

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.240717001

面向海杂波的复值网络条件引导扩散模型数据增广*

梁泰宁^{1,2}, 杨昊成^{1,2}, 匡华星^{1,2,3}

- (1. 海洋装备电磁效应及安全全国重点实验室, 南京 211153;
2. 中国船舶集团有限公司第七二四研究所, 南京 211153;
3. 东南大学 信息科学与工程学院, 南京 210096)

摘要:针对经典算法建模海杂波时无法同时满足海杂波多个统计特性所造成的拟合精度缺失以及无法按类别条件可控生成的问题,结合 U-Net 的生成能力与复值神经网络处理电磁领域内复杂非线性问题的潜力,通过采用各种复值网络层将模型推广至复数域,同时引入无分类器模块,建立一种对输入条件可解释的映射机制,提出了一种复值引导扩散模型(Complex-valued Guided Diffusion Model, CVG-DM)。该模型旨在利用海杂波的同相(In-phase, I)、正交(Quadrature, Q)路复值基带信号以及挖掘海杂波与对应杂波背景下强目标的关联,从而在目标有无条件下实现模型的可控生成,最后在幅度分布、时空相关性、非线性特性、多普勒谱方面评价生成结果。仿真实验证明, CVG-DM 可按条件实现海杂波数据增广,仿真杂波能同时兼顾以上五方面统计特性,比基于实数网络的评价指标更加完备,保真度进一步提高。

关键词:海杂波模拟;扩散模型;复值神经网络;无分类器引导

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码
听独家语音释文
与作者在线交流
享本刊专属服务

中图分类号:TN957.51 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2025)11-1812-08

A Complex-valued Guided Diffusion Model Data Augmentation Algorithm for Radar Sea Clutter

LIANG Taining^{1,2}, YANG Haocheng^{1,2}, KUANG Huaxing^{1,2,3}

- (1. National Key Laboratory of Electromagnetic Effect and Security on Marine Equipment, Nanjing 211153, China;
2. The 724th Research Institute of China State Shipbuilding Corporation Limited, Nanjing 211153, China;
3. School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In response to challenges in sea clutter modeling within the classical algorithms, including the lack of fitting accuracy due to the inability to satisfy multiple statistical characteristics simultaneously and the limitations in controllably generating accurate class-based results, combining the generative power of U-Net with the potential of complex-valued neural networks to deal with complex nonlinear problems in the electromagnetic domain, a novel approach is proposed. This approach integrates complex-valued network layers and a classifier-free guidance module, establishing an interpretable mapping mechanism for input conditions, resulting in complex-valued guided diffusion model (CVG-DM). This model is centered on the direct utilization of the complex-valued baseband signals from the In-phase and Quadrature (IQ) path of sea clutter, as well as the exploration of the relationship between sea clutter and strong targets in the background. This enables controlled generation of the model under varying conditions of target presence or absence, and assessment based on amplitude distribution, temporal and spatial correlation, nonlinear characteristics, and Doppler spectrum. Simulation experiment validates CVG-DM's capability in realizing sea clutter data augmentation under varying conditions. The simulated clutter can simultaneously take into account above five statistical properties, surpassing the completeness of real number network-based evaluation metrics and further enhancing fidelity.

Key words: sea clutter simulation; diffusion model; complex-valued neural network; classifier-free guidance

* 收稿日期:2024-07-17;修回日期:2024-10-10
通信作者:杨昊成 Email: yhc44@qq.com

0 引言

海杂波是雷达照射海面产生的后向散射回波, 蕴藏着海洋状态信息, 其受自然环境和雷达参数影响, 如浪高、风速、风向、入射掠角、雷达频率、极化模式等。海杂波由于功率水平较高、非高斯、非平稳特性显著^[1], 对雷达探测性能产生极大干扰, 因此建立有效的仿真模型对海面探测具有重要的研究价值。

基于统计理论的建模是依据杂波幅度与功率谱的仿真, 如零记忆非线性变换法 (Zero Memory Nonlinearity, ZMNL)^[2] 及球不变随机过程法 (Spherically Invariant Random Process, SIRP)^[2], 即求解非线性方程生成满足幅度、功率谱要求的杂波, 但在相关性、非平稳拟合上存在局限。传统方法的关注点较为片面, 难以同时兼顾多个方面, 对海况变化不敏感, 导致模拟杂波与假定分布拟合差^[3], 通用性和灵活性不足。

