

基于散射特征增强的轻量化虚假目标欺骗干扰判别网络

蒲巍* 伍宇恒 宋月 王重淞 吴万敏 刘欣远
武俊杰 黄钰林 杨建宇
(电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)

摘要: 合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具备全天时全天候高分辨成像的能力,在监视侦察、防空反导、灾害监测等军民领域发挥着重要的作用。然而,伴随着电子对抗技术的发展,雷达干扰机可对SAR成像结果造成虚假目标欺骗干扰,严重威胁到SAR图像的判读和实时决策。针对上述问题,该文结合目标电磁散射机理,提出了基于散射特征增强的SAR虚假目标欺骗干扰判别网络(SF-ViT),该网络针对干扰机空间位置固定导致的回波方位分布差异和模板构型与信号参数不同导致的散射特征差异,通过一个浅层特征增强模块放大真实目标和虚假目标在图像域上的区别,再通过卷积-ViTs混合轻量化网络完成高维语义特征的提取和分类。经过本文构建的SAR虚假目标欺骗干扰数据集上的对比试验验证,所提网络在不同信噪比条件下可以达到94.97%的平均判别准确率,同时具有参数量低、易于部署到边缘设备的优势,并且通过消融实验验证了所提散射特征增强模块也可以与传统模型相结合,提高对SAR虚假目标欺骗干扰判别准确率。

关键词: 合成孔径雷达(SAR); 欺骗干扰; 散射特征; 卷积神经网络(CNN); 视觉 Transformer (ViT)

中图分类号:

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-17

DOI: 10.12000/JR25275

CSTR: 32380.14.JR25275

引用格式: 蒲巍, 伍宇恒, 宋月, 等. 基于散射特征增强的轻量化虚假目标欺骗干扰判别网络[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR25275.

Reference format: PU Wei, WU Yuheng, SONG Yue, *et al.* A scattering feature-enhanced network for SAR deceptive jamming discrimination[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR25275.

A Scattering Feature-Enhanced Network for SAR Deceptive Jamming Discrimination

PU Wei* WU Yuheng SONG Yue WANG Chongsong WU Wanmin
LIU Xinyuan WU Junjie HUANG Yulin YANG Jianyu

(School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Synthetic aperture radar (SAR) enables round-the-clock high-resolution imaging under all weather conditions, thereby playing a vital role in both military domains (e.g., surveillance, reconnaissance, air defense, and missile defense) and civilian domains (e.g., disaster monitoring). However, advancements in electronic countermeasure technologies have led to the development of radar jammers that generate deceptive jamming with false targets in SAR imagery. This seriously undermines the interpretation of SAR images and real-time decision-making. To tackle these issues, this study proposes a scattering feature-enhanced vision Transformer-based network (SF-ViT) to discriminate deceptive jamming using SAR false targets, which leverages the

收稿日期: 2025-12-23; 改回日期: 2026-05-24; 网络出版: 2026-xx-xx

*通信作者: 蒲巍 puwei@uestc.edu.cn *Corresponding Author: Pu Wei, puwei@uestc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(U25B200901)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (U25B200901)

责任主编: 黄岩 Corresponding Editor: HUANG Yan

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

electromagnetic scattering mechanisms of targets. By targeting the azimuth distribution disparity of echoes caused by the fixed spatial positions of jammers and the scattering feature discrepancy induced by variations in template configurations and signal parameters, the network first highlights the differences between real and false targets in the image domain using a shallow feature enhancement module. Subsequently, it extracts and classifies high-dimensional semantic features through a lightweight hybrid convolutional-ViT network. Experimental validation on the SAR false-target deceptive jamming dataset built in this study indicates that the proposed network attains an average discrimination accuracy of 94.97% under diverse signal-to-noise ratio conditions and requires fewer parameters, making it easy to deploy on edge devices. In addition, ablation experiments demonstrate that the proposed scattering feature enhancement module can be integrated with traditional models, further enhancing the discrimination accuracy of SAR false-target deceptive jamming.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Deceptive Jamming; Scattering Feature; Convolutional Neural Network; XXX

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)通过主动发射宽带信号获得距离向高分辨,并利用雷达平台与目标间的相对运动形成大的虚拟阵列,从而获取目标的二维或三维高分辨雷达图像^[1]。SAR凭借其全天时、全天候、作用距离远和地物穿透能力强的优势,在军事侦察、地质勘测等军民领域应用广泛^[2]。然而,伴随各类可辐射微波信号的设备出现,电磁环境愈发复杂,SAR系统面临日益复杂的干扰威胁,例如:噪声压制干扰^[3]能够降低SAR图像信噪比,淹没目标细节特征;间歇采样干扰^[4-5]会生成距离向多假目标及拖尾,破坏SAR图像中目标的结构;散射波干扰^[6]通过地物二次散射形成虚假回波,从而在SAR图像中引入复杂的地物信息覆盖真实场景;欺骗干扰^[7]会在SAR图像中引入逼真的假目标,导致雷达产生误判。

其中,虚假目标欺骗干扰以真实SAR图像为模板,截获SAR平台发射信号进行调制转发,在SAR成像结果中形成的虚假目标具有和真实目标相似的丰富图像特征,能够对SAR图像解译与目标识别系统造成有效误导^[8-14],是雷达对抗领域的重要研究方向。文献^[15]利用频率分集阵列(Frequency Diverse Array, FDA)元素频偏产生的距离-角度-时间相关波束图特性,提出一种基于FDA的星载SAR空时频欺骗干扰方法,并分析了FDA干扰机生成虚假目标的距离、方位分布,可以通过调整FDA频偏与阵元数量操控虚假目标数量和位置。文献^[16]提出改进的散焦校正2D-MMJ方法,通过设计散焦校正相位和基于二维快速傅里叶变换的模板制备流程,提升了星载SAR欺骗干扰保真度。文献^[17]提出一种通过在均匀线阵(Uniform Linear Array, ULA)发射阵元加载距离-方位二维调制相位的SAR欺骗干扰方案,可以生成多虚假目标,并推导了调制相

位引入的距离与方位偏移边界。文献^[18]提出了一种针对合成孔径雷达的单比特多模态干扰方法,通过设计不同的阈值参数来对截获的SAR信号引入谐波分量,以实现单目标欺骗干扰、多目标欺骗等多种干扰模态。文献^[19]提出一种基于时间调制超表面的干扰成像架构以实现二维干扰与伪装,以双极化共形时间调制超表面为硬件基础建立二维多相位分段调制信号模型,生成了高相似度的二维虚假目标。欺骗干扰凭借其功率需求低和高逼真度的特点,对SAR系统的作战效能造成了严重的威胁,如何从SAR图像中提取有效特征以判别真实目标与虚假目标,对于确保SAR系统获取正确信息和进一步的干扰抑制工作具有重要意义。

为提高SAR系统的抗干扰能力,一系列针对SAR干扰的判别和抑制方法被提出。文献^[20]提出了一种多基SAR欺骗干扰抑制方法,通过虚假目标对齐、相干对消和二次抑制3个步骤完成干扰抑制。文献^[7]利用欺骗干扰的理论缺陷,提出了一种单通道、固定波形SAR成像假设下的抗欺骗干扰方法。文献^[21]利用动态合成孔径,通过求解稀疏驱动的优化问题实现了真假目标SAR图像的重建。深度学习在图像分类等任务中表现优异,具有强大的特征学习能力,近年来已逐渐成为SAR识别领域的主流^[22],并在SAR干扰判别领域展现出显著优势^[23]。文献^[23]提出一种具备智能化、轻量化、高实时性的YOLO-S³网络,通过StarNet、SlimNeck重构YOLOv8n主干与颈部,并设计自注意力检测头实现轻量化与精度平衡,在低信噪比下仍有高识别精度与鲁棒性。文献^[24]提出一种面向小样本的多模态雷达有源欺骗干扰识别方法,该方法基于雷达信号提取的特征参数及时频图像两种模态信息,利用原型网络训练多模态特征,并借助图像降噪处理和加权欧氏距离提高高低信噪比下的识别性能,实现小样本条件下的雷达欺骗干扰识别。文献^[25]设计了一种

集成注意力机制的卷积神经网络, 该网络可在不同干扰场景下对9类干扰进行高效识别, 且识别精度超越传统卷积神经网络。文献^[26]针对干扰训练样本有限的问题, 提出一种基于CNN和孪生网络进行雷达干扰信号分类的方法, 实现了在小样本上的干扰识别。

陈泽伟^[27]等人针对毫米波雷达时频域干扰面临的实测样本不足的问题, 使用深度卷积生成对抗网络(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)来对数据进行增广, 提高了CNN模型的干扰抑制性能。王重淞^[28]等人针对干扰特征易被目标能量掩盖的问题提出一种基于轻量化网络的低干信比SAR非虚假目标类有源干扰鉴别网络, 创新性地引入了格型变换模块与超核感知模块, 显著提升了低干信比条件下的干扰鉴别性能, 并实现了算法的轻量化。

然而, 目前的干扰识别网络和方法大多针对密集假目标干扰、间歇采样转发干扰等常见干扰在复杂情况下的类型鉴别问题, 而未涵盖精细调制的虚假目标欺骗干扰。在复杂的电磁环境中, SAR虚假目标欺骗干扰以真实目标的SAR图像作为模板进行信号调制^[29], 充分保留了目标的结构特征, 这也导致传统网络方法面临判别困难的问题。

雷达目标回波在光学区被认为是由多个局部散射源的电磁散射相干合成的, 通过脉冲压缩和相位补偿进行成像, 相比光学图像, 雷达图像包含了目标丰富的电磁散射特征^[30-32]。因此, SAR虚假目标判别任务需要充分利用图像的散射特征。属性散射中心模型(Attributed Scattering Center, ASC)通过将目标分解为具有明确物理意义的散射中心, 以属性参数关联散射机制与电磁响应, 能够准确建模每个散射中心的电磁特征的同时在精度与计算效率间取得平衡。针对上述问题, 本文将电磁散射机理引入SAR虚假目标欺骗干扰判别问题, 并与轻量化的卷积-ViT混合架构模型相结合, 提出了一种基于散射特征增强的虚假目标欺骗干扰判别网络, 所做具体工作总结如下:

(1) 结合虚假目标欺骗干扰的产生方法与SAR成像原理, 分析了欺骗干扰回波与真实目标回波的包络、成像特性与散射特性三方面的差异, 为欺骗干扰鉴别奠定了基础。

(2) 提出了一种基于散射机理驱动的图片特征增强模块, 通过增强真实目标和虚假目标的判别性散射特征, 提升模型对SAR虚假目标欺骗干扰的判别性能。

(3) 设计了散射特征增强模块与卷积-ViT混合架构相结合的SAR虚假目标欺骗干扰判别网络, 融

合CNN局部特征提取与ViTs全局依赖捕捉的优势, 实现对SAR图像散射特征的高效表达, 在保持高判别性能的同时具有网络参数量低的优势。

(4) 基于MSTAR实测数据集和缩比模型电磁仿真图像构建了SAR虚假目标欺骗干扰数据集, 对所提网络的判别性能进行了验证, 实验结果表明所提网络具有更高的干扰判别性能, 且散射特征增强模块具有较强的适用性, 可与传统模型相结合提高其干扰判别准确率。

