

基于多域表征对齐融合的雷达目标 无监督异常检测方法

张博安¹, 李坤城¹, 田 隆^{1*}, 陈文超^{2,3}, 刘西洋¹, 方 明⁴, 陈 渤^{2,3}

(1. 西安电子科技大学计算机科学与技术学院, 陕西西安 710071; 2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071;
3. 西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室, 陕西西安 710071; 4. 上海航天电子通讯设备研究所, 上海 201109)

摘要: 随着精确制导武器的演进与雷达探测技术的进步, 基于雷达回波变化实现准确高效的目标毁伤评估, 已成为现代战争中的关键挑战。该任务不仅涉及判断目标是否被击中, 还需检测命中部位, 其结果既是衡量攻防对抗效能的重要依据, 也对战术策略与武器系统的优化具有指导意义。本文针对空空作战场景下的飞机目标, 系统研究其毁伤评估方法, 并重点攻克以下三个关键难点: 第一, 在真实战场环境中获取打击前后雷达回波数据极为困难, 如何通过仿真构建毁伤场景并生成可信的雷达回波数据, 是本研究需解决的基础问题; 第二, 毁伤部位及其形态具有高度随机性与不确定性, 导致难以构建完备的毁伤特征库, 限制了有监督检测方法的适用性; 第三, 为满足实时性需求, 常采用一维距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)进行目标状态监测, 但其相较于逆合成孔径雷达图像(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR), 损失了大量稳定的结构特征, 增加了毁伤本质特征提取的难度。针对上述挑战, 本文提出一种基于多域表征对齐融合的雷达目标无监督异常检测方法, 用于实现被打击飞机毁伤效果的准确高效评估。具体而言, 针对毁伤场景构建与雷达回波数据生成困难的问题, 提出基于Unity 3D的毁伤场景模拟方法, 并结合雷达点云散射中心模型生成目标回波数据; 针对毁伤特征库不完备导致有监督信息难以利用的问题, 构建基于正常信号重建的无监督异常检测框架, 并引入自注意力机制设计“恒等映射”对消模块, 以抑制模型退化, 提升毁伤识别能力; 针对目标结构信息有限导致本征特征提取困难的问题, 提出一种多域表征对齐融合的无监督正则方法, 通过引入ISAR像特征以增强HRRP中的结构信息表达, 并设计基于格拉姆矩阵的体积度量函数, 实现HRRP与ISAR像之间的稳健域对齐, 从而增强毁伤本征特征的挖掘能力。从贝叶斯参数优化的视角来看, 正常信号重建为模型参数学习提供了可优化的似然函数, 而多域表征对齐融合则对应为可优化的KL散度项, 二者共同构成统一的理论框架。本文在自研的目标毁伤仿真数据集上对所提方法进行了验证。实验结果表明, 在无监督信号及目标ISAR像的测试条件下, 该方法能够仅基于正常状态下的HRRP数据, 有效挖掘出具有判别力的毁伤特征, 实现正常与毁伤状态的准确区分。进一步地, 通过迁移并融合目标ISAR像中的结构信息, 模型在毁伤评估任务中的受试者工作特征曲线下面积(Area Under the Receiver Operating Characteristic curve, AUROC)相较于仅使用HRRP的模型提升12.31个百分点, 验证了所提方法具有良好的泛化能力与工程应用潜力。

关键词: 雷达目标毁伤评估; 无监督异常检测; 多域表征对齐融合; 电磁信号仿真; 高分辨距离像; 逆合成孔径雷达图

基金项目: 电磁空间安全全国重点实验室基金(No.NKYZX110320250200781); 雷达信号处理全国重点实验室基金(No.KGJ202401); 国家自然科学基金(No.82172860)

中图分类号: TN956; TN957.52 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2026)02-0487-20
电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> DOI: 10.12263/DZXB.20251146

Radar Target Unsupervised Anomaly Detection with Multi-Domain Representation Alignment and Fusion

ZHANG Boan¹, LI Kuncheng¹, TIAN Long^{1*}, CHEN Wenchao^{2,3}, LIU Xiyang¹, FANG Ming⁴, CHEN Bo^{2,3}

(1. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

3. National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

4. Shanghai Aerospace Electronic Communication Equipment Research Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: With the evolution of precision-guided munitions and advances in radar sensing technologies, achieving accurate and efficient battle-damage assessment (BDA) based on changes in radar echoes has become a critical challenge in

modern warfare. This task not only involves determining whether a target has been hit, but also detecting the hit location; its outcomes serve as an important basis for measuring the effectiveness of offense-defense engagements and provide guidance for optimizing tactics and weapon systems. This paper systematically investigates methods for damage assessment of aircraft targets in air-to-air combat scenarios and focuses on overcoming the following three key difficulties. First, obtaining radar echo data before and after strikes in real battlefield environments is extremely difficult; how to construct damage scenarios via simulation and generate credible radar echo data is a fundamental problem this study must solve. Second, the hit locations and their morphologies exhibit high randomness and uncertainty, making it difficult to build a comprehensive damage feature library and thereby limiting the applicability of supervised detection methods. Third, to meet real-time requirements, one-dimensional range profiles (high resolution range profile, HRRP) are commonly used for target state monitoring; however, compared with inverse synthetic aperture radar (ISAR) images, HRRP lacks many stable structural features, increasing the difficulty of extracting intrinsic damage features. To address these challenges, this paper proposes an unsupervised anomaly-detection method for radar targets based on multi-domain representation alignment and fusion, aimed at achieving accurate and efficient assessment of damage effects on struck aircraft. Specifically, to tackle the difficulty of constructing damage scenarios and generating radar echo data, we propose a damage-scene simulation method based on Unity 3D, and generate target echo data by combining it with a radar point-scatterer-center model. To address the problem that an incomplete damage feature library makes supervised information hard to utilize, we construct an unsupervised anomaly-detection framework based on reconstruction of normal signals, and introduce a self-attention mechanism to design an “identity-mapping” cancellation module to suppress model degeneration and enhance damage recognition capability. To tackle the difficulty of extracting intrinsic features due to limited target structural information, we propose an unsupervised regularization method of multi-domain representation alignment and fusion: by introducing ISAR image features to augment structural information in HRRP, and by designing a volume-metric function based on the Gram matrix to achieve robust domain alignment between HRRP and ISAR images, thereby enhancing the mining of intrinsic damage features. From the perspective of Bayesian parameter optimization, reconstruction of normal signals provides an optimizable likelihood function for model parameter learning, while multi-domain representation alignment and fusion correspond to an optimizable KL-divergence term; together they form a unified theoretical framework. We validate the proposed method on a self-developed simulated dataset of target damage. Experimental results indicate that, under test conditions with unsupervised signals and target ISAR images, the method can, relying solely on HRRP data from the normal state, effectively discover discriminative damage features and accurately distinguish between normal and damaged states. Furthermore, by transferring and fusing structural information from target ISAR images, the model’s area under the receiver operating characteristic curve (AUROC) on the damage-assessment task improves by 12.31 percentage points compared with the HRRP-only model. The above results validate that the proposed method possesses strong generalization capability and engineering application potential.

Keywords: radar target damage assessment; unsupervised anomaly detection; multi-domain representation alignment and fusion; electromagnetic signal simulation; HRRP; ISAR

Foundation Item(s): National Key Laboratory of Electromagnetic Space Security (No.NKYZX110320250200781); National Key Laboratory of Radar Signal Processing Fund (No.KGJ202401); National Natural Science Foundation of China (No.82172860)

0 引言

雷达因具有远距离、高分辨、高全天候观测的良好特性,被广泛应用于目标检测^[1]、目标跟踪^[2-3]、目标识别^[4-5]以及目标状态监测^[6]等任务中。随着现代战争中精打武器的发展和雷达感知能力的提升,如何从目标被打击前后雷达回波的变化准确高效地解译出被打击目标的毁伤效果,即目标是否被击中以及目标被击中的部位在哪里,成为了一项具有重要国防战略意义且极具挑战性的研究课题。为此,本文开展了空对空打击场景下飞机目标(后文中简称目标)的毁伤评估方法研究,其难点主要包括:(1)毁伤场景的

构建和雷达目标回波数据的生成难;(2)毁伤特征库非完备导致的有监督信息利用难;(3)一维距离像(High Resolution Range Profile, HRRP)结构信息有限导致用于目标毁伤评估的本征特征提取难。

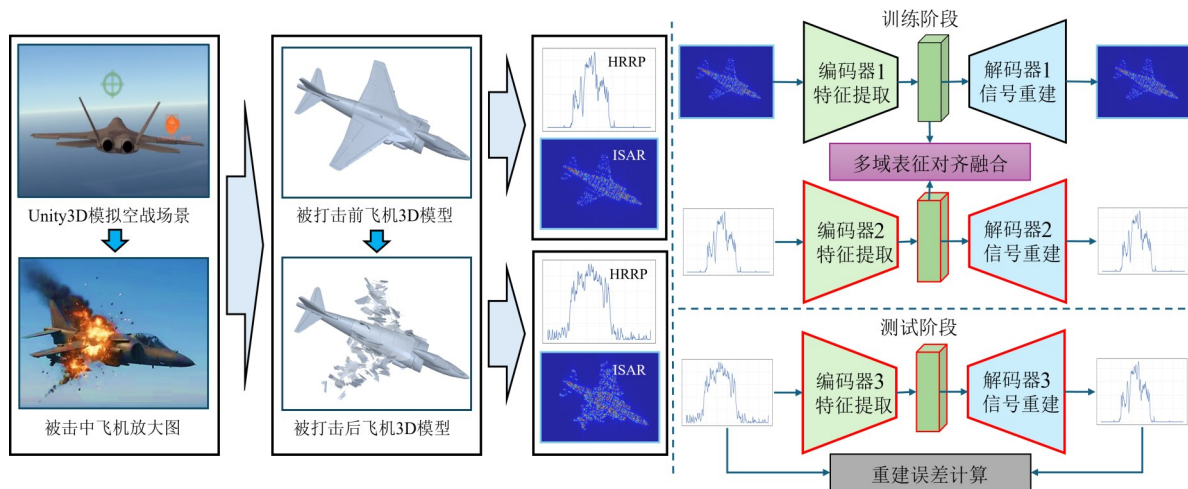
从数据获取的角度来看,目标的毁伤具较高的不确定性,受到武器类型、命中角度、机动姿态及环境等因素的综合影响,导致其实验代价高、标准化程度低且可重复性差^[7]。此外,毁伤目标的雷达回波不仅依赖于损伤部位与几何形态,还受到雷达的工作体制(频段、极化方式、波形设计等)、与观测目标之间的几何关系以及杂波与噪声等环境因素^[8-10]的影响,这使得构建毁伤类型全面且数据分布均衡的实测数据

集难度极大。国内外学者通常采用目标三维建模和雷达目标回波电磁仿真来获取目标的雷达回波数据^[11-12]。例如,利用三维计算机辅助设计(Computer-Aided Design, CAD)建模技术得到目标被打击前后的点云数据,再借助计算机模拟技术(Computer Simulation Technology, CST)等电磁数值计算软件生成雷达目标回波数据,包括 HRRP 和逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)像等。尽管这类方法成熟度高,但是存在建模复杂、计算成本高、毁伤场景逼真度不足等问题。从算法实现的层面来讲,传统毁伤评估算法的设计和优化往往受启发于有监督目标检测类方法^[13-15],这类方法将目标毁伤评估建模为目标检测问题,待检测的目标则为毁伤部位和类型,需要构建包含正常/毁伤雷达目标回波的大规模标注数据集用于训练目标检测模型。然而,目标毁伤的类型和形态多样,难以建立完备的毁伤特征库,导致此类方法在评估时泛化能力有限。近年来,无监督异常检测技术的快速发展为目标毁伤评估研究提供了新思路^[16-17]。这类方法不依赖完备的目标毁伤特征库,其核心在于学习正常样本的特征分布,进而构建对毁伤样本敏感的分外异常检测与定位算法,通过测试样本与正常样本特征分布之间的差异实现目标毁伤检测与定位,诸如变分自编码器(Variational AutoEncoding, VAE)^[18-20]、生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)^[21]以及扩散模型(Conditional Diffusion Models, CDM)^[22-23]等优化方法已被广泛应用于估计正常样本的特征分布。然而,这些方法在面对因特征走捷径引发的“恒等映射”问题时表现欠佳,可能导致特征分布估计失效。有必要从模型结构入手,设计更为鲁棒的目标毁伤评估方法。相比一维距离像,ISAR 能在二维平面上刻画目标散射中心的横向分布与结构形态信息,提供更丰富、更具可解释性的判别特征。但从数据获取的实时性来看,HRRP 具有获取便捷、处理简单等优势^[24]。ISAR 成像通常依赖一定的相干积累时间获得横向分辨率,并且对目标运动误差与运动补偿敏感;在运动补偿不充分时,容易出现散焦和模糊,从而影响成像质量与后续判别的稳定性^[25-28]。与目标的 ISAR 像相比,HRRP 更适用于监测目标状态并评估其毁伤效果。然而,由于缺乏方位向信息,HRRP 所包含的目标结构信息有限,难以有效挖掘用于毁伤评估的本征特征。为此,国内外学者开展了融合 HRRP 与 ISAR 像特征的研究工作,相关成果主要集中在雷达目标的检测与识别领域^[29-30],而针对目标毁伤评估方法的系统性研究较为缺乏。综合以上分析,如何在基于正常 HRRP 特征重建的无监督异常检测框架中,高效、准确地融入 ISAR

