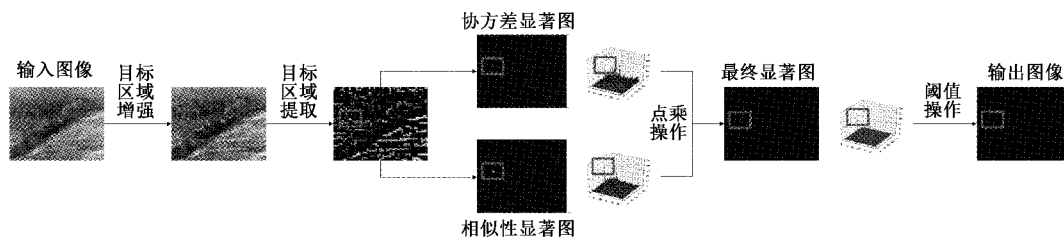


图1 红外弱小目标检测算法流程图

1.1 局部灰度对比度提取

尽管红外弱小目标在图像中占比面积小、形态信息低,但其灰度值往往比背景亮。不过,红外目标与邻域背景的灰度对比较小,且噪声影响较重,十分不利于红外弱小目标检测。因此,这里使用目标背景局部灰度对比的方法对红外弱小目标的灰度信息进行增强、同时抑制噪声影响。局部灰度对比度计算方式如图2所示。

如图2(a)所示,设给定红外图像序列中的输入图像为

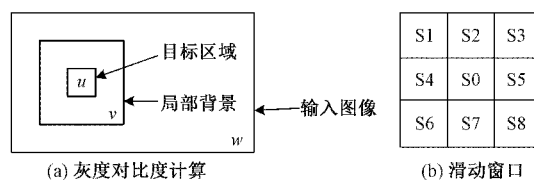


图2 计算局部灰度对比度

w , 使用 19×19 的滑动窗口 v 计算局部的灰度对比度信

息。图 1 中 u 为中心目标区域, v 利用图 2(b) 表示, u 对应图 2(b) 中的 S_0 。考虑到复杂背景下的红外弱小目标大小一般为 $2 \times 2 \sim 9 \times 9$, 所以上述目标区域窗口折中采用 5×5 大小。其中, S_0 大小为 5×5 , S_1, S_3, S_6, S_8 大小均为 7×7 , S_2, S_7 大小为 5×7 , S_4, S_5 大小为 7×5 。滑动窗口在输入图像中自左至右, 自上而下进行滑动, 步长为 5。邻域背景窗口采用 $7 \times 5, 5 \times 7$ 和 7×7 大小, 目的是避免目标邻域中强噪声的干扰, 与更大的背景邻域进行灰度均值对比, 降低漏检率。由于强噪声灰度值很大, 若邻域背景窗口也采用 5×5 大小, 则背景的灰度均值可能会因为强噪声的影响而大于目标灰度均值, 导致真实目标被抑制, 增加漏检率; 而邻域背景窗口也不能过大, 否则会失去局部对比作用, 所以本文采用上述大小。具体实现方法如下:

滑动窗口内各区域的灰度均值计算为:

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^N H_{ij} i = 0, \dots, 8 \quad (1)$$

$$\mu_{\max} = \frac{1}{4} \sum_i \max_4(\mu_i) i = 1, \dots, 8 \quad (2)$$

式中: H_{ij} 表示局部背景中第 i 个区域块的第 j 个像素的灰度值, μ_i 表示第 i 个区域块的灰度值均值。 $\max_4(\cdot)$ 表示取 \cdot 中最大的 4 个灰度值, μ_{\max} 代表其均值。

取邻域中 4 个灰度值最大的区域块与目标区域做比较, 因为强边缘的八邻域中部分背景灰度值较低, 如果计算八邻域的灰度均值将会导致邻域灰度均值小于强边缘灰度均值而无法滤除。因此, 为滤除强边缘, 取 μ_{\max} 与中心单元均值作比较。

$$T(i, j) = \begin{cases} I(i, j) * (\mu_0 / \mu_{\max})^2, & \mu_0 \geq \mu_{\max} \\ 0, & \mu_0 < \mu_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

$$F(i, j) = I(i, j) * (\mu_0 / \mu_{\max})^2 \quad (4)$$

式中: μ_0 表示中心单元的均值, I, T 和 F 分别表示红外输入图像、背景抑制图像和目标增强图像, 取 $(\mu_0 / \mu_{\max})^2$ 为增强目标和抑制背景的权重系数。

