

# 基于非线性局部滤波的红外小目标检测方法

赵爱罡<sup>1,2)✉</sup>, 王宏力<sup>2)</sup>, 杨小冈<sup>2)</sup>, 陆敬辉<sup>2)</sup>, 黄鹏杰<sup>2)</sup>

1) 火箭军工程大学士官学院, 青州 262500 2) 火箭军工程大学控制工程系, 西安 710025

✉ 通信作者, E-mail: zhaoaigang1986120@163.com

**摘要** 为提高复杂环境下红外小目标的检测效率, 将图像分为平坦区域、边缘区域和小目标区域三种区域, 并针对三种成分的特点, 提出基于拉普拉斯金字塔的非线性局部滤波检测方法。首先将图像进行高斯金字塔分解, 将高斯低通金字塔与原图像尺寸匹配后, 相减并进行阈值操作, 抑制平坦区域; 其次将标记像素灰度值与其周围环域均值的最小差作为指标, 滤除边界区域; 最后将非线性局部滤波结果生成相应的拉普拉斯金字塔各层系数, 重构得到高对比度的检测图像, 利用邻域特点剔除孤立噪声点并通过简单阈值标记红外小目标。实验结果表明: 与现有其他算法相比, 该检测算法能够对复杂背景有效抑制, 检测速度快。

**关键词** 红外图像处理; 目标探测; 拉普拉斯金字塔; 非线性滤波; 局部滤波

**分类号** TJ765.3

## Infrared small target detection method based on nonlinear local filter

ZHAO Ai-gang<sup>1,2)✉</sup>, WANG Hong-li<sup>2)</sup>, YANG Xiao-gang<sup>2)</sup>, LU Jing-hui<sup>2)</sup>, HUANG Peng-ji<sup>2)</sup>

1) School of Sergeancy, Rocket Force University of Engineering, Qingzhou 262500, China

2) Department of Control and Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China

✉ Corresponding author, E-mail: zhaoaigang1986120@163.com

**ABSTRACT** In order to improve the efficiency of infrared small target detection against complex background, the image was decomposed into three regions: flat region, edge region and small target region. A method of nonlinear local filter detection using the Laplacian pyramid was presented based on each character of the three components. Firstly, Gaussian pyramids were built for the image, each level was subtracted from the original image with matching size, and the flat region was restrained by simple threshold operation. Secondly, the minimum difference between the marked pixel gray value and the mean value of the hollow annular region was used as quota to filter out the edge region. At last, each layer coefficient of the Laplacian pyramid was generated from the results of nonlinear local filtering and then a high-contrast detection image was reconstructed. The isolated noise points were removed based on the character of the neighborhood and the infrared small target was marked by simple threshold operation. Compared with other existing methods, the experimental results show that this method can effectively restrain complex background and the detection speed is fast.

**KEY WORDS** infrared image processing; target detection; Laplacian pyramid; nonlinear filtering; local filter

随着制导技术的突飞猛进, 红外探测以其具有的隐蔽性好、抗干扰能力强、探测距离远、可全天候工作等优点, 成为精确制导技术发展的一个重要方向。但因探测距离比较远, 弱小目标在图像中仅占几个像素, 信息相对匮乏, 并且经常淹没在海杂波和云杂波复杂

背景中, 检测比较困难<sup>[1-2]</sup>, 所以小目标检测作为制导领域的关键技术, 成为目前学者研究的重点。

红外小目标检测算法主要分为两种<sup>[3]</sup>: 第一种是滤波算法, 如形态学滤波( Tophat)<sup>[4]</sup>、最大均值( Max-Mean) 和最大中值( MaxMedian)<sup>[5]</sup>检测算法, 这些滤波

算法对背景进行估计,滤除高频的小目标成分,从原始图像中将滤波成分减除,达到抑制背景突出目标的目的。此类算法速度较快,但在目标局部信噪比低,频率特性不显著的情况下,虚警率较高;第二种检测算法是基于成分表达的,通过构造字典,发掘背景之间或目标之间的内在关系,对表示系数进行分析,从而达到检测目的。文献[6]提出鲁棒字典学习(robust dictionary learning, RDL)检测算法,通过分析背景的系数表达矩阵和弱小目标的特点,分别使用行稀疏和列稀疏对系数矩阵和误差矩阵约束,发现背景图像块之间的关系和误差矩阵中不能被稀疏表示的红外小目标;文献[7]提出稀疏低秩矩阵分解(sparse low-rank matrix decomposition, SLMD)模型,将背景刻画为低秩矩阵成分,将小目标视为稀疏矩阵成分,从而对小目标进行检测。此类算法<sup>[8]</sup>比较复杂,涉及多个最优化问题,计算效率低。本文根据红外小目标图像的三种成分,提出基于拉普拉斯金字塔的非线性局部滤波的小目标检测算法,设计了非线性局部滤波器,抑制背景的平坦区域和边缘区域,能够突出小目标,构造理想检测图像的拉普拉斯金字塔,利用金字塔逆过程对滤波结果整合,此算法考虑了背景的各种成分,检测效果显著,并且不需要复杂的优化算法和后续处理。