基于生成式模型的海杂波建模方法有生成对抗模型 (Generative Adversarial Models, GAN)^[4], 变分自编码器 (Variance Auto-Encoder, VAE)^[5], 归一化流模型 (Normalization Flow, NF)^[6] 和扩散模型 (Diffusion Models, DM)^[7] 等。文献[8]在海杂波时频域通过 GAN 扩展了目标集, 进一步提高海面小目标检测性能。丁斌等^[9]使用 GAN 实现了一维海杂波数据增强。GAN 存在难以收敛和模式坍塌等不足, 而扩散模型可学习数据的潜在分布, 精度、通用性和实时性都有提升。该模型可形式化为层次性的 VAE, 通过前向加噪扩散编码和后向去噪重构解码, 生成高质量样本。文献[10]用一维扩散模型模拟出海杂波序列, 用广义 Pareto 分布实现较好的拟合, 并在时间自相关、分形特性上验证了模型的有效性。刘世琦等人^[11]在其基础上推广至二维, 用逆高斯复合高斯分布 (Inverse-Gaussian Compound-Gaussian, IG-CG) 验证了海杂波的生成效果, 并额外分析了空间相关性。然而, 该模型仍为一种实值网络架构, 不能处理复数据, 同时未引入条件模块, 无法实现可控生成。

目前已有的神经网络架构多以计算机视觉、自然语言处理等领域任务为牵引, 适用于处理实数数据。对于海杂波模拟领域, 由于雷达接收机是超外差式, 则经其正交解调后形成的是零中频复数数据, 现有网络不足之处在于无法直接生成原信号。文献[12]表明复值神经网络拟合与泛化能力更佳。Wu

等人^[13]论证了在处理具有相位相关信号如射频、音频信号时, 复值网络优于实数网络。

同时, 生成模型通常不能按照人们的意愿生成, 因此需要额外的条件引导。Chen 等人^[14]提出 infoGAN, 通过最大化互信息利用生成器每次改变潜变量来建立可分解、可解释的语义表征。Ho 等人^[15]提出了无分类器引导扩散模型, 旨在避免训练显示分类器, 并于 imageNet 集上弱引导和强引导分别达到最佳 FID (Fréchet Inception Distance) 和 IS (Inception Score) 结果 (该指标可衡量数据集与仿真集特征向量的间距, 描述生成质量与多样性)。

本文综合利用扩散模型在高维数据分布拟合方面的能力与复数神经网络在电磁数据特征挖掘方面的高效性, 提出一种基于复值网络和条件引导的扩散模型海杂波增广算法。本文进行的改进有两个方面: 一是针对模型只训练海杂波幅值的缺陷, 提出复值扩散模型 (该模型出色的拟合能力可在视频处理中挖掘损失的相位信息, 实现更高保真度的模拟); 二是利用无分类器引导模块对类别信息可解释可表达的能力, 通过添加目标存在条件, 指导生成方向。

1 复值网络条件引导扩散模型

1.1 扩散模型

扩散模型借鉴热力学中分子的扩散运动, 它基于参数化的马尔可夫链与变分推理, 在有限时间步后生成与数据分布相似的新样本, 其通常使用 U-Net 实现, 基本过程见图 1。U-Net 是 Ronneberger 等^[16]解决图像分割提出的深度学习架构, 只需少量样本进行端到端训练就能实现精准分割。

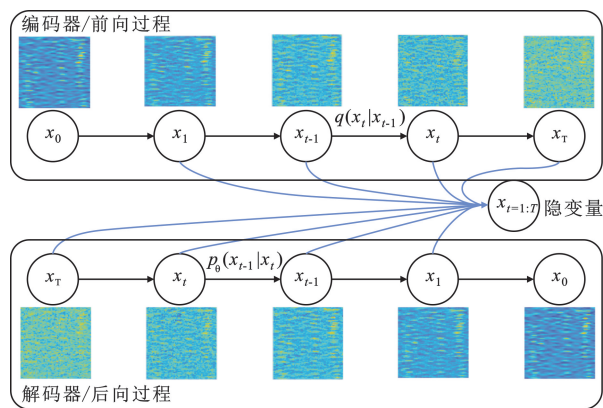


图 1 编解码器过程

1.2 复值网络块

CVG-DM (Complex-valued Guided Diffusion

Model) 是分离式的复数网络模型, 设计上包含复卷积层、复解卷积、复激活函数、复上采样、复随机失活、复池化层和复全连接层, 其能够有效捕捉 IQ 路的耦合性。该模型各层输入输出均为复数, 利用实值有界解析函数来分别处理复输入信号的实部和虚部, 如式 (1)。神经元、权重和偏置为实数, 反向传播时更新实虚部的相应梯度。

$$f(z) = f(z^R + iz^I) = f_R(z^R) + if_I(z^I) \quad (1)$$

复卷积可有效提取海杂波的纹理、散斑特征。设输入为 $Z = A + iB$, 卷积核为 $W = X + iY$, 则复卷积算子为

$$W * Z = (X + iY) * (A + iB) = (X * A - Y * B) + i(Y * A + X * B) \quad (2)$$

全连接层核心操作是矩阵向向量积, 权值为 $W = W_1 + iW_2$, 输入为 $Z = A + iB$, 式 (3) 表示向量积结果:

$$W \cdot Z = (W_1 + iW_2)(A + iB) = (W_1A - W_2B) + i(W_1B + W_2A) \quad (3)$$

典型复激活函数有 modReLU、zReLU、CReLU 等。文献 [17] 通过对比指出 CReLU 收敛性优于 modReLU、zReLU。CReLU 定义式见 (4), 对实虚部分别激活。

$$CReLU(z) = ReLU(z^R) + iReLU(z^I) \quad (4)$$

1.3 条件引导机制

条件引导机制通过引用文本、标签、图像、语义图等多模态外部信息实现生成方向的可控。基于标签引导有两种方式: 分类器引导和无分类器引导。前者通过预训练的分类器提供类别信息实现条件生成, 造成扩散模型的生成质量严重依赖于分类器。本文采用后者, 将条件作为扩散模型输入, 无需额外训练分类器与计算其梯度, 避免攻击对抗问题, 有效降低运算量与复杂度。

