

# 基于 GAN 网络的电力设施遥感图像去云算法研究<sup>\*</sup>

周仿荣<sup>1</sup> 陈艳芳<sup>2,3</sup> 杨鹤猛<sup>2,3</sup> 王国芳<sup>1</sup> 文刚<sup>1</sup> 马仪<sup>1</sup>

(1. 南方电网公司云南电网电力科学研究院 电力遥感技术联合实验室 昆明 650217; 2. 天津航天中为数据系统科技有限公司 天津 300392; 3. 天津市智能遥感信息处理技术企业重点实验室 天津 300392)

**摘要:**针对电力设施遥感图像云层遮挡问题,提出了基于生成对抗网络(GAN)的遥感图像去云算法。以条件生成对抗网络(cGAN)为主体结构,在编码器自适应填充卷积,设计了基于 Soft Attention 的递归神经网络模块,通过对所有特征节点增加全局依赖关系来解决网络局部最优问题,通过空间信息转换提取关键信息,提高去云与重建效果。实验结果表明,方法对遥感图像中云层遮挡去除效果较好,重建图像的结构相似性(SSIM)与峰值信噪比(PSNR)分别达到 0.983 与 32.899,分别提高了 23.93% 与 8.86%,均优于其他改进型 GAN 网络。研究的方法不仅为基于遥感图像电力设施识别提供了基础,深度学习遥感图像处理应用提供了参考。

**关键词:**遥感图像;生成对抗网络;去云算法;电力设施

**中图分类号:** TP75      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 420.2040

## Research on GAN based remote sensing image de-cloud algorithm for electric utilities

Zhou Fangrong<sup>1</sup> Chen Yanfang<sup>2,3</sup> Yang Hemeng<sup>2,3</sup> Wang Guofang<sup>1</sup> Wen Gang<sup>1</sup> Ma Yi<sup>1</sup>

(1. Joint Laboratory of Power Remote Sensing Technology Electric Power Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., China Southern Power Grid, Kunming 650217, China; 2. Tianjin Zhong Wei Aerospace Data System Technology Co., Ltd., Tianjin 300392, China; 3. Tianjin Intelligent Remote Sensing Information Processing Technology Enterprise Key Laboratory, Tianjin 300392, China)

**Abstract:** Aiming at occluding cloud in remote sensing images of electric power facilities, a de-cloud model based on generative adversarial network(GAN) is proposed. Taking cGAN as the main structure, the model was designed with the encoder adaptive filling convolution, the recurrent neural network module based on soft attention, which is used to solve the problem of network local optimum by adding global dependencies to all feature nodes. By extracting the key information through spatial information transformation, the cloud removal and reconstruction quality is improve. The experimental results demonstrated that the method has a better effect on cloud occlusion removal in remote sensing images. Compared with other GAN networks, the SSIM and PSNR of the reconstructed images reach 0.983 and 32.899, which are improved by 23.93% and 8.86%, respectively. The method not only provides a basis for remote sensing image-based power facility identification, but also provides a reference for deep learning remote sensing image processing applications.

**Keywords:** remote sensing imagery; generative adversarial networks; de-cloud algorithm; electric utilities

## 0 引言

能源电力产业是国民经济重要支柱,电力设施是保证电力可靠供应的基础。电力设施种类多,分布范围广,

为安全定期巡检与抢险救灾应急处理造成一定困难<sup>[1-2]</sup>。遥感技术的快速发展,在电力设施与巡检方面的应用越来越广泛,大大提高监测及管理效率<sup>[3-5]</sup>。由于电力设施需要进行全天候监测,在不同天气条件下,遥感图像面临

收稿日期:2023-10-30

<sup>\*</sup> 基金项目:云南省重大科技专项(202202AD080010)、南网重点科技项目(056200KK52220011)资助

云层遮挡等问题。由于电力设施分布目标较小,分布较为分散,云层遮挡对于塔杆等电力设施的识别影响较大,因此研究遥感图像去云算法,减少云层对于电力设施遥感图像的干扰,最大程度保留遥感目标信息,对于提高电力设施识别及监测效率具有十分重要的研究意义和应用价值<sup>[6]</sup>。

