

天波超视距雷达地海杂波图像增强与检测器设计

罗忠涛¹, 龚彦如^{1*}, 黎霖莹¹, 卢 琨²

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210013)

摘要: 天波超视距雷达的效能受制于工作环境. 当电离层状态不理想或雷达工作参数不适合, 雷达信号无法照射预定区域. 因此, 地海杂波是否正常能够直接反映天波雷达的工作状态. 针对天波雷达杂波信号样本匮乏和不均衡问题, 本文提出基于生成对抗网络的杂波距离-多普勒图像数据增强方法, 采用轻量化 ResNet18 实时识别雷达图像, 进而设计地海杂波检测器, 实现对地海杂波状态的自动识别. 该检测器从距离-多普勒图中自动提取高幅度区域, 通过扩增数据集所训练的分类网络进行图像类别判断, 并将结果反馈给雷达操作人员. 仿真结果表明, 本文的地海杂波数据增强将识别器的准确率提高了 25.26%, 地海杂波检测器能够准确判断实测数据和文献图像的杂波状态. 因此, 该检测器可作为天波雷达的扩展模块, 自动检测和警报杂波异常状态, 有利于提高天波雷达自动化程度.

关键词: 天波雷达; 地海杂波; 生成对抗网络; 数据增强; 杂波检测

基金项目: 国家自然科学基金(No.62231006); 重庆市教委科学技术研究项目(No.KJQN202300633)

中图分类号: TN958.93 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2024)12-4037-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20240403

Land-Sea Clutter Image Enhancement and Detector Design for Sky-Wave Over-the-Horizon Radar

LUO Zhong-tao¹, GONG Yan-ru^{1*}, LI Ji-xuan¹, LU Kun²

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, Jiangsu 210013, China)

Abstract: Sky-wave over-the-horizon radar (OTHR) effectiveness is limited by the operation environment. When the ionospheric state is bad or the operating parameters are unsuitable, the radar signal will not illuminate the scheduled area. Hence, the fact that the land-sea clutter (LSC) is normal or abnormal directly reflects the working status of OTHR. To address the scarcity and imbalance of OTHR clutter signals, a data enhancement method based on generative adversarial network is proposed for clutter range-Doppler image enhancement. A lightweight ResNet18 model is used for real-time identification of the radar images. Further, an LSC anomaly detector (LSCAD) is designed to achieve automatic identification of the radar LSC situation. The LSCAD extracts the high-amplitude region from the radar range-Doppler map, classifies it by the classification network based on the augmented dataset, and feeds back to the radar operator. Simulation results show that the LSC data enhancement increases the LSC classifier accuracy by 25.26%. The LSCAD can make a correct judgement on the LSC status of the real data and literature images. Therefore, the LSCAD can be used as an extended module of the OTHR and provides automatic detection and warning about the LSC anomaly, which helps OTHR improving the degree of automation.

Key words: sky-wave over-the-horizon radar; land-sea clutter; generative adversarial network; data enhancement; clutter detection

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62231006); Scientific and Technological Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN202300633)

1 引言

天波超视距雷达(Over-The-Horizon Radar, OTHR)利用电离层反射高频电磁波实现超视距目标与跟踪,是国防远程预警的重要组成部分^[1]. 在合适的电离层条件和雷达参数设置下,天波雷达发射的电磁波经过电离层反射后照射到目标,目标的部分散射回波经过电离层返回雷达接收站,由接收站做信号处理来实现目标探测. 由于天波雷达采用下视工作方式,地面或海面也会散射雷达信号,致使雷达距离-多普勒(Range-Doppler, RD)图中出现明显的地海杂波(Land-Sea Clutter, LSC)带状区域^[2].

天波雷达系统的地海杂波往往是回波信号中能量最强的成分,其存在会严重制约雷达对目标的检测^[3]. 不过,地海杂波的形态又很好地反映了天波雷达的工作状态. 从天波雷达的工作方式可知,正常工作的雷达必然同时接收到目标回波和地海杂波. 反之, RD 图中没有地海杂波说明雷达信号没有照射到预定区域,也就没有目标探测能力. 天波雷达工作于时变复杂环境,受到电离层状态、工作频率和发射角度等因素的直接影响,雷达工作状态不稳定. 因此,通过观察地海杂波来监视天波雷达的工作状态,具有重要实际意义. 截止目前,地海杂波监测工作仍主要由人工完成.

鉴于地海杂波监测对天波雷达状态自检及其他相关工作的重要性,本文提出设计一个能够自动识别 RD 图中地海杂波是否正常的杂波检测器,减少人工监视带来成本问题和主观因素影响. 目前,国内外学者关于天波雷达地海杂波开展的研究主要有两部分. 一部分是杂波的信号分析与处理,如文献[3]归纳了高频段海杂波的多普勒谱建模、仿真和抑制工作. 另一部分是杂波的检测与分类. 罗忠涛等提出了基于 RD 灰度图二值化和 DRLSE 算法的海杂波分割定位方法^[4],又基于 RD 图提出了杂波观测统计量设计和杂波检测算法^[4],实现对 RD 图中地海杂波区域的识别,但不适用于其他散射体的杂波数据. 根据天波雷达 RD 频谱图, Li 等^[5]设计了包含多个隐藏层的深度卷积神经网络,利用多普勒频域对地海杂波的来源进行划分. 类似的,蒋威等^[6]采用深度嵌入卷积聚类方法,辨识雷达回波每个距离-方位单元的背景杂波来源. 另外,文献[7]基于代数多重网格与插值相关图像下采样思想,提出跨尺度地海杂波分类器,考虑了杂波数据不均衡问题. 丁斌等^[8]基于深度生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)生成了一维海杂波数据并分析了生成数据的幅度分布特性和时间、空间相关性,但缺少关于多普勒特性的讨论. Zhang 等^[9]提出了一种结合变分自编码技术与 GAN 的架构,先实现杂波频谱样本数据增强,再训练地海杂波分类网络.

