

基于加权RPCA的单帧红外图像小目标检测

杨晓潇, 付小宁

西安电子科技大学, 陕西 西安

收稿日期: 2021年11月24日; 录用日期: 2021年12月20日; 发布日期: 2021年12月27日

摘要

红外图像目标检测作为红外探测系统的关键技术。本文提出一种改进的基于加权鲁棒性主成分分析的单帧红外小目标图像检测算法。该方法首先建立红外图像的小目标模型, 其中包含目标、背景和噪声及杂波; 其次将红外图像构造成块图像, 转换为RPCA问题; 采用加权鲁棒性主成分分析算法进行求解, 将目标矩阵和背景矩阵进行分离, 并通过图像重构得到目标图像和背景图像。使用包含天空、海洋和沙漠不同背景下的单帧红外小目标数据集验证了本文提出算法的有效性。

关键词

小目标检测, 加权RPCA, 块图像

Single-Frame Infrared Image Small Target Detection Based on Weighted RPCA

Xiaoxiao Yang, Xiaoning Fu

Xidian University, Xi'an Shaanxi

Received: Nov. 24th, 2021; accepted: Dec. 20th, 2021; published: Dec. 27th, 2021

Abstract

Infrared image target detection is the key technology of infrared detection system. This paper proposes an improved single-frame infrared small target image detection algorithm based on weighted robust principal component analysis. Firstly, this method establishes a small target

model of the infrared image, which contains the target, background, noise and clutter; secondly, the infrared image is constructed into a block image and converted to the RPCA problem; finally, the weighted robust principal component analysis algorithm is used to solve the problem, and the target matrix and the background matrix are separated, and the target image and the background image are obtained through image reconstruction. Using single-frame infrared small target datasets under different backgrounds of sky, ocean and desert verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords

Small Target Detection, Weighted RPCA, Block Image

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

红外图像处理技术在车辆辅助导航系统、红外探测系统、火控系统和电气设备故障检测等各个领域得到了广泛的应用。红外图像目标检测作为红外探测系统的基本功能,所以红外小目标检测变成红外图像处理领域里面的研究重点。

在红外图像中,小目标像素的占比率比较少,而且缺少形状、尺寸和纹理等重要结构方面的信息[1];小目标总是处于各种不同且复杂背景,比如天空和海面等,并且存在其他物体对其的干扰。小目标的这些特点会影响红外图像的小目标检测的性能。

为了准确探测到红外小目标,国内外研究学者进行研究并提出了许多算法。由于在实际应用中,红外小目标检测公开的数据集较少,特别是序列图像数据集。同时序列检测中目标背景变化较快且活动轨迹一般是不连续的,缺少目标形状和速度的先验知识,由于这些原因让基于序列的小目标检测面临着更加大的困难且难以达到适用性[2]。所以单帧红外图像的小目标检测的研究受到了大家的广泛关注。单帧红外图像小目标检测大致分为三种[3]。第一种是基于滤波的检测方法,该检测方法通过估计红外图像的背景,进而达到对其抑制的效果。主要有中值滤波、空间匹配滤波、形态学滤波等。但这类方法在复杂背景下目标的提取会比较困难,噪声及杂波不能有效地滤除,会导致检测率较低。第二种是基于显著性特征的目标检测算法,主要包括局部对比度算法、多尺度图像块对比度算法和频谱残差算法等。但该方法对背景中明显的杂波滤除不是特别理想。第三种是基于低秩稀疏矩阵分解的方法,该类检测算法的基本思想是鲁棒性主成分分析(RPCA),将红外图像看作为稀疏目标图像和低秩背景图像的组合,通过不同手段将其变换成矩阵后再通过矩阵分解算法将目标图像分离出来。主要包括基于稀疏表示的算法和基于图像块模型的算法等。但是基于稀疏表示的算法没有完全利用红外图像背景非局部自相关性。针对该问题,Gao提出了基于图像块的模型,后来有人在此基础上对权值设定和矩阵恢复两方面进行了改进,并取得了不错的效果。

本文借鉴文献[4]对噪声和杂波的处理和文献[5]对核范数的改进处理方式,提出了一种改进的加权RPCA的单帧红外图像小目标检测方法,先对图像构造成块图像,然后采用加权RPCA算法实现背景矩阵和目标矩阵的分离,即对核范数进行加权,通过调节权值去调节阈值收缩的大小;最后进行图像重构得到目标图像和背景图像。

2. 核心问题

2.1. 红外图像的构成模型

红外图像由小目标、背景和噪声及杂波组成, 且三者互相独立, 可表示为 $f_D(x, y) = f_T(x, y) + f_B(x, y) + f_N(x, y)$ 。式中 f_D 代表原始图像, f_T 代表目标图像, f_B 代表背景图像, f_N 代表噪声及杂波图像, (x, y) 代表像素位置。

