

基于小波变换的自适应多模红外小目标检测

张晓露¹, 李玲², 辛云宏¹

(1. 陕西师范大学物理学与信息技术学院, 陕西 西安 710119; 2. 西安航空学院 机械工程学院, 陕西 西安 710077)

摘要:小波变换是一种有效的红外小目标检测方法。然而,在不同的子带、不同方向上,信号和噪声所呈现的特性不同,采用单一的阈值往往无法得到一个令人满意的检测结果。针对这一情况,提出了一种基于小波变换的自适应多模红外小目标检测算法。该算法可以根据不同尺度和方向上噪声的分布自动调整阈值,使得检测结果更加有效。其中分别采用了自适应 Bayes Shrink 阈值和广义交叉验证阈值处理每个子带的小波系数,接着再利用处理后的系数重构小波图像,最后通过一个简单的全局阈值分割得到红外小目标。实验结果表明,与对照方法相比,所提出的算法具有更好的检测性能和鲁棒性。

关键词:红外小目标;目标检测;小波变换;自适应阈值

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2017.05.023

Adaptive multi-mode infrared small target detection based on wavelet transform

ZHANG Xiao-lu¹, LI Ling², XIN Yun-hong¹

(1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Wavelet transform is an effective method for infrared small target detection. The characteristics of signal and noise are different in different sub-bands and different directions, so the single threshold is often unable to get a satisfactory result. To solve this problem, an adaptive multi-mode infrared small target detection algorithm was presented based on wavelet transform. The algorithm can automatically adjust the threshold according to the distribution of noise in different scales and directions, which makes the detection results more effective. Adaptive Bayes shrink threshold and generalized cross validation threshold are used to deal with the wavelet coefficients of each sub-band, and then the wavelet images are reconstructed by the obtained coefficients. Finally, the infrared small target is gotten by one simple global threshold segmentation. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm has better detection performance and robustness than the other method.

Key words: infrared small target; target detection; wavelet transform; adaptive threshold

1 引言

红外小目标检测已广泛应用在多个领域,如红外目标跟踪、精确制导和远程的早期预警等。由于红外小目标具有尺寸小、信号弱、背景复杂等特点,使得其检测和跟踪非常困难。因此,红外弱小目标检测一直是红外图像处理领域的热点和难点研究。

到目前为止,出现了很多有效的方法,其中小波变换^[1]就是一种重要的检测方法。J. Zhao 等人提出一种基于小波图像融合的检测算法^[2]。Hong L. I 等人用 Fisher 算法经过向量小波变换得到高频分量,将对象从背景杂波中分离^[3]。侯洁等提出一种基于小波变换与图像增强技术的红外小目标检

基金项目:中国自然科学基金项目(No. 11574192);陕西省自然科学基金项目(No. 2016GY-110);陕西省教育厅项目(No. 12JK0995)资助。

作者简介:张晓露(1991-),女,硕士研究生,主要从事红外小目标检测方面的研究工作。E-mail: zhangxlu@qq.com

通讯作者:辛云宏(1967-),男,教授,主要从事微弱光电信号检测与处理,目标定位与跟踪等方面的研究工作。E-mail: xinyh@snnu.edu.cn

收稿日期:2016-09-02; **修订日期:**2016-10-19

测^[4]。Wang Q 等人使用基于小波和高阶累积的方法来自适应筛选基于累积量的小波子带,达到了抑制噪声的效果^[5]。S. G. Chang 等人将 GGD 引入到小波系数的先验模型中,在贝叶斯框架下使最小化 Bayes 风险,得到了著名的 Bayes Shrink 阈值^[6]。

基于 Bayes Shrink (BS) 的阈值, Ye Y 等人提出了一种基于上下文空间自适应 Bayes Shrink (SABS) 阈值模型的小波图像去噪方法^[7]。该方法使用上下文建模来计算小波系数的局部相关性,并在不同尺度和方向上优化小波系数的阈值,与 Bayes Shrink 阈值相比,该方法更准确。然而,由于该方法没有考虑不同子带小波系数与目标因素的关联性,因此仅采用 SABS 计算的阈值仍然有一定的局限性。此外,在相同的尺度下不同方向的高频率子带、目标强度也是不同的^[8],如果只有一种阈值估计方法会降低目标的 SCR,并且这种方法的性能依赖于噪声方差的估计,如果该估计偏离,将导致一个较大的误差。与此相反,广义交叉验证 (GCV) 阈值^[9]只使用原始图像数据,以最小的渐近最优解均方误差 (MMSE) 为准则,避免了噪声估计造成的误差。然而, GCV 阈值估计的阈值较大,且缺乏空间适应性。所以 GCV 方法以提高目标信噪比 (SCR) 为好。