影响遥感图像质量的云层可以被分为薄云和厚云。目前常用的去云算法可以分为两类,基于传统图像处理的方法和基于深度学习的方法<sup>[6]</sup>。传统图像处理方法基于云层与地面遥感图像差异,采用暗通道校正与滤波方式去除云层。其中暗通道方法通过对图像像素强度及分布进行统计分析,获得暗通道分布的先验知识,并进一步用于图像中像素校正,以去除薄云层遮挡。频移变换与滤波方法通过傅里叶变换将图像转换到频域后,根据云层与地面遥感图像空间频率区别,滤除薄云相关频率分量,然后进行傅里叶反变换,得到滤除云层后的遥感图像。传统的图像处理主要利用图像的低级特征,导致模型输出有限,重建图像质量较差。深度学习的方法可以通过使用图像的高级特征来更好处理去除云的问题。基于图像重构的方法通过扫描云层附近的清晰区域像素,生成去云图像,且不需要任何辅助数据,或者使用相同多光谱图像的一些无云波段来重建云层遮挡的区域。但是,这两类方法在厚云去除与遮挡应用中效果均较差<sup>[7-9]</sup>。主要原因是在图像重构过程中,由于先验知识较少,对于深度卷积神经网络而言,解码器中的所有功能节点都加入了全局依赖关系,造成解码器忽略局部信息,对于图像细节的重建效果较差。

生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)由生成器和判别器组成,生成器学习通过自主学习获取目标样本空间的数据分布,然后利用判别网络于判断生成器图像是否与真实图像相似,提高图像解码与重建效果<sup>[10]</sup>。但在无监督学习的情况下,GAN不能很好地学习像素之间的映射,生成的数据容易失去限制和可控性<sup>[11-12]</sup>。为了解决这个问题,Mirza等<sup>[13]</sup>提出了条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, cGAN),通过添加条件信息来控制数据的生成。通过将监督学习和对抗学习相结合,cGAN在图像的去遮挡和高分辨重建方面应用广泛。为了解决厚云层遮挡的问题,生成网络生可利用注意力图将引导生成网络关注云层遮挡区域。而生成网络中的自动编码器则可以输入图像和注意力图作为输入,获得更广泛的上下文信息,从而提高云层去除与图像重建效果<sup>[14-20]</sup>。

本文针对电力设施遥感图像中云层去除需要,提出了端到端的去云生成对抗网络(RGAN),用于恢复同时存在薄云与厚云遮挡的遥感图像。深度学习网络以cGAN为主体结构,在编码器中设计了自适应填充卷积,提取局部特征和云阴影遮盖下关键信息,将空间域信息转换为图像,使网络能获得图像的先验知识,激活编码器对边界特

征的敏感性。考虑到厚云图像中的核心空间与信息,设计了一种基于Soft Attention的递归神经网络(soft attention recurrent neural network, SARNN)模块,通过对所有特征节点增加全局依赖关系来解决局部细节重建问题。利用图像中的空间与信息作为响应的空间变换,提取关键信息,使得网络具有长期依赖和高效率的特点,提高图像去云与重建效果。

## 1 基于GAN的遥感图像去云方法

由于遥感图像中云层遮挡往往随机出现,形态各异,精准检测云层区域是去除云层遮挡的前提,根据云层形态反馈模型参数优化,也是提高去云效果的关键。本文针对遥感图像去云算法所需解决的云层检测与重建的关键问题,提出了一种具有编码器-解码器结构的端到端生成对抗网络,通过3个标准残差块和一个自适应填充卷积层提取特征图,精准检测云遮挡区域,并生成去除云的图像。网络从输入元素图生成注意力图,表征原始图像中的云层遮挡区域分布情况,并引导生成网络关注与云层遮挡区域,提高云层遮挡区域识别精度。在去云与重建过程中,在SARNN中设计4个方向的ReLU和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)组成的递归神经网络,根据输入图像生成特征映射,然后收集非局部的相关信息,生成全局感知特征图,两者相结合,可以提高网络对于云层遮挡区域的关注度,并提高图像细节重建效果。

### 1.1 自适应填充卷积

遥感图像空间范围大,云层遮挡位置及形状多变,准确获取遥感图像中云层遮挡位置与特征是提高去云效果的关键,传统卷积层卷积核由于存在特征局部性的问题,无法准确获取大范围内云层位置与特征,对于不同特征的关注度相同,进一步限制了网络的性能。多尺度提取特征虽然可以得到不同尺度下的特征图,但仅限于局部细节,无法获取更大范围感受野的特征。

