

# 基于改进复杂度的红外弱小目标区域检测算法

朱婧文<sup>1,2\*</sup>, 刘文好<sup>1,2</sup>, 印剑飞<sup>1,2</sup>, 刘礼城<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>上海航天控制技术研究所, 上海 201109;

<sup>2</sup>中国航天科技集团公司红外探测技术研发中心, 上海 201109;

<sup>3</sup>上海市空间智能控制技术重点实验室, 上海 201109

**摘要** 方差加权信息熵作为稳健的红外背景复杂程度定量描述指标,在红外弱小目标检测中取得了不错的效果,但由于其计算复杂,导致算法实时性差,很难在工程上应用。为了能快速地在红外复杂天空背景中识别到弱小目标区域,对传统的基于图像方差加权信息熵的滤波算法进行改进。先对图像进行显著性区域分割,粗略地得到显著性区域,然后对显著性区域计算双分析模板区域方差加权信息熵差值,根据复杂天空中典型区域的双分析模板区域方差加权信息熵差值的特点将候选目标区域识别出来。实验表明,用本文算法既可以排除大量的复杂天空背景干扰区域,又大幅缩短了算法运行的时间。

**关键词** 图像处理; 红外复杂天空背景; 红外弱小目标; 显著性区域分割; 方差加权信息熵

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.101006

## Infrared Small Target Regions Detection Based on Improved Image Complexity

Zhu Jingwen<sup>1,2\*</sup>, Liu Wenhao<sup>1,2</sup>, Yin Jianfei<sup>1,2</sup>, Liu Licheng<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 201109, China;

<sup>2</sup>Research and Development Center of Infrared Detection Technology, CASC, Shanghai 201109, China;

<sup>3</sup>Shanghai Key Laboratory of Aerospace Intelligent Control Technology, Shanghai 201109, China

**Abstract** Information entropy weighted by image variance is a robust quantitative indicator describing the complexity of image. It can achieve good results by using information entropy weighted by image variance to detect the infrared small target. However, it is difficult to apply in engineering application due to its complex calculation and poor real-time performance. To recognize the small target regions under infrared complex sky background quickly, we improve the traditional image filtering algorithm, which uses information entropy weighted by image variance. Images are segmented according to their saliency first. Significant regions are selected roughly, and only the information entropy weighted by image variance of the dual-mode regions of the salient regions is calculated. Then, the candidate target regions are recognized according to the typical regional features of the information entropy weighted by image variance of the dual-mode regions under complex sky background. The experimental results show that the proposed algorithm can eliminate the disturbance of the complex sky background, and reduce the running time of the algorithm.

**Key words** image processing; infrared complex sky background; infrared small target; significant regions segmentation; information entropy weighted by image variance

**OCIS codes** 100.2960; 100.3008

## 1 引言

红外成像制导技术具有制导精度高、抗干扰能

力强、隐蔽性好、可以全天时工作等优点,已经广泛应用于精确制导武器。对于红外空空导弹而言,如何在复杂的天空背景干扰下,尽早检测到目标是其

收稿日期: 2018-04-16; 修回日期: 2018-05-08; 录用日期: 2018-05-25

基金项目: 国家 973 计划(613271010204)

\* E-mail: 707929500@qq.com

面临的难题之一。在远距离状态下,飞机目标成像面积太小,且形状和结构特征也不明显,而天空背景中往往存在大量的云层将目标淹没,给目标检测增加了难度<sup>[1]</sup>。

信息熵作为稳健的红外背景复杂程度定量描述指标,在红外弱小目标检测应用中取得了较好的效果。杨磊<sup>[2]</sup>改进了信息熵指标,构造了一个局部方差加权信息熵滤波器,滤波后得到了一幅局部方差加权信息熵图,对抑制背景增强目标具有较好的效果,但云边缘、碎云区域等方差加权信息熵较大的区域在滤波之后反而得到了增强,使得目标检测更加困难;李欣<sup>[3]</sup>针对这一缺点,根据云层背景的特性改进了局部方差加权信息熵滤波器,采用双分析模板区域方差加权信息熵滤波器有效抑制了云边缘区域、碎云区域;Bakhdavlatov 等<sup>[4]</sup>简化了信息熵的计算,提高了算法的计算效率,但却降低了信息熵对目标和背景的区分度,对于目标小、背景复杂的情况而言,目标会丢失;王忠华等<sup>[5]</sup>在信息熵的基础上引入了多尺度灰度差异算子,用图像的局部对比度差异来加权信息熵,但该算法不适于目标在大片连续背景中的情况。