针对地海杂波数据匮乏和不均衡问题,本文拟通过 GAN 生成样本来扩充杂波 RD 图集,再使用该图集来训练和优化杂波图像分类网络. 之后,结合 RD 图的地海杂波区域获取方法,提出一种天波雷达系统杂波异常检测器,以实现地海杂波自动识别功能. 本文提出的 RD 图预处理,能够有效提取具有明显区分度的杂波区域,还能减小图像生成与杂波检测的复杂程度. 相较于文献[5~7,9]研究地杂波-海杂波二分类问题,本文的研究目的是基于 RD 图识别杂波是否正常存在,这也有别于文献[6]研究的距离-方位单元数据. 而研究多普勒频谱数据的文献[4],并不能分辨正常杂波和异常杂波.

2 问题描述

天波雷达在执行目标探测或区域监视任务时,接收回波中会含有大量的地海杂波,这些地海杂波实时反映了天波雷达对目标区域的监视能力. 当杂波在 RD 图中表现为幅度明显高于底噪且具有符合常规的形状时,可认为是正常地海杂波形态,表明此时天波雷达能正常完成对目标的照射和对回波的接收. 若天波雷达受到如射频干扰(Radio Frequency Interference, RFI)、瞬态干扰(Transient Interference, TSI)、极光、电离层杂波等强烈负面影响时,目标回波可能衰减甚至被掩盖,导致雷达无效工作^[10].

针对不同的外部环境,天波雷达的应对方案也有区别. 地海杂波异常意味着需要切换雷达参数;杂波正常但存在明显干扰时,可以微调雷达参数或仅优化信号处理方案;杂波正常且未观测到干扰,才说明雷达处于正常工作状态. 本文设计的自动识别杂波状态的检测器,可视为对天波雷达的频率管理系统(Frequency Management System, FMS)的增补模块,帮助天波雷达自检工作状态. 相比 FMS,本文的检测器与雷达工作状态关联更加密切,是一种实时的智能监控手段.

2.1 数据预处理

地海杂波检测的第一步是从雷达图像中定位杂波区域. 根据高频雷达的现有研究,地杂波本身多普勒频率应该为零,海杂波多普勒频谱则较复杂,其突出特点是由 Bragg 效应引起的一阶海杂波在多普勒处理后表现为正负 Bragg 频率^[11]. 此外,海杂波含有随海况变化的二阶和高阶分量,电离层移动和相位污染还会造成杂波谱扩散与漂移. 我们认为,现有的高频雷达杂波理论还不能支撑地海杂波谱的准确实时建模或精确边缘提取.

天波雷达正常工作时,地海杂波幅度一般会远高于其他信号分量,且在 RD 图构成具有明显区分度的高幅度区域. 因此,本文的杂波预处理关注 RD 图低多普

勒(Low Doppler Frequency, LDF)区域内,将滑窗内加权幅度最大区域认为是具有显著区分度的地海杂波区域.相比整个LDF区域,所选滑窗区域能够减小后续生成增广数据及杂波异常检测的复杂程度与计算规模.

具体的预处理方案如下.结合地海杂波信号特性及RD谱图形状特点,从RD图中提取尺寸为 $L_p \times L_m$ 的矩形区域,希望包含具有特征表现力的杂波主体.结合地海杂波特点及频谱漂移扩散等影响,我们根据实践经验设置16倍Bragg频率以内为正常杂波的多普勒范围,再规定矩形的宽为数倍于高.

由此,杂波区域矩形的高与宽分别计算为

$$L_p = \lceil 16 \times f_B / f_\Delta \rceil \quad (1)$$

$$L_m = 4L_p \quad (2)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整, f_B 代表Bragg频率, f_Δ 代表多普勒分辨率^[11].以该矩形为滑窗,用二维高斯函数窗计算平均加权幅度,以准确锁定杂波中心位置.加权系数矩阵为

$$W(p, m) = \frac{1}{2\pi\sigma_p\sigma_m} \exp \left[-\frac{(p-0.5L_p)^2}{2\sigma_p^2} - \frac{(m-0.5L_m)^2}{2\sigma_m^2} \right] \quad (3)$$

其中,标准差 σ_p 和 σ_m 分别控制多普勒维和距离维的窗宽度.为使该窗在不同雷达参数下保持一致,设该窗边缘中点的归一化系数为 η ,故标准差参数应满足

$$\exp \left[-\frac{(0.5L_p)^2}{2\sigma_p^2} \right] = \eta \quad (4)$$

可得 $\sigma_p^2 = -L_p^2 / (8 \ln \eta)$,同理有 $\sigma_m^2 = -L_m^2 / (8 \ln \eta)$.

设天波雷达的RD矩阵为 $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{P \times M}$,其中 P 表示积累周期数, M 表示快时间采样点数.矩阵 \mathbf{Z} 与滑窗 \mathbf{W} 做二维卷积的结果为矩阵 \mathbf{E} ,取其最大值点所在坐标作为杂波中心:

$$\begin{aligned} (P_{sc}, M_{sc}) &= \arg \max_{p,m} \mathbf{E}(p, m) \\ \text{s.t. } &(P - L_p) / 2 \leq p \leq (P + L_p) / 2, \\ &L_m / 2 + 1 \leq m \leq M - L_m / 2. \end{aligned} \quad (5)$$

图1展示了某实测数据RD图的杂波提取仿真示例,其中 $\eta = 0.5$.由图1可见,该方法提取区域包含了杂波最显著的部分,比较准确地定位了地海杂波中心.特别说明,如果距离维的尺寸不足,可对图像数据做复制拼接,使杂波图像尺寸比例保持一致.

2.2 图像异常分析

在正常地海杂波情况下,上文方法所提取的图像是在同质噪声背景上呈现出一条或两条明显的杂波带.在工作参数不适合、环境存在强烈干扰等非理想情况下,该图像表现为杂波异常.以下简要分析这些图像的表现、成因和应对办法.

(1)当前电离层状态不支持或雷达工作频率不匹

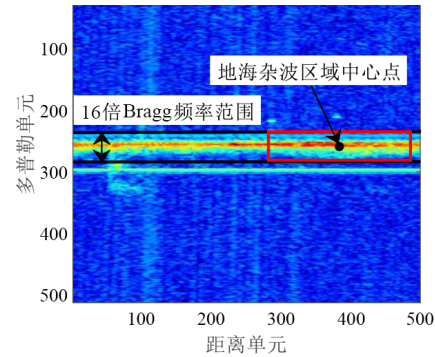


图1 地海杂波中心定位及区域截取示例

配,导致雷达信号不能通过电离层照射地面/海面并散射返回.提取的图像为纯噪声,地海杂波信号和目标回波均不存在.此时的天波雷达已失去工作能力,应当尽快切换雷达参数以匹配当前的电离层状态,实现预定区域照射.