## 1 拉普拉斯金字塔

金字塔是多分辨率分析的有力工具<sup>[9]</sup>,许多对

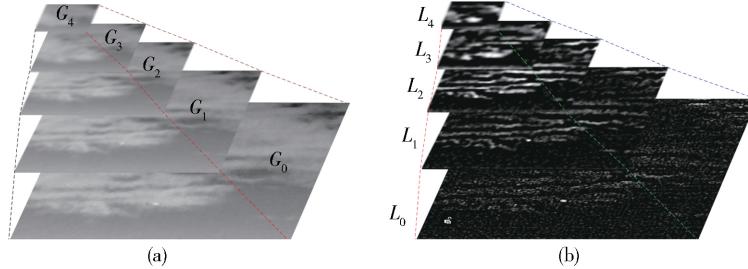


图1 高斯金字塔( a )与拉普拉斯金字塔( b )示意图

Fig. 1 Sketch maps of the Gaussian pyramid ( a ) and the Laplacian pyramid ( b )

由式(2)可以得出拉普拉斯金字塔重构原始图像的逆过程,但是因为金字塔的层与层之间均存在高斯平滑操作,所以重构后与原始图像并不完全相同,重构过程如下:

$$\begin{cases} G_N = L_N, \\ G_l = L_l + \text{upsample}(G_{l+1}) \quad l = N-1, 2, \dots, 0. \end{cases} \quad (3)$$

通过式(3)的递归调用,直到求得\$G\_0\$,即为原始图像。由重构过程来看,尺度越大,经过高斯平滑的次数越多。随着尺度增大,低频信息逐渐突出,高频信息逐渐消失。利用此信息,经过各成分滤波,将背景成分剔除后,使用滤波后的图像构造检测图像拉普拉斯金字

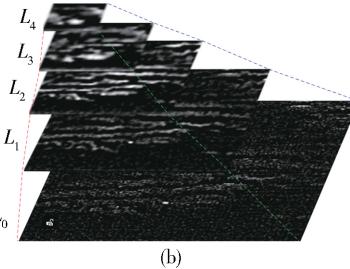
尺度变换鲁棒的算法均是以此为基础,选择响应最大的尺度作为最佳尺度或在每一尺度上进行计算,随着尺度的增加,尺寸递减,整体的信息逐渐突出。对于平坦区域而言,整体信息和局部信息相似度比较高,而边缘区域和小目标区域相差较大,利用这个特征,借助金字塔将平坦区域进行剔除。金字塔分解与重构使用标准金字塔结构即可,假设原始图像为\$I\$,高斯金字塔表示为\$\{G\_l\}\$, \$l=0, 1, \dots, N\$, \$N\$为分解的层数,分解如下:

$$\begin{cases} G_0 = I, \\ G_l = \text{downsample}(G_{l-1}) \quad l = 1, 2, \dots, N. \end{cases} \quad (1)$$

式中\$\text{downsample}(\cdot)\$为先进行高斯滤波,再进行下采样操作,尺寸变为原来的\$1/2\$,即\$G\_l\$是\$G\_{l-1}\$的低通版本,且形成的高斯金字塔\$\{G\_l\}\$包含原始图像在内共有\$N+1\$个图像,一般\$G\_N\$只含有很少像素。拉普拉斯金字塔采用近似版本,表示为\$\{L\_l\}\$, \$l=0, 1, \dots, N\$,计算如下:

$$\begin{cases} L_l = G_l - \text{upsample}(G_{l+1}) \quad l = 0, 1, \dots, N-1, \\ L_N = G_N. \end{cases} \quad (2)$$

式中\$\text{upsample}(\cdot)\$表示先进行插值,再进行高斯平滑操作,尺寸变为原来的2倍。从式(2)可以看出,除去最后一层金字塔,拉普拉斯金字塔主要是图像的高频成分,包含边缘区域和小目标区域。图1为高斯金字塔和拉普拉斯金字塔的示意图。随着尺度增大,尺寸逐渐减小,直至塔顶剩下少数像素为止。



塔的各层系数,由金字塔重构得到检测结果。

## 2 拉普拉斯局部滤波

红外小目标检测的难点在于背景复杂,典型的背景有云杂波,海杂波和海天线等,并且由于远距离探测,目标所占像素比较少,根据国际光学工程学会(SPIE)的定义,小目标所占像素尺寸不超过\$9 \times 9\$(或小于80)个像素,约是一帧\$256 \times 256\$图像的0.15%。从频域角度考虑,拉普拉斯金字塔将图像分解为多个频带,而且在分解的过程中,图像各成分的响应不同,即拉普拉斯金字塔的系数变化不同,根据响应的差异对小目标进行检测。

