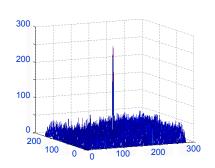
2017年,第44卷,第7期

# 改进梯度倒数加权滤波红外弱 小目标背景抑制

樊香所 1,2,3, 徐智勇 1\*, 张建林 1\*

<sup>1</sup>中国科学院光电技术研究所,成都 610209; <sup>2</sup>电子科技大学光电信息学院,成都 610054; <sup>3</sup>中国科学院大学,北京 100049



摘要: 红外弱小目标易淹没在复杂的起伏背景中,为了提高后续目标的检测能力,往往需要通过抑制背景来增强目标信号。传统梯度倒数加权滤波对背景边缘缺乏稳健的适应性,本文提出了改进的梯度倒数加权滤波算法,即通过建立背景局部区域相关函数,利用背景局部统计特性自适应调整滤波参数,能较好地适应剧烈变化的背景,提高背景抑制能力。实验表明,改进的梯度倒数滤波器能对图像背景进行有效的抑制,总体性能优于其他背景抑制方法。

关键词:弱小目标;梯度倒数加权滤波;背景抑制;自适应参数

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A

# Infrared dim and small target background suppression based on improved gradient inverse weighting filter

Xiangsuo Fan<sup>1,2,3</sup>, Zhiyong Xu<sup>1\*</sup> and Jianlin Zhang<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China; <sup>2</sup>School of Optoelectronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China; <sup>3</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** Dim and small infrared target easily flooded in complicated background. In order to improve the ability of target detection, the background is often suppressed to enhance the target signal. Referring to the lack of robust adaptability of the gradient inverse weighted filtering for background edges, an improved gradient inverse weighting filtering algorithm is proposed through the establishment of background local correlation function. The use of background local statistical characteristics of adaptive filter parameters, can better adapt to the drastic change in the background, and improve the ability to suppress background suppression algorithm. Experimental results show that the improved gradient inverse weighted filtering could effectively suppress the background of images, presenting a superior overall performance to other background suppression methods.

**Keywords:** dim and small target; gradient inverse weighted filtering; background suppression; self-adaptive parameter

收稿日期: 2017-02-21; 收到修改稿日期: 2017-04-28

\*E-mail: xzy@ioe.ac.cn; jlin zh@163.com

# 1 引 言

由于红外成像系统与探测目标的距离通常较远, 红外图像中的背景往往包含有云层、杂波、红外校正 带来的不均匀起伏或条纹以及各种噪声[1]。同时图像 中弱小目标所占像素少,缺乏形状和纹理等信息,信 噪比低,极易淹没在复杂背景中,使得红外弱小目标 的识别和跟踪非常困难[2]。要提高红外弱小目标的检 测识别能力,须对红外图像中的复杂背景进行有效的 抑制。背景预测是一种行之有效的复杂背景抑制方法, 通过将原图像与预测背景差分可获得背景被充分抑制 且目标得到有效保留的差分图像。常用的背景预测算 法有低通滤波[3]、中值滤波[4]、形态学滤波[5]、二维最 小均方差滤波 TDLMS[6]、混合高斯[7]、基于像元估计 的背景预测[8-9]等。上述背景预测法对平稳或缓变的背 景有效,对大跨度背景效果不佳。

针对上述方法的不足,苗晓孔[10]等人利用改进Sobel 算子获取图像的边缘梯度信息,并据此实现背景抑制,还有 WANG 等人采用各向异性滤波对目标和背景的梯度特征差别进行分离来实现背景抑制[11]。不管是梯度算子还是各向异性在大跨度的背景中都能取得很好的抑制效果,然而这两类算法本质是利用梯度算法来描述目标与背景的差别,而梯度算法难以区分目标和强杂波背景,导致滤波后残留较多的强杂波背景。考虑到梯度倒数加权滤波具有良好的保细节和抗强杂波的能力,将其引入文中进行背景抑制,但由于其中的关键参数未能根据局部背景实时调整,为了增强其适应性,本文通过背景局部区域的相关性自适应调整滤波参数,使其较好地适应剧烈变化的背景,提高背景抑制能力。