上述基于图像信息熵的算法有一个共同的缺点,即计算局部信息熵的过程非常复杂,消耗的时间太长,导致算法不具有实时性,因此,这些基于图像复杂度的检测算法难以在工程上得到应用。虽然文献<sup>[4]</sup>考虑到了算法实时性,对信息熵计算公式中的对数项进行改进,在一定程度上简化了计算过程,但是缩短算法运行时间有限,并且也牺牲了改进前算法滤波的效果。

本文从另一角度来改进传统的算法,在不改变信息熵对图像滤波处理效果的基础上减小需要进行滤波的区域面积,使得计算局部信息熵的次数减少,

$$\frac{1}{25} \times \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array} \frac{1}{256} \times \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ \hline 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ \hline 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ \hline 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ \hline 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ \hline \end{array}$$

图1 DoG滤波器模板。(a) 5×5的均值滤波模板;(b) 5×5的高斯滤波模板

Fig. 1 Models of DoG filters. (a) 5×5 model of mean filter; (b) 5×5 model of Gaussian filter

### 2.1.2 显著性区域分割

为了提高算法的计算效率,需要对高斯差分滤波后的图像进行显著性区域分割,得到可能的显著性区域。对于背景较为复杂的图像,直接对其进行

从而提高算法的运算效率。受到文献<sup>[6-7]</sup>的启发,采用显著性区域分割算法把可能的显著性区域先粗略地分割出来,然后针对复杂天空背景下弱小目标分析了区域复杂度的特性,在此基础上,对可能的显著性区域进行区域复杂度的计算,根据计算结果将候选目标区域细致地识别出来,由此代替原有的遍历整幅图像的算法,减少计算,提高算法效率。

## 2 基本原理

### 2.1 显著性区域分割

#### 2.1.1 高斯带通滤波

将背景看作图像中的低频成分,将目标和噪声看作是图像中较高频成分和高频成分,那么选用高斯带通(DoG)滤波器对图像进行滤波就可以抑制低频部分的背景和高频部分的噪声来增强目标。

DoG滤波器源于高斯滤波器,DoG滤波过程相当于用两个不同的高斯滤波器对图像进行滤波结果的差分。高斯滤波器的平滑程度由 $\sigma$ 决定, $\sigma$ 越大,对图像的平滑效果就越好<sup>[8]</sup>。

高斯差分滤波表达式为

$$\text{DOG}(x, y, \sigma_1, \sigma_2) = G(x, y, \sigma_1) - G(x, y, \sigma_2), \quad (1)$$

式中二维高斯函数的表达式如下:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

(1)式中, $\sigma_1 > \sigma_2$ , $\sigma_1/\sigma_2$ 的比值控制着DoG滤波器的通带宽度。考虑到滤波耗时和计算量,在空域采用如图1所示的5×5的均值滤波模板和5×5的高斯模板与图像 $f$ 进行卷积,分别得到 $g_1$ 和 $g_2$ ,通过做差来近似DoG滤波的过程,得到滤波后的图像 $g$ :

$$g(x, y) = |g_1(x, y) - g_2(x, y)|. \quad (3)$$

阈值分割从而提取可能的显著性区域时,可能存在两种情况:第一种情况是阈值取大,在降低虚警率的同时降低了检测率,使得目标区域不在候选目标区域中;第二种情况是阈值取小,在提高检测率的同时

提高了虚警率,会因获得的候选目标区域过多而失去显著性检测意义。为了克服直接阈值分割算法不稳定的问题,对预处理后的图像  $g$  进行如下操作:使用一个尺寸为  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$  的窗口在  $g$  上从左到右、从上到下地滑动。假设滑动窗口中心所在的位置坐标为  $(x, y)$ , 计算滑动窗口所覆盖区域的灰度值总和,该值代表以  $(x, y)$  为中心  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$  窗口区域的显著程度。对整幅图像操作之后得到了粗略衡量区域显著程度图  $S$ 。其中,窗口尺寸  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$  是根据实际红外弱小目标的尺寸而定。由于本文研究的弱小目标尺寸不超过  $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ , 所以本文涉及的算法中采用的窗口尺寸为  $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 。