实现方式借鉴时间步嵌入思想, 将基于类别 c 嵌入到各层网络中, 通过改变模型内部状态变量编码类别信息, 实现生成纯海杂波与杂波背景下的目标回波。图 2 为文本条件的添加方式, Labelize 指标签化, Class Embedding 是类别模块, 即在对标签作 Embedding 后, 添加两层全连接层与 Swish 激活函数, 实现在网络深度有限时可提取深层特征, 增加了拟合与非线性表达能力。

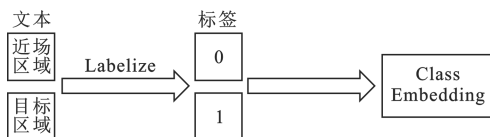
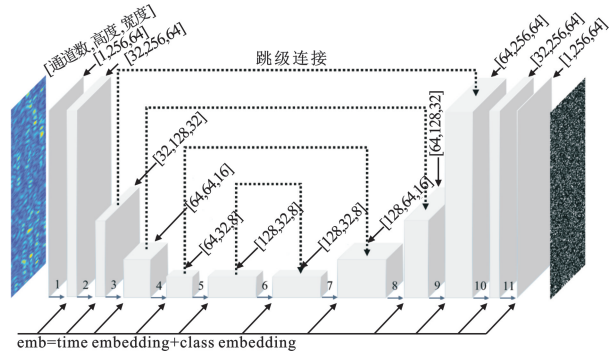


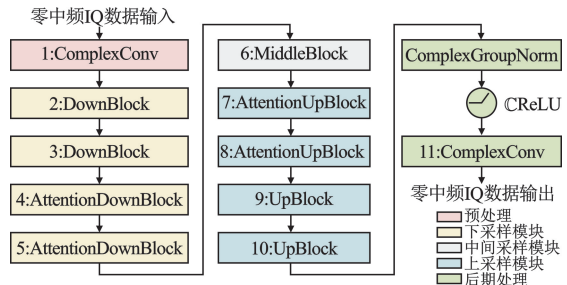
图 2 文本条件标签化

1.4 CVG-DM 模型结构

图 3(a) 为 CVG-DM 架构, 方框表示特征空间, 虚线表示跳级连接。复值信号输入网络后, 首先经编码器中卷积、下采样、提取高维特征, 并降低尺寸增加通道数; 解码器中解卷积增大尺寸减少通道数, 上采样恢复图像分辨率。编码器中特征图经跳级连接与解码器中相应层拼接实现多尺度特征融合, 从而丰富特征细节, 避免丢失信息。



(a) 模型框架



(b) 模型详细结构

图 3 CVG-DM 模型架构

本文将 Diffusers 包^[18]推广至复数域并搭建如图 3(b) 所示网络, 其中数字 1~11 各层与图 3(a) 对应: 首先预处理为复卷积 1; 前向过程为下采样及自注意力 2~5; 中间块为 6; 后向过程为上采样及自注意力 7~10; 最后为组归一化、激活函数与复卷积 11。这种端到端的结构将特征向量映射到低尺度空间, 降低运算维度从而减少运算量, 同时保证输入输出大小相同。其中 DownBlock、AttentionDownBlock、UpBlock、AttentionUpBlock 为父模块, 由 ResnetBlock、Attention、DownSample、UpSample 子模块构成。子模块搭建较容易实现, 举例介绍 ResnetBlock 具体实现结构如图 4, 其中 Add emb 向网络添加条件嵌入, 具体为时间步与类别的累加。

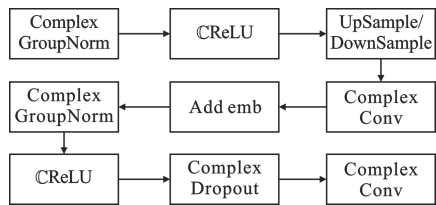


图 4 ResnetBlock 具体实现结构

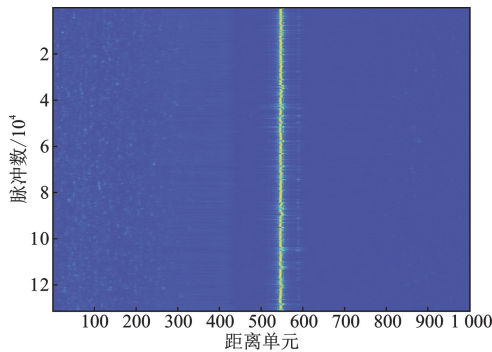


图 5 时间-距离图

2 数据集构建及实验环境

2.1 雷达相关

参考“雷达对海探测数据共享计划”^[19],采用固态全相参功放/监视雷达,型号为天奥 SPPR50P-HH,水平极化,凝视模式,X 波段,架设于距海岸线 300 m 处,架高 80 m。雷达与目标相关参数如表 1 所示。