基于以上思路,本文提出了一种基于小波变换的自适应多模红外小目标检测方法。该方法能够有效提高复杂背景下红外小目标检测的准确性和鲁棒性。其基本步骤为:首先,将红外图像进行二层离散小波变换;其次,第一层采用 SABS 阈值进行一次去噪,第二层采用广义交叉验证 (GCV) 阈值进行二次去噪,并将近似子带系数置零,然后进行小波重构;最后使用简单的全局阈值分割,完成红外小目标的检测。

2 红外图像的离散小波变换

在复杂背景下包含红外弱小目标的图像 $f_i(x, y)$ 的模型可以表示为:

$$f_i(x, y) = t_i(x, y) + b_i(x, y) + n_i(x, y) \quad (1)$$

其中, i 表示帧的序号; $f_i(x, y)$ 是红外图像; $t_i(x, y)$ 是小目标; $b_i(x, y)$ 是背景以及 $n_i(x, y)$ 是高斯噪声。

我们使用二维离散小波变换 (DWT) 将 $M \times N$ 大小的红外图像 $f(x, y)$ 进行小波分解:

$$W_\phi(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \phi_{j, m, n}^k(x, y) \quad (2)$$

其中, $\phi(x, y)$ 表示小波基函数; j 表示小波级数; m, n 表示二维小波尺度; k 表示垂直 (LH_i)、水平 (HL_i)、对角 (HH_i) 三个细节分量。两层正交 DWT 的子带示意图如图 1 所示。

背景信号 $b_i(x, y)$ 主要在近似分量 (LL₂), 目标和

噪声主要在 LH_i, HL_i, HH_i。DWT 变换模型可以表示为:

$$W_f(m, n) = W_t(m, n) + W_b(m, n) + W_n(m, n) \quad (3)$$

为了方便,将上述小波系数 $W_f(m, n)$ 表示为 $y(i, j)$, $W_t(m, n) + W_b(m, n)$ 表示为 $w(i, j)$, $W_n(m, n)$ 表示为 $n(i, j)$ 且 $n(i, j)$ 服从独立分布的高斯噪声:

$$y(i, j) = w(i, j) + n(i, j) \quad (4)$$

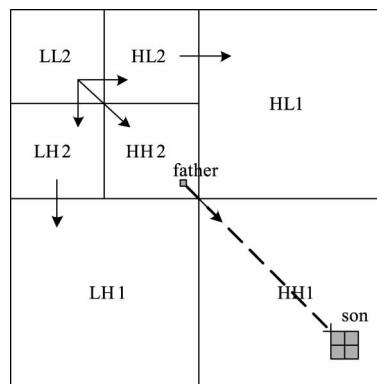


图 1 正交小波变换子带

Fig. 1 Subbands of the orthogonal DWT

3 自适应多模去噪检测算法

红外图像经小波变换后,第一层三个方向上高斯噪声的小波系数较小,因此,首先利用自适应 Bayes Shrink 阈值对第一层小波系数进行估计,在保留目标信息的条件下有效地抑制了噪声,可以发挥其自适应性的优势,达到最好的去噪效果。第二层比第一层包含更多的红外小目标信息和较少的噪声,但噪声的小波系数较大,因此采用广义交叉验证估计阈值进行去噪,使用小波图像像素的值直接得到一个渐近最优阈值,可以避免因估计噪声方差产生的误差且相对较好地维护红外小目标。

3.1 阈值函数的选取

经常使用的阈值函数有两种:软阈值函数和硬阈值函数。硬阈值函数在阈值点是不连续的,容易产生振铃、伪吉布斯等视觉失真,而软阈值函数相对于硬阈值函数来说,更为接近极大极小标准下的理想值,使得重构图像有良好的光滑性,所以本文采用软阈值函数,其表达式为:

$$\hat{w}(i, j) = \begin{cases} y(i, j) - T & , y(i, j) \geq T \\ 0 & , -T \leq y(i, j) \leq T \\ y(i, j) + T & , y(i, j) \leq -T \end{cases} \quad (5)$$