# 2 梯度倒数滤波原理

设图像大小为  $M \times N$ , M, N 为图像的高度和宽度。在 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的邻域内,对图像中的每个像元定义梯度倒数,具体公式为

$$\begin{cases} \text{if } f'(x, y, k) \neq f(x, y, k) : \\ T_{x,y}(m, n, k) = \frac{1}{|f'(x, y, k) - f(x, y, k)|}; \\ \text{if } f'(x, y, k) = f(x, y, k) : \\ T_{x,y}(m, n, k) = \beta. \end{cases}$$
(1)

其中: m = -r, -r+1, ..., 0, ..., r-1, r; n = -r, -r+1, ..., 0, ..., r-1, r; x = 1, 2, ..., M; y = 1, 2, ..., N;  $\beta > 1$ ; f'(x, y, k) = f(x + m, y + n, k); k为图像的帧序列号。

那么邻域内各个像元的归一化加权滤波系数  $H_{x,v}(m,n,k)$ 为

$$\begin{cases} \text{if } m = 0, n = 0: \\ H_{x,y}(m,n,k) = \frac{1}{\beta}; \\ \text{others:} \end{cases}$$

$$\begin{cases} H_{x,y}(m,n,k) = (1 - \frac{1}{\beta}) \left[ \frac{T_{x,y}(m,n,k)}{\sum_{m=-r,m\neq 0}^{r} \sum_{n=-r,n\neq 0}^{r} T_{x,y}(m,n,k)} \right]. \end{cases}$$
(2)

则基于梯度倒数加权的背景预测为

$$f_p(x,y,k) = \sum_{m=-r}^{r} \sum_{n=-r}^{r} H_{x,y}(m,n,k) \times f'(x,y,k), \quad (3)$$

从而有通过背景预测后的差分图像  $f_R(x,y,k) = f(x,y,k) - f_P(x,y,k)$ . (4)

# 3 改进的梯度倒数加权滤波

梯度倒数加权滤波能有效抑制大面积的背景,但其中的参数  $\beta$  为常数,对局部背景,尤其是突变的背景边缘缺乏稳健的适应性。为此,可通过背景区域的相关性实时调整参数  $\beta$  ,使梯度倒数加权滤波具有更好的适应性。局部区域的相关性可用自相关函数 R(x,y,k) 来衡量。自相关函数 R(x,y,k) 表示为局部区域内灰度绝对差值的倒数之和,具体表达式如下:

$$\begin{cases} \text{if } f'(x, y, k) \neq f(x, y, k) : \\ R(x, y, k) = \sum_{m = -r, m \neq 0}^{r} \sum_{n = -r, n \neq 0}^{r} \frac{1}{|f'(x, y, k) - f(x, y, k)|}; \\ \text{others:} \\ R(x, y, k) = \sum_{m = -r, m \neq 0}^{r} \sum_{n = -r, n \neq 0}^{r} 1 = (2r - 1)^{2}. \end{cases}$$

由于参数  $\beta$  描述的是与像素 f(x,y,k) 具有相同灰度值的像素在滤波中的权值。因此,像素 f(x,y,k) 的相关系数 R(x,y,k) 可改写为

$$\begin{cases}
\text{if } \left| \frac{f'(x, y, k)}{f(x, y, k)} \right| \le c \quad (c > 0) : \\
R(x, y, k) = (2r - 1)^2 ; \\
\text{others:} \\
R(x, y, k) = 0 .
\end{cases}$$
(6)