为了解决上述问题,本文研究在网络编码器中设计了自适应填充卷积,结构如图1所示。自适应填充卷积包括掩膜和重整化卷积,根据输入图像,自适应地调整卷积参数,并根据特征图动态聚合并行卷积核,调整每个卷积核的权重。网络以非线性方式叠加卷积核具有更强的特征

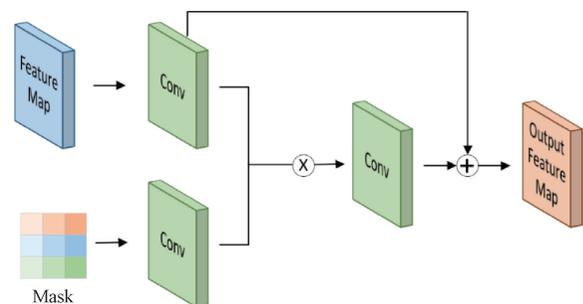


图1 自适应填充卷积结构

Fig. 1 Adaptive filling convolution structure

提取效率,自适应卷积使用掩膜和重整化卷积,处理效果与初始像素数无关,并且不需要任何额外的后处理,可以在保持原有风格和真实信息的情况下识别云层遮挡特征。卷积核如式(1)所示。

$$y(p_0) = \sum_{k=1}^K [\omega_k \cdot m_k \cdot x(p_0 + p_k)] \quad (1)$$

式中:  $p_0$  表示输出特征中的任意位置;  $p_k$  枚举核网络中的  $K$  个采样位置;  $\omega_k \cdot x(p_0 + p_k)$  估计未知信息,用  $m_k$  乘以对应的预测内容和同一位置的已知内容以保持平滑。在编码器的瓶颈部分插入一个  $3 \times 3$  填充卷积,使得编码器具有捕获上下文和预测内容的能力。由于雾霾会遮盖

原图像的部分细节,会进一步影响视觉效果。所以去雾的同时要恢复图像细节以进一步消除雾霾所引起的细节损失。取局部特征和云阴影遮盖下关键信息,将空间域信息转换为图像,使网络能获得图像的先验知识,激活编码器对边界特征的敏感性。

## 1.2 Soft Attention 与 RNN 网络

由于遥感图像范围广,时间空间跨度大,利用深度学习网络收集局部的上下文信息来生成全局感知特征值,在去除云影中起着非常重要的作用。本文研究针对不同厚度遮挡云层特点,将 Soft Attention 与 RNN 网络相结合,提出了 SARNN 网络,结构如图 2 所示。

