

基于注意力机制的 UNet 模型的洪水 SAR 图像研究

鲁王泽¹
LU Wangze

摘要

洪水灾害的快速蔓延对社会构成了巨大威胁,因此高效而准确的洪水监测技术显得尤为重要。合成孔径雷达(SAR)图像由于其独特的穿透性和无视天气限制的特点,在洪水监测中发挥着关键作用。然而,由于 SAR 图像的复杂性和噪声,传统的图像分割方法在洪水 SAR 图像上的应用仍然具有挑战性。通过引入空间注意力机制对 UNet 模型进行了改进,提出了一个编码解码结构模型 USANet,旨在提高其在洪水 SAR 图像分割任务中的精确度。改进的 UNet 模型通过在编码解码端分别引入注意力机制来有针对性地增强对洪水特征的感知能力。实验结果显示,改进的 UNet 模型相较于传统 UNet 在洪水 SAR 图像分割任务中取得了显著的性能提升。通过定量评估,验证了注意力机制在提高模型对洪水特征敏感性方面的有效性,为未来在遥感领域的相关研究和应用提供了有益的指导。

关键词

洪水灾害;合成孔径雷达;改进 UNet 模型

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.06.013

0 引言

近年来,全球范围内的洪水灾害频发,给人们的生活、财产和环境带来了巨大的威胁,成为重要的公共安全问题。特别是在气候变化日益加剧、极端天气事件频繁发生的背景下,洪水灾害的规模和影响范围不断扩大,给社会经济发展和生态环境带来了严重挑战。随着城市化进程的加速推进和人口密集区域的扩张,许多地区的自然防洪能力逐渐减弱,城市排水系统的压力不断增加,加剧了洪水灾害的风险和损失。同时,农村地区的水土保持能力不足、土地利用方式不合理等问题也进一步加剧了洪涝灾害的发生频率和严重程度。在这种背景下,高效、准确的洪水监测技术^[1]成为预防和应对洪水灾害的关键所在,为及时采取有效的应对措施提供了重要支撑。

合成孔径雷达(SAR)技术^[2]因其独特的能力而备受瞩目,在洪水监测中发挥着关键作用。与传统的光学遥感技术相比,SAR 技术能够在任何天气条件下获取地表信息,并具有独特的穿透性,能够穿透云层、植被等遮挡物,实现对地表和地下情况的全天候监测。SAR 图像还具有更强的反射能力,使得在水体边界和洪水灾区的特征提取方面具有一定优势。因此,SAR 技术被广泛应用于洪水监测、农田灌溉、城市规划等领域。

然而,尽管 SAR 技术在洪水监测中具有巨大潜力,但 SAR 图像^[3]本身的复杂性和噪声给图像分割任务带来了挑战。传统的图像分割方法难以有效处理 SAR 图像中的噪声、散射机制复杂、纹理信息丰富等问题,导致分割结果不够准确。因此,针对 SAR 图像的特点和挑战,研究人员开始探索利用深度学习等新技术来改进洪水监测中的图像分割方法,以提高分割精度和效率。

1 相关工作

过去的研究表明,SAR 图像在洪水监测中具有巨大的潜力。由于其独特的能力,如全天候监测、穿透云层等特点,SAR 技术在洪水监测中已经取得了一系列重要的成果。研究人员通过分析 SAR 图像的波形、干涉图、极化特性等信息,提出了许多有效的洪水监测方法,包括基于时序 SAR 数据的洪水动态监测、基于极化特性的洪水识别等,为洪水灾害的监测和预警提供了重要技术支持。

同时,UNet 模型^[4]作为一种经典的深度学习模型,在图像分割任务中取得了显著的成果。其编码器-解码器结构和跳跃连接的设计,使得模型能够同时保留不同层次的特征信息,并有效地捕捉图像中的细节和上下文信息。UNet 模型已成功应用于医学图像分割、遥感图像分析等领域,并取得了令人瞩目的性能。

