第4期 2024年8月

Radar Science and Technology

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2024.04.005

SAR射频干扰区域-强度特征提取与联合评估网络

张 驰,安洪阳,娄明悦,李中余,武俊杰,杨建宇

(电子科技大学,四川成都 611731)

摘 要:由于射频信号的广泛存在,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)在成像的过程中容易受 到各类射频干扰(Radio Frequency Interference, RFI)的影响,这会导致获得的SAR图像质量下降,从而对后续的 信息提取和目标识别等过程产生很大的影响。因此,衡量SAR图像受射频干扰的影响程度就尤为重要。然而, 现有评估方法的鲁棒性通常较低,并且在评估时未考虑SAR图像受RFI影响的区域大小,因此本文提出了干扰 区域-强度特征提取与联合评估网络。所提出的网络包含两个模块,干扰强度特征提取模块用于提取输入SAR 图像中的干扰强度信息,干扰区域特征提取模块则侧重于干扰区域大小与边界信息的获取。由于SAR图像的尺 寸一般比较大,因此本文在干扰强度特征提取模块中采用了多级残差和多层特征融合结构,用于加强模型的特 征提取和复用能力;同时在干扰区域特征提取模块中侧重于保留最关键的区域边界特征。此外,本文还建立了 SAR受RFI影响的图片数据集用于评估所提出网络的效果。对比实验的结果表明,本文所提出的网络评估结果 优于其他现有方法,能够衡量SAR图像受RFI的影响程度,同时具有较高的准确性。

关键词: 合成孔径雷达; 射频干扰; 干扰影响程度评估; 区域特征提取; 强度特征提取; 卷积神经网络

中图分类号:TN974 文献标志码:A 文章编号:1672-2337(2024)04-0391-09

引用格式:张驰,安洪阳,娄明悦,等.SAR射频干扰区域-强度特征提取与联合评估网络[J]. 雷达科学与技 术,2024,22(4):391-399.

ZHANG Chi, AN Hongyang, LOU Mingyue, et al. SAR Radio Frequency Interference-Region Intensity Feature Extraction and Joint Evaluation Network [J]. Radar Science and Technology, 2024, 22(4):391-399.

SAR Radio Frequency Interference-Region Intensity Feature Extraction and Joint Evaluation Network

ZHANG Chi, AN Hongyang, LOU Mingyue, LI Zhongyu, WU Junjie, YANG Jianyu (University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Due to the widespread presence of radio frequency signals, synthetic aperture radar (SAR) is susceptible to various radio frequency interference (RFI) during the imaging process, which can lead to a decrease in the quality of SAR images obtained and have a significant impact on subsequent information extraction and target recognition processes. Therefore, it is particularly important to measure the degree of radio frequency interference in SAR images. However, the robustness of existing evaluation methods is usually low, and the size of the region affected by RFI on SAR images is not considered during evaluation. Therefore, a SAR radio frequency interference region-intensity feature extraction and joint evaluation network is proposed in this article. The proposed network consists of two modules. The interference intensity feature extraction module is used to extract the interference intensity information from the input SAR image, while the interference region feature extraction module focuses on the obtaining interference area size and boundary information. Due to the generally large size of SAR images, a multi-level residual and multi-layer feature fusion structure is adopted in the interference intensity feature extraction module to enhance the model's feature extraction and reuse capabilities. At the same time, in the interference region feature extraction module, emphasis is placed on preserving the most critical region boundary features. In addition, an image dataset of SAR affected by RFI is established to evaluate the effectiveness of the proposed network. The results of comparative experiments show that the network evaluation proposed in this article outperforms other existing methods, and can measure the degree of influence of RFI on SAR images with high accuracy.

