面向GEO SAR图像的海上区域运动目标检测方法

吴一凡[①②③④] 黄丽佳*[①②③] 严朝保[①②③④] 张冰尘[①②③]

[①](中国科学院空天信息创新研究院 北京 100094)

[②](中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室 北京 100190)

[③](中国科学院大学电子电气与通信工程学院 北京 101408)

[④](目标认知与应用技术重点实验室 北京 100190)

摘 要：地球同步轨道合成孔径雷达(GEO SAR)具有宽覆盖、高重访、近凝视等成像优势，具备对广域海场景运动目标的长时间监测能力。然而，运动目标在图像中严重偏移且剧烈散焦，对GEO SAR海上区域运动目标检测造成困难，主要包括2个关键问题：(1) 超长的合成孔径时间、超慢的星地相对速度会导致运动目标严重散焦；(2) 超大幅宽图像、陆海目标混淆增加了运动目标检测难度。为了解决这些问题，该文分析了GEO SAR动目标的位置偏移以及相位误差等影响，根据影响特点提出一种面向GEO SAR图像的海面运动目标检测方法。该检测方法通过图像预处理步骤对整幅图像进行分块处理和降采样滤波，以提高计算效率、增强信杂比，使运动目标的特征更加突出、在复杂背景中更加显著。该检测方法通过条件扩散检测网络，将预处理后的GEO SAR图像作为条件编码输入，约束检测结果的生成，得到运动目标分割掩码；通过设计密集交互模块，实现分割图与原始数据在潜在空间中的多尺度特征耦合。实验结果表明，所提出的预处理能够有效减少数据处理的计算复杂度，同时提高图像的信杂比。基于仿真数据，在广域海场景中，所提的动目标检测方法能够准确检测出GEO SAR图像中海面区域的动目标。

关键词：地球同步轨道合成孔径雷达；运动目标检测；深度学习；扩散模型

中图分类号：TN957.52 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2025)06-1723-11

DOI: 10.11999/JEIT240906 **CSTR**: 32379.14.JEIT240906

1 引言

地球同步轨道合成孔径雷达(GEOsynchronous Synthetic Aperture Radar, GEO SAR)是指运行在地球同步轨道(36000 km高度)的SAR卫星。2023年8月13日，中国陆地探测4号卫星[1]成功发射入轨，成为全球首颗高轨对地观测微波成像卫星。与普通的低地球轨道(Low-Earth-Orbit SAR, LEO SAR)卫星相比，地球同步轨道卫星的轨道高度更高，其运行一周的时间为24小时，达到LEO SAR卫星相同的合成孔径角所需的时间更长。GEO SAR的可视范围约覆盖全球的1/3，瞬时成像带宽达到几百千米。由于其高频次、大范围和多模式的工作特点，GEO SAR卫星能够提供覆盖全国及周边地区的SAR图像，对感兴趣的目标区域进行短时间内的快速重复观测。在1次观测过程中，GEO SAR可以获取大范围的场景信息，提升雷达对广域场景的实时观测能力[2]。我国的GEO SAR卫星系统能够与地球静止轨道高分辨率光学遥感卫星[3]等形成有机互补，构建全天时、全天候、高时效、宽覆盖、多尺度、多源遥感信息的综合对地观测系统。

然而，在GEO SAR图像中，运动目标严重偏离其真实的位置且剧烈散焦[4]。SAR成像过程本质上是回波信号与匹配滤波器间的互相关过程，而运动目标成像则是运动目标回波信号与静止目标匹配滤波器间的互相关过程。由于静止目标和运动目标的多普勒频移特性完全不同，因此无法同时实现对静止场景和运动目标的聚焦。在SAR图像中，运动目标通常会偏离其真实位置且在方位向上出现散焦现象。由于GEO SAR具有较小的等效速度，且合成孔径时间非常大，同样的目标运动在GEO SAR成像下会导致更加严重的散焦效应。此外，由于目标的偏移量与观测距离成正比、与等效速度成反比，相同的目标运动在GEO SAR成像条件下可能会产生数十甚至上百公里的位移误差，使得陆地上的运动目标可能会弥散到广域海面。在GEO SAR图像中，运动目标通常表现为沿方位向拉伸的亮线，缺乏清晰的结构特征，极大增加了运动目标的识别和检测难度。此外，在海面观测中，海杂波导致的降信杂比(Signal-to-Clutter Ratio, SCR)会显著影响图像质量；而且其动态变化还会导致图像

收稿日期：2024-10-22；改回日期：2025-05-14；网络出版：2025-05-24

*通信作者： 黄丽佳 iecas8huanglijia@163.com

基金项目：中国科学院青年创新促进会(Y2023036)

Foundation Item: The Youth Innovation Promotion Association, Chinese Academy of Sciences (Y2023036)

中目标轮廓模糊，进一步增加GEO SAR图像中海上区域内运动目标的检测难度。GEO SAR具有超大幅宽的特点(图像幅宽可达数百千米到上千千米)，数据处理量非常大。因此，如何在海杂波影响下，从大幅宽GEO SAR图像中有效检测出海上区域内的运动目标，是当前亟需解决的难题。

目前，针对SAR的运动目标检测方法主要分为两大类：一类是直接从接收到的雷达回波进行检测，另一类是对回波进行成像处理后再进行检测。

基于雷达回波检测的传统方法主要是基于精确的杂波和目标回波统计模型的恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测方法[5,6]。由于运动目标相对于海杂波具有较强的散射回波，因此在目标先验信息未知的情况下，利用雷达回波的幅度和功率，通过CFAR检测能取得较好的效果。然而，随着雷达平台参数的多样化和海况环境的复杂化，背景杂波和目标回波变得极其复杂，以致难以进行精确的统计建模。基于特定检验统计量的方法在海杂波背景下的目标检测性能有限。另外，可以采用特征检测的方法[7,8]，通过提取雷达和目标回波之间具有差异性的特征，将杂波与目标高重叠的观测空间降维到低重叠的特征空间，在特征空间中进行目标检测。例如，可以从雷达回波的幅度、多普勒谱、时频图和极化信息等方面进行特征提取等。然而，由于GEO SAR具有超远观测距离和和超大幅宽的特点，目标回波能量衰减更为严重，更容易受到海浪的影响，在海杂波背景下运动目标回波的能量非常微弱。此外，在GEO SAR成像中，强散射点需要经过距离和方位的2维相干累加，才能使其能量显著高于杂波背景，如果仅采用距离向的1维相干累加，则无法在能量上有效区分目标与杂波，导致检测性能大幅下降。并且大幅宽图像中常常包含具有强散射特性的陆地目标，使得提取回波中的运动目标特征更加困难。这使得上述检测方法难以应用于GEO SAR回波。

