

文章编号 1004-924X(2026)03-0450-16

融合背景估计与相对局部对比度的 天基短波红外弱小目标检测

薛 驰^{1,2}, 陈小梅^{1*}, 李海彤³

- (1. 北京理工大学 光电学院, 北京 100081;
2. 浙江大学 光电科学与工程学院, 浙江 杭州 310027;
3. 航天恒星科技有限公司, 北京 100089)

摘要:针对天基短波红外图像中弱小目标易被云层、地表杂波淹没,且在低信杂比条件下检测困难的问题,提出一种融合安德森加速的自正则化加权稀疏模型(Self-Regularized Weighted Sparse, SRWS)与相对局部对比度(Relative Local Contrast Measure, RLCM)的改进检测方法。通过引入安德森加速机制,显著降低了背景估计的计算复杂度,利用背景残差图和RLCM实现了多尺度目标检测性。实验结果表明,本文算法在复杂背景下仍保持优异性能,接收者操作曲线下面积(Area Under Curve, AUC)最高达0.950,最低不低于0.842;信杂比增益(Signal-to-Clutter Ratio Gain, SCRG)显著优于红外图像块(Infrared Patch Image, IPI)、局部对比度法(Local Contrast Measure, LCM)等传统方法。本研究有效提升了天基短波红外弱小目标的检测精度与稳定性,为复杂背景下的遥感目标检测提供了可靠的解决方案。

关键词:短波红外;弱小目标检测;局部对比度;背景估计

中图分类号:TP391.4;TN215 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20263403.0450 **CSTR:**32169.14.OPE.20263403.0450

SWIR weak targets detection on space-based platform integrating background estimation and relative local contrast

XUE Chi^{1,2}, CHEN Xiaomei^{1*}, LI Haitong³

- (1. School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. College of Optical Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
3. Space Star Technology Co. Ltd., Beijing 100089, China)

* Corresponding author, E-mail: cxiaomei@bit.edu.cn

Abstract: To address the challenge of detecting dim and small targets in space-based short-wave infrared (SWIR) imagery-where targets are readily obscured by cloud cover and ground clutter under low signal-to-clutter ratio (SCR) conditions-an enhanced detection algorithm is proposed that integrates Anderson-accelerated Self-Regularized Weighted Sparse (SRWS) modeling with the Relative Local Contrast Measure (RLCM). Computational complexity in background estimation is substantially reduced through the incorporation of Anderson acceleration, while multi-scale target detection is achieved via background residual

收稿日期:2025-12-05;修订日期:2026-01-13.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 62575028)

maps combined with RLCM. Experiments conducted on 289 SWIR images spanning seven representative scenarios demonstrate consistently strong performance in complex backgrounds, with the AUC reaching 0.950 and remaining no lower than 0.842 under the most challenging conditions. The signal-to-clutter ratio gain (SCRG) is significantly improved relative to conventional methods, including IPI and LCM. Overall, detection accuracy and robustness for dim and small targets in space-based SWIR remote sensing are effectively enhanced, providing a reliable solution for target detection in complex background environments.

Key words: short-wave infrared; weak target detection; local contrast; background estimation

1 引言

天基短波红外(SWIR, Short Wave Infrared)成像凭借穿透烟雾、识别伪装及昼夜工作的能力,已成为遥感观测的重要手段。然而,由于星载平台轨道高、视角大、背景辐射动态范围宽,导致图像中的弱小目标呈现“低信杂比、低对比度”的典型特征,给检测带来极大挑战。该问题直接关系到军事侦察、海上搜救与矿区普查等任务的时效性与可靠性,因而迅速成为红外遥感领域的研究热点。

目前,弱小目标检测在SWIR波段研究的主要技术路线有3条,分别是局部对比度方法、稀疏低秩分解法以及深度学习法。局部对比度方法引入了人类视觉系统(Human Visual System, HVS)的特性,基于目标灰度明显高于邻域的强假设之上^[1]。其发展经历了从“差值计算”到“比值计算”,再到引入“多尺度机制”与“加权机制”的过程。“差值计算”通过合适的滤波器对灰度做差,以计算局部对比度,如高斯拉普拉斯滤波器、高斯差分滤波器等。这类算法的灵活性差,容易忽略较暗的小目标^[2]。相比而言,“比值计算”以某位置与基准之间的灰度比作为局部对比度,可以更有效地增强弱小目标。典型的算法包括局部对比度法^[3](Local Contrast Measure, LCM),相对局部对比度法^[4](Relative Local Contrast Measure, RLCM)等。此后,具有多尺度检测能力以及引入加权机制的算法被提出。Wei等^[5]提出的多尺度色块对比度算法(Multi-scale Patch-based Contrast Measure, MPCM),利用局部块内一致性实现了多尺度弱小目标的检测。Deng等^[6]提出加权局部差分测量(Weighted Local Difference Measure, WLDLM),通过信息熵对灰度差

分进行加权,提升不同云天背景下的检测精度。Han等^[7]提出的加权增强局部对比度算法(Weighted Strengthened Local Contrast Measure, WSLCM)则结合改进高斯滤波器增强真实目标,减少了漏检率。然而,天基SWIR成像在白天受太阳辐射影响,背景灰度可高于目标^[8-10],导致“高亮伪目标”被同步增强。夜间低照度下,光子噪声使局部均值估计偏移较大^[11],弱小目标易被淹没。基于对比度的方法只关注局部的对比度信息,忽略图像全局信息,导致在面对这种情况时将高亮的噪声检测为目标,或者在目标处于高亮度背景时产生漏检。

此外,对比度算法的实时性也是目前研究的一大难点。天基图像往往尺寸较大,遍历计算对比度会大大增加复杂度,需要检测算法在精度与效率之间取得平衡。牛海鹏等^[12]提出了一种基于快速局部对比度和目标特征的方法,采用快速极大值滤波筛选目标候选区域,提升算法计算速度。赵鹏鹏等^[13]利用融合局部熵的方法提取包含目标的感兴趣区域,对目标粗定位以减少计算量。穆靖等^[14]提出了一种基于三层模板局部差异度量的检测算法,将传统三层模板的遍历次数降至一次,大大减小了计算时间。谷雨等^[15]提出了一种基于改进多尺度分形特征的检测算法,通过自适应阈值分割得到感兴趣区域,提高了计算效率。

随着研究的深入,稀疏低秩分解的方法被提出,用以提升在高亮背景下的检测性能^[16]。该方法将红外图像分解为背景、目标和噪声3个分量,通过对3个分量进行稀疏分解和低秩逼近,可做到背景估计与目标增强。Gao等^[17]提出基于红外图像块(Infrared Patch Image, IPI)的模型,将红外弱小目标检测问题转化为低秩稀疏矩阵的

优化问题。Zhang 等^[18]提出了一种自正则化加权稀疏模型 (Self-Regularized Weighted Sparse, SRWS), 利用背景边缘和结构信息的约束, 提高了背景估计精度。Zhang 等^[19]提出了一种解释加权稀疏方法 (Interpretation Weighted Sparse, IWS), 通过结构张量提取目标的相关特征, 提高了增强目标的效果。稀疏低秩分解可以使用全局信息估计背景、抑制高亮背景, 恰好弥补局部对比度方法的不足, 因此背景估计与局部对比度的联合算法被提出。Zhu 等^[20]提出背景减法局部对比度方法 (Background Substrate Local Contrast Measure, BSLCM), 在计算对比度前估计背景, 同时抑制高亮背景残留和噪声。Ma 等^[21]提出了一种从粗到细的红外弱小目标检测框架, 可以适应复杂场景。尽管稀疏低秩分解在抑制背景杂波方面非常优秀, 可以适用于复杂背景的天基图像, 但是低秩逼近和稀疏表示的优化过程要多次迭代, 使得算法复杂度剧烈提高^[16, 18, 22], 不利于实际应用。