收稿日期: 2024-05-10; 修回日期: 2024-06-07

基金项目:国家自然科学基金(No.62101096, 62171084)

Key words: synthetic aperture radar(SAR); radio frequency interference(RFI); evaluation of the degree of interference; region feature extraction; intensity feature extraction; convolutional neural network

0 引 言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR) 可以突破传统光学设备对天气和光照条件的要求,具有全天时、全天候的对地成像能力。因此, 近年来,SAR在地表沉降探测^[1]、农业监测^[2]、灾害 检测^[3]等方面有着广泛的应用。

然而,随着全球电磁频谱环境日益复杂,SAR 系统作为一种宽带雷达系统,经常受到诸如调频 广播、通信系统或其他有源电磁系统的干扰,这类干 扰被称为射频干扰^[4]。射频干扰(Radio Frequency Interference, RFI)可以根据其带宽分为窄带干扰和 宽带干扰^[5],这种电磁干扰信号通常表现为具有曲 率的明亮线段^[6]或者是具有各种图案的雨滴状斑 点^[7]。虽然SAR系统的信号处理过程由于二维积 累具有潜在的干扰抑制能力,但RFI的功率通常远 高于实际回波,这将导致SAR图像的信干比下降, 进而导致成像效果变差^[6]。因此,受RFI影响的图 像通常需要经过一系列预处理,从原始数据中去 除RFI^[8]。

以往对SAR图像中的RFI信号的研究主要集 中在RFI信号的识别与抑制。Guainieri利用z检验 和对低功率扩散RFI敏感的Kullback-Leibler散度, 提出了一种基于 Sentinel-1 C 波段数据的 RFI 识别 方法^[9]。Xu考虑了RFI信号的低秩特性,利用低秩 恢复模型和 MUSIC 算法来定位 RFI^[10]。Zhang 针 对现有 RFI 检测方法在检测较弱 RFI 时准确性较 差的问题,提出了一种基于SAR距离向平坦性和 对称性的时变 RFI 检测定位方法^[11]。Parasher 基 于z假设检验和Tukey权重来识别和抑制SAR数 据中的RFI^[12]。Wan从SAR图像中提取特征,并 讨论了各种识别方法的成功率^[13]。Artiemjew利用 卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN) 识别数据中的RFI并剔除相关数据来降低RFI的 影响[14]。武汉大学的高玉斌和中国电科54所的杨 贤分别利用了高阶奇异值分解[15]和基于相似度约 束的接收自适应滤波器算法对RFI进行抑制^[16]。 Li建立了星载 SAR 图像和 RFI 的联合模型,通过多 通道和多尺度的CNN抑制RFI^[17]。Huang利用基 于主成分的慢时间特征值分解法来抑制RFI^[18]。 Lv利用基于频谱消除的RFI检测器进行RFI的抑 制,并通过截断核范数调节近似模型进行丢失谱 信息的恢复,来抑制P波段和L波段的RFI^[19]。 Sorensen利用了卷积自编码器来去除Sentinel-1数 据中的RFI^[20]。西安空间无线电技术研究所的贺 音光则利用基于广义S变换的时频滤波算法,在有 效抑制RFI的同时减少了有用信号的损失^[21]。

虽然学者围绕RFI的识别和抑制提出了很多 方法,但分析SAR图像受RFI的严重程度也很重 要,这可以为后续SAR数据的信息提取和处理提 供依据和指导。刘鹏军基于 BP 神经网络,利用图 像间相关系数、等效视数和图像间欧氏距离对 SAR 图像收到的干扰效果进行评估^[22]。国防科技 大学的韩国强综合了欺骗度和压制度,并结合人 工决策对常见 SAR 干扰进行了评估^[23]。电子信息 控制重点实验室的王显跃定性分析了SAR欺骗干 扰功率和逼真度的关系^[24]。上海交通大学的王军 提出了效能评估可信度的客观度量方法,提高了 效能评估的准确度^[25]。刘佳伟利用Faster-CNN对 SAR图像中的目标进行检测,结合所提出的干扰 量化公式,实现了干扰效果的定量评价[26]。西安 电子科技大学的田甜则利用卷积神经网络提取干 扰图像的隐性特征,同时结合干扰图像与参考图 像的均方误差、结构相似度等5个显性特征对SAR 图像受到的干扰进行了评估[27]。西安电子科技大 学的杨洋使用了卷积自编码器和变分自编码器提 取SAR图像中的特征,对SAR干扰效果进行了评 估,在保证网络训练速度的同时兼顾了评估准确 率^[28]。战略支援部队信息工程大学的陈天翊综合 考虑了干扰图像与参考图像的欧氏距离、结构相 似度、熵等5个指标,利用网络分析法和模糊综合 评价算法,建立了SAR干扰效果评估系统^[29]。在 进行SAR干扰的评估时,学者通常都对多种图像 质量指标进行加权分析,但图像各指标间的关系 并不明晰,这会使得评估方法的鲁棒性较低。并 且,目前的方法大都未考虑到干扰区域大小的影 响。同时大多数评估方法需要有参考图像进行对 照,而参考图像往往难以获得,这也限制了评估方 法的推广。