将  $\Omega$  记作窗口所在区域包含像素点的集合,那么:

$$S(x, y) = \sum_{(x, y) \in \Omega} g(x, y). \quad (4)$$

引入自适应阈值  $T$  对显著性图进行分割,计算公式如下:

$$T = \frac{kS_{\max} + S_{\min}}{k + 1}, \quad (5)$$

式中  $k$  为大于 1 的常数,  $S_{\max}$  是  $S$  中最大显著度的值,  $S_{\min}$  是  $S$  中最小显著度的值。通过大量实验,此处  $k = 1.1$ 。

利用(5)式得到的  $T$  对  $S$  进行阈值分割,得到  $S'$ :

$$S'(x, y) = \begin{cases} 1, & S(x, y) \geq T \\ 0, & S(x, y) < T \end{cases} \quad (6)$$

对  $S'$  进行遍历,其中,值为 1 的区域即为所要

分割的可能的显著性区域。

## 2.2 复杂天空背景方差加权信息熵图特性

### 2.2.1 方差加权信息熵

图像的方差加权信息熵可以定量描述红外图像的复杂程度。给定一幅  $M$  个灰度级的图像。  $R$  是图中所有灰度值为  $r$  的像素构成的集合。  $p_r$  是图中灰度值  $r$  出现的概率,那么  $R$  的概率空间<sup>[2]</sup>表示为

$$[R \cdot P]:$$

$$R: \quad 0 \quad 1 \quad \cdots \quad r \quad \cdots \quad M-1, \quad (7)$$

$$P(R): \quad p_0 \quad p_1 \quad \cdots \quad p_r \quad \cdots \quad p_{M-1}$$

式中  $0 \leq p_r \leq 1 (r = 0, 1, \dots, M-1)$ ,  $\sum_{s=0}^{M-1} p_s = 1$ 。

假设  $\bar{r}$  是图像的灰度均值,则图像的方差加权信息熵定义为

$$H(R) = - \sum_{r=0}^{M-1} (r - \bar{r})^2 \cdot p_r \lg p_r, \quad (8)$$

式中  $p_r = 0, \lg p_r = 0$ 。

### 2.2.2 复杂天空背景中 6 种典型区域的复杂度分析

复杂天空背景红外弱小目标图像主要含有三种物体:净空、云和目标。根据它们灰度分布的不同,可分为 6 种典型的区域:净空区域、碎云区域、云边缘区域、目标区域、薄云中区域和厚云中区域。

图 2 是一幅典型的复杂天空背景下的红外弱小目标图像,红色方框代表 6 种典型区域,序号 1~6 分别为净空区域、碎云区域、云边缘区域、目标区域、薄云中区域和厚云中区域。

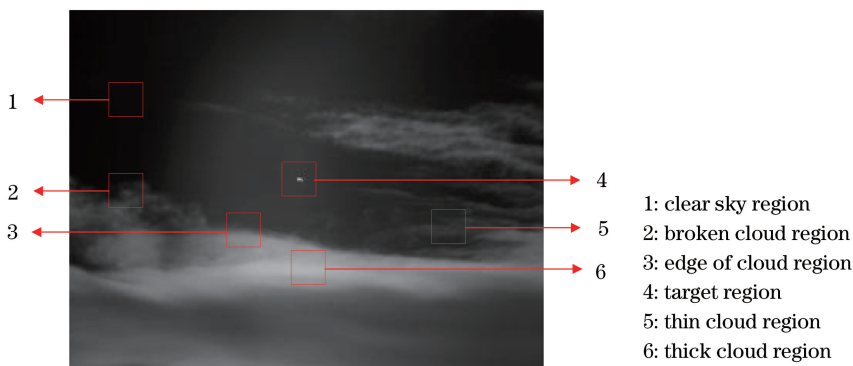


图 2 典型的复杂云层背景下红外弱小目标图像

Fig. 2 Typical small infrared target image under complex cloud background

根据(8)式对灰度复杂度特征方差加权信息熵的定量描述可知,复杂度特征和灰度分布存在以下关系:灰度分布越散的图像复杂度特征越大,灰度分布越集中的图像复杂度特征越小。图 3 列出了这 6 种典型区域的灰度分布,直线为该区域

