



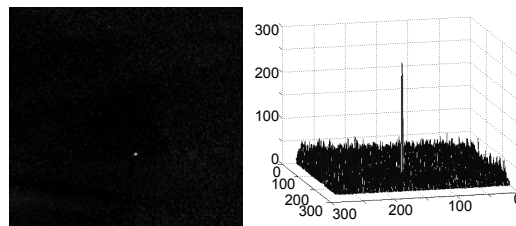
低信噪比的点像元增强算法

许振兴^{1,2,3*}, 杨平^{1,3}, 许冰^{1,3}

¹中国科学院光电技术研究所, 成都 610209;

²电子科技大学光电信息学院, 成都 610054;

³中国科学院大学, 北京 100049



摘要: 在对点像的探测中, 无论采用空域还是时域处理, 都只利用了点像元的部分信息, 它们都具有一定的局限性。为此, 本文提出一种融合多帧时空域滤波的点像元增强算法。首先利用改进后的 Top-hat 变换对多帧图像做空域处理, 然后将具有较好频率分析优势的小波变换引入多帧图像中进行时域处理, 最后利用联合分布概率把时空域两种处理方法所得到的灰度图进行融合。实验表明, 增强后对具有空天背景的多帧图像平均灰度值和平均信噪比增益得到有效增强。

关键词: 点像元; 背景建模; 小波变换; 图像增强

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

An enhancement algorithm for low signal noise ratio of point pixel

Zhenxing Xu^{1,2,3*}, Ping Yang^{1,3} and Bing Xu^{1,3}

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

Abstract: Both the spatial or time domain processing all have certain limitations by using only the partial information of the target. Therefore, this paper proposes an enhancement algorithm for low signal noise ratio point pixel based on time and spatial correlation. First, the improved Top-hat transform is used for image spatial processing, and then the wavelet transform, which has a good advantage of frequency analysis into the image, is introduced into the time domain processing. Finally, the joint probability distribution is adopted to integrate gray image obtained by the two processing methods. The experimental results show that the average grey value and SNR gain of target are enhanced effectively after enhancement.

Keywords: point pixel; background modeling; wavelet transform; image enhance

DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2017.11.007

Citation: *Opto-Elec Eng*, 2017, **44**(11): 1083–1088

1 引言

点像元增强是自动点像识别及检测系统中重要的预处理技术。由于图像中点像元所占像素少, 缺乏

形状和纹理等信息, 信噪比低, 极易淹没在复杂背景中, 对于后续点像提取、检测等极为不利, 因此点像增强是必要的。近年来发表了不少利用空域或时域对单帧图像增强的方法。空域处理通过滤波或相关性来实现背景预测, 达到增强点像的目的, 如白翔志^[1]等提出改进 Top-hat 变换的背景抑制法, 有效增强图像

收稿日期: 2017-07-14; 收到修改稿日期: 2017-10-15

*E-mail: xyhf2009@foxmail.com

信噪比;张耀^[2]等提出的局部自适应滤波法,先对要预测的局部背景的平稳性进行判断,并对平稳和非平稳背景采用不同的预测策略;张路^[3]等在传统二维最小均方滤波(TDLMS)的基础上提出了多向背景预测方法,首先对背景图像进行二维最小均方滤波,再根据四邻域滤波残差的方向特性在每个像素的不同方向上进行加权融合得到背景预测值;当前针对大跨度背景,一些研究学者从图像“奇异性”的角度出发提出各向异性的背景建模方式,也取得了较好的预测效果^[4-6]。时域处理采用小波变换等实现点像元增强,如荣健^[7]等利用小波分析的多分辨率特性和时频局部窗特性抑制大部分背景杂波,随后采用支持向量回归自适应滤波器处理高频小波系数,实现点像元增强;刘刚^[8]等利用小波变换,先分析小波系数尺度间的相关特征,进而计算点像元系数、背景边缘系数和噪声系数的尺度间归一化相关系数,通过区分相关系数的差异抑制背景来增强点像元。