像特征,从而提升 HRRP 特征在毁伤评估中的判别能力,是本文研究的关键问题。

为解决上述研究中存在的问题,本文提出一种基于多域表征对齐融合的雷达目标无监督异常检测方法,用于评估空对空打击场景下飞机目标的毁伤效果,整体框架如图 1 所示。具体而言,针对毁伤场景构建和雷达目标回波数据生成难的问题,本文设计了一套面向雷达目标毁伤评估的数据生成管线。首先基于 Unity 3D 仿真软件模拟空对空打击物理场景,获取目标在被打击前后的三维模型;随后借助雷达散射中心模型^[31]实现从目标三维点云到雷达回波信号的生成,获取多种打击场景(包括机翼打击、机尾打击和整机打击)下目标被打击前后的 HRRP 与 ISAR 像。针对毁伤特征库非完备导致有监督信息利用难的问题,本文提出一种基于 HRRP 特征重建的无监督异常检测算法。该方法通过建模正常样本的特征分布,将目标毁伤评估问题转化为基于正常样本特征的分外异常检测与定位任务^[32]。具体地,当待测试目标的 HRRP 特征与正常特征分布差异超过设定的阈值时,判定为毁伤状态,并借助 HRRP 输入与重建特征在距离维上的误差定位毁伤所在的距离单元,从而摆脱对毁伤特征库的强依赖。然而,基于 HRRP 特征重建的无监督异常检测方法存在特征“走捷径”的风险,易导致“恒等映射”问题^[32],即在测试过程中模型可能重建出输入 HRRP 中的毁伤特征,致使基于重构误差的毁伤评估失效。为此,本文设计了一种基于自注意力机制的“恒等映射”对消模块,将其嵌入前述无监督异常检测算法中,显著降低了特征走捷径的风险。针对 HRRP 所含目标结构信息有限、本征特征提取困难的问题,本文进一步提出一种基于多域表征对齐融合的无监督正则方法。该方法通过对齐并融合目标的 ISAR 像特征与 HRRP 特征,提高模型重建正常 HRRP 特征的能力,从而增强毁伤评估算法的鲁棒性。值得注意的是,稳健的特征度量是实现多域表征对齐融合的关键^[33]。本文采用基于格拉姆矩阵的体积度量函数^[34],通过最小化同一样本 HRRP 特征和 ISAR 像特征在高维空间中所张成的体积,实现双域表征的有效对齐与融合。由于仅涉及 HRRP 和 ISAR 像两个域,该体积度量在此退化为面积计算。综上所述,本文所提方法的主要贡献与创新点如下:

(1)为应对空对空打击场景中毁伤数据难获取的问题,本文提出了一种用于雷达目标毁伤评估的数据生成管线。基于 Unity 3D 构建弹目交汇与毁伤场景,输出毁伤前后目标三维几何模型。在此基础上,进一步结合雷达散射中心模型生成对应的 HRRP 与 ISAR 回波数据,从而形成“几何-电磁-成像”一致的数据生



注:虚线左侧为基于Unity 3D的毁伤场景构建与雷达回波数据生成流程;虚线右侧为面向目标毁伤评估的多域表征对齐融合无监督异常检测方法。在训练阶段,该方法通过对齐HRRP与ISAR像特征,增强模型对HRRP正常特征分布的建模能力,从而有效提取适用于毁伤评估任务的本征特征。在测试阶段,通过对比目标HRRP与其重建结果之间的差异,实现毁伤检测与毁伤部位的精确定位。

图1 本文所提方法示意图

Figure 1 Overview of the proposed method

成链路,为毁伤评估算法的设计与验证提供了高质量雷达信号数据的完整生成方案。

(2)针对毁伤评估算法设计与优化中存在监督信息难利用和本征特征难提取的问题,本文提出一种“训练期多域对齐、测试期单域部署”的无监督毁伤异常检测方法。该方法首先构建了基于正常HRRP特征重建的无监督异常检测框架,并嵌入基于自注意力机制的“恒等映射”对消模块,有效抑制了测试阶段因特征走捷径而重构出毁伤特征的风险。进一步提出基于多域表征对齐融合的无监督正则方法,通过格拉姆矩阵度量目标多域表征所张成空间的体积,并以最小化该体积为目标,实现ISAR像特征与HRRP特征之间的对齐与融合,从而增强模型在毁伤评估中对本征特征的提取能力。

(3)在自建仿真数据集上的实验结果表明,本文所提出的方法能够在无需毁伤标签及目标ISAR像的测试情况下,实现准确、高效的异常检测与定位,为毁伤评估提供了有效的方法支撑与可靠的决策依据。

1 雷达目标毁伤评估的数据生成管线

目标的毁伤评估依赖于对目标毁伤前后状态差异的度量和分析,然而在实测条件下获取此类信息难度极大。鉴于此,本文构建了一套用于雷达目标毁伤评估的数据生成管线,该管线首先基于Unity 3D进行物理引擎驱动的过程仿真,用于在刚体动力学与碰撞响应约束下生成不同毁伤状态下的目标三维几何模型;需要强调的是,Unity 3D在本文中主要承担场景构建、交汇过程驱动与毁伤几何的可控生成。继

而利用CST等电磁仿真工具计算目标散射响应,基于雷达散射中心模型进行回波合成,生成对应的HRRP与ISAR像,从而为毁伤评估方法研究提供可靠的数据支撑。

1.1 基于Unity 3D的目标毁伤场景构建

本文基于Unity 3D^[35]平台构建了一套导弹碰撞目标的轻量化仿真环境。Unity 3D集成了NVIDIA PhysX^[36]物理引擎,能够在实时渲染过程中完成刚体动力学建模与碰撞响应计算,从而为目标受撞击后的形变与毁伤过程提供基础物理支撑。本文所搭建的仿真环境采用参数驱动的建模方式,通过设置有限且明确的控制条件即可生成具有工程可解释性与可复现性的毁伤几何数据。该方式不仅有助于控制仿真变量、提升数据生成效率,也为后续电磁散射仿真与毁伤识别研究提供了一致、稳定且可重复使用的几何输入。为支撑数据生成,环境集成了交互界面,用于模型加载、参数设定与目标部位选择,界面示例如图2(a)所示。相应的运行逻辑则通过流程图进行概括,涵盖从输入到结果导出的主要步骤,如图2(b)所示。

本文参考了航空生存力分析中“关键部件与关键功能结构”的划分思路及常见毁伤模式进行设计^[37-39]。生存力分析通常关注对飞行功能影响显著的关键部件,其中机翼作为主要承力与升力相关结构,尾翼作为主要的稳定与飞行控制相关结构,损伤后可能导致升力能力下降或姿态控制能力受限。目标模型划分为机身、机翼与尾翼等主要部件,并在导入Unity后保持部件级的可编辑性与可追踪性。为实现“部件级受控损伤”的生成约束,局部毁伤仅在预

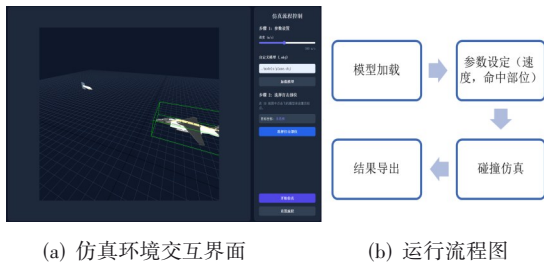


图2 目标毁伤场景构建示意图

Figure 2 Overview of the target damage scenario construction process

先定义的目标部件可编辑域 (Region Of Interest, ROI) 内触发与执行,从机制上保证“机翼毁伤和尾翼毁伤”等局部毁伤不会扩展至非目标部位。整机毁伤则对应预设的全局扰动规则,可在多个部件范围内同时触发。

毁伤模拟采用工程化易损性评估中常用的“射线+几何相交”的范式^[39-40]。如图3所示,仿真中以导弹-目标发生碰撞作为毁伤触发事件:命中瞬间由物理引擎完成碰撞检测,确定触发时刻与接触区域。随后,将导弹解体后的高速碎块作用等效为离散射线束,每条射线携带等效冲击强度并用于表征碎块入射方向与作用范围。射线与目标几何的相交判定由Unity 3D内置物理系统提供的射线检测(ray casting)完成,返回命中位置及其所属部件等信息。

在此基础上,对目标部件内预先定义的可分离单元进行损伤量累积:当单元接收的等效冲击强度累积超过阈值时,触发部件级局部几何更新(释放预定义的可分离单元)并生成对应碎片刚体,同时为释放的碎片设置初始速度,以近似表达撞击后的飞散趋势。

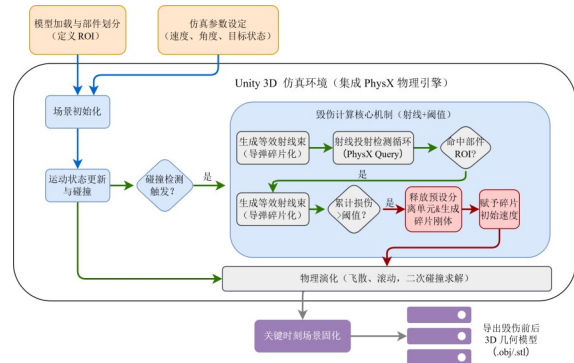


图3 Unity 3D目标毁伤场景构建与数据生成流转型

Figure 3 Workflow for target damage scenario generation in Unity 3D

而碎片的飞散、滚动及二次碰撞等动力学演化由Unity 3D内置3D刚体物理系统统一求解,从而获得可控且可复现的毁伤几何形态。导弹的飞行由脚本参数化控制速度与轨迹,目标则可设置为静止或保持预设运动。

通过对导弹速度、入射方向与打击部位等条件进行参数化设定,可系统生成多种典型毁伤状态。仿真过程中在预设关键时刻对场景几何进行固化,并分别导出毁伤前后的目标三维模型数据,从而为后续CST电磁散射仿真与HRRP/ISAR数据生成提供一致、完整的几何输入。本文选取来自GrabCAD网站^[41]Harrier II攻击机作为目标模型,分别获得了未受损状态、机翼受损、尾翼受损与整机毁伤等结果。相关结果如图4所示,其中(a)为完整飞机模型,(b)为机翼毁伤模型,(c)为尾翼毁伤模型,(d)为整机毁伤模型。结果表明,该仿真能够有效生成典型毁伤场景,具有较好的可控性与动力学一致性。

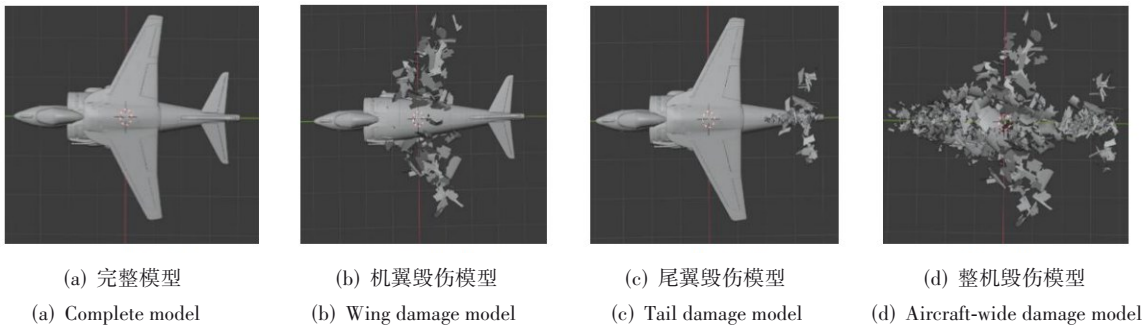


图4 Harrier II目标的三维毁伤模型可视化

Figure 4 Visualization of the 3D damage model of the Harrier II target

1.2 基于目标三维点云的雷达回波数据生成

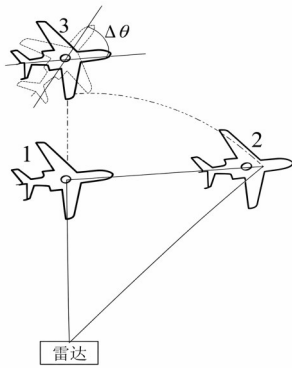
假设在合成孔径时间 T_a 内,目标由位置1运动至位置2。由于目标各点绕雷达做圆周运动不产生多普勒信息,所以绕动分量对ISAR成像没有贡献。目标的运动可分解为平动分量和转动分量,可等效为目

标从位置1运动到位置3(3与2在以雷达为圆点的同一圆周上,且位于雷达与1确定的直线上),然后自身转动一定角度。假设在慢时间 t_m ,目标转动角度为 $\Delta\theta(t_m)$,对于位于目标上的 $P(x_p, y_p)$ 散射点,其与雷达的瞬时距离可以表示为

$$\begin{aligned} R(t_m) &= R_0(t_m) + \Delta R_p(t_m) \\ \Delta R_p(t_m) &= y_p \cdot \cos(\Delta\theta(t_m)) + x_p \cdot \sin(\Delta\theta(t_m)) \end{aligned} \quad (1)$$