1.2 协方差检测

在 1.1 节提取到目标可能存在的区域并且对目标区域进行了灰度增强, 但背景抑制图像 T 仍存在大量虚警干扰。考虑到红外弱小目标在图像中一般呈现灰度值中心高, 四周低的特性, 分布近似于二维高斯滤波; 而背景通常呈现灰度均匀, 局部灰度值几近一致的特性, 分布近似于均值滤波。基于目标与背景的灰度分布形式不同, 计算目标边缘像素与目标中心像素的距离和灰度差的协方差, 得到协方差显著图。

真实红外图像中弱小目标灰度分布近似高斯分布, 目标边缘像素点与目标中心像素点之间的距离和灰度差呈现负相关关系, 且灰度差值越大, 负相关性越高, 协方差越接近 -1 (归一化后), 而对于背景杂波, 距离和灰度差相关性不强, 协方差值位于 0 左右。根据此特性计算协方差显

著图, 可有效提取目标。

定义大小为 5×5 的局部滑动窗口, 在图 T 中自左至右, 自上而下进行滑动, 步长为 1。若图 T 相应位置像素值已被抑制, 则该位置的像素协方差定义为 0, 不进行计算, 以提高算法运算效率。

$$Dis_mean = \frac{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 ((i-\bar{i})^2 + (j-\bar{j})^2)^{1/2}}{N-1} \quad (5)$$

$$GV_mean = \frac{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 (I_{\bar{i}\bar{j}} - I_{ij})}{N-1} \quad (6)$$

其中, i, j 分别表示滑动窗口内像素点的 x, y 方向坐标, \bar{i}, \bar{j} 为其均值, 本文取 3。 I_{ij} 为坐标为 (i, j) 点的像素灰度级, $I_{\bar{i}\bar{j}}$ 为中心像素点的像素灰度级, 本文取 $I_{3,3}$ 。 N 为滑动窗口内像素的个数, 本文取 25。 Dis_mean, GV_mean 分别表示滑动窗口内像素与中心点像素的距离均值和灰度差均值。滑动窗口中心像素的协方差系数由下式计算:

$$Cov(Dis, GV) = \frac{\sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 ((i-\bar{i})^2 + (j-\bar{j})^2)^{1/2} - Dis_mean \times (I_{\bar{i}\bar{j}} - I_{ij} - GV_mean)}{N-1} \quad (7)$$

$$Cov_weight(Dis, GV) = \begin{cases} 0, & Cov(Dis, GV) \leq 0 \\ Cov(Dis, GV) \times \frac{gv}{dis}, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, $Cov(dis, GV)$ 表示滑动窗口中心点的协方差系数, $Cov_weight(dis, GV)$ 为加权协方差系数。 gv 表示滑动窗口中心点与边缘像素点的灰度值差, dis 表示滑动窗口中心点与边缘像素点的距离差, $\frac{gv}{dis}$ 为灰度差与距离差的比值, 作为协方差的权重系数, 滑动窗口灰度分布接近于高斯分布时, 越可能是真实目标, 因此权重越大。最后, 将协方差显著图进行归一化操作, 得到显著图一。

1.3 局部相似性度量

在 1.2 节中计算滑动窗口中心像素的协方差系数, 不与邻域做比较运算, 即只考虑不同类型目标内部特性; 而在实际红外图像中, 真实目标与八邻域之间也是存在较大的差异的, 需要与邻域计算非相似性程度, 即考虑不同类型像素之间相关特性。本节采用对比相似性因子^[16] (similarity factor, SF) 法在 T 图像上分离真实目标、背景和噪声, 以获得检测结果。