(2)地海杂波信号存在但被极强的干扰,例如外界同频设备所产生的射频干扰、雷电和流星余迹等引起的瞬态干扰所掩盖.由于干扰通常遍布RD全图,地海杂波受干扰影响也意味着目标受到影响.天波雷达可以在接收端采用一定的干扰抑制办法,或者在发射端切换雷达参数来避开干扰.

(3)电离层异常导致地海杂波出现严重的频谱扩散、漂移等变化,很大程度地改变了海杂波本身的位置或形状.另外,电离层异常也会导致雷达信号的异常散射,使RD谱图出现非地海回波的异常杂波.

上述情况对应RD图像示例如图2.对此,本文的海杂波检测任务是识别雷达RD图的低多普勒区域图像是否属于正常地海杂波,以辅助天波雷达工作状态判定、雷达信号处理及收发系统调整.

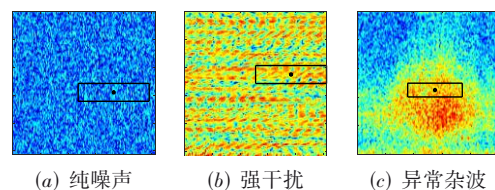


图2 异常RD图像样本示例

研究图像杂波状态识别器,需要建设相应的图像数据集.对于雷达接收回波的各类信号分量的数据收集,噪声数据易于从实际环境中采集或基于高斯白噪声仿真;射频干扰的实测数据较少,但其特性分析已有较为成熟的研究,我们以前的工作提出的建模方法^[10]仍然适用;瞬态干扰的实测数据同样不够丰富,理论建模相较射频干扰更为困难,为此我们提出了一个经验模型^[12]加以应用.至此,噪声和干扰具有较为成型的数据获取或扩充方案.然而,地海杂波不仅存在缺少公开

数据集、数据样本不均衡等问题,而且符合实测形态的杂波信号建模也很困难,目前还不能大量自动产生高仿真度的杂波信号.

3 地中海杂波图像增广

GAN由Goodfellow等于2014年首次提出^[13],且从理论上已经证明当GAN训练到纳什均衡点时,生成器输出的生成数据与真实数据具有相同的概率分布. GAN由生成器(Generator, G)和判别器(Discriminator, D)两部分构成,其学习过程是同时训练这两个网络,如图3所示. 服从某种概率分布如高斯分布的随机向量 z 作为生成器G的输入,由G不断地捕捉真实数据 x_r 的概率分布 p_r ,将 z 通过可微分网络映射到数据空间,并输出对应的生成数据 x_g ,其概率分布为 p_g ;判别器D用于判断输入数据的来源,输出是其计算的输入数据可能取自真实数据的概率值. 建立GAN的目标函数,在引导D以最大概率区分真实样本和生成样本的同时,促进G生成具有更逼近真实数据分布的模拟数据,其表达式为

$$\min_G \max_D L(D, G) = E_{x \sim p_r} [\log(D(x))] + E_{z \sim p_g} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (6)$$

式中, $L(D, G)$ 为GAN的损失函数,判别器期望 $L(D)$ 最大化,而生成器期望 $L(G)$ 最小化.

当GAN的真实数据分布和生成数据分布之间不重叠或重叠部分较少时,等价于JS散度(Jensen Shannon Divergence, JSD)的目标函数会转化为一固定常数,此时生成数据分布无法向真实数据分布靠拢. 若采用Wasserstein距离替代JS散度对GAN进行优化,将目标函数约束到一个二次函数的范围内,可以有效缓解该问题^[14]. Wasserstein距离定义为式(7),其在GAN上的优化如式(8)所示.

$$W(p_g, p_r) = \inf_{\gamma} E_{(x_g, x_r) \sim \gamma} [\|x_g - x_r\|] \quad (7)$$

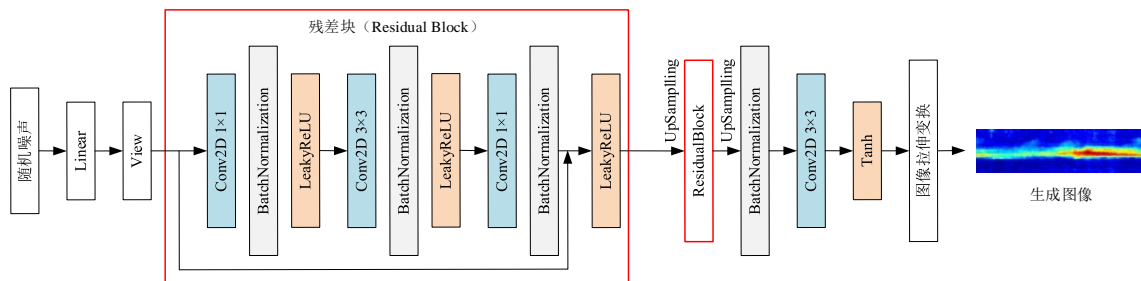


图4 采用多个卷积层和残差结构的生成器

判别器的输入是大小为 $128 \times 128 \times 3$ 的图像,最后由Sigmoid函数输出判别结果. 对于判别器架构,若采用叠加多层卷积的网络如图5(a),GAN出现了模式崩溃现象,表现为生成的图像中出现大量重复,如图6所示.

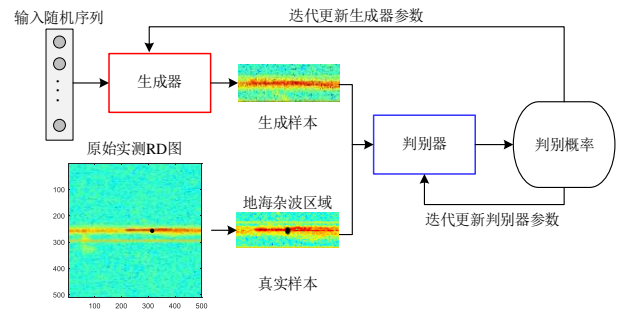


图3 生成对抗网络的运作过程示意

$$W(p_g, p_r) = \min_G \max_{D \in 1\text{-Lipschitz}} \{E_{x \sim p_r} [D(x)] - E_{x \sim p_g} [D(x)]\} \quad (8)$$

其中, γ 在联合分布 (p_g, p_r) 中取值,1-Lipschitz函数对判别器进行范围约束. 为了能在GAN中较好地实现这一约束条件,引入梯度惩罚策略,在原始目标函数上添加了一个惩罚项:

$$L = E_{x \sim p_g} [D(x)] - E_{x \sim p_r} [D(x)] + \lambda E_{x \sim p_g} \left[\left(\|\nabla_x D(x)\| - 1 \right)^2 \right] \quad (9)$$

其中, \tilde{x} 表示在实测真实数据和G的生成数据间作线性插值,有 $\tilde{x} = \theta x_r + (1 - \theta) x_g$, $\theta \in U[0, 1]$, λ 为梯度惩罚项的权重.