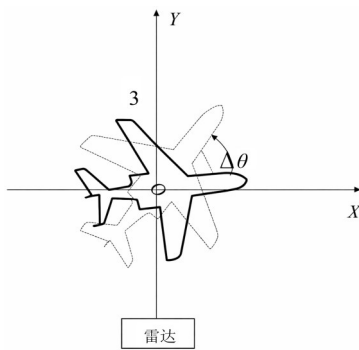
ISAR 二维成像几何模型如图 5 所示。式(1)中,目标上任意散射点与雷达之间的瞬时距离 $R(t_m)$ 可分成两个部分: $R_0(t_m)$ 和 $\Delta R_p(t_m)$ 。其中,第一项 $R_0(t_m) = R_0 + \Delta R_0(t_m)$ 对应目标旋转中心的斜距历程, $\Delta R_0(t_m)$ 为目标平动引起的距离变化,对目标上的所有散射点都是一致的,而 $\Delta R_p(t_m)$ 为目标转动引起的距离变化,不同位置的散射点具有差异性。在观测时间内,假设目标总的转动角度很小(一般为 $3^\circ \sim 5^\circ$),并且目标转动速度 ω 恒定,可得 $\sin(\Delta\theta(t_m)) \approx \omega \cdot t_m$ 和 $\cos(\Delta\theta(t_m)) \approx 1$ 。式(1)可近似表示为

$$R(t_m) = R_0(t_m) + y_p + x_p \cdot \omega \cdot t_m \quad (2)$$



(a) 雷达与目标相对运动几何模型

(a) Radar-target relative motion geometric model



(b) 目标等效旋转模型

(b) Target equivalent rotation model

图 5 ISAR 成像二维几何模型

Figure 5 2D geometric model for ISAR imaging

假设雷达发射线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号,其信号形式可以表示为

$$s_r(t) = \text{rect}\left[\frac{\hat{t}}{T_p}\right] \cdot \exp\left[j2\pi f_c t + j\pi\gamma \hat{t}^2\right] \quad (3)$$

其中: \hat{t} 为快时间, $\hat{t} = t - t_m$; t 为全时间; T_p 为脉冲宽

度; f_c 为发射信号中心频率; γ 为 LFM 信号的调频率。在不考虑散射点散射系数的条件下, P 的回波信号可以表示为

$$\begin{aligned} s_{r-p}(\hat{t}, t_m) &= \text{rect}\left[\frac{\hat{t} - 2R(t_m)/c}{T_p}\right] \times \exp\left[j2\pi f_c \left(t - \frac{2R(t_m)}{c}\right)\right. \\ &\quad \left. + j\pi\gamma \left(\hat{t} - \frac{2R(t_m)}{c}\right)^2\right] \end{aligned} \quad (4)$$

其中: c 为电磁波传播速度。由于平动分量在 ISAR 成像中是没有用的,我们首先利用包络对齐进行包络误差校正。假设回波信号进行距离脉冲压缩和包络对齐后,同一个散射点的包络已经位于同一个距离。在包络对齐的同时可以进行相位误差补偿,由于相位误差补偿精度要求在波长数量级,所以补偿后的相位误差仍然不能忽略。考虑到雷达系统不稳定因素和电磁波传播效应产生的误差相位,其回波信号可以表示为

$$\begin{aligned} s_r(\hat{t}; t_m) &= \iint_{(x_p, y_p) \in L} \sigma_p \cdot \sin c\left(B\left(\hat{t} - 2\frac{R_0 + y_p}{c}\right)\right) \\ &\quad \times \exp\left[-j4\pi f_c \frac{x_p \omega t_m}{c}\right] \exp[j\phi_m] dx_p dy_p \end{aligned} \quad (5)$$

其中: L 表示观测目标区域; σ_p 为 P 的散射系数; B 为发射 LFM 信号频带宽度; ϕ_m 对应第 m 个脉冲的相位误差,主要包含目标平动、雷达系统不稳定和电磁波传播效应等引起的误差相位,在各个距离单元相同,具有非空变性。如果在进行精确的相位误差 ϕ_m 补偿的前提下,直接对补偿后的信号进行方位傅里叶变换即可得到高分辨 ISAR 图像。而实际中考虑到误差相位和噪声的存在,式(6)直接作方位傅里叶变换无法得到“聚焦”良好的 ISAR 图像。下面,我们将式(6)离散化表示为向量形式:

$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} s(1,1) \\ s(1,2) \\ \vdots \\ s(1,N) \\ \vdots \\ s(M,N) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \varphi & & & \\ & \ddots & & \\ & & \varphi & \\ & & & \ddots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{F}_M & & & \\ & \ddots & & \\ & & \mathbf{F}_M & \\ & & & \ddots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a(1,1) \\ a(1,2) \\ \vdots \\ a(1,N) \\ \vdots \\ a(M,N) \end{bmatrix} + \mathbf{n} = \mathbf{E}\mathbf{F}\mathbf{a} + \mathbf{n} \quad (6)$$

其中: $[\mathbf{E}]_{MN \times MN}$ 表示相位误差矩阵; $\boldsymbol{\varphi} = \text{diag}[\exp(j \cdot \varphi_1), \exp(j \cdot \varphi_2), \dots, \exp(j \cdot \varphi_M)]$; N 和 M 分别为距离和方位离散点数; $[\mathbf{F}]_{MN \times MN}$ 用于表示回波方位向逆傅里叶变换矩阵; $\mathbf{F}_M = \left[f_{mn} = \frac{1}{\sqrt{M}} e^{-j \frac{2\pi mn}{M}} \right]_{M \times M}$ 为傅里叶矩阵; $[\mathbf{a}]_{MN \times 1}$ 为需要重构的 ISAR 图像; $[\mathbf{n}]_{MN \times 1}$ 表示雷达系统加性噪声。一般可以假设 \mathbf{n} 实部 \mathbf{n}_r 和虚部 \mathbf{n}_i 的各个分量都服从独立同高斯分布, 因此 \mathbf{n} 的各个分量服从相同的复高斯分布。

经过脉冲压缩、方位处理以及相位补偿, 目标的回波数据被成功生成并转化为清晰的二维 ISAR 图像, ISAR 像的一个脉冲即构成了目标的 HRRP 信号。在此基础上, 我们进一步展示了典型毁伤状态下的回波结果, 以验证建模方法的合理性并揭示目标特征的差异。图 6 给出了目标在完整与不同毁伤情况下的一维高分辨距离像(HRRP), 由图可知, 目标毁伤会导致 HRRP 的包络曲线较正常 HRRP 信号的包络曲线发生变化。图 7 展示了目标的二维 ISAR 像, 可以看到, 局部毁伤改变了散射中心的空间分布模式, 不同部位的破坏在成像结果中形成了与几何结构对应的显著差异。

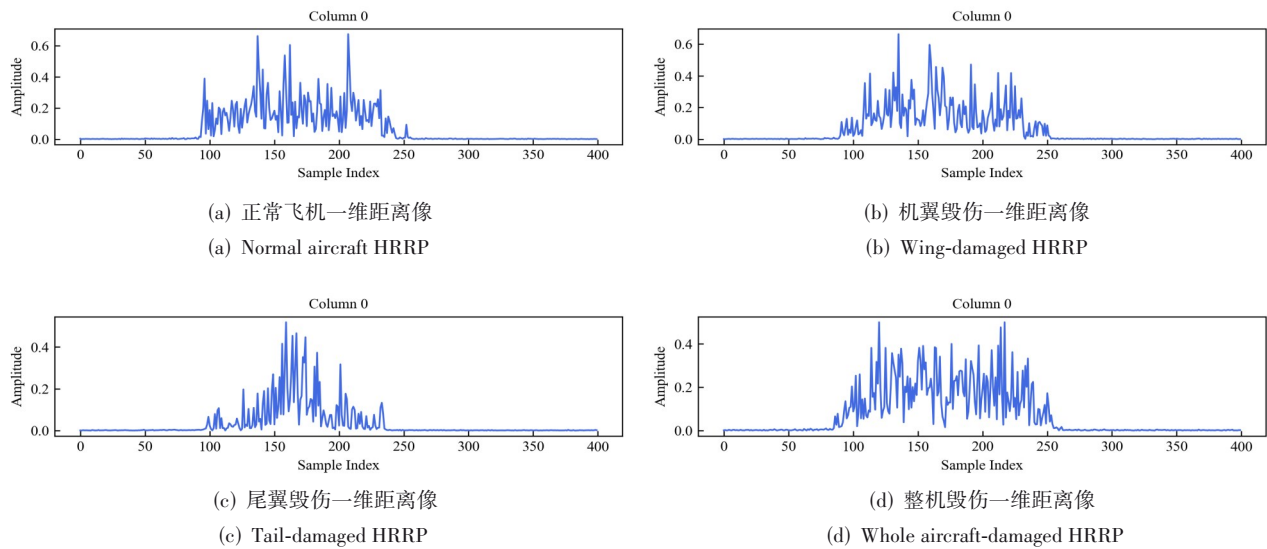


图 6 未毁伤目标的一维距离像以及不同毁伤程度下目标的一维距离像

Figure 6 1D range profiles of the undamaged target and the target under different damage levels

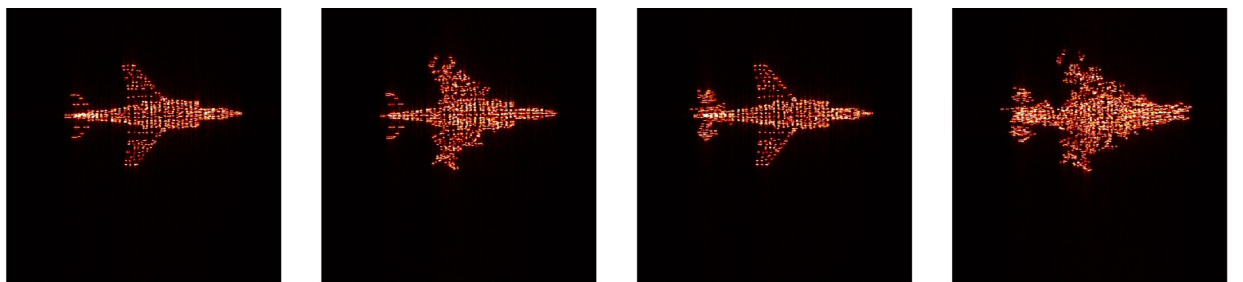


图 7 未毁伤目标的 ISAR 像和不同毁伤程度下目标的 ISAR 像

Figure 7 ISAR images of the undamaged target and the target under different damage levels

2 多域表征对齐融合的雷达目标无监督异常检测方法

2.1 基于 HRRP 特征重建的无监督异常检测方法

HRRP 能够快速准确地反映出目标沿距离维的

结构信息, 已被广泛用于目标检测、跟踪与识别等任务中^[2, 18], 与上述任务不同, 本文重点研究基于 HRRP 的目标毁伤评估方法。由于目标毁伤的类型多样、形态各异, 难以构建完备的毁伤特征库, 导致传统有监督检测方法在此类任务中适用性有限。为

此,本文提出一种基于正常 HRRP 特征重建的无监督异常检测方法,用于实现目标毁伤评估。该方法的核心思想是:在训练阶段估计目标正常 HRRP 的特征分布;在测试阶段通过比较待评估目标 HRRP 与正常特征分布之间的差异,完成毁伤的检测与定位,从而以无监督异常检测的方式^[32]实现了毁伤效果评估。本节首先分析基于正常 HRRP 特征重建的无监督异常检测方法中普遍存在的“恒等映射”问题^[32],该问题通常是由特征走捷径引起的;随后,介绍一种基于自注意力机制的“恒等映射”对消模块,并将其嵌入到所提出的无监督异常检测框架中去,以有效抑制该现象。

2.1.1 HRRP 特征重建中的“恒等映射”问题

考虑一个单层的全连接神经网络(One-Layer Perceptron, OLP),在训练阶段,给定未毁伤目标的正常 HRRP 特征 \mathbf{h} ,该网络的前向计算可表示为 $\mathbf{y} = \mathbf{h}\mathbf{w} + b$ 。容易看出,当 $\mathbf{w} \rightarrow \mathbf{I}$ (单位矩阵)且 $b \rightarrow 0$ 的时候,模型的均方误差损失(Mean Square Error, MSE)达到最小,此时将出现特征走捷径现象,引发“恒等映射”问题。若模型在训练中发生“恒等映射”,则在测试阶段,即使输入毁伤目标的 HRRP 特征,模型仍将重建出包含毁伤特征的输出,导致输入与重建特征之间的 MSE 接近于 0,无法有效识别目标是否毁伤。上述分析可进一步推广至多层全连接神经网络(Multi-Layer Perceptron, MLP)与多层卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN),因此“恒等映射”问题是基于 HRRP 特征重建的无监督异常检测方法中普遍存在的共性问题。