受上述问题及方法的启发,本文利用 CNN 的 特征提取能力,提出了一种无参考条件下的 SAR 射频干扰区域-强度特征提取与联合评估网络。由 于 RFI影响区域的大小与其影响程度正相关,但现 有方法并未考虑 RFI影响区域的大小。因此,本文 所提出的网络不仅利用了输入雷达图像受干扰强 度的特征,同时还考虑到了干扰的区域边界特征, 并且将二者进行融合,通过网络输出的分数对输 入图像受 RFI影响程度进行衡量。同时,由于目前 缺少相关的 SAR 受 RFI影响的图像数据集,本文还 将构建相应的数据集进行测试。测试结果表明, 所提出的网络能够准确地衡量 SAR 图像受 RFI 干 扰的程度。

1 射频干扰信号模型

在复杂的电磁环境下,SAR系统的接收天线 不仅会接收回波信号,还会接收到噪声和RFI信 号。因此,SAR回波信号可以写作

 $X(t,t_s) = S(t,t_s) + I(t,t_s) + N(t,t_s)$ (1) 式中,t为快时间,t_s为慢时间,S(t,t_s)、I(t,t_s)和 $N(t,t_s)$ 分别代表场景散射回波、RFI回波和背景噪 声回波。根据RFI和场景回波的带宽比,可以将 $I(t,t_s)$ 分为窄带干扰(Narrow Band Interference, NBI) 和宽带干扰(Wide Band Interference, WBI)。通常 情况下,窄带干扰只集中在几个有限的频率上,可 以看作一系列单频干扰的叠加:

$$I_{\text{NBI}}(t, t_{\text{s}}) = \sum_{k=1}^{K} a_k(t, t_{\text{s}}) \exp\left[j\left(2\pi f_k t + \theta_k\right)\right] \quad (2)$$

式中, $a_k(t,t_s)$ 、 f_k 和 θ_k 分别表示第k个干扰分量的 包络、频率和相位。对于WBI,可以将其分为线性 调频(Chirp Modulated, CM)WBI和正弦调频(Sinusoidal Modulated, SM)WBI,其中CMWBI可以写作

$$I_{\text{CMWBI}}(t, t_s) = \sum_{k=1}^{K} a_k(t, t_s) \exp\left[j\left(2\pi f_k t + \pi \gamma_k t^2\right)\right]$$
(3)

式中, γ_k 表示第k个干扰分量的调频率。类似地, SMWBI可以写作

$$I_{\text{SMWBI}}(t, t_{s}) = \sum_{k=1}^{K} a_{k}(t, t_{s}) \exp\left[j\beta_{k}\sin\left(2\pi f_{k}t + \theta_{k}\right)\right]$$

$$(4)$$

式中, β_k 和 θ_k 分别表示第k个干扰分量的调制系数 和初始相位。CM和SM是WBI的两种基本调制形 式,二者的组合能够形成更复杂的WBI。

2 网络结构

为了提取受RFI影响的SAR 图像的干扰强度 和边界特征,本文提出了SAR射频干扰区域-强度 特征提取与联合评估网络。为了提取并联合干扰 强度特征与区域特征,本文采用了如图1所示的多 分支CNN模型结构,该结构在图像质量评估任务 当中获得了优越的效果^[30-31]。网络由干扰区域边 界特征提取和干扰强度特征提取两个模块组成。 其中干扰强度特征提取模块更加侧重于 RFI 强度 信息的提取,干扰区域边界特征提取模块能够让 网络更直观地学习到RFI作用的区域边界信息。 输入图像 P_s 首先将用于计算边界信息 P_c ,而后经 过若干网络结构获得干扰区域边界特征 $f(P_{c});$ 同 时,输入的图像Ps经过干扰强度特征提取模块后, 能够获得干扰强度特征 $f(P_s)$;最后通过3个全连 接层,可以得到干扰区域得分和干扰强度得分,二 者乘积即为最终得分,这个过程可以表示为

score = $F(f(P_{\rm G})) \otimes F(f(P_{\rm S}))$ (5)

