

## 基于改进 CycleGAN 的合成孔径雷达图像仿真

白江波, 杨 阳, 张文生

(中国科学院 自动化研究所, 北京 100080)

**摘要:** 目标和场景的跨模态数据对于以深度神经网络为基础的跨模态检测与多模态融合算法的性能提升有着极其重大的意义. 由于 SAR 图像的特殊性, 获得成对的数据集成本很高, 且现有的 SAR 图像生成算法大多集中在提升图像多样性与小范围场景生成, 对于特定场景的图像配对转化鲜有涉及. 本文利用改进的循环一致性对抗网络 CycleGAN 实现 SAR 图像目标和场景的 SAR 图像的仿真, 并利用最小二乘损失对网络进行改进, 使网络性能获得提升, 提高了成像的质量, 论文所提方法对 SAR 图像进行了仿真实验, 结果表明, 本文方法生成图像的精细度与稳定度最优, 实现了更好的仿真结果.

**关键词:** 循环一致性对抗网络; SAR 图像仿真, 深度残差网络, 最小二乘生成对抗网络

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.0253-2778.2020.08.019

**引用格式:** 白江波, 杨阳, 张文生. 基于改进 CycleGAN 的合成孔径雷达图像仿真[J]. 中国科学技术大学学报, 2020, 50(8): 1181-1186.

BAI Jiangbo, YANG Yang, ZHANG Wensheng. A simulation of the synthetic aperture radar image based on improved CycleGAN[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2020, 50(8): 1181-1186.

### A simulation of the synthetic aperture radar image based on improved CycleGAN

BAI Jiangbo, YANG Yang, ZHANG Wensheng

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

**Abstract:** The cross-modal data of targets is of great significance to the improvement of the performance of cross-modal detection and multi-modal fusion algorithms based on deep neural networks. Due to the particularity of SAR images, the cost of obtaining paired data is very high, and most of the existing SAR image generation algorithms focus on improving image diversity and small-scale scene generation, and rarely involve image pairing conversion for specific scenes. In this paper, the improved cycle consistency against network CycleGAN is used to achieve the simulation of SAR images of SAR image targets and scenes, and the least square loss is used to improve the network, which improves the network performance and improves the imaging quality. The simulation experiment of SAR image is carried out. The results show that the method produced in this paper has the best fineness and stability, and achieves better simulation results.

**Key words:** CycleGAN; SAR image simulation; ResNet; LSGAN

## 0 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 是一种利用天线运动形成综合孔径对地面和海面目标实现二维成像的有源微波雷达. 它能克服云雾雨雪和夜暗条件的限制对目标成像, 可在任何时间、任何气象条件下, 以较高的分辨率完成对地观测任务<sup>[1]</sup>. 近年来, SAR 目标成像技术的快速发

展, 促使基于 SAR 图像的目标自动检测识别技术得到的极大的进步. 传统雷达目标检测识别算法主要依赖雷达的信号特性<sup>[2-3]</sup>或雷达图像的边缘和形状特征<sup>[4-5]</sup>, 现阶段雷达图像识别目标算法发展到以深度神经网络为基础的目标语义检测识别算法<sup>[6-7]</sup>.

深度神经网络的数据驱动特征导致其对 SAR 图像数据有着极大的需求, 但 SAR 图像本身昂贵与稀缺造成其获取困难. 缺乏数据, 模型难以充分训练网络来提取有效特征, 为此, 对 SAR 图像的仿真

收稿日期: 2020-07-15; 修回日期: 2020-08-18

基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFB2103103); NSFC-通用技术基础研究联合基金 (U1936206); 国家自然科学基金面上项目 (61976213) 资助.

作者简介: 白江波, 男, 1994 年生, 工程师. 研究方向: 计算机视觉, 生成式对抗网络, 人工智能. E-mail: jiangbo.bai@ia.ac.cn

通讯作者: 张文生, 研究员. E-mail: zhangwenshengia@hotmail.com

需求应运而生. 现有的仿真算法分别从图像特征和回波信号的角度出发, 取得了相当的成果, 但局限于对目标几何特性的手动建模, 无法快速多样地生成目标样本; 近年来, 对抗生成网络应其独特的博弈特性, 被学界用来解决了生成目标样本多样性的问题, 并取得了相当多的成果<sup>[8-9]</sup>, 但实现的范围局限于小幅场景的单目标图像, 且仅局限于单一模态范畴, 在与光学或其他异源图像的进一步关联统一研究方面, 很难起到有效的作用.