深度学习的方法因为具有很好的适应性和学习能力, 同时兼具准确性和稳定性, 所以越来越受人关注。与传统方法相比, 深度学习能够自动从图像中提取特征, 避免了传统方法中人工设计特征的繁琐过程。其次, 深度学习可以同时处理大量数据, 并通过训练不断提高算法的准确性和稳定性^[23-24]。遗憾的是, 公开天基 SWIR 小目标数据集稀缺, 弱小目标缺乏明显的纹理和形状特征, 这导致深度学习模型难以充分训练^[25-28]。相比之下, 基于对比度的传统方法在数据依赖性、计算复杂度和可解释性方面优势突出, 更易于在星载计算资源受限条件下的工程应用, 因而仍具重要研究价值。

鉴于以上分析可知, 当前的对比度算法往往只关注局部的对比度, 导致检测性能不佳。同时, 大量的对比度计算降低了算法的实时性。针对以上问题, 本文提出了融合安德森加速的 SRWS 与多尺度 RLCM 的检测框架, 在不同类型的背景下均有较好的检测效果, 为低信杂比天基 SWIR 弱小目标检测提供一条可工程化的新思路。

2 相关算法基础

2.1 相对局部对比度算法

RLCM 算法是一种成熟的对比度增强算法, 该算法基于局部区域内目标强度梯度显著高于背景梯度的假设, 通过对局部小范围的灰度差异进行增强, 在突出目标的同时有效抑制背景噪声。此外, 算法采用多尺度窗口滤波, 对目标尺度的变化具有良好的稳定性。其处理流程主要包括滑动窗口扫描、局部灰度均值计算以及相对局部对比度计算, 具体流程如图 1 所示。

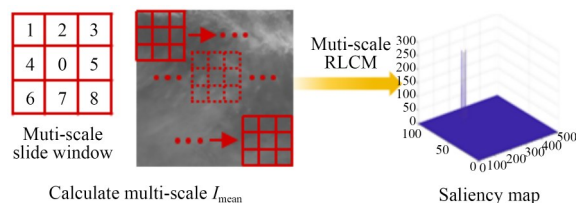


图 1 RLCM 算法流程

Fig. 1 Process of RLCM

RLCM 算法的核心设计包含一个由 9 个邻域块构成的滑动窗口, 每个邻域块的大小近似于目标尺寸。首先, 计算每个邻域块内灰度最高的若干像素的灰度均值:

$$\begin{cases} I_{\text{mean}_i} = \frac{1}{K_1} \sum_{j=1}^{K_1} G_i^j, i = 1, \dots, 8 \\ I_{\text{mean}_0} = \frac{1}{K_2} \sum_{j=1}^{K_2} G_0^j \end{cases}, \quad (1)$$

其中: K_1, K_2 表示预先设定的最大灰度像素数量, 其取决于窗口尺寸; G_i^j 表示第 i 个邻域块中第 j 个像素的灰度。

在整个滑窗区域内, 计算对应的 RLCM 值:

$$\text{RLCM} = \min_{i=1, 2, \dots, 8} \left(I_{\text{mean}_0} \frac{I_{\text{mean}_i} - I_{\text{mean}_0}}{I_{\text{mean}_i}} \right). \quad (2)$$

当目标与背景对比度显著时, I_{mean_i} 明显大于 I_{mean_0} , RLCM 取值大于 0; 反之, 当滑窗移动到灰度分布均匀的区域时, I_{mean_i} 与 I_{mean_0} 近似相等, RLCM 趋近于 0。

通过对短波红外图像采用不同尺度的滑窗计算 RLCM, 并取其最大值, 可实现多尺度目标

检测:

$$SM(i, j) = \max_{s=3,5,7,9} (RLCM_s), \quad (3)$$

其中: s 表示滑窗中一个邻域块的尺寸, $SM(i, j)$ 表示显著图中坐标为 (i, j) 的像素值。

RLCM算法对邻域块求RLCM值的过程相当于对不同邻域块进行灰度差分,可以快速抑制高亮背景与噪声。已有的研究表明,相比其他的局部对比度算法(如LCM, MPCM),具有更高的检测精度^[4]。

2.2 自正则化加权稀疏SRWS模型

SRWS模型^[18]是一种基于稀疏表示的背景估计方法。相比其他方法,SRWS利用邻域块滑窗扫描过程中的边缘重叠信息(Overlapping Edge Information, OEI)对背景边缘和结构信息进行检测,然后对稀疏项进行约束,从而显著提

升背景估计的精度。同时,SRWS将背景估计转化为数值优化问题,流程更简洁,计算复杂度更小,具体流程见图2。

SRWS首先会采用一个滑窗扫描整个图像,并对滑窗内部计算OEI,作为背景估计的约束项。由于短波红外图像可视为背景、目标和噪声的线性叠加,其中,背景为低秩矩阵,目标为稀疏矩阵。因此短波红外弱小目标检测问题转化为低秩矩阵和稀疏矩阵的分解问题。

通过对低秩项和稀疏项分别施加约束,可得到如下模型:

$$\min_{B, T} \text{rank}(B) + \|T\|_0 \quad s. t. \quad X = B + T + E, \quad (4)$$

其中: X 为原短波红外图像, B 为背景, T 为目标, E 为噪声信号, $\text{rank}(\cdot)$ 表示矩阵的秩, $\|\cdot\|_0$ 表示求矩阵的 L_0 范数, $s. t.$ 表示约束条件。

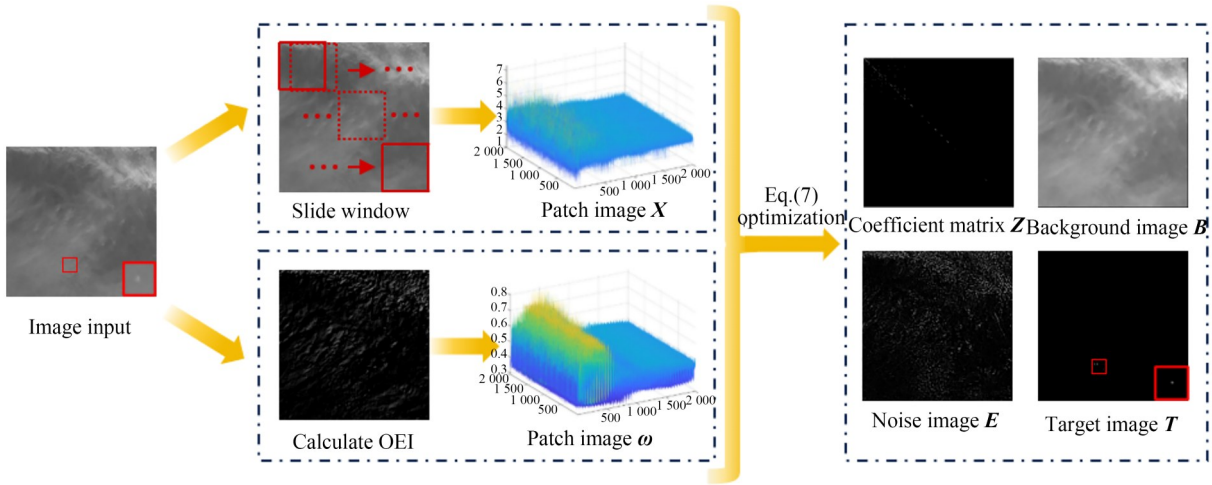


图2 SRWS流程

Fig. 2 Process of SRWS

SRWS模型采用字典稀疏表示的方式对背景图像进行初始化,可以提高背景估计的效率。采用原图像作为字典,并采用OEI作为目标矩阵的约束,可将式(4)简化为:

$$\begin{aligned} \min_{Z, P, Q, E, T} & \|Z - P\|_F^2 + \beta R(Q, J) + \lambda \|E\|_{2,1} + \gamma \|\omega \cdot T\| \\ s. t. & X = XZ + T + E, 1_n^T Z = 1_n^T, Z = J, \end{aligned} \quad (5)$$