另一种检测方法是在对观测区域的回波进行成像处理后，在图像域进行运动目标检测。最常用的方法是根据SAR图像中动目标尾迹的特性进行海面动目标检测[9,10]，尾迹检测能够判断目标的航向、航速等多种信息。实际上，尾迹检测可以归结为通过尾迹与背景在能量上的差别进行检测。然而，在GEO SAR图像中，比海杂波影响更加严重的是，合成孔径时间内尾迹也发生动态变化，尾迹无法成像；并且部分动目标是从陆地偏移到海上的，并不存在尾迹。另外，随着全极化雷达的普及和雷达设备的更新换代，全极化方法在图像处理领域越来越成熟。目标极化特征检测方法主要适用于目标本体极化特征与杂波特征存在一定差异的情形。雷达波束照射区域内有无目标会影响该区域的散射类型和散射能量的大小，因此可以利用这些差异提取相关极化特征来进行海上运动目标检测[11,12]。然而，利用极化特征进行检测需要雷达接收到的每组数据集都包含HH, HV, VH和VV 4种极化数据，这要求雷达系统具备两个极化通道、两倍脉冲重复频率，从而大大增加了GEO SAR系统的复杂度。

随着多特征检测器的成功设计及信号处理硬件水平的逐步提升，目前基于特征工程的多特征检测方法以及基于人工智能自主选择多特征的检测方法日趋成熟，已成为海面目标特征检测的重要研究方向。通过有效的特征提取，可以将海杂波中的目标检测问题转化为特征空间中的特殊二分类问题。以卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)为代表的方法结构灵活，能够自动提取结构化特征，不仅可以提取图像的低维特征，还可以提取图像的高维特征，从而更好地识别和分类目标。目前，CNN已经成为SAR目标检测领域的研究热点，并开展了大量研究工作[13–15]。

在GEO SAR图像中应用深度学习算法检测海上区域的运动目标时，需要考虑以下几个关键问题。首先，GEO SAR由于超长合成孔径时间，会导致图像中的运动目标出现严重散焦，缺乏清晰的结构特征。其次，GEO SAR图像具有大幅宽的特性，使得运动目标在图像中相对稀疏，导致数据处理的计算量非常庞大。此外，GEO SAR的长合成孔径时间使得图像更容易受到海杂波的影响，这不仅增加了虚警率，还可能淹没运动目标的散射特征，模糊目标轮廓。针对上述问题，本文基于GEO SAR非平直斜视成像几何分析了目标运动引起的位置偏移和相位误差，并提出了一种适用于GEO SAR图像的海上区域运动目标检测方法。该方法包括预处理和条件扩散检测网络两个主要部分。在预处理阶段，首先将整景图像切分为子景，以解决GEO SAR图像超大幅宽难以直接处理的问题，并通过降采样将这些子景图像缩放至适合网络输入的大小，提高图像的信噪比、增强运动目标特征。在检测阶段，基于扩散模型提出了一种适用于GEO SAR的条件扩散检测网络。该网络将预处理后的图像作为条件输入，以约束检测结果的生成，从而提高检测的准确性。并设计密集交互模块，实现分割图与原始数据在潜在空间中的多尺度特征耦合，进而实现运动目标的分割。最后，通过仿真实验验证了所提方法的有效性。结果表明，该方法在复杂海洋环境中能够有效检测运动目标。

2　方法

2.1　GEO SAR动目标影响建模与分析

SAR成像过程的本质是回波信号与匹配滤波器之间的互相关过程。对于运动目标成像，实质上是运动目标回波信号与静止目标匹配滤波器之间的互相关过程。运动目标P和静止目标Q之间的距离和多普勒中心频率上的一致性以及多普勒调频率和更高阶的多普勒调频率的差异导致位置偏差和成像散焦。

图1显示了大地坐标系下GEO SAR非平直斜视成像几何的示意图。$\eta=0$时刻，动目标P位于大地坐标系原点O，x轴指向地平面的正东方向，y轴指向正北方向。目标的运动速度矢量为$\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}$。卫星的位置矢量为$\boldsymbol{r}_{\mathrm{s}}$，其在$x$-$y$平面的投影为$\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}$，在$z$轴的投影为$\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},z}$。卫星的运动速度矢量为$\boldsymbol{V}_{\mathrm{s}}$，其在$x$-$y$平面的投影为$\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}$，在$z$轴的投影为$\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},z}$。

在方位中心时刻，已知运动目标P实际位于大地坐标系的原点。设某静止目标Q的坐标为$\boldsymbol{r}_Q=(x_Q,y_Q,0)$。成像中心时刻，$Q$点瞬时距离和多普勒频率(即多普勒中心频率)与$P$点相同。$P$和$Q$与卫星之间的距离历程分别表示为

$$R_P(\eta)=|\boldsymbol{r}_{\mathrm{s}}+\boldsymbol{V}_{\mathrm{s}}\cdot\eta-\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}\cdot\eta| \tag{1}$$

$$R_Q(\eta)=|\boldsymbol{r}_{\mathrm{s}}+\boldsymbol{V}_{\mathrm{s}}\cdot\eta-\boldsymbol{r}_Q| \tag{2}$$

P点与Q点的距离反映了P点位置偏差。根据等距离等多普勒关系，运动目标P的成像位置偏移至静止目标Q。静止目标的坐标在$\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}$方向和$\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}$垂直方向上的投影分量分别为[4]

$$r_{Q1}=\frac{\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}}{|\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}|} \tag{3}$$

$$\begin{aligned}r_{Q2}=&\sqrt{|\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}|^2-\left[\frac{\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}}{|\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}|}\right]^2}\\&\pm\sqrt{|\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}|^2-\left[\frac{\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}(\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}-\boldsymbol{V}_t)}{|\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}|}\right]^2}\end{aligned} \tag{4}$$

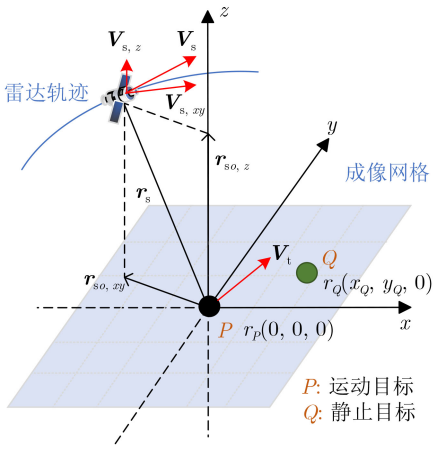

图 1 GEO SAR非平直斜视成像几何示意图

根据式(4)，可求解出两个静止目标Q，其中偏移量小于幅宽的值为有效值。

根据非平直斜视成像几何模型中目标运动引起的位置偏移的表达式(3)和表达式(4)，目标将在雷达对地速度的平行方向和垂直方向上发生位置偏移。当$\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}\perp\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}$时，两个方向的偏移同时为零。当$\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}\parallel\boldsymbol{r}_{\mathrm{s},xy}$时，两个方向的偏移同时达到最大值。