式中⊗表示乘法运算,*F*(·)表示用于质量回归的全 连接层。

2.1 干扰强度特征提取模块

为了提取输入雷达图像中RFI的强度特征,并 且实现其特征的复用能力,本文提出了如图2和图 3所示的干扰强化特征提取模块,该模块由多级残 差特征提取模块和多层特征融合模块组成。其 中,多级残差特征提取模块能够提高网络对输入 雷达图像干扰强度特征的表征能力,同时避免网 络结构加深时的梯度消失和退化等问题;在多层 特征融合模块,本文采用了HFMM结构^[30],该结构 受人眼视觉系统分层感知机制启发^[32],能够将网 络当中低级和高级语义特征进行复用,提升网络 的多尺度特征表达能力。



2.1.1 多级残差特征提取模块

由于SAR图像的尺寸一般比较大,同时为了 加强所设计网络的特征提取表达能力,避免梯度 消失或爆炸等问题,本文设计了图2所示的包含2 种共12个残差块的多级残差特征提取模块,其中 残差块的结构如图3所示。输入的大尺寸空域 SAR图像先经过3×3的卷积层增加特征通道的维 度,随后输入多级残差网络。2种残差块的主线均 由2个3×3的卷积层、1个Batch Normalization 层和 2个ReLU激活层组成。残差块使用了2个3×3卷



图2 干扰强度特征提取模块

积层来增加网络的深度,以使得网络能够学习到 更多大尺寸SAR图像的信息;并且在每个卷积层 后引入了ReLU层避免随着网络层数的加深出现 梯度消失。残差块-1的支线使用了1×1卷积层来 匹配残差块输入和输出的大小。同时,由于输入 的SAR空域图像尺寸较大、所设计的网络层数较 深,网络中还添加了平均池化层来加快网络的收 敛、控制模型的大小。



图3 残差块结构

2.1.2 多层特征融合模块

为了提高网络的多尺度特征表征能力,本文 使用多层特征融合模块来将前置步骤提取的多级 残差特征进行融合,采用了特征金字塔网络结构 进行低级和高级语义特征的融合^[33],其结构如图2 所示。首先选择多级残差特征提取模块第3、6、9、 12级残差块的输出(R_1, R_2, R_3, R_4),随后分别通过 1×1的卷积层来降低特征通道数获得(S_1, S_2, S_3, S_4), 并通过上采样模块使高级语义特征 S_4 分别与 S_1, S_2 和 S_3 叠加,最后分别通过3×3的卷积层获得最终的 空域特征 $f(P_s) = (T_1, T_2, T_3, T_4)$,这4个特征块共 同组成了特征金字塔,这个过程可以表示为

$$T_{1} = C_{3} \Big(C_{1} \Big(R_{1} \Big) + C_{1} \Big(R_{4} \Big)^{''} \Big)$$

$$T_{2} = C_{3} \Big(C_{1} \Big(R_{2} \Big) + C_{1} \Big(R_{4} \Big)^{''} \Big)$$

$$T_{3} = C_{3} \Big(C_{1} \Big(R_{3} \Big) + C_{1} \Big(R_{4} \Big)^{'} \Big)$$

$$T_{4} = C_{3} \Big(C_{1} \Big(R_{4} \Big) \Big)$$
(6)

式中, $C_1(\cdot)$ 和 $C_3(\cdot)$ 分别代表 1×1和3×3卷积层, $(\cdot)'$ 表示经过上采样层及次数,+表示相加操作。

2.2 干扰区域边界特征提取模块

在衡量SAR图像受RFI影响程度时,RFI影响 的区域大小往往会被忽略。因此,为了提高受RFI 影响程度预测的准确性,在预测的过程中也需要 兼顾输入图像的干扰边界信息,因此采用了图4所 示的干扰区域边界特征提取模块来提取图像中的 干扰边界信息。输入图像首先根据式(7)计算干 扰边界,而后经过一系列卷积层来提取其干扰边 界特征:

$$P_{\rm G} = \sqrt{G_{\rm x}^2 + G_{\rm y}^2} \tag{7}$$

式中,*G*_x和*G*_y分别为输入图像的水平和垂直方向上的梯度。



图4 干扰区域边界特征提取模块

与干扰强度特征提取模块类似,为了有效提 取输入边界信息中的深层次、多尺度结构特征,本 文提出了基于金字塔卷积的边界特征提取模块。 输入的大尺寸边界信息首先经过3×3的卷积层以 扩充特征通道数,随后通过2个由卷积核大小分别 为3×3、5×5、7×7和9×9的4个卷积层组合成的金 字塔卷积块,获得最终的边界特征f(P_c)。并且, 所设计结构中引入了最大池化层减少网络的特征 数量,在加快训练速度的同时只保留最重要的边 界信息。这个过程可以描述为

$$f(P_{\rm G}) = P\left(C_{\rm p}\left(P\left(C_{\rm p}\left(P\left(C_{\rm g}\left(P\left(C_{\rm g}\left(P_{\rm G}\right)\right)\right)\right)\right)\right)\right)$$

$$C_{\rm p}(\cdot) = C_{\rm g}(\cdot) + C_{\rm g}(\cdot) + C_{\rm g}(\cdot) + C_{\rm g}(\cdot)$$

(8)

式中, $C_3(\cdot)$ 、 $C_5(\cdot)$ 、 $C_7(\cdot)$ 和 $C_9(\cdot)$ 分别代表 3×3、5×5、 7×7和 9×9卷积层, $P(\cdot)$ 表示最大池化层, $C_p(\cdot)$ 表 示金字塔卷积块,+表示相加操作。

3 实验结果及分析

3.1 数据集准备

在1节理论的基础上,本文仿真搭建了相关数

据集。本文选取了16个典型SAR场景的回波数据 作为信号回波,通过在回波脉冲上叠加宽带射频 干扰的方式产生受RFI影响的SAR图像。由于目 前图像质量评估领域相关数据集已经非常完备, 并且数据集的标签生成过程中均有人工参与,因 此本文将采用人工主观与客观指标相结合的方式 生成数据集的标签。

首先,本文在典型的SAR场景的回波数据中添加干信比(Interference to Signal Ratio, ISR)较低的干扰信号,并逐步增加ISR,在这个过程中通过人为判断ISR对图像质量影响的上下限ISR_{max}和ISR_{min},其中上限ISR_{max}代表在当前ISR条件下,所产生的RFI很强,已经完全影响图像原本信息的获取,下限ISR_{min}代表在当前ISR条件下,所产生的RFI很弱,并不影响图像原本信息的获取。在产生数据集时,所叠加RFI的ISR将在[ISR_{min} - ISR_{max}]随机选取,以保证数据集的多样、客观性。

并且,由于不同作用区域大小的RFI对图像的 影响也不同,因此干扰区域的大小也将决定数据 集标签的生成。假设图像的大小为K,在生成数据 集时,所叠加RFI的区域大小k在(0 - K]中随机选 取。最后,将ISR的随机变动区间[ISR_{min} - ISR_{max}] 映射到[10 - 0],同时考虑区域权重 k/K,即可生成 对应图像的数据标签。生成的数据标签为10分代 表 SAR 图像质量最好,受到的 RFI 最弱,对应的 ISR最低;0分代表 SAR 图像受到 RFI 的影响最强, 对应 ISR最高。

最终,针对每个场景均产生了200张受RFI影 响的SAR图像,针对16个场景产生了共计3200张 受RFI影响的SAR图像,并按照成像场景的不同, 将整个数据集按照8:1:1的比例划分为训练集、验 证集和测试集,其中训练集包含12个成像场景的 2400张图像,验证集和测试集各包含2个成像场 景的400张图像。

3.2 实验环境及参数设置

本文所提出的网络结构使用 Python 3.8.0 和 PyTorch 1.10.0框架实现,并在 NVIDIA RTX4090上 进行训练,显存为24G。由于输入的受 RFI影响的 SAR 图像尺寸较大,训练时设置的 batch 大小为 64,训练轮次为200。并且使用了Adam优化器来 学习模型的参数,学习率设置为0.0001。

3.3 网络评价指标

由于本文所提出网络的评价方法与图像质量 评估网络评价方法类似,因此本文选取了下列4个 广泛应用于图像质量评估网络中的指标来衡量所 提出网络的有效性:

1) Spearman 等级相关系数(SROCC):SROCC 常被用于衡量图像质量评估算法的优劣,它反映 了同一组数据客观标签和网络输出标签秩序间的 线性相关性,其数值越趋于1,代表数据之间相关 性越强,其计算方法为

$$SROCC = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{N} (r_i - p_i)^2}{N(N^2 - 1)}$$
(9)