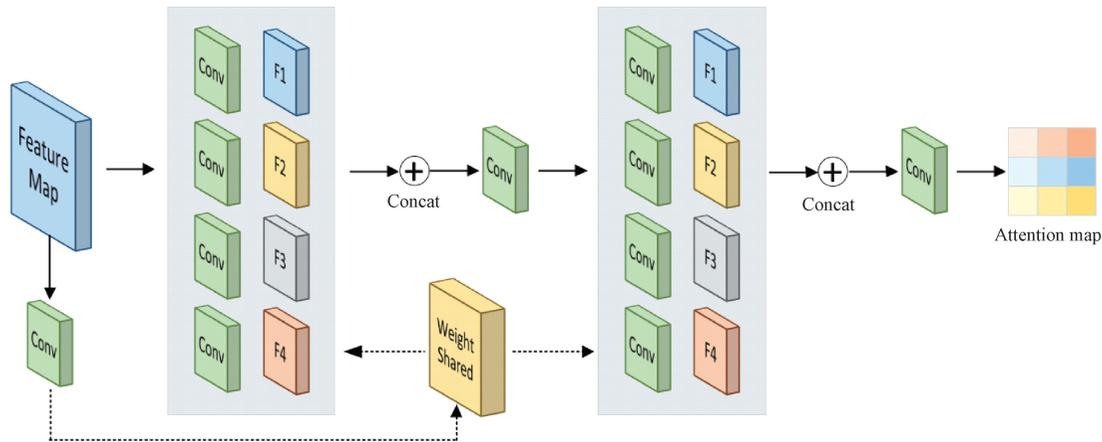


图 2 Soft Attention 递归神经网络结构

Fig. 2 Soft Attention recurrent neural network structure

SARNN 网络第 1 层主要实现图像信息进行积累与语义信息连接,通过学习特征值之间的上下文关系,形成连续的语义连接。然后,利用第 2 层网络进一步收集非局部的上下文信息,生成全局感知特征图,寻找云层遮挡与非遮挡区域之间的重要线索。改进的两轮四向的 RNN 架构可以有效检测图像中被云层遮挡的阴影部分,获得更多细节信息的全局特征。具有方向感知能力的 Soft Attention 机制生成 Attn-Mask 的注意掩码,将权重分配到输入图像的不同区域,通过将其投影到一维滤波器的  $1 \times 1$  卷积核来对其进行卷积,然后用 Softmax 函数以端到端的方式学习注意力权重。

为了得到最终的全局特征,注意掩码将函数与全局特征相乘,然后将结果添加到全局特征中。FC 作为后期全连接层的输入形式如下:

$$G_{fa} = FC(G_f + (G_f \times attention_{mask})) \quad (2)$$

在位置  $(i, j)$  处计算特征  $G(i, j)$ , RNNs 在 4 个方向可以总结为:

$$G(i, j) \leftarrow \max(\alpha_x G(i, j-1) + G(i, j), 0) \quad (3)$$

式中:  $\alpha_x$  为循环卷积层中各方向的权参数。

基于上述两轮 4 方向的 RNN 架构构建了一个 Soft Attention 云,使用 RNN 模型在 4 个方向上投影下降,添

加了另一个分支来捕获空间的上下文信息,以选择性突出显示预期的阴影特征,并且还对 SARNN 生成的注意力图进行可视化,SARNN 可以根据输入的云图有效识别受云影响的区域,首先用 3 个标准残差块提取特征,引导后续的 3 个注意残差块通过学习负残差来消除阴影。最后,将生成的特征映射反馈送到两个标准残差块中,以重建最终的去云图像。

## 1.3 数据集与模型训练

为了验证本文提出的深度学习模型的去云与图像重建效果,采用公开数据集以及自有遥感图像组成混合数据集,用于模型训练及验证。其中公开数据集来源为开源数据集。自有遥感图像数据集来源为 2019~2022 年云南地区电力设施遥感图像,图像分辨率为  $512 \times 512$ 。在混合数据集中,随机选择 400 张图片作为训练集合,100 张图片作为测试图像。模型训练环境实验配置为 GPU 为 RTX 3090, Windows 10 系统, CUDA 版本为 11.1, 深度学习框架为 Pytorch1.9.0, Python 版本为 3.8。训练模型设置学习率为 0.0004, batch 设置为 1, 周期为 200, 选择 brta 值为 0.999。

为了量化评价去云及遥感图像恢复质量,采用结构相似性(structure similarity index measure, SSIM)和峰值信

噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)对模型进行定量分析和评估,SSIM和PSNR的定义如下:

$$PSNR = 10 \times \log\left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE}\right) \quad (4)$$

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (5)$$

式中: $\mu_x$ 和 $\mu_y$ 分别为 $x$ 和 $y$ 的均值; $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$ 、 $\sigma_{xy}$ 分别为 $x$ 和 $y$ 的方差和协方差; $c_1$ 和 $c_2$ 为常数。

