

文章编号: 1672-8785(2025)11-0013-11

融合遥感数据与物理建模的 动态目标红外数据集

周晓萱¹ 李丽圆² 胡瑋悦¹ 饶 鹏¹

林长青¹ 陈凡胜^{1,2*} 孙胜利^{1*}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 复旦大学光电研究院, 上海 200433)

摘 要: 人工智能的快速发展显著提升了目标检测与跟踪的潜力, 但高质量红外动态数据集的匮乏制约了天基凝视探测系统的目标感知能力。提出了一种融合遥感数据与物理建模的构建方案, 生成了包含动态云、飞机与舰船的多帧三谱段红外数据集。利用静止轨道高时间分辨率观测数据反演云运动矢量场, 并将其映射至 SDGSAT-1 热红外光谱仪 (Thermal Infrared Spectrometer, TIS) 高分辨率背景, 生成动态云场; 同时基于 TIS 历史观测数据与仿真模型, 生成飞机与舰船的运动轨迹及辐射特性。该数据集可用于目标检测与跟踪模型的训练和评测, 并为红外系统性能评估提供数据支撑。

关键词: 动态红外数据集; SDGSAT-1 TIS; 目标跟踪; 飞机探测; 舰船探测

中图分类号: TP751; TP79 **文献标志码:** A

DOI: 10.11972/j.issn.1672-8785.2025.11.003

Dynamic Infrared Target Dataset Based on Remote Sensing Data and Physical Modeling

ZHOU Xiao-xuan¹, LI Li-yuan², HU Zhuo-yue¹, RAO Peng¹,

LIN Chang-qing¹, CHEN Fan-sheng^{1,2*}, SUN Sheng-li^{1*}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. Institute of Optoelectronics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: The rapid development of artificial intelligence has significantly enhanced the potential for target detection and tracking, but the lack of high-quality dynamic infrared datasets has limited the target perception capabilities of space-based staring detection systems. This paper proposes a construction scheme that integrates

收稿日期: 2025-10-07

基金项目: 中国科学院战略性先导科技专项 (XDB0580000); 国家自然科学基金项目 (62575297; 62505342)

作者简介: 周晓萱 (1997-), 女, 辽宁葫芦岛人, 博士, 主要从事红外辐射特性建模、红外极限探测、热红外遥感应用等方面的研究。

***通讯作者:** E-mail: cfs@mail.sitp.ac.cn (陈凡胜); palm_sun@mail.sitp.ac.cn (孙胜利)

remote sensing data with physical modeling to generate a multi-frame, three-band infrared dataset containing dynamic clouds, aircraft, and ships. The cloud motion vector fields are retrieved from high-temporal-resolution geostationary observations and mapped onto the high-resolution background of the SDGSAT-1 thermal infrared spectrometer (TIS) to generate dynamic cloud fields. Simultaneously, the motion trajectories and radiation characteristics of aircraft and ships are generated based on historical TIS observations and simulation models. This dataset can be used to train and evaluate target detection and tracking models and provides data support for infrared system performance evaluation.

Key words: dynamic infrared dataset; SDGSAT-1 thermal infrared spectrometer; target tracking; aircraft detection; ship detection.

0 引言

天基红外遥感在全天时海空一体化监视中发挥着关键作用,但受制于空间分辨率、复杂云场与成像链路退化,在低信噪比、信杂比条件下实现稳定检出与鲁棒跟踪仍具挑战。然而高分辨率、大幅宽、凝视型系统的研制成本与工程难度高,亟需在可控且贴近真实的条件下摸清探测极限边界,并为算法迭代提供面向任务的数据支撑。

近五年,红外弱小目标检测研究在深度学习推动下快速发展,围绕多模态特征与结构先验对 R-CNN^[1-2]、YOLO^[3-4]、Transformer^[5-6]、Mamba^[7-8]等网络进行改进。高质量数据集在其中起到关键作用,为算法模型提供丰富的训练和验证数据,为机器学习模型获取多谱段特征、目标轮廓与运动模式提供基础,从而显著提升系统在强杂波、低对比度等复杂环境下的鲁棒性和准确性。

然而,现有红外数据集仍存在显著局限性,主要体现在缺乏动态性和真实性上。一方面,多数飞机/舰船数据集基于 Google Earth 或高分系列可见/近红外影像构建,形态清晰但多为单帧静态,比如舰船数据集 UOW-Vessel^[9]、DM-FGRS^[10]、FGSC-23^[11]。飞机数据集大多关注机场停止的飞机^[12],如 HRPlanesV2^[13]、OPT-Aircraft_v1.0^[12]、MTARSI^[14]等。Sentinel-2 多光谱成像仪(Multi-Spectral Imager, MSI)的视差效应使其可以观测到日间飞行的飞机。Segundo M P 等人基于此构建了飞行飞机数据集^[15],但难以覆盖夜间探测场景。而且单

帧数据无法充分模拟目标的连续运动轨迹和地球背景变化。另一方面,由于数据获取难度高,公开可用数据集少,仅有少数研究构建了基于热红外遥感的飞机^[16-17]和舰船^[18]数据。

为弥补数据匮乏,部分研究尝试利用真实数据与物理仿真合成视频式红外样本,用于扩充训练与算法评测。例如,Westlake S T 等人结合真实数据与仿真得到视频序列的长波红外舰船数据集,用于补充训练数据和提升算法检测精度^[19];Jakubowicz J 等人结合飞机红外信号仿真,生成日间在白噪声背景下的飞机数据集,用于检测和测试^[20];李朝旭等人以实测的长波红外卫星图像为背景图像,以巡航状态民航飞机为仿真目标,构建 IRAir 数据集并检测算法性能^[21]。以上这些研究为红外探测性能分析和算法研究贡献了宝贵的方法和数据,但没有考虑到飞行过程中目标工况和地球背景的变化,且单通道数据丢失了多谱段信息,这对于低分辨率下弱小目标的检测尤为重要。