定义大小为 15×15 像素的局部滑动窗口如图 3 所示, 将其均匀分为 9 个区域, 每个区域大小均为 5×5 , 如图 4 所示, 图中 SM_0 为目标区域, 其余部分为邻域背景区域, 其中每个区域也均分为 5×5 大小。滑动窗口在图像 T 自左至右, 自上而下进行滑动, 步长为 1。若图 T 相应位置像素值已被抑制, 则该位置的像素相似性因子定义为 0, 不进行计算, 以提高算法运算效率 (由于图像 T 部分像素已经被

抑制,所以由图像 T 指定计算位置,图像 F 提供计算像素灰度值)。考虑到小目标通常处于孤立位置,与邻域背景或杂波的相似性较低,易于区分;而强边缘则通常为条状或带状,与部分邻域存在较高的相似性,不易区分,所以利用对比相似性因子去除 T 图像中剩余的虚警。

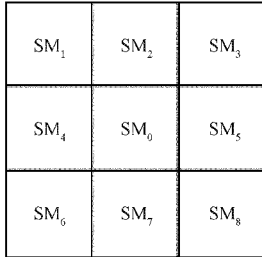


图3 滑动窗口分布

相似性因子计算方式如下:

$$SF_i(s, t) = \begin{cases} \sqrt{\sum_{j=0}^{25} (SM_{0j} - SM_{ij})^2 / 25}, & T(s, t) \neq 0 \\ 0, & T(s, t) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: SM_{ij} 表示第 i 个邻域中的第 j 个像素灰度级, SM_{0j} 则表示中心区域的第 j 个像素灰度级,其中, $i = 1, 2, \dots, 8; j = 1, 2, \dots, 25$ 。 SF_i 表示第 i 个局部相似性矩阵,共 8 个,分别是由中心目标区域与八邻域之间的相似性因子构成的矩阵。真实红外图像中不同种类的目标类型所对应的相似性因子值大小对比如表 1 所示。

表1 不同类型目标像素对应相似性因子值对比

像素类型	相似性因子最小值	相似性因子最大值
平坦背景	最小	较小
强边缘	较小	最大
真实目标	较大	较大

注:相似性因子值越小,表示中心单元与邻域单元越相似;相似性因子值越大,表示中心单元与邻域单元越不同。

结合 3 种不同类型目标像素与邻域像素的相似性因子大小,采用下述公式提取真实目标:

$$SF = \min(SF_i) \times (\min(SF_i) / \max(SF_i)) = \frac{\min(SF_i)^2}{\max(SF_i)} \quad (10)$$

其中, SF 为最终的相似性矩阵,对 SF 矩阵进行归一化操作,得到显著图二(对协方差矩阵和相似性矩阵进行归一化操作,确保二者处于相同量级,以便于后续点乘操作)。

对 8 个相似性矩阵进行池化操作,取每个矩阵相同位置的最小值作为相似性矩阵 SF 对应位置的值。最小值为目标区域与八邻域的最高相似性因子值,而相似性矩阵 SF 中的最大值的坐标则代表与邻域最相似的像素中最不相似的像素的坐标,即真实目标像素或强边缘像素的坐标。而 $\frac{\min(SF_i)}{\max(SF_i)}$ 作为权重参数,用于区分真实目标与强边缘。

1.4 阈值操作

$$SM = Cov \odot SF \quad (11)$$

如式(11),将显著图一与显著图二进行点乘操作,在最终得到的显著图 SM 中,真实目标将会是最突出的,复杂背景和杂波得到很好的抑制,故可以采用一个简单的阈值操作^[17]提取目标。阈值计算方法如下:

$$TH = \mu_{SM} + k * \delta_{SM} \quad (12)$$

式中: μ_{SM} 是 SM 目标映射图的均值, δ_{SM} 是 SM 目标映射图的标准差, k 是阈值系数,一般取(3, 5),本文取 4。使用 TH 对 SM 做二值化,大于 TH 的像素点灰度值标记为 255,其他标记为 0。标记完毕后,每个灰度值为 255 的连通区域被当作一个检测到的目标进行输出。