2 欺骗干扰生成方法及特性分析

2.1 欺骗干扰生成方法

干扰机捕获SAR系统发射信号后, 将其与预设的模板进行调制后回传给SAR, 使SAR图像特定区域呈现虚假场景, 误导敌方雷达对真实目标的判断, 实现“以假乱真”的干扰效果。本节将介绍目前较为成熟通用的SAR欺骗干扰方法的生成过程, 分别为在时域进行的卷积调制^[33]和在频域进行的逆Omega-K^[29]、逆CS^[34]、频域三阶段法(FDTSA)^[35]4种典型SAR虚假目标欺骗干扰方法。

图1展示了SAR干扰场景的几何模型。假设图1中P点表示真实目标, Q点表示干扰引入的虚假目标, J点表示干扰机所在位置。SAR平台沿y轴以速度v飞行, 飞行高度为H, 图1中蓝色、绿色区域为SAR运动过程中天线主瓣的照射区域, 干扰机J在接收到脉冲后, 向雷达发射二维调制的干扰信号, SAR平台对干扰信号进行处理, 在成像结果中呈现出位于Q点处的干扰目标。

(1) 卷积调制欺骗干扰: 卷积调制欺骗干扰在成像场景中的Q点位置引入虚假目标, 需要计算SAR平台分别到干扰机J点和Q点的瞬时斜距差来对截获信号进行调制转发。调制主要分为幅度、时延和相位3个部分, 如式(1)所示:

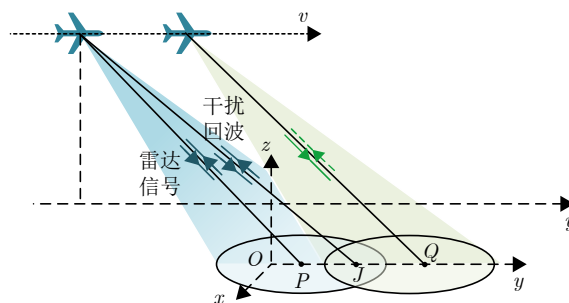


图1 SAR虚假目标欺骗干扰几何模型

Fig. 1 Geometric model of SAR deceptive jamming against false targets

$$s'(t_r, t_a) = \frac{\sigma}{\sigma_J} s_J(t_r, t_a) * \delta\left(t_r - \frac{2\Delta R(t_a)}{c}\right) \times \exp\left(-j\frac{4\pi}{\lambda}\Delta R(t_a)\right) \quad (1)$$

其中, t_r 表示快时间变量, t_a 表示慢时间变量, c 为光速, λ 表示波长, $s_J(t_r, t_a)$ 表示截获信号, $s'(t_r, t_a)$ 表示调制后转发的欺骗干扰信号, $*$ 表示卷积运算, $\delta(\cdot)$ 表示单位冲激函数, $\Delta R(t_a)$ 表示散射点 Q 和干扰机 J 到 SAR 平台的瞬时斜距差。

(2) 逆Omega-K欺骗干扰: 逆Omega-K欺骗干扰法使用干扰机系统函数建模干扰机的调制过程。根据卷积调制欺骗干扰的基本原理, 在二维成像的条件下可按照式(2)所示的二重积分形式建模干扰机的调制过程:

$$Hh_{\text{jam}}(k, y) = \text{rect}\left(\frac{k - k_0}{B}\right) \cdot \iint h h_a(y; u, v) \exp(-j2\pi k \Delta R(y; u, v)) \cdot dudv \quad (2)$$

其中, k 和 k_0 分别表示变量 $r = ct_r/2$ 和雷达信号中心频率 f_c 对应的空域频率, $k = 2f_r/c$, $k_0 = 2f_c/c$, f_r 表示雷达发射 LFM 信号的频率, B 表示雷达信号带宽, $h h_a(\cdot)$ 表示幅度调制, u 和 v 表示虚假散射中心在欺骗模板中的坐标, $\Delta R(y; u, v)$ 表示雷达到虚假散射中心和干扰机之间的瞬时斜距差。为满足干扰场景下的实时性问题, 逆Omega-K算法将逐散射点计算的二重积分转化更便于计算的简洁形式, 如式(3)所示:

$$Hh_{\text{jam}}(k, y) = \frac{IFT_y \{HH_{\text{diff}}(k, k_y) HH_{\text{bulk}}(k, k_y)\}}{Hh_{\text{elim}}(k, y)} \quad (3)$$

其中, IFT_y 为沿空间频率 k_y 的逆傅里叶变换, $HH_{\text{diff}}(k, k_y)$ 为补余滤波器, $HH_{\text{bulk}}(k, k_y)$ 为一致滤波器, $Hh_{\text{elim}}(k, y)$ 为消隐函数。干扰机将截获信号变换到距离频域后使用系统函数 $Hh_{\text{jam}}(k, y)$ 进行相乘调制, 再变换回二维时域对 SAR 系统进行转发, 完成欺骗干扰。上述公式的具体形式和推导参考文献^[29]。

(3) 逆CS欺骗干扰: 逆CS算法以 chirp scaling 成像算法为基础, 通过四次相位相乘完成信号的调制, 其工作原理如式(4)所示:

$$S_J = S \cdot \phi_1(t_r, f_a) \cdot \phi_2(f_r, f_a) \cdot \phi_3(t_r, f_a) \cdot \phi_{\text{elim}}(f_r, t_a) \quad (4)$$

其中, f_r 表示距离向频率, f_a 表示方位向频率, S_J 表示完成调制的欺骗干扰信号, S 表示截获信号, $\phi_1(t_r, f_a)$, $\phi_2(f_r, f_a)$, $\phi_3(t_r, f_a)$, $\phi_{\text{elim}}(f_r, t_a)$ 分别

表示方位压缩、二维频域相位调制、方位频域补余距离徙动校正和消隐滤波4个相位项, 在对截获信号进行调制时需要变换到对应的域中。各调制相位的具体形式参考文献^[34]。

(4) 频域三阶段欺骗干扰: 频域三阶段欺骗干扰算法在二维频域将干扰机系统函数拆分为离线阶段、初始化阶段和实时调制阶段, 工作原理如式(5)和式(6)所示:

$$S'(f_r, y) = Hh(f_r, y) \cdot S(f_r, y) \quad (5)$$

$$Hh(f_r, y) = H(f_r, y) \cdot IFT_y \{S_0(f_r, f_a) \cdot \bar{H}_\sigma(f_r, f_a)\} \quad (6)$$

其中, $S'(f_r, y)$ 表示调制完成后在距离频域的干扰信号, $S(f_r, y)$ 表示转换到距离频域的截获信号, 干扰机系统函数的具体形式和推导参考文献^[35]。

2.2 欺骗干扰特性分析

2.1节所述4种欺骗干扰的算法流程和干扰效果如图2所示。从图中可以看出四种虚假目标欺骗干扰算法均能在 SAR 图像中引入逼真的虚假目标, 这将对 SAR 系统获取场景信息造成严重的威胁。然而, 虚假目标欺骗干扰也存在固有的缺陷, 如图3(a)所示, 当 SAR 平台在 BD 段接收到干扰回波时, 所处理的干扰信号仍然具有 AC 段距离方位特性, 而这一方位向窗的错位将在图像域产生相位差异, 这为干扰判别提供了依据。以最精准的卷积调制欺骗干扰为例, 欺骗干扰主要存在以下3个方面的特性。

(1) 由干扰机固定的空间位置带来的方位包络差异: 在回波的距离向上, 设备性能足够的情况下, 干扰机可逐散射点精确延时来实现信号调制。然而, 在方位向上, 由于慢时间数量级较大, 干扰机若仍通过延时来实现调制, 将失去干扰的时效性能。因此, 卷积调制欺骗干扰在方位向只能采用统一的相位调制的方式。相位调制虽然不会改变信号在方位频域的调频特性, 能够在 SAR 成像时得到正确的聚焦位置, 但是缺少逐散射点延时的过程会导致回波的方位向包络与真实的面目标散射回波出现差异。如图3(b)所示, 真实目标回波的方位向包络源自各散射点不同的方位采样窗口, 而对于相位调制的干扰回波, 其方位向包络来源于干扰机所在方位位置的固定采样窗口。此外, 受到干扰机空间位置的物理限制, 其调制回波与真实目标散射回波所在位置也会存在包络上的整体差异, 干扰回波的方位包络更加整齐, 如图3(c)所示。

(2) 由干扰回波包络差异引入的图像相位差异: 干扰机凭借精确的距离延时调制和方位相位调制, 生成的干扰回波经过成像处理都能够得到良好的

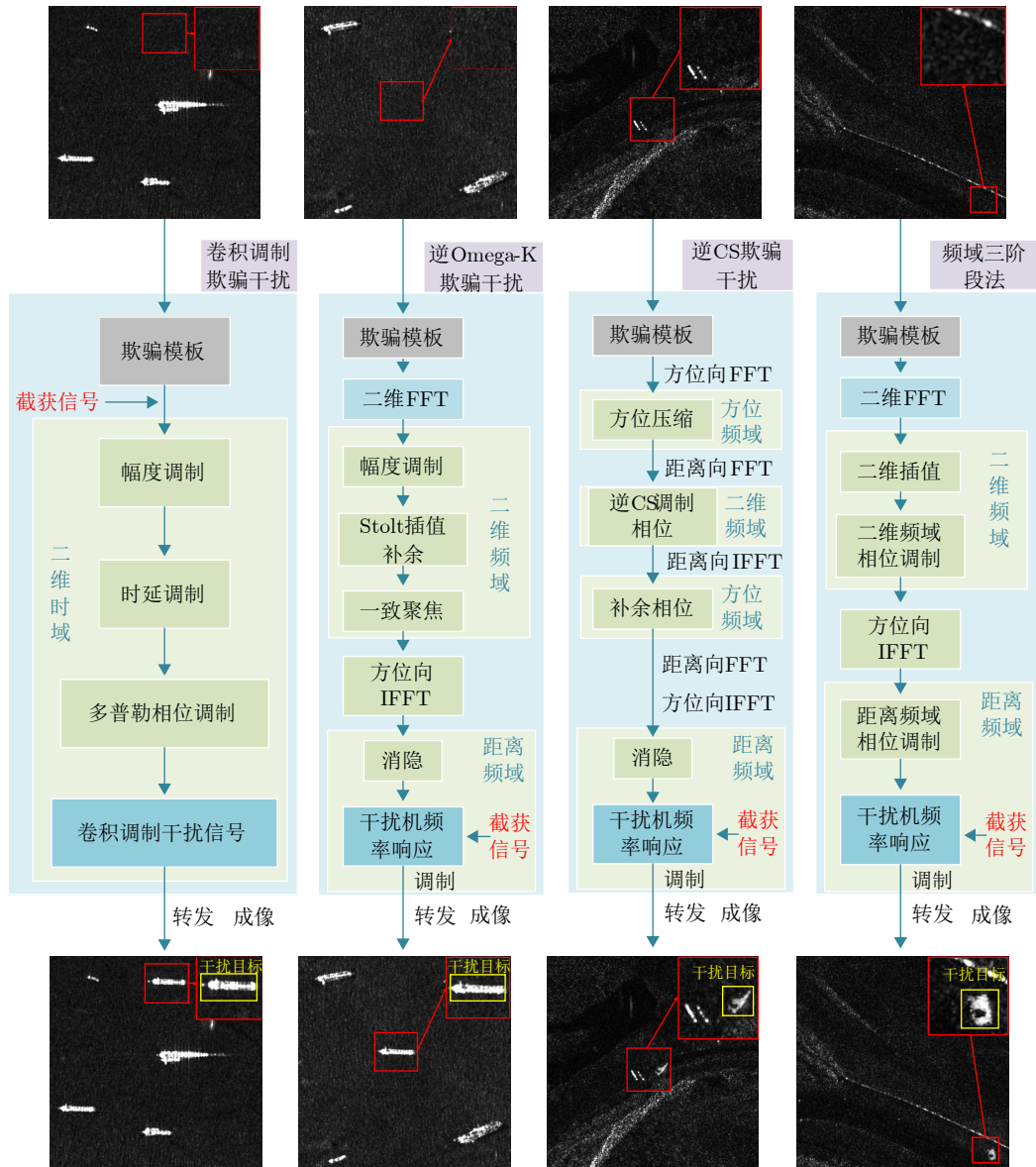


图 2 4种干扰算法流程图

Fig. 2 Flowcharts of four jamming algorithms

聚焦，图4展示了SAR图像中引入欺骗干扰前后的对比示意，欺骗干扰可以通过对SAR平台发射信号进行精细的调制转发，从而在SAR图像中引入逼真的虚假目标。然而，干扰机的固定方位位置所带来的调制缺陷将不可避免地会对成像结果产生影响。