上述增强法,无论采用空域还是时域处理,都只利用了点像元的部分信息,它们都具有一定的局限性,空域处理侧重利用点像元的灰度特性,缺点是忽略了点像元在时间域中的灰度的连续性;时域处理注重点像元灰度在时域上的连续性,但并没有充分考虑点像元在空域中的灰度分布特性,噪声的干扰有可能引入过多的虚假信息。当前联合时空域的多帧点像元增强方法越来越受到重视,为此,本文根据点像元与背景和噪声在时空特性上的差异,充分考虑点像元时空特性,利用联合分布概率将时空域两种处理方法所得到的灰度图进行融合,有效地增强点像元,提高图像信噪比。

2 空域处理

空域处理主要通过滤波或空域相关性来实现背景预测,传统的 Top-hat 算法采用相同的结构元素进行腐蚀和膨胀操作,导致它的结构元素相对比较单一,比如,若选用 3×3 的结构元素,显然适应目标尺度为 3×3 的场景,但是对于存在稍大尺寸的目标时,还需要选用新的结构元素,易受结构元素的影响。文中结合文献^[9]提出的改进 Top-hat 滤波算法,将其引入到本文中时空域滤波实现背景预测。改进后的 Top-hat 变换定义了两个结构元素 B_{out} 和 B_{in} , 则改进后的 Top-hat 变换定义为

$$N_{TH}(x, y) = F - (F \ominus \Delta B) \oplus B_b, \quad (1)$$

其中: $\Delta B = B_{out} - B_{in}$ 为两个圆之间的圆环, B_{out} 为外部结构元素, B_{in} 为内部结构元素, B_b 为 B_{out} 和 B_{in} 之间的结构元素。改进后的 Top-hat 变换结构元素如图 1 所示。

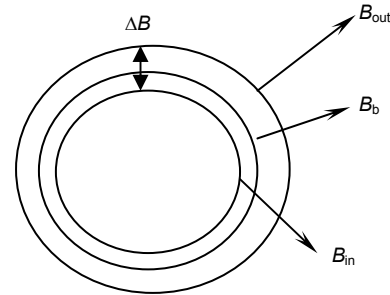


图 1 改进的 Top-hat 变换结构元素。
Fig. 1 Top-hat transform architecture.

实验中 ΔB 和 B_b 取值如下:

$$\Delta B = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_b = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

3 时域处理

为了与单帧点像元增强的处理结果相联系,文中建立了一个图像通道,该通道由当前时刻的图像和在它之前的若干帧相邻的连续图像组成。在每次时域处理之前,首先要进行通道更新;然后,在通道里把有相同空间坐标的每帧图像像素作为一组,并按时间排序(若图像大小为 $M \times N$, 则有 $M \times N$ 个处理过程),并用一维小波分别对每组像素的灰度值进行滤波;小波系数处理就是对滤波所得到的高频系数进行平均,并将结果作为新的图像(新图像中每个像素的位置与时域滤波的像素位置一一对应),从而得到时域滤波的

结果。实验中选取的是小波变换法，具体流程如图 2 所示。

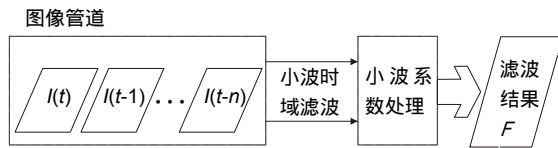


图 2 在 t 时刻对图像相邻几帧进行时域滤波的流程。
Fig. 2 Flow chart of temporal filtering of adjacent frames in t time.

