

doi:10.3788/gzxb20184711.1110001

基于时空非局部相似性的海上红外弱小目标检测

张素, 安博文, 潘胜达

(上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘 要: 为了消除海上红外弱小目标检测中图像背景杂波和噪声的影响, 提出了一种基于时空非局部相似性的红外图像弱小目标检测方法. 该方法充分利用了相邻帧的红外图像序列间海面背景图像块的非局部自相关特性以及每帧内非局部背景图像块间的相似特性, 并引入时空域图像块模型, 该模型可利用加速近端梯度方法来有效求解. 实验结果表明, 与传统的红外弱小目标检测方法相比, 所提方法不仅能更有效地保留目标的特征信息, 还能使红外图像的峰值信噪比提高 1.2 倍以上, 信杂比提高 1.8 倍以上.

关键词: 图像处理; 红外图像; 弱小目标检测; 非局部相似性; 时空域图像块

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2018)11-1110001-11

Infrared Dim Target Detection Based on Temporal-spatial Non-local Similarity

ZHANG Su, AN Bo-wen, PAN Sheng-da

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to eliminate the influence of background clutter and noise in the infrared images for the detection of infrared dim targets at sea, an infrared image dim target detection method based on temporal-spatial non-local similarity is proposed. The method makes full use of the non-local auto-correlation of the sea surface background image patch between the infrared image sequences of adjacent frames and the similarity between non-local background image patch in the frame. Based on this characteristic, a temporal-spatial image patch model is introduced. The model is effectively solved by accelerating the proximal gradient method. The experimental results show that compared with the traditional infrared dim target detection method, the proposed method can not only preserve the feature of the target more effectively but also increase the peak signal to noise ratio of the detected infrared image by 1.2 times and improve the signal to clutter ratio by 1.8 times.

Key words: Image Processing; Infrared image; Dim targets detection; Non-local similarity; Temporal-spatial image patch

OCIS Codes: 100.0100; 100.6890; 100.3010

0 引言

在港口监测、海事搜救等工作中, 海面红外弱小目标的精准检测至关重要. 但是由于太阳位置的变化、海面上连绵起伏的波浪等, 海空背景下的红外图像常常伴随着较大的背景杂波^[1]; 此外, 红外探测器的成像距离较长以及红外探测波段的特性等因素, 也会导致红外小目标没有具体的形状和纹理^[2], 被掩埋在低信杂比 (Signal to Clutter Ratio, SCR) 的复杂海空背景下. 这些不利因素对海面红外弱小目标的检测造成了巨大的困难, 因此抑制背景杂波干扰、提高信噪比和信杂比成为关键.

目前, 在红外图像中存在的检测弱小目标方法可以分为两类: 单帧检测方法和序列检测方法. 单帧检测

基金项目: 国家自然科学基金 (Nos. 61302132, 61504078, 41701523) 资助

第一作者: 张素 (1994-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为红外小目标检测、图像处理. Email: 1207904890@qq.com

导师 (通讯作者): 潘胜达 (1986-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为遥感图像处理. Email: sdpan@shmtu.edu.cn

收稿日期: 2018-05-10; 录用日期: 2018-08-23

<http://www.photon.ac.cn>

方法大多是根据红外小目标在空域上表现的某些特性进行检测,如基于背景复杂程度的方法^[3].单帧检测方法在图像背景单一的情况下可以取得较好的效果,但在复杂的海空背景下就无法有效地检测红外弱小目标.序列检测是一种结合时域空域两方面的处理方法^[4],如递归最大值滤波检测方法^[5].基于此,本文提出了一种基于时空非局部相似性的红外弱小目标检测方法,该方法利用时空非局部相似性构建时空域图像块模型(Temporal-Spatial Image Patch Model, TSIPM),在增强目标信号的同时,抑制背景杂波干扰.

1 红外图像的块模型

1.1 红外图像的块模型

一般红外图像弱小目标检测模型的表达式为^[6]

$$f_D(x, y) = f_T(x, y) + f_B(x, y) + f_N(x, y) \quad (1)$$

式中, f_D 、 f_T 、 f_B 、 f_N 和 (x, y) 分别是原始的红外图像、目标图像、背景图像、随机噪声和像素点位置.在该模型中,一般认为小目标形状是圆形的,没有各向异性^[7],大小尺寸为 2×2 到 10×10 个像素.用二维高斯函数对小目标进行建模,即

$$s(x, y) = \gamma \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2 \right]\right\} \quad (2)$$

式中,小目标分别由其灰度幅值 γ 、横向和纵向的尺度参数 σ_x 和 σ_y 定义.实际海空背景下小目标如图 1 所示.