其中: Z 为字典系数矩阵; P, Q 为估计的系数矩阵 $\tilde{Z}$ 的LU分解,用 $\tilde{Z}$ 向实际矩阵 Z 逼近以确定

稀疏表示; ω 为OEI项; J 为用于迭代优化的临时变量; $R(Q, J)$ 为自正则化项,由拉普拉斯矩阵变换计算得到,表征不需要额外依赖完整字典的数据; β, λ 为惩罚因子; $1_n^T Z = 1_n^T$ 用于对 Z 进行列归一化约束^[22]。

SRWS模型的核心思想是将原问题拆分为若干可解子问题,再将所有耦合约束简化。简化后得到式(5)与交替方向乘子法的基本公式相同。因此,SRWS模型的参数优化通过交替方向乘子法来求解^[29]。此求解方法结合了对偶上升

法的稳定性和增广拉格朗日方法的强收敛性,将优化问题转换为拉格朗日乘子与矩阵的迭代问

$$L(Z, E, T) = \|Z - PQ\|_F^2 + \beta R(Q, J) + \lambda \|E\|_{2,1} + \gamma \|\omega \cdot T\|_1 + \langle Y_1, X - XZ - T - E \rangle +$$

$$\langle Y_2, 1_n^T Z - 1_n^T \rangle + \langle Y_3, Z - J \rangle + \frac{\mu}{2} \|X - XZ - T - E\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \|1_n^T Z - 1_n^T\|_F^2 + \frac{\mu}{2} \|Z - J\|_F^2, \quad (6)$$

其中, μ 为迭代惩罚因子; Y_1, Y_2, Y_3 为拉格朗日乘子; $\langle \cdot \rangle$ 表示矩阵内积; $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵的 F 范数。

根据拉格朗日函数 $L(Z, E, T)$, 可写出交替方向乘子法的迭代方程:

$$Z = \arg \min_Z L(Z, E^k, T^k), \quad (7)$$

$$E = \arg \min_E L(Z^{k+1}, E, T^k), \quad (8)$$

$$T = \arg \min_T L(Z^{k+1}, E^{k+1}, T), \quad (9)$$

其中: k 为迭代次数。

与其他背景估计算法不同, SRWS 通过引入 OEI, 可更充分地利用图像信息, 因而在背景估计的同时还可以从图像中分解出噪声。相比 IPI, BSLCM 等算法的“背景估计-去噪”串联式流程, 该算法将二者同步进行, 取得了更高的精度。此外, 以原图像为字典初始化可以大大简化优化所需的计算量, 减少迭代次数。

相比其它对比度算法与背景估计模型, RL-CM 算法与 SRWS 模型兼具精度高、结构简洁的优势, 对复杂场景具有良好适应性, 综合性能突出。

3 融合 RLCM 和 SRWS 的短波红外弱小目标检测算法

本文算法通过对 SRWS 引入安德森加速步骤, 在保持精度的同时显著降低了背景估计的迭代次数, 并利用背景残差图和 RLCM 实现多尺度目标检测性, 从而取得精度与效率的平衡。具体流程如图 3 所示。图中 3 个虚线框勾勒出本文提出的安德森加速 SRWS 模型。在进行 SRWS 参数优化时, 通过安德森加速, 在交替方向乘子法的优化中引入不动点迭代, 利用先前的迭代信息去外推出最优解, 加快收敛速度, 从而有效缓解了背景估计耗时过长的问題。图中的“ $\ominus$ ”符号表示将原图像与估计出的背景相减, 利用背景估计提供的全局信息抑制背景, 得到的背景残差可

题, 能够有效处理大规模优化问题。

将式(5)写为拉格朗日函数, 有:

弥补 RLCM 算法只利用局部对比度信息的缺陷, 做到抑制高亮背景, 提高对低信杂比图像的检测结果, 随后的阈值分割进一步抑制背景, 去除图中残存的杂波。

3.1 安德森加速的 SRWS 背景估计

因为交替方向乘子法需要多次迭代优化得出结果, 计算复杂度远远高于传统局部对比度算法。为了提高算法的实时性, 需要对迭代过程进行加速。常见的加速算法有安德森加速^[30]以及 Nesterov 加速^[31]。现有研究表明, 交替方向乘子法收敛速度为 $O(1/k)$ ^[32], Nesterov 加速的收敛速度为 $O(1/k^2)$ ^[33], 而安德森加速无法解析表示收敛速度^[34], 通常认为在二者之间。Nesterov 加速适用范围为强凸优化问题, 弱小目标检测并不满足条件, 因此针对 SRWS 模型采用安德森加速最为合适。

在交替方向乘子法中, 对式(9)而言, T 与 Z^k, E^k 无关, 因此关于 T 的迭代可转换为不动点迭代。将式(5)中的约束方程修改为:

$$s. t. \quad T = X - XZ - T - E, 1_n^T Z = 1_n^T, Z = J. \quad (10)$$

因此, 式(9)中, T 的迭代方程修改为:

$$T(Z^{k+1}, E^{k+1}) = G(Z^k, E^k), \quad (11)$$

其中: $G(Z^k, E^k)$ 表示关于 Z^k, E^k 的不动点迭代。

可得加速后的目标矩阵 T_{AA}^{k+1} :

$$T_{AA}^{k+1} = G(Z^k, E^k) - \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (G(Z^{k-j+1}, E^{k-j+1}) - G(Z^{k-j}, E^{k-j})), \quad (12)$$

其中: α_j^k 为一个最小二乘问题的解, 这个最小二乘问题可表示为:

$$\min_{\alpha_1^k, \alpha_2^k, \dots, \alpha_m^k} \left\| \eta^k - \sum_{j=1}^m \alpha_j^k (\eta^{k-j+1} - \eta^{k-j}) \right\|^2, \quad (13)$$