2.2. 鲁棒主成分分析

主成分分析(RPCA)通过对原始信号进行奇异值分解去除冗余特征、抑制噪声, 从而实现从高维特征中选择主要特征构成低维度的特征向量[6]。但是当噪声比较大的时候, 主成分分析算法求解会出现较大的误差, Wright 等人针对这个问题提出了鲁棒主成分分析(RPCA)即低秩矩阵恢复。鲁棒主成分分析模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{T, B} \text{rank}(T) + \lambda \|B\|_0 \\ \text{s.t. } D = T + B \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $\|S\|_0$ 表示 l_0 范数, λ 表示平衡因子。平衡因子 λ 能精确恢复出变量 T , 但问题为 NP-hard 的非凸问题, 采用凸松弛法, 将 l_1 范数替代 l_0 范数, 矩阵的核范数替代矩阵的秩[7], 故将问题转化为如下问题:

$$\begin{aligned} \min \|T\|_* + \lambda \|B\|_1 \\ \text{s.t. } D = T + B \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $\|T\|_*$ 表示核范数, $\|B\|_1$ 表示 l_1 范数。只要红外小目标图像能够转换成背景矩阵满足低秩性和目标矩阵满足稀疏性的红外块图像, 就可以将问题转换成矩阵核范数最小化的问题, 即低秩矩阵的恢复问题。

2.3. 加权鲁棒主成分分析

文献中采用 ADM 算法对 RPCA 矩阵恢复问题进行求解。在 ADM 算法中, 标准核范数中每一个奇异值的收缩程度都相同。但红外图像的背景一般会比较复杂, 且可能会存在较强边缘信息, 如果对奇异值均采用相同的收缩程度对背景图像进行重建, 会导致大量的背景信息被误判成目标, 出现大量的虚警。

Gu [8]等提出了加权核范数最小化算法, 对核范数进行加权, 通过调节权值大小来调节阈值收缩的大小, 使获得的矩阵更具低秩性。模型表示为:

$$\begin{aligned} \min_{T, B} \|T\|_{w,*} + \lambda \|B\|_1 \\ \text{s.t. } D = T + B \end{aligned} \quad (3)$$

3. 算法整体框架

本文提出的算法主要包括图像预处理、基于增广拉格朗日乘子法的加权 RPCA 模型算法和重构背景图与目标图。下面对每一个步骤依次进行分析。

3.1. 图像预处理——构造块图像

假设红外图像由小目标、背景和噪声及杂波组成, 建立红外图像模型, 并采用文献中的方法进行预处理。首先给定一个分块滑动窗口, 对图像从左到右依次滑动得到每个局部图像块, 然后将每个局部图像块都转化成一个个的列向量, 并将这些列向量构建成新的图像矩阵, 得到红外块图像[9]。

获得的红外小目标图像矩阵可表示为 $D = T + B + N$ 。由于红外小目标的尺寸都比较小, 其在图像中

所占的像素小的特点, 因此目标图像具有稀疏性。由于图像中的背景大多都是较大面积低频部分, 且变换都比较缓慢, 在灰度空间分布上有较大相关性[10], 因此背景图像具有低秩性。重构的红外块图像满足鲁棒性主成分分析条件, 且红外图像模型如下所示

$$\begin{aligned} \min & \|T\|_{w,*} + \lambda \|B\|_1 + \gamma \|N\|_F^2 \\ \text{s.t.} & D = T + B + N \end{aligned} \quad (4)$$

式中 D 为红外图像矩阵; T 为背景矩阵, B 为目标矩阵, N 为随机噪声矩阵, γ 为随机噪声的权重。

3.2. 基于增广拉格朗日乘子法的加权 RPCA 模型算法

采用基于增广拉格朗日乘子法的加权 RPCA 模型算法进行求解, 从而分离出背景矩阵和目标矩阵。假设模型构建的增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(T, B, N, Y, \mu) &= \|T\|_{w,*} + \lambda \|B\|_1 + \gamma \|N\|_F^2 + \langle Y, D - T - B - N \rangle + \frac{\mu}{2} \|D - T - B - N\|_F^2 \\ &= \|T\|_{w,*} + \lambda \|B\|_1 + \gamma \|N\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \left\| D - T - B - N + \frac{Y}{\mu} \right\|_F^2 - \frac{1}{2} \|Y\|_F^2 \end{aligned} \quad (5)$$

式中 μ 为惩罚因子, 大于 0 且为常数, Y 为拉格朗日乘子。本文选用交替方向法 ADM 进行该问题的求解。算法的具体流程为表 1。

Table 1. Weighted RPCA model algorithm based on augmented Lagrangian multiplier method
表 1. 基于增广拉格朗日乘子法的加权 RPCA 模型算法