对于生成器网络模型的构建,考虑到地中海杂波的轮廓具有丰富的细节,采用多个卷积层来增强网络的特征提取能力;又为了缓解深层网络在训练过程中可能出现的梯度消失,引入残差网络(Residual Network, RN)^[15]的思想,最终本文设计的生成器网络结构如图4所示. 输入的100维随机噪声向量,经过线性变换和张量重构后得到 $32 \times 32 \times 128$ 形式的三维数据矩阵,对该矩阵的数据进行卷积等处理,最后用Tanh函数激活后输出 128×128 尺寸的彩色生成样本,再通过拉伸变换还原图像尺寸. 上述生成器的网络结构及重要参数详见表1.

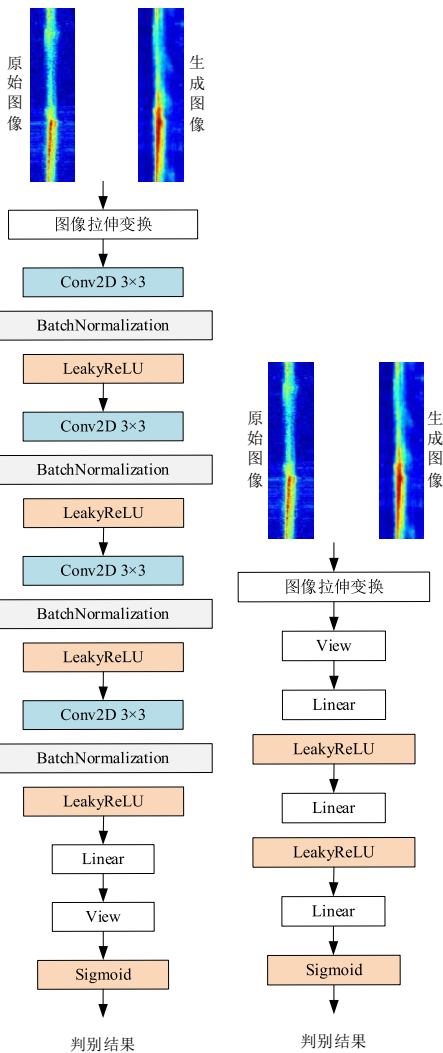
模式崩溃通常发生在判别器训练得太过强大,导致生成器无法稳定更新梯度. 另外,训练所用的数据集较小也会导致模型陷入局部最小值问题,但在本文的地中海杂波实测数据集中是无法避免的因素. 为此,改用如

表 1 生成器的网络结构及重要参数

网络层数	层名称	输出尺寸	输出通道数	核大小	步长	填充量	是否含有 Batch Normalization 层	激活函数
1	Linear	131 072	1	—	—	—	否	—
2	View	32×32	128	—	—	—	否	—
3	Conv2D	32×32	64	1×1	1	0	是	LeakyReLU
4	Conv2D	32×32	64	3×3	1	1	是	LeakyReLU
5	Conv2D	32×32	128	1×1	1	0	是	LeakyReLU
6	UpSampling	64×64	128	—	—	—	否	—
7-9	\\	64×64	128	同 4~6 层				
10	UpSampling	128×128	128	—	—	—	否	—
11	Conv2D	128×128	3	3×3	—	1	是	Tanh

图 5(b)所示的仅由多个全连接层组成的网络,简化了判别器结构以削弱它的学习能力,在保持其他参数相同的条件下,新网络模型生成的图像展现出了多样性.另外,由于实测杂波数据的数量较少,我们对每次生成

图像做挑选,把符合经验认识的典型杂波和特别杂波补充进数据集,合并作为下一次 GAN 训练的训练集,依次累积,增加地海杂波的样本量和样本多样性.



(a) 具有多卷积层的判别器 (b) 由全连接层构成的判别器
图 5 由多卷积层构成与由全连接层构成的判别器

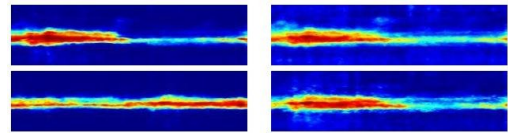


图 6 GAN 在训练过程中出现的模式崩溃

在训练过程中,学习率控制着网络梯度下降的效率,过高的学习率可能导致网络无法收敛,过低的学习率易使网络陷入局部最优解从而生成质量不佳的图像.批样本数量决定了训练梯度下降的方向,过小或过大的批样本数量也会对网络的训练效果产生负面影响.经过多次训练对比,本文最终确定设置 GAN 的生成器和判别器的网络学习率参数为 lr=0.000 5,设置网络训练的批样本数量为 Batch Size =8,迭代次数为 2 000 次,使用指数参数 $\beta_1=0.6$ 和 $\beta_2=0.999$ 的 Adam 优化器进行梯度更新,获得的综合效果最好.图 7 对比了地海杂波的真实图像与生成图像,图 7(b)和图 7(c)依次为 WGAN 与 WGAN-GP 模型输出的生成样本,图 7(d)为采用本文 GAN 模型获得的生成样本.可以看出本文模型的生成图像,具有视觉上更好的仿真度和多样性.

4 地海杂波图像识别

4.1 数据集

地海杂波图像识别器所需数据集的构建方法如下.结合天波雷达研究和本文第 2.1 节区域图像提取方法,我们将杂波识别数据集的图像分为四类:地海杂波、射频干扰、瞬态干扰、噪声及其他,各类样本示例如图 8.