其中, $y(i, j)$ 表示在 (4) 中的原图像小波系数, $\hat{w}(i, j)$ 表示去噪后的小波系数; T 表示阈值。

3.2 阈值估计

3.2.1 自适应 Bayes Shrink 阈值估计

S. G. Chang 等将广义高斯分布 (GGD) 引入到小波系数的先验模型中,在贝叶斯框架下经过最小

化 Bayes 风险,得到了著名的 Bayes Shrink 阈值。文献[6]通过研究实验,给出了一个在最小 Bayes 风险意义上的近似最优公式,即 Bayes Shrink 阈值:

$$T = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_w} \tag{6}$$

其中, σ_n^2 是噪声方差; σ_w 是信号标准差。

噪声标准差 σ_n 的估计采用著名的鲁棒中值估计^[6]:

$$\sigma_n = \text{Median}(|Y[i,j]|) / 0.6745$$

$$Y[i,j] \in \text{subband}HH_1 \tag{7}$$

在估计每个子带的参数 σ_w 时,不同尺度和方向会得到不同的阈值 T , 文献[10]把它称之为自适应 Bayes Shrink 阈值。它是利用给定系数的周围系数来确定信号标准差 σ_w 的大小。

首先,对于每一个子带上的任一系数 $y(i,j)$, $1 \times P$ 向量 $u(i,j)$ 表示 $y(i,j)$ 的周围系数(周围系数包括 $y(i,j)$ 的 8 个邻域系数和上层父系数), $c(i,j)$ 是其周围系数的上下文值,该值由周围小波系数绝对值的加权平均来计算:

$$c(i,j) = u(i,j)w \tag{8}$$

加权平均系数 w 可由最小二乘估计得到:

$$w = \text{argmin} \sum_{i,j} (|Y[i,j] - u_{ij}w|)^2$$

$$= (U^t U)^{-1} U^t |Y| \tag{9}$$

其中, U 为 $MN \times P$ 的矩阵,每行元素为 $u(i,j)$; Y 为 $MN \times 1$ 的向量,每行元素为 $y(i,j)$ 。需要注意的是:在计算中我们使用的是周围系数的绝对值而不是原数值,原因在于正交小波系数几乎是不相关的,而小波系数的绝对值或其平方值是相关的,因而能获得更多的有意义的信息。

其次,根据 $c(i,j)$ 大小进行分类 $y(i,j)$,然后再根据每类 $y(i,j)$ 的绝对值来求取 σ_w 的参数估计。我们选取 L 个大于和 L 个小于且最靠近 $c(i,j)$ 的点,一共是 $2L + 1$ 个点作为局部窗口。一般地,令 $L = \max\{50, 0.02 \times MN\}$ 以确保有足够的点去估计信号方差,但太多的点会破坏窗口的局部性。

根据上述两部分,信号标准差估计如下表示:

$$\sigma_w(i,j) = \sqrt{\max\left\{\frac{1}{2L+1} \sum_{c(i,j) \in \alpha_{ij}} y(c(i,j))^2 - \sigma_n^2, 0\right\}} \tag{10}$$

其中, α_{ij} 代表上下文值 $c(i,j)$ 落入窗口的所有 $y(i,j)$ 的集合。

3.2.2 广义交叉验证(GCV)阈值估计

阈值收缩是阈值选择的关键技术。目前使用的几个阈值估计法通常都是基于噪声方差的估计。在现实去噪的过程中,噪声的统计特性是未知的,所以不可避免地产生误差,计算阈值时影响去噪的有效

性。而基于广义交叉验证(GCV)的阈值,仅使用小波图像像素值直接得到一个最小均方误差准则下的渐近最优解,无需获取噪声信息,可以避免估计噪声方差和更好的维护信息的红外小目标而去噪。

Maarten Jansen 等人^[9]证明:广义交叉验证的阈值是一个在最小均方误差(MMSE)准则下的渐近最优解,GCV 准则函数表示如下:

$$\text{gcv}(T) = \frac{\|\hat{w} - w\|^2}{\frac{n_0^2}{n}} \tag{11}$$

其中, n 是所有子带的小波系数的数量; n_0 是小波系数通过阈值 T 去噪被置为零的数量; w 是阈值去噪前子带的小波系数, \hat{w} 是阈值去噪后子带的小波系数。