的灰度均值。

从图 3 可以看出,净空区域和厚云中区域的灰度分布跨度都很窄,且集中在灰度均值附近,说明这些区域的灰度变化较为平缓,复杂度特征较小。相比之下,薄云中区域的灰度分布跨度较宽,也集中在

灰度均值附近,说明薄云中区域灰度变化平缓但略有起伏,复杂度特征较小,稍大于前两种区域。目标区域大部分灰度分布较为集中,少数灰度分布在远

离均值处,正是这部分较为离散的灰度使得复杂度特征变大。云边缘和碎云区域灰度分布均较散,灰度复杂度特征均较大。

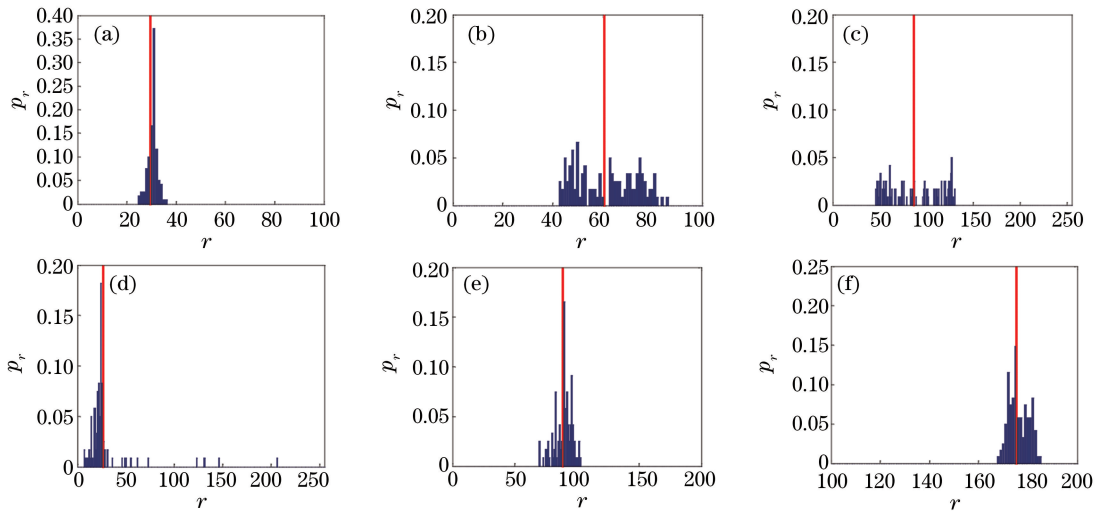


图3 6种典型区域的灰度分布。(a)净空区域;(b)碎云区域;(c)云边缘区域;(d)目标区域;(e)薄云中区域;(f)厚云中区域

Fig. 3 Gray distribution of six typical sky regions. (a) Clear sky region; (b) broken cloud region;

(c) edge of cloud region; (d) target region; (e) thin cloud region; (f) thick cloud region

### 2.2.3 分析模板区域复杂度分析

由2.2.2节分析可知,目标区域、云边缘区域和碎云区域均有较高的灰度复杂度,而且云边缘和碎云区域的灰度复杂度可能远远高于目标区域,不利于目标检测。为了排除云边缘和碎云区域对目标区

域的干扰,采用分析模板对6种典型区域进行分析,如图4所示。

分析模板的尺寸大小根据待检测目标大小而定,本文采用的是外层11 pixel×11 pixel、内层3 pixel×3 pixel的分析模板。

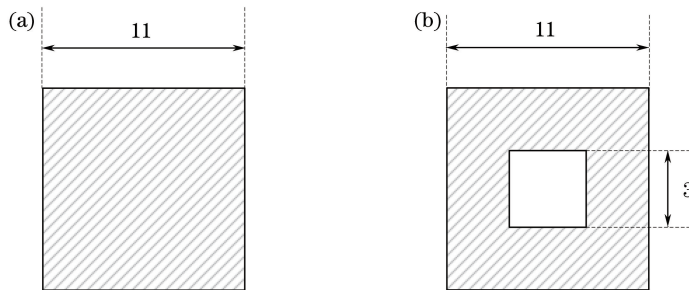


图4 方差加权信息熵分析模板。(a)分析模板1;(b)分析模板2

Fig. 4 Analysis models of information entropy weighted by image variance.

