

郭亮. 基于熵加权的多向局部差分和方向梯度的红外小目标检测[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(6): 240-244. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240637

基于熵加权的多向局部差分和方向梯度的红外小目标检测

郭亮

(上海工程技术大学 保卫处, 上海 201620)

摘要: 复杂背景下的小目标检测一直是图像处理领域的热点和难点问题。由于背景复杂、信噪比低等因素, 现有方法无法对淹没在强杂波和噪声中的目标进行鲁棒检测。本文提出了基于熵加权的多向局部差分和方向梯度方法。首先, 利用熵加权的多向局部差分构造目标显著图, 突出小目标, 同时抑制背景噪声。然后, 通过方向梯度计算, 精确计算小目标的边缘信息, 定位小目标。最终将目标显著图和方向梯度图融合, 得到红外小目标检测结果图。实验结果表明, 本文所提出的方法可以抑制杂波并产生更好的结果, 并且检测率和误检率都优于对比方法。

关键词: 红外小目标检测; 多向局部差分; 方向梯度

中图分类号: TP312

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)06-0240-06

Infrared small target detection based on entropy-weighted multi-directional local difference and directional gradient

GUO Liang

(Security Department, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Small object detection under complex background has always been a hot and difficult problem in the field of image processing. Due to the complex background and low signal-to-noise ratio, the existing methods cannot robustly detect the target submerged in strong clutter and noise. In this paper, multi-directional local difference and directional gradient methods based on entropy weighting are proposed. Firstly, the entropy-weighted multi-directional local difference is used to construct the target saliency map to highlight small targets and suppress background noise. Then, through the direction gradient calculation, the edge information of the small target is accurately calculated and the small target is located. Finally, the target saliency map and the orientation gradient map are fused to obtain the infrared small target detection result map. The experimental results show that the proposed method can suppress clutter and produce better results, and the detection rate and false positive rate are better than the comparison methods.

Key words: infrared small target detection; multi-directional local difference; gradient of orientation

0 引言

红外小目标检测是红外搜索与跟踪的关键技术之一, 已在预警^[1]、精确制导^[2]和海上监视^[3]方面有着广泛的应用。红外小目标的图像是由小目标、背景和噪声三部分组成。红外小目标的背景包括天空、海洋和建筑等, 这些复杂的背景往往对比度较高, 对检测的干扰很大。使用红外探测器拍摄图像时, 目标常常淹没在杂波和噪声中。因此, 在复杂场景中检测出信噪比低的小目标也面临重大挑战。近年来, 已相继提出了许多红外小目标检测方法。总

地来说, 可以分为3类。在此给出研究概述如下。

(1) 第一类, 是基于背景估计的算法。这些算法先对图像的背景进行估计。然后, 从图像中减去预测的背景后, 获得候选目标。最常见的背景估计方法有基于数学形态学的 Top-hat 算法^[4]和最大均值(Max-Mean)^[5]。尽管这些方法很容易实现, 但对噪声高度敏感, 在性能上很大程度上取决于估计的背景的准确性。当背景没有被准确估计时, 基于背景估计的方法通常遭受高的虚警率。

(2) 第二类, 是基于低秩矩阵恢复的方法。这些方法假设所有背景补丁都来自低秩子空间簇的混

基金项目: 国家自然科学基金(62275153, 62005165); 上海市产业协同创新项目(HCXBCY-2022-006)。

作者简介: 郭亮(1981-), 男, 学士, 主要研究方向: 计算机应用技术。Email: guoliang@sues.edu.cn

收稿日期: 2023-07-28

合。因此,使用低秩矩阵恢复,可以在目标和背景之间进行区分。常见的低秩矩阵恢复的方法有 Infrared Patch-Image (IPI) 模型^[6]、重加权红外补片张量模型 (RIPT)^[7] 和自正则化加权稀疏模型 (SRWS)^[8]。这些方法在小目标检测中是有效的,但对噪声非常敏感,计算复杂度高。

