

基于“全局感知—局部聚焦”结合的地球静止轨道目标检测算法研究

杜嘉怡

(北方工业大学, 北京 100144)

摘要 地球静止轨道 (Geostationary Earth Orbit, GEO) 目标的精准检测是空间态势感知 (Space Situational Awareness, SSA) 的关键, 然而 GEO 目标在图像中呈现全局稀疏分布、局部特征微弱且易受噪声干扰的特性, 现有方法难以在轻量级模型中取得良好的检测精度。受人类视觉“先定位大致区域、再聚焦细节特征”的动态异尺度感知能力启发, 结合 SpotGEO 数据集的 GEO 目标稀疏性特点, 本文提出“全局感知—局部聚焦”策略并应用于单帧检测网络的特征提取过程, 以期在轻量级模型中高效实现 GEO 目标的精准特征学习。在 SpotGEO 公开数据集上的实验验证显示, 该方法 F_1 分数达 88.21%, 定位均方误差为 69 526.54, 在检测精度、定位准确性与轻量化部署间实现了良好平衡。

关键词 地球静止轨道; 空间态势感知; 全局感知; 局部聚焦

中图分类号: P35

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.06.006

0 引言

地球静止轨道距地约 3.6 万公里, 凭借“相对地面静止”的独特优势在气象监测、通信和广播等领域发挥重要作用^[1]。然而, 随着航天活动的日益增长, 这一稀缺空间资源正面临着资源分配紧张、碎片碰撞风险加剧等问题, 严重威胁着依赖其服务的基础设施。同步轨道目标检测作为 SSA 的关键前提, 对后续轨道计算与风险评估至关重要^[2]。

欧洲空间局于 2020 年启动 SpotGEO 挑战赛^[3]。并发布数据集。该数据集通过地基望远镜在夜间对 GEO 目标进行长曝光拍摄, 每个观测序列包含 5 帧 640×480 分辨率的灰度图像, 整体规模达 6 400 个序列, 划分为 1 280 个训练序列和 5 120 个测试序列。受成像距离与拍摄方式影响, 数据集中 GEO 目标表现为点状或短条状光斑, 恒星则因长曝光形成长条状轨迹。目标检测面临三重核心困难: 一是目标感光区小于 1 像素, 长曝光虽增强信号却导致亮度弥散、对比度骤降, 微弱特征难以捕捉; 二是光污染、云层遮挡及传感器噪声产生强干扰杂散光, 易与弱小目标混淆; 三是单帧检测误差会直接影响后续多帧处理可靠性, 成为制约整体性能的关键瓶颈。

现有方法 MT-DNA^[4] 虽通过多帧约束过滤部分假阳性, 但其依赖传统 U 型结构与通用注意力机制, 未针对“微弱特征 + 强噪声干扰”设计专用模块, 漏检误检率高。针对该问题, 受人类视觉系统“先定位大致区域、再聚焦细节特征”的动态异尺度感知能力启发^[5], 提出“全局感知—局部聚焦”策略, 并将其应用于单帧检测网络的特征提取过程。该策略以聚焦卷积模块替代传统注意力机制, 通过动态调整卷积核注意力权重, 集中计算资源强化潜在目标区域的微弱特征, 抑制背景噪声。该策略在 SpotGEO 数据集上表现优异, 单帧检测 F_1 分数达 88.21%, 较传统方案优势显著。

1 方法: 异尺度协同的聚焦卷积设计

轻量级视觉模型的核心挑战在于实现高效且有效的特征混合, 其面临全局感知计算开销大、局部细节提取冗余高两大瓶颈, 共同制约了模型在复杂视觉任务上的性能上限。

本文提出的“全局感知—局部聚焦”策略的核心思想是: 通过全局感知收集全面的上下文信息并建模特征间关系; 通过局部聚焦在高度相关的精细局部区域内实现高效且具适应性的特征提取, 最终得到精细的视觉表征。

作者简介: 杜嘉怡 (2005-), 女, 本科, 研究方向: 地球静止轨道目标检测。

具体而言, 对于任意特征, 其全局感知过程与局部聚焦过程分别作用于空间范围显著不同的上下文区域: 前者覆盖大范围上下文, 后者聚焦于局部区域。对于输入图像, 给定其特征映射 $X \in R^{H \times W \times C}$, 其中 $H \times W$ 为空间分辨率, C 为通道数, 特征混合根据其上下文区域 $N(x_i)$ 为每个特征 $x_i \in R^c$ 生成特征表示 $y_i \in R^c$ 。该过程可形式化表示为:

$$y_i = A(P(x_i, N_p(x_i)), N_A(x_i)) \quad (1)$$

式 (1) 中, P 表示感知, 包括提取上下文信息和捕获特征之间的关系, A 表示聚合, 基于感知的结果整合特征, 并允许合并来自其他特征的信息, 其中 $N_p(x_i)$ 包含了比 $N_A(x_i)$ 更大的空间范围。这种异尺度设计使模型能够同时捕捉全局语境与局部结构细节。其中, 全局感知可通过大感受野的低成本卷积操作实现, 以极小额外开销扩大上下文感知范围; 局部聚焦则采用自适应加权特征提取方式, 因其作用范围有限, 既能保证计算效率, 又能避免自注意力机制中常见的非关键区域提取冗余问题。基于此, 提出了一种新颖的聚焦卷积作为该策略的核心操作。聚焦卷积包含两个关键步骤:

1. 全局感知模块: 使用全局静态卷积扩大感受野, 对特征的邻域关系进行建模。具体实现采用全局瓶颈块设计: 给定输入特征图 $X \in R^{H \times W \times C}$, 首先通过点卷积 (Pointwise Convolution, PW) 将通道数压缩至 $\frac{C}{2}$ 以降低成本; 接着, 对每个特征 x_i 应用核大小为 $K_L \times K_L$ 的全局深度可分离卷积 (Depthwise Convolution, DW), 高效捕捉其 $K_L \times K_L$ 邻域 $N_{K_L}(x_i)$ 内的全局上下文信息; 最后, 再次通过点卷积生成用于后续细节提取的自适应权重 $W \in R^{H \times W \times D}$, 整个过程表示为:

$$w_i = P_{ls}(x_i, N_{K_L}(x_i)) = PW(DW_{K_L \times K_L}(PW(N_{K_L}(x_i)))) \quad (2)$$

2. 局部聚焦模块: 在获得上述自适应权重后, 我们采用分组动态卷积设计进行局部精细特征提取, 以进一步降低轻量级模型的内存与计算开销。具体而言, 对于视觉特征图 X , 我们将其通道维度划分为 G 个组, 每组包含 $\frac{C}{G}$ 个通道, 组内通道共享聚合权重。对于每个特征 x_i , 我们将其对应的全局感知模块生成的权重向量 $w_i \in R^D$ 重塑为张量 $w_i^* \in R^{G \times K_S \times K_S}$ (其中 $K_S \times K_S$ 为提取细节所用卷积核大小)。随后, 利用 w_i^* 对以 x_i 为中心、大小为 $K_S \times K_S$ 的邻域 $N_{K_S}(x_i)$ 内的上下文进行高效且自适应的局部精细化提取。对于特征 x_i 的第 c 个通道特征 x_{ic} (其所属通道组为 g), 其细节提取输出 y_{ic} 通过

其 $K_S \times K_S$ 邻域 $N_{K_S}(x_{ic})$ 与该组对应的权重 $w_{ig}^* \in R^{K_S \times K_S}$ 进行卷积运算得到:

$$y_{ic} = A_{ls}(w_{ig}^*, N_{K_S}(x_{ic})) = w_{ig}^* \otimes N_{K_S}(x_{ic}) \quad (3)$$

式 (3) 中 \otimes 表示卷积操作。

这种设计使模型能够敏感地对局部区域的精细特征进行提取, 增强模型对动态复杂变化的适应能力与特征表征能力。

聚焦卷积通过全局感知模块获取的语义引导图精准驱动局部聚焦模块的局部特征提取, 形成“全局感知—局部聚焦”的协同范式, 该机制与传统全局/局部分离卷积或全动态卷积的本质区别在于: 前者先通过低成本大范围卷积生成空间重要性先验, 再据此在有限窗口内执行受控动态提取, 这一过程有效克服了传统方法因全局与局部割裂导致的语义断层问题, 同时规避了全动态卷积在非关键区域的计算冗余。

2 实验结果与分析

为全面评估所提 FocusNet 的性能, 实验从两个维度展开: 一是与空间弱小目标检测领域的主流 2D 单帧检测器对比; 二是与 U-Net 系列的不同模块变体对比, 实验采用 F_1 分数作为检测精度评价指标, 均方误差作为定位精度评价指标。

2.1 检测精度: F_1 分数

F_1 分数是综合精确率与召回率的评价指标, 用于衡量模型对 GEO 目标的检测能力, 其核心思想是平衡“检测到的目标中有多少是真目标 (精确率)”和“所有真目标中有多少被检测到 (召回率)”。

精确率公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

式 (4) 中, TP (True Positive) 表示正确检测到的真目标数量, FP (Positive) 表示误检为目标的背景数量。

召回率公式为:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

式 (5) 中, FN (Negative) 表示未被检测到的真目标数量。

F_1 分数是精确率和召回率的调和平均数, 公式为:

$$F_1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

该指标取值范围为 0 到 1, 越接近 1 表示检测精度越高, 能有效评估模型在 SpotGEO 数据集中对稀疏 GEO 目标的“查准”与“查全”能力。

2.2 定位精度：均方误差 (MSE)

均方误差是 SpotGEO 官方采用的定位精度评价指标，用于衡量模型检测到的 GEO 目标位置与真实位置的偏差程度，核心思想是量化“预测坐标与真实坐标的平均平方距离”。