(a) Analysis model 1; (b) analysis model 2

图3中图像的灰度分布均为图4(a)模板区域内计算得到。图5所示为6种典型区域在图4(b)模板区域的灰度分布,直线为该区域的灰度均值。

结合图3和图5可知,净空区域、薄云中区域、厚云中区域在模板1和模板2区域的灰度分布几乎无变化,在两个模板中复杂度特征接近。目标区域在模板2区域中远离灰度均值的少数灰度分布减少了,复杂度特征也减少。相对于模板1区域,云边缘区

域的灰度分布在模板2区域更加分散,也远离灰度均值,这是由于模板2区域相对于模板1区域减少的部分位于过渡带之上,过渡带的灰度分布位于均值附近,这也代表着云边缘区域在模板2区域的复杂度特征增加了。碎云区域在模板1区域中的灰度范围为42~87,在模板2区域的灰度范围为42~82,复杂度特征在模板2区域减少了,所减少的部分就是该区域中碎云的部分,即在直方图中取值较大的部分。

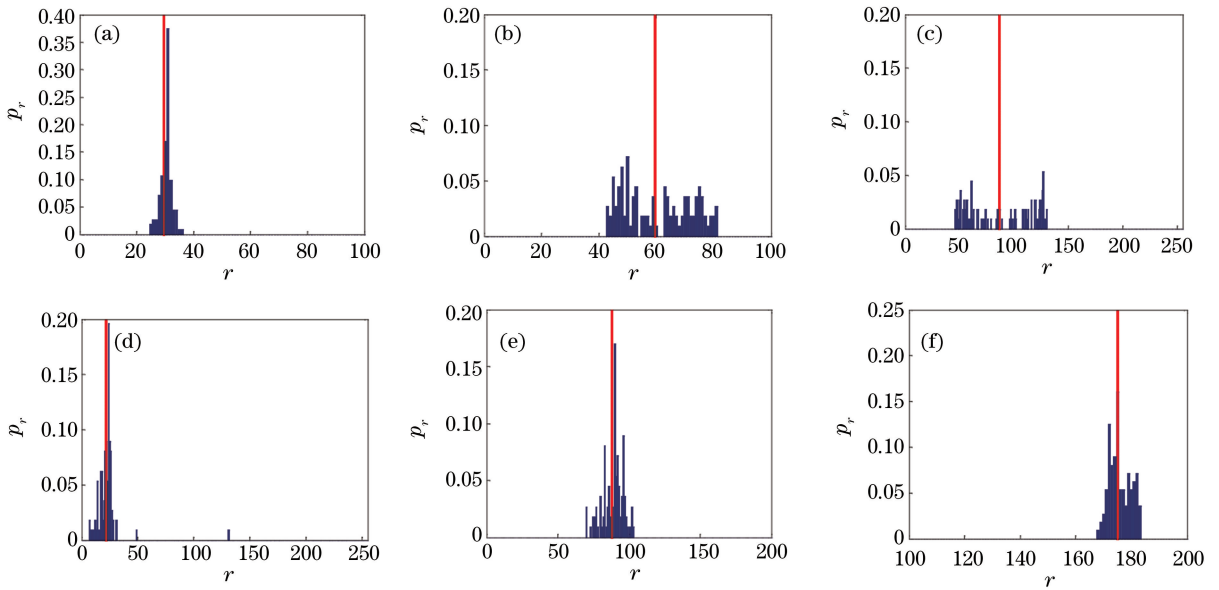


图5 6种典型区域在模板2区域的灰度分布。

(a)净空区域;(b)碎云区域;(c)云边缘区域;(d)目标区域;(e)薄云中区域;(f)厚云中区域

Fig. 5 Gray distribution in model 2 area of six typical sky regions. (a) Clear sky region; (b) broken cloud region; (c) edge of cloud region; (d) target region; (e) thin cloud region; (f) thick cloud region