假设干扰机可以精确延时调制距离向回波，干扰回波可以和真实散射回波经过距离压缩和徙动校正后聚焦于同一距离向位置。脉冲压缩和徙动校正后，真实点目标散射回波如式(7)所示，干扰回波如式(8)所示：

$$s_{rc}(t_r, t_a) = A(x_k, y_k) \cdot p_r[t_r - 2R(x_k, y_k)/c] \cdot w_a[t_a - (y_0 - y_k)/v_a] \cdot \exp\left\{-j4\pi \frac{R[t_a - (y_0 - y_k)/v_a]}{\lambda}\right\} \quad (7)$$

$$s'_{rc}(t_r, t_a) = A'(x_k, y_k) \cdot p_r[t_r - 2R(x_k, y_k)/c] \cdot w_a[t_a - (y_0 - y_j)/v_a] \cdot \exp\left\{-j4\pi \frac{R[t_a - (y_0 - y_k)/v_a]}{\lambda}\right\} \quad (8)$$

其中， x_k 和 y_k 表示点目标的距离、方位位置， $A(x_k, y_k)$ 和 $A'(x_k, y_k)$ 表示点目标 k 的信号幅度， $R(x_k, y_k)$ 表示散射点的斜距， y_0 表示成像场景中心的方位位置， y_j 表示干扰机的方位位置， v_a 表示SAR平台沿方位向的运动速度， $p_r(\cdot)$ 表示经过距离徙动校正后的sinc型距离包络， $w_a(\cdot)$ 表示回波的方位包络。

由于真实回波和干扰回波的窗函数存在差异，其成像结果也会不同，经过方位压缩后可得到真实目标图像和干扰目标图像，分别如式(9)和式(10)所示：

$$I(t_r, t_a) = A(x_k, y_k) p_r [t_r - 2R(x_k, y_k)/c] \cdot p_a [t_a - (y_0 - y_k)/v_a] \cdot \exp\left(-j4\pi \frac{R_0}{\lambda}\right) \cdot \exp(j2\pi f_k(y_k) t_a) \quad (9)$$

$$I'(t_r, t_a) = A'(x_k, y_k) \cdot p_r [t_r - 2R(x_k, y_k)/c] \cdot p_a [t_a - (y_0 - y_k)/v_a] \cdot \exp\left(-j4\pi \frac{R_0}{\lambda}\right) \cdot \exp(j2\pi f_J t_a) \quad (10)$$

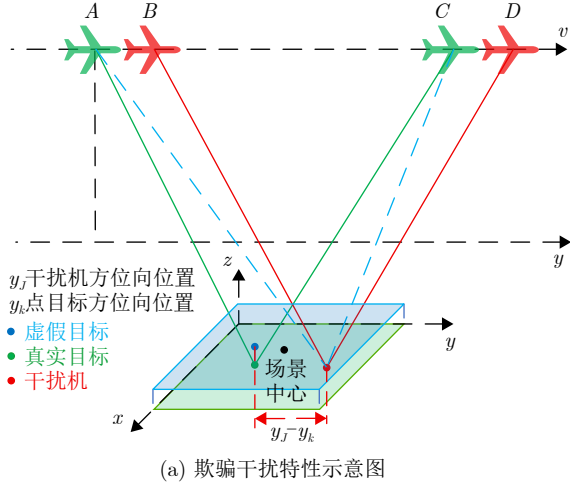
其中, $p_a(\cdot)$ 表示sinc型方位包络, R_0 表示参考斜距, $f_k(y_k)$ 是点目标 k 的方位位置引入的频率偏移, $f_k(y_k) = \frac{2v_a}{\lambda R_0}(y_0 - y_k)$, f_J 是由干扰机位置与场景中心方位偏差引入的固定频偏, $f_J = \frac{2v_a}{\lambda R_0} \cdot (y_0 - y_J)$. 可以得到点目标的干扰图像和真实图像的差异, 如式(11)所示:

$$\Delta I(t_r, t_a) = I'(t_r, t_a) / I(t_r, t_a) = \exp[j2\pi(f_J t_a - f_k(y_k) t_a)] \quad (11)$$

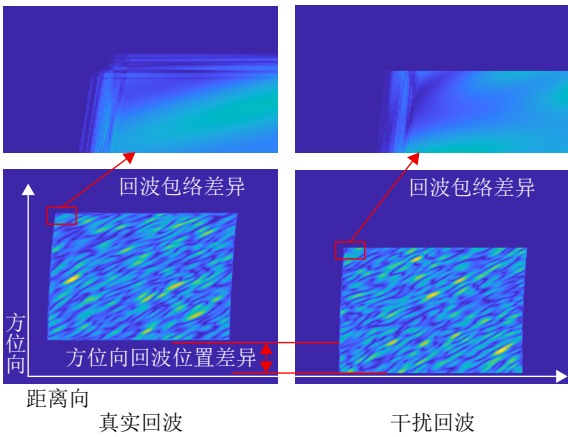
由式(11)可知, 干扰图像和真实图像的成像结果会存在相位差, 其中 $\exp(j2\pi f_J t_a)$ 表示由干扰机到成像场景中心的方位位置差异带来的空不变相位差, $\exp[j2\pi f_k(y_k) t_a]$ 是点目标 k 到模板中心的方位位置差异带来的空变相位差. 干扰图像和真实图像的相位差异如图5所示.

(3) 由欺骗干扰特性引入的图像散射特征差异: 根据文献^[30-31]的研究结论可知, SAR成像过程中, 目标自身的散射特性是决定成像结果相位与幅度分布形态的核心因素. 这一特性直接关联目标在SAR图像中的核心表征, 是后续在图像域开展目标种类判别与部件精细识别的主要依据. 值得注意的是, 欺骗干扰图像与真实目标图像之间存在的空变及空不变相位差, 会对干扰目标的散射相位信息造成严重破坏. 这种相位破坏会打破真实目标散射特性固有的相位-幅度匹配关系, 进而导致干扰目标与真实目标在成像结果中的散射特性呈现明显差异, 无法形成符合真实目标散射规律的成像特征.

从技术实现路径来看, 欺骗干扰模板的获取主要存在两种典型形式: 第1种是直接从已有的SAR成像结果中选取特定目标作为干扰模板, 通过复制、调整该模板信息生成干扰信号; 第2种则是借助目标的缩比模型开展电磁仿真试验, 通过仿真计算获取目标散射数据, 进而构建所需的干扰模板. 第一种模板获取方式存在显著的工程局限与适配缺陷: 一方面, 该方式要求干扰机必须精准捕获SAR雷达的完整运动轨迹参数, 包括飞行速度、航向角、合成孔径长度等关键信息, 而在复杂电磁环境中, SAR雷达轨迹具有隐蔽性与动态性, 精准获取难度极大; 另一方面, 现有SAR成像模板库规模有限, 且模板对应的观测角度、工作频率等参数固定, 难以筛选出与当前探测场景完全适配的模板, 最终导致生成的干扰模板散射特性偏离真实目标. 第2种



(a) Schematic diagram of deceptive jamming characteristics



(b) Schematic diagram of echo envelope difference

图3 欺骗干扰特性及回波包络、方位分布位置示意图

Fig. 3 Schematic diagram of deceptive jamming characteristics, echo envelope, and azimuth distribution

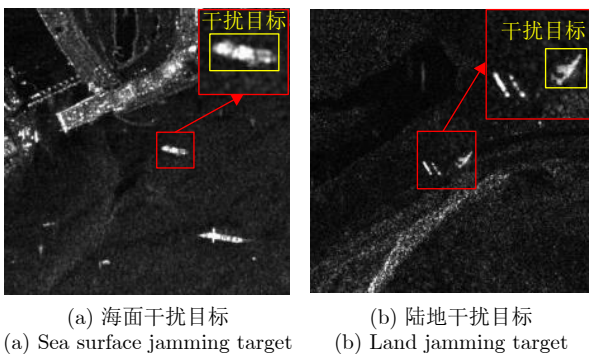


图4 干扰效果示意图

Fig. 4 Schematic diagram of jamming effects

基于缩比模型仿真的方式同样存在固有缺陷。尽管缩比模型遵循相似性原理设计，但在加工过程中的细节简化、材料特性替代以及缩比例选取等因素，都会导致缩比模型与真实目标存在不可避免的结构差异。这种结构差异直接造成仿真获取的模板散射特性与真实目标差距较大，无法精准复现真实目标的散射响应。

综合来看，两种欺骗干扰模板获取方式均存在难以克服的固有问题，这些问题最终传递至成像结果中，导致欺骗干扰目标的成像散射特性与真实目标存在显著差异，这一差异也为SAR系统开展抗干扰目标识别提供了重要的区分依据。

3 方法介绍

3.1 网络结构

图6展示了本文设计的散射特征增强的SAR干扰目标判别网络(Scattering Feature-enhanced Vision Transformer, SF-ViT)的结构图。该网络结构包含一个散射特征增强模块和在各个阶段堆叠的卷积加性自注意模块(Convolutional Additive Self-

attention, CAS)，依据不同的CAS模块堆叠数组合可以构建不同参数的轻量化网络。本文参考文献^[36]的设计，采用了 $N_1 = 3, N_2 = 3, N_3 = 6, N_4 = 3$ 的CAS模块堆叠方式和^[48, 56, 112, 220]的通道扩展结构，以得到在SAR欺骗干扰判别中表现更好的轻量化CAS网络架构。CAS模块参考了广泛验证的混合模型^[37-38]，主要包含子网络、卷积加性特征交互模块(Convolutional Additive Token Mixer, CATM)和卷积型MLP模块。

其中，充当位置编码层的子网络由3个 3×3 深度卷积层构成；CATM如图7所示，对于长度为 N 的输入序列，常规自注意力计算 \mathbf{QK}^T/\sqrt{d} 具有 $O(N^2)$ 复杂度，而卷积加性注意力机制(CATM)通过卷积操作整合空间域信息和通道域信息、线性变换再进行加和的方式融合特征，替代Softmax和大型矩阵乘法，使计算复杂度降低为线性 $O(HWC)$ ；CATM应用于ViTs架构的每一层CAS模块中；MLP通过 1×1 卷积和非线性激活(Gaussian Error Linear Unit, GELU)增强对前面模块所提取特征的表达。接下来将对本文提出的散射特征增强模块的具体构成进行介绍。