## 2.1 一维信号分析

为直观描述,首先分析一维信号的拉普拉斯金字塔特征,然后将其推广到二维图像,如图2所示,将信号S分解为目标区域T,边缘区域E和平坦区域

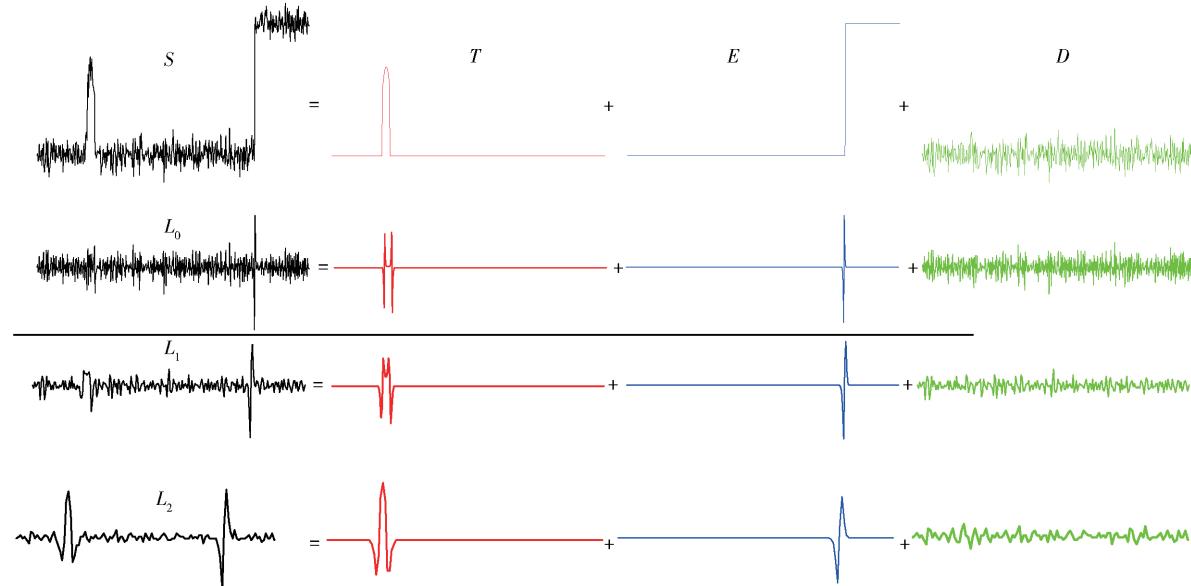


图2 信号分解示意图

Fig. 2 Diagram of signal decomposition

从 $L_0$ 层金字塔可以看出,在远离边缘的平坦区域,捕捉的是小邻域内的高频细节,其响应幅值较小,在边缘区域,响应幅值较大且变化比较规律. 在 $L_1$ 和 $L_2$ 层,平坦区域的细节被过滤掉,呈现出更多的整体信息,而且边缘区域与平坦区域的幅值区别逐渐突出,利用这个性质可以将平坦区域剔除,公式如下:

$$\hat{S}_i(x) = S(x) \times \frac{\text{sign}(S(x) - \hat{g}_i(x) - \sigma_{\text{th}}) + 1}{2}. \quad (4)$$

式中  $\text{sign}(\cdot)$  是符号函数  $\hat{g}_i(x)$  为  $S(x)$  高斯平滑后放大到原始尺寸的信号  $\sigma_{\text{th}}$  为设定的阈值. 经过处理,将平坦区域剔除,得到信号  $\hat{S}_i(x)$  的长度与原信号相同. 小目标区域包含两个边缘区域的特征,但在信号  $S(x)$  中,对比度不同,目标无论在暗处或是亮出,灰度值要高于周围区域,但不一定是信号中最大的灰度值,而边缘与其中一边邻域保持连续性,灰度差异比较小. 利用这些差异可以将目标分离,假设小目标最大直径为  $d_T$ ,在式(4)的基础上,分离目标公式如下:

$$\hat{S}_i(x) = \hat{S}_i(x) \times \frac{1 + \text{sign}(\min(S(x) - S(x - d_T), S(x) - S(x + d_T)) - \sigma_{\text{eth}})}{2}. \quad (5)$$

式中  $\sigma_{\text{eth}}$  为判断小目标与边缘的阈值. 实际计算只对  $\hat{S}_i(x)$  中少数非零值计算即可. 对边缘而言,总有一边与边沿值相差不大,所以  $\min(S(x) - S(x - d_T), S(x) - S(x + d_T))$ ,

即细节成分  $D$ ,观察信号的拉普拉斯金字塔  $\{L_i\}$  的系数,在平坦区域和非平坦区域的系数的波动明显不同,随着尺度的增大,描述的是更大尺寸的主要特征.