式中,N为数据的长度,r_i和p_i分别为客观标签和网络输出标签在数据中的排序位置。

2) Pearson线性相关系数(PLCC):PLCC 描述 了两组数据之间的线性相关性,其值越趋于1代表 两组数据相关性越强,其计算方法为

$$PLCC = \frac{\sum_{i=1}^{N} (r_i - \bar{r}) (p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} (r_i - \bar{r})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (p_i - \bar{p})^2}}$$
(10)

3) 均方根误差(RMSE): RMSE 计算了客观标 签和网络输出标签之间的均方根误差, 其数学表 达式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (r_i - p_i)^2}$$
(11)

4)误差偏差(MAE):MAE反映了客观标签和 网络输出标签之间绝对误差的平均值,即

$$WAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |r_i - p_i|$$
(12)

由上述各项指标的定义可知,前三种指标能 够衡量一组图像同时输入网络评估的性能,而后 两种能够直观反映单一图像输入网络评估的 性能。

3.4 对比实验结果

图5为3.1节搭建数据集中的典型图像数据及

其标签。表1所示为本文网络对图5所示受RFI影 响的SAR图像的评估结果。对比表中同一场景下 的评估结果可以发现,所提出的网络模型能够衡 量SAR图像受RFI的影响程度并给出相应的得分; 虽然模型评估得分仍存在误差,但是此误差并不 会改变SAR图像受RFI影响程度的相对排序,因此 网络能够准确地完成多图像评估排序任务。对比 不同场景下的评估结果可以发现,模型具有较好 的鲁棒性,在不同的场景下均能完成SAR图像受 RFI影响程度的评估。



场景编号	图像编号	数据标签	评估结果
А	а	9.719 7	9.641 4
А	b	6.115 7	6.154 1
А	с	5.454 9	5.797 1
А	d	2.011 1	1.946 6
В	е	8.872 1	8.068 9
В	f	8.438 3	7.729 4
С	g	6.025 6	5.918 6
D	h	5.319 2	5.664 9

为了验证所提出网络模型的有效性,本文同时对比了图像分类领域的经典网络ResNet18^[34]和图像质量评估领域的高性能网络MB-CNN^[30]、TS-CNN^[31]的输出结果,为了使以上网络模型能够契合大尺寸SAR图像输入,本文均在以上模型的基础上引入了平均池化层。对比实验的结果如表2所示。其结果表明,本文所提出的模型评估结果的SROCC/PLCC/RMSE/MAE为0.9296/0.9223/1.3286/1.1777,对比其他模型最佳效果分别提升了0.0695/0.101 0/0.483 1/0.4024,说明对于SAR图像这种大尺度输入图像,更深的网络结构能够更好地提取输入图像中的特征。

表2 对比试验的结果

网络名称	SROCC	PLCC	RMSE	MAE
ResNet18	0.721 1	0.728 7	2.130 8	1.866 7
MB-CNN	0.855 8	0.796 8	2.582 7	2.407 7
TS-CNN	0.860 1	0.821 3	1.811 7	1.580 1
本文网络	0.929 6	0.922 3	1.328 6	1.177 7

从结果中还可知,本文提出网络模型的测试 输出SROCC/PLCC达到了0.929 6/0.922 3,说明模 型在多图像受RFI影响程度评估时,能够较准确地完 成排序问题;同时模型测试输出的MAE为1.1777, 反映出模型在单一图像受RFI影响程度评估任务 中,仍然存在误差。并且,MB-CNN的评估结果拥 有较高的SROCC,但同时有着较差的RMSE和 MAE,说明其虽然能较准确完成排序任务,但是却 很难精准完成单一图像评分任务;而ResNet18的 评估结果虽然具有较低的SROCC,但是结果的 RMSE和MAE却较好,这说明其能够更好地解决 单一图像评分任务,而本文所提出的模型评估结 果均优于其余模型,因此本文所提出的网络模型 能够兼顾多图像受RFI影响程度排序任务和单一 图像受RFI影响程度评估任务。

3.5 消融实验结果

为了验证本文所提出主要模块的有效性,下 面逐步测试各模块单独作用时的网络性能。表3 所示为消融实验的测试结果,其结果验证了本文 所提出各核心模块的有效性,完整的网络框架达 到了最佳的性能。