本文针对以上情况, 利用 CycleGAN 算法, 在大幅光学场景的基础上, 实现了大幅 SAR 图像的仿真, 将仿真对象从单一目标扩展到大范围场景, 且能够实现 SAR 图像与光学遥感图像的对应, 为进一步的模态融合研究提供基础; 在此基础上, 本文对 CycleGAN 算法做出了一定的改进, 使网络稳定性得到提升, 进一步提高了成像的质量, 实现了更好的仿真效果.

## 1 相关工作

当前, SAR 成像仿真进法都可归结为 Giorgio 等<sup>[10]</sup>在 1995 年总结的两种方法: 基于图像特征的仿真方法和基于回波信号的仿真方法. 基于图像特征的仿真方法不考虑场景目标的散射过程, 仅根据目标的几何模型或辐射模型来获得 SAR 仿真图像, 或直接利用一幅真实 SAR 图像的后向散射系数信息来模拟其他成像参数下的图像. 相关的研究成果主要有: 徐丰等<sup>[11]</sup>采用映射投影方法开展了单站 SAR 和双站 SAR 的地面自然场景的 SAR 图像仿真工作, 实现了人为构造地面自然场景雷达图像仿真. 陈权等<sup>[12]</sup>考虑了卫星的几何配置关系和地面的辐射模型, 并根据数字地面高程模型给出了相应的星载 SAR 雷达的仿真结果. 陈杰等<sup>[13]</sup>利用小面单元模型和陆地杂波散射特性模型建立了一种星载 SAR 图像仿真的方法. 贺召卿等<sup>[14]</sup>开展了机载 SAR 图像进行星载 SAR 图像仿真的研究.

基于回波信号的仿真方法是一种端到端的仿真, 根据 SAR 系统工作原理, 由目标的后向散射系数模型得到回波数据, 再通过成像算法处理 SAR 原始回波信号获得仿真的 SAR 图像. 相关的研究成果主要有: 李仁杰等<sup>[15]</sup>根据目标与环境参数、SAR 系统参数以及 SAR 平台参数, 同时考虑 SAR 斑点噪声效应, 根据 SAR 成像原理, 计算生成 SAR 回波信号, 从而实现雷达图像的生成. 董纯柱等<sup>[16]</sup>通过构建地面车辆目标 SAR 仿真场景物理模型并利用射线追踪方法准确模拟 SAR 探测过程中电磁波与场景中目标与环境的作用机理, 实现对地面目标的雷达图像仿真. 夏伟杰等<sup>[17]</sup>将目标特性分析的曲面像素法和基于二维傅立叶变换的 SAR 回波信号仿真数学模型相结合, 并采用曲面像素法计算目标的散射率, 实现了典型目标的合成孔径雷达回波生成和图像仿真. 刁桂杰等<sup>[18]</sup>根据 SAR 几何模型和单脉冲天线模型, 计算舰船目标宽带动态电磁散射特性, 获得每个单脉冲天线阵元接收到的回波信号, 通过和差网络分别计算和通道、俯仰差通道及方位

差通道信号, 实现了舰船目标的雷达图像仿真.

上述两种方法均需要对目标几何特性进行建模, 没有利用大量的目标光学图像, 因此无法快速且大量地生成目标样本, 无法满足深度神经网络对样本的需求.

近年来, 对抗生成网络因其独特的生成网络和对抗网络的博弈特性, 被用来实现图像生成或者画风迁移. StyleGAN<sup>[19]</sup>和 CycleGAN<sup>[20]</sup>是两类典型的基于对抗生成网络的跨模态数据变换方法. StyleGAN 可以通过生成网络将随机向量生成得到目标图像, 而 CycleGAN 可以通过画风迁移将现有图像转换成目标风格的图像. 由此, 学者开始研究基于对抗生成网络的雷达图像仿真. 米野等<sup>[8]</sup>从图像的数量方面入手, 利用深度卷积生成对抗网络学习微多普勒雷达图像的分布, 并根据学习到的分布生成仿真雷达图像. 王雷等<sup>[9]</sup>研究了 CycleGAN 算法可控的生成 SAR 图像, 并通过开源框架 TensorFlow 实验环境生成 MSTAR 数据集的雷达图像.