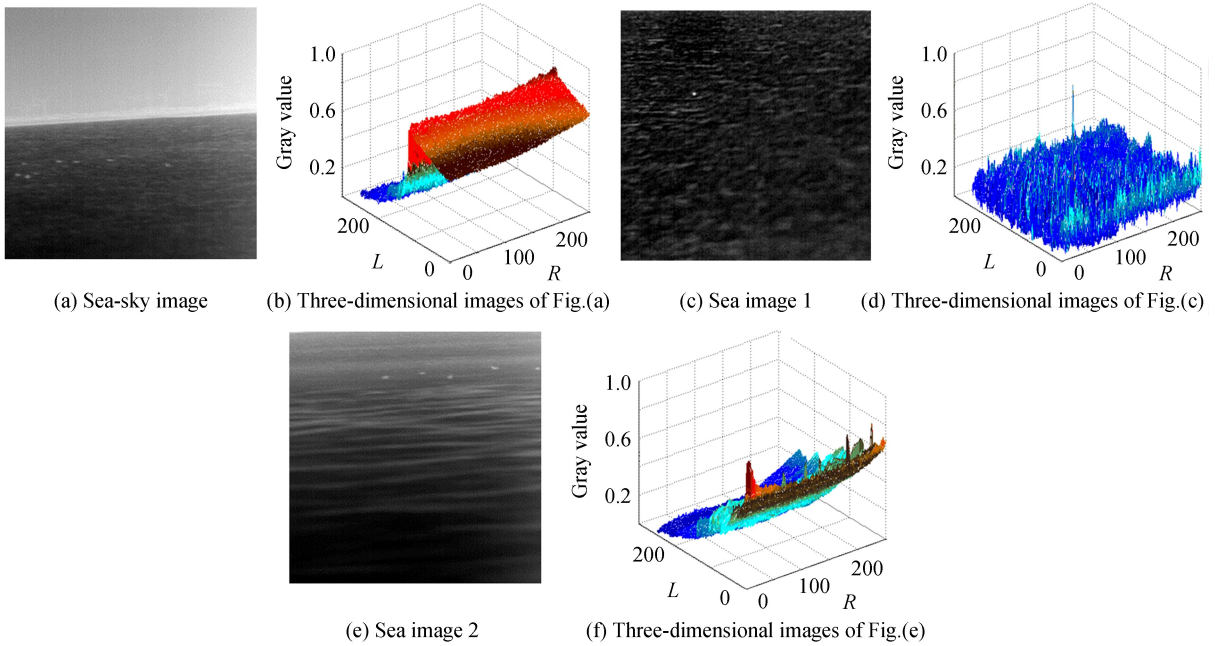


图 1 实际海空背景下的小目标

Fig.1 Small targets in real sea and sky background

由式(1)中给出的原始图像 f_D 、背景图像 f_B 、目标图像 f_T 和噪声图像 f_N ,可以分别构造相应的块图像矩阵 \mathbf{D} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{T} 和 \mathbf{N} .从而传统的红外图像模型被转换成一个新的红外块图像模型^[8],即

$$\mathbf{D} = \mathbf{T} + \mathbf{B} + \mathbf{N} \quad (3)$$

显然传统的红外图像弱小目标检测模型式(1)是新型红外块图像模型式(3)在某些构造参数配置下的特殊情况.此外,由于目标块图像 \mathbf{T} 、背景块图像 \mathbf{B} 和噪声块图像 \mathbf{N} 有固有的自身特点,可根据它们各自的特点分别进行建模描述.

1.2 目标块图像模型

对于整个图像来说,目标本身很小,因此目标图像 f_T 可以被看作是稀疏矩阵,这使得对应的目标块图像 \mathbf{T} 也是稀疏矩阵^[9],即

$$\|\mathbf{T}\|_0 < k \quad (4)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 是表示计算非零项数的 L_0 -范数, k 由小目标的数量以及尺寸大小决定. 显然 $k \ll m \times n$ ($m \times n$ 是 \mathbf{T} 的大小), 意味着矩阵 \mathbf{T} 的大多数项都是零.

1.3 背景块图像模型

图 2(a)、(c)、(e) 是 3 组红外图像序列中代表图像的背景图像, 大小均为 250×250 . 从图 2(b)、(d)、(f) 可以看到相应的背景块图像奇异值都迅速地减少到零^[10], 因此可以把背景块图像 \mathbf{B} 看作是一个低秩矩阵, 即

$$\text{rank}(\mathbf{B}) \ll r \quad (5)$$

式中, r 是一个常数. 此外, 从图 2 可以看出, 3 组相邻帧的红外图像序列间的海面背景图像块都具有非局部自相关特性, 每帧内的非局部背景图像块间也具有相似特性.

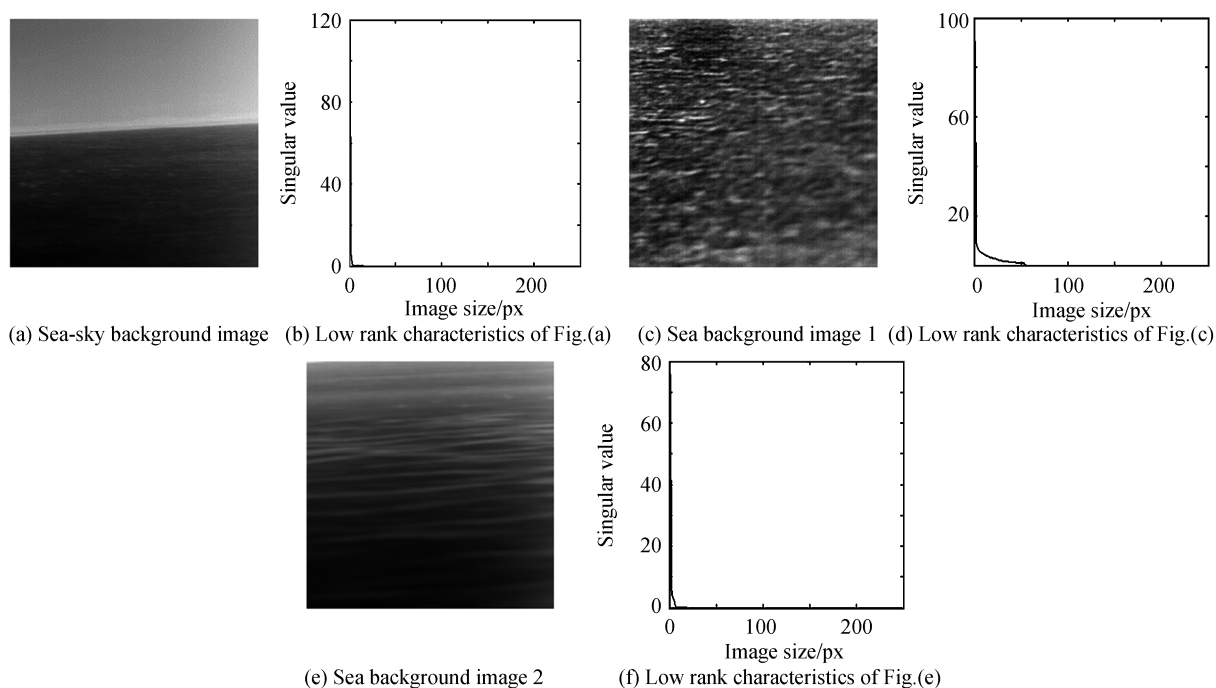


图 2 背景图像的低秩特性

Fig.2 Low-rank characteristics of background images

1.4 噪声块图像模型

假定红外图像中的随机噪声是高斯噪声^[11], 然后对其建模得到 $\|\mathbf{N}\|_F \leq \delta$, 其中 $\delta > 0$. 因此可以得到

$$\|\mathbf{D} - \mathbf{B} - \mathbf{T}\|_F \leq \delta \quad (6)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数(例如 $\|\mathbf{X}\|_F = \sqrt{\sum_{ij} X_{ij}^2}$).