因此,本文针对高分辨率红外多帧多谱段遥感数据稀缺的问题,提出一种融合遥感数据与物理建模的方法。利用 Himawari-8/9 静止卫星的分钟级热红外观测数据估计云运动矢量,并将其映射到 SDGSAT-1 TIS 提供的高分辨率背景中,生成动态云场;基于历史观测数据与仿真模型,生成飞机和舰船的运动轨迹,同时保留多谱段信息。据此,构建了一个约 150 GB 的三谱段多帧热红外飞

机/舰船数据集, 包含 2400 幅 $100\text{ km} \times 100\text{ km}$ 大小的 30 m 分辨率影像, 覆盖云、海洋、沙漠、雪山、草地、森林、城市等七类典型地表背景以及八类不同工况和尺度的海空目标。该数据集为弱小目标检测与跟踪算法开发、红外系统性能评估与探测极限分析提供了可控且贴近真实的数据支撑。

1 数据集构建方法

1.1 目标辐射特性分析

本数据集以 SDGSAT-1 TIS 获取的真实飞机与舰船样本为参考, 结合实测与理论模型生成仿真目标。

在长波热红外($8 \sim 12.5\text{ }\mu\text{m}$)波段, 飞机与舰船表面通常被视为具有均匀发射率的不透明灰体, 机身/船体涂层材料的发射率通常为 $0.85 \sim 0.98$, 海面发射率约为 $0.98 \sim 0.99$, 目标在波长 λ 处的光谱辐亮度可表示为

$$L_{\text{target}}(\lambda) = \frac{\epsilon_{\text{target}} \cdot c_1}{\pi \cdot \lambda^5} \frac{1}{e^{c_2/\lambda T_{\text{target}}} - 1} \quad (1)$$

式中, ϵ_{target} 为目标表面的红外发射率; 辐射常数 $c_1 = 2\pi hc^2 \approx 3.743 \times 10^{-6}\text{ W} \cdot \text{m}^2$, $c_2 = hc/k \approx 1.4387 \times 10^{-2}\text{ W} \cdot \text{K}$ (h 是普朗克常数, c 是光速, k 是玻尔兹曼常数); T_{target} 是目标的表面温度。飞机在对流层顶附近飞行时, 其机身表面的平衡温度受环境温度主导, 通常比地球背景低 $0 \sim 10\text{ K}$ 左右^[22]。舰船受结构材料、工况以及甲板日照余热等影响, 相对于温度较为恒定的海表通常呈现出“昼高夜低”的日变化特征^[23]。

探测器接收到的目标信号还需要考虑大气传输的影响, 到达大气顶层的目标辐亮度可以表示为

$$L_{\text{TOA_Target}}(\lambda) = L_{\text{target}}(\lambda) \cdot \tau_{\text{atm}}(\lambda) + L_{\text{path}}(\lambda) \quad (2)$$

式中, τ_{atm} 表示大气透过率; L_{path} 表示大气路径辐射。

在遥感图像中, 信号随后经光学传递、积分时间与噪声链路映射至数字量化 (Digital Number, DN) 值:

$$L_{\lambda_i} = a_i \cdot \text{DN}_i + b_i \quad (3)$$

式中, DN_i 是第 i 谱段信号被模数转换器转换为数字值的值, 即遥感图像中的灰度值; a_i 和 b_i 是第 i 谱段的增益系数和偏置系数。

数据集 TIFAD.v1 对 21004 个样本的统计结果表明^[17], 高空飞行的飞机表现为负对比度目标, 即目标辐亮度低于背景。在三谱段内, 目标与背景的 DN 值差异分别为 $0.84\% \sim 12.96\%$ 、 $2.64\% \sim 15.16\%$ 、 $1.95\% \sim 11.90\%$ 。整体而言, 其中 B2 波段 ($10.3 \sim 11.3\text{ }\mu\text{m}$) 对目标的探测能力最强。考虑大气传输效应, B1 波段 ($8 \sim 10.5\text{ }\mu\text{m}$) 和 B3 波段 ($11.5 \sim 12.5\text{ }\mu\text{m}$) 的透过率对高度的敏感性高于 B2 波段, 高空目标呈现更小的跨谱段差异, 而地面目标的谱段间差异更大, 这也是实现高空目标判别的重要因素。同时, 由于几乎不受到太阳反射的影响, 热像仪对飞机目标表现出对昼夜相当的探测能力。

根据舰船数据集 TISD 中的统计结果, 舰船目标与海面的温度差异约为 $-5 \sim -0.4\text{ K}$ 与 $0.3 \sim 6\text{ K}$ 两个区间, 温差过低的目标难以被可靠检出^[18]。

图 1 所示为场景中真实与仿真的飞机和舰船目标, 以及其中心位置附近在三谱段的 DN 值变化情况。

综上所述, 基于物理模型与样本统计的联合约束, 对目标三通道 DN 分布进行合理设定, 使其在辐射强度、谱段间差异以及昼夜时序特征上与真实观测保持一致性。

1.2 动态背景仿真

对于云背景, 首先进行云检测, 生成云掩膜; 随后选取成像时刻前后两期 Himawari-8/9 AHI 热红外图像 (空间分辨率约为 2 km , 时间间隔 Δt 为 10 min), 在云掩膜限定区域内估计云的光流场^[24], 并将得到的位移场映射/插值到目标高分辨率背景上, 从而合成在高分辨率下时空连续的云场序列。