表 1 雷达与目标参数

参数	数值
频率/GHz	9.3~9.5
距离维采样率/MHz	60
脉冲重复频率/Hz	2 000
脉宽/ μ s	0.15
采样点间隔/m	2.5
方位角/ $^{\circ}$	277.16
民船的位置/nmile	3.02

2.2 数据采集

采集中频回波,经数字正交解调形成零中频 IQ 数据。采用民船监测数据,其他参数如海况、浪高浪向、照射区域、掠射角、温度湿度等不变。

2.3 数据切片

选取数据 20221113172041_stare_HH、20221113172150_stare_HH、20221113172256_stare_HH 以及 20221113172401_stare_HH,每个文件由 1 000 个距离采样点、131 072 个脉冲构成。根据目标单元为 540~561,截取 513~576 单元作为有目标样本。由于近场区域强度偏高,杂噪比大,起伏较多,尖峰与拖尾现象明显,海杂波特性较为显著,截取 1~64 单元作为纯海杂波样本。经切片共得到 3 560 帧构建数据集,每帧包括 256 个脉冲,64 个距离点。

以文件 20221113172041_stare_HH 为例,其时域特征如图 5 所示。

2.4 实验环境

首先将数据按最大值归一化至 $[-1,1]$,消除回波随距离衰减的影响,提高稳定性加快收敛,同时避免导致推理出奇异值。CVG-DM 利用反向传播和 AdamW 优化器训练更新参数,损失函数为噪声预测值与实际值的实虚部分别作均方误差再求和,表征复数域上两点的间距,初始学习率 $lr = 10^{-5}$,批大小 64,历时 10 轮,环境配置:Win10 操作系统;CPU 为 i9 14900K,64 GB RAM;GPU 为 RTX4090,24 GB VRAM;PyCharm 环境。

加载权重后,向 CVG-DM 输入尺寸为 256、64 的复值白噪声,并添加标签 0、1 表示近场海杂波与目标回波进行推理。分析结果时,取数据集帧最大值的算术平均值还原。需要说明的是,生成结果具有随机性与多样性,无法直接与实测数据作差衡量相关度,且由于使用单样本统计值代替海杂波实际值,往往出现取值波动。

3 实验结果分析

本文向各类算法两类别结果中任取一帧样本:实测数据为 1 和 2、ZMNL 法^[2]为 3、条件生成对抗网络(Conditional Generative Adversarial Network, CGAN)^[4]为 4 和 5、CVG-DM 为 6 和 7,以下为结果对比分析。

3.1 时间-距离图

高分辨率雷达海杂波时间-距离图具有明显的纹理结构。图 6(a)左图为近场区域,由于存在海岸回流,海面蕴含能量,海情复杂,出现较多极值。由于海尖峰与破碎波和白浪密切相关^[20],则对于同一距离产生的碎浪,不同脉冲之间极值存在对应关系,表现为该单元产生一串海尖峰,反映海杂波的非稳态现象。(a)右图为目标区域,目标在 28~49 单元。鉴于船体 RCS 较大,回波强,而此距离较远,杂波

弱,因此具有高信杂比,导致目标特性显著。根据旁瓣效应产生的能量泄露问题,造成主目标附近有次目标回波,表现为间隔相近、周期性衰减的分布,呈现在杂波背景下的“条状栅栏”结构。

ZMNL 杂波较为杂乱,未观测到海尖峰,且无法仿真目标帧;CGAN 由实幅值训练,且目标特征简单,仿真效果良好,表现出目标的强散射特性,但目

标能量泄露现象不明显。因该模型不适合大尺寸图像场景,左图近场存在较大偏差,两图均有大量噪点。(d)左图起伏较剧烈,存在海尖峰,时变特性显著,符合近场特点。右图在 30~40 单元内存在连续峰值,表征主目标,其外分布有周期性振荡的极值,表征次目标,呈现了在杂波背景下的“条状栅栏”结构,较好地满足目标帧特点。