然而,尽管 UNet 在许多领域取得了良好的效果,但其在处理 SAR 图像时仍然存在一些局限性。传统 UNet 模型对

1. 防灾科技学院 河北廊坊 065201

SAR 图像中的噪声、复杂的散射机制和纹理信息处理不足,导致分割结果的准确度有限。因此,研究人员开始探索如何改进 UNet 模型,以提高其在处理 SAR 图像中的性能,并取得了一些令人鼓舞的进展。这些改进主要集中在模型结构的优化、损失函数的设计以及数据增强策略的改进等方面,为提高洪水监测中的图像分割精度提供了新的思路和方法。

鉴于传统 UNet 模型在处理洪水 SAR 图像中表现不佳,本研究的核心目标是通过引入注意力机制对 UNet 模型进行改进,以提高其在洪水 SAR 图像分割任务中的性能。通过引入注意力机制,希望改进后的模型能够更加关注图像中的重要区域和特征,提高对洪水区域的准确分割能力。因此,本文的问题定义是如何有效地利用注意力机制,结合 UNet 模型的特点,提高其在洪水 SAR 图像分割^[5]任务中的性能,从而实现更精确的洪水监测和预警。通过对这一问题的研究,希望能提高洪水监测的准确性和效率,为应对洪水灾害提供更有力的技术支持。

2 实验

2.1 数据集

为了深入研究洪水 SAR 图像分割任务中存在的挑战并寻求解决方案,精心选择了一个包含多样化洪水场景的 SAR 数据集。该数据集涵盖了 2021 年郑州洪水灾后的 Sentinel-1A^[6] 卫星图像,其中包含了不同地理环境、不同洪水阶段以及不同影响程度的洪水情况,具有较高的代表性和现实性。该数据集涵盖了总计 1620 幅 256 像素 $\times$ 256 像素的灾后图像,为了进一步扩充数据规模,利用滑动窗口将标记的灾后图像切割成 20 355 幅 32 像素 $\times$ 32 像素大小的灾后图像,并且将数据集以 3:1:1 的比例分为训练集、测试集和验证集。通过对数据集的深入分析,可以更全面地了解郑州洪水 SAR 图像的特性、复杂性和挑战性,为后续模型改进和实验设计提供有效的基础。

2.2 实验环境

硬件环境: CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Gold 6230R CPU @ 2.10 GHz, 内存为 252 GB, GPU 为 RTX3090。软件环境: 操作系统为 Ubuntu20.04, 64 位, 深度学习框架使用的是 PyTorch1.8, cuda 版本为 11.4, Python 环境为 3.7。训练参数: 图像输入尺寸 32 像素 $\times$ 32 像素; batchsize=4; 使用交叉熵损失函数; 使用随机梯度下降 SGD 优化器, lr=0.00, momentum=0.9; 学习率调度函数 poly; epoch=50。

3 UNet 模型的改进设计

3.1 空间注意力机制

空间注意力机制^[7]是一种用于处理空间结构信息的

神经网络机制,它能够在处理具有空间位置关系的数据时,帮助网络更好地理解 and 利用不同位置之间的相关性。空间注意力机制的核心思想是根据输入数据的不同位置特征之间的相关性,赋予不同位置不同的权重,以便网络能够更加关注重要的位置,减少对无关位置的关注,从而提高网络的性能。通过引入空间注意力机制,神经网络可以实现对局部区域的细粒度处理,从而更好地捕获空间信息的特征,提高了网络在处理空间结构数据时的准确性和效率。