(3) 第三类,是基于人类视觉系统的方法。这些算法关注的是对比度,而不是亮度。常见的基于人类视觉系统的方法有基于目标窗口和邻域运算的算法 (LCM)^[9]、相对局部对比度度量方法 (RLCM)^[10] 和基于多尺度窗口的对比度测量方法 (MPCM)^[11]。这些方法在操作过程中容易突出噪声并引入虚假目标,增加了误检率。

尽管目前已经提出了很多红外小目标检测方法,但这些方法仍有着鲁棒性差和检测性能不足等问题。研究指出,复杂背景下的红外小目标的精确检测依然还是一个亟待解决的学术课题。因此,本文提出了基于熵加权的多向局部差分 and 方向梯度方法。首先,通过熵加权的多向局部差分突出小目标和抑制背景噪声。然后,通过方向梯度计算边缘信息,定位小目标,排除非目标。最终,将目标显著图和方向梯度图融合,得到红外小目标检测结果图。

1 方法

针对红外小目标自身的特点,本文提出基于熵加权的多向局部差分 and 方向梯度方法,解决了红外小目标在复杂场景下无法检测或虚警率高的问题。同时,在各种背景环境下具有鲁棒性,取得较好的检测结果。方法流程如图 1 所示。在图 1 中,给出本文提出方法整个过程。具体步骤为:利用熵加权的多向局部差分构造目标显著图;计算方向梯度图;目标显著图和方向梯度图融合。

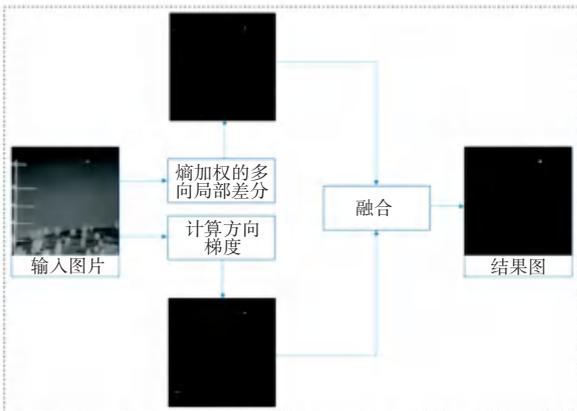


图 1 方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the method

1.1 熵加权的多向局部差分

为了区分目标和周围区域之间的对比度,采用了多向局部差分方法。首先,研究给出的多尺度卷积核如图 2 所示。根据图 2 使用该滑块将局部区域划分为中心块 (表示为 T) 和 8 个周围背景块 (表示为 $B_i, i = 1, 2, \dots, 8$)。然后,块之间的差异以及不同的方向定义如下:

$$d_i = d(T, B_i) \times (T, B_i + 4), i = 1, 2, \dots, 4 \quad (1)$$

其中, $d(T, B_i) = m_T - m_{B_i}, i = 1, 2, \dots, 8$ 。这里, m_T 和 m_{B_i} 分别表示中心块 T 和周围背景块 B_i 的平均值。

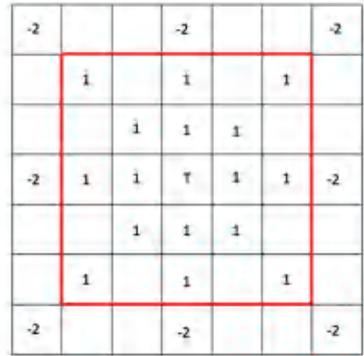


图 2 多尺度卷积核

Fig. 2 Multi-scale convolution kernel

在某一尺度上的局部差异定义如下:

$$D_1 = \min_{i=1,2,3,4} d_i \quad (2)$$

随后,为了处理复杂背景中的目标单位格按比例增加所带来的问题,设计了一种新的具有 8 个方向的多尺度卷积核。本次研究中,尺度为 n 的每个内核的大小被设置为 $(n + 2) \times (n + 2)$ 。分析可知,由一个 $n \times n$ 的目标窗口 (由图 2 中的红色粗体框包围) 和一个单像素宽的环绕边缘组成。然后,在目标窗口中沿着给定方向的像素值被设置为 1,除了中心像素值之外。相反,内核的方向远端的像素被设置为相反的累积数。