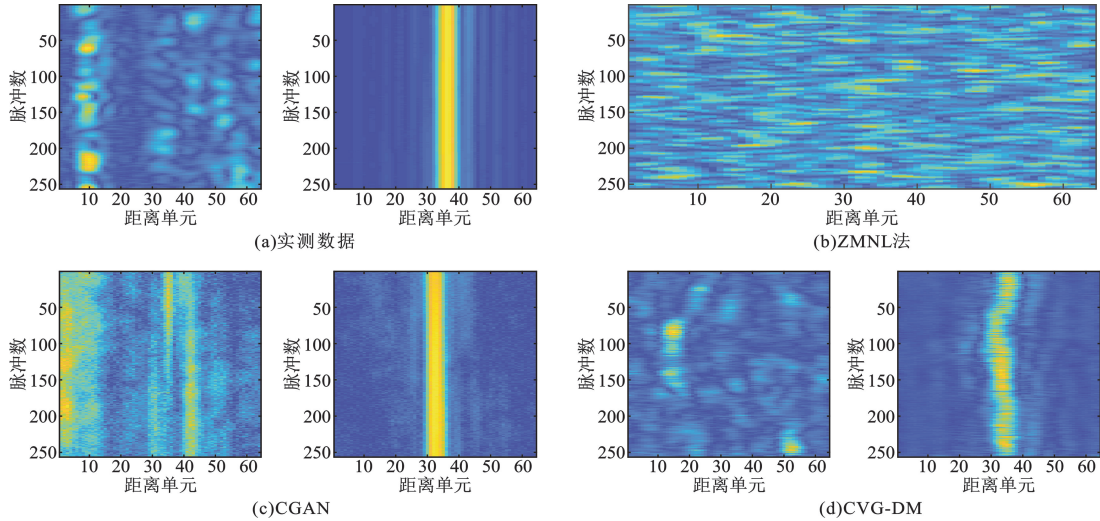


图 6 海杂波时间-距离图

3.2 幅度分布

依托于现代雷达的高分辨率特性,对小、弱目标检测性能得到增强。而同时小擦地角海杂波幅度分布往往产生尖峰和拖尾,应采用复合高斯分布如 K 分布、对数-正态分布、韦布尔分布等描述。K 分布能解释海杂波机理,且对重拖尾现象能较好地拟合,表示为

$$f(x; \sigma, \nu) = \frac{2}{\sigma \Gamma(\nu)} \left(\frac{x}{2\sigma}\right)^\nu K_{\nu-1}\left(\frac{x}{\sigma}\right) \quad (5)$$

式中: ν 为形状参数, σ 为尺度参数,且 $x, \sigma \geq 0, \nu >$

$0.1; \Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数; $K_{\nu-1}(\cdot)$ 为第二类 $\nu-1$ 阶修正 Bessel 函数。

图 7 为 K 分布拟合结果:(a) 左图表明实测近场杂波满足 K 分布,右图由于主次目标影响,周期性出现局部极大值,表现为离散的高幅值点,重拖尾现象严重,SSE 较大,拟合效果不佳;(c) 左图拟合较差;(b) 和 (d) 左图显示杂波拟合较好;(d) 右图目标回波在较大幅值均有分布,重拖尾严重,符合目标特性。

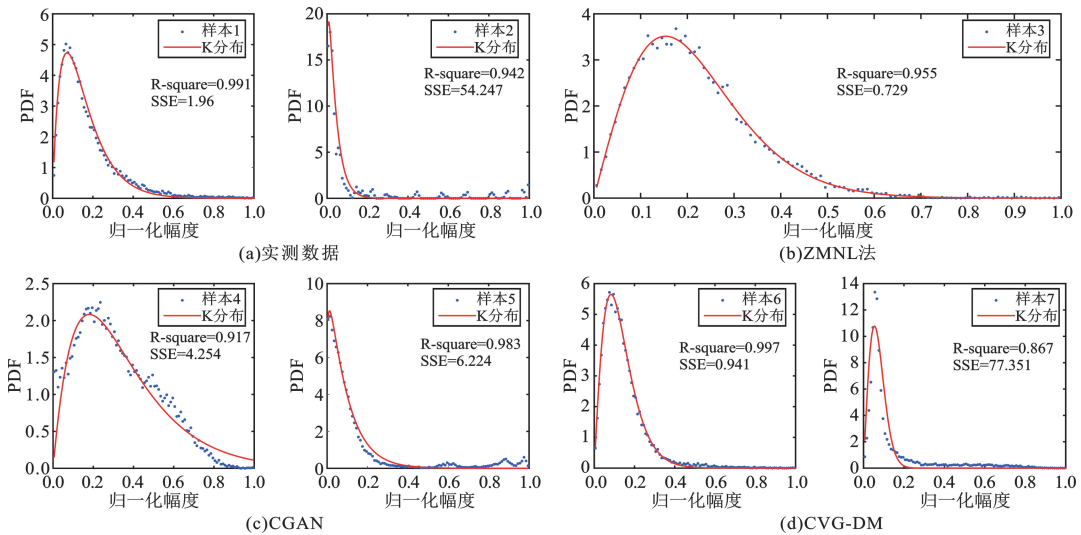


图 7 海杂波概率密度函数

3.3 相关性

以下作归一化时空自相关函数描述不同脉冲、不同距离海杂波线性相关程度。

图 8(a) 中时间相关性于前几个脉冲迅速下降, 而后近似线性衰减。空间相关性样本 1 先迅速衰减, 再缓慢下降并伴随抖动, 周期性地经历波峰波谷 (该周期性为涌浪调制作用); 样本 2 则迅速衰减至