图 8 上下部分分别对应输入观测和其重建结果。左侧为“恒等映射”情形:模型学习到近似 $\hat{x} \approx x$ 的拷贝式映射,导致输入中的异常成分在重构中被原样复现,从而失去“修复异常”的意义。右侧为理想情形:模型输出不再简单复制输入,而是对异常成分进行纠正和抑制,使重构结果更接近正常模式分布,通过输入与重构的差异定位异常。

为此,本文引入一种基于自注意力机制的“恒等映射”对消模块。为便于说明,这里以单层的注意力网络为例。令重建的 HRRP 特征 $\mathbf{y} = \text{softmax}(\mathbf{q}(\mathbf{h})^T / \sqrt{C})\mathbf{h}$,其中, $\mathbf{q} \in \mathbb{R}_{K \times C}$ 表示与正常 HRRP 特征相关的可学习查询向量。在训练阶段,模型将正常 HRRP 的特征编码到查询向量 \mathbf{q} 中;在测试阶段,当待评估目标遭受毁伤时,其 HRRP 特征将偏离正常模式,通过与查询向量 \mathbf{q} 中所编码的正常特征进行比对,即可识别出异常状态,从而有效抑制“恒等映射”对毁伤评估的干扰。与基于 MLP 或者 CNN 的方法相比,自注意力机制通过查询向量生成与正常特征相关的自适应权重,

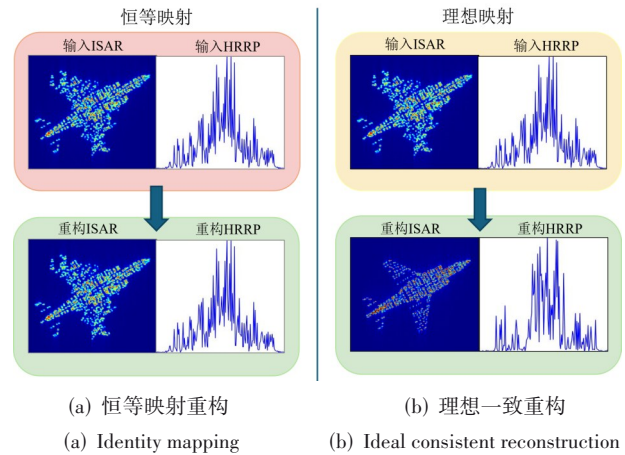


图 8 恒等映射退化与异常修复重构效果对比

Figure 8 Comparison of reconstruction results between identity-mapping degeneration and anomaly correction

是其能够缓解“恒等映射”问题的关键所在。

2.1.2 自注意力引导 HRRP 特征重建的无监督异常检测

根据 2.1.1 节的分析可知,自注意力机制能够有效缓解信号特征重建过程中因特征走捷径引发的“恒等映射”问题。为此,本节提出一种利用 Transformer^[42]重建 HRRP 特征的无监督异常检测模型,如图 7 所示。该模型主要由短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)^[43]、Transformer 编解码器(Transformer Encoder & Decoder, Trans-Enc-Dec)以及 HRRP 特征重构的 MSE 损失函数三部分组成。其中,STFT 用于提取 HRRP 的时频表示(Time Frequency Representation, TFR);Trans-Enc-Dec 旨在克服 HRRP 特征重建中可能出现的“恒等映射”问题。在训练阶段,最小化重建 HRRP 特征与输入 HRRP 特征之间的 MSE 损失函数,对模型参数进行优化;在测试阶段,通过计算二者之间的 MSE 损失,并将其与预设阈值进行比较,从而实现对目标毁伤状态的检测与毁伤部位的定位。具体展开如下。

(1) 短时傅里叶变换(STFT)。在特定距离单元上,一个包含多个散射点的目标的方位向雷达信号可以建模成多个线性调频信号分量的线性组合:

$$s(t) = \sum_{n=1}^N a_n \exp(j2\pi f_n t + jk_n t^2) \quad (7)$$

其中: N 表示目标上散射点的数量; a_n 代表第 n 个散射点的振幅; f_n 和 k_n 分别为第 n 个散射点的中心频率和调频率。为了获得目标 HRRP 更鲁棒的特征表示,可以通过 STFT 获得信号的时频表示(TFR)如下:

$$\text{STFT}(t, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau)h(\tau - t)\exp(-jw\tau)d\tau \quad (8)$$

其中: $h(\cdot)$ 为窗函数。因此其 TFR 可以记作 $S =$

$\{S(t, w)\}_{t=1, w=1}^{t=N, w=M}$, 再将该 TFR 的通道重复 3 次, 利用预训练的 EfficientNet^[44] 完成特征提取并作为 Trans-Enc-Dec 的输入。

(2) Transformer 编解码器 (Trans-Enc-Dec)。本文采用具有 M 个编解码层的 Transformer 对 EfficientNet 骨干网络提取出的 HRRP 特征 $\mathbf{h}^+ \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 进行重建, 如图 9 所示。其中, 每层 Trans-Enc 由多头自注意力和前馈计算网络组成。首先利用正余弦函数计算

位置编码^[42]:

$$\text{PE}(\text{pos}, 2l) = \sin\left(\frac{\text{pos}}{10000^{2l/HW}}\right),$$

$$\text{PE}(\text{pos}, 2l+1) = \cos\left(\frac{\text{pos}}{10000^{(2l+1)/HW}}\right) \quad (9)$$

其中: l 表示 HRRP 特征的位置索引 $l \in [0, C/2 - 1]$ 。随后按照 $\mathbf{h}_1^+ = \mathbf{h}^+ + \text{PE}$, 融合 HRRP 特征与其位置编码, 并将结果输入至 Trans-Enc, 如图 9 所示。

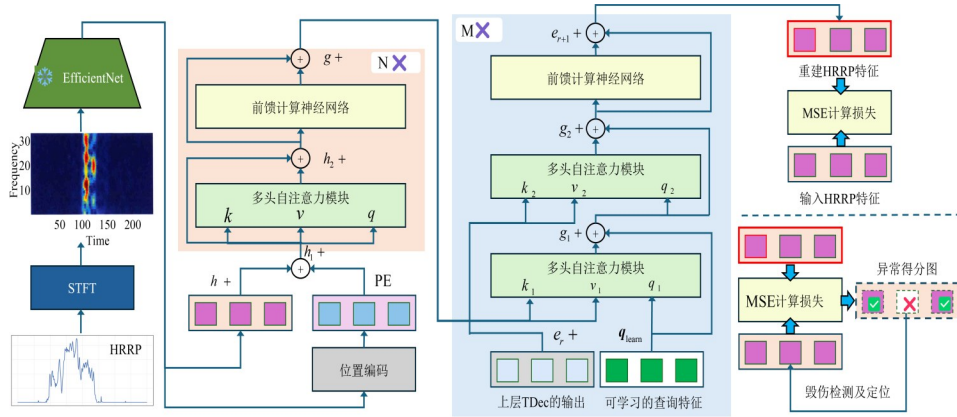


图 9 自注意力引导 HRRP 特征重建的无监督异常检测模型结构示意图

Figure 9 Schematic of the unsupervised anomaly detection model for self-attention-guided HRRP feature reconstruction

为清晰阐述其工作原理, 以第一层 Trans-Enc 为例, 该层通过多头自注意力和前馈网络对输入特征进行深度融合, 生成新的特征表示 \mathbf{g}^+ , 该过程可由以下数学公式表述:

$$q, k, v = \mathbf{h}_1^+, \mathbf{h}_1^+, \mathbf{h}_1^+, \mathbf{h}_2^+ = \text{Multhead}(q, k, v), \quad (10)$$

$$\mathbf{g}^+ = \text{FFN}(\mathbf{h}_2^+) + \mathbf{h}_2^+$$

$$\text{Multhead}(q, k, v) = \text{Concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_L) \mathbf{W}^O \quad (11)$$

$$\text{head}_j = \text{Attn}(q \mathbf{W}_j^q, k \mathbf{W}_j^k, v \mathbf{W}_j^v) \quad (12)$$

$$\text{Attn}(q, k, v) = \text{softmax}\left(\frac{qk^T}{\sqrt{C}}\right) \quad (13)$$

$$\text{FFN}(\mathbf{h}_2^+) = \max(0, \mathbf{h}_2^+ \mathbf{W}_1 + \mathbf{b}_1) \mathbf{W}_2 + \mathbf{b}_2 \quad (14)$$

其中: $\mathbf{W}_j^q, \mathbf{W}_j^k, \mathbf{W}_j^v \in \mathbb{R}^{C \times C}$ 和 $\mathbf{W}^O \in \mathbb{R}^{LC \times C}$ 为多头注意力的投影矩阵; $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2 \in \mathbb{R}^{C \times C}$ 和 $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2 \in \mathbb{R}^C$ 分别为前馈计算神经网络的权重和偏置参数。将 Trans-Enc 第一层的输出作为第二层的输入, 重复式 (10) ~ (14) M 次, 即得 M 层的 Trans-Enc, 各层的投影矩阵以及前馈网络的参数不共享。

在经过 M 层 Trans-Enc 得到 HRRP 编码后的特征 \mathbf{g}^+ , 为避免“恒等映射”问题, 本文利用在 2.1.1 节介绍过的可学习的查询向量 $\mathbf{q}_{\text{learn}} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 来改进 Transformer 解码器的结构^[42]。具体而言, 本文设计了具有 M 层解码器的 Trans-Dec, 如图 9 所示。该解码器的每

一层由两个多头自注意力和一个前馈神经网络构成。尽管它们在结构上与 Trans-Enc 中的一致, 但其功能存在显著差异。给定来自经过 M 层 Trans-Enc 编码后的特征 \mathbf{g}^+ 及 Trans-Dec 在第 r 层的特征 \mathbf{e}_r^+ , 则其在第 $r+1$ 层的输出特征 \mathbf{e}_{r+1}^+ 可通过“恒等映射”对消、特征融合以及非线性变换这三个步骤得到。该过程可由以下数学公式表述:

$$q_1, k_1, v_1 = \mathbf{q}_{\text{learn}}, \mathbf{g}^+, \mathbf{g}^+, \quad (15)$$

$$\mathbf{g}_1^+ = \text{Multhead}(q_1, k_1, v_1) + q_1$$

$$q_2, k_2, v_2 = \mathbf{g}_1^+ \mathbf{e}_r^+, \mathbf{e}_r^+, \mathbf{g}_2^+ = \text{Multhead}(q_2, k_2, v_2) + q_2, \quad (16)$$

$$\mathbf{e}_{r+1}^+ = \text{FFN}(\mathbf{g}_2^+) + \mathbf{g}_2^+$$

其中: $\mathbf{q}_{\text{learn}}$ 用于存储正常 HRRP 特征, 以克服测试阶段的“恒等映射”问题。Trans-Dec 中各层网络参数不共享。

(3) 模型参数优化。本文通过最小化输入 HRRP 特征和重构 HRRP 特征之间的 MSE 损失来优化模型参数。

由于预训练 EfficientNet 的参数固定, 仅需对 Transformer 的参数更新, 该损失函数的表达式如下:

$$L_{\text{MSE}} = \sum_{i=1}^N \left\| f_{\theta_{\text{Trans}}}(\mathbf{h}_i) - \mathbf{h}_i \right\|_2^2 \quad (17)$$

其中: θ_{Trans} 表示 Transformer 中优化的参数, \mathbf{h}_i 为第 i 个 HRRP 的输入特征, $f_{\theta_{\text{Trans}}}(\mathbf{h}_i)$ 为相应的重建特征。

(4) 目标毁伤评估。在测试阶段, 首先将待测目标的 HRRP 特征输入至已训练完成的重建网络, 得到对应的重建 HRRP 结果。通过计算输入与重建 HRRP 特征之间的 MSE 损失即可得到异常得分 s , 并根据 s 实现目标的毁伤评估, 即目标是否毁伤以及目标毁伤的部位。异常得分图 s 的计算结果如下:

$$S = \left\| \mathbf{h} - f_{\theta_{\text{Trns}}}(\mathbf{h}) \right\|^2, s = \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H S_i, \quad (18)$$

$$s^* = \max \{s_i | i \in [1, 2, \dots, d]\}$$

其中: $S \in \mathbb{R}^{H \times W}$ 为输入与重建 HRRP 特征之间的 MSE 损失, $s \in \mathbb{R}^W$ 则表示将 MSE 损失按行平均后得到的异常得分图, θ_{Trns} 为优化后的模型参数, s^* 表示异常得分。通过比较 s^* 和预设阈值 T , 可判断当前 HRRP 中是否存在异常, 若 $s^* > T$, 则判定目标毁伤; 反之则判定为正常。若目标被毁伤, 为了定位毁伤部位, 将 s 通过双线性插值上采样至 HRRP 的输入数据尺寸, 从而可得毁伤区域在距离维上的定位结果。