## 2 实验结果分析

### 2.1 遥感图像去云结果对比

本文设计的SARNN网络可以从输入元素图中发现并生成注意力热力图,表示应该给像素分配多少注意力,值越大表示越受重视,结果如图3所示。

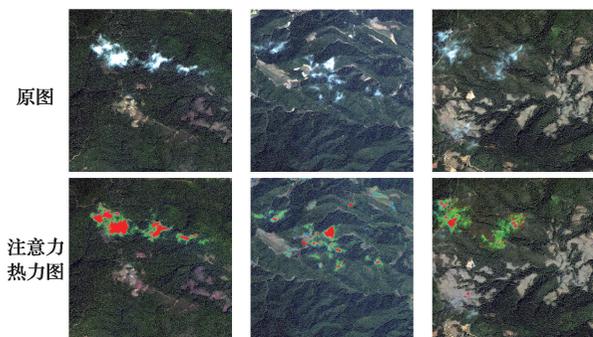


图3 注意力热力图比较

Fig. 3 Comparison of attention heat maps

注意热力图中区域越红,意味着此区域分配了更多的注意力。结果表明,Soft Attention网络准确地关注云区域,较为准确反应了云层阴影分布情况,利于指导生成器生成逼真的无云图像,并引导后续的去云算法。本文研究中采用的SARNN包括4个方向的ReLU和由RNN组成的递归神经网络,对于具有不同形态的云层遮挡均可以实现较好的注意力关注,不但可以生成特征映射,而且可以根据图像的位置生成注意力热图,进一步形成全局感知特征图,为去云及重建提供引导。

分析对比遥感图像中存在不同厚度云层去除及图像恢复效果图4所示。实验结果表明,采用本文提出的方法,可以有效去除遥感图像中云层遮挡,并且可以保留地面遥感目标的细节信息。图4分别为不同大气条件下得到对比度与亮度差异较大的遥感图像,利用本文的方法均可以得到较好的去云与恢复效果,也说明本文研究的模型不受图像本身质量影响,具有较好的应用效果,并且针对较薄的云层以及较厚的云层,均有较好的去除效果。

为了进一步评估本文所提的算法性能,分析比较了不同模型的去云处理效果,结果如图5所示。结果表

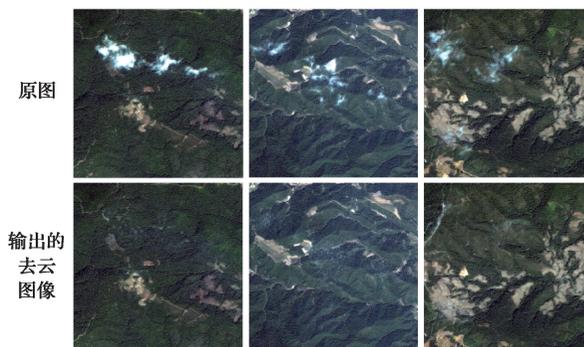


图4 RGAN模型的处理结果

Fig. 4 Processing results of RGAN model

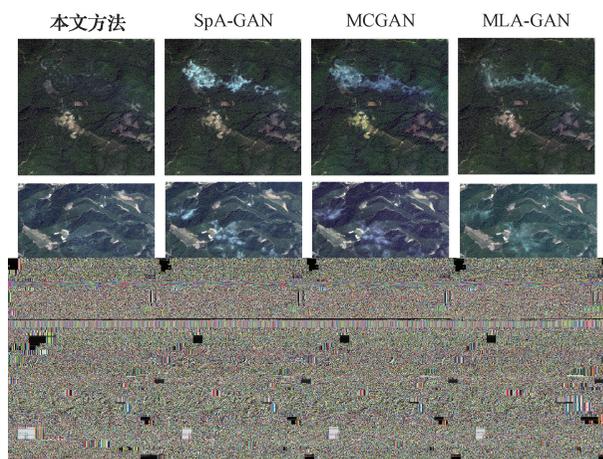


图5 不同模型的处理结果

Fig. 5 Processing results of different models

明,SpA-GAN和MCGAN不能完全去除云层遮挡,图像中仍有多个残留斑块,造成地面图像纹理细节的丢失。MLA-GAN可以有效去除薄云,保留了大部分的背景纹理信息,但在厚云恢复区域留下了些许云斑块,生成图像的空间连续性受到干扰。本章提出的方法有效去除了云层,并且没有云残留,并且能够修复地面目标细节。从图像效果分析,SpA-GAN、MCGAN和MLA-GAN方法重建图像存在对比度降低的现象,并存在一定的颜色失真,以及光晕。而本文算法在去云遮挡后的图像色彩保持度较好,在保持遥感图像细节的情况下,图像质量有所提高,也为遥感图像中电力设施识别提供了较好的基础。

### 2.2 模型量化指标对比

为了进一步分析模型去云效果及模型中各个模块对于去云及图像重建的贡献,设计消融实验对自适应填充卷积和Soft Attention的递归神经网络进行验证,并分析比较不同情况下去云后SSIM与PSNR等指标,结果对比如表1所示。