基于增广拉格朗日乘子法的加权 RPCA 模型算法
1. 输入 D 矩阵
2. 初始化相关参数
3. 对 D_j^k 进行奇异值分解
4. 估计权重向量 W
5. 固定 B 、 N 和 Y , 按公式 $T_{k+1} = U_k S_w(\Sigma) V_k^T$ 迭代更新 T_k
6. 固定 T 、 N 和 Y , 按公式 $B_{k+1} = S_{\frac{\lambda}{\mu}} \left(D - T_{k+1} - N_k + \frac{Y_k}{\mu} \right)$ 迭代更新 B_k
7. 固定 T 、 B 和 Y , 按公式 $N_{k+1} = \frac{\mu}{\mu + 2\gamma} \left(D - T_{k+1} - B_{k+1} + \frac{Y_k}{\mu} \right)$ 迭代更新 N_k
8. 按公式 $Y_{k+1} = Y_k + \mu_k (D - T_{k+1} - B_{k+1} - N_{k+1})$ 更新拉格朗日算子 Y_k
9. 判断是否达到收敛条件, 若未达到, 转到步骤 3, 若达到, 则输出 T_k 、 B_k

3.2.1. 固定 B 、 N 和 Y , 更新 T

$$\begin{aligned} \min_T & \|T\|_{w,*} + \langle Y, D - T - B - N \rangle + \frac{\mu}{2} \|D - T - B - N\|_F^2 \\ &= \min_T \left\| T \right\|_{w,*} + \frac{\mu}{2} \left\| D - T - B - N + \frac{Y}{\mu} \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (6)$$

借用文献中低秩部分的迭代更新算法对式进行求解最佳值。其解为 $\hat{T} = US_w(\Sigma)V^T$, 其中 $US_w(\Sigma)V^T$

为 $D - B - N + \frac{Y}{\mu}$ 的奇异值分解, U 和 V 分别为矩阵 $D - B - N + \frac{Y}{\mu}$ 的左右正交矩阵。 $S_W(\Sigma)$ 是带不同大小权值的软阈值算子, $S_W(\Sigma) = \max(\Sigma_{ii} - w_i, 0)$, Σ_{ii} 为奇异值分解的特征值, w_i 为不同奇异值对应的不同权值。则 T 的更新可表示为 $T_{k+1} = U_k S_W(\Sigma) V_k^T$, 其中 $(U_k, S_W(\Sigma), V_k) = SVD\left(D - T_k - B_k + \frac{Y_k}{\mu}\right)$ 。

权值的设定为 $w_i = \frac{c\sqrt{n}\delta_n^2}{\sigma_i(T_j) + \varepsilon}$, c 为常数且大于 0 [11], δ_n^2 加性高斯白噪声方差, $\sigma_i(T_j)$ 为 T_j 的第 i

个奇异值。当对矩阵进行奇异值分解后会得到不同大小的奇异值, 值比较大地奇异值, 我们进行较小的收缩, 相对应的权值会比较小, 值比较小地奇异值, 我们进行较大的收缩, 相对应的权值会比较大, 这样能保证图像中的主要信息成分不会被丢失, 让低秩矩阵恢复的效果更好。

3.2.2. 固定 T 、 N 和 Y , 更新 B

$$\begin{aligned} & \min_B \lambda \|B\|_1 + \langle Y, D - T - B - N \rangle + \frac{\mu}{2} \|D - T - B - N\|_F^2 \\ & = \min_B \lambda \|B\|_1 + \frac{\mu}{2} \left\| D - T - B - N + \frac{Y}{\mu} \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

稀疏部分的迭代更新采用指定阈值 $\frac{\lambda}{\mu}$ 的收缩算子进行求解, 其解可表示为 $S_{\frac{\lambda}{\mu}}\left(D - T - N + \frac{Y}{\mu}\right)$, 其中

$$S_{\frac{\lambda}{\mu}}(x) \text{ 表示 } S_{\frac{\lambda}{\mu}}(x) = \begin{cases} x - \frac{\lambda}{\mu}, & x > \frac{\lambda}{\mu} \\ x + \frac{\lambda}{\mu}, & x < -\frac{\lambda}{\mu} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \text{。则 } B \text{ 的更新可表示为 } B_{k+1} = S_{\frac{\lambda}{\mu}}\left(D - T_{k+1} - N_k + \frac{Y_k}{\mu}\right)$$

3.2.3. 固定 T 、 B 和 Y , 更新 N

$$\begin{aligned} & \min_N \gamma \|N\|_F^2 + \langle Y, D - T - B - N \rangle + \frac{\mu}{2} \|D - T - B - N\|_F^2 \\ & = \min_N \gamma \|N\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \left\| D - T - B - N + \frac{Y}{\mu} \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (8)$$