2 基于时空域图像块模型的小目标检测

2.1 时空域图像块模型的构建与重建

为了充分利用背景块图像的低秩特性以及目标块图像的稀疏特性, 引入了基于时空域的图像块模型构建与重建过程. 图 3 展示了如何从相邻帧的红外图像中构建块图像, 以三帧红外图像为例. 首先构建一个 50×50 的块, 然后在第一帧图像 I_1 中使用从左到右的滑动窗口(滑动窗口的步距为 10)获取一张局部图像块 1, 接着在相邻帧的第二帧图像 I_2 上获取一张局部图像块 2, 以此类推至第三帧图像 I_3 后再回到第一帧图像获取. 然后, 将每个图像块矢量量化为新图像(矩阵)的一列. 通过这种方法, 可以将相邻帧的红外图像转换成一个被称为块图像的新图像 \mathbf{D} .

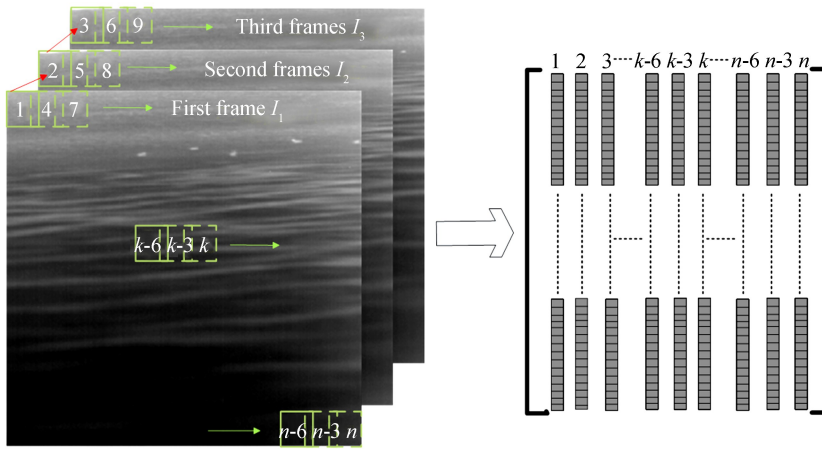


图3 相邻帧的红外图像构建块图像

Fig.3 Construction of patch-image by adjacent frame infrared image

此外,图4展示了如何从块图像 D 中重建相邻帧的红外图像,以三帧红外图像为例.由于局部块通常相互重叠,重建的图像中一个像素位置将对应于不同帧和不同块图像中的多个值^[12].因此可以定义一个三维的滤波器函数来确定像素值 v ,即

$$v = f(x, y, k) \tag{7}$$

式中, $v \in R, k$ 是图像帧数,而 $x \in R^p, y \in R^p$ 都是包含 p 个图像块的向量.选择三维中值滤波函数即 $v = \text{median}(x, y, k)$ 实现映射 $R^p \rightarrow R$.

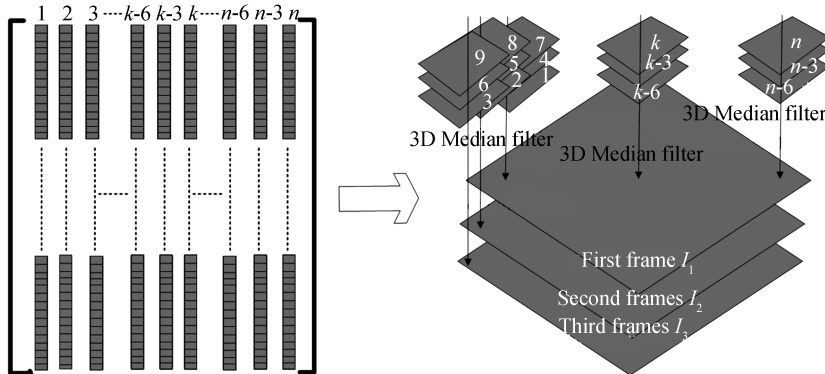


图4 块图像重建相邻帧的红外图像

Fig.4 Reconstruction of infrared image of adjacent frames by patch-image

2.2 求解时空域图像块模型

在时空域图像块模型中,红外块图像矩阵 D 可看作是由低秩背景块图像矩阵 B 、稀疏目标块图像矩阵 T 、噪声块图像矩阵 N 组成^[13].因此,可根据稳定性主成分追踪 (Stability Principal Component Pursuit, SPCP) 理论,将目标检测任务转化成求解一个凸优化问题^[14].

由于噪声块图像的模型为 $\|N\|_F \leq \delta$,其中 $\delta > 0$.因此,式(8)中的优化问题可通过 SPCP 得以解决,即

$$\min_{B, T} \|B\|_* + \lambda \|T\|_1, \text{ s.t. } \|D - B - T\|_F \leq \delta \tag{8}$$

解决了式(8)的优化,就能从带噪声的图像中同时估计目标块图像 T 和背景块图像 B .但是不需要直接去求解式(8),可以通过求解式(9)解决,即

$$\min_{B, T} \|B\|_* + \lambda \|T\|_1 + \frac{1}{2\mu} \|D - B - T\|_F^2 \tag{9}$$

式中, μ 是一个正的权重参数.显然,式(9)是一个凸优化问题,可以应用加速近端梯度 (Accelerated Proximal Gradient, APG) 方法解决^[15].APG 的具体计算流程在图5中描述,其中 V^t 是矩阵 V 的转置, $S_c[\cdot]$ 是软阈值算子,即

$$S_e[x] = \begin{cases} x - e, & x > e \\ x + e, & x < -e \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $x \in R, e > 0$. 在 APG 算法里, 可以使 $\lambda = [\sqrt{\max(m, n)}]^{-1}, \eta = 0.99, \mu = S_2, \bar{\mu} = 0.05S_4$, 其中 S_2, S_4 分别是 D 的第二大奇异值和第四大奇异值.