设两帧热红外图像分别为 $I(x, y, t)$ 与 $I(x, y, t + dt)$, 认为在短时间内同一物理点的辐射亮度近似恒定并发生小位移, 即

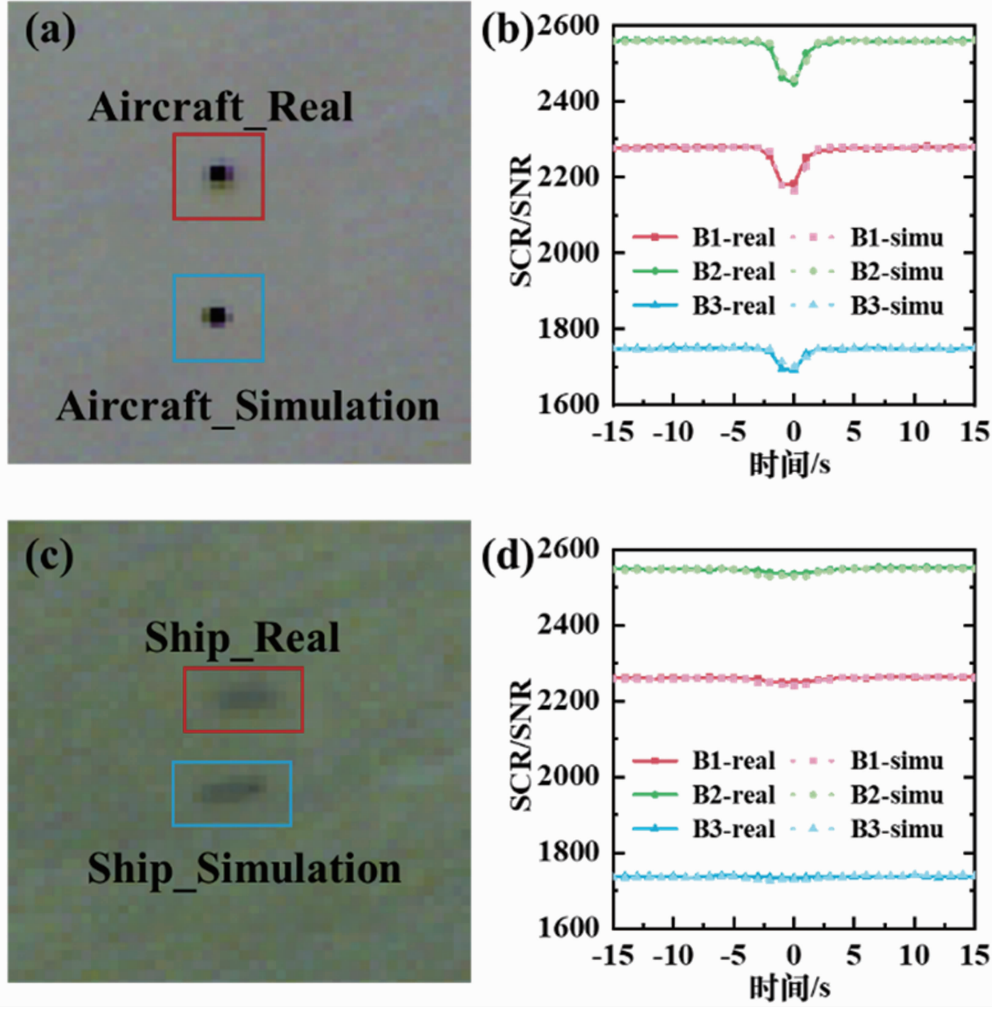


图 1 仿真目标与实测目标对比

$I(x, y, t) \approx I(x + dx, y + dy, t + dt)$ (4)
 对式(4)右侧作一阶泰勒展开, 得到经典的光流约束方程:

$$\begin{aligned} f_x u + f_y v + f_t &= 0 \\ f_x &= \frac{\partial f}{\partial x}; f_y = \frac{\partial f}{\partial y} \\ u &= \frac{dx}{dt}; v = \frac{dy}{dt} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, f_x 与 f_y 为图像梯度; f_t 为时间变化梯度。由于单像素仅一条约束, 对于 (u, v) 采用 Lucas-Kanade 方法求解:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i f_{x_i}^2 & \sum_i f_{x_i} f_{y_i} \\ \sum_i f_{x_i} f_{y_i} & \sum_i f_{y_i}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_i f_{x_i} f_{t_i} \\ -\sum_i f_{y_i} f_{t_i} \end{bmatrix} \quad (6)$$

为适应较大位移, 采用多尺度金字塔与逐

层扭曲细化; 解算时对梯度与权重使用高斯核以提升稳健性。将得到的像素位移 (u, v) 按地面采样间距 Δs 与时间间隔 Δt 换算为速度与风向:

$$\|v\| = \sqrt{u^2 + v^2} \cdot \frac{\Delta s}{\Delta t} \quad (7)$$

$$\theta = \text{atan2}(-v, u) \quad (8)$$

实际上, 在热红外云图中, 亮度恒常只近似成立, 而实际云层会出现厚度、高度、消散等变化。为此, 在合成阶段引入两项感知一致性修正:

(1) 对于高速云体(移动速度大于 25 km/h)的光流引导图像, 叠加与速度大小相关的扩散项; 对云区进行速度-时间耦合的高斯扩散或小幅各向异性平滑, 以模拟形态学弥散。