2 实验结果与分析

2.1 实验设计

为了检验所提出的红外小目标检测算法的有效性,本文使用了大量包含小目标的真实和仿真数据进行实验验证。文中所有代码均在一台采用型号为 2.50 GHz Inter (R) Core(TM) i5-7200 U 的处理器、内存(RAM)为 8 GB 的个人电脑上运行,所使用的测试软件为 PyCharm 2019.3。本文使用 SIRST 数据集进行实验(对其进行了数据扩充),该数据集目标的检测场景均为复杂背景,可根据不同的干扰信息分为云层背景、海空背景和陆地背景等五种类型,详细信息如表 2 所示。

表2 五种类型红外图像的细节信息

图像类型	图像大小	目标大小	图像描述	图像数量	平均信杂比
a	210×270	2×2~9×9	云层背景,目标亮度微弱,强光源干扰	108	2.494 1
b	210×270	2×2~9×9	复杂云层背景,有片状云层物干扰	155	2.245 2
c	210×270	2×2~9×9	复杂陆地背景,有强烈自然物干扰	116	4.005 8
d	210×270	2×2~9×9	天空背景,有建筑物强边缘干扰	103	4.161 6
e	210×270	2×2~9×9	海天背景,有海面边缘、天空边缘干扰	100	5.022 6

为验证本文算法的优势,本文选 6 种具有代表性的红外小目标检测算法作为对比算法,包括 AAGD(absolute

average difference weighted by cumulative directional derivatives)、LEF、TLLCM(a local contrast method

utilizing a tri-layer window, TLLCM)^[18]、SRWS、cGAN、ACM 等算法,其中 SRWS 算法属于稀疏矩阵和低秩矩阵恢复方法,cGAN、ACM、算法属于深度学习方法, Δ AGD、LEF、TLLCM 属于 HVS 方法。图 4 为实验结果,红外源图像是从 SIRST 数据集五中类型中挑选出的对比效果明显的图像。用红色矩形框显示真实目标区域,原图左下角为矩形框的放大显示,对比算法及本文算法的检测结果通过三维显著图进行直观显示,三维显著图中红框标定部分为各方法对真实目标的检测结果,若无红框标定则表示未检测到真实目标或者真实目标隐藏于背景杂波中无法精确分割。

同时,本文使用信杂比增益(signal-clutter ratio gain, SCRG)^[19]、背景抑制因子(background suppression factor, BSF)^[20]、交并比(intersection of union, IoU)^[21]、接收机工作性能(receiver operating characteristic, ROC)^[22]曲线衡量本文算法的有效性。其中,SCRG 用来评价算法对目标的增强程度,BSF 用来评价算法抑制背景的能力,IoU 用来评价算法对真实目标的轮廓描述能力,ROC 曲线分别由虚警率、检测率为横轴和纵轴进行绘制,综合衡量算法的去虚警和去漏检能力。SCRG 和 BSF 值越大,目标增强效果与背景抑制效果越好。IoU 值越大,算法输出结果越接近真实目标。在 ROC 坐标空间中,曲线越接近左上角,则检测性能越好。

2.2 结果与分析

1) 主观结果与定性分析

6 种对比算法和本文算法对不同复杂背景红外图像的检测结果如图 4 所示。由图 4 分析可得,对于 5 种不同类型的真实红外图像,本文算法最终计算的显著图检测目标明显,位置准确,虚警较少且与真实目标差距明显、易于分割。其中 SRWS 方法对于 c 类型背景图像检测效果较差,原因在于复杂自然物背景中存在尖锐角点与强烈噪声,目标和背景不符合稀疏与低秩特性,故无法得到最优解;深度学习方法中 cGAN 模型可以检测得到所有真实目标,但检测虚警较为严重,ACM 模型无法检测到 d 类型背景中的目标,原因在人工建筑存在强边缘和角点干扰,网络无法对干扰像素正确分类;基于 HVS 的对比方法由于只利用目标与邻域的灰度对比差异,对于各类复杂背景下的红外弱小目标无法进行有效背景滤除和目标增强,故虚警较多;而本文算法通过融合红外弱小目标的多种特性,利用局部灰度对比、协方差检测和相似性检测等模块强化真实目标与背景对比差异,有效分类目标像素和背景、杂波等干扰像素以分割真实目标。综上所述,结合不同算法对不同复杂背景的红外源图像检测结果可以看出,本文算法具备最好的检测效果。