其中, $I(t), I(t-1), \dots, I(t-n)$ 表示在时刻 $t, t-1, \dots, t-n$ 采样得到的图像; n 为图像通道的长度, 它决定有几帧相邻图像被用来进行时域滤波。

4 时空域融合

在实现时空融合对点像元增强过程中, 根据图 3 的流程来操作。考虑时域和空间处理是相互独立, 为了提高处理的速度, 采用并行处理方法。增强效果评价采用点像元平均灰度值和图像平均信噪比增益 2 个指标进行对比分析。

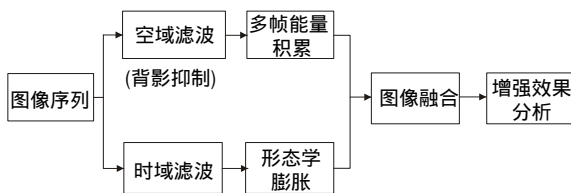


图 3 时空域融合的点像元增强流程图。

Fig. 3 Flow chart of target enhancement in temporal-spatial fusion.

具体步骤如下:

1) 空域处理: 为了与时域处理部分相对应, 对时刻 $t, t-1, \dots, t-n$ 帧图像 (n 为图像通道常数, 根据点像元的运动速度多设为 5~8) 的图像进行背景抑制, 然后进行能量累加来增强点像元, 最后把得到的图像灰度变换到 0~1 之间, 此图像记为时刻 t 的空域处理结果 F_1 。

2) 时域处理: 在时刻 t 进行时域滤波, 由于时域滤波只考虑单个像素, 而且针对每个像素的方法是相同的, 考虑采用硬件来提高处理速度。对滤波后的图像, 还应考虑点像元在帧间可能出现位置重叠的情况, 先将时域滤波后的图像灰度变换到 0~255, 然后进行灰度膨胀, 结构元多取 3×3 大小, 然后再将膨胀后的图像的灰度变换至 0~1, 以便后续处理, 此图像记为

时刻 t 的空域处理结果 F_2 。

3) 根据式 $F(x, y) = F_1(x, y) \times F_2(x, y)$, 将时空两者的滤波结果融合起来, 同时将融合后的图像灰度变换至 0~255, 此时的图像记作时刻 t 的时空联合滤波结果 F_0 。

5 仿真实验及分析

5.1 实验仿真环境及参数设置

本文仿真环境在 Matlab2014 中进行, CPU 为酷睿 i7, 内存 8 GB。图像为现实场景中获取的红外图像, 位深度为 8。实验参数设置由两部分构成: 空域和时域。空域处理方面, 为验证本文提出的算法在背景预测方面的性能, 将本文方法与 Top-Hat^[1]、形态学、TDLMS^[10] 和多尺度形态学滤波作比较分析, 其中 Top-Hat 采用 5×5 的“diamond”结构, 形态学滤波采用 4×4 的“diamond”结构处理, 多尺度形态学滤波采用 1×1 到 7×7 的“diamond”结构, TDLMS 参数设置参考文献[10]; 时域处理方面, 由于实验中图像管道的长度取 $n=5$, 文中选用的是 Daubechies 5 小波变换, 紧支集长度为 10。文中采用的信噪比定义见式(2)(单位为 dB):

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{u_t - u_b}{\sigma_b} \right), \quad (2)$$

其中: u_t 代表目标区域均值, u_b 代表背景区域均值, σ_b 代表背景区域标准差, 背景区域一般选取为目标区域的 3 倍。

5.2 空域处理结果分析

选用空天背景下不同信噪比的 5 帧图作为实验图像, 运用文中的算法对背景进行了预测, 同时选用均方误差 (mean squared error, MSE, 用 E_{MSE} 表示)^[11]、结构相似性 (structural similarity, SSIM, 用 S_{SSIM} 表示)^[12] 和局部信噪比增益 (local signal to noise ratio gain, GSNR, 用 R_{GSNR} 表示)^[13] 三个指标来评价图像的背景预测效果。三个指标的具体表达式如下:

$$\begin{aligned} E_{MSE} &= \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [F(x, y) - P(x, y)]^2, \\ S_{SSIM} &= \frac{(2\mu_F \mu_P + \varepsilon_1)(2\sigma_{FP} + \varepsilon_2)}{(\mu_F^2 + \mu_P^2 + \varepsilon_1)(\sigma_F^2 + \sigma_P^2 + \varepsilon_2)}, \\ R_{GSNR} &= \frac{u_t - u_b}{\sigma_b}, \end{aligned} \quad (3)$$