$1/e$, 再缓慢衰减。根据去相关时间定义 (相关系数从 1 下降至 $1/e$ 的时间间隔), 这时近似认为杂波不再相关, 则其去相关单元在 10 附近; (b) 右图无法表征涌浪调制现象, 符合 ZMNL 法经非线性变换后难以保持信号相关性的特点; (c) 左图样本 4 均匀平滑衰减与实测偏离; (d) 曲线与实测形状相似, 目标回波的去相关单元相近, 且明显短于纯海杂波。

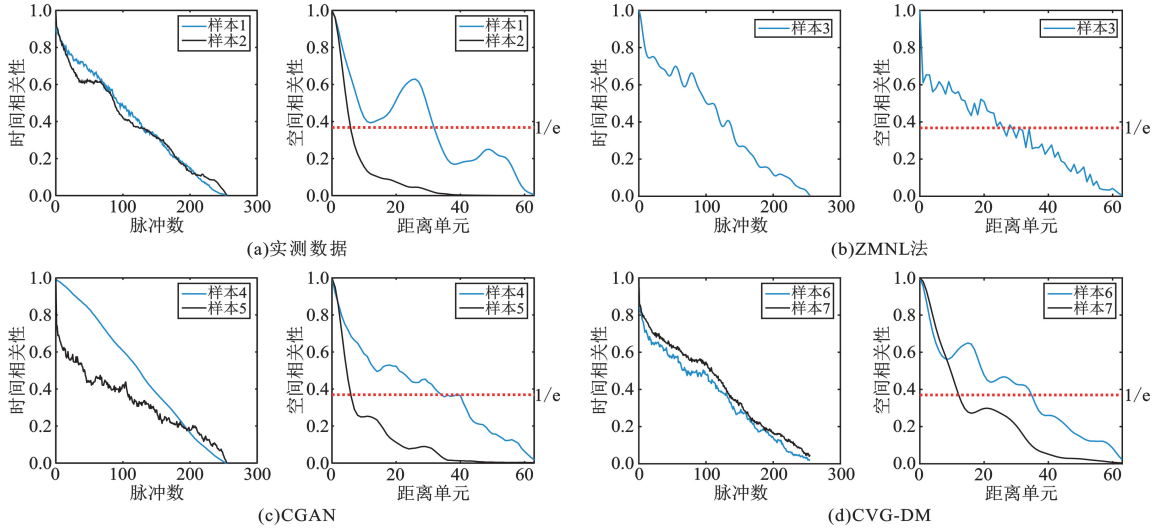


图 8 海杂波时空相关性

3.4 分形特性

海面结构的动态多变, 是形成海杂波非线性特性的物理机理。由于海表面存在大量有粗糙结构且统计自相似的分形体, 对应回波的 IQ 分量应具备分形性质, 且分形维数与物理海面相同。

本节定义海杂波序列 $X = (X_1, 1, 2, \dots, N)$, 均值 μ , 构造随机游走模型如下:

$$y(n) = \sum_{i=1}^N (X_i - \mu), i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

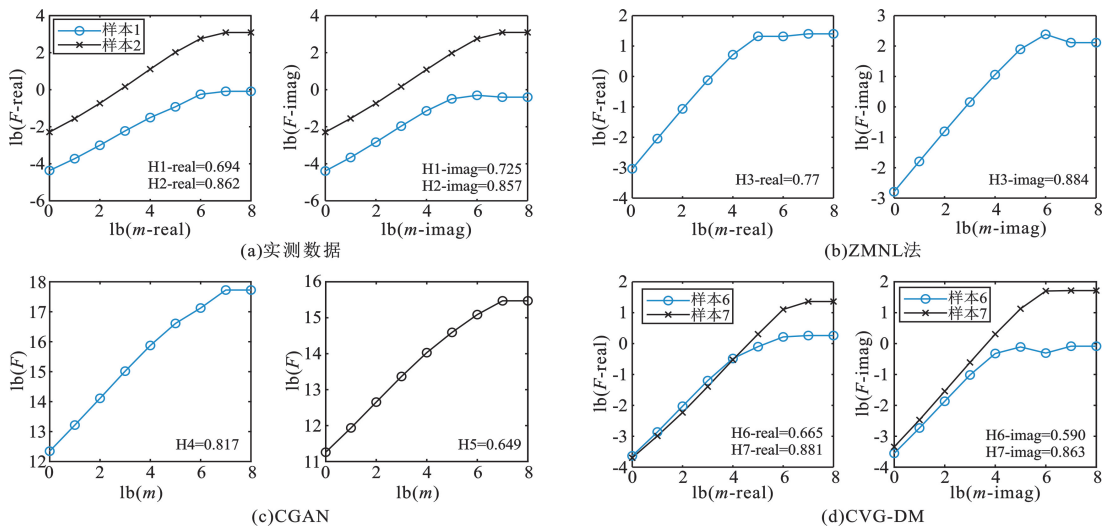


图 9 海杂波双对数曲线

构造式 (7):

$$F(m) = \sqrt{[y(m+n) - y(n)]^2} \approx m^H \quad (7)$$

式中: H 为 Hurst 指数 ($0 < H < 1$)。

作实虚部双对数曲线如图 9 所示。由于自相似性仅存在于无标度区间, 该曲线在此区间内成线性, 斜率则由最小二乘法估计, 即为 H , 其中 CGAN 结果为实幅度所求。