其解为可表示为 $\frac{\mu}{\mu + 2\gamma}\left(D - T - B + \frac{Y}{\mu}\right)$ 。则 N 的更新可表示为 $N_{k+1} = \frac{\mu}{\mu + 2\gamma}\left(D - T_{k+1} - B_{k+1} + \frac{Y_k}{\mu}\right)$ 。

3.3. 重构背景图与目标图

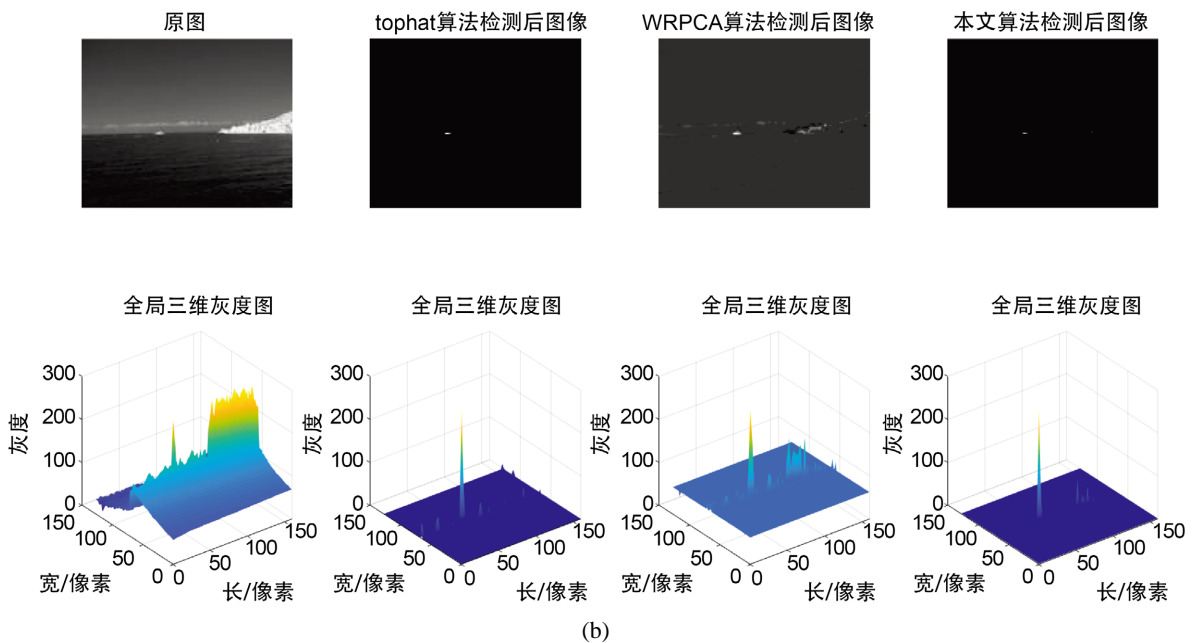
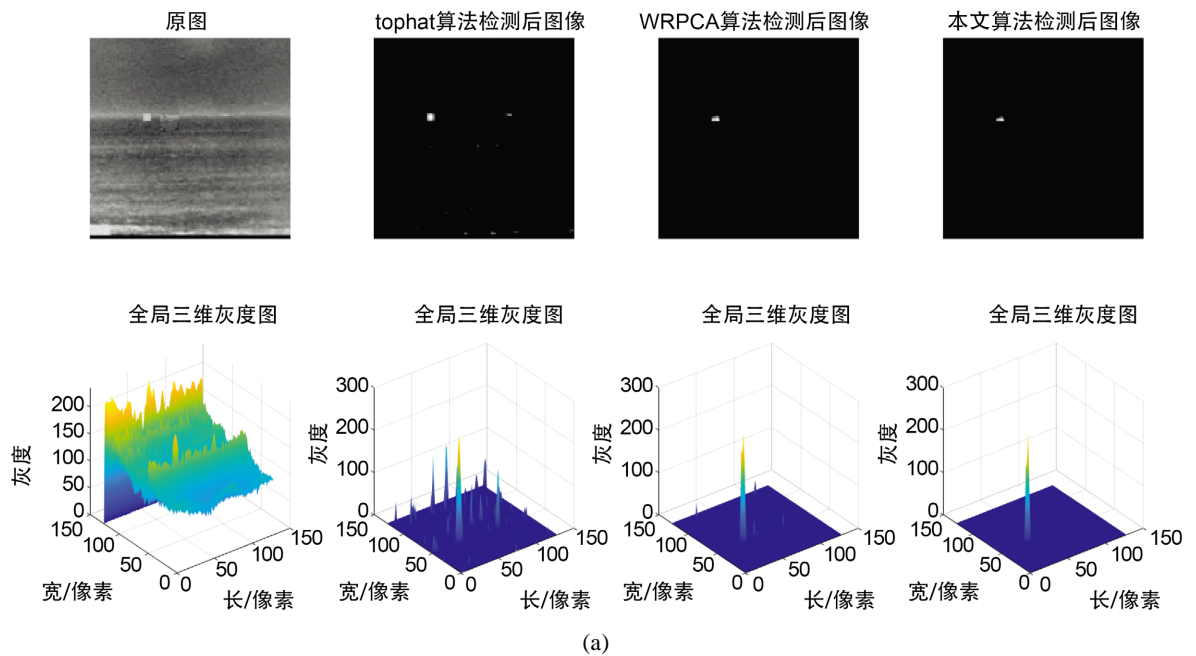
重构背景图与目标图与构造图像是完全相反的步骤, 重构背景图时需要通 median 原则重新对其进行红外图像像素值地构造, 按照构造图像时设定的滑动步长对图像进行遍历, 并获得相对应的目标图像和背景图像。

