

基于深度学习的杂波数据模拟方法研究

邓星瑜¹

DENG Xingyu

摘要

雷达在工作过程中,常受到杂波的干扰,这对雷达的探测性能造成了突出的负面影响。因此,针对杂波的特性研究至关重要。随着雷达分辨率的提升,传统杂波建模方法已无法适用于杂波建模研究,因其难以精准刻画高分辨率下杂波的复杂特性。此时生成式深度学习因为其网络的强大数据拟合能力,成为了杂波建模的新方法。文章提出了一种基于深度学习(条件变分自编码器 CVAE)的杂波模拟方法,其可以模拟多类杂波数据的多种特性,从而实现杂波样本扩充,为更精准的雷达杂波处理与目标检测奠定基础。

关键词

杂波模拟;深度学习;拟合能力;样本扩充;精准检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.12.007

0 引言

在海洋环境下,雷达作为一种高效的远程探测工具,具有重要的应用价值。当雷达用于海洋探测时,会接收到大量来自于海洋表面的干扰信号,其严重影响了雷达对目标信号的接受效率,这些干扰信号被称为海杂波^[1]。海杂波的研究对于航海安全、海洋资源开发等领域具有重要意义,然而,海杂波数据的稀缺性严重影响了海杂波研究的进展,本文中杂波建模仿真为这一问题提供了解决思路。

传统的海洋杂波建模方法主要采用基于统计原理和散射特性来描述海洋波浪的特征和行为。其中,基于雷达散射特性的海杂波模拟方法从海杂波的散射系数出发,研究人员建立了诸如 SIT 模型、GIT 模型、TSC 模型、HYB 模型、NRL 模型等经验或半经验模型;基于统计学原理和方法的建模方法较为流行,这种方法通过对海面杂波的实测数据进行分析和处理,以获取杂波幅度的统计分布规律。面对不同的杂波环境、测量方法、雷达体制等因素,基本都有不同的统计模型与之相匹配,经典的杂波模型有瑞利分布模型、对数正态分布模型、威布尔分布模型、K 分布模型以及伽马分布模型等,这些统计模型分别针对不同条件的杂波数据,进行杂波描述。

随着雷达分辨率的逐渐提高和雷达使用场景的日渐复杂,传统杂波模拟方法越来越难以满足高精度杂波模拟的任务需求。因此,使用某种确定的统计分布模型很难准确描述实际的杂波数据。随着深度学习的迅猛发展,深度生成模型已广泛应用于图像、信号和视频等数据的生成任务,其中变分自编码器(VAE)^[2]和生成对抗网络(GAN)^[3]为主流生成模型。2021年,丁斌等人^[4]利用 GAN 网络成功生成了杂波序列的实部和虚部,其生成的杂波数据在统计特性上与实

测数据相近;施祖帅^[5]将 Wave-GAN 生成模型应用于杂波序列生成任务,结合 Info-GAN 和 Wave-GAN 实现了在不同海况条件下的杂波序列生成,相较于传统方法,Wave-GAN 生成的模拟杂波更为逼真;2022年,马鑫^[6]将 DCGAN 生成模型应用于杂波矩阵生成任务;Zhang 等人^[7]实现了 VAE-GAN 对地海杂波序列的生成。

然而,目前采用生成模型的方法生成杂波数据多以序列的方式训练生成,无法同时模拟杂波的多种原始特性,如时间相关性、空间相关性、幅度分布特性和非平稳特性等。本文提出了一种新的数据集制作方法,采用生成式深度学习的模型结构,成功生成了高质量的海杂波矩阵数据,且这一方法能够同时保持杂波的多种原始特性。

1 杂波模拟方法

条件变分自编码器(conditional variational autoencoder, CVAE)是一种生成模型,它结合变分自编码器(VAE)与条件概率模型的思想,用于建模数据分布的条件依赖关系。在传统的变分自编码器(VAE)中,模型通过学习输入数据的潜在表示(latent variables),实现对复杂数据分布的逼近。而 CVAE 在此基础上进一步引入了条件信息,以使生成的样本能够依赖于某些特定的条件变量,如类别标签或其他外部信息。CVAE 的关键组成部分如下。

(1) 编码器(recognition network): 给定输入数据 x 和条件 y , 编码器学习将其映射到潜在空间中的一个分布(通常是高斯分布)。编码器输出条件化的潜在变量分布参数(均值和方差)。