在所提出的多尺度卷积核中,目标窗口应该随着目标大小而变化。同时,其周围背景的大小固定为一个像素宽,这对背景大小不太敏感。当目标窗口滑入目标区域,并且大小恰能适合目标时,就可直接看出,目标区域的像素值明显大于周围背景的像素值,因此可以在一定程度上增强目标。此外,将卷积核的中心像素设置为 0 可以抑制具有高亮度的像素大小噪声。具有 8 个方向的多尺度卷积核考虑了局部区域的方向信息,从而可以消除尖锐的边缘。

通常,红外目标比相应的周围环境更亮或更暗。

大多数方法只考虑目标与其周围环境之间的正对比度来增强目标。由暗目标产生的负对比度被视为背景。为了解决由暗目标引起的负对比度值问题,需要分析场景中目标的类型,因此在3个应用场景中构建加权系数 $E(x)$:

(1)当场景中只有亮目标时,可推得:

$$E(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

(2)当场景中只有暗目标时,可推得:

$$E(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

(3)当场景中同时存在暗目标和亮目标时,可推得:

$$E(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

在实际应用中,需要根据场景的类型来选择 $E(x)$ 系数的应用。接下来,为了计算目标和固定背景在第 i 个方向上的差异,研究计算了累积方向导数:

$$K_i = I * F_i \times E(I * F_i), \quad i = 1, 2, \dots, 8 \quad (6)$$

其中, F_i 表示第 i 个方向的累积方向滤波器; I 表示原始图像;“ $*$ ”表示卷积运算。 K_i 的最小值为:

$$D_2 = \min_{i=1,2,\dots,8} K_i \quad (7)$$

至此,对多向局部差异测度做出如下定义:

$$D = D_1 \times D_2 \quad (8)$$

对于 D , 本文的方法对目标及其局部周围纹理结构之间的大小变化更具鲁棒性,从而显著降低了虚警率。

方向性的局部差异测量通常强调中心斑块与其方向性邻域之间的最小差异,而忽略了目标与其周围背景之间的整体异质性。

综上所述,引入了 Rényi 熵^[12] 来对局部差分测度 D 进行加权。Rényi 熵表示如下:

$$H_\alpha(x) = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \sum_{i=1}^n p_i^\alpha \quad (9)$$

当 $\alpha = 2$ 时,熵对局部亮度变化更敏感,因此熵可以定义为:

$$H = -\log_2 \sum_{i=T,B} P_i^2, P_i = \frac{m_i}{\sum_{i=T,B} m_i} \quad (10)$$

其中, m_i 表示第 i 个 ($i = T, B$, 这里 T 是目标, B 是背景) 区域中像素的平均值。当中心区域属于目标区域时,其与背景的多样性是显著的。因此,熵很

小。否则,当中心区域是背景的一部分时,灰度值的变化很小,从而导致更大的熵值。

用 H 来描述中心区域及其整个周围背景的异质性。通过用熵增强研究中的多向局部差异度量,即可获得显著性图 C , 可由式(11)进行描述:

$$C = \frac{D}{H} \quad (11)$$

对于每个比例,滑动窗口从左上角到右下角扫描整个图像。最后,将不同尺度的最大 C 作为最终显著性图中的对比度值。

1.2 方向梯度计算

红外图像可以分为3部分:背景、目标和噪声。方向梯度中有2种类型的背景:平坦背景的梯度方向分布是不规则的,具有强边缘的背景的渐变方向通常是一致的。目标是具有局部强度特性的显著区域,并且目标像素在每个方向上具有梯度特性。噪声也具有多向梯度特性,但在高斯差异后被抑制了。具有强边缘的背景的梯度方向通常是相同的。3部分梯度方向如图3(b)~(d)所示。其中,图3(b)是图3(a)中的红色方框,图3(c)是图3(a)中的黄色方框,图3(d)是图3(a)中的蓝色方框。因此,梯度信息是红外弱小目标的一个重要特征。本文使用的是 LIG 算法计算方向梯度^[13]。