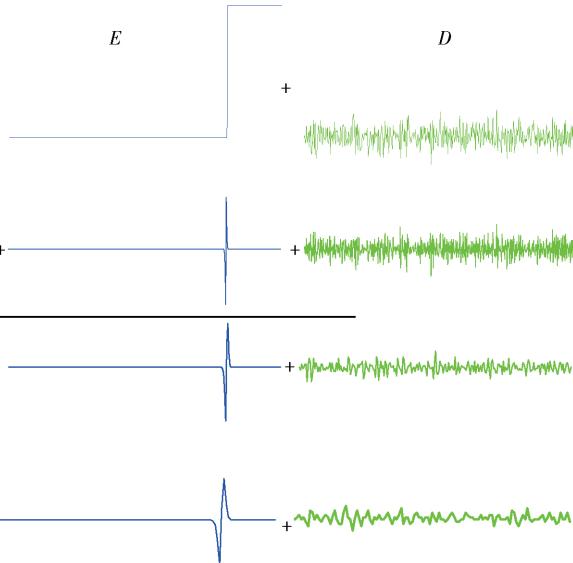


图3 小目标环域( a ) 和边缘环域( b ) 示意图

$S(x) - S(x + d_T)$  的值会比较小,而目标区域存在较大对比度,故其值相对较大,由此可以将边缘区域与目标区域分离.

## 2.2 图像局部滤波

根据2.1节的分析,将其应用于二维图像信号,假设图像为  $I(x, y)$ ,则式(4)变为

$$\hat{I}_i(x, y) = I(x, y) \times \frac{\text{sign}(I(x, y) - \hat{g}_i(x, y) - \sigma_{\text{th}}) + 1}{2}. \quad (6)$$

式中  $\hat{g}_i(x, y)$  是高斯金字塔  $g_i(x, y)$  经过插值平滑后将尺寸放大为原图像大小获得的. 此过程不仅抑制了平坦区域,而且对暗点和暗区域也进行了剔除. 在分离边缘点与目标点的步骤中,采用临近环境进行比较,如图3所示.

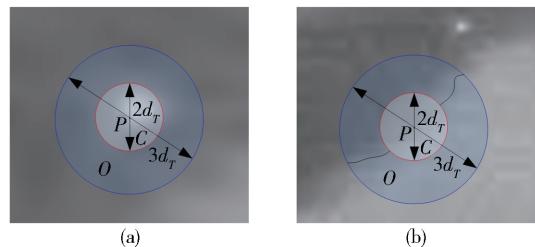


图3 小目标环域( a ) 和边缘环域( b ) 示意图

Fig. 3 Diagrams of the small target's annular region (a) and the edge's annular region (b)

以需要判断的  $P$  点为中心点,圆形区域  $C$  将可疑目标区域排除在外,选取外环区域  $O$  进行比较,按灰

度均值将区域  $O$  内像素分为两部分, 若此中心点为边缘点, 则环域分成的两部分必定为与边缘点连续的区域和与边缘点不连续的区域, 分别计算两部分的均值为  $m_c$  和  $m_d$ , 则式(5) 变为

$$\hat{I}_l(x, y) = \hat{I}_l(x, y) \times \frac{1 + \text{sign}(\min(|I(x, y) - m_c|, |I(x, y) - m_d|) - \sigma_{\text{eth}})}{2} \quad (7)$$

式中  $\hat{I}_l(x, y)$  为排除可疑边缘点的临时图像, 此过程只需对  $\hat{I}_l(x, y)$  中少量非零点做进一步判断, 经过两次局部非线性滤波, 等同于经过一次高通选择滤波, 通过阈值剔除细节纹理成分, 并将滤波结果进一步筛选, 得到只含可疑目标点的图像, 但在检测结果中, 灰度值较大的单像素噪声点会成为虚警, 为剔除噪声点的影响, 在  $\hat{I}_l(x, y)$  中, 若非零点的邻域内存在六个以上的零点, 则判定为噪声点, 将其置零. 下一步将各尺度下的检测结果融合到一起, 形成最终检测图. 使用  $I_l(x, y)$  直接下采样构造最终检测图的拉普拉斯金字塔  $\{L_l(x, y)\}$ , 通过金字塔重构得到检测图.