其中常数 c 的取值应考虑到噪声的影响。

为区别与原梯度倒数加权滤波中的参数  $\beta$  , 文中 采用  $\beta_R$  表示。研究发现,空间相关性越大,  $\beta_R$  的取 值应越大,  $\beta_R$  是自相关函数 R(x,y,k) 的线性或非线性增函数。本文中采用线性来表达,具体如下:

$$\beta_R = K \times R(x, y, k) , \qquad (7)$$

其中 K为正常数。

为此, 梯度倒数加权可重新改写为

$$\begin{cases} \text{if } |\frac{f'(x,y,k)}{f(x,y,k)}| \le c: \\ T_{x,y}(m,n,k) = \beta_R; \\ \text{others:} \\ T_{x,y}(m,n,k) = \frac{1}{|f'(x,y,k) - f(x,y,k)|}. \end{cases}$$
(8)

将式(8)代人式(2)即可得到新的邻域内各个像元的归一化加权滤波系数 $H_{x,y}(m,n,k)$ 。

# 4 实验与仿真

#### 4.1 评价方法

采用均方误差  $MSE(用 E_{MS} 表示)$ 、结构相似性  $SSIM(用 S_{SIM} 表示)$ 和局部信噪比增益  $GSNR(用 G_{SNR} 表示)$ 三个指标来评价图像的背景抑制效果。

1) MSE 用于计算预测背景图像和真实背景图像 每个对应像素值之间的平均误差的大小,公式如下:

$$E_{\rm MS} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^{N} \sum_{y=1}^{M} [R(x,y) - F(x,y)]^2 , \qquad (9)$$

式中: F 为预测所得背景图像; R 为原红外图像的真实背景; M、N分别为图像的长宽。

2) SSIM 用于评价预测背景与真实背景的边缘轮 廓等几何结构信息的相似重合程度, 公式如下:

$$\begin{cases} \mu_{R} = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^{N} \sum_{y=1}^{M} R(x, y), \\ \sigma_{R} = \sqrt{\frac{1}{NM - 1}} \sum_{x=1}^{N} \sum_{y=1}^{M} [R(x, y) - \mu_{R}]^{2}, \\ \sigma_{RF} = \frac{1}{NM - 1} \sum_{x=1}^{N} \sum_{y=1}^{M} [R(x, y) - \mu_{R}] [F(x, y) - \mu_{F}], \\ S_{SIM} = \frac{(2\mu_{R}\mu_{F} + \varepsilon_{1})(2\sigma_{RF} + \varepsilon_{2})}{(\mu_{R}^{2} + \mu_{F}^{2} + \varepsilon_{1})(\sigma_{R}^{2} + \sigma_{F}^{2} + \varepsilon_{2})}. \end{cases}$$

$$(10)$$

式中: F、R、M、N定义同上;  $\mu_R$  表示真实背景的像 素均值;  $\sigma_R$  表示真实背景的标准差;  $\sigma_{RF}$  表示真实背景与预测背景的协方差;  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  为小常数, 保证分母不为 0。

3) GSNR 为 N 帧图像序列的输出输入信噪比比值的均值,公式如下:

$$R_{\rm SN} = \frac{g_{\rm t} - g_{\rm b}}{\sigma}, G_{\rm SNR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{(R_{\rm SN-out})^{i}}{(R_{\rm SN,in})^{i}}$$
 (11)

式中:  $g_t$  为目标区域最大值,  $g_b$  为目标所在局部区域的背景均值,  $\sigma$  为目标所在局部区域的标准差。

#### 4.2 仿真环境和图像

实验仿真环境在 Matlab2012B 中进行,系统为 win 7 (32 位), CPU 为 Intel 酷睿 i3, 内存 4 GB。图像数据采用红外摄像机进行实地采集,图像位深度为 8 位,采用 bmp 格式进行存储。

#### 4.3 结果与分析

为了验证本文算法的适用范围,使其分别对下面 3 种场景 A、B 和 C 进行滤波,具体参数设置如下: 邻域半径 r=5,常数 c=2,线性系数 K=2,r 根据目标大小来决定,一般取目标大小的 2 至 5 倍,如目标大小为  $3\times3$  时就取  $r=5\times5$ ; c 根据实验反复验证,取 c=2 效果较好; K为经验值,取大于等于 1 的常数。