4. 实验结果与分析

本文采用数据集是从个不同场景的序列数据集中抽取出来最具代表性的 100 幅单帧红外小目标图像。将 TopHat、WRPCA 算法及本文算法进行小目标的检测, 并对其结果进行对比。实验中, 实验平台为 Matlab R2018a, Intel(R)Core(TM)i5-5200U, 4 GB 内存。

4.1. 三维显示图

从数据集中选出四幅图像并通过各种算法进行小目标的检测, 检测结果如图 1(a)~(d)。在每一副图像中, 第一列表示原图像及其三维显示图, 第二、三、四列分别表示通过 Tophat 算法、WRPCA 算法及本文算法检测后的检测结果图及其三维显示图。从第二、三列的三维显示图中可以看出经过 Tophat 算法和 WRPCA 算法检测后, 背景趋于平缓, 但是仍然会存在一些噪声及杂波, 尤其是边缘噪声, 不能对其完全进行滤除, 这会对后续小目标的检测造成干扰; 从第四列的三维显示图中可以看出, 获得的目标图像图中不仅尖峰特别明显, 小目标可以清晰的辨识出来, 而且基本看不到背景杂波和噪声, 这就有利于后续小目标的检测。



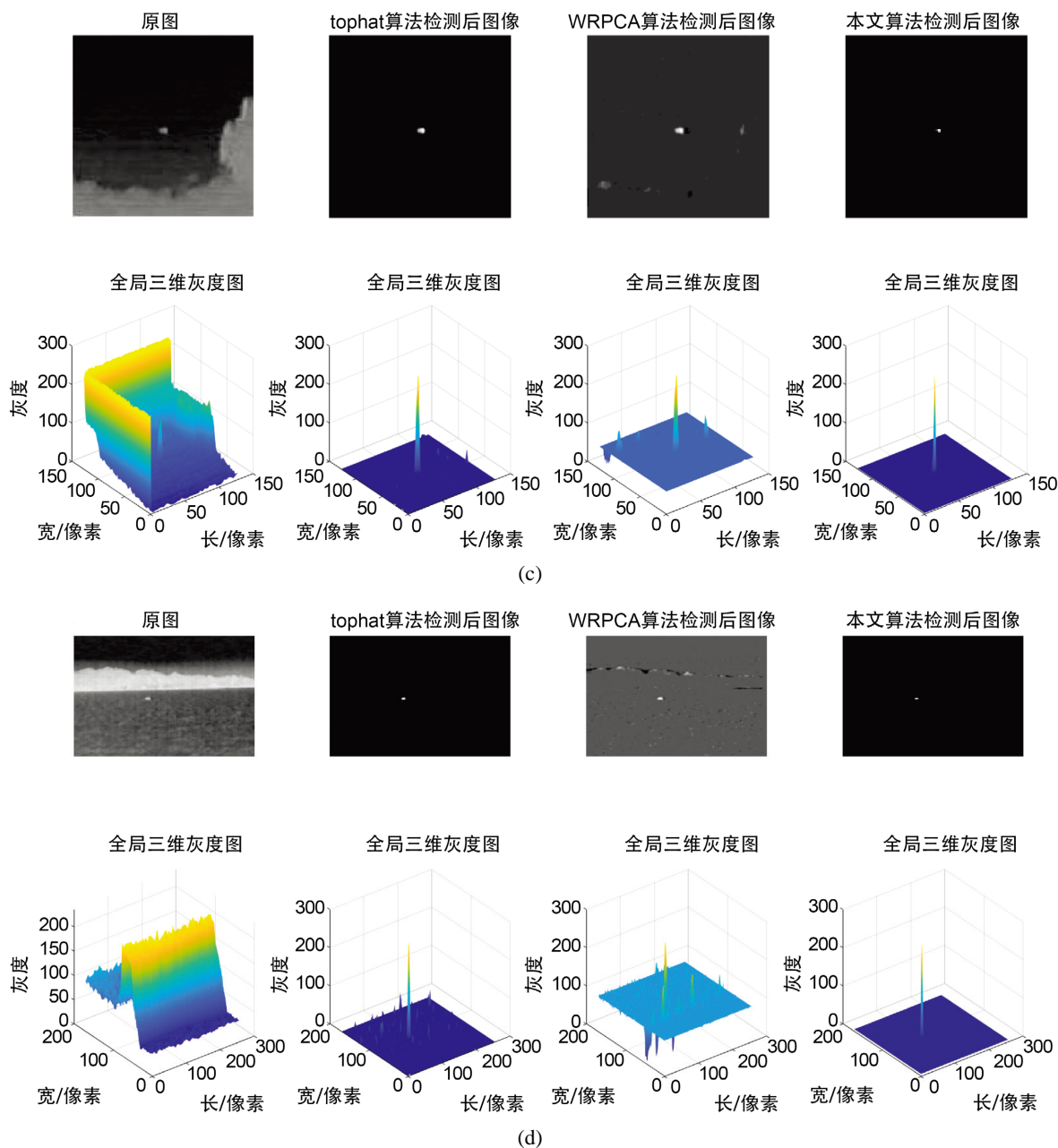