图 9(a) 实测样本 1 于 0~5 区间呈线性, 其 H 为 0.7 左右; 样本 2 在 0~6 呈线性, H 为 0.86, 且实虚部 H 近似相等。分析发现 (b) (c) (d) 在一定范围内均呈线性, 表明生成数据具有单一分形特性。在无标度区间方面: (c) 较大, 达到 7 左右, 偏离实测数据, 而 (b) (d) 与实测区间接近。Hurst 指数方面: (c) 目标 H 较小, 而 (d) 满足目标 H 较大原则, 且存在明显差异, 与实测数据相似, 符合实测目标斜率明显大于纯海杂波的性质。由于民船外形规则有序, 海杂波表面粗糙, 较为复杂且不规则, 分形特性利用非能量特征, 克服海尖峰等现象造成的检测虚警, 从而实现基于分形差异检测海面目标。

3.5 多普勒谱特性

源于海面运动与散射体的随机性, 海杂波功率谱出现频移并展宽。本节谱估计用短时傅里叶变换, 采取汉明窗, 窗长 128, 步长 4。多普勒频移 f_d 与带宽 B_w 由谱质心与均方根带宽描述, 见式 (8) 和式 (9):

$$f_d = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} fS(f) df}{\int_{-\infty}^{+\infty} S(f) df} \quad (8)$$

$$B_w = \sqrt{\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} (f - f_d)^2 S(f) df}{\int_{-\infty}^{+\infty} S(f) df}} \quad (9)$$

图 10 为多普勒谱, 由于 CGAN 推理值为实数, 不具频域特性。实测数据 (a) 频偏分别为 7.3 Hz 和 21.3 Hz, 带宽为 83 Hz 和 33.5 Hz; (b) 频偏带宽为 6.3 Hz 和 70.6 Hz; (c) 频偏 12.1 Hz 和 -2 Hz, 带宽 86.4 Hz 和 28.9 Hz。ZMNL 法为高斯噪声经非线性变换所得, 无法针对数据集做增广, 因而与 (a) 有较大差异; 而 (d) 满足目标帧中心频带较窄特点, 且均产生一定频移。根据碎浪会引起杂波功率和谱宽增大现象^[21], 由于样本 6 为近场, 杂波功率较高, 存在较多破碎波与白浪, 则带宽的明显差异符合该机理。

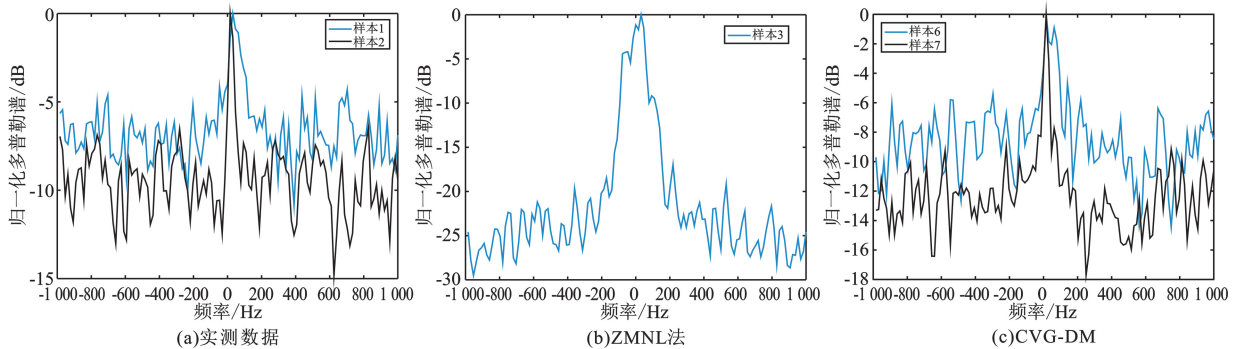


图 10 海杂波多普勒谱

3.6 模型复杂度

表 2 为所提算法的运算复杂程度对比, Params 表示模型参数量, 衡量空间复杂度; Memory 表示模型所占存储空间; 推理时间表示模型每生成一帧数据所需的平均时间。相应指标在同一平台上使用依赖库测量。

表 2 模型运算规模

算法	Params/ 10^6	Memory/MB	推理时间/s
CGAN ^[4]	26.41	106.74	1.41
DM ^[11]	4.64	18.62	7.74
CVG-DM	5.17	20.75	31.54