3.2 UNet 模型改进

传统的 UNet 模型在处理 SAR 图像时存在一些局限性,主要体现在提取细节信息和上下文信息方面。虽然 UNet 模型采用了编码器-解码器结构以及跳跃连接的设计^[8],这使得模型能够在一定程度上保留输入图像的细节信息,并且有助于解决梯度消失问题,但是对于 SAR 图像这样的复杂数据,传统的 UNet 模型并不总能够达到理想的效果。具体而言,传统的 UNet 模型在处理 SAR 图像时可能会受到图像复杂性和噪声等因素的影响,导致在提取细微结构、边缘和纹理等细节信息方面表现不佳。由于 SAR 图像通常具有较低的分辨率和较高的噪声水平,传统 UNet 模型可能无法有效地捕获和保留这些重要的细节特征。此外,传统 UNet 模型对图像中的上下文信息提取也可能不够充分,因此在分割任务中可能无法充分利用图像的全局信息,导致分割结果的准确性不够高。

为了解决这些问题,本文提出了一种编码解码结构模型 USANet,旨在更好地适应 SAR 图像的特殊性质,提高图像分割任务的性能和准确性。首先,模型引入了空间注意力机制,在编码端和解码端的每一层分别加入了空间注意力机制,如图 1 所示,使得在编码器和解码器中动态调整不同特征图位置的重要性,以增强模型对关键图像区域的关注能力。这种机制使得模型能够更有效地捕获图像中的重要细节和特征,从而提升了分割结果的精确度。注意力机制的引入使得模型能够更好地理解图像,有效地捕获图像中的关键信息,为后续的分割过程提供了更有针对性的特征表示。空间注意力机制的作用在于增强模型对输入数据中不同空间位置的关注程度,通过调节不同空间位置的特征权重,帮助模型集中注意力在关键区域,从而增强模型对重要特征的表示,减少冗余信息的影响,提高模型的泛化能力,并适应处理不同尺度数据的需求。通过在 UNet 模型中嵌入空间注意力机制,可以有效地增强模型对洪水 SAR 图像中的关键特征的感知能力,进一步提高分割的精确度和准确性。