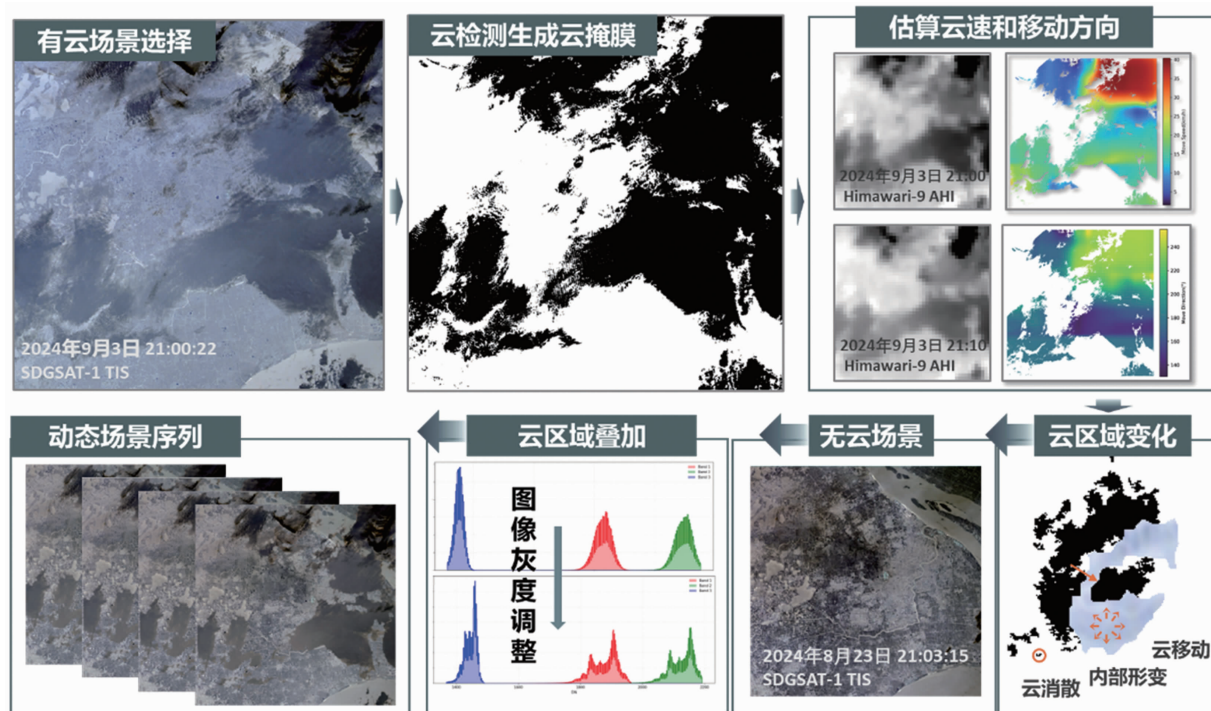


图 2 动态场景序列生成流程图

(2) 对小尺度云斑块(连通域面积小于 100 个像素)施加时间衰减, 以模拟弱小云体的演化与消散。

最后, 对经位移与强度一致性校正后的移动云进行灰度调整, 并将其叠加到同区域的夜间场景图像上, 生成具有自然边缘与连续运动的动态云背景序列(见图 2)。

1.3 动态场景生成

下面将仿真得到的目标辐射与实测或再分析生成的动态背景进行融合。首先依据目标几何外形构建二值蒙版, 将目标在物方的辐射亮度转换为 DN 值, 并将其映射到成像网格上; 然后与区域背景影像按成像模型完成退化与叠加, 得到包含移动目标的红外场景序列(见图 3)。

热红外成像涉及光机、电学与探测器链路的协同, 包括信号读出电路、焦平面探测器、低温光学系统以及平台与姿控系统。系统交互会引入多种影响成像质量的因素, 如焦距偏移、光学像差、探测器滤波特性等。模拟凝视型阵列探测器探测场景时, 还要考虑焦平面的非均匀性和平台抖动。

红外成像模型可以表示为

$$I(x, y) = O(x, y) \otimes H(x, y) + n(x, y) \quad (9)$$

式中, $O(x, y)$ 为物方真实场景; $H(x, y)$ 为成像系统的退化函数; $n(x, y)$ 为系统噪声; $I(x, y)$ 为输出的退化图像。

热红外成像仪在积分时间内可能出现微小抖动, 导致特定像素点可能接收到邻近像素的辐射亮度信息, 从而引起相邻像素的混淆, 进而影响图像清晰度。在这种抖动条件下, 成像系统的物像关系可以描述为

$$g(x_0, y_0) = \frac{1}{T_{int}} \int_0^{T_{int}} f(x_0 + x(t), y_0 + y(t)) dt \quad (10)$$

式中, x_0 和 y_0 为像面坐标; $g(x)$ 为像函数; $f(x)$ 为物函数; T_{int} 为成像积分时间; $x(t)$ 和 $y(t)$ 分别为像面 x 和 y 方向上的振动函数。本文中仿真设定帧间偏移量为 1~3 个像素。

目标与背景融合的具体流程如下:

(1) 目标映射与量化: 依据当前场景设定的目标辐射特性, 结合定标系数将其转换为 DN 值, 并在 1 m 分辨率网格上对目标蒙版赋值; 背景影像经上采样到同一网格, 实现空间一致。