针对射频干扰和瞬态干扰,我们采用模拟效果很好的干扰信号模型^[10,12]产生仿真数据并做雷达信号处理,所得 RD 图经过颜色映射和区域提取后,加入到对

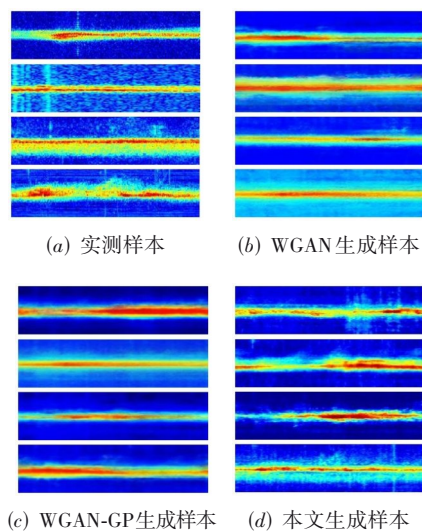


图7 地海杂波的实测样本与生成样本

应的干扰样本数据集中. 第3节基于GAN的地海杂波图像增广方案,也适用于异常杂波的数据增强. 由于异常杂波的形状通常不规则,其形成机制也尚不清晰,因此无法用常规信号建模思路进行异常杂波的模拟,图9给出了一种异常杂波的实测图像和采用本文方法生成图像情况. 考虑到异常杂波在实测数据中出现不多,以及目前对其还没有明确的细分类方法,所以本文将异常杂波归入“噪声及其他(Noise And Others, NAO)”类. 此外,NAO类还包括区别于前三类的其他各种非理想信号. 表2列出了本文数据集四类图像的标签及来源等信息.

4.2 网络模型

天波雷达实时运行需要每帧完成对数十张RD图的处理,为此,杂波识别器不仅要关注其精度,还要尽

表2 OTHR数据集说明

序号	类别	标签	实测图像数量	非实测图像来源及数量		数据集总量
				信号建模	GAN生成	
1	地海杂波	LSC	152	10	438	600
2	射频干扰	RFI	369	231	0	600
3	瞬态干扰	TSI	223	377	0	600
4	噪声及其他	NAO	275	220(噪声)	105(异常杂波)	600

4.3 识别验证

本文实验的硬件环境是NVIDIA GeForce MX450、CUDA10.0、Windows10,软件采用Pytorch1.2.0和Python3.6.

为测试基于GAN的生成图像补充数据集对分类网络的作用,分别采用实测数据集A和基于本文GAN模型的增强数据集B训练识别网络. 为避免各类图像的实测样本不平衡可能引起的网络训练问题,以数量最

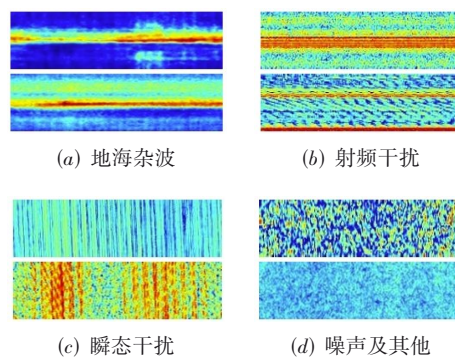


图8 四类图像样本示例

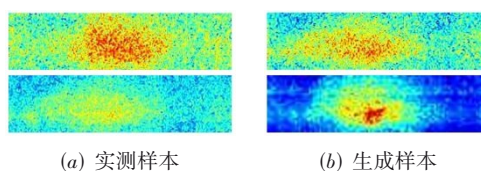


图9 异常杂波的实测样本和生成样本

可能地减少运算时间,以支撑天波雷达实时处理. 本文结合残差结构和深度可分离卷积(Depthwise Separable Convolution, DSC)^[16]的设计思想,提出了一种轻量化ResNet18模型,其相比ResNet18^[15]识别精度轻微下降,但耗时明显更少.

轻量化ResNet18的网络架构如图10所示. 经过处理的三通道方形图像,输入到7×7的卷积层和一个池化层进行冗余信息滤除和特征图降维,接下来的四层网络均包含两个DSC模块,每个DSC模块由两个3×3的深度可分离卷积层和两个1×1的普通卷积层交替构成. 各层网络之间的连接参考ResNet的连接方式,特征图最后通过池化层和全连接层完成特征组合,以实现对该图像的分类.

小的地海杂波实测数据152张为限,从其他三类的实测图集中各取同等数量,作为数据集A. 数据集B为第4.1节中表2所展示的构成情况. 本文实验设定训练集和测试集的数量比例为3:2,采用建立的轻量化ResNet18模型分别对A和B中的训练集进行学习,再对相应的测试集图像进行类别判断,最终识别器对A的分类精度稳定在65%左右,对B的分类精度接近90%. 损失函数及准确率曲线变化如图11所示,具体识别情况可见

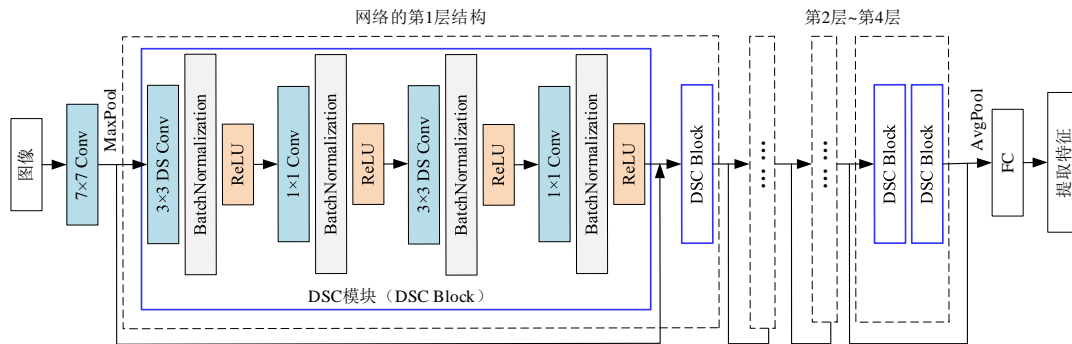
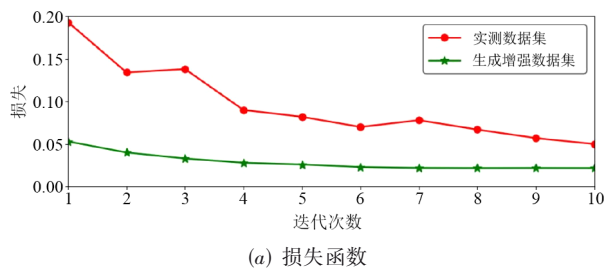
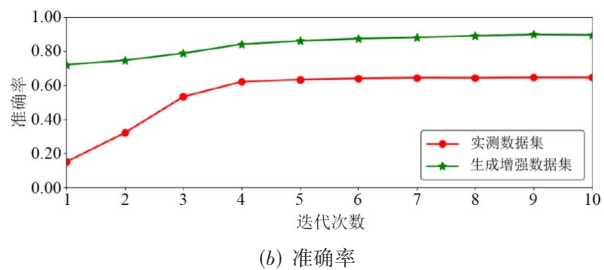


