文章编号:1001-9014(2025)02-0311-15

DOI:10.11972/j.issn.1001-9014.2025.02.018

基于非凸低秩塔克分解的红外小目标检测方法

杨俊刚¹, 刘 婷^{1,2*}, 刘永贤^{1*}, 李博扬¹, 王应谦¹, 盛卫东¹, 安 玮¹ (1. 国防科技大学电子科学学院,湖南长沙,410073;

2. 湘潭大学 自动化与电子信息学院,湖南 湘潭,411100)

摘要:低秩稀疏分解方法因其好的检测性能在红外小目标检测领域受到广泛关注。然而,现有低秩稀疏分解方法 在复杂场景中仍然面临检测性能不高、检测速度较慢等问题。虽然现有的低秩塔克分解方法在复杂场景下取得了 令人满意的检测性能,但其需依赖经验预先定义秩:若秩估计过大或过小,会导致漏检或虚警。而且,不同场景中 秩的大小不一样,限制了实际应用。为了解决这一问题,本文采用非凸秩接近范数约束低秩塔克分解的潜在因子, 无需手动设置秩,从而显著提升了算法在不同场景中的鲁棒性。进一步地,设计了基于对称高斯-赛德尔的交替方 向乘子法(symmetric GaussSeidel based alternating direction method of multipliers algorithm,sGSADMM)来求解所提模 型。与现有基于交替方向乘子法相比,sGSADMM算法通过利用更多结构信息,实现了更高的求解精度。大量实验 表明,所提方法在检测性能和背景抑制等方面均优于现有的先进算法。

关键 词:红外小目标检测;非凸低秩塔克分解;非凸秩接近范数;对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法
 中图分类号:TP753
 文献标识码: A

Infrared small target detection method based on nonconvex lowrank Tuck decomposition

YANG Jun-Gang¹, LIU Ting^{1,2*}, LIU Yong-Xian^{1*}, LI Bo-Yang¹, WANG Ying-Qian¹, SHENG Wei-Dong¹, AN Wei¹

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology,

Changsha 410073, China;

2. College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University, Xiangtan 411100, China)

Abstract: Low-rank and sparse decomposition method (LRSD) has been widely concerned in the field of infrared small target detection because of its good detection performance. However, existing LRSD-based methods still face the problems of low detection performance and slow detection speed in complex scenes. Although existing low-rank Tuck decomposition methods have achieved satisfactory detection performance in complex scenes, they need to define ranks in advance according to experience, and estimating the ranks too large or too small will lead to missed detection or false alarms. Meanwhile, the size of rank is different in different scenes. This means that they are not suitable for real-world scenes. To solve this problem, this paper uses non-convex rank approach norm to constrain latent factors of low-rank Tucker decomposition, which avoids setting ranks in advance according to experience and improves the robustness of the algorithm in different scenes. Meanwhile, a symmetric GaussSeidel (sGS) based alternating direction method of multipliers algorithm (sGSADMM) is designed to solve the proposed method. Different from ADMM, the sGSADMM algorithm can use more structural information to obtain higher accuracy. Extensive experiment results show that the proposed method is superior to the other advanced algorithms in detection performance and background suppression.

Key words: infrared small target detection, nonconvex low-rank Tuck decomposition, nonconvex rank approximation

收稿日期:2024-06-12,修回日期:2024-07-31

Received date: 2024-06-12, revised date: 2024-07-31

基金项目:国家自然科学基金(61921001);湖南省杰出青年基金(2024JJ2063);博士后面上基金(GZB20230982);博士后资助计划 (2023M744321);国家自然科学基金青年科学基金(62101567)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (61921001), the Outstanding Youth Foundation in Hunan Province (2024JJ2063), the Postdoctoral Fellowship Program of CPSF under Grant Number (GZB20230982), the China Postdoctoral Science Foundation (2023M744321), the Youth Fund of the National Natural Science Foundation of China (62101567)

作者简介(Biography):杨俊刚(1984-),男,江西人,副教授,主要研究领域为新型成像技术与图像处理技术. E-mail: yangjungang@nudt. edu. cn *通讯作者(Corresponding authors): E-mail: liuting@nudt. edu. cn, yongxian23@nudt. edu. cn

norm, symmetric GaussSeidel based alternating direction method of multipliers algorithm

引言

红外小目标探测在国防预警^[1]、航空航天技 术^[2,3]和海事领域^[4,5]等多种实际应用中发挥着至关 重要的作用。近年来,低秩稀疏分解方法在红外小 目标检测领域得到了迅速发展。然而,由于红外目 标成像距离较远,往往缺乏有效的形状和纹理信 息。因此,研究复杂场景下的红外小目标检测是一 项具有挑战性的任务。

现有的红外小目标检测方法可以分为基于滤 波的方法、基于人类视觉对比机制的方法、基于低 秩稀疏分解的方法和深度学习的方法这四大类。 第一类是基于滤波的方法,基于滤波的方法主要通 过不同的滤波器来评估背景,如顶帽变换(top-hat transformation, Top-hat)算法^[6]、最大中值滤波器 (max-mean filter, Max-mean)算法^[7]。基于滤波的 方法检测效率很高,但是检测结果中背景杂波残留 较多。

第二类是基于人类视觉对比机制的方法,受人 类视觉系统对比机制的启发,Chen等^[8]开创性地设 计了一种局部对比度测量(local contrast measure, LCM)算法。该算法通过提高目标和背景之间的对 比度来增强目标的显著度,通常适用于目标和背景 对比度差异较大的场景,而且在增强目标的同时还 会增强背景,检测效率不高。

第三类是基于低秩稀疏分解的方法。近年来, 低秩稀疏分解方法引入到红外小目标检测领域, Gao等^[9]首先设计了红外块图像模型。为了提高复 杂场景下的检测性能, Wang等^[10]提出了一种新的稳 定多子空间学习方法;Zhang等^[11]提出了一种非凸 秩近似模型(non-convex rank approximation model NRAM),该模型使用L_1范数约束背景杂波。为了 充分利用图像的信息,Dai等[12]进一步将局部图像 块堆叠成三维张量,提出了重加权红外块张量(reweighted infrared patch-tensor, RIPT)模型。考虑到 RIPT方法的有效性,提出了许多改进的张量范数来 更准确地评估背景^[13,14]。此外,Liu等^[15]结合深度去 噪器先验和低秩先验来更好地检测复杂噪声场景 中的红外小目标。在文献[16]中,结合低秩塔克分 解和多形态轮廓方法,在复杂场景中更准确地检测 目标。然而,上述方法忽略了时域信息,在红外序

列小目标检测中性能不佳。

为了充分地利用时域信息,Sun等177设计了一 种新的时空块张量模型,该模型通过最小化加权 Schatten p范数(WSNMSTIPT)来更准确地评估背 景。随后,Sun等^[18]将二维总变分正则项扩展到三 维时空总变分正则项,以更好地去除噪声和利用时 域信息(STTV-WNIPT)。受STTV-WNIPT方法的启 发,Liu等^[19]将非凸张量低秩近似与非对称时空总 变分正则项相结合用于红外小目标检测。为了准 确地区分稀疏背景和目标成分,Zhang等^[20]设计了 一种基于边角感知的时空张量(edge and corner awareness-based spatial-temporal tensor, ECASTT)模 型。为了进一步提高现有方法在复杂场景中的检 测能力,Sun等^[21]在现有的时空域张量模型中引入 了多子空间学习策略。但上述方法忽略了局部信 息的有效性,影响了检测性能。因此,Liu等^[22]将局 部信息与通过采集时空块立方体,建立了一种新的 时空张量模型。Wang等^[23]进一步建立了非重叠块 时空张量(NPSTT)模型。Luo等^[24]将改进的多模核 范数(improved multi-mode nuclear norm, IMNN)和 局部加权熵对比(local weighted entropy contrast, LWEC)整合为一个统一的框架,提出了一种 IMNN-LWEC模型,提高了目标检测能力。Liu 等^[25]提出了 基于描述系数总变分正则项的快速的红外小目标 检测,该方法可以在复杂场景中快速准确地检测红 外小目标,但是需要预先根据经验提前设置秩,不 满足实际工程的应用。Liu 等^[26]进一步提出了一种 新的图构造方式来描述背景的低秩性,并且提出了 新的基于图拉普拉斯正则项的红外小目标检测方 法。受文献[16]的启发, Pang等[27]将分面模型与低 秩塔克张量分解方法相结合用于小目标检测。Li 等[28]基于目标在时空域中的局部连续性,通过透视 转换建立扭转张量模型,使复杂的背景成分更加结 构化,增加了背景与目标之间的差异,提出了一种 用于红外小目标检测的稀疏正则化扭曲张量模型 (SRSTT)。为了在复杂的场景中取得好的检测性 能,Luo等^[29]提出了基于聚类和跟踪引导的红外小 目标时空预测补全模型来检测红外小目标。为了 更充分地利用时空域信息,Wu等^[30]设计了一种时 空四维张量环(4D tensor ring, 4D-TR)和四维张量 列(4D tensor train, 4D-TT)方法来检测红外小目

标。进一步地,Luo等^[31]提出了一种基于块项分解 范数和多方向导数先验的4D时空张量分解的红外 小目标检测方法。尽管上述方法在复杂场景中取 得了好的检测性能,但是上述方法计算复杂度高, 检测速度慢,不满足实时检测。

第四类方法是基于深度学习的方法,近年来, 基于数据驱动的深度学习方法逐渐成为红外小目 标检测领域新的研究热点。Li等^[32]提出了一种基 于密集嵌套并融合注意力模块的红外小目标 检测 网络(dense nested attention network, DNANet)。进 一步地,Ying等提出了采用单点监督的方式训练红 外小目标检测网络的策略^[33]。为了提高检测网络 的检测速度,一些轻量化的红外小目标检测网络被 提了出来^[34]。尽管基于深度学习的方法获得了较 好的检测性能,但是深度学习方法非常依赖数据和 标签的数量和质量,当训练数据不够或者标签不准 确时,检测性能会下降。

考虑到现有的低秩稀疏分解方法在复杂场景 中计算复杂度高、检测速度慢的问题,虽然现有的 基于低秩塔克分解的方法在复杂场景下已经取得 了令人满意的检测性能,但现有的基于塔克分解的 方法需要提前选择塔克秩,不同场景中秩的大小是 不一样的,这不适用于实际场景和实际工程中的应 用。针对秩选择问题,提出了基于非凸张量塔克分 解的红外小目标检测方法。图1展示了本文所提方 法的流程图。在本文所提方法中,采用非凸秩接近 范数约束低秩塔克分解的潜在因子,这避免了根据 经验提前设置秩,提高了算法在不同场景中的鲁棒 性。同时,为了使用更多的结构信息,设计了基于 对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法(sGSADMM) 来求解所提模型。综上,所提NFTD-sGSADMM算 法有以下三个创新点:

(1)本文采用非凸秩接近范数约束低秩塔克分 解方法的潜在因子,避免了根据经验提前设置秩, 有效提高算法的鲁棒性。同时,对因子矩阵施加低 秩约束可以降低计算复杂度,提高计算效率。

(2)设计基于对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法来求解提出的模型。与直接使用交替方向乘子法相比,基于对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法可以利用更多的结构信息,从而获得更高的检测精度。

(3)为了证明NFTD-sGSADMM模型的有效性, 在六种不同的红外场景下进行了实验。大量的实 验结果表明,所提方法在检测精度和背景抑制这两 个方面都具有优越的性能。

1 相关知识介绍

1.1 低秩塔克分解

塔克分解的数学定义式表示如下:

 $\mathcal{X} = \mathcal{G} \times {}_{1}U_{1} \times {}_{2}U_{2} \cdots \times {}_{N}U_{N}$, (1) 式(1)中, U_{i} 和 \mathcal{G} 分别表示因子矩阵和核张量。假设 三维张量的维度为 $m \times n \times b$,并且假定塔克分解的 秩为 $r = (r_{1}, r_{2}, r_{3})$,其中 r_{1}, r_{2}, r_{3} 分别是对应于三个 维度的秩,那么,分解后得到的三个因子矩阵的大 小表示如下:因子矩阵 U_{1} 的大小为 $m \times r_{1}$,因子矩阵 U_{2} 的大小为 $n \times r_{2}$,因子矩阵 U_{3} 的大小为 $b \times r_{3}$ 。近 年来,低秩塔克分解方法在红外小目标检测中取得 了较好的检测性能^[16,27]。然而,现有的低秩塔克分



图1 所提方法的整体流程图

Fig. 1 The overall flow chart of the proposed method

解方法需要根据经验预先定义秩,而不准确的预定 义秩可能导致漏检或虚警等问题。对于秩选择问 题,Tian等^[30]首先证明了模n展开的秩上界为相应 因子矩阵的秩。因此,可以利用核范数来约束低秩 塔克分解的因子矩阵(factor matrices of Tucker decomposition, FTD)来检测红外小目标。FTD的定义 式表示如下:

$$K(\mathcal{X}) = \beta_n \sum_{n=1}^{N} \left\| U_n \right\|_* + \lambda \left\| \mathcal{G} \right\|_F^2 \qquad , \quad (2)$$

其中, \mathcal{X} 表示输入的张量, $\|\cdot\|_{*}$ 表示核范数, $\|\cdot\|_{F}^{2}$ 表示 Frobenius范数, β_{n} 和 λ 是常数。

2 本文方法

对于一个给定的红外图像,其数学模型表示 如下:

$$f_0 = f_{\rm B} + f_{\rm S} \qquad , \quad (3)$$

其中,*f*_o,*f*_B和*f*_s分别表示输入红外图像、背景图像和 目标图像。根据文献[13],式(3)的时空张量模型 表示如下:

$$\mathcal{O} = \mathcal{B} + \mathcal{S} \qquad , \quad (4)$$

其中, *O*、*B*、*S*分别表示输入红外图像张量、背景张 量和目标张量。

2.1 基于因子先验的非凸张量塔克分解方法

受到文献[35]中FTD的启发,考虑到核范数同 等的对待每一个奇异值,在一些场景中检测性能受 限,这主要是因为核范数忽略了不同的奇异值有不 同的重要性,应该区别对待。针对这一问题,采用 文献[36]中提出的非凸秩接近范数,称之为γ范 数,其定义式如下:

$$\left\|B\right\|_{\gamma} = \sum_{i} \frac{(1+\gamma)\sigma_{i}(B)}{\gamma + \sigma_{i}(B)}, \gamma > 0 \qquad . \tag{5}$$

基于此,新的基于因子先验的非凸张量塔克分解NFTD的定义式如下所示:

$$K_{1}(\mathcal{X}) = \beta_{n} \sum_{n=1}^{N} \left\| U_{n} \right\|_{\gamma} + \lambda \left\| \mathcal{G} \right\|_{F}^{2} \qquad . \tag{6}$$

综上所述,为了解决现有低秩塔克分解方法的 秩选择问题,本文提出了基于因子先验的非凸张量 塔克分解的红外小目标检测方法,模型表示如下:

$$\min_{\mathcal{B},\mathcal{S}} \beta_n \sum_{n=1}^{N} \left\| U_n \right\|_{\gamma} + \lambda_1 \left\| \mathcal{G} \right\|_F^2 + \lambda_2 \left\| \mathcal{S} \right\|_1$$

 $s.t.\mathcal{B} = \mathcal{G} \times {}_{1}U_{1} \times {}_{2}U_{2} \cdots \times {}_{N}U_{N}, = \mathcal{B} + \mathcal{S}, \quad (7)$ 其中, λ_{1} 和 λ_{2} 表示正的正则化参数。

2.2 本文模型的优化求解

通过引入辅助变量 $\{W_n\}_{n=1}^N$,式(7)构建成如下形式:

$$\min_{\mathcal{B},\mathcal{S}} \beta_n \sum_{n=1}^{N} \| U_n \|_{\gamma} + \lambda_1 \| \mathcal{G} \|_F^2 + \lambda_2 \| \mathcal{S} \|_1$$
s.t. $\{ W_n = U_n \}_{n=1}^{N}, \mathcal{O} = \mathcal{B} + \mathcal{S},$
 $\mathcal{B} = \mathcal{G} \times {}_1 W_1 \times {}_2 W_2 \cdots \times {}_N W_N$. (8)
然后, 增广拉格朗日函数表示如下:

$$L(U_{n}, W_{n}, \mathcal{B}, \mathcal{S}, \mathcal{G}, \delta_{n}, \Lambda, \Gamma) = \beta_{n} \sum_{n=1}^{N} \|U_{n}\|_{\gamma} + \lambda_{1} \|\mathcal{G}\|_{F}^{2} + \lambda_{2} \|\mathcal{S}\|_{1} + \sum_{n=1}^{N} \frac{\rho}{2} \|W_{n} - U_{n}\|_{F}^{2} + \sum_{n=1}^{N} \langle \delta_{n}, W_{n} - U_{n} \rangle + \frac{\rho}{2} \|\mathcal{B} - \mathcal{G} \times_{1} W_{1} \times_{2} W_{2} \cdots \times_{N} W_{N} \|_{F}^{2} + \frac{\rho}{2} \|\mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S}\|_{F}^{2} + \langle \Gamma, \mathcal{B} - \mathcal{G} \times_{1} W_{1} \times_{2} W_{2} \cdots \times_{N} W_{N} \rangle,$$

$$(9)$$

其中,δ_n、Γ、Λ表示拉格朗日乘子,ρ表示惩罚参数。 图2展示了ADMM算法和sGSADMM算法的比较。 从图2(a)中可以看出,ADMM在一个周期内按顺序 更新所有变量,并平等对待每个变量。如图2(b)所示,可以看到sGSADMM在每次迭代中更新所有变 量,然后重复更新一些变量,形成对称迭代结构。 与ADMM相比,sGSADMM可以充分利用式(8)中的 非光滑结构信息,因此可以获得更高的检测精度。 接下来,我们使用sGSADMM将式(9)分解为几个子 问题,然后交替迭代更新每个变量。

1)固定其他变量,更新U_n:



图 2 ADMM 算法和 sGSADMM 算法的比较:(a) ADMM 算法;(b) sGSADMM 算法

Fig. 2 Comparison of ADMM algorithm and sGSADMM algorithm: (a) ADMM algorithm; (b) sGSADMM algorithm

$$U_{n} = \underset{U_{n}}{\operatorname{argmin}} \beta_{n} \sum_{n=1}^{N} \left\| U_{n} \right\|_{\gamma} + \sum_{n=1}^{N} \frac{\rho}{2} \left\| W_{n} - U_{n} + \frac{\delta_{n}}{\rho} \right\|_{F}^{2} .(10)$$

式(10)的闭式解表示如下:

$$U_{n} = D_{\frac{\beta_{n}}{\rho}} \left(W_{n} + \frac{\delta_{n}}{\rho} \right) \qquad (11).$$

2) 固定其他变量,更新 W_n:

3)
$$W_n = \operatorname{argmin}_{W_n} \sum_{n=1}^{N} \frac{\rho}{2} \left\| W_n - U_n + \frac{\delta_n}{\rho} \right\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \left\| \mathcal{B} - \mathcal{G} \times {}_1 W_1 \times {}_2 W_2 \cdots \times {}_N W_N + \frac{\Gamma}{\rho} \right\|_F^2$$
. (12)

根据文献[30]中的Lemma 1,式(12)改写成如 下形式:

$$W_{n} = \operatorname{argmin}_{W_{n}} \sum_{n=1}^{N} \frac{\rho}{2} \left\| W_{n} - U_{n} + \frac{\delta_{n}}{\rho} \right\|_{F}^{2} + \frac{\rho}{2} \left\| B_{(n)} - W_{n} G_{(n)} (W^{(\nu_{n})})^{\mathrm{T}} + \frac{\Gamma_{(n)}}{\rho} \right\|_{F}^{2} \quad . \quad (13)$$

然后,W_n的解的形式如下所示:

$$W_{n} = \frac{-\delta_{n} + \rho U_{n} + (\Gamma_{(n)} + \rho B_{(n)}) W^{(\nu_{n})} G_{(n)}^{\mathrm{T}}}{\rho I + \rho G_{(n)} (W^{(\nu_{n})})^{\mathrm{T}} (W^{(\nu_{n})}) G_{(n)}^{\mathrm{T}}}.$$
 (14)

其中, $W^{(n)} = W_N \otimes \cdots \otimes W_{n+1} \otimes W_{n-1} \cdots \otimes W_o$ 4)固定其他变量, 更新 \mathcal{B}

$$\begin{split} \mathcal{B} &= \underset{\mathcal{B}}{\operatorname{argmin}} \frac{\rho}{2} \left\| \mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S} + \frac{\Lambda}{\rho} \right\|_{F}^{2} + \\ & \frac{\rho}{2} \left\| \mathcal{B} - \mathcal{G} \times_{1} W_{1} \times_{2} W_{2} \cdots \times_{N} W_{N} + \frac{\Gamma}{\rho} \right\|_{F}^{2} \quad . \quad (15) \\ & \rightrightarrows(15) \text{ by } \mathbb{R} \text{ by } \mathbb{R} \texttt{J} \texttt{K} \texttt{T} \text{ dy } \mathbb{R} : \end{split}$$

$$\mathcal{B} = \frac{-\Gamma + \rho H + \rho (\mathcal{O} - \mathcal{S}) + \Lambda}{2\rho} \quad , \quad (16)$$

其中, $H = \mathcal{G} \times {}_{1}W_{1} \times {}_{2}W_{2} \cdots \times {}_{N}W_{N^{\circ}}$

5)固定其它变量,更新G

$$\mathcal{G} = \operatorname*{argmin}_{q} \lambda_{1} \| \mathcal{G} \|_{F} +$$

$$\frac{\rho}{2} \left\| \mathcal{B} - \mathcal{G} \times {}_{1}W_{1} \times {}_{2}W_{2} \cdots \times {}_{N}W_{N} + \frac{\Gamma}{\rho} \right\|_{F}^{2} \quad . \tag{17}$$

为了求解式(17),采用Lemma 1中的方法将核 张量展开为*n*-th的模*G*_(n),式(17)改写成如下形式:

$$G_{(n)} = \operatorname{argmin}_{G_{(n)}} \lambda_1 \left\| G_{(n)} \right\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \left\| \mathcal{B}_{(n)} - W_n G_{(n)} (W^{(\nu_n)})^{\mathrm{T}} + \frac{\Gamma}{\rho} \right\|_F^2 \qquad . (18)$$

利 用 Kronecker 积 与 $vec(AMC) = (C^{T} \otimes A)vec(M)$ 的性质,结合最优性条件,更新 \mathcal{G}

的表示形式如下:

$$\operatorname{vec}(G) = \frac{\operatorname{vec}\left(W_{n}^{\mathrm{T}}\left(\Gamma_{(n)} + \rho B_{(n)}\right)\left(W^{(\nu_{n})}\right)\right)}{W^{(\nu_{n})^{\mathrm{T}}}W^{(\nu_{n})} \otimes \rho W_{n}^{\mathrm{T}}W_{n} + 2\lambda_{1}I}, \quad (19)$$

其中,vec(·)表示其将张量或矩阵的列叠加成单个 列向量的操作。

6)固定其他变量,更新S

$$S = \operatorname{argmin}_{S} \lambda_{2} \| S \|_{1} + \frac{\rho}{2} \| \mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S} + \frac{\Lambda}{\rho} \|_{F}^{2}.$$
(20)

根据文献[21],式(20)的解表示如下:

$$S = \operatorname{Th}_{\frac{\lambda_{2}}{\rho}} \left(\mathcal{O} - \mathcal{B} + \frac{\Lambda}{\rho} \right)$$
(21)

其中,Th表示软阈值收缩算子。 7)固定其他变量,更新 $\{\delta_n\}_{n=1}^{N}$

$$\begin{cases} \delta_n = \delta_n + \rho(W_n - U_n), \\ \Gamma = \Gamma + \rho(\mathcal{B} - \mathcal{G} \times {}_1W_1 \times {}_2W_2 \cdots \times {}_NW_N). (22) \\ \Lambda = \Lambda + \rho(\mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S}). \end{cases}$$

7)固定其他变量,更新 ρ

$$\rho = \min(\mu\rho, \rho_{\max}) \qquad (23)$$

算法1中总结了求解本文方法NFTD-sGSADMM的 详细步骤。

算法1 本文的NFTD-sGSADMM算法
1. 输入 . 红外图像序列, $\mathcal{O}, \mathcal{B}^0 = \mathcal{S}^0 = 0, L, H, \lambda_1, \lambda_2,$
$\rho_0 = 0.01, \rho_{\text{max}} = 1e7, \mu = 1.5, \zeta = 1e - 6$
2. 重复以下步骤,直到满足停止条件:
步骤1 . 根据式(11)更新U _n
步骤2. 根据式(14)更新W _n
步骤3. 根据式(16)更新 B
步骤4. 根据式(19)更新 G
步骤5. 根据式(21)更新 S
步骤6. 根据式(16)更新 B
步骤7. 根据式(14)更新W _n
步骤8. 根据式(11)更新U _n
步骤9 根据式(22)更新 $\{\delta_n\}_{n=1}^N, \Gamma, \Lambda$
步骤10 . 根据式(23)更新ρ
步骤11. 检查是否达到收敛条件 $\frac{\ \mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S}\ _{F}^{2}}{\ \mathcal{O}\ _{F}^{2}} \leq \zeta$
3. 输出 . 背景图像 B,目标图像 S

2.3 计算复杂度分析

这一章节主要讨论本文所提NFTD-sGSADMM 算法的计算复杂度。假定输入红外张量为 $\mathcal{O} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$,更新 U_n 需要的计算复杂度为 $O(n_1^3 +$ $n_{2}^{3} + n_{3}^{3}$)。同理,更新 W_{n} 的计算复杂度为 $O(n_{1}^{3} + n_{2}^{3} + n_{3}^{3})$ 。更新G的计算复杂度为 $O((n_{1}n_{2}n_{3})^{3})$ 。更 新B需要进行张量矩阵乘积计算,需要的计算复杂 度为 $O\left(\sum_{i=1}^{N} \left(n_{i}\prod_{m=1}^{N} n_{m}\right)\right)$,更新S需要进行软阈值收缩 计算,需要的计算复杂度为 $O(n_{1}n_{2}n_{3})$ 。

2.4 收敛性分析

在这一章节中,主要分析本文所提NFTDsGSADMM算法的收敛性。由于NFTD 正则项的存 在,式(7)的求解过程是一个非凸优化问题。基于 此,根据文献[37]中的定理3,采用收敛条件 $\|\mathcal{O} - \mathcal{B} - \mathcal{S}\|_{F}^{2} \leq \zeta 来分析收敛性。在序列6上的收$ $<math>\|\mathcal{O}\|_{F}^{2}$



图3 所提方法在序列6上的收敛曲线

Fig. 3 The convergence curve of the proposed method on Sequence 6

3 实验结果与分析

3.1 评价指标与数据集

3.1.1 评价指标

本文采用检测率(probability of detection, P_d)和 虚警率(false-alarm rate, F_a), 3D受试者工作特征 (3D receiver operating characteristic, 3D ROC)曲线 和 AUC 指标来评估检测性能和背景抑制能力,其 中, 3D ROC 曲线由 3 个 2D ROC 曲线组成,分别是 2D ROC 曲线 (F_a , P_d), (τ , P_d)和 (τ , F_a)。三个 2D ROC 对应的 AUC 指标分别表示为 $AUC_{(F_s,P_d)}$ 、 $AUC_{(\tau,P_d)}$ 和 $AUC_{(\tau,F_s)}$ 。评价指标的定义和公式如下所示:

1) 检测率的计算公式如下:

$$P_{\rm d} = \frac{N_{\rm d}}{N_{\rm g}} \qquad , \quad (24)$$

其中,*N*_a和*N*_g分别表示检测到的真实像素数和真值 图中的真实像素数。

2) 虚警率的计算公式如下:

$$F_{a} = \frac{N_{f}}{N_{t}} \qquad , \quad (25)$$

其中,*N*_r和*N*_r分别表示检测到的错误像素数和检测 到的总像素数。

$$AUC_{0A} = AUC_{(F_a,P_d)} + AUC_{(\tau,P_d)} - AUC_{(\tau,F_a)}$$
. (26)
4)AUC_{comp}的计算公式如下:

$$AUC_{SNPR} = \frac{AUC_{(\tau,P_d)}}{AUC_{(\tau,F_c)}} \qquad (27)$$

3.1.2 数据集分析

为了验证本文方法和对比方法在复杂场景中 的检测性能,我们的数据集包含6组地面场景。序 列1~3的红外图像来自于文献[38],序列4~6的 红外图像来自于文献[39]。从图4~5可以看出,序 列1~3展示的是有植被干扰的场景。序列4~6是 包含有建筑物、植被干扰的场景。序列1和序列3 是包含有疑似目标点干扰的地面场景,这容易造成 错检和漏检。序列2的场景整体较平滑,但是包含 少许高亮的植被,容易造成虚警。相较于序列1~ 3, 序列4~6的场景更复杂, 更具有挑战性。序列4 包含一些山脉和路面的高亮杂波干扰。序列5中包 含大块面积的高亮区域干扰,容易引起虚警。序列 6包含房屋、道路等高亮杂波的干扰,容易引起虚警 和漏检。综上所述,数据集包含了简单和复杂的背 景,这些具有各种场景的多样化数据集可以帮助全 面评估每个算法的性能。

3.2 参数分析

这个章节主要讨论NFTD-sGSADMM方法中的 两个重要参数L、H。在序列1上分析了不同参数L 和H对检测性能的影响,实验结果如表1所示。

1)**帧数**:为了测试不同L值对检测性能的影响, 将L在[3-7]的范围内以1的步长变化。不同L值对 应的AUC指标列在表1中。从表1中可以看到,过 大的L值对应的AUC_(r,F_a)的值越大,AUC_(r,P_a)的值越 小,这说明检测结果中有较多背景杂波残留。L值 较小的AUC_{(τ, P_a})值也偏小,这说明检测能力较弱,从 表1中可以看到,L = 5时AUC_{0A}和AUC_{SNPR}值最高, 这说明L = 5时能获得最高的检测能力和背景抑制 能力。在接下来的实验中,设置L = 5。

2)权值参数:为了测试不同*H*值对检测性能的 影响,将*H*在[2-10]的范围内以2的步长变化。不 同*H*值对应的AUC指标列在表1中。从表1中可以 看到,当*H* = 2时,AUC_{(τ,F_a})的值最大,这说明检测结 果中背景杂波残留最多。随着*H*值增大,AUC_{(τ,F_a}) 值逐渐降低,这说明背景抑制能力逐渐增强。当 *H* = 8时,取得最高的AUC_{OA}值和AUC_{SNPR}值,这说明 *H* = 8时能取得最高的检测能力和背景抑制能力。 在接下来的实验中,设置*H* = 8。

3.3 对比实验分析

为评估本文所提方法在检测精度和背景抑制 等方面的综合性能,与领域内现有的8种不同的检 测方法进行比较,包括两个基于单帧的方法(Tophat 方法, NRAM 方法)和6个基于序列的方法 (ECASTT, MSLSTIPT, ASTTV-NTLA, IMNN-LWEC, SRSTT, 4D-TT)。定量和定性结果分析显示,本文 提出的NFTD-sGSADMM方法在不同的场景中都能 取得好的检测性能和背景抑制性能。具体分析过 程见3.3.1和3.3.2节。

3.3.1 定性分析

为了验证本文方法的检测性能,本文在序列 1~6上与8种不同的检测算法进行比较。图4~5展 示了不同算法的检测结果。从图4~5中可以看出, Top-hat方法在6个不同的场景中都有较多的背景

杂波残留,这是因为Top-hat方法结构设计简单,计 算复杂度低,适用于简单均匀的场景。由于序列 1~6都是地面场景,包含较多的杂波干扰,因此 Top-hat方法在序列1~6上的检测性能降低。相 较于Top-hat方法,NRAM方法在不同场景中背景 杂波残留较少,但在序列1和序列3中,NRAM方法 过收缩目标,目标能量较低。这主要是因为序列1 和序列3是包含有疑似目标点干扰的地面场景,这 容易造成错检和漏检,检测性能会下降。从图4~ 5中可以看出, ECASTT方法虽然能够在很大程度 上提高目标和背景之间的对比度,但是ECASTT方 法在序列4~6上仍然有背景杂波残留,这是因为 序列4~6包含有建筑物、植被等干扰,容易带来虚 警。从图 4~5 中可以看出, MSLSTIPT 和 ASTTV-NTLA方法都能较好地保留目标,但是它们的检测 结果通常呈现灰色,尤其是序列2、序列5~6等包 含高亮杂波干扰的场景,这说明 MSLSTIPT 和 AST-TV-NTLA 方法不能很好地抑制高亮杂波背景。相 较之下,IMNN-LWEC,SRSTT和4D-TT方法能够很 好地抑制背景杂波,但是IMNN-LWEC方法通常过 收缩目标,目标强度较弱。这说明它的目标检测能 力有待进一步提高。从图4~5中可以看到,本文 提出的NFTD-sGSADMM方法在增强目标的同时 可以很好地抑制背景杂波,检测结果中几乎没有杂 波的残留,说明NFTD-sGSADMM方法在不同的场 景中检测性能和背景抑制能力都高于其他的对比 方法。

3.3.2 定量分析

接下来,采用3D ROC曲线和5个不同的AUC

表1 不同L和H值在序列1中的AUC指标	
----------------------	--

Table I	AUC me	trics for different L	and <i>H</i> values in se	equence 1		
L	Н	$\mathrm{AUC}_{(F_a, F_d)}$	$\mathrm{AUC}_{(au, P_d)}$	$\mathrm{AUC}_{(\tau, F_a)}$	AUC _{OA}	AUC_{SNPR}
3	8	0. 9916	0.9683	0.0020	1.9579	484.15
4	8	0. 9999	<u>0. 9966</u>	0.0020	1.9945	498.30
5	8	0. 9999	0. 9995	0.0020	1. 9974	499.75
6	8	0. 9999	0.8608	0.0022	1.8585	391.27
7	8	0. 9999	0.7980	0.0037	1.7942	215.68
8	8	0. 9999	0. 7980	0.0052	1.7927	153.46
L	Н	$\mathrm{AUC}_{\left(F_{a}, F_{d}\right)}$	$\mathrm{AUC}_{\left(au, P_{d} ight)}$	$\mathrm{AUC}_{(au, F_a)}$	AUC _{OA}	AUC_{SNPR}
5	2	0. 9999	0.8804	0. 1133	1.7670	7.7705
5	4	0. 9999	0.8529	0.0335	1.8193	25.460
5	6	0. 9999	0.8176	0.0078	1.8097	104.82
5	8	0. 9999	0. 9995	0.0020	1. 9974	499.75
5	10	0. 9999	<u>0. 9974</u>	0.0020	<u>1. 9953</u>	<u>498. 70</u>



图 4 所提方法和 8 种对比方法在序列 1 ~ 3 上的定性实验结果(红色矩形框表示目标,蓝色椭圆表示背景杂波和虚警) Fig. 4 The qualitative experimental results of the proposed method and eight compared methods on sequences 1-3 (red rectangular box represents targets, blue oval represents background clutters and false alarm)

指标来定量评估不同方法在序列1~6上的检测性 能。图6展示了不同方法在序列1~6上的3D ROC 曲线。为了突出不同方法之间的差异,在虚警率轴 上采用对数刻度。2D ROC曲线(F_a , P_d)越靠近坐标 轴的左上角表明检测器的整体检测性能越好,2D ROC曲线(τ , P_d)越靠近坐标轴的右上角表明检测 器的检测能力越强,2D ROC曲线(τ , F_a)越靠近坐标 轴的左下角表明检测器的背景抑制能力越强。从 图 6 中可以看到,MSLSTIPT、SRSTT、4D-TT 和 NFTD-sGSADMM方法的 2D ROC 曲线(F_a , P_d)可以 较快速地接近坐标轴的左上角。这表明它们在整 体检测性能方面的表现较好。然而, MSLSTIPT 方 法的二维 ROC 曲线(τ , F_a)偏离坐标轴的左下角, 说 明它抑制背景杂波的能力较弱。相较之下, IMNN-LWEC、4D-TT 和本文所提 NFTD-sGSADMM 方法的 2D ROC 曲线(τ , F_a)可以快速接近坐标轴的左下角。 这说明它们有着更好的抑制背景杂波的能力。从 图 6 中可以看出, NRAM、4D-TT 和 SRSTT 方法的



图 5 所提方法和 8 种对比方法在序列 4 ~ 6 上的定性实验结果(红色矩形框表示目标,蓝色椭圆表示背景杂波和虚警) Fig. 5 The qualitative experimental results of the proposed method and eight compared methods on Sequences 4-6 (where red rectangular box represents targets, blue oval represents background clutters and false alarm)

2D ROC 曲线(τ, P_d)低于其他方法,说明这些方法过 收缩目标、检测能力有待进一步提高。综上所述, 本文所提 NFTD-sGSADMM 方法具有较高的检测能 力和较强的背景抑制能力。

由于一些对比方法的ROC曲线重叠在一起,进 一步采用AUC指标来评估各个对比方法之间的性能,如表2所示。粗体表示最佳结果,下划线表示表 现第二佳的结果。如表2所示,在序列5中,AST-TV-NTLA方法的AUC_(r.P.)值最大。在序列6中, Top-hat 方法的 AUC_{(τ, P_a}) 值最大。在序列 1~3中,本 文所提的 NFTD-sGSADMM 方法的 AUC_{(τ, P_a}) 最大。 这说明上述三个方法的检测能力较强。然而,AST-TV-NTLA 方法和 Top-hat 方法在序列 1~6上的 AUC_{(τ, F_a}) 值较高,说明 ASTTV-NTLA 方法和 Top-hat 方法不能很好地抑制复杂地面场景中的高亮杂波。 这也进一步导致了 ASTTV-NTLA 和 Top-hat 方法在 序列 1~6上的 AUC_{OA} 和 AUC_{SNPR} 值较低。从表 2中 可以看出,IMNN-LWEC、SRSTT、4D-TT和本文所提 NFTD-sGSADMM方法的AUC_(r.F.)最低,说明它们在 序列1~6上能够很好地抑制背景杂波的干扰,能够 准确地评估背景。但是IMNN-LWEC、SRSTT和 4D-TT的AUC_(r.P.)值不高,说明上述三个方法在序 列1~6上过收缩目标,这也导致AUC_{0A}值较低,这 说明它们的检测能力有待提升。从表2可以看出, 本文所提NFTD-sGSADMM方法在序列1~6上都可 以取得高的AUC_{OA}和AUC_{SNPR}值,说明NFTD-SGSADMM方法在6组场景中都能很好地抑制高亮杂波干扰和疑似目标的高亮杂波点干扰。综上所述,NFTD-sGSADMM方法在不同难度的地面场景中都能取得好的检测性能,并且具有较强的鲁棒性。这得益于从因子矩阵中可以挖掘数据更多的潜在结构信息,可以帮助提高检测性能,同时,采用对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法来求解提出的



图 6 所提方法和对比方法在序列 1~6上的 3D ROC 曲线,每一行从左到右分别表示 3D ROC 曲线、2D ROC 曲线(F_a , P_d)、2D ROC 曲线(τ , P_d)、2D ROC 曲线(τ , F_a)

Fig. 6 3D ROC curves for the proposed method and compared methods on Sequences 1-6. Each row from left to right represents 3D ROC, 2D ROC (F_a, P_d) , 2D ROC (τ, P_d) , 2D ROC (τ, F_a)

Table 2	Evaluatio	n of detect	tion perfor	mance of d	lifferent met	hods on S	equences 1.	-6.		
场景	指标	Top-hat	NRAM	ECASTT	MSLSTIPT	ASTTV- NTLA	IMNN- LWEC	SRSTT	4D-TT	NFTD- sGSADMM
	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}},F_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	<u>0. 9958</u>	0. 9999	0. 9999	0. 9999	<u>0. 9958</u>	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	<u>0. 9941</u>	0. 9835	0.9577	0. 9000	0. 9863	0. 9936	0. 7863	0. 8059	0. 9995
序列1	AUC _{(r,F_o})	0.0512	0.0020	0.0082	0.0752	<u>0. 0300</u>	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{OA}	1.9428	1.9773	1. 9494	1.8247	1.9562	<u>1.9874</u>	1.7842	1.8038	1. 9974
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	19.416	491.75	116. 79	11.968	32.877	<u>496. 80</u>	393.15	402.95	499. 75
	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}},P_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	0. 7902	0.7157	0.9682	0. 9866	0. 9431	0.8569	0. 7667	0. 8882	<u>0. 9830</u>
序列2	AUC _(r,K)	0.0270	0.0020	<u>0.0022</u>	0. 2867	0.0439	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{OA}	1.7631	1.7136	<u>1.9659</u>	1.6998	1.8991	1.8548	1.7646	1.8861	1. 9809
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	29.267	357.85	440.09	3. 4412	21.483	428.45	383.35	<u>444. 10</u>	491.50
	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}}, P_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	0. 9999	<u>0. 9998</u>	0. 9999	0. 9999	0. 9915	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	<u>0. 9617</u>	0. 9549	0.7065	0. 8255	0.8176	0. 9056	0. 8216	0.8176	0.9667
序列3	AUC _{(r,F_0})	0.0309	0.0020	0.0051	0.0643	0.0455	0.0022	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{oa}	1.9307	<u>1. 9528</u>	1.7012	1.7611	1.7720	1.8949	1.8195	1.8155	1.9646
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	31. 123	<u>477.45</u>	138. 53	12.838	17.969	411.64	410. 80	408.80	483.35
	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}},F_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	0.9667	0. 9353	0.9766	0. 9471	0. 9984	0. 9863	0. 9510	0. 9392	<u>0. 9947</u>
序列4	AUC _{(r,F_e})	0.0247	0.0020	0.0034	0.0741	0.0204	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{OA}	1.9419	1.9332	1.9731	1.8729	1.9779	<u>1.9842</u>	1.9489	1. 9371	1. 9926
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	39. 138	467.65	287.24	12.781	48.941	<u>493. 15</u>	475.50	469.60	497.35
	$\mathrm{AUC}_{(\mathit{F_{z}},\mathit{P_{z}})}$	0. 9999	0. 8999	<u>0. 9995</u>	0. 9999	0. 9999	0.9916	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	0. 9878	0. 7855	0.7130	0. 9846	0. 9976	0. 9853	0.9667	0.9627	<u>0. 9911</u>
序列5	AUC _{(r,F_e})	0. 0479	0.0022	0.0099	0. 3427	0. 1384	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{OA}	1.9398	1.6832	1.7026	1.6418	1.8591	<u>1.9749</u>	1.9646	1.9606	1. 9890
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	20. 622	357.05	72.020	2. 8731	7.2081	<u>492. 65</u>	483.35	481.35	495.55
	$\mathrm{AUC}_{(\mathit{F_{z}},\mathit{F_{z}})}$	0. 9999	<u>0. 9874</u>	0. 9999	0. 9999	0. 9999	0. 9833	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	1.0000	0. 7614	0.8175	0.9000	<u>0. 9976</u>	0. 9290	0. 8529	0. 9392	0. 9812
序列6	AUC _(r,f.)	0.0521	<u>0.0021</u>	0.0075	0. 1386	0. 1776	<u>0.0021</u>	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{0A}	<u>1. 9478</u>	1.7467	1.8099	1.7613	1.8199	1.9102	1.8508	1.9371	1. 9791
	AUC _{SNPR}	19. 194	362.57	109.00	6. 4935	5.6171	442.38	426.45	469.60	490.60

表2 不同方法在序列 1~6上的检测性能评价

模型可以利用更多的结构信息,从而获得更高的检测精度。

3.4 消融实验

3.4.1 基于因子先验的非凸张量塔克分解

在本文所提NFTD-sGSADMM方法中,基于因 子先验的非凸张量塔克分解是为了避免根据经验 选择提前设置秩和更准确地评估背景。为了证明 NFTD 正则项的有效性,引入了基于因子先验的塔 克分解FTD 正则项进行比较,表3列出了NFTD 和 FTD 在序列 4~6 上的比较结果。从表 3 中可以看 出,NFTD-ADMM 方法的 AUC((p) 值和 AUC (A) 值高 于 FTD-ADMM 方法, NFTD-sGSADMM 方法的 AUC_{0A}和AUC_(rP)值要高于FTD-sGSADMM方法。 这说明NFTD正则项能够更准确地评估背景,这主 要是因为与核范数相比,非凸张量秩接近范数能够 更准确地逼近塔克秩。同时,从表3中可以看出,在 序列4~6上,NFTD-ADMM方法的AUC_{SNPR}值要高于 FTD-ADMM方法,NFTD-sGSADMM方法的AUC_{SNPR} 值要高于 FTD-sGSADMM 方法,这说明 NFTD 正则 项的背景抑制能力比 FTD 正则项的背景抑制能 力强。

3.4.2 对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法

为验证高斯-赛德尔的交替方向乘子法 (sGSADMM)的有效性,引入了交替方向乘子法 (ADMM)进行比较,表3列出了sGSADMM和ADMM 在序列4~6上的比较结果。从表3中可以看出, FTD-sGSADMM 方法的 AUC(, P) 值和 AUC (A 值高于 FTD-ADMM方法,说明FTD-sGSADMM方法的检测 能力高于FTD-ADMM方法。这是因为与直接使用 ADMM 算法求解模型相比,采用对称高斯-赛德尔 的交替方向乘子法可以利用更多的结构信息,有助 于更准确地检测目标。同时,从表3中可以看出, NFTD-sGSADMM 方法的 AUC_{SNPR} 值高于 NFTD-AD-MM方法,说明采用对称高斯-赛德尔的交替方向乘 子法有助于更好地抑制背景杂波,从而更准确地评 估背景,进一步提高检测性能。综上所述,结合 NFTD 正则项和 sGSADMM 算法可以提高方法的检 测能力和背景抑制能力。

3.5 运行时间分析

对于检测器来说,算法的计算效率是红外小目标检测研究的一个主要关注点。在这一章节中,分析了本文方法和对比方法在6组场景中的运行时间。表4中列出了这些方法平均处理每帧图像需要

表3 消融实验相关的性能评价

Table 3 Performance evaluation related to ablation experiments

17 Fl		FTD-AD-	FTD-	NFTD-	NFTD-
场京	指标	MM	sGSADMM	ADMM	sGSADMM
	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}},F_{\mathbf{z}})}$	<u>0. 9833</u>	0. 9999	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	0. 8888	<u>0. 9881</u>	0. 9865	0. 9947
序列4	AUC(172)	0.0020	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{0A}	1.8701	<u>1. 9860</u>	1. 9844	1. 9926
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	444.40	<u>494. 05</u>	493.25	497.35
序列5	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}}, P_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	<u>0. 9958</u>	0. 9999	0. 9999
	AUC (1.2)	0. 9941	0. 9751	0. 9814	<u>0. 9911</u>
	AUC (1,5)	<u>0. 0199</u>	0.0020	0.0020	0.0020
	${\rm AUC}_{\rm OA}$	1. 9741	1.9689	<u>1. 9793</u>	1.9890
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	49. 955	487.55	<u>490. 70</u>	495. 55
序列6	$\mathrm{AUC}_{(F_{\mathbf{z}},F_{\mathbf{z}})}$	0. 9999	0. 9749	<u>0. 9916</u>	0. 9999
	AUC (1,2)	0. 9314	0. 9411	<u>0. 9600</u>	0. 9812
	AUC(1,7)	<u>0. 0217</u>	0.0020	0.0020	0.0020
	AUC _{0A}	1. 9096	1.9140	<u>1. 9496</u>	1. 9791
	$\mathrm{AUC}_{\mathrm{SNPR}}$	42.922	470. 55	<u>480. 00</u>	490. 60

的时间。如表4所示,Top-hat方法在所有对比算法 中运行时间最短、计算效率最高。这主要得益于其 基于滤波的简单结构设计和较低的算法复杂度。 然而,基于滤波的方法仅适用于背景简单均匀的场 景,在复杂场景中会出现明显的背景杂波残留问 题。从表4可以看出,基于低秩稀疏分解的方法普 遍需要较长的计算时间。其中,NRAM方法的单帧 图像处理时间比利用时域信息的方法(如 MSL-STIPT、ASTTV-NTLA和IMNN-LWEC)更短,这主要 得益于NRAM方法无需构造时空张量,从而显著减 少了计算耗时。如表4所示,SRSTT方法的单帧图 像处理时间是所有对比方法中最长的。这主要是 由于该方法在张量构造过程中未采用块构建操作, 导致生成的张量维度很大,因而耗时较多。除 SRSTT方法外, ECASTT方法同样表现出较长的计 算耗时。这主要归因于其非局部总变分正则项 (NLTV)带来的额外计算复杂度。在基于低秩稀疏 分解的方法中,4D-TT方法展现出比其他同类方法 更短的计算时间。这得益于该方法直接在因子矩

Table 4 Time comparison	of the proposed n	nethod and the	e compared me	ethods in six s	cenes.	
	序列1	序列2	序列3	序列4	序列5	序列6
Top-hat	0. 0043 s	0.0042 s	0.0042 s	0.0042 s	0. 0050 s	0.0041 s
NRAM	1. 3736 s	0. 9492 s	1. 3235 s	1. 4354 s	1.2867 s	1. 3546 s
ECASTT	4. 7305 s	4.8508 s	4. 7872 s	4. 7385 s	4. 9369 s	4. 6887 s
MSLSTIPT	2. 1905 s	2. 2949 s	2.2691 s	2. 2357 s	2. 2702 s	2. 2541 s
ASTTV-NTLA	1.9818 s	1.8454 s	1.8661 s	1.7746 s	1.8840 s	1.8520 s
IMNN-LWEC	2. 5232 s	2. 5428 s	2. 5530 s	2.6821 s	2. 5472 s	2. 7229 s
SRSTT	13. 994 s	12. 236 s	13. 235 s	14. 389 s	14. 287 s	14. 566 s
4D-TT	0. 9129 s	0. 9272 s	0. 9319 s	0. 9310 s	0.9881 s	0. 9635 s
NFTD-sGSADMM	<u>0. 1807 s</u>	<u>0. 1795 s</u>	<u>0. 2418 s</u>	<u>0. 1778 s</u>	<u>0. 4583 s</u>	<u>0. 4309 s</u>

表4 本文方法和对比方法在六个场景中的时间对比

阵上进行运算,有效降低了计算复杂度。然而,其 4D 张量的构造过程仍是一个相对耗时的操作。相 较于上述方法,本文提出的NFTD-sGSADMM方法 在单帧图像处理时间上仅次于Top-hat方法,这主 要得益于该方法对因子矩阵施加的低秩约束。这 种约束不仅能够充分挖掘数据的潜在结构信息,还 能有效降低计算复杂度,提升计算效率。实验结果 表明,NFTD-sGSADMM方法在保持较高检测性能 的同时,还具有较快的检测速度。

4 结论

本文提出了一种基于因子先验的非凸张量塔 克分解的红外小目标检测方法。具体结论如下:

(1)针对现有低秩塔克分解方法需要根据经验 提前设置秩、在不同场景中秩的大小不一样、工程 适用性差的问题,本文采用非凸秩接近范数约束低 秩塔克分解方法的潜在因子,避免了根据经验提前 设置秩,有效提高了算法的鲁棒性。同时,对因子 矩阵施加低秩约束降低了计算复杂度,提高了计算 效率。

(2) 与现有低秩稀疏分解方法不同,本文提出 一种基于对称高斯-赛德尔的交替方向乘子法来求 解所提模型。相较于传统 ADMM, sGSADMM 通过 利用模型潜在的结构信息,显著提升了检测精度。

综上所述,本文提出的NFTD-sGSADMM方法 通过整合NFTD正则项和sGSADMM算法,有效解决 了传统方法需要凭经验预先设定秩的问题,从而显 著提升了算法在不同场景下的鲁棒性。定性和定 量实验结果表明,本文提出的NFTD-sGSADMM算 法在检测能力和背景抑制能力方面均优于对比方 法。尽管该方法在复杂场景下仍能保持良好的检 测性能和较快的检测速度,但由于依赖手动调节正 则化参数,其在实际应用中的泛化能力仍存在不 足。受深度展开方法的启发,未来工作将聚焦于低 秩稀疏分解框架下的参数自学习研究,以进一步提 升检测性能并增强方法在实际场景中的实用性。 相关代码将于不久后公开在 https://github.com/ LiuTing20a.

References

- [1] Li B, Wang Y, Wang L, et al. Monte Carlo linear clustering with single-point supervision is enough for infrared small target detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 1009-1019.
- Liu T, Yang J, Li B, et al. Infrared small target detection via nonconvex tensor tucker decomposition with factor prior
 [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 60: 1-17.
- [3] Lin Zai-Ping, Luo Yi-Hang, Li Bo-Yang, et al. Gradient-aware channel attention network for infrared small target image denoising before detection [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2024, 43(02): 254-260.
 林再平,罗伊杭,李博扬,等.基于梯度可感知通道注意力模块的红外小目标检测前去噪网络[J]. 红外与毫米波学报, 2024, 43(02): 254-260.
- [4] Li B, Wang L, Wang Y, et al. Mixed-precision network quantization for infrared small target segmentation [J].
 IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5000812.
- [5] Lin Zai-Ping, Li Bo-Yang, Li Miao, et al. Light-weight infrared small target detection combining cross-scale feature fusion with bottleneck attention modul [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2022,41(6):1102-1112. 林再平,李博扬,李淼,等.结合跨尺度特征融合与瓶颈 注意力模块的轻量型红外小目标检测网络[J]. 红外与 毫米波学报, 2022,41(6):1102-1112.
- [6] Tom V T, Peli T, Leung M, et al. Morphology-based algorithm for point target detection in infrared backgrounds
 [C]. Proceedings of the International Society for Optics and Photonics, SPIE, 1993, 1954: 2–11.
- [7] Deshpande S D, Meng H E, Ronda V, et al. Max-mean and max-median filters for detection of small-targets [C].

Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, SPIE, 1999, 3809: 74-83.

- [8] Chen C L P, Li H, Wei Y T, et al. A local contrast method for small infrared target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 52 (1) : 574-581.
- [9] 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.
- [10] 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, 55(10): 5481-5493.
- [11] Zhang L, Peng L, Zhang T, et al. Infrared small target detection via non-convex rank approximation minimization joint l_{2,1} norm [J]. Remote Sensing, 2018, 10(11):1821.
- [12] Dai Y, Wu Y. Reweighted infrared patch-tensor model with both nonlocal and local priors for single-frame small target detection [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(8): 3752-3767.
- [13] Zhang L, Peng Z. Infrared small target detection based on partial sum of the tensor nuclear norm [J]. Remote Sensing, 2019, 11(4): 382.
- [14] Kong X, Yang C, Cao S, et al. Infrared small target detection via nonconvex tensor fibered rank approximation [J].
 IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1–21.
- [15] Liu T, Yin Q, Yang J, et al. Combining deep denoiser and low-rank priors for infrared small target detection [J]. Pattern Recognition, 2023, 135: 109184.
- [16] Zhao M, Li W, Li L, et al. Three-order tensor creation and tucker decomposition for infrared small-target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-16.
- [17] Sun Y, Yang J, Li M, et al. Infrared small target detection via spatial - temporal infrared patch-tensor model and weighted schatten p-norm minimization [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 102: 103050.
- [18] Sun Y, Yang J, Long Y, et al. Infrared small target detection via spatial-temporal total variation regularization and weighted tensor nuclear norm [J]. IEEE Access, 2019, 7: 56667-56682.
- [19] Liu T, Yang J, Li B, et al. Nonconvex tensor low-rank approximation for infrared small target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-18.
- [20] Zhang P, Zhan L, Wang X, et al. Edge and corner awareness-based spatial - temporal tensor model for infrared small-target detection [J]. IEEE TGRS, 2020, 59(12): 10708-10724.
- [21] Sun Y, Yang J, An W. Infrared dim and small target detection via multiple subspace learning and spatial-temporal patch-tensor model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 59(5): 3737-3752.
- [22] Liu H K, Zhang L, Huang H. Small target detection in infrared videos based on spatio-temporal tensor model [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,

2020, 58(12): 8689-8700.

- [23] Wang G, Tao B, Kong X, et al. Infrared small target detection using nonoverlapping patch spatial - temporal tensor factorization with capped nuclear norm regularization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-17.
- [24] Luo Y, Li X, Chen S, et al. Imnn-lwee: A novel infrared small target detection based on spatial - temporal tensor model [J]. IEEE TGRS, 2022, 60: 1-22.
- [25] Liu T, Yang J, Li B, et al. Representative coefficient total variation for efficient infrared small target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–18.
- [26] Liu T, Liu Y, Yang J, et al. Graph Laplacian regularization for fast infrared small target detection [J]. Pattern Recognition, 2025, 158: 111077.
- [27] Pang D, Shan T, Li W, et al. Facet derivative-based multidirectional edge awareness and spatial - temporal tensor model for infrared small target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-15.
- [28] Li J, Zhang P, Zhang L, et al. Sparse regularizationbased spatial - temporal twist tensor model for infrared small target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–17.
- [29] Luo Y, Li X, Wang J, et al. Clustering and tracking-guided infrared spatial-temporal small target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5002520.
- [30] Wu F, Yu H, Liu A, et al. Infrared small target detection using spatiotemporal 4-D tensor train and ring unfolding
 [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-22.
- [31] Luo Y, Li X, Chen S, et al. 4DST-BTMD: An infrared small target detection method based on 4D data-sphered space [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5000520.
- [32] Li B, Xiao C, Wang L, et al. Dense nested attention network for infrared small target detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 32: 1745–1758.
- [33] Ying X, Liu L, Wang Y, et al. Mapping degeneration meets label evolution: Learning infrared small target detection with single point supervision [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 15528-15538.
- [34] Wu S, Xiao C, Wang L, et al. RepISD-Net: Learning efficient infrared small-target detection network via structural re-parameterization [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5622712.
- [35] X. Tian, Xie K, Zhang H. A low-rank tensor decomposition model with factors prior and total variation for impulsive noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 4776-4789.
- [36] Kang Z, Peng C, Cheng Q. Robust PCA via nonconvex rank approximation [C]. IEEE Data Min. 2015: 211–220.
- [37] Xie Y, Gu S, Liu Y, et al. Weighted schatten p-norm minimization for image denoising and background subtraction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(10): 4842-4857.

- [38] Sun X, Guo L, Zhang W, et al. Small aerial target detection for airborne infrared detection systems using lightgbm and trajectory constraints [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 9959-9973.
- [39] Hui B, Song Z, Fan H, et al. A dataset for infrared image dim-small aircraft target detection and tracking under ground/air background [J]. Sci. Data Bank, 2019, 5 (12): 4.