假设  $H_1$  为原始图像在模板1区域的方差加权信息熵,  $H_2$  为原始图像在模板2区域的方差加权信息熵, 那么定义区域方差加权信息熵差  $H_d$  为

$$H_d = H_1 - H_2. \quad (9)$$

计算图2中抽取的各区域在双模板区域的方差加权信息熵  $H_1$ 、 $H_2$ , 以及方差加权信息熵差  $H_d$ , 计算结果如表1所示。

表1 6种典型区域的方差加权信息熵差值对比

Table 1 Comparison of information entropy difference weighted by image variance in six typical regions

Image number	Types of region	$H_1$	$H_2$	$H_d$
1	Clear sky region	12.8087	12.5337	0.2750
2	Broken cloud region	466.4218	439.6469	26.7749
3	Edge of cloud region	834.7417	859.9634	-25.2217
4	Target region	279.8585	114.3000	165.5585
5	Thin cloud region	178.2758	183.1112	-4.8354
6	Thick cloud region	48.4546	42.5554	5.8992

从表1可以看出, 正如之前分析的, 净空区域、厚云中区域、薄云中区域的灰度分布较为集中, 所以表征复杂度特征的方差加权信息熵值都不大, 模板1和模板2区域的灰度分布几乎无变化, 复杂度特征在两个模板中接近, 方差加权信息熵差值绝对值很小, 而正负并没有确定。目标区域大部分灰度分布较为集中, 少数灰度分布在远离均值处, 而远离均值部分就是目标的灰度值, 所以灰度特征在模板2区域大大减小, 而方差加权信息熵差值是很大的正值。碎云区域虽然复杂度特征大, 但是相比于目标区域的方差加权信息熵差值来说, 是较小的正值。云边缘区域虽然复杂度特征最大, 但是该区域的方

差加权信息熵差值是负值。

根据上述分析, 对于  $H_d$  大小存在以下可能: 1)  $H_d > H_{th}$ ; 2)  $H_d < 0 < H_{th}$ ; 3)  $0 < H_d < H_{th}$ 。其中,  $H_{th}$  是一个大于0的恒定方差加权信息熵阈值。方差加权信息熵阈值的选取要根据实际情况而定, 本文经过多次实验设置为50。在第一种情况下, 说明两个区域的方差加权信息熵相差足够大, 是候选目标区域; 在第二种情况下, 说明可能是薄云中区域、云边缘区域或净空区域、厚云中区域, 而不是候选目标区域; 在第三种情况下, 说明两个区域的方差加权信息熵的差异不大, 可以认为是净空区域、碎云区域、薄云中区域或厚云中区域。