目前, 基于 GAN 的遥感 SAR 图像生成尚未在大范围图像上进行, 本文是对大范围 SAR 图像仿真的首次尝试, 在 CycleGAN 的基础上进行了一定的改进, 与传统 CycleGAN 相比, 本文提出的模型收敛更快, 并且可以更精准地生成高质量的图像.

## 2 改进型 SAR 图像仿真模型的 CycleGAN 结构

随着多模融合趋势的兴起, 大尺度可配对的 SAR 图像变的越来越重要. 目前的主流 SAR 图像仿真研究主要集中在 MSTAR 等小范围目标数据集上, 对于广域的大范围仿真鲜有探究. 如图 1 所示, 本文利用 CycleGAN 网络克服图像配对的问题, 实现了目标和场景的跨模态数据仿真, 并在此基础上进行了改进, 利用大尺度光学图像, 实现了大尺度 SAR 图像的高效、精准仿真.

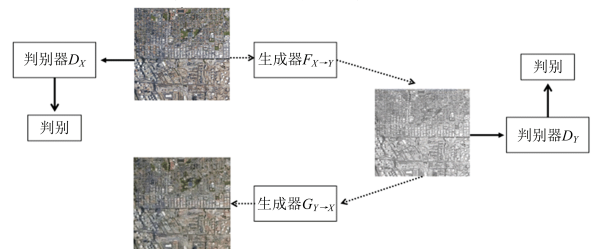


图 1 CycleGAN 结构图  
Fig. 1 CycleGAN structure

### 2.1 循环一致性对抗网络 CycleGAN

在目标的多模融合中, 目标和场景的跨模态数据, 尤其是 SAR 图像的数据获得成本很高, 本文利用 CycleGAN 的循环一致性损失函数 (cycle consistency Loss CCL), 在目标和场景的跨模态数据之间构建关联, 实现了分属两个域的跨模态数据的互相转化.

CycleGAN 网络是一个两组判别器与生成器的环形结构. 如图 1 所示,  $x, y$  分别代表 X 域, Y 域的

图像,  $G$  和  $F$  是两个生成器,  $D_x$  和  $D_y$  是两个判别器. 其中,  $X \rightarrow Y$  的映射为生成器  $F$ , 图像样本  $x$  通过  $F(x)$  生成近似于样本  $y$  的图像, 而判别器  $D_y$  则负责判定生成图像与真实图像. 生成器  $F$  与判别器  $D_y$  的损失函数  $L$  可定义为

$$L_{\text{GAN}}(G_{X \rightarrow Y}, D_Y) = E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} [\log D_Y(y)] + E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log(1 - D_Y(G_{X \rightarrow Y}(x)))] \quad (1)$$

式中,  $E(\cdot)$  表示计算期望值,  $P_{\text{data}}(x)$  为  $X$  域图像数据的分布,  $P_{\text{data}}(y)$  为  $Y$  域图像数据的分布.

$$L_{\text{GAN}}(G_{Y \rightarrow X}, D_X) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D_X(x)] + E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} [\log(1 - D_X(G_{Y \rightarrow X}(y)))] \quad (2)$$

单独的对抗损失函数  $L$  不能保证学习函数把输入的图像映射到期望的输出中, 反而可能会出现转换器将域内的所有图片转换成另一个域内的同一张图片的情况, 所以引入了 CCL (循环一致性损失函数), 函数的训练过程如图 2 所示. 同时学习对  $G_{Y \rightarrow X}$  和  $F_{X \rightarrow Y}$  两个映射的映射. 通过将  $x$  转换为  $y$  再转换为  $\hat{x}$ , 计算  $x$  与  $\hat{x}$  的损失. 这里, 前向一致性与后向一致性构成整体一致性, 避免了始终映射同一张图片的可能性.