(5) 其他说明。本文选择在 HRRP 特征空间中进行重建, 而未将其还原至原始信号空间, 因此在模型结构上省略了从特征空间到信号空间的解码器, 从而显著降低了模型的参数量与计算复杂度。另一方面, 根据式 (18) 所定义的特征级异常得分图, 可建立其与目标时频表示 (TFR) 之间的显示位置关系。在此基础上, 利用双线性插值技术将异常得分图从 HRRP 特征空间映射至 TFR 空间, 进而根据 TFR 横轴 (距离维) 和纵轴 (频率维) 的物理含义, 沿频率维进行平均池化, 最终得到目标沿距离维的毁伤定位结果。

2.2 基于多域表征对齐融合的无监督正则化方法

尽管 HRRP 能够有效反映目标沿距离维的结构信息, 但由于其缺乏方位向信息, 其在挖掘适用于毁伤评估的本征特征方面仍存在局限性。为此, 在训练阶段, 本文引入目标的 ISAR 像, 以增强 HRRP 特征在毁伤评估中的判别能力, 从而使模型在测试阶段仅依靠 HRRP 输入即可实现稳健的毁伤检测与定位。如图 10 所示, 本文采用格拉姆矩阵计算目标的 HRRP 和 ISAR 像特征在多域表征空间中所张成的体积, 并通过最小化该体积实现多域表征的对齐与融合。该无监督正则化方法有效提升了模型在毁伤评估中的性能。

(1) HRRP 和 ISAR 像的多域特征提取。首先利用 2.1 节提出的 Transformer 提取 HRRP 和 ISAR 像特征, 作为多域表征对齐融合输入; 再利用格拉姆矩阵计算由 HRRP 和 ISAR 像特征所张成多面体的体积, 并最小化该体积以实现多域表征的对齐与融合。为了验证特征对齐融合位置对目标毁伤评估能力的影响, 提出 HRRP 编码器的不同实现方式。其中, Embed-

Layer 表示沿着 HRRP 最后一维特征维的线性变换。如图 10 所示, 本文利用两路结构独立的编解码器分别提取 HRRP 和 ISAR 像特征, 作为多域表征对齐融合的输入。两路编解码器的网络结构与 2.1 节所述 Transformer 模型一致, 但参数不共享。首先, 根据式 (17) 的重构损失函数分别对 HRRP 和 ISAR 像编解码器进行预训练; 随后固定 ISAR 像编解码器参数, 通过结合多域表征对齐融合正则项与重构损失函数, 对 HRRP 编解码器进行微调。为与格拉姆矩阵的符号表示一致, 将 HRRP 和 ISAR 像的特征分别记作 $\mathbf{v}_1 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 和 $\mathbf{v}_2 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 。为探究特征对齐位置对多域融合效果的影响, 本文设计了图 10(b) ~ 图 10(d) 所示的三种 HRRP 编码器结构。其中, EmbedLayer 表示沿 HRRP 最后一维进行线性变换的 MLP, 变换后特征维度保持不变。在图 10(b) 所示结构中, 为保持 EfficientNet 大规模数据集上预训练所得特征的迁移能力, 本文固定其参数。因此, EmbedLayer 的作用在于为 HRRP 与 ISAR 像特征的对齐过程引入可学习参数。在图 10(c) 和图 10(d) 所示结构中, 出于模型结构设计的公平性考虑, HRRP 特征对齐过程中仍保留 EmbedLayer。

(2) 基于格拉姆矩阵的多域表征对齐融合。在获得 HRRP 特征 $\mathbf{v}_1 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 与 ISAR 像特征 $\mathbf{v}_2 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 后, 本文采用格拉姆矩阵计算二者在多域表征空间中所张成的体积, 作为衡量特征相似性的依据, 并通过最小化该体积实现多域表征的对齐与融合, 从而提升 HRRP 特征在毁伤评估任务中的判别能力。为更直观地体现体积度量的几何含义, 图 10(a) 中引入了“其他特征”作为示意。在后续分析中, 本文仍聚焦于 HRRP 和 ISAR 像两个特征域, 此时体积度量将退化为面积计算。不失一般性, 以下仍以体积度量为出发点, 推导无监督正则化目标函数。

格拉姆矩阵的定义。令 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k$ 表示空间 \mathbb{R}^n 中的向量, 这些向量能够按列组成一个矩阵 $\mathbf{A} = (\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k)$ 。则格拉姆矩阵 $\mathbf{G}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k) \in \mathbb{R}^{k \times k}$ 具有如下定义^[34]:

$$\mathbf{G}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k) = \mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_1 \rangle & \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_k \rangle \\ \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_1 \rangle & \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_k \rangle \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_1 \rangle & \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_2 \rangle & \cdots & \langle \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_k \rangle \end{bmatrix} \quad (19)$$

将 HRRP 和 ISAR 像特征记作 $\mathbf{v}_1 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ 和 $\mathbf{v}_2 \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, 可知它们的格拉姆矩阵为 $\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_1 \rangle & \langle \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2 \rangle \\ \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_1 \rangle & \langle \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_2 \rangle \end{bmatrix}$ 。

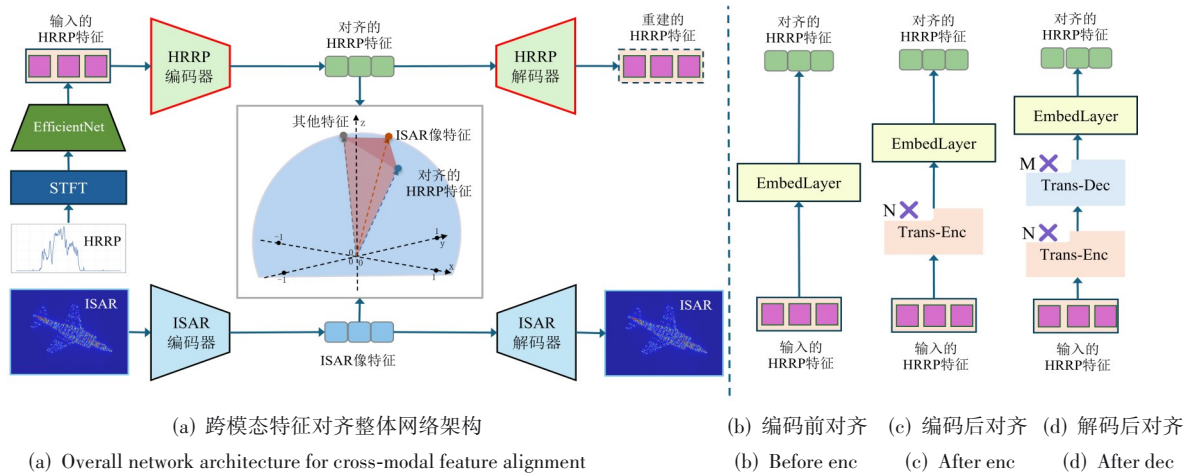


图 10 基于多域表征对齐融合的无监督正则化方法示意图

Figure 10 Overview of the unsupervised regularization method based on multi-domain representation alignment and fusion

k 维平行多面体体积计算定理。给定向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k$ 构成 \mathbb{R}^n 中的 k 维平行多面体,其格拉姆矩阵 $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{k \times k}$ 的行列式(称为格拉姆行列式)等于该平行多面体体积的平方^[45]:

$$\text{Vol}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k) = \sqrt{\det \mathbf{G}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k)} \quad (20)$$

在表征类型数目 k 小于特征维度 n 的情况下,上述定理提供了一种计算 k 维平行多面体体积的有效方法,能够揭示不同表征之间对齐关系的关键信息。因此,基于格拉姆行列式的体积度量可自然扩展至本文所提出的 HRRP 和 ISAR 像特征对齐融合中来,为目标毁伤评估提供更具结构判别力的特征。该正则化方法具有良好的扩展性,未来可进一步引入更多类型的特征表示,如物理特征和时频特征等^[46-47]。根据式(20)定义如下两项无监督正则化损失函数,最小化它们即可实现多域表征的对齐与融合。

$$L_{M2A} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{\exp(-\text{Vol}(a_i, m_{2,i}, m_{3,i}, \dots, m_{k,i}))}{\sum_{j=1}^B \exp(-\text{Vol}(a_j, m_{2,i}, m_{3,i}, \dots, m_{k,i}))} \quad (21)$$

$$L_{A2M} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{\exp(-\text{Vol}(a_i, m_{2,i}, m_{3,i}, \dots, m_{k,i}))}{\sum_{j=1}^B \exp(-\text{Vol}(a_i, m_{2,j}, m_{3,j}, \dots, m_{k,j}))} \quad (22)$$

其中: a_i 表示待对齐的锚点特征; $m_{2,i}, m_{3,i}, \dots, m_{k,i}$ 为其他用于融合的特征。在本文中,待对齐的特征为 HRRP 特征, ISAR 像特征为用于融合的特征。最小化式(21)的含义是对每个用于融合的特征,从 B 个待对齐的锚点特征中找出最匹配的锚点特征;最小化式(22)的含义为对每个待对齐的锚点特征,从 B 个用于融合的特征中找出最匹配的融合特征,其中第 j 个用于融

合的特征由 $\{m_{2,j}, m_{3,j}, \dots, m_{k,j}\}$ 组成。

(3) 基于格拉姆矩阵的模型参数正则化。为进一步提升基于自注意力机制的 HRRP 特征重建在毁伤评估任务中的鲁棒性,本文在 2.1 节所得预训练 HRRP 特征编解码器的基础上,对优化目标函数进行扩展,在式(17)所示重构损失函数中,引入式(21)与式(22)所示的多域表征对齐融合正则化损失,构成如下总体损失函数,进一步增强模型的特征学习能力与域适应能力,并基于此对预训练 HRRP 特征编解码器进行微调,即

$$L_{\text{Total}} = L_{\text{MSE}} + \frac{1}{2} (L_{M2A} + L_{A2M}) \quad (23)$$

3 实验结果与分析

为验证本文提出的基于雷达回波多域表征对齐融合的目标异常检测方法在目标毁伤评估中的有效性,本章基于第 1 节构建的自研仿真数据集开展实验。实验内容主要包括四个方面:(1) 实验设置介绍,包括仿真数据集、模型结构、优化参数配置以及性能评估指标;(2) 毁伤评估与分析,包括目标毁伤检测的定量评估结果、毁伤区域定位的可视化展示,以及对整体结果的综合讨论;(3) 消融实验,分析正则化损失函数的作用,并评估所提出的“恒等映射”对消模块对模型性能的影响;(4) 鲁棒性分析,探讨关键超参数对模型性能的影响,包括 STFT 频率维选择、EfficientNet 预训练策略的作用、HRRP 中特征对齐位置的作用,以及不同信噪比条件下的模型表现。

3.1 实验数据与划分

实验数据采用第 1 节构建的自研仿真数据集,仿真参数如表 1 所示。

目标平台为 Harrier2 攻击机,设置机翼毁伤、尾翼毁伤及整机毁伤三类情形。在数据构造与模态配对

表1 雷达系统与观测场景的仿真参数

Table 1 Simulation parameters of the radar system and observation scenario

类别	参数	数值	单位
雷达系统参数	载频	9	GHz
	分辨率	0.75	m
	脉冲宽度	5	μs
	采样率	400	MHz
	脉冲重复频率	1 000	Hz
观测场景参数	目标距离	200	km
	目标角速度	0.01	rad/s

方面,本文采用滑动窗口机制建立 HRRP 与 ISAR 像的严格时空对应关系。具体而言,数据采集覆盖方位角范围 $0^\circ\sim 360^\circ$,步长为 4° ,共得到 90 个方位角。在每个方位角下,对连续 HRRP 序列采用长度为 64 的滑窗处理,步长为 5,得到 88 幅 ISAR 图像。为建立跨域配对关系,本实验选取滑窗中心位置的 HRRP 作为对应样本,并与 ISAR 图像一一对应,从而保证跨域对齐的一致性。

表2 配对后的 HRRP 与 ISAR 数据集划分情况

Table 2 Split of the paired HRRP and ISAR dataset

模态	样本来源	数据集划分	样本数量(总计)	用途
HRRP	正常目标	训练	$90 \times 88 = 7\,920$	模型训练(主输入)
	正常目标	测试	$90 \times 88 = 7\,920$	性能评估(与毁伤对比)
	毁伤目标	测试	$3 \times (90 \times 88) = 23\,760$	性能评估(尾翼/机翼/整机)
ISAR	正常目标	训练	$90 \times 88 = 7\,920$	跨域监督(表征对齐)
	正常目标	测试	$90 \times 88 = 7\,920$	性能评估与可视化
	毁伤目标	测试	$3 \times (90 \times 88) = 23\,760$	性能评估与可视化

3.2 实验环境与参数配置

本实验在模型结构上,首先利用预训练的 EfficientNet 提取经 STFT 变换后的 HRRP 特征,STFT 点数设为 256,提取后的特征通道数为 196(EfficientNet 结构参见文献[44])。随后,采用 4 层 Trans-Enc 与 4 层 Trans-Dec(如图 7 所示),其投影矩阵输出的特征通道数均保持为 196,以保证与 HRRP 特征的一致性。根据式(11),在目标毁伤定位中双线性插值的高斯核宽度设为 4。ISAR 图像的编解码器采用与 HRRP 特征提取相同的结构,但参数不共享。具体而言,先利用预训练的 EfficientNet 提取 ISAR 特征,再经 Trans-Enc 与 Trans-Dec 得到重构特征,并与原始特征计算 MSE 损失进行优化。这一设计既保证了结构上的一致性,也增强了跨域表征对齐的有效性。在训练配置方面,总迭代轮数为 200,批次大小为 32。优化器选用 Adam^[48],学习率设为 1×10^{-4} ,其他参数采用 PyTorch^[49]默认值。所有实验在 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU 服务器上进行,显存容量为 24×10^9 B。