其中: M, N 为图像行列号; F 为原图像; P 为背景预测图像; μ_F 表示背景图像均值; σ_F 为背景图像标准

差; σ_{FP} 表示背景和预测图像的协方差; ε_1 和 ε_2 为小常数保证分母不为 0; u_t 、 u_b 和 σ 定义和式(2)一样。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;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;GSNR 为 N 帧图像序列的输出输入信噪比比值的均值。各个实验结果如表 1 到表 4 所示。

表 1 5 帧不同信噪比图像情况.

Table 1 5 signal to noise ratio of frame image.

帧数	1	2	3	4	5
信噪比	1.73	1.96	1.85	1.82	1.60

表 2 各背景预测法 MSE 值比较.

Table 2 Comparison of MSE values in different background prediction methods.

	1	2	3	4	5
Top-hat ^[1]	60.879	56.139	63.732	62.849	64.743
形态学	89.418	85.079	85.765	84.768	92.741
TDLMS ^[10]	58.961	65.875	70.156	68.656	79.322
多尺度形态学	8.2064	9.701	13.497	10.593	12.622
本文方法	5.653	8.035	10.712	8.434	14.223

表 3 各背景预测方法值 SSIM 比较.

Table 3 Comparison of SSIM values in different background prediction methods.

	1	2	3	4	5
Top-hat ^[1]	0.675	0.753	0.745	0.712	0.721
形态学	0.494	0.578	0.527	0.552	0.467
TDLMS ^[10]	0.757	0.785	0.776	0.768	0.723
多尺度形态学	0.987	0.915	0.908	0.901	0.906
本文方法	0.993	0.998	0.995	0.996	0.992

表 4 各背景预测方法 GSNR 值比较.

Table 4 Comparison of GSNR values in different background prediction methods.

	Top-hat ^[1]	形态学	TDLMS ^[10]	多尺度形态学	本文方法
R_{GSNR}	4.564	3.223	5.724	7.532	8.675

通过对 MSE、SSIM 和 GSNR 三个性能指标的分析可以看出,改进后的 Top-hat 预测效果明显优于其他背景预测算法。需要说明的是,MSE 其值越小,误差越小,说明预测效果越好;SSIM 值越接近 1,说明背景预测效果越好;GSNR 值越大,说明背景预测后的差分图像对点像元增强效果越好。实验对象为信噪比大于 1.85 的单帧图像,采用文中提到的各种方法对背景进行预测,实验结果如图 4 所示。