图 10 轻量化 ResNet18 网络结构

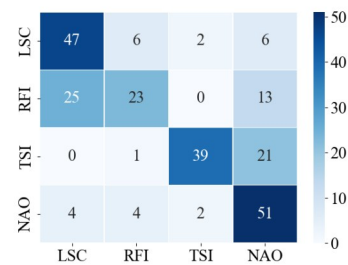


(a) 损失函数

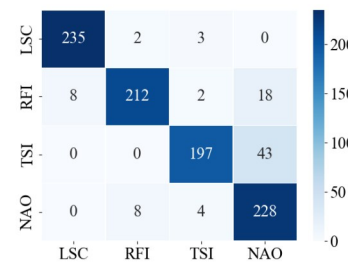


(b) 准确率

图 11 损失函数及准确率曲线变化图



(a) 数据集 A



(b) 数据集 B

图 12 轻量化 ResNet18 在两种数据集下的分类混淆矩阵

图 12 的混淆矩阵. 对比数据集 A 和 B 的识别性能, 可见基于本文 GAN 模型的数据增强扩充数据集能够有效提升识别准确率.

为验证本文的地海杂波数据增强和识别网络的有效性, 实验额外建立了基于 WGAN 的增强数据集 C 和基于 WGAN-GP 的增强数据集 D, 与数据集 B 在 6 种分类器下进行同条件实验. 这 3 个数据集的样本示例已在第 3 节中进行展示. 6 种分类器依次是传统机器学习模型 K 最近邻 (K-Nearest Neighbor, KNN)^[10]、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[12]、随机森林 (Random Forest, RF)^[17], 经典深度学习模型 VGG16^[18]、ResNet18 与本文设计的轻量化 ResNet18. 实验结果如表 3 所示. 由表 3 可见, 在数据集 B 上训练得到的地海杂波识别率, 要高于在数据集 C 或数据集 D 上训练的结果, 说明通过本文 GAN 对地海杂波 RD 图像进行了有效的数据增强. 同时, 在 3 个地海杂波扩增图集上, ResNet18 的

识别率是 6 种分类器中最高的, 次高是本文设计的轻量化 ResNet18 模型, 两者的识别准确率差距为 1.25%.

表 4 进一步考察了这两个分类器的运算耗时, 可以看出轻量模型相比于 ResNet18 在耗时上减少了约 40%, 更适合天波雷达系统实时工作的需要. 另外, 从地海杂波检测的角度, 考虑四分类和二分类的性能差异. 将 RFI、TSI、NAO 统一归为“非地海杂波 (Non-LSC, NLSC)”类, 与地海杂波类的数据在两种模型下也进行识别实验. 对比同一网络模型下, 四分类和二分类的准确率差距不到 1.1%, 故认为两种分类方式的地海杂波识别精度和耗时没有明显差异. 本文后续实验仍采用四分类方式.

表 3 不同分类器和数据集下的地海杂波识别率

实验	准确率/%		
	WGAN	WGAN-GP	本文 GAN
KNN-HOG	78.33	81.04	87.76
SVM-LBP	80.42	83.33	89.69
RF-HOG	83.65	84.79	89.48
VGG16	84.10	85.64	90.25
ResNet18	85.50	87.15	92.08
轻量化 ResNet18	84.43	86.13	90.83

表 4 采用增扩图集训练两种模型的杂波识别性能对比

模型	分类方式	准确率 /%	单图识别时间/ms
ResNet18	四分类	92.08	25.30
	二分类	93.13	25.18
轻量化 ResNet18	四分类	90.83	14.32
	二分类	90.21	15.54

5 杂波异常检测器设计与实验

5.1 检测器的设计

基于前文的数据预处理、数据集扩充、识别模型轻量化等工作,本节综合设计了地海杂波异常检测器(Land-Sea Clutter Anomaly Detector, LSCAD)。它可以作为一个子模块被嵌入到天波雷达的正常工作流程中,实时监测地海杂波的接收情况,并将预判的异常状况反馈给工作人员。

将 LSCAD 嵌入天波雷达系统后,整个信号的处理流程如图 13 所示。首先运用第 2.1 节介绍的方法,定位 RD 图的杂波中心位置,再提取杂波主要区域图;然后采用第 4.2 节设计的分类器对该图像进行识别,可能的

识别结果为 LSC、RFI、TSI 和 NAO 中的某一类;当识别结果为 LSC 时,天波雷达保持原状态继续运行,而其他识别结果会使 LSCAD 报告异常,发出警报提醒工作人员检查。相比以往雷达系统运作需要额外人为监视操作,本文的 LSCAD 会自动识别 RD 谱图,相当于增加了一个针对地海杂波状态异常的自动检测和报警装置。

5.2 实测数据实验

下面用实测数据验证 LSCAD 的有效性。从 4.1 节所用数据集之外的实测数据中,随机抽取一段实测数据,经过处理得到 RD 谱图,再用 LSCAD 对其做检测。表 5 展示了 4 个示例区域图及判别结果,表中“识别结果”是该 RD 图被认为是各接收信号分量的概率,“杂波正常”等效于“LSC”,而“杂波异常”为“RFI、TSI 和 NAO 之和”,取概率最高值对应的类别作为此图的检测结论。由表 5 可见,本文方法对实测 RD 谱图的检测精度很高。