表1 自适应填充卷积和 SARNN 在数据集上的消融实验对比结果

Table 1 Comparison results of ablation experiments between adaptive filled convolution and SARNN on the dataset

自适应填充卷积	SARNN	SSIM	PSNR
		0.921	28.641
✓		0.942	29.612
	✓	0.961	30.112
✓	✓	0.983	32.899

实验结果表明,加入自适应填充卷积与 Soft Atten-

tion 模块,可以大幅提高网络模型去云及图像重建效果,SSIM 与 PSNR 分别达到 0.983 与 32.899,相对不加入两个模块的网络模型,分别提高了 6.74%与 15.19%。与单独加入任意一种模块的网络模型重建效果相比,也均有一定程度大提高,证明两者的结合会产生最佳去云与图像恢复效果。

### 2.3 不同模型去云及重建效果对比

常用的遥感图像去云与重建模型包括 cGAN、CycleGAN、SpA-GAN、Cloud-GAN、MCGAN、STGAN、MLA-GAN 等。分析对比以上模型方法与本文模型方法重建效果,如表 2 所示。

表2 不同模型的去云结果对比

Table 2 Comparison of de-clouded results of different models

	cGAN	CycleGAN	SpA-GAN	Cloud-GAN	MCGAN	STGAN	MLA-GAN	本文算法
PSNR	26.547	25.880	30.232	27.656	29.224	31.565	32.049	32.899
SSIM	0.903	0.893	0.954	0.935	0.941	0.961	0.978	0.983

实验结果表明,本文方法重建效果上均优于以上方法。主要由于本文提出的模型在保留 GAN 网络主干基础上,在编码器中设计了自适应填充卷积,提取局部特征和云阴影遮盖下关键信息,使网络能获得图像的先验知识,激活编码器对边界特征的敏感性。基于 Soft Attention 的 SARNN 模块,利用图像中的空间与信息作为响应的空间变换,从而提取关键信息,积累上下文信息,提高去云集图像重建效果。网络中生成器生成的特征保持了更多的一致性和相似性,生成的图像更接近地面的真实情况。因此在遥感图像中存在薄云或者厚云遮挡情况下,均可以有效去除云层遮挡,提升图像恢复效果。

### 3 结论

本文针对遥感图像去云及恢复需要,提出了一种新的端到端的图像去云模型。在 GAN 网络基础上,设计自适应填充卷积来赋予编码器预测能力,激活编码器对边界特征的敏感性。其次,考虑到厚云图中的核心空间域信息,在网络中加入 SARNN 模块,通过对所有特征节点增加全局依赖关系来更好地解决局部问题。两个模块可以显著改进网络模型获取图像中云层特征及细节重建能力,并能同时提取局部特征和云阴影遮盖下关键信息,使网络能获得图像的先验知识,激活编码器对边界特征的敏感性。利用图像中的空间与信息作为响应的空间变换,积累上下文信息,使得生成器生成的特征保持了更多的一致性和相似性,提高去云集图像重建效果。利用公开遥感数据集与自有遥感图像组成的混合数据集上验证模型效果。结果表明,本文的方法与现有深度模型方法相比,SSIM 与 PSNR 等指标均有了较大提升,也为遥感图像恢复、去噪等研究提供了参考。

### 参考文献

- [1] 杭君,钱元元,郑顺安,等.重点行业高分卫星和其他商业遥感数据应用优势分析[J].军民两用技术与产品,2022(4):4-9.  
HANG J, QIAN Y Y, ZHENG SH AN, et al. Analysis of the advantages of high-resolution satellite and other commercial remote sensing data applications in key industries [J]. Dual Use Technologies & Products,2022(4):4-9.
- [2] 曹春燕.航天遥感在电网安全巡检中的应用[J].卫星应用,2021(10):22-25.  
CAO CH Y. Application of aerospace remote sensing in safety inspection of power grid lines [J]. Satellite Application, 2021(10):22-25.
- [3] 方明,孙晓敏,黄然,等.面向高分辨率卫星遥感的电力杆塔自动检测[J].航天返回与遥感,2021,42(5):118-126.  
FANG M, SUN X M, HUANG R, et al. Research on automatic detection algorithm of power tower using high resolution remote sensing satellite image [J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2021, 42(5):118-126.
- [4] 高振宇,刘亮,潘浩,等.基于改进语义分割网络的输电走廊遥感变化检测[J].航天返回与遥感,2021,42(4):120-128.  
GAO ZH Y, LIU L, PAN H, et al. Remote sensing change detection of transmission corridors based on improved semantic segmentation networks [J].

- Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2021, 42(4):120-128.
- [5] 罗梦,杨知,费香泽,等.输电通道卫星遥感巡视特征选择与关键技术研究[J].电力信息与通信技术,2021,19(4):55-63.
- LUO M, YANG ZH, FEI X Z, et al. Research on feature selection and key technologies of satellite remote sensing inspection in transmission channel [J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2021,19(4):55-63.
- [6] 徐萌,王思涵,郭仁忠,等.遥感影像云检测和去除方法综述[J/OL].计算机研究与发展,1-24[2024-04-16].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1777.TP.20230824.1426.002.html>.
- XU M, WANG S H, GUO R ZH, et al. Review of cloud detection and removal methods for remote sensing images [J/OL]. Journal of Computer Research and Developmen,1-24[2024-04-16].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1777.TP.20230824.1426.002.html>.
- [7] 陈津乐,张锦水,段雅鸣,等.中分辨率遥感影像云检测与厚云去除研究综述[J].遥感技术与应用,2023,38(1):143-155.
- CHEN J L, ZHANG J SH, DUAN Y M, et al. A review of cloud detection and thick cloud removal in medium resolution remote sensing images [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(1):143-155.
- [8] 牛祥华,黄微,黄睿,等.基于注意力特征融合的高保真遥感图像薄云去除[J].自然资源遥感,2023,35(3):116-123.
- NIU X H, HUANG W, HUANG R, et al. A high-fidelity method for thin cloud removal from remote sensing images based on attentional feature fusion[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023,35(3):116-123.
- [9] 蒋斯立,黄微,黄睿.基于多参考影像信息融合的遥感影像厚云去除[J].自然资源遥感,2022,34(2):121-127.
- JIANG S L, HUANG W, HUANG R, et al. Thick cloud removal of remote sensing images based on multi-reference image information fusion [J]. Remote Sensing for Natural Resources,2022,34(2):121-127.
- [10] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets [M]. Cambridge: MIT Press, 2014.
- [11] LORENZI L, MELGANI F, MERCIER G, Inpainting strategies for reconstruction of missing data in VHR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 8(5):914-918.
- [12] LIN C H, TSAI P H, LAI K H, et al. Cloud removal from multitemporal satellite images using information cloning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 51(1): 232-241.
- [13] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets[J]. Computer Science, 2014, DOI: 10.48550/arXiv.1411.1784.
- [14] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223-2232.
- [15] WANG Y, TAO X, QI X, et al. Image inpainting via generative multi-column convolutional neural networks[C]. 32nd Conference on Neural Information Processing Systems, 2018: 331-340.
- [16] SARUKKAI V, JAIN A, UZKENT B, et al. Cloud removal in satellite images using spatiotemporal generative networks [C]. 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2019:1785-1794.
- [17] 郭玉文,孙立双,谢志伟,等.采用样本自动选择的建筑物遥感场景分类方法[J].电子测量技术,2023,46(16):158-164.
- GUO Y W, SUN L SH, XIE ZH W, et al. Automatic sample selection method for building remote sensing scene classification [J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(16):158-164.
- [18] 潘伟豪,徐赛博,郭弘扬,等.基于D-S证据理论的高分遥感影像建筑物变化检测[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):194-203.
- PAN W H, XU S B, GUO H Y, et al. Building change detection of high-resolution remote sensing images based on D-S evidence theory [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8):194-203.
- [19] 闫钧华,张琨,施天俊,等.融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测[J].仪器仪表学报,2022,43(3):221-229.
- YAN J H, ZHANG K, SHI T J, et al Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(3):221-229.

[20] 钱承山,沈有为,孙宁,等.改进YOLOv5s的遥感图像检测研究[J].国外电子测量技术,2022,41(11):57-66.

QIAN CH SH, SHEN Y W, SUN N, et al. Improved YOLOv5s remote sensing image detection research [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022,

41(11):57-66.

作者简介

周仿荣,正高级工程师,主要研究方向为电网防灾减灾等。

E-mail:fangrongzhou2023@163.com