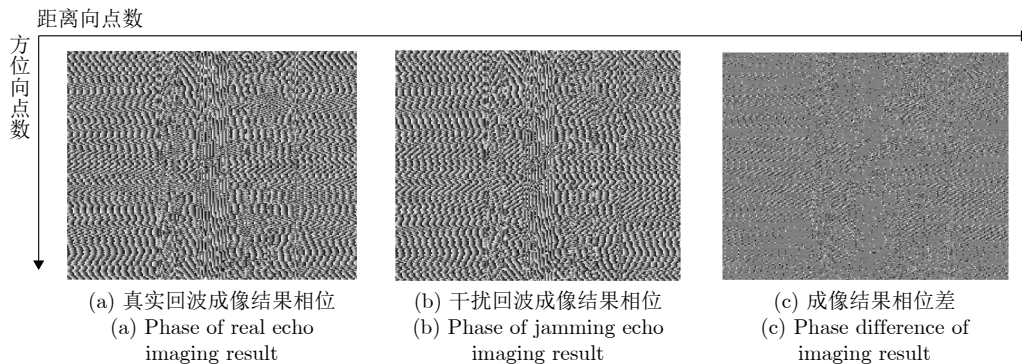


图 5 成像结果相位示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the phase in imaging results

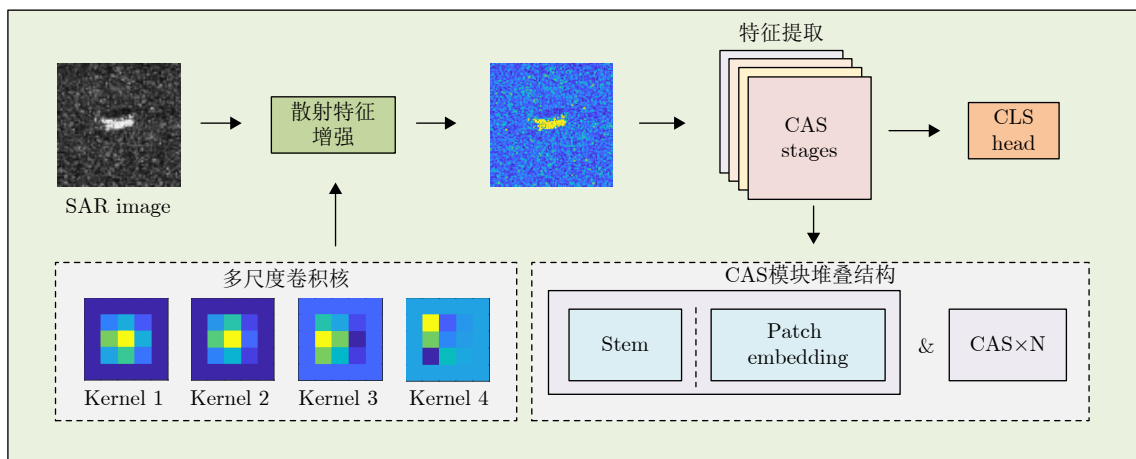


图 6 SF-ViT判别网络结构示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the SF-ViT discriminative network structure

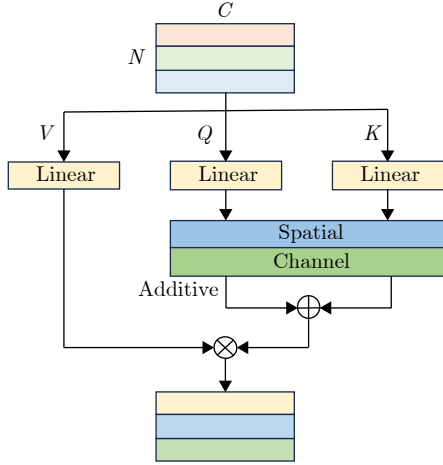


图7 卷积加性注意力机制示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the convolutional additive attention mechanism

3.2 散射特征增强模块的工作原理和具体构成

与光学图像不同, SAR目标回波由多局部散射中心电磁相干散射形成, 虚假目标欺骗干扰判别需要充分利用这些散射特性。属性散射中心^[39]以物理光学理论(Physical Optics, PO)和几何绕射理论(Geometrical Theory of Diffraction, GTD)为基础, 利用幂函数对散射中心幅度的频率依赖因子建模, 利用sinc函数和指数函数分别对分布式散射中心和局域式散射中心的角度依赖特性建模, 其具体表达形式如下^[40]:

$$E(f, \varphi; \Theta) = \sum_{p=1}^P E_p(f, \varphi; \Theta_p) \quad (12)$$

$$E_p(f, \varphi; \Theta_p) = A_p \cdot \text{sinc} \left[2\pi \frac{f}{c} L_p \sin(\varphi - \bar{\varphi}_{0p}) \right] \cdot \exp(-2\pi f \gamma_p \sin \varphi) \cdot \left(j \frac{f}{f_c} \right)^{\alpha_p} \cdot \exp \left[-j4\pi \frac{f}{c} (x_p \cos \varphi + y_p \sin \varphi) \right] \quad (13)$$

其中, f 表示雷达发射信号频率, φ 表示方位角, P 表示散射中心总数量, $\text{sinc}(\cdot) = \sin(\cdot)/(\cdot)$ 表示sinc函数, $\Theta_p = \{A_p, x_p, y_p, \alpha_p, \gamma_p, L_p, \bar{\varphi}_{0p}\}$ 为第 p 个散射中心的属性参数集, A_p 表示后向散射系数, x_p 和 y_p 表示散射中心的位置坐标, α_p 表示散射中心对频率的依赖因子, $\{\gamma_p, L_p, \bar{\varphi}_{0p}\}$ 表示散射中心对方位角度的依赖因子。

式(13)表示的属性散射中心模型结构复杂, 参数维度高, 需要结合实际雷达工作条件和任务需求对模型进行一定的简化。对于分布式目标, 式(13)中 γ_p 所表示的方位角依赖因子仅影响后向散射幅度且影响轻微, 可将其近似视为零; 由于SAR工作相

对带宽(B/f_c)值较小, 频率依赖因子 α_p 带来的幅度调制影响也较小, 因此可以不做考虑。因此本文采用如式(14)所示的散射中心模型:

$$E_p(f, \varphi; \Theta_p) \approx A_p \text{sinc} \left[2\pi \frac{f}{c} L_p \sin(\varphi - \bar{\varphi}_{0p}) \right] \cdot \exp \left[-j4\pi \frac{f}{c} (x_p \cos \varphi + y_p \sin \varphi) \right] \quad (14)$$

式(13)展示了散射中心模型使用丰富的参数对SAR目标散射特征进行了细致描述, 针对SAR虚假目标欺骗干扰进行散射特征建模并应用于判别网络, 将降低复杂电磁环境对判别性能的影响。接下来, 本节将介绍在浅层进行SAR图像边缘散射特征增强和提取的特征增强模块的工作原理和具体构成。

当雷达工作在高频区时, 式(14)所展示的简化散射中心模型近似描述了单个散射中心的散射场, 此时目标的散射场就可以描述为各散射中心的散射场叠加, 对于虚假目标欺骗干扰, 构成目标的每一个散射中心的散射场都与真实目标存在区别。因此, 针对SAR虚假目标欺骗干扰的判别任务, 本文采用分布式散射中心进行模型构建, 以更好地体现干扰调制过程中物理限制所引入的区别特征的叠加效果。

进一步地, 为降低散射中心模型构建的参数复杂度, 本文所提方法将目标均设置于场景中心, 即 $x_p = 0, y_p = 0$, 并将图像进行归一化, 即 $A_p = 1$ 。此时散射中心模型解析式中描述方位依赖的部分如式(15)所示, 该部分为由 f 和 φ 两个已知参数、 L_p 和 $\bar{\varphi}_{0p}$ 两个未定参数决定的sinc函数。

$$E(f, \varphi; L, \bar{\varphi}_0) \approx \text{sinc} \left[2\pi \frac{f}{c} L \sin(\varphi - \bar{\varphi}_0) \right] \quad (15)$$

结合SAR图像电磁特征和虚假目标欺骗干扰存在的缺陷, 本文将式(15)作为构建散射特征增强模块中多尺度卷积核的基本形式, 以增强SAR真实目标和虚假目标在图像域中边缘特征上的差异。式(15)中未确定的参数 L 表示分布式散射中心的长度, $\bar{\varphi}_0$ 表示初始指向角度。 L 与散射中心的类型有关, 通常可以由成像分辨率和卷积核尺寸进行大致的范围确定; $\bar{\varphi}_0$ 和成像构型参数相关, 通常需要根据数据集的具体工作参数进行设定, 不同的 $\bar{\varphi}_0$ 取值可以为散射中心模型提供不同的指向信息。因此, 为了找到适用于虚假目标欺骗干扰的 L 和 $\bar{\varphi}_0$ 参数, 本文将 L 和 $\bar{\varphi}_0$ 作为可学习参数在网络迭代过程中进行更新。关于 L 和 $\bar{\varphi}_0$ 的初始值设置, L 的初始化依据目标结构的物理尺寸特性: 对真实地面目标取自其自然结构的典型尺寸, 例如, 对于MSTAR数据集的地面目标可以初步取值为0.5–1.0m; $\bar{\varphi}_0$ 的初始化

则基于方位特性，初始值可以选取为成像场景中心到SAR平台运动中心位置的角度值，而干扰机对应于SAR平台运动中心的角度值通常与前者并不相同，这一差异使网络能从初始阶段区分真实目标回波包络的连续变化与干扰信号回波包络的锚定特性。给定 L 和 $\bar{\varphi}_0$ 参数初始值后，根据式(16)的计算可以得到散射特征增强模块里多尺度卷积核中的一个基本二维卷积核， L 和 $\bar{\varphi}_0$ 将在网络训练过程中持续迭代更新。

$$C = (E(\mathbf{f}, \varphi; L, \bar{\varphi}_0))^T \cdot E(f, \varphi; L, \bar{\varphi}_0) \quad (16)$$

其中， C 表示散射特征增强模块中的卷积核， \mathbf{f} 是表示雷达发射线性调频信号的频率值行向量， φ 是表示雷达移动过程中方位角的行向量。综合考虑计算效率和抗噪声能力，本文将该卷积核尺寸设置为 5×5 。为提取到更丰富的边缘散射细节，本文所提方法对卷积核 C 做了进一步的扩展，例如将 L 以0.4、0.7、1、1.3和1.6倍初始值作为分布式散射中心长度按照式(16)分别构建得到5组卷积核，图8展示了不同散射中心长度计算得出的部分卷积核。为了得到最契合SAR图像边缘散射特征提取的散射中