P点与Q点的多普勒调频率及更高阶多普勒调频率的差异反映了P点的散焦情况。通过计算式(1)和式(2)的2阶导数，可以得到运动目标P和静止目标Q的多普勒调频率。进一步利用等距离等多普勒关系，可以计算出多普勒调频率引起的二次相位误差[4]

$$\varphi_{2m}=\pi\Delta f_{\mathrm{r}}\left(\frac{T_{\mathrm{s}}}{2}\right)^2=\frac{\pi T_s^2}{2\lambda|\boldsymbol{r}_{\mathrm{s}}|}\left(-2\boldsymbol{V}_{\mathrm{s},xy}\cdot\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}+|\boldsymbol{V}_{\mathrm{t}}|^2\right) \tag{5}$$

其中，Δf_{r}为P点与Q点多普勒调频率的差异，T_{s}为合成孔径时间，λ为波长。3次及更高次相位误差十分小，一般可忽略[4]。

2.2　数据预处理

由于其地球同步轨道的特性，GEO SAR能够实现对我国及周边区域全天候、中等空间分辨率、高时间分辨率、大范围的观测，提升雷达对广域场景的实时观测能力。超大幅宽给监测海洋污染、海冰覆盖和船只活动等应用提供了良好的基础和条件。GEO SAR单幅图像的幅宽可达数百甚至上千千米，单幅图像的数据量非常庞大，给运动目标检测带来了显著挑战。此外，海杂波具有非平稳、非均匀的特性，使得从中提取运动目标极为困难。GEO SAR超长合成孔径时间的特性会进一步加剧海杂波的影响。

海杂波的产生机理复杂，依赖于多种因素，包括复杂的海洋气象、地理环境以及雷达的工作状态等多方面因素。由于环境因素和雷达设备参数的影响，海杂波的回波散射特性不断变化。相较于地面杂波，海杂波的空时变化更为复杂。随着风速的增加，海浪在重力作用下增高，并产生“劈结构”，导致类镜面反射，从而产生较强的回波，即海尖峰。因此，海杂波复杂的空时变化以及与目标特性极其相似的海尖峰分量的出现，使得海杂波建模变得异常复杂[16]。杂波的统计模型和参数估计理论仍需进一步完善。从非平稳、非均匀的海杂波中提取运动目标非常困难。海杂波复杂的回波散射特性不利于GEO SAR图像中海上区域内动目标的检测。为了产生更真实的海杂波，需要对海面进行数字建模，进而利用后向散射系数模型进行杂波生成。可以利用统计方法计算出海面波谱的经验表达式，例如，谐波方法、Jonswap谱和Gerstner方法[17]。由于海浪和尖

峰的存在，海面实际是呈波浪状的。这一现象将会导致电磁波传播路径的改变。雷达地物回波用微分散射截面积或散射系数(单位面积的散射截面积)σ^0来描述。常用的海杂波后向散射系数理论模型为Morchin模型、NRL模型、TSC模型以及 GIT 模型等。假设雷达在某一时刻照射的海杂波区域内包含n个散射单元，根据雷达方程，接收天线的平均功率为

$$\bar{P}_r = \sum_i^n \frac{P_{ti} G_{ti} A_{ri} \sigma_i^0 \Delta A_i}{(4\pi R_i^2)^2} \tag{6}$$

其中，ΔA_i为面积元，P_{ti}为向点i发射的功率，G_{ti}为点i方向的天线增益，A_{ri}为点i方向的等效接收孔径，σ_i^0为面积元的海杂波后向散射系数，R_i为雷达与第i个散射单元的距离。海杂波的回波信号可以表示为

$$s_r(t) = \sum_i^n \sqrt{\frac{P_{ti}\sigma_i^0 \Delta A_i}{2\pi L}} \times \frac{G_{ti}\lambda}{2\pi R_i^2} \times u\left(t - \frac{2R_i}{\mathrm{c}}\right) \cdot \mathrm{e}^{\mathrm{j}\pi k\left(t-\frac{2R_i}{\mathrm{c}}\right)^2} \tag{7}$$

其中，λ为信号波长，$u()$为信号的包络，k为调频率，L为雷达发射接收综合损耗。

为降低大幅宽和海杂波对后续数据处理的影响，首先对原始整幅图像进行预处理。该过程包括采用滑动窗口对图像进行子景切分，并通过降采样操作提高数据处理的稳定性和计算效率。预处理的具体流程如图2所示。

在GEO SAR大面积覆盖区域内，海面上的目标通常是稀疏分布的。如果直接对整幅图像使用检测算法，计算量将非常庞大且效率低下。在预处理阶段，需要先对单幅图像进行切割，将其划分为多个子景，以减小每次处理的数据量。并在子景间设置重叠区，保证运动目标完整地保留在其中一个子景中。

此外，由于GEO SAR具有超长合成孔径时间，图像中的运动目标出现严重散焦现象。对于快速运动的目标，图像中可能表现为一条条很长的亮线，这些亮线在图像中可能达到数十公里，跨越数千个像素点。直接使用深度学习网络处理这些大幅子景图像也面临诸多挑战。随着输入图像尺寸的增加，深度学习模型的参数规模和网络结构复杂度急剧上升，从而显著增加训练难度，并对计算资源提出更高的需求。因此，我们将切分后的子景进一步降采样到适合网络输入的大小，降低计算成本。并且后续的仿真分析表明，降采样不仅能够有效降低计算负担，还能提高目标与海杂波之间的信杂比，增强运动目标在图像中的连续亮线特征，从而提升检测准确率，更加高效地完成大范围运动目标检测的任务。

2.3 条件扩散检测网络

为了有效地检测图像中的运动目标，我们提出了一种条件扩散网络来生成检测结果。该检测方法基于扩散模型[18]，网络包含两个编码路径和一个解码路径，双编码框架来实现移动目标分割。网络结构如图3所示。经过预处理的图像作为条件编码的输入，加入到网络中，以此来约束和引导检测结果的反向扩散生成过程。