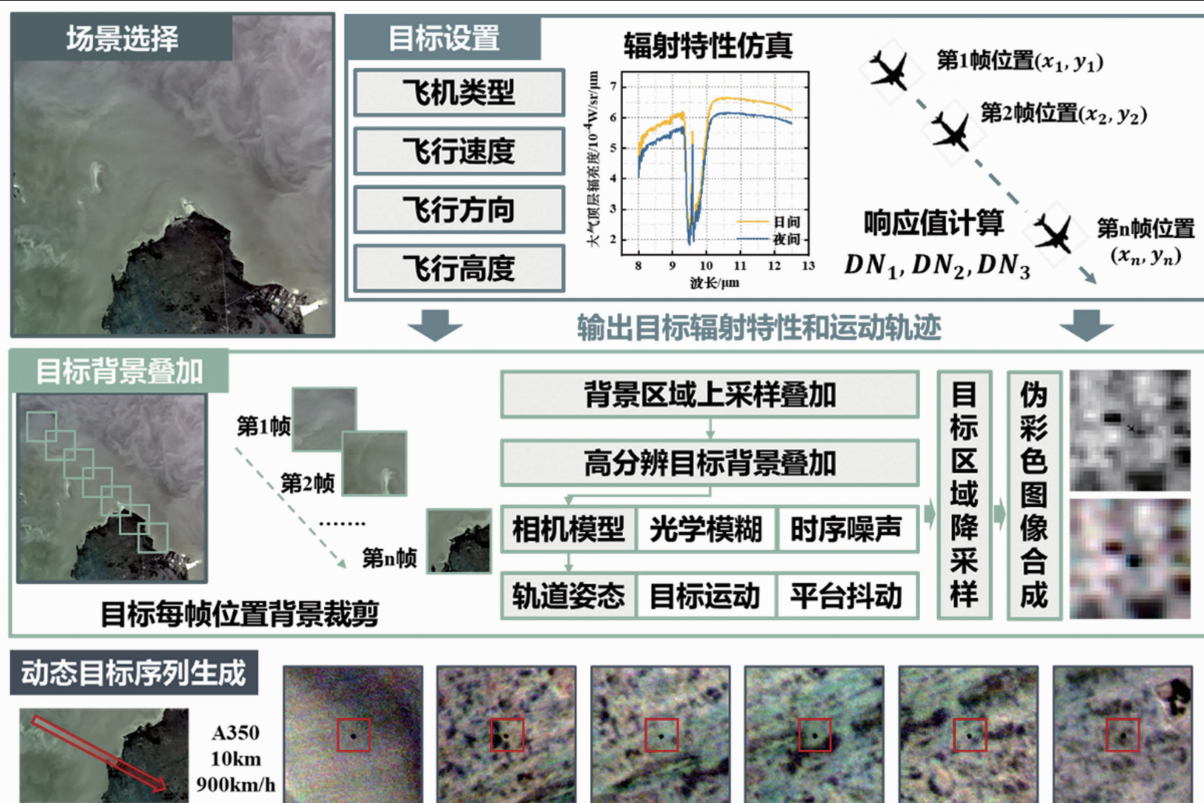


图 3 移动目标生成流程图

(2) 成像退化：为反映光学像差与系统性退化，将目标区域辐射分量与等效 PSF 卷积。本文采用高斯 PSF 近似，其标准差取 $\sigma = 30\text{pixel}$ (在 30 m 分辨率下为 1 个像元)，与热像仪在轨像质评估结果一致^[25-26]。

(3) 谱段间移动模拟：考虑热像仪谱段间的采样时间间隔为 $\Delta t_{\text{band}} = 7.3\text{ ms}$ ，以飞机为例，典型飞行速度 v 为 $220 \sim 280\text{ m/s}$ ，则相邻谱段之间的物方位移约为 $v \cdot \Delta t_{\text{band}} \approx 1.6 \sim 2.0\text{ m}$ 。谱段间的亚像素位移也是判断运动目标的重要特征，因此在仿真三谱段动态场景时不可忽视。

(4) 目标区域叠加：将叠加目标的区域降采样至 30 m 分辨率，替换原场景中不包含目标的背景区域。

按上述步骤生成的结果为多帧红外序列，既体现云背景的连续演化，也呈现飞机、船舶等目标在真实背景中的运动特征；在空间与时间两个维度上保持与系统成像机理相符的退化与噪声特性。

2 数据集描述

本文构建的数据集由四个典型红外动态场景组成，其中每个场景的覆盖范围为 $100\text{ km} \times 100\text{ km}$ 。以 SDGSAT-1 TIS 图像为背景，叠加仿真动目标，构建三谱段热红外影像序列。单场景为 600 帧 (持续 120 s)，帧率为 5 Hz ，能够表征目标在时间轴上的连续运动特性。四个场景共包含 55 个飞机与舰船目标，覆盖云、海洋、城市、沙漠、山地与草地等六类典型地表类型，兼具空间多样性与背景复杂度。图 4 展示了四个场景的目标位置及运动轨迹。

在目标类型方面，飞机涵盖 B737、B747、B777、A320、A350 五种常见民航机型：B737 与 A320 作为中型客机，翼展约 30 m ；B747、B777 与 A350 作为大型宽体客机，翼展约 60 m 。舰船目标则设置为 100 m 、 200 m 与 300 m 三种长度尺度，覆盖从中型商船到大型运输船的典型尺度区间。