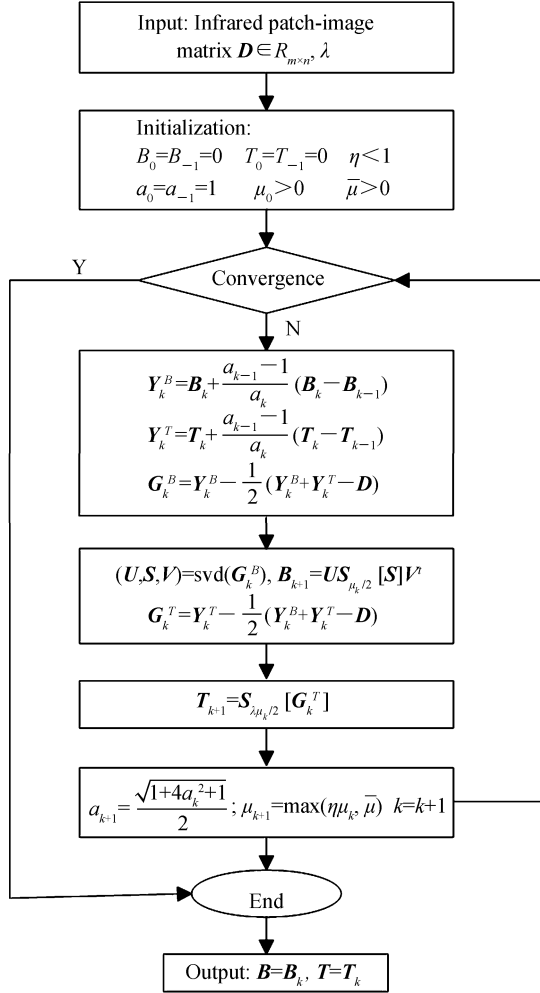


图 5 加速近端梯度 (APG) 方法

Fig.5 Accelerates proximal gradient method

2.3 基于时空域图像块模型的弱小目标检测流程图

本文所提的弱小目标检测方法流程如图 6 所示. 首先, 块图像矩阵 D 由三帧相邻的红外图像 f_D 构造而成, 然后对块图像 D 应用 APG 方法可以同时估计出低秩背景块图像矩阵 B 和稀疏目标块图像矩阵 T , 之后根据块图像 B 和 T 分别重建相邻帧的背景图像 f_B 和相邻帧的目标图像 f_T .

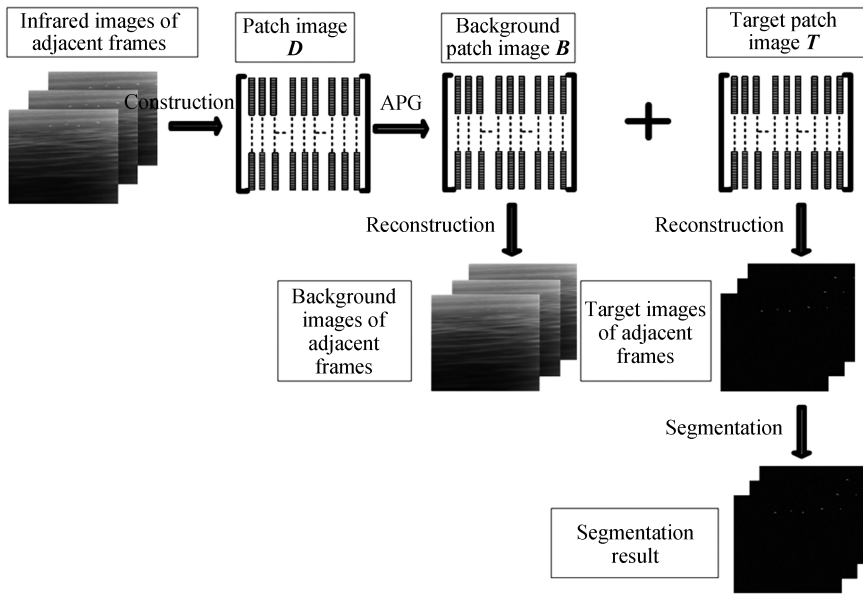


图6 本文算法流程

Fig.6 Flow chart of the proposed method

3 实验与结果分析

3.1 实验设计

为了验证本文提出算法的检测效果与有效性,选取了3组不同场景(海面、海空)的红外图像序列进行实验,其中每组都是从相邻帧的图像中选取代表图像进行实验.在实验中,引入峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio,PSNR)、信杂比(SCR)和运行时间作为客观评价指标,并分别与 Top-hat、Max-mean 等传统弱小目标检测算法进行了比较.

PSNR 是最普遍和使用最为广泛的一种图像客观评价指标,公式为

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left\{ \frac{(2^a - 1)^2}{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [X(i, j) - Y(i, j)]^2} \right\} \quad (11)$$

式中, X 、 Y 分别表示当前图像和参考原图像; m 、 n 分别为图像的高度和宽度; a 为每个像素的比特数.PSNR 的单位是 dB,数值越大表示失真越小.

SCR 用来描述弱小目标检测的困难,定义为

$$\text{SCR} = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b} \quad (12)$$

式中, μ_t 是目标的平均像素值, μ_b 和 σ_b 分别是目标周围相邻区域的平均像素值和像素值的标准偏差值.一般来说,弱小目标的 SCR 越高,就越容易被检测到.

3.2 相邻帧的红外图像序列实验

为了验证算法的检测效果,在本次实验中采用第一组以及第二组的相邻帧红外图像的代表图像进行实验.图7分别给出了用 Top-hat、Max-mean 等4种传统弱小目标检测算法对第一组以及第二组的代表图像滤波后的结果,以及采用本文算法获得的弱小目标图像结果.从图7中明显看出通过滤波处理后的图像仍然存在部分背景杂波与噪声,影响目标的最终检测结果,而本文提出的算法能够将原始图像中的背景和图像分离,获得的目标图像具有更少的噪声杂波.