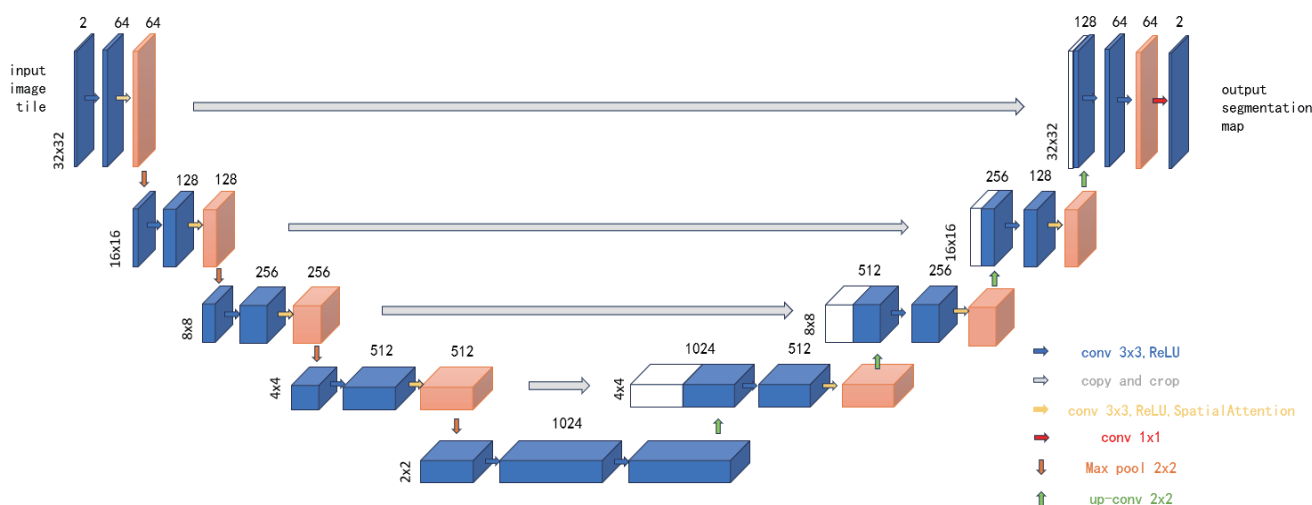


图1 USANet结构示意图

综上所述,改进的UNet模型结合了更深层次的网络结构和注意力机制的设计,旨在弥补传统UNet模型在处理洪水SAR图像中的不足,并提高模型的性能和适用性。

4 实验设计与方法

在本研究中,采取了一系列实验设计和方法,以评估改进的USANet模型在洪水SAR图像分割任务中的性能。以下是实验设计和方法的详细描述。

(1) 数据预处理和增强:在实验中,采用了一系列数据预处理技术,以提高模型的性能和稳定性。首先,对原始图像进行了归一化处理,使用了均值归一化的方法,将图像的像素值减去均值并除以标准差,使得每个像素的数值分布更加集中且具有相似的尺度。其次,对图像进行了裁剪和缩放操作,以适应模型的输入尺寸要求。在训练阶段,将图像随机裁剪为指定大小的区域,并进行随机水平翻转、随机旋转等数据增强操作,以增加数据的多样性和模型的泛化能力。在验证阶段,将图像按照指定大小进行中心裁剪或缩放,以保持图像的完整性和准确性。此外,为了进一步增强模型的鲁棒性,还引入了模糊操作,以模拟真实环境中图像的模糊效果。模糊操作有助于减少图像中的噪声和细节,提高模型对图像整体特征的感知能力。通过这些处理,能够为模型提供更加丰富和多样的训练数据,从而提高模型在洪水SAR图像分割任务中的性能和泛化能力。

(2) 实验设置:将实验分为对比实验组和改进后的UNet模型实验组。对比实验组使用传统UNet模型进行洪水SAR图像分割,而改进UNet模型实验组使用引入空间注意力机制的USANet模型。将两组实验在相同的数据集上进行

训练和测试,并采用相同的超参数设置,以确保实验结果的公平性和可比性。

(3) 评估指标:采用了一系列评估指标来全面评估模型的性能,包括Pixel Accuracy(像素级精度)、mean intersection over union(mIoU,平均交并比)、class intersection over union(类别交并比)。像素精确度衡量了模型在整个图像上预测正确的像素比例。mIoU是衡量语义分割任务中模型性能的一种指标,它是预测像素标签和真实像素标签的交集面积与它们的并集面积的比值,即:

$$mIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (1)$$

式中: p_{ij} 表示真实值为 i ,被预测为 j 的数量, $k+1$ 是类别个数(包含空类)。mIoU表示模型在所有像素上的平均像素级别准确度,它的取值范围在 $[0,1]$ 之间,值越高,表示模型的性能越好。

类别交并比是mIoU的拆分版本,它将每个类别的交并比独立计算,这个指标可以更清楚地显示模型在每个类别上的分割表现。

(4) 训练和测试过程:将数据集划分为训练集和测试集,其中训练集用于模型的训练和参数优化,而测试集用于评估模型的泛化能力和性能。采用交叉验证或保持验证的方法来确保实验结果的稳健性和可靠性。在训练过程中,使用随机梯度下降SGD优化器, $l_r=0.001$,momentum=0.9;学习率调度函数poly,并监控模型的损失函数变化,以确保模型的收敛和性能提升。

通过以上实验设计和方法,能够全面评估USANet模型在洪水SAR图像分割任务中的性能,为洪水监测提供更准确和可靠的技术支持。

5 实验结果与分析

实验结果如表 1 所示，改进后的 UNet 模型在洪水 SAR 图像分割任务中相较于传统 UNet 取得了显著的性能提升。定量评估结果显示，改进模型在像素级精度、平均交并比和类别交并比等评价指标上均明显优于传统 UNet 模型。具体而言，改进后的 UNet 模型在对洪水区域的准确检测和分割方面表现出更高的精度和更低的误差率，这表明引入注意力机制的改进确实有效地增强了模型对洪水特征的感知能力。改进模型能够更准确地捕捉图像中的洪水区域，并且更好地保留了细微的纹理和边缘信息，与传统 UNet 相比，改进模型的分割结果更加清晰和准确。这表明注意力机制的引入有助于模型更好地关注洪水区域的重要特征，从而提高分割的精确度和准确性。