2) 客观指标与定量分析

各类图像中不同算法的 SCRG、BSF 和 IoU 值如表 3 所示。分析表 3 数据可知:综合 SCRG、BSF 和 IoU 三个指

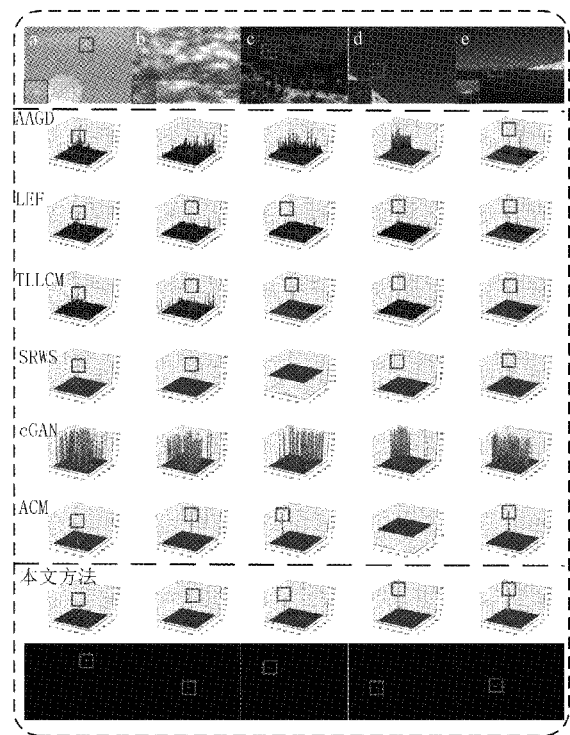


图 4 六种对比算法和本文算法对不同复杂背景红外图像的检测结果

标,本文算法在不同红外复杂背景干扰下对弱小目标检测表现均为最优或次优值,优于目前基线算法。其中,SRWS 算法通过数学方式优化约束范式求解近似解,直接计算出真实目标可能存在位置,对剩余背景全部进行抑制,因此该算法 SCRG 值与 BSF 值较高,与本文算法接近,但该类型算法只求解真实目标的质心位置并不具备对目标的轮廓描述能力,因此 IoU 值很低;基于深度学习的算法由于从大量数据集中学习了真实目标的灰度分布,因此轮廓描述能力较强,IoU 值较高,但对于强边缘或角点等灰度分布于真实目标相似的虚警深度学习法检测效果较差,无法有效去除虚警,故 SCRG 和 BSF 值较低;基于 HVS 的对比方法仅利用目标的单一特性进行检测,去虚警和去漏检能力均具有一定限制;而本文算法不仅利用局部灰度对比度提高原始图像信杂比,且融合灰度分布特性和局部非相似性特性对目标与背景进行二次增强和抑制,因此检测结果指标更高。其中本文算法的 SCRG 和 BSF 值为对比算法 2~3 倍左右,增强目标和抑制背景效果显著;IoU 指标与深度学习算法表现接近,具备较强的轮廓描述性能。

根据参考文献[22],本文绘制 ROC 曲线如图 5 所示。由 ROC 曲线分析可知:本文算法计算得到的 ROC 曲线最接近左上角,在较低虚警率的同时可以获得较高的检测率,且检测率最先到达峰值,而对比算法均在虚警率达到一定阈值后检测率才到达峰值,可见本文算法对真实目标的去虚警和去漏检能力最强。