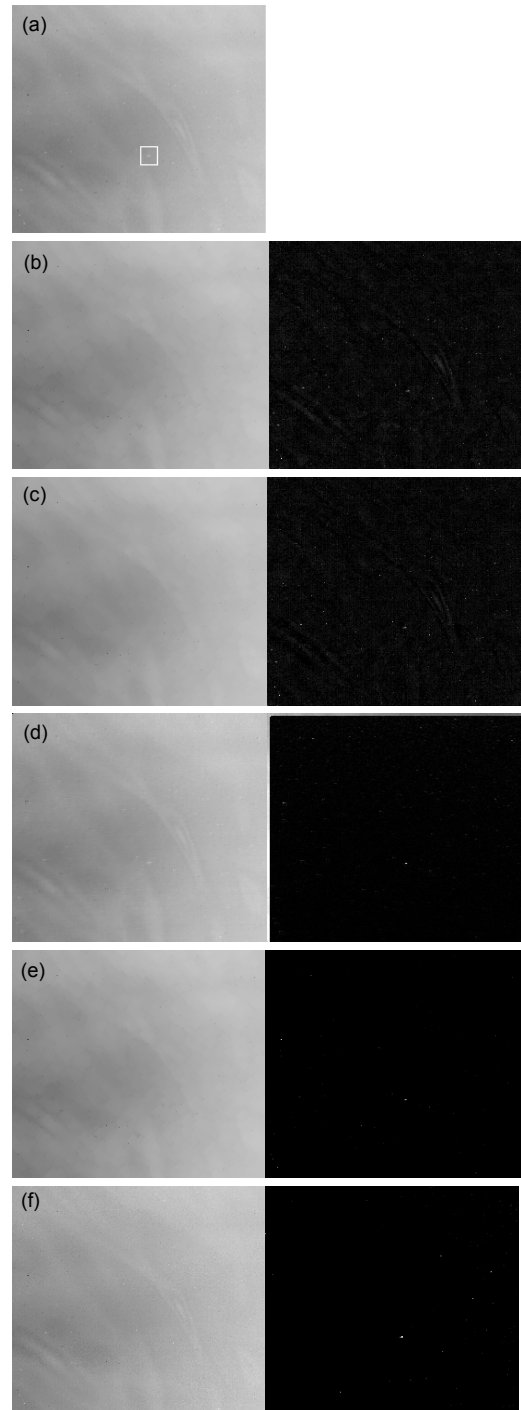


图 4 不同背景预测法得到的背景预测及背景抑制图。(a) 原图像。(b) Top-hat 背景预测及背景抑制。(c) 形态学滤波背景预测及背景抑制。(d) TDLMS 背景预测及背景抑制。(e) 多尺度形态学背景预测及背景抑制。(f) 本文方法背景预测及背景抑制。

Fig. 4 Background prediction and background suppression obtained by different background prediction methods. (a) Background. (b) Top-hat background suppression and background prediction. (c) Morphological filter method. (d) TDLMS filter method. (e) Multiscale morphological filter method. (f) Applying our method.

由图 4 可知,传统的背景预测(Top-hat、形态学滤波、TDLMS 和多尺度形态学)得到的背景会被模糊化,并存在明显的块效应,其中 TDLMS 和多尺度形态学得到的背景抑制图易出现点像元漂移或丢失的现象,且噪声较多。而改进后的 Top-hat 可有效消除图像中的大部分背景,又不存在块效应和点像元漂移的问题,通过与原图像差分后,可有效提取候选点像元,降低点像元的虚警率。

以下采用文中提到的各种背景预测法对表 1 中不同信噪比的图像进行空域处理(即背景抑制),同时分别求取多帧图像的平均灰度值和平均信噪比,并将这 2 个指标用以对比分析累积前后的增强效果,累积前是指只对单帧图像做空域处理,累积后是指对单帧图像做空域处理后,再进行的多帧叠加处理,具体如表 5 所示。由表 5 可知,无论是对单帧图像做空域处理,还是对多帧图像进行叠加处理,本文方法得到的平均灰度和图像平均信噪比都较大,这说明经过空域处理后,可有效增强点像元,提高图像信噪比。

表 5 对比分析累积前后的增强效果。

Table 5 Analysis before and after the cumulative effect.

背景预测法	原图像		能量累积前 (单帧)		能量累积后 (多帧叠加)	
	平均灰度	平均信噪比	平均灰度	平均信噪比	平均灰度	平均信噪比
Top-hat ^[1]	132	1.03	156	1.53	167	1.63
形态学	132	1.03	138	1.23	153	1.45
TDLMS ^[7]	132	1.03	162	1.62	176	1.78
多尺度形态学	132	1.03	168	1.64	195	1.83
本文方法	132	1.03	179	1.78	200	2.02

5.3 时域处理结果分析

采用多帧图像平均灰度值和平均信噪比增益 2 个指标来对比分析时域处理前后的增强效果如表 6 所示。由表 6 可知,采用小波变换后,多帧图像平均灰度和图像平均信噪比都有所提升,时域处理后多帧图像平均灰度和图像平均信噪比分别为 154 和 2.47,这说明经过时域处理后,可有效增强点像元,提高图像

表 6 对比分析时域处理前后的增强效果。

Table 6 Analysis before and after the time domain processing enhancement effect.