其中: $\eta^k = G(Z^k, E^k) - T(Z^k, E^k)$ 。

可将式(12)、式(13)的最小二乘问题由矩阵

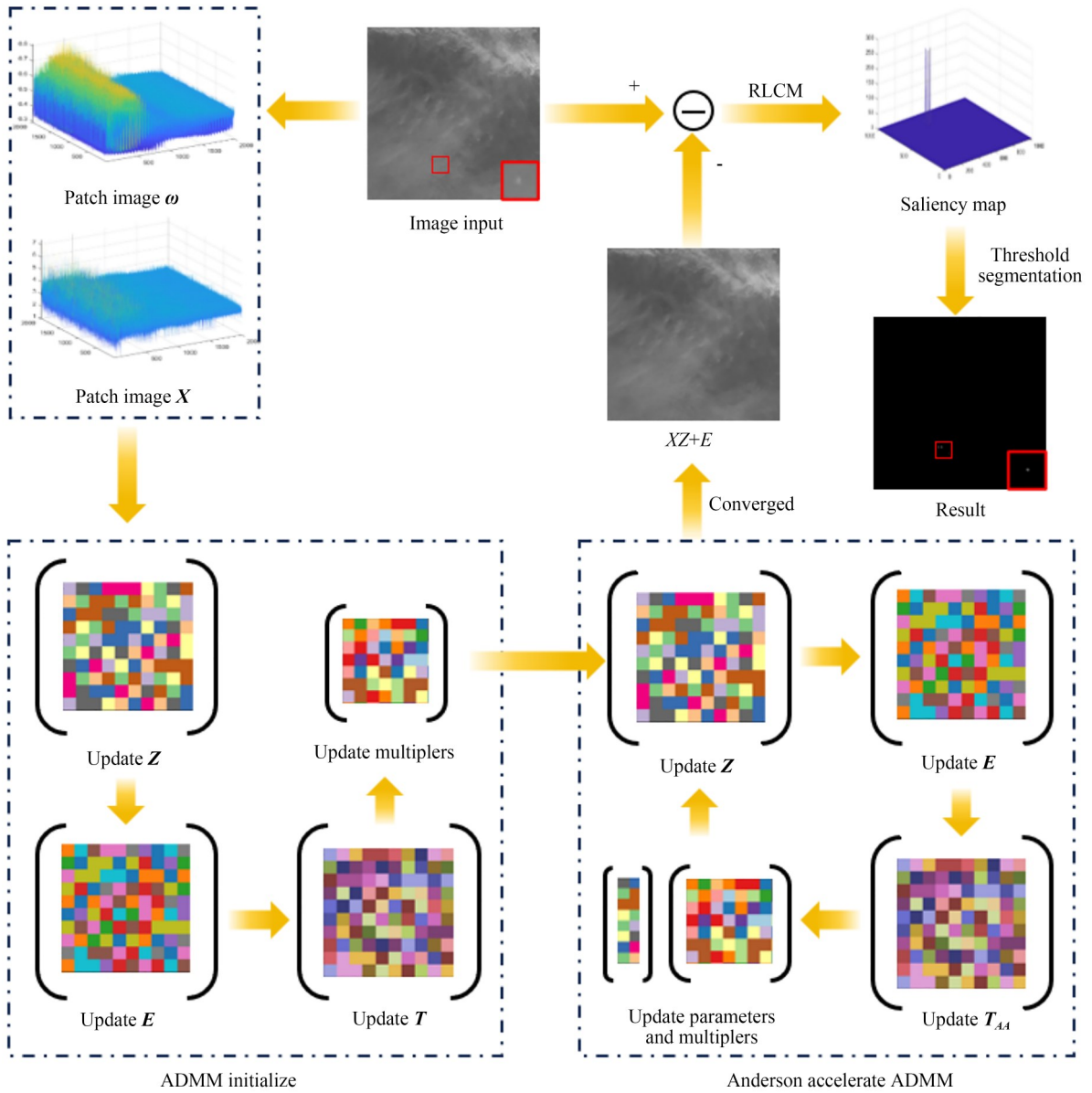


图3 融合RLCM和SRWS的短波红外弱小目标检测流程

Fig. 3 Detection process of SWIR small targets integrating RLCM and SRWS

表示为:

$$\begin{bmatrix} \eta^k - \eta^{k-1} \\ \eta^{k-1} - \eta^{k-2} \\ \vdots \\ \eta^{k-m+1} - \eta^{k-m} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \alpha_1^k \\ \alpha_2^k \\ \vdots \\ \alpha_m^k \end{bmatrix} = \eta^k. \quad (14)$$

记

$$\begin{bmatrix} \eta^k - \eta^{k-1} & \eta^{k-1} - \eta^{k-2} & \cdots & \eta^{k-m+1} - \eta^{k-m} \end{bmatrix} = A, [\alpha_1^k \ \alpha_2^k \ \cdots \ \alpha_m^k]^T = x, \text{ 则式(14)的解为:}$$

$$x = (A^T A)^{-1} A^T \eta^k. \quad (15)$$

再将式(15)回代入式(13),即可求出 α_j^k ,进

而得到加速迭代的目标矩阵。得到加速后的目标矩阵 T_{AA}^{k+1} 后,借此更新拉格朗日乘子与迭代惩罚因子,如公式:

$$\begin{cases} Y_1^{k+1} = Y_1^k + \mu^k (X - XZ^{k+1} - T_{AA}^{k+1} - E^{k+1}) \\ Y_2^{k+1} = Y_2^k + \mu^k (1_n^T Z - 1_n^T) \\ Y_3^{k+1} = Y_3^k + \mu^k (Z^{k+1} - J) \\ \mu^{k+1} = 1.5\mu^k \end{cases}. \quad (16)$$

最后由计算归一化原始残差判断是否进行下一次迭代。归一化残差可表示为:

$$\epsilon_p^{k+1} = \frac{\|X - XZ^{k+1} - Z^{k+1} - T^{k+1} - E^{k+1}\|_F}{\|X\|_F}. \quad (17)$$

总体迭代流程如表 1 和表 2 所示。

相比未加速的交替方向乘子法,加速方法的额外计算量仅来自于求解最小二乘问题,每次迭代只需要额外一次矩阵运算就可以显著减少迭代次数。

表 1 不动点迭代伪代码

Tab. 1 Algorithm pseudocode of fixed-point iteration

Algorithm 1: Fix-point iteration
Input: Image X , parameter $\omega, \beta, \gamma, \lambda, \mu$ which used in Eq. (6)
1. Update Z : Eq. (7)
2. Update E : Eq. (8)
3. Update T_{AA}^{k+1} : Eq. (12)
4. Update Y, μ : Eq. (16)
5. Update ϵ_p^{k+1} : Eq. (17)
6. Output: T_{AA}^{k+1}

表 2 基于安德森加速的 SRWS 迭代算法伪代码

Tab. 2 Algorithm pseudocode of SRWS based on Anderson accelerates

Algorithm 2: SRWS based on anderson acceleration
Input: Image X , parameter $\omega, \beta, \gamma, \lambda, \mu$ which used in Eq. (6)
1. Update Z : Eq. (7)
2. Update E : Eq. (8)
3. Update T : Eq. (9)
4. Update Y, μ : Eq. (16)
5. Update ϵ_p^{k+1} : Eq. (17)
6. While not converged Algorithm 1 End
7. Output: E, T, Z

3.2 背景估计的 RLCM 算法

为把全局信息引入到检测环节,提升小尺度目标检出率,在 RLCM 算法的基础上,增加了背景估计的预处理。采用加速 SRWS 模型估计整幅图像的低秩背景,并将原图像与之相减得到残

差图像,最后对残差图像进行多尺度 RLCM 检测。具体流程如图 3 所示。

SRWS 背景估计对尺寸较大的低秩部分相比尺寸小的目标更为准确,因此估计的背景中目标信号非常微弱,背景杂波信号更强。估计的背景携带有图像全局的灰度基准水平,通过减除背景,能显著降低背景部分的灰度,得到局部对比度较高的残差图像。

而当局部对比度较高时,RLCM 算法可以很好地区分出背景杂波和目标。所以 RLCM 对残差图像的检测效果优于直接对图像进行检测。如式(2),将原图减去背景以后, I_{mean_i} 会显著下降,目标与邻域的灰度差异提升,提高了对比度算法的背景抑制效果。

当背景条件较为复杂时,容易产生较多的虚警,通过阈值分割处理显著图可以很好地抑制虚警。为了不影响 RLCM 的多尺度检测能力,阈值分割放在 RLCM 检测之后,而非图像与背景相减以后。

4 实验与分析

4.1 基线方法与数据集

用于比较的基线算法为本文算法的基础算法 SRWS、RLCM,主流传统算法 IPI, LCM, New tophat^[35] 以及深度学习模型 ACM (Asymmetric Contextual Modulation)^[36]、ALCNet (Attentional Local Contrast Network)^[37]。通过将本文算法与基线算法的各项指标进行比较,以验证本文算法在场景适应性、背景抑制及检测率等方面的优越性。

实验需要多种背景条件下的天基平台短波红外图像。由于没有单一天基平台短波红外图像的公开数据集,所以本实验在 Wide-IRSTD 比赛数据集(包含 SIRST-V2,IRSTD-1K,IRDST,NUDT-SIRST 等多背景、多波段、多平台下的红外图像数据集)基础上选出天基平台短波红外图像,构建测试集与训练集。

所用测试集含 289 幅图像,其中 21 幅为无目标图像。将这些图像根据背景云量、海陆面积区分为 7 个不同特征的序列。图像中的目标大多为点目标,也有少量的拓展目标。测试集中不同序列的图像特征如表 3 所示。对基线深度学习方法