5.3 文献图实验

为进一步检验本文方法,从公开文献中找出多张 RD 图做地海杂波检测实验。对于某些文献未介绍完全其雷达参数,我们会按照一般设定来假设。如果多普勒范围小于本文方法的 L_p ,这里用补零来做数据填补。表 6 给出了多篇文献的 RD 谱图原图、本文提取的区域图像和 LSCAD 检测结果。由表 6 的“识别结果”一栏可见,本文方法对天波雷达对空探测任务的常规图像,判定结果均符合对应文献情况。需要说明的是,本文目前建设的地海杂波图集是对空模式下的天波雷达 RD 图,暂未涉及对海模式图集。文献[19]的 RD 图来源于地波雷达探测海面目标任务,其海杂波只存在于部分距离单元,故未被检测为地海杂波。

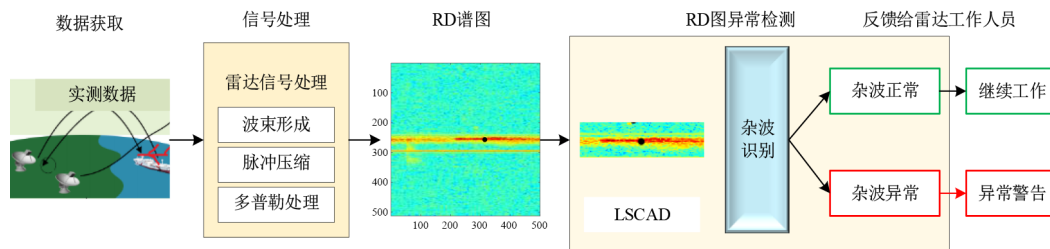
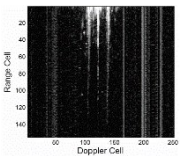
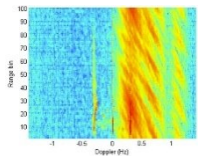
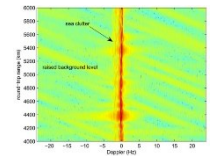
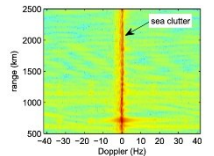
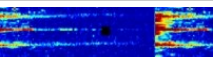
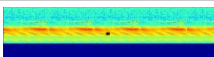
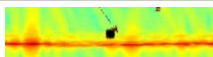
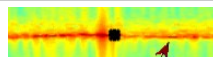
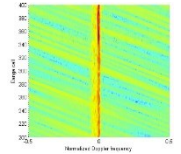
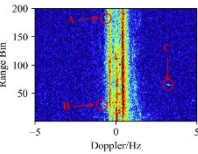
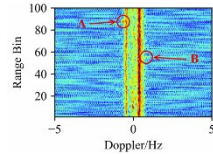
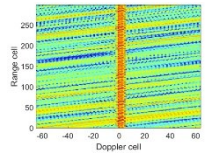
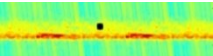
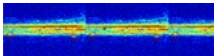
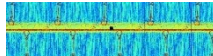
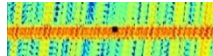


图 13 LSCAD 嵌入天波雷达的信号处理流程

表 5 部分实测 RD 图的识别情况

图像来源	实测地海杂波	实测地海杂波	实测射频干扰	实测瞬态干扰
图像展示				
杂波判断	杂波正常:99.88% 杂波异常:0.12%	杂波正常:99.98% 杂波异常:0.02%	杂波正常:17.22% 杂波异常:82.78%	杂波正常:0.50% 杂波异常:99.50%
识别结果	LSC: 99.88%; RFI: 0.08% TSI: 0.04%; NAO: 0.00%	LSC: 99.98%; RFI: 0.00% TSI: 0.02%; NAO: 0.00%	LSC: 17.22%; RFI: 82.67% TSI: 0.03%; NAO: 0.08%	LSC: 0.50%; RFI: 0.01% TSI: 98.86%; NAO: 0.63%

表 6 部分文献实测 RD 区域图的识别情况

图像来源	文献[19]	文献[20]	文献[21]	文献[21]
原图展示				
区域提取				
杂波判断	杂波正常:13.17% 杂波异常:86.83%	杂波正常:24.05% 杂波异常:75.95%	杂波正常:86.14% 杂波异常:13.86%	杂波正常:88.22% 杂波异常:11.78%
识别结果	LSC: 13.17%; RFI: 9.30% TSI: 0.01%; NAO: 77.52%	LSC: 24.05%; RFI: 71.76% TSI: 0.00%; NAO: 4.19%	LSC: 86.14%; RFI: 8.33% TSI: 5.08%; NAO: 0.45%	LSC: 88.22%; RFI: 6.43% TSI: 5.15%; NAO: 0.20%
图像来源	文献[22]	文献[23]	文献[24]	文献[25]
原图展示				
区域提取				
杂波判断	杂波正常:81.17% 杂波异常:18.83%	杂波正常:66.25% 杂波异常:33.75%	杂波正常:65.06% 杂波异常:34.94%	杂波正常:81.17% 杂波异常:18.83%
识别结果	LSC: 81.17%; RFI: 16.38% TSI: 2.45%; NAO: 0.00%	LSC: 66.25%; RFI: 30.92% TSI: 0.00%; NAO: 2.83%	LSC: 65.06%; RFI: 12.70% TSI: 20.58%; NAO: 1.66%	LSC: 81.17%; RFI: 13.35% TSI: 5.48%; NAO: 0.00%

6 结束语

针对天波雷达距离-多普勒图的地海杂波检测问题,本文提出了基于生成对抗网络的地海杂波数据增强方法,改进了 ResNet18 模型来识别图像类型,创新地设计了地海杂波异常检测器. 为提取 RD 图中的地海杂波,本文通过高斯窗筛选裁剪出杂波区域,既能提高杂波区域区分度,又能降低后续工作复杂度. 针对图像识别研究存在的杂波样本匮乏和不平衡问题,本文采用雷达实测数据、信号模型仿真数据、杂波扩增数据来综合构建数据集. 地海杂波异常检测器能够自动提取低多普勒区域的高幅度图像,然后识别该图像的类别是地海杂波、射频干扰、瞬态干扰还是噪声及其他. 根据该识别结果,检测器将判断天波雷达地海杂波状态为正常或异常,为雷达操作人员提供实时监测信息. 实测数据和文献图像的实验表明,本文方法具有较高的地海杂波检测准确率和较低的运算耗时,符合天波雷达的实时处理要求. 天波雷达可将该检测器置入信号处理流程,或将其用作额外模块,提供地海杂波自动检测和异常报警服务.