算法	时域处理前(原图)		时域处理后	
	平均灰度	平均信噪比	平均灰度	平均信噪比
小波变换	134	1.23	154	2.47

信噪比。

5.4 融合结果分析

将第 5.2 节中改进的 Top-hat 背景预测法获取的背景抑制结果图作能量累积,即求取邻近 5 帧的灰度平均值,同时将图像灰度变换到 0~1,该图像记为时刻 t 的空域处理结果 F_1 ;先将 5.2 节中时域滤波后的图像灰度变换到 0~255 结构元取 3×3 对图像作灰度膨胀,然后将膨胀后的图像的灰度变换至 0~1,该图像记为时刻 t 的空域处理结果 F_2 ;最后利用联合分布概率把时空域两种处理方法所得到的灰度图进行融合处理,并采用多帧图像平均灰度和平均信噪比来评价融合前后的增强效果。具体结果如图 5 和表 7 所示。

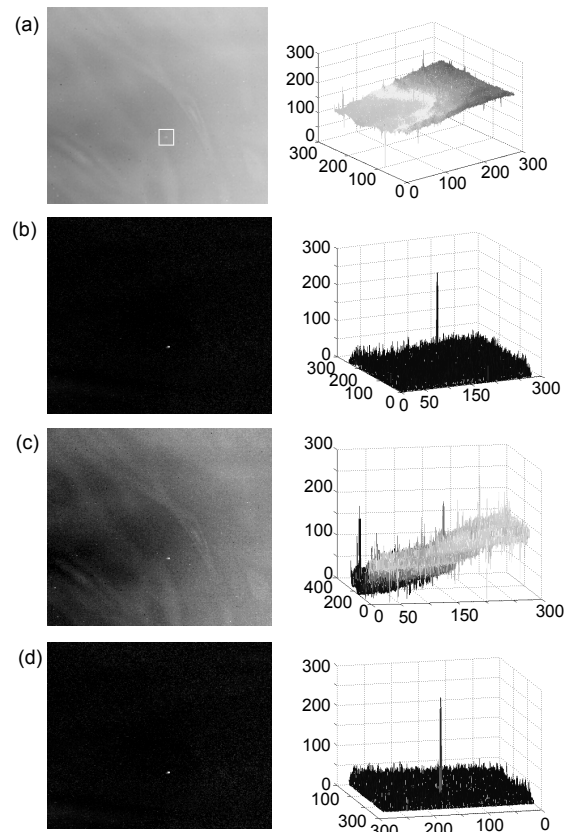


图 5 滤波处理结果图及对应的三维图。(a) 原图像及对应的三维图。(b) 空域滤波结果图。(c) 时域滤波结果图。(d) 时空域融合结果图。

Fig. 5 The filtering result and 3D intensity image. (a) Original image. (b) Spatial filtering result. (c) Temporal filtering result. (d) Temporal-spatial-fusion result.

由图 5 和表 7 可知,经过空域或是时域处理后,多帧图像的平均灰度和图像平均信噪比均得到有效增强,将时空域两者的处理结果进行融合处理后,增强的效果最佳,且噪声得到有效抑制,其中多帧图像平

均灰度和图像平均信噪比分别为 212 和 4.78。而文献[4]和文献[5]也取得不错的增强效果,但是由于仅采用单一的时域处理方式,并没有充分利用图像在空域上的特征,本文算法充分利用了时空域信息,通过采用联合分布概率将两种方法所得结果进行融合处理,能进一步增强点像元。但当信噪比低于 1.5 dB 时,本文所提融合算法的增强效果就会失效。下一步将针对更暗的点像,充分考虑融合时域、空域和频域信息进行增强处理。

表 7 对比分析不同算法与本文融合方法的增强效果。

Table 7 The enhancement effects of different algorithms and the proposed methods.