此外，还对改进模型在不同洪水场景下的适用性和稳健性进行了探讨。实验结果表明，改进后的 UNet 模型在不同洪水场景下均能取得良好的分割效果，且具有较强的泛化能力和稳健性。无论是在洪水覆盖范围较大的情况下，还是在洪水边界不明显的情况下，改进模型均能准确地识别和分割洪水区域，证明了其在洪水监测中的实用性和可靠性。

综上所述，USANet 模型通过引入注意力机制，有效提高了模型在洪水 SAR 图像分割任务中的性能和准确度，为洪水监测和应对洪水灾害提供了更可靠和有效的技术支持。

表 1 实验结果

模型	Pixel_Accuracy	mIoU	class IoU	
			0（背景）	1（水体）
UNet	0.951	0.880	0.952	0.815
USANet	0.965	0.898	0.957	0.839

6 总结与展望

本文主要围绕洪水灾害监测中的关键问题展开讨论，针对气候变化加剧和城市化进程带来的洪水风险，提出了利用合成孔径雷达（SAR）技术进行洪水监测，并通过改进 UNet 模型引入空间注意力机制 USANet 模型，提高洪水 SAR 图像分割任务的性能和准确性。通过一系列实验和评估，证明了改进后的 USANet 模型在洪水 SAR 图像分割任务中取得了显著的性能提升，并且具有较强的泛化能力和稳健性。

未来，除了 SAR 数据外，还可以考虑将光学遥感数据、地理信息数据等多源数据进行融合，以提高洪水监测的全面性和准确性。可以进一步探索和优化改进 UNet 模型的结构设计，比如引入通道注意力机制或者跨尺度特征融合技术，

进一步提高模型的性能和适用性。最后，可结合 USANet 模型，构建基于洪水 SAR 图像的实时监测与预警系统，为应对突发洪水灾害提供更及时有效的技术支持。

参考文献：

[1] 高寒新,陈波,孙洪泉,等.SAR 卫星影像洪水检测研究进展及展望[J].地球信息科学学报,2023,25(10):1933-1953.

[2] 柯佳颖,梁允,狄立,等.基于 SAR 影像洪水淹没频率的城市洪涝风险评估方法[J/OL].水利水电技术(中英文):1-15[2024-02-22].http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1746.tv.20240311.1914.002.html.

[3] 季利鹏,孙志远,朱大奇.基于 U-Net 网络结构的 SAR 图像去噪算法研究[J/OL].微电子学与计算机:1-10[2024-02-24].http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1123.TN.20240205.1006.002.html.

[4]RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T.U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical image computing and computer-assisted intervention--MICCAI 2015,Part III.Cham:Springer, 2015: 234-241.

[5] 刘小波,刘鹏,蔡之华,等.基于深度学习的光学遥感图像目标检测研究进展[J].自动化学报,2021,47(9):2078-2089.

[6]TORRES R, NAVAS-TRAVER I, BIBBY D, et al. Sentinel-1 SAR system and mission[C]//2017 IEEE Radar Conference, [Volume 3 of 3]. Piscataway,N.J: IEEE, 2017: 1582-1585.

[7]WOO S, PARK J, LEE J Y, et al.Cbam: convolutional block attention module[C]//Computer vision-ECCV 2018,p.VII. Berlin: Springer, 2018:3-19.

[8]BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R.Segnet:a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[C]//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. New York:The Institute, 2017:2481-2495.

【作者简介】

鲁王泽（2001—），男，安徽铜陵人，硕士研究生，研究方向：灾害信息处理技术。

（收稿日期：2024-03-19）