在热红外成像特性上，37 个飞机样本均为负对比度目标，而场景 2 中的 8 个舰船目标

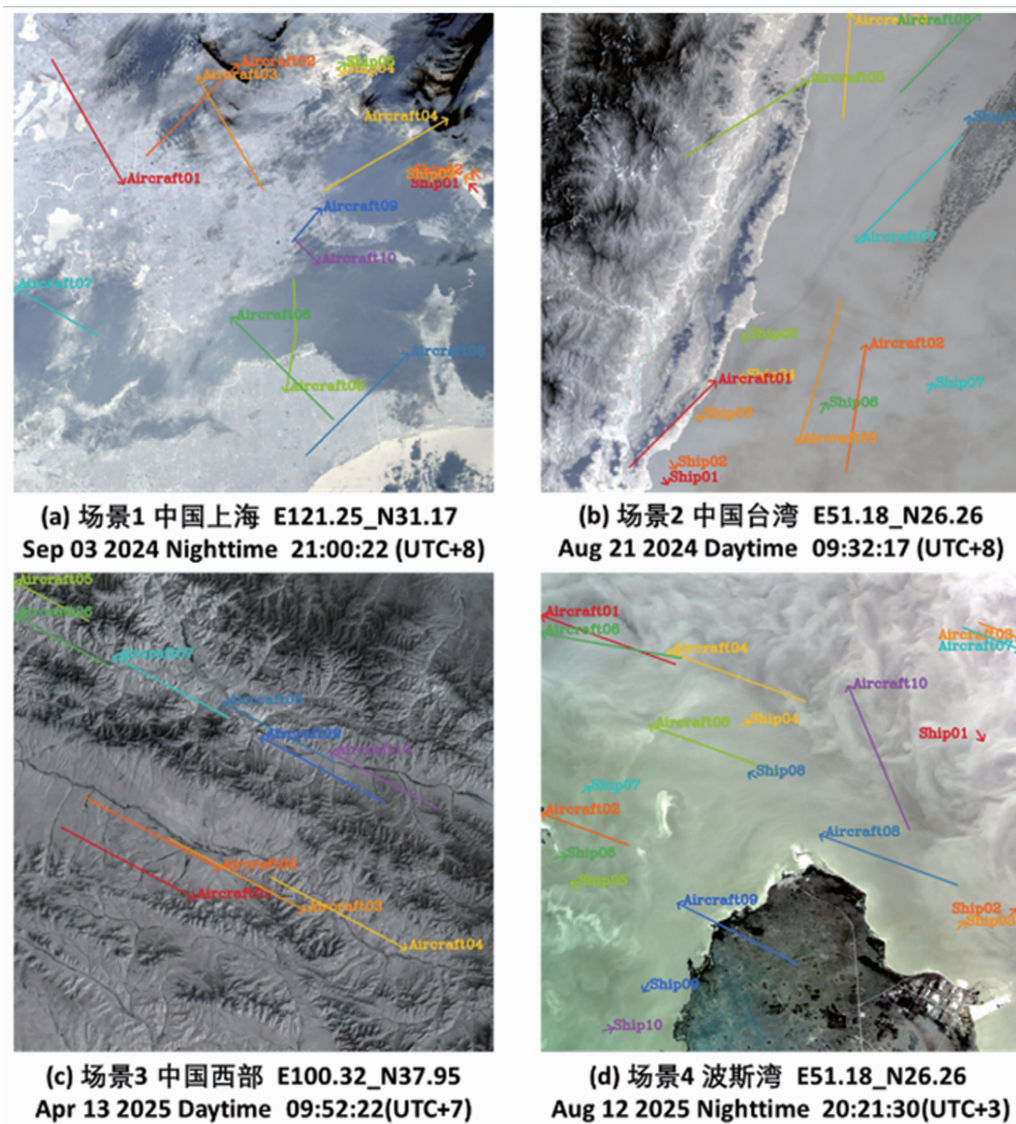


图 4 数据集场景中的目标位置及运动轨迹

与海面呈正对比, 场景 1 和场景 4 中的 15 个舰船目标与海面呈负对比。目标-背景对比度直接影响红外系统的辐射可分辨性以及算法的检测、跟踪难度, 是评估可探测性的关键变量。

在时间维度上, 可以用信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 对探测系统的探测效能进行评估。对于有效的目标探测, 系统需要具有足够高的信噪比, 以确保目标信号能够从背景中准确地区分出来。在图像中, 信噪比可以表示为

$$SNR = \frac{DN_{target_max} - \overline{DN_{back}}}{\sigma_{noise}} \quad (11)$$

式中, DN_{target_max} 表示最高目标 DN 值; $\overline{DN_{back}}$ 表示目标邻域背景的平均 DN 值; σ_{noise} 为探测链路中在时间维度上的噪声, 与探测器本身的读出噪声、暗电流以及背景响应相关。结合当前工艺水平与 TIS 性能分析, 时序噪声标准差约为背景强度的 0.4%~0.9%, 本文将噪声系数设为 0.007。

而在空间维度上, 目标表现为局部极值, 通常用信杂比 (Signal-to-Clutter Ratio, SCR) 反映目标的可探测性。信杂比定义为目标信号与邻域杂波信号的比值, 在遥感图像中可以表示为

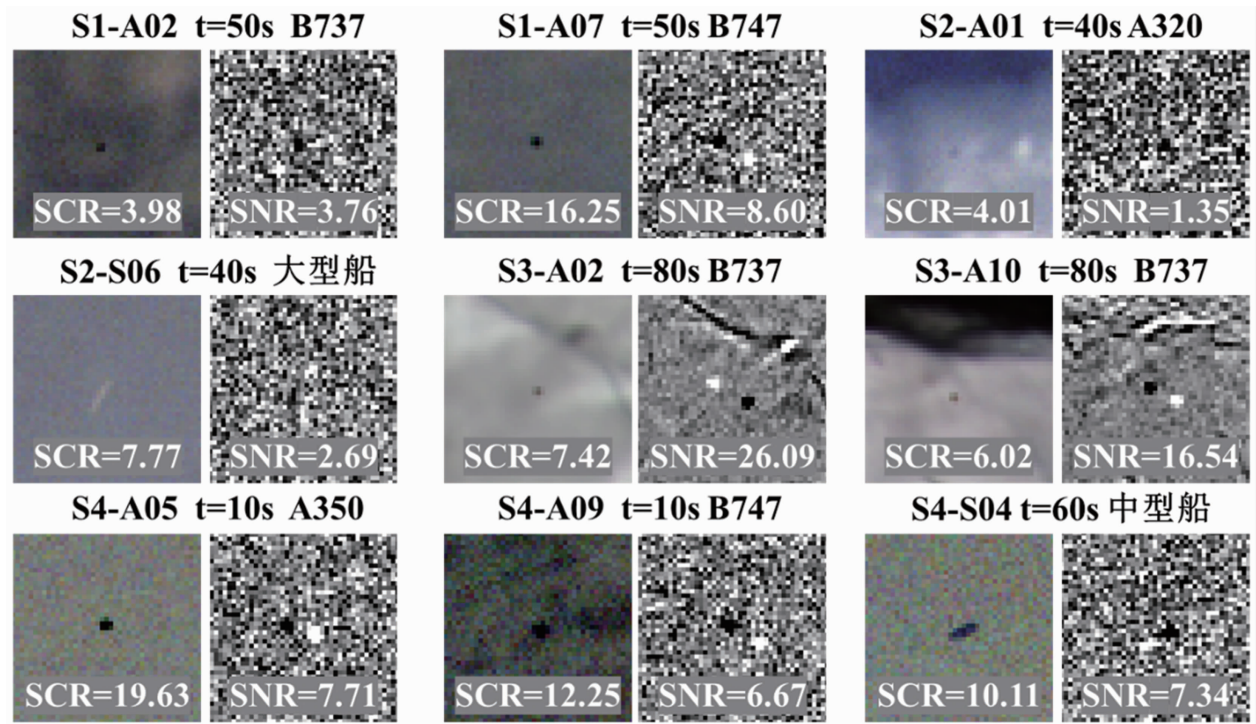


图 5 数据集中部分样本的三谱段伪彩色图像及单谱段差分图像(SX 代表场景编号, AXX 和 SXX 代表飞机和船, 比如 S4-S04 代表场景 4 中编号为 04 的船)

$$SCR = \frac{DN_{target_max} - \overline{DN_{back}}}{\sigma_{clutter}} \quad (12)$$