图 1(a)、图 1(b)、图 1(c)分别为 3 种不同场景不同复杂度的红外含小目标图像,分别标记为 A、B、C图; (a1)、(b1)、(c1)为原始红外图像(已用方框标识出目标); (a2)、(b2)、(c2)为经本文的算法滤波后的背景图; (a3)、(b3)、(c3)为差分图(归一化); (a4)、(b4)、(c4)是差分图的三维显示。

由图 1 可以看出,不管背景包含背景噪声的干扰还是剧烈变化的云空,即便是背景跨度大的场景,本文的算法都能很好地将背景预测出来,且不会出现背景图像边缘细节模糊的现象,在残差图像中的目标有很高的信杂比,同时也减少了由背景边缘细节引起的虚警率。

同时,为了验证本文算法对低信噪比(小于 2.3 dB) 图像的抑制性能,选择真实场景中 6 帧不同信噪比进行实验。运用本文的算法,对背景进行了抑制,并且与形态学滤波(采用 5×5 的"diamond"结构)、TDLMS<sup>[6]</sup>、多尺度形态学(采用 1×1 至 7×7 的"diamond"结构)、Top-Hat<sup>[2]</sup>和文献[12]的梯度倒数加权(邻域半径 r=5,参数  $\beta=2$ )<sup>[12]</sup>作比较分析,分别选用均方误差 MSE,结构相似性 SSIM 和局部信噪比增益 GSNR 三个指标来评价红外图像的背景预测效果。各个实验结果如表 1 到表 4 所示。

MSE 用于计算真实背景与预测背景对应像素值平均误差的大小,其值越小,误差越小,说明预测效果越好。SSIM 用于评价真实背景与预测背景几何结构间信息的相似程度,当值越接近 1,说明背景预测效果越好。GSNR表示 N帧图像信噪比均值,其值越大,说明背景预测后的差分图像对目标增强效果越好。通过对 MSE、SSIM 和 GSNR 三个性能指标的分析可以看出,改进后的梯度倒数加权背景预测方法的预测效

果明显优于其他背景预测算法。

从中选取信噪比为 2.14 的一帧图像,采用文中提及到的方法对背景进行预测,实验结果如图 2 所示。 其中图 2(a)是原图像,已用白色矩形标出目标位置; 图 2(b)为形态学背景预测及差分和三维图;图 2(c)为 TDLMS 背景预测及差分和三维图;图 2(d)为多尺度形态学背景预测及差分和三维图;图 2(e)为 Hop-Hat 背景预测及差分和三维图;图 2(f)为梯度倒数加权滤波背景预测及差分和三维图;图 2(g)为本文方法背景预测及差分和三维图。

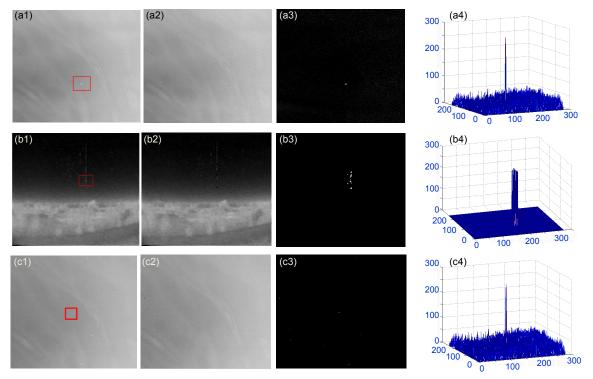


图 1 本文算法对不同场景红外图像的背景抑制. (a1)~(a4) 从左到右分别是场景 A 的原图(a1)、获取的背景图(a2)、差分图(a3)及差分图对应的三维图(a4). (b1)~(b4) 从左到右分别是场景 B 的原图(b1)、获取的背景图(b2)、差分图(b3)及差分图对应的三维图(b4). (c1)~(c4) 从左到右分别是场景 C 的原图(c1)、获取的背景图(c2)、差分图(c3)及差分图对应的三维图(c4).