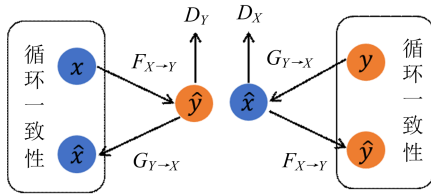


图 2 CycleGAN 循环一致性损失函数训练过程

Fig. 2 CycleGAN cycle consistency loss function training process

于是我们以定义循环一致性损失函数  $L_{\text{CCL}}$  为

$$L_{\text{CCL}}(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}) = E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} (\|G_{Y \rightarrow X}(F_{X \rightarrow Y}(x)) - x\|_1) + E_{y \sim P_{\text{data}}(y)} (\|F_{X \rightarrow Y}(G_{Y \rightarrow X}(y)) - y\|_1) \quad (3)$$

由式(1), 式(2), 式(3)得到 CycleGAN 的目标函数  $L'$  为

$$L'(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}) = L_{\text{GAN}}(F_{X \rightarrow Y}, D_Y) + L_{\text{GAN}}(F_{Y \rightarrow X}, D_X) + \lambda_{\text{CCL}} L_{\text{CCL}}(F_{X \rightarrow Y}, G_{Y \rightarrow X}) \quad (4)$$

式中,  $\lambda_{\text{CCL}}$  作为参数调整  $L_{\text{CCL}}$  损失在目标函数中的权重.

## 2.2 最小二乘生成对抗网络

最小二乘生成对抗网络 (least squares GAN, LSGAN) 与传统 GAN 的主要区别在于其将传统 GAN 中的交叉熵损失函数替换为最小二乘损失函数, 从而有效改善了传统 GAN 生成图片质量不高、训练稳定度低的问题. 其损失函数为

$$\begin{aligned} \min_D V_{\text{LSGAN}}(D) &= \frac{1}{2} E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [(D(x) - 1)^2] + \\ &\quad \frac{1}{2} E_{z \sim P_z(z)} [(D(G(z)))^2] \\ \min_G V_{\text{LSGAN}}(G) &= \frac{1}{2} E_{z \sim P_z(z)} [(D(G(z)) - 1)^2] \end{aligned} \quad (5)$$

式中,  $x$  表示图像数据,  $z$  为输入  $G$  中的噪声,

$G(z)$  为生成的图像,  $P_{\text{data}}(x)$  为真实图像数据的分布,  $P_z(z)$  为输入  $G$  的随机噪声分布,  $E(\cdot)$  表示计算期望值.

在以交叉熵为损失的传统 GAN 中, 当生成的图片被判定为真实图片时, 生成器便不再对其进行优化, 尽管此时的交叉熵损失已经足够小, 但生成图片本身距离判别器的决策边界, 即真实数据仍有一段距离, 使得生成的图片质量受限. 最小二乘损失则可以在生成图片被判定为真实图片后持续有效, 将距离决策边界较远的生成图片拉向决策边界, 实现了样本的高质量生成.

我们参考 LSGAN 的方法, 在 CycleGAN 中用最小二乘损失替换交叉熵损失, 构建了改进版的 CycleGAN 网络, 以实现更高质量的 SAR 图像生成.

## 2.3 网络结构

CycleGAN 的网络结构见图 1. 其中, 生成器网络以 ResNet(residual neural network) 为基础, 由编码器、转换器及解码器进行全卷积连接, 如图 3 所示.

表 1 生成器内部参数

Tab. 1 Generator parameters

模块	卷积核	网络连接方式	卷积核数量	步长	
编码器	1	7 × 7	卷积, BN, ReLU	64	1
	2	3 × 3	卷积, BN, ReLU	128	2
	3	3 × 3	卷积, BN, ReLU	128	2
解码器	1	3 × 3	反卷积, BN, ReLU	128	0.5
	2	3 × 3	反卷积, BN, ReLU	64	0.5
	3	3 × 3	反卷积, BN, ReLU	3	1

(I) 编码器. 编码器主要利用卷积神经网络对图像进行特征提取, 便于之后的 ResNet block 进行相应的转换. 第 1 个卷积层 (Conv layer1) 采用 64 个卷积核提取特征, 把提取到的特征输入第 2 个卷积层 (Conv layer2); 第 2 个卷积层则采用 128 个卷积核提取特征, 接着再输入到第 3 个卷积层 (ConvLayer3); 类似地, 第 3 个卷积层采用 256 个卷积核提取特征, 输入的图像尺寸为  $256 \times 256$ , 卷积核提取到 256 个特征向量.