表3 各类图像中不同算法的SCRG、BSF和IoU值

图像类型	评价指标	AAGD	LEF	TLLCM	SRWS	cGAN	ACM	Proposed
a	SCRG	29.136 1	42.757 7	39.873 0	206.459 0	20.834 9	12.912 3	838.152 6
	BSF	7.967 6	10.540 0	10.406 0	17.982 1	2.351 7	7.544 7	18.895 0
	IoU	0.059 9	0.122 6	0.112 4	0.290 4	0.030 5	0.3234	0.315 2
b	SCRG	7.808 4	8.893 0	8.133 4	27.859 4	3.089 4	2.861 3	29.058 5
	BSF	6.215 7	6.886 0	9.423 0	10.667 1	2.976 9	3.019 3	13.315 7
	IoU	0.242 1	0.275 9	0.261 3	0.177 3	0.065 4	0.328 5	0.338 5
c	SCRG	11.363 4	32.237 2	19.984 9	266.445 5	4.138 7	13.073 1	343.294 4
	BSF	6.079 8	5.153 8	6.578 8	13.970 3	1.251 6	4.243 6	16.182 4
	IoU	0.124 0	0.198 2	0.137 2	0.288 2	0.026 5	0.353 1	0.350 7
d	SCRG	11.373 4	14.014 3	14.368 1	170.707 6	5.630 6	2.515 7	243.071 8
	BSF	8.932 7	10.099 1	12.163 5	20.485 0	1.159 9	5.283 3	14.713 4
	IoU	0.159 8	0.237 8	0.207 8	0.342 7	0.026 7	0.399 7	0.350 4
e	SCRG	5.032 9	25.205 0	17.805 6	470.231 7	7.344 0	2.373 5	476.584 5
	BSF	6.413 7	10.931 9	9.739 3	19.736 6	1.057 0	7.895 9	12.686 5
	IoU	0.007 1	0.063 2	0.036 6	0.297 8	0.015 2	0.311 1	0.327 2