Fig. 1 The results of background suppression via the proposed algorithm for different infrared images. (a1)~(a4) From left to right are original images of scene A (a1), the background map (a2), the differential graph (a3) and the corresponding 3D map (a4). (b1)~(b4) From left to right are original images of scene B (b1), the background map (b2), the differential graph (b3) and the corresponding 3D map (b4). (c1)~(c4) From left to right are original images of scene C (c1), the background map (c2), the differential graph (c3) and the corresponding 3D map (c4).

表 1 6 帧图像的信噪比情况.

Table 1 Different SNR of images.

帧数	1	2	3	4	5	6
信噪比	2.25	1.96	2.14	2.02	1.91	2.21

表 2 各背景预测法 MSE 值比较.

Table 2 Comparison of MSE derived by several background prediction methods.

帧数	形态学	TDLMS <sup>[6]</sup>	多尺度形态学	Top-Hat <sup>[2]</sup>	梯度倒数[12]	本文方法
1	184.418	58.962	12.654	11.325	11.132	9.654
2	189.079	65.375	14.323	13.256	12.032	11.637
3	186.765	60.176	12.546	11.781	11.686	9.785
4	188.426	62.655	11.2445	12.324	12.265	9.845
5	189.741	65.322	14.634	13.873	12.233	11.836
6	185.251	59.458	12.276	11.417	11.243	9.766

表3 各背景预测方法 SSIM 值比较.

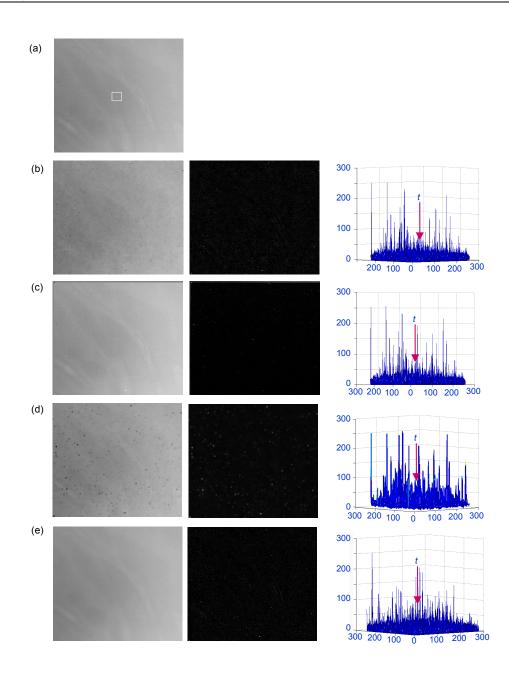
Table 3 Comparison of SSIM derived by several background prediction methods.

帧数	形态学	TDLMS <sup>[6]</sup>	多尺度形态学	Top-Hat <sup>[2]</sup>	梯度倒数[12]	本文方法
1	0.564	0.753	0.785	0.895	0.939	0.992
2	0.406	0.517	0.603	0.754	0.823	0.909
3	0.516	0.693	0.727	0.831	0.857	0.982
4	0.517	0.625	0.687	0.768	0.865	0.919
5	0.468	0.506	0.592	0.721	0.845	0.903
6	0.581	0.742	0.757	0.873	0.928	0.989

表 4 各背景预测方法 GSNR 值比较.

Table 4 Comparison of GSNR derived by several background prediction methods.

	形态学	TDLMS <sup>[6]</sup>	多尺度形态学	Top-Hat <sup>[2]</sup>	梯度倒数[12]	本文方法
GSNR 值	3.2214	4.5637	6.2845	7.3562	8.6754	9.8874



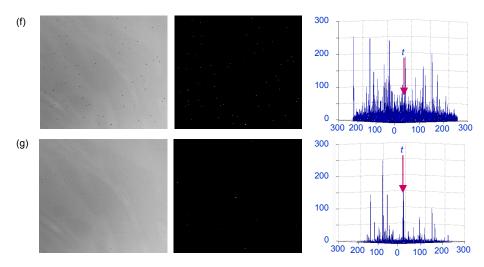


图 2 不同背景预测法得到的背景及差分和三维图.