在数据划分上,训练阶段从所有正常样本中随机抽取 50% 构建 HRRP-ISAR 配对集,训练时仅使用这些正常数据,模型同时输入 HRRP 及其配对的 ISAR 像,ISAR 像仅作为“多域表征对齐”的辅助信号,用于引导 HRRP 编码器学习结构信息。其余正常样本与全部毁伤样本则组成测试集,用于毁伤检测与评估。在测试阶段包含剩余 50% 的正常样本和全部毁伤样本(尾翼、机翼、整机毁伤)。测试时,模型仅输入 HRRP 数据进行异常检测,不再依赖 ISAR 像输入,从而验证所提方法在单模态条件下的毁伤评估能力。测试时与 HRRP 配对的 ISAR 像输入只为评估 ISAR 像作为辅助信号的异常检测性能,与 HRRP 独立进行性能评估测试与可视化,配对后的训练与测试样本数量如表 2 所示。数据集覆盖 $0^\circ\sim 360^\circ$ 方位角(步长 4°),每个方位角下通过长度为 64 的滑窗生成 88 幅 ISAR 图像,并取滑窗中心 HRRP 与之配对。训练集由 50% 的正常样本构成,用于跨域表征对齐;测试集由其余正常样本及全部毁伤样本构成,用于毁伤检测与评估。

对比方法 PatchCore 与 UniAD 均采用官方公开实现的推荐默认配置进行复现。PatchCore 使用 ImageNet 预训练的 WideResNet50 作为特征提取器,并选取 layer2/layer3 特征构建记忆库(coreset 占比为 0.1);UniAD 使用 ImageNet 预训练的 EfficientNet-b4,融合 stage-1~stage-4 多层特征进行重建学习(输入尺寸 224×224 ,特征图尺寸 14×14)。所有对比方法均在与本文一致的数据划分与训练样本规模下进行训练与评估,相关设置全部遵循原方法默认方案。

3.3 评估指标

数值指标。本文采用 AUROC(Area Under the Receiver Operating Characteristic curve)作为核心评价指标,用于衡量不同毁伤状态下的目标检测性能。AUROC 越大,表明模型在较低阈值下即可检出毁伤,检测鲁棒性更强。此外,本文引入最优传输距离(Optimal Transport, OT)^[50]作为辅助指标,用于定量评估 HRRP 与 ISAR 特征在对齐前后的分布差异,OT 距离通过寻找两个分布间的最优匹配来刻画它们的差异,

其数学形式如下:

$$OT(P, Q) = \min_{r \in \Pi(P, Q)} \langle r, C \rangle \quad (24)$$

其中: P 与 Q 为两域的特征分布; C 为代价矩阵(元素可由欧氏或余弦距离计算); r 为传输矩阵; $\Pi(P, Q)$ 表示满足边际约束的可行解集合。OT 距离越小, 说明两域特征分布越接近。由于直接求解计算量较大, 本文采用其熵正则化近似形式——OT-Sinkhorn 算法, 高效地评估 HRRP 与 ISAR 特征的对齐程度。

可视化指标。本文利用 ISAR 像对基于 HRRP 的毁伤评估检测进行“结构可解释”的可视化; 作为 OT 数值指标的辅助, 采用 t-SNE^[51] 方法对模型的多域表征对齐能力进行可视化展示。

3.4 仿真实验结果与分析

3.4.1 系统测试数据

(1) 目标毁伤检测能力评估。表 3 全面总结了基于高分辨距离像(HRRP)与逆合成孔径雷达图像(ISAR)在不同毁伤部位下的检测性能, 覆盖了尾翼、机翼和整机三类情形, 同时给出了三类毁伤样本合并后的整体性能指标, 旨在反映所提方法在综合应用场景下的鲁棒性。毁伤检测的评估指标统一采用 AUROC。从结果可以看出:

(a) 所提方法能够基于目标的 HRRP 实现有效的毁伤检测。由于尾翼在整体结构中占比较小, 可用于对比检测的特征有限, 因此其检测性能低于机翼和整

机的情形。尽管如此, 所提方法在各个部位毁伤的综合同情况下的检测性能仍然可观。这表明, 本文所提的无监督异常检测方法能够有效提取目标 HRRP 的正常特征并将其用于毁伤评估; 同时, 该方法无需依赖毁伤标注, 因而显著提升了其在实际应用场景中的灵活性与可扩展性。

(b) 在具备 ISAR 成像条件的测试场景中, 无论是尾翼这种局部毁伤, 还是机翼和整机这样的大范围毁伤, 所提方法均能取得极高的检测性能。这一结果一方面表明 ISAR 像在方位向的目标结构信息更有利于提供用于毁伤检测的本征特征, 另一方面也验证了本文所提的 ISAR 像编解码器能够有效地挖掘用于毁伤检测的本征特征。

(2) 目标毁伤定位能力评估。图 11 展示了本文方法在整机毁伤情况下的定位可视化结果。对比正常与毁伤后的 HRRP 和 ISAR 像可以发现:

(a) 目标整机毁伤使其物理结构发生明显变化, 进而导致 HRRP 与 ISAR 像相较正常状态出现显著差异, 为本文所提无监督异常检测方法的物理机理上的可行性与有效性提供了支撑;

(b) 根据 HRRP 和 ISAR 像在距离维上的定位结果对应关系可以看出, 基于 HRRP 的目标毁伤定位与 ISAR 像在距离维上的定位结果吻合, 这表明在不具备 ISAR 成像条件时, 仅利用 HRRP 也能够较准确地定位目标沿距离维的毁伤情况;

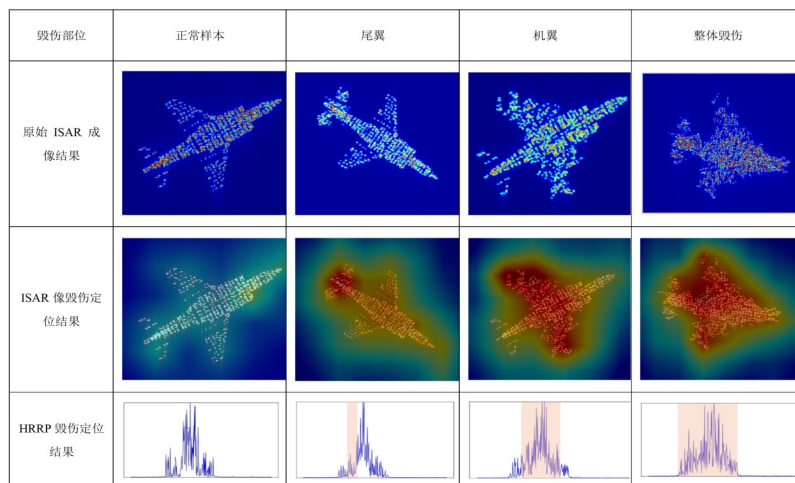


图 11 不同毁伤状态下 ISAR 成像与毁伤定位结果对比

Figure 11 Comparison of ISAR imaging and damage localization results under different damage states

(c) 相较 HRRP, ISAR 像提供了更为丰富的目标结构特征, 具有更高的视觉可解释性, 二者的定位结果也为表 3 中的毁伤检测能力提供了定性的支撑和可解释性。

(3) 基于自研数据集的对比实验与性能分析。在研数据集上, 新增了与两类典型无监督异常检测方法的

对比, 包括 PatchCore^[52] 和 UniAD^[32], 前者是基于特征检索异常检测方法的代表, 后者是基于特征重建异常检测方法的代表, 报告了所提方法与对比方法基于 HRRP 毁伤评估的样本级 AUROC 指标(%), 如表 3 所示。

从结果分布进一步分析三类方法的差异来源。PatchCore 在四种设定下整体偏低(64.97%、51.94%、

表3 自研雷达毁伤数据集上本级毁伤评估实验结果对比

单位:%

Table 3 Comparison of sample-level damage assessment results on the in-house radar damage dataset unit:%

打击部位	UniAD _{HRRP}	PatchCore _{HRRP}	OURS _{HRRP}	OURS _{ISAR}
整机	78.98	64.97	95.20	100.00
尾翼	66.67	51.94	77.20	99.31
机翼	71.59	66.49	89.70	99.96
尾翼+机翼+整机	72.40	61.14	87.38	99.84

66.49%、61.14%),其原因与检索式异常检测范式的固有假设有关,该方法依赖冻结骨干网络抽取局部特征并构建“正常特征库”,推理时以最近邻距离作为异常分数。然而,HRRP基于一维散射表征,其判别差异更多体现为距离向能量分布形态的改变(高能量区的位置、范围与相对强度变化),而非具有稳定语义对应的局部纹理 patch,因此基于局部特征检索的距离度量更容易出现分数分离不足的情况。这一点在尾翼与混合设定下尤为明显(51.94%、61.14%),说明对于部件级毁伤与多类型混合毁伤,简单检索式度量更难形成可靠判别。

相比之下,UniAD的 AUROC 整体高于 PatchCore,表明重建式统一框架能够在“仅正常样本训练”的协议下学习到一定的正常基准,从而在毁伤样本出现时产生更稳定的异常响应。但其在尾翼与混合设定下仍存在明显瓶颈(66.67%、72.40%),反映出仅依赖单域 HRRP 的重建约束时,对部件级毁伤及复杂组合毁伤所引入的结构差异刻画仍不充分。

表4 基于HRRP毁伤检测的消融实验结果(AUROC)

单位:%

Table 4 Ablation results of HRRP-based damage detection (AUROC)

unit:%

EfficientNet 预训练	恒等映射对消模块	多域表征对齐融合	毁伤部位			
			尾翼	机翼	整机	尾翼+机翼+整机
√			63.47	71.93	74.48	69.96
√	√		67.06	76.18	81.98	75.07
√		√	69.23	83.73	85.75	79.57
√	√	√	77.21	89.74	95.20	87.38
	√	√	63.48	76.97	76.70	72.38

注:√表示使用该模块。

(2)多域表征对齐融合正则的消融与分析。表4给出了所提方法在有无“多域表征对齐融合正则化”条件下的消融实验结果。对比表4中第一行和第三行,可以看到该正则化在尾翼、机翼、整机及组合毁伤等场景下均带来了稳定的性能提升,平均检测增益约9个百分点。从而验证了该正则化能够通过合理的对齐 ISAR 像特征为 HRRP 特征的表示学习融入目标的结构信息,进而提高目标毁伤评估的鲁棒性。

此外,本实验还给出了表征对齐融合前后 HRRP

本文方法相较 UniAD 的进一步增益,核心来自跨表征对齐机制。训练阶段引入 ISAR 分支作为结构参照,通过对齐约束将更明确的结构一致性信息传递到 HRRP 分支,从而提升 HRRP 表征的稳定性与可分性。因此,即使推理阶段仅输入 HRRP,仍能在更具挑战的尾翼与混合设定下保持稳定领先(77.21%、87.38%),并在整机与机翼设定上进一步拉开差距(95.20%、89.74%)。作为补充,表3中 ISAR 列结果用于说明对齐参照本身具备较强可分性,从而能够为对齐学习提供有效约束。本文的核心结论仍以 HRRP 主任务的性能提升为准。

3.4.2 消融实验的结果与分析

为了进一步分析各个设计模块在整体性能提升中的具体作用,本节开展消融实验,对“恒等映射”对消模块、“多域表征对齐融合”以及 EfficientNet 预训练分别进行评估。通过与简化模型和完整模型的对比,可以揭示不同模块在性能提升中的关键贡献。

(1)“恒等映射”对消模块的消融与分析。表4展示了所提方法在有无“恒等映射”对消模块时的消融实验结果。对比表4中第一行和第二行可以看出,该模块在四类毁伤情形下均带来了性能提升,其中尾翼、机翼、整机及组合毁伤的 AUROC 分别提高了约3.6、4.3、7.5和12.0个百分点,平均增益约为7个百分点。这表明“恒等映射”对消模块能够在基于 HRRP 特征重建的无监督异常检测中,有效缓解特征走捷径而在测试阶段错误重构异常 HRRP 特征的现象,从而验证了第2.1.1节所述观点。

与 ISAR 特征的 t-SNE 二维可视化结果,并报告了二者的最优传输距离(用于反映多域表征对齐融合的定量效果),如图12所示。可以看出:在对齐之前,HRRP 特征和 ISAR 特征之间的 OT 距离较大,且 t-SNE 二维可视化结果显示二者在特征空间中几乎无重叠,这说明若缺少正则化约束,ISAR 特征中蕴含的方位向结构信息难以迁移至 HRRP 特征。引入表征对齐融合后,HRRP 与 ISAR 特征之间的“重叠度”显著提高,OT 距离明显减小,从而使 HRRP 特征获得更加丰富的结