CVG-DM 与 DM 相比, 在模型参数量、运行内存上增加约 11.4%, 模型规模有些微增加。然而由于

涉及大量复数运算, 推理较为耗时, 可采用 DDIM (Denoising Diffusion Implicit Models)^[22] 优化采样步骤实现跳步推理, 降低运算量, 提高实时性。

4 结束语

本文针对传统仿真手段难以兼顾雷达海杂波多域统计特性, 无法可控生成海杂波信号等问题, 提出了 CVG-DM 神经网络模型。一方面, 将网络复值化, 充分学习理解海杂波相位耦合特征; 另一方面, 添加引导模块, 挖掘海杂波与条件的作用机理, 从而建立关联性。实验表明, CVG-DM 按类生成满足 5 个海杂波特性且有较高保真度, 同时可有效区分目标有无, 展现了生成质量与多样性, 验证了其在海杂波数据增广领域的有效性和稳健性。然而, 在生成

质量上,目标回波受海杂波影响,呈现形态扭曲与跳跃现象,可能对模拟杂波的应用造成限制;在推理耗时问题上,目前广泛采用的 DDIM 加速架构在本文海杂波生成任务中存在明显的性能下降,将在以后工作中进行解决。

参考文献:

- [1] 丁昊,董云龙,刘宁波,等. 海杂波特性认知研究进展与展望[J]. 雷达学报(中英文),2016,5(5):499-516.
- [2] 成怡,银培文. 改进的复合高斯型杂波模拟方法[J]. 东北大学学报(自然科学版),2023,44(11):1564-1570.
- [3] XIN Z H, LIAO G S, YANG Z W, et al. Analysis of distribution using graphical goodness of fit for airborne SAR sea-clutter data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2017,55(10):5719-5728.
- [4] 程芳芳,王旭东,吴楠. DCGAN 信道下的端到端通信系统设计[J]. 电讯技术,2022,62(6):742-748.
- [5] VAHDAT A, KAUTZ J. NVAE: a deep hierarchical variational autoencoder; US202017089492A [P] ; 2021-12-23.
- [6] KOBYZEV I, PRINCE S J D, BRUBAKER M A. Normalizing flows: an introduction and review of current methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2021,43(11):3964-3979.
- [7] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models [C] // The 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver; IET, 2020: 6840-6851.
- [8] 陈佳音,郭山红,朱海锐,等. 基于多特征融合的海面目标智能检测算法[J]. 现代雷达,2024,46(12):24-30.
- [9] 丁斌,夏雪,梁雪峰,等. 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.
- [10] YANG H C, LIN Y, ZHANG J R, et al. Diffusion model in sea clutter simulation [C] // IET International Radar Conference. Chongqing; IET, 2024: 3664-3669.
- [11] 刘世琦,匡华星,杨昊成,等. 基于扩散模型的海杂波仿真[J]. 雷达与对抗,2024,44(1):15-20.
- [12] LEE C Y, HASEGAWA H, GAO S C. Complex-valued neural networks: a comprehensive survey [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica,2022,9(8):1406-1426.
- [13] WU J H, ZHANG S Q, JIANG Y, et al. Complex-valued neurons can learn more but slower than real-valued neurons via gradient descent [C] // The 37th International Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans; ACM, 2023: 23714-23747.
- [14] CHEN X, DUAN Y, HOUTHOOFT R, et al. InfoGAN: interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. New York; ACM, 2016: 2180-2188.
- [15] HO J, SALIMANS T. Classifier-free diffusion guidance [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. New York; ACM, 2021: 1-14.
- [16] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C] // 2015 International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham; Springer, 2015: 234-241.
- [17] TRABELSI C, BILANIUK O, SERDYUK D, et al. Deep complex networks [C] // 2018 International Conference on Learning Representations. Washington DC; IEEE, 2018: 1-8.
- [18] PLATEN P, PATIL S, LOZHKOV A, et al. Diffusers: state-of-the-art diffusion models [EB/OL]. (2022-06-01) [2024-07-10]. <https://github.com/huggingface/diffusers>.
- [19] 关键,刘宁波,王国庆,等. 雷达对海探测试验与目标特性数据获取——海上目标双极化多海况散射特性数据集[J]. 雷达学报,2023,12(2):456-469.
- [20] 李清亮,张金鹏,张玉石. 海杂波测量与建模研究进展[J]. 电波科学学报,2023,38(4):559-573.
- [21] LAMONT-SMITH T. Azimuth dependence of Doppler spectra of sea clutter at low grazing angle [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2008, 2(2): 97-103.
- [22] SONG J M, MENG C L, ERMON S. Denoising diffusion implicit models [EB/OL]. [2024-07-10]. <https://keras.io/examples/generative/ddim/>.

作者简介:

梁泰宁 男,2000 年生于河南焦作,2022 年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为雷达海杂波建模与仿真。

杨昊成 男,1995 年生于江苏东台,2020 年获硕士学位,现为工程师,主要从事海面电磁感知智能化工作。

匡华星 男,1978 年生于内蒙古乌海,2004 年获硕士学位,现为研究员,主要从事雷达总体、信息处理工作。