

基于改进随机漫步者非凸秩逼近最小化的复杂背景下红外点目标检测方法研究

王坤^{1,2}, 蒋德富^{2*}, 云利军¹, 伍凌帆³

(1. 云南师范大学信息学院, 云南昆明 650500;

2. 河海大学计算机与信息学院, 江苏南京 211100;

3. 中国科学院微电子所昆山分所, 江苏昆山 215347)

摘要: 红外点目标检测是红外制导系统的关键技术之一, 是军事应用领域的研究热点。一方面, 点目标在大气传输和散射过程中由于观测距离长, 常常淹没在背景杂波和大噪声中, 信噪比低。另一方面, 图像中的目标以模糊点的形式出现, 使得目标没有明显的特征和纹理信息。由于不同红外图像中的点目标具有不同的外观、形状和姿态, 加之噪声杂波的干扰遮挡, 经过单帧检测后, 除了真实目标外, 图像中可能有虚假目标和一些强噪声。因此, 由于这几个因素, 红外点目标检测变得非常困难。为了解决这一问题, 作者研究了红外点目标检测的相关方法, 提出了非凸秩逼近最小化方法(NRAM)与改进的随机漫步者方法(MRW)相结合的方法(NRAM-MRW), 在复杂的红外背景下, 针对红外点目标的检测中有着较好的检测效果。

关键词: 红外图像; 点目标检测; NRAM; 随机漫步者

中图分类号: TP391.4 文献标识码: J

The infrared point target detection algorithm based on modified random walker and non-convex rank approximation minimization under the complex background

WANG Kun^{1,2}, JIANG De-Fu^{2*}, YUN Li-Jun¹, WU Ling-Fan³

(1. School of Information Science and Technology, Yunnan Normal University, Kunming 650500, China;

2. College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China;

3. Institute of Microelectronic Technology of Kunshan, Chinese Academy of Sciences, Kunshan 215347, China)

Abstract: Infrared point target detection is one of the key technologies of the infrared guidance system. On the one hand, due to the long observation distance, the point target is often submerged in the background clutter and large noise in the process of atmospheric transmission and scattering, and the signal-to-noise ratio is low. On the other hand, the target in the image appears in the form of fuzzy points, so that the target has no obvious features and texture information. Therefore, due to these two factors, infrared point target detection becomes intensely difficult. In order to address the issue, the relevant algorithms of point infrared target detection are studied, and a combination algorithm of non-convex rank approximation minimization algorithm and the modified random walker algorithm (NRAM-MRW) is proposed, which has a better detection effect of point infrared target detection under complex background.

Key words: infrared image, point target detection, NRAM, random walker

收稿日期: 2022-09-12, 修回日期: 2023-02-12

Received date: 2022-09-12, revised date: 2023-02-12

基金项目: 国家自然科学基金(61966040); 云南省科技厅青年项目(2013FD016)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (61966040); Supported by the Project of Yunnan Province Science and Technology Department for young (2013FD016)

作者简介 (Biography): 王坤(1983—), 男, 山东邹城人, 讲师, 博士研究生, 主要研究领域为红外视频图像处理、计算机视觉与嵌入式系统等。
E-mail: ynnu_wk007@163.com

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: Surfer_jiangdf0801@163.com

引言

复杂背景下的红外点目标检测被认为是一个困难和具有挑战性的问题^[1],因为目标小、信噪比低,同时缺乏清晰的形状和纹理信息^[2]。目前已有很多图像处理技术被用于小目标检测,在实际应用中,由于目标与成像传感器之间的运动速度较快,再加上各种复杂的背景,无法满足实时性要求。

由于红外图像背景重复元素多,故而具有低秩特性;点目标特征点少,故而呈现稀疏特性^[3,4]。这样对红外点目标的检测就转换为一个分类任务,基于稀疏表示在分类任务中的良好表现,低秩稀疏恢复的方法在红外点目标检测中也越来越受到相关研究人员的关注。

最早在2014年,由美国陆军传感器研究实验室(Nasrabadi)提出的基于稀疏表示的多光谱图像目标检测方法^[5];为了有效地描述噪声数据,He等人在SR理论和低秩矩阵的基础上提出了采用增广拉格朗日乘子法进行优化的LRSR模型^[6]。该方法在强噪声背景下可以很好地检测出点目标,但背景抑制效果不佳。

Gao等人提出了基于滑窗方式分块的IPI模型^[7],该方法根据每个块的稀疏的目标特性实现点目标的检测。针对背景的非局部自相关结构,IPI模型的假设与真实场景吻合较好。利用背景的低秩特性和目标的稀疏性,将常规的小目标检测问题转化为RPCA优化问题。

Dai等人提出了WIPI模型,该模型在抑制强边缘的同时也能更好地保留红外点目标^[8];进一步,针对先验信息不足和强边缘的红外点目标检测,再提出了RIPT模型^[9];为了解决对强边缘信息观测值不足与隐含假设不匹配问题,又提出了NIPPS模型,该方法采用奇异值的部分和来代替低阶背景块图像,能很好地消除目标图像的残差^[10]。

为了适应不同的图像,解决边缘较强的图像的问题,熊斌等人使用自适应的权重,并使用增广拉格朗日乘子法,提出了改进IPI模型中RPCA问题的APG方法,优化了处理时间,并提高了准确率^[11]。Wang等人提出了一种根据IPI模型保持图像的空间相关性,构建为块图像形式,采用ADMM乘子法进行优化求解,以便处理非平滑、非均匀背景的TV-PCP红外点目标检测方法^[12],TV-PCP方法因为背景估计更加准确,进而减少了噪声的干扰,提高了目标检测率,同时也提升了图像的清晰度。但上述

两种改进方法都未针对复杂的背景。

针对上述情形,Wang等人提出了采用稳定的多子空间学习的SMSL模型,提升了异构背景的精准度^[13]。但针对复杂背景特别是含杂波信号的红外图像,由于噪声和目标一样呈现稀疏特性,将导致虚警率增高。针对复杂场景,Zhang等人提出了一种能较好地抑制背景的非凸秩逼近最小化与加权 l_1 范数的红外点目标检测NRAM方法^[14],但在复杂的变化场景下,该方法的虚警率依然较高。

为了解决上述问题,我们提出了一种结合非凸秩逼近最小化(NRAM)和随机漫步者(RW)的红外点目标检测方法,旨在复杂背景下,尤其是变换场景下,具有鲁棒性的红外点目标检测方法。本文中,我们将点目标检测问题归类为局部图像分割问题,并将非凸秩逼近最小化方法识别的目标作为种子,再采用随机漫步者方法实现真实目标与虚假目标的分割,从而提高检测成功率。RW方法最初用于基于小组标记像素的一般图像分割^[23,24]。本文提出的目标检测方法主要组成部分:NRAM方法、局部RW分割和目标检测。首先我们采用NRAM方法生成种子选择图(Seed Select Map, SSM),再提取一组候选目标像素;然后根据候选目标像素周围的局部区域,利用改进的RW方法得到原始图像的置信度映射,根据自适应阈值分割提取出真实目标。在真实的红外图像上进行了综合实验,验证了该方法的有效性。本文提出的方法主要功能如下:

- (1)利用非凸秩逼近最小化方法生成SSM,然后提取出候选目标像素作为MRW方法的种子选择;
- (2)利用MRW方法得到原始图像的置信度映射;
- (3)最后根据自适应阈值分割提取出真实目标。

本文其余部分组织如下:第1节中将对非凸秩逼近最小化方法和RW方法进行回顾,并介绍所提出的将两种方法进行结合的方法(NRAM-MRW);第2节介绍了实验结果,并对结果进行主观评价和客观评价;第3节将对本文进行总结。

1 方法

在本节中,我们首先简要回顾非凸秩逼近最小化方法和随机漫步者方法的理论。然后,根据在非凸秩逼近最小化方法的基础上,采用了一种自适应种子选择方法。在此基础上,给出了随机漫步者方法的实例。最后,给出了一种基于随机漫步者的红

外点目标检测方法的完整框架和详细方法。

1.1 非凸秩逼近最小化方法

在上一节中我们了解由于红外图像背景重复元素多,故而具有低秩特性;点目标特征点少,故而呈现稀疏特性,且红外点目标成正态分布特性。基于这一点,我们采用非凸秩逼近最小化方法来表示目标的稀疏特性,从而构造出随机漫步者方法的种子选择图。

含有红外点目标图像可以看作是^[14]:

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

其中, f_D, f_B, f_N, f_T 分别是原始图像、背景图像、噪声图像和目标图像。上一节中,*Gao*等人基于滑动窗口内矩阵向量化提出了*IPI*模型来描述原始红外图像。由于红外点目标只占用几个像素,所以目标 T 相对于整个图像矩阵是一个稀疏矩阵,而红外点目标图像背景变化缓慢,所以背景 B 是一个低秩矩阵。要想将目标与背景进行分离,就是将目标 T 的稀疏矩阵和背景 B 的低秩矩阵进行求解的过程。非凸秩逼近最小化方法的流程如下:

(1) 首先通过从上到下、从左到右 $k \times k$ 的滑动窗口,将原始红外图像 $I \in R^{m \times n}$ 变换为 $D \in R^{k^2 \times t}$ 的*patch-image*,其中 t 为窗口滑动数,将每个矩阵内部的矩阵向量化为所构造的*patch-image* D 的一列,从而构建出整幅图像的*patch-image* D 。由于结构噪声属于背景,根据式(1),*patch-image* D 又可以描述为:

$$\text{image } D = \text{patch-image } B + \text{patch-image } T, \quad (2)$$

其中,*patch-image* B 为低秩矩阵 B (含结构噪声矩阵 E),*patch-image* T 为稀疏矩阵 T 。

(2) 为了将目标和背景分离,利用 γ 范式来描述背景*patch-image*的秩,用 l_1 范式来描述目标*patch-image*的稀疏性,又由于结构噪声属于背景,从而将输入的*patch-image* D 分解为低秩矩阵 B 和稀疏矩阵 T (含结构噪声矩阵 E)。

*Zhao*等人^[17]提出了一种新的非凸函数来直接近似被称为 γ 范数。矩阵 B 的 γ 范数表示如式(3):

$$\|B\|_\gamma = \sum_i \frac{(1+\gamma)\sigma_i(B)}{\gamma + \sigma_i(B)}, \gamma > 0 \quad (3)$$

从式(3)可以看出 $\lim_{\gamma \rightarrow 0} \|B\|_\gamma = \text{rank}(B)$ 、 $\lim_{\gamma \rightarrow \infty} \|B\|_\gamma = \|B\|_*$ 。文献^[14]中讨论了几种秩的替代,从中可以看出, γ 范数几乎与真秩一致(这里使用 $\gamma=0.002$),加权核范数比核范数和 $\log\text{-det}$ 启发式^[18]更符合实际;然而,每次确定权重时,都会出现额外的奇异值

分解(SVD)^[19],这增加了方法的运行时间。为了同时保持精度和速度, γ 范数是描述背景*patch-image*的秩的最佳候选。

γ 是决定本底回收率的重要因素。在 γ 较小的情况下,秩代 γ 范数与真实秩接近。但是,如果 γ 太小,目标也会被视为低秩分量。显然, γ 不能太大,因为那样会导致与真实秩的偏离,就像核常态那样。因此,重要的是要为 γ 找到一个合适的值,以保持探测概率和虚警比之间的平衡。根据*Zhang*^[14]对 γ 值的讨论, γ 的最佳值是0.002。

(3) 利用 l_1 范数来描述目标*patch-image*的稀疏性即红外点目标特征。

由于处理非凸非光滑的 l_0 范数是NP-hard的,许多方法^[20-22]则利用 l_0 范数来描述目标*patch-image*的稀疏性。与核范数类似, l_1 范数赋予每个单一元素相同的权值;考虑到大多数非目标稀疏点的亮度低于小目标的亮度,可以用加权 l_1 范数^[20]更准确地描述目标*patch-image*:

$$\|T\|_{w,1} = \sum_{ij} w_{ij} |T_{ij}| \quad (4)$$

$$w_{ij} = \frac{C}{|T_{ij}| + \varepsilon_T} \quad (5)$$

式中 w_{ij} 是权值矩阵 W 在 (i,j) 的一个元素; C 是一个折衷常数, ε_T 是一个小正数,以避免被零除。

然后,通过非凸秩近似最小化提出的红外*patch-image*模型表述如下:

$$\min_{s.t. X=B+T+E} \lambda \|B\|_\gamma + \beta \|E\|_{2,1} \quad (6)$$

式中 λ 和 β 为正权衡系数。引入拉格朗日乘子法来求解式(6),可以改写为增广拉格朗日函数:

$$L(D,B,T,E,\gamma,\mu) = \|B\|_\gamma + \lambda \|T\|_{w,1} + \beta \|E\|_{2,1} + \langle \gamma, D - B - T - E \rangle + \frac{\mu}{2} \|D - B - T - E\|_F^2 \quad (7)$$

式中 $\langle \cdot \rangle$ 表示两个矩阵的内积; $\|\cdot\|_F$ 为Frobenius范数。最后引入基于乘子交替方法(ADMM)的优化方法:

$$B^{k+1} = \underset{B}{\operatorname{argmin}} \|B\|_\gamma + \frac{\mu^k}{2} \|D - B - T^k - E^k - \frac{\gamma^k}{\mu^k}\|_F^2 \quad (8)$$

$$T^{k+1} = \underset{T}{\operatorname{argmin}} \lambda \|T\|_{w,1} + \frac{\mu^k}{2} \|D - B^{k+1} - T - E^k - \frac{\gamma^k}{\mu^k}\|_F^2 \quad (9)$$

由于本文仅针对点目标进行检测,故只针对式(9)进行优化,式(8)类同(参考文献^[14])。由于 $\|\cdot\|_{w,1}$ 范数是一个非凸函数,而式(9)是非凸项和凸项的

组合,因此利用凸(DC)规划^[34]的差分来求解式(9)并进行迭代优化^[35-36],式(9)可解为:

$$T^{k+1} = S_{\lambda_0/\mu^k}(D - B^{k+1} - E^k - \frac{\gamma^k}{\mu^k}), \quad (10)$$