构信息,提升了基于HRRP特征重建的目标毁伤评估能力。

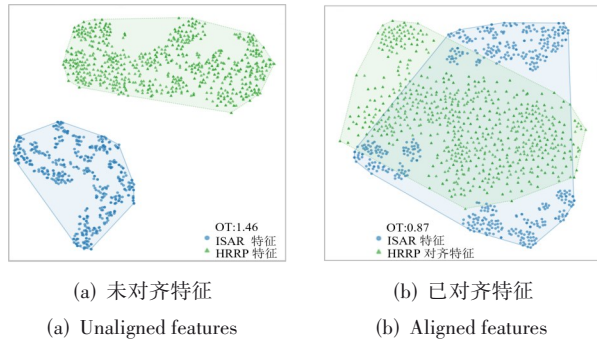


图12 HRRP特征与ISAR特征在对齐前后的聚类效果可视化
Figure 12 Clustering results of HRRP and ISAR features before and after alignment

(3)模块对比与结合。对比表4第2、3行的实验结果可以看出,“多域表征对齐融合正则化”相比“恒等映射”对消模块在目标毁伤评估中带来的检测增益更加显著。例如,在尾翼、机翼、整机以及组合毁伤场景下的检测增益分别为2.2、7.5、3.8和4.5个百分点。对比表4中第2、3行与第4行的实验结果可以发现,尽管“恒等映射对消模块”和“多域表征对齐融合”均能一致性地提高模型的毁伤评估能力,将二者结合起来,相较单独采用任一模块,更能够发挥出所提方法在无监督目标毁伤评估中的泛化性。

(4)EfficientNet预训练。对比表4第4、5行的实验结果可以看到,采用预训练的EfficientNet整体性能明显更优,在四类场景下的AUROC均有提升,平均增益约为15个百分点。这说明预训练特征能够有效改善HRRP的表征质量,使模型在无监督异常检测任务中具备更强的判别能力。

3.4.3 鲁棒性与敏感性分析

在前文的消融实验中,我们验证了各个设计模块在整体性能提升中的作用。为了进一步评估模型在不同外部条件与参数设置下的稳健性,本文接下来从超参数选择、预训练策略、特征对齐位置、信噪比环境以及推理开销等方面展开分析。这些实验有助于检验所提方法在复杂应用场景下的鲁棒性与实用性。

(1)STFT频率采样点数的影响。为分析STFT频率采样点数对模型性能的影响,本实验将其分别设置为64、128、256和512,并在相同条件下进行目标毁伤检测。各场景下的检测结果如表5所示。从结果来看,当采样点数为64、128和256时,模型在尾翼、机翼和整机毁伤下均表现稳定,其中256点时整体性能最佳,四类场景下的平均AUROC达到87.38%;而当点数增加至512时,性能明显下降,平均AUROC降至82.08%。这一现象表明:在64~256范围内,采样点

数的变化对模型性能影响不大;但当采样点数过高时,可能引入了冗余或噪声成分,削弱了有效特征的判别能力,导致检测性能下降。综合考虑性能与稳定性,本文最终选择256点作为默认配置。

表5 不同STFT频率采样点数下基于HRRP的毁伤检测结果(AUROC)
单位:%

STFT 采样点数	毁伤部位			
	尾翼	机翼	整机	尾翼+机翼+整机
64	77.22	88.03	96.31	87.19
128	77.21	86.77	94.54	86.17
256	77.21	89.74	95.20	87.38
512	72.19	84.89	89.15	82.08

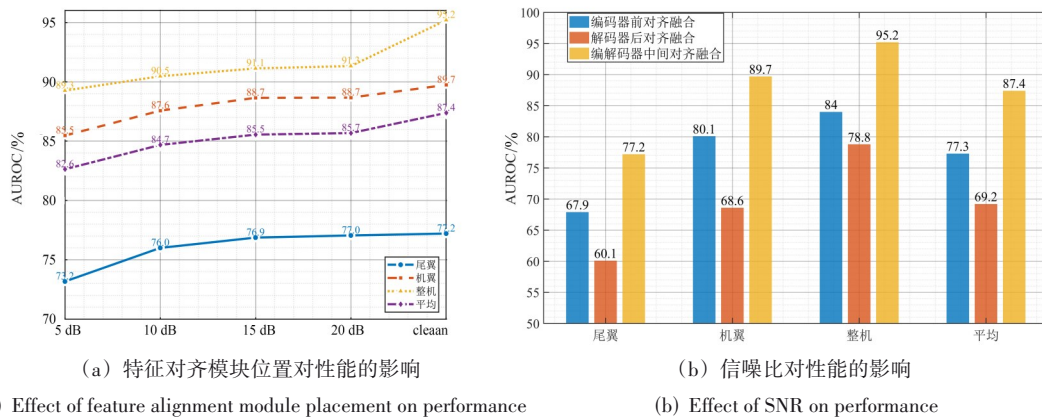
(2)多域表征对齐融合位置的影响。为探讨特征对齐模块在不同网络位置引入时的效果,本实验设计了三组对比:将特征对齐作用于解码器阶段、编码器初始层以及编码器输出与解码器输入之间的中间表示(本文方案)。各设置下的毁伤检测结果如图13(a)所示。

实验结果表明:当对齐模块放置在解码器阶段时,模型性能最低;若将其置于编码器初始层,检测性能有所提升,但整体效果仍不理想;相比之下,当对齐模块作用于编码器输出与解码器输入之间的中间表示时,性能表现最佳,平均AUROC超过87%。

这一现象说明:解码器阶段的特征已主要服务于重建过程,更关注细节恢复与结构还原,其表达逐渐向输入空间靠近,因而判别能力相对有限,不利于实现有效的跨域分布约束;编码器初始层的特征语义不足,限制了对齐效果;相比之下,中间表示兼具语义抽象与判别能力,更适合作为跨域对齐的位置。因此,本文最终采用在编码器与解码器之间进行对齐的方案。

(3)信噪比的影响。图13(b)展示了所提毁伤检测模型在不同信噪比条件下基于HRRP检测的性能表现。结果表明,在5~20 dB范围内整体性能依然保持稳定。这说明本文所提的带噪编码能够增强模型的抗噪声能力,使其在低信噪比条件下,模型仍能够保持较高的识别准确率和稳定性,体现出更强的鲁棒性。

(4)复杂的噪声及干扰环境的影响。在复杂的噪声及干扰环境下,椒盐噪声与散射体干扰是ISAR成像中普遍存在的共性问题,会对目标HRRP/ISAR像的成像质量产生不利影响^[53-54],进而降低本文所提毁伤评估方法的性能。图14展示了在10%椒盐噪声(即10%的像素点被椒盐噪声污染)以及50个散射体干扰^[55]下目标的ISAR像,相应的HRRP序列由ISAR像逆变换得到,用于进一步分析复杂干扰条件下方法的稳定性与适用性。



(a) Effect of feature alignment module placement on performance (b) Effect of SNR on performance

图 13 基于HRRP的毁伤检测性能

Figure 13 HRRP-based damage detection performance

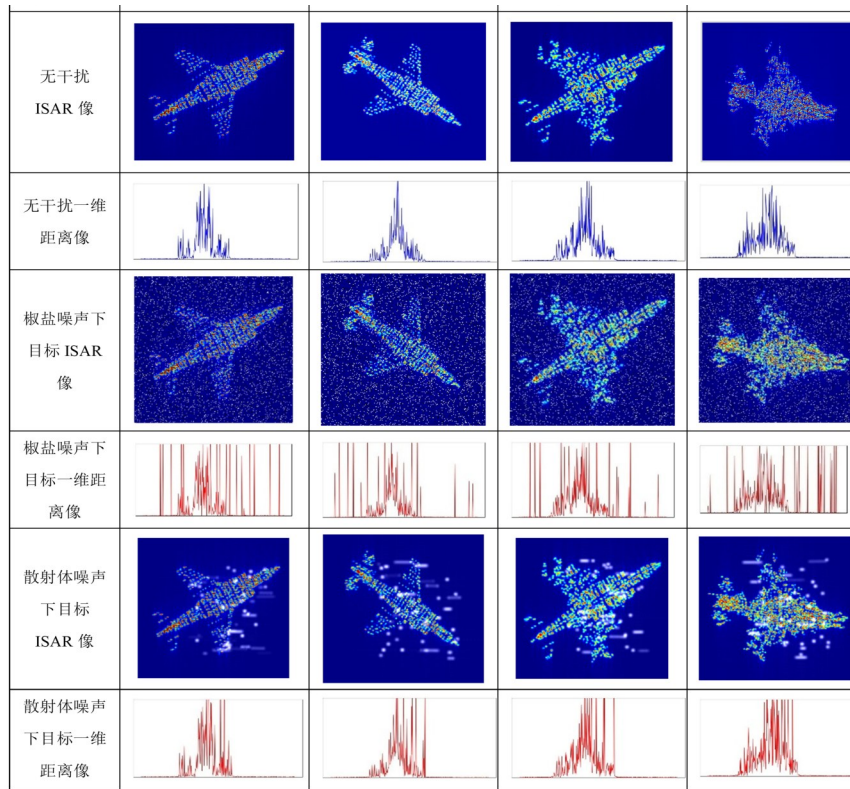


图 14 10% 的像素点被椒盐噪声污染以及 50 个散射体干扰下的目标 ISAR 像与一维距离像

Figure 14 Target ISAR images and 1D range profiles under 10% salt-and-pepper noise contamination and interference from 50 scatterers

表 6 与表 7 分别报告了本文所提算法的性能随椒盐噪声占像素百分比和散射体个数变化时的结果。可以看出,在模型训练过程中引入椒盐噪声和散射体干扰进行嵌入,有助于提升算法在复杂干扰条件下的适应能力与稳健性,使其在不同噪声强度和干扰水平下仍能够保持较好的评估性能。这一现象与高斯噪声条件下所得结论是一致的,说明该方法对不同类型扰动具有较为一致的鲁棒性提升效果。由此进一步表明,本文所提毁伤评估方法在多种实际干扰环境下

均具有良好的有效性、稳定性和鲁棒性,具备一定的工程应用潜力。

3.4.4 模型的推理实时性

表 8 给出了所提方法在训练与测试阶段的计算开销与资源占用情况。模型参数量约 19.3×10^6 (不包含 EfficientNet 参数),计算复杂度在 5.82×10^{10} FLOPs 量级,整体结构相对轻量。测试阶段的显存占用仅为 0.43×10^9 B,单样本推理耗时约 0.049 s,说明该方法在保证检测精度的同时具备较好的实时性和部署潜力。

表 6 不同像素比例的椒盐噪声下基于HRRP的毁伤检测结果(AUROC)
单位:%

Table 6 AUROC of HRRP-based damage detection under salt-and-pepper noise with different pixel ratios unit:%

椒盐所占ISAR 像素点	毁伤部位			
	尾翼	机翼	整机	尾翼+机翼+整机
0	77.21	89.74	95.20	87.38
10	76.15	87.11	95.78	86.35
20	75.32	86.05	94.88	85.42
30	74.58	85.12	93.95	84.55
40	73.45	84.28	92.76	83.50
50	72.88	83.15	91.55	82.53

表 7 不同个数的散射体噪声下基于HRRP的毁伤检测结果(AUROC)
单位:%

Table 7 AUROC of HRRP-based damage detection under scatterer noise with different numbers of scatterers unit:%

散射体 噪声个数	毁伤部位			
	尾翼	机翼	整机	尾翼+机翼+整机
0	77.21	89.74	95.20	87.38
10	76.97	88.49	95.71	87.06
20	76.36	87.66	94.64	86.22
30	75.54	86.52	93.79	85.28
40	74.65	85.17	92.58	84.13
50	73.30	84.29	91.68	83.09

表 8 模型训练与测试阶段的计算开销与资源占用

Table 8 Computational cost and resource consumption in the training and testing stages

阶段	FLOPs	模型参数量	GPU 占用/B	单样本耗时/s
训练	5.82×10^{10}	19.3×10^6	2.50×10^9	—
测试	5.82×10^{10}	19.3×10^6	0.43×10^9	4.92×10^{-2}

注:—表示无需检测。

4 结束语

本文围绕空中目标毁伤数据获取难、跨模态特征融合不足及异常检测精度受限等问题,提出了一套完整的雷达目标多类毁伤数据生产与异常检测建模方法。首先,针对真实空中目标毁伤场景难以获取的现状,本文基于三维建模与电磁仿真技术,构建了涵盖典型打击情境及多类毁伤状态的高保真目标三维模型,并结合点散射中心假设,仿真生成了包含一维距离像与二维ISAR像在内的多类型雷达回波数据,为后续毁伤评估与异常检测提供了坚实的数据基础。其次,面向跨模态特征重构与无监督异常检测需求,本文设计了融合分层解码器的统一特征重构模型,实现了HRRP与ISAR像的深度结构化建模,有效缓解