广义交叉验证(GCV)阈值估计法^[11]就是对(11)式最小化求得最佳阈值参数 T 。

$$t = \text{argmin}(\text{gcv}(T)) \tag{12}$$

3.3 算法流程

红外小目标的检测是通过原始图像 DWT 成两层小波系数,其中近似系数置零,其余细节系数采用自适应多模去噪,去噪后进行图像重构,最后进行阈值分割并检测出小目标。其详细步骤如下:

①原始红外图像使用 DWT 进行两层小波分解,得到一系列子带分量的小波系数: LL_2 、 LH_2 、 HL_2 、 HH_2 、 LH_1 、 HL_1 、 HH_1 。

②使用自适应 Bayes Shrink 分别估计第一层小波细节子带系数 LH_1 、 HL_1 和 HH_1 的阈值。阈值估计如下:第一,分别由(8)、(9)计算三个方向上每个像素的活动水平。第二,根据活动水平将细节子带的系数点进行分类。第三,在子带上采用(10)来估计局部方差。第四,采用(6)、(7)、(10)计算阈值。第五,采用软阈值函数(5)对小波细节子带系数 LH_1 、 HL_1 和 HH_1 进行去噪。

③用 GCV 由(11)、(12)来估计第二层小波细节子带系数 LH_1 、 HL_1 和 HH_1 的阈值,并采用软阈值函数(5)进行去噪。

④将近似子带 LL_2 设置为零,结合六个去噪后的细节子带,重构小波图像。

⑤选择分割阈值,使用简单的估计方法:

$$\tau = m + \alpha \times d \tag{13}$$

其中, m 、 d 是重构图像的均值和方差, a 是在实验中获取的经验值,一般取 17。注意,尽管阈值选择的方法有很多,根据实验这样一个简单的方法在大多数情况下来说是足够的。