Fig. 2 Background obtained by different background prediction methods and the resultant difference graph and 3D images.

由图 2 可知,传统的背景预测(形态学、TDLMS 多尺度形态学和 Hop-Hat)得到的背景会被模糊化,并存在明显的块效应;文献[12]的梯度倒数加权滤波具有良好的保护细节和抗强背景的能力,但其中的参数 c 的取值大小与图像的灰度范围有关,易受噪声影响,适应性较差;改进的梯度倒数加权滤波可有效地消除图像中的大部分背景,能较好地适应剧烈变化的背景,降低目标探测的虚警率。

### 5 结 论

传统的梯度倒数加权滤波能有效抑制大面积的背景,但其中的滤波参数 β 为固定值对局部背景,尤其是背景边缘缺乏稳健的适应性。本文通过建立局部背景相关函数,利用背景局部统计特性调整梯度倒数加权滤波器中的关键参数,使其较好地适应剧烈变化的背景,有效提高背景抑制能力。实验证明,改进的梯度倒数加权滤波取得良好的背景预测效果,性能上明显优于其他传统的背景抑制算法。

# 参考文献

- 1 Li Hong, Wei Yantao, Li Luoqing, et al. Infrared moving target detection and tracking based on tensor locality preserving projection[J]. Infrared Physics & Technology, 2010, 53(2): 77–83.
- 2 Xiao Ning, Li Aijun. Infrared target detection with multiple feature difference decision coupled Top-Hat transform [J]. Opto Electronics Engineering, 2016, 43(12): 110–118. 肖宁,李爱军. 多特征差异决策耦合 Top-Hat 变换的红外目标检测 [J]. 光电工程, 2016, 43(12): 110–118.
- 3 Bai Xiangzhi, Zhou Fugen. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2145–2156.
- 4 Sheng Wen, Deng Bin, Liu Jian. Multi-resolution distance map

- based small target detection in infrared image[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(1): 42–45.
- 盛文,邓斌,柳健.一种基于多尺度距离像的红外小目标检测方法[J]. 电子学报, 2002, **30**(1): 42-45.
- Braga-Neto U M, Choudhury M, Goutsias J. Automatic target detection and tracking in forward- looking infrared image sequences using morphological connected operators[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(4): 802–813.
- 6 Bae T W, Kim Y C, Ahn S H, et al. An efficient two dimensional least mean square (tdlms) based on block statistics for small target detection[J]. Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves, 2009, 30(10): 1092–1101.
- Sobral A, Vacavant A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 122: 4–21
- 8 Hofmann M, Tiefenbacher P, Rigoll G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmented[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Providence, RI, USA, 2012: 38–43.
- 9 Arnich O, Van Droogenbroeck M. Vibe: a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. *IEEE Transactions* on *Image Processing*, 2011, 20(6): 1709–1724.
- Miao Xiaokong, Wang Chunping. Detection of dim targets in single frame by using improved Sobel[J]. Opto-Electronics Engineering, 2016, 43(12): 119–125.
  - 苗晓孔, 王春平. 改进 Sobel 算子的单帧红外弱小目标检测[J]. 光电工程, 2016, 43(12): 119-125.
- 11 Wang Yanhua, Liu Weining. Dim target enhancement algorithm for low-contrast image based on anisotropic diffusion[J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(6): 15–19.
  - 王艳华, 刘伟宁. 基于各向异性扩散的弱小目标增强算法[J]. 光电工程, 2008, **35**(6): 15-19.
- 12 Li Zhengzhou, Dong Nengli, Jin Gang, et al. Dim small target detection in strong undulant clutter background based on adaptive filter[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(S1): 663–665.
  - 李正周,董能力,金钢,等.基于自适应滤波的强起伏背景下弱小目标检测[J].仪器仪表学报,2004,25(S1):663-665.