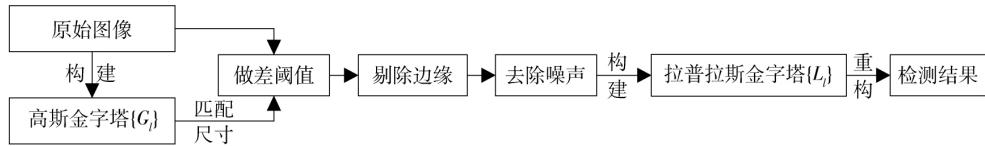


图 4 检测算法流程图

Fig. 4 Flow chart of the detection algorithm

依据图 4 流程图得到检测图  $I_T(x, y)$ , 将其归一化到  $[0, 1]$  范围内, 候选目标定位如下:

$$I_D(x, y) = \begin{cases} I_T(x, y), & I_T(x, y) > k\delta, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (8)$$

式中  $\delta$  为  $I_T(x, y)$  中的最大值,  $k$  为权重系数, 实验中取  $k = 0.6$ . 假设目标局部信噪比为  $r$ , 背景灰度值为  $p$ , 根据高斯平滑的权重系数推导参数为  $\sigma_{\text{th}} = \alpha p(r - 1)$ ,  $\alpha$  为权重系数, 取值范围为  $(0.4, 0.7)$ , 参数  $\sigma_{\text{eth}} = 2\sigma_{\text{th}}$ . 表 1 给出包括三种背景下的小目标检测, 并对检测详细过程进行了展示.

按照检测流程, 对表 1(a) 进行检测, 显示  $l = 2$  时检测的中间结果. 表 1(a) 为复杂红外小目标图像; 表 1(b) 为对应的高斯图像; 表 1(c) 为根据式(6) 计算得到的抑制平坦区域后的结果, 将低频成分和波动较小的高频成分剔除, 剩余系数波动较大的边缘区域和目标区域, 同时也包含部分单像素噪声点; 表 1(d) 为抑制边缘点的效果图, 由于边缘必和某一侧连续, 灰度值比较接近, 目标和外环区域内的像素值存在间断, 利用此性质可以抑制边缘区域和部分平坦区域的过度成分; 表 1(e) 为剔除噪声点后融合而成的最终检测结

图像高斯金字塔对应的频率范围为  $[0, \pi/2^{l-1}]$ , 拉普拉斯金字塔频段为  $[\pi/2^l, \pi/2^{l-1}]$ , 对目标进行检测大约在  $(\pi/2^{l-1}, 2\pi)$  频段进行, 范围比拉普拉斯金字塔大, 比直接在拉普拉斯金字塔上滤波效果要好, 首先能够保证每次检测均含有目标成分, 其次使用原始图像尺寸能够精确定位目标位置, 使得每次滤波均能对目标进行有效检测.

### 3 基于拉普拉斯金字塔的检测算法

检测算法借助高斯金字塔的低频信息, 将平坦区域剔除, 依据目标的局部对比度将边缘区域抑制, 最终构造拉普拉斯金字塔稀疏, 重构检测图像, 流程如图 4 所示. 一般金字塔分解到只含有几个像素为止, 分解彻底, 但在本应用中, 小目标最大尺寸为  $9 \times 9$  个像素, 信息主要存在于中高频段内, 如果分解到只剩几个像素, 小目标信息被屏蔽掉, 检测到更多的将是平坦区域的过度信息, 对于检测小目标是多余的步骤, 所以设置  $l_{\text{max}} = 4$ , 可以避免冗余的计算量, 这样检测算法总体复杂度为  $O(N)$ ,  $N$  为像素个数.

果, 由 3D 显示图可见目标明显突出, 检测效果较好.

### 4 实验结果及分析

为了进一步验证本文提出的检测算法, 采用多组不同背景的红外小目标图像序列进行仿真实验. 实验数据来自浙江大立的 M3 制冷型红外热像仪, 部分是实拍图像序列, 部分是实拍背景加人工合成小目标图像序列. 仿真计算机参数为: CPU i3  $\times 2$ ; 内存 4 GB; 主频 3.3 GHz. 仿真程序采用 VS2012 + OpenCV2.4.9 编写. 对比算法有基于滤波的 Tophat<sup>[4]</sup> 和 MaxMean<sup>[5]</sup> 算法, 基于视觉注意机制的改进局部对比测量 (improved local contrast measure, ILCM) 检测算法<sup>[10]</sup>, 以及基于成分表达的 RDL 检测算法<sup>[6]</sup>. 经过多次实验验证, 参数  $\sigma_{\text{th}} = 0.1$  效果最佳. 表 2 给出包括五种不同背景的小目标检测结果.

表 2 所示为五组单帧图像的检测实验, 分别为简单的晴空背景、云杂波背景、浓云背景、海天线背景和海杂波背景. 由检测结果可知, 对于不同类型的复杂背景, 本文算法即非线性局部滤波检测算法 (nonlinear local filter, NLF) 均能对小目标有效检测, 尤其对过度平滑或是区域内波动较小的图像检测效果比较好, 如