式中, $\sigma_{clutter}$ 表示杂波:

$$\sigma_{clutter} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=2}^N \sigma_i^2} \quad (13)$$

式中, σ_i 为邻域背景像元响应的均方根值; N 为邻域内的像元数量, 正方形邻域背景边长约为目标最小尺度的两倍。

图 5 展示了数据集中部分目标的三谱段伪彩色图像以及 $10.3 \sim 11.3 \mu\text{m}$ 谱段的帧间差分图像(飞机目标相邻 5 帧, 船目标相邻 30 帧), 并计算了 SNR 及 SCR 值。

云层背景是影响可探测性的重要干扰因素。位于云下的目标受到遮挡, 辐射信号难以到达探测器; 位于云上的飞机则因其自身与云顶温度均偏低而呈现极低的目标-背景对比度, 常导致漏检。在多云海域, 云遮挡使舰船在视频中的可见轨迹断续, 显著增加了时序关联与目标跟踪难度; 同时, 云场的时序移动带来了背景变化。为体现沿海城市多云的真实特征, 数据集选取两个云覆盖场景并模拟云运动, 以

评估多帧目标检测与跟踪中云干扰带来的挑战。

复杂地物背景亦是引发虚警的重要来源。城市夜间分布的小尺度低温建筑与绿化区在空间尺度与热辐射特性上易与飞机混淆; 沙漠环境中孤立的小块低温植被或地形阴影也可能表现出与飞机相近的辐射特性; 山地高海拔区域的整体背景温度偏低, 目标-背景对比度低, 加大了检测难度。数据集在场景选择上考虑这些高虚警、难检测的区域。

数据集选取的四个场景信息如表 1 所示。其中, 场景 1 为中国上海市区域, 成像时间为夜间, 覆盖虹桥机场, 航班密集, 可观测到航班起落过程(背景以城市、云层与近海为主)。如图 6(b)所示, 在目标 S1-Aircraft09 的起飞过程中, 随着飞行高度的提升, 机身温度降低, SNR 和 SCR 提升。场景 2 为中国台湾省东部, 成像时间为日间, 背景主要包括海洋、草地与云层, 考虑舰船与云干扰的交互情形, 如图 6(c)所示。场景 3 位于中国西部祁连山脉附近, 成像时间为日间, 涵盖森林、草地与雪

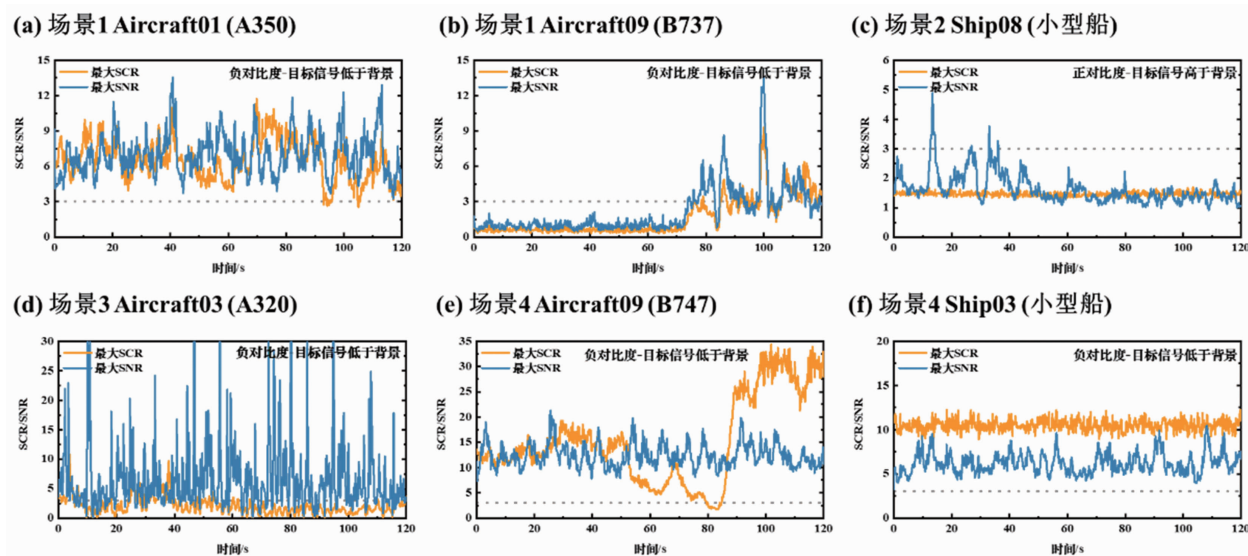


图 6 数据集中部分样本的 SNR 和 SCR

表 1 数据集中的场景信息

序号	中心经纬度	飞机	舰船	主要地球背景	时间
场景 1	31.172N, 121.245E	10	5	云、城市、海洋	夜间
场景 2	23.240N, 121.456E	7	8	海洋、云、草地	日间
场景 3	37.949N, 100.323E	10	0	森林、草地、雪山	日间
场景 4	26.256N, 51.183E	10	10	海洋、沙漠、城市	夜间

山等复杂地貌, 温度场梯度显著, 如图 6(d) 所示。场景 4 为卡塔尔北部的波斯湾区域的夜间场景, 处于重要空海航运通道, 能够同时表征空中与海上目标活动(背景由海洋、沙漠与城市构成)。如图 6(e) 所示, 飞机从陆地飞到海面上空时, SCR 明显提升。

该数据集在时间连续性、目标异质性与背景复杂度之间取得平衡, 可为红外小目标检测、视频目标跟踪、云干扰鲁棒性评估与可探测性分析等任务提供可复现实验基准。

3 结束语

本文构建了一个覆盖七类典型地表背景与八类海空目标的多帧三谱段热红外数据集(链接为 https://github.com/XiaoxuanZhou/FSDIR_Dataset), 以“高时效云运动估算-高分辨背景映射-历史先验驱动目标仿真”为核心流程, 生成包含云、地面背景、飞机与舰船的动态场景; 在形态仿真的同时保留目标的多谱段辐射特性与亚像元运动特征, 并在时空尺度