算法	增强处理前		增强处理后	
	平均灰度	平均信噪比	平均灰度	平均信噪比
文献[4]	134	1.23	197	3.86
文献[5]	134	1.23	204	4.25
本文融合方法	134	1.23	212	4.78

6 结 论

本文根据点像元与背景和噪声在时空特性上的差异,结合点像元空间和时间特性,充分利用点像元在时域或空域处理间的优势,先重点研究有效构建真实背景及对场景适应性强的抑制新算法,并对多帧抑制结果进行能量累积,获取空域滤波结果;其次利用小波变换的频率分析能力对图像进行小波系数分析,获取时域滤波的结果;最后利用联合分布概率把时空域两种结果进行融合处理。研究表明,经过融合处理后,多帧图像平均灰度值和图像平均信噪比增益能得到有效增强。

参考文献

- Bai Xiangzhi, Zhou Fugen. Infrared small target enhancement and detection based on modified top-hat transformations[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2010, **36**(10): 1193–1201.
- Zhang Yao, Yong Yang, Zhang Qiheng, et al. Detection of dim point target with low contrast[J]. *Laser and Particle Beams*, 2010, **22**(11): 2566–2570.
- 张耀, 雍杨, 张启衡, 等. 低对比度小目标检测[J]. *强激光与粒子束*, 2010, **22**(11): 2566–2570.
- Zhang Lu, Zhang Zhiyong, Xiao Shanzhu, et al. Detection of dim infrared targets by multi-direction prediction of background[J]. *Journal of Signal Processing*, 2010, **26** (11): 1646–1651.
- 张路, 张志勇, 肖山竹, 等. 基于多向背景预测的红外弱小目标检测[J]. *信号处理*, 2010, **26**(11): 1646–1651.
- Fan Xiangsuo, Xu Zhiyong, Zhang Jianlin, et al. Infrared dim and small targets detection method based on local energy center of sequential image[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, **2007**: 4572147. doi: 10.1155/2017/4572147.
- Jiang Liang, Peng Zhenming, He Yanmin, et al. Infrared dim target detection based on anisotropic SUSAN filtering[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2013, **25**(9): 124–129.
- 景亮, 彭真明, 何艳敏, 等. 各向异性 SUSAN 滤波红外弱小目标检测[J]. *强激光与粒子束*, 2013, **25**(9): 124–129.
- Fan Xiangsuo, Xu Zhiyong, Zhang Jianlin, et al. Dim small targets detection based on self-adaptive caliber temporal-spatial filtering[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **85**: 465–477.
- Rong Jian, Shen Jine, Zhong Xiaochun. New method for infrared dim target detection based on wavelet and SVR[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2008, **43**(5): 555–560.
- 荣健, 申金城, 钟晓春. 基于小波和 SVR 的红外弱小目标检测方法[J]. *西南交通大学学报*, 2008, **43**(5): 555–560.
- Liu Gang, Liang Xiaogeng. Detection of aerial small target in infrared image based on wavelet transform and pipe-line filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, **47**(30): 198–201.
- Li Dawei. Small dim targets detection in infrared video with complex background [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- 李大伟. 复杂背景下红外弱小目标检测[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- 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.
- Tong Yubing, Zhang Qishan, Qi Yunping, et al. Image quality assessing by combining PSNR with SSIM[J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2010, **11**(12): 1758–1763.
- 佟雨兵, 张其善, 祁云平, 等. 基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型[J]. *中国图象图形学报*, 2010, **11**(12): 1758–1763.
- Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612.
- Cao Qi, Bi Duyan. Characteristic-selecting filtering in infrared small target detection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **29**(9): 2048–2412.
- 曹琦, 毕笃彦. 红外弱小目标检测中的特征选择性滤波方法[J]. *光学学报*, 2011, **29**(9): 2048–2412.