(II) 转换器. 利用编码器提取到的特征向量, 通过不同的组合, 实现风格的迁移, 实行可见光图片与 SAR 图片之间的转换, 这里采用 9 层 ResNet 块来进行风格转换, ResNet 通过块来构建, 即

$$f_i = H_i(f_{i-1}) + f_{i-1} \quad (6)$$

通过引入残差, 避免了神经网络的退化问题, 提高了网络深度, 提高了转化的效率. 式中,  $H_i$  是非线性变换函数,  $f_{i-1}$  与  $f_i$  是第  $i$  层的 ResNet 块的输入特征与转换后的输出特征, 内部结构见图 3.



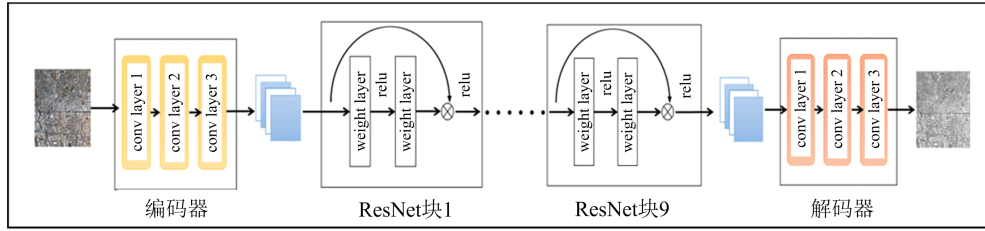


图 3 生成器结构图

Fig. 3 Generator block diagram

(III) 解码器. 解码器本质上是反卷积, 与编码器相反, 采用 3 层反卷积层 (Deconv layer), 将改变后的特征逐级还原图像, 完成整个生成过程. 编码器、转换器、解码器的结构参数详见表 1.

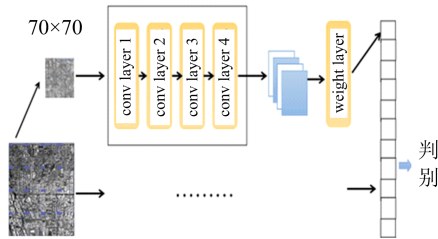


图 4 判别器结构

Fig. 4 Discriminator structure

(IV) 判别器. 本文使用马尔可夫判别器 (PatchGAN) 作为判别器, 如图 4 所示.

在判别器中, 我们将图像分割为  $70 \times 70$  大小的区域, 在网络中逐层卷积, 分别进行感受野判定, 再

依据所有区域的判定结果综合判定, 实现对生成图像与真实图像的判定.

### 3 实验与结果分析

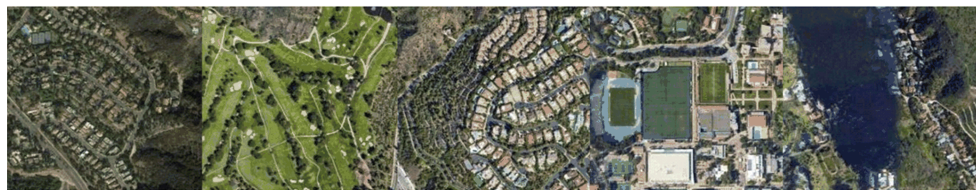
本文实验使用的 GPU 为 Nvidia 1080Ti, 系统为 Ubuntu16.04.6, CUDA 为 10.0. 选用 Adam 优化, 学习率为 0.0002, batchsize 为 100, 进行 20 次无衰减训练, 20 次有衰减训练.