和成像机理上与真实场景对照一致。

该数据集可作为检测、跟踪与多谱段融合等算法研发及系统极限探测评估的基础数据支撑, 支持在不同 SNR/SCR 与复杂背景条件下对不同类型飞机等目标的可探测性量化和算法鲁棒性对比, 从而为算法持续迭代与工程应用落地提供可靠、可复现的方法和数据。

面向真实应用场景, 未来研究可拓展至长时序场景模拟, 融合地物类型与气象数据, 引入背景温度的时空演化模拟, 同时刻画云的消散与新生过程, 并扩展飞机姿态与船舶羽流导致的辐射特性变化, 以系统提升数据集对真实场景的动态表征能力。

参考文献

- [1] Wang D, Li X, Hao M. Aircraft Target Detection in Remote Sensing Images Based on Improved Faster R-CNN [C]. Dali: 2023 IEEE 5th Interna-

- tional Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), 2023.
- [2] Yuan X, Zheng Z, Li Y, et al. Strip R-CNN: Large Strip Convolution for Remote Sensing Object Detection [J]. *arXiv*; 2501.03775, 2025.
- [3] Zhang Y, Ye M, Zhu G, et al. FFCA-YOLO for Small Object Detection in Remote Sensing Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, **62**: 1–15.
- [4] Xu Q, Li Y, Shi Z. LMO-YOLO: A Ship Detection Model for Low-Resolution Optical Satellite Imagery [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, **15**: 4117–4131.
- [5] Li Z, Wang Y, Feng H, et al. Local to Global: A Sparse Transformer-Based Small Object Detector for Remote Sensing Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, **63**: 1–16.
- [6] Wu H, Huang X, He C, et al. Infrared Small Target Detection with Swin Transformer-Based Multiscale Atrous Spatial Pyramid Pooling Network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, **74**: 1–14.
- [7] Chen T, Ye Z, Tan Z, et al. MiM-ISTD: Mamba-in-Mamba for Efficient Infrared Small-Target Detection [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, **62**: 1–13.
- [8] Zhang Q, Wang W, Liu Y, et al. Selective Structured State Space for Multispectral-fused Small Target Detection [J]. *arXiv*; 2505.14043, 2025.
- [9] Bui L, Phung S L, Di Y, et al. UOW-Vessel: A Benchmark Dataset of High-Resolution Optical Satellite Images for Vessel Detection and Segmentation [C]. Waikoloa; 2024 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2024.
- [10] Song S W, Zhang R, Hu M, et al. Fine-Grained Ship Recognition Based on Visible and Near-Infrared Multimodal Remote Sensing Images: Dataset, Methodology and Evaluation [J]. *Computers, Materials and Continua*, 2024, **79** (3): 5243–5271.
- [11] Yao L, Zhang X, Lyu Y, et al. FGSC-23: A large-scale dataset of high-resolution optical remote sensing image for deep learning-based fine-grained ship recognition [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2024, **26**(10): 2337–2345.
- [12] Osswald M, Niederloehner L, Koejer S, et al. FineAir: Finest-grained Airplanes in High-resolution Satellite Images [C]. Tucson; 2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2025.
- [13] Bakirman T, Sertel E. A benchmark dataset for deep learning-based airplane detection; HRPlanes [J]. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 2023, **8**(3): 212–223.
- [14] Wu Z Z, Wan S H, Wang X F, et al. A benchmark data set for aircraft type recognition from remote sensing images [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, **89**: 106132.
- [15] Segundo M P, Pinto A, Minetto R, et al. Measuring Economic Activity from Space: A Case Study Using Flying Airplanes and COVID-19 [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, **14**: 7213–7224.
- [16] Li L, Zhou X, Hu Z, et al. On-orbit monitoring flying aircraft day and night based on SDGSAT-1 thermal infrared dataset [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2023, **298**: 113840.
- [17] Li L, Zhou X, Zhang W, et al. Thermal sentinel: Low-earth orbit infrared intelligent system for flying civil aircraft safety [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2025, **328**: 114826.
- [18] Li L, Yu J, Chen F. TISD: A Three Bands Thermal Infrared Dataset for All Day Ship Detection in Spaceborne Imagery [J]. *Remote Sensing*, 2022, **14**(21): 5297.
- [19] Westlake S T, Volonakis T N, Jackman J, et al. Deep learning for automatic target recognition with real and synthetic infrared maritime imagery [C]. *SPIE*, 2020, **11543**: 41–53.
- [20] Jakubowicz J, Lefebvre S, Maire F, et al. Detecting Aircraft with a Low-Resolution Infrared Sensor [J]. *IEEE Transactions on Image Process-*

- ing, 2012, **21**(6): 3034–3041.
- [21] 李朝旭, 徐清宇, 安玮, 等. 红外图像暗弱目标轻量级检测网络 [J]. *红外与毫米波学报*, 2025, **44**(2): 285–296.
- [22] Zhou X, Li L, Yu J, et al. Multimodal aircraft flight altitude inversion from SDGSAT-1 thermal infrared data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2024, **308**: 114178.
- [23] 张蕾, 乔凯, 黄石生. 海面船舶探测谱段优选与效能分析 [J]. *红外与毫米波学报*, 2024, **43**(2): 235–241.
- [24] OpenCV. cv::DualTVL1OpticalFlow Class Reference [EB/OL]. https://docs.opencv.org/3.4/dc/d47/classcv_1_1DualTVL1OpticalFlow.html, 2025.
- [25] Zhou X, Zhang J, Li M, et al. Thermal infrared spectrometer on-orbit defocus assessment based on blind image blur kernel estimation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2023, **130**: 104538.
- [26] Qi L, Li L, Ni X, et al. On-Orbit Spatial Quality Evaluation of SDGSAT-1 Thermal Infrared Spectrometer [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, **19**: 1–5.