式中 γ 和 μ 按标准方式更新:

$$\gamma^{k+1} = \gamma^k + \mu^k(D - B^{k+1} - T^{k+1} - E^{k+1}), \quad (11)$$

$$\mu^{k+1} = \rho\mu^k \quad (12)$$

(4)采用一维中值滤波对几个patch重叠的位置来确定值,以重构目标图像,生成SSM。为了检测红外点目标,采用自适应阈值分割来确定红外点目标的候选种子,自适应阈值分割我们将在1.3节中给出。

图1展示背景单一、平滑的红外图像和复杂背景的红外图像通过非凸秩逼近最小化方法的置信度映射后归一化灰度图像及置信度映射的三维网

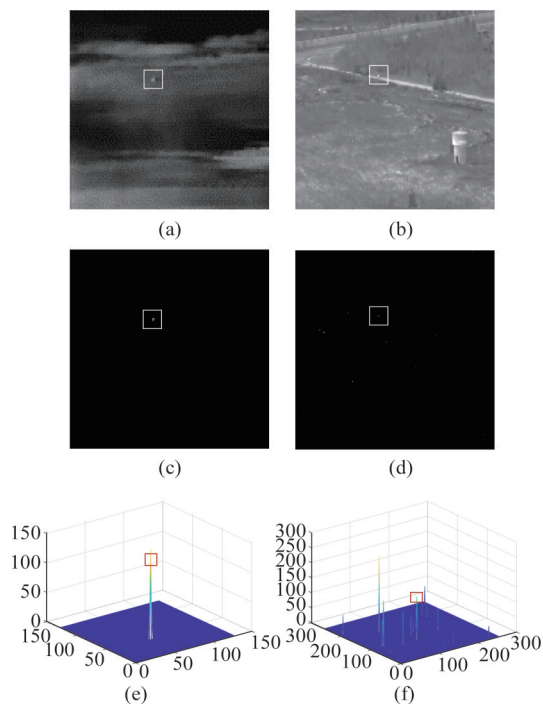


图1 (a)背景单一、平滑的红外图像,(b)复杂背景的红外图像,(c)表示(a)所对应红外图像的置信度映射的归一化灰度图像,(d)表示(b)所对应红外图像的置信度映射的归一化灰度图像,(e)为(c)的三维网格图像,(f)为(d)的三维网格图像

Fig. 1 (a) The infrared image with a single and smooth background, (b) the infrared image with a complex background, (c) the normalized gray level image of the confidence mapping of (a) the corresponding infrared image, (d) the normalized gray level image of the confidence mapping of (b) the corresponding infrared image, (e) the three-dimensional grid image of (c), (f) the three-dimensional grid image of (d)

格图像。从图中我们可以看出,非凸秩逼近最小化方法针对背景单一、平滑的红外图像展示了较强的目标检测能力,但针对复杂背景的红外图像则有较高的虚警率。因此,我们将基于随机漫步者方法对基于非凸秩逼近最小化方法生成的种子图进行再一步的处理,以降低虚警率。

1.2 随机漫步者方法

随机漫步者方法是一种基于图论的分割方法,属于一种交互式的图像分割^[15]。该方法可以通过从少量标记像素开始的随机漫步者为每个未标记像素技术标签,它决定了概率 p_{mc} 表示从无标记像素 m 开始到标记为 c 的有标记像素。它是以图像的像素为图的顶点 $v \in V$,相邻像素之间的四邻域或八邻域关系为图的边 $e \in E$,记为 $G=(V, E)$,表示相邻像素之间的链接。并根据像素属性及相邻像素之间特征的相似性定义图中各边的权值,以此构建网络图,两个像素之间的权值定义为:

$$w_{uv} = \exp(-\frac{\|I_{xu} - I_{xv}\|^2}{\sigma^2}) \quad (13)$$

其中, I_{xu} 表示 σ 和 x_i 强度的一个控制加权程度的常数, x_u 的值:

$$d_u = \sum_v w_{uv} \quad (14)$$

控制参数 σ 控制任意两个节点之间的连接程度,在区间 $[0.2, 0.45]$ 选取 σ ,当 $\sigma = 0.2$ 得到满意的结果。

图像的像素数和图的拉普拉斯矩阵分别定义为 N 和 L ,则 $N \times N$ 矩阵 L 定义为^[24]:

$$L_{mn} = \begin{cases} d_m, & v_m = v_n \\ -w_{mn}, & v_m \text{ 和 } v_n \text{ 是相邻的像素,} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中, d_m 定义为 $\sum_n w_{mn}$, L 是边 E 为无向的对称矩阵。

将图像中已标记像素和未标记像素分别记为 $p_l, p_u, p_l \in C = \{1, 2, 3, \dots, C\}$, C 表示有标记像素 c 的集合。 p_l 以边上的权重为转移概率,未标记像素节点为初始点,计算每个未标记节点首次到达各种种子像素的概率 p_{mc} 。 p_c 的集合可分为 p_l 和 p_u ,也属于集合 c 。则 p_c^l 的固定值记为:

$$p_{mc}^l = \begin{cases} 1, & v_m \in c \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

根据概率大小,划分未标记节点,得到最终分割结果,即最优的 p_c^u :

$$p_c^k = -L_u^{-1} B^T l, L = \begin{pmatrix} L_k & B \\ B^T & L_u \end{pmatrix} \quad (17)$$

其中, L_k 和 L_u 分别是矩阵块 B 上的标记像素和未标记像素。

传统随机游动方法非常适合测量小目标的全局唯一性。假设我们已经找到了一组包括真实目标和虚假目标的候选目标, 我们给它们分配 k 个标签, 将标记好的节点分配到节点集 p_l 中, 则图像中未标记的节点即图像中剩余像素分组到节点集 p_u 中。此外, 像素的局部相似度和全局相似度可以分别用权重矩阵 W 和权重度 d_u 来度量。然后, 将小目标检测转化为根据少数未标记像素所指引的标记像素。找到具有稀疏 p_u 的标记节点。基于这些考虑, 我们将采用随机漫步方法实现并设计了一种小目标检测方法。

在 1.1 节中, 我们采用 $NRAM$ 方法生成的 SSM 极大地增强了潜在的红外点目标, 我们则基于 SSM 选择随机漫步者的种子, 其阈值 t 定义为:

$$t_{seg} = mean(S) + \lambda \times std(S) \quad (18)$$

用于检测重量常数 λ 在较大范围内变化时的小目标^[25, 26], 在这里, 我们取 $\lambda=5$ 。

1.3 基于随机漫步者的红外点目标检测方法

背景杂波和噪声的像素较均匀地分布在整个图像上。而红外点目标的像素在图像中是独立存在的, 并且与它们的邻近像素成正态分布。若第 k 个种子 $p_k \in C$ 是真实的红外点目标, 则 p_u^k 中只存在少数概率较高的非种子像素。否则, 在 p_u^k 中存在大量概率较高的非种子像素, 简单地说, 当 p_k 为真实目标时, p_u 为稀疏目标, 而当 p_k 为虚警时, p_u 为非稀疏目标。因此, 我们采用文献[27]的方式将(2)式改为:

$$p_c^k = \max_{k \in \{1, 2, \dots, k\}} \frac{P_u^k}{\sum_{v=1}^N P_v^k}, \forall p_u \in C \quad (19)$$