注:粗体为每行最优值,粗斜体为每行次优值。

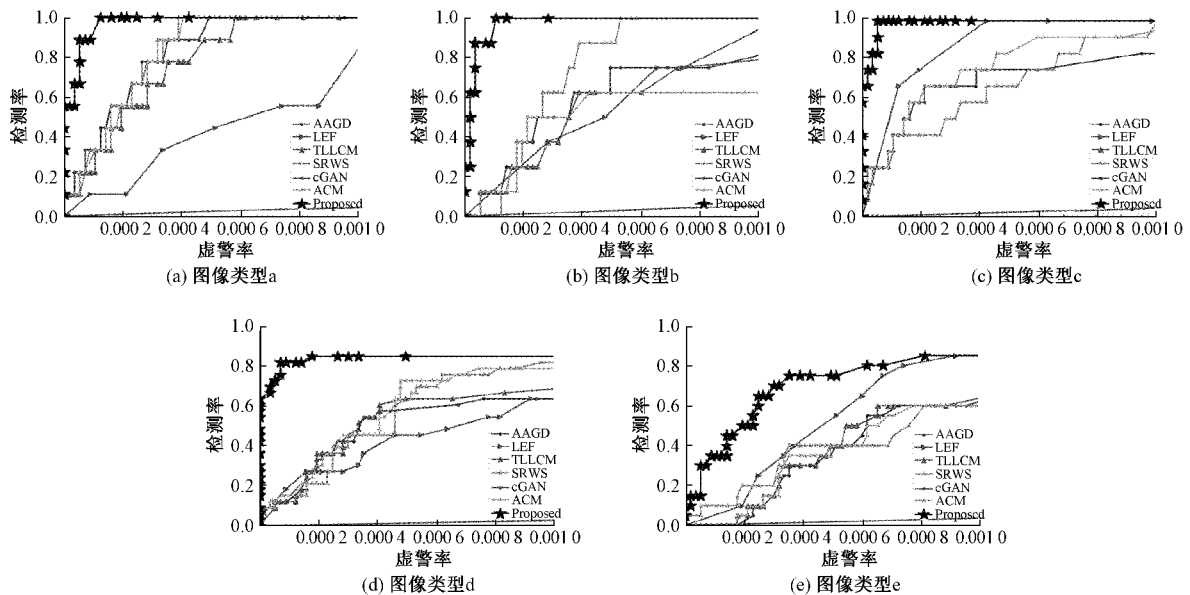


图5 不同图像类型的ROC曲线

2.3 附加实验

为验证本文所提算法有效性和实用性,设计附加实验对本文算法进行评价。由于目前公开数据缺乏,作者利用长波红外相机拍摄真实数据用于实验,其中包括500张单帧数据与500张序列数据,其中背景为真实红外场景(包括天空云层背景、人工建筑背景、行人干扰背景和自然景物背景等),目标为手动添加虚拟目标(个数随机1~3个,目标位置符合均匀分布,目标灰度符合二维高斯分布,灰度最大值180~255,信杂比2.0~5.0,目标大小 $2 \times 2 \sim 9 \times 9$)。该实验数据符合真实数据灰度分布。单帧与多帧数据中

不同算法的SCRG、BSF和IoU值如表4所示。

分析表4数据可知:对于不同类型的数据,本文所提算法均表现良好。与基线算法相比,在不同复杂背景和杂波干扰条件下本文算法检测精度高、鲁棒性强,对真实目标和干扰背景具备较好的增强和抑制能力,在单帧与多帧数据中均能定位到真实目标,具备一定的实用性。

2.4 系统构建

本节构建“红外弱小目标提取系统”对红外源图像进行弱小目标检测以满足工程需要,要求界面简洁、功能完

表 4 单帧与多帧数据中不同算法的 SCRG、BSF 和 IoU 值

数据类型	评价指标	AAGD	LEF	TLLCM	SRWS	cGAN	ACM	Proposed
单帧/500 帧	SCRG	32.118	128.861	128.117	734.878	17.320	34.010	1 491.470
	BSF	18.514	23.191	22.548	196.904	1.121	24.697	414.716
	IoU	0.238	0.303	0.334	0.191	0.117	0.382	0.377
多帧/500 帧	SCRG	16.866	69.248 5	53.713	23.476	11.216	109.918	148.296
	BSF	10.195	62.934	41.220	36.549	0.648	132.314	211.556
	IoU	0.063	0.071	0.049	0.024	0.016	0.089	0.093

注:粗体为每行最优值,粗斜体为每行次优值。

善、可精确定位到不同复杂背景下的真实目标,系统构建如图 6 所示。

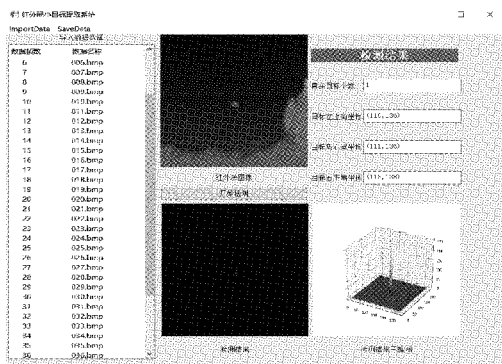


图 6 红外弱小目标提取系统

由图 6 可知,本节设计的“红外弱小目标提取系统”可同时导入单帧与多帧数据并利用本文算法对输入图像进行弱小目标检测,输出为检测结果显著图与其对应灰度三维图,并得到真实目标的个数、左上角坐标、右下角坐标及质心坐标,满足系统性能预期与实际工程需求,同时验证本文所提检测算法的可用性。

3 结 论

本文针对复杂背景下的红外小目标检测难题,提出了一种多特征融合的目标检测方法。与 HVS 中大多数方法仅利用目标的单一特性不同,本文算法综合红外弱小目标局部灰度对比度大、灰度信息符合二维高斯分布以及局部相似性低三种特性对红外图像进行检测,通过将不同特性进行有效融合来增强目标、抑制背景杂波,达到以低虚警率、高检测率检测红外弱小目标的目的。通过对单帧图像和若干序列图像实验表明,相较六种对比算法,本文算法具有较高的检测率和较低的虚警率,检测性能更强。