表3 各序列图像描述

Tab. 3 Description of each image sequence

Sequence	Image size	Number	Description of target	Description of background	Platform	Wavelength
Seq. 1	512×512	57		Dim sea with barely any waves and clouds		
Seq. 2	1 024×1 024	39		Dim sea with highlighted small structural clouds		
Seq. 3	1 024×1 024	79		Dim land with no clouds		
Seq. 4	2 048×2 048	16	Dim target varying from 1×1 to 5×5 pixels	Dim land with highlighted small structural clouds	Satellite	SWIR
Seq. 5	1 024×1 024	24		Highlighted coast with no clouds and waves		
Seq. 6	1 024×1 024	22		Highlighted coast with highlighted small structural clouds		
Seq. 7	2 048×2 048	52		Unstructured massive highlighted cloud		

的训练集,由 Wide-IRSTD 数据集中选出的另外 8 732 幅红外图像组成。

4.2 评价指标

实验采用受试者工作特性曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)、信杂比增益(Signal-to-Clutter Ratio Gain, SCRG)、运行时间和运行峰值内存作为模型性能的评价指标。

4.2.1 ROC 曲线

ROC 曲线是衡量性能好坏的强大工具,它能够直观地展示模型或算法在不同判断标准下的“辨别能力”,可以表征算法对某一单帧多目标图像的检测结果或某一图像序列的检测结果。曲线的横坐标为假阳性率(False Positive Rate, FPR),纵坐标为真阳性率(Ture Positive Rate, TPR),公式分别为:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (18)$$

$$FPR = \frac{FP}{N}, \quad (19)$$

式中:TP 为正确检测出的目标数量,当检测结果与图像中的真实目标有重叠,且结果的中心像素位置与真实目标的中心像素位置相差不超过 4 像素^[26]时,视为该目标被成功检测到;FN 为没有检测出的目标数量,即漏检;FP 为检测误报出的目标数量;N 为图像帧数。

由于 ROC 曲线难以客观判断算法的性能,

曲线下面积(Area Under Curve, AUC)将用于定量判别算法 ROC 的优劣,AUC 越大,算法检测越准确。

4.2.2 SCRG

信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)为图像目标所在区域内,目标信号占背景杂波信号的分量。SCRG 为经过处理后,背景抑制算法对原图信杂比提升的效果,定义为输出图像和输入图像的 SCR 之比。某图像的 SCR 与 SCRG 如下:

$$SCR = \frac{|\mu_t - \mu_b|}{\sigma_b}, \quad (20)$$

$$SCRG = \frac{SCR_{res}}{SCR_{img}}, \quad (21)$$

其中: μ_t 表示目标的像素平均值, μ_b, σ_b 分别表示目标周围背景的像素平均值和像素标准差, SCR_{res} 表示背景抑制后输出图像的 SCR, SCR_{img} 表示原图像的 SCR。

4.2.3 运行时间与峰值内存

红外小目标检测方法由于模型构造的不同,导致方法的运行时间不同。因此,算法的运行时间是一个值得关注的重要指标。此外复杂算法往往采用复杂的矩阵计算,程序运行时将会占用大量内存,算法之间差异很大,直接影响算法的应用。通过对算法运行时间和峰值内存的比较,可以区分算法的复杂度大小。

4.3 实验平台与参数

基于 MATLAB,在阿里云 ecs. ul-c1m1.2 xlarge 通用算力型 u1 实例进行部署,处理器由两核心主频 2.5GHz 的 Intel(R) Xeon(R) Platinum 组成。对深度学习基线算法的训练与测试则在 GeForce GTX1650 显卡上进行。

由于测试集的图像背景复杂多样,将安德森加速 SRWS 模型的参数设置为 $\beta=1, \gamma=0.09, \lambda=0.8, \mu=2$,可以控制背景与目标稀疏性的权衡,取得更好的检测精度^[14]。此外,测试集中目标尺度范围为 1×1 到 5×5 像素,已有研究表明,邻域块尺度 s 大于 3 且能覆盖目标时有更好的检测效果^[4]。因此 RLCM 算法设置为 $s=3, 5, 7, 9$ 。

4.4 实验结果与分析

4.4.1 检测效果主观比较

图4展示了部分本文算法与基准算法对各序列图像的检测结果。第1列至第7列分别为7个序列中的结果。其中第1行为原图像、后面依次为本文算法、SRWS, RLCM, IPI, LCM, New tophat, ACM 及 ALCNet 结果。其中红色框标出的是短波红外弱小目标;某些图像中,绿色框标出的是未被抑制的背景杂波;左下角或右下角的大红色框为放大后的弱小目标(彩图见期刊电子版)。

序列1图像完全为海面背景,背景较暗,弱小目标相对较亮,局部对比度较高,此时所有算法都有较好的检测能力。

序列2的图像背景带有昏暗的海面及较亮的云层,目标被淹没在高亮的云层背景杂波中,目标的局部对比度减弱。此时基于局部对比度的 RLCM、LCM,基于滤波器的 New tophat,基于注意力局部对比度网络的 ALCNet 无法从云层中检测出目标。其余算法并不完全依靠对比度,因此仍然保持较好的检测性能。

序列3、4的背景为较暗的陆地,陆地表面的地貌纹理形成了高频的背景杂波,大量的边缘使得传统算法产生了虚警。而深度学习算法以及采用了背景减除的本算法可以更好地抑制边缘,从而有着较少的虚警。

序列5背景为高亮的海岸与昏暗的海面,边缘处有着很高的局部对比度,导致基于局部

对比度的 RLCM、LCM 和利用基于滤波器的 New tophat 对陆地背景的抑制效果不佳,残留了较大块的杂波。而本文算法、IPI、SRWS 利用了背景估计的全局信息,可以几乎完全抑制背景杂波。此外,深度学习算法也在海陆背景对比度差异显著的情况下做到了较好的背景抑制性能。

在序列6中,背景为小片的高亮岛礁与细碎云层,大量的边缘导致所有传统算法产生了虚警和漏检。基于注意力局部对比度的 ALCNet 性能也大幅下降。横向对比来看,采用全局信息的 IPI、SRWS 比采用局部对比度信息的算法有着更好地抑制杂波的能力。而本文算法同时采用了全局信息和局部信息,因此杂波残留也少于 IPI、SRWS。

序列7背景为高亮云层。即使在背景高亮的情况下,只要保证没有大量边缘,各个算法都能保持较好的检测性能。

综上所述,通过横向和纵向比较发现,本文提出的算法在杂波抑制和目标检测数量优于基线算法。

4.4.2 ROC 曲线比较

表4展示了各算法在不同序列图像的 AUC,其中红色加粗字体标出了每序列中表现最好的算法。图5展示了各基准算法针对各序列图像的 ROC 曲线,图5(a)至图5(g)分别为序列1到序列7的结果,其中红色实线代表本文算法的表现。

从表4和图5的数据可以看出:

(1)在无云层和陆地干扰的简单背景下(序列1),所有算法取得最佳 AUC,尤其是基于局部对比度的算法。

(2)随着背景复杂度增加(如存在云层或陆地),检测性能普遍下降,尤其是在两种高对比度背景共存的情况下。

(3)纵向比较显示,基于局部对比度的方法(LCM、RLCM)和基于滤波器的 New tophat 对背景杂波敏感,复杂背景下的性能显著劣化;而 IPI、SRWS 等依赖背景估计的方法在某些场景下(序列2)优于局部对比度算法,但在其他场景可能因为低亮度区域误判为目标而导致性能下降。