参考文献

[1] 周文瑜, 焦培南. 超视距雷达技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008.

出版社, 2008.

ZHOU W Y, JIAO P N. Over-the-Horizon Radar Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008. (in Chinese)

[2] FABRIZIO G, HOLDSWORTH D, WARD B, et al. Evolution of over-the-horizon radar in Australia from humble origins to operational capabilities[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2023, 38(1): 38-52.

[3] 王兆祚. 天波超视距雷达杂波抑制与目标探测研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.

WANG Z Y. Research on Clutter Suppression and Target Detection of Sky-Wave Over-the-Horizon Radar[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020. (in Chinese)

[4] 罗忠涛, 严美慧, 卢琨, 等. 超视距雷达海杂波与干扰信号的多域特征与海杂波检测[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(3): 580-588.

LUO Z T, YAN M H, LU K, et al. The Characteristics of sea-clutter and interferences in various domains and the detection of sea-clutter for over-the-horizon radar[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(3): 580-588.

[5] LI C, WANG Z F, ZHANG Z S, et al. Sea/land clutter rec-

- ognition for over-the-horizon radar via deep CNN[C]//2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS). Piscataway: IEEE, 2019: 1-5.
- [6] 蒋威, 张治山, 李灿, 等. 基于深度嵌入卷积聚类的天波雷达杂波分类[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(12): 122-127, 135.
- JIANG W, ZHANG Z S, LI C, et al. Deep embedded convolution clustering-based classification of clutter for over-the-horizon radar[J]. Fire Control & Command Control, 2022, 47(12): 122-127, 135. (in Chinese)
- [7] 李灿, 张钰, 王增福, 等. 基于代数多重网格的天波超视距雷达跨尺度地海杂波识别方法[J]. 电子学报, 2022, 50(12): 3021-3029.
- LI C, ZHANG Y, WANG Z F, et al. Cross-scale land/sea clutter classification method for over-the-horizon radar based on algebraic multigrid[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(12): 3021-3029. (in Chinese)
- [8] 丁斌, 夏雪, 梁雪峰. 基于深度生成对抗网络的海杂波数据增强方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(7): 1985-1991.
- DING B, XIA X, LIANG X F. Sea clutter data augmentation method based on deep generative adversarial network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(7): 1985-1991. (in Chinese)
- [9] ZHANG X X, WANG Z F, LU K, et al. Data augmentation and classification of sea-land clutter for over-the-horizon radar using AC-VAEGAN[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5104416.
- [10] 罗忠涛, 严美慧, 卢琨, 等. 超视距雷达中射频干扰仿真与距离-多普勒图检测方法[J]. 电子学报, 2022, 50(5): 1174-1180.
- LUO Z T, YAN M H, LU K, et al. Radio frequency interference simulation and detection in the range-doppler map for over-the-horizon radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(5): 1174-1180. (in Chinese)
- [11] 罗忠涛. 新体制天波超视距雷达信号处理研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
- LUO Z T. Research on Signal Processing of New System Sky-Wave Over-the-Horizon Radar[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015. (in Chinese)
- [12] 罗忠涛, 夏杭, 卢琨, 等. 超视距雷达中距离-多普勒图的瞬态干扰自动识别方法[J]. 电子学报, 2021, 49(7): 1279-1285.
- LUO Z T, XIA H, LU K, et al. Automatic recognition of transient interference in the Range-Doppler map for over-the-horizon radar[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(7): 1279-1285. (in Chinese)
- [13] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[EB/OL]. (2014-06-01) [2024-05-01]. <http://arxiv.org/abs/1406.2661>.
- [14] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein generative adversarial networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2017: 214 - 223.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 770-778.
- [16] WANG L L, FANG X Y, HONG T, et al. Image recognition based on the depth-wise separable convolution and softpool[C]//2022 5th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence (PRAI). Piscataway: IEEE, 2022: 147-152.
- [17] 王涛. 高频雷达射频干扰与瞬态干扰的RD图库及分类器设计[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2023.
- WANG T. Design of RD Image and Classifier for RFI and Transient Interference in HF Radar[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [18] KAREN S, ANDREW Z. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//International Conference on Learning Representations. San Diego: ICLR, 2015: 1-14.
- [19] GUO X, SUN H B, YEO T S. Interference cancellation for high-frequency surface wave radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(7): 1879-1891.
- [20] ZHOU H, WEN B Y. Radio frequency interference suppression in small-aperture high-frequency radars[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 788-792.
- [21] LI M, HE Z S, YANG S W. Transient interference and noise suppression by complex matrix recovery with Hankel constraint[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(4): 437-446.
- [22] LIU Z W, SU H T, HU Q Z. Radio frequency interference cancelation for skywave over-the-horizon radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 304-308.
- [23] ZHANG B Q, XIE J H, ZHOU J. Slow-time randomly missing data reconstruction for skywave over-the-horizon radar[C]//2021 CIE International Conference on Radar.

Piscataway: IEEE, 2021: 3255-3260.

- [24] ZHANG B Q, XIE J H, SUN M L, et al. Impulsive noise excision using robust smoothing[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 8015205.
- [25] LEI Z S, ZHANG Z J, ZHOU B L, et al. Transient interference suppression method based on an improved TK energy operator and fuzzy reasoning[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5106214.

作者简介



罗忠涛 男,1984年生.现为重庆邮电大学信息与通信工程学院副教授.主要研究方向为统计信号处理、数字图像处理与机器学习.

E-mail: luozt@cqupt.edu.cn



龚彦如 女,1999年生.现为重庆邮电大学信息与通信工程学院在读硕士研究生.主要研究方向为雷达信号与图像处理.

E-mail: 2602086151@qq.com



黎霁萱 女,2001年生.现为重庆邮电大学信息与通信工程学院在读硕士研究生.主要研究方向为信号处理与机器学习在雷达系统中的应用.

E-mail: lijixuan0725@163.com



卢琨 男,1977年生.博士,研究员级高级工程师.主要研究方向为超视距雷达系统设计和信息处理.

E-mail: mimimomoba@gmail.com