表 1 非线性局部滤波检测过程  
Table 1 Procedure of nonlinear local filter detection

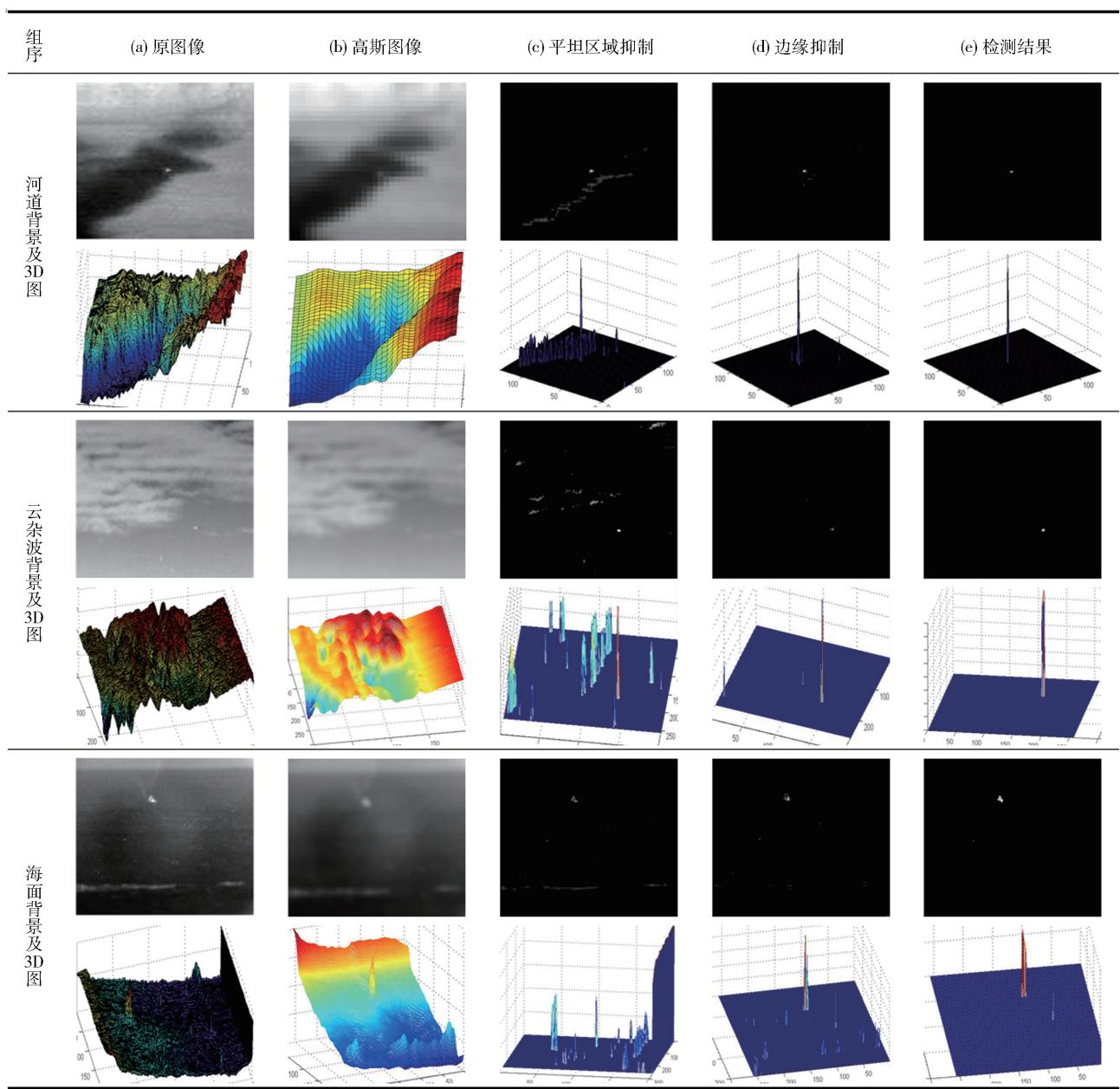


表 2( a )、表 2( b ) 和表 2( d ) , 这三组小目标红外图像符合算法的基本假设 , 对平坦区域和边缘区域均能有效抑制。对局部波动杂乱无规律的表 2( c ) 和表 2( e ) , 由检测的三维显示图可知 , 检测图中小目标的局部对比度依然很高 , 不存在漏检的情况 , 但在变化快速的海杂波和浓云背景下 , 有局部突起不符合本算法的假设 , 存在少量虚警的情况。

局部信噪比是衡量小目标检测难易程度的物理量 , 信噪比越高 , 小目标越突出 , 检测比较容易 , 局部信噪比增益衡量算法对小目标局部信噪比的影响 , 局部信噪比增益越大 , 说明算法能促进小目标的检测 , 算法性能比较优越。小目标的局部信噪比定义如下:

$$LSNR = \frac{M_T}{M_B} \quad (9)$$

式中:  $M_T$  为目标最大灰度值;  $M_B$  目标邻域内最大的灰度值 , 邻域取小目标区域的 2 倍大小。局部信噪比增益是算法处理前后局部信噪比的比值 , 定义如下:

$$LSNRG = \frac{LSNR_{out}}{LSNR_{in}} \quad (10)$$

式中  $LSNR_{out}$   $LSNR_{in}$  分别代表算法处理前和处理后的小目标局部信噪比。

表 3 为表 2 中五组红外小目标图像序列的检测结果 , 各图像序列均为 50 帧 , 小目标的 LSNR 和 LSNRG 均为 50 帧检测结果的平均值 , 指标最优值均以粗体表