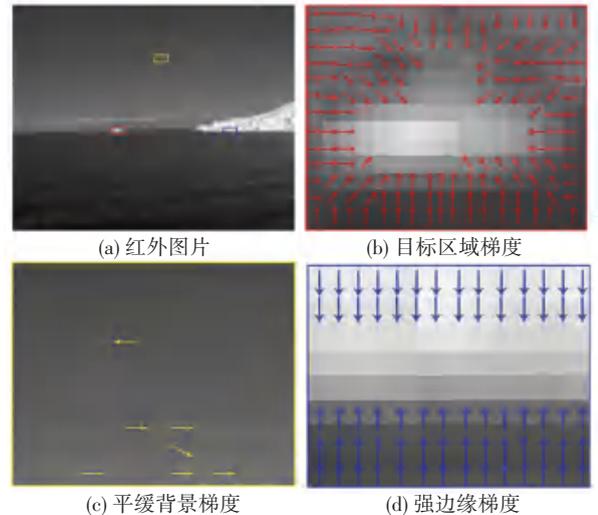


图3 方向梯度计算

Fig. 3 Orientation gradient computation

1.3 融合目标显著图和方向梯度图融合

将目标显著图和方向梯度图通过大津法^[14] 计算各自阈值并根据该阈值二值化处理两者。将二值化后的图像通过矩阵点乘运算融合,得到最终响应图,其中非目标位置会通过点乘运算被抑制,只留下小目标区域。通过融合,精确定位目标,抑制原图中

的背景边缘干扰和孤立噪声的干扰。

2 实验与分析

在本节中,首先介绍常用的评价指标,然后介绍本文中用到的数据集 SIRST^[15],该数据集中包含 427 张图片,都是从几百种不同场景的红外图像序列中挑选出来。检测结果和实验对比在 Intel Core i7-6700HQ CPU@ 2.60 GHz 环境下进行,仿真平台为 Matlab R2020b。在此基础上,研究分析所提模型中各模块运行结果,给出本文所提模型检测结果,并与其它 8 种小目标检测算法进行检测对比。分析可知,本文所提模型在检测率和误检率上均达到最优值。

2.1 数据集介绍

为了直观地评价本文提出的检测算法对红外弱

小目标的检测性能,研究选择了 4 种不同背景条件下的真实红外图像来进行算法的实验仿真和对比分析,4 种实验图集代表图如图 4 所示。图 4 中,每幅图像中的小目标已经用红色方框标记出,并给出了每幅图的三维图。

实验图集包括 4 种不同背景的红外图像:图 4 (a)是云层背景,包含 2 个目标,目标在云层的边缘,云层结构复杂,图 4(e)为其三维图;图 4(b)是复杂建筑和云层背景,包含单个目标,建筑物较显著,强建筑边缘干扰性强,目标在天空背景中,图 4 (f)为其三维图;图 4(c)是海天背景,单个目标,目标在海上,海天交界处干扰强,图 4(g)为其三维图;图 4(d)是地面背景,单个目标,地面背景干扰性强,目标在天空背景中,图 4(h)为其三维图。