也就是最终概率 p_c^k 被认为是 p_u 的最大归一化概率。然后, 我们重塑 p_c^k 与输入图像 I 大小相同的矩阵 C 作为最终的点目标检测置信图。

从图2中可以看出, 在 MRW 得到的置信度图 C 中, 点目标与背景的对比如明显增大, 便于目标检测。我们用定义的自适应阈值分割目标:

$$t_{seg} = mean(C) + \lambda \times std(C) \quad (20)$$

其中, $mean(C)$ 是重构置信图映射的均值, $std(C)$ 是标准差, λ 是一常数, 取值与式(18)相同。

在上述相关方法的基础上, 我们设计了一种小目标检测方法。该方法的流程图如图3所示:

可以总结为五个步骤: (1) 利用 1.2 节的 $NRAM$

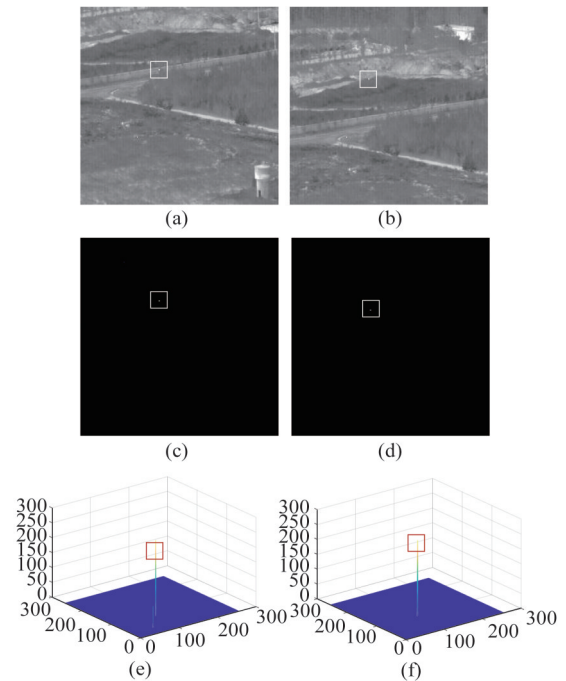


图2 (a)、(b)分别是含有红外点目标的原始图像,(c)、(d)表示(a)、(b)所对应红外图像的置信度映射的归一化灰度图像,(e)、(f)为置信度映射的三维网格图像

Fig. 2 (a) and (b) are the original images containing infrared point targets respectively, (c) and (d) represent the normalized gray level images of the confidence mapping of the infrared images corresponding to (a) and (b), (e) and (f) are the three-dimensional grid images of the confidence mapping

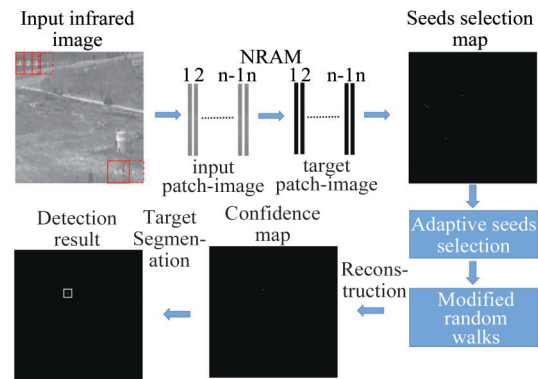


图3 NRAM-MRW的方法流程图

Fig. 3 The flow of the NRAM-MRW algorithm

方法, 用输入的红外图像构建 $patch-image$ 。如图1所示, 将构建的 $patch-image$ 转换为稀疏目标 $target patch-image$ 。(2) 根据式(10)将图像变换为种子选择图。(3) 根据式(18)使用种子选择图选择前景种子。(4) 对选定的种子执行改进的随机漫步方法, 并使用 1.1 节的方法重建置信图。(5) 利用式(20)对置信度图中的小目标进行分割。

2 实验与分析

在本节中,我们首先介绍测试数据集和评估指标,然后基于测试数据集对该方法在主观评价和客观评价上给出实验结果及相关实验数据。

2.1 数据集和评估指标

2.1.1 测试数据集

实验采用回丙伟等采集的“红外序列图像中弱小飞机目标检测跟踪数据集^[28]”。数据采集使用的传感器为制冷型中波红外相机,该相机的分辨率是 256×256 pixels。

该数据集共有22个数据场景, data1–data5数据集只含有较大目标,故本文采用 data6–data22中的场景图片。对该数据集的具体描述请参照文献^[28]。注意,由于我们的是单帧目标检测方法,所以我们将采用序列数据集里某一帧图像作为目标检测的图像。我们选择了 data6、data10、data13和 data14、data17五个数据集代表不同场景。所选的数据帧如表1所示。

表1 5个选用的数据集图像及目标位置描述

Table 1 The detailed descriptions of 5 images for the selected dates

图号	数据段	帧号	目标位置坐标	场景描述
a	data6	235	(102, 94)	地空交界背景
b	data10	215	(111, 88)	地空交界背景
c	data13	452	(101, 102)	含有目标微弱
d	data14	1234	(83, 50)	有地面车辆干扰
e	data17	36	(92, 48)	含有目标微弱

2.1.2 评估指标

点目标检测方法的性能一般由背景抑制、目标增强和检测精度三个标准来评估。

(1) 背景抑制因子(BSF)^[29, 30]

本文采用背景抑制因子评价指标检验方法的性能。BSF定义如下:

$$BSF = \frac{\delta_{out}}{\delta_{in}}, \quad (21)$$

其中, δ_{out} 和 δ_{in} 分别表示输出图像和原始图像的目标周围局部背景标准差。BSF越大,表示背景过滤程度越明显,方法就越有效。

(2) 局部对比度增益(LCG)

SCRG表示处理前后的信杂SCR:

$$SCRG = \frac{SCR_{out}}{SCR_{in}}, \quad (22)$$

其中,SCR使用文献^[31]相同的表达式:

$$SCR = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\delta_b}, \quad (23)$$

其中, μ_t 、 μ_b 和 δ_b 分别表示图像中目标的灰度均值、目标周围背景中的灰度均值、目标周围背景中像素的标准差。

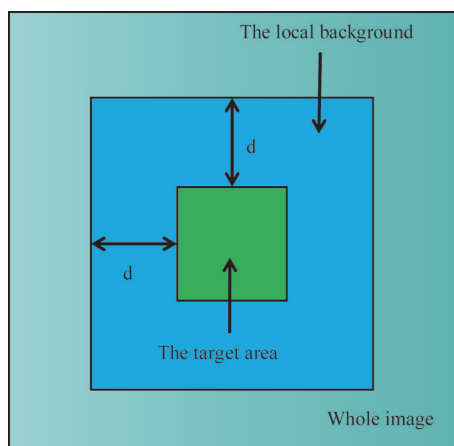


图4 红外图像中小目标周围的局部背景

Fig. 4 The local region of a small target in an infrared image

本文中BSF和LCG都需要确定目标周围背景范围,图5展示了本文中所计算的目标周围背景,其中d取20。

在式(23)中,SCR的计算涉及到目标周围背景像素的标准差,该标准差较大概率接近于零。因此SCR趋近于无穷大,因此难以用于评价性能。因此,我们采用局部对比度增益(LCG)来评估目标增强性能:

$$LCG = \frac{LC_{out}}{LC_{in}}, \quad (24)$$

$$LC = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\mu_t + \mu_b}, \quad (25)$$