参考文献

[1] 张志强,王萍,于旭东,等. 高精度红外热成像测温技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 10-18.
 [2] TABOR K M, HOLLAND M B. Opportunities for improving conservation early warning and alert systems [J]. Remote Sensing in Ecology and

Conservation, 2021, 7(1): 7-17.
 [3] 张培培,王昭,王菲. 基于深度学习的图像目标检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8):6-14.
 [4] JU M, LUO J, LIU G, et al. ISTDet: An efficient end-to-end neural network for infrared small target detection[J]. Infrared Physics & Technology, 2021, DOI:10.1016/j.infrared.2021.103659.
 [5] KADAMPUR M A, AL RIYALEE S. Skin cancer detection: Applying a deep learning based model driven architecture in the cloud for classifying dermal cell images [J]. Informatics in Medicine Unlocked, 2020, DOI: 10.1016/j.imu.2019.100282.
 [6] SU Y. Target detection algorithm and data model optimization based on improved Gaussian mixture model[J]. Microprocessors and Microsystems, 2021, DOI: 10.1016/j.micpro.2020.103797.
 [7] DAI Y, WU Y, ZHOU F, et al. Asymmetric contextual modulation for infrared small target detection[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2021, DOI: 10.1109/WACV48630.2021.00099.
 [8] WANG H, ZHOU L, WANG L, et al. Miss detection vs. false alarm: Adversarial learning for small object segmentation in infrared images [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision: 2019, DOI:10.1109/ICCV.2019.00860.
 [9] DENG L, ZHANG J, XU G, et al. Infrared small target detection via adaptive M-estimator ring top-hat transformation[J]. Pattern Recognition, 2021, DOI: 10.1016/j.patcog.2020.107729.
 [10] ZHANG T, PENG Z, WU H, et al. Infrared small target detection via self-regularized weighted sparse model[J]. Neurocomputing, 2021, 420: 124-148.
 [11] ZHANG L, PENG Z. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm[J]. Remote Sensing, 2019,11(4): 382-390.
 [12] LI S, LI C, YANG X, et al. Infrared dim target

- detection method inspired by human vision system[J]. *Optik*, 2020, DOI:10.1016/j.ijleo.2020.164167.
- [13] CHEN C, LI H, WEI Y, et al. A local contrast method for small infrared target detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(1): 574-581.
- [14] HAN J, LIANG K, ZHUO B, et al. Infrared small target detection utilizing the multiscale relative local contrast measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(4): 612-616.
- [15] XIA C, LI X, ZHAO L, et al. Infrared small target detection based on multiscale local contrast measure using local energy factor[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 17(1): 157-161.
- [16] QIN Q, WEI Z, HUANG L, et al. Deep top similarity hashing with class-wise loss for multi-label image retrieval[J]. *Neurocomputing*, 2021, 439: 302-315.
- [17] LI Q, NIE J, QU S, et al. A small target detection algorithm in infrared image by combining multi-response fusion and local contrast enhancement[J]. *Optik*, 2021, DOI: 10.1016/j.ijleo.2021.166919.
- [18] HAN J, MORADI S, FARAMARZI I, et al. A local contrast method for infrared small-target detection utilizing a tri-layer window[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 17(10): 1822-1826.
- [19] 徐炜,王驿飞,张艳,等.基于双边滤波和小目标抑制的异源遥感变化检测[J].*电子测量技术*,2021,373(17): 165-172.
- [20] CHEN Y, ZHANG G, MA Y, et al. Small infrared target detection based on fast adaptive masking and scaling with iterative segmentation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 1-5.
- [21] 蔡军,谭静,邱会然.基于局部积加权对比的红外弱小目标检测[J].*电子测量与仪器学报*,2021,35(12): 133-141.
- [22] HUANG S, LIU Y, HE Y, et al. Structure-adaptive clutter suppression for infrared small target detection: Chain-growth filtering [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 47-59.

作者简介

武杰,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、红外弱小目标检测。

E-mail:1454193779@qq.com

蔺素珍,博士,教授,主要研究方向为图像处理、图像融合、目标检测。

E-mail: lsz@nuc.edu.cn