了传统方法中重构过程中出现的“特征走捷径”问题,提升了异常模式的可分辨性。最后,针对单一模态表征能力不足的问题,本文提出了一种基于多域雷达回波表征的跨模态融合检测框架,通过双路特征编码与一致性对齐策略实现深度融合,并引入基于特征对齐行列式的损失函数,显著增强了模型对异常模式的响应能力与跨模态泛化能力。综上所述,本文在雷达目标毁伤数据生成、跨模态特征重构以及多域融合异常检测等方面均进行了系统性研究与创新,为空中目标毁伤评估与智能感知技术的发展提供了可行且高效的技术路线。未来工作将进一步结合实测雷达数据与更多样化的毁伤场景验证所提方法的鲁棒性与工程应用价值。

参考文献

- [1] Lang Ping, Fu Xiongjun, Dong Jian, et al. Recent advances in deep-learning-based SAR image target detection and recognition[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 6884-6915.
- [2] Yan Bo, Paolini E, Xu Luping, et al. A target detection and tracking method for multiple radar systems[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5114721.
- [3] Qin Jiahao, Zhu Mengtao, Pan Zesi, et al. Memory-based deep reinforcement learning for cognitive radar target tracking waveform resource management[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2023, 17(12): 1822-1836.
- [4] Guo Jiuyi. The latest development of synthetic aperture radar: An overview[J]. Applied and Computational Engineering, 2024, 112(1): 186-193.
- [5] Han Fangzhzhou, Dong Hongwei, Si Lingyu, et al. Improving SAR automatic target recognition via trusted knowledge distillation from simulated data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5204314.
- [6] He Zheng, Zhao Boxing. A phased array radar damage assessment method based on damage tree - fuzzy analytic hierarchy process[C/OL]//Proceedings of the 3rd International Conference on Computer, Artificial Intelligence and Control Engineering. ACM, 2024: 858-864. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3672758.3672900>. DOI:10.1145/3672758.3672900.
- [7] Zhang Xuwei, Li Hanshan, Hu Jie. Research on target damage evaluation and optimization algorithm based on random incomplete information[J]. AIP Advances, 2024, 14(2): 025330.
- [8] Shao Shuai, Liu Hongwei, Zhang Lei, et al. Noise-robust

- interferometric ISAR imaging of 3-D maneuvering motion targets with fine image registration[J]. *Signal Processing*, 2022, 198: 108578.
- [9] Xu Xinbo, Zhang Qiang, Su Fulin, et al. Similarity-oriented method for inverse synthetic aperture radar imaging with low signal-to-noise ratio[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2024, 18(7): 1068-1079.
- [10] Huang Jiankai, Yin Jiapeng, Xu Zhiming, et al. Polarization scattering regions: A useful tool for polarization characteristic description[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(2): 306.
- [11] Guo Guangbin, Guo Lixin, Wang Rui, et al. Transient scattering echo simulation and ISAR imaging for a composite target-ocean scene based on the TDSBR method[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1183.
- [12] Pienaar C, Odendaal J W, Joubert J, et al. RCS validation of asymptotic techniques using measured data of an electrically large complex model airframe[J]. *Applied Computational Electromagnetics Society Journal (ACES)*, 2017: 60-67.
- [13] Dong Ganggang, Liu Hongwei. Target recognition in ISAR image *via* range profile perturbation imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5227811.
- [14] Ni Pengshuai, Liu Yanyang, Pei Hao, et al. CLISAR-net: A deformation-robust ISAR image classification network using contrastive learning[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(1): 33.
- [15] Li Ke, Wang Di, Hu Zhangyuan, et al. Unleashing channel Potential: Space-frequency selection convolution for SAR object detection[C/OL]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2024: 17323-17332. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10656163>. DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01640.
- [16] Roth K, Pemula L, Zepeda J, et al. Towards total recall in industrial anomaly detection[C/OL]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2022: 14298-14308. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9879738/>. DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01392.
- [17] Livernoche V, Jain V, Hezaveh Y, et al. On diffusion modeling for anomaly detection[PP/OL]. V3. arXiv (2025-03-25)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.18593>.
- [18] Liang Xueling, Chen Bo, Chen Wenchao, et al. Unsupervised radar target detection under complex clutter background based on mixture variational autoencoder[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(18): 4449.
- [19] Muzeau M, Ren C F, Angelliaume S, et al. Self-supervised learning based anomaly detection in synthetic aperture radar imaging[J]. *IEEE Open Journal of Signal Processing*, 2022, 3: 440-449.
- [20] Kingma D P, Welling M. Auto-encoding variational Bayes[PP/OL]. V11. arXiv (2022-12-10)[2025-10-02]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>.
- [21] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[PP/OL]. V1. arXiv (2014-06-10)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>.
- [22] Qian Jun, Wu Zhenhua, Cao Yice, et al. Unsupervised anomaly detection for radar active deception jamming based on denoising diffusion implicit model[C/OL]//IET International Radar Conference (IRC 2023): Vol. 2023. IEEE, 2023: 2454-2457. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10562450>. DOI: 10.1049/icp.2024.1471.
- [23] Ho J, Jain A, Abbeel P. Denoising diffusion probabilistic models[PP/OL]. V2. arXiv (2020-12-16)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239>.
- [24] Yang Wei, Chen Tianqi, Lei Shiwen, et al. Radar HRRP feature fusion recognition method based on ConvLSTM network with multi-input gate recurrent unit[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(23): 4533.
- [25] 田彪, 刘洋, 呼鹏江, 等. 宽带逆合成孔径雷达高分辨成像技术综述[J]. *雷达学报*, 2020, 9(5): 765-802.
- Tian Biao, Liu Yang, Hu Pengjiang, et al. Review of high-resolution imaging techniques of wideband inverse synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 765-802. (in Chinese)
- [26] Zhang Junqiu, Wang Yong, Lu Xiaofei. Distributed inverse synthetic aperture radar imaging of ship target with complex motion[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2021, 32(6): 1325-1337.
- [27] 李永祯, 黄大通, 邢世其, 等. 合成孔径雷达干扰技术研究综述[J]. *雷达学报*, 2020, 9(5): 753-764.
- Li Yongzhen, Huang Datong, Xing Shiqi, et al. A review of synthetic aperture radar jamming technique[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 753-764. (in Chinese)
- [28] 李俊颜, 杨青, 李中余, 等. 基于空变多普勒参数聚类的微波光子ISAR高精度成像方法[J]. *电子学报*, 2024, 52(12): 3941-3956.
- Li Junyan, Yang Qing, Li Zhongyu, et al. High-precision microwave photonic ISAR imaging method based on spatially variant Doppler parameter clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2024, 52(12): 3941-3956. (in Chinese)
- [29] Deng Jie, Su Fulin. SDRnet: A deep fusion network for ISAR ship target recognition based on feature separation

- and weighted decision[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(11): 1920.
- [30] 王浩添, 冀振元, 化青龙, 等. 基于多分支多信息多深度复值特征融合网络的 SAR 舰船目标识别方法[J]. *电子学报*, 2025, 53(10): 3759-3772.
Wang Haotian, Ji Zhenyuan, Hua Qinglong, et al. Recognition method of ship targets for SAR based on M3Net[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(10): 3759-3772. (in Chinese)
- [31] Borden B. Mathematical problems in radar inverse scattering[J]. *Inverse Problems*, 2002, 18(1): R1-R28.
- [32] You Zhiyuan, Cui Lei, Shen Yujun, et al. A unified model for multi-class anomaly detection[PP/OL]. V3.arXiv (2022-10-25)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.03687>.
- [33] Ben-David S, Blitzer J, Crammer K, et al. Analysis of representations for domain adaptation[M]//*Advances in neural information processing systems 19*. Cambridge: The MIT Press, 2007: 137-144.
- [34] Cicchetti G, Grassucci E, Sigillo L, et al. Gramian multimodal representation learning and alignment[PP/OL]. V2. arXiv (2025-02-12) [2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.11959>.
- [35] Unity real-time development platform | 3D, 2D, VR & AR engine[EB/OL]. [2026-01-21]. <https://unity.com/>.
- [36] Welcome to PhysX: PhysX SDK Documentation[EB/OL]. [2026-01-21]. <https://nvidia-omniverse.github.io/PhysX/physx/5.6.1/>.
- [37] Li Jun, Yang Wei, Zhang Yugang, et al. Aircraft vulnerability modeling and computation methods based on product structure and CATIA[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(2): 334-342.
- [38] Alexandrov N, Ozoroski T. Design for survivability: An approach to assured autonomy[C/OL]//16th AIAA Aviation Technology, Integration, and Operations Conference. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2016. <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2016-4374>. DOI:10.2514/6.2016-4374.
- [39] Lomazzi L, Cadini F, Giglio M, et al. Vulnerability assessment to projectiles: Approach definition and application to helicopter platforms[J]. *Defence Technology*, 2022, 18(9): 1523-1537.
- [40] Pei Yang, Song Bifeng, Han Qing. Shot line geometric description method for aircraft vulnerability calculation[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2009, 22(5): 498-504.
- [41] GrabCAD Making Additive Manufacturing at Scale Possible[EB/OL]. [2026-01-21]. <https://www.grabcad.com/>.
- [42] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[PP/OL]. V7. arXiv (2023-08-02) [2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.
- [43] Oppenheim A V, Schaffer R W, BUCK J R. *Discrete-time signal processing (2nd ed.)*[M]. USA: Prentice-Hall, Inc., 1999.
- [44] Tan Mingxin, Le Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[PP/OL]. V5. arXiv (2020-09-11)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.
- [45] Horn R A, Johnson C R. *Matrix analysis*[M]. Second Edition. New York: Cambridge University Press, 2017.
- [46] Dai Fengzhou, Liu Jiang, Tian Long, et al. An end-to-end approach for rigid-body target micro-Doppler analysis based on the asymmetrical autoencoding network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5102519.
- [47] Zhao Zhichen, Yang Degui, Wang Xing, et al. Micro-Doppler separation based on RSS net[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(2): 4573-4583.
- [48] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization[PP/OL]. V9. arXiv (2017-01-30) [2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>.
- [49] Paszke A, Gross S, Massa F, et al. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library[PP/OL]. V1.arXiv (2019-12-03)[2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703>.
- [50] Cuturi M. Sinkhorn distances: Lightspeed computation of optimal transportation distances[A/OL]. V1. arXiv (2013-06-04)[2026-03-04]. <http://arxiv.org/abs/1306.0895>.
- [51] Cai T T, Ma Rong. Theoretical foundations of t-SNE for visualizing high-dimensional clustered data[PP/OL]. V4. arXiv (2022-11-01) [2026-03-04]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.07536>.
- [52] Roth K, Pemula L, Zepeda J, et al. Towards total recall in industrial anomaly detection[PP/OL]. V2. arXiv (2022-05-05)[2026-01-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.08265>.
- [53] Wu Qihua, Zhao Feng, Zhao Tiehua, et al. Stepped frequency chirp signal imaging radar jamming using two-dimensional nonperiodic phase modulation[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, 24(3): 433-446.
- [54] 符吉祥, 孙光才, 邢孟道. 一种大转角 ISAR 二维自聚焦平动补偿方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(12): 2889-2898.
Fu Jinxiang, Sun Guangcai, Xing Mengdao. A two dimensional autofocus translation compensation method for wide-

angle ISAR imaging[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(12): 2889-2898. (in Chinese)

[55] Peng Bowen, Peng Bo, Zhou Jie, et al. Scattering model

guided adversarial examples for SAR target recognition: Attack and defense[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5236217.

作者简介



张博安 男,1999年出生于陕西省咸阳市。现为西安电子科技大学计算机科学与技术学院博士研究生。主要研究方向为复杂动态场景三维重建研究和异常检测方法研究。

E-mail: boan@stu.xidian.edu.cn



刘西洋 男,1970年10月出生于陕西省延安市。现为西安电子科技大学计算机科学与技术学院教授。主要研究方向为工业智能以及医学人工智能等。

E-mail: xyliu@xidian.edu.cn



李坤城 男,2000年出生于天津市。现为西安电子科技大学计算机科学与技术学院硕士研究生。主要研究方向为时间序列预测分析与雷达目标异常检测研究。

E-mail: keli@stu.xidian.edu.cn



方明 男,1987年出生于浙江省台州市。现为上海航天电子技术研究所高级工程师。主要研究方向为新体制雷达及雷达信号处理。

E-mail: zj02065119@163.com



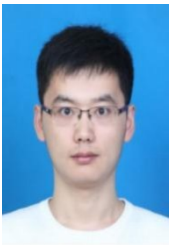
田隆 男,1992年出生于陕西省西安市。现为西安电子科技大学计算机科学与技术学院副教授。主要研究方向为稀疏样本表示学习方法研究和智能信号处理方法研究。

E-mail: tianlong@xidian.edu.cn



陈渤 男,1979年出生于河南省郑州市。现为西安电子科技大学电子工程学院教授。主要研究方向为雷达信号处理及在雷达目标检测识别方面的应用。中国电子学会会员编号: E190015313M。

E-mail: bchen@mail.xidian.edu.cn



陈文超 男,1992年出生于山东省济宁市。现为西安电子科技大学电子工程学院副教授。主要研究方向为统计机器学习、雷达目标识别与检测、大规模数据处理以及深度学习。中国电子学会会员编号: E190045537M。

E-mail: chenwenchao@xidian.edu.cn