Figure 1. The detection results of different algorithms and the three-dimensional display

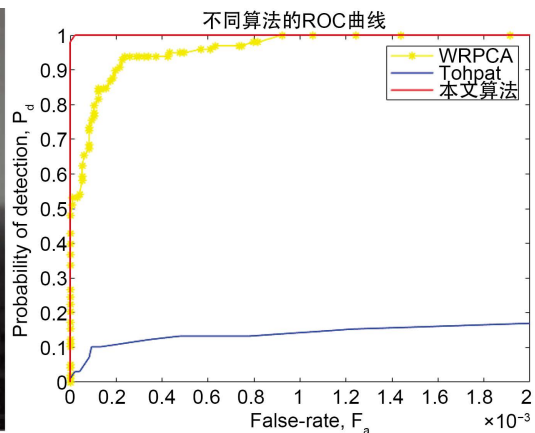
图 1. 不同算法的检测结果图及三维显示图

4.2. ROC 曲线

在红外小目标检测中, ROC 曲线可以反应出在不同分割阈值下, 虚警率和检测率的关系。ROC 曲线的横坐标表示虚警率, 纵坐标表示检测率。一般情况下, 在虚警率相同的情况下, 对应的检测率越高, 算法的性能就越好。数据集中的海洋、天空、沙漠不同背景下的七幅图像, 通过各种算法对小目标进行检测, 并画出其对应的 ROC 曲线。从每一副图像的 ROC 曲线中, 可以看出本文算法在较低的虚警率下, 表现出来了较高的检测率。同时在相同虚警率下, 比 Tophat 算法和 WRPCA 算法的检测率也要高。图 2 中 a~e 为原图像, f~o 为图像在不同算法的 ROC 曲线。



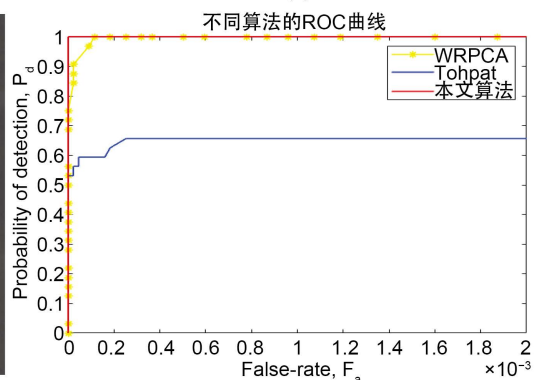
(a)



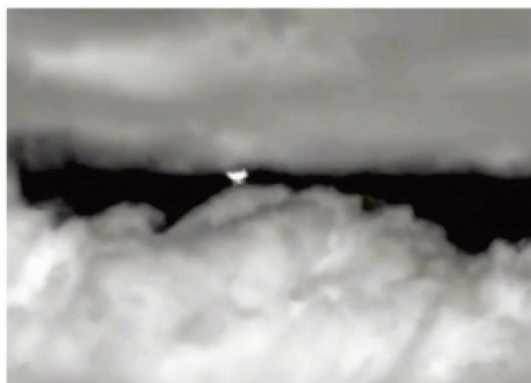
(h)



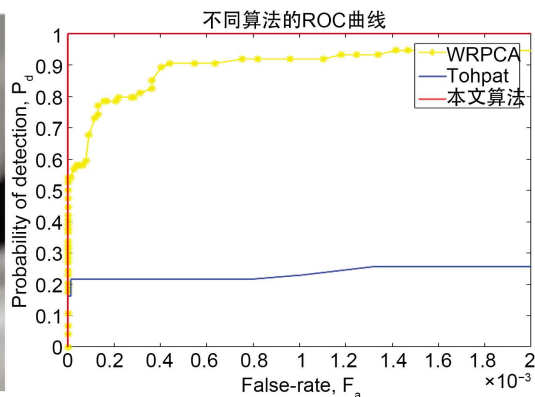
(b)