### 3 候选目标区域检测算法实现流程与仿真实验

本文提出的候选目标区域检测算法主要分为

显著性区域分割和候选目标区域识别两部分,显著性分割是为了缩小候选目标区域的范围,减少计算局部信息熵的计算量,其具体算法流程如图 6 所示。

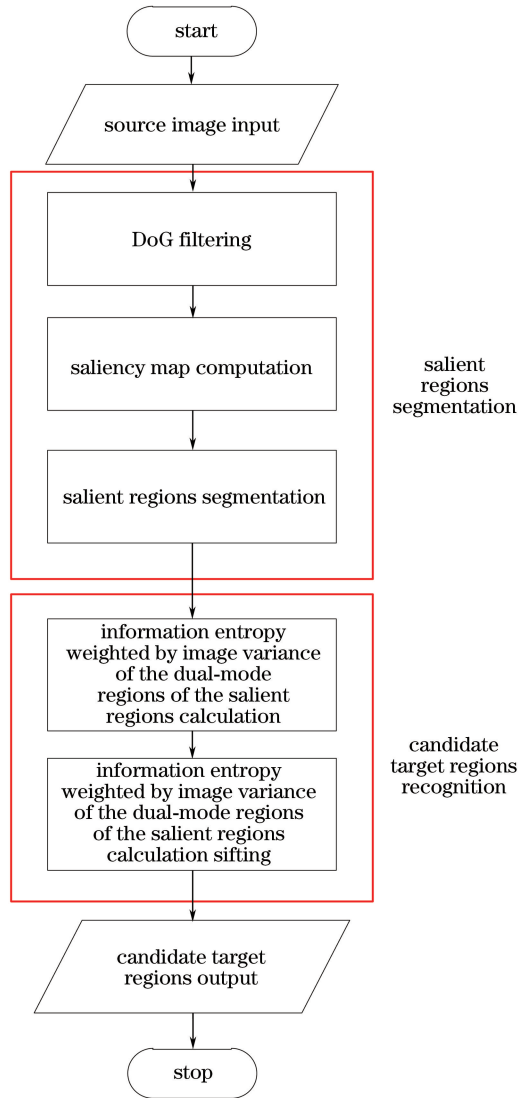


图 6 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of proposed algorithm

采用本文算法对大量的红外天空背景图像在 Matlab R2010a 上进行实验,图像的大小为  $252 \text{ pixel} \times 310 \text{ pixel}$ ,选取其中一组较为复杂的图像进行说明。图 7(a)为原始图像,图像中黄色圆形框中是目标;图 7(b)为对图像进行 DoG 滤波得到的效果图,图像中缓慢变化的背景得到了抑制,目标和背景中云层边缘等灰度值突变的显著区域都得到了不同程度的保留,碎云区域和云层中区域由于灰度值略有起伏,会有个别点残留;图 7(c)为显著度图,显著度图中的个别残留点得到了很好的抑制,并且目标区域均被分割出来;图 7(d)是对显著度图分

割后的效果,大大缩小了候选目标区域的范围;图 7(e)为提取原图中分割区域得到的图像;图 7(f)为仅计算图 7(e)区域的双分析模板区域方差加权信息熵差值进行分割后得到的候选目标区域,该区域的中心用“\*”标记出来。从图 7(e)中可以看出,相比于文献[3]计算整幅图像的双分析模板区域方差加权信息熵差值,本文算法计算的区域大大减少,仅为各个小矩形区域;从图 7(f)中可以看出,仅仅计算分割区域的双分析模板区域方差加权信息熵差值就可以根据前文分析的 6 个典型区域的方差加权信息熵特性将候选目标区域筛选出来。

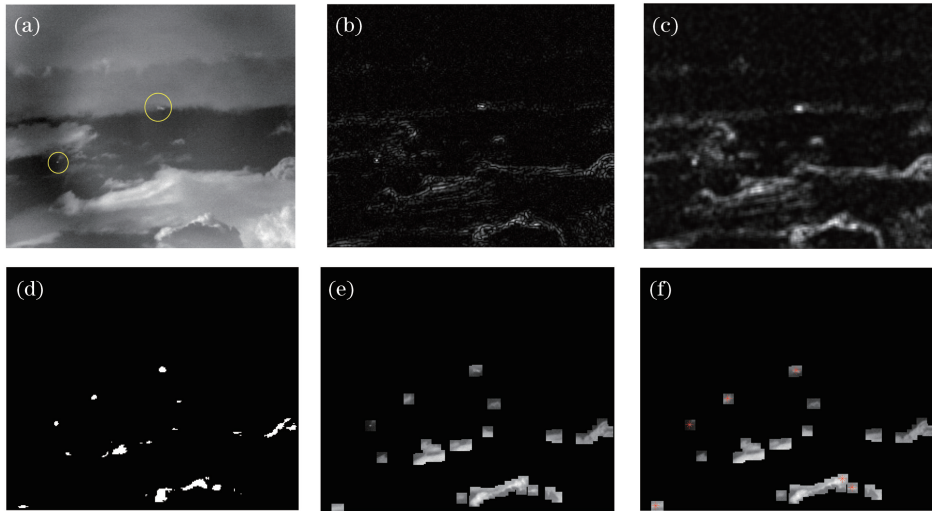


图7 本文算法结果。(a)原始图像;(b)高斯差分滤波;(c)显著度图;(d)显著度图分割效果;  
(e)原图中的分割区域;(f)候选目标区域

Fig. 7 Results of proposed algorithm. (a) Source image; (b) DoG filter; (c) saliency image; (d) saliency segment result;  
(e) segmented regions in source image; (f) candidate target regions

选取4组红外天空图像(图8,图中圆形圈出的为目标),分别采用本文算法和文献[2-5]算法在Matlab R2010a上进行实验,对比各算法的运行时间(表2)。表2中算法序号1-5依次代表使用文献[2-5]和本文算法进行滤波的算法运行时间。