本文在训练过程中选用 Googleearth 上截取的可见光图像, 经过整理切片后生成 7177 张  $256 \times 256$  大小的图像, 以及从 NASA 获取的 UAVSAR 图像, 经过整理切片后生成 2684 张  $256 \times 256$  大小的图像, 实例如图 5 所示. 数据集按照 7 : 2 : 1 划分, 训练过程中没有指定配对关系.

本文利用以上数据在相同实验配置和设置下对传统 CycleGAN 网络与改进版 CycleGAN 网络进行数据集训练, 实现了利用广域光学图像对 SAR 图像的仿真, 实验结果如图 6 和表 2 所示.



SAR 图像数据集示例



光学图像数据集示例

图 5 训练集示例

Fig. 5 Example of training set

表 2 量化结果对比

Tab. 2 Quantitative results comparison

	CycleGAN (交叉熵)	CycleGAN (Unet)	本文 方法
PSNR	0.56	0.26	0.34
SSIM	0.638	0.849	0.866

从图 6 中可以看到, 使用交叉熵的 CycleGAN 模型可以很好地实现广域 SAR 图像生成, 但在细节处涂抹感严重; 使用 Unet 网络的模型能够很好地保留细节, 但对 SAR 图像的转变不够完整, 部分区

域仍保留旧图像的色彩; 使用本文方法在保留原图像细节的同时, 仍能实现对 SAR 图像风格的仿真.

从表 2 中可以看到, Unet 和本文方法均实现了对原图像细节的最大化保留, 使用交叉熵的 CycleGAN 模型对细节保留较差, 本文方法则在最大化保留细节的情况下实现了对 SAR 图像风格的模仿.

CycleGAN 通过引入循环一致性损失函数, 在传统 GAN 的单项映射基础上实现了质的突破, 完成了在数据不成对基础上的 SAR 图像仿真, 在一定

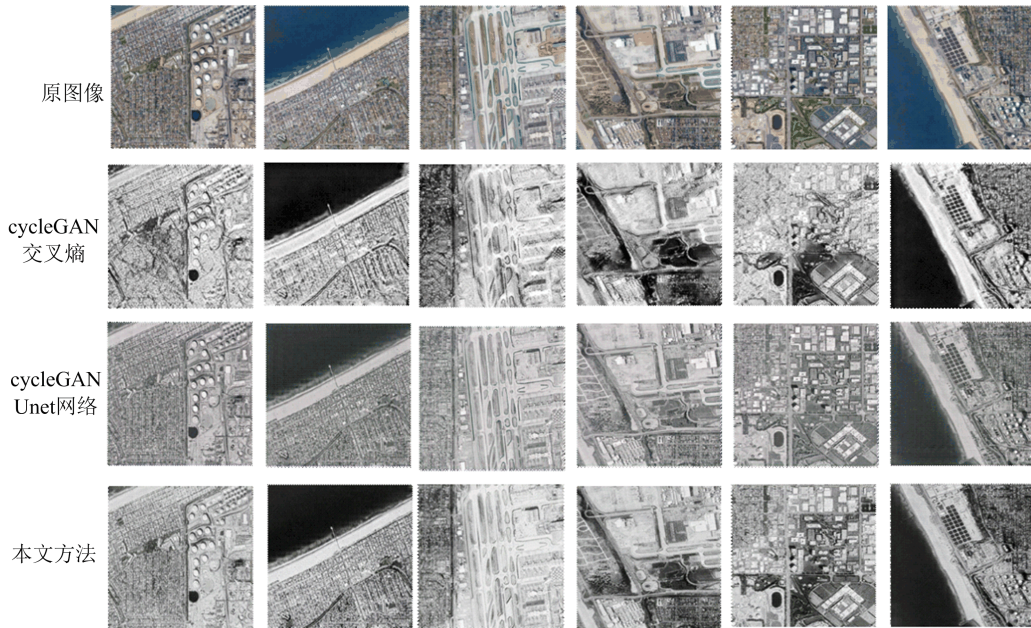


图 6 SAR 图像仿真实验结果比较

Fig. 6 Comparison of SAR image simulation experiment results

程度上避免了模型崩溃的情况. 本文使用的改进型 CycleGAN 通过引入最小二乘损失函数, 与传统 CycleGAN 相比, 提升了收敛速度, 提升了生成的图像质量, 增强了模型稳定性, 降低了模型崩溃的情况.