表 2 非线性局部滤波检测实验  
**Table 2** Experiment of nonlinear local filter detection

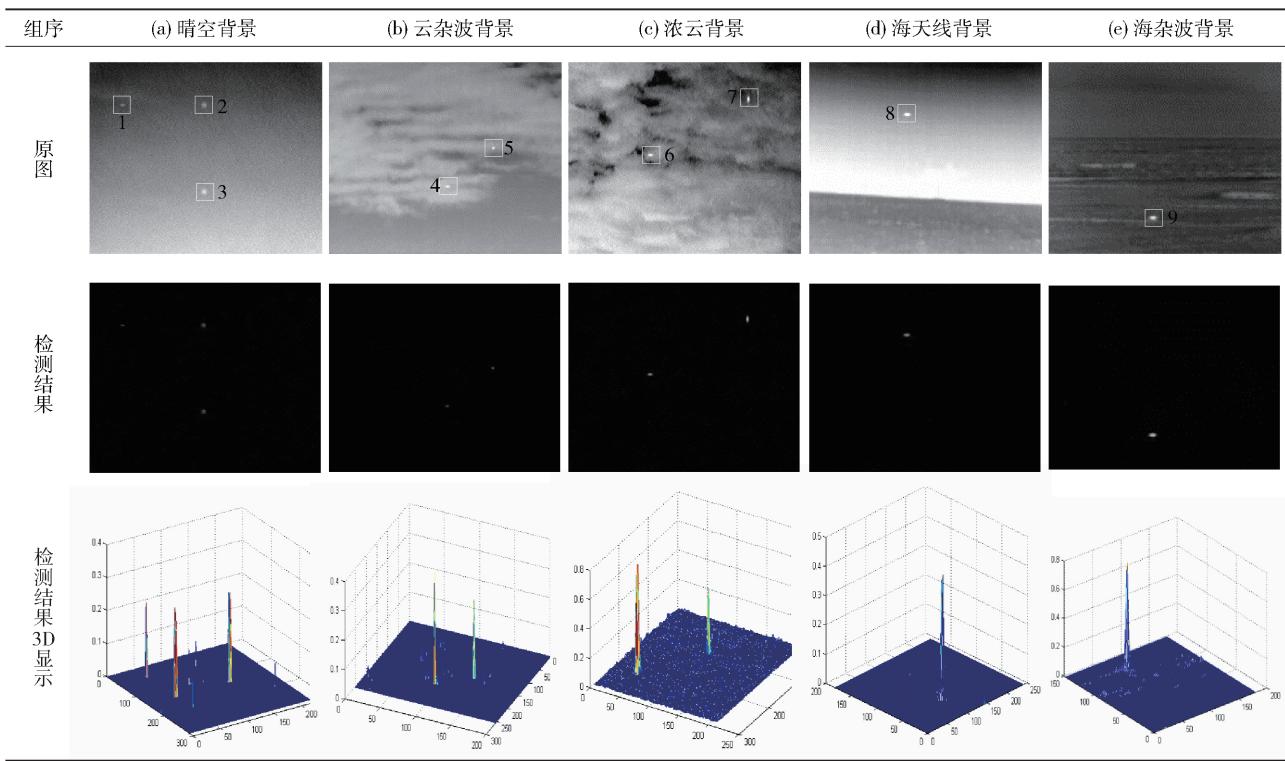


表 3 不同算法对表 2 中小目标进行检测后的 LSNR 和 LSNRG 值  
**Table 3** LSNR and LSNRG values of several small target detection algorithms for Table 2

小目标	LSNR					LSNRG				
	Tophat	MaxMean	ILCM	RDL	NLF	Tophat	MaxMean	ILCM	RDL	NLF
1	2.87	2.14	3.47	4.15	<b>14.28</b>	2.31	2.64	3.48	4.58	<b>9.25</b>
2	2.96	2.01	2.97	4.89	<b>12.58</b>	2.01	2.97	3.48	4.21	<b>10.87</b>
3	1.97	1.01	2.84	5.92	<b>13.45</b>	1.03	3.14	4.87	5.98	<b>9.18</b>
4	3.05	2.70	4.58	<b>6.87</b>	5.98	3.15	4.98	5.12	<b>5.41</b>	5.10
5	3.01	3.49	5.79	9.15	<b>13.89</b>	4.58	5.98	5.79	9.12	<b>13.45</b>
6	1.02	1.02	2.36	3.01	<b>17.15</b>	2.01	3.15	6.15	7.19	<b>19.15</b>
7	1.83	1.85	2.94	3.19	<b>15.26</b>	2.82	3.14	5.01	6.19	<b>18.01</b>
8	2.04	3.01	4.54	6.07	<b>11.05</b>	3.01	4.59	6.15	7.06	<b>10.59</b>
9	3.15	4.58	1.05	6.25	<b>9.87</b>	2.93	5.92	6.01	8.06	<b>9.81</b>