(i)



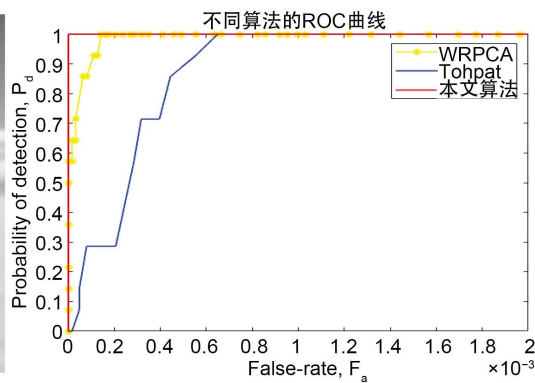
(c)



(j)



(d)



(k)

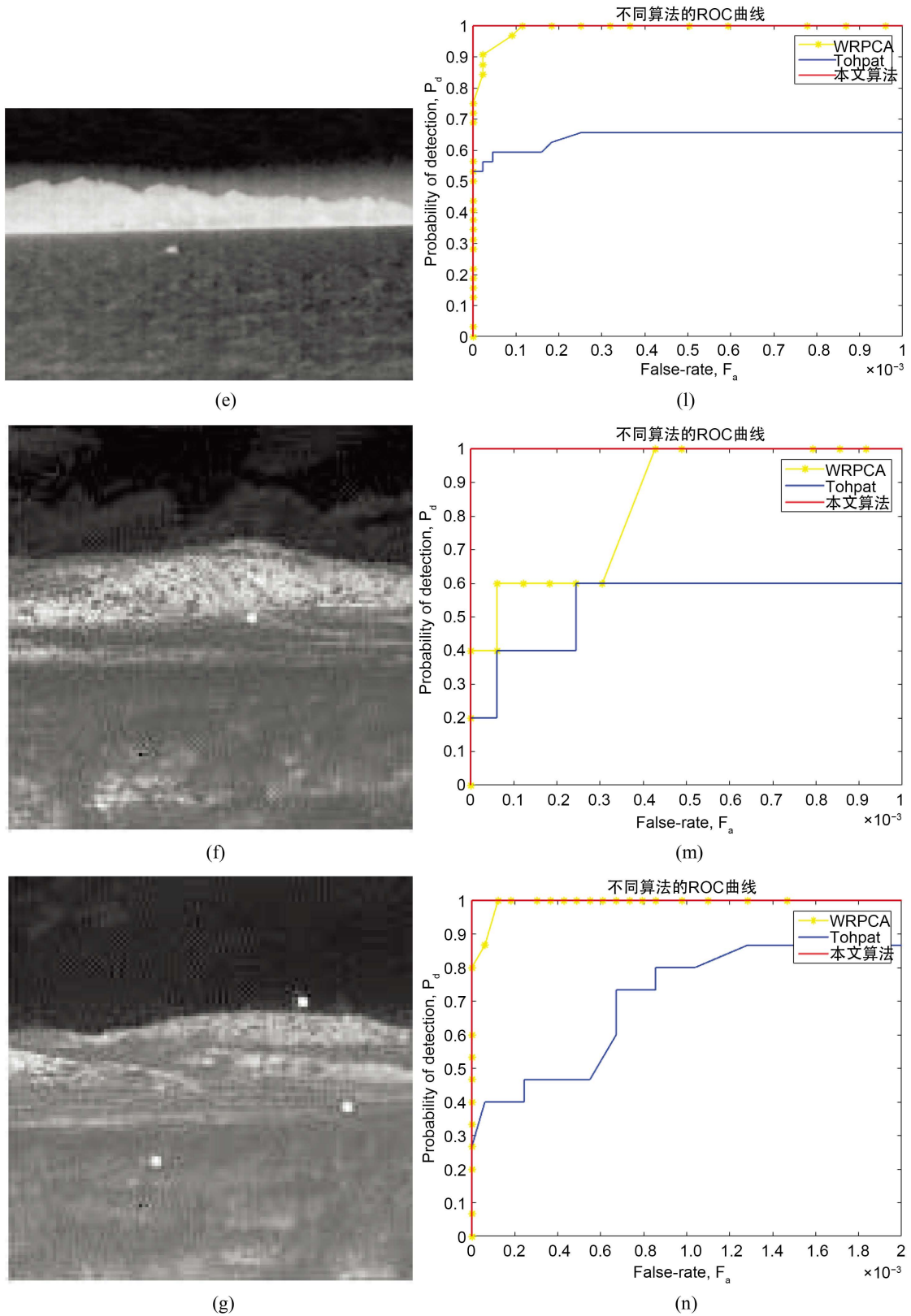


Figure 2. Original image and ROC curve of different algorithms

图 2. 原图像及不同算法的 ROC 曲线

为保证公平性,对数据集中 100 副图像进行检测,并画出 ROC 曲线,如图 3 所示。从图也可以看出,在不同分割阈值下,虚警率相同的情况下,本文提出的检测率最好,WRPCA 算法检测率性能次之,Tophat 算法检测率最差。因此本文提出算法的性能最好。