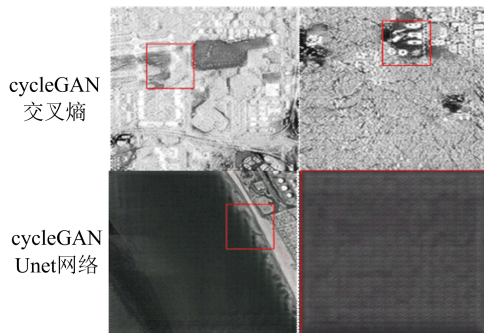


图 7 模型异常情况示例

Fig. 7 Examples of model error results

如图 7 所示, CycleGAN 模型在训练时会出现不稳定的情况, 且相比改进版 CycleGAN, 在图像质量上有较明显的差别. 在 SAR 图像仿真部分, 改进版 CycleGAN 对细节有一定的保留, 而交叉熵 CycleGAN 则表现为严重的涂抹感; 且在 Unet 版 CycleGAN 上出现了颜色不一致的情况. 同时, Unet 版 CycleGAN 极易出现模型崩溃, 而改进版的 CycleGAN 则保持着良好的稳定性, 保证了输出的稳定性.

## 4 结论

本文突破性地利用 CycleGAN 网络对广域 SAR 图像进行了生成尝试, 实现了广域 SAR 图像的生成, 并在此基础上对 CycleGAN 进行了一定的改进, 参考 LSGAN 的优点引入了新的损失函数, 提高了网络稳定性, 增加了图像的生成质量. 实验结

果表明, 与其他 CycleGAN 网络相比, 本文使用的改进型 CycleGAN 在广域 SAR 图像上效果更好, 稳定度更高, 可以进行更高质量的 SAR 图像仿真.

## 参考文献 (References)

- [1] 黄佳琦, 祝明波, 侯建国, 董巍, 邹建武. 两种海面舰船 SAR 图像仿真方法对比[J]. 雷达科学与技术, 2015, 13(02):149-153.  
HUANG J Q, ZHU M B, HOU J G, et al. Comparison between two methods for SAR imaging simulation of ships and sea background [J]. Radar Science and Technology, 2015, 13(02):149-153.
- [2] 董刚刚. 基于单演信号的 SAR 图像目标识别技术研究[D]. 合肥:国防科学技术大学, 2016.
- [3] 杨俊涛. 基于分数谱时频特征的 SAR 目标检测与识别方法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2014.
- [4] 王少娜. 基于稀疏特征学习的 SAR 图像目标识别和变化检测[D]. 西安:西安电子科技大学, 2016.
- [5] 陈玉洁. SAR 图像飞机目标分类识别技术研究[D]. 合肥:国防科学技术大学, 2016.
- [6] 贺丰收, 何友, 刘准钊, 徐从安. 卷积神经网络在雷达自动目标识别中的研究进展[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(01):119-131.
- [7] 胡显, 姚群力, 侯冰倩, 等. 基于卷积神经网络的合成孔径雷达图像目标识别[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(21):228-232.
- [8] 米野. 基于生成对抗网络的雷达图像增强技术研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2019.
- [9] 王雷雷. 基于 GAN 的 SAR 图像生成研究[D]. 成都:电子科技大学, 2019.
- [10] 祝明波, 黄佳琦, 侯建国, 等. 舰船及其海面背景 SAR 成像模拟研究综述[J]. 航天电子对抗, 2014, 30(04):15-17.
- [11] XU F, JIN Y Q. Imaging simulation of polarimetric SAR for a comprehensive terrain scene using the mapping and projection algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2006,