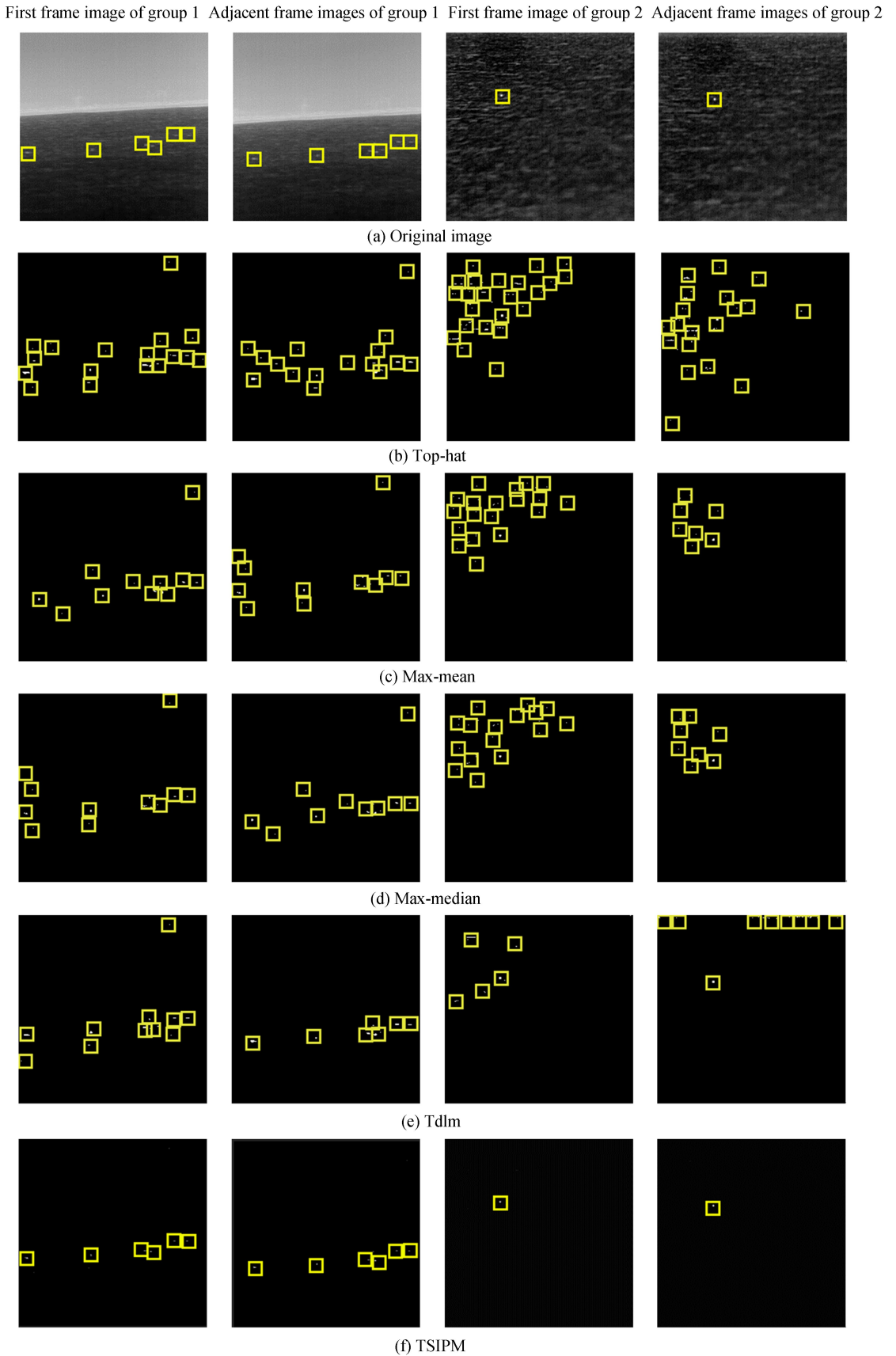
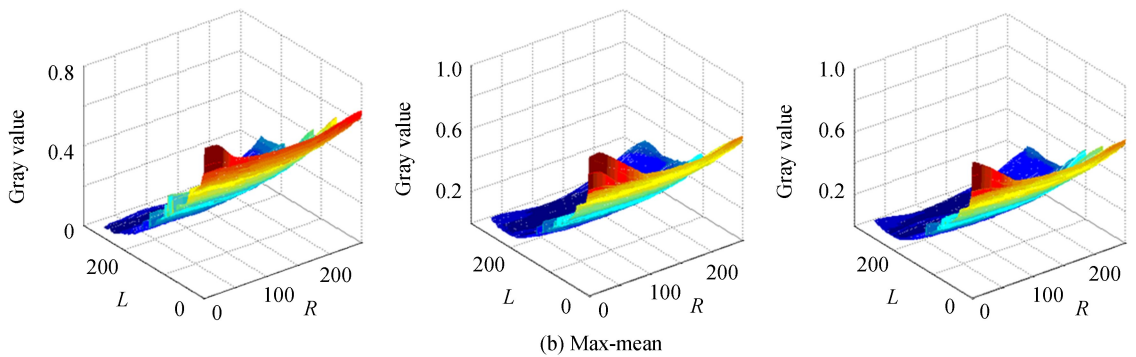
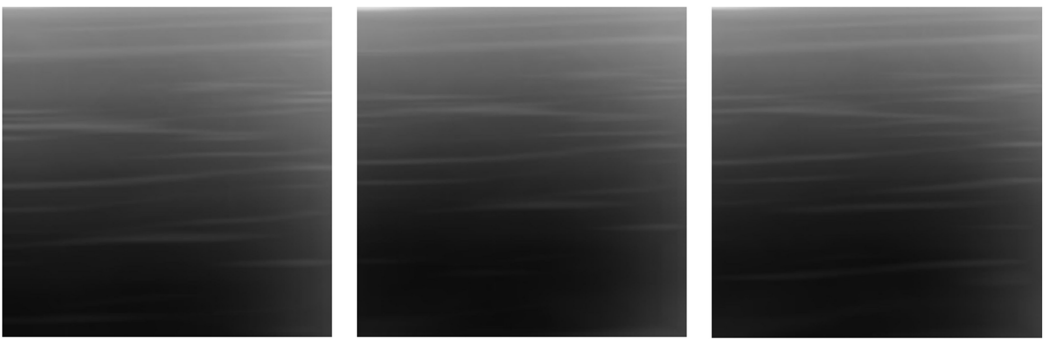
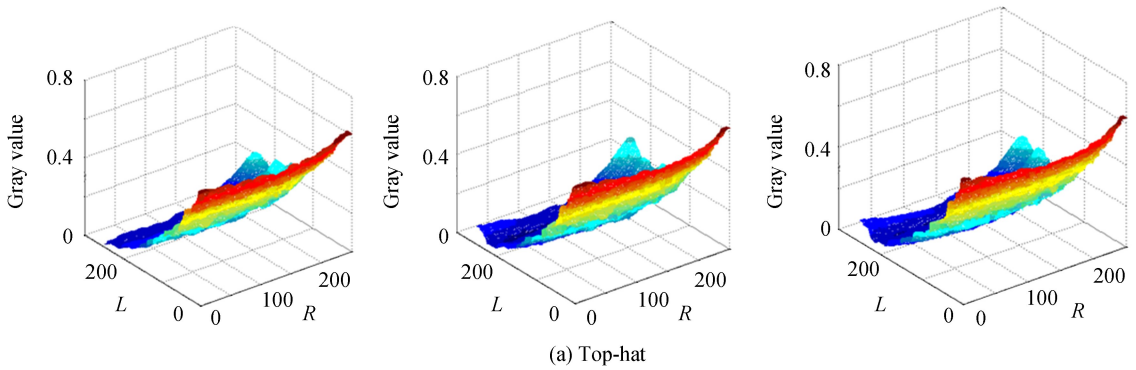
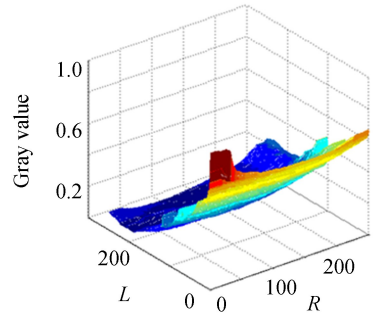
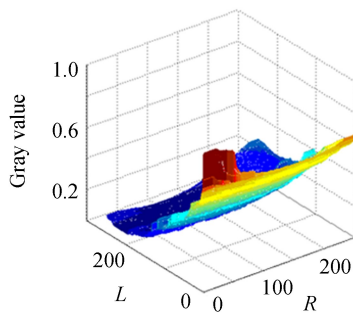
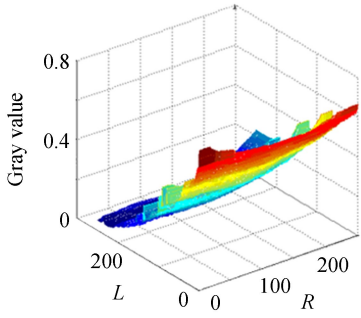
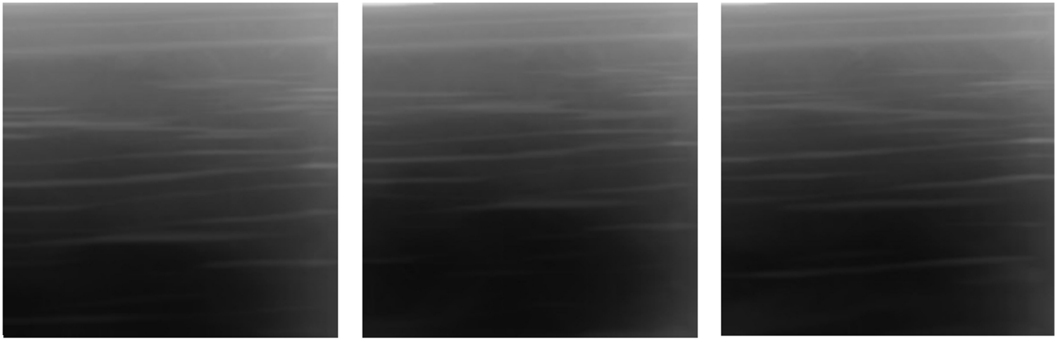