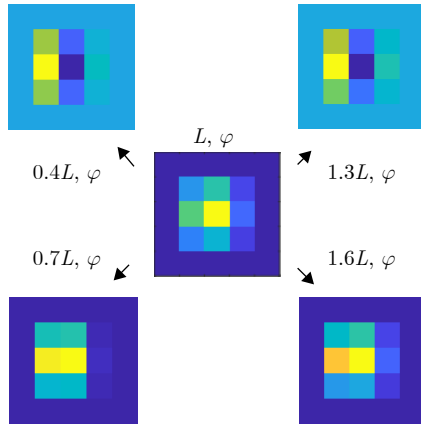


图 8 部分卷积核示意图

Fig. 8 Schematic diagram of partial convolution kernels

心长度，本文所提网络将 L 设置为5个可学习参数，以构建多尺度散射特征增强卷积核，这些卷积核用以提取不同散射中心长度下SAR目标的边缘散射特征，并将这些特征进行融合，经过梯度计算、加权处理进一步增强SAR目标边缘权重，最后得到边缘增强之后的SAR特征图。图9展示了散射特征增强模块嵌入到模型中的方式。

散射特征增强模块的核心识别机理源于真实目标与欺骗干扰目标在散射特性的连续性上的本质差异。该差异通过属性散射中心模型可明确表述为：真实目标的电磁散射特性(如回波包络、相位匹配等)随目标空间位置连续变化；而固定单干扰机通过调制转发所构建的欺骗干扰，其信号包络特性始终锚定于干扰机位置，不具备自然连续性变化的特点，进而传导至图像域产生散射特征差异。所提网络SF-ViT通过多尺度散射特征增强卷积核强化图像的散射特征以实现后续主干网络对图像深层的特征提取和判别。本文所提散射特征增强模块以属性散射中心模型为基础，针对连续性回波包络所产生的图像域散射特征进行增强，使得模块具备对各种欺骗干扰方法具有的共性缺陷的捕捉能力。

3.3 SF-ViT过程

本文设计的网络在浅层通过散射特征增强模块对SAR虚假目标欺骗干扰与真实目标的判别性特征进行增强并生成特征图，然后进入到卷积-ViT混合架构的网络中进行特征提取和判别，网络具体架构如图10所示。

当一张单通道的SAR图像 I 输入网络时，首轮经过参数初始化的散射特征增强模块进行多尺度边缘特征增强和融合，生成判别性特征更明显的特征图 F_0 ，表示为：

$$\mathbf{F}_0 = \text{Conv}(\mathbf{I}, \mathbf{K}_0) \quad (17)$$

其中， Conv 表示卷积操作， I 表示输入图像， K_0 表

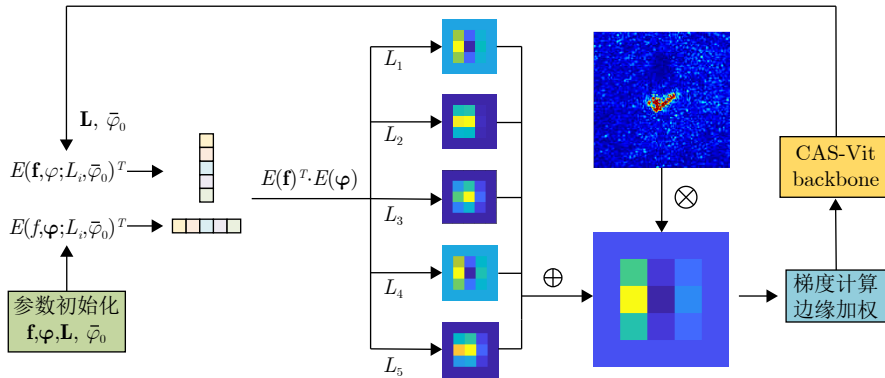


图 9 散射特征增强模块处理流程示意图

Fig. 9 Schematic diagram of the processing flow of the scattering feature enhancement module

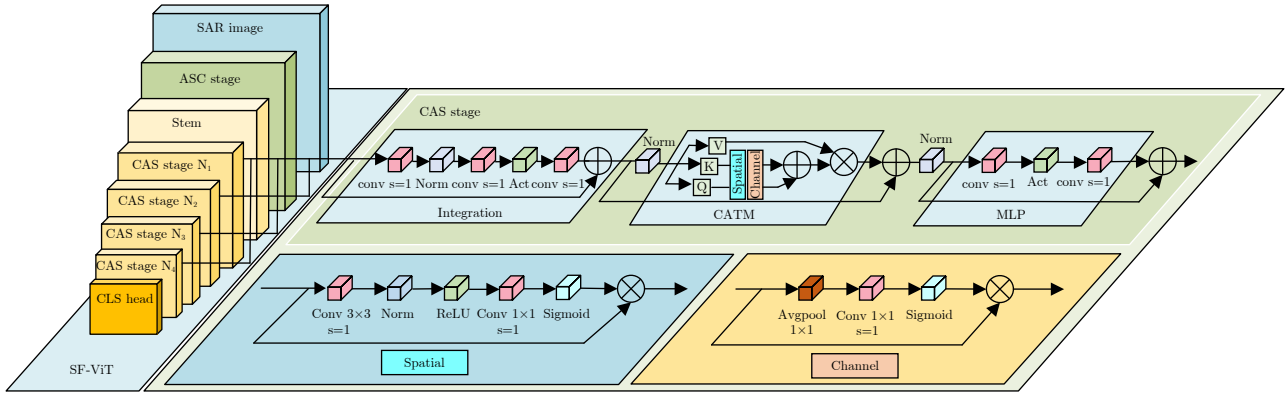


图 10 基于散射特征增强的SAR干扰目标判别网络的具体结构

Fig. 10 Detailed architecture of the SAR jamming target discrimination network based on scattering feature enhancement

示首轮参数初始化为 L_0 , $\bar{\varphi}_0$ 对应的多尺度卷积核, 如式(18)所示:

$$K_0 = \sum_{n=1}^N \mathbf{C}_{0n}(\mathbf{f}_n; L_0, \bar{\varphi}_0) \quad (18)$$

其中, N 表示多尺度融合的卷积核数量, 本文取 $N = 5$, \mathbf{C}_{0n} 表示参数为 $(\mathbf{f}_n; L_0, \varphi_0)$ 的单个卷积核。通过上述卷积操作, SAR图像中分布在目标边缘的判别性特征得到增强并被编码进特征图中。

特征图 \mathbf{F}_0 进入Stem层, 通过两层步长为2的 3×3 卷积操作完成初步下采样处理和通道扩展得到特征图 \mathbf{F}_1 , 后续进入到堆叠的CAS模块和Patch Embedding层。对于单个CAS模块, 特征图 \mathbf{F}_1 经过Integration的 3×3 深度卷积进行局部空间特征提取, 再与原特征图相乘以增强局部特征信息, 之后利用 1×1 卷积操作将特征图扩展并直接拆分为Q, K, V共3个分支。在CATM模块中, Q, K分支的原始特征各自通过空间注意力机制和通道注意力机制增强局部信息表达并以相加的方式进行信息融合, 再与保留原始信息的V分支特征相乘, 这种多次信息交互和卷积叠加将会得到和自注意力相近的效果。其中, 空间注意力部分通过 3×3 深度卷积提取局部特征, 再通过 1×1 卷积操作降维到单通道和Sigmoid生成空间注意力权重, 最后再将这个权重与原输入相乘完成空间特征增强; 通道注意力部分通过全局平均池化将特征图的空间尺寸压缩为 1×1 , 再通过Sigmoid生成通道自注意力权重, 最后再将这个权重与原输入相乘完成通道特征增强。空间注意力和通道注意力如图9右下部分所示, CATM模块的整体操作由式(19)所示:

$$\mathbf{O}_{\text{CATM}} = \Gamma_2(\Gamma_1(\phi(\mathbf{Q}) + \phi(\mathbf{K})) \odot \mathbf{V}) \quad (19)$$

其中, $\phi(\cdot)$ 表示空间自注意和通道自注意处理, $\Gamma_1(\cdot)$ 和 $\Gamma_2(\cdot)$ 为整合特征的线性变换, 两者均采用 3×3 深度卷积。

CATM的输出结果经过批归一化处理后进入到CAS模块中最后的MLP层。该层先通过一个 1×1 卷积操作将输入特征图通道维度进行扩展, 对扩展结果进行GELU激活后再通过一个 1×1 卷积变换回原通道维度。MLP层实现了对高阶特征的提取。经过上述处理, 单个CAS模块得到的输出再通道维和空间维尺寸仍保持和Stem下采样得到的特征图 \mathbf{F}_1 相同, 因此可以堆叠不同数量的CAS模块来提取特征。此外, 单个CAS模块内的3个分支均采用了残差连接的结构, 以避免深层网络特征丢失。

CAS模块输出进入到Patch Embedding层中完成进一步的下采样和通道扩展得到特征图 \mathbf{F}_2 , 再进入到下一个堆叠CAS模块当中。

综上所述, 以Stem层/Patch Embedding层和 N_i 个堆叠CAS模块作为一个编码层, 本文所提出的SF-ViT包含1个散射特征增强模块、4个编码层和1个分类头输出, 其中 $N_i, i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 表示第 i 个编码层中CAS模块的数量。以 $1 \times 3 \times H \times W$ 的输入图像为例, 在经过各编码层后输出分别为输入图像尺寸的 $1/4, 1/8, 1/16, 1/32$, 通道数为 C_1, C_2, C_3, C_4 。各编码层可以通过设置不同数量的CAS模块和不同的扩展通道维度来生成具有不同特征提取能力和参数数量的网络。本文所提方法采用 $N = [3, 3, 6, 3]$ 和 $C = [48, 56, 112, 220]$ 的设置生成网络, 可以以较低的参数量对SAR真实目标和干扰目标的判别特征进行高效表达, 达到更高的干扰判别性能。

4 实验结果与分析

本节介绍实验采用的数据集及其构建方法、评价指标以及相关实验细节, 并将本文所提方法与现有基于深度学习的图像分类网络在不同信噪比成像条件下SAR干扰目标判别任务上的准确度进行比较, 以验证所提方法的有效性和鲁棒性; 然后对模型进行分析, 将包含散射特征增强模块的所提方法

和现有图像分类方法在参数量和计算复杂度上的差异进行对比；最后将散射特征增强模块与现有分类网络进行结合，观察其在SAR干扰判别性能上的提升，以验证所提方法的泛化性。

4.1 实验数据集构建

由于缺乏虚假目标欺骗干扰的实测数据集，需要对SAR图像进行回波重构，在真实SAR图像重构出的回波中叠加调制转发的欺骗干扰信号，以尽量还原欺骗干扰的真实工作过程和效果。为此本文选择了图像数量大且参数详尽的MSTAR数据集和缩比模型电磁仿真图像(MSTAR相同参数下仿真得到)作为基础进行回波重构、干扰调制转发和成像，构建实验数据集。为尽量保证仿真数据集上实验结果真实性，且不影响对本文所提方法判别性能评估的合理性，本文构建的实验数据集中各样本本均和MSTAR一样为小场景图像，且目标位于图像中心。

MSTAR数据集由X波段雷达采集信号、成像得到，主要包含城镇等人工设施和森林等自然地形的复杂混合环境下各种坦克、装甲车等典型地面军事目标的高分辨SAR图像。MSTAR数据集的成像入射角覆盖 $0^\circ \sim 50^\circ$ ，方位角覆盖 $\pm 15^\circ \sim \pm 45^\circ$ ，图像分辨率主要为 $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$ ，图像尺寸主要为 $128 \text{ 像素} \times 128 \text{ 像素}$ 。