表3 网络核心模块消融实验

结构名称	SROCC	PLCC	RMSE	MAE
干扰强度特征提取模块	0.845 0	0.856 9	1.945 8	1.739 5
干扰区域边界特征提取模块	0.731 7	0.720 7	2.178 1	1.925 2
完整网络	0.929 6	0.922 3	1.328 6	1.177 7

3.6 其他干扰评估实验结果

由于当前针对SAR的干扰手段多种多样,为 了进一步评估本文所提出评估网络的性能,下面 将对受不同种类压制干扰影响的SAR成像结果进 行测试,测试的干扰类型包括调制噪声干扰和二 维失配干扰,对应的典型数据成像结果如图6所 示,表4为测试结果,数据标签的生成方式与3.1节 保持一致。从表4中可以看出,本文所提出网络的 评估结果与数据标签间的误差小于0.3,说明本文 所提出网络能够评估多种压制类干扰对SAR成像 的影响程度。



图6 受不同类型干扰的SAR成像结果

表4 其他干扰评估实验结果

图像编号	干扰方式	数据标签	评估结果
a	二维失配干扰	9.676 3	9.571 7
b	二维失配干扰	8.947 3	8.993 8
с	调制噪声干扰	1.551 4	1.801 5
d	调制噪声干扰	4.663 3	4.651 7

4 结束语

本文提出了SAR射频干扰区域-强度特征提 取与联合评估网络,同时提取干扰的强度特征和 区域大小特征,避免了传统方法忽略干扰区域大 小对图像影响的弊端。同时,本文还建立了受RFI 影响的SAR图片数据集。对比实验结果表明,本 文所提出网络评估结果的SROCC/PLCC/RMSE/ MAE分别为0.929 6/0.922 3/1.328 6/1.177 7,比现 有方法分别提升了0.069 5/0.101 0/0.483 1/0.402 4, 表明所提出的网络结构能够更准确地评估SAR图 像受RFI的影响程度,并且所提出的评估网络能够 兼顾多图像受RFI影响程度排序任务和单一图像 受RFI影响程度评估任务。同时,所提出的评估网 络能够评估其他类型的压制类干扰。但欺骗类干 扰的评估任务呈现出较强的背景相关性,在未来 将考虑采用多域评估等方法解决这一问题。

参考文献:

- [1] ZHENG Yueze, PENG Junhuan, LI Chuyu, et al. Long-Term SAR Data Analysis for Subsidence Monitoring and Correlation Study at Beijing Capital Airport [J]. Remote Sensing, 2024, 16(3):445-458.
- [2] MATTIA F, BALENZANO A, SATALINO G, et al. Multi-Frequency SAR Data for Agriculture [C]// 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2022:5176-5179.
- [3] ZHENG Wei, ZHENG Lijuan, WANG Jie, et al. Application of Flood Disaster Monitoring Based on Dual Polarization of Gaofen-3 SAR Image[C]//2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2022:3382-3385.
- [4] HUANG Yan, LIAO Guisheng, LI Jie, et al. Narrowband RFI Suppression for SAR System via Fast Implementation of Joint Sparsity and Low-Rank Property [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56 (5):2748-

2761.