图7 5种算法处理第一组和第二组红外图像序列代表图像的结果

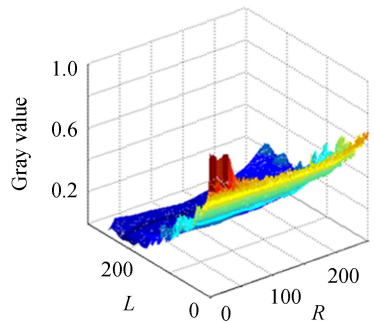
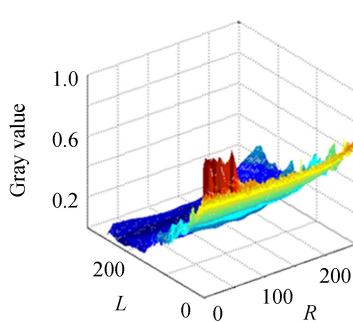
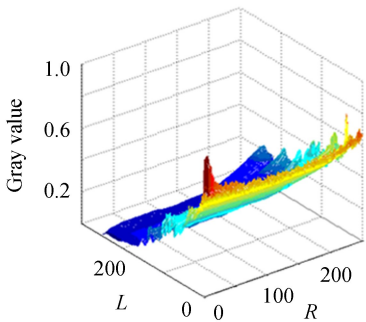
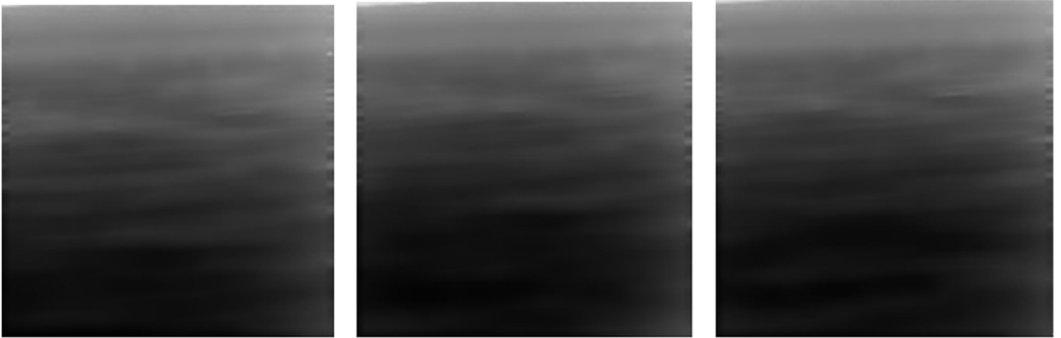
Fig.7 Results of five algorithms processing the first and second sets of infrared image sequence representative images