对于每个 GEO 目标，设其真实坐标为 (x_{true}, y_{true}) ，模型预测坐标为 (x_{pred}, y_{pred}) ，则单个目标的位置误差为：

$$Error = \sqrt{(x_{pred} - x_{true})^2 + (y_{pred} - y_{true})^2} \quad (7)$$

均方误差是所有目标位置误差的平方平均值，公式为：

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\sqrt{(x_{pred,i} - x_{true,i})^2 + (y_{pred,i} - y_{true,i})^2})^2 \quad (8)$$

式 (8) 中， N 为测试集中 GEO 目标的数量。MSE 值越小，表示模型对 GEO 目标的定位越精准，能有效反映模型在捕捉微弱目标局部特征时的位置准确性。

由表 1 可见，在涵盖两类基线模型的综合性能对比中，FocusNet 在核心指标上均表现最优。相较于 GEO-PP-YOLOv2，FocusNet 的 F_1 分数从 84.08% 提升至 88.21%，提升 4.13%；MSE 从 160 997.98 大幅降低至 69 526.54，降低 56.8%，定位精度实现质的飞跃。其他 2D 检测器在 F_1 分数和 MSE 上均显著落后，尤其在定位精度上差距悬殊，表明 FocusNet 更适配弱小目标的精细定位需求。

与 U-Net 系列变体对比：基础 U-Net + ConvBlock 方案性能最差， F_1 分数仅 70.52%，MSE 高达 259 228.84；U-Net+ResBlock 通过残差结构优化后， F_1 分数提升至 80.95% 但仍与 FocusNet 存在明显差距。FocusNet 凭借聚焦卷积模块的“全局感知—局部聚焦”机制， F_1 分数较 U-Net+ResBlock 提升 7.26%，MSE 降低 64.6%，充分证明聚焦卷积对 U-Net 架构的赋能效果。

表 1 不同方法在地球静止轨道目标检测任务上的性能对比

Methods	F_1 (%)	MSE
GEO-Faster R-CNN	80.19	162 168.66
GEO-Cascade R-CNN	82.54	177 082.09
GEO-YOLOv3	81.89	141 504.56
GEO-PP-YOLO	82.21	181 461.13
GEO-PP-YOLOv2	84.08	160 997.98
Unet+ConvBlock	70.52	259 228.84
Unet+ResBlock	80.95	196 546.57
FocusNet	88.21	69 526.54

(注：表格报告了各方法的 F_1 分数和均方误差 MSE。)

上述结果表明，FocusNet 通过聚焦卷积模块的创新设计，既克服了传统 2D 检测器对弱小目标语义感知不足的问题，又解决了 U-Net 系列变体局部特征融合粗糙的缺陷，在空间弱小目标检测任务中实现了性能突破。

3 结束语

本文针对空间弱小目标检测任务中“全局语义缺失”与“局部细节模糊”的核心难点，提出了一种基于聚焦卷积的“全局感知—局部聚焦”协同检测范式。该范式通过全局感知模块与局部聚焦模块的协同设计，实现了对弱小目标的精准检测与定位。本文聚焦单帧空间图像的弱小目标检测与定位，在强噪声、目标密集等复杂场景下实现了亚像元级的质心定位精度。然而，实际空间观测中存在目标被恒星完全遮挡或序列帧间目标运动信息未充分利用的问题。未来工作将致力于研发基于聚焦卷积的端到端空间目标检测与跟踪模型：一方面整合多帧序列的运动信息与单帧的灰度、纹理等静态信息，解决单帧不可见目标的检测难题；另一方面优化聚焦卷积的动态权重生成逻辑，降低计算复杂度以适配地基平台的轻量化部署需求，最终实现“检测—定位—跟踪”的一体化高效处理，进一步提升模型在实际场景中的实用性与鲁棒性。

参考文献：

- [1] 苏晟平. 天基空间暗弱小目标检测与识别方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心), 2023.
- [2] 范铭楷, 薛丹娜, 闫庆森, 等. 基于信息表征增强的空间弱小目标检测方法[J]. 计算机学报, 2025, 48(03): 537-555.
- [3] 陈博, 刘达奇, 陈达俊, 等. 发现地球静止轨道卫星: 从数据集到开尔文 SpotGEO 挑战赛 // 2021 年 IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别研讨会 (CVPRW)[C]. 美国田纳西州纳什维尔, 2021.
- [4] Jiaxin Liu, Feng Yu, Ying Yuan, 等. 基于多帧时域密集嵌套注意力的地球静止轨道目标检测方法[J]. 空间研究进展, 2025, 75(09): 6911-6923.
- [5] 王傲, 陈辉, 林子佳, 等. LSNet: 大视野感知, 小区域聚合 // IEEE/CVF 计算机视觉与模式识别会议 (CVPR) 论文集 [C]. 2025.