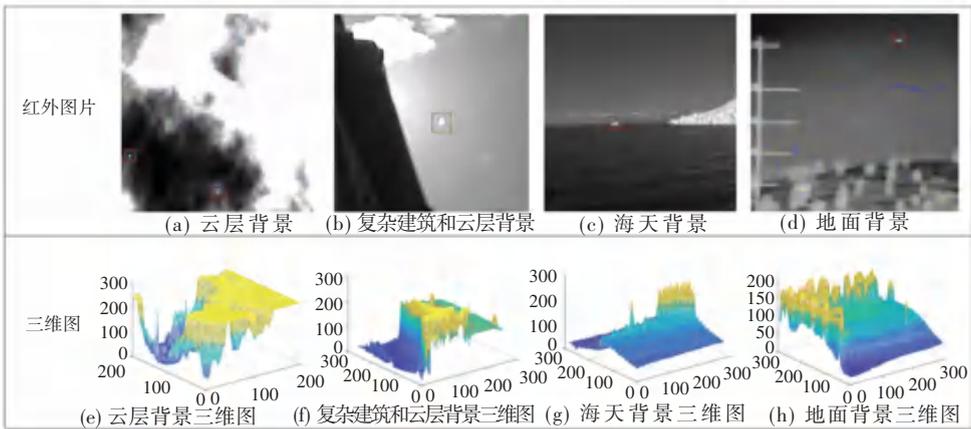


图 4 4 种不同背景的红外图像及三维图

Fig. 4 Infrared images and 3D images with four different backgrounds

2.2 评价指标

红外弱小目标最有效的评价指标是检测率和误检率,定义检出率 P_d 为正确检出的目标个数与真实存在的目标个数的比值。检出率越高,说明算法的检测性能越好。定义虚警率 F_a 为错误检出的目标个数与所有目标个数的比值。虚警率越低,说明算法的检测性能越好。此处需用到的公式为:

$$P_d = \frac{\text{检测出来的目标个数}}{\text{实际目标个数}} \quad (12)$$

$$F_a = \frac{\text{误检的目标个数}}{\text{实际目标个数}} \quad (13)$$

2.3 检测结果分析

为了进一步衡量本文提出的检测算法对不同背景下红外弱小目标检测的鲁棒性和可靠性,采用 Top-hat、LCM、MPCM、MaxMean、IPI、TTLDM^[15]、WSLCM^[16]、TFNN^[17] 和 SRWS 算法和本文提出的检测算法对实验图集集中的图像进行对比分析。实验仿真对比结果如图 5 所示。图 5 中,红色标记表示目标,绿色标记表示误检目标。不同算法的检测率和误检率见表 1。

表 1 不同算法的检测率和误检率

Table 1 Detection rate and false positive rate of different algorithms

检测指标	方法								
	Ours	LCM	MPCM	MaxMean	IPI	TTLDM	WSLCM	TFNN	SRWS
检测率	0.954 2	0.640 3	0.709 4	0.720 2	0.753 2	0.825 4	0.892 1	0.760 4	0.847 4
误检率	0.201 5	0.902 0	0.252 3	0.892 3	4.802 2	0.753 8	0.450 2	3.467 8	0.877 5