其中, LC_{out} 和 LC_{in} 分别表示输出图像和输入图像的局部对比度(LC), μ_t 、 μ_b 和式(9)表示一致。

(3) 接收者操作特征曲线(ROC)

为进一步比较各个方法,采用接收者操作特征曲线对方法进行评价。ROC曲线可作为方法性能的分析工具,用于选择最优的类别判断模型,放弃次优的模型。判断类别的时候,ROC曲线能不被成本或效益限制,给出正确的评价。

本文中ROC曲线横轴上是虚警率 P_f ,纵轴是正确检测率 P_d ,曲线反应了 P_f 和 P_d 的变化关系。其中: P_d 为在所有实际为目标的数据中,被正确地判断的比率。 P_f 为在所有样本中,实际为目标却被错

误地判断的比率,定义如下:

$$P_d = \frac{N_{true}}{N_{act}} \quad , \quad (26)$$

$$P_f = \frac{N_{false}}{N_{img}} \quad , \quad (27)$$

其中, N_{true} 、 N_{act} 、 N_{false} 和 N_{img} 分别表示真实探测目标数、实际目标数、假的探测目标数和帧数。在 ROC 曲线中,离左上角越近的点判断准确率越高,离左上角越远的点判断越不准确。

2.2 不同场景下的主观评价

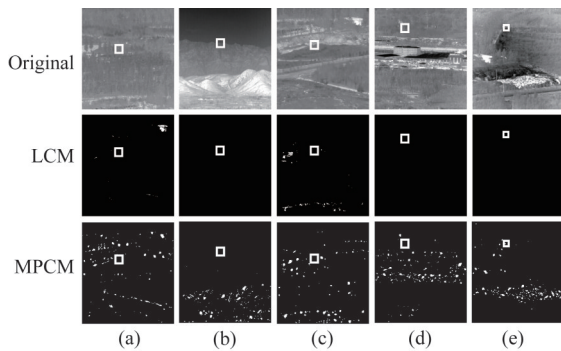


图5 红外图像及LCM和MPCM两种方法的检测结果
Fig. 5 The infrared images and the detection results by the LCM and MPCM algorithms

在本节中,采用表1所选的5幅红外图像进行实验,我们首先对 LCM^[5]和 MPCM^[32]两种方法进行讨论。为了便于观察结果,所有测试方法在不同场景下得到的实验结果由图5直观地给出,图6是给出了图5所对应的三维网格图。

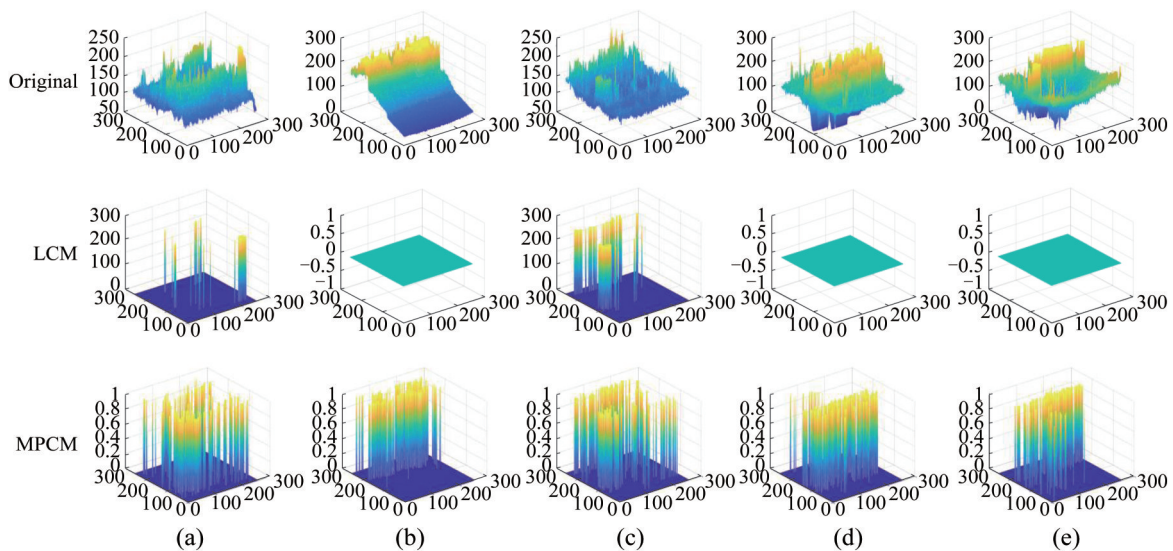


图6 红外图像的LCM和MPCM方法检测结果的三维网格图像对比图
Fig. 6 The infrared images and the 3D grid images of the detection results by LCM and MPCM algorithms

从图5和图6中可以看出 LCM 方法确实增强了目标,然而它对边缘和噪声极其敏感,导致高虚警率,主要原因归结于固定的结构元素和平滑背景假设。除了对(a)有效检测到目标外,对(b)、(d)、(e)三幅图像都是无效检测,且对(c)图则没有检测到目标;与 LCM 相比, MPCM 表现出了稍好的鲁棒性。尽管如此,从图6和图7中,我们可以看到,由于局部差异度的不准确性,它仍然无法处理复杂场景。因而 MPCM 方法除了对(e)有效检测到目标外,对(a)、(b)、(c)、(d)四幅图像都没有检测到目标。因为这两种方法都是对图像做局部对比,如果局部对比度较小,则检测失败。

接下来,将本文提出的方法在背景抑制性能方面与 IPI^[7]、PSTNN^[33]、FKRW^[14]与 NRAM^[14]等4种相关先进方法进行了比较。为了便于观察结果,所有测试方法在不同场景下得到的实验结果由图7直观地给出,图8是给出了图7所对应的三维网格图。

从图7和图8中可以看出 IPI 和 PSTNN 方法确实增强了目标,然而它对边缘和噪声极其敏感,导致高虚警率,主要原因归结于固定的结构元素和平滑背景假设。毫无疑问,在测试方法产生的所有结果中, PSTNN 的性能最差,只在(a)中检测到目标, IPI 较之 PSTNN 较好,检测到(a)、(e)两幅图像的目标。这是因为当目标的局部区域对比度较低时,其他一些强边缘或更亮的非目标成分反而被突出显示。FKRW 方法虽然有效降低了虚警,不但针对数据集13和17所选含有较弱目标图像(图7中对应的(c)、(e)两幅图像)则丢失目标,针对较复杂背

景的数据集所选图像同样丢失目标。这是因为, *FKRW*方法本质上是依据局部对比度方法构建的种子选择图,而根据上述针对 *LCM*和 *MPCM*方法的讨论,我们得知,针对复杂背景的含有点目标的红外图像,在局部对比度不高的情况下很容易丢失点目标。

而 *NRAM-MRW*方法是依据 *NRAM*方法构建的种子选择图,从图7中可以看出,除真实目标外,有很多虚假目标和强噪声。这些虚假目标或强噪声点甚至强于真实目标,尤其是在序列 *e*中;从图7和图8可以看出, *NRAM*方法较之 *IPI*方法等有效降低了虚警率。因此潜在的目标点也同时被增强,再依

据 *MRW*方法进一步降低虚警率,从而提高了目标的检测效率。

2.3 不同场景下的客观评价

除了基于不同场景的定性评价外,为了定量评价背景抑制和目标增强能力,采用了局部对比度增益 (*LCG*)和背景抑制因子 (*BSF*)等评价指标来评估性能。5个实际图像(图7-8)的实验结果如表2所示。

表2显示了不同方法在五幅图像上的平均 *BSF*和 *LCG*。*inf*表示无效检测。其中, *FKRW*的 *BSF*和 *LCG*的值并不能说明 *FKRW*方法较之 *IPI*和 *PSTNN*方法差,只是因为 *FKRW*方法选择的生成种子选择

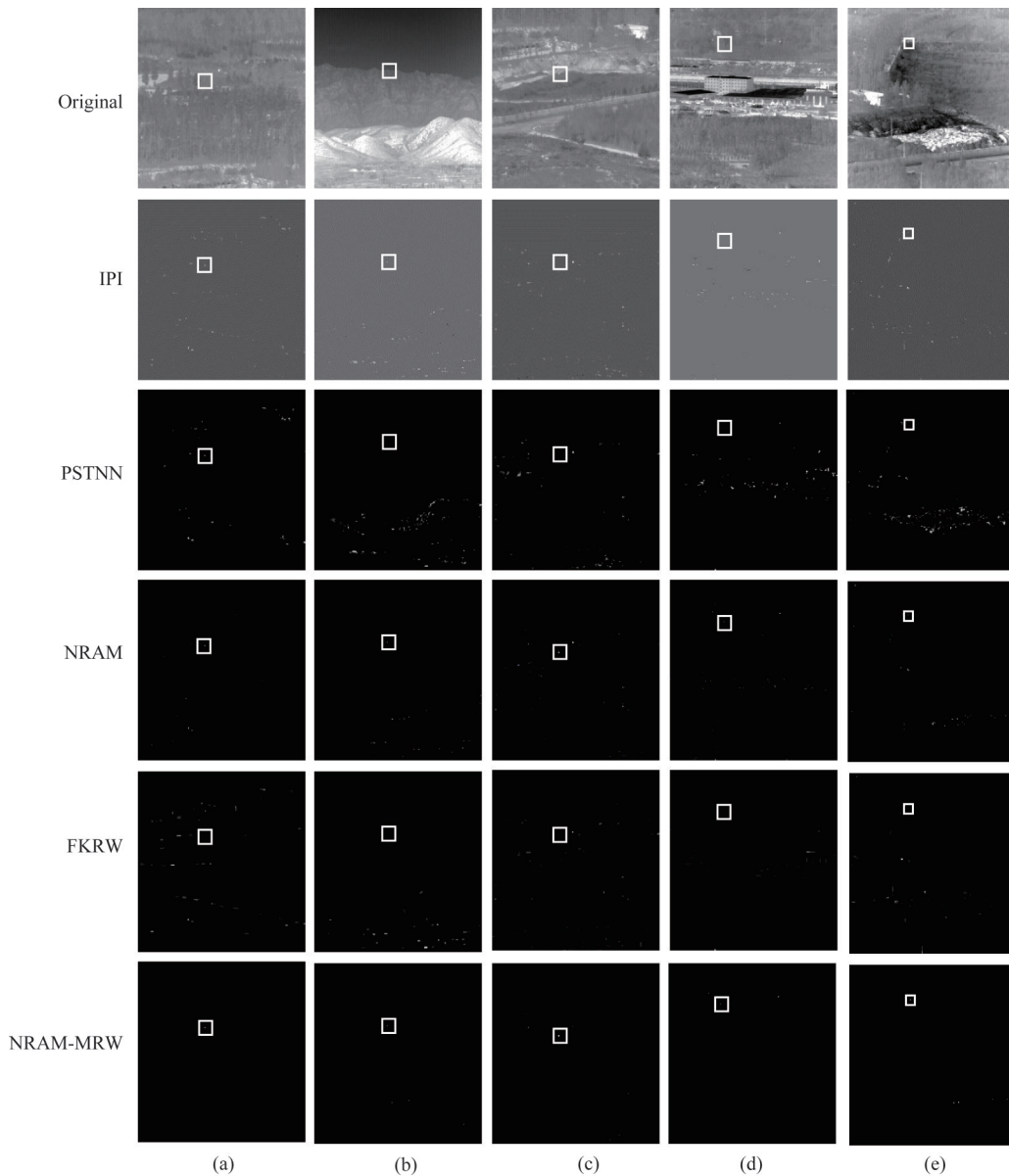


图7 红外图像及5种方法的检测结果

Fig. 7 The infrared images and the detection results of 5 algorithms

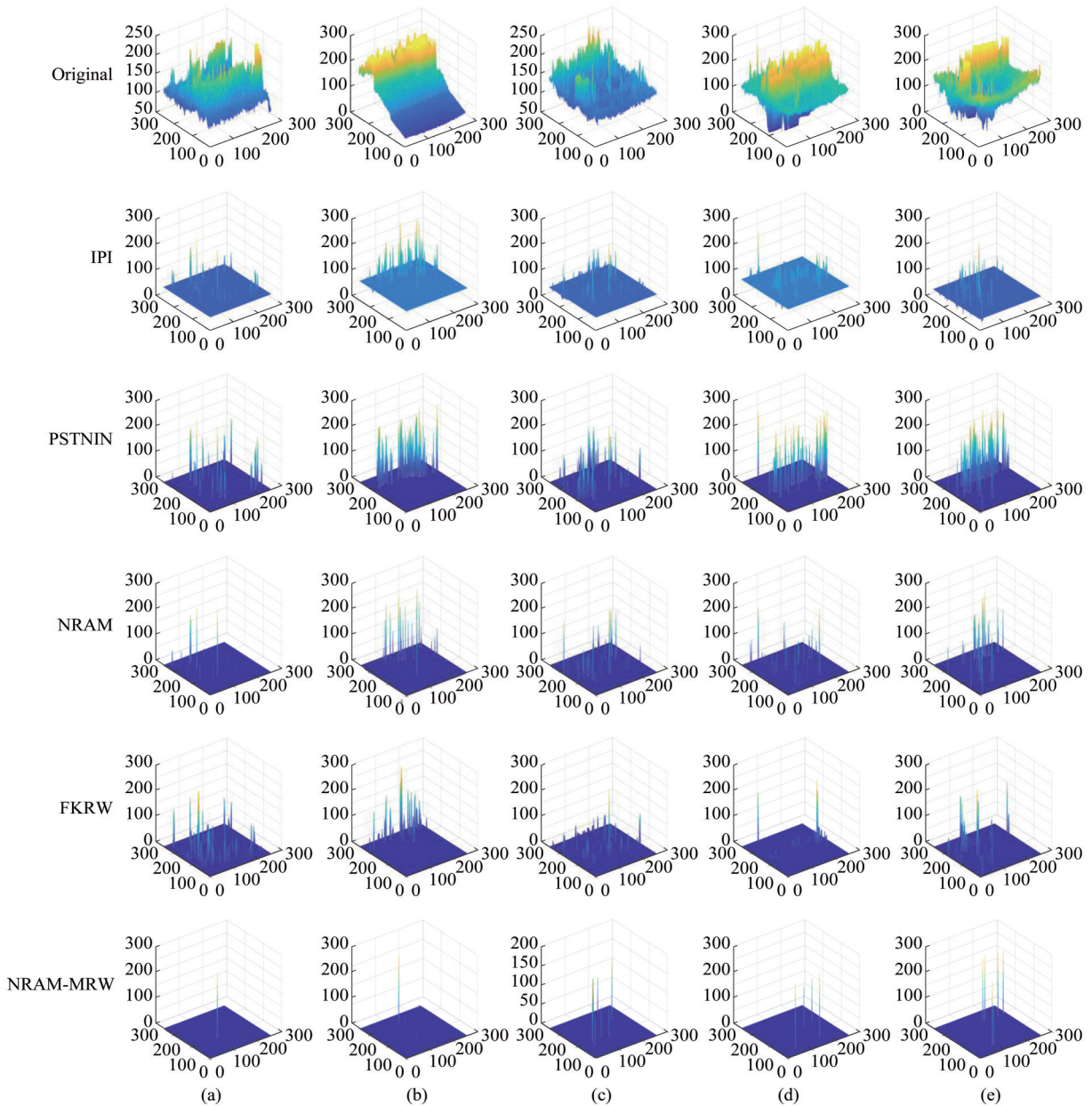


图8 红外图像的5种方法检测结果的三维网格图像对比图

Fig. 8 The infrared images and the 3D grid images of the detection results by the 5 algorithms

图的方法是和 LCM 方法、 $MPCM$ 方法类似的局部对比度方法,就是因为类似 LCM 方法和 $MPCM$ 方法的局部对比度方法在复杂背景下不能很好地检测点目标,从而导致 $FKRW$ 方法的后续方法是从没有目标的种子图中去选择,因此造成了 $FKRW$ 方法没有检测出红外点目标。

从评估结果可以看出, $NRAM-MRW$ 方法的 BSF 值和 LCG 相较于其他方法高出很多,说明在背景抑制和目标增强方面具有很大的优势,有效地提高了图像的信噪比。

为了更客观地比较以上几种优化方法,图9中

展示了 $data6$ 、 $data10$ 、 $data13$ 和 $data14$ 、 $data17$ 五个序列的 ROC 曲线进行对比。研究发现, IPI 方法和 $PSTNN$ 方法并不令人满意,因为两种方法的检测概率很低; $FKRW$ 的 ROC 曲线也验证了采用局部对比度进行种子选择的方法对于点目标检测是不可行的; $NRAM$ 模型在5个红外图像序列中都取得了较好的结果。最后,在相同的虚警比下,提出的 $NRAM-MRW$ 模型实现了最高的检测概率,这意味着提出的 $NRAM-MRW$ 模型比其他模型具有较好的性能。

表2 5幅红外图像的各方法的BSF与LCG指标

Table 2 The BSF and LCG values of each algorithm of 5 infrared images

Methods	a		b		c		d		e	
	BSF	LCG	BSF	LCG	BSF	LCG	BSF	LCG	BSF	LCG
PSTNN	9.662	0.867	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf
IPI	10.053	1.076	8.053	0.916	Inf	Inf	Inf	Inf	5.215	0.326
FKRW	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf
NRAM	16.446	1.635	16.228	1.286	18.643	1.231	18.106	1.264	17.338	1.186
NRAM-MRW	22.862	1.576	20.564	1.513	23.286	1.835	22.469	1.769	21.253	1.634

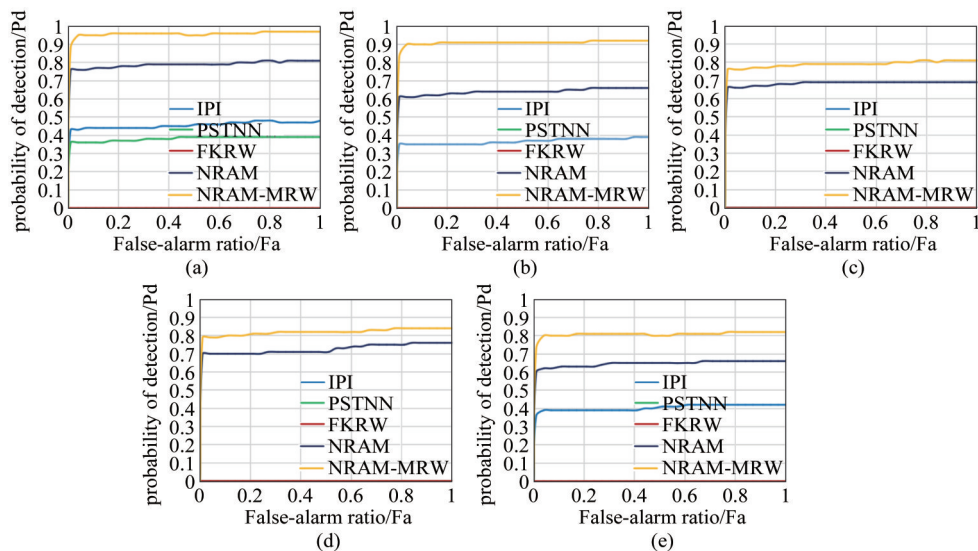


图9 (a) data6序列的ROC曲线图,(b) data10序列的ROC曲线图,(c) data13序列的ROC曲线图,(d) data14序列的ROC曲线图,(e) data17序列的ROC曲线图

Fig. 9 (a) The ROC curve of data6 sequence, (b) the ROC curve of data10 sequence, (c) the ROC curve of data13 sequence, (d) the ROC curve of data14 sequence, (e) the ROC curve of data17 sequence

3 结论与展望

点目标检测方法的鲁棒性和有效性对预警系统的要求至关重要。然而,红外图像中的目标由于成像距离较远,体积小,通常信噪比很低,使得检测任务非常困难。为了提高复杂背景下的背景抑制能力,本文提出了一种基于改进随机游动的点目标检测方法。与目前最先进的点目标检测方法不同的是,我们将点目标作为一种先验知识较少的显著目标。我们的方法大致分为两个阶段:首先,根据使用基于非凸秩近似最小化方法构建的种子选择图(SSM)确定候选目标;其次,基于改进的随机游动和自适应分割验证候选目标的真实性;基于不同场景的数据集中所选的真实图像上的实验结果表明,该方法对点目标检测具有鲁棒性和有效性,且受背景变化和图像质量差的影响较小。

由第2节我们可以看出,虽然我们提出的方法

与NRAM方法相比虚警率有所降低,但仍然有一些虚假目标,上文所提到的方法基本都是基于单帧的检测方法,然而,在IRST系统中,对于红外序列图像或红外视频来说,时空信息对提高点目标检测率和降低虚警率至关重要。因此,构建一个能同时利用红外序列图像的时空信息的模型是我们下一步研究的重点,我们将在后续的研究中,考虑将时空信息与现有方法进行结合,以期能更好地降低虚警率,提高目标检测效率。

References

- [1] Chen Q, Qian W, Zhang W. Infrared Target Detection[M]. PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY, 2016(陈钱,钱惟贤,张闻文.红外目标探测)[M].电子工业出版社,2016.
- [2] Zhang Z, Meng Q, Shen Z. Feature Analysis of Infrared Objects[J]. LASER & INFRARED, 1999, 29(3):4.(张忠诚,孟庆华,沈振康.红外目标特征分析[J].激光与红外), 1999, 29(3):4.

- [3] Zhou X, Yang C, Yu W. Moving Object Detection by Detecting Contiguous Outliers in the Low-Rank Representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2013, **35**(3):597-610.
- [4] Gao Z, Cheong L, Wang Y. Block-Sparse RPCA for Salient Motion Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2014, **36**(10):1975-87.
- [5] Chen C, Li H, Wei Y, et al. A Local Contrast Method for Small Infrared Target Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2013, **52**(1):574-581.
- [6] He Y J, Li M, Zhang J L, et al. Small infrared target detection based on low-rank and sparse representation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, **68**:98-109.
- [7] Gao C, Meng D, Yang Y, 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.
- [8] Yimian Dai Y. W. A. B. C.D, Y. S. A. Infrared small target and background separation via column-wise weighted robust principal component analysis[J]. *Infrared Physics & Technology* **77**(2016):421-430.
- [9] Dai Y, Wu Y, Song Y, et al. Infrared small target and background separation via column-wise weighted robust principal component analysis[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **77**:421-430.
- [10] Dai Y, Wu Y, Song Y, et al. Non-negative infrared patch-image model: Robust target-background separation via partial sum minimization of singular values[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **81**:182-194.
- [11] Xiong Bin, Huang Xinhan, Wang Min. Infrared dim small target detection based on adaptive target image recovery[J]. *J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech. (Natural Science Edition)*, 2017, **45**(10):6.(熊斌,黄心汉,王敏.基于自适应目标图像恢复的红外弱小目标检测[J]. *华中科技大学学报.自然科学版*), 2017, **45**(10):6.
- [12] Wang X, Peng Z, Kong D, et al. Infrared dim target detection based on total variation regularization and principal component pursuit[J]. *Image and Vision Computing*, 2017, **63**(jul.):1-9.
- [13] Wang X, Peng Z, Kong D, et al. Infrared Dim and Small Target Detection Based on Stable Multisubspace Learning in Heterogeneous Scene[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017.
- [14] Zhang L, Peng L, Zhang T, et al. Infrared Small Target Detection via Non-Convex Rank Approximation Minimization Joint l_2, l_1 Norm[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(11).
- [15] Grady L. Random Walks for Image Segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2006, **28**:1768-1783.
- [16] Li B, Bruzzone L, Qin Y, et al. Cross-Domain Collaborative Learning via Cluster Canonical Correlation Analysis and Random Walker for Hyperspectral Image Classification; , 10.1109/TGRS.2018.2889195[P]. 2018.
- [17] Zhao K, Peng C, Cheng Q. Robust PCA via Nonconvex Rank Approximation; IEEE, 10.1109/ICDM.2015.15[P]. 2015.
- [18] Fazel M, Hindi H, Boyd S P. Log-det heuristic for matrix rank minimization with applications to Hankel and Euclidean distance matrices[C]// Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003. IEEE, 2003.
- [19] Gu S, Lei Z, Zuo W, et al. Weighted Nuclear Norm Minimization with Application to Image Denoising[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2014.
- [20] Wright J, Ganesh A, Rao S, et al. Robust Principal Component Analysis: Exact Recovery of Corrupted Low-Rank Matrices via Convex Optimization[J]. *Curran Associates Inc.* 2009.
- [21] Peng Yigang, Suo Jinli, Dai Q, et al. Reweighted low-rank matrix recovery and its application in image restoration[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2014.
- [22] Li J, Liu X, Gu L, et al. A new model for sparse and low-rank matrix decomposition[J]. *Journal of Applied Analysis & Computation*, 2017, **7**(2):600-616.
- [23] He Y J, Li M, Zhang J L, et al. Small infrared target detection based on low-rank and sparse representation[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, **68**:98-109.
- [24] Qin Y, Bruzzone L, Gao C, et al. Infrared Small Target Detection Based on Facet Kernel and Random Walker[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing : a publication of the IEEE Geoscience and Remote Sensing Society*, 2019, **57**(9):7104-7118.
- [25] Hong Z, Lei Z, Ding Y, et al. Infrared small target detection based on local intensity and gradient properties[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **89**:88-96.
- [26] Grossi E, Lops M, Venturino L, et al. A Novel Dynamic Programming Algorithm for Track-Before-Detect in Radar Systems[J]. *Signal Processing*, IEEE Transactions on, 2013, **61**(10):2608-2619.
- [27] Xia C, Li X, Zhao L. Infrared Small Target Detection via Modified Random Walks[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(12).
- [28] Hui Bingwei, Song Zhiyong, Fan Hongqi, et al. A dataset for infrared image dim-small aircraft target detection and tracking under ground / air background[DS/OL]. V1. Science Data Bank, 2019 [2023-04-24]. <https://cstr.cn/31253.11.sciencedb.902>. CSTR: 31253.11.sciencedb.902. (回丙伟,宋志勇,范红旗,等.红外序列图像中弱小飞机目标检测跟踪数据集[J/OL]. *中国科学数据*), 2019. (2019-11-22). DOI: 10.11922/csdata.2019.0074.zh.
- [29] Chen Bingwen, Wang Wenwei, Qin Qianqing. Infrared dim target detection in single image based on background suppression by aiNet[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, **17**(006):775-779.(陈炳文,王文伟,秦前清.aiNet背景抑制的单帧红外弱小目标检测[J]. *中国图象图形学报*), 2012, **17**(006):775-779.
- [30] Kim Sungho. Double Layered-Background Removal Filter for Detecting Small Infrared Targets in Heterogenous Backgrounds[J]. *Journal of Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves*, 2010, **32**(1):79-101.
- [31] Gao C. Small infrared target detection using sparse ring representation[J]. *Aerospace & Electronic Systems Magazine IEEE*, 2012, **27**(3):21-30.
- [32] Wei Y, You X, Li H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection[J]. *Pattern Recognition*, 2016, **58**:216-226.
- [33] Zhang L, Peng Z. Infrared Small Target Detection Based on Partial Sum of the Tensor Nuclear Norm[J]. *Remote*

- Sensing*, 2019, **11**(4):382.
- [34] Zhao K, Peng C, Cheng Q. Robust PCA via Nonconvex Rank Approximation: IEEE, 10.1109/ICDM.2015.15[P]. 2015.
- [35] Ming Yuan, Yi Lin. Model Selection and Estimation in Regression with Grouped Variables[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 2006, **1**(68):49 - 67.
- [36] Guo J, Wu Y, Dai Y. Small target detection based on re-weighted infrared patch-image model[J]. *Iet Image Processing*, 2018, **12**(1):70-79.