条件扩散检测网络能够有效地将SAR图像特征通过条件编码器引入网络。该条件编码器在扩散模型的反向生成过程中提供关键约束信息，从而确保最终生成的图像能够准确分割出移动目标。网络输出结果可以表示为

$$\varepsilon_\theta\left(\boldsymbol{x}_t, I, t\right) = D\left(E_t\left(I\right), E_t\left(\boldsymbol{x}\right), t\right) \tag{8}$$

式中，$E_t\left(I\right)$表示条件特征嵌入，是由预处理后的图像生成的特征嵌入。预处理后的图像作为输入条件，保留了丰富的原始信息，为模型提供了更多学习路径。$E_t\left(x\right)$是当前步骤的分割掩码特征嵌入，直接利用模型前一步的结果。将这两部分单独编码后输入到UNet解码器D进行重构，从而实现图像重建。为了进一步提升模型性能，引入步骤索引t，对添加的嵌入和解码器特征进行集成。步骤索引t作为一个重要的调控因素，可以动态调整模型参数，使模型能更好地适应输入数据。在整个过程中，使用一个共享的学习查找表进行嵌入[16]。

网络的具体结构如图4所示，主要架构是一个改进的ResUNet[19]，具有出色的图像分析和识别能

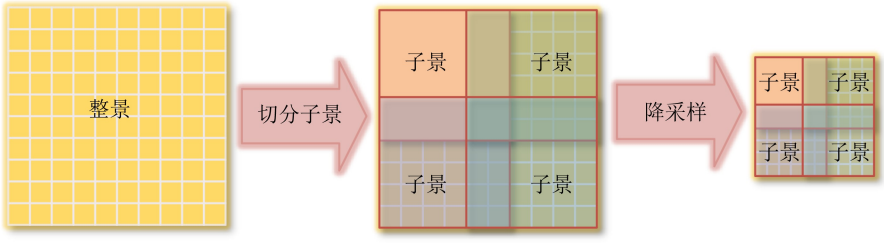

图 2 预处理流程图

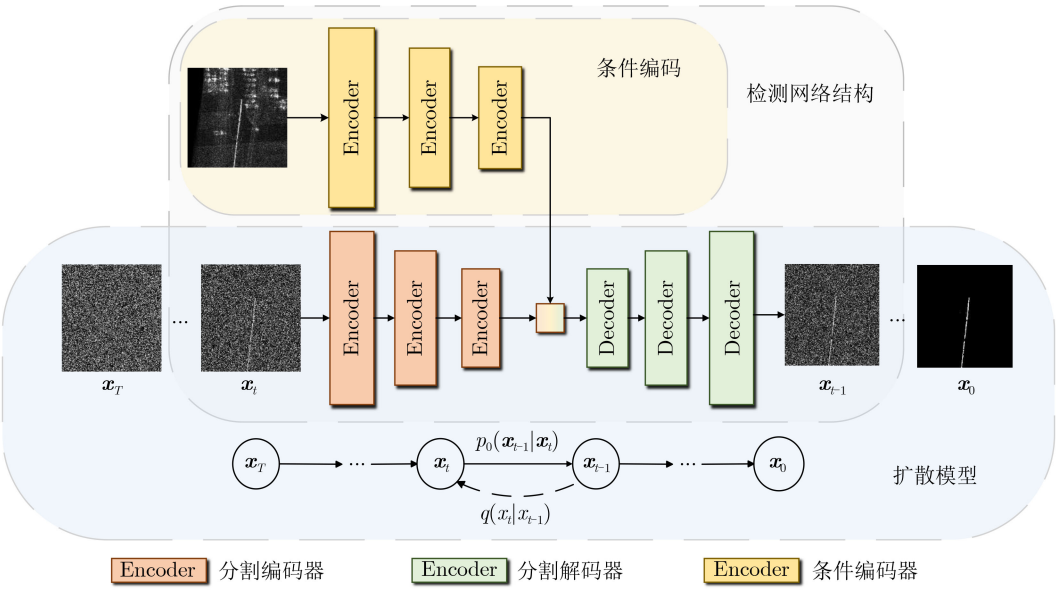

图 3 条件扩散检测网络框架示意图

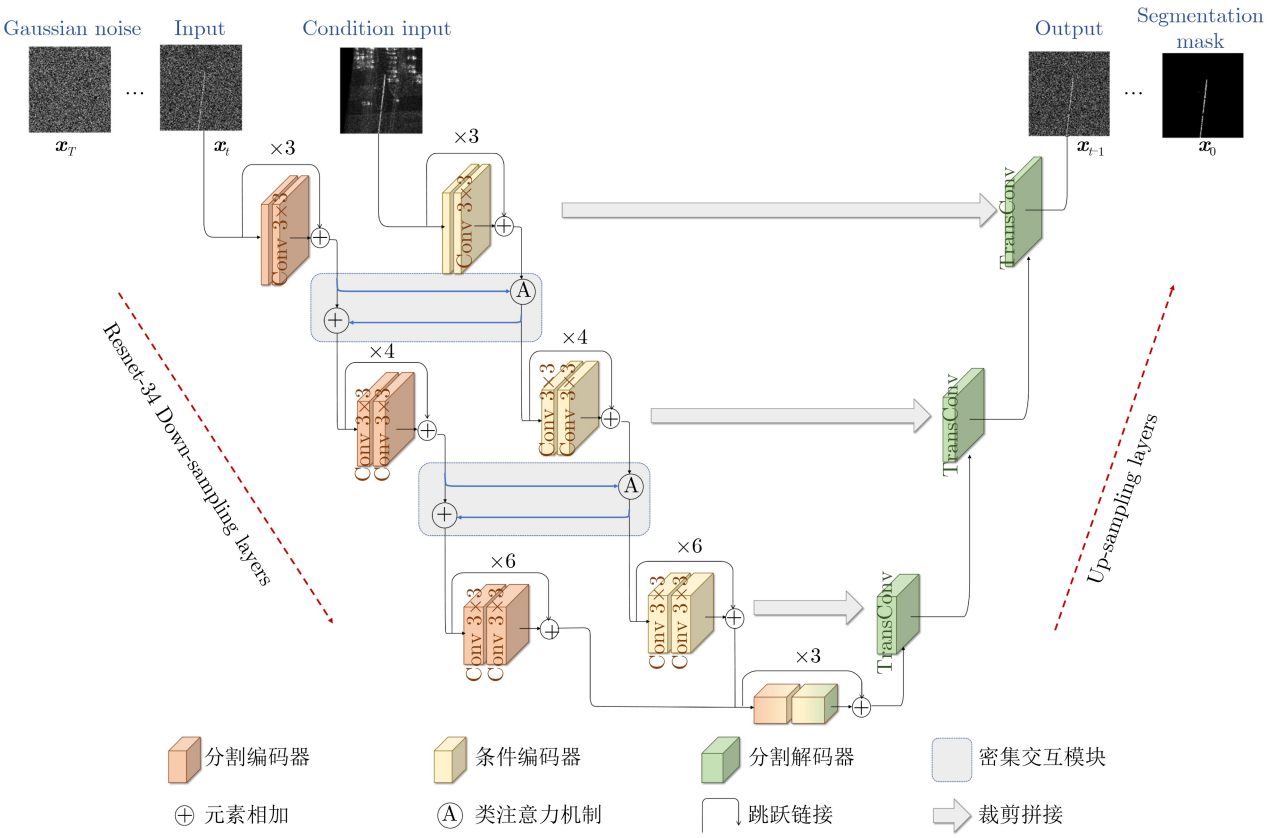

图 4 条件扩散检测网络结构示意图

力。使用ResNet编码器和Unet解码器来实现这个网络。具体的网络设置参考文献[20]。在分割编码和条件编码之间引入密集交互模块，如图4所示。首先，将当前步骤中的分割信息$\boldsymbol{x}_t$整合到条件原始图像先验的先验特征中。条件特征图的每个尺度m_I^k都与$\boldsymbol{x}_t$编码特征$m_{\boldsymbol{x}}^k$融合，其中k代表不同尺度的索引。这种融合是通过类注意力机制$\mathcal{A}$实现的，利用注意力机制强化目标-背景特征解耦能力，以增强注意力区域，如下所示

$$\mathcal{A}(m_I^k, m_{\boldsymbol{x}}^k) = (\mathrm{LN}(m_I^k) \otimes \mathrm{LN}(m_{\boldsymbol{x}}^k)) \otimes m_I^k \tag{9}$$

其中，$\otimes$表示元素相乘，LN表示层归一化。这一操作应用于中间的两个条件编码阶段，每个阶段都遵循基于ResNet34实现的卷积阶段。此外，在当

前步骤中，将每一尺度的类关注机制引入到相应尺度的分割特征中，作为当前步骤分割信息的密集条件约束。其表示方法如

$$E(m_{\boldsymbol{x}}^{k+1}) = E(m_I^k + m_{\boldsymbol{x}}^k) \tag{10}$$

因此，在逐步反向生成过程中，通过每步将图像分割信息与原始图像先验进行密集编码，每个尺度的分割编码器在计算过程中都有一个图像先验条件作为依据。在编码过程中每一步都更充分地利用到原始图像先验进行学习，从而促进了分割掩码的学习和提取，进而实现更精确的动目标分割。