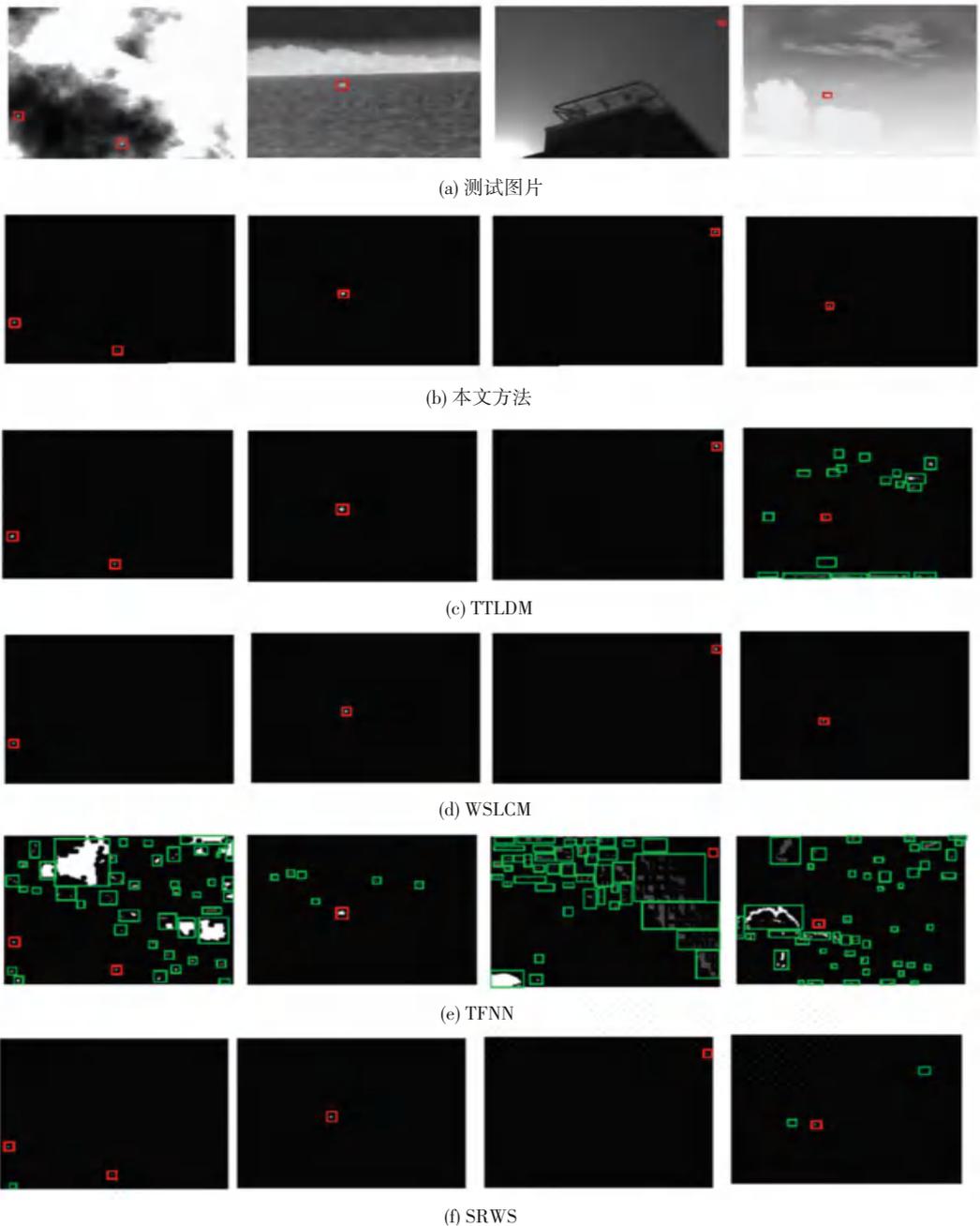


图5 对比结果图

Fig. 5 Comparison results

算法对比分析如下:

(1) Max-Mean 是基于滤波的算法,其算法简单,运算快,但是背景抑制效果不好。4种图像中第1幅复杂云层背景图像表现最好,能够抑制大面积均匀背景。对于其他3类复杂场景,容易把边缘当作目标,虚警率高。

(2) LCM、MPCM、TTLDM 和 WSLCM 算法是基于灰度局部对比度的算法。由于 LCM 算法过度依赖灰度的差异性,当背景过于复杂信噪比较低,如图5(a)中第2幅复杂云天建筑背景图像,虚警严重,

建筑主体被检测了出来。MPCM 是改进后的 LCM 局部对比方法,算法改进之后,性能有了显著提升。在不同的背景条件下,背景抑制效果提升明显。TTLDM 和 WSLCM 经过改进后效果比前2种方法好。

(3) IPI 和 SRWS 算法是基于低秩稀疏矩阵恢复的算法,根据红外弱小目标往往呈现稀疏特征进行检测,适用于背景简单,小目标孤立存在的图像,不适合背景复杂的图像,虚警率高,计算复杂。IPI 通常会在目标图像中留下背景残差,虚警率高。