(2) 潜在变量(latent variables): 从条件化的潜在分布中采样得到潜在变量 z , 这些潜在变量代表了数据生成的隐含因素。

1. 西安电子工程研究所 陕西西安 710199

(3) 解码器 (generative network): 解码器根据条件变量 y 和潜在变量 z , 生成数据 x , 即通过条件化潜在空间来建模数据的生成过程。

(4) 变分下界 (variational lower bound): 与 VAE 类似, CVAE 通过最大化变分下界来进行训练, 优化目标是同时最小化重构误差 (数据生成质量) 和 KL 散度 (潜在空间的分布与标准正态分布之间的差异)。

CVAE 模型通过引入条件信息, 使得生成模型能够有针对性地生成符合特定条件的数据, 从而增强了生成模型的控制能力和表现力。

本文采用图 1 的 CVAE 模型结构, 进行多级海况杂波数据模拟。

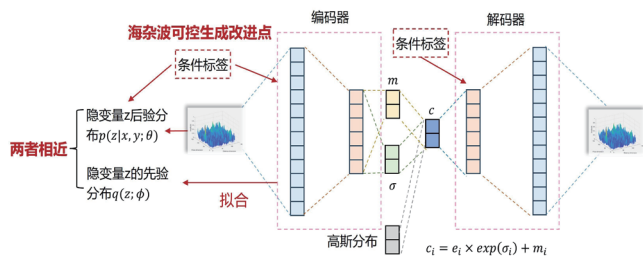


图 1 CVAE 网络模型结构

网络超参数设置: 训练轮次为 1000, 批样本数量 = 64, 学习率 $l_r = 0.0002$, 衰减率为 0.9。

本文以海况等级为条件, 选用 2、3、4 级海况的三类数据, 三种原始数据均为 $10\,000 \times 2500$ 采样点大小的杂波矩阵数据, 由于原始信号包含非杂波信号 (如目标信号), 信号数据存在距离衰减的影响, 为了能够用于网络训练, 需要进行数据预处理。

如图 2 所示, 为杂波数据的处理过程。

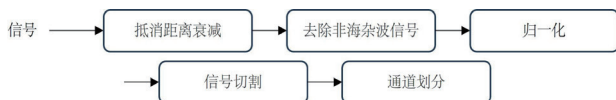


图 2 数据处理过程

(1) 抵消杂波的距离衰减影响。根据电磁波传播公式 $D(\text{dB}) = 20 \log_{10} d/d_0$, 将杂波数据按照距离维采样点逐个进行衰减抵消。

(2) 去除非杂波信号。由于原始信号数据里包含近岸地杂波干扰、远海噪声干扰以及少量目标回波, 需要按照距离维将近岸 500 采样点、远海 500 采样点的杂波数据进行剔除, 然后将目标信号逐个去除。

(3) 信号切割。由于杂波信号不论在时间维还是空间维, 其去相关时间 (相关系数首次从 1 下降至 $1/e$ 所用的采样长度) 均在 20 采样点以内, 故而本文选择将其切割为 128×128 大小的矩阵数据, 并将其按照实部虚部进行通道划分, 制作为 128×128 大小的双通道矩阵数据, 研究结果表明, 采用此种数据处理方法, 不仅可以让网络顺利训练, 还能保留杂波数

据的多种原有特征。

2 结果分析

图 3 为三类模拟杂波数据的统计分布。

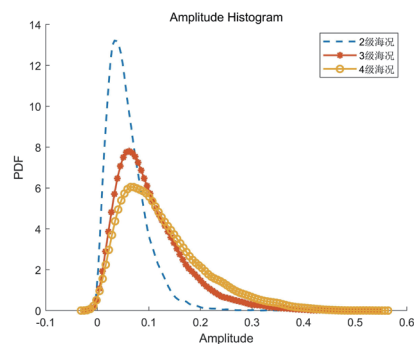
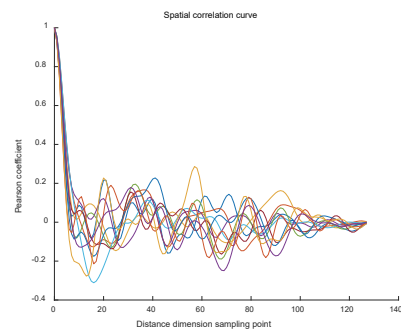
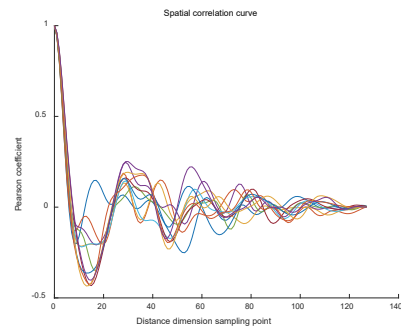