电磁仿真图像由FEKO模拟生成的缩比模型回波经过SAR成像处理得到，参数设置与MSTAR一致，主要如下：中心频率9.6 GHz，带宽591 MHz，探测距离4500 m，物理分辨率约为 $0.18 \text{ m} \times 0.18 \text{ m}$ ，BP成像的网格分辨率为 $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$ ，极化方式为HH。电磁仿真图像将和MSTAR实测数据集一同作为真实目标和欺骗干扰调制的模板。图11展示了MSTAR数据集中ZSU23/4, BTR60, BRDM2等典型地面目标以及电磁仿真的SAR图像。

在本文实验中，训练集和测试集的真实目标图像均随机选取MSTAR数据集和电磁仿真图像集中的SAR图像进行回波重构，干扰目标图像均随机选取与训练集中不同的SAR图像，并随机选择一种虚假目标欺骗干扰方法进行干扰过程模拟。此外，为验证本文所提方法具备抗噪声影响的鲁棒性，真实目标样本和虚假目标样本均在 $-15 \text{ dB} \sim 5 \text{ dB}$ 的信噪比下进行成像，以囊括无噪声影响、噪声覆盖目标特征等可能出现的情况，且各样本的成像信噪比均在 $-15 \text{ dB} \sim 5 \text{ dB}$ 范围内随机设置，不同信噪比的样本分布比例均匀。测试集分为 5 dB , 0 dB , -3 dB , -6 dB , -9 dB , -12 dB , -15 dB 共计7组固定信噪比

条件下的成像结果，并包含训练集中未出现过的地面目标种类及入射角度的样本。在干扰样本生成过程，各样本中干扰机所在方位向位置不是固定的，相对成像场景中心，干扰机的方位向位置分布为 $(-30 \text{ m}, 30 \text{ m})$ ，覆盖假目标距干扰机远近情况的全场景。本文以下将随机信噪比成像条件下混合SAR真实目标和干扰目标成像的数据集统一称为SAR虚假目标欺骗干扰数据集，图12展示了SAR虚假目标欺骗干扰数据集中 5 dB , 0 dB , -6 dB , -12 dB 的真实目标成像和干扰目标成像结果。

4.2 评价准则和实验细节

为验证本文设计的基于散射特征增强的SAR干扰目标判别网络的有效性，本文采用TOP-1 Accuracy这一指标来衡量各网络的判别性能，具体计算公式为

$$P_{\text{corr}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} N_{\text{dc}}^i}{N_d} \quad (20)$$

其中， P_{corr} 表示正确判决概率， N_{dc}^i 表示网络对第

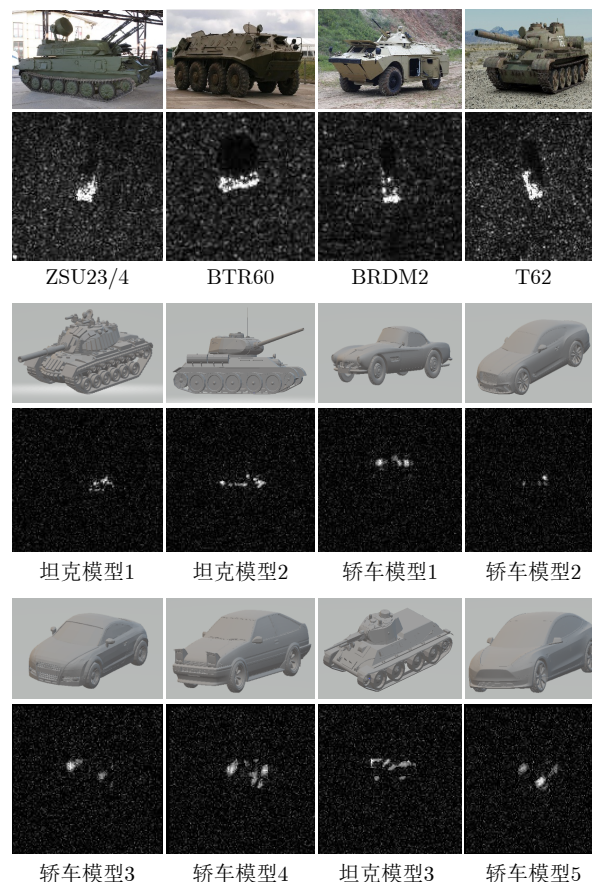


图 11 MSTAR数据集中的SAR图像及电磁计算仿真图像展示

Fig. 11 Illustration of SAR images from the MSTAR dataset and electromagnetic computation simulation images

i 类目标输出的最大置信度类别与真实标签一致的样本数量, N_d 表示需要判别的样本总数, 本文判别任务中样本类别数 $N_c = 2$ 。

本文实验中对各网络进行训练的主要参数如下: 批次大小为4, 学习率为0.001, MLP模块的通道升降维比例设置为4。数据集包含1798张混合真实目标和干扰目标的SAR图像, 其中训练集1400张, 验证集398张, 训练集各干扰样本占比为182:188:166:186, 总计722张, 测试集各干扰样本占比为60:55:43:57, 共计215张。由于SAR虚假目标欺骗干扰判别为二分类任务, 模型收敛速度快, 设置较高的轮数不会带来性能的提升且易导致过拟合问题, 因此本文综合考虑训练效率和模型深度, 将训练轮数设置为100。所有实验代码均基于Windows系统下的Pytorch进行编写。

4.3 SAR虚假目标欺骗干扰数据集判别实验

为验证本文所设计的基于散射特征增强的SAR干扰目标判别网络的性能, 本节将其与一些现有的基于深度学习的SAR目标识别方法的性能进行比

较, 对比模型包含resnet50^[41], inception_v4^[42], xception^[43]等传统CNN模型, MCT-NAS^[44], Greedy-NAS^[45], Proxyless-NAS^[46], DARTS^[47]等神经架构搜索(NAS)模型, 使用样本生成策略的Act-Gen^[48], 以及未嵌入所提散射特征增强模块的SF-ViT网络(下简称为ViT网络), 并通过对比各模型在不同信噪比成像条件下测试集上的表现来体现所提方法的鲁棒性。

表1展示了不同网络在SAR虚假目标欺骗干扰数据集上的性能表现, 表2展示了各方法的参数量和计算复杂度。对于SAR虚假目标欺骗干扰判别任务, 本文所提方法的平均准确率可以达到94.97%, 并且在不同信噪比条件下都可以有效提取SAR图像特征进行准确的分类。联合表1和表2可以看出, resnet50、Xception和inception_v4等传统CNN模型虽然具有更大的参数量, 但因为其架构设计依赖经验知识, 不具备精准的任务自适应聚焦能力, 难以高效地分配参数来表达特征, 因此其在各信噪比条件下判别性能都不理想; MCT-NAS, Greedy-NAS, Proxyless-NAS和DARTS-V2等神经架构搜

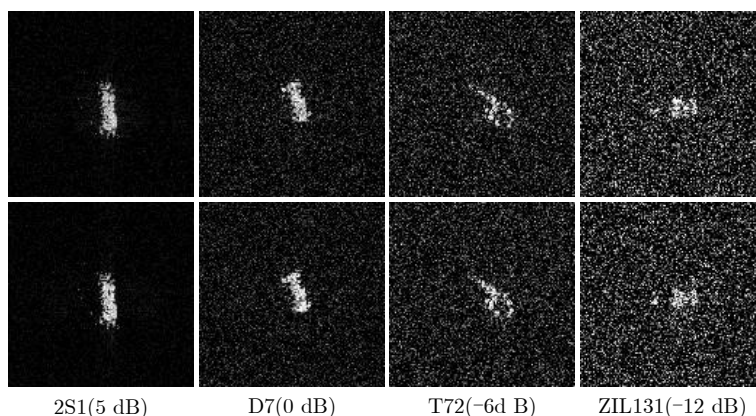


图 12 SAR虚假目标欺骗干扰数据集的示例图像。第一行为真实目标成像结果, 第二行为对应模板的干扰成像结果

Fig. 12 Example images from the SAR deceptive jamming dataset. The first row shows imaging results of real targets, while the second row displays corresponding jamming imaging results generated using templates

表 1 不同方法对SAR虚假目标欺骗干扰数据集的判别性能

Tab. 1 Discrimination performance of different methods on the SAR deceptive jamming dataset

信噪比(dB)/模型	resnet50	inception_v4	xception	MCTNAS	GreedyNAS	ProxylessNAS	DARTS	ActGen	ViT	SF-ViT
-15	68.84	72.11	63.82	72.11	77.89	74.62	80.40	84.67	87.94	90.95
-12	73.37	75.88	71.86	75.63	78.39	76.13	82.16	85.93	88.19	92.46
-9	77.89	77.39	75.63	81.41	80.15	79.4	85.18	86.93	88.69	95.23
-6	84.92	83.17	83.92	85.93	84.42	83.42	87.44	88.69	89.45	95.48
-3	90.20	89.95	88.44	90.70	87.94	85.93	89.45	90.95	90.45	96.23
0	90.95	90.95	93.22	94.47	90.95	89.95	91.21	92.46	91.46	96.98
5	94.22	94.47	94.72	95.98	92.96	92.71	92.71	92.96	93.47	97.49
Average	82.91	83.42	81.66	85.18	84.67	83.17	86.94	88.94	89.95	94.97

表 2 各网络计算复杂度和参数量

Tab. 2 Computational complexity and parameter count of each network

模型	Flops (G)	Params (M)
resnet50	4.1317	23.51
Inception_v4	6.1536	41.15
xception	4.5974	20.81
MCT-NAS	0.4416	8.45
GreedyNAS	0.3699	6.50
ProxylessNAS	0.3204	4.08
DARTS-V2	0.5299	4.72
ActGen	4.1317	23.51
SF-ViT	0.7977	3.98

索模型具有根据任务自适应搜索最优架构的特点，在高信噪比的条件下可以达到较高的判别准确率，但当噪声强度较大时就无法有效提取到SAR图像特征，判别准确率较低。ActGen利用扩散模型的去噪过程，通过基于注意力分布的真实图像和决策边界样本作为引导以生成少量且更具有挑战性的样本，提高模型性能，但因为真实目标和干扰目标的判别性特征易被噪声淹没，以此为引导生成的新样本难以进一步提升判别准确率。ViT网络凭借其对于长距离依赖建模和图像整体特征捕捉的优秀能力，相比其他网络在本文SAR欺骗干扰判别任务中表现略优。此外，本文所提方法使用的散射特征强化模块是根据SAR成像参数生成的仅有两个可学习参数的卷积核，不会给模型增加过大的参数负担，且其效果不会在迭代过程中消失，能够提取到更符合SAR图像电磁特性的边缘特征，结合CAS模块的卷积预处理和加性自注意融合机制，相比其他模型，能够在参数量和计算复杂度都较小的同时准确判别真实目标和干扰目标的SAR成像结果。

4.3节的实验结果证明了本文所提方法的有效性，该方法可以通过散射特征增强模块提取到更符合SAR图像电磁特性的边缘特征，将参数高效聚焦于SAR真实目标和干扰目标的差异，从而在降低网络参数量的同时保持良好的特征提取能力，并在不同信噪比条件下进行准确的判别。

4.4 融合散射特征增强模块的SAR虚假目标欺骗干扰数据集判别实验

本节实验将散射特征增强模块结合到现有深度学习网络中，使用SAR虚假目标欺骗干扰数据集进行训练和测试，将其性能与本文所提网络的性能进行对比，以进一步讨论所提散射特征增强模块的泛用性。