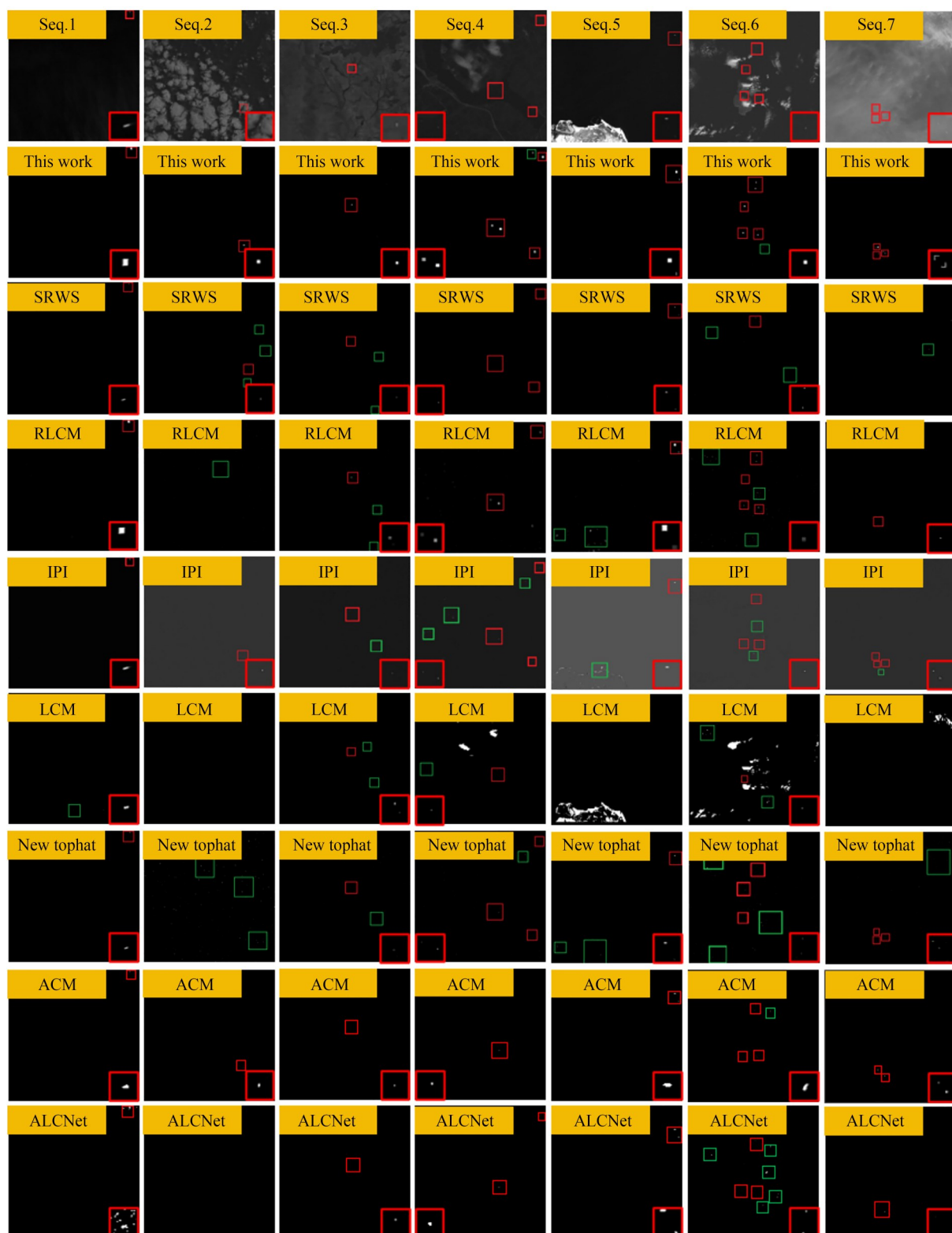


图4 序列1-7检测结果比较

Fig. 4 Comparison result of baselines in Seq. 1-7

(4)深度学习方法(ACM、ALCNet)虽然虚警率较低,但泛化能力与其训练样本的构成密切

相关,当训练域与测试域不匹配时,将导致检出率不理想,整体检测性能受限。

表 4 不同算法在序列 1-7 的 AUC
Tab. 4 AUC of different methods in Seq. 1-7

Method	Seq. 1	Seq. 2	Seq. 3	Seq. 4	Seq. 5	Seq. 6	Seq. 7
SRWS	0.922	0.763	0.655	0.596	0.779	0.725	0.603
RLCM	0.953	0.797	0.794	0.853	0.883	0.826	0.686
IPI	0.949	0.937	0.821	0.773	0.754	0.792	0.781
LCM	0.983	0.861	0.817	0.708	0.730	0.653	0.587
New tophat	0.962	0.838	0.810	0.657	0.767	0.775	0.732
ACM	0.922	0.770	0.719	0.608	0.841	0.769	0.655
ALCNet	0.848	0.694	0.584	0.543	0.840	0.792	0.627
This work	0.950	0.867	0.858	0.890	0.934	0.869	0.842

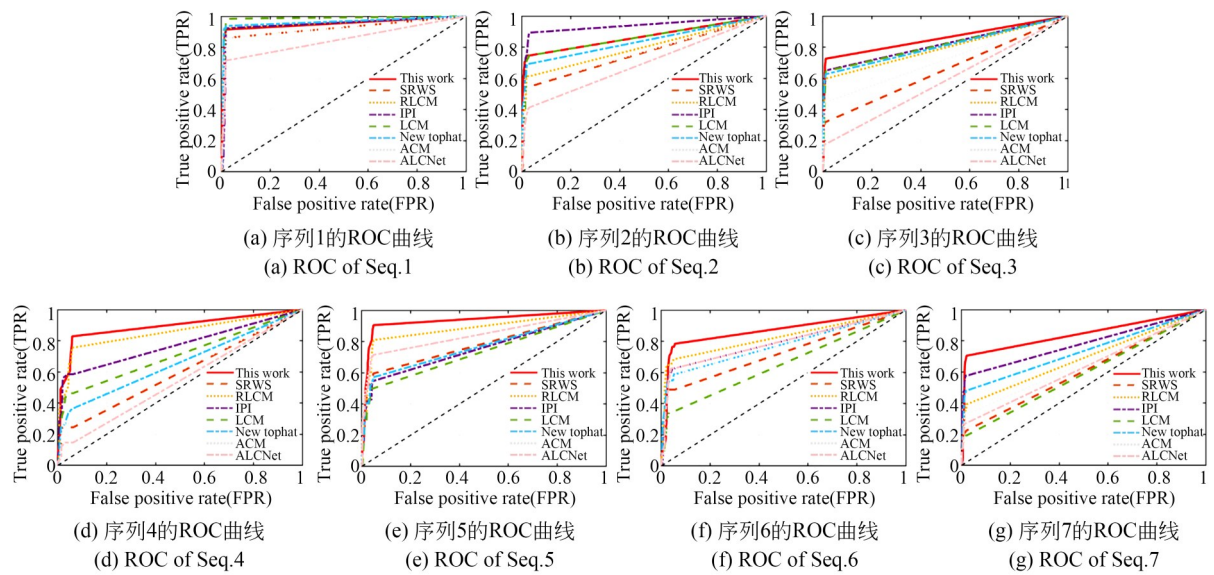


图 5 不同算法在序列 1-7 的 ROC 曲线
Fig. 5 ROC of different methods in Seq. 1-7

最后,综合图 5 与表 4 的结果可见,本文算法在不同复杂背景下均表现出较强的稳定性。在序列 1(纯海面背景)中,本文算法取得最高的 AUC 值为 0.950,即使在最具挑战性的序列 7 中,AUC 仍保持在 0.842。

具体而言,在 7 个测试序列中,本文算法在 5 个序列上的 AUC 均高于所有对比方法;在其余 2 个序列亦优于多数基线算法,仅略低于个别方法。

上述结果表明,所提方法在各类背景杂波(包括云层、陆地纹理、海陆交界等)下均能维持稳定的检测性能,验证了其良好的环境适应能力。

4. 4. 3 消融实验

为了研究安德森加速对原算法的实际影响,以取得在检测精度与计算效率之间的平衡。表 5 是安德森加速消融实验的结果,分别比较加速和不加速两种算法的平均计算时间和平均 AUC。