图 3 模拟数据幅度分布

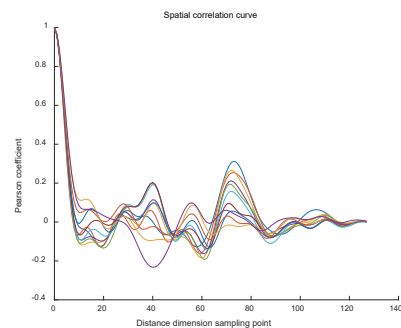
自相关特性验证, 图 4、图 5 分别展示实测杂波数据样本的空间、时间自相关曲线。



(a) 2 级

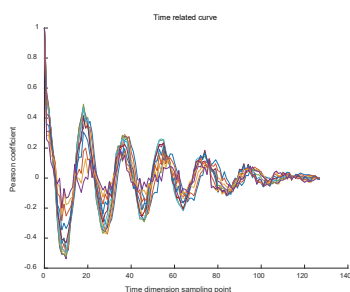


(b) 3 级

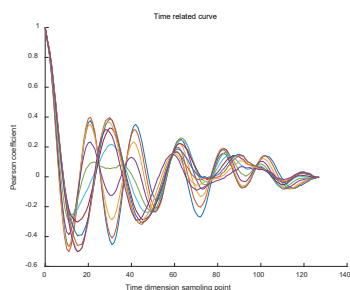


(c) 4 级

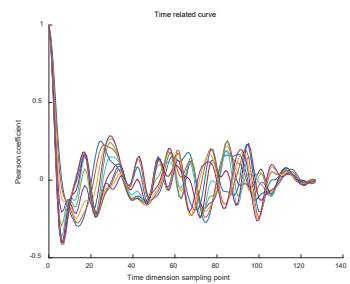
图 4 实测杂波空间自相关曲线



(a) 2 级



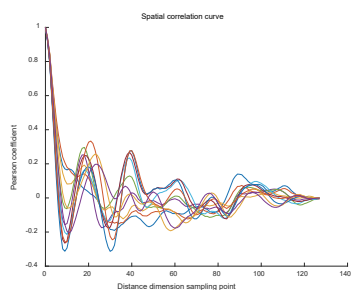
(b) 3 级



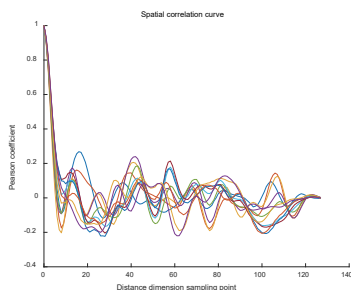
(c) 4 级

图 5 实测杂波时间自相关性曲线

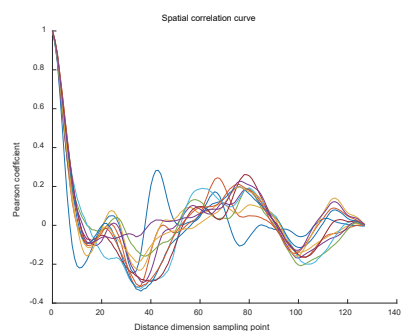
图 6、图 7 分别展示模拟数据样本的空间、时间自相关性曲线。



(a) 2 级

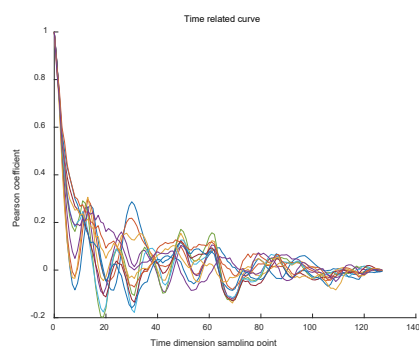


(b) 3 级

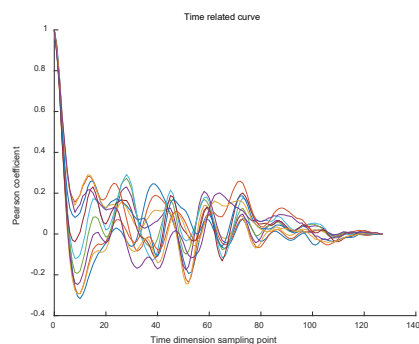


(c) 4 级

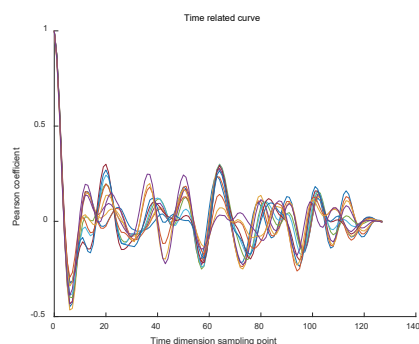
图 6 模拟杂波空间自相关性曲线



(a) 2 级



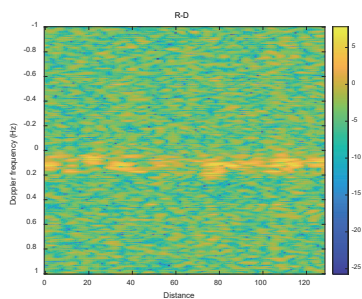
(b) 3 级



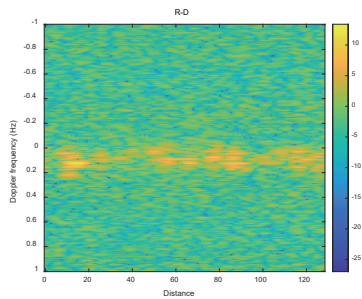
(c) 4 级

图 7 模拟杂波时间自相关性曲线

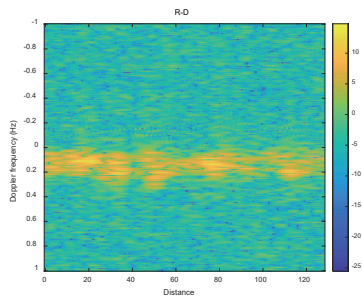
图 8、图 9 分别为实测、模拟的三类杂波距离多普勒谱，可以看出海浪均朝向雷达而来，且频率随着距离的变化而变化，说明数据存在非平稳特性。



(a) 2 级

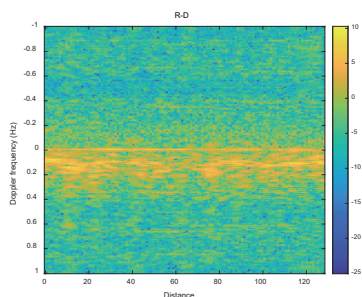


(b) 3 级

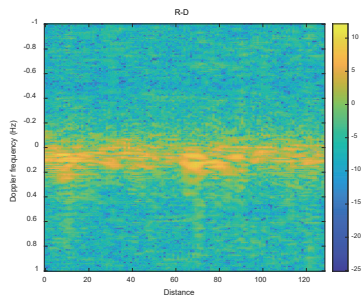


(c) 4 级

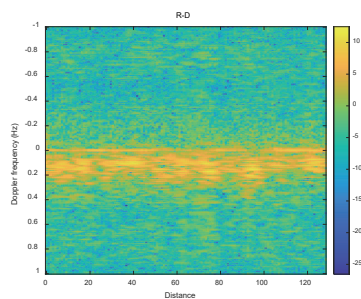
图 8 三类实测杂波数据距离多普勒谱