网络的训练过程基于经典的扩散模型。扩散模型是一类生成模型，通过模拟数据分布的反向扩散过程实现数据生成。扩散模型由一个参数化的马尔可夫链组成，包括正向扩散阶段和反向扩散阶段。在正向扩散阶段，在总的扩散时间内，通过逐步添加随机噪声，将初始图像$\boldsymbol{x}_0$转化为高斯白噪声图像$\boldsymbol{x}_T \sim \mathcal{N}(0, \boldsymbol{I})$。相对应地，在反向扩散阶段，首先训练一个神经网络，通过逐步去除噪声，恢复原始数据，直到达到期望图像$\boldsymbol{x}_0$的状态。图3展示了目标检测结果的反向生成过程。

反向过程将潜在变量分布$p_\theta(\boldsymbol{x}_T)$转换为数据分布$p_\theta(\boldsymbol{x}_0)$。初始状态是高斯噪声$p_\theta(\boldsymbol{x}_T)=\mathcal{N}(\boldsymbol{x}_T;0,\boldsymbol{I})$。训练神经网络来预测高斯分布的参数$\mu_\theta(\boldsymbol{x}_t,t)$和$\sum_\theta(\boldsymbol{x}_t,t)$。在反向过程中，通过逐步去除噪声获得最终清晰的分割结果。反向扩散过程可表示为

$$p_\theta(\boldsymbol{x}_{t-1}|x_t) = N(x_{t-1};\mu_\theta(\boldsymbol{x}_t,t),\sum_\theta(\boldsymbol{x}_t,t)) \tag{11}$$

$$p_\theta(\boldsymbol{x}_{0:T}) = p(\boldsymbol{x}_t)\prod_{t=1}^{T} p_\theta(\boldsymbol{x}_{t-1}|\boldsymbol{x}_t) \tag{12}$$

条件扩散检测网络按照标准的扩散模型流程进行训练[11]。其损失函数可以表示为

$$L = E_{\boldsymbol{x}_0,\varepsilon,t}\left[\|\varepsilon - \varepsilon_\theta(\boldsymbol{x}_t, I, t)\|^2\right] \tag{13}$$

在每次迭代中，随机抽取一对预处理后的图像I及其对应的分割标签进行训练。迭代次数从均匀分布中随机选择，而噪声样本ε从高斯分布中抽样。

3 实验

3.1 动目标偏移及相位误差分析

本文基于GEO SAR卫星的参数对运动目标的二次相位误差进行了仿真和分析。表1展示了GEO SAR卫星的轨道参数[21]。利用STK软件进行仿真，并生成了相应的轨道图。运动目标设置在长江入海口，具体地理位置为东经122.2°，北纬28°。分别对目标在速度为15 km/h, 30 km/h, 45 km/h以及60 km/h情况下的位置偏移和相位误差进行了详细分析，具体数据和分析结果详见表2和表3。

表2结果显示，当目标速度增加时，其位置偏移也随之等比例增加。具体来看，运动目标的位置偏移可以超过数百千米，运动方向的不同也导致了位移方向的明显差异。因此，对于GEO SAR图像来说，难以判断运动目标的真实位置

表3详细分析了在合成孔径时间为10分钟、20分钟和30分钟条件下，不同速度运动目标的相位误差情况。结果表明，GEO SAR图像中的运动目标的二次相位误差值在6.8°～8256.8°，会产生严重的散焦现象。具体表现为，当运动目标以较高速度移动时，图像中的二次相位误差显著增大，导致更严重的散焦。此外，运动目标速度越大，散焦程度越明显。相位误差还与合成孔径时间密切相关。合

表 1 GEO SAR仿真参数

参数		值
轨道参数	轨道半长轴(km)	42164
	轨道偏心率(°)	0
	轨道倾角(–)	16
场景参数	目标经度(°E)	122.2
	目标纬度(°N)	28.0