为了进一步验证本文算法的有效性,采用第三组的海空背景下包含多目标的三幅相邻帧的红外图像进行实验.从图 8 的 Top-hat、Max-Mean 等传统弱小目标检测算法的三维显示结果明显看出,滤波后的图像背景虽然趋向平缓,但仍然存在部分杂波噪声,而本文所提出的算法利用了相邻帧的红外图像中的背景杂波具有连续性的特点以及 APG 方法,将原始图像分离为背景图像和目标图像,使得目标不会被淹没在背景杂波当中,更好突出了目标信息.





(c) Max-median



(d) Tdlms



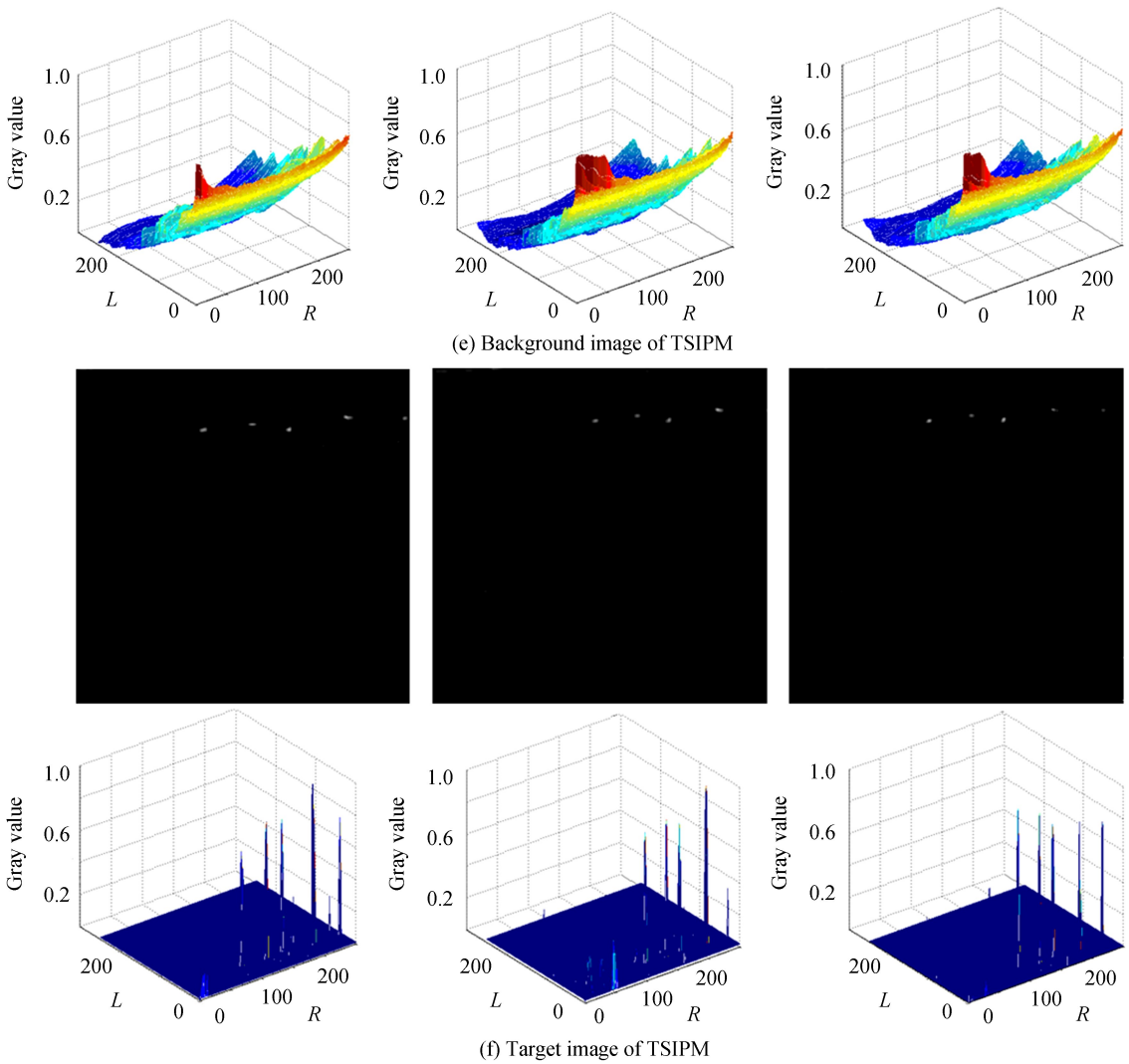


图8 5种算法的结果以及各自的三维显示图
Fig.8 Results of the five algorithms and their respective three-dimensional display

为了验证不同的图像块(patch)大小对实验结果的影响,分别设置 patch 的大小为 30×30 、 40×40 、 50×50 、 60×60 、 61×61 进行实验.表 1 给出了在不同的 patch 大小下得到的峰值信噪比与信杂比.实验结果表明,峰值信噪比随着 patch 值的增大而逐渐减小,而信杂比则随着 patch 值的增大先逐渐增大后又开始减小.信杂比的变化说明对于特定的测试数据,在合适范围内有合适的 patch 尺寸,并且可以通过经验获得合适的 patch.最终结合峰值信噪比和信杂比的实验结果,选择 patch 的大小为 50×50 时比较适合.