(a) 2 级



(b) 3 级



(c) 4 级

图 9 三类模拟杂波数据距离多普勒谱

试验结果表明, 本文所用方法可以模拟实测杂波的多种原始特性。

3 总结

此前, 研究人员主要聚焦于杂波精细化建模, 随着人工智能的出现为海杂波建模问题提供了新的解决办法。本文设计了一种海杂波数据集划分方式, 不仅解决了深度神经网络无法直接训练杂波数据的问题, 而且保留了原始杂波的多种原始特性。针对杂波分类模拟问题, 本文提出的采用 CVAE 的网络模型, 实现了三类杂波数据的分类模拟。试验结果表明, 本文所提方法可以较好模拟多类杂波的多种原始特性。

参考文献:

- [1] SKOLNIK M I. Radar handbook[M]. New York: McGraw-Hill, 2008.
- [2] DIEDERIK P K, MAX W. Auto-encoding variational bayes[DB/OL]. (2022-12-10)[2024-09-16]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>.
- [3] GOODFELLOW IAN J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//NIPS'14: Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2. Cambridge, MA, United States: MIT Press, 2014:2672-2680.
- [4] 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.
- [5] 施祖帅. 基于深度学习的雷达杂波模拟技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [6] 马鑫. 基于深度生成学习的雷达杂波模拟技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [7] 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, 5(61): 5104416.

【作者简介】

邓星瑜(1999—), 男, 陕西西安人, 硕士, 研究方向: 雷达目标特性数据建模。

(收稿日期: 2024-11-15)