表 2 动目标位置偏移仿真结果

速度(km/h)		位置偏移(km)							
		正东	正北	正西	正南	东北	西北	东南	西南
15	r_{Q1}	–168.6	–118.8	168.6	118.8	–203.2	35.1	–35.1	203.2
	r_{Q2}	113.2	79.6	–111.4	–78.7	136.7	–23.3	23.4	–134.2
30	r_{Q1}	–337.2	–237.7	337.2	237.7	–406.5	70.3	–70.3	406.5
	r_{Q2}	228.18	160.1	–221.2	–156.7	276.0	–46.6	47.0	–265.9
45	r_{Q1}	–505.7	–356.6	505.7	356.6	–609.8	105.4	–105.4	609.8
	r_{Q2}	344.9	241.5	–329.3	–233.8	417.8	–69.9	70.6	–395.1
60	r_{Q1}	–674.3	–475.5	674.3	475.5	–813.1	140.6	–140.6	813.1
	r_{Q2}	463.5	328.8	–435.7	–310.0	562.4	–93.0	94.3	–522.0

成孔径时间越长，积累的误差越大，从而加重运动目标的散焦。

在实际的GEO SAR图像中，由于运动目标散焦引起的亮线甚至可延伸数百公里，跨越数千个像素点。这种显著的图像失真对GEO SAR系统的目标检测和识别能力提出了严峻的挑战。有必要进一步研究和完善校正技术，以减少运动目标散焦带来的负面影响，从而提高GEO SAR的性能和可靠性。上述误差分析为GEO SAR卫星在实际应用中的动目标检测和误差校正提供了理论参考。

3.2 检测结果及分析

为验证所提检测方法的有效性，本文通过仿真模拟了长合成孔径时间下的海杂波与运动目标的成像特性。首先，采用Jonswap谱对海面进行建模，同时选用NRL经验模型作为海面的后向散射系数模型。在长合成孔径时间下，海杂波及运动目标的仿真结果如图5所示。为了降低数据处理的计算负担并增强目标检测的有效性，对仿真的海杂波与运动目标图像进行了8倍降采样，降采样后的结果同样示于图5。对比降采样前后的图像可以发现，原始图像中的海杂波较强，导致部分运动目标区域被海杂波淹没，难以区分。而在降采样后，运动目标在图像中呈现出更连续的亮线特征，使其在复杂背景中的可辨识性显著提升。为进一步定量分析降采样对目标检测的影响，分别选取了运动目标的部分区域以及海面区域，计算其信杂比(SCR)，结果如表4所示。计算结果表明，降采样后信杂比明显提高，这意味着海杂波对目标的干扰减弱，目标的可检测性增强。信杂比的提升对运动目标检测具有重要意义，有助于提高检测精度和鲁棒性，为后续的目标分割与识别提供更优的数据基础。

在实验过程中，首先对整幅图像进行子景分割，并将每个子景的大小降采样至256×256像素，以适配后续检测网络的输入要求。完成预处理后，将降采样后的子景输入检测网络，生成运动目标的检测结果。实验结果如图6所示。图6汇总展示了

表 3　动目标二次相位误差仿真结果

目标运动速度 (km/h)	合成孔径时间 (min)	二次相位误差(°)							
		东	北	西	南	东北	西北	东南	西南
15	10	6.8	−303.6	−9.1	301.4	−209.3	−220.6	218.4	207.1
	20	27.5	−1214.5	−36.3	1205.7	−837.4	−882.6	873.8	828.6
	30	61.9	−2732.5	−81.7	2712.8	−1884.3	−1985.9	1966.1	1864.5
30	10	11.5	−609.4	−20.3	600.6	−420.9	−443.5	434.7	412.1
	20	46.3	−2437.7	−81.4	2402.6	−1683.7	−1774.0	1738.9	1648.6
	30	104.2	−5484.8	−183.2	5405.8	−3788.3	−3991.5	3912.5	3709.3
45	10	14.1	−917.4	−33.8	897.6	−634.6	−668.5	648.7	614.9
	20	56.3	−3669.7	−135.3	3590.7	−2538.7	−2674.2	2595.2	2459.7
	30	126.7	−8256.8	−304.4	8079.0	−5712.0	−6016.9	5839.2	5534.3
60	10	14.3	−1227.6	−49.4	1192.5	−850.6	−895.7	860.6	815.4
	20	57.5	−4910.5	−197.9	4770.0	−3402.5	−3583.2	3442.7	3262.0
	30	129.4	−1104.9	−445.4	1073.3	−7655.5	−8062.1	7746.0	7339.5

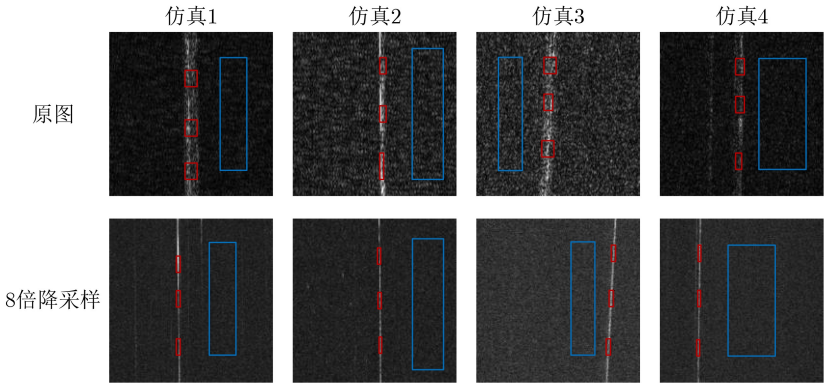

图 5 动目标及海杂波仿真

表 4 信杂比计算结果

SCR (dB)	仿真1	仿真2	仿真3	仿真4	平均
原图	20.9378	18.9518	13.8055	8.9381	15.6583
8倍降采样	31.6631	34.5891	22.2958	19.2201	26.9420

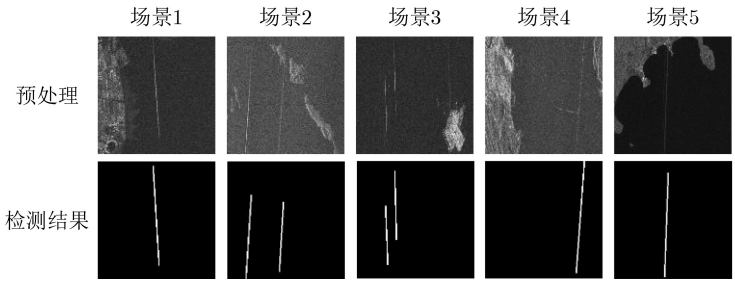

图 6 不同子景下的快速运动目标检测结果

5个不同场景的检测结果，每列图像对应1个场景的子景。其中：第1行展示了降采样后的子景图像。这些图像被统一缩小至相同尺寸，以便进行后续处理，并减少计算资源的消耗，提高信杂比。第2行显示了检测网络输出的运动目标检测结果。经过预处理后，检测网络成功提取出了运动目标，并在复杂背景中实现了较为精准的目标识别。实验结果表明，该方法能够在有效降低计算复杂度的同时，提高运动目标的检测准确率，为GEO SAR大场景下的动目标检测提供了有力支持。