根据表2的算法运行时间对比可知,本文算法由于仅计算显著性区域的双分析模板区域方差加权信息熵差值,相对于文献[2-5]计算整张图像的双分析模板区域方差加权信息熵差值,算法运行时间大大减少,提高了算法的效率。

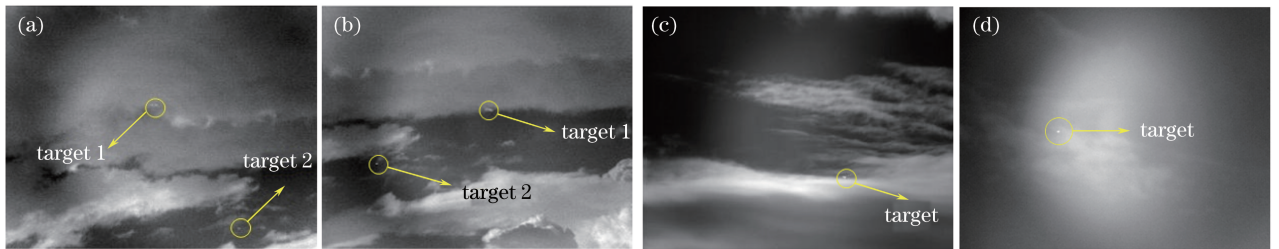


图8 实验图像。(a)图像1;(b)图像2;(c)图像3;(d)图像4

Fig. 8 Test images. (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3; (d) image 4

表2 算法运行时间对比

Table 2 Comparison of running time using different algorithms

Image	Algorithm				
	1	2	3	4	5
Image 1	6.3375	7.7049	5.6280	9.5332	0.1736
Image 2	6.3844	7.6706	5.6205	11.85309	0.1845
Image 3	6.3165	7.8322	5.6325	9.4523	0.1696
Image 4	6.3211	7.8437	5.6269	11.7140	0.1523

## 4 结 论

在传统的计算整幅图像双分析模板区域方差加权信息熵差值图的基础上引入了图像的显著性区域粗略分割,仅对粗略分割出来的可能的显著性区域

计算其双模板局部方差加权信息熵差值,既利用了天空背景6种典型区域双模板局部方差加权信息熵差值的特性,排除了大量的复杂背景干扰区域,又大大减少了算法运行的时间,提高了算法的效率。但是本文算法仅是基于单帧的候选目标区域检测算

法,要找出真正的目标还需要利用候选目标区域的帧间信息进行确认,这将是后续研究的重点。

### 参 考 文 献

- [1] Yao C Q, Chen W. Infrared dim target detection based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111101.  
姚成乾, 陈伟. 基于改进粒子算法的红外弱小目标检测研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111101.
- [2] Yang L. Study on infrared small target detection and tracking algorithm under complex backgrounds [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2006: 75-86.  
杨磊. 复杂背景条件下的红外小目标检测与跟踪算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2006: 75-86.
- [3] Li X. Research on infrared dim target detection under complex background [D]. Xi'an: Xidian University, 2010: 25-42.  
李欣. 复杂背景下红外弱小目标检测算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010: 25-42.
- [4] Bakhdavlatov S, Mao Y X, Gong P, *et al.* Target detection, segmentation and geometric centre of the object based on local entropy algorithm [C]. 15th Chinese Conference on System Simulation Technology & Application, 2014: 237-241.  
Bakhdavlatov S, 毛羽忻, 龚萍, 等. 基于局部熵值图的目标检测分割及质心计算 [C]. 第 15 届中国系统仿真技术及其应用年会论文集, 2014: 237-241.
- [5] Wang Z H, Liu J G, Deng H. Small-target infrared image processing based on novel weighted-local entropy [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2017, 45(8): 42-46.  
王忠华, 刘建国, 邓鹤. 基于新的加权局部熵的小目标红外图像处理 [J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(8): 42-46.
- [6] Wang X, Lv G F, Xu L Z. Infrared dim target detection based on visual attention [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2012, 55(6): 513-521.
- [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 and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 574-581.
- [8] Peng Z T, Chen F D, Tang J, *et al.* Extracting multi-scale laser damage in optics on difference of Gaussian filter [J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2017, 29(9): 091003.  
彭志涛, 陈风东, 唐军, 等. 高斯差分滤波多尺度损伤提取方法 [J]. *强激光与粒子束*, 2017, 29(9): 091003.