示。由表 3 可以看到, 在各种检测算法中, 文中非线性局部滤波检测算法得到的 LSNR 和 LSNRG 大都为最大值。检测性能在各种复杂环境下表现相当, 鲁棒性较好。其余算法对各种背景检测效果差异较大, 说明非线性局部滤波检测算法检测算法适用性较好。

检测率和虚警率是一对矛盾指标。实际应用中, 首先要保证检测率, 与此同时采取措施降低虚警率。检测率和虚警率定义如下:

$$PD = \frac{N_r}{N_t}, \quad (11)$$

$$PFA = \frac{N_w}{N_t}. \quad (12)$$

式中  $N_r$  为正确检测目标的数目,  $N_t$  为实际目标的数目,  $N_w$  错误检测目标的数目,  $N_t$  序列中图像的帧数。

表 4 显示各种算法的检测结果, 通过设定合适的阈值对处理后得到的结果进行阈值分割, 使得每组图像序列中, 各种检测算法的检测率大致相等, 且均大于 92%。统计各种算法的计算时间和虚警率。由结果可知, 本文算法具有较低的虚警概率, 能对大部分虚假目标进行识别。其余滤波算法具有较高的虚警率, 因为缺

乏对虚假目标的分析,没有考虑目标与非目标的特性差异。在算法运行速度上,本文算法具有明显优势,每个像素只进行几次阈值操作,时间消耗远小于其他算法。综合而言,本文算法具有明显优越性。

表4 不同算法的虚警率和运行时间对比

Table 4 Comparison of FAR and runtime for different algorithms

算法	Tophat	MaxMean	ILCM	RDL	NLF
检测率	0.92	0.93	0.95	0.93	<b>0.95</b>
虚警率	0.13	0.19	0.08	0.07	<b>0.03</b>
运行时间/ms	11.214	24.259	104.368	348.153	<b>8.016</b>

## 5 结论

通过分析红外小目标图像的组成成分,结合各成分的频率响应特性,提出基于拉普拉斯金字塔的非线性局部滤波检测算法。该算法将原始图像与低通的高斯图像做差并进行阈值操作,在更宽的中高频段对可疑小目标进行标记,利用目标点与边缘点周围环境的差异剔除边缘点和平坦区域的残留点,根据小目标的大体尺寸计算所需要的尺度,避免大计算量的开销,最后将非线性滤波结果在拉普拉斯金字塔框架下融合,形成信噪比较高的检测图像。经过大量实验验证,本文算法在检测效果和计算速度均表现突出。

## 参 考 文 献

[1] Zheng C Y, Li H. Small infrared target detection based on har-

monic and sparse matrix decomposition. *Opt Eng*, 2013, 52(6): 066401

- [2] Xu L, Lu C, Xu Y, et al. Image smoothing via  $L_0$  gradient minimization. *ACM Trans Graphics*, 2011, 30(6): 61
- [3] Gao C, Zhang T, Li Q. Small infrared target detection using sparse ring representation. *IEEE Aerosp Electron Syst Mag*, 2012, 27(3): 21
- [4] Zhang W C, Wang Y F, Chen H X. Moving point target detection in complex background based on Tophat transform. *J Image Graphics*, 2007, 12(5): 871  
( 张文超, 王岩飞, 陈贺新. 基于 Tophat 变换的复杂背景下运动点目标识别算法. 中国图象图形学报, 2007, 12(5): 871)
- [5] Deshpande S D, Meng H E, Venkateswarlu R, et al. Max-mean and max-median filters for detection of small targets // *Signal and Data Processing of Small Targets*. Denver, 1999: 74
- [6] Yang C W, Liu H P, Liao S Y, et al. Small target detection in infrared video sequence using robust dictionary learning. *Infrared Phys Technol*, 2015, 68(2): 1
- [7] Zheng C Y, Li H. Small infrared target detection based on low-rank and sparse matrix decomposition. *Appl Mech Mater*, 2013, 239(6): 214
- [8] He Y J, Li M, Zhang J L, et al. Small infrared target detection based on low-rank and sparse representation. *Infrared Phys Technol*, 2015, 68: 98
- [9] Paris S, Hasinoff S W, Kautz J. Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid. *ACM Trans Graphics*, 2011, 30(4): 68
- [10] Han J, Ma Y, Zhou B, et al. A robust infrared small target detection algorithm based on human visual system. *IEEE Geosci Remote Sens Lett*, 2014, 11(12): 2168