- [5] TAYLER J. Introduction to Ultra-Wideband Radar Systems[M]. Boca Raton: CRC Press, 1994.
- [6] MEYER F J, NICOLL J B, DOULGERIS A P. Correction and Characterization of Radio Frequency Interference Signatures in L - Band Synthetic Aperture Radar Data [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2013, 51 (10):4961-4972.
- [7] TAO Mingliang, SU Jia, HUANG Yan, et al. Mitigation of Radio Frequency Interference in Synthetic Aperture Radar Data: Current Status and Future Trends [J]. Remote Sensing,2019,11(20):2438-2461.
- [8] SORENSEN K, HEISELBERG P, KUSK A, et al. Radio Frequency Interference in Synthetic Aperture Radar Images [C]//2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, CA, USA: IEEE, 2023: 2145-2148.
- [9] GUAINIERI A M, GIUDICI D, RECCHIA A. Identification of C-Band Radio Frequency Interferences from Sentinel-1 Data[J]. Remote Sensing, 2017,9(11):1183-1194.
- [10] XU Yanyu, ZHU Dong, HU Fei, et al. RFI Localization Based on Low Rank Recovery in Synthetic Aperture Interferometric Radiometry [C]//2022 IEEE Conference on Antenna Measurements and Applications, Guangzhou, China: IEEE, 2022:1-3.
- [11] ZHANG Hengrui, LI Ning. Composite Indicator for Detecting and Localizing Time - Varying RFI in SAR Raw Data[J].IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2024,62:1-14.
- [12] PARASHER P, AGGARWAL K M, RAMANUJAM V M. RFI Detection and Mitigation in SAR Data [C]//2019 URSI Asia-Pacific Radio Science Conference, New Delhi, India: IEEE, 2019:1-4.
- [13] WAN Tao, FU Xinying, JIANG Kaili, et al. Radar Antenna Scan Pattern Intelligent Recognition Using Visibility Graph[J]. IEEE Access, 2019, 7:175628-175641.
- [14] ARTIEMJEW P, CHOJKA A, RAPISKI J. Deep Learning for RFI Artifact Recognition in Sentinel-1 Data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1):1-16.
- [15]高玉斌,岳显昌,周庆,等.高频地波雷达射频干扰慢 时域抑制方法[J].雷达科学与技术,2023,21(1):53-63.
- [16] 杨贤,张华冲,李华.高频雷达射频干扰抑制的自适应 接收滤波设计[J].雷达科学与技术,2024,22(1):63-68.
- [17] LI Xiuhe, RAN Jinhe, ZHANG Hao, et al. Mcsnet: A Radio Frequency Interference Suppression Network for

Spaceborne SAR Images via Multi-Dimensional Feature Transform [J]. Remote Sensing, 2022, 14 (24): 6337 -6354.

- [18] HUANG Bo, FATTAHI H, GHAEMI H, et al. Radio Frequency Interference Detection and Mitigation of NISAR Data Using Slow Time Eigenvalue Decomposition [C]// 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Pasadena, CA, USA: IEEE, 2023:5479-5482.
- [19] LV Zongsen, ZHANG Zhimin, FAN Huaitao, et al. A Two-Stage Approach for TSNB and ITWB RFI Mitigation in P-and L-Band SAR Data[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(2):1450-1470.
- [20] SORENSEN K A, KUSK A, HEISELBERG P, et al. Finding Ground-Based Radars in SAR Images: Localizing Radio Frequency Interference Using Unsupervised Deep Learning [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing,2023,61:1-15.
- [21] 贺音光,谭小敏,杨娟娟,等.GST时频滤波SAR射频 干扰抑制算法[J].雷达科学与技术,2021,19(3):304-309.
- [22] 刘鹏军,马孝尊,武忠国,等.基于 BP 神经网络的 SAR 干扰效果评估[J].舰船电子工程,2009,29(2):88-90.
- [23] 韩国强,李永祯,邢世其,等.对新型SAR欺骗干扰效 果的评估方法[J].宇航学报,2011,32(9):1994-2001.
- [24] 王显跃,郑坤.SAR欺骗干扰功率与逼真度关系分析 [J].电子信息对抗技术,2015,30(3):35-38.
- [25] 王军,李建勋,王兴,等.效能评估可信度的客观度量 方法[J].西安交通大学学报,2018,52(2):37-44.
- [26] 刘佳伟,达通航,孙金龙,等.一种SAR图像干扰效果 智能评估方法[J].舰船电子对抗,2020,43(4):78-82.
- [27] 田甜.合成孔径雷达欺骗干扰与评估方法研究[D].西 安:西安电子科技大学,2021.
- [28] 杨洋.基于自编码器的SAR干扰效果评估方法研究 [D].西安:西安电子科技大学,2023.
- [29] 陈天翊.合成孔径雷达干扰效果评估方法研究[D].郑 州:战略支援部队信息工程大学,2023.
- [30] PAN Zhaoqing, YUAN Feng, WANG Xu, et al. No-Reference Image Quality Assessment via Multibranch Convolutional Neural Networks [J]. IEEE Trans on Artificial Intelligence, 2023,4(1):148-160.
- [31] YAN Qingsen, GONG Dong, ZHANG Yanning. Two-Stream Convolutional Networks for Blind Image Quality Assessment[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2019, 28(5):2200-2211. (下转第426页)