实验结果表明，降采样处理能够有效增强运动目标在图像中的连贯性，使其在复杂背景下更易于检测。从降采样后的子景图像可以清晰地看到，运动目标呈现为明显的亮线，相较于原始高分辨率图像，具有更强的目标可分辨性。尽管降采样降低了图像的分辨率，导致部分细节信息丢失，但这对于运动目标检测而言是有利的。未降采样的原始图像，尽管分辨率较高，但运动目标信号受到强烈的海杂波干扰，使得目标边界模糊，部分目标甚至被背景杂波覆盖，目标的完整性受损。相比之下，降采样处理使得运动目标在图像中表现得更加清晰和连贯，运动目标以连续亮线形式呈现。表5展示了本文提出的检测方法与其他方法的对比结果。使用了3个常用的语义分割评价指标，分别是交并比(Intersection over Union, IoU)、分类准确率(Accuracy, Acc)和F1值(F1 Score)。进一步证明了所提方法在GEO SAR图像处理中的可行性和有效性。

表 5 所提检测方法与其他方法对比结果(%)

方法	IoU	Acc	F_1
FCN	53.7	85.8	69.9
Deeplab	58.4	88.4	73.7
PSPNet	61.6	88.6	76.2
本文	**62.7**	**90.8**	**77.1**

4 总结

本文构建了GEO SAR非平直斜视成像几何的运动目标定位偏差和相位误差模型，从理论上揭示了GEO SAR超长合成孔径时间、超大幅宽条件下运动目标的影响机理和复杂特点。本文提出了一种针对GEO SAR海面图像的运动目标检测模型，通过滑窗分块和降采样滤波提高网络输入图像的信杂比、提高处理效率，通过条件扩散网络实现弱特征运动目标和海面背景特征的区分和像素级分割。本文所提方法的分类准确率和F1值在仿真图像中达到了90.8%和77.1%，有效实现了海面背景下运动目标检测。当前的研究工作初步为GEO SAR运动目标检测提供了一种较好的技术途径，但在网络精度和泛化性等方面仍需深入研究，特别是在基于运动目标检测结果的精确运动参数和物理参数提取方面，这对于实现GEO SAR运动目标信息获取、轨迹预测等应用具有重要意义。

参 考 文 献

[1] 林晨晨, 李光廷, 孙娟, 等. 陆探四号01星微波通道在轨自主相位补偿方法[J]. 空间电子技术, 2024, 21(2): 17–22. doi: 10.3969/j.issn.1674-7135.2024.02.002.
LIN Chenchen, LI Guangting, SUN Juan, *et al*. On-orbit autonomously phase compensation method for microwave channels of LT-4 (01)[J]. *Space Electronic Technology*, 2024, 21(2): 17–22. doi: 10.3969/j.issn.1674-7135.2024.02.002.

[2] BRUNO D, HOBBS S E, and OTTAVIANELLI G. Geosynchronous synthetic aperture radar: Concept design, properties and possible applications[J]. *Acta Astronautica*, 2006, 59(1/5): 149–156. doi: 10.1016/j.actaastro.2006.02.005.

[3] 聂娟, 邓磊, 郝向磊, 等. 高分四号卫星在干旱遥感监测中的应用[J]. 遥感学报, 2018, 22(3): 400–407. doi: 10.11834/jrs.20187067.
NIE Juan, DENG Lei, HAO Xianglei, *et al*. Application of GF-4 satellite in drought remote sensing monitoring: A case study of Southeastern Inner Mongolia[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(3): 400–407. doi: 10.11834/jrs.20187067.

[4] 胡哲颖, 黄丽佳, 胡文龙, 等. 高轨SAR非平直几何动目标成像影响建模[J]. 雷达科学与技术, 2018, 16(5): 496–504. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2018.05.006.
HU Zheying, HUANG Lijia, HU Wenlong, *et al*. Modeling and analysis of target motion influence on GEO SAR based on non-straight squint imaging geometry[J]. *Radar Science and Technology*, 2018, 16(5): 496–504. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2018.05.006.

[5] WANG Chao, GUO Baolong, SONG Jiawei, *et al*. A novel CFAR-based ship detection method using range-compressed data for spaceborne SAR system[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5215515. doi: 10.1109/TGRS.2024.3419893.

[6] ZHOU Wei, XIE Junhao, LI Gaopeng, *et al*. Robust CFAR detector with weighted amplitude iteration in nonhomogeneous sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(3): 1520–1535. doi: 10.1109/TAES.2017.2671798.

[7] SHI Sainan and SHUI Penglang. Sea-surface floating small target detection by one-class classifier in time-frequency feature space[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(11): 6395–6411. doi: 10.1109/TGRS.2018.2838260.

[8] SHUI Penglang, LI Dongchen, and XU Shuwen. Tri-feature-based detection of floating small targets in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 1416–1430. doi: 10.1109/TAES.2014.120657.

[9] ZHAO Chunhui, LIU Haodong, WANG Lu, *et al*. SAR image wake detection based on pseudo-Siamese structure and multidomain feature fusion[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 4015605. doi: 10.1109/LGRS.2024.3436855.

[10] GUAN Yanan, XU Huaping, and LI Chunsheng. A method of ship wake detection in SAR images based on reconstruction features and anomaly detector[C]. 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, USA, 2023. doi: 10.1109/IGARSS52108.2023.10281571.

[11] DENG Jie, WANG Wei, ZHANG Huiqiang, *et al*. PolSAR ship detection based on superpixel-level contrast enhancement[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 4008805. doi: 10.1109/LGRS.2024.3388989.

[12] ZHANG Tao, QUAN Sinong, YANG Zhen, *et al*. A two-stage method for ship detection using PolSAR image[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 52369818. doi: 10.1109/TGRS.2022.3216532.

[13] LI Jianwei, CHEN Jie, CHENG Pu, *et al*. A survey on deep-learning-based real-time SAR ship detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 16: 3218–3247. doi: 10.1109/JSTARS.2023.3244616.

[14] LI Dong, LIANG Quanhuan, LIU Hongqing, *et al*. A novel multidimensional domain deep learning network for SAR ship detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5203213. doi: 10.1109/TGRS.2021.3062038.