为尽可能对原始输入图像进行散射特征增强和提取，且不破坏模型原本结构，本文在将散射特征增强模块与上述现有模型进行结合时均放置在浅层以直接处理SAR图像并输出与原始图像相同的尺寸和通道数。对于resnet50, inception_v4和xception模型，在Stem层前进行散射特征增强可以避免网络在初始降采样时因为固定的模型参数设置导致特征丢失；对于NAS模型，在浅层增加散射特征增强操作可以提升模型对关键特征分布区域的搜索效率，并且仅新增两个可学习参数，对参数量和计算复杂度的影响较小，符合轻量化模型的设计需求；对于ActGen模型，该模型在resnet50的基础上增加了高效的样本生成策略，会基于模型当前的学习状态和注意力分布来生成模型学习过程中更具挑战性的样本以此提高分类性能，本文在ActGen基础模型的浅层进行散射特征增强提高了基础模型对样本底层特征的提取和判别能力，此时生成策略会根据学习状态定位到新的薄弱点或者更高维的语义特征，进而生成针对性的样本增加到训练集中以提高判别性能。

表3展示了结合散射特征增强模块后各网络对SAR虚假目标欺骗干扰数据集的判别性能。对比表1和表3，可以发现各深度学习网络结合散射特征增强模块后，在SAR虚假目标欺骗干扰数据集上的平均判别准确率都有所提升，尤其是在低信噪比成像条件的SAR干扰判别任务上提升显著。这是因为散射特征增强模块通过多尺度卷积核增强了图像的边缘散射特征，使深度学习网络即使在较强的噪声背景中也能够关注到真实目标和干扰目标的差异，从而准确判别出真实目标和干扰目标。对于resnet50, inception_v4和xception网络，散射特征增强模块增强了真实目标和干扰目标之间差异的局部细节，避免了这类判别性差异被噪声弱化而不被注意；对于NAS网络，散射特征增强模块可以在强化SAR图像的局部细节特征的同时压缩冗余特征，使其能够在保持轻量化结构的同时将参数量集中在更具判别性的底层细节上。从表1可以看出，本文所提方法的PCC可以达到94.97%，依然高于增加了散射特征增强模块的其他模型，这是因为SF-ViT模型通过卷积局部增强和加法自注意力结构高效融合局部特征和全局依赖，在保持低参数量和低计算复杂度同时实现高准确度的虚假目标判别。

4.4节的实验结果进一步证明了所提网络的有效性，并证明了散射特征增强模块具有良好的泛化性，可以结合到现有深度学习网络提升对SAR干扰目标的判别性能。

表3 融合散射特征增强模块的各方法在SAR虚假目标欺骗干扰数据集上的判别性能
 Tab. 3 Discrimination performance of various methods incorporating the scattering feature enhancement module on the SAR deceptive jamming dataset

信噪比(dB)/模型	resnet50	inception_v4	xception	MCTNAS	GreedyNAS	ProxylessNAS	DARTS	ActGen
-15	82.16	80.40	82.91	87.44	84.67	81.66	90.20	89.70
-12	84.92	84.92	86.43	88.94	85.68	83.67	90.45	91.21
-9	87.69	87.94	90.45	89.45	88.19	86.18	91.46	91.71
-6	91.21	90.45	91.71	91.71	89.20	88.44	91.96	93.72
-3	95.23	93.22	95.23	92.96	91.71	90.45	93.47	95.48
0	96.48	95.23	95.98	95.48	94.97	94.47	95.48	96.48
5	97.24	97.49	97.49	97.74	96.98	95.98	95.98	97.74
Average	90.70	89.95	91.46	91.96	90.20	88.69	92.71	93.72

5 结语

本文研究了一种基于散射特征增强的SAR虚假目标欺骗干扰判别网络,通过增强真实目标和干扰目标在SAR图像维的电磁散射特征,结合卷积-ViT在图像特征提取上的优势,达到在降低网络参数量和计算复杂度的同时提高欺骗干扰判别性能的效果。首先,散射特征增强模块通过SAR成像参数预先设置多尺度特征融合卷积核,对SAR目标成像结果进行电磁散射特征增强,从而提高网络模型对真实目标和干扰目标的判别性能和抗干扰能力。其次,本文方法在经过散射特征增强后采用卷积和ViTs混合网络提取SAR图像高维特征,借助卷积加性自注意特征融合机制降低网络参数量和计算复杂度,实现网络对目标特征的高效表达。在基于MSTAR数据集和缩比模型电磁仿真图像构建的SAR虚假目标欺骗干扰数据集上的试验表明,本文提出的散射特征增强模块结合卷积-ViT混合网络在各信噪比成像条件下均能保持低参数量和优秀的SAR虚假目标欺骗干扰判别性能,并且散射特征增强模块可以结合传统模型提高对SAR虚假目标欺骗干扰的判别准确率。未来,我们将针对当前方法存在的缺陷和SAR抗欺骗干扰任务的需要,进行如下工作的研究:

(1) 判别任务作为SAR欺骗干扰抑制的关键第一步,本文方法仍有进一步拓展与完善的空间。本文所设计构建的实验数据集验证了所提方法性能不会受到目标类型的影响,但因此也不具备识别出目标具体类型的能力,只能判别出样本图像是由真实回波生成还是干扰回波生成,不能识别出目标类型是本文所提方法存在一个局限性,未来可深入研究能够同时准确判别SAR目标真伪和类型的方法;

(2) 欺骗干扰具有良好的能量聚集性,当虚假目标覆盖在真实目标上时,真实目标的图像域特征

将受到极大破坏。此时,任务目标不再仅是判别,研究方向需从单纯的判别转向图像恢复延伸。本文所提散射特征增强模块虽能提升判别准确性,但如何将其结合进SAR欺骗干扰图像恢复网络,从受欺骗干扰影响的图像中重构出原始场景,仍有待进一步研究。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参考文献

- [1] 武俊杰, 杨建宇, 李中余, 等. 双基地SAR成像处理方法综述[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(5): 1115–1141. doi: [10.12000/JR25067](https://doi.org/10.12000/JR25067).
WU Junjie, YANG Jianyu, LI Zhongyu, et al. Review of bistatic synthetic aperture radar imaging methods[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(5): 1115–1141. doi: [10.12000/JR25067](https://doi.org/10.12000/JR25067).
- [2] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005..
BAO Zheng, XING Mengdao, and WANG Tong. Radar Imaging Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005. (查阅网上资料,未找到本条文献英文翻译信息,请确认).
- [3] CONDLEY C J. Some system considerations for electronic countermeasures to synthetic aperture radar[C]. IEE Colloquium on Electronic Warfare Systems, London, UK, 1991: 8/1–8/7.
- [4] 王雪松, 刘建成, 张文明, 等. 间歇采样转发干扰的数学原理[J]. 中国科学 E 辑 信息科学, 2006, 36(8): 891–901. doi: [10.1360/zf2006-36-8-891](https://doi.org/10.1360/zf2006-36-8-891).
WANG Xuesong, LIU Jiancheng, ZHANG Wenming, et al. Mathematical principle of intermittent sampling and forward interference[J]. *Science in China Series E:*

- Information Sciences, 2006, 36(8): 891–901. doi: [10.1360/zf2006-36-8-891](https://doi.org/10.1360/zf2006-36-8-891).
- [5] 吴晓芳, 王雪松, 卢焕章. 对SAR的间歇采样转发干扰研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(5): 2043–2048,2072. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2009.05.050](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2009.05.050).
- WU Xiaofang, WANG Xuesong, and LU Huanzhang. Study of intermittent sampling repeater jamming to SAR[J]. *Journal of Astronautics*, 2009, 30(5): 2043–2048,2072. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2009.05.050](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2009.05.050).
- [6] 胡东辉, 吴一戎. 合成孔径雷达散射波干扰研究[J]. 电子学报, 2002, 30(12): 1882–1884. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2002.12.040](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2002.12.040).
- HU Donghui and WU Yirong. The scatter-wave jamming to SAR[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(12): 1882–1884. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2002.12.040](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2002.12.040).
- [7] 王盛利, 于立, 倪晋麟, 等. 合成孔径雷达的有源欺骗干扰方法研究[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 1900–1902. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2003.12.035](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2003.12.035).
- WANG Shengli, YU Li, NI Jinlin, *et al.* A study on the active deception jamming to SAR[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12): 1900–1902. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2003.12.035](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2003.12.035).
- [8] WANG Wenjing, WU Junjie, PEI Jifang, *et al.* Deception-jamming localization and suppression via configuration optimization for multistatic SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5232016. doi: [10.1109/TGRS.2022.3189409](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3189409).
- [9] LIU Yongcai, WANG Wei, PAN Xiaoyi, *et al.* Inverse omega-K algorithm for the electromagnetic deception of synthetic aperture radar[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(7): 3037–3049. doi: [10.1109/JSTARS.2016.2543961](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2543961).
- [10] SHI Xiaoran, ZHOU Feng, ZHAO Bo, *et al.* Deception jamming method based on micro-Doppler effect for vehicle target[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(6): 1071–1079. doi: [10.1049/iet-rsn.2015.0371](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2015.0371).
- [11] ZHAO Bo, HUANG Lei, ZHOU Feng, *et al.* Performance improvement of deception jamming against SAR based on minimum condition number[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(3): 1039–1055. doi: [10.1109/JSTARS.2016.2614957](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2614957).
- [12] 刘宁, 赵博, 黄磊. 单通道SAR抗欺骗干扰方法[J]. 雷达学报, 2019, 8(1): 73–81. doi: [10.12000/JR18072](https://doi.org/10.12000/JR18072).
- LIU Ning, ZHAO Bo, and HUANG Lei. Anti-deceptive jamming methods based on single-channel synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(1): 73–81. doi: [10.12000/JR18072](https://doi.org/10.12000/JR18072).
- [13] LOU Mingyue, YANG Jianyu, LI Zhongyu, *et al.* Joint optimal and adaptive 2-D spatial filtering technique for FDA-MIMO SAR deception jamming separation and suppression[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5238414. doi: [10.1109/TGRS.2022.3221786](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3221786).
- [14] ZHOU Bo, LI Yifan, and WANG Zuhang. A fast startup crystal oscillator with digital SAR-AFC based two-step injection[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2024, 33(5): 1147–1153. doi: [10.23919/cje.2023.00.043](https://doi.org/10.23919/cje.2023.00.043).
- [15] BANG Huang, WANG Wenqin, ZHANG Shunsheng, *et al.* FDA-based space-time-frequency deceptive jamming against SAR imaging[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(3): 2127–2140. doi: [10.1109/TAES.2021.3130212](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3130212).
- [16] HUANG Tianyou, LIN Huifu, YANG Chao, *et al.* A 2-D multiplication modulation jamming method against high-resolution spaceborne SAR based on defocus correction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2025, 22: 4005805. doi: [10.1109/LGRS.2025.3534222](https://doi.org/10.1109/LGRS.2025.3534222).
- [17] LIU Yangyang, LAN Lan, ZHONG Lei, *et al.* A deceptive jamming approach for SAR based on range-azimuth modulation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2025, 22: 4013205. doi: [10.1109/LGRS.2025.3613363](https://doi.org/10.1109/LGRS.2025.3613363).
- [18] 赵博, 陈基, 黄磊. 单比特多模态SAR干扰方法研究[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 1119–1130. doi: [10.12000/JR22176](https://doi.org/10.12000/JR22176).
- ZHAO Bo, CHEN Ji, and HUANG Lei. One-bit modality jamming method against SAR[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 1119–1130. doi: [10.12000/JR22176](https://doi.org/10.12000/JR22176).
- [19] DING Chang, MU Huilin, SHI Yunzhou, *et al.* Dual-polarized and conformal time-modulated metasurface-based 2-D jamming against SAR imaging systems[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2025, 73(10): 7752–7764. doi: [10.1109/TAP.2025.3581400](https://doi.org/10.1109/TAP.2025.3581400).
- [20] WANG Bing, CUI Guolong, ZHANG Shuai, *et al.* Deceptive jamming suppression based on coherent cancelling in multistatic radar system[C]. 2016 IEEE Radar Conference (RadarConf), Philadelphia, USA, 2016: 1–5. doi: [10.1109/RADAR.2016.7485304](https://doi.org/10.1109/RADAR.2016.7485304).
- [21] ZHAO Bo, HUANG Lei, LI Jian, *et al.* Target reconstruction from deceptively jammed single-channel SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(1): 152–167. doi: [10.1109/TGRS.2017.2744178](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2744178).
- [22] SHANG Yuanzhe, PU Wei, WU Congwen, *et al.* HDSS-Net: A novel hierarchically designed network with spherical space classifier for ship recognition in SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5222420. doi: [10.1109/TGRS.2023.3332137](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3332137).
- [23] 王佳祥, 孟进, 李伟, 等. YOLO-S³: 一种轻量化的雷达复合干