- 44(11):3219-3234.
- [12] 陈权,李震,魏小兰. 基于几何特性和辐射特性的 HJ-1 C 星 SAR 图像模拟[J]. 遥感学报, 2006, 10(5): 722-726.
- [13] 陈杰,周荫清,李春升. 星载 SAR 自然地面场景仿真方法研究[J]. 电子学报, 2001, 29(9):1202-1205.
- [14] 贺召卿,张冰尘,詹学丽,李建雄. 利用机 SAR 图像仿真星载 SAR 图像[J]. 现代雷达, 2006(06):4-7.
- [15] 李仁杰,计科峰,邹焕新,周石琳. 基于电磁散射特性计算的目标 SAR 图像仿真[J]. 雷达科学与技术, 2010, 8(05):395-400.
- [16] 董纯柱,胡利平,朱国庆,殷红成. 地面车辆目标高质量 SAR 图像快速仿真方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(03): 351-360.
- [17] 夏伟杰. 合成孔径雷达回波仿真与图像模拟[D]. 南京:南京航空航天大学, 2010.
- [18] 刁桂杰,许小剑,倪虹,路军杰. 舰船目标宽带单脉冲雷达三维成像建模与仿真[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(07):2515-2524.
- [19] KARRAS T, LAINE S, AILA T. A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019.
- [20] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[J]. IEEE, 2017.

(上接第 1115 页)

- [4] 李普煌,李敏,范新南,张学武. 迭代分析相对密度的高光谱异常检测[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(002):219-228.
- [5] 沈琰辉,刘华文,徐晓丹,赵建民,陈中育. 基于邻域离散度的异常点检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(12): 1763-1772.
- [6] JYA B, SR A, PFB C. Mean-shift outlier detection and filtering [J]. Pattern Recognition, 2021, 115:101874.
- [7] LI X, LV J, ZHANG Y. Outlier detection using structural scores in a high-dimensional space[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(5):2302-2310.
- [8] RIAHI-MADVAR M, AZIRANI A A, NASERSHARIF B, et al. A new density-based subspace selection method using mutual information for high dimensional outlier detection [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 216(2):106733.
- [9] CABERO I, EPIFANIO I, PIÉROLA A, et al. Archetype analysis: A new subspace outlier detection approach [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 217:106830.
- [10] 王智远,陈榕,任崇广. 基于集成学习的云平台异常点检测[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(05): 1288-1294.
- [11] 刘亚梅,闫仁武. 一种基于密度聚类的分布式离群点检测算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(06): 1320-1325.
- [12] CHRISTY A, GANDHI G M, VAITHYASUBRAMANIAN S. Cluster based outlier detection algorithm for healthcare data[J]. Procedia Computer Science, 2015, 50: 209-215.
- [13] 张丹丹,游子毅,郑建,陈世国. 基于改进的局部异常因子检测的优化聚类算法[J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(11): 43-48.
- [14] 谢兄,唐昱. 基于局部估计密度的局部离群点检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(02): 387-392.
- [15] 梁绍一,韩德强. 基于邻域链的数据异常点检测[J]. 控制与决策, 2019, 34(07):1433-1440.
- [16] BAI M, WANG X T, XIN J C, et al. An efficient algorithm for distributed density-based outlier detection on big data[J]. NeuroComputing, 2016, 181(C): 19-28.
- [17] 胡森,王开军,李海超,陈黎飞. 模糊树节点的随机森林与异常点检测[J]. 南京大学学报(自然科学), 2018, 54(06):1141-1151.
- [18] 杨晓晖,张圣昌. 基于多粒度级联孤立森林算法的异常检测模型[J]. 通信学报, 2019, 40(08): 133-142.
- [19] 李春生,于澍,刘小刚. 基于改进距离和的异常点检测算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(03): 97-100.
- [20] ANUAR M, HUSSIN A G, YONG Z Z. Statistic for Outlier Detection in Circular Functional Relationship Model [M]//Proceedings of the Third International Conference on Computing, Mathematics and Statistics (iCMS2017), 2019.
- [21] LIU F T, TING K M, ZHOU Z H. Isolation-Based Anomaly Detection [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2012, 6(1):1-39.
- [22] 冀汶莉,郗刘涛,王斌. 面向不平衡数据集的煤矿监测系统异常数据识别方法[J]. 工矿自动化, 2020, 46(01): 18-25.
- [23] 郭华. 质量过程控制在电信软件开发中的应用研究[D]. 杭州:浙江大学, 2006.