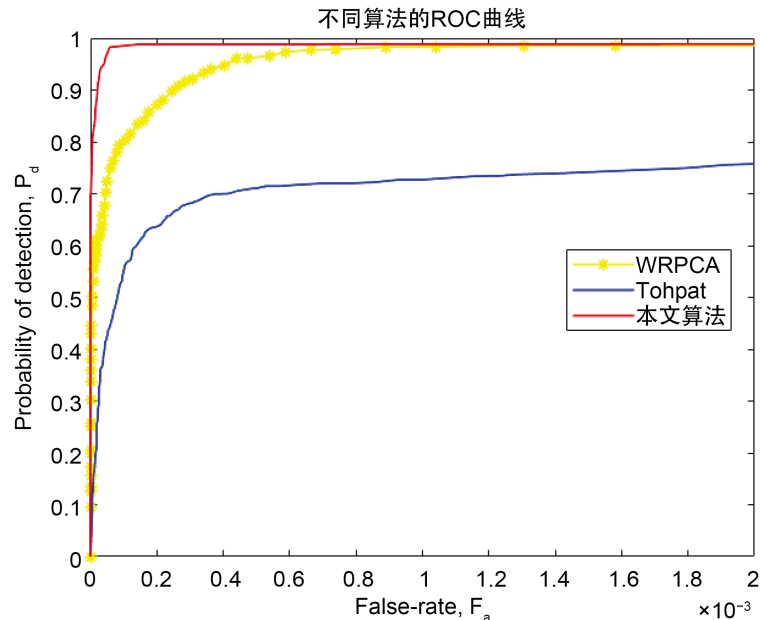


Figure 3. Receiver operating characteristic curve
图 3. ROC 曲线

5. 结论

本文提出了一种基于加权鲁棒性主成分分析的单帧红外小目标检测算法。首先建立红外小目标模型,包含目标、背景和噪声及杂波三部分;其次将红外图像构造成块图像,转换为 RPCA 问题;采用加权鲁棒性主成分分析算法进行求解,分离目标矩阵和背景矩阵,并进行图像重构得到目标图像和背景图像。

通过仿真实验对比验证,对包括天空、海洋及沙漠不同背景下的数据集进行检测,本文提出加权鲁棒性主成分分析的单帧红外小目标检测算法的检测性能最好,验证了该算法的有效性,但该算法的运行时间长,需要针对这一问题对其进行改进。

参考文献

- [1] 薛国姣. 红外小目标显著性特征提取方法研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [2] 樊俊良, 高永明, 吴止媛, 等. 基于 RPCA 的单帧红外小目标检测算法[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(11): 147-151.
- [3] 李俊宏, 张萍, 王晓玮, 黄世泽. 红外弱小目标检测算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(9): 1739-1753.
- [4] 王忠美, 杨晓梅, 顾行发. 基于鲁棒主成分分析的红外图像小目标检测[J]. 兵工学报, 2016, 37(9): 8.
- [5] 杨国亮, 王艳芳, 丰义琴, 等. 基于加权 RPCA 的非局部图像去噪方法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(11): 6.
- [6] 张丛丛. 基于背景低秩与目标稀疏特性的红外弱小目标检测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- [7] 王艳芳. 基于改进 RPCA 的非局部图像去噪算法研究[D]: [硕士学位论文]. 赣州: 江西理工大学, 2016.

-
- [8] Gu, S., Zhang, L., Zuo, W., *et al.* (2014) Weighted Nuclear Norm Minimization with Application to Image Denoising. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus, OH, 23-28 June 2014, 2862-2869. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.366>
- [9] Gao, C., Meng, D., Yang, Y., Wang, Y., Zhou, X. and Hauptmann, A.G. (2013) Infrared Patch-Image Model for Small Target Detection in a Single Image. *IEEE Transactions on Image Processing*, **22**, 4996-5009. <https://doi.org/10.1109/TIP.2013.2281420>
- [10] 杨丽萍, 冯晓毅. 一种基于背景预测的红外弱小目标检测方法[J]. *红外技术*, 2007, 29(7): 404-408.
- [11] Gu, S., Xie, Q., Meng, D., *et al.* (2017) Weighted Nuclear Norm Minimization and Its Applications to Low Level Vision. *International Journal of Computer Vision*, **121**, 183-208. <https://doi.org/10.1007/s11263-016-0930-5>