- 扰识别网络[J]. 雷达学报(中英文). doi: [10.12000/JR25080](https://doi.org/10.12000/JR25080).
- WANG Jiexiang, MENG Jin, LI Wei, *et al.* YOLO-S³: A lightweight network for radar composite jamming signal recognition[J]. *Journal of Radars*. doi: [10.12000/JR25080](https://doi.org/10.12000/JR25080).
- [24] 张顺生, 陈爽, 陈晓莹, 等. 面向小样本的多模态雷达有源欺骗干扰识别方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(4): 882–891. doi: [10.12000/JR23104](https://doi.org/10.12000/JR23104).
- ZHANG Shunsheng, CHEN Shuang, CHEN Xiaoying, *et al.* Active deception jamming recognition method in multimodal radar based on small samples[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 882–891. doi: [10.12000/JR23104](https://doi.org/10.12000/JR23104).
- [25] 陈思伟, 崔兴超, 李铭典, 等. 基于深度CNN模型的SAR图像有源干扰类型识别方法[J]. 雷达学报, 2022, 11(5): 897–908. doi: [10.12000/JR22143](https://doi.org/10.12000/JR22143).
- CHEN Siwei, CUI Xingchao, LI Mingdian, *et al.* SAR image active jamming type recognition based on deep CNN model[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(5): 897–908. doi: [10.12000/JR22143](https://doi.org/10.12000/JR22143).
- [26] SHAO Guangqing, CHEN Yushi, and WEI Yinsheng. Convolutional neural network-based radar jamming signal classification with sufficient and limited samples[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 80588–80598. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2990629](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2990629).
- [27] 陈泽伟, 严远鹏. 基于改进DCGAN的毫米波雷达相互干扰时频图像生成研究——以生成样本对CNN干扰抑制模型性能影响为例[J]. 现代信息科技, 2022, 6(13): 55–61. doi: [10.19850/j.cnki.2096-4706.2022.013.014](https://doi.org/10.19850/j.cnki.2096-4706.2022.013.014).
- CHEN Zewei and YAN Yuanpeng. Research on generation of MMW radar mutual interference time-frequency image based on improved DCGAN—a case of performance effect of the generated samples on the CNN interference suppression model[J]. *Modern Information Technology*, 2022, 6(13): 55–61. doi: [10.19850/j.cnki.2096-4706.2022.013.014](https://doi.org/10.19850/j.cnki.2096-4706.2022.013.014).
- [28] 王重淞, 蒲巍, 高杰, 等. 低干信比SAR非虚假目标类有源干扰的轻量化鉴别网络[J]. 雷达学报(中英文). (查阅网上资料,未找到本条文献卷期、页码信息,请确认). doi: [10.12000/JR25195](https://doi.org/10.12000/JR25195).
- WANG Chongsong, PU Wei, GAO Jie, *et al.* Lightweight discrimination network for non-spoofing active jamming in SAR under low JSR[J]. *Journal of Radars*. doi: [10.12000/JR25195](https://doi.org/10.12000/JR25195).
- [29] 刘永才. 对多模式高分辨合成孔径雷达的大场景欺骗干扰技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科技大学, 2017. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2017.000037](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2017.000037).
- LIU Yongcai. Study on large-area deceptive jamming against multi-mode high-resolution synthetic aperture radar[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2017. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2017.000037](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2017.000037).
- [30] SONG Yue, PU Wei, ZHANG Yuhua, *et al.* Analysis of BiSAR images characteristics: From an electromagnetic scattering perspective[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2026, 62: 2852–2869. doi: [10.1109/TAES.2025.3641918](https://doi.org/10.1109/TAES.2025.3641918).
- [31] SONG Yue, PU Wei, ZHANG Yin, *et al.* A structure-driven multistage trajectory planning method for BiSAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 2005114. doi: [10.1109/TGRS.2025.3642973](https://doi.org/10.1109/TGRS.2025.3642973).
- [32] 邢孟道, 谢意远, 高悦欣, 等. 电磁散射特征提取与成像识别算法综述[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 921–942. doi: [10.12000/JR22232](https://doi.org/10.12000/JR22232).
- XING Mengdao, XIE Yiyuan, GAO Yuexin, *et al.* Electromagnetic scattering characteristic extraction and imaging recognition algorithm: A review[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 921–942. doi: [10.12000/JR22232](https://doi.org/10.12000/JR22232).
- [33] 赵博. 合成孔径雷达欺骗干扰方法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2015.
- ZHAO Bo. Study on methods of synthetic aperture radar deception jamming[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2015.
- [34] 纪朋徽, 邢世其, 代大海, 等. 基于逆chirp scaling的合成孔径雷达卷积欺骗干扰方法[J]. 电波科学学报, 2023, 38(6): 1029–1039. doi: [10.12265/j.cjors.2022246](https://doi.org/10.12265/j.cjors.2022246).
- JI Penghui, XING Shiqi, DAI Dahai, *et al.* A SAR convolutional deceptive jamming method based on the inverse chirp scaling[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2023, 38(6): 1029–1039. doi: [10.12265/j.cjors.2022246](https://doi.org/10.12265/j.cjors.2022246).
- [35] LIU Yongcai, WANG Wei, PAN Xiaoyi, *et al.* A frequency-domain three-stage algorithm for active deception jamming against synthetic aperture radar[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2014, 8(6): 639–646. doi: [10.1049/iet-rsn.2013.0222](https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2013.0222).
- [36] ZHANG Tianfang, LI Lei, ZHOU Yang, *et al.* CAS-ViT: Convolutional additive self-attention vision transformers for efficient mobile applications[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2026, 35: 1899–1909. doi: [10.1109/TIP.2026.3655121](https://doi.org/10.1109/TIP.2026.3655121).
- [37] LIU Xinyu, PENG Houwen, ZHENG Ningxin, *et al.* EfficientViT: Memory efficient vision transformer with cascaded group attention[C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, Canada, 2023: 14420–14430. doi: [10.1109/CVPR52729.2023.01386](https://doi.org/10.1109/CVPR52729.2023.01386).
- [38] PAN Junting, BULAT A, TAN Fuwen, *et al.* EdgeViTs: Competing light-weight CNNs on mobile devices with vision transformers[C]. 17th European Conference on Computer Vision, Tel Aviv, Israel, 2022: 294–311. doi: [10.1007/978-3-031-20083-0_18](https://doi.org/10.1007/978-3-031-20083-0_18).

- [39] GERRY M J, POTTER L C, GUPTA I J, *et al.* A parametric model for synthetic aperture radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1999, 47(7): 1179–1188. doi: [10.1109/8.785750](https://doi.org/10.1109/8.785750).
- [40] 段佳. SAR/ISAR目标电磁特征提取及应用研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2015. doi: [10.7666/d.Y2954112](https://doi.org/10.7666/d.Y2954112).
DUAN J. Study on electro-magnetic feature extraction of SAR/ISAR and its applications[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2015. doi: [10.7666/d.Y2954112](https://doi.org/10.7666/d.Y2954112).
- [41] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, *et al.* Deep residual learning for image recognition[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, USA, 2016: 770–778. doi: [10.1109/CVPR.2016.90](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90).
- [42] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, *et al.* Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C]. The 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, USA, 2017: 4278–4284. doi: [10.1609/aaai.v31i1.11231](https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.11231).
- [43] CHOLLET F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, USA, 2017: 1800–1807. doi: [10.1109/CVPR.2017.195](https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.195).
- [44] SU Xiu, HUANG Tao, LI Yanxi, *et al.* Prioritized architecture sampling with Monto-Carlo tree search[C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Nashville, USA, 2021: 10963–10972. doi: [10.1109/CVPR46437.2021.01082](https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01082).
- [45] YOU Shan, HUANG Tao, YANG Mingmin, *et al.* GreedyNAS: Towards fast one-shot NAS with greedy supernet[C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Seattle, USA, 2020: 1996–2005. doi: [10.1109/CVPR42600.2020.00207](https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00207).
- [46] CAI Han, WANG Tianzhe, WU Zhanghao, *et al.* On-device image classification with proxyless neural architecture search and quantization-aware fine-tuning[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), Seoul, Korea (South), 2019: 2509–2513. doi: [10.1109/ICCVW.2019.00307](https://doi.org/10.1109/ICCVW.2019.00307).
- [47] LIU Hanxiao, SIMONYAN K, and YANG Yiming. DARTS: Differentiable architecture search[C]. 7th International Conference on Learning Representations, New Orleans, USA, 2019: 1–14.
- [48] HUANG Tao, LIU Jiaqi, YOU Shan, *et al.* Active generation for image classification[C]. 18th European Conference on Computer Vision, Milan, Italy, 2024: 270–286. doi: [10.1007/978-3-031-73195-2_16](https://doi.org/10.1007/978-3-031-73195-2_16).

作者简介

蒲 巍, 博士, 教授, 主要研究方向为智能化雷达成像、SAR运动补偿等。

伍宇恒, 硕士生, 主要研究方向为雷达智能抗干扰。

宋 月, 博士, 主要研究方向为雷达成像、散射特性分析、提取与利用等。

王重淞, 博士, 主要研究方向为SAR抗干扰、智能信号处理等。

吴万敏, 博士, 主要研究方向为SAR运动目标成像、雷达信号处理等。

刘欣远, 博士, 主要研究方向为抗干扰成像、智能信号处理等。

武俊杰, 博士, 教授, 主要研究方向为双/多基SAR、智能化雷达成像等。

黄钰林, 博士, 教授, 主要研究方向为雷达探测与成像, 雷达目标检测与识别等。

杨建宇, 博士, 教授, 主要研究方向为前视雷达成像、双/多基SAR成像、新体制雷达探测与成像等。

(责任编辑: 高山流水)