表 1 不同的 patch 大小影响
Table 1 Different patch size effects

Patch size	PSNR/dB			SCR		
	I_1	I_2	I_3	I_1	I_2	I_3
30	41.341	41.509	40.188	10.25	16.78	10.72
40	41.194	41.624	40.378	10.13	17.85	11.89
50	40.127	40.924	40.019	11.32	18.23	13.83
60	37.621	40.007	38.595	9.92	17.71	12.88
61	22.154	22.581	22.546	9.30	15.43	11.44

此外,表 2 给出了经过 5 种不同算法处理后的红外图像的峰值信噪比、信杂比和运行时间结果.传统的几种方法由于要在原图增强目标,因此会对后续目标检测产生一定影响,而本文算法是将可能的候选目标及背景进行分离后检测,检测结果失真较小,目标容易被检测到.如表 2,本文提出的算法与其他弱小目标检测算法相比峰值信噪比提高 1.2 倍以上,信杂比提高 1.8 倍以上.

表 2 各种算法的检测指标值
Table 2 Detection index values of various algorithms

Method	PSNR/dB			SCR			time/s
	I_1	I_2	I_3	I_1	I_2	I_3	
Top-hat	11.145	11.749	11.747	4.41	4.58	3.73	9.4
Max-mean	30.665	30.718	30.700	5.97	8.44	7.35	10.9
Max-median	31.333	31.554	31.402	4.28	11.46	9.23	11.1
Tdlms	31.788	31.885	30.830	7.47	8.17	6.41	9.6
TSIPM	38.313	40.761	39.781	11.32	18.23	13.83	32.6

4 结论

本文基于时空域非局部相似性构造时空域图像块模型,将弱小目标检测任务转化为恢复低秩矩阵和稀疏矩阵的优化问题,并利用 APG 算法有效地解决了该优化问题,以此实现了海面复杂背景下的弱小目标的准确检测.主观效果以及客观评价结果均验证了本文所提算法的检测效果与有效性.但由于需要用 APG 算法解决优化问题,故对比其他的滤波算法,所提算法运行时间较长,有待进一步改进.

参考文献

- [1] WANG Wen-long, HAN Bao-jun, ZHANG Hong-ping, *et al.* A new algorithm of small target detection for infrared image in background of sea and sky[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(3):725-728.
王文龙, 韩保君, 张红萍. 一种海空背景下红外小目标检测新算法[J]. 光子学报, 2009, **38**(3):725-728.
- [2] PING Xi-xi, LIU Yong, DONG Xin-ming, *et al.* 3-D reconstruction of textureless and high-reflective target by polarization and binocular stereo vision[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2017, **36**(4):432-438.
平茜茜, 刘勇, 董欣明, 等. 基于偏振双目视觉的无纹理高反光目标三维重构[J]. 红外与毫米波学报, 2017, **36**(4):432-438.
- [3] TANG Zheng-yuan. Infrared small target detection and tracking based on image sparse representation[D]. Shanghai: Shanghai Jiao tong University, 2012.
唐峥远. 基于图像稀疏表示的红外小目标检测与跟踪算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- [4] MU Zhi-ya, WEI Zhong-hui, HE Xin, *et al.* Adaptive clutter suppression of infrared images by using sparse representation[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, **21**(7):1850-1857.
穆治亚, 魏仲慧, 何昕, 等. 采用稀疏表示的红外图像自适应杂波抑制[J]. 光学精密工程, 2013, **21**(7):1850-1857.
- [5] PAN Qiao-hai, LI Dong-xiao, YAO Qing-dong, *et al.* Dim point target detection algorithm based on recursive max filter[J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves*, 2000, **19**(3):224-228.
潘巧海, 李东晓, 姚庆栋, 等. 基于最大值递归滤波器的暗点目标检测算法[J]. 红外与毫米波学报, 2000, **19**(3):224-228.
- [6] XU Jun, XIANG Jan-hua, LIANG Chang-hong, *et al.* Small target detection based on maximum background model in infrared images [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2002, **31**(12):1483-1486.
徐军, 向建华, 梁昌洪. 最大化背景模型用于检测红外图像中的弱小目标[J]. 光子学报, 2002, **31**(12):1483-1486.
- [7] LIU Guang-can, LIN Zhou-lin, WU Le-qin *et al.* Robust recovery of subspace structures by low-rank representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2010, **35**(1):171-184.
- [8] GAO Chen-qiang, MENG De-yu, YANG Yi, *et al.* Infrared patch-image model for small target detection in a single image[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(12):4996-5009.
- [9] HE Yu-jie, LI Min, ZHANG Jin-li, *et al.* Small infrared target detection based on low-rank and sparse representation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, **68**:98-109.
- [10] LIU Xin, ZHAO Guo-ying, YAO Jia-wen, *et al.* Background subtraction based on low-rank and structured sparse decomposition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(8):2502-2514.
- [11] CAO Xiang-yong, ZHAO Qian, JIANG Lu, *et al.* Robust low-rank matrix factorization under general mixture noise distributions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, **25**(10):4677-4690.
- [12] AMATO L, GU Yi, BELLINI N, *et al.* Integrated three-dimensional filter separates nanoscale from microscale elements in a microfluidic chip[J]. *Lab on A Chip*, 2012, **12**(6):1135-1142.
- [13] WEI Yan-tao, YOU Xin-ge, LI Hong, *et al.* Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**(C):216-226.
- [14] RAHMANI M, ATIA G K, *et al.* Coherence pursuit: fast, simple, and robust principal component analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, **65**(23):6260-6275.
- [15] ZHANG Hui, CAI Jian-feng, CHENG Li-zhi, *et al.* Strongly convex programming for exact matrix completion and robust principal component analysis[J]. *Inverse Problems & Imaging*, 2017, **6**(2):357-372.

Foundation item: The National Natural Science Foundation of China (Nos. 61302132, 61504078, 41701523)

引用格式: ZHANG Su, AN Bo-wen, PAN Sheng-da. Infrared Dim Target Detection Based on Temporal-spatial Non-local Similarity[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2018, **47**(11):1110001

张素, 安博文, 潘胜达. 基于时空非局部相似性的海上红外弱小目标检测[J]. 光子学报, 2018, **47**(11):1110001