[15] ZHU Xiaoxiang, MONTAZERI S, ALI M, *et al*. Deep Learning Meets SAR: Concepts, models, pitfalls, and perspectives[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2021, 9(4): 143–172. doi: 10.1109/MGRS.2020.3046356.

[16] GRECO M, STINCO P, and GINI F. Identification and analysis of sea radar clutter spikes[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2010, 4(2): 239–250. doi: 10.1049/iet-rsn.2009.0088.

[17] GREGERS-HANSEN V and MITAL R. An improved empirical model for radar sea clutter reflectivity[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3512–3524. doi: 10.1109/TAES.2012.6324732.

[18] HO J, JAIN A, and ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[C]. The 34th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 2020: 574.

[19] YU Shuang, XIAO Di, FROST S, *et al*. Robust optic disc and cup segmentation with deep learning for glaucoma detection[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2019, 74: 61–71. doi: 10.1016/j.compmedimag.2019.02.005.

[20] NICHOL A Q and DHARIWAL P. Improved denoising diffusion probabilistic models[C/OL]. The 38th International Conference on Machine Learning, 2021: 8162–8171.

[21] CHEN Jianlai, SUN Guangcai, XING Mengdao, *et al*. A two-dimensional beam-steering method to simultaneously consider Doppler centroid and ground observation in GEOSAR[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(1): 161–167. doi: 10.1109/JSTARS.2016.2544349.

吴一凡：女，博士生，研究方向为合成孔径雷达信号处理.

黄丽佳：女，研究员，研究方向为新体制合成孔径雷达信号处理与信息处理.
严朝保：男，博士生，研究方向为合成孔径雷达成像算法.
张冰尘：男，研究员，研究方向为微波遥感与雷达技术.

责任编辑：马秀强

A Moving Target Detection Method for GEO SAR Image in Maritime Areas

WU Yifan[①②③④] HUANG Lijia[①②③] YAN Chaobao[①②③④] ZHANG Bingchen[①②③]

[①](*Aerospace Information Research Institute*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100094, *China*)

[②](*Key Laboratory of Technology in Geo-Spatial Information Processing and Application System*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100190, *China*)

[③](*School of Electronic*, *Electrical and Communication Engineering*, *University of Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 101408, *China*)

[④](*Key Laboratory of Target Cognition and Application Technology* (*TCAT*), *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100190, *China*)

Abstract:

Objective Geosynchronous Synthetic Aperture Radar (GEO SAR) provides wide-area coverage and rapid revisit, supporting near real-time observation of large maritime regions. However, detecting moving targets in GEO SAR images remains challenging due to severe geometric shifts and defocusing effects induced by target motion. These issues are further compounded when deep learning-based detection algorithms are applied. Specifically, the extended synthetic aperture time of GEO SAR leads to significant motion-induced defocusing, degrading the structural clarity of moving targets. Moreover, the wide swath of GEO SAR results in sparsely distributed moving targets, substantially increasing computational demands. The long integration time also renders GEO SAR imagery more sensitive to sea clutter, which elevates false alarm rates and obscures target backscattering signatures, thereby compromising target contour visibility. To address these challenges, this study analyzes the displacement and phase errors introduced by moving targets under the non-linear squint-angle imaging geometry of GEO SAR. Based on this analysis, a diffusion model-based method is proposed to detect maritime moving targets in GEO SAR imagery.

Methods To address the aforementioned challenges, this study analyzes azimuth displacement and phase errors induced by target motion under the non-planar squint-angle imaging geometry of GEO SAR. Based on this analysis, a diffusion-based approach is proposed for detecting maritime moving targets in GEO SAR imagery. The method comprises two primary components: a preprocessing stage and a conditional diffusion detection network. In the preprocessing stage, the full-scene image is divided into smaller sub-scenes to mitigate the difficulty of directly processing ultra-wide-swath GEO SAR data. These sub-scenes are subsequently downsampled to dimensions compatible with network input, which enhances the signal-to-noise ratio and strengthens the representation of motion-related features. In the detection stage, a conditional diffusion detection network tailored for GEO SAR is developed. This network accepts the preprocessed image as conditional input to guide the generation of detection results, thereby improving accuracy. To further refine performance, a dense interaction module is introduced to facilitate multi-scale feature fusion between the segmentation mask and original data in the latent space, enabling precise segmentation of moving targets.

Results and Discussions To evaluate the effectiveness of the proposed detection method, the imaging characteristics of sea clutter and moving targets under long synthetic aperture time are simulated. The sea surface is modeled using the Jonswap spectrum, and clutter is generated via a backscattering coefficient model, resulting in simulated imagery of sea clutter and moving targets under extended integration time (Fig. 5). A quantitative analysis is performed to examine the effect of downsampling on detection performance by calculating the Signal-to-Clutter Ratio (SCR), as summarized in Table 4. The results show that 8× downsampling improves the SCR by 11.3 dB. After preprocessing, the downsampled sub-scenes are fed into the

detection network to produce moving target detection results (Fig. 6). Compared to other methods, the proposed approach yields improvements of 1.1%, 2.2%, and 0.9% in Intersection over Union (IoU), Accuracy, and F1-score, respectively.

Conclusions To address the challenges of detecting moving maritime targets in GEO SAR images—such as ultra-long synthetic aperture duration, extremely wide swath, and interference from sea clutter—this study first analyzes azimuth displacement and phase errors introduced by target motion under the non-linear squint-angle imaging geometry of GEO SAR. A detection method is then proposed, comprising two key components: preprocessing and a conditional diffusion detection network. During preprocessing, the full-scene image is divided into multiple sub-scenes to facilitate processing of ultra-wide-swath GEO SAR data. These sub-scenes are downsampled to dimensions compatible with the detection network, improving the SCR, enhancing motion features, and suppressing clutter. In the detection stage, a conditional diffusion detection network customized for GEO SAR imagery is employed. This network uses the preprocessed sub-scenes as conditional input to guide the generation of detection results, enhancing accuracy. A dense interaction module is further incorporated to enable multi-scale feature coupling between the segmentation mask and the original data in the latent space, achieving pixel-level segmentation of moving targets. Simulation experiments confirm the method's effectiveness in detecting moving maritime targets under complex oceanic conditions. Although initial progress has been achieved, further work is required to improve parameter extraction and optimize network performance. Future efforts will focus on refining detection models for more comprehensive analysis of moving targets in GEO SAR imagery.

Key words: Geosynchronous Synthetic Aperture Radar (GEO SAR); Moving Target Detection (MTD); Deep learning; Diffusion model