4 实验结果及分析

为了验证所提方法对红外小目标检测的有效性和鲁棒性,实验分别采用天空背景下、高频建筑物背

景下等不同状态下的四组红外小目标图像。原始图 像、重构图像以及检测结果图如图 2 所示。

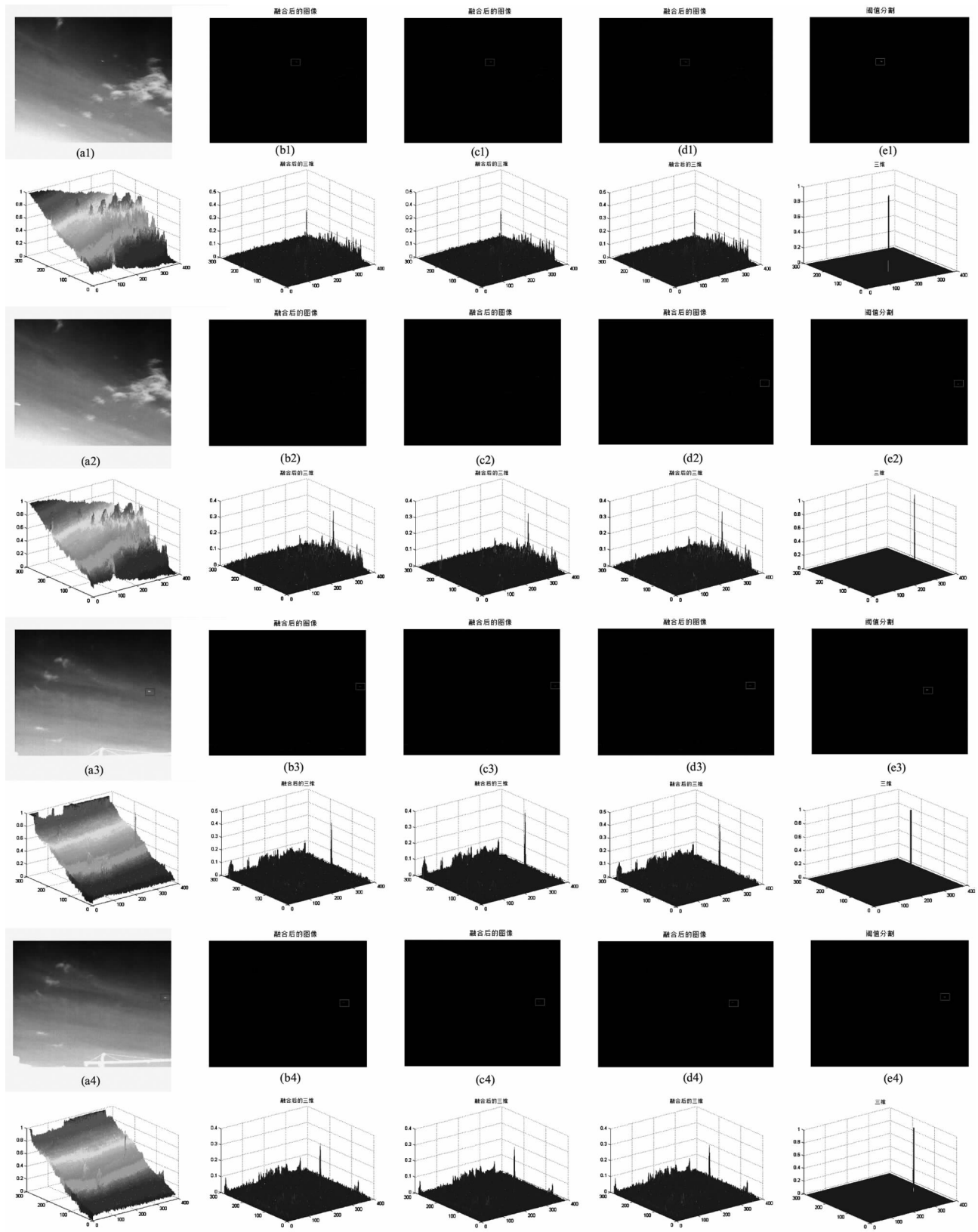


图 2 原输入图及相应检测效果图

Fig. 2 The original images and the experimental results

第一列表示原始图及其三维图;第二列表示 BS 阈值检测图及其三维图;第三列表示 SABS 阈值检测图及其三维图;第四列表示 GCV + SABS 阈值效果图及其三维图;第五列表示本文方法检测图及其三维图。

在图2,可以看到,该方法能够有效地进行图像去噪和背景抑制,且显著增强了目标的强度。此外,我们采用三种不同的算法来比较所提算法(SABS + GCV)的有效性,包括 Bayes Shrink 阈值(BS)^[6],空间自适应 Bayes Shrink 阈值(SABS)^[10]和第一层采用 GCV 第二层采用 SABS 阈值估计(GCV + SABS)的算法。

为了得到客观的实验和对比结果,采用3种常见的评价指标:局部信号背景比(LSBR),背景抑制因子(BSF)和信号杂波比(SCRG)。LSBR, SCRG 和 BSF 的定义如下:

$$\text{LSBR} = 10\log_{10} \left\{ \frac{1}{\sigma_w^2} \sum_{x=-\frac{L}{2}}^{\frac{L}{2}} \sum_{y=-\frac{H}{2}}^{\frac{H}{2}} [(i-x, j-y) - m_w]^2 \right\}$$

$$\text{SCRG} = 20\log_{10} \left(\frac{(M/D)_{out}}{(M/D)_{in}} \right) \quad (14)$$

$$\text{BSF} = 20\log_{10} \left(\frac{D_{in}}{D_{out}} \right)$$

其中, $L \times H$ 表示选定的以像素点为中心的局部窗口大小; m_w, σ_w 分别为该窗口内的均值和方差; M 表示图像中小目标的灰度均值; D 表示图像背景的标准差; $(\cdot)_{in}$ 表示输入图像的参数; $(\cdot)_{out}$ 表示输出图像的参数。由于 a, b, c, d 来自两种不同的序列,为了保证计算的可靠性和准确性,均采用 288×384 大小的窗口,即全局信号背景比。

表1是四种类型图像的实验数据结果。表1在LSBR、BSF、SCRG中的数据均说明了所提算法有良好稳定的性能。根据式(14)的定义可知,当处理同一幅图像时,LSBR越大,代表经过算法处理后,信号相对背景比重越大,目标越明显;当处理同一幅图像时, D_{in} 是相同的,而 D_{out} 由去噪后的图像中残余背景的灰度值计算得到。当残余背景越少时,整幅图像的背景标准差 D_{out} 就越小,即背景抑制效果越好,得到的BSF的值也就越大;当对同一幅图像进行处理时, $(M/D)_{in}$ 都是相同的,而 $(M/D)_{out}$ 由重构图像中小目标的灰度值均值和标准差计算得到。当残余的背景杂波越少时,图像的背景杂波标准差 D 就越小,在不同算法处理得到的小目标的灰度值都相差不大的情况下, $(M/D)_{out}$ 也就越大,即背景抑制效果越好,得到的SCRG的值也就越大。

总而言之,各种复杂背景下红外小目标检测的

主观和客观评价均证明该检测算法具有良好的性能和鲁棒性。

表1 不同方法的客观评价指标数据

Tab.1 Objective evaluation index data of different methods

Image	Methods	LSBR	BSF	SCRG
a ₁	BS	42.3956	27.5277	29.5423
	SABS	42.5446	27.6768	29.6910
	GCV + SABS	42.5589	27.6911	29.6993
	Our method	43.6319	28.7641	30.5759
a ₂	BS	42.5898	27.7217	21.7870
	SABS	42.7480	27.8898	21.9393
	GCV + SABS	42.8450	27.9868	22.0031
	Our method	44.2306	29.3725	22.8476
a ₃	BS	43.9302	29.2054	26.2150
	SABS	44.1514	29.4267	26.4353
	GCV + SABS	44.3735	29.6488	26.5361
	Our method	45.9968	31.2720	28.1041
a ₄	BS	44.7738	30.1917	24.6992
	SABS	45.0542	30.4721	24.9890
	GCV + SABS	45.4872	30.9051	25.4716
	Our method	47.5879	33.0058	26.9932

5 结论

本文提出了一种基于小波变换的自适应多模红外小目标检测算法,该算法根据不同尺度和方向上噪声的分布特征,相应地调整阈值,其中分别采用了自适应 Bayes Shrink 阈值和广义交叉验证阈值处理相应子带的小波系数,然后通过一个简单的全局阈值来分割去噪后重构的小波图像,最终完成对红外小目标检测。为了公平和综合评价该算法的有效性,我们采用天空背景、高频建筑背景等序列中四种不同状态下的红外图像和常见的评价标准(局部信号背景比(LSBR),背景抑制因子(BSF)和信号杂波比(SCRG))。在主观和客观评价方面明显优于其他三种算法,具有更好的性能和鲁棒性。值得探讨的是,我们所提算法耗时较长,如何缩短检测时间将是我们接下来要完成的工作。

参考文献:

- [1] I M Johnstone, B W Silverman. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise[J]. Journal of the Royal

- Statistical Society, 1995, 59(2): 319 - 351.
- [2] J Zhao, F Liu, B Mo. An algorithm of dim and small target detection based on wavelet transform and image fusion [J]. Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design IEEE Computer Society, 2012, 2(4): 43 - 45.
- [3] Hong L I. Weak and small object detection based on wavelet multi-scale analysis and fisher algorithm [J]. Journal Infrared Millimeter and Waves, 2003, 22(5): 353 - 356.
- [4] HOU Jie, XIN Yun-hong. Detedtion of infrared small target based on the wavelet transformation and image enhancement technology [J]. Laser & Infrared, 2013, 43(6): 683 - 688.
侯洁, 辛云宏. 基于小波变换与图像增强技术的红外小目标检测[J]. 激光与红外, 2013, 43(6): 683 - 688.
- [5] Wang Q, Liu G, Shi Y. Detecting of multi-dim-small-target in sea or sky background based on higher-order cumulants and wavelet [J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2012, 128: 497 - 504.
- [6] S G Chang, B Yu, M Vetterli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. Image Processing, IEEE Transaction on, 2000, 9(9): 1522 - 1546.
- [7] Ye Y, Cai Y. A spatially adaptive denoising with activity level estimation based method for infrared small target detection [J]. Intelligent Control and Automation IEEE, 2014: 2911 - 2917.
- [8] WU Tao, HE Wen-zhong, CHEN Xiao-lu. Detection algorithm of single frame infrared small target based on local features [J]. Laser & Infrared, 2016, 46(3): 368 - 371.
吴涛, 何文忠, 陈晓露. 基于局部特征的单帧红外小目标检测算法 [J]. 激光与红外, 2016, 46(3): 368 - 371.
- [9] M Jansen, M Malfait, A Bultheel. Generalized cross validation for wavelet thresholding [J]. Signal processing, 1997, 56(1): 33 - 44.
- [10] Chang, S G, M Vetterli. Spatial adaptive wavelet thresholding for image denoising [J]. Proceedings IEEE International Conference on Image Processing, 1997, 9(374): 1532 - 1546.
- [11] WANG Shaoyi. Ridge parameter estimation of linear regression model based on GCV method [D]. Beijing: University of Science and Technology of China, 2012. (in Chinese)
王劭逸. 基于 GCV 方法的线性回归模型岭参数估计 [D]. 北京: 中国科学技术大学, 2012.