从表 5 可以看出,加速算法相比原算法在计

表 5 安德森加速消融实验
Tab. 5 Ablation experiment of Anderson accelerate

RLCM+SRWS background estimate	Anderson accelerate	Running time/(s·fr ⁻¹)	Average AUC
✓		199.696	0.883
✓	✓	94.782	0.885

算效率方面取得了显著的提升,而检测精度仍然保持着较高的水平。

4. 4. 4 SCRG 结果比较

表 6 展示了本文算法与基准算法对各序列图像的平均 SCRG。其中红色加粗标出的是某序列中 SCRG 最好的算法;绿色加粗标出的是某序列中 SCRG 次好的算法(彩图见期刊电子版)。

表 6 序列 1-7 平均 SCRG 比较
Tab. 6 Comparison of average SCRG for Seq. 1-7

Method	Seq. 1	Seq. 2	Seq. 3	Seq. 4	Seq. 5	Seq. 6	Seq. 7
SRWS	3. 904	12. 416	10. 182	18. 577	74. 884	51. 604	234. 740
RLCM	2. 891	6. 289	16. 043	7. 766	25. 148	38. 966	77. 644
IPI	3. 673	6. 704	13. 13	19. 19	6. 292	10. 648	30. 492
LCM	3. 922	0. 791	5. 584	1. 362	2. 020	0. 650	4. 324
New tophat	5. 613	8. 328	8. 645	18. 643	44. 330	26. 166	75. 072
ACM	5. 575	5. 017	21. 166	14. 083	25. 782	30. 050	178. 039
ALCNet	4. 806	7. 147	11. 759	18. 451	44. 396	24. 688	182. 323
This work	3. 281	11. 537	13. 882	26. 212	55. 756	62. 197	157. 409

对表 6 中不同的序列进行横向比较,序列 5 至序列 7 的 SCRG 显著高于其他序列。这主要归因于这三类场景背景杂波较强,使得原图像的 SCR 极低;根据式(21),在此类低 SCR 条件下,只要算法能有效抑制大部分背景杂波,即可获得较高的 SCRG。

纵向对比各算法表现可知,IPI、LCM、New tophat 的平均 SCRG 较低,主要因为在其检测过程中缺乏对目标灰度的显式增强机制。相比之下,SRWS 在优化过程中引入了目标保持项,能够在抑制背景的同时增强目标响应,从而提升 SCRG。

本文算法通过背景估计与残差减除,有效抑制了高亮背景成分,在各类场景下均展现出较强的综合性能。尤其在序列 7(高亮云层背景)中,背景估计能够大幅抑制背景,使得 SCRG 显著提升。

值得注意的是,深度学习方法(ACM、ALCNet)由于决策阈值较保守,虚警率较低,较少将杂波误判为目标,因此在平均 SCRG 上表现良好。

本算法在 7 个测试序列中表现稳健:在 2 个序列中取得最高的平均 SCRG,在另外 2 个序列中位列第二,尤其在序列 7 中,SCRG 达到峰值

157.409。上述结果表明,无论背景类型如何变化(如海面、陆地、云层或其组合),所提方法均能有效增强目标信号并抑制背景杂波,展现出良好的适应性。

4. 4. 5 抗噪声能力实验

在天基平台,光子噪声和平台震颤引入的成像噪声会显著降低短波红外弱小目标的可检测性:一方面,削弱目标与背景的局部对比度,进一步恶化已较低的 SCR;另一方面,可能破坏目标的结构特征,增加检测难度。因此,所提算法的抗噪声能力是评估其工程适用性的关键指标。

为定量分析该性能,在测试集上分别叠加高斯噪声,模拟 SNR=20,15 和 10 dB 的退化场景,并以 AUC 作为评价指标。如表 7 所示,随着噪声强度增加,算法性能呈下降趋势,但仍保持一定的稳定性。若以 AUC>0.8 作为可接受的工作阈值,则本文算法在 SNR≥20 dB 条件下可维持有效检测能力。

表 7 抗噪声实验
Tab. 7 Anti-noise experiment

SNR	20 dB	15 dB	10 dB
Decline in AUC	—10. 18%	—16. 98%	—23. 32%

4.4.6 平均运行时间与运行内存结果比较

表 8 对比了本文算法与基线算法的平均运行时间与峰值内存占用。需要指出的是,深度学习方法依赖 GPU 加速进行推理,其运行时间与传统 CPU 实现的算法不具备直接可比性。因此,对深度学习方法以训练时间与模型参数量作为补充评估指标。

从表 8 可见,在传统算法中,本文方法的单帧处理时间长于 New tophat 与 RLCM,,但显著优于 LCM,IPI,SRWS,验证了安德森加速策略在提升

收敛效率方面的有效性。然而,本算法的峰值占用内存相对较高,主要源于不动点迭代过程中需要保留上一代优化结果,导致中间结果无法及时释放。尽管如此,考虑到其在检测精度与计算效率之间的良好平衡,这一内存开销在可接受范围内。

相较于深度学习,本文算法无需训练阶段,不依赖 GPU 等专用硬件,且模型参数量(无学习参数)也远小于深度学习的百万量级。上述特性使其更易于部署在计算资源受限的天基平台,具备良好的工程应用潜力。

表 8 各算法的运行时间及峰值内存

Tab. 8 Running time and peak storage for each algorithms

Method	Running time/sec·fr ⁻¹	Training time/hr	Peak storage/MB
SRWS	97.308	—	200
RLCM	9.451	—	16
IPI	135.847	—	200
LCM	213.913	—	8
New tophat	0.012	—	2
ACM	—	12(Params 0.398 M)	390
ALCNet	—	12.5(Params 0.427 M)	436
This work	94.782	—	513

5 结 论

本文针对天基短波红外图像中弱小目标易受复杂云层与地表杂波干扰,在低信杂比条件下检测困难的问题,提出了一种融合安德森加速自正则化加权稀疏模型与多尺度相对局部对比度的改进检测方法。该方法通过引入安德森加速机制,有效缓解了传统稀疏低秩背景估计模型迭代收敛缓慢的计算瓶颈。同时,利用背景残差图与 RLCM 相结合,实现了对全局背景杂波的抑制与局部目标特征的显著增强,从而兼顾了检测精度与计算效率。为了全面评估所提方法的性能,构建了一个包含 7 类典型场景、共计 289 幅图像的天基 SWIR 测试集,并与多种主流算法进行了系统性对比。实验结果表明:在检测精度方面,

本文算法展现出卓越的稳定性,在所有测试序列中 AUC 值最高达 0.950,最低仍保持在 0.842,且在 7 个序列中的 5 个优于全部基线方法;在背景抑制能力方面,其信杂比增益显著优于 IPI,LCM 等传统方法,尤其在高亮云层等强杂波背景下的优势更为突出;在计算效率方面,安德森加速策略成功将单帧处理时间降低超过 50%,验证了其在加速优化过程中的有效性。此外,消融实验与抗噪分析进一步证实了各核心组件的有效性 & 算法在噪声环境下的适应能力。

尽管取得了上述进展,本研究仍存在可改进之处。当前算法的峰值内存占用相对较高,主要源于安德森加速过程中对历史迭代变量的存储需求。未来工作将致力于优化计算结构,提升实时处理能力,推动其在实际工程中的应用。

作者贡献声明:

薛驰:算法设计与实现,实验开展及结果分析,论文构思与初稿撰写;

陈小梅:研究思路提出,技术方案指导与论

证,论文审阅与修改;

李海彤:工程应用梳理与界定,算法工程化部署及实验验证。

参考文献:

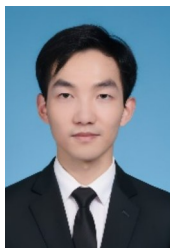
- [1] HAN J H, MA Y, ZHOU B, *et al.* A robust infrared small target detection algorithm based on human visual system [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(12): 2168-2172.
- [2] HAN J H, YU Y, LIANG K, *et al.* Infrared small-target detection under complex background based on subblock-level ratio-difference joint local contrast measure [J]. *Optical Engineering*, 2018, 57(10): 1.
- [3] PHILIP CHEN C L, LI H, WEI Y T, *et al.* A local contrast method for small infrared target detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 574-581.
- [4] HAN J H, LIANG K, ZHOU B, *et al.* Infrared small target detection utilizing the multiscale relative local contrast measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(4): 612-616.
- [5] WEI Y T, YOU X G, LI H. Multiscale patch-based contrast measure for small infrared target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 58: 216-226.
- [6] DENG H, SUN X P, LIU M L, *et al.* Small infrared target detection based on weighted local difference measure[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(7): 4204-4214.
- [7] HAN J H, MORADI S, FARAMARZI I, *et al.* Infrared small target detection based on the weighted strengthened local contrast measure[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 18(9): 1670-1674.
- [8] DAI Y M, WU Y Q, SONG Y. Infrared small target and background separation *via* column-wise weighted robust principal component analysis[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 77: 421-430.
- [9] LI Y S, LI Z Z, ZHANG C, *et al.* Infrared maritime dim small target detection based on spatiotemporal cues and directional morphological filtering [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2021, 115: 103657.
- [10] XU Y K, WAN M J, ZHANG X J, *et al.* Infrared small target detection based on local contrast-weighted multidirectional derivative [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5000816.
- [11] QIN J H, QIN P L, CHAI R, *et al.* EL2NM: extremely low-light noise modeling through diffusion iteration [C]. 2024 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. June 17-18, 2024, Seattle, WA, USA. IEEE, 2024: 1085-1094.
- [12] 牛海鹏, 颜昌翔, 王一霖, 等. 基于快速局部对比度和目标特征的星图弱小目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2024, 39(1): 69-78.
NIU H P, YAN CH X, WANG Y L, *et al.* Star map spatial target detection method based on fast local contrast and target features[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(1): 69-78. (in Chinese)
- [13] 赵鹏鹏, 李庶中, 李迅, 等. 融合视觉显著性和局部熵的红外弱小目标检测[J]. 中国光学, 2022, 15(2): 268-276.
ZHAO P P, LI SH ZH, LI X, *et al.* Infrared dim small target detection based on visual saliency and local entropy [J]. *Chinese Journal of Optics*, 2022, 15(2): 268-276. (in Chinese)
- [14] 穆靖, 李伟华, 饶俊民, 等. 采用三层模板局部差异度量的红外弱小目标检测[J]. 光学精密工程, 2022, 30(7): 869-882.
MU J, LI W H, RAO J M, *et al.* Infrared small target detection using tri-layer template local difference measure[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(7): 869-882. (in Chinese)
- [15] 谷雨, 刘俊, 沈宏海, 等. 基于改进多尺度分形特征的红外图像弱小目标检测[J]. 光学精密工程, 2020, 28(6): 1375-1386.
GU Y, LIU J, SHEN H H, *et al.* Infrared dim-small target detection based on an improved multi-scale fractal feature [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(6): 1375-1386. (in Chinese)
- [16] YAN F J, XU G L, WU Q, *et al.* Infrared small

- target detection using kernel low-rank approximation and regularization terms for constraints[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2022, 125: 104222.
- [17] GAO C Q, MENG D Y, 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.
- [18] ZHANG T F, PENG Z M, WU H, *et al.* Infrared small target detection via self-regularized weighted sparse model [J]. *Neurocomputing*, 2021, 420: 124-148.
- [19] ZHANG Y T, LI Z Z, SIDDIQUE A, *et al.* Infrared small target detection based on interpretation weighted sparse method [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 5001415.
- [20] ZHU D Y, TANG J W, FU X X, *et al.* Detection of infrared small target based on background subtraction local contrast measure and Gaussian structural similarity [J]. *Heliyon*, 2023, 9(6): e16998.
- [21] MA J K, GUO H R, RONG S H, *et al.* Infrared dim and small target detection based on background prediction [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(15): 3749.
- [22] LIU R S, LIN Z C, DE LA TORRE F, *et al.* Fixed-rank representation for unsupervised visual learning[C]. 2012 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. IEEE, 2012: 598-605.
- [23] DUAN C P, HU B L, LIU W, *et al.* Infrared small target detection method based on frequency domain clutter suppression and spatial feature extraction [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 85549-85560.
- [24] LIU F C, GAO C Q, CHEN F, *et al.* Infrared small and dim target detection with transformer under complex backgrounds [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, 32: 5921-5932.
- [25] QIU Z B, MA Y, FAN F, *et al.* A pixel-level local contrast measure for infrared small target detection[J]. *Defence Technology*, 2022, 18(9): 1589-1601.
- [26] HE H Y, WAN M J, XU Y K, *et al.* WTAPNet: wavelet transform-based augmented perception network for infrared small-target detection [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 5037217.
- [27] ZHUANG J B, CHEN W Y, GUO B L, *et al.* Infrared weak target detection in dual images and dual areas[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(19): 3608.
- [28] WANG W J, XIAO C W, DOU H F, *et al.* CCRANet: a two-stage local attention network for single-frame low-resolution infrared small target detection[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(23): 5539.
- [29] ZHANG J Y, PENG Y, OUYANG W Q, *et al.* Accelerating ADMM for efficient simulation and optimization[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38(6): 1-21.
- [30] LIU Q Y, HUANG Z C, YE H, *et al.* Accelerated nonconvex ADMM with self-adaptive penalty for rank-constrained model identification[C]. 2023 62nd *IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*. December 13-15, 2023, Singapore, Singapore. IEEE, 2024: 1281-1287.
- [31] PAUL S, GANGULY B, CHATTERJEE S. Nesterov-type accelerated ADMM (N-ADMM) with adaptive penalty for three-phase distributed OPF under non-ideal data transfer scenarios [C]. 2023 *IEEE 3rd International Conference on Smart Technologies for Power, Energy and Control (STPEC)*. December 10-13, 2023, Bhubaneswar, India. IEEE, 2024: 1-6.
- [32] OUYANG Y Y, CHEN Y M, LAN G H. An accelerated linearized alternating direction method of multipliers[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2015, 8(1): 644-681.
- [33] KADKHODAIE M, CHRISTAKOPOULOU K, SANJABI M, *et al.* Accelerated alternating direction method of multipliers[C]. *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Sydney NSW Australia. ACM, 2015: 497-506.
- [34] WANG D W, HE Y H, DE STERCK H. On the asymptotic linear convergence speed of Anderson acceleration applied to ADMM[J]. *Journal of Scientific Computing*, 2021, 88(2): 38.
- [35] BAI X Z, ZHOU F G. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2145-2156.
- [36] DAI Y M, WU Y Q, ZHOU F, *et al.* Asymmetric contextual modulation for infrared small target

detection [C]. 2021 *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. January 3-8, 2021. Waikoloa, HI, USA. IEEE, 2021: 949-958.

[37] DAI Y M, WU Y Q, ZHOU F, *et al.* Attentional local contrast networks for infrared small target detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(11): 9813-9824.

作者简介:



薛 驰(2002—),男,江苏常州人,博士研究生,2025年于北京理工大学获得学士学位,主要从事光电成像技术和集成光学等方面的研究。E-mail: 12530064@zju.edu.cn

通讯作者:



陈小梅(1976—),女,浙江宁波人,博士,副教授,硕士生导师,1999年、2002年、2008年于北京理工大学分别获得学士、硕士和博士学位,主要从事光电成像技术和遥感影像处理等方面的研